

Ευφυείς μέθοδοι διάγνωσης καρδιαγγειακών παθήσεων

Μάρκος Τσίπουρας

ΔΙΔΑΚΤΟΡΙΚΗ ΔΙΑΤΡΙΒΗ



Ιωάννινα, Ιούνιος 2008



ΤΜΗΜΑ ΠΛΗΡΟΦΟΡΙΚΗΣ
ΠΑΝΕΠΙΣΤΗΜΙΟ ΙΩΑΝΝΙΝΩΝ

DEPARTMENT OF COMPUTER SCIENCE
UNIVERSITY OF IOANNINA

ΕΥΦΥΕΙΣ ΜΕΘΟΔΟΙ ΔΙΑΓΝΩΣΗΣ ΚΑΡΔΙΑΓΓΕΙΑΚΩΝ ΠΑΘΗΣΕΩΝ

Η
ΔΙΔΑΚΤΟΡΙΚΗ ΔΙΑΤΡΙΒΗ

Υποβάλλεται στην

ορισθείσα από την Γενική Συνέλευση Ειδικής Σύνθεσης
του Τμήματος Πληροφορικής
Εξεταστική Επιτροπή

από τον

Μάρκο Τσίπουρα

ως μέρος των Υποχρεώσεων

για τη λήψη

του

ΔΙΔΑΚΤΟΡΙΚΟΥ ΔΙΠΛΩΜΑΤΟΣ

Μάιος 2008

στην Αναστασία



ΥΠΟΥΡΓΕΙΟ ΕΘΝΙΚΗΣ ΠΑΙΔΕΙΑΣ ΚΑΙ ΘΡΗΣΚΕΥΜΑΤΩΝ
ΕΙΔΙΚΗ ΥΠΗΡΕΣΙΑ ΔΙΑΧΕΙΡΙΣΗΣ ΕΠΕΔΕΚ
ΕΥΡΩΠΑΪΚΗ ΕΝΩΣΗ
ΣΥΓΧΡΗΜΑΤΟΔΟΤΗΣΗ
ΕΥΡΩΠΑΪΚΟ ΚΟΙΝΩΝΙΚΟ ΤΑΜΕΙΟ



Η ΠΑΙΔΕΙΑ ΣΤΗΝ ΚΟΡΥΦΗ
Επιχειρησιακό Πρόγραμμα
Εκπαίδευσης και Αρχικής
Επαγγελματικής Κατάρτισης

Η παρούσα διδακτορική διατριβή αποτελεί υποέργο του προγράμματος "ΗΡΑΚΛΕΙΤΟΣ: Υποτροφίες έρευνας με προτεραιότητα στην βασική έρευνα".

Το πρόγραμμα "ΗΡΑΚΛΕΙΤΟΣ" συγχρηματοδοτείται από το Ευρωπαϊκό Κοινωνικό Ταμείο (75%) και από εθνικούς πόρους (25%).

ΠΡΟΛΟΓΟΣ

Η παρούσα διδακτορική διατριβή εργασία αποτελεί μία προσπάθεια προσέγγισης της αυτόματης διάγνωσης των καρδιαγγειακών παθήσεων με χρήση τεχνητής νοημοσύνης και ευφών υπολογιστικών συστημάτων. Η διατριβή πραγματοποιήθηκε στην Μονάδα Ιατρικής Τεχνολογίας και Ευφών Πληροφοριακών Συστημάτων υπό την επίβλεψη του αναπληρωτή καθηγητή κ. Δημήτριου Φωτιάδη, τον οποίο θα ήθελα να ευχαριστήσω θερμά τόσο για την βοήθεια και την καθοδήγησή του σε σχέση με την εκπόνηση της διατριβής όσο και για την στήριξή του όλα τα χρόνια της συνεργασίας μας. Επιπλέον, θα ήθελα να τον ευχαριστήσω για την χρηματοδότηση που μου εξασφάλισε σε όλη την διάρκεια των μεταπτυχιακών σπουδών μου, η οποία πέρα όλων των άλλων, μου επέτρεψε να έχω συνεχή ερευνητική παρουσία σε διεθνή συνέδρια που σχετίζονται με το αντικείμενο της διατριβής μου. Θα ήθελα ακόμα να ευχαριστήσω τα μέλη της συμβουλευτικής επιτροπής, τον αναπληρωτή καθηγητή κ. Αριστείδη Λύκα για τις συμβουλές του σε θέματα τεχνητής νοημοσύνης και τον καθηγητή κ. Δημήτριο Σιδερά για την καθοδήγησή του ως προς το ιατρικό κομμάτι αυτής της έρευνας, καθώς και τον καθηγητή κ. Ισαάκ Λαγαρή, για τις υποδείξεις του σε σχέση με θέματα βελτιστοποίησης.

Η συμβολή των μελών του εργαστηρίου, περισσότερο ή λιγότερο, ήταν σημαντική για την ολοκλήρωση αυτής της διατριβής και θα ήθελα να τους ευχαριστήσω όλους γι' αυτό. Ιδιαίτερα, θα ήθελα να αναφερθώ στους φίλους και συνάδελφους, υποψήφιους διδάκτορες Θεμιστοκλή Έξαρχο, Ευάγγελο Καρβούνη και Αλέξανδρο Τζάλλα, καθώς και στον επίκουρο καθηγητή Κωνσταντίνο Παπαλουκά, με τους οποίους, πέρα από την συνύπαρξη στον ίδιο χώρο, μου δόθηκε η ευκαιρία να συνεργαστώ και σε επιστημονικό επίπεδο. Σε σχέση με το ιατρικό τμήμα της διατριβής, επιπλέον θα ήθελα να ευχαριστήσω την λέκτορα κα. Κατερίνα Νάκα και τον καθηγητή κ. Λάμπρο Μιχάλη, καθώς και τους υποψήφιους διδάκτορες Άννα Κοτσιά και Κώστα Βακάλη για την συμβολή τους.

Θα ήθελα να ευχαριστήσω την οικογένειά μου για την στήριξη και την αγάπη που μου δείχνουν καθώς και τον φίλο και πλέον κουμπάρο μου, υποψήφιο διδάκτορα Κωνσταντίνο Βόγκλη, με τον οποίο βαδίσαμε μαζί τόσο επιστημονικά όσο και προσωπικά όλα αυτά τα χρόνια. Κλείνοντας, θα ήθελα να αναφερθώ στην σύζυγό μου Αναστασία που ήταν και παραμένει η «χαρούμενη σκέψη» μου, και γι' αυτό της αφιερώνω αυτή την εργασία.

ΠΕΡΙΕΧΟΜΕΝΑ

	Σελ.
ΠΡΟΛΟΓΟΣ	i
ΠΕΡΙΕΧΟΜΕΝΑ	iii
ΕΥΡΕΤΗΡΙΟ ΠΙΝΑΚΩΝ	vii
ΕΥΡΕΤΗΡΙΟ ΣΧΗΜΑΤΩΝ	xi
ΕΠΕΞΗΓΗΣΕΙΣ ΣΥΜΒΟΛΙΣΜΩΝ	xiii
ΠΕΡΙΛΗΨΗ	xv
EXTENDED ABSTRACT IN ENGLISH	xvii
ΚΕΦΑΛΑΙΟ 1: ΕΙΣΑΓΩΓΗ	1
1.1. Στόχοι της διατριβής	1
1.2. Δομή της διατριβής	3
ΚΕΦΑΛΑΙΟ 2: ΕΙΣΑΓΩΓΙΚΕΣ ΕΝΝΟΙΕΣ	5
2.1. Τεχνητή νοημοσύνη	5
2.1.1. Έμπειρα συστήματα	8
2.1.2. Μάθηση βασισμένη στις παρατηρήσεις	8
2.1.3. Στατιστικές μέθοδοι	10
2.1.4. Τεχνητά νευρωνικά δίκτυα	11
2.1.5. Μηχανές διανυσμάτων υποστήριξης	12
2.1.6. Δέντρα απόφασης	14
2.2. Σαφής και ασαφής λογική	20
2.2.1. Δυαδική (σαφής) λογική	21
2.2.2. Ασαφής λογική	25
2.3. Μέθοδοι αυτόματης παραγωγής ασαφών μοντέλων	32
2.3.1. Ασαφή μοντέλα που προέρχονται από δέντρα απόφασης	33
2.4. Χρήση βαρών σε ασαφή μοντέλα	39

ΚΕΦΑΛΑΙΟ 3: ΕΥΦΥΗ ΣΥΣΤΗΜΑΤΑ ΔΙΑΓΝΩΣΗΣ ΚΑΙ ΠΕΔΙΑ ΕΦΑΡΜΟΓΩΝ	41
3.1. Καρδιαγγειακές παθήσεις	41
3.1.1. Καρδιακός ρυθμός	42
3.1.2. Στεφανιαία νόσος	45
3.1.3. Το ηλεκτροκαρδιογράφημα	46
3.1.4. Διάγνωση της στεφανιαίας νόσου	46
3.2. Ταξινόμηση αρρυθμικών παλμών	48
3.2.1. Βάση δεδομένων	60
3.3. Ταξινόμηση ισχαιμικών παλμών	61
3.3.1. Βάση δεδομένων	71
3.4. Διάγνωση στεφανιαίας νόσου	72
3.4.1. Βάση δεδομένων	80
3.5. Προβλήματα ταξινόμησης	83
ΚΕΦΑΛΑΙΟ 4: ΜΕΘΟΔΟΛΟΓΙΑ	85
4.1. Γενικά	85
4.2. Στάδιο 1: Δημιουργία συνόλου κανόνων (σαφές μοντέλο)	87
4.3. Στάδιο 2: Ασαφοποίηση κανόνων (ασαφές μοντέλο)	91
4.3.1. Χρήση παραμετρικών T_{norm} και S_{norm}	93
4.3.2. Χρήση βαρών σε ασαφή μοντέλα	95
4.4. Στάδιο 3: Βελτιστοποίηση	97
4.5. Παράδειγμα εφαρμογής της μεθοδολογίας	99
4.5.1. Παράδειγμα γνωσιακής ασαφούς προσέγγισης	99
4.5.2. Παράδειγμα οδηγούμενης-από-τα-δεδομένα ασαφούς προσέγγισης	104
4.6. Παρατηρήσεις	111
4.7. Εφαρμογές	114
ΚΕΦΑΛΑΙΟ 5: ΓΝΩΣΙΑΚΗ ΣΑΦΗΣ ΠΡΟΣΕΓΓΙΣΗ	117
5.1. Ταξινόμηση αρρυθμικών καρδιακών παλμών	117
5.1.1. Εξαγωγή του σήματος RR	118
5.1.2. Σαφές γνωσιακό μοντέλο ταξινόμησης καρδιακών παλμών	119
5.2. Ανίχνευση και ταξινόμηση καρδιακών αρρυθμικών επεισοδίων	124
5.3. Δεδομένα	130
5.3.1. Δεδομένα αξιολόγησης ταξινόμησης παλμών	130
5.3.2. Δεδομένα αξιολόγησης ανίχνευσης και ταξινόμησης επεισοδίων	133
5.4. Αποτελέσματα αξιολόγησης	134
5.4.1. Αποτελέσματα αξιολόγησης ταξινόμησης παλμών	134
5.4.2. Αποτελέσματα αξιολόγησης ανίχνευσης και ταξινόμησης επεισοδίων	137
5.5. Σχολιασμός και συμπεράσματα	143

ΚΕΦΑΛΑΙΟ 6: ΓΝΩΣΙΑΚΗ ΑΣΑΦΗΣ ΠΡΟΣΕΓΓΙΣΗ	147
6.1. Η γνωσιακή ασαφή προσέγγιση	147
6.2. Ταξινόμηση αρρυθμικών καρδιακών παλμών	149
6.2.1. Ιατρικά δεδομένα	149
6.2.2. Ιατρικοί κανόνες	150
6.2.3. Σαφές μοντέλο	152
6.2.4. Ασαφές μοντέλο	156
6.2.5. Βελτιστοποίηση	161
6.2.6. Αξιολόγηση και αποτελέσματα	162
6.2.7. Σχολιασμός των αποτελεσμάτων και συμπεράσματα	169
6.2.8. Υπολογισμός κλειστών τύπων εισόδου-εξόδου	172
6.3. Ταξινόμηση ισχαιμικών καρδιακών παλμών	174
6.3.1. Ιατρικά δεδομένα	175
6.3.2. Ιατρικοί κανόνες	176
6.3.3. Σαφές μοντέλο	178
6.3.4. Ασαφές μοντέλο	180
6.3.5. Βελτιστοποίηση	183
6.3.6. Αξιολόγηση και αποτελέσματα	184
6.3.7. Σχολιασμός των αποτελεσμάτων και συμπεράσματα	187
6.3.8. Υπολογισμός κλειστών τύπων εισόδου-εξόδου	190
ΚΕΦΑΛΑΙΟ 7: ΟΔΗΓΟΥΜΕΝΗ-ΑΠΟ-ΤΑ-ΔΕΔΟΜΕΝΑ ΑΣΑΦΗΣ ΠΡΟΣΕΓΓΙΣΗ	191
7.1. Η οδηγούμενη-από-τα-δεδομένα ασαφής προσέγγιση	191
7.2. Ταξινόμηση αρρυθμικών καρδιακών παλμών	192
7.2.1. Ιατρικά δεδομένα	192
7.2.2. Εξόρυξη δεδομένων	193
7.2.3. Σαφές μοντέλο	194
7.2.4. Ασαφές μοντέλο	200
7.2.5. Βελτιστοποίηση	203
7.2.6. Αξιολόγηση και αποτελέσματα	204
7.2.7. Σχολιασμός των αποτελεσμάτων και συμπεράσματα	205
7.3. Ταξινόμηση ισχαιμικών καρδιακών παλμών	207
7.3.1. Ιατρικά δεδομένα	207
7.3.2. Εξόρυξη δεδομένων	207
7.3.3. Σαφές μοντέλο	210
7.3.4. Ασαφές μοντέλο και βελτιστοποίηση	210
7.3.5. Αξιολόγηση και αποτελέσματα	211
7.3.6. Σχολιασμός των αποτελεσμάτων και συμπεράσματα	211
7.4. Διάγνωση στεφανιαίας νόσου	212
7.4.1. Ιατρικά δεδομένα	212
7.4.2. Εξόρυξη δεδομένων	214
7.4.3. Σαφές μοντέλο	214
7.4.4. Ασαφές μοντέλο και βελτιστοποίηση	214
7.4.5. Αξιολόγηση και αποτελέσματα	215
7.4.6. Σχολιασμός των αποτελεσμάτων και συμπεράσματα	217
7.5. Προβλήματα ταξινόμησης	219
7.5.1. Δεδομένα	219
7.5.2. Εξόρυξη Δεδομένων	219

7.5.3. Σαφές μοντέλο	219
7.5.4. Ασαφές μοντέλο	219
7.5.5. Βελτιστοποίηση	221
7.5.6. Αξιολόγηση και αποτελέσματα	223
7.5.7. Σχολιασμός των αποτελεσμάτων και συμπεράσματα	226
ΚΕΦΑΛΑΙΟ 8: ΣΥΜΠΕΡΑΣΜΑΤΑ	231
8.1. Συμπεράσματα σε σχέση με την μεθοδολογία	231
8.2. Αυτόματη διάγνωση αρρυθμίας	233
8.3. Αυτόματη διάγνωση ισχαιμίας	236
8.4. Αυτόματη διάγνωση στεφανιαίας νόσου	237
8.5. Άλλα προβλήματα	239
8.6. Μελλοντική εργασία	241
ΒΙΒΛΙΟΓΡΑΦΙΑ	243
ΔΗΜΟΣΙΕΥΣΕΙΣ ΣΥΓΓΡΑΦΕΑ	259
Δημοσιεύσεις σε διεθνή περιοδικά	259
Κεφάλαια σε βιβλία	260
Δημοσιεύσεις σε διεθνή συνέδρια	260
ΣΥΝΤΟΜΟ ΒΙΟΓΡΑΦΙΚΟ	265

ΕΥΡΕΤΗΡΙΟ ΠΙΝΑΚΩΝ

	Σελ.
Πίνακας 3.1 Μη-επεμβατικές τεχνικές διάγνωσης στεφανιαίας νόσου.	47
Πίνακας 3.2 Χαρακτηρισμοί παλμών για την MITADB.	61
Πίνακας 3.3 Χαρακτηριστικά που περιλαμβάνονται στην βάση δεδομένων για την διάγνωση της στεφανιαίας νόσου	82
Πίνακας 3.4 Προβλήματα ταξινόμησης	84
Πίνακας 5.1 Σύνολο δεδομένων 1 (Σ1) που χρησιμοποιείται στην αξιολόγηση του γνωσιακού σαφούς μοντέλου για την ταξινόμηση καρδιακών παλμών.	131
Πίνακας 5.2 Σύνολο δεδομένων 2 (Σ2) που χρησιμοποιείται στην αξιολόγηση του γνωσιακού σαφούς μοντέλου για την ταξινόμηση καρδιακών παλμών.	132
Πίνακας 5.3 Κατανομή παλμών ανά σειρά ΗΚΓ καταγραφών (100 και 200) και συνολικά, για κάθε σύνολο δεδομένων (Σ1 και Σ2).	132
Πίνακας 5.4 Κατανομή παλμών για κάθε σειρά ΗΚΓ καταγραφών.	134
Πίνακας 5.5 Πίνακες σύγχυσης ταξινόμησης του γνωσιακού σαφούς μοντέλου ταξινόμησης καρδιακών παλμών, ανά σειρά ΗΚΓ καταγραφών (100 και 200) και συνολικά, για κάθε σύνολο δεδομένων (Σ1 και Σ2).	135
Πίνακας 5.6 Αποτελέσματα ευαισθησίας (%), ειδικότητας (%) και ΑΘΠ (%) του γνωσιακού σαφούς μοντέλου ταξινόμησης καρδιακών παλμών, για κάθε κατηγορία παλμού ανά σειρά ΗΚΓ καταγραφών (100 και 200) και συνολικά, για κάθε σύνολο δεδομένων (Σ1 και Σ2), καθώς και ακρίβειας (%) ανά σειρά ΗΚΓ καταγραφών (100 και 200) και συνολικά, για κάθε σύνολο δεδομένων (Σ1 και Σ2).	137
Πίνακας 5.7 Ταξινόμηση ανά κατηγορία επεισοδίου του ντετερμινιστικού γνωσιακού αυτόματου ανίχνευσης και ταξινόμησης καρδιακών επεισοδίων χρησιμοποιώντας ως είσοδο την ακολουθία ταξινόμησης των παλμών όπως αυτή προκύπτει από την βάση δεδομένων.	138
Πίνακας 5.8 Αποτελέσματα ευαισθησίας (%), ειδικότητας (%) και ΑΘΠ (%) του ντετερμινιστικού γνωσιακού αυτόματου ανίχνευσης και ταξινόμησης καρδιακών επεισοδίων χρησιμοποιώντας ως είσοδο την ακολουθία ταξινόμησης των παλμών όπως αυτή προκύπτει απευθείας από την βάση δεδομένων.	139
Πίνακας 5.9 Ταξινόμηση ανά κατηγορία επεισοδίου, του ντετερμινιστικού γνωσιακού αυτόματου ανίχνευσης και ταξινόμησης καρδιακών επεισοδίων χρησιμοποιώντας ως είσοδο την ακολουθία ταξινόμησης των παλμών του συνόλου δεδομένων Σ1 όπως αυτή προκύπτει από το σαφές γνωσιακό μοντέλο ταξινόμησης καρδιακών παλμών.	140
Πίνακας 5.10 Ταξινόμηση ανά κατηγορία επεισοδίου του ντετερμινιστικού γνωσιακού αυτόματου ανίχνευσης και ταξινόμησης καρδιακών επεισοδίων χρησιμοποιώντας ως είσοδο την ακολουθία ταξινόμησης των παλμών του συνόλου δεδομένων Σ2 όπως αυτή προκύπτει από το σαφές γνωσιακό μοντέλο ταξινόμησης καρδιακών παλμών.	141
Πίνακας 5.11 Αποτελέσματα ευαισθησίας (%), ειδικότητας (%) και ΑΘΠ (%) του ντετερμινιστικού γνωσιακού αυτόματου ανίχνευσης και ταξινόμησης καρδιακών	

επεισοδίων χρησιμοποιώντας ως είσοδο την ακολουθία ταξινόμησης των παλμών του συνόλου δεδομένων Σ1 όπως αυτή προκύπτει από το σαφές γνωστικό μοντέλο ταξινόμησης καρδιακών παλμών.	142
Πίνακας 5.12 Αποτελέσματα ευαισθησίας (%), ειδικότητας (%) και ΑΘΠ (%) του ντετερμινιστικού γνωστικού αυτόματου ανίχνευσης και ταξινόμησης καρδιακών επεισοδίων χρησιμοποιώντας ως είσοδο την ακολουθία ταξινόμησης των παλμών του συνόλου δεδομένων Σ2 όπως αυτή προκύπτει από το σαφές γνωστικό μοντέλο ταξινόμησης καρδιακών παλμών.	143
Πίνακας 6.1 Ασαφείς συναρτήσεις συμμετοχής (αύξουσα και φθίνουσα) και παράμετροι που χρησιμοποιούνται σε κάθε περίπτωση.	149
Πίνακας 6.2 Αριθμός προτύπων στα σύνολα δεδομένων εκπαίδευσης (D_{train}^{arh}) και αξιολόγησης (D_{test}^{arh}) για το ασαφές γνωστικό μοντέλο ταξινόμησης αρρυθμικών καρδιακών παλμών.	161
Πίνακας 6.3 Αποτελέσματα ευαισθησίας (%), ειδικότητας (%) και ΑΘΠ (%) του γνωστικού σαφούς μοντέλου ταξινόμησης αρρυθμικών καρδιακών παλμών για κάθε κατηγορία παλμού.	162
Πίνακας 6.4 Αποτελέσματα ευαισθησίας (%), ειδικότητας (%) και ΑΘΠ (%) του γνωστικού ασαφούς μοντέλου ταξινόμησης αρρυθμικών καρδιακών παλμών για κάθε κατηγορία παλμού για τη γραμμική ασαφή συνάρτηση συμμετοχής με όλους τους ορισμούς των T_{norm} και S_{norm} και με χρήση και των δύο αντικειμενικών συναρτήσεων (cme και mse).	163
Πίνακας 6.5 Αποτελέσματα ευαισθησίας (%), ειδικότητας (%) και ΑΘΠ (%) του γνωστικού ασαφούς μοντέλου ταξινόμησης αρρυθμικών καρδιακών παλμών για κάθε κατηγορία παλμού για τη σιγμοειδή ασαφή συνάρτηση συμμετοχής με όλους τους ορισμούς των T_{norm} και S_{norm} και με χρήση και των δύο αντικειμενικών συναρτήσεων (cme και mse).	164
Πίνακας 6.6 Αποτελέσματα ευαισθησίας (%), ειδικότητας (%) και ΑΘΠ (%) του γνωστικού ασαφούς μοντέλου ταξινόμησης αρρυθμικών καρδιακών παλμών για κάθε κατηγορία παλμού για την ασαφή συνάρτηση συμμετοχής αθροίσματος σιγμοειδούς και της παραγώγου της, με όλους τους ορισμούς των T_{norm} και S_{norm} και με χρήση και των δύο αντικειμενικών συναρτήσεων (cme και mse).	165
Πίνακας 6.7 Αποτελέσματα ευαισθησίας (%), ειδικότητας (%) και ΑΘΠ (%) του γνωστικού ασαφούς μοντέλου ταξινόμησης αρρυθμικών καρδιακών παλμών για κάθε κατηγορία παλμού για τη νευρωνική ασαφή συνάρτηση συμμετοχής, με όλους τους ορισμούς των T_{norm} και S_{norm} και με χρήση και των δύο αντικειμενικών συναρτήσεων (cme και mse).	166
Πίνακας 6.8 Αποτελέσματα ευαισθησίας (%), ειδικότητας (%) και ΑΘΠ (%) του γνωστικού ασαφούς μοντέλου ταξινόμησης αρρυθμικών καρδιακών παλμών για κάθε κατηγορία παλμού για την ασαφή συνάρτηση συμμετοχής αθροίσματος σιγμοειδών, με όλους τους ορισμούς των T_{norm} και S_{norm} και με χρήση και των δύο αντικειμενικών συναρτήσεων (cme και mse).	167
Πίνακας 6.9 Ακρίβεια ταξινόμησης (%) και αριθμός παραμέτρων του γνωστικού σαφούς μοντέλου και όλων των γνωστικών ασαφών μοντέλων ταξινόμησης αρρυθμικών καρδιακών παλμών.	168

Πίνακας 6.10 Αριθμός παλμών και χαρακτηρισμός κάθε κατηγορίας στο σύνολο δεδομένων για το πρόβλημα της αυτόματης ταξινόμησης ισχαιμικών καρδιακών παλμών.	176
Πίνακας 6.11 Αριθμός προτύπων στα σύνολα δεδομένων εκπαίδευσης (D_{train}^{isch}) και αξιολόγησης (D_{test}^{isch}) για το ασαφές γνωσιακό μοντέλο ταξινόμησης ισχαιμικών καρδιακών παλμών.	184
Πίνακας 6.12 Αποτελέσματα ευαισθησίας (%), ειδικότητας (%) και ΑΘΠ (%) του γνωσιακού ασαφούς μοντέλου ταξινόμησης ισχαιμικών καρδιακών παλμών για όλες τις ασαφείς συναρτήσεις συμμετοχής, με όλους τους ορισμούς των T_{norm} και S_{norm} και χρήση των δύο αντικειμενικών συναρτήσεων (cme και mse).	185
Πίνακας 6.13 Ακρίβεια ταξινόμησης (%) και αριθμός παραμέτρων του γνωσιακού σαφούς μοντέλου και όλων των γνωσιακών ασαφών μοντέλων ταξινόμησης ισχαιμικών καρδιακών παλμών.	186
Πίνακας 7.1 Αριθμός προτύπων στα D_{train}^{arh} και D_{test}^{arh} .	193
Πίνακας 7.2 Πίνακας σύγχυσης ταξινόμησης (κανονικοποιημένος) για τα οδηγούμενα-από-τα-δεδομένα σαφές και ασαφές μοντέλα ταξινόμησης αρρυθμικών καρδιακών παλμών.	204
Πίνακας 7.3 Αποτελέσματα ευαισθησίας (%) και ειδικότητας (%) για τα οδηγούμενα-από-τα-δεδομένα σαφές και ασαφές μοντέλα ταξινόμησης αρρυθμικών καρδιακών παλμών, για κάθε κατηγορία παλμού, καθώς και ακρίβειας (%) για κάθε μοντέλο.	205
Πίνακας 7.4 Αριθμός προτύπων στα D_{train}^{isch} και D_{test}^{isch} .	207
Πίνακας 7.5 Πίνακας σύγχυσης ταξινόμησης (κανονικοποιημένοι) για τα οδηγούμενα από-τα-δεδομένα σαφές και ασαφές μοντέλα ταξινόμησης ισχαιμικών παλμών.	211
Πίνακας 7.6 Αποτελέσματα ευαισθησίας (%) και ειδικότητας (%) για τα οδηγούμενα-από-τα-δεδομένα σαφές και ασαφές μοντέλα ταξινόμησης ισχαιμικών παλμών, για κάθε κατηγορία παλμού, καθώς και ακρίβειας (%) για κάθε μοντέλο.	211
Πίνακας 7.7 Αριθμός προτύπων και χαρακτηρισμός κάθε κατηγορίας στο σύνολο δεδομένων για το πρόβλημα της αυτόματης διάγνωσης της στεφανιαίας νόσου.	213
Πίνακας 7.8 Αριθμός προτύπων στα $D_{train,\lambda}^{cad}$ και $D_{test,\lambda}^{cad}$ (ένα από τα δέκα ζευγάρια).	214
Πίνακας 7.9 Αριθμός κανόνων για κάθε δέντρο απόφασης.	214
Πίνακας 7.10 Αποτελέσματα για το σαφές και το ασαφές μοντέλο διάγνωσης στεφανιαίας νόσου, για καθένα από τα δέκα ζευγάρια συνόλων δεδομένων.	216
Πίνακας 7.11 Αποτελέσματα για το TND και το ANFIS για την διάγνωση στεφανιαίας νόσου, για καθένα από τα δέκα ζευγάρια συνόλων δεδομένων.	217
Πίνακας 7.12 Ακρίβεια ταξινόμησης (%) \pm τυπική απόκλιση, για το σαφές μοντέλο και για το ασαφές μοντέλο (με χρήση των τεσσάρων στρατηγικών βελτιστοποίησης), για όλες τις βάσεις δεδομένων.	224
Πίνακας 7.13 Ακρίβεια ταξινόμησης (%) \pm τυπική απόκλιση, για τους πέντε ταξινομητές (3 κοντινότεροι γείτονες, αφελής Bayes, MLP, RBF, SVM), για όλες τις βάσεις δεδομένων.	226
Πίνακας 8.1 Συγκριτικός πίνακας μεθόδων αυτόματης διάγνωσης αρρυθμίας από ΗΚΓ.	233
Πίνακας 8.2 Συγκριτικός πίνακας μεθόδων αυτόματης διάγνωσης ισχαιμίας από ΗΚΓ.	236
Πίνακας 8.3 Συγκριτική μελέτη μεθόδων αυτόματης διάγνωσης στεφανιαίας νόσου.	238
Πίνακας 8.4 Συγκριτική μελέτη τεχνικών με την προτεινομένη μεθοδολογία.	240

ΕΥΡΕΤΗΡΙΟ ΣΧΗΜΑΤΩΝ

	Σελ.
Σχήμα 2.1 Δέντρο απόφασης.	16
Σχήμα 2.2 Σύνολο κανόνων που προκύπτει από το δέντρο απόφασης.	16
Σχήμα 2.3 Περιοχές απόφασης που προκύπτουν από το δέντρο απόφασης.	17
Σχήμα 2.4 Σαφής συνάρτηση συμμετοχής (μονότονη).	24
Σχήμα 2.5 Σαφής συνάρτηση συμμετοχής (μη μονότονη).	24
Σχήμα 2.6 Ασαφής συνάρτηση συμμετοχής (μονότονη).	25
Σχήμα 2.7 Ασαφής συνάρτηση συμμετοχής (μη μονότονη).	26
Σχήμα 2.8 Ασαφές συμπλήρωμα.	27
Σχήμα 2.9 Ασαφές συμπλήρωμα (κλάση Sugeno για διάφορες τιμές μ).	28
Σχήμα 2.10 Ασαφές συμπλήρωμα (κλάση Yager για διάφορες τιμές μ).	28
Σχήμα 2.11 Νόρμα T (ορισμοί Zadeh και δραστικού γινομένου).	29
Σχήμα 2.12 Νόρμα S (ορισμοί Zadeh και δραστικού αθροίσματος).	29
Σχήμα 2.13 Νόρμα T (αλγεβρικό γινόμενο και γινόμενο Einstein).	30
Σχήμα 2.14 Νόρμα T (κλάση Dubois-Prade για διάφορες τιμές κ).	31
Σχήμα 2.15 Νόρμα S (πιθανοτικό H και άθροισμα Einstein).	32
Σχήμα 2.16 Νόρμα S (κλάση Dubois-Prade για διάφορες τιμές ν).	32
Σχήμα 3.1 Αρτηριοσκλήρωση.	45
Σχήμα 3.2 Ηλεκτροκαρδιογραφικά κύματα και διαστήματα.	46
Σχήμα 4.1 Σχηματική αναπαράσταση της μεθοδολογίας για την αυτόματη παραγωγή μηχανισμών λήψης αποφάσεων.	87
Σχήμα 4.2 Πρότυπα εκπαίδευσης και περιοχές απόφασης για: (α) σαφές μοντέλο, (β) ασαφές μοντέλο με αρχικές τιμές παραμέτρων, (γ) ασαφές μοντέλο με βέλτιστες τιμές παραμέτρων. Τα (δ), (ε) και (ζ) παρουσιάζουν μεγεθύνσεις των περιοχών που σημειώνονται σε ορθογώνιο με διακεκομμένη γραμμή στα (α),(β) και (γ), αντίστοιχα.	110
Σχήμα 4.3 Πρότυπα αξιολόγησης και περιοχές απόφασης για: (α) σαφές μοντέλο, (β) ασαφές μοντέλο με αρχικές τιμές παραμέτρων, (γ) ασαφές μοντέλο με βέλτιστες τιμές παραμέτρων. Τα (δ), (ε) και (ζ) παρουσιάζουν μεγεθύνσεις των περιοχών που σημειώνονται σε ορθογώνιο με διακεκομμένη γραμμή στα (α),(β) και (γ), αντίστοιχα.	111
Σχήμα 4.4 Σχηματική αναπαράσταση των σαφών ορίων απόφασης.	112
Σχήμα 4.5 Σχηματική αναπαράσταση των ασαφών ορίων απόφασης.	113
Σχήμα 5.1 Στάδια της μεθόδου για την αυτόματη ταξινόμηση καρδιακών παλμών και αρρυθμικών επεισοδίων.	118
Σχήμα 5.2 Γνωσιακοί κανόνες για την ταξινόμηση των αρρυθμικών παλμών, όπου τ_i είναι η διάγνωση (κατηγορία) του $I^{\text{οστού}}$ παλμού.	122

Σχήμα 5.3 Διάγραμμα ροής του γνωσιακού σαφούς μοντέλου για την ταξινόμηση καρδιακών παλμών, όπου A αληθής, Ψ ψευδής και N είναι ο συνολικός αριθμός των παλμών.	123
Σχήμα 5.4 Γνωσιακό ντετερμινιστικό αυτόματο για την ανίχνευση και ταξινόμηση καρδιακών αρρυθμικών επεισοδίων.	129
Σχήμα 6.1 Γνωσιακοί κανόνες για την ταξινόμηση των αρρυθμικών παλμών.	152
Σχήμα 6.2 Ακρίβεια ταξινόμησης των ασαφών γνωσιακών μοντέλων για την ταξινόμηση αρρυθμικών καρδιακών παλμών, σε σχέση με την επιλογή ασαφούς συνάρτησης συμμετοχής, με χρήση της cme αντικειμενικής συνάρτησης.	170
Σχήμα 6.3 Ακρίβεια ταξινόμησης των ασαφών γνωσιακών μοντέλων για την ταξινόμηση αρρυθμικών καρδιακών παλμών, σε σχέση με την επιλογή ασαφούς συνάρτησης συμμετοχής, με χρήση της mse αντικειμενικής συνάρτησης.	170
Σχήμα 6.4 Ακρίβεια ταξινόμησης των ασαφών γνωσιακών μοντέλων για την ταξινόμηση αρρυθμικών καρδιακών παλμών, σε σχέση με την επιλογή των ορισμών των T_{norm} και S_{norm} , με χρήση της cme αντικειμενικής συνάρτησης.	171
Σχήμα 6.5 Ακρίβεια ταξινόμησης των ασαφών γνωσιακών μοντέλων για την ταξινόμηση αρρυθμικών καρδιακών παλμών, σε σχέση με την επιλογή των ορισμών των T_{norm} και S_{norm} , με χρήση της mse αντικειμενικής συνάρτησης.	171
Σχήμα 6.6 Γνωσιακοί κανόνες για την ταξινόμηση των ισχαιμικών παλμών.	177
Σχήμα 6.7 Γραφική απεικόνιση των γνωσιακών κανόνων για την ταξινόμηση των ισχαιμικών παλμών.	178
Σχήμα 6.8 Ακρίβεια ταξινόμησης των ασαφών γνωσιακών μοντέλων για την ταξινόμηση ισχαιμικών καρδιακών παλμών, σε σχέση με την επιλογή ασαφούς συνάρτησης συμμετοχής, με χρήση της cme αντικειμενικής συνάρτησης.	187
Σχήμα 6.9 Ακρίβεια ταξινόμησης των ασαφών γνωσιακών μοντέλων για την ταξινόμηση ισχαιμικών καρδιακών παλμών, σε σχέση με την επιλογή ασαφούς συνάρτησης συμμετοχής, με χρήση της mse αντικειμενικής συνάρτησης.	188
Σχήμα 6.10 Ακρίβεια ταξινόμησης των ασαφών γνωσιακών μοντέλων για την ταξινόμηση ισχαιμικών καρδιακών παλμών, σε σχέση με την επιλογή των ορισμών των T_{norm} και S_{norm} , με χρήση της cme αντικειμενικής συνάρτησης.	189
Σχήμα 6.11 Ακρίβεια ταξινόμησης των ασαφών γνωσιακών μοντέλων για την ταξινόμηση ισχαιμικών καρδιακών παλμών, σε σχέση με την επιλογή των ορισμών των T_{norm} και S_{norm} , με χρήση της mse αντικειμενικής συνάρτησης.	189
Σχήμα 7.1 Δέντρο απόφασης που παράγεται από τον αλγόριθμο C4.5 (μετά την εφαρμογή της τεχνικής κλαδέματος) για το πρόβλημα της ταξινόμησης αρρυθμικών καρδιακών παλμών.	194
Σχήμα 7.2 Δέντρο απόφασης που παράγεται από τον αλγόριθμο C4.5 για το πρόβλημα της ταξινόμησης ισχαιμικών καρδιακών παλμών.	209
Σχήμα 7.3 Σύγκριση των αποτελεσμάτων μεταξύ των: σαφές μοντέλο, ασαφές μοντέλο, ΤΝΔ και ANFIS.	218
Σχήμα 7.4 Ακρίβεια ταξινόμησης (%) για σαφές μοντέλο – ασαφές μοντέλο με ολική προσέγγιση – ασαφές μοντέλο με υβριδική ¹ προσέγγιση.	228
Σχήμα 7.5 Ακρίβεια ταξινόμησης (%) για σαφές μοντέλο – ασαφές μοντέλο με τοπική προσέγγιση – ασαφές μοντέλο με υβριδική ² προσέγγιση.	229
Σχήμα 7.6 Συγκριτικό γράφημα της μέσης ακρίβειας ταξινόμησης (%) για όλες τις βάσεις δεδομένων, όλων των ταξινομητών.	230

ΕΠΕΞΗΓΗΣΕΙΣ ΣΥΜΒΟΛΙΣΜΩΝ

x	πρότυπο
y	κατηγορία
a	χαρακτηριστικό
n_p	αριθμός προτύπων
n_c	αριθμός κατηγοριών
n_f	αριθμός χαρακτηριστικών
θ^c	παράμετρος σαφούς μοντέλου (τιμή)
r^c	σαφής κανόνας
$Cond^c$	σαφής μηχανισμός απόφασης
g^c	σαφής συνάρτηση συμμετοχής
R^c	σαφής κανόνας κατηγορίας
M^c	σαφές μοντέλο
Θ^c	σύνολο παραμέτρων σαφούς μοντέλου
F^c	συνάρτηση απόφασης
θ^f	παράμετρος ασαφούς μοντέλου (διάνυσμα)
r^f	ασαφής κανόνας
$Cond^f$	ασαφής μηχανισμός απόφασης
g^f	ασαφής συνάρτηση συμμετοχής
R^f	ασαφής κανόνας κατηγορίας
M^f	ασαφές μοντέλο
Θ^f	σύνολο παραμέτρων ασαφούς μοντέλου
F^f	συνάρτηση αποασαφοποίησης

I	πλήθος κανόνων κατηγορίας
J_i	πλήθος κανόνων στον $i^{\text{οστό}}$ κανόνα κατηγορίας
$K_{i,j}$	πλήθος συνθηκών στον $j^{\text{οστό}}$ κανόνα του $i^{\text{οστού}}$ κανόνα κατηγορίας
T_{norm}	ασαφής τομή
S_{norm}	ασαφής ένωση
κ	παράμετρος ασαφούς τομής (αν υπάρχει)
ν	παράμετρος ασαφούς ένωσης (αν υπάρχει)
τ^{loc}	τοπικό βάρος
τ^{gl}	ολικό βάρος
τ^{cl}	βάρος κατηγορίας
K	σύνολο παραμέτρων ασαφών τομών
N	σύνολο παραμέτρων ασαφών ενώσεων
T	σύνολο βαρών
Π	σύνολο παραμέτρων
X	πίνακας σύγχυσης ταξινόμησης
D	σύνολο δεδομένων
D^{train}	σύνολο δεδομένων εκπαίδευσης
D^{test}	σύνολο δεδομένων ελέγχου

ΠΕΡΙΛΗΨΗ

Μάρκος Τσίπουρας του Γεωργίου και της Ιωάννας. PhD, Τμήμα Πληροφορικής, Πανεπιστήμιο Ιωαννίνων, Μάιος, 2008. Ευφυείς μέθοδοι διάγνωσης καρδιαγγειακών παθήσεων. Επιβλέπων καθηγητής: Δημήτριος Ι. Φωτιάδης.

Στην παρούσα διδακτορική διατριβή παρουσιάζεται γενική μεθοδολογία για την αυτόματη παραγωγή ασαφών μοντέλων λήψης απόφασης, η οποία αποτελείται από τρία στάδια. Αρχικά, ορίζεται ένα σύνολο σαφών κανόνων που αποτελεί το σαφές μοντέλο. Οι κανόνες μπορούν να προέρχονται είτε από ειδικούς του τομέα εφαρμογής ή εξάγονται απευθείας από τα δεδομένα με χρήση μεθόδων εξόρυξης δεδομένων. Στην συνέχεια, οι σαφείς κανόνες μετατρέπονται σε ασαφείς, με αποτέλεσμα τον ορισμό ενός ασαφούς μοντέλου. Τέλος, όλες οι τιμές των παραμέτρων που χρησιμοποιούνται στο ασαφές μοντέλο ορίζονται με μια διαδικασία βελτιστοποίησης, με αποτέλεσμα την παραγωγή του τελικού ασαφούς μοντέλου.

Η μεθοδολογία είναι γενική και μπορεί να υλοποιηθεί με πολλούς διαφορετικούς τρόπους. Οι προσεγγίσεις που επιχειρήθηκαν είναι η γνωσιακή σαφής προσέγγιση, που αποτελεί προοίμιο της γενικής μεθοδολογίας καθώς περιλαμβάνει μόνο το πρώτο από τα στάδιά της, η γνωσιακή ασαφής προσέγγιση, στην οποία η αρχική γνώση προέρχεται από ειδικούς του τομέα εφαρμογής και η οδηγούμενη-από-τα-δεδομένα ασαφής προσέγγιση, στην οποία η αρχική γνώση εξάγεται από τα δεδομένα. Σε κάποιες από αυτές χρησιμοποιήθηκαν βάρη στο τελικό ασαφές μοντέλο.

Η μεθοδολογία εφαρμόστηκε σε προβλήματα αυτόματης διάγνωσης καρδιαγγειακών παθήσεων και πιο συγκεκριμένα, την ταξινόμηση αρρυθμικών καρδιακών παλμών, την ταξινόμηση ισχαιμικών καρδιακών παλμών και την διάγνωση της στεφανιαίας νόσου. Επίσης, η μεθοδολογία εφαρμόστηκε σε γνωστά προβλήματα ταξινόμησης, για να είναι δυνατή η σύγκριση με υπάρχουσες προσεγγίσεις.

Τόσο η ίδια η μεθοδολογία όσο και οι υλοποιήσεις που προέκυψαν από αυτή παρουσιάζουν πλεονεκτήματα σε σχέση με παρόμοιες προσεγγίσεις που έχουν παρουσιαστεί στην υπάρχουσα βιβλιογραφία. Η γνωσιακή ασαφής υλοποίηση αποτελεί πρωτότυπη προσέγγιση ενώ η οδηγούμενη-από-τα-δεδομένα ασαφής υλοποίηση με χρήση δέντρων απόφασης εισάγει την καινοτομία της μετατροπής του ασαφούς δέντρου σε σύνολο κανόνων. Και στις δύο περιπτώσεις, η χρήση βαρών κατηγορίας αποτελεί πρωτότυπο μεθοδολογικό στοιχείο ενώ η δυνατότητα τεκμηρίωσης των αποφάσεων που παράγονται είναι βασικό πλεονέκτημα. Η εφαρμογή σε συγκεκριμένα ιατρικά πεδία είναι επίσης πρωτότυπη, ενώ η συνολική αξιολόγηση με γνωστά προβλήματα ταξινόμησης αναδεικνύει την δυνατότητα της μεθοδολογίας να παράγει αυτόματα ασαφή μοντέλα που παρουσιάζουν υψηλή επίδοση.

EXTENDED ABSTRACT IN ENGLISH

Tsipouras, Markos, G. PhD, Department of Computer Science, University of Ioannina, Greece. May, 2008. Intelligent methods for cardiovascular diseases diagnosis. Thesis Supervisor: Dimitrios I. Fotiadis.

In this thesis a generic methodology for the automated generation of fuzzy models is presented. The methodology includes three stages: (i) crisp model extraction, (ii) fuzzy model creation, and (iii) parameter optimization. In the first stage, a crisp model is created; depending on the approach, which will be employed for the crisp model creation, the methodology can be knowledge-based, if the initial crisp model is defined by experts, or data-driven, if the initial crisp model is mined from the available data. In the second stage, this crisp model is transformed to the corresponding fuzzy model; several new parameters are introduced due to the fuzzification of the decision boundaries. Finally (in the third stage), optimization is performed in order to optimally define all the parameters entering the fuzzy model.

The methodology is generic, thus different realizations can be created. The realizations created are the crisp approach, which consists only from the first stage of the methodology, the knowledge based approach, where the initial crisp set of rules is defined by experts, and the data-driven approach, where data mining techniques are employed in order to generate the initial crisp set of rules directly from the data. In some cases weights are included in the fuzzy model.

The methodology is applied to the cardiovascular diseases domain. More specifically, the methodology is employed in order to automatically generate fuzzy models that deal with the problem of arrhythmic beat classification in ECG, the ischemic beat classification in ECG and the coronary artery disease diagnosis. In all cases, the fuzzy models present comparable or

higher accuracy than other approaches presented in the literature. In addition, a large number of benchmark classification datasets is used for the evaluation and the reported results indicate high classification accuracy.

The methodology presents several advantages and novelties: it is generic since it is not based on a specific technique for crisp model generation; expert knowledge or any rule-mining technique can be adapted to generate the crisp model. This offers flexibility, since the methodology does not depend on the domain of application. This is advantageous since it can integrate state-of-the-art rule mining methods, as well as future developments or even hybrid approaches, combining expert knowledge with the mined knowledge. Also, different approaches concerning the elements of the fuzzy model and alternative optimization techniques can be integrated. Another major advantage of the methodology is that the transformation of the crisp model to the respective fuzzy one, is straightforward, ensuring in this way the fully automated nature of the methodology. In the case of the data-driven approach, the generation of fuzzy models, based on the fuzzification and optimization of a set of rules extracted from the decision tree, instead of a fuzzy decision tree (widely proposed in the literature), is a novel feature which offers more flexibility and adaptation ability to a specific dataset, while keeping the complexity of the decision making process the same. Finally, the introduction of class weights is a novel feature which allows the fuzzy model to be more flexible and adaptable.

ΚΕΦΑΛΑΙΟ 1: ΕΙΣΑΓΩΓΗ

1.1 Στόχοι της διατριβής

1.2 Δομή της διατριβής

Σε αυτό το κεφάλαιο παρουσιάζονται οι βασικοί στόχοι και επιδιώξεις της έρευνας που πραγματοποιήθηκε στα πλαίσια της παρούσας διδακτορικής διατριβής. Επιπλέον γίνεται αναφορά στις μεθοδολογικές προσεγγίσεις που υλοποιήθηκαν καθώς και στα πεδία εφαρμογής στα οποία αυτές εφαρμόστηκαν. Τέλος, παρουσιάζεται η δομή της διατριβής και των περιεχομένων κάθε κεφαλαίου.

1.1. Στόχοι της διατριβής

Η παρούσα διδακτορική διατριβή εστιάζεται στην ανάπτυξη και μελέτη μηχανισμών λήψης αποφάσεων σε προβλήματα απόφασης και ταξινόμησης αλλά και πιο συγκεκριμένα εφαρμογές σε ιατρικά – βιολογικά πεδία εφαρμογής. Ειδικότερα, περιγράφεται η χρήση ασαφούς λογικής και η εφαρμογή της σε τέτοιου είδους προβλήματα, με απώτερο στόχο την παραγωγή και μελέτη ασαφών μοντέλων. Περιγράφεται γενική μεθοδολογία, που αφορά την αυτόματη παραγωγή ασαφών μοντέλων απόφασης. Η μεθοδολογία βασίζεται στην μοντελοποίηση αρχικής γνώσης, με στόχο την παραγωγή σαφών μοντέλων και σταδιακά καταλήγει στην αυτόματη δημιουργία σύνθετων ασαφών μοντέλων. Η αρχική γνώση μπορεί να προέρχεται είτε από ειδικούς στον τομέα εφαρμογής ή από αξιοποίηση υπαρχόντων δεδομένων.

Η προτεινόμενη μεθοδολογία για την αυτόματη παραγωγή μηχανισμών λήψης αποφάσεων αποτελείται από τρία στάδια. Αρχικά, δημιουργείται ένα σύνολο σαφών κανόνων που αποτελεί το σαφές μοντέλο. Οι κανόνες προέρχονται από ειδικούς του τομέα εφαρμογής, με

αποτέλεσμα τον ορισμό ενός γνωσιακού μοντέλου, ή εξάγονται απευθείας από τα δεδομένα με χρήση μεθόδων εξόρυξης δεδομένων, με αποτέλεσμα τον ορισμό ενός οδηγούμενου-από-τα-δεδομένα μοντέλου. Στην συνέχεια, οι σαφείς κανόνες μετατρέπονται σε ασαφείς, με αποτέλεσμα τον ορισμό ενός ασαφούς μοντέλου που περιλαμβάνει νέες παραμέτρους. Τέλος, με βελτιστοποίηση των παραμέτρων παράγεται το τελικό μοντέλο.

Η μεθοδολογία είναι πρωτότυπη καθώς παρουσιάζεται στην γενική μορφή της με αποτέλεσμα να είναι δυνατή η υλοποίησή της με πολλούς εναλλακτικούς τρόπους και η εφαρμογή της σε οποιοδήποτε πρόβλημα. Βασικό πλεονέκτημα της μεθοδολογικής προσέγγισης που προτείνεται είναι η διαφάνεια σε σχέση με την τελική απόφαση, δηλαδή η δυνατότητα του μοντέλου να παρέχει πλήρη και ολοκληρωμένη τεκμηρίωση και αιτιολόγηση των αποφάσεων που παράγει. Αυτό επιτυγχάνεται αφού το αρχικό μοντέλο είναι σαφές, με αποτέλεσμα να παρέχει απόλυτη διαφάνεια στον μηχανισμό απόφασής του, ενώ το τελικό μοντέλο είναι ασαφές και διατηρεί την επεξηγηματικότητά του σε σχέση με τις ληφθέντες αποφάσεις. Επιπλέον, μελετήθηκε η συνεισφορά της χρήσης βαρών στο ασαφές μοντέλο και προτάθηκε η χρήση βαρών κατηγορίας, που αποτελούν πρωτότυπη προσέγγιση.

Ένας από τους βασικούς στόχους της διατριβής είναι η μελέτη των μηχανισμών απόφασης για τις καρδιαγγειακές παθήσεις: ταξινόμηση αρρυθμικών παλμών, ταξινόμηση ισχαιμικών παλμών και διάγνωση της στεφανιαίας νόσου. Για την μελέτη των παραπάνω προβλημάτων αναπτύχθηκαν εναλλακτικές υλοποιήσεις της προτεινόμενης μεθοδολογίας. Η γνωσιακή ασαφής προσέγγιση, που εφαρμόστηκε στα προβλήματα ταξινόμησης αρρυθμικών και ισχαιμικών παλμών, αποτελεί πρωτότυπη προσέγγιση για τα συγκεκριμένα προβλήματα. Το ίδιο ισχύει για την οδηγούμενη-από-τα-δεδομένα ασαφής προσέγγιση με χρήση δέντρων απόφασής, που εφαρμόστηκε και στα τρία προβλήματα. Σε αυτή την περίπτωση επιπλέον πρωτοτυπία αποτελεί η μετατροπή του δέντρου σε σύνολο κανόνων, με αποτέλεσμα τον ορισμό ενός ασαφούς μοντέλου που παρουσιάζει καλύτερη δυνατότητα εκμάθησης ενός προβλήματος. Το παραπάνω εξηγείτε τόσο ποιοτικά όσο και ποσοτικά, από τα αποτελέσματα που λαμβάνονται από την εφαρμογή σε γνωστά προβλήματα ταξινόμησης.

1.2. Δομή της διατριβής

Η παρούσα διδακτορική διατριβή περιλαμβάνει παρουσίαση της προτεινόμενης μεθοδολογίας και υλοποίηση σε διαφορετικές περιπτώσεις προβλημάτων. Στο δεύτερο κεφάλαιο δίνονται αρχές και γνωστές τεχνικές τεχνητής νοημοσύνης. Επίσης, παρουσιάζονται οι έννοιες της δυαδικής και ασαφούς λογικής, καθώς και η βιβλιογραφία που σχετίζεται με την γενική μεθοδολογία, δηλαδή την κατασκευή ασαφών μοντέλων και την χρήση βαρών σε ασαφή μοντέλα. Το τρίτο κεφάλαιο αποτελεί αναλυτική παρουσίαση των πεδίων εφαρμογής, με περιγραφή του κάθε προβλήματος, παρουσίαση όλης της σχετικής με αυτό βιβλιογραφίας και αναλυτική περιγραφή των σχετικών βάσεων δεδομένων που χρησιμοποιήθηκαν.

Στο τέταρτο κεφάλαιο γίνεται αναλυτική περιγραφή της προτεινόμενης μεθοδολογίας, στην γενική μορφή της και της χρήσης βαρών στα ασαφή μοντέλα. Επιπλέον, πραγματοποιείται θεωρητική ανάλυσή της. Στο πέμπτο κεφάλαιο παρουσιάζεται η γνωσιακή σαφής προσέγγιση, που αποτελεί και την πρώτη εφαρμογή. Η γνωσιακή σαφής προσέγγιση αποτελεί προοίμιο της γενικής μεθοδολογίας, καθώς περιλαμβάνει μόνο το πρώτο από τα στάδιά της. Το πεδίο εφαρμογής είναι η ταξινόμηση αρρυθμικών παλμών και η ανίχνευση και ταξινόμηση αρρυθμικών επεισοδίων σε ηλεκτροκαρδιογράφημα.

Στο έκτο κεφάλαιο παρουσιάζεται η επέκταση της γνωσιακής προσέγγισης, με χρήση της προτεινόμενης μεθοδολογίας. Η εφαρμογή αφορά την ταξινόμηση αρρυθμικών παλμών και την ταξινόμηση ισχαιμικών παλμών σε ηλεκτροκαρδιογράφημα. Στο έβδομο κεφάλαιο ολοκληρώνεται η μεθοδολογία, με την προσθήκη τεχνικών εξόρυξης γνώσης απευθείας από τα δεδομένα, με αποτέλεσμα την μετατροπή της μεθοδολογίας από γνωσιακή σε οδηγούμενη-από-τα-δεδομένα. Η ταξινόμηση αρρυθμικών και ισχαιμικών παλμών καθώς και η διάγνωση της στεφανιαίας νόσου, αποτελούν τα προβλήματα στα οποία εφαρμόζεται σε αυτή την μορφή της η μεθοδολογία. Στο έβδομο κεφάλαιο γίνεται εφαρμογή της μεθοδολογίας σε πολλά γνωστά προβλήματα ταξινόμησης. Επιπλέον μεθοδολογικό στοιχείο αποτελεί η προσθήκη βαρών στο τελικό ασαφές μοντέλο. Τέλος, στο όγδοο κεφάλαιο παρατίθενται συμπεράσματα, τόσο για την γενική μεθοδολογία όσο και για τις εφαρμογές της.

ΚΕΦΑΛΑΙΟ 2: ΕΙΣΑΓΩΓΙΚΕΣ ΕΝΝΟΙΕΣ

-
- 2.1 Τεχνητή νοημοσύνη
 - 2.2 Σαφής και ασαφής Λογική
 - 2.3 Μέθοδοι αυτόματης παραγωγής ασαφών μοντέλων
 - 2.4 Χρήση βαρών σε ασαφή μοντέλα
-

Σε αυτό το κεφάλαιο γίνεται αναφορά στις μεθόδους και τεχνικές που έχουν παρουσιαστεί στη διεθνή βιβλιογραφία σχετικά με την αυτόματη παραγωγή μηχανισμών λήψης αποφάσεων. Αρχικά, παρουσιάζονται με συνοπτικό τρόπο γνωστά μοντέλα λήψης αποφάσεων καθώς και στοιχεία δυαδικής και ασαφούς λογικής και στη συνέχεια εξετάζεται η αυτόματη παραγωγή ασαφών μοντέλων. Ακόμα αναφέρονται οι πλέον σχετικές με την παρούσα διατριβή προσεγγίσεις που έχουν προταθεί στην βιβλιογραφία. Επιπλέον, εξετάζεται το θέμα της χρήσης βαρών σε ασαφή μοντέλα και παρουσιάζονται σχετικές μελέτες.

2.1. Τεχνητή νοημοσύνη

Η τεχνητή νοημοσύνη (artificial intelligence – TN) είναι ο κλάδος της πληροφορικής, ο οποίος μελετά την νοήμονα συμπεριφορά και προσπαθεί να αναπτύξει μοντέλα τα οποία επιδεικνύουν τέτοια συμπεριφορά [233]. Έτσι, η TN αποτελεί μια σύνθεση μοντέλων, μεθοδολογιών, εργαλείων και συστημάτων που προέρχονται από διάφορες επιστημονικές περιοχές, όπως οι γνωστικές επιστήμες (φιλοσοφία, λογική και ψυχολογία), η μαθηματική επιστήμη (μαθηματική λογική, θεωρία μοντέλων και αποδείξεων) και η πληροφορική, αφού το κυριότερο προϊόν της TN είναι τα ευφυή πληροφοριακά συστήματα και τα έμπειρα συστήματα. Η πολυπλοκότητα των εννοιών αυτών δημιουργεί πλήθος ερωτημάτων και προβληματισμών, όπως αν η γνώση είναι απλή ή σύνθετη, δομημένη ή αδόμητη, σαφής ή

ασαφής, βέβαιη ή αβέβαιη, ακριβής ή ανακριβής. Ένας άνθρωπος κατέχει γνώση, η οποία διαθέτει όλα αυτά τα χαρακτηριστικά, και επιπλέον την ικανότητα να συνδυάζει ανομοιογενή στοιχεία γνώσης, χωρίς όμως να είναι σε θέση να περιγράψει αναλυτικά τον τρόπο και τους μηχανισμούς με τους οποίους πραγματοποιείται αυτή η σύνθεση.

Η TN εξετάζει πως ένα σύστημα αποκτά γνώσεις, προσθέτει νέες στις ήδη υπάρχουσες, τις κατηγοριοποιεί και τις δομεί. Επιπλέον, εξετάζει τους τρόπους σκέψης, δηλαδή τη διαδικασία στην οποία βασίζεται ένα νοήμον σύστημα, για να συνδυάσει και να συσχετίσει την υπάρχουσα γνώση και να παράγει νέα. Αυτό άπτεται κυρίως των γνωστικών επιστημών, η εξέλιξη όμως της TN βασίζεται στην ανάπτυξη μαθηματικών θεωριών και υπολογιστικών μοντέλων που είναι ικανά να περιγράψουν με την απαραίτητη μαθηματική αυστηρότητα τη φύση της γνώσης, τόσο σε σχέση με τα πραγματικά, συγκεκριμένα ή αφηρημένα αντικείμενα, όσο και σε σχέση με τις επιμέρους ιδιότητες των αντικειμένων αυτών και τις αλληλοσυσχετίσεις τους σε συγκεκριμένα περιβάλλοντα. Η TN βρίσκει εφαρμογή σε επιστημονικές περιοχές, όπως τα μαθηματικά (μαθηματική συμπερασματολογία), η φυσική (μοντελοποίηση φυσικών συστημάτων), η πυρηνική φυσική (έλεγχος καλής λειτουργίας πυρηνικών αντιδραστήρων), η οικονομία (μικροοικονομία - μακροοικονομία), η ιατρική (ιατρική διάγνωση), η βιομηχανία (αυτοματοποίηση γραμμών παραγωγής), η τεχνολογία (μηχανολογία, ναυπηγική, διαστημική τεχνολογία), η ηλεκτρονική (πρόβλεψη ακολουθίας κωδίκων, μηχανική όραση), η αεροναυπηγική (αυτόματοι πιλότοι αεροπλάνων, προσομοιωτές πτήσης), το εμπόριο (πρόβλεψη ρίσκου δανείων), οι στρατιωτικές εφαρμογές (αυτόματη ανίχνευση αντικειμένων και στόχευση), οι τέχνες (αυτόματη παραγωγή μουσικής/εικόνας), κ.α..

Τα προβλήματα που προκύπτουν, καθώς και οι αντίστοιχες τεχνικές που χρησιμοποιούνται για την αντιμετώπισή τους, κατηγοριοποιούνται ως τεχνικές μάθησης με επίβλεψη και μάθησης χωρίς επίβλεψη [230]. Στην κατηγορία μάθησης με επίβλεψη ανήκουν τα προβλήματα ταξινόμησης [229]. Το πρόβλημα ταξινόμησης είναι η ανάπτυξη ενός μοντέλου M , το οποίο δοθέντος ενός προτύπου x να μπορεί να προβλέπει την κατηγορία y στην οποία αυτό ανήκει. Κάθε πρότυπο x αποτελείται από ένα σύνολο χαρακτηριστικών a_m , με $m=1, \dots, n_f$ και n_f τον αριθμό των χαρακτηριστικών, επομένως $x_l = [a_1, a_2, \dots, a_{n_f}]$, και $l=1, \dots, n_p$ με n_p τον αριθμό των προτύπων. Επιπλέον, κάθε πρότυπο είναι χαρακτηρισμένο

από μία κατηγορία y_l , με $y_l \in \{1, 2, \dots, n_c\}$ και n_c το πλήθος των διαφορετικών κατηγοριών. Έτσι το μοντέλο είναι μία συνάρτηση απεικόνισης από τον χώρο των προτύπων στο χώρο των κατηγοριών. Η επίβλεψη συνίσταται στη διαθεσιμότητα της κατηγορίας κάθε προτύπου κατά τη διάρκεια της ανάπτυξης του μοντέλου M . Το μοντέλο M ενσωματώνει ευφυΐα καθώς δημιουργείται με βάση ένα σύνολο προτύπων (σύνολο εκπαίδευσης), αλλά έχει τη δυνατότητα να κάνει προβλέψεις σχετικά με την κατηγορία νέων προτύπων που δεν ανήκουν σε αυτό. Στην κατηγορία μάθησης χωρίς επίβλεψη ανήκουν τα προβλήματα ομαδοποίησης [229]. Σε αυτή την περίπτωση, δοθέντων των προτύπων x_l , το πρόβλημα της ομαδοποίησης ορίζεται ως η ανάπτυξη ενός μοντέλου M , το οποίο τοποθετεί ένα πρότυπο x σε μία ομάδα z , η οποία περιλαμβάνει ομοειδή πρότυπα. Η πληροφορία σχετικά με την κατηγορία y_l του κάθε προτύπου δεν είναι διαθέσιμη κατά την διάρκεια ανάπτυξης του μοντέλου.

Όσον αφορά τον τρόπο ανάπτυξης του μοντέλου TN, υπάρχουν τεχνικές που βασίζονται στην γνώση (γνωσιακές) και τεχνικές που αναπτύσσουν το μοντέλο απευθείας από τα δεδομένα (οδηγούμενες-από-τα-δεδομένα) [93]. Στην πρώτη κατηγορία ανήκουν οι τεχνικές που βασίζονται στην καταγραφή και μοντελοποίηση της υπάρχουσας γνώσης σε ένα πεδίο εφαρμογής για την ανάπτυξη του μοντέλου TN. Τα έμπειρα συστήματα (expert systems – ΕΣ) αποτελούν τη γνωστότερη εκδοχή αυτής της κατηγορίας. Έτσι, απαραίτητη προϋπόθεση για την ανάπτυξη ενός ΕΣ είναι η αρχική ύπαρξη γνώσης για κάποιο πεδίο εφαρμογής, η οποία προέρχεται από τους ειδικούς του τομέα. Στη δεύτερη κατηγορία ανήκουν οι τεχνικές οι οποίες βασίζονται σε υπάρχοντα δεδομένα και με βάση αυτά αναπτύσσεται το μοντέλο TN. Η μάθηση βασισμένη στις παρατηρήσεις (instance-based learning), οι στατιστικές μέθοδοι, τα τεχνητά νευρωνικά δίκτυα (artificial neural networks – ΤΝΔ), και τα δέντρα απόφασης (decision trees) είναι τεχνικές που ανήκουν σε αυτή. Στην περίπτωση των οδηγούμενων-από-τα-δεδομένα συστημάτων είναι απαραίτητη για την ανάπτυξη τους μία αρχική βάση δεδομένων του πεδίου εφαρμογής, ενώ δε χρειάζεται κάποια αρχική γνώση, εκτός της περίπτωσης χρήσης κάποιας τεχνικής που απαιτεί μάθηση με επίβλεψη. Σε αυτή την περίπτωση τα αρχικά δεδομένα πρέπει να είναι σχολιασμένα, δηλαδή να υπάρχει η επιπλέον πληροφορία ως προς την κατηγορία κάθε προτύπου. Η ανάπτυξη του μοντέλου TN υλοποιείται με τον αρχικό σχεδιασμό ενός μαθηματικού μοντέλου (που περιλαμβάνει ένα σύνολο παραμέτρων) και στη συνέχεια την εκπαίδευση του μοντέλου με βάση τα διαθέσιμα δεδομένα. Ο σχεδιασμός του μοντέλου πραγματοποιείται είτε εκ των προτέρων (π.χ. στην

περίπτωση των νευρωνικών δικτύων, όπου η αρχιτεκτονική του μοντέλου πρέπει να προκαθοριστεί) είτε κατά τη διάρκεια της εκπαίδευσης (π.χ. στην περίπτωση των δέντρων απόφασης, όπου η δομή τους προκύπτει κατά την ανάπτυξή τους). Η εκπαίδευση του μοντέλου συνίσταται στον προσδιορισμό των τιμών των παραμέτρων, ώστε η απεικόνιση από τον χώρο των προτύπων στον χώρο των παραμέτρων με βάση το μοντέλο M να είναι η βέλτιστη. Έτσι, η εκπαίδευση του μοντέλου είναι συνήθως η ελαχιστοποίηση μίας κατάλληλα διαμορφωμένης αντικειμενικής συνάρτησης που περιλαμβάνει το μοντέλο και τα διαθέσιμα δεδομένα, ως προς τις παραμέτρους του μοντέλου.

2.1.1. *Έμπειρα συστήματα*

Μπορούμε να ορίσουμε ένα έμπειρο σύστημα ως «ένα σύστημα που αξιοποιεί τις ειδικές εμπειρίες και γνώσεις των εμπειρογνομόνων με σκοπό να επιλύσει ή να συμβουλευτεί τον χρήστη στην επίλυση πολύπλοκων προβλημάτων μιας καθορισμένης περιοχής ενδιαφέροντος, που θα ήταν δύσκολο αν όχι αδύνατο να επιλυθούν με συμβατικά συστήματα λογισμικού» [233]. Τα παραπάνω επιτυγχάνονται με χρήση γνωστικών κανόνων. Βασικό χαρακτηριστικό των ΕΣ είναι η δυνατότητα λήψης αποφάσεων σε περιπτώσεις ανακριβούς/ασαφούς/ελλιπούς γνώσης ή σε εξαιρέσεις των κανόνων, καθώς και η αιτιολόγηση της ληφθείσας απόφασης [66].

Η ανάπτυξη ενός ΕΣ προαπαιτεί την ύπαρξη ενός εμπειρογνώμονα, ενός μηχανικού γνώσης και ενός συστήματος ανάπτυξης ΕΣ. Η διαδικασία που ακολουθείται για την ανάπτυξη ξεκινάει από τον μηχανικό γνώσης, ο οποίος ακολουθεί μια διαδικασία απόκτησης της γνώσης από τον εμπειρογνώμονα με σκοπό να την αναπαραστήσει σε κάποιο από τα μοντέλα αναπαράστασης της γνώσης. Στη συνέχεια χρησιμοποιώντας ένα πυρήνα ΕΣ οικοδομεί τη βάση γνώσης [85].

2.1.2. *Μάθηση βασισμένη στις παρατηρήσεις*

Οι τεχνικές μάθησης που βασίζονται στις παρατηρήσεις προσεγγίζουν το πρόβλημα με βάση τα διαθέσιμα δεδομένα (παρατηρήσεις), χωρίς να κατασκευάζουν μοντέλο που προσεγγίζει το πρόβλημα συνολικά. Έτσι, δεν υπάρχει φάση εκπαίδευσης και η επεξεργασία για νέα δεδομένα πραγματοποιείται κατά την είσοδο ενός νέου προτύπου, όπου όλα τα διαθέσιμα

δεδομένα χρησιμοποιούνται για την κατάταξή του. Έτσι, γίνεται τοπική προσέγγιση του προβλήματος αντί για καθολική μοντελοποίησή του. Το κύριο πλεονέκτημα των τεχνικών μάθησης βασισμένης στις παρατηρήσεις είναι ότι μπορούν να προσεγγίσουν το πρόβλημα με μεγάλη ακρίβεια, αν αυτό είναι αυξημένης πολυπλοκότητας, αλλά μπορεί να περιγραφεί από ένα σύνολο τοπικών προσεγγίσεων. Το μειονέκτημά τους είναι ότι το σύνολο των υπολογισμών πραγματοποιείται κατά την ταξινόμηση με αποτέλεσμα το υπολογιστικό κόστος να είναι υψηλό [10]. Η πιο διαδεδομένη τεχνική αυτής της κατηγορίας είναι ο αλγόριθμος των K κοντινότερων γειτόνων (K nearest neighbor) [229]. Η ιδέα είναι ότι πρότυπα που βρίσκονται «κοντά» στον χώρο των προτύπων ανήκουν στην ίδια κατηγορία. Έτσι, μελετώντας τις κατηγορίες των K κοντινότερων γειτόνων του υπό εξέταση προτύπου, προκύπτει η εκτίμηση σχετικά με την κατηγορία του.

Για την λειτουργία του αλγορίθμου πρέπει να προκαθοριστούν κάποια στοιχεία [125]: (i) η τιμή του K , δηλαδή ο αριθμός των κοντινότερων γειτόνων που λαμβάνονται υπόψη για την εκτίμηση της κατηγορίας του υπό εξέταση προτύπου, (ii) ο ορισμός της απόστασης μεταξύ προτύπων, δηλαδή μιας μετρικής στον χώρο των προτύπων, που εκφράζει την εγγύτητα/ομοιότητα μεταξύ των προτύπων, και (iii) ο τρόπος συνδυασμού των κατηγοριών των K κοντινότερων γειτόνων για την εξαγωγή της απόφασης. Η τιμή του K είναι σταθερή, ενώ σε σχέση με την μετρική του χώρου των προτύπων υπάρχουν πολλές εναλλακτικές επιλογές. Αν τα χαρακτηριστικά των προτύπων παίρνουν πραγματικές τιμές, η πλέον χρησιμοποιούμενη μετρική είναι η Ευκλείδεια απόσταση, ενώ στην περίπτωση που υπάρχουν συμβολικά χαρακτηριστικά, η απόσταση Hamming (ή Manhattan) είναι μία συνήθης επιλογή. Ένα μειονέκτημα που παρουσιάζουν οι περισσότερες μετρικές είναι πως όλα τα χαρακτηριστικά θεωρούνται ισοδύναμα. Αυτή είναι μία υπόθεση η οποία δεν αληθεύει σε πραγματικά προβλήματα, όπου το κάθε χαρακτηριστικό του προτύπου εκφράζει διαφορετική ποσότητα. Σε μια τέτοια περίπτωση, πρότυπα που σχετίζονται μεταξύ τους, είναι δυνατόν να θεωρούνται απομακρυσμένα λόγω των διαφορών τους σε μη σημαντικά χαρακτηριστικά. Μια λύση σε αυτό το πρόβλημα είναι η απόσταση να αποτιμάται διαφορετικά για κάθε χαρακτηριστικό, ανάλογα με την αξία του, που αντιστοιχεί σε επιμήκυνση των αξόνων για τα σημαντικά χαρακτηριστικά και συρρίκνωση για τα λιγότερο σημαντικά [213].

2.1.3. Στατιστικές μέθοδοι

Οι στατιστικές μέθοδοι αποτελούν τις παλαιότερες προσεγγίσεις στον τομέα των τεχνικών μάθησης [62]. Δοθέντων των p_1, p_2, \dots, p_{n_c} που είναι οι εκ των προτέρων πιθανότητες ένα τυχαίο πρότυπο x να ανήκει σε καθεμία από τις κατηγορίες y_1, y_2, \dots, y_{n_c} , δηλαδή

$p_i = P(x|y_i)$ με $p_i \geq 0$ και $\sum_{i=1}^{n_c} p_i = 1$, τότε οι στατιστικές τεχνικές αναθέτουν το πρότυπο

στην κατηγορία έτσι ώστε να ελαχιστοποιείται κάποιο κριτήριο κατά τη διάρκεια της διαδικασίας ανάθεσης. Οι τεχνικές που ανήκουν σε αυτή την κατηγορία στηρίζονται στην υπόθεση ότι οι στατιστικές ιδιότητες ενός συνόλου δεδομένων αναφορικά με τις υπάρχουσες κατηγορίες του προβλήματος αποτελούν μία καλή προσέγγιση των στατιστικών ιδιοτήτων συνολικά του προβλήματος. Από το θεώρημα του Bayes υπολογίζεται η εκ των υστέρων πιθανότητα $P(y_i|x)$:

$$P(y_i|x) = \frac{P(x|y_i)P(y_i)}{P(x)}, \quad \text{Εξ. 2.1}$$

όπου $P(y_i)$ είναι η εκ των προτέρων πιθανότητα της κατηγορίας y_i , η οποία θεωρώντας ότι οι κατηγορίες είναι ισοπίθανες, υπολογίζεται ως ο λόγος του αριθμού των προτύπων που ανήκουν στην κατηγορία y_i προς το συνολικό αριθμό των προτύπων, ενώ η $P(x)$ είναι η αρχική πιθανότητα του προτύπου και θεωρείται σταθερή. Η κατηγορία που παρουσιάζει την μεγαλύτερη $P(y_i|x)$, αποτελεί την μέγιστη εκ των υστέρων υπόθεση (maximum posteriori hypothesis – MAP):

$$y_{MAP} = \underset{y_i}{\arg \max} P(y_i|x), \quad \text{Εξ. 2.2}$$

επιλέγεται ως η κατηγορία για το πρότυπο x . Αν είναι γνωστές οι αρχικές κατανομές που ακολουθούν τα δεδομένα, η y_{MAP} αποτελεί μία στατιστικά βέλτιστη απόφαση [126] και χρησιμοποιείται για την σύγκριση άλλων τεχνικών ταξινόμησης. Παρόλα αυτά, υπάρχουν πρακτικές δυσκολίες σε σχέση με την χρήση της, καθώς απαιτεί αρχική γνώση και μεγάλο υπολογιστικό κόστος. Μια απλουστευμένη προσέγγιση της y_{MAP} αποτελεί ο αφελής ταξινομητής Bayes (naïve Bayesian classifier). Σε αυτή την περίπτωση, τα χαρακτηριστικά

$[a_1, a_2, \dots, a_{n_f}]$ από τα οποία αποτελείται το πρότυπο x θεωρούνται στατιστικά ανεξάρτητα και έτσι ισχύει ότι:

$$P(y_i|x) = P(x|y_i)P(y_i) = P\left([a_1, a_2, \dots, a_{n_f}] \middle| y_i\right)P(y_i) = P(y_i) \prod_{m=1}^{n_f} P(a_m|y_i). \quad \text{Εξ. 2.3}$$

Παρά το γεγονός ότι αυτή η υπόθεση δεν ισχύει σε σύνολα δεδομένων που προέρχονται από πραγματικά προβλήματα, η χρήση της απλουστεύει σημαντικά τις απαιτούμενες πράξεις.

2.1.4. Τεχνητά νευρωνικά δίκτυα

Τα ΤΝΔ προήλθαν από την προσπάθεια μοντελοποίησης της λειτουργίας των νευρώνων του εγκεφάλου [29]. Ένα βιολογικό νευρωνικό δίκτυο αποτελεί μία μη γραμμική υψηλής παραλληλοποίησης μηχανή που χαρακτηρίζεται από τη δυνατότητα μάθησης, αξιοπιστία και ανοχή στα λάθη. Ένας βιολογικός νευρώνας μπορεί να έχει μέχρι και μερικές χιλιάδες εισόδους και μπορεί να εξάγει την έξοδό του (την παρουσία ή απουσία μιας βραχυπρόθεσμης διέγερσης) σε πολλούς άλλους νευρώνες. Οι νευρώνες είναι διασυνδεδεμένοι σε τρισδιάστατα πρότυπα. Σε αναλογία με τον βιολογικό νευρώνα, ένας τεχνητός νευρώνας μπορεί να υλοποιεί τα ακόλουθα [230]:

- Δέχεται ένα αριθμό από εισόδους, είτε από πραγματικά δεδομένα εισόδου είτε από εξόδους από άλλους νευρώνες του ΤΝΔ. Κάθε είσοδος έρχεται διαμέσου μιας σύναψης και έχει ένα μέτρο ισχύος (βάρους).
- Αθροίζει τα γινόμενα βάρους και τιμής εισόδου για κάθε είσοδο.
- Παράγει μία έξοδο, χρησιμοποιώντας μία συνάρτηση ενεργοποίησης. Μια συνήθης εκδοχή της συνάρτησης ενεργοποίησης αποτελεί η βηματική συνάρτηση με μία τιμή κατωφλίου.

Τα ΤΝΔ είναι αρχιτεκτονικές δομές (δίκτυα) που αποτελούνται από ένα πλήθος διασυνδεδεμένων μονάδων (τεχνητοί νευρώνες) [29]. Το ΤΝΔ αναπτύσσει μία συνολική λειτουργικότητα μέσω κάποιας μορφής εκπαίδευσης, που καθορίζεται από την τοπολογία (αρχιτεκτονική) του δικτύου, την μέθοδο εκπαίδευσης και τα δεδομένα εκπαίδευσης. Υπάρχει μια πληθώρα διαφορετικών ΤΝΔ που έχουν παρουσιαστεί στην βιβλιογραφία. Σε σχέση με την τοπολογία και την δομή τους, τα ΤΝΔ διαχωρίζονται σε επαναληπτικά δίκτυα (περιλαμβάνουν συνδέσεις ανάδρασης), δίκτυα εμπρόσθιας τροφοδότησης, ιεραρχικά δίκτυα (με δομή επιπέδων) και δίκτυα με ανταγωνιστικούς νευρώνες.

Το Perceptron αποτελεί την πιο απλή μορφή ΤΝΔ [29]. Αποτελείται από έναν νευρώνα ο οποίος δέχεται εξωτερικές εισόδους $(a_1, a_2, \dots, a_{n_f})$ μέσω συνδέσεων με βάρη $(w_1, w_2, \dots, w_{n_f})$ και επιπλέον διεγείρεται από μία εξωτερική πόλωση (b) , η οποία μπορεί να θεωρηθεί είσοδος σταθερής τιμής. Έτσι, ο υπολογισμός που πραγματοποιείται από τον νευρώνα είναι το άθροισμα του εσωτερικού γινομένου του διανύσματος εισόδων με το διάνυσμα βαρών και της πόλωσης $\left(\sum_{m=1}^{n_f} w_m a_m + b \right)$. Για την παραγωγή της εξόδου του νευρώνα y χρησιμοποιείται

η βηματική συνάρτηση ως συνάρτηση ενεργοποίησης, με τιμή κατωφλίου 0. Το perceptron χρησιμοποιείται για την ταξινόμηση προτύπων τα οποία πρέπει να είναι γραμμικά διαχωρίσιμα δηλαδή να υπάρχει ένα υπερεπίπεδο το οποίο να διαχωρίζει τα πρότυπα των διαφορετικών κατηγοριών. Στην περίπτωση του απλού perceptron που αποτελείται από ένα μόνο νευρώνα το πρόβλημα πρέπει να περιλαμβάνει δύο μόνο κατηγορίες. Επεκτείνοντας το επίπεδο εισόδου με περισσότερους του ενός νευρώνες μπορούν να αντιμετωπισθούν προβλήματα με περισσότερες κατηγορίες. Το πολυεπίπεδο perceptron (multilayer perceptron – MLP) αποτελεί γενίκευση του απλού perceptron [29]. Σε αυτή την περίπτωση το ΤΝΔ αποτελείται από περισσότερα του ενός επίπεδα και συγκεκριμένα ένα επίπεδο εισόδου, ένα ή περισσότερα κρυμμένα επίπεδα και ένα επίπεδο εξόδου. Στα MLP οι νευρώνες στα κρυμμένα επίπεδα περιέχουν μη γραμμικές συναρτήσεις ενεργοποίησης, με αποτέλεσμα την μη γραμμικότητα του δικτύου συνολικά και έτσι τη δυνατότητα αντιμετώπισης σύνθετων προβλημάτων.

2.1.5. Μηχανές διανυσμάτων υποστήριξης

Οι μηχανές διανυσμάτων υποστήριξης (support vector machines – SVM) [203] είναι γραμμικές συναρτήσεις της μορφής:

$$f(x) = w^T x + b, \quad \text{Εξ. 2.4}$$

όπου $w^T x$ είναι το εσωτερικό γινόμενο του διανύσματος (πρότυπου) εισόδου x και ενός διανύσματος βαρών w . Ο στόχος είναι η προσέγγιση ενός υπερεπίπεδου που διαχωρίζει ακριβέστερα τα πρότυπα των δύο κατηγοριών (θεωρώντας ότι το πρόβλημα περιλαμβάνει δύο κατηγορίες, την θετική και την αρνητική) μεγιστοποιώντας το περιθώριο στο χώρο των

χαρακτηριστικών. Τα SVM αναζητούν ένα υποσύνολο των προτύπων, εκείνων που δημιουργούν τα όρια μεταξύ των δύο κατηγοριών (διανύσματα υποστήριξης).

Η συνάρτηση $f(x)$ χρησιμοποιείται ως ταξινομητής θέτοντας την κατηγορία σε 1 (θετική κατηγορία) αν $f(x) > 0$ και σε -1 (αρνητική κατηγορία) αν $f(x) \leq 0$. Θεωρώντας ένα σύνολο προτύπων εκπαίδευσης $D = \{(x_l, y_l)\}$ με $y_l \in \{1, -1\}$ και $l = 1, 2, \dots, n_p$ ($|D| = n_p$), τότε το πρόβλημα εύρεσης του υπερεπιπέδου μπορεί να εκφραστεί ως πρόβλημα βελτιστοποίησης:

ελαχιστοποίηση της ποσότητας $\frac{1}{2} w^T w$ υπό την συνθήκη $y_l (w^T x + b) \geq 1$, $j = 1, 2, \dots, n_p$. Για

τις περιπτώσεις που μπορεί να μην υπάρχει κάποιο υπερεπίπεδο που να διαχωρίζει τα θετικά και τα αρνητικά παραδείγματα, έχει προταθεί ο αλγόριθμος των SVM με τη χρήση του μαλακού περιθωρίου (soft margin), που μπορεί να εκφραστεί ως: ελαχιστοποίηση της

ποσότητας $\frac{1}{2} w^T w + c \sum_{l=1}^{n_p} \xi_l$ υπό την συνθήκη $y_l (w^T x + b) \geq 1 - \xi_l$, $j = 1, 2, \dots, n_p$, όπου $c \geq 0$

είναι μια παράμετρος που ελέγχει το πλήθος των λαθών που επιτρέπονται στα δεδομένα εκπαίδευσης. Για προβλήματα που δεν είναι γραμμικά διαχωρίσιμα, μπορούν να χρησιμοποιηθούν μέθοδοι πυρήνων που μετασχηματίζουν ένα μη γραμμικό χώρο εισόδου σε ένα γραμμικό χώρο χαρακτηριστικών. Αυτή αποτελεί μία από τις βασικές ιδέες των SVM, δηλαδή ένας μη γραμμικός μετασχηματισμός των από το χώρο εκπαίδευσης των χαρακτηριστικών των προτύπων σε ένα χώρο χαρακτηριστικών μεγαλύτερης διάστασης και κατασκευή του διαχωριστικού υπερεπιπέδου στον νέο χώρο. Κάποιοι γνωστοί πυρήνες είναι ο πολυωνυμικός πυρήνας ($k(x, y) = (x \cdot y)^d$), ο πυρήνας ακτινικών συναρτήσεων βάσης

($k(x, y) = \exp(-\gamma \|x - y\|^d)$) και ο σιγμοειδής πυρήνας ($k(x, y) = \tanh(kx \cdot y + \theta)$).

Γενικά, τα SVM παρουσιάζουν κάποια θετικά χαρακτηριστικά σε σχέση με άλλες τεχνικές μηχανικής μάθησης, όπως είναι η μεγιστοποίηση του περιθωρίου και ο μη γραμμικός μετασχηματισμός του χώρου εισόδου στο χώρο των χαρακτηριστικών. Ο σχεδιασμός τους αφορά προβλήματα που έχουν δύο μόνο κατηγορίες, αλλά χρησιμοποιώντας τεχνικές όπως ένας-εναντίον-ενός (one-against-one) και ένας-εναντίον-όλων (one-against-all) είναι δυνατή η εφαρμογή τους σε προβλήματα με περισσότερες κατηγορίες. Στην πρώτη περίπτωση

δημιουργείται ένας ταξινομητής για κάθε ζεύγος κατηγοριών, ενώ στη δεύτερη δημιουργείται ένας ταξινομητής για κάθε κατηγορία σε σχέση με όλες τις άλλες. Και στις δύο περιπτώσεις, η τελική ταξινόμηση προκύπτει με την ψήφο όλων των ταξινομητών. Έτσι, τα SVM έχουν ένα μειονέκτημα σε σχέση με προβλήματα με πολλές κατηγορίες, αφού απαιτείται η δημιουργία ενός συνόλου ταξινομητών για να ληφθεί η τελική απόφαση. Ένα άλλο μειονέκτημα είναι η ευαισθησία σε μη ισορροπημένες κατηγορίες, δηλαδή σε περιπτώσεις που ο αριθμός προτύπων κάθε κατηγορίας διαφέρει σημαντικά.

2.1.6. Δέντρα απόφασης

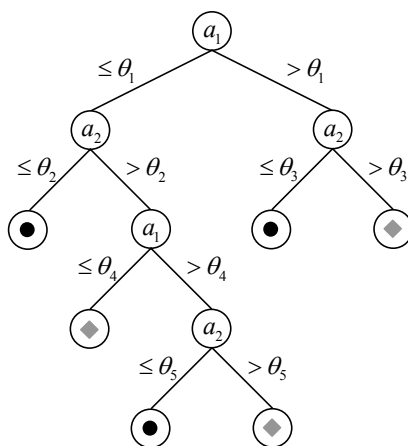
Τα δέντρα απόφασης προκύπτουν από την εφαρμογή τεχνικών «διαίρει και βασίλευε» (divide and conquer) σε ένα σύνολο δεδομένων μέσω μιας επαγωγικής διαδικασίας μάθησης. Ένα δέντρο απόφασης επάγεται από ένα σύνολο μάθησης, που αποτελείται από πρότυπα x , καθένα από τα οποία περιγράφεται από ένα σύνολο χαρακτηριστικών a_1, a_2, \dots, a_n , και από μια ετικέτα κατηγορίας y . Τα χαρακτηριστικά μπορούν να είναι διάταξης (ακέραιες ή πραγματικές τιμές) ή κατηγορίας (δυναδικά και διακριτά χαρακτηριστικά). Έτσι, ένα δέντρο απόφασης είναι μια ιεραρχημένη συλλογή σύνθετων διαζευκτικών προτάσεων, οι οποίες με τη σειρά τους αποτελούνται από ένα σύνολο λογικών συζεύξεων, που αναφέρονται σε τιμές χαρακτηριστικών συγκεκριμένων προτύπων, από τα οποία προήλθε το δέντρο. Η σημαντικότερη πρόταση σε κάθε σύζευξη είναι η πρώτη και ορίζεται ως «ρίζα» του δέντρου. Οι κόμβοι του δέντρου, συμπεριλαμβανομένης και της ρίζας, προσδιορίζονται από τα ονόματα των χαρακτηριστικών, οι ακμές από τις δυνατές τιμές ή το εύρος τιμών που μπορεί να λάβει ένα χαρακτηριστικό και τα φύλλα από τις διαφορετικές κατηγορίες. Ένα δέντρο απόφασης περιέχει έναν ή περισσότερους εσωτερικούς κόμβους και έναν ή περισσότερους κόμβους-φύλλα, ενώ όλοι οι εσωτερικοί κόμβοι έχουν δύο ή περισσότερους κόμβους-παιδιά. Τα αντικείμενα ταξινομούνται ακολουθώντας ένα μονοπάτι που οδηγεί προς τα κάτω στο δέντρο, επιλέγοντας τις ακμές που αντιστοιχούν στις τιμές των χαρακτηριστικών ενός προτύπου. Κάθε μονοπάτι το οποίο ξεκινάει από τη ρίζα του δέντρου καταλήγει σε ένα φύλλο, το οποίο περιέχει μια ετικέτα κατηγορίας. Σε κάθε περίπτωση, το μονοπάτι που ακολουθείται από τη ρίζα του δέντρου μέχρι ένα φύλλο του είναι μοναδικό. Έτσι, ένα πρότυπο x εισέρχεται στο δέντρο από την ρίζα, όπου εφαρμόζεται έλεγχος για να καθορισθεί ποιο κόμβο παιδί θα ακολουθήσει στην συνέχεια και η επεξεργασία αυτή επαναλαμβάνεται

μέχρι να καταλήξει σε ένα κόμβο φύλλο που περιλαμβάνει την ετικέτα κατηγορίας y , η οποία ανατίθεται στο αρχικό πρότυπο.

Η πλέον χρησιμοποιούμενη κατηγορία επαγωγικής μάθησης για την κατασκευή δέντρων απόφασης είναι η επαγωγική κατασκευή δέντρων απόφασης από την κορυφή προς τα κάτω (top down). Ο στόχος ενός αλγόριθμου επαγωγής δέντρων απόφασης από ένα σύνολο δεδομένων είναι η ανάπτυξη ενός μοντέλου που μεγιστοποιεί την σωστή αντιστοίχιση μεταξύ των χαρακτηριστικών και της ετικέτας κατηγορίας. Σε αυτή την περίπτωση, ο χώρος του προβλήματος χωρίζεται σε περιοχές από πρότυπα που έχουν την ίδια τιμή ως προς κάποιο χαρακτηριστικό και η διαδικασία επαναλαμβάνεται αναδρομικά, αναπαριστώντας με αυτόν τον τρόπο το παραγόμενο μοντέλο ως δένδρο απόφασης. Ένας γενικός αλγόριθμος που χρησιμοποιείται για την επαγωγή δέντρων απόφασης είναι ο ακόλουθος, θεωρώντας αρχικά ένα κενό δέντρο και ένα σύνολο προτύπων εκπαίδευσης [54]:

- αν
 - όλα τα πρότυπα στον τρέχοντα κόμβο ανήκουν στην ίδια κατηγορία
- τότε
 - δημιούργησε ένα κόμβο-παιδί
 - ανέθεσε σε αυτόν την ετικέτα της κατηγορίας
 - τερμάτισε τη διαδικασία
- αλλιώς
 - δημιούργησε ένα σύνολο από χαρακτηριστικά τα οποία μπορούν να χρησιμοποιηθούν στον τρέχοντα κόμβο
 - βαθμολόγησε καθένα από τα χαρακτηριστικά χρησιμοποιώντας ένα κριτήριο καταλληλότητας
 - επέλεξε το καλύτερο χαρακτηριστικό και δημιούργησε τόσους κόμβους-παιδιά όσες και οι πιθανές τιμές αυτού του χαρακτηριστικού
 - προσάρτησε ετικέτες στις κορυφές μεταξύ του κόμβου-γονέα και των κόμβων-παιδιών
 - κατάνειμε τα δεδομένα εκπαίδευσης στους κόμβους-παιδιά
 - για καθένα από τους κόμβους-παιδιά επανάλαβε τη διαδικασία.

Στο Σχήμα 2.1 παρουσιάζεται ένα παράδειγμα δέντρου απόφασης. Το πρόβλημα είναι δύο κατηγοριών, που συμβολίζονται με κύκλο (●) και ρόμβο (◆), και περιλαμβάνει πρότυπα με δύο χαρακτηριστικά $x = [a_1, a_2]$, που λαμβάνουν συνεχείς τιμές, ενώ θ είναι οι τιμές κατωφλίου που χρησιμοποιούνται για την κατασκευή του δέντρου.



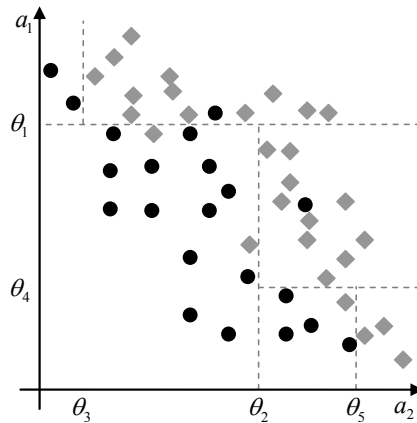
Σχήμα 2.1 Δέντρο απόφασης.

Τα δέντρα απόφασης παρουσιάζουν πλεονεκτήματα, όπως η δυνατότητα παροχής αιτιολόγησης ως προς τις αποφάσεις που λαμβάνονται και η ανοχή σε θόρυβο ή στην απουσία τιμών που ενδέχεται να υπάρχει στα δεδομένα εκπαίδευσης. Ένα επιπλέον πλεονέκτημα είναι η δυνατότητα μετατροπής ενός δέντρου απόφασης σε ένα ισοδύναμο σύνολο κανόνων. Στο Σχήμα 2.2 απεικονίζονται οι κανόνες που προκύπτουν από την μετατροπή του δέντρου απόφασης που παρουσιάζεται στο Σχήμα 2.1 σε σύνολο κανόνων. Ο αλγόριθμος μετατροπής ενός δέντρου απόφασης σε σύνολο κανόνων παρουσιάζεται αναλυτικά στο Κεφάλαιο 7.

AN	$(a_1 \leq \theta_1)$ ΚΑΙ $(a_2 \leq \theta_2)$	TOTE	$y = \bullet$
AN	$(a_1 \leq \theta_1)$ ΚΑΙ $(a_2 > \theta_2)$ ΚΑΙ $(a_1 \leq \theta_4)$	TOTE	$y = \blacklozenge$
AN	$(a_1 \leq \theta_1)$ ΚΑΙ $(a_2 > \theta_2)$ ΚΑΙ $(a_1 > \theta_4)$ ΚΑΙ $(a_2 \leq \theta_5)$	TOTE	$y = \bullet$
AN	$(a_1 \leq \theta_1)$ ΚΑΙ $(a_2 > \theta_2)$ ΚΑΙ $(a_1 > \theta_4)$ ΚΑΙ $(a_2 > \theta_5)$	TOTE	$y = \blacklozenge$
AN	$(a_1 > \theta_1)$ ΚΑΙ $(a_2 \leq \theta_3)$	TOTE	$y = \bullet$
AN	$(a_1 > \theta_1)$ ΚΑΙ $(a_2 > \theta_3)$	TOTE	$y = \blacklozenge$

Σχήμα 2.2 Σύνολο κανόνων που προκύπτει από το δέντρο απόφασης.

Ένα σημαντικό μειονέκτημα των δέντρων απόφασης είναι ότι παράγουν περιοχές απόφασης οι οποίες είναι παράλληλες προς τους άξονες που ορίζουν τα χαρακτηριστικά. Στο Σχήμα 2.3 παρουσιάζονται οι περιοχές απόφασης που παράγονται από το δέντρο απόφασης που φαίνεται στο Σχήμα 2.1. Στη βιβλιογραφία έχουν προταθεί διάφοροι αλγόριθμοι για την επαγωγή δέντρων απόφασης, όπως είναι οι ID3 [150,151], C4.5 [152,153] και CART [30].



Σχήμα 2.3 Περιοχές απόφασης που προκύπτουν από το δέντρο απόφασης.

2.1.6.1. Ο αλγόριθμος ID3

Ο ID3 [150,151] είναι ένας από τους σημαντικότερους αλγόριθμους επαγωγής δέντρων απόφασης που έχουν παρουσιαστεί στην βιβλιογραφία καθώς βασίζεται στη χρήση του κέρδους πληροφορίας (information gain) ως κριτήριο καταλληλότητας για την επιλογή χαρακτηριστικού. Θεωρώντας y_1, y_2, \dots, y_{n_c} το σύνολο των κατηγοριών που υπάρχουν σε σχέση με ένα πρόβλημα και p_1, p_2, \dots, p_{n_c} τις πιθανότητες εμφάνισης της κάθε κατηγορίας, τότε η εντροπία E του συνόλου προτύπων D ορίζεται ως:

$$E(D) = -\sum_{i=1}^{n_c} p_i \log_2 p_i. \quad \text{Εξ. 2.5}$$

Η τιμή της εντροπίας εκφράζει την βεβαιότητα σε σχέση με την απόφαση ως προς την κατηγορία: για την ελάχιστη τιμή εντροπίας $E = 0$ υπάρχει η μέγιστη βεβαιότητα σχετικά με την πιθανότητα εμφάνισης μίας συγκεκριμένης κατηγορίας y_i , ενώ για τη μέγιστη τιμή εντροπίας $E = \log_2 n_c$, που παρατηρείται όταν όλες οι πιθανότητες εμφάνισης της κάθε κατηγορίας είναι ίσες με $1/n_c$ ($p_1 = p_2 = \dots = p_{n_c} = 1/n_c$), η αβεβαιότητα ως προς την

εμφάνιση μίας συγκεκριμένης κατηγορίας y_i είναι μέγιστη. Πρακτικά, μικρές τιμές εντροπίας τείνουν να δημιουργούν φύλλα στο δέντρο απόφασης, καθώς όλα τα δεδομένα που αντιστοιχούν στον υπό εξέταση κόμβο ανήκουν με μεγάλη πιθανότητα σε μία συγκεκριμένη κατηγορία και έτσι ο κόμβος μετατρέπεται σε φύλλο με ανάθεση σε αυτόν της ετικέτας της κατηγορίας, ενώ μεγάλες τιμές εντροπίας υποδηλώνουν την ανάγκη για κατασκευή υποδέντρου κάτω από τον υπό εξέταση κόμβο. Η επιλογή του χαρακτηριστικού a_m που θα χρησιμοποιηθεί σε έναν κόμβο γίνεται με βάση το κέρδος πληροφορίας G :

$$G(D, a_m) = E(D) - \sum_{v \in V_{a_m}} \frac{|D_v|}{|D|} E(D_v), \quad \text{Εξ. 2.6}$$

όπου V_{a_m} είναι το σύνολο των τιμών που μπορεί να πάρει το χαρακτηριστικό a_m , D_v είναι το υποσύνολο προτύπων του D για τα οποία ισχύει $a_m = v$, ενώ $|D_v|$ και $|D|$ είναι το μέγεθος των συνόλων D_v και D , αντίστοιχα. Έτσι, από όλα τα πιθανά χαρακτηριστικά που μπορούν να επιλεγούν για την κατασκευή του δέντρου σε ένα κόμβο, επιλέγεται αυτό που μεγιστοποιεί την τιμή του G .

2.1.6.2. Ο αλγόριθμος C4.5

Η επαγωγή δέντρων απόφασης με βάση το κέρδος πληροφορίας G έχει ένα σημαντικό μειονέκτημα: η τιμή του G σχετίζεται άμεσα με το πλήθος των τιμών του χαρακτηριστικού a_m , δηλαδή με το μέγεθος του συνόλου V_{a_m} . Αυτό το στοιχείο τείνει να πολώνει τη διαδικασία επαγωγής του δέντρου απόφασης με αποτέλεσμα τα χαρακτηριστικά με μεγάλο σύνολο τιμών να επιλέγονται ευκολότερα σε σχέση με αυτά που έχουν μικρότερο σύνολο τιμών. Το αποτέλεσμα είναι η επαγωγή δέντρων απόφασης τα οποία είναι πολύπλοκα, έχουν μεγάλο παράγοντα διακλάδωσης (μεγάλο πλήθος τιμών του χαρακτηριστικού που επιλέγεται σε ένα κόμβο του δέντρου οδηγεί στην παραγωγή ενός αντίστοιχα μεγάλου αριθμού κόμβων-παιδιών), τείνουν να είναι εξειδικευμένα στο σύνολο εκπαίδευσης και παρουσιάζουν μικρή γενικευτική ικανότητα. Για τον λόγο αυτό προτάθηκε το μέτρο της πληροφορίας διαχωρισμού (split information) [152], με σκοπό να αποθαρρύνει την επιλογή χαρακτηριστικών που έχουν μεγάλο κέρδος πληροφορίας λόγω μεγάλου πλήθους τιμών. Η πληροφορία διαχωρισμού S ορίζεται ως:

$$S(D, a_m) = - \sum_{v \in V_{a_m}} \frac{|D_v|}{|D|} \log_2 \frac{|D_v|}{|D|}. \quad \text{Εξ. 2.7}$$

Με βάση το κέρδος πληροφορίας G και το διαχωρισμό πληροφορίας S , ορίζεται ο λόγος κέρδους πληροφορίας G_r :

$$G_r(D, a_m) = G(D, a_m) / S(D, a_m). \quad \text{Εξ. 2.8}$$

Ο λόγος κέρδους πληροφορίας αποτελεί μία βελτιωμένη προσέγγιση σε σχέση με το κέρδος πληροφορίας, καθώς εγγυάται την μη πολωμένη επιλογή χαρακτηριστικών και την αποτελεσματική διαμέριση του χώρου στην περίπτωση που τα σύνολα τιμών των χαρακτηριστικών του προτύπου x διαφέρουν ως προς το μέγεθος. Ο λόγος κέρδους πληροφορίας χρησιμοποιείται από τον αλγόριθμο C4.5 [152].

2.1.6.3. Ο αλγόριθμος CART

Ένα άλλο είδος δέντρων απόφασης είναι τα δέντρα ταξινόμησης και παλινδρόμησης (Classification and Regression Trees – CART) [30]. Η κύρια διαφοροποίηση σε σχέση με τους υπόλοιπους τύπους δέντρων βρίσκεται στο κριτήριο επιλογής χαρακτηριστικού αλλά και μιας τιμής για αυτό, ώστε να πραγματοποιηθεί ο διαμερισμός των δεδομένων. Το κριτήριο βασίζεται στην μεγιστοποίηση της ανομοιογένειας ανά κόμβο, που ορίζεται ως:

$$d(D) = \sum_{y_i \in D} (y_i - \bar{y})^2, \quad \text{Εξ. 2.9}$$

όπου D είναι το υποσύνολο των δεδομένων που υπάρχει στον συγκεκριμένο κόμβο, y_i είναι η κατηγορία κάθε προτύπου και \bar{y} είναι η μέση τιμή αυτών. Η διαμέριση του D πραγματοποιείται δυαδικά, δηλαδή σε δύο υποσύνολα, με βάση μια τιμή t ως προς ένα χαρακτηριστικό a_m , ώστε στο πρώτο σύνολο να βρίσκονται τα πρότυπα των οποίων η τιμή του a_m είναι μικρότερη του t , ενώ στο δεύτερο όλα τα υπόλοιπα. Μεταξύ όλων των πιθανών διαμερίσεων του D επιλέγεται εκείνη που παρουσιάζει τη μεγαλύτερη διαφορά της ανομοιογένειας πριν και μετά τον διαμερισμό:

$$[a_m, t] = \arg \max_{a_m, t} \left(d(D) - \left(d(D_{a_m < t}) + d(D_{a_m \geq t}) \right) \right). \quad \text{Εξ. 2.10}$$

2.1.6.4. Άλλα χαρακτηριστικά των δέντρων απόφασης

Ένα σημαντικό χαρακτηριστικό των αλγορίθμων ID3 και C4.5 είναι ότι προϋποθέτουν την χρήση κατηγορικών χαρακτηριστικών. Ο αλγόριθμος C4.5 ωστόσο και οι διάφορες επεκτάσεις του, έχουν τη δυνατότητα να διαχειριστούν και συνεχή χαρακτηριστικά, εφαρμόζοντας στην αρχή κάθε αναδρομικού βήματος μια διαδικασία διακριτοποίησης (discretization). Στην περίπτωση του αλγορίθμου CART, μπορούν να χρησιμοποιηθούν τόσο συνεχή όσο και διακριτά χαρακτηριστικά.

Ένα σημαντικό πρόβλημα που καλούνται να λύσουν οι αλγόριθμοι των δέντρων απόφασης είναι η υπερπροσαρμοστικότητα (overfitting), δηλαδή η επαγωγή δέντρων απόφασης τα οποία είναι απόλυτα προσαρμοσμένα στα δεδομένα εκπαίδευσης. Το αποτέλεσμα της υπερπροσαρμοστικότητας είναι να παρουσιάζουν ιδιαίτερα αυξημένα αποτελέσματα στην πρόβλεψη της κατηγορίας των προτύπων του συνόλου εκπαίδευσης, χωρίς όμως να έχουν τη δυνατότητα να γενικεύσουν σε νέα πρότυπα. Για την αντιμετώπιση του προβλήματος στην βιβλιογραφία προτείνονται τεχνικές κλαδέματος (pruning) των δέντρων απόφασης [152], οι οποίες ακολουθούν δύο προσεγγίσεις: κλάδεμα κατά την ανάπτυξη του δέντρου και κλάδεμα μετά την ανάπτυξη του δέντρου. Στην πρώτη περίπτωση, το δέντρο εμποδίζεται να φτάσει στο πλήρες μέγεθός του, με χρήση ενός κριτηρίου τερματισμού της ανάπτυξης, όπως είναι ο ορισμός ενός κατώτατου ορίου ως προς το πλήθος των προτύπων που πρέπει να υπάρχουν σε ένα κόμβο ή η αξιολόγηση κάθε κόμβου χρησιμοποιώντας ένα σύνολο επικύρωσης. Στην δεύτερη περίπτωση, το δέντρο απόφασης φθάνει στην πλήρη ανάπτυξή του και στη συνέχεια τμήματά του περικόπτονται, ώστε να προκύψει το τελικό δέντρο απόφασης. Δύο από τις χρησιμοποιούμενες προσεγγίσεις για κλάδεμα μετά την ανάπτυξη είναι η αντικατάσταση υποδέντρου και η ανύψωση υποδέντρου. Σημειώνεται ότι δεν υπάρχει μέθοδος κλαδέματος που να λειτουργεί αποτελεσματικά για όλα τα προβλήματα [56].

2.2. Σαφής και ασαφής λογική

Η νοήμονα συμπεριφορά πολύπλοκων συστημάτων, όπως είναι ο άνθρωπος, έχει τη δυνατότητα να μοντελοποιεί στοιχεία γνώσης που δεν εμφανίζονται συνήθως σε μαθηματικά συστήματα, όπως αβέβαιη, ανακριβή, ασαφή γνώση ή ακόμα και γνώση που περιέχει αντικρουόμενα στοιχεία (τοπικές ασυμβατότητες). Επιπλέον, μπορεί να καταλήγει σε συμπεράσματα από ελλιπή γνώση. Αυτά τα στοιχεία αποτελούν σημαντικές δυσκολίες στον

σχεδιασμό και την ανάπτυξη ενός μοντέλου TN. Λύσεις σε κάποια από αυτά δίνονται από την ασαφή λογική.

2.2.1. Δυαδική (σαφής) λογική

Ο προτασιακός λογισμός [231,31] αποτελεί στοιχειώδες μέσο αναπαράστασης της γνώσης, που βασίζεται σε αυστηρούς ορισμούς και ασχολείται με προτάσεις που αποφαίνονται για κάτι, δηλαδή κάνουν κάποιες διαπιστώσεις. Οι πιο απλές προτάσεις ονομάζονται ατομικές προτάσεις ή άτομα (atomic propositions, atoms), ενώ οι προτάσεις αυτές συνδεόμενες με τους λογικούς συνδέσμους (logical connectives) συνθέτουν τις σύνθετες προτάσεις (compound propositions). Ο προτασιακός λογισμός αποτελεί το πρώτο βήμα για τον κατηγορηματικό λογισμό. Σε ένα οποιοδήποτε σύστημα φορμαλιστικής (τυπικής) γλώσσας ή λογικής, πρέπει να οριστούν:

- το συντακτικό,
- η σημασιολογία,
- το σύστημα απόδειξης.

Το συντακτικό αναφέρεται στον ορισμό της τυπικής γλώσσας, δηλαδή σε ένα σύνολο ορισμών που αναφέρονται στο αποδεκτό αλφάβητο, τα λογικά σύμβολα και τις αποδεκτές προτάσεις της γλώσσας. Οι λογικοί σύνδεσμοι είναι: \neg (NOT, OXI, άρνηση), \wedge (AND, ΚΑΙ, σύζευξη), \vee (OR, Η, διάζευξη), \rightarrow (implies, συνεπαγωγή), \leftrightarrow (equivalent, ισοδυναμία). Η γλώσσα αποτελείται από τα σύμβολα των ατόμων, τα σύμβολα των συνδέσμων και τις παρενθέσεις. Τέλος, οι προτάσεις προκύπτουν από τα παραπάνω σύμβολα με ορισμένους κανόνες. Η σημασιολογία αναφέρεται στην ανάθεση ερμηνείας στα σύμβολα της γλώσσας και εξετάζει τον τρόπο με τον οποίο οι προτάσεις της γλώσσας σχετίζονται με το πραγματικό τους περιεχόμενο. Η αναπαράσταση της γνώσης στον προτασιακό λογισμό είναι στοιχειώδης και βασίζεται στην ανάθεση κάποιων προτάσεων της φυσικής (ή άλλης) γλώσσας σε ατομικές προτάσεις και τη χρησιμοποίηση συνδέσμων για την σύνθεση προτάσεων που αφορούν πιο σύνθετα φαινόμενα. Η έννοια της ερμηνείας των συμβόλων μιας τυπικής γλώσσας σχετίζεται με τη νοητική κατασκευή που συνθέτει ένα νοήμον ον όταν πέφτουν στην αντίληψή του προτάσεις αυτής της γλώσσας. Στον προτασιακό λογισμό η μόνη δυνατή ερμηνεία μιας πρότασης είναι η εκτίμησή της, η απονομή δηλαδή μίας τιμής αλήθειας η οποία μπορεί να είναι αληθής (true) ή ψευδής (false) και μπορεί να αναπαρίσταται και ως 1 ή A ή t, και 0 ή Ψ

ή f , αντίστοιχα. Η εκτίμηση μίας πρότασης ορίζεται με βάση τις εκτιμήσεις των ατομικών προτάσεων και τους μηχανισμούς λειτουργίας των λογικών τελεστών (πίνακες αλήθειας). Έτσι, δεδομένης μίας πρότασης φ με t_k τα άτομα της πρότασης, με $k = 1, \dots, K$, μία ερμηνεία της φ είναι μία ανάθεση τιμών αλήθειας σε κάθε άτομο φ , και στην συνέχεια εκτέλεση των λογικών πράξεων. Μία πρόταση που είναι αληθής κάτω από όλες τις ερμηνείες λέγεται ταυτολογία, μία πρόταση που είναι ψευδής κάτω από όλες τις ερμηνείες λέγεται αντιλογία, ενώ μία πρόταση είναι ικανοποιήσιμη (satisfiable) αν υπάρχει τουλάχιστον μία ερμηνεία κάτω από την οποία είναι αληθής.

Μια ερμηνεία η οποία επαληθεύει ένα σύνολο προτάσεων, ονομάζεται μοντέλο. Καθώς, κάθε πιθανή ερμηνεία μιας πρότασης είναι μία δυνατή κατάσταση του φαινομένου που περιγράφει το σύνολο των προτάσεων, όλες οι ερμηνείες μαζί καλύπτουν όλες τις δυνατές καταστάσεις. Η έννοια του μοντέλου υπάρχει και σε άλλες επιστήμες, όπως π.χ. στην ιατρική, όπου μοντέλο είναι κάτι που περιγράφει με επιτυχία ένα φαινόμενο ή μία κατάσταση και μπορεί να προβλέπει μελλοντικές καταστάσεις, να δίνει εκτιμήσεις της πραγματικότητας και γενικά να προσομοιώνει την πραγματική λειτουργία του φαινομένου/κατάστασης. Το σύστημα απόδειξης αποτελείται από ένα σύνολο κανόνων συμπερασμού που μπορούν να εφαρμοστούν σε ένα σύνολο προτάσεων ώστε να προκύπτουν νέες προτάσεις. Κάθε πρόταση μπορεί να μετατραπεί σε μία από τις κανονικές μορφές [31], δηλαδή τη διαζευκτική κανονική μορφή (disjunctive normal form – DNF) και την συζευκτική κανονική μορφή (conjunctive normal form – CNF). Στην DNF, η πρόταση αποτελείται από διαζεύξεις προτάσεων που αποτελούνται από συζεύξεις, δηλαδή $(\varphi_1 \vee \varphi_2 \vee \dots \vee \varphi_J)$, με $\varphi_j = (t_1 \wedge t_2 \wedge \dots \wedge t_{K_j})$ και $j = 1, \dots, J$, όπου K_j το πλήθος των ατόμων της $j^{\text{οστης}}$ πρότασης. Αντίστοιχα, στην CNF η πρόταση που αποτελείται από συζεύξεις διαζεύξεων, δηλαδή $(\varphi_1 \wedge \varphi_2 \wedge \dots \wedge \varphi_J)$, με $\varphi_j = (t_1 \vee t_2 \vee \dots \vee t_{K_j})$ και $j = 1, \dots, J$.

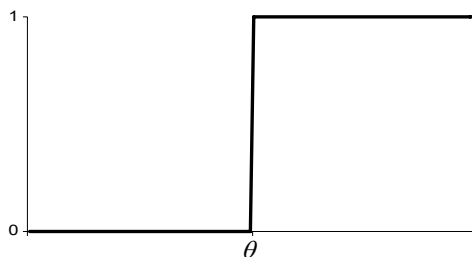
Ο προτασιακός λογισμός είναι στοιχειώδες μέσον για την αναπαράσταση και επεξεργασία της γνώσης και έχει πολύ περιορισμένες δυνατότητες. Ο κατηγορηματικός λογισμός [31] είναι ένα τυπικό σύστημα το οποίο παρέχει μία αυστηρά καθορισμένη (τυπική) γλώσσα με την οποία μπορούμε να αναπαραστήσουμε τη γνώση που αναφέρεται σε ένα σύνολο

αντικειμένων και στις σχέσεις τους αλλά και να εξετάσουμε την εγκυρότητα προτάσεων, οι οποίες αναφέρονται σ' αυτά. Το συντακτικό της γλώσσας του κατηγορηματικού λογισμού περιλαμβάνει χαρακτήρες, μεταβλητές, σταθερές, συναρτήσεις και σχέσεις. Έτσι, ο κατηγορηματικός λογισμός είναι μία επέκταση του προτασιακού λογισμού. Επιπλέον, στον κατηγορηματικό λογισμό υπάρχουν οι έννοιες όρος (σταθερά, μεταβλητή ή συνάρτηση) και κατηγορηματικό σύμβολο (στοιχείο το οποίο όταν στις μεταβλητές του δοθούν τιμές, λαμβάνει τιμή 'Αληθής' ή 'Ψευδής').

Με βάση τα παραπάνω, ένα κατηγορηματικό σύμβολο μπορεί να είναι μία πρόταση (συνθήκη), π.χ. $a > \theta$, όπου a είναι μία μεταβλητή, $a \in \square$ και θ είναι μία σταθερά. Χρησιμοποιώντας μια συνάρτηση g^c που παίρνει τιμή 0, αν η συνθήκη δεν ικανοποιείται και 1 αν η συνθήκη ικανοποιείται, μπορούμε να ορίσουμε το κατηγορηματικό σύμβολο ως $g^c(a, \theta)$. Αντίστοιχα, στην περίπτωση που υπάρχει ένα σύνολο προτάσεων $g^c(a_k, \theta_k)$ με $k=1, \dots, K$, το οποίο περιγράφει ένα φαινόμενο, τότε μία ερμηνεία του συνόλου είναι το $x = [a_1, a_2, \dots, a_K]$ για το οποίο ισχύει το σύνολο των προτάσεων, δηλαδή το $g^c(a_1, \theta_1) \wedge g^c(a_2, \theta_2) \wedge \dots \wedge g^c(a_K, \theta_K)$ είναι αληθές. Ένας κανόνας που περιγράφει το φαινόμενο αυτό έχει την μορφή:

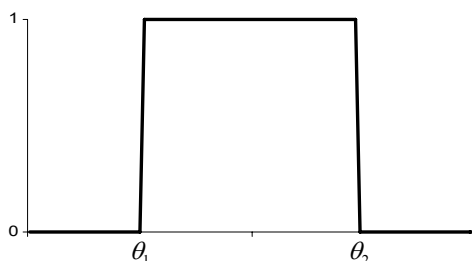
$$r^c(x, \theta) : g^c(a_1, \theta_1) \wedge g^c(a_2, \theta_2) \wedge \dots \wedge g^c(a_K, \theta_K) \rightarrow y, \quad \text{Εξ. 2.11}$$

όπου r^c είναι ο κανόνας, $\theta = \{\theta_1, \theta_2, \dots, \theta_K\}$ είναι το διάνυσμα των σταθερών (παραμέτρων) που χρησιμοποιούνται στον κανόνα και y είναι το φαινόμενο για το οποίο αποφασίζει ο κανόνας. Με βάση την Εξ. 2.11, το x είναι ένα πρότυπο και το y η κατηγορία στην οποία ανήκει. Σύμφωνα με τον ορισμό της, η g^c αποτελεί μία δυαδική συνάρτηση συμμετοχής, με βάση την οποία μπορούν να ορισθούν κλασσικά (σαφή) σύνολα αντικειμένων. Έτσι, στην περίπτωση της συνθήκης $a > \theta$ η $g^c(a, \theta)$ ορίζει το σύνολο των τιμών οι οποίες είναι μεγαλύτερες του θ . Η γραφική παράσταση της g^c δίνεται στο Σχήμα 2.4.



Σχήμα 2.4 Σαφής συνάρτηση συμμετοχής (μονότονη).

Μια συνθήκη της μορφής $a > \theta_1 \wedge a < \theta_2$ δημιουργεί το σύνολο των αριθμών που είναι μεταξύ των τιμών θ_1 και θ_2 . Σε αυτή την περίπτωση η συνάρτηση συμμετοχής δεν είναι μονότονη και παρουσιάζεται στο Σχήμα 2.5.



Σχήμα 2.5 Σαφής συνάρτηση συμμετοχής (μη μονότονη).

Είναι προφανές ότι η μη μονότονη σαφής συνάρτηση συμμετοχής μπορεί να προκύψει από την ένωση δύο μονότονων σαφών συναρτήσεων συμμετοχής, μίας αύξουσας (Σχήμα 2.5) και μίας φθίνουσας, όπως προκύπτει και από την συνθήκη $a > \theta_1 \wedge a < \theta_2$ την οποία εκφράζει η μη μονότονη σαφής συνάρτηση συμμετοχής. Στην Εξ. 2.11 παρουσιάζεται ένας κανόνας που περιγράφει μία κατηγορία. Σε πραγματικά προβλήματα, τα φαινόμενα που περιγράφονται είναι σύνθετα και έτσι κάθε κατηγορία μπορεί να περιγράφεται από ένα σύνολο κανόνων, ενώ υπάρχουν περισσότερες από μία κατηγορίες. Σε αυτή την περίπτωση πρέπει να ορίζονται κάποια επιπλέον στοιχεία, όπως ο τρόπος που συνδυάζονται τα αποτελέσματα όλων των κανόνων που προβλέπουν την ίδια κατηγορία σε ένα κοινό αποτέλεσμα και στη συνέχεια ο τρόπος που συνδυάζονται τα αποτελέσματα ως προς κάθε κατηγορία, για να προκύψει η τελική εκτίμηση για την κατηγορία y του υπό εξέταση προτύπου x .

2.2.2. Ασαφής λογική

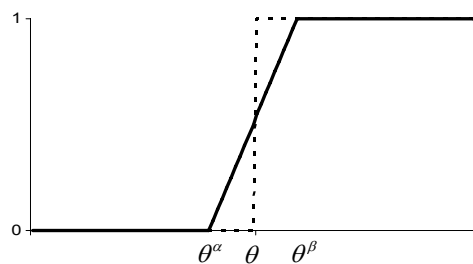
Η έννοια της ασαφούς λογικής παρουσιάζεται για πρώτη φορά από τον Zadeh [219], ο οποίος όρισε και συστηματοποίησε την έννοια των ασαφών συνόλων. Ακολούθησαν εργασίες οι οποίες ανέδειξαν τη χρησιμότητα της ασαφούς λογικής ως εργαλείο, υποστηρίζοντας την άποψη ότι η ανθρώπινη λογική λειτουργία προσομοιώνεται καλύτερα από την ασαφή λογική και θεωρία [220-226].

2.2.2.1. Ασαφής συνάρτηση συμμετοχής

Η ασαφής λογική είναι επέκταση της δυαδικής (σαφούς) λογικής σε περισσότερες από δύο τιμές [201]. Έτσι, ενώ στην περίπτωση της σαφούς λογικής η συνάρτηση συμμετοχής έχει ως σύνολο τιμών το σύνολο $\{0,1\}$, στην ασαφή λογική οι συναρτήσεις συμμετοχής έχουν ως σύνολο τιμών το διάστημα $[0,1]$. Όπως και στην περίπτωση της σαφούς λογικής, οι ασαφείς συναρτήσεις συμμετοχής μπορεί να είναι μονότονες ή όχι. Έτσι, στην περίπτωση της συνθήκης $a > \theta$ μία ασαφής συνάρτηση συμμετοχής είναι η γραμμική, η οποία ορίζεται ως:

$$g^f(a, \theta^a, \theta^b) = \begin{cases} 0 & a \leq \theta^a \\ \frac{a - \theta^a}{\theta^b - \theta^a} & \theta^a < a < \theta^b \\ 1 & \theta^b \leq a \end{cases} \quad \text{Εξ. 2.12}$$

Σε αυτή την περίπτωση, το σύνολο των τιμών που είναι μεγαλύτερες του θ , ορίζεται μεταβαίνοντας πιο ομαλά από την τιμή 0 (που σημαίνει ότι ένα στοιχείο δεν ανήκει στο σύνολο) στην τιμή 1 (που σημαίνει ότι ένα στοιχείο ανήκει στο σύνολο), λαμβάνοντας πραγματικές τιμές μεταξύ του 0 και 1, που αντιστοιχούν στα στοιχεία που είναι κοντά στο όριο θ . Η γραφική παράσταση της g^f φαίνεται στο Σχήμα 2.6.

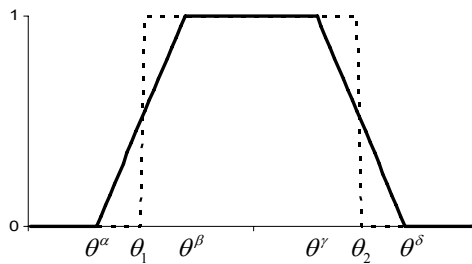


Σχήμα 2.6 Ασαφής συνάρτηση συμμετοχής (μονότονη).

Από τον ορισμό της γραμμικής ασαφούς συνάρτησης συμμετοχής στην Εξ. 2.12 μπορούμε εύκολα να παρατηρήσουμε ότι είναι γενίκευση της σαφούς συνάρτησης συσχέτισης καθώς για $\theta^a = \theta^b = \theta$ οι δύο συναρτήσεις ταυτίζονται. Αντίστοιχα, για μία συνθήκη της μορφής $a > \theta_1 \wedge a < \theta_2$ έχουμε τραπεζοειδή ασαφή συνάρτηση συμμετοχής, η οποία ορίζεται ως:

$$g^f(a, \theta^a, \theta^b, \theta^c, \theta^d) = \begin{cases} 0 & a \leq \theta^a \\ \frac{a - \theta^a}{\theta^b - \theta^a} & \theta^a < a < \theta^b \\ 1 & \theta^b \leq a \leq \theta^c \\ \frac{\theta^d - a}{\theta^d - \theta^c} & \theta^c < a < \theta^d \\ 0 & \theta^d \leq a \end{cases} \quad \text{Εξ. 2.13}$$

Η γραφική παράσταση της g^f παρουσιάζεται στο Σχήμα 2.7. Και σε αυτή την περίπτωση, για $\theta^a = \theta^b = \theta_1$ και $\theta^c = \theta^d = \theta_2$ η σαφής συνάρτηση συμμετοχής και η ασαφής συνάρτηση συμμετοχής ταυτίζονται.



Σχήμα 2.7 Ασαφής συνάρτηση συμμετοχής (μη μονότονη).

Τόσο στην περίπτωση της μονότονης όσο και της μη μονότονης, υπάρχει πλήθος συναρτήσεων που μπορούν να χρησιμοποιηθούν ως ασαφείς συναρτήσεις συμμετοχής. Η ασαφής συνάρτηση συμμετοχής απεικονίζει μία μεταβλητή a σε μία τιμή στο διάστημα $[0,1]$, η οποία εκφράζει το βαθμό συμμετοχής της μεταβλητής στο ασαφές σύνολο που ορίζεται από την ασαφή συνάρτηση συμμετοχής. Η ένωση δύο μονότονων ασαφών συναρτήσεων συμμετοχής, μίας αύξουσας και μίας φθίνουσας, ισοδυναμεί με μία μη μονότονη ασαφή συνάρτηση συμμετοχής.

2.2.2.2. Ασαφείς τελεστές

Στην σαφή λογική οι κανόνες προκύπτουν από ένα σύνολο προτάσεων που συνδυάζονται μεταξύ τους από λογικούς τελεστές. Το ίδιο ισχύει και στην περίπτωση της ασαφούς λογικής, όπου ορίζονται ασαφή ομόλογα των λογικών τελεστών ΟΧΙ, ΚΑΙ και Ή, τα οποία ονομάζονται ασαφές συμπλήρωμα (fc), T νόρμα (T_{norm}) και S νόρμα (S_{norm}), αντίστοιχα. Όπως και στην περίπτωση της ασαφούς συνάρτησης συμμετοχής, το ασαφές συμπλήρωμα και οι T_{norm} και S_{norm} μπορούν να οριστούν με πολλούς εναλλακτικούς τρόπους. Το ασαφές συμπλήρωμα ορίζεται [219]:

$$fc^z(g^f) = 1 - g^f. \quad \text{Εξ. 2.14}$$

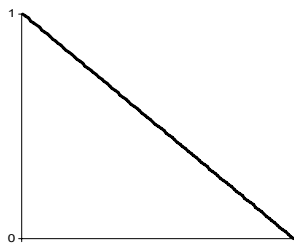
Δύο οικογένειες ορισμών ασαφούς συμπληρώματος είναι η κλάση Sugeno [172]:

$$fc^s(g^f) = \frac{1 - g^f}{1 + \mu g^f}, \quad \text{Εξ. 2.15}$$

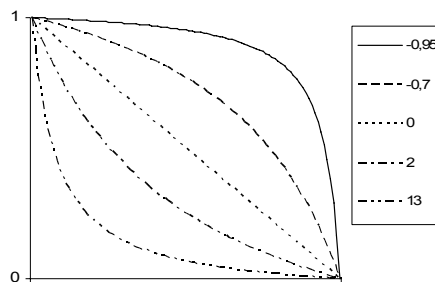
με $\mu = (-1, +\infty)$ και η κλάση Yager [214]:

$$fc^y(g^f) = \left(1 - (g^f)^\mu\right)^{\frac{1}{\mu}}, \quad \text{Εξ. 2.16}$$

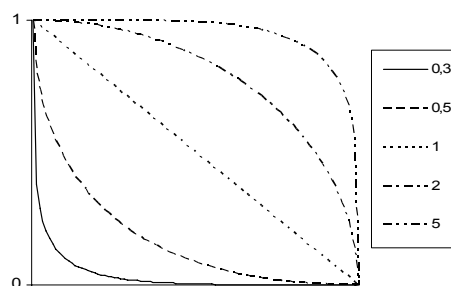
με $\mu = (0, +\infty)$. Και οι δύο κλάσεις ορισμών αποτελούν γενίκευση του αρχικού ορισμού, καθώς από την κλάση Sugeno προκύπτει ο αρχικός ορισμός για $\mu = -1$, ενώ το ίδιο συμβαίνει για την κλάση Yager για $\mu = 1$. Στο Σχήμα 2.8 παρουσιάζεται η γραφική παράσταση της Εξ. 2.9, ενώ στα Σχήματα 2.9 και 2.10 οι γραφικές παραστάσεις των κλάσεων Sugeno και Yager, αντίστοιχα, για διάφορες τιμές του μ .



Σχήμα 2.8 Ασαφές συμπλήρωμα.



Σχήμα 2.9 Ασαφές συμπλήρωμα (κλάση Sugeno για διάφορες τιμές μ).



Σχήμα 2.10 Ασαφές συμπλήρωμα (κλάση Yager για διάφορες τιμές μ).

Στην εργασία του Zadeh [219], ο ορισμός των T και S νορμών δίνεται με βάση τους τελεστές ελαχίστου και μεγίστου αντίστοιχα. Έτσι, για δύο ασαφή σύνολα που ορίζονται από τις ασαφείς συναρτήσεις συσχέτισης g_1^f και g_2^f , τότε η σαφής τομή (νόρμα T) και η ασαφής ένωση (νόρμα S) ορίζονται ως:

$$T_{norm}^z(g_1^f, g_2^f) = \min(g_1^f, g_2^f), \quad \text{Εξ. 2.17}$$

και

$$S_{norm}^z(g_1^f, g_2^f) = \max(g_1^f, g_2^f). \quad \text{Εξ. 2.18}$$

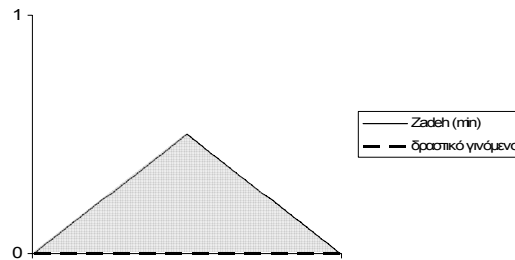
Ένας εναλλακτικός ορισμός είναι τα δραστικό γινόμενο και άθροισμα [209]:

$$T_{norm}^d(g_1^f, g_2^f) = \begin{cases} g_1^f, & \alpha\nu g_2^f = 1 \\ g_2^f, & \alpha\nu g_1^f = 1, \\ 0, & \alpha\lambda\lambda\iota\omega\varsigma \end{cases} \quad \text{Εξ. 2.19}$$

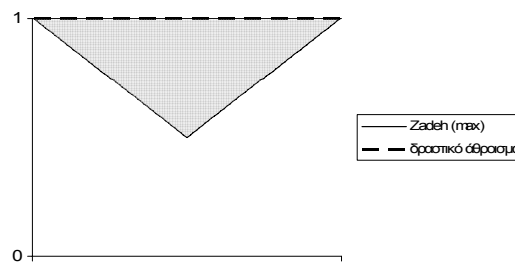
και

$$S_{norm}^d(g_1^f, g_2^f) = \begin{cases} g_1^f, & \alpha \nu g_2^f = 0 \\ g_2^f, & \alpha \nu g_1^f = 0 \\ 1, & \alpha \lambda \lambda \omega \varsigma \end{cases} \quad \text{Εξ. 2.20}$$

Στο Σχήμα 2.11 παρουσιάζεται η γραφική παράσταση της νόρμας T με βάση τους ορισμούς του Zadeh και του δραστικού γινομένου, ενώ στο Σχήμα 2.12 φαίνεται η γραφική παράσταση της νόρμας S με βάση τους ορισμούς του Zadeh και του δραστικού αθροίσματος. Οι δύο ορισμοί (Zadeh και δραστικός) για κάθε νόρμα οριοθετούν το άνω και κάτω όριο της περιοχής ελαστικότητας των T_{norm} και S_{norm} , η οποία είναι σκιασμένη στα Σχήματα 2.11 και 2.12 αντίστοιχα: κάθε εναλλακτικός ορισμός των T_{norm} και S_{norm} παράγει μία ασαφή συνάρτηση συσχέτισης της οποίας η γραφική παράσταση βρίσκεται στην σκιασμένη περιοχή.



Σχήμα 2.11 Νόρμα T (ορισμοί Zadeh και δραστικού γινομένου).



Σχήμα 2.12 Νόρμα S (ορισμοί Zadeh και δραστικού αθροίσματος).

Για την T_{norm} , εναλλακτικοί ορισμοί αποτελούν το αλγεβρικό γινόμενο:

$$T_{norm}^{ap}(g_1^f, g_2^f) = g_1^f g_2^f, \quad \text{Εξ. 2.21}$$

και το γινόμενο Einstein [209]:

$$T_{norm}^{ep}(g_1^f, g_2^f) = \frac{g_1^f g_2^f}{2 - (g_1^f + g_2^f - g_1^f g_2^f)}. \quad \text{Εξ. 2.22}$$

Οικογένειες ορισμών αποτελούν η κλάση Dompi [51]:

$$T_{norm}^d(g_1^f, g_2^f) = \frac{1}{1 + \left(\left(\frac{1}{g_1^f} - 1 \right)^\kappa + \left(\frac{1}{g_2^f} - 1 \right)^\kappa \right)^{\frac{1}{\kappa}}}, \quad \text{Εξ. 2.23}$$

με $\kappa = (0, +\infty)$, η κλάση Dubois-Prade [53]:

$$T_{norm}^{dp}(g_1^f, g_2^f) = \frac{g_1^f g_2^f}{\max(g_1^f, g_2^f, \kappa)}, \quad \text{Εξ. 2.24}$$

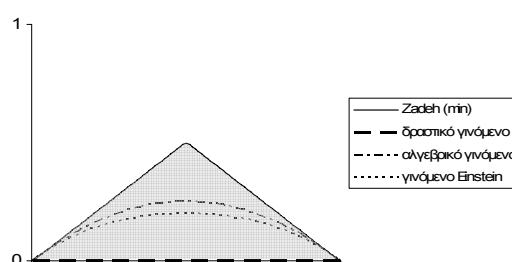
με $\kappa = [0, 1]$, η κλάση Yager [214]:

$$T_{norm}^y(g_1^f, g_2^f) = 1 - \min \left(1, \left((1 - g_1^f)^\kappa + (1 - g_2^f)^\kappa \right)^{\frac{1}{\kappa}} \right), \quad \text{Εξ. 2.25}$$

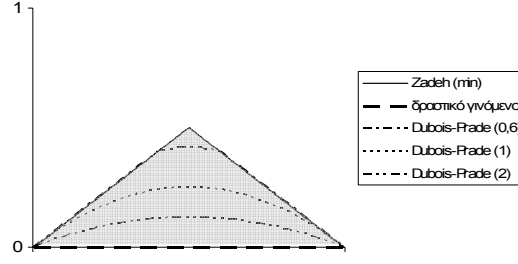
με $\kappa = (0, +\infty)$ και η κλάση Hamacher [75]:

$$T_{norm}^h(g_1^f, g_2^f) = \frac{g_1^f g_2^f}{\kappa + (1 - \kappa)(g_1^f + g_2^f - g_1^f g_2^f)}, \quad \text{Εξ. 2.26}$$

με $\kappa = (0, 1)$. Στο Σχήμα 2.13 παρουσιάζεται η γραφική παράσταση της νόρμας T , με βάση τους ορισμούς του αλγεβρικού γινομένου και του γινομένου Einstein, στο Σχήμα 2.14 η γραφική παράσταση της κλάσης Dubois-Prade για διάφορες τιμές του κ , ενώ η περιοχή ελαστικότητας είναι σκιασμένη και στις δύο περιπτώσεις.



Σχήμα 2.13 Νόρμα T (αλγεβρικό γινόμενο και γινόμενο Einstein).



Σχήμα 2.14 Νόρμα T (κλάση Dubois-Prade για διάφορες τιμές κ).

Αντίστοιχα, για την S_{norm} , εναλλακτικοί ορισμοί αποτελούν το πιθανοτικό Η:

$$S_{norm}^{as} (g_1^f, g_2^f) = g_1^f + g_2^f - g_1^f g_2^f, \quad \text{Εξ. 2.27}$$

και το άθροισμα Einstein:

$$S_{norm}^{es} (g_1^f, g_2^f) = \frac{g_1^f + g_2^f}{1 + g_1^f g_2^f}. \quad \text{Εξ. 2.28}$$

Οικογένειες ορισμών αποτελούν η κλάση Dompi [51]:

$$S_{norm}^d (g_1^f, g_2^f) = \frac{1}{1 + \left(\left(\frac{1}{g_1^f} - 1 \right)^{-\nu} + \left(\frac{1}{g_2^f} - 1 \right)^{-\nu} \right)^{\frac{1}{\nu}}}, \quad \text{Εξ. 2.29}$$

με $\nu = (0, +\infty)$, η κλάση Dubois-Prade [53]:

$$S_{norm}^{dp} (g_1^f, g_2^f) = \frac{g_1^f + g_2^f - g_1^f g_2^f - \min(g_1^f, g_2^f, 1 - \nu)}{\max(1 - g_1^f, 1 - g_2^f, \nu)}, \quad \text{Εξ. 2.30}$$

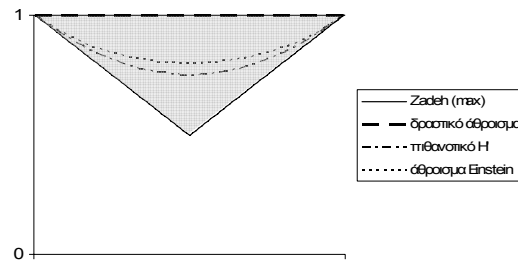
με $\nu = [0, 1]$, η κλάση Yager [214]:

$$S_{norm}^y (g_1^f, g_2^f) = \min \left(1, \left((g_1^f)^\nu + (g_2^f)^\nu \right)^{\frac{1}{\nu}} \right), \quad \text{Εξ. 2.31}$$

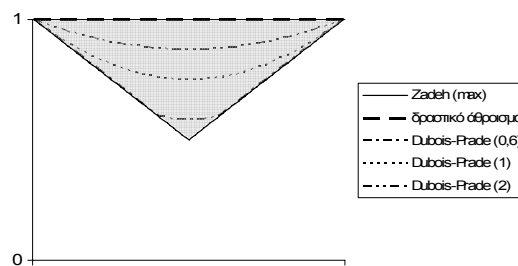
με $\nu = (0, +\infty)$ και η κλάση Hamacher [75]:

$$S_{norm}^h (g_1^f, g_2^f) = \frac{g_1^f + g_2^f - (2 - \nu) g_1^f g_2^f}{1 - (1 - \nu) g_1^f g_2^f}, \quad \text{Εξ. 2.32}$$

με $\nu = (0,1)$. Στο Σχήμα 2.15 παρουσιάζεται η γραφική παράσταση της νόρμας S με βάση τους ορισμούς του πιθανοτικού \mathbb{H} και του αθροίσματος Einstein. Στο Σχήμα 2.16 δίνεται η γραφική παράσταση της κλάσης Dubois-Prade για διάφορες τιμές του ν . Η περιοχή ελαστικότητας είναι σκιασμένη και στις δύο περιπτώσεις.



Σχήμα 2.15 Νόρμα S (πιθανοτικό \mathbb{H} και άθροισμα Einstein).



Σχήμα 2.16 Νόρμα S (κλάση Dubois-Prade για διάφορες τιμές ν).

2.3. Μέθοδοι αυτόματης παραγωγής ασαφών μοντέλων

Στην βιβλιογραφία έχουν προταθεί διάφορες τεχνικές για την αυτόματη παραγωγή ασαφών μοντέλων. Οι βασικές φιλοσοφίες που ακολουθούνται είναι η γνωσιακή, η οποία προϋποθέτει ύπαρξη γνώσης ως προς το πεδίο εφαρμογής και η οδηγούμενη-από-τα-δεδομένα, στην οποία είναι απαραίτητη η ύπαρξη μιας χαρακτηρισμένης βάσης δεδομένων. Στις γνωσιακές προσεγγίσεις, το ασαφές μοντέλο κατασκευάζεται από αρχική γνώση που προέρχεται από ειδικούς στον τομέα εφαρμογής. Η γνώση αρχικά εκφράζεται σε δυαδική (σαφή) μορφή ως σύνολο κανόνων, σχηματίζοντας έτσι ένα αρχικό σαφές μοντέλο, το οποίο στη συνέχεια μετατρέπεται σε ασαφές. Στην οδηγούμενη-από-τα-δεδομένα προσέγγιση τα ασαφή μοντέλα προέρχονται με επαγωγή απευθείας από τα δεδομένα, με χρήση κάποιας τεχνικής εξόρυξης γνώσης (data mining). Σε αυτή την περίπτωση, η γνώση υπάρχει στον σχολιασμό των δεδομένων που χρησιμοποιούνται. Στην βιβλιογραφία έχουν παρουσιαστεί πολυάριθμες

προσεγγίσεις οδηγούμενων-από-τα-δεδομένα μεθόδων αυτόματης παραγωγής ασαφών μοντέλων, βασιζόμενες κυρίως στα δέντρα απόφασης.

2.3.1. Ασαφή μοντέλα που προέρχονται από δέντρα απόφασης

Η χρήση τεχνικών επαγωγής δέντρων απόφασης στην ανάπτυξη ασαφών μοντέλων είναι η πλέον χρησιμοποιούμενη. Οι πρώτες αναφορές γίνονται από τους Chang & Pavlidis [34] και τον Zadeh [223] με μη αυτόματη ανάπτυξη ασαφών δέντρων απόφασης και περιγραφή της λειτουργίας τους. Οι προσεγγίσεις που ακολουθούνται στη βιβλιογραφία για τον συνδυασμό μιας τεχνικής επαγωγής δέντρων απόφασης με την ασαφή λογική είναι κυρίως τρεις: (i) αρχική επαγωγή ενός δέντρου απόφασης και στη συνέχεια ασαφοποίηση των ακμών του, (ii) χρήση τεχνικών ασαφούς λογικής κατά την διάρκεια επαγωγής του δέντρου απόφασης και (iii) μετατροπή των χαρακτηριστικών σε ασαφή και στην συνέχεια χρήση της τεχνικής επαγωγής του δέντρου απόφασης στα ασαφή δεδομένα. Επιπλέον, υπάρχουν τεχνικές που συνδυάζουν στοιχεία των παραπάνω προσεγγίσεων.

Οι Chang & Pavlidis [34] περιγράφουν έναν αλγόριθμο υπολογισμού του αποτελέσματος ενός ασαφούς δέντρου απόφασης. Στην εργασία τους η ανάπτυξη του ασαφούς δέντρου απόφασης δεν γίνεται αυτόματα. Η τεχνική τους αξιολογείται στο πρόβλημα αναγνώρισης χειρόγραφων αριθμητικών ψηφίων, ενώ η απόδοσή της συγκρίνεται με αυτή ενός δυαδικού δέντρου απόφασης. Ο Adamo [7] δίνει έναν αλγόριθμο ανάπτυξης δέντρων απόφασης με βάση γλωσσικές μεταβλητές, δηλαδή μεταβλητές που λαμβάνουν ως τιμές λέξεις. Η συντακτική αναπαράσταση των μεταβλητών πραγματοποιείται με τη χρήση ασαφών συνόλων και στην συνέχεια εφαρμόζεται μία τεχνική επαγωγής δέντρων απόφασης στα ασαφή δεδομένα, με αποτέλεσμα τη δημιουργία ασαφών δέντρων απόφασης. Οι Tani & Sakoda [177] παρουσίασαν μια τεχνική για την παραγωγή ενός συνόλου ασαφών κανόνων με βάση τον αλγόριθμο ID3. Σε αυτή την περίπτωση, το αρχικό δέντρο παράγεται με χρήση του αλγορίθμου ID3, και στη συνέχεια από το δέντρο εξάγονται τα όρια των περιοχών απόφασης, τα οποία χρησιμοποιούνται για την αρχική προσέγγιση ασαφών συνόλων σε σχέση με κάθε μεταβλητή εισόδου (χαρακτηριστικά των προτύπων). Η προσέγγιση των ασαφών συνόλων πραγματοποιείται με τριγωνικές συναρτήσεις συμμετοχής, με τις κλίσεις τους να επιλέγονται έτσι ώστε τα σημεία τομής μεταξύ τους να συμπίπτουν με τα όρια των περιοχών απόφασης που προκύπτουν από το δέντρο. Σε αυτή την περίπτωση, η χρήση του δέντρου

πραγματοποιείται για την ασαφοποίηση των χαρακτηριστικών και με βάση αυτή εξάγονται ασαφείς κανόνες.

Μια διαφορετική προσέγγιση ακολούθησε ο Weber [210,211] για την παραγωγή ασαφών δέντρων απόφασης. Κάθε μία από τις μεταβλητές εισόδου (χαρακτηριστικά των προτύπων) ασαφοποιείται, δηλαδή εκφράζεται από ένα σύνολο ασαφών συνόλων, πριν την εφαρμογή του αλγορίθμου επαγωγής του δέντρου απόφασης και κατόπιν το δέντρο παράγεται με βάση τις ασαφείς μεταβλητές εισόδου με χρήση του αλγορίθμου ID3. Για την σωστή λειτουργία του αλγορίθμου, στο βήμα της επιλογής χαρακτηριστικού για έναν κόμβο ο υπολογισμός της εντροπίας πραγματοποιείται με βάση την ασαφή εντροπία. Ο αλγόριθμος ονομάζεται fuzzy-ID3. Ένα βασικό μειονέκτημα της ασαφούς εντροπίας είναι ότι η τιμή της εκφράζει πόσο ασαφές είναι ένα χαρακτηριστικό και όχι πόσο η επιλογή για ένα συγκεκριμένο κόμβο του δέντρου του βελτιώνει την ικανότητα του δέντρου ως προς τις αποφάσεις (κατηγορίες) που λαμβάνει. Επιπλέον, στο αρχικό βήμα της ασαφοποίησης των δεδομένων χρησιμοποιήθηκαν συναρτήσεις συμμετοχής, των οποίων τόσο ο αριθμός όσο και οι παράμετροι είναι καθορισμένες εκ των προτέρων.

Οι Maher & Clair [122] παρουσίασαν τον UR-ID3 (uncertainty reasoning ID3), που αποτελεί μία ασαφή έκδοση του αλγορίθμου ID3. Η προσέγγιση που ακολούθησαν ήταν η αρχική επαγωγή του δέντρου απόφασης με χρήση του αλγορίθμου ID3 και στην συνέχεια ασαφοποίηση των ακμών του δέντρου, με χρήση τριγωνικών συναρτήσεων συσχέτισης. Στον UR-ID3 δεν συμπεριλαμβάνεται κάποιο βήμα βελτιστοποίησης των παραμέτρων των ασαφών συναρτήσεων συμμετοχής. Οι Umanol et al. [202] παρουσίασαν μια άλλη έκδοση του fuzzy-ID3, όπου στο κριτήριο επιλογής χαρακτηριστικού που χρησιμοποιείται στον κλασικό αλγόριθμο χρησιμοποιήθηκαν ασαφείς συναρτήσεις συμμετοχής. Επιπλέον, τα κριτήρια που υπάρχουν στις ακμές αντικαταστάθηκαν από ασαφείς συναρτήσεις συσχέτισης, καθώς ο χώρος του κάθε χαρακτηριστικού είχε περιγραφεί από ένα σύνολο ασαφών συναρτήσεων συσχέτισης. Βασικά μειονεκτήματα της τεχνικής παραμένουν τόσο η επιλογή των χαρακτηριστικών όσο και η δημιουργία των ασαφών συναρτήσεων συσχέτισης για κάθε χαρακτηριστικό, που πρέπει να οριστούν από τον χρήστη. Ο Jang [89] παρουσίασε τον fuzzy-CART, που αποτελεί μία ασαφή έκδοση του αλγορίθμου CART. Το αρχικό δέντρο παράγεται με χρήση του αλγορίθμου CART και στη συνέχεια πραγματοποιείται ασαφοποίηση των ακμών του δέντρου.

Ο Jager [87] ανέπτυξε μια τεχνική για την παραγωγή ενός συνόλου ασαφών κανόνων παρόμοια με αυτή των Tani & Sakoda [177]. Στη συγκεκριμένη περίπτωση, το αρχικό δέντρο παράγεται με χρήση του αλγορίθμου CART και στη συνέχεια από το δέντρο εξάγονται τα όρια των περιοχών απόφασης τα οποία χρησιμοποιούνται για την αρχική προσέγγιση ασαφών συνόλων σε σχέση με κάθε μεταβλητή εισόδου. Η χρήση του αλγορίθμου CART προσφέρει το πλεονέκτημα της διαχείρισης και των συνεχών χαρακτηριστικών σε σχέση με την χρήση του ID3, που τα χαρακτηριστικά πρέπει να είναι διακριτά. Ωστόσο σε αυτή την περίπτωση ο αριθμός των ασαφών συνόλων που προκύπτουν από το δέντρο σε σχέση με κάποιων χαρακτηριστικών τείνει να είναι αρκετά μεγάλος, με αποτέλεσμα την αύξηση της πολυπλοκότητας του ασαφούς χώρου των χαρακτηριστικών και κατά συνέπεια του αριθμού των κανόνων που προκύπτουν από αυτόν.

Οι Yuan & Shaw [218] παρουσιάζουν μια βελτιωμένη έκδοση του fuzzy-ID3, που αρχικά παρουσιάστηκε από τον Weber [210]. Η βασική διαφορά συνίσταται στον ορισμό μίας ασαφούς εντροπίας η τιμή της οποίας εκφράζει το πόσο η επιλογή ενός ασαφούς χαρακτηριστικού για έναν κόμβο του ασαφούς δέντρου απόφασης βελτιώνει τη δυνατότητα λήψης αποφάσεων του δέντρου. Επιπλέον, το ασαφές δέντρο μετατρέπεται σε σύνολο από ασαφείς κανόνες στο οποίο εφαρμόζεται μια τεχνική απλοποίησης. Βασικό μειονέκτημα παραμένει η χρήση ασαφών συναρτήσεων συμμετοχής στο αρχικό βήμα της ασαφοποίησης των δεδομένων, των οποίων τόσο ο αριθμός όσο και οι παράμετροι είναι καθορισμένες εκ των προτέρων. Ο Janikow [90] παρουσίασε μία πιο ολοκληρωμένη προσέγγιση σε σχέση με την ασαφή παραλλαγή του ID3, στην οποία επίσης χρησιμοποιήθηκε μία ασαφής συνάρτηση συμμετοχής για κριτήριο επιλογής χαρακτηριστικού, με ασαφείς περιορισμούς. Τα κριτήρια που υπάρχουν στις ακμές αντικαταστάθηκαν από ασαφείς συναρτήσεις συμμετοχής. Σε αυτή όμως την περίπτωση, οι παράμετροι των ασαφών συναρτήσεων συμμετοχής προσδιορίστηκαν με χρήση γενετικών αλγορίθμων. Μια πιο εκτεταμένη παρουσίαση της τεχνικής επιχειρήθηκε στο [91]. Οι Ichihashi et al. [83] αναπτύσσουν τον neuro-fuzzy ID3, που είναι μια επέκταση του fuzzy ID3 με επιπλέον μία μέθοδο βελτιστοποίησης. Η βασική διαφορά συνίσταται στην χρήση B-splines ως ασαφών συναρτήσεων συσχέτισης για την ασαφοποίηση των δεδομένων, με αριθμό και παραμέτρους να είναι καθορισμένες εκ των προτέρων. Η χρήση των B-splines προσδίδει στο δέντρο μορφή παρόμοια με ένα ΤΝΔ και έτσι καθίσταται δυνατή η εφαρμογή μιας μεθόδου εκπαίδευσης γνωστής από τη θεωρία των νευρωνικών δικτύων, έτσι ώστε να βελτιστοποιηθεί η τιμή των παραμέτρων σε σχέση με τα

δεδομένα εκπαίδευσης. Οι Kim et al. [96] παρουσίασαν έναν αλγόριθμο επαγωγής ασαφών δέντρων απόφασης που επίσης βασίζεται στον ID3. Η προσέγγιση παρουσιάζει πολλές ομοιότητες με τις [90,91]. Η βασική διαφορά είναι στον τρόπο προσδιορισμού των ασαφών συναρτήσεων συμμετοχής που περιγράφουν τον χώρο κάθε χαρακτηριστικού. Στην προκειμένη περίπτωση χρησιμοποιήθηκε μία τεχνική με βάση το ιστόγραμμα. Για κάθε χαρακτηριστικό αρχικά κατασκευάστηκε το ιστόγραμμα των τιμών του και στη συνέχεια πραγματοποιήθηκε προσέγγιση του ιστογράμματος με χρήση τριγωνικών ασαφών συναρτήσεων συμμετοχής, οι οποίες κανονικοποιήθηκαν στην συνέχεια ώστε να έχουν το ίδιο ύψος. Ο αριθμός των τριγωνικών ασαφών συναρτήσεων συμμετοχής που χρησιμοποιήθηκε σε κάθε περίπτωση δεν καθορίζεται αυτόματα.

Οι Suarez & Lutsko [171] υλοποίησαν μια μέθοδο για την κατασκευή ασαφών δέντρων απόφασης με βάση τον αλγόριθμο CART. Αρχικά κατασκευάζεται το δέντρο και στη συνέχεια ασαφοποιούνται οι ακμές του. Μια σημαντική διαφορά σε σχέση με άλλες προσεγγίσεις είναι ότι δεν πραγματοποιείται κάλυψη όλου του χώρου κάθε χαρακτηριστικού με ασαφείς συναρτήσεις συμμετοχής αλλά γίνεται ασαφοποίηση της σχέσης που υπάρχει σε κάθε ακμή, με αποτέλεσμα τον σημαντικό περιορισμό της πολυπλοκότητας του ασαφούς χώρου των χαρακτηριστικών. Η προσέγγιση των σχέσεων των ακμών (σαφείς συναρτήσεις συμμετοχής) πραγματοποιείται με σιγμοειδείς συναρτήσεις. Στη συνέχεια οι παράμετροι των ασαφών συναρτήσεων συμμετοχής βελτιστοποιούνται χρησιμοποιώντας τεχνική οπισθοδρόμησης (backpropagation). Η μέθοδος αξιολογείται τόσο σε προβλήματα παλινδρόμησης όσο και σε προβλήματα ταξινόμησης.

Στις περισσότερες εκδόσεις του fuzzy-ID3, η επιλογή του χαρακτηριστικού που θα χρησιμοποιηθεί σε έναν κόμβο πραγματοποιείται με βάση την ασαφή εντροπία [210,211,90,91,83,96] ή τη δυνατότητα ταξινόμησης [218]. Οι Wang et al. [207] παρουσιάζουν τον αλγόριθμο MB (merging branches), ο οποίος είναι μια παραλλαγή του fuzzy-ID3, που συνδυάζει τις δύο παραπάνω προσεγγίσεις. Επιπλέον, ο αλγόριθμος μετά από κάθε επιλογή χαρακτηριστικού για έναν κόμβο, κατασκευή των κόμβων-παιδιών του και κατανομή των προτύπων εκπαίδευσης μεταξύ αυτών, εκτελεί ένα επιπλέον βήμα ομαδοποίησης, κατά το οποίο είναι δυνατή υπό κάποιες συνθήκες η συνένωση δύο κλαδιών του κόμβου, δηλαδή δύο κόμβων-παιδιών του. Έτσι, το τελικό ασαφές δέντρο απόφασης έχει

μικρότερη δομή και επομένως πολυπλοκότητα, σε σχέση με τα αντίστοιχα που παράγονται από άλλες εκδόσεις του fuzzy-ID3.

Οι Chiang & Hsu [38] παρουσίασαν τα FCT (fuzzy classification trees). Η βασική ιδέα των FCT είναι η ανάπτυξη απευθείας ενός ασαφούς δέντρου απόφασης και όχι η ασαφοποίηση ενός σαφούς, με δεδομένα τα οποία δεν ασαφοποιούνται πριν την έναρξη της κατασκευής του δέντρου αλλά κατά τη διάρκεια και όχι με επιπλέον βελτιστοποίησή του. Ο αλγόριθμός βασίζεται στην εκτέλεση ενός βήματος ασαφοποίησης των δεδομένων πριν την εκτέλεση του κάθε βήματος (όπως το βήμα της διακριτοποίησης που εκτελεί ο C4.5 πριν κάθε επιλογή κόμβου) με χρήση μιας τεχνικής ομαδοποίησης ιστογράμματος. Η παραγωγή των ασαφών συνόλων και συνεπώς των ασαφών συναρτήσεων συμμετοχής πραγματοποιείται τοπικά, πριν την επιλογή κάθε κόμβου, και όχι συνολικά, πριν την έναρξη επαγωγής του δέντρου απόφασης, όπως σε όλες τις προηγούμενες προσεγγίσεις. Για την ομαδοποίηση χρησιμοποιείται ο ασαφής αλγόριθμος των K-μέσων (fuzzy k-means). Ο αλγόριθμος επαγωγής FCT αξιολογείται σε προβλήματα ταξινόμησης, και γίνεται σύγκριση των αποτελεσμάτων με τα αποτελέσματα του C4.5, του fuzzy-ID3 των Yuan & Shaw [218], του αλγορίθμου του Janikow [90,91], του αλγορίθμου των Suarez & Lutsko [171].

Οι Olaru & Wehenkel [135] ανέπτυξαν τα SDT (soft decision trees). Ο αλγόριθμος επαγωγής των SDT είναι ανάλογος με τον CART, ενώ και σε αυτή την περίπτωση (όπως στο [38]) δεν πραγματοποιείται ασαφοποίηση των δεδομένων πριν την εφαρμογή του αλγορίθμου αλλά κατά τη διάρκεια. Η βασική ιδέα του SDT είναι ο ορισμός μίας αντικειμενικής συνάρτησης μέσου τετραγωνικού σφάλματος των δεδομένων εκπαίδευσης, με βάση μία ασαφή συνάρτηση συμμετοχής και με παραμέτρους ένα χαρακτηριστικό και μία τιμή κατωφλίου και στη συνέχεια η ελαχιστοποίηση της συνάρτησης με στόχο τον προσδιορισμό του χαρακτηριστικού και της τιμής κατωφλίου για τα οποία επιτυγχάνεται η ελάχιστη τιμή. Βασική προϋπόθεση στο σχεδιασμό του αλγορίθμου αποτελεί η ύπαρξη δύο μόνο κατηγοριών στο πρόβλημα και έτσι η επέκταση σε προβλήματα με περισσότερες κατηγορίες απαιτεί την χρήση κατάλληλων τεχνικών, όπως η ένας-εναντίον-όλων. Επιπλέον, στο δέντρο εκτελούνται κλάδεμα και βελτιστοποίηση μετά την ολοκλήρωσή του. Ο αλγόριθμος επαγωγής SDT αξιολογείται σε έντεκα προβλήματα ταξινόμησης. Επίσης γίνεται σύγκριση με τα αντίστοιχα αποτελέσματα των C4.5 και CART.

Στις τεχνικές που βασίζονται σε δέντρα απόφασης για την παραγωγή περιοχών απόφασης παράλληλων προς τους άξονες που ορίζουν τα δεδομένα και μετά ασαφοποιούν τα όρια αυτών των περιοχών, ανήκει η τεχνική που παρουσίασε ο Abonyi et al. [1]. Η παραπάνω φιλοσοφία ακολουθήθηκε από τους Tani & Sakoda [177], με χρήση του ID3 από τον Jager [87], με χρήση του CART, και τέλος από τον Abonyi με βάση τον C4.5. Οι περιοχές απόφασης μοντελοποιούνται με χρήση τραπεζοειδών συναρτήσεων συμμετοχής και τα αρχικά ορθογώνια όρια προσεγγίζονται με κλίσεις κατάλληλες έτσι ώστε τα σημεία τομής να συμπίπτουν με τα αρχικά όρια. Όπως και στην περίπτωση του CART, η χρήση του αλγορίθμου C4.5 προσφέρει το πλεονέκτημα της διαχείρισης συνεχών χαρακτηριστικών αλλά και το μειονέκτημα της παραγωγής μεγάλου αριθμού ασαφών συνόλων και κατά συνέπεια ασαφών συναρτήσεων συσχέτισης για κάθε χαρακτηριστικό. Για την αντιμετώπιση αυτού του προβλήματος, αναπτύσσεται τεχνική απλοποίησης των ασαφών συνόλων, με συγχώνευσή τους σε περίπτωση που παρουσιάζουν αυξημένη ομοιότητα, με χρήση γενετικών αλγορίθμων. Έτσι, σημαντικό πλεονέκτημα της μεθόδου είναι το σχετικά μικρό σύνολο ασαφών κανόνων που παράγεται. Στην εργασία παρουσιάζονται αριθμητικά αποτελέσματα για έξι προβλήματα ταξινόμησης.

Μια παρόμοια προσέγγιση με αυτή των Suarez & Lutsko [171] προτάθηκε από τους Crockett et al. [43]. Σε αυτή την περίπτωση το αρχικό δέντρο κατασκευάζεται με τον αλγόριθμο C4.5, σε αντίθεση με το [171] που κατασκευάζεται με το αλγόριθμο CART και στην συνέχεια γίνεται ασαφοποίηση του δέντρου με ασαφοποίηση των ακμών του. Και σε αυτή την περίπτωση δεν πραγματοποιείται κάλυψη όλου του χώρου κάθε χαρακτηριστικού με ασαφείς συναρτήσεις συμμετοχής αλλά ασαφοποίηση της σχέσης που υπάρχει σε κάθε ακμή. Η προσέγγιση των σχέσεων των ακμών πραγματοποιείται με διάφορες ασαφείς συναρτήσεις συσχέτισης, όπως σιγμοειδείς και κυβικές, ενώ επιχειρούνται εναλλακτικές προσεγγίσεις και σε σχέση με τους ασαφείς τελεστές, με χρήση των ορισμών του Zadeh και των οικογενειών ορισμών Yager, Dupois-Prade, Hamacher και Dompi. Κατόπιν οι παράμετροι τόσο των ασαφών συναρτήσεων συμμετοχής όσο και των ορισμών των ασαφών τελεστών βελτιστοποιούνται χρησιμοποιώντας γενετικούς αλγορίθμους. Η μέθοδος αξιολογείται σε πέντε προβλήματα ταξινόμησης.

2.4. Χρήση βαρών σε ασαφή μοντέλα

Η χρήση βαρών στην ασαφή λογική προτάθηκε ως λύση στην απλουστευμένη θεώρηση που γίνεται σε ασαφή μοντέλα, είτε προέρχονται από γνωσιακές προσεγγίσεις είτε από οδηγούμενες-από-τα-δεδομένα τεχνικές, ότι δηλαδή υπάρχει απόλυτη ισοδυναμία μεταξύ ομοειδών στοιχείων, δηλαδή κάθε χαρακτηριστικό εισόδου θεωρείται ίδιας σημαντικότητας με όλα τα υπόλοιπα, κάθε κανόνας ισοδύναμος με όλους τους υπόλοιπους κανόνες που προβλέπουν την ίδια ή τις υπόλοιπες κατηγορίες και όλες οι κατηγορίες το ίδιο σημαντικές. Αυτή είναι μια παραδοχή που δεν ισχύει σε πραγματικά προβλήματα, όπου κάθε χαρακτηριστικό περιγράφει ένα στοιχείο σε σχέση με το υπό εξέταση πρόβλημα και επομένως μπορεί να έχει διαφορετική σημαντικότητα, ανάλογα με το πόσο σχετίζεται η μεταβολή της τιμής του με τις αποφάσεις που λαμβάνονται. Αντίστοιχα, καθένας από τους κανόνες που έχουν ως αποτέλεσμα την ίδια κατηγορία, περιγράφει μια συγκεκριμένη υποπερίπτωση αυτής της κατηγορίας, που μπορεί να είναι βασική ή δευτερεύουσα, ενώ στην περίπτωση κανόνων που έχουν ως αποτέλεσμα διαφορετικές κατηγορίες υπάρχει επιπλέον και η σχετική σημαντικότητα της κάθε κατηγορίας, δηλαδή πόσο σημαντική είναι η κάθε κατηγορία του προβλήματος σε σχέση με όλες τις υπόλοιπες. Στην βιβλιογραφία έχει προταθεί η χρήση δύο τύπων βαρών σε ασαφή μοντέλα: τα τοπικά βάρη (local weights) και τα ολικά βάρη (global weights).

Τα τοπικά βάρη [37,81,184] χρησιμοποιούνται για να καθορίσουν το βαθμό σημαντικότητας μιας ποσότητας που συνεισφέρει σε μία απόφαση. Όπως προαναφέρθηκε, στους κανόνες σε διαζευκτική κανονική μορφή, τα στοιχεία συνενώνονται μεταξύ τους με τελεστές ΚΑΙ ή στην περίπτωση ασαφών κανόνων τα ασαφή τους ομόλογα T_{norm} . Έτσι, σε συνάρτηση συμμετοχής που υπάρχει σε ένα ασαφή κανόνα, ανατίθεται ένα τοπικό βάρος. Συνεπώς κάθε τοπικό βάρος εκφράζει το βαθμό σημαντικότητας ενός ασαφούς συνόλου, που περιγράφεται με βάση μία συνάρτηση συσχέτισης και με βάση ένα χαρακτηριστικό εισόδου, σε σχέση με τα υπόλοιπα ασαφή σύνολα που συμμετέχουν στην ίδια απόφαση. Ο Chen [37] ήταν ο πρώτος που εισήγαγε την έννοια του τοπικού βάρους, ενώ οι Hudson & Cohen [81] και Tseng & Teo [184] μελετούν την χρήση τοπικών βαρών σε ιατρικά προβλήματα. Στις σχετικές εργασίες, η χρήση τοπικών βαρών χρησιμοποιείται ώστε να εκφραστεί η σχετική σημαντικότητα κάθε συμπτώματος (χαρακτηριστικού εισόδου) με μία συγκεκριμένη ασθένεια (κατηγορία

προβλήματος). Σε όλες τις εργασίες [37,81,184] ο ορισμός των τιμών των τοπικών βαρών πραγματοποιείται μη-αυτόματα, με βάση την αρχική γνώση σε σχέση με το πρόβλημα.

Τα ολικά βάρη [216,217] χρησιμοποιούνται για να καθορίσουν το βαθμό σημαντικότητας ενός κανόνα σε σχέση με μία κατηγορία. Στη διαζευκτική κανονική μορφή οι κανόνες που προβλέπουν την ίδια κατηγορία συνενώνονται μεταξύ τους με τελεστές \cup ή \cap στην περίπτωση ασαφών κανόνων, S_{norm} . Έτσι, σε κάθε ασαφή κανόνα ανατίθεται ένα ολικό βάρος, το οποίο εκφράζει το βαθμό σημαντικότητας του συγκεκριμένου κανόνα σε σχέση με τους υπόλοιπους κανόνες που προβλέπουν την ίδια κατηγορία. Μια αρχική μορφή των ολικών βαρών, υπάρχει στο MYCIN [158], με την έννοια του παράγοντα βεβαιότητας (certainty factor). Ο παράγοντας βεβαιότητας είναι μια τιμή στο διάστημα $[-1,1]$, η οποία ανατίθεται σε κάθε κανόνα, και ορίζεται ως η διαφορά του μέτρου της πίστης (measure of belief) και της δυσπιστίας (measure of disbelief) που χαρακτηρίζουν κάθε κανόνα. Η τιμή του παράγοντα βεβαιότητας σχετίζεται κυρίως με έναν κανόνα και όχι με τη σχετική σημαντικότητά του σε σχέση με άλλους κανόνες. Οι Yeung & Tsang [216] εισήγαγαν την έννοια του ολικού βάρους και συνέκριναν την ικανότητα απόφασης ενός ασαφούς μοντέλου χωρίς την χρήση ολικών βαρών και με την χρήση ολικών βαρών. Σε μία νεότερη εργασία [217] γίνεται συνολική προσέγγιση σε σχέση με την χρήση βαρών σε ασαφή μοντέλα, με την εισαγωγή τόσο τοπικών όσο και ολικών βαρών σε ένα ασαφές μοντέλο. Ταυτόχρονα παρουσιάζεται η λειτουργικότητα του ασαφούς μοντέλου που περιλαμβάνει τοπικά και ολικά βάρη με συγκεκριμένα παραδείγματα.

ΚΕΦΑΛΑΙΟ 3: ΕΥΦΥΗ ΣΥΣΤΗΜΑΤΑ ΔΙΑΓΝΩΣΗΣ ΚΑΙ ΠΕΔΙΑ ΕΦΑΡΜΟΓΩΝ

-
- 3.1 Καρδιαγγειακές παθήσεις
 - 3.2 Ταξινόμηση αρρυθμικών παλμών
 - 3.3 Ταξινόμηση ισχαιμικών παλμών
 - 3.4 Διάγνωση στεφανιαίας νόσου
 - 3.5 Προβλήματα ταξινόμησης
-

Σε αυτό το κεφάλαιο παρουσιάζεται η βιβλιογραφία σχετικά με τα προβλήματα εφαρμογής των ευφών συστημάτων διάγνωσης που θα μας απασχολήσουν στην παρούσα διατριβή. Αρχικά παρουσιάζεται η φυσιολογία των καρδιαγγειακών παθήσεων και στην συνέχεια γίνεται εκτενής βιβλιογραφική ανασκόπηση των συστημάτων που έχουν προταθεί για την αντιμετώπιση των σχετικών προβλημάτων, όπως η ταξινόμηση αρρυθμικών παλμών, η ταξινόμηση ισχαιμικών παλμών και η διάγνωση της στεφανιαίας νόσου. Τέλος, παρουσιάζονται τα γενικά πεδία εφαρμογής που χρησιμοποιούνται για την συγκριτική αξιολόγηση μεθόδων λήψης αποφάσεων.

3.1. Καρδιαγγειακές παθήσεις

Τα προβλήματα με τα οποία ασχολούμαστε είναι η ταξινόμηση αρρυθμικών και ισχαιμικών παλμών και η διάγνωση της στεφανιαίας νόσου.

3.1.1. Καρδιακός ρυθμός

Η καρδιά νευρώνεται από το αυτόνομο νευρικό σύστημα, που ελέγχει την ακούσια μυϊκή λειτουργία. Η αυτόνομη νεύρωση της καρδιάς αποτελείται από δύο αντίθετης ενέργειας ομάδες νευρικών ινών - τα συμπαθητικά και τα παρασυμπαθητικά νεύρα. Η συμπαθητική διέγερση προκαλεί αύξηση της καρδιακής συχνότητας και της ισχύος της συστολής του μυοκαρδίου ενώ η παρασυμπαθητική διέγερση προκαλεί επιβράδυνση της καρδιακής συχνότητας και της αγωγής μέσω του κολποκοιλιακού (κΚ) κόμβου. Με αυτό τον τρόπο, το αυτόνομο νευρικό σύστημα ασκεί αντισταθμιζόμενο έλεγχο πάνω στη καρδιακή συχνότητα. Ο φυσιολογικός καρδιακός (φλεβοκομβικός) ρυθμός είναι στους 60 με 100 παλμούς στο λεπτό (π/λ). Φλεβοκομβικός ρυθμός με καρδιακή συχνότητα μικρότερη από 60 π/λ ονομάζεται φλεβοκομβική βραδυκαρδία, ενώ με συχνότητα μεγαλύτερη από 100 π/λ ονομάζεται φλεβοκομβική ταχυκαρδία [232]. Τα περισσότερα φυσιολογικά άτομα αναπτύσσουν φλεβοκομβική ταχυκαρδία κατά τη σωματική άσκηση ή την ψυχική διέγερση, ενώ φλεβοκομβική βραδυκαρδία παρατηρείται σε κατάσταση ηρεμίας ή σε αθλητές. Ο ρυθμός βηματοδότησης της καρδιάς από το φλεβόκομβο δεν είναι απόλυτα ρυθμικός αλλά υπάρχει μια παραλλαγή από παλμό σε παλμό, η φλεβοκομβική αρρυθμία, που κύριο αίτιό της είναι η αναπνοή (αναπνευστική κολπική αρρυθμία).

Πέρα από το φυσιολογικό ρυθμό και τη φλεβοκομβική ταχυκαρδία, βραδυκαρδία και αρρυθμία, υπάρχουν περιπτώσεις, συνήθως παθολογικές, στις οποίες ο φλεβόκομβος δε λειτουργεί για έναν ή περισσότερο παλμούς (φλεβοκομβο-κολπικός αποκλεισμός) [69]. Ο αποκλεισμός αυτός μπορεί να είναι διαλείπων, οπότε λείπει ένας παλμός σε τυχαία χρονικά διαστήματα ενώ το πιο ακραίο παράδειγμα είναι η φλεβοκομβική παύση, κατά την οποία ο φλεβόκομβος δε λειτουργεί για μεγάλη χρονική περίοδο. Αυτό μπορεί να οδηγήσει σε καρδιακή ανακοπή, αν ο φλεβόκομβος δεν ξαναρχίσει να λειτουργεί ή αν δεν αναλάβει κάποιος άλλος βηματοδότης εκ διαφυγής, αφού και άλλα μέρη του καρδιακού συστήματος αγωγής είναι ικανά να παράγουν ηλεκτρικά ερεθίσματα και να λειτουργούν σαν βηματοδότες. Συστολές εκ διαφυγής είναι δυνατό να προέρχονται από τους κόλπους, τον κΚ κόμβο ή τις κοιλίες. Γενικά, οποιοσδήποτε καρδιακός ρυθμός διαφέρει από τον απόλυτα φυσιολογικό φλεβοκομβικό ρυθμό, ονομάζεται αρρυθμία.

3.1.1.1. Κολπικές αρρυθμίες

Οι κολπικές αρρυθμίες είναι έκτοποι κολπικοί ρυθμοί, δηλαδή ρυθμοί των οποίων τα ερεθίσματα βηματοδότησης προέρχονται από τους κόλπους [166]. Οι πρώιμες κολπικές συστολές (ΠκΣ) είναι παλμοί που ξεκινούν από κάποιο σημείο του αριστερού ή του δεξιού κόλπου, όχι όμως από το φλεβόκομβο. Κατά τις ΠκΣ, οι κόλποι εκπολώνονται από την έκτοπη θέση και στην συνέχεια το ερέθισμα επεκτείνεται κανονικά από τον κΚ στις κοιλίες. Η παροξυσμική κολπική ταχυκαρδία ορίζεται ως μια σειρά από τρεις ή περισσότερες διαδοχικές ΠκΣ.

Οι κόλποι κατά τον κολπικό πτερυγισμό διεγείρονται περίπου 300 φορές το λεπτό. Στον κολπικό πτερυγισμό δεν υπάρχουν πραγματικά επάρματα P στο ηλεκτροκαρδιογράφημα (ΗΚΓ) και αντί αυτών υπάρχουν χαρακτηριστικά επάρματα F. Τα επάρματα F του πτερυγισμού έχουν ένα χαρακτηριστικό πριονωτό σχήμα. Κατά τον πτερυγισμό των κόλπων η κοιλιακή συχνότητα (QRS) ποικίλει ανάλογα με την ικανότητα του κΚ κόμβου να μεταβιβάζει ερεθίσματα από τους κόλπους στις κοιλίες. Αν οι κοιλίες ανταποκρίνονται σε κάθε κύμα του πτερυγισμού, η κοιλιακή συχνότητα θα είναι γύρω στις 300 συστολές στο λεπτό. Στον κολπικό πτερυγισμό η κοιλιακή συχνότητα είναι ακέραιος διαιρέτης της κολπικής συχνότητας. Έτσι η κοιλιακή συχνότητα κατά τον κολπικό πτερυγισμό είναι 300, 150, 100 ή 75 π/λ με σχέση 1/1, 2/1, 3/1 και 4/1 αντίστοιχα ως κολπική/κοιλιακή συχνότητα..

Κατά την κολπική μαρμαρυγή οι κόλποι διεγείρονται με πολύ μεγάλη συχνότητα, μέχρι και 600 φορές στο λεπτό. Αυτή η δραστηριότητα προκαλεί χαρακτηριστική, ανώμαλη, κυματοειδή εικόνα στη θέση των επαρμάτων P, η οποία καλύπτει όλο το ΗΚΓ. Αυτά τα ανώμαλα επάρματα ονομάζονται μαρμαρυγικά κύματα ή κύματα f. Η κολπική μαρμαρυγή χαρακτηρίζεται από γρήγορη, ανώμαλη εκπόλωση των κόλπων, που προκαλεί ανώμαλες κυμάνσεις της βασικής γραμμής του ΗΚΓ, χωρίς πραγματικά P. Ο κΚ κόμβος δέχεται πολλά ερεθίσματα από τους κόλπους, αλλά επιτρέπει να φτάσουν στις κοιλίες μόνο ένα μέρος τους. Κατά την κολπική μαρμαρυγή η κοιλιακή συχνότητα κυμαίνεται διαρκώς και η διαδοχή των κοιλιακών παλμών είναι χαρακτηριστικά ακανόνιστη (άρρυθμη) και αυτή η αρρυθμία οφείλεται στο γεγονός, ότι ο κΚ κόμβος διεγείρεται κατά τρόπο τυχαίο από τους γρήγορα συστελλόμενους κόλπους.

3.1.1.2. Κοιλιακές αρρυθμίες

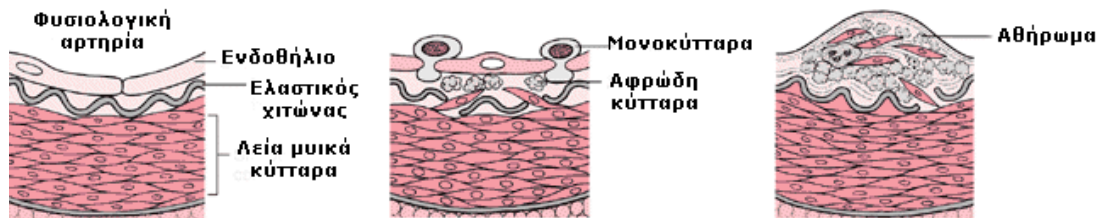
Οι κοιλιακές αρρυθμίες είναι το αντίστοιχο των κολπικών με την διαφορά ότι τα ερεθίσματα για τις έκτοπες συστολές ξεκινούν από τις κοιλίες [166]. Μία τέτοια διαδικασία διαταράσσει τον φυσιολογικό ρυθμό της καρδιάς προκαλώντας πρώιμες κοιλιακές συστολές (ΠΚΣ), ενώ αν η κατάσταση παραμείνει για χρονική διάρκεια μεγαλύτερη των τριών παλμών προκαλείται κοιλιακή ταχυκαρδία. Στην περίπτωση που τα ερεθίσματα είναι πολύ πιο γρήγορα σε ρυθμό τότε παρατηρείται κοιλιακή μαρμαρυγή. Κατά τις ΠΚΣ ο πρόωρος παλμός δημιουργείται είτε στη δεξιά είτε στην αριστερά κοιλία και, κατά συνέπεια, οι κοιλίες δε θα διεγερθούν ταυτόχρονα και το ερέθισμα θα επεκταθεί στις κοιλίες με ανώμαλη κατεύθυνση. Έτσι το σύμπλεγμα QRS θα είναι ευρύ. Η κοιλιακή ταχυκαρδία είναι τρεις ή περισσότερες διαδοχικές ΠΚΣ, με καρδιακή συχνότητα μεταξύ 120 και 150 π/λ. Στην κοιλιακή μαρμαρυγή οι κοιλίες δε συστέλλονται συντονισμένα, αλλά κάνουν ινιδικές συστολές ή συσπώνται ασύγχρονα και χωρίς αποτέλεσμα. Το ΗΚΓ κατά την κοιλιακή μαρμαρυγή παρουσιάζει χαρακτηριστικά μαρμαρυγικά επάρματα σε διαρκώς μεταβαλλόμενη συχνότητα πάνω από 150 π/λ με ανώμαλη, χαώδη εικόνα.

3.1.1.3. Κολποκοιλιακές αρρυθμίες

Κολποκοιλιακές αρρυθμίες είναι ο γενικός όρος για τις διαταραχές της κολποκοιλιακής αγωγής [166]. Ο κΚ κόμβος λειτουργεί σαν γέφυρα ανάμεσα στους κόλπους και στις κοιλίες και το διάστημα P-R είναι το μέτρο καθυστέρησης της κΚ αγωγής μεταξύ της διέγερσης των κόλπων και της διέγερσης των κοιλιών. Οι κΚ αρρυθμίες επέρχονται όταν η αγωγή από τον κΚ κόμβο παθαίνει βλάβη, και διακρίνονται στον κΚ αποκλεισμό και τον κΚ διαχωρισμό. Η ελαφρότερη μορφή κΚ αποκλεισμού ονομάζεται πρώτου βαθμού κΚ αποκλεισμός, κατά την οποία το διάστημα P-R παρατείνεται πέρα από τα φυσιολογικά όρια. Η πιο ακραία μορφή κΚ αποκλεισμού ονομάζεται τρίτου βαθμού (πλήρης) κΚ αποκλεισμός, κατά την οποία ο κΚ κόμβος δεν μεταβιβάζει κανένα ερέθισμα. Ο κΚ αποκλεισμός δεύτερου βαθμού είναι ενδιάμεσου βαθμού διαταραχή της κΚ αγωγής. Κατά τον κΚ διαχωρισμό, οι κόλποι και οι κοιλίες διεγείρονται ανεξάρτητα. Οι κόλποι βηματοδοτούνται από το φλεβόκομβο, ενώ οι κοιλίες από τον κΚ κόμβο, ενώ η κοιλιακή συχνότητα είναι λίγο ταχύτερη από την κολπική.

3.1.2. Στεφανιαία νόσος

Το τοίχωμα μιας αρτηρίας αποτελείται από διάφορα στρώματα. Η φυσιολογική αρτηρία μπορεί να θεωρηθεί ένας σωλήνας με λεία μυϊκά κύτταρα και στο εσωτερικό της υπάρχει το ενδοθήλιο (Σχήμα 3.1). Η αρτηριοσκλήρωση αρχίζει όταν τραυματίζεται το ενδοθήλιο και τα μονοκύτταρα κινούνται στο τοίχωμα της αρτηρίας, όπου μετασχηματίζονται σε αφρώδη κύτταρα και συλλέγουν λιπαρά υλικά (κυρίως χοληστερόλη). Αυτή η συσσώρευση υλικών διαμορφώνει το αθήρωμα ή αθηρωματική πλάκα, η οποία δημιουργεί τοπικά στένωση της αρτηρίας και εμποδίζει την ομαλή ροή του αίματος με αποτέλεσμα την ισχαιμία (μειωμένη παροχή αίματος).



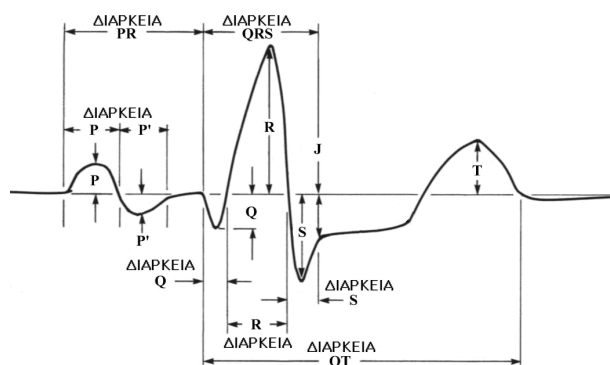
Σχήμα 3.1 Αρτηριοσκλήρωση.

Η στεφανιαία νόσος είναι νόσος της καρδιάς που οφείλεται σε αποφρακτικές βλάβες των στεφανιαίων αρτηριών, που οδηγούν σε στεφανιαία ανεπάρκεια [130]. Αυτό γίνεται από το σχηματισμό αθηρωματικής πλάκας στο τοίχωμα της αρτηρίας. Με το χρόνο, η πλάκα αυξάνει σε πάχος και η ροή του αίματος ελαττώνεται. Η ελάττωση της προσφοράς οξυγόνου στο μυοκάρδιο εκφράζεται κλινικά με την στηθάγχη. Η ρήξη της πλάκας και δημιουργία θρόμβου (αθηροθρόμβωση) προκαλεί τα οξεία ισχαιμικά ή στεφανιαία σύνδρομα [123]. Η δημιουργία αποφρακτικού θρόμβου έχει ως αποτέλεσμα την παντελή και παρατεταμένη έλλειψη οξυγόνου στο μυοκάρδιο που προκαλεί νέκρωση του μυοκαρδίου (έμφραγμα). Η δημιουργία τοιχωματικού μη αποφρακτικού θρόμβου έχει αποτέλεσμα την μείωση οξυγόνου στο μυοκάρδιο και προκαλεί το σύνδρομο της ασταθούς στηθάγχης. Υπάρχουν διάφοροι προδιαθεσικοί παράγοντες της στεφανιαίας νόσου, όπως η ηλικία (άνδρες >45 ετών, γυναίκες > 55 ετών), κληρονομικότητα, υπερχοληστεριναιμία (LDL - "κακή" - χοληστερίνη πάνω από 130mg/dl), HDL χοληστερίνη (καλή χοληστερίνη κάτω από 35 mg/dl) σακχαρώδης διαβήτης, αρτηριακή υπέρταση (πάνω από 140/90 mmHg), κάπνισμα.

3.1.3. Το ηλεκτροκαρδιογράφημα

Η διάγνωση καρδιακών αρρυθμιών καθώς και της ισχαιμίας του μυοκαρδίου πραγματοποιείται με την ανάλυση του ηλεκτροκαρδιογραφήματος (ΗΚΓ). Το ΗΚΓ καταγράφει τα ηλεκτρικά ρεύματα που παράγονται από την καρδιά με χρήση μεταλλικών ηλεκτροδίων (απαγωγές). Κατά την παραγωγή ηλεκτρικών ρευμάτων από την καρδιά το σώμα ενεργεί σαν αγωγός του ηλεκτρισμού, κατανέμοντάς τα σε κάθε σημείο του. Έτσι, καταγραφικά ηλεκτρόδια μπορούν να καταγράψουν τα δυναμικά των καρδιακών ρευμάτων. Ο συνηθισμένος τρόπος καταγραφής είναι με 12 απαγωγές, έξι που καταγράφονται με ηλεκτρόδια τοποθετημένα στα άκρα (I, II, III, αVR, αVL και αVF) και έξι θωρακικές (προκάρδιες) μονοπολικές απαγωγές (V1, V2, V3, V4, V5 και V6) [232].

Το ΗΚΓ καταγράφει ηλεκτρικά ρεύματα της καρδιακής εκπόλωσης και επαναπόλωσης με την μορφή επαρμάτων. Τα βασικά ΗΚΓ επάρματα (Σχήμα 3.2) είναι: έπαρμα P (κολπική εκπόλωση), σύμπλεγμα QRS (κοιλιακή εκπόλωση), και τμήμα S-T και έπαρμα T (κοιλιακή επαναπόλωση), τα οποία αντιπροσωπεύουν τον επαναληπτικό κύκλο της ηλεκτρικής δραστηριότητας της καρδιάς, που αρχίζει με την επέκταση ενός ερεθίσματος στους κόλπους και τελειώνει με την επάνοδο του διεγερμένου κοιλιακού μυ στη κατάσταση ηρεμίας.



Σχήμα 3.2 Ηλεκτροκαρδιογραφικά κύματα και διαστήματα.

3.1.4. Διάγνωση της στεφανιαίας νόσου

Η στεφανιογραφία αποτελεί την βασική εξέταση για την διάγνωση της στεφανιαίας νόσου. Παρουσιάζει, όμως, αρκετά μειονεκτήματα όπως το ότι είναι επεμβατική μέθοδος, έχει αυξημένο κόστος, απαιτεί υψηλού επιπέδου τεχνική γνώση και εμπειρία. Τα παραπάνω είναι απαγορευτικά ως προς την χρήση της μεθόδου για παρακολούθηση μεγάλων πληθυσμών ή

συχνή χρήση της σε μεμονωμένους ασθενείς [57]. Έτσι, έχουν προταθεί εναλλακτικές μη-επεμβατικές τεχνικές στην βιβλιογραφία για την διάγνωση της στεφανιαίας νόσου, όπως: τεστ κοπώσεως (stress ECG) [65, 180], υπερηχοκαρδιογράφημα προσπάθειας (stress echocardiography - ECHO) και την υπολογιστική τομογραφία μονοφωτονικής εκπομπής (single photon emission computed tomography – SPECT) [24], ενώ χρησιμοποιούνται επίσης η υπολογιστική τομογραφία ηλεκτρονιακής δέσμης (electron-beam computerized tomography - EBCT), η πολυεπίπεδη σπειροειδής υπολογιστική τομογραφία (multi-slice spiral computerized tomography - MSCT) και η στεφανιογραφία μαγνητικού συντονισμού (coronary magnetic resonance angiography - CMRA) [57]. Στον Πίνακα 3.1 παρουσιάζονται μη-επεμβατικές τεχνικές για την διάγνωση της στεφανιαίας νόσου και μελέτες που έχουν πραγματοποιηθεί ως προς την αποτελεσματικότητά τους.

Πίνακας 3.1 Μη-επεμβατικές τεχνικές διάγνωσης στεφανιαίας νόσου.

Συγγραφείς	Έτος	Αριθμός ατόμων / μελετών	Μέθοδος διάγνωσης	Ευαισθησία (%)	Ειδικότητα (%)
Gianrossi et al. [65]	1989	24074 / 147	τεστ κοπώσεως	68	77
Froelicher et al. [180]	1998	814 άτομα	τεστ κοπώσεως	45	85
Fleischmann et al. [60]	1998	44 μελέτες	ECHO SPECT	85 87	77 64
Kim et al. [97]	2001	82 μελέτες	ECHO SPECT	70 – 80 82 - 90	84 – 93 65 - 75
Imran et al. [84]	2003	651 / 10	ECHO SPECT	70 88	90 67
Nallamotheu et al. [131]	2001	1662 / 9	EBCT	80 - 92	51 - 71
Leber et al. [111]	2005	59	MSCT	73	97
Raff et al. [154]	2005	70	MSCT	90	95
Danias et al. [44]	2004	993 / 39	CMRA	88	56
Plein et al. [148]	2005	102	CMRA	88	82

Το τεστ κοπώσεως είναι η ευρύτερα χρησιμοποιούμενη μέθοδος, εξαιτίας της μειωμένου κόστους και της ευκολίας διεξαγωγής του. Παρόλα αυτά, παρουσιάζει την χαμηλότερη ευαισθησία και ειδικότητα στην διάγνωση [65,180] ενώ η εφαρμογή του δεν είναι δυνατή σε

όλους τους ασθενείς, όπως σε ασθενείς με κινητικές δυσκολίες. Η εξέταση ECHO (χρησιμοποιώντας διέγερση εξάσκησης ή φαρμακολογική) είναι μέθοδος με μέτριο κόστος και ευρέως διαθέσιμη, όμως η ευαισθησία και ειδικότητα ως προς την διάγνωση της στεφανιαίας νόσου παρουσιάζουν μεγάλη διακύμανση [60,97,84]. Η εξέταση EBCT απαιτεί εξειδικευμένο εξοπλισμό και ακτινοβολούνται μεγάλες δόσεις ραδιενέργειας στον εξεταζόμενο. Επιπλέον, αποκαλύπτει την ύπαρξη ασβεστίου στο αρτηριακό δέντρο, με αποτέλεσμα να περιορίζεται η χρησιμότητά της κυρίως ως παράγοντας επικινδυνότητας και όχι ως διαγνωστική μέθοδος [131]. Τέλος οι MSCT και CMRA είναι εξελισσόμενες μέθοδοι σε σχέση με την χρήση τους για την διάγνωση της στεφανιαίας νόσου, όμως απαιτούν εξειδικευμένο εξοπλισμό και προσωπικό, έχουν υψηλό κόστος και επιπλέον παρουσιάζουν τεχνικούς περιορισμούς που περιορίζουν την χρησιμότητά τους [111,154,44,148].

3.2. Ταξινόμηση αρρυθμικών παλμών

Ένα από τα καρδιαγγειακά πρόβλημα που εξετάζονται στην παρούσα διδακτορική διατριβή είναι ο αυτόματος εντοπισμός καρδιακών αρρυθμιών στο ΗΚΓ, τόσο μεμονωμένων παλμών όσο και ολόκληρων επεισοδίων καθώς και η περαιτέρω ταξινόμησή τους σε κατηγορίες. Οι μέθοδοι που έχουν προταθεί στην βιβλιογραφία για την αυτόματη διάγνωση αρρυθμιών βασίζονται στην ανάλυση του ΗΚΓ. Οι βασικές προσεγγίσεις που έχουν ακολουθηθεί είναι δύο: ανάλυση τμημάτων ΗΚΓ και ανάλυση παλμό-προς-παλμό.

Μια από τις αρχικές προσεγγίσεις που επιχειρήθηκαν για την αυτόματη διάγνωση τύπων αρρυθμίας με χρήση του τμημάτων του ΗΚΓ, ήταν η μετατροπή του ΗΚΓ σήματος σε δυαδικό και η περαιτέρω εξέταση αυτού του σήματος. Σε αυτή την κατεύθυνση, οι Thakor et al. μελέτησαν το διαχωρισμό της κοιλιακής ταχυκαρδίας από τον κοιλιακή μαρμαρυγή [178]. Η μέθοδος που αναπτύσσουν ονομάζεται Αλγόριθμος Ακολουθιακών Δοκιμών Υπόθεσης (Sequential Hypothesis Testing Algorithm), και βασίζεται στα Διαστήματα Διασταύρωσης Κατωφλίου (Threshold Crossing Intervals). Ένα καρδιακό επεισόδιο διαχωρίζεται αν είναι κοιλιακή ταχυκαρδία ή κοιλιακός ινιδισμός, ανάλογα με την εξέλιξη που έχει στο χρόνο. Η μέθοδος αξιολογείται σε ένα σύνολο δεδομένων αποτελούμενο από 85 ΗΚΓ καταγραφές των 8 δευτερολέπτων για κάθε μία από τις κατηγορίες ταξινόμησης. Τα αποτελέσματα παρουσιάζονται σε ποσοστά αναγνώρισης των περιπτώσεων και είναι 94,12% για την κοιλιακή ταχυκαρδία και 82,35% για κοιλιακή μαρμαρυγή μετά από 4 δευτερόλεπτα, ενώ

μετά την πάροδο 7 δευτερολέπτων η ταυτοποίηση είναι απόλυτη (100%). Ένα μειονέκτημα της αξιολόγησης είναι το γεγονός ότι τα αποτελέσματα εξάγονται στα ίδια δεδομένα που χρησιμοποιούνται για την εξαγωγή των κατανομών πυκνότητας πιθανότητας. Οι Thakor et al. [179] παρουσίασαν και μία γενίκευση της προηγούμενης τεχνικής για περισσότερες από δύο κατηγορίες, που ονομάζεται Αλγόριθμος Πολλαπλών Ακολουθιακών Δοκιμών Υπόθεσης (Multiway Sequential Hypothesis Testing Algorithm), η οποία εφαρμόζεται στο διαχωρισμό κοιλιακής ταχυκαρδίας, υπερκοιλιακής ταχυκαρδίας και φυσιολογικού ρυθμού.

Οι Chen et al. [36] εφάρμοσαν τον Αλγόριθμο Ακολουθιακών Δοκιμών Υπόθεσης, σε δεδομένα από την MIT-BIH βάση δεδομένων για αρρυθμίες (MITADB), σημειώνοντας όμως σημαντικά χαμηλότερα αποτελέσματα. Έτσι, πρότειναν μία παραλλαγή του αρχικού αλγορίθμου που περιλαμβάνει μία περιοχή τύφλωσης (blanking area). Με βάση αυτή την παραλλαγή, πραγματοποιείται αξιολόγηση της μεθόδου, χρησιμοποιώντας 30 επεισόδια κοιλιακού ινιδισμού και 70 κοιλιακής ταχυκαρδίας, διάρκειας 20 δευτερολέπτων. Τα αποτελέσματα της αξιολόγησης αναφέρουν σημαντική αύξηση της ακρίβειας ταξινόμησης της αρχικής μεθόδου, με τελικό αποτέλεσμα ακρίβεια ταξινόμησης 95%. Με την μετατροπή του ΗΚΓ σήματος σε δυαδικό και την περαιτέρω μελέτη αυτού του νέου σήματος με μη γραμμικές μεθόδους, ασχοληθήκαν και οι Zhang et al. [228]. Σε αυτή την περίπτωση, το κατώφλι που χρησιμοποιήθηκε για την μετατροπή είναι προσαρμοστικό, και καθορίζεται χρησιμοποιώντας απλούς κανόνες με βάση τον αριθμό των σημείων που έχουν τιμή μέχρι 10% κάτω από την μέγιστη θετική κορυφή του ΗΚΓ και τον αριθμό των σημείων που έχουν τιμή μέχρι 10% πάνω από την ελάχιστη αρνητική κορυφή του ΗΚΓ. Στην συνέχεια, το δυαδικό σήμα εξετάζεται ως προς την πολυπλοκότητά του με χρήση της μέτρησης πολυπλοκότητας (complexity measure) από την οποία εξάγεται η μέγιστη, ελάχιστη και μέση τιμή και η τυπική απόκλιση. Η τελική ταξινόμηση πραγματοποιείται με στατιστική ανάλυση, για τρεις καρδιακούς ρυθμούς, οι οποίοι είναι ο φυσιολογικός καρδιακός ρυθμός, η κοιλιακή ταχυκαρδία και ο κοιλιακός ινιδισμός. Το σύνολο δεδομένων ήταν το ίδιο που χρησιμοποιήθηκε στο [178], με προσθήκη 34 ΗΚΓ καταγραφών φυσιολογικού καρδιακού ρυθμού που επιλέχθηκαν από την MITADB. Η μέθοδος αξιολογείται συγκριτικά για ΗΚΓ καταγραφές με διάρκεια από 1 μέχρι 8 δευτερόλεπτα, με τα αποτελέσματα να παρουσιάζουν τέλειο διαχωρισμό των τριών ρυθμών μετά την πάροδο 7 δευτερολέπτων.

Οι Throne et al. [182] παρουσίασαν σύγκριση πέντε εναλλακτικών τεχνικών για τον διαχωρισμό της κοιλιακής ταχυκαρδίας από τον φυσιολογικό καρδιακό ρυθμό ή τον κολπικό ινιδισμό. Οι τεχνικές ανάλυσης είναι στο πεδίο του χρόνου και βασίζονται στην συσχέτιση της ΗΚΓ κυματομορφής ή της πρώτης παραγώγου της, με κάποιο πρότυπο, με βάση την οποία γίνεται η ταξινόμηση. Η αξιολόγηση των τεχνικών πραγματοποιήθηκε σε σύνολο δεδομένων, αποτελούμενο από 31 ΗΚΓ καταγραφές που παρουσιάζουν κοιλιακή ταχυκαρδία και 21 ΗΚΓ καταγραφές φυσιολογικού καρδιακού ρυθμού ή κολπικού ινιδισμού, παρουσιάζοντας ακρίβεια ταξινόμησης από 50% μέχρι 94%. Μια δεύτερη σύγκριση τεχνικών πραγματοποιήθηκε από τους Clayton et al. [41]. Σε αυτή την περίπτωση χρησιμοποιούνται δύο τεχνικές ανάλυσης του σήματος στην περιοχή του χρόνου και δύο τεχνικές που βασίζονται στην ανάλυση συχνοτήτων. Σε κάθε περίπτωση, η ταξινόμηση πραγματοποιείται με στατιστική ανάλυση των χαρακτηριστικών που εξάγονται. Η αξιολόγηση των τεχνικών πραγματοποιήθηκε χρησιμοποιώντας ένα σύνολο με 70 καταγραφές κοιλιακού ινιδισμού και 40 καταγραφές που περιλαμβάνουν διάφορους ρυθμούς, και η ευαισθησία κυμάνθηκε από 46% μέχρι 77%, ενώ η ειδικότητα από 38% έως 95%. Η ίδια ερευνητική ομάδα παρουσίασε και μία δεύτερη μελέτη στο ίδιο πρόβλημα [42], που βασίζεται σε εξαγωγή χαρακτηριστικών και ταξινόμηση με νευρωνικά δίκτυα. Με βάση το ίδιο σύνολο δεδομένων, εξήγαγαν χαρακτηριστικά από το πεδίο των συχνοτήτων και η μέση τιμή ευαισθησίας και ειδικότητας είναι 84% και 59%. Οι Amann et al. [23] παρουσίασαν μια συγκριτική μελέτη δέκα τεχνικών διάγνωσης του κοιλιακού ινιδισμού χρησιμοποιώντας ένα σύνολο δεδομένων από 330.000 παλμούς. Θέτοντας ως όριο για την ειδικότητα 95%, η ευαισθησία των μεθόδων κυμαίνεται από 3%-79%.

Οι Wang et al. μελέτησαν τον διαχωρισμό επεισοδίων κοιλιακού ινιδισμού, κοιλιακής ταχυκαρδίας και κολπικής ταχυκαρδίας με χρήση ασαφών ΤΝΔ (fuzzy neural network) [208]. Πρότειναν μία πολυ-Fractal ανάλυση βραχέος χρόνου (short-time multifractal analysis) με χρήση της οποίας υπολογίζονται οι γενικευμένες διαστάσεις που χρησιμοποιούνται ως είσοδος σε ένα τροποποιημένο ασαφές δίκτυο Kohonen. Ο αλγόριθμος δοκιμάζεται σε 180 καρδιακά επεισόδια διάρκειας 6 δευτερολέπτων, 60 επεισόδια από κάθε τύπο αρρυθμίας, από τα οποία τα 120 επεισόδια των κοιλιακών αρρυθμιών προέρχονται από νοσοκομειακές καταγραφές και τα 60 επεισόδια της κολπικής ταχυκαρδίας από την MITADB. Τα αποτελέσματα που παρουσιάζονται είναι 97,2% μέση ευαισθησία και 98,63% και μέση ειδικότητα, για τις τρεις κατηγορίες. Οι Owis et al. [138] παρουσίασαν μελέτη της δυναμικής

συμπεριφοράς του ΗΚΓ με χρήση της διάστασης συσχέτισης (correlation dimension) και των εκθετών Lyapunov. Η ανάλυση πραγματοποιείται με την εξαγωγή χαρακτηριστικών που σχετίζονται με την δυναμική συμπεριφορά του ΗΚΓ και στην συνέχεια χρήση αυτών με διάφορους γνωστούς ταξινομητές, όπως στατιστικοί και αλγόριθμος K κοντινότερων γειτόνων. Η ανάλυση πραγματοποιήθηκε σε δεδομένα από την MITABD, τα οποία ανήκουν σε πέντε κατηγορίες καρδιακού ρυθμού, για κάθε μία από τις οποίες χρησιμοποιήθηκαν 96 διαστήματα διάρκειας 3 δευτερολέπτων. Τα αποτελέσματα που παρουσιάζονται είναι 65,63% ευαισθησία και 67,97% ειδικότητα (μέση τιμή για όλες τις κατηγορίες). Οι Owis et al. [139] σε μία νεότερη προσέγγιση, ακολουθούν την ίδια διαδικασία, με την διαφορά ότι τα χαρακτηριστικά προέρχονται από διαχωρισμό τυφλής πηγής (blind source separation). Τα αποτελέσματα που προκύπτουν με χρήση του ίδιου συνόλου δεδομένων παρουσιάζουν μικρή βελτίωση.

Κάποιες μελέτες βασίζονται σε τεχνικές ανάλυσης χρόνου και χρόνου-συχνότητας, παρουσιάζοντας όμως μόνο ποιοτικά αποτελέσματα της ανάλυσης. Η απεικόνιση των χαρακτηριστικών χρόνου-συχνότητας του σήματος των διαστημάτων RR, με χρήση κατανομών χρόνου-συχνότητας (time-frequency distributions - TFDs), πραγματοποιήθηκε από τους Novak και Novak [132]. Στην εργασία τους χρησιμοποίησαν την διακριτή κατανομή Wigner Ville (WVD). Η ανάλυση πραγματοποιήθηκε σε σήματα διαστημάτων RR, σε σήμα αρτηριακής πίεσης καθώς και αναπνευστικού ρυθμού. Η εργασία τους είναι η πρώτη που χρησιμοποιεί TFDs για την ανάλυση του σήματος των διαστημάτων RR. Ο κοιλιακός ινιδισμός μελετάται από τους Afonso και Tompkins [9], με χρήση ανάλυσης χρόνου-συχνότητας του ΗΚΓ, η οποία πραγματοποιείται με μετασχηματισμό Fourier βραχέος χρόνου (short time Fourier transform - STFT) και με δύο TFDs, την ομαλοποιημένη ψεύδο-Wigner Ville κατανομή (smoothed pseudo Wigner Ville distribution - SPWVD) και την κατανομή κελύφους κωνικού σχήματος (cone-shaped kernel distribution - CKD). Δεδομένα λαμβάνονται από την MITADB και την βάση δεδομένων Stanley για καρδιακές αρρυθμίες. Τα αποτελέσματα αποδεικνύουν ότι οι TFDs είναι πιο κατάλληλες για την ανάλυση ΗΚΓ καταγραφών με κοιλιακή μαρμαρυγή από ότι ο STFT. Σε μία παρόμοια μελέτη, οι Addison et al. [8] μελέτησαν τη χρήση του WVD για να εξετάσουν τα χαρακτηριστικά που παρουσιάζει ο κοιλιακός ινιδισμός στο πεδίο χρόνου συχνότητας. Οι Stridh et al. [169,170] εξετάζουν την ανάλυση χρόνου-συχνότητας καταγραφών με κολπικό ινιδισμό, παρουσιάζοντας κυρίως ποιοτικά αποτελέσματα.

Στην περίπτωση της ανάλυσης παλμό-προς-παλμό, η βασική διαδικασία είναι η επιλογή ενός συνόλου χαρακτηριστικών και στην συνέχεια η εισαγωγή τους σε ένα ταξινομητή για την παραγωγή της διάγνωσης. Η πλειονότητα των μεθόδων βασίζεται σε αρχιτεκτονικές ΤΝΔ για την ταξινόμηση, ενώ σε κάποιες νεότερες μελέτες χρησιμοποιούνται και SVMs ή γραμμικά μοντέλα. Οι Yang et al. [215] πρότειναν την εξαγωγή χαρακτηριστικών που αφορούν μορφολογικά στοιχεία, όπως η διακύμανση των διαστημάτων PR και RR, παρουσία ή απουσία πολλαπλών κυμάτων P, η μέγιστη και ελάχιστη τιμή του διαστήματος PR και άλλα, και ταξινόμηση με ΤΝΔ, για το πρόβλημα της ανίχνευσης του κοιλιακού ινιδισμού. Η αξιολόγηση πραγματοποιήθηκε χρησιμοποιώντας ένα σύνολο δεδομένων με 717 ΗΚΓ, 523 από τα οποία παρουσιάζουν κολπικό ινιδισμό και 194 τα οποία περιέχουν άλλους καρδιακούς ρυθμούς, που προέρχονται από το Βασιλικό Νοσοκομείο της Γλασκόβης. Η μέθοδος παρουσίασε 92% ευαισθησία και 92,3% ειδικότητα.

Οι Ham και Han [74] πρότειναν τον διαχωρισμό των φυσιολογικών καρδιακών παλμών από τις πρώιμες κοιλιακές συστολές, χρησιμοποιώντας ένα ΤΝΔ, που στηρίζεται στην θεωρία ασαφούς προσαρμοστικής απεικόνισης (fuzzy adaptive resonance theory mapping - fuzzy ARTMAP). Η ανάλυση βασίζεται σε ένα παράθυρο 101 σημείων κεντραρισμένο στην κορυφή του κύματος R, το οποίο όμως δεν ανιχνεύεται με κάποια από τις υπάρχουσες τεχνικές αλλά θεωρείται γνωστό, που περιλαμβάνει ολόκληρο το σύμπλεγμα QRS. Η MITADB χρησιμοποιήθηκε για την αξιολόγηση, με επιλογή 6 ΗΚΓ καταγραφών από την βάση, που περιλαμβάνουν 12.123 φυσιολογικούς καρδιακούς παλμούς και 2.868 πρώιμες κοιλιακές συστολές και αποτελέσματα είναι 99,88% ευαισθησία και 97,43% ειδικότητα.

Με το πρόβλημα του εντοπισμού των αρρυθμιών ασχολήθηκαν οι Hu et al. [80], προτείνοντας μία τεχνική συνδυασμού των αποφάσεων άλλων συστημάτων που έχουν αναπτυχθεί για να αντιμετωπίσουν το ίδιο πρόβλημα, η οποία ονομάζεται τεχνική μίγματος ειδικών (mixture of experts approach). Στην εργασία τους οι τεχνικές που συνδυάζονται είναι δύο ΤΝΔ, όπου το πρώτο έχει εκπαιδευτεί χρησιμοποιώντας δεδομένα από διάφορους ασθενείς (γενικός ειδικός), ενώ το δεύτερο εκπαιδεύεται χρησιμοποιώντας δεδομένα του υπό εξέταση ασθενή (τοπικός ειδικός). Για την ανάλυση, αρχικά λαμβάνεται ένα παράθυρο 29 σημείων κεντραρισμένο στην κορυφή του κύματος R (χωρίς ανίχνευση) το οποίο στην συνέχεια μετασχηματίζεται με ανάλυση κυρίων συνιστωσών (principal component analysis – PCA) σε 9-διάστατο διάνυσμα. Επιπλέον, χρησιμοποιούνται και η τιμή του τρέχοντος

διαστήματος RR, η μέση τιμή των διαστημάτων RR καθώς και η διάρκεια του τρέχοντος συμπλέγματος QRS, ως επιπλέον χαρακτηριστικά, καταλήγοντας έτσι σε ένα 12-διάστατο διάνυσμα εισόδου. Με βάση αυτό, πραγματοποιείται διαχωρισμός φυσιολογικών καρδιακών παλμών από κοιλιακές έκτοπες συστολές. Για την αξιολόγηση χρησιμοποιήθηκε η MITADB. 13 ΗΚΓ καταγραφές, που επιλέχθηκαν από την σειρά 100, χρησιμοποιήθηκαν για την εκπαίδευση του γενικού ειδικού, ενώ τα 5 πρώτα λεπτά από 20 ΗΚΓ καταγραφές, που επιλέχθηκαν από την σειρά 200, χρησιμοποιήθηκαν για την εκπαίδευση του τοπικού ειδικού και η υπόλοιπη καταγραφή για την αξιολόγηση συνολικά της τεχνικής. Σε σύνολο 43.897 φυσιολογικών καρδιακών παλμών και 5.363 κοιλιακών έκτοπων συστολών, η ακρίβεια ταξινόμησης της τεχνικής είναι 95,52%.

Την ανάλυση του ΗΚΓ στο πεδίο χρόνου-συχνότητας μελέτησαν και οι Khadra et al. [94], χρησιμοποιώντας τον μετασχηματισμό wavelet (wavelet transform - WT). Σε αυτή την περίπτωση μελετώνται τέσσερις καρδιακοί ρυθμοί, ο φυσιολογικός καρδιακός ρυθμός, η κοιλιακή ταχυκαρδία, ο κοιλιακός ινιδισμός και ο κολπικός ινιδισμός. Αρχικά εφαρμόζεται ο WT έτσι ώστε να προκύψει η αναπαράσταση χρόνου-συχνότητας και στην συνέχεια γίνεται μέτρηση της ενέργειας του σήματος σε συγκεκριμένα χρονικά διαστήματα και φάσματα συχνότητας, που σχετίζονται με την φυσιολογία του σήματος, με αποτέλεσμα την παραγωγή χαρακτηριστικών που χρησιμοποιούνται για την ταξινόμηση, με βάση ένα σύστημα κανόνων. Η αξιολόγηση της μεθόδου πραγματοποιείται χρησιμοποιώντας ένα σύνολο δεδομένων που αποτελείται από 45 ΗΚΓ καταγραφές, διάρκειας 2 δευτερολέπτων, 12 σχετίζονταν με την κοιλιακή μαρμαρυγή, 13 με την κοιλιακή ταχυκαρδία, 12 με τον κολπικό ινιδισμό και 8 με φυσιολογικό καρδιακό ρυθμό, οι οποίες προέρχονται από την MITADB και η ακρίβεια ταξινόμησης είναι 88,89%. Για το ίδιο πρόβλημα, οι Al-Fahoum και Howitt [22] χρησιμοποιούν και πάλι χαρακτηριστικά τα οποία απεικονίζουν την κατανομή της ενέργειας του σήματος σε συγκεκριμένες περιοχές του πεδίου χρόνου-συχνότητας και ένα ΤΝΔ ακτινικών συναρτήσεων βάσης (radial basis functions - RBF). Η βάση δεδομένων αποτελείται από 158 ΗΚΓ καταγραφές, που 49 σχετίζονταν με την κοιλιακή μαρμαρυγή, 49 με την κοιλιακή ταχυκαρδία, 20 με τον κολπικό ινιδισμό και 37 με φυσιολογικό καρδιακό ρυθμό, οι οποίες προέρχονται από την τις ίδιες βάσεις δεδομένων. Η διάρκεια κάθε καταγραφής είναι 1 δευτερόλεπτο. Στον WT χρησιμοποιούνται 9 διαφορετικές συναρτήσεις βάσης, και τα τελικά αποτελέσματα σε σχέση με την ακρίβεια ταξινόμησης κυμαίνονται από 81,1% έως 97,5%, με την καλύτερη ακρίβεια να καταγράφεται όταν ως συνάρτηση βάσης του

WT χρησιμοποιείται η Daubechies 4. Για το ίδιο πρόβλημα, οι Khadra et al. [95] προτείνουν μια τεχνική που περιλαμβάνει στατιστική ανάλυση και στην συνέχεια ταξινόμηση με βάση ένα σύνολο κανόνων. Χρησιμοποιώντας τα ίδια δεδομένα με το [22] προκύπτει μέση ευαισθησία 89,3% και μέση ειδικότητα 93,55% για όλες τις κατηγορίες.

Οι Simon και Eswaran [164] προτείνουν την χρήση ενός συνόλου από ΤΝΔ για την αναγνώριση πέντε κατηγοριών καρδιακών ρυθμών. Η τεχνική βασίζεται στην εκπαίδευση ενός ΤΝΔ για κάθε κατηγορία, και συνδυασμό των εξόδων τους για την τελική διάγνωση. Αρχικά πραγματοποιείται ανίχνευση του συμπλέγματος QRS, και στην συνέχεια αναλύεται παράθυρο 60 σημείων γύρω από την κορυφή του κύματος R με χρήση διακριτού μετασχηματισμού συνημίτονων (discrete cosine transform). Οι συντελεστές που προκύπτουν χρησιμοποιούνται σαν είσοδο στα ΤΝΔ. Τα δεδομένα που χρησιμοποιούνται στη μελέτη προέρχονται από την MITADB, την βάση δεδομένων της Γλασκώβης, καθώς και ψηφιακή σάρωση εκτυπώσεων ΗΚΓ, και περιλαμβάνουν 54 παλμούς για εκπαίδευση και 1.040 για αξιολόγηση. Η μέση ευαισθησία ταξινόμησης είναι 96,04%. Οι Barro et al. [28] παρουσίασαν τεχνική για την ταξινόμησης πολυκαναλικών ΗΚΓ καταγραφών, με βάση την μορφολογία. Η ταξινόμηση πραγματοποιείται χρησιμοποιώντας ΗΚΓ σήμα, το οποίο λαμβάνεται σε ένα παράθυρο 0,25 δευτερολέπτων γύρω από την κορυφή του κύματος R, ενώ δεν διευκρινίζεται η μέθοδος ανίχνευσης του κύματος R. Αυτό αποτελεί την είσοδο σε ένα ΤΝΔ, το οποίο στηρίζεται στην θεωρία προσαρμοστικής απεικόνισης (adaptive resonance theory mapping) Η αξιολόγηση της προσέγγισης πραγματοποιείται με χρήση 20 εγγραφών της MITADB, με αποτελέσματα ευαισθησία 98,72% και ακρίβεια θετικής πρόβλεψης 98,78%. Οι Silipo και Marchesi [162] μελέτησαν την αυτόματη ανάλυση του ΗΚΓ σε σχέση με την ταξινόμηση καρδιακών αρρυθμιών, την ανίχνευση της ισχαιμίας και την αναγνώριση χρόνιων καρδιακών παθήσεων, χρησιμοποιώντας πλήθος εναλλακτικών τοπολογιών για ΤΝΔ. Συγκεκριμένα για την ταξινόμηση των αρρυθμιών χρησιμοποίησαν μία βασισμένη-στον-ασθενή προσέγγιση, καθώς χρησιμοποίησαν ένα ΤΝΔ αυτοσυσχέτισης, το οποίο εκπαιδεύεται με το πρώτο 15% της κάθε ΗΚΓ καταγραφής και αξιολογείται με το υπόλοιπο σήμα. Η είσοδος του ΤΝΔ είναι η ΗΚΓ καταγραφή σε παράθυρο 150 ms από την αρχή του συμπλέγματος QRS καθώς επίσης και ο δείκτης βαθμού πρωιμότητας (prematurity degree) που υπολογίζεται ως ο λόγος της διάρκειας του τρέχοντος διαστήματος RR προς την μέση τιμή όλων των φυσιολογικών διαστημάτων RR ανάμεσα στα 20 προηγούμενα. Κάθε παλμός ταξινομείται σε τρεις κατηγορίες: κοιλιακός έκτοπος, υπερκοιλιακός έκτοπος και φυσιολογικός. Η μέση

ευαισθησία είναι 90%, αποτέλεσμα που εξάγεται με χρήση 16 ΗΚΓ καταγραφών από την MITADB και 30 ΗΚΓ καταγραφών της Ευρωπαϊκής βάσης δεδομένων.

Οι Minami et al. [124] ερευνούν τον διαχωρισμό των κοιλιακών ταχυαρρυθμιών, δηλαδή του κοιλιακού ινιδισμού και της κοιλιακής ταχυκαρδίας, από φυσιολογικό ρυθμό. Αρχικά ανιχνεύονται τα συμπλέγματα QRS στο ΗΚΓ και στην συνέχεια αναλύονται χρησιμοποιώντας μετασχηματισμό Fourier, έτσι ώστε να προκύψουν οι τιμές φάσματος για τις συχνότητες 4, 8, 12, 16 και 20 Hz, οι οποίες αποτέλεσαν την είσοδο σε ένα ΤΝΔ. Τα δεδομένα περιέχουν 700 συμπλέγματα QRS, από τα οποία 150 ήταν κοιλιακής ταχυκαρδίας, 250 κοιλιακού ινιδισμού και 300 φυσιολογικά. Η εκπαίδευση του νευρωνικού δικτύου γίνεται με 100, 200 και 200 συμπλέγματα για κοιλιακή ταχυκαρδία, κοιλιακή μαρμαρυγή και φυσιολογικό ρυθμό αντίστοιχα. Η μέση ευαισθησία και ειδικότητα, στον διαχωρισμό φυσιολογικού συμπλέγματος QRS από αρρυθμικό, προκύπτει 99%. Για τον διαχωρισμό των τριών περιπτώσεων τα αποτελέσματα που παρουσιάζονται είναι ευαισθησία και ειδικότητα 99% όσον αφορά τον φυσιολογικό ρυθμό, 80% και 96%, αντίστοιχα, για κοιλιακή ταχυκαρδία και 92% και 92%, αντίστοιχα, για την κοιλιακή μαρμαρυγή. Με το θέμα της ταξινόμησης αρρυθμικών παλμών ασχολήθηκαν οι Osowski και Linh [136]. Η μέθοδος που υλοποίησαν στηρίζεται σε εξαγωγή στατιστικών χαρακτηριστικών του συμπλέγματος QRS, και την εισαγωγή τους σε ένα ασαφές υβριδικό ΤΝΔ (Fuzzy Hybrid Neural Network), το οποίο τα διαχωρίζει σε κατηγορίες. Τα δεδομένα προέρχονται από την MITADB. Οι παλμοί λαμβάνονται απευθείας από την βάση χωρίς να πραγματοποιηθεί ανίχνευσή τους. Το ποσοστό ακρίβειας της ταξινόμησης είναι 96,06% σε σύνολο 3.150 παλμών. Σε μία νεότερη εργασία οι Osowski et al. [137] χρησιμοποιούν στατιστική ανάλυση και συναρτήσεις Hermite για την ανάλυση του συμπλέγματος QRS, εξάγοντας δύο σύνολα χαρακτηριστικών, καθένα από τα οποία χρησιμοποιείται για την εκπαίδευση ενός SVM. Ο συνδυασμός των αποτελεσμάτων των SVM παρέχει την τελική ταξινόμηση. Η αξιολόγηση πραγματοποιείται με 6.096 παλμούς που προέρχονται από την MITADB και ανήκουν σε 13 κατηγορίες και η ακρίβεια ταξινόμησης είναι 95.91%.

Σύστημα για ταξινόμηση αρρυθμιών με βάση τις κατηγορίες που ορίζονται στην MITADB προτάθηκε από τους Dokur και Olmez [50]. Σε αυτή την περίπτωση, ένα παράθυρο 256 σημείων κεντράρεται σε κάθε κορυφή R του ΗΚΓ, λαμβάνοντας έτσι περίπου ένα παλμό (χωρίς να πραγματοποιείται ανίχνευση των QRS). Σε κάθε παλμό, πραγματοποιήθηκε

εξαγωγή χαρακτηριστικών σε σχέση με την ενεργειακή κατανομή στο φάσμα των συχνοτήτων με χρήση του διακριτού μετασχηματισμού Fourier (discrete Fourier transform - DFT) και του διακριτού μετασχηματισμού wavelet (discrete wavelet transform - DWT) ενώ η ταξινόμηση πραγματοποιείται με ένα MLP και ένα υβριδικό ΤΝΔ. Τα δεδομένα προέρχονται από 10 κατηγορίες της βάσης δεδομένων, με 300 παλμούς σε κάθε κατηγορία που οι μισοί χρησιμοποιούνται για εκπαίδευση και οι υπόλοιποι για δοκιμή. Η συνολική ακρίβεια ταξινόμησης για DFT και DWT είναι 87,6% και 84,7% για το MLP και 95,7% και 78,2% για το υβριδικό ΤΝΔ. Με το πρόβλημα της ταξινόμησης αρρυθμικών παλμών ασχολήθηκαν και οι Ge et al. [64]. Η μέθοδος που προτείνουν βασίζεται στην ανάλυση καρδιακών παλμών χρησιμοποιώντας ένα μοντέλο αυτοσυσχέτισης (autoregressive model) και στην συνέχεια χρήση των συντελεστών του μοντέλου για ταξινόμηση του κάθε παλμού. Η ταξινόμηση πραγματοποιήθηκε με ένα γενικευμένο γραμμικό μοντέλο (generalized linear model). Οι κατηγορίες παλμών που εξετάζονται στην εργασία τους είναι φυσιολογικοί καρδιακοί παλμοί, ΠκΣ, ΠΚΣ, κοιλιακή και υπερκοιλιακή ταχυκαρδία και κοιλιακός ινιδισμός, ενώ χρησιμοποιώντας ένα σχετικό μικρό σύνολο δεδομένων, που προέρχεται από την MITADB, το μοντέλο παρουσιάζει 96,85% ακρίβεια ταξινόμησης.

Οι Chazal et al. [35] παρουσίασαν μέθοδο ταξινόμησης πέντε κατηγοριών καρδιακού ρυθμού: φυσιολογικοί καρδιακοί παλμοί, υπερκοιλιακές έκτοπες συστολές, κοιλιακές έκτοπες συστολές, συγχώνευση κοιλιακής και φυσιολογικής συστολής και μη-κατηγοριοποιήσιμες συστολές. Χρησιμοποιώντας χαρακτηριστικά που σχετίζονται με το σήμα RR και μορφολογικά χαρακτηριστικά πραγματοποιείται ταξινόμηση με χρήση γραμμικών μοντέλων (linear discriminants). Δεδομένα από την MITADB χρησιμοποιούνται για την εκπαίδευση και αξιολόγηση της μεθόδου. Σε ένα σύνολο αξιολόγησης που αποτελείται από 50.000 καρδιακούς παλμούς, η ακρίβεια ταξινόμησης είναι 97.5%. Ο Acir [6] παρουσιάζει μια μελέτη για την ταξινόμηση έξι κατηγοριών καρδιακών παλμών. Η ανάλυση βασίζεται στην επιλογή των καλύτερων από ένα σύνολο 257 χαρακτηριστικών, που περιλαμβάνουν μεταξύ άλλων συντελεστές ανάλυσης DFT, DWT και DCT. Η ταξινόμηση βασίζεται σε SVMs. Η αξιολόγηση πραγματοποιείται με 720 παλμούς (120 από κάθε κατηγορία) και η ακρίβεια είναι 95,2%. Οι Krasteva και Jekova [100] προτείνουν τον εντοπισμό των κοιλιακών έκτοπων συστολών με χρήση τεχνικής ταιριάσματος πρότυπου (template matching) και χαρακτηριστικών του σήματος RR. Με βάση αυτά, πραγματοποιείται στατιστική ανάλυση από την οποία προκύπτουν τρεις κανόνες ταξινόμησης. Χρησιμοποιώντας περίπου 270.000

παλμούς από την MITADB και την MIT-BIH βάση δεδομένων για υπερκοιλιακές αρρυθμίες, για αξιολόγηση της τεχνικής τα αποτελέσματα που προκύπτουν είναι ευαισθησία 98,86% και ειδικότητα 98,4%.

Οι Lagerholm et al. [106] ασχολήθηκαν με την ομαδοποίηση καρδιακών παλμών, χρησιμοποιώντας συναρτήσεις Hermite και ένα TND ομαδοποίησης δεδομένων. Αρχικά γίνεται ανίχνευση των συμπλεγμάτων QRS και στην συνέχεια λαμβάνεται η ΗΚΓ καταγραφή σε ένα παράθυρο 0,2 δευτερολέπτων κεντραρισμένο στην κορυφή του R, η οποία αναλύεται χρησιμοποιώντας συναρτήσεις βάσης Hermite. Οι συντελεστές της ανάλυσης και δύο χαρακτηριστικά τα οποία περιγράφουν τον καρδιακό ρυθμό εισάγονται σε ένα TND αυτο-οργανώμενου χάρτη (self-organizing map). Τα δεδομένα λαμβάνονται από την MITADB και αποτελούνται από 110.627 παλμούς, που ανήκουν σε 17 κατηγορίες. Η ομαδοποίηση χωρίζει τους παλμούς της κάθε καταγραφής σε 25 ομάδες και, λαμβάνοντας ως διάγνωση για κάθε ομάδα την κατηγορία που εμφανίζεται περισσότερες φορές, η ακρίβεια της τεχνικής είναι 98,49%.

Η δυναμική συμπεριφορά του ΗΚΓ και της διακύμανσης καρδιακής συχνότητας (ΔΚΣ) έχει πραγματοποιηθεί σε ένα σύνολο εργασιών. Οι Ravelli και Antollini [155] μελέτησαν την δυναμική συμπεριφορά του ΗΚΓ, σε σχέση με κοιλιακές ταχυκαρδίες, χρησιμοποιώντας την πολυδιάστατη αναπαράσταση χώρου-φάσης (phase-space plot) και την διάσταση συσχέτισης (correlation dimension). Για την μελέτη τους χρησιμοποίησαν δεδομένα από την βάση δεδομένων για κοιλιακές αρρυθμίες της Αμερικανικής Καρδιολογικής Εταιρίας (American Heart Association) και έδειξαν ότι ο βαθμός πολυπλοκότητας του σήματος αυξάνεται όταν ο καρδιακός ρυθμός στο ΗΚΓ εξελίσσεται από φυσιολογικός σε πρώιμες κοιλιακές συστολές, κοιλιακή τριδυμία ή διδυμία, κοιλιακή ταχυκαρδία και τέλος κοιλιακή μαρμαρυγή.

Οι Acharya et al. [2] μελέτησαν την δυναμική συμπεριφορά της ΔΚΣ χρησιμοποιώντας την αναπαράσταση χώρου-φάσης και την διάσταση συσχέτισης. Χρησιμοποιώντας βάση δεδομένων από 110 ασθενείς, παρουσίασαν το εύρος των τιμών που λαμβάνονται κατά την ανάλυση της ΔΚΣ σε σχέση με 5 κατηγορίες καρδιακών παλμών. Σε νεότερες εργασίες οι Acharya et al. [3] χρησιμοποιούν χαρακτηριστικά από την ΔΚΣ για την ταξινόμηση παλμών που ανήκουν σε τέσσερις κατηγορίες: φυσιολογικές καρδιακές συστολές, ισχαιμικοί παλμοί, πλήρης κολποκοιλιακός αποκλεισμός και παλμοί κολπικού ινιδισμού ή συνδρόμου νοσούντος

φλεβόκομβου. Χρησιμοποιώντας 276 παλμούς για την εκπαίδευση ενός ΤΝΔ και 86 για την αξιολόγησή του προκύπτει ακρίβεια ταξινόμησης 95%. Επιπλέον οι Acharya et al. [4] παρουσίασαν το εύρος των τιμών που λαμβάνονται κατά την ανάλυση της ΔΚΣ με στατιστικές μεθόδους, ανάλυση συχνοτήτων και μη-γραμμική ανάλυση. Τα δεδομένα ανήκουν σε οκτώ κατηγορίες. Στο ίδιο σύνολο δεδομένων οι Acharya et al. [5] παρουσίασαν μια εργασία για την ταξινόμηση των κατηγοριών, με βάση μη-γραμμικά χαρακτηριστικά της ΔΚΣ. Χρησιμοποιώντας 279 παλμούς για την εκπαίδευση ενός ΤΝΔ και 167 για την αξιολόγησή του προκύπτει ακρίβεια ταξινόμησης 82,63%. Οι Kanathal et al. [92] παρουσίασαν μέθοδο για την ταξινόμηση δέκα κατηγοριών καρδιακών παλμών (των οκτώ από τα [4,5] συν δυο επιπλέον) με βάση σύνολο χαρακτηριστικών που σχετίζονται με την δυναμική συμπεριφορά της ΔΚΣ. Σε αυτή την περίπτωση, χρησιμοποιούνται 278 παλμοί για την εκπαίδευση ενός νευρο-ασαφούς ταξινομητή (adaptive neuro-fuzzy inference system – ANFIS) και 254 για την αξιολόγησή του και προκύπτει ακρίβεια ταξινόμησης 94,09%. Σε όλες τις παραπάνω εργασίες ([2-5,92]) χρησιμοποιήθηκαν δεδομένα από την MITADB.

Η χρήση ασαφούς λογικής έχει προταθεί για την αντιμετώπιση του προβλήματος, με προσεγγίσεις που βασίζονται στην ανάλυση παλμό-προς-παλμό. Με την μετατροπή κανόνων σαφούς λογικής για την διάγνωση αρρυθμιών, σε κανόνες ασαφούς λογικής, ασχολούνται οι Kundu et al. [102]. Με βάση ένα σύνολο μορφολογικών χαρακτηριστικών του ΗΚΓ, όπως την διάρκεια του τρέχοντος και του προηγούμενου διαστήματος RR, την διάρκεια του τρέχοντος και του προηγούμενου διαστήματος PP, την διάρκεια του διαστήματος PT και την διάρκεια και το εύρος του συμπλέγματος QRS, ορίζονται κανόνες με βάση την ιατρική γνώση, και ταξινομούν τον κάθε παλμό σε διάφορες κατηγορίες αρρυθμίας. Κάθε ένα από τα χαρακτηριστικά ασαφοποιείται, χρησιμοποιώντας ασαφείς συναρτήσεις συμμετοχής, ενώ κάθε σαφής κανόνας μετατρέπεται στον αντίστοιχο ασαφή, με χρήση ασαφών τελεστών. Επιπλέον, χρησιμοποιείται ένας μηχανισμός επιλογής ασαφών κανόνων, ο οποίος ιεραρχεί τους κανόνες με βάση την ομοιότητα που παρουσιάζουν, και επιλέγει αυτούς που θα διαμορφώσουν την τελική διάγνωση. Η αξιολόγηση του συστήματος πραγματοποιήθηκε χρησιμοποιώντας 18 ΗΚΓ, χωρίς όμως να παρουσιάζονται αποτελέσματα, ενώ το τελικό συμπέρασμα που εξάγεται από την μελέτη είναι ότι η ασαφής λογική μπορεί να προσεγγίσει καλύτερα το πρόβλημα την ταξινόμησης καρδιακών αρρυθμιών.

Οι Wieben et al. [212] συνέκριναν ένα δέντρο απόφασης και ένα σύνολο ασαφών κανόνων για την ταξινόμηση καρδιακών παλμών. Η μελέτη βασίστηκε σε ένα σύνολο χαρακτηριστικών που περιλαμβάνουν το διάστημα RR, τον λόγο μεταξύ του τρέχοντος και του προηγούμενου διαστήματος RR και την τυπική απόκλιση του εύρους των διαστημάτων RR, τα οποία σχετίζονται με τον καρδιακό ρυθμό. Επιπλέον χρησιμοποιούνται το εύρος του QRS, το πρόσημο και το εύρος της μεγαλύτερης κορυφής κοντά στην κορυφή του κύματος R και η κανονικοποιημένη απόσταση μεταξύ των κορυφών μέσα στο σύμπλεγμα QRS, που σχετίζονται με την μορφολογία. Οι μετρήσεις κανονικοποιούνται με το μέσο όρο των μετρήσεων των οκτώ προηγούμενων φυσιολογικών καρδιακών παλμών. Επίσης, εφάρμοσαν και τράπεζα φίλτρων (filter bank) από την οποία παρήγαγαν άλλες δύο μετρήσεις, τον λόγο της συνολικής ενέργειας στην περιοχή συχνοτήτων 0-1Hz προς την συνολική ενέργεια στην περιοχή συχνοτήτων 0-7Hz και το χρονικό διάστημα για το οποίο η ενέργεια του παλμού υπερβαίνει το 15% της μέγιστης ενέργειας του κανονικοποιημένου παλμού. Με τη χρήση των εννέα χαρακτηριστικών κατασκευάστηκε ένα δέντρο απόφασης, χρησιμοποιώντας τον αλγόριθμο του Quinlan και ένα ασαφές μοντέλο. Για το δεύτερο, αρχικά πραγματοποιήθηκε ασαφοποίηση των παραμέτρων, χρησιμοποιώντας από 2 έως 4 συνάρτησης ασαφούς συμμετοχής, των οποίων οι παράμετροι αρχικά εκτιμώνται χρησιμοποιώντας τον ασαφή αλγόριθμο κ-μέσων για ομαδοποίηση (fuzzy c-means clustering algorithm) και στην συνέχεια ρυθμίζονται χρησιμοποιώντας ένα σύνολο εκπαίδευσης. Τελικά, κατασκευάστηκε ένα σύνολο 15 ασαφών γνωσιακών κανόνων. Η συνάρτηση ασαφούς συμμετοχής που επιλέχθηκε είναι η γενικευμένη συνάρτηση σχήματος καμπάνας (generalized bell curve), οι τελεστές που χρησιμοποιήθηκαν στο ασαφές μοντέλο είναι οι τελεστές μέγιστου και ελάχιστου, ενώ η συνάρτηση αποασαφοποίησης είναι η μέθοδος κέντρου της περιοχής (center of area method). Το πρόβλημα στο οποίο εφαρμόζεται η μέθοδος είναι η διάκριση μεταξύ ΠΚΣ και άλλων κατηγοριών καρδιακών παλμών. Για την κατασκευή του δέντρου απόφασης και του ασαφούς μοντέλου χρησιμοποιείται ένα σύνολο δεδομένων αποτελούμενο από 1.080 ΠΚΣ και 8.089 άλλου τύπου παλμούς, που προέρχονται από τα 5 πρώτα λεπτά 24 ΗΚΓ καταγραφών της MITADB, ενώ τα υπόλοιπα 25 λεπτά χρησιμοποιούνται για αξιολόγηση, δημιουργώντας ένα σύνολο 5.900 και 77.374 παλμών, αντίστοιχα. Τα αποτελέσματα που προκύπτουν είναι μέση ευαισθησία 74,6% και μέση ακρίβεια θετικής πρόβλεψης 66,5%.

3.2.1. Βάση δεδομένων

Η βάση δεδομένων που χρησιμοποιήθηκε για τις δοκιμές της μεθοδολογίας και την εξαγωγή των αποτελεσμάτων είναι η MIT-BIH βάση δεδομένων για αρρυθμίες (MITADB) [78,129], η οποία αποτελείται από χαρακτηρισμένα παλμό προς παλμό ΗΚΓ ως προς την αρρυθμία. Η MITADB δημιουργήθηκε το 1979. Πρόκειται για ένα σύνολο από ΗΚΓ, τα οποία καταγράφηκαν το χρονικό διάστημα 1975 έως 1979 από 47 άτομα, 25 άντρες ηλικίας από 32 έως 89 ετών και 22 γυναίκες ηλικίας από 23 έως 89 ετών. Η βάση χωρίζεται σε δύο σειρές, την σειρά 100 και την σειρά 200. Η σειρά 100 αποτελεί τυχαία επιλογή ΗΚΓ από φυσιολογικές ή παθολογικές καταστάσεις ανάμεσα σε 4000 καταγραφές Holter. Η σειρά 200 αντίθετα είναι μία λεπτομερής επιλογή παθολογικών ΗΚΓ που καθένα από αυτά παρουσιάζει συγκεκριμένο ενδιαφέρον ως προς την αρρυθμία. Περιλαμβάνει έτσι πολύπλοκες και σπάνιες ακόμα και θανατηφόρες περιπτώσεις. Η σειρά 100 περιλαμβάνει 23 ΗΚΓ ενώ η σειρά 200 περιλαμβάνει 25, με συνολικό αριθμό καταγραφών 48 από 47 άτομα, αφού οι εγγραφές 201 και 202 προέρχονται από το ίδιο άτομο. Οι καταγραφές της σειράς 100 είναι αριθμημένες από 100 έως 124 και της σειράς 200 από 200 έως 234, χωρίς συνεχόμενη αρίθμηση. Όλες οι καταγραφές είναι διάρκειας 30 λεπτών και περιλαμβάνουν 2 απαγωγές που όμως δεν είναι σταθερές σε κάθε καταγραφή, καθώς η φυσιολογία, η ηλικία και η κατάσταση της υγείας του ατόμου παίζουν σημαντικό ρόλο στην επιλογή των απαγωγών. Η σειρά 100 περιλαμβάνει τις απαγωγές MLII, που παρόλο που αντιστοιχεί στην απαγωγή II των άκρων στην περίπτωση περιπατητικού μηχανήματος καταγραφής Holter τοποθετείται στον θώρακα, και τις προκάρδιες V1, V2, V4 και V5. Η σειρά 200 περιλαμβάνει για όλα τα ΗΚΓ καταγραφές από τις απαγωγές MLII και V1. Η διαφορετική επιλογή απαγωγών στην σειρά 100 έγινε με βάση την καλύτερη περιγραφή του σήματος. Αντίθετα στην σειρά 200 η απαγωγές είναι σταθερές έτσι ώστε να υπάρχει ένα σταθερό μέτρο σύγκρισης. Η συχνότητα καταγραφής είναι 360 σημεία το λεπτό. Κάθε παλμός στις καταγραφές είναι χαρακτηρισμένος, με κάποιο χαρακτηριστικό γράμμα ή σύμβολο, ως προς την αρρυθμία. Οι χαρακτηρισμοί αφορούν τις αρρυθμίες καθώς και μερικά άλλα στοιχεία, όπως αν υπάρχει τεχνητός βηματοδότης. Όλοι οι χαρακτηρισμοί που χρησιμοποιούνται στην βάση παρουσιάζονται στον Πίνακα 3.2.

Πίνακας 3.2 Χαρακτηρισμοί παλμών για την MITADB.

Χαρακτήρας	Περιγραφή
N	Φυσιολογική συστολή
L	Συστολή με φραγμό αριστερού κλάδου
R	Συστολή με φραγμό δεξιού κλάδου
A	Κολπική πρόιμη συστολή
a	Έκτοπη κολπική πρόιμη συστολή
J	Κομβική πρόιμη συστολή
S	Υπερκοιλιακή πρόιμη ή έκτοπη συστολή
V	Πρόιμη κοιλιακή συστολή
F	Συγχώνευση κοιλιακής και κανονικής συστολής
e	Κολπική συστολή διαφυγής
j	Κομβική συστολή διαφυγής
n	Υπερκοιλιακή συστολή διαφυγής
E	Κοιλιακή συστολή διαφυγής
[Έναρξη κοιλιακού ινιδισμού/μαρμαρυγής
!	Κοιλιακός ινιδισμός/μαρμαρυγή
]	Λήξη κοιλιακού ινιδισμού/μαρμαρυγής
P	Συστολή βηματοδότη
f	Συγχώνευση κανονικής συστολής και συστολής βηματοδότη
p	Μη ύπαρξη επάρματος P
Q	Μη κατηγοριοποιήσιμη συστολή

3.3. Ταξινόμηση ισχαιμικών παλμών

Η ταξινόμηση ισχαιμικών καρδιακών παλμών αποτελεί το δεύτερο πρόβλημα της κατηγορίας καρδιαγγειακών παθήσεων, στα οποία εφαρμόζεται η προτεινομένη μεθοδολογία. Η προσέγγιση που επιχειρείται είναι ο εντοπισμός όλων των καρδιακών παλμών στο ΗΚΓ και στην συνέχεια η ταξινόμησή τους σε ισχαιμικούς και φυσιολογικούς με βάση τα χαρακτηριστικά τους.

Μία από τις πρώτες προσεγγίσεις των γνωσιακών συστημάτων στην ανάλυση και διάγνωση του ΗΚΓτος αποτελεί η γραφική παράσταση των παραμέτρων του ST ως προς τον καρδιακό ρυθμό (ST/HR τεχνικές). Ο ασθενής υποβάλλεται σε δοκιμασία κόπωσης και από το ΗΚΓκό σήμα που καταγράφεται υπολογίζονται οι παράμετροι σε διακριτά και συγκεκριμένα σημεία και γίνεται η γραφική τους παράσταση με τον αντίστοιχο καρδιακό ρυθμό. Από αυτές τις γραφικές αναπαραστάσεις προκύπτουν νέοι δείκτες (φορά των σημείων, περικλειόμενο

εμβαδόν μεταξύ των σημείων, κ.λπ.), η εκτίμηση των οποίων συμβάλλει στη διάγνωση της στεφανιαίας νόσου. Κατά την διάρκεια του τεστ κοπώσεως, η στένωση καρδιακών αρτηριών οδηγεί σε συνεχή υποξία τον καρδιακό μυ με μεταβλητό βαθμό, που σχετίζεται με τον καρδιακό ρυθμό, οπότε αύξηση της καρδιακής συχνότητας επιτείνει τη διαφορά που υπάρχει ανάμεσα στη μυοκαρδιακή παροχή και στη ζήτηση οξυγόνου. Η ανάλυση του ST/HR συσχετίζει ικανοποιητικά την προκλητή μεταβολή του ST από τη δοκιμασία κόπωσης (δείκτης ισχαιμίας μυοκαρδίου και αναερόβιου μεταβολισμού) με τον καρδιακό ρυθμό (δείκτης ζήτησης οξυγόνου). Οι μέθοδοι που βασίζονται στην μελέτη του ST/HR αποτελούν εξέλιξη εκείνων που λαμβάνουν μετρήσεις κατά τη διάρκεια της δοκιμασίας κόπωσης και μετά χρησιμοποιούν μόνο κοινά κριτήρια (απόκλιση ή/και κλίση) για το τμήμα ST. Το πλεονέκτημα των ST/HR τεχνικών είναι ότι τα εξαγόμενα αποτελέσματα μπορούν να εκτιμηθούν άμεσα από τον ιατρό.

Οι Datrano et al. [46] χρησιμοποίησαν τον δείκτη ST/HR. Πραγματοποιήθηκε σύγκριση της διαγνωστικής ικανότητας που αυτός παρέχει σε σχέση με άλλες μεθόδους που χρησιμοποιούνται, όπως της κατάσπασης του ST (απόκλιση του ST από την ισοηλεκτρική γραμμή). Παρόλα αυτά, στα αποτελέσματα που παρουσιάζονται σε μία βάση δεδομένων αποτελούμενη από 303 ασθενείς με αναφορά ως προς την αγγειογραφία, η βελτίωση είναι περιορισμένη. Σε μία νεότερη εργασία, οι Datrano et al. [47] παρουσιάζουν συγκριτική μελέτη της διαγνωστικής ικανότητας που υπάρχει στο τεστ κοπώσεως με και χωρίς την βοήθεια ηλεκτρονικού υπολογιστή και αυτόματης ανάλυσης του ΗΚΓ. Η μελέτη πραγματοποιείται σε βάση δεδομένων αποτελούμενη από 271 ασθενείς (με αναφορά ως προς την αγγειογραφία), και τα αποτελέσματα που παρουσιάζονται είναι ίδια για της δύο μεθόδους (οπτική ανάλυση και ανάλυση με την βοήθεια του υπολογιστή) ευαισθησία 51% και ειδικότητα 87%. Έτσι, στα συμπεράσματα που εξάγονται σημειώνεται ότι με την χρήση του υπολογιστή δεν βελτιώνεται η διαγνωστική ικανότητα σε ασθενή χωρίς έμφραγμα του μυοκαρδίου.

Ο Lachterman et al. [103,104] παρουσιάζουν και άλλες συγκρίσεις της διαγνωστικής ικανότητας του δείκτη ST/HR ως προς την κατάσπαση του ST. Η μελέτη πραγματοποιείται σε μία βάση δεδομένων αποτελούμενη από 328 άνδρες ασθενείς (με αναφορά ως προς την αγγειογραφία), και τα αποτελέσματα που παρουσιάζονται είναι ευαισθησία 58% και ειδικότητα 73% με οπτική εξέταση της κατάσπασης του ST και ευαισθησία 53% και

ειδικότητα 73% με βάση τον δείκτη ST/HR, καταλήγοντας έτσι στο συμπέρασμα ότι ο δείκτης ST/HR δεν βελτιώνει την διαγνωστική ικανότητα σε σχέση με την οπτική εξέταση της κατάσπασης του ST.

Οι Sievänen et al. [159] πρότειναν την πολυμεταβλητή ανάλυση ST/HR (multivariate ST/HR analysis - MUSTA). Σε αυτή την περίπτωση, χρησιμοποιούνται ένα σύνολο από στοιχεία που προκύπτουν από το διάστημα ST, όπως η κλίση ST/HR, η απόκλιση του ST, η μορφή του ST και ο μέγιστος καρδιακός ρυθμός. Στην πολυμεταβλητή ανάλυση έχουν αναπτυχθεί 19 κανόνες με βάση αυτές τις μεταβλητές. Αν ικανοποιηθεί έστω και ένας τότε εξάγεται απόφαση για ύπαρξη ισχαιμίας. Σε αντίθετη περίπτωση ο ασθενής κρίνεται φυσιολογικός. Σε μία νεότερη μελέτη, οι Lehtinen et al. [112] εφάρμοσαν την πολυμεταβλητή ανάλυση ST/HR σε ένα ευρύτερο σύνολο, αποτελούμενο από 382 άτομα με 161 να παρουσιάζουν ισχαιμία. Τα αποτελέσματα της πολυμεταβλητής ανάλυσης ST/HR είναι καλύτερα σε σχέση με μονοπαραμετρικούς ταξινομητές: η ακρίβεια της μεθόδου είναι 77,7%, όταν η καλύτερη ακρίβεια που επιτυγχάνεται από μονοπαραμετρικούς ταξινομητές είναι 69,6%. Μια επιπλέον σύγκριση της πολυμεταβλητής ανάλυσης ST/HR πραγματοποιήθηκε και στο [160], σε ένα σύνολο από 47 άτομα που συμμετείχαν στην μελέτη, με 38 από αυτούς να παρουσιάζουν ισχαιμία, η μέθοδος παρουσιάζει ευαισθησία 98% και ειδικότητα 89% που είναι άμεσα συγκρίσιμα με αυτά του σπινθηρογραφήματος. Σε ένα δεύτερο σύνολο δεδομένων αποτελούμενο από 60 ασθενείς, τα αποτελέσματα που προκύπτουν με χρήση της πολυμεταβλητής ανάλυσης ST/HR είναι ευαισθησία 90% και ειδικότητα 94%, που αποτελούν σαφή βελτίωση των αντίστοιχων που λαμβάνονται με χρήση μονοπαραμετρικών ταξινομητών. Σε παρόμοια συμπεράσματα κατέληξαν και οι Veldkamp et al. [204] και Goldberg et al. [67], συγκρίνοντας τα αποτελέσματα των μεθόδων ανάλυσης ST/HR σε σχέση με απλούς δείκτες του τμήματος ST και σπινθηρογράφημα, αντίστοιχα. Οι Lehtinen et al. [113] παρουσιάζουν και λογισμικό για την ανάλυση ST/HR, που αναπαριστά γραφικά τις πτώσεις του ST ως προς τον καρδιακό ρυθμό κατά τη διάρκεια της δοκιμασίας κόπωσης και της φάσης ανάπαυσης. Η γραφική αναπαράσταση γίνεται για όλες τις ΗΚΓ απαγωγές.

Σύστημα κανόνων βασισμένο στην ιατρική γνώση προτείνουν και οι Laks et al. [109] και Cairns et al. [32,33]. Το σύστημα TIPI (Time-Insensitive Predictive Instrument) που ανέπτυξαν, και υπολογίζουν την τιμή p , που είναι μεταξύ 0 και 100 και εκφράζει την πιθανότητα ύπαρξης ισχαιμίας του μυοκαρδίου, με βάση την συνάρτηση:

$p = 100 \times [1 + e^{B_0 + \sum B_i X_i}]^{-1}$, όπου B_i είναι συντελεστές για τις μεταβλητές X_i , οι οποίες σχετίζονται με την ηλικία του ασθενούς, το φύλο, τα συμπτώματα που παρουσιάζει (πόνους στο στήθος, στα άκρα, κ.λπ.) και τα χαρακτηριστικά του ΗΚΓτος σε 12-κάναλες ΗΚΓκές καταγραφές (παθολογικά κύματα Q και T και αποκλίσεις του ST). Όσο πιο μεγάλη η τιμή τόσο πιο πιθανή και πιο σοβαρή η παθολογική κατάσταση του ασθενούς. Το γνωσιακό σύστημα που ανέπτυξαν οι Taddei et al. [175] στηρίζεται σε γεωμετρικό αλγόριθμο που χρησιμοποιεί δικάναλες ΗΚΓκές καταγραφές μεγάλης διάρκειας για να κατασκευάσει δισδιάστατο μονοπάτι για το τμήμα ST. Συγκεκριμένα, υπολογίζει για κάθε καρδιακό παλμό τις αποκλίσεις του ST και στις δύο απαγωγές και στη συνέχεια αναπαριστά γραφικά με χρονική σειρά τα σημεία που αντιστοιχούν στο κάθε ζεύγος τιμών.

Οι Papaloukas et al. [142] πρότειναν μέθοδο για τον εντοπισμό των ισχαιμικών επεισοδίων σε ηλεκτροκαρδιογραφήματα μεγάλης διάρκειας που βασίζεται σε ιατρικούς κανόνες. Η αξιολόγηση της μεθόδου πραγματοποιείται στα ΗΚΓτα της Ευρωπαϊκής ST-T βάσης δεδομένων (ESTTDB) σημειώνοντας ευαισθησία 93,75% και ακρίβεια θετικής πρόγνωσης 78,50%. Σε μία νεότερη μελέτη, οι Papaloukas et al. [143], προτείνουν δεύτερη γνωσιακή προσέγγιση για τον εντοπισμό των ΗΚΓ αλλοιώσεων σε καταγραφές μεγάλης διάρκειας. Η τεχνική διαφοροποιεί τις αλλοιώσεις που οφείλονται στην απόκλιση του τμήματος ST από εκείνες που οφείλονται σε μεταβολές του κύματος T και επιπλέον παρέχει διαγνωστικές επεξηγήσεις για τις αποφάσεις που εξάγονται. Για την αξιολόγηση χρησιμοποιήθηκε η ESTTDB. Τα επεισόδια που οφείλονται σε αλλοιώσεις του τμήματος ST εντοπίστηκαν με ευαισθησία 92,02% και ακρίβεια θετικής πρόγνωσης 93,77%, ενώ εκείνα που οφείλονται σε μεταβολές του κύματος T εντοπίστηκαν με 91,09% και 80,09%, αντίστοιχα.

Οι Exarchos et al. [59] παρουσιάζουν μεθοδολογία για την ανίχνευση ισχαιμικών παλμών σε ΗΚΓ βασισμένη σε κανόνες συσχέτισης. Σε αυτή την περίπτωση, η ταξινόμηση πραγματοποιείται από ένα σύνολο κανόνων που εξάγεται από τα δεδομένα. Ως δεδομένα εισόδου χρησιμοποιούνται τα χαρακτηριστικά που εξάγονται από το ΗΚΓ, από το τμήμα ST και το κύμα T, καθώς επίσης και την ηλικία του ασθενή. Η τελική έξοδος είναι η ταξινόμηση του παλμού ως ισχαιμικού ή μη. Για την αξιολόγηση της μεθοδολογίας χρησιμοποιούνται δεδομένα από την ESTTDB. Η ευαισθησία και η ειδικότητα της μεθόδου ήταν 87% και 93%, αντίστοιχα.

Οι Goletsis et al. [70,71] προτείνουν την χρήση πολυκριτηριακών συστημάτων διάγνωσης για τον εντοπισμό της ισχαιμίας του μυοκαρδίου. Η ασάφεια που χαρακτηρίζει την δομή τους μπορεί να περιγράψει αξιόπιστα τις δυναμικές μεταβολές που παρατηρούνται στο ΗΚΓ κατά τη διάρκεια των ισχαιμικών επεισοδίων. Αρχικά ορίζεται ένα πολυκριτηριακό σύστημα απόφασης και στην συνέχεια οι τιμές των παραμέτρων που χρησιμοποιούνται (τιμές καταωφλίου των κανόνων απόφασης και βάρη) προσδιορίζονται αυτόματα με χρήση γενετικού αλγορίθμου. Η μέθοδος παρουσιάζει ευαισθησία και ειδικότητα 91%, χρησιμοποιώντας το ίδιο σύνολο δεδομένων με το [144].

Ένα πολυμεθοδικό σύστημα διάγνωσης ισχαιμίας του μυοκαρδίου (multimethod myocardial ischemia diagnosis system - MMIDS) προτείνεται από τον Zahan [227], το οποίο χρησιμοποιεί ασαφή λογική για τον μη επεμβατικό εντοπισμό της ισχαιμίας του μυοκαρδίου. Το MMIDS συνδυάζει και αξιολογεί τα αποτελέσματα διαφορετικών μεθόδων. Συγκεκριμένα χρησιμοποιεί τα αποτελέσματα γνωστών τεχνικών που εφαρμόζονται στη δοκιμασία κόπωσης. Η μέθοδος δοκιμάστηκε με επιτυχία στα ιατρικά δεδομένα 50 ασθενών. Οι Vila et al. εφάρμοσαν τις αρχές της ασαφούς λογικής στον εντοπισμό των ισχαιμικών επεισοδίων σε ΗΚΓκές καταγραφές μεγάλης διάρκειας [206]. Τα δεδομένα που χρησιμοποίησαν προέρχονται από την ESTTDB και στηριζόμενοι στο σύστημα κανόνων με το οποίο εντοπίστηκαν τα ισχαιμικά επεισόδια στη συγκεκριμένη βάση, ανέπτυξαν νέο σύστημα εντοπισμού ασαφούς λογικής. Αρχικά, χρησιμοποιώντας υπάρχοντες αλγόριθμους εντοπίζουν όλα τα ΗΚΓκά χαρακτηριστικά που απαιτούνται για την ανάλυση της ισχαιμίας (ισοηλεκτρική γραμμή, τμήμα ST, κύμα T) και υπολογίζουν τις παραμέτρους τους (απόκλιση ST, κλίση ST, εύρος T). Στη συνέχεια, για τη μείωση του θορύβου εφαρμόζουν στις μετρήσεις της απόκλισης του ST και του εύρους του T φίλτρο ενδιάμεσης τιμής χρονικής διάρκειας 15 δευτερολέπτων. Στους ασαφείς κανόνες χρησιμοποιούνται τραπεζοειδείς συναρτήσεις συμμετοχής, οι οποίες υλοποιούνται με βάση αρχική ιατρική γνώση. Συγκεκριμένα, η τιμή συμμετοχής ενός παλμού στην ισχαιμική κατηγορία είναι ίση με ένα, αν η απόκλιση του ST είναι $\leq -0.1\text{mV}$ ή $\geq 0.1\text{mV}$ και μειώνεται γραμμικά στις περιοχές $(-0.1\text{mV}, -0.05\text{mV})$ και $(0.05\text{mV}, 0.1\text{mV})$, ενώ στο διάστημα $[-0.05\text{mV}, 0.05\text{mV}]$ ισούται με μηδέν. Όσον αφορά το εύρος του κύματος T, η τιμή συμμετοχής ενός παλμού στην ισχαιμική κατηγορία είναι ίση με ένα στα διαστήματα $(-\infty, -0.2\text{mV}]$ και $[0.2\text{mV}, \infty)$, μειώνεται γραμμικά στα διαστήματα $(-0.2\text{mV}, -0.15\text{mV})$ και $(0.15\text{mV}, 0.2\text{mV})$, και ίση με μηδέν στο διάστημα $[-0.15\text{mV}, 0.15\text{mV}]$. Για τον προσδιορισμό των ισχαιμικών επεισοδίων

χρησιμοποιούνται παρόμοιες συναρτήσεις συμμετοχής ως προς την διάρκεια, με τιμές των παραμέτρων 20 και 30 δευτερόλεπτα, και στο χρόνο διαχωρισμού μεταξύ τους, με τιμές 30 και 45 δευτερόλεπτα. Οι δύο παραπάνω συναρτήσεις συμμετοχής εφαρμόζονται ξεχωριστά για τα ισχαιμικά επεισόδια λόγω μεταβολών στην απόκλιση του τμήματος ST και λόγω αλλαγών στο εύρος του T. Το σύστημα αξιολογείται μόνο ως προς τον εντοπισμό των επεισοδίων λόγω ST (οι συγγραφείς θεωρούν πως η σημασία των επεισοδίων λόγω T δεν έχει πλήρως εξακριβωθεί) με χρήση δεδομένων από την ESTTDB. Τα αποτελέσματα που παρουσιάζονται ως προς τον εντοπισμό ισχαιμικών επεισοδίων είναι ευαισθησία 83% και ακρίβεια θετικής πρόβλεψης 75%, σε ένα σύνολο 171 ισχαιμικών επεισοδίων, που επιτυγχάνονται αν οριστεί τιμή κατωφλίου 0,89.

Η φασματική ανάλυση και η ανάλυση χρόνου-συχνότητας έχουν χρησιμοποιηθεί σε ένα μεγάλο αριθμό τεχνικών διάγνωσης ισχαιμίας. Οι Badilini et al. [26], δοκίμασαν να εντοπίσουν τα ισχαιμικά επεισόδια με βάση τα χαρακτηριστικά του ST στο πεδίο των συχνοτήτων. Ανάλογα με την κατανομή των συχνοτήτων του ST σε ολόκληρο το ΗΚΓ αποφάσιζαν αν ο ασθενής εμφανίζει ισχαιμία ή όχι. Παρατήρησαν πως η κατανομή στους ισχαιμικούς ασθενείς ήταν ευρύτερη και περιείχε μικρότερες τιμές συχνοτήτων. Φασματική ανάλυση πραγματοποίησαν και οι Hulin et al. [82] αλλά σε ολόκληρο το ΗΚΓκό σήμα και με σκοπό την αναγνώριση των εμφραγματοπαθών. Τα δικά τους πειράματα έδειξαν πως το ΗΚΓκό φάσμα των ασθενών που έχουν υποστεί οξύ έμφραγμα του μυοκαρδίου περιείχε υψηλότερες συχνοτήτες από ότι εκείνο των φυσιολογικών ατόμων. Οι MacLeod et al. [119] παρουσίασαν μέθοδο αξιολόγησης των ΗΚΓκών χαρακτηριστικών σε ισχαιμικούς ασθενείς που υπόκεινται σε αγγειοπλαστική με χρήση του DWT και στατιστική μελέτη των συντελεστών που προκύπτουν. Οι Lei et al. [115] δοκίμασαν διδιάστατη φασματική ανάλυση στο διανυσματοκαρδιογράφημα με χρήση του μετασχηματισμού Fourier. Στις περιοχές που αντιστοιχούσαν σε ισχαιμικά επεισόδια παρατήρησαν το φάσμα να αλλάζει σχήμα και κατεύθυνση. Οι Pitas et al. [147] εφάρμοσαν την αυτοαναδρομική (autoregressive) μοντελοποίηση στην αναγνώριση των ισχαιμικών παλμών. Περιέγραψαν κάθε καρδιακό κύκλο με μοντέλο δευτέρου βαθμού και είδαν πως οι τιμές των δύο παραμέτρων ήταν αρκετές για να διαχωρίσουν τους ισχαιμικούς παλμούς από τους φυσιολογικούς.

Οι Vila et al. θέλησαν να αναγνωρίσουν την ισχαιμία του μυοκαρδίου μέσω της ανάλυσης της ΔΚΣ στο πεδίο χρόνου-συχνοτήτων [205]. Στο αντίστοιχο σήμα εφάρμοσαν τεχνική

προσαρμοστικών βέλτιστων πυρήνων και το παραγόμενο φάσμα το χώρισαν σε τρεις ζώνες συχνοτήτων, πολύ χαμηλές, χαμηλές και υψηλές. Οι μέγιστες και ελάχιστες τιμές αυτών των ζωνών καθώς και οι ενέργειές τους ήταν σε θέση να διαχωρίσουν τα ισχαιμικά ΗΚΓτα από τα φυσιολογικά. Οι Senhadji et al. [157] μελέτησαν τρία διαφορετικά wavelets (Daubechies, κυβική σφήνα και Morlet) για το χαρακτηρισμό των καρδιακών παλμών σε φυσιολογικούς, ισχαιμικούς και πρώιμα έκτοπους. Συνέκριναν τα αποτελέσματα του WT με εκείνα της ανάλυσης στο πεδίο του χρόνου (πλάτη και χρονικές διάρκειες των ΗΚΓκών κυμάτων) και στο πεδίο των συχνοτήτων (ενέργεια σήματος, ζώνες συχνοτήτων) και κατέληξαν στο συμπέρασμα ότι και τα τρία wavelets μπορούν να ταξινομήσουν με μεγαλύτερη ακρίβεια τους καρδιακούς παλμούς. Βασικό μειονέκτημα της μεθόδου είναι ο πολύ μικρός αριθμός δεδομένων που χρησιμοποιήθηκε στην μελέτη (20 φυσιολογικοί παλμοί, 13 ισχαιμικοί παλμοί και 21 πρώιμα έκτοποι παλμοί). Το πρόβλημα του εντοπισμού της ισχαιμίας με τη χρήση των wavelets μελέτησαν και οι Lemire et al. [116]. Χρησιμοποιώντας τους συντελεστές από τέσσερις κλίμακες ανάλυσης DWT, παρατήρησαν πως η τρίτη κλίμακα χαρακτηρίζεται από την μεγαλύτερη διακριτική ικανότητα. Οι Gamero et al. [63] προτείνουν την ανίχνευση ισχαιμικών επεισοδίων στο ΗΚΓ με χρήση του συνεχούς μετασχηματισμού wavelet (continue wavelet transform - CWT) της διακύμανσης καρδιακής συχνότητας. Αρχικά εξάγεται το σήμα των διαστημάτων RR από το ΗΚΓ (από τους χαρακτηρισμούς της βάσης δεδομένων και όχι αυτόματα) και η διακύμανση καρδιακής συχνότητας. Στην συνέχεια, γίνεται ανάλυση του καρδιακού ρυθμού με χρήση του CWT, και λαμβάνεται η κατανομή της ενέργειας του σήματος σε σχέση με το χρόνο, σε τρεις περιοχές συχνοτήτων. Με χρήση στατιστικής ανάλυσης, κατάλληλα κατώφλια εντοπίζονται σε κάθε μια από τις περιοχές συχνοτήτων, με βάση τα οποία πραγματοποιείται ο εντοπισμός των ισχαιμικών επεισοδίων. Η μέθοδος αξιολογείται σε ένα σύνολο 14 ΗΚΓ καταγραφών, που επιλέγονται από την ESTTDB, οι οποίες περιέχουν 33 ισχαιμικά επεισόδια, και η ευαισθησία της είναι 89,5%. Βασικό πλεονέκτημα της μεθόδου αποτελεί η χρήση μόνο του σήματος RR, το οποίο είναι το πιο εύκολα εξαγόμενο και λιγότερο επηρεαζόμενο από θόρυβο χαρακτηριστικό που μπορεί να εξαχθεί από το ΗΚΓ

Οι Jager et al. [86] χρησιμοποιούν την PCA για την διάγνωση ισχαιμικών επεισοδίων. Για κάθε παλμό υπολογίζονται οι πέντε πρώτες συνιστώσες για το σύμπλεγμα QRS και οι πέντε πρώτες για το τμήμα ST. Με αυτές τις συνιστώσες σχεδιάζονται δύο τροχιές, μία για κάθε ΗΚΓκό χαρακτηριστικό, και στις περιπτώσεις των ισχαιμικών επεισοδίων η περικλειόμενη

από τις τροχιές περιοχή αυξάνεται σημαντικά. Με στατιστική μελέτη ορίστηκαν κατάλληλες τιμές κατωφλίου για την απόσταση μεταξύ δύο διαδοχικών σημείων της τροχιάς και τη χρονική διάρκεια που τα σημεία μπορούν να υπερβαίνουν αυτήν την τιμή. Η τεχνική αξιολογείται σε ΗΚΓ της ESTTDB και τα αποτελέσματα που προκύπτουν είναι ιδιαίτερα υψηλά. Οι Laguna et al. [107] πραγματοποιούν μια παρόμοια προσέγγιση, χρησιμοποιώντας PCA για την διάγνωση ισχαιμικών επεισοδίων. Σε αυτή την περίπτωση η μέθοδος συγκρίνεται με την ανάλυση του τμήματος QT, και, χρησιμοποιώντας την ESTTDB, παρουσιάζει καλύτερα αποτελέσματα. Σε νεότερη εργασία τους, οι Laguna et al. [108] ασχολούνται και αυτοί με τη μελέτη της ισχαιμίας, αλλά και γενικότερα του τμήματος ST-T, χρησιμοποιώντας PCA. Στην εργασία τους προτείνουν την αξιολόγηση των αλλαγών στις τιμές των κύριων συνιστωσών για την εξέταση της κοιλιακής επαναπόλωσης, όπως αυτή εκφράζεται στο ΗΚΓκό σήμα από το τμήμα ST-T, και όχι την παρακολούθηση των κλασικών δεικτών του τμήματος ST, όπως για παράδειγμα η απόκλιση του. Τα πειράματα που πραγματοποίησαν έδειξαν πως οι αλλαγές στις τιμές των κύριων συνιστωσών μπορούν να αποκαλύψουν περισσότερη πληροφορία. Οι Jager et al. [88] επιχειρούν και μία ποιοτική προσέγγιση των ταξινομητών που βασίζονται στα στοιχεία του τμήματος ST. Επιπλέον, οι Smrdel & Jager [165] προτείνουν μία μέθοδο ταξινόμησης μιας ΗΚΓ απαγωγής σε ισχαιμική με κατάσπαση του ST, σε ισχαιμική με ανάσπαση του ST ή σε φυσιολογική. Στην μέθοδο αρχικά υπολογίζεται η συνάρτηση απόκλισης του ST σε ολόκληρη την απαγωγή και στην συνέχεια κατασκευάζεται το ιστόγραμμα της, με βάση το οποίο η απαγωγή ταξινομείται σε μία από τις τρεις κατηγορίες. Η μέθοδος παρουσιάζει αρκετά υψηλά αποτελέσματα (ανιχνεύονται σωστά 9 στις 9 και 87 στις 89 περιπτώσεις ανάσπασης και κατάσπασης του ST, αντίστοιχα), έχοντας όμως και μεγάλο αριθμό λανθασμένων ταξινομήσεων (χαμηλή ευαισθησία).

Πολλές μέθοδοι ανάλυσης βασίζονται σε ΤΝΔ. Ακολουθώντας παραπλήσια προσέγγιση με το [108], οι Nugent et al. ανέπτυξαν σύστημα το οποίο παίρνει σαν είσοδο δεδομένα από το 12-κάναλο ΗΚΓ και εξάγει διάγνωση για έμφραγμα του μυοκαρδίου (κατώτερο, πρόσθιο ή συνδυασμό αυτών), υπερτροφία αριστερής κοιλίας ή συνδυασμό υπερτροφίας και εμφράγματος [133]. Για το λόγο αυτό εκπαίδευσαν πέντε MLP, ένα για την κάθε πάθηση. Οι έξοδοι των δικτύων οδηγούνταν σε δένδρο απόφασης, το οποίο εξάγει την τελική απόφαση-διάγνωση. Η επίδοση του προτεινόμενου συστήματος είναι καλύτερη από την χρήση μόνο δένδρου απόφασης ή μόνο ενός MLP. Την δομή του MLP επέλεξαν και οι Stamkopoulos et

al. [167] για τον εντοπισμό της ισχαιμίας του μυοκαρδίου από μία μόνο απαγωγή. Η μέθοδος δοκιμάστηκε με δεδομένα από την ESTTDB δίνοντας πολύ καλά αποτελέσματα. Σε μια νεώτερη εργασία, οι Stamkopoulos et al. [168] ασχολήθηκαν και πάλι με το πρόβλημα της ισχαιμίας, αλλά αυτή τη φορά μόνο με την ταξινόμηση των καρδιακών παλμών σε φυσιολογικούς ή μη, χρησιμοποιώντας δύο ΤΝΔ. Το πρώτο είναι αυτοσυσχετιζόμενο μη γραμμικό δίκτυο και το δεύτερο ένα δίκτυο ακτινικών συναρτήσεων βάσης. Η έξοδος του δεύτερου δικτύου είναι η ταξινόμηση του καρδιακού παλμού σε μια από τις δύο κατηγορίες, φυσιολογικός ή μη φυσιολογικός. Η απόδοση του συστήματος μετρήθηκε με δεδομένα από την ESTTDB, αλλά τα αποτελέσματα δεν μπορούν να αξιολογηθούν άμεσα μιας και για πρώτη φορά μελετήθηκε το πρόβλημα ταξινόμησης ισχαιμικών καρδιακών παλμών. Με το ίδιο πρόβλημα (ταξινόμηση των καρδιακών παλμών σε ισχαιμικούς ή μη) ασχολούνται και οι Maglaveras, Stamkopoulos et al. [120] με χρήση νευρωνικών δικτύων και μνήμης συσχέτισης διπλής κατεύθυνσης (bidirectional associative memories). Στο δίκτυο εισάγεται ολόκληρος ο καρδιακός παλμός, που ορίζεται από δύο συνεχόμενα κύματα R. Η μέθοδος δοκιμάστηκε σε λίγα δεδομένα της ESTTDB, χωρίς να δώσει καλύτερα από εκείνα της προηγούμενης μεθόδου. Οι Maglaveras, Stamkopoulos et al. [121] πραγματοποιούν και ανίχνευση των ισχαιμικών επεισοδίων. Αρχικά κάθε παλμός ταξινομείται ως ισχαιμικός ή φυσιολογικός από ένα ΤΝΔ και με βάση αυτή την ταξινόμηση, τα ισχαιμικά επεισόδια ανιχνεύονται με ομαδοποίηση των συνεχόμενων καρδιακών παλμών. Η αξιολόγηση πραγματοποιείται με δεδομένα από την ESTTDB. Σε σύνολο 160 ισχαιμικών επεισοδίων, ο αλγόριθμος παρουσιάζει ευαισθησία 73% και ακρίβεια θετικής πρόβλεψης 69,45%.

Με τον αυτόματο εντοπισμό των ισχαιμικών επεισοδίων στο ΗΚΓ ασχολήθηκαν και οι Silipo et al. [161]. Χρησιμοποίησαν δικάναλες καταγραφές μεγάλης διάρκειας και υλοποίησαν MLP το οποίο παίρνει σαν είσοδο χαρακτηριστικά από το τμήμα ST και με αυτά χαρακτηρίζει τον εκάστοτε παλμό ως ισχαιμικό ή μη. Στη συνέχεια, ομαδοποιούν τους ταξινομημένους παλμούς ανά 20 δευτερόλεπτα και αν αυτό το χρονικό διάστημα περιέχει μόνο ισχαιμικούς παλμούς τότε το θεωρούν ισχαιμικό επεισόδιο. Τέλος, συνενώνουν όλα τα ισχαιμικά επεισόδια που απέχουν λιγότερο από πέντε δευτερόλεπτα μεταξύ τους με σκοπό τον προσδιορισμό των ορίων των συνολικών επεισοδίων. Η αρχιτεκτονική του δικτύου είναι δύο κόμβοι εισόδου, πέντε κρυμμένοι νευρώνες και ένας κόμβος εξόδου. Οι Silipo και Taddei μελέτησαν σε βάθος την αυτόματη ανάλυση του ΗΚΓτος με ΤΝΔ στην εργασία τους [163], στην οποία ασχολούνται και με τον εντοπισμό της ισχαιμίας. Συγκεκριμένα, υλοποίησαν

τρεις τοπολογίες ΤΝΔ τις οποίες και συγκρίνουν με παρόμοια συστήματα που είχαν παρουσιάσει σε προηγούμενη εργασία τους [161]. Το πρώτο ΤΝΔ που προτείνουν είναι MLP στο οποίο εισάγεται πληροφορία από επτά τμήματα ST. Το δεύτερο ΤΝΔ είναι επαναληπτικό και δέχεται ως είσοδο ακολουθίες τεσσάρων τμημάτων ST. Το τρίτο ΤΝΔ είναι δίκτυο εκμάθησης γνώσης και αποτελεί επέκταση του προηγούμενου δικτύου.

Με τον αυτόματο εντοπισμό των ισχαιμικών επεισοδίων στο ΗΚΓ ασχολήθηκαν και οι Paradimitriou et al. [141]. Το ΤΝΔ που υλοποίησαν το ονόμασαν sNet-SOM και αποτελείται από δύο μέρη: το τμήμα ταξινόμησης όπου εφαρμόζεται παραλλαγή του αλγορίθμου SOM και το τμήμα επίβλεψης όπου δοκίμασαν δίκτυο με ακτινικές συναρτήσεις βάσης SVM. Για είσοδο στο δίκτυο χρησιμοποιούν πληροφορία από το τμήμα ST-T πέντε παλμών. Το ΤΝΔ εκπαιδεύεται να αναγνωρίζει αν τα δεδομένα εισόδου ανήκουν σε ισχαιμική περιοχή ή όχι. Ο χαρακτηρισμός αυτός απευθύνεται στον κεντρικό παλμό και γίνεται για όλο το ΗΚΓκό σήμα μετακινώντας παράθυρο των πέντε παλμών. Αν για χρονικό διάστημα μεγαλύτερο των 15 δευτερολέπτων οι παλμοί χαρακτηρίζονται ισχαιμικοί τότε ορίζεται ισχαιμικό επεισόδιο. Όσα ισχαιμικά επεισόδια απέχουν μεταξύ τους λιγότερο από πέντε δευτερόλεπτα συγχωνεύονται. Το σύστημα δοκιμάστηκε με δεδομένα από την ESTTDB και ως προς την ταξινόμηση των καρδιακών παλμών αλλά και ως προς τον εντοπισμό των ισχαιμικών επεισοδίων, και τα αποτελέσματα που παρουσιάστηκαν είναι ευαισθησία 82,8% και ακρίβεια θετικής πρόβλεψης 82,4%.

Οι Papaloukas et al. [144] προτείνουν μια προσέγγιση με χρήση ΤΝΔ. Για την εκπαίδευση του ΤΝΔ στην ταξινόμηση των καρδιακών παλμών, χρησιμοποιούνται δεδομένα από την ESTTDB. Η είσοδος είναι το αρχικό ΗΚΓ σήμα που περιέχει το τμήμα ST και το κύμα T κάθε καρδιακού παλμού, ενώ η έξοδος είναι η ταξινόμηση του παλμού. Το ΤΝΔ παρουσιάζει ευαισθησία και ειδικότητα 90%. Το ΤΝΔ ταξινόμησης ενσωματώθηκε σε αλγόριθμο τεσσάρων σταδίων για τον εντοπισμό των ισχαιμικών επεισοδίων και το συνολικό σύστημα αξιολογήθηκε με τα δεδομένα της ESTTDB. Εφαρμόζοντας στατιστική ολικής συνάθροισης το σύστημα αυτόματου εντοπισμού σημείωσε ευαισθησία 90% και ακρίβεια θετικής πρόγνωσης 89%. Από την ίδια ερευνητική ομάδα, παρουσιάστηκε και μια προσέγγιση με βάση την παραμετρική ανάλυση του ΗΚΓ και την χρήση των συντελεστών που προκύπτουν για την διάγνωση της αρρυθμίας [145].

3.3.1. Βάση δεδομένων

Για τη δημιουργία του συνόλου δεδομένων χρησιμοποιήθηκαν 11 ώρες δικάναλων ΗΚΓκών καταγραφών από την βάση δεδομένων ST-T της Ευρωπαϊκής Καρδιολογικής Ένωσης [58,174] (ESTTDB). Η ESTTDB αποτελείται από 90 περιπατητικά ΗΚΓ (ambulatory ECG) από 79 ασθενείς, εκ των οποίων οι 70 είναι άνδρες, με ηλικίες από 30 έως 80 ετών, και 8 γυναίκες, ηλικίας από 55 έως 71 ετών (τα στοιχεία μία καταγραφής δεν υπάρχουν). Επίσης, υπάρχουν καταγραφές που προέρχονται από τον ίδιο ασθενή (e0118-e0122, e0123-e0126, e0129-e0133, e0136-e0139, e0147-e0148, e0154-e0155, e0162-e0163.). Στην βάση συμμετέχουν άτομα με διαγνωσμένη ή με αυξημένη επικινδυνότητα για ισχαιμία του μυοκαρδίου. Επιπλέον κριτήρια επιλογής των καταγραφών είναι το να συμπεριλαμβάνεται ποικιλία ανωμαλιών, όπως μετατόπιση του τμήματος ST λόγω υπέρτασης, κοιλιακή δυσκινησία (ventricular dyskinesia) και φαρμακευτική αγωγή. Στην βάση περιλαμβάνονται 367 επεισόδια μεταβολής του τμήματος ST και 401 επεισόδια μεταβολής του κύματος T, με διάρκεια από 30 δευτερόλεπτα έως αρκετά λεπτά, και ενεργειακές μεταβολές από 100 μV έως 1 mV. Επιπλέον, υπάρχουν 11 επεισόδια μετακίνησης του άξονα με αποτέλεσμα την φαινόμενη μεταβολή του τμήματος ST και 10 επεισόδια μετακίνησης του άξονα με αποτέλεσμα την φαινόμενη μεταβολή του κύματος T. Για κάθε καταγραφή υπάρχει ο ιατρικός φάκελος που περιλαμβάνει στοιχεία όπως το φύλο και η ηλικία του ασθενούς, κλινικά ευρήματα, φαρμακευτική αγωγή, διαταραχή ηλεκτρολυτών, καθώς και τεχνικές πληροφορίες σε σχέση με τον εξοπλισμό καταγραφής. Τρεις ειδικευμένοι καρδιολόγοι χαρακτήρισαν ανεξάρτητα κάθε καρδιακό παλμό ως φυσιολογικό, ισχαιμικό ή ψευδοεύρημα και σε περίπτωση διαφωνίας μεταξύ τους, ακολούθησε συνεννόηση ώστε να επέλθει συμφωνία. Συγκεκριμένα οι ειδικοί εξέτασαν την καταγραφή e0104 στο σύνολό της και την πρώτη ώρα από τις καταγραφές e0103, e0105, e0108, e0113, e0114, e0147, e0159, e0162 και e0206. Από την καταγραφή e0104 χρησιμοποιήθηκαν και οι δύο ώρες διότι περιέχει ποικιλία μορφών ισχαιμικών παλμών. Αυτό οδήγησε στη δημιουργία συνόλου δεδομένων με 86.384 καρδιακούς παλμούς ταξινομημένους σε φυσιολογικούς, ισχαιμικούς ή ψευδοευρήματα. Με την απαλοιφή των ψευδοευρημάτων (6.754 παλμοί) και εκείνων των παλμών όπου ο αλγόριθμος εντοπισμού των QRS δεν αναγνωρίζει το σύμπλεγμά τους (2.641 παλμοί) προέκυψε το τελικό σύνολο δεδομένων που περιλαμβάνει 76.989 χαρακτηρισμένους παλμούς.

3.4. Διάγνωση στεφανιαίας νόσου

Η κατηγορία των προβλημάτων που σχετίζονται με καρδιαγγειακές παθήσεις ολοκληρώνεται με το πρόβλημα της διάγνωσης της στεφανιαίας νόσου. Η βασική μέθοδος διάγνωσης της στεφανιαίας νόσου είναι η στεφανιογραφία, η οποία όμως είναι επεμβατική μέθοδος και για αυτό τον λόγο έχουν προταθεί εναλλακτικές εξετάσεις για την διάγνωση της. Το πρόβλημα το οποίο εξετάζεται στην διδακτορική διατριβή είναι η αυτόματη διάγνωση της στεφανιαίας νόσου με χρήση ιατρικών δεδομένων τα οποία μπορούν να αποκτηθούν εύκολα και μη επεμβατικά. Στην βιβλιογραφία, έχουν παρουσιαστεί πληθώρα μεθόδων αυτόματης διάγνωσης της στεφανιαίας νόσου οι οποίες βασίζονται σε εξετάσεις πέρα της στεφανιογραφίας. Αυτές μπορούν να διακριθούν με βάση τα δεδομένα που χρησιμοποιούνται για την ανάλυση. Μια άλλη σημαντική παρατήρηση είναι ότι οι αρχικές προσεγγίσεις βασίζονται κυρίως σε στατιστική ανάλυση των δεδομένων για την διάγνωση ενώ οι νεότερες σε ΤΝΔ.

Οι Lehtinen et al. [114] παρουσιάζουν μία τεχνική που βασίζεται στην μελέτη του ST/HR, την υστέρηση ST/HR, όπου αναπαρίστανται διακριτά οι αποκλίσεις του ST (60 ms μετά το QRS) σε σχέση με τον καρδιακό ρυθμό (HR) σε δύο φάσεις: κατά τη διάρκεια της δοκιμασίας κόπωσης και κατά τη διάρκεια ανάπαυσης μετά τη δοκιμασία. Το πρόσημο της ποσότητας:

$$\int_{HR_{rec}}^{HR_{exe}} (F_{rec} - F_{exe}) dHR \Big/ \Delta HR_{rec}$$

καθορίζει και την ύπαρξη (θετικό) ή μη (αρνητικό) της

στεφανιαίας νόσου. HR_{rec} είναι ο ελάχιστος καρδιακός παλμός κατά τη διάρκεια της ανάπαυσης, HR_{exe} είναι ο μέγιστος καρδιακός παλμός κατά τη διάρκεια της δοκιμασίας, F_{rec} είναι η συνεχής τμηματική γραμμική συνάρτηση των σημείων της φάσης της δοκιμασίας, F_{exe} είναι η συνεχής τμηματική γραμμική συνάρτηση των σημείων της φάσης της ανάπαυσης και $\Delta HR_{rec} = HR_{exe} - HR_{rec}$. Οι Herpin et al. προτείνουν την χρήση του δείκτη βρόγχου ανάπαυσης [79] για την διάγνωση της στεφανιαίας νόσου. Σε αυτή την περίπτωση πραγματοποιείται διακριτή αναπαράσταση της κατάσπασης του ST (20 ms και 60 ms από το σημείο J) σε σχέση με τον καρδιακό ρυθμό (HR) για τις απαγωγές V_F , V_2 και V_5 . Η παραπάνω διαδικασία αξιολογήθηκε σε ασθενείς με συμπτώματα πόνου στο στήθος.

Οι Deckers, Rensing et al., παρουσιάζουν δύο εργασίες [48,49] στις οποίες πραγματοποιείται σύγκριση μεθόδων για την διάγνωση της στεφανιαίας νόσου. Κατά την εκτέλεση του τεστ κοπώσεως πραγματοποιείται καταγραφή του ΗΚΓ και στην συνέχεια πραγματοποιείται

ανίχνευση της κορυφής R, υπολογισμός του καρδιακού ρυθμού, του πλάτους και της κλίσης του τμήματος ST, ενώ παράλληλα καταγράφεται το επίπεδο κόπωσης και η ύπαρξη στηθάγχης. Οι μέθοδοι που συγκρίνονται είναι (i) το σκορ άσκησης (exercise score), το ποίο υπολογίζεται ως συνάρτηση του εμβαδού του τμήματος ST από την ισοηλεκτρική γραμμή κανονικοποιημένο ως προς τον καρδιακό ρυθμό, και του επιπέδου κόπωσης, (ii) το σκορ διάκρισης (discriminant score), το οποίο προκύπτει από όλα τα δεδομένα, και (iii) τις μεταβολές του πλάτους του τμήματος ST, κανονικοποιημένο ως προς τον καρδιακό ρυθμό, κατά την διάρκεια του τεστ κοπώσεως (ST/HR). Σε ένα σύνολο 345 ανδρών (175 υγιείς και 170 που παρουσίασαν στεφανιαία νόσο) το σκορ άσκησης παρουσίασε ευαισθησία 67% και ειδικότητα 90%, ενώ το σκορ διάκρισης και ο δείκτης ST/HR ευαισθησία 80% και ειδικότητα 90%.

Οι στενώσεις των στεφανιαίων αρτηριών προκαλούν καρδιακούς ήχους (heart sounds) λόγω της τυρβώδους ροής που αναπτύσσεται στις μερικώς φραγμένες αρτηρίες. Οι Akay M, Semmlow, Welkowitz, Akay YM και Kostis παρουσίασαν ένα σύνολο από μελέτες σε σχέση με τους καρδιακούς ήχους και την μελέτη τους με σκοπό την διάγνωση της στεφανιαίας νόσου [11-21]. Στην [11] μελετήθηκαν οι καρδιακοί ήχοι με χρήση της τεχνικής αυτοσυσχέτισης (autoregressive - AR) και οι τεχνικές αυτοσυσχετιστικό προσαρμοστικό δίκτυο μέσων τετραγώνων (adaptive recursive least-square lattice - RLSL) και δίκτυο εκτίμησης κλίσης (gradient lattice predictor - GLP) χρησιμοποιήθηκαν για ανάλυση, ενώ ο αριθμός των συντελεστών επιλέχθηκε με χρήση του κριτηρίου Akaike. Αντίστοιχα, στην [12] ο ταχύς μετασχηματισμός Fourier (fast Fourier transform - FFT) και οι τεχνικές ιδιοδιανυσμάτων: Pisarenko, MUSIC και ελάχιστης νόρμας (min Norm) χρησιμοποιήθηκαν για τον υπολογισμό του φάσματος συχνοτήτων. Τόσο στην [11] όσο και στην [12] τα αποτελέσματα που παρουσιάστηκαν είναι ποιοτικά.

Οι Akay et al. [13] χρησιμοποίησαν την τεχνική αυτοσυσχέτισης κινούμενου μέσου όρου (autoregressive moving average - ARMA) για την ανάλυση των καρδιακών ήχων. Ο αριθμός των συντελεστών επιλέχθηκε με χρήση του κριτηρίου Akaike. Με επιλογή κατάλληλων κατωφλίων, ο διαχωρισμός ατόμων πριν ή μετά την αγγειοπλαστική πραγματοποιείται με ακρίβεια 80%, ενώ ο αντίστοιχος διαχωρισμός υγιών/ασθενών με ακρίβεια 85%. Οι τεχνικές AR και ARMA χρησιμοποιήθηκαν και στο [14] για την ανάλυση των καρδιακών ήχων. Με βάση αυτές υπολογίζονται τέσσερις φασματικοί δείκτες. Η διάρκεια των καταγραφών είναι

10 καρδιακοί κύκλοι. Στο σύνολο δεδομένων υπάρχουν 10 υγιείς και 33 ασθενείς που πάσχουν από στεφανιαία νόσο. Με επιλογή κατάλληλων τιμών κατωφλίων για κάθε μεταβλητή, ο διαχωρισμός υγιών/ασθενών πραγματοποιείται με ευαισθησία 93% και ειδικότητα 90%, ενώ η ακρίβεια είναι 90,69%. Η ίδια μέθοδος εφαρμόστηκε και στο πρόβλημα του διαχωρισμού των ασθενών σε σχέση με το αν η καταγραφή πραγματοποιήθηκε πριν ή μετά την αγγειοπλαστική [14]. Σε αυτή την περίπτωση, σε ένα σύνολο 20 ασθενών με καταγραφές πριν ή μετά από αγγειοπλαστική, ο διαχωρισμός πραγματοποιείται με ακρίβεια 85%. Στο ίδιο πρόβλημα, ο Akay μελετάει την χρήση ΤΝΔ [15]. Σε αυτή την περίπτωση χρησιμοποιούνται τα χαρακτηριστικά που προκύπτουν από την ανάλυση AR με επιπλέον χαρακτηριστικά, όπως το φύλο, η ηλικία, το σωματικό βάρος, η κατάσταση σε σχέση με το κάπνισμα, η συστολική και διαστολική αρτηριακή πίεση. Οι ασθενείς που συμμετείχαν στην μελέτη επιλέχθηκαν μεταξύ αυτών στους οποίους πραγματοποιείται καθετηριασμός και/ή αγγειοπλαστική, ενώ η διάρκεια των καταγραφών είναι 10 καρδιακοί κύκλοι. Στο σύνολο δεδομένων υπάρχουν 37 υγιείς και 63 ασθενείς που πάσχουν από στεφανιαία νόσο, και ο διαχωρισμός τους πραγματοποιείται με ευαισθησία 84% και ειδικότητα 89%. Οι Akay & Welkowitz [18] επιχειρούν και μία δεύτερη προσέγγιση του προβλήματος της διάγνωσης της στεφανιαίας νόσου με χρήση ΤΝΔ. Στο σύνολο δεδομένων υπάρχουν 112 άτομα, 42 υγιείς και 70 ασθενείς που πάσχουν από στεφανιαία νόσο. Όπως και στην [15], πραγματοποιείται ανάλυση AR με 10 συντελεστές, οι οποίοι αποτελούν και την είσοδο στο ΤΝΔ. Η εκπαίδευση του πραγματοποιείται με δεδομένα που λαμβάνονται από 12 άτομα (6 υγιείς και 6 ασθενείς), ενώ η αξιολόγηση πραγματοποιείται στα υπόλοιπα 100 (36 υγιείς και 64 ασθενείς), παρουσιάζοντας 78,13% ευαισθησία και 88,89% ειδικότητα, ενώ η ακρίβειά του είναι 82%.

Ένα βασικό μειονέκτημα των προσεγγίσεων [11-15,18] είναι ότι η ανάλυση του σήματος των καρδιακών ήχων πραγματοποιείται με μεθόδους που προϋποθέτουν ότι το σήμα είναι στατικό, μια υπόθεση που προφανώς δεν ισχύει αλλά η σχετικά μικρή διάρκεια των καταγραφών (10 καρδιακοί κύκλοι) επιτρέπει την εφαρμογή τους. Έτσι, οι Akay et al. [16,19] προτείνουν την ανάλυση με χρήση προσαρμοστικών φίλτρων (FTF/FAEST). Τα πεδία εφαρμογής είναι ο διαχωρισμός υγιών και ασθενών [16] και ασθενών πριν ή μετά την αγγειοπλαστική [19], με σύνολο 35 ατόμων και 10 ασθενών, αντίστοιχα. Με επιλογή κατάλληλων κατωφλίων, ο διαχωρισμός υγιών/ασθενών πραγματοποιείται με ακρίβεια 82,86%, ενώ ο αντίστοιχος διαχωρισμός των ατόμων πριν ή μετά την αγγειοπλαστική με ακρίβεια 90%.

Μια συγκριτική μελέτη μεθόδων φασματικής ανάλυσης σε σχέση με το πρόβλημα της διάγνωσης της στεφανιαίας νόσου παρουσιάζουν οι Akay et al. [17,20]. Στις σχετικές μελέτες, χρησιμοποιούνται τέσσερις τεχνικές φασματική ανάλυσης: FFT, AR, ARMA και min Norm. Για κάθε μία από αυτές, υπολογίζεται ένα χαρακτηριστικό και χρησιμοποιώντας ένα κατάλληλο κατώφλι, πραγματοποιείται ο διαχωρισμός των ατόμων που συμμετέχουν στην μελέτη σε υγιείς και ασθενείς. Το σύνολο δεδομένων περιλαμβάνει καταγραφές από 80 άτομα, εκ των οποίων 32 υγιείς και 48 που πάσχουν από στεφανιαία νόσο. Η ακρίβεια που επιτυγχάνεται είναι 70%, 78,75%, 77,5% και 83,75% για τις τεχνικές ανάλυσης FFT, AR, ARMA και min Norm, αντίστοιχα. Ο Akay [21] παρουσίασε και μία εργασία ανάλυσης των καρδιακών ήχων με χρήση της τεχνικής min Norm, σε αυτή όμως την περίπτωση πραγματοποιήθηκαν δύο εναλλακτικές προσεγγίσεις: διαχωρισμός των ατόμων σε υγιείς και ασθενείς (που υπάρχει και σε πλήθος προηγούμενων εργασιών), και διαχωρισμός σε τρεις ομάδες, ομάδα A που περιλαμβάνει ασθενείς με τρεις ή περισσότερες στενώσεις, ομάδα B με ασθενείς με μία ή δύο στενώσεις και ομάδα C με υγιή άτομα. Το σύνολο δεδομένων περιλαμβάνει καταγραφές από 100 άτομα (36 υγιείς και 64 που πάσχουν από στεφανιαία νόσο, με 27 στην ομάδα A και 37 στην ομάδα B). Η ακρίβεια που προκύπτει είναι 82% στην πρώτη προσέγγιση και 76% στην δεύτερη.

Μια διαφορετική προσέγγιση της αυτόματης διάγνωσης της στεφανιαίας νόσου αποτελεί η εξέταση σπινθηρογραφημάτων (scintigrams). Σε αυτή την περίπτωση, η μελέτη εστιάζεται στην εξαγωγή χαρακτηριστικών από τις εικόνες, τα οποία περιγράφουν την ενεργοποίηση συγκεκριμένων περιοχών της καρδιάς, τα οποία στην συνέχεια χρησιμοποιούνται για την διάγνωση της στεφανιαίας νόσου. Οι Dorffner & Porenta [52] παρουσίασαν μια σχετική μελέτη, όπου εξετάζεται η ενεργοποίηση της καρδιάς σε 5 ανατομικές περιοχές της, σε εικόνες που έχουν ληφθεί υπό τρεις διαφορετικές γωνίες και σε τρεις διαφορετικές καρδιακές καταστάσεις (ηρεμία, πίεση και ενδιάμεση κατάσταση), δημιουργώντας έτσι ένα διάγραμμα αποτελούμενο από 45 χαρακτηριστικά. Στην συνέχεια χρησιμοποιούνται ΤΝΔ για τον διαχωρισμό υγιών ατόμων από άτομα που πάσχουν από στεφανιαία νόσο. Η μέθοδος αξιολογείται σε ένα σύνολο από 159 άτομα, εκ των οποίων μόνο σε 81 από αυτά πραγματοποιήθηκε στεφανιογραφία. Έτσι, πραγματοποιούνται δύο διαφορετικές αξιολογήσεις, μία στο υποσύνολο των 81 ατόμων χρησιμοποιώντας την διάγνωση που προέρχεται από την στεφανιογραφία σαν αναφορά, με ακρίβεια 92%, και η δεύτερη με χρήση ως αναφορά την αξιολόγηση του σπινθηρογραφήματος, με ακρίβεια 85%.

Οι Sztandera et al. [173] παρουσίασαν μια μελέτη με βάση την ανάλυση του σπινθηρογραφήματος, όπου εξετάζεται η ενεργοποίηση της καρδιάς σε 10 ανατομικές περιοχές της καρδιάς, σε εικόνες που έχουν ληφθεί υπό τρεις διαφορετικές γωνίες σε κατάσταση καρδιακής πίεσης, δημιουργώντας έτσι ένα διάλυμα αποτελούμενο από 30 χαρακτηριστικά. Στην συνέχεια χρησιμοποιείται ένας νευροασαφής αλγόριθμος για τον διαχωρισμό υγιών ατόμων από άτομα που πάσχουν από στεφανιαία νόσο, τα οποία διαχωρίζονται σε τρεις κατηγορίες ανάλογα με την στεφανιαία αρτηρία στην οποία παρουσιάζεται το πρόβλημα, δηλαδή στην αριστερή πρόσθια κατιούσα (left anterior descending - LAD), δεξιά στεφανιαία αρτηρία (right coronary artery - RCA) και αριστερή περισπώμενη αρτηρία (left circumflex artery - CCX). Η μέθοδος αναφοράς είναι η αγγειογραφία. Η μέθοδος αξιολογείται σε ένα σύνολο από 91 εικόνες, από τις οποίες 64 χρησιμοποιούνται για εκπαίδευση του ΤΝΔ και η αξιολόγηση πραγματοποιείται με τις υπόλοιπες 27 εικόνες, ενώ η ακρίβεια ταξινόμησης είναι 100%. Οι Goodenday et al. [72] παρουσίασαν μια μελέτη με βάση την ανάλυση το σπινθηρογραφήματος και νευρωνικά δίκτυα, όπου εξετάζεται η ενεργοποίηση της καρδιάς σε 4 ανατομικές περιοχές, ενώ οι κατηγορίες που χρησιμοποιούνται είναι υγιής, στένωση σε μία αρτηρία και στένωση σε δύο ή περισσότερες αρτηρίες, με μέθοδο αναφοράς την αγγειογραφία. Η μέθοδος αξιολογείται σε ένα σύνολο από 42 εικόνες, από τις οποίες 30 χρησιμοποιούνται για εκπαίδευση του ΤΝΔ και οι υπόλοιπες για αξιολόγηση, παρουσιάζοντας ακρίβεια ταξινόμησης 83,3%. Παρόμοια είναι και η προσέγγιση των Haddad et al. [73]. Σε αυτή την περίπτωση η κατάτμηση της εικόνας πραγματοποιείται με χρήση ομόκεντρων κύκλων, που χωρίζουν την εικόνα σε περιοχές (η κάθε μια από τις οποίες έχει σχήμα δαχτυλιδιού) και ακτινών, που χωρίζουν την εικόνα σε τμήματα. Επιπλέον, χρησιμοποιούνται και το φύλο και η ηλικία κάθε ασθενή. Με βάση αυτά επιχειρείται διάγνωση της στεφανιαίας νόσου με χρήση ενός αλγορίθμου K κοντινότερων γειτόνων, με $K = 5$. Σε ένα σύνολο 100 εικόνων, 84 ασθενείς με στεφανιαία νόσο και 16 υγιείς (με μέθοδο αναφοράς την αγγειογραφία), η τεχνική αξιολόγησης που χρησιμοποιείται είναι η άφησε-ένα-έξω (leave-one-out) και η μέθοδος παρουσιάζει ευαισθησία 87% και ειδικότητα 75%.

Οι Cios et al. [40] παρουσίασαν μελέτη με βάση τις εικόνες της καρδιάς που προκύπτουν από SPECT, σε κατάσταση ηρεμίας και πίεσης. Η ενεργοποίηση της καρδιάς εξετάζεται σε 3 ανατομικές περιοχές, που σχετίζονται με τις περιοχές που αιματώνονται από τις στεφανιαίες αρτηρίες, με αποτέλεσμα να προκύπτουν 6 χαρακτηριστικά (3 περιοχές σε 2 καταστάσεις).

Στην συνέχεια παράγεται ένα σύνολο κανόνων με βάση τα έξι χαρακτηριστικά και 180 εικόνες που προέρχονται από υγιή άτομα και 24 εικόνες από ασθενείς. Την χρήση σπινθηρογραφημάτων και εικόνων SPECT, σε κατάσταση ηρεμίας και πίεσης, για την διάγνωση της στεφανιαίας νόσου, εξετάζουν και οι Ebadian et al. [55]. Για κάθε εικόνα, αρχικά πραγματοποιείται απομάκρυνση του θορύβου, με χρήση τεχνικής ασαφούς ομαδοποίησης, και στην συνέχεια πραγματοποιείται εξαγωγή χαρακτηριστικών. Στην περίπτωση των σπινθηρογραφημάτων, εξετάζεται η ενεργοποίηση της καρδιάς σε 4 ανατομικές περιοχές, σε εικόνες που έχουν ληφθεί υπό τρεις διαφορετικές γωνίες, σε κατάσταση ηρεμίας και πίεσης, ενώ στην περίπτωση των εικόνων SPECT, η ενεργοποίηση της καρδιάς εξετάζεται σε 4 ανατομικές περιοχές, σε κατάσταση ηρεμίας και πίεσης. Στην πρώτη περίπτωση (σπινθηρογράφημα) χρησιμοποιείται σύνολο δεδομένων που αποτελείται από 25 υγιείς και 33 ασθενείς, ενώ χρησιμοποιώντας ΤΝΔ για την διάγνωση την τεχνική άφησε-ένα-έξω για αξιολόγηση, τα αποτελέσματα είναι ευαισθησία 72% και ειδικότητα 73%. Αντίστοιχα, στην δεύτερη περίπτωση (εικόνες SPECT) χρησιμοποιείται σύνολο δεδομένων που αποτελείται από 39 υγιείς και 76 ασθενείς, ενώ χρησιμοποιώντας ΤΝΔ για την διάγνωση την τεχνική άφησε-ένα-έξω για αξιολόγηση, τα αποτελέσματα είναι ευαισθησία 76% και ειδικότητα 77%.

Οι Mobley et al. [127] χρησιμοποίησαν ένα σύνολο 14 χαρακτηριστικών, που συμπεριλαμβάνουν ηλικία, φύλο, φυλή, δείκτη μάζας σώματος, κάπνισμα, ύπαρξη διαβήτη, ύπαρξη υπέρτασης και στοιχεία από βιοχημικές εξετάσεις (κρεατινίνη, τριγλυκερίδια, χοληστερίνη και άλλα), σαν είσοδο σε ένα νευρωνικό δίκτυο για την διάγνωση της στεφανιαίας νόσου. Σε ένα σύνολο 763 ατόμων που συμμετείχαν στην μελέτη, τα στοιχεία από 332 χρησιμοποιούνται για την εκπαίδευση του νευρωνικού δικτύου, τα 331 ως σύνολο ελέγχου για τον τερματισμό της εκπαίδευσης, ενώ τα εναπομείναντα 100 χρησιμοποιούνται για την αξιολόγηση. Με επιλογή κατωφλίου απόφασης στην έξοδο του δικτύου 0,4 τα αποτελέσματα του νευρωνικού δικτύου είναι ευαισθησία 100% και ειδικότητα 47%. Η χρήση δεικτών από το ηλεκτροκαρδιογράφημα κατά το τεστ κοπώσεως και χρήση RBF προτείνεται από τον Lewenstein [117] για την διάγνωση της στεφανιαίας νόσου. Για κάθε ασθενή χρησιμοποιούνται στοιχεία όπως η ηλικία, η πίεση, ο καρδιακός ρυθμός, ύπαρξη πόνου στο στήθος και το επίπεδο και η κλίση του τμήματος ST σε κάθε απαγωγή, τόσο σε κατάσταση ηρεμίας όσο και κατά την διάρκεια του τεστ κοπώσεως, με αποτέλεσμα την συγκρότηση ενός διανύσματος από 60 χαρακτηριστικά για κάθε ασθενή. Σε ένα σύνολο 776 ανδρών,

χρησιμοποιούνται 200 στοιχεία για εκπαίδευση και 400 για αξιολόγηση, ενώ η παραπάνω διαδικασία εκτελείται 6 φορές με τυχαία επιλογή των συνόλων εκπαίδευσης και αξιολόγησης. Τα αποτελέσματα που παρουσιάζονται είναι ευαισθησία 97,3%, ειδικότητα 97,8% και ακρίβεια 95,6% (μέσος όρος από τις έξι επαναλήψεις).

Οι Frossyniotis et al. [61] πραγματοποίησαν μελέτη σε σχέση με την αυτόματη διάγνωση της στεφανιαίας νόσου, χρησιμοποιώντας σύνολο 24 χαρακτηριστικών και διάφορες μεθόδους για την τελική απόφαση, όπως MLP, RBF, SVM, ασαφή ΤΝΔ, πιθανολογικά δίκτυα και δέντρα απόφασης. Στα χαρακτηριστικά περιλαμβάνονται δημογραφικά στοιχεία (φύλο και ηλικία), στοιχεία από το ιστορικό του ασθενή (ιστορικό στεφανιαίας νόσου στην οικογένεια, κάπνισμα, ιστορικό διαβήτη, ιστορικό υπέρτασης, δείκτης μάζας σώματος, στοιχεία διατροφής), αποτελέσματα βιοχημικών εξετάσεων, δείκτες ανελαστικότητας αρτηριών, αποτελέσματα τεστ κοπώσεως. Το σύνολο δεδομένων αποτελείται από 139 άτομα, με 35 υγιείς και 104 ασθενείς. Τα αποτελέσματα που παρουσιάζονται ως προς την ακρίβεια ταξινόμησης είναι 78% για τα MLP, 78% για τα RBF, 75% για της SVM (με χρήση πυρήνα RBF), 78% για τα ασαφή ΤΝΔ, 68% για τα πιθανολογικά δίκτυα και 79,8% για τα δέντρα απόφασης. Οι Bailon et al. [27] επιχειρούν την διάγνωση της στεφανιαίας νόσου με χαρακτηριστικά που εξάγονται από το ΗΚΓ κατά το τεστ κοπώσεως. Στην εργασία τους εξετάζουν την δυνατότητα που παρέχουν διάφορα σύνολα δεδομένων ως προς την διάγνωση, όπως: (1) το τμήμα ST, (2) στοιχεία της επαναπόλωσης, (3) στοιχεία της επαναπόλωσης και της κανονικοποιημένης επαναπόλωσης ως προς τον καρδιακό ρυθμό, (4) μεταβολές στα κύματα Q, R και S, (5) μελέτη της υστέρησης ST/HR, (6) στοιχεία της εκπόλωσης, (7) στοιχεία της εκπόλωσης και της κανονικοποιημένης εκπόλωσης ως προς τον καρδιακό ρυθμό, (8) δείκτες της διακύμανσης καρδιακής συχνότητας στην περιοχή του χρόνου, (9) δείκτες της διακύμανσης καρδιακής συχνότητας στην περιοχή των συχνοτήτων, (10) όλοι οι δείκτες της διακύμανσης καρδιακής συχνότητας, και (11) το σύνολο όλων των χαρακτηριστικών. Η διάγνωση πραγματοποιείται με επιλογή κατάλληλων τιμών κατωφλίων για κάθε χαρακτηριστικό, μετά από στατιστική ανάλυση. Το σύνολο των δεικτών που σχετίζονται με την καρδιακή συχνότητα (10) παρουσιάζει την καλύτερη διαγνωστική ικανότητα δίνοντας ευαισθησία 94% και ειδικότητα 92%.

Η χρήση του μαγνητοκαρδιογραφήματος (magnetocardiogram) για την διάγνωση της στεφανιαίας νόσου, προτείνεται από τους Lokies et al. [118]. Από τις σχετικές καταγραφές

εξάγονται 50 χαρακτηριστικά με βάση τα οποία πραγματοποιείται η διάγνωση. Σε ένα σύνολο 110 ασθενών τα αποτελέσματα που λαμβάνονται από την αξιολόγηση της μεθόδου είναι ευαισθησία 84% και ειδικότητα 65%, που όμως είναι αισθητά χαμηλότερα από τα αντίστοιχα που προκύπτουν από οπτική εξέταση των μαγνητοκαρδιογραφημάτων, τα οποία είναι ευαισθησία 84% και ειδικότητα 82%.

Οι Mobley et al. [128] παρουσίασαν και μία νεότερη μελέτη, που μεθοδολογικά είναι παρόμοια της [127]. Σε αυτή την περίπτωση, χρησιμοποίησαν ένα σύνολο 11 χαρακτηριστικών (ηλικία, ύψος, βάρος, στοιχεία σε σχέση με στηθάγχη, ύπαρξη διαβήτη, ύπαρξη υπέρτασης, αποτελέσματα τεστ κόπωσης) σαν είσοδο σε ένα ΤΝΔ για την διάγνωση της στεφανιαίας νόσου. Σε ένα σύνολο 2004 ατόμων που συμμετείχαν στην μελέτη, τα στοιχεία από 902 χρησιμοποιούνται για την εκπαίδευση του ΤΝΔ, τα 902 ως σύνολο ελέγχου για τον τερματισμό της εκπαίδευσης, ενώ άλλα 100 χρησιμοποιούνται για τον καθορισμό του κατωφλίου απόφασης στην έξοδο του δικτύου και τα εναπομείναντα 100 χρησιμοποιούνται για την αξιολόγηση. Τα αποτελέσματα παρουσιάζουν ευαισθησία 100% και ειδικότητα 26%.

Οι Rouladian et al. [149] προτείνουν μια μέθοδο διάγνωσης της στεφανιαίας νόσου με βάση το γράφημα της αρτηριακής ταλάντωσης (arterio-oscillography). Η καταγραφή πραγματοποιείται από ένα επιταχυνσιογράφο που τοποθετείται στο εσωτερικό του αγκώνα, για 10 με 15 δευτερόλεπτα και στην συνέχεια πραγματοποιείται ανάλυση συχνοτήτων με χρήση της μεθόδου Welch. Στα παραγόμενα γραφήματα πυκνότητας ενέργειας φάσματος, προκύπτουν διαφορές μεταξύ των καταγραφών που προέρχονται από υγιείς και ασθενείς στην μέση τιμή στην περιοχή συχνοτήτων 30-250 Hz. Με βάση αυτό το χαρακτηριστικό πραγματοποιείται διάγνωση σε ένα σύνολο 51 ατόμων (29 υγιείς και 22 ασθενείς) με ευαισθησία 72,73% και ειδικότητα 89,66%, ενώ η ακρίβεια ταξινόμησης είναι 82,35%.

Οι Kukar et al. [101] παρουσιάζουν μελέτη διάγνωσης της στεφανιαίας νόσου σε σχέση με το είδος των χαρακτηριστικών που χρησιμοποιούνται. Για τον σκοπό αυτό διαχωρίζουν τα χαρακτηριστικά σε τρεις κατηγορίες: συμπτώματα, ΗΚΓ κατά το τεστ κοπώσεως και σπινθηρογράφημα, που περιλαμβάνουν 30, 16 και 31 χαρακτηριστικά, αντίστοιχα. Στην συνέχεια πραγματοποιούνται 4 σειρές πειραμάτων, με χρήση μόνο συμπτωμάτων, μόνο σπινθηρογραφήματος, συμπτωμάτων και ΗΚΓ κατά το τεστ κοπώσεως και όλα. Οι τεχνικές που χρησιμοποιούνται για την διάγνωση είναι: αφελής ταξινομητής Bayes, ΤΝΔ, δέντρα απόφασης και Κ κοντινότεροι γείτονες. Σε κάθε περίπτωση, τα αποτελέσματα λαμβάνονται

με χρήση της τεχνικής διαχωρισμού των διαθέσιμων δεδομένων σε 10 ομοιόμορφα υποσύνολα (10 fold stratified cross validation). Το σύνολο δεδομένων που χρησιμοποιείται για την μελέτη αποτελείται από 327 ασθενείς. Το καλύτερο αποτέλεσμα λαμβάνεται με χρήση όλων των διαθέσιμων δεδομένων και ΤΝΔ, και είναι ευαισθησία 84%, ειδικότητα 96% και ακρίβεια ταξινόμησης 92%. Οι Scott et al. [156] επιχειρούν διάγνωση της στεφανιαίας νόσου βασιζόμενοι σε ένα διάνυσμα 20 χαρακτηριστικών, που περιλαμβάνουν δημογραφικά στοιχεία (φύλο, ηλικία), στοιχεία από το ιστορικό του ασθενούς, στοιχεία από το τεστ κοπώσεως και SPECT. Η διάγνωση πραγματοποιείται από ένα ΤΝΔ, και σε ένα σύνολο 102 ασθενών τα αποτελέσματα είναι ευαισθησία 88% και ειδικότητα 65%.

3.4.1. Βάση δεδομένων

Τα κλινικά δεδομένα τα οποία χρησιμοποιήθηκαν για την εκπόνηση των σχετικών μελετών προέρχονται από την Μονάδα Επεμβατικής Καρδιολογίας, του Πανεπιστημιακού Νοσοκομείου Ιωαννίνων. Στην μελέτη συμμετείχαν 199 ασθενείς που προτάθηκαν για πρώτη φορά για αγγειογραφία λόγω υψηλής επικινδυνότητας για στεφανιαία νόσο. Ασθενείς με οξύ στεφανιαίο σύνδρομο, διαγνωσμένη στεφανιαία νόσο ή πάθηση σημαντικότερη από ελαφριά αρτηριακή καρδιακή πάθηση, δεν συμπεριλήφθηκαν στην μελέτη. Η διάγνωση της στεφανιαίας νόσου πραγματοποιήθηκε με την διεξαγωγή αγγειογραφίας. Όλες οι αγγειογραφίες εξετάστηκαν από δύο έμπειρους καρδιολόγους για την λήψη της τελικής απόφασης. Τελική διάγνωση είναι θετική (ύπαρξη στεφανιαίας νόσου), αν υπάρχει στένωση άνω του 50% σε μία από τις στεφανιαίες αρτηρίες, ενώ είναι αρνητική (φυσιολογική κατάσταση) αν δεν είναι εμφανής κάποια στένωση στην αγγειογραφία. Σε σύνολο 199 ατόμων που συμπεριλαμβάνονται στην βάση, 110 πάσχουν από στεφανιαία νόσο ενώ στους υπόλοιπους 89 η κατάσταση είναι φυσιολογική.

Για καθένα από τα άτομα που συμπεριλαμβάνονται στην βάση, καταγράφονται μια σειρά από χαρακτηριστικά, τα οποία περιλαμβάνουν δημογραφικά στοιχεία, εργαστηριακές εξετάσεις, ιατρικό ιστορικό κ.α., τα οποία παρουσιάζονται στον Πίνακα 3.3. Καταγράφονται δύο δημογραφικά στοιχεία: η ηλικία και το φύλο κάθε ατόμου. Σε σχέση με το ιατρικό ιστορικό του ατόμου, καταγράφονται: το ιστορικό σε σχέση με το κάπνισμα, ιστορικό σακχαρώδους διαβήτη, υπέρτασης και υπερλιπιδαιμίας, ενώ συμπεριλαμβάνεται και το οικογενειακό ιστορικό σε σχέση με την στεφανιαία νόσο. Το τελευταίο θεωρείται θετικό, αν υπάρχει

διαγνωσμένη στεφανιαία νόσος στον πατέρα ή σε αδελφό με ηλικία < 55 ετών ή στην μητέρα ή σε αδελφή με ηλικία < 65 ετών. Σε σχέση με το κάπνισμά, ένα άτομο θεωρείται καπνιστής αν έχει καπνίσει κατά την τελευταία εβδομάδα, πρώην καπνιστής αν έχει καπνίσει κατά το προηγούμενο έτος και μη καπνιστής σε κάθε άλλη περίπτωση. Ο σακχαρώδης διαβήτης ορίζεται ως συγκέντρωση γλυκόζης στο αίμα άνω των 126 χιλιοστών του γραμμαρίου ανά ένα δέκατο του λίτρου (mg/dl) ή λήψη σχετικών φαρμάκων. Αν η τιμή της συστολικής αρτηριακής πίεσης είναι μεγαλύτερη από 140 mmHg ή/και η διαστολική αρτηριακή πίεση είναι μεγαλύτερη από 90 mmHg τότε υπάρχει υπέρταση. Το ίδιο ισχύει και στην περίπτωση που λαμβάνονται σχετικά φάρμακα. Υπερλιπιδαιμία υπάρχει αν η ολική χοληστερίνη είναι μεγαλύτερη από 220 mg/dl ή όταν λαμβάνονται σχετικά φάρμακα. Πέρα από τις παραπάνω μετρήσεις, καταγράφεται ο δείκτης μάζας σώματος, που ορίζεται ως ο λόγος του βάρους (σε κιλά) δια του τετραγώνου του ύψους (σε μέτρα), η περιφέρεια μέσης (σε εκατοστά), ο καρδιακός ρυθμός σε κατάσταση ηρεμίας (σε παλμούς ανά λεπτό), η συστολική και διαστολική αρτηριακή πίεση (σε mmHg). Οι εργαστηριακές μετρήσεις περιλαμβάνουν την τιμή της κρεατινίνης, της γλυκόζης, της ολικής χοληστερίνης, των λιποπρωτεϊνών υψηλής πυκνότητας και των τριγλυκερίδιων, εκφρασμένα σε mg/dL. Όλα τα παραπάνω θεωρούνται ενδεδειγμένοι δείκτες για καρδιαγγειακές παθήσεις, που χρησιμοποιούνται ευρέως για την αξιολόγηση του επικινδυνότητας για στεφανιαία νόσο. Σε αυτούς προστίθενται η καρωτιδική-μηριαία ταχύτητα διάδοσης παλμού (carotid-femoral pulse wave velocity – PWVcf) και ο δείκτης επαύξησης (augmentation index - AIx), που εκφράζονται σε m/sec και %, αντίστοιχα, και αποτελούν δείκτες της αρτηριακής δυσκαμψίας (arterial stiffness).

Πίνακας 3.3 Χαρακτηριστικά που περιλαμβάνονται στην βάση δεδομένων για την διάγνωση της στεφανιαίας νόσου

#	Χαρακτηριστικό	Μονάδα μέτρησης	Εύρος	Μέση τιμή ± τυπική απόκλιση ή πλήθος ανά τιμή
1	Ηλικία	Χρόνια	[36-80]	60,1 ± 10,03
2	Φύλο	άνδρας(1), γυναίκα(0)	{0,1}	152 (1) 47 (0)
3	Οικογενειακό Ιστορικό	ναι(1), όχι(0)	{0,1}	47 (1) 152 (0)
4	Κάπνισμα	μη καπνιστής (0) πρώην καπνιστής (1) Καπνιστής (2)	{0,1,2}	79 (0) 40 (1) 80 (2)
5	Σακχαρώδης διαβήτης	αν FBGC ≥ 126 τότε (1) αλλιώς (0)	{0,1}	34 (1) 165 (0)
6	Υπέρταση	αν ΣΑΠ>90 ή/και ΔΑΠ>140 τότε (1) αλλιώς (0)	{0,1}	118 (1) 81 (0)
7	Υπερλιπιδαιμία	αν συνολική χοληστερίνη άνω των 220mg/dl τότε (1) αλλιώς (0)	{0,1}	161 (1) 38 (0)
8	Κρεατινίνη	mg/dL	[0,6 , 3,3]	0,99 ± 0,23
9	Γλυκόζη	mg/dL	[37, 295]	110,48 ± 38,21
10	Συνολική χοληστερίνη	mg/dL	[128,575]	222,02 ± 48,51
11	Υψηλής Πυκνότητας Λιποπρωτείνες	mg/dL	[10,6 , 73]	39,48 ± 9,83
12	Τριγλυκερίδια	mg/dL	[40, 690]	156,87 ± 87,47
13	Δείκτης Μάζας Σώματος	kg/m ²	[20,28, 40,25]	28,32 ± 3,36
14	Περιφέρεια Μέσης	cm	[74, 137]	102,06 ± 9,62
15	Καρδιακός Ρυθμός	παλμοί ανά λεπτό	[42, 124]	64,45 ± 11,63
16	Συστολική Αρτηριακή Πίεση	mmHg	[90, 190]	137,12 ± 19,05
17	Διαστολική Αρτηριακή Πίεση	mmHg	[50, 110]	81,23 ± 10,26
18	Καρωτιδική-μηριαία ταχύτητα διάδοσης παλμού	m/sec	[3,5, 15,5]	8,9 ± 1,92
19	Δείκτης επέκτασης	%	[-1, 61]	29,56 ± 10,39

3.5. Προβλήματα ταξινόμησης

Το UCI σύνολο βάσεων δεδομένων για μηχανική μάθηση [25] (UCI Machine Learning Repository) είναι μία συλλογή βάσεων δεδομένων που χρησιμοποιούνται για την αξιολόγηση τεχνικών μηχανικής μάθησης, το οποίο δημιουργήθηκε το 1987. Στο σύνολο περιλαμβάνονται βάσεις δεδομένων από διάφορες επιστημονικές περιοχές, και διαφορετικής «δυσκολίας», καθώς κάθε βάση έχει διαφορετικό αριθμό προτύπων, χαρακτηριστικών για κάθε πρότυπο, κατηγοριών και κατανομή των προτύπων ανά κατηγορία. Για την εφαρμογή της προτεινόμενης μεθοδολογίας επιλέχθηκαν 16 από τις πλέον χρησιμοποιούμενες βάσεις δεδομένων με επιπλέον κριτήριο την μικρή ή και καθόλου ύπαρξη ελλিপών τιμών. Στον Πίνακα 3.4 παρουσιάζονται οι βάσεις δεδομένων καθώς και ο αριθμός των προτύπων, ο αριθμός χαρακτηριστικών ανά πρότυπο και ο αριθμός κατηγοριών, για κάθε μία από αυτές.

Πίνακας 3.4 Προβλήματα ταξινόμησης

Βάση δεδομένων	συντομογραφία	πρότυπα (n_p)	χαρακτηριστικά (n_f)	κατηγορίες (n_y)
Εισαγωγές αυτοκινήτων 1985 (Auto Imports)	autos	205	25	6
Καρκίνος του μαστού (Γουϊσκόνσιν) (Wisconsin breast cancer)	breast_c	699	9	2
Δανειοληπτική έγκριση (Credit Approval)	credit_a	690	15	2
Γερμανικά δανειοληπτικά δεδομένα (German Credit data)	credit_g	1000	20	2
Πρωτεΐνες (Protein Localization Sites)	ecoli	332	7	6
Ποιοτικός έλεγχος υάλων (Glass Identification Database)	glass	214	9	6
Καρδιακές παθήσεις (Κλιβελάντ) (Cleveland Heart Disease)	heart_c	303	13	2
Καρδιακές παθήσεις (Heart disease)	heart_statlog	270	13	2
Δεδομένα της Ιονόσφαιρας (Johns Hopkins University Ionosphere database)	ionosphere	351	34	2
Φυτά ίριδες (Iris Plants Database)	iris	150	4	3
Παθήσεις στο συκώτι (BUPA liver disorders)	liver_d	345	6	2
Διαβήτης (Pima Indian diabetes)	pima_d	768	8	2
Κατάτμηση εικόνων (Image Segmentation data)	segments	2310	19	7
Ανίχνευση αντικειμένων με sonar (Sonar, Mines vs. Rocks)	sonar	208	60	2
Αναγνώριση οχημάτων (Vehicle silhouettes)	vehicle	846	18	4
Αναγνώριση κρασιού (Wine recognition data)	wine	178	13	3

ΚΕΦΑΛΑΙΟ 4: ΜΕΘΟΔΟΛΟΓΙΑ

-
- 4.1 Γενικά
 - 4.2 Στάδιο 1: Δημιουργία συνόλου κανόνων (σαφές μοντέλο)
 - 4.3 Στάδιο 2: Ασαφοποίηση κανόνων (ασαφές μοντέλο)
 - 4.4 Στάδιο 3: Βελτιστοποίηση
 - 4.5 Παράδειγμα εφαρμογής της μεθοδολογίας
 - 4.6 Παρατηρήσεις
 - 4.7 Εφαρμογές
-

Στο κεφάλαιο αυτό παρουσιάζεται η προτεινόμενη μεθοδολογία για την αυτόματη παραγωγή μηχανισμών λήψης αποφάσεων στην γενική της μορφή και αναλυτική περιγραφή των επιμέρους τμημάτων της. Επίσης, παρουσιάζεται παράδειγμα εφαρμογής της μεθοδολογίας καθώς και περιγραφή των προβλημάτων στα οποία εφαρμόστηκε.

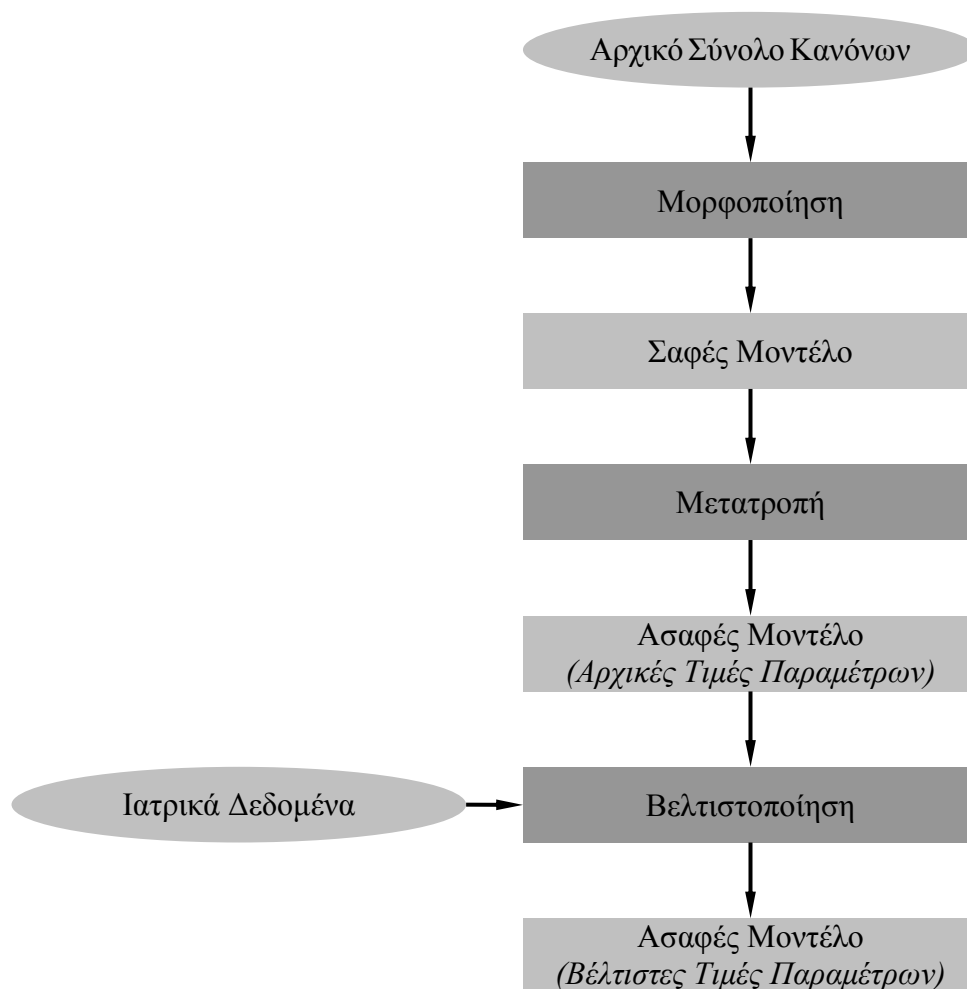
4.1. Γενικά

Η μεθοδολογία για την αυτόματη παραγωγή μηχανισμών λήψης αποφάσεων (ασαφών μοντέλων) περιλαμβάνει τρία στάδια. Στο πρώτο στάδιο, δημιουργείται ένα αρχικό – σαφές μοντέλο που αποτελείται από ένα σύνολο σαφών κανόνων. Οι κανόνες που χρησιμοποιούνται στο πρώτο στάδιο για τον ορισμό του αρχικού – σαφούς μοντέλου προέρχονται είτε από ειδικούς του τομέα εφαρμογής, με αποτέλεσμα τον ορισμό ενός γνωσιακού – έμπειρου μοντέλου, είτε από αυτόματη εξαγωγή απευθείας από τα δεδομένα με χρήση μεθόδων εξόρυξης δεδομένων, με αποτέλεσμα την δημιουργία ενός οδηγούμενου-από-τα-δεδομένα μοντέλου. Μπορούν επίσης να προέρχονται από συνδυασμό των δύο παραπάνω μέσω κάποιας υβριδικής τεχνικής, με αποτέλεσμα την δημιουργία μοντέλων που περιλαμβάνουν

τόσο συσσωρευμένη – γενική γνώση του τομέα εφαρμογής, όσο και συγκεκριμένη – ειδική γνώση, που κυρίως αφορά ένα συγκεκριμένο σύνολο δεδομένων. Το αποτέλεσμα του πρώτου σταδίου είναι ο ορισμός ενός σαφούς μοντέλου.

Στο δεύτερο στάδιο, οι αρχικοί σαφείς κανόνες μετατρέπονται σε ένα σύνολο ασαφών κανόνων, σχηματίζοντας με αυτό τον τρόπο το ασαφές μοντέλο. Η μετατροπή αυτή γίνεται με αλλαγή των βασικών στοιχείων της σαφούς λογικής, όπως την σαφή (δυναμική) συνάρτηση συμμετοχής, τους δυναμικούς τελεστές και την συνάρτηση απόφασης, με αντίστοιχα στοιχεία της ασαφούς θεωρίας, δηλαδή ασαφή συνάρτηση συμμετοχής, ασαφείς τελεστές και συνάρτηση αποασαφοποίησης. Κατά την μετατροπή στο μοντέλο εισέρχονται νέες παράμετροι, τόσο λόγω της ασαφούς συνάρτησης συμμετοχής και των ασαφών τελεστών, όσο και επιπλέον παράμετροι που εκφράζουν κάποιες φυσικές ποσότητες, όπως τη σχετική σημαντικότητα των ασαφών κανόνων. Το ασαφές μοντέλο αποτελεί γενίκευση του σαφούς, διότι όταν οι παράμετροί του λάβουν συγκεκριμένες τιμές, τα δύο μοντέλα παρουσιάζουν την ίδια συμπεριφορά. Το αποτέλεσμα του δεύτερου σταδίου είναι ένα ασαφές μοντέλο του οποίου οι παράμετροι είναι αρχικοποιημένες έτσι ώστε να παρουσιάζει ίδια συμπεριφορά με το σαφές μοντέλο από το οποίο προήλθε.

Το τρίτο και τελευταίο στάδιο περιλαμβάνει τον καθορισμό των τιμών των παραμέτρων του ασαφούς μοντέλου έτσι ώστε αυτό να παρουσιάζει βέλτιστη συμπεριφορά ή ισοδύναμα την εύρεση ενός συνόλου παραμέτρων που βελτιστοποιούν την αποδοτικότητά του. Η παραπάνω διαδικασία βασίζεται σε ένα αρχικό σύνολο δεδομένων καθώς και στον ορισμό μίας αντικειμενικής συνάρτησης και υλοποιείται μέσω τεχνικών βελτιστοποίησης. Το αποτέλεσμα του τρίτου σταδίου (και συνολικά της μεθοδολογίας) είναι ένα ασαφές μοντέλο με βέλτιστες τιμές των παραμέτρων. Στο Σχήμα 4.1 παρουσιάζονται σχηματικά τα τρία στάδια της προτεινόμενης μεθοδολογίας (σκούρα γκρι ορθογώνια) για την αυτόματη παραγωγή μηχανισμών λήψης αποφάσεων, καθώς και το αποτέλεσμα κάθε σταδίου (ανοιχτό γκρι ορθογώνια).



Σχήμα 4.1 Σχηματική αναπαράσταση της μεθοδολογίας για την αυτόματη παραγωγή μηχανισμών λήψης αποφάσεων.

4.2. Στάδιο 1: Δημιουργία συνόλου κανόνων (σαφές μοντέλο)

Κατά το πρώτο στάδιο της μεθοδολογίας, δημιουργείται ένα σύνολο σαφών κανόνων, οι οποίοι ορίζουν το σαφές μοντέλο. Οι κανόνες, που μπορούν να προέρχονται είτε από ειδικούς του τομέα εφαρμογής είτε με εξαγωγή από ένα αρχικό σύνολο δεδομένων, μοντελοποιούνται με ένα προκαθορισμένο τρόπο (φορμαλισμό) έτσι ώστε να αποτελέσουν το σαφές μοντέλο, που είναι και το ζητούμενο αυτού του σταδίου. Ως βασικός φορμαλισμός επιλέχθηκε η DNF, που παρουσιάστηκε στο Κεφάλαιο 2. Οι λόγοι που οδήγησαν σε αυτή την επιλογή είναι ότι (i) κάθε σύνολο κανόνων μπορεί να αναχθεί σε ένα άλλο ισοδύναμο, που είναι σε διαζευκτική κανονική μορφή, και (ii) αυτή η μορφή διευκολύνει την μετατροπή του μοντέλου από σαφές σε ασαφές.

Το σαφές μοντέλο είναι μία συλλογή σαφών κανόνων, που ο καθένας ακολουθεί την μορφή «*αν συνθήκη τότε αποτέλεσμα*». Κάθε σαφής κανόνας εφαρμόζεται σε ένα πρότυπο x , που χαρακτηρίζεται από ένα σύνολο χαρακτηριστικών a_m , με $m=1, \dots, n_f$ και n_f τον αριθμό των χαρακτηριστικών – επομένως $x_l = [a_1, a_2, \dots, a_{n_f}]$ το πρότυπο, με $l=1, \dots, n_p$ και n_p ο αριθμός των προτύπων. Η εφαρμογή του σαφούς κανόνα πραγματοποιείται μέσω μίας συνθήκης, που αποτελεί τον μηχανισμό απόφασης του κανόνα και αποτελείται από μία σειρά από ελέγχους μερικών ή και όλων των χαρακτηριστικών του προτύπου σε σχέση με ένα σύνολο παραμέτρων θ . Ο μηχανισμός απόφασης αντιστοιχεί το πρότυπο σε ένα αποτέλεσμα, το οποίο σε ένα πρόβλημα ταξινόμησης για παράδειγμα, είναι η κατηγορία στην οποία ανήκει το πρότυπο. Ένας σαφής κανόνας στηρίζεται σε κάποια βασικά στοιχεία, όπως η σαφής συνάρτηση συμμετοχής και οι δυαδικοί τελεστές. Σε περιπτώσεις όπου η απόφαση δεν είναι δυαδική, όπως για παράδειγμα ένα πρόβλημα ταξινόμησης με περισσότερες από δύο κατηγορίες, ένα επιπλέον βασικό στοιχείο είναι η συνάρτηση απόφασης.

Με βάση τα παραπάνω, κάθε σαφής κανόνας $r_{i,j}^c(x, \theta_{i,j}^c)$ εκφράζεται ως:

$$r_{i,j}^c(x, \theta_{i,j}^c) : (Cond_{i,j}^c(x, \theta_{i,j}^c)) \rightarrow y_i. \quad \text{Εξ. 4.1}$$

Κάθε σαφής κανόνας χαρακτηρίζεται από δύο δείκτες. Ο δείκτης $i=1, \dots, I$ δηλώνει την απόφαση – κατηγορία την οποία ο σαφής κανόνας έχει ως αποτέλεσμα, όπου I είναι ο συνολικός αριθμός των διαφορετικών κατηγοριών που ορίζονται στο πρόβλημα, ενώ ο δείκτης $j=1, \dots, J_i$ δηλώνει τον αριθμό του συγκεκριμένου κανόνα που προβλέπει την $i^{\text{οστη}}$ κατηγορία, όπου J_i είναι ο συνολικός αριθμός κανόνων που προβλέπουν την $i^{\text{οστη}}$ κατηγορία. Πρέπει να σημειωθεί ότι ο αριθμός των κανόνων που προβλέπει μια κατηγορία μπορεί να ποικίλει. Ο εκθέτης c δηλώνει ότι ο συγκεκριμένος κανόνας είναι σαφής.

Όπως φαίνεται στην Εξ. 4.1, κάθε σαφής κανόνας $r_{i,j}^c$ δέχεται δύο παραμέτρους, το πρότυπο που εξετάζεται x και το διάνυσμα παραμέτρων $\theta_{i,j}^c$, που χρησιμοποιείται στο μηχανισμό απόφασης $Cond_{i,j}^c$ του κανόνα $r_{i,j}^c$, που ορίζεται ως:

$$Cond_{i,j}^c(x, \theta_{i,j}^c) = g^c(a_{i,j,1}, \theta_{i,j,1}^c) \wedge g^c(a_{i,j,2}, \theta_{i,j,2}^c) \wedge \dots \wedge g^c(a_{i,j,K_{i,j}}, \theta_{i,j,K_{i,j}}^c), \quad \text{Εξ. 4.2}$$

όπου (a, θ^c) είναι ένα ζεύγος χαρακτηριστικού-παραμέτρου και $g^c(a, \theta^c)$ είναι η συνάρτηση κατωφλίου, που χρησιμοποιείται ως σαφής συνάρτηση συμμετοχής:

$$g^c(a, \theta^c) = \begin{cases} 0, & a < \theta^c \\ 1, & a \geq \theta^c \end{cases}, \text{ αύξουσα ή } g^c(a, \theta^c) = \begin{cases} 1, & a < \theta^c \\ 0, & a \geq \theta^c \end{cases}, \text{ φθίνουσα.} \quad \text{Εξ. 4.3}$$

Το πλήθος των ελέγχων (συναρτήσεις συμμετοχής) που συνθέτουν τον μηχανισμό απόφασης του $j^{\text{οστού}}$ κανόνα που προβλέπει την $i^{\text{οστή}}$ απόφαση ($r_{i,j}^c$) είναι $K_{i,j}$. Το αποτέλεσμα του κάθε κανόνα είναι 0 ή 1. Ο μηχανισμός απόφασης είναι ένα σύνολο συναρτήσεων συμμετοχής σε σχέση με τα χαρακτηριστικά του προτύπου, ενώ χρησιμοποιούνται δυαδικοί τελεστές για τον συνδυασμό των αποτελεσμάτων τους. Όπως ο αριθμός κανόνων ανά πιθανή απόφαση, έτσι και ο αριθμός συναρτήσεων συμμετοχής ανά κανόνα δεν είναι απαραίτητα ίδιος. Επιπλέον, δεν είναι απαραίτητο να χρησιμοποιούνται όλα τα χαρακτηριστικά του προτύπου στο μηχανισμό απόφασης ενός κανόνα. Για τον λόγο αυτό χρησιμοποιούνται οι συμβολισμοί $a_{i,j,k}$ και $\theta_{i,j,k}^c$ που δηλώνουν το χαρακτηριστικό και την παράμετρο, αντίστοιχα, που συμμετέχουν στην $k^{\text{οστή}}$ συνάρτηση συμμετοχής του $j^{\text{οστού}}$ κανόνα που προβλέπει την $i^{\text{οστή}}$ κατηγορία. Όλες οι παράμετροι που χρησιμοποιούνται στον $r_{i,j}^c$ κανόνα περιλαμβάνονται στο διάνυσμα $\theta_{i,j}^c$:

$$\theta_{i,j}^c = \left\{ \theta_{i,j,1}^c, \theta_{i,j,2}^c, \dots, \theta_{i,j,K_{i,j}}^c \right\}. \quad \text{Εξ. 4.4}$$

Τέλος, στην Εξ. 4.1, με y_i συμβολίζεται η απόφαση ($y_i \in [1, I]$).

Το τελικό σαφές μοντέλο προκύπτει ομαδοποιώντας τους $r_{i,j}^c$ σαφείς κανόνες με βάση την επαγωγή σύνθεσης (composition inference) [209], ως εξής: όλοι οι σαφείς κανόνες που έχουν ως αποτέλεσμα την ίδια κατηγορία ομαδοποιούνται έτσι ώστε να αποτελέσουν έναν ενιαίο κανόνα, ο οποίος ονομάζεται κανόνας κατηγορίας (R_i^c). Επομένως, το σαφές μοντέλο αποτελείται από τόσους κανόνες κατηγορίας όσες και οι διαφορετικές κατηγορίες που ορίζονται για το συγκεκριμένο πρόβλημα, δηλαδή I .

$$R_i^c(x, \theta_i^c) : (r_{i,1}^c \vee r_{i,2}^c \vee \dots \vee r_{i,J_i}^c) \rightarrow y_i \Rightarrow$$

$$R_i^c(x, \theta_i^c) : \left(\begin{array}{l} \left(g^c(a_{i,1,1}, \theta_{i,1,1}^c) \wedge g^c(a_{i,1,2}, \theta_{i,1,2}^c) \wedge \dots \wedge g^c(a_{i,1,K_{i,j}}, \theta_{i,1,K_{i,j}}^c) \right) \vee \\ \left(g^c(a_{i,2,1}, \theta_{i,2,1}^c) \wedge g^c(a_{i,2,2}, \theta_{i,2,2}^c) \wedge \dots \wedge g^c(a_{i,2,K_{i,j}}, \theta_{i,2,K_{i,j}}^c) \right) \vee \\ \dots, \\ \left(g^c(a_{i,J_i,1}, \theta_{i,J_i,1}^c) \wedge g^c(a_{i,J_i,2}, \theta_{i,J_i,2}^c) \wedge \dots \wedge g^c(a_{i,J_i,K_{i,j}}, \theta_{i,J_i,K_{i,j}}^c) \right) \end{array} \right) \rightarrow y_i, \quad \text{Εξ. 4.5}$$

όπου R_i^c με $i = 1, \dots, I$ είναι ο κανόνας κατηγορίας. Το θ_i^c είναι το σύνολο των παραμέτρων που χρησιμοποιούνται σε όλους τους $r_{i,j}^c$ κανόνες που περιλαμβάνονται στον R_i^c κανόνα κατηγορίας, και επομένως αποτελείται από όλα τα διανύσματα $\theta_{i,j}^c$:

$$\theta_i^c = \{ \theta_{i,1}^c, \theta_{i,2}^c, \dots, \theta_{i,J_i}^c \}. \quad \text{Εξ. 4.6}$$

Στην Εξ. 4.5 είναι φανερό ότι η μορφή του κάθε κανόνα είναι DNF. Το αποτέλεσμα του κάθε κανόνα κατηγορίας είναι 0 ή 1.

Το σαφές μοντέλο αποτελείται από όλους τους κανόνες κατηγορίας:

$$M^c(x, \Theta^c) = F^c(R_1^c, R_2^c, \dots, R_I^c), \quad \text{Εξ. 4.7}$$

όπου M^c είναι το μοντέλο και Θ^c είναι ένα σύνολο που περιλαμβάνει όλες τις παραμέτρους που περιέχονται στο μοντέλο, δηλαδή:

$$\Theta^c = \{ \theta_1^c, \theta_2^c, \dots, \theta_I^c \}. \quad \text{Εξ. 4.8}$$

Για να καταλήξει το μοντέλο σε μία τελική απόφαση ακολουθείται η επαγωγή ατομικού κανόνα (individual-rule inference) [209], με βάση την οποία τα αποτελέσματα του κάθε κανόνα κατηγορίας συνδυάζονται έτσι ώστε να προκύψει η απόφαση του μοντέλου. Για τον σκοπό αυτό χρησιμοποιείται μια συνάρτηση απόφασης F^c , η οποία απεικονίζει το αποτέλεσμα των κανόνων κατηγορίας, που είναι ένα διάνυσμα μήκους I αποτελούμενο από 0 ή 1, σε μία από τις κατηγορίες. Μια συνηθισμένη υλοποίηση της F^c είναι αν μόνο ένας κανόνας κατηγορίας έχει ως αποτέλεσμα 1 και όλοι οι υπόλοιποι 0, τότε το πρότυπο ανατίθεται στην αντίστοιχη κατηγορία αυτού του κανόνα, αλλιώς το πρότυπο θεωρείται μη ταξινομημένο.

4.3. Στάδιο 2: Ασαφοποίηση κανόνων (ασαφές μοντέλο)

Το σαφές μοντέλο M^c μετατρέπεται σε ασαφές αντικαθιστώντας τα βασικά στοιχεία της σαφούς λογικής με αντίστοιχα από την ασαφή:

- Η σαφής συνάρτηση συμμετοχής $g^c(a, \theta^c)$ αντικαθίσταται από μία ασαφή συνάρτηση συμμετοχής $g^f(a, \theta^f)$. Η επιλογή της g^f μπορεί να γίνει μεταξύ πολλών διαφορετικών προσεγγίσεων που έχουν προταθεί στην βιβλιογραφία [209]. Σε αυτή την περίπτωση το θ^f είναι ένα διάνυσμα παραμέτρων, καθώς οι ασαφείς συναρτήσεις συμμετοχής δεν ορίζονται από μία παράμετρο, όπως η σαφής συνάρτηση συμμετοχής, αλλά από δύο ή και περισσότερες παραμέτρους – το πλήθος των παραμέτρων εξαρτάται από την επιλογή της συνάρτησης.
- Οι συναρτήσεις – τελεστές T_{norm} και S_{norm} χρησιμοποιούνται στην θέση των δυαδικών τελεστών ΚΑΙ και Ή, αντίστοιχα. Όπως και για την ασαφή συνάρτηση συμμετοχής, έτσι και η επιλογή των T_{norm} και S_{norm} μπορεί να γίνει από ένα πλήθος εναλλακτικών υλοποιήσεων και συνδυασμών που έχουν προταθεί στην βιβλιογραφία [219,172,214,51,53,75].
- Τέλος, η συνάρτηση απόφασης F^c αντικαθίσταται από μια συνάρτηση αποασαφοποίησης F^f [209].

Σύμφωνα με τα παραπάνω, για κάθε σαφή κανόνα $r_{i,j}^c(x, \theta_{i,j}^c) : (Cond_{i,j}^c(x, \theta_{i,j}^c)) \rightarrow y_i$

ορίζεται ένας ασαφής κανόνα, $r_{i,j}^f(x, \theta_{i,j}^f)$, ως εξής:

$$r_{i,j}^f(x, \theta_{i,j}^f) = Cond_{i,j}^f(x, \theta_{i,j}^f), \quad \text{Εξ 4.9}$$

όπου $Cond_{i,j}^f$ είναι ο μηχανισμός απόφασης του ασαφούς κανόνα $r_{i,j}^f$, που ορίζεται ως:

$$Cond_{i,j}^f = T_{norm} \left(g^f(a_{i,j,1}, \theta_{i,j,1}^f), g^f(a_{i,j,2}, \theta_{i,j,2}^f), \dots, g^f(a_{i,j,J_i}, \theta_{i,j,K_{i,j}}^f) \right). \quad \text{Εξ. 4.10}$$

Όπως προαναφέρθηκε, η g^f είναι μία ασαφής συνάρτηση συμμετοχής και η T_{norm} είναι μια συνάρτηση που εκφράζει τον λογικό τελεστή ΚΑΙ στην ασαφή λογική. Το αποτέλεσμα της κάθε ασαφούς συνάρτησης συμμετοχής είναι στο διάστημα $[0,1]$. Όπως και στο σαφές, έτσι και στο ασαφές μοντέλο, οι συμβολισμοί $a_{i,j,k}$ και $\theta_{i,j,k}^f$ αναφέρονται στο χαρακτηριστικό και στο διάνυσμα παραμέτρων, αντίστοιχα, που χρησιμοποιούνται στην $k^{οστη}$ συνάρτηση

συμμετοχής του $j^{\text{οστού}}$ ασαφούς κανόνα που προβλέπει την $i^{\text{οστή}}$ κατηγορία. Όλες οι παράμετροι που χρησιμοποιούνται στον $r_{i,j}^f$ ασαφή κανόνα συμπεριλαμβάνονται στο $\theta_{i,j}^f$:

$$\theta_{i,j}^f = \left\{ \theta_{i,j,1}^f, \theta_{i,j,2}^f, \dots, \theta_{i,j,K_{i,j}}^f \right\}. \quad \text{Εξ. 4.11}$$

Σε αυτή την περίπτωση το $\theta_{i,j}^f$ δεν είναι διάνυσμα αλλά πίνακας παραμέτρων, με διαστάσεις $K_{i,j} \cdot n_p$, όπου n_p είναι ο αριθμός των παραμέτρων που απαιτούνται για τον ορισμό της ασαφούς συνάρτησης συμμετοχής και εξαρτάται από την επιλογή της, αφού χρησιμοποιείται ένα διάνυσμα παραμέτρων διάστασης n_p σε κάθε ασαφή συνάρτηση συμμετοχής. Το αποτέλεσμα του κάθε ασαφούς κανόνα είναι στο διάστημα $[0,1]$ και υποδηλώνει το αποτέλεσμα του υπό εξέταση πρότυπου σε σχέση με την κατηγορία y_i που προβλέπει ο συγκεκριμένος κανόνας.

Επαγωγή σύνθεσης εφαρμόζεται στους $r_{i,j}^f$ ασαφείς κανόνες, έτσι ώστε να σχηματιστούν οι ασαφείς κανόνες κατηγορίας, συνδυάζοντας όλους τους ασαφείς κανόνες που αφορούν την ίδια κατηγορία. Με αυτό τον τρόπο, ένας ασαφής κανόνας κατηγορίας $R_i^f(x, \theta_i^f)$, $i = 1, \dots, I$, ορίζεται για κάθε κατηγορία y_i ως εξής:

$$R_i^f(x, \theta_i^f) = S_{norm}(r_{i,1}^f, r_{i,2}^f, \dots, r_{i,J_i}^f) = S_{norm} \left(\begin{array}{l} T_{norm}(g^f(a_{i,1,1}, \theta_{i,1,1}^f), g^f(a_{i,1,2}, \theta_{i,1,2}^f), \dots, g^f(a_{i,1,K_{i,1}}, \theta_{i,1,K_{i,1}}^f)), \\ T_{norm}(g^f(a_{i,2,1}, \theta_{i,2,1}^f), g^f(a_{i,2,2}, \theta_{i,2,2}^f), \dots, g^f(a_{i,2,K_{i,2}}, \theta_{i,2,K_{i,2}}^f)), \\ \dots, \\ T_{norm}(g^f(a_{i,J_i,1}, \theta_{i,J_i,1}^f), g^f(a_{i,J_i,2}, \theta_{i,J_i,2}^f), \dots, g^f(a_{i,J_i,K_{i,J_i}}, \theta_{i,J_i,K_{i,J_i}}^f)) \end{array} \right), \quad \text{Εξ. 4.12}$$

όπου S_{norm} είναι μια συνάρτηση που εκφράζει την έννοια του λογικού τελεστή Ή στην ασαφή λογική και το θ_i^f είναι ένα σύνολο που περιλαμβάνει όλες τις παραμέτρους που χρησιμοποιούνται στον R_i^f ασαφή κανόνα κατηγορίας:

$$\theta_i^f = \left\{ \theta_{i,1}^f, \theta_{i,2}^f, \dots, \theta_{i,J_i}^f \right\}, \quad \text{Εξ. 4.13}$$

όπου J_i είναι ο αριθμός των $r_{i,j}^f$ ασαφών κανόνων που προβλέπουν την $i^{\text{οστη}}$ κατηγορία. Όπως και το M^c , έτσι και το M^f αποτελείται από I ασαφείς κανόνες κατηγορίας R_i^f . Το αποτέλεσμα του κάθε ασαφούς κανόνα κατηγορίας είναι μία τιμή στο διάστημα $[0,1]$ που υποδηλώνει τη συμμετοχή του υπό εξέταση προτύπου στην αντίστοιχη κατηγορία του κανόνα. Ως εκ τούτου, το διάνυσμα που περιλαμβάνει τα αποτελέσματα όλων των κανόνων κατηγορίας εκφράζει την συμμετοχή του προτύπου σε κάθε κατηγορία.

Με την εφαρμογή της επαγωγής ατομικού κανόνα στους ασαφείς κανόνες κατηγορίας ολοκληρώνεται το ασαφές μοντέλο:

$$M^f(x, \Theta^f) = F^f(R_1^f, R_2^f, \dots, R_I^f), \quad \text{Εξ. 4.14}$$

όπου Θ^f είναι το σύνολο όλων των παραμέτρων που χρησιμοποιούνται για τον ορισμό του ασαφούς μοντέλου:

$$\Theta^f = \{\theta_1^f, \theta_2^f, \dots, \theta_I^f\}, \quad \text{Εξ. 4.15}$$

και F^f είναι η συνάρτηση αποσαφοποίησης, η οποία απεικονίζει το αποτέλεσμα των κανόνων κατηγορίας (που είναι ένα διάνυσμα μήκους I αποτελούμενο από τιμές στο διάστημα $[0,1]$) σε μία από τις κατηγορίες. Μια συνηθισμένη υλοποίηση της F^f είναι η επιλογή της κατηγορίας που αντιστοιχεί στον κανόνα που παρουσίασε το μεγαλύτερο αποτέλεσμα.

4.3.1. Χρήση παραμετρικών T_{norm} και S_{norm}

Η επιλογή των T_{norm} και S_{norm} μπορεί να γίνει μεταξύ πολλών εναλλακτικών υλοποιήσεων. Ανάμεσά τους υπάρχουν και παραμετρικές υλοποιήσεις στις οποίες η μορφή των T_{norm} και S_{norm} καθορίζεται από μία επιπλέον παράμετρο [214,51,53,75]. Σε αυτή την περίπτωση, επιπλέον παράμετροι εισέρχονται στο μοντέλο και έτσι ο μηχανισμός απόφασης $Cond_{i,j}^f$ του ασαφούς κανόνα $r_{i,j}^f$ είναι:

$$Cond_{i,j}^f = T_{norm}\left(g^f(a_{i,j,1}, \theta_{i,j,1}^f), g^f(a_{i,j,2}, \theta_{i,j,2}^f), \dots, g^f(a_{i,j,J_i}, \theta_{i,j,K_{i,j}}^f), \kappa_{i,j}\right), \quad \text{Εξ. 4.16}$$

όπου $\kappa_{i,j}$ είναι η παράμετρος της T_{norm} του $j^{οστω}$ ασαφούς κανόνα που προβλέπει την $i^{οστη}$ κατηγορία. Με βάση τα παραπάνω:

$$r_{i,j}^f(x, \theta_{i,j}^f, \kappa_{i,j}) = Cond_{i,j}^f(x, \theta_{i,j}^f, \kappa_{i,j}), \quad \text{Εξ. 4.17}$$

ενώ, ο κάθε ασαφής κανόνας κατηγορίας R_i^f , ορίζεται ως:

$$R_i^f(x, \theta_i^f, v_i, \kappa_i) = S_{norm}(r_{i,1}^f, r_{i,2}^f, \dots, r_{i,J_i}^f, v_i) = S_{norm} \left(\begin{array}{l} T_{norm}(g^f(a_{i,1,1}, \theta_{i,1,1}^f), g^f(a_{i,1,2}, \theta_{i,1,2}^f), \dots, g^f(a_{i,1,1}, \theta_{i,1,1}^f), \kappa_{i,1}), \\ T_{norm}(g^f(a_{i,2,1}, \theta_{i,2,1}^f), g^f(a_{i,2,2}, \theta_{i,2,2}^f), \dots, g^f(a_{i,1,1}, \theta_{i,1,1}^f), \kappa_{i,2}), \\ \dots, \\ T_{norm}(g^f(a_{i,J_i,1}, \theta_{i,J_i,1}^f), g^f(a_{i,J_i,2}, \theta_{i,J_i,2}^f), \dots, g^f(a_{i,J_i, \kappa_{i,j}}, \theta_{i,J_i, \kappa_{i,j}}^f), \kappa_{i,J_i}), \\ v_i \end{array} \right), \quad \text{Εξ. 4.18}$$

όπου v_i είναι η παράμετρος της S_{norm} του $i^{οστω}$ ασαφούς κανόνα κατηγορίας και κ_i είναι το σύνολο των παραμέτρων των T_{norm} που εισέρχονται σε έναν ασαφή κανόνα κατηγορίας R_i^f :

$$\kappa_i = \{\kappa_{i,1}, \kappa_{i,2}, \dots, \kappa_{i,J_i}\}. \quad \text{Εξ. 4.19}$$

Σε αυτή την περίπτωση, το ασαφές μοντέλο M^f ορίζεται ως:

$$M^f(x, \Theta^f, N, K) = F^f(R_1^f(x, \theta_1^f, v_1, \kappa_1), R_2^f(x, \theta_2^f, v_2, \kappa_2), \dots, R_I^f(x, \theta_I^f, v_I, \kappa_I)) \quad \text{Εξ. 4.20}$$

όπου N είναι το σύνολο των παραμέτρων των T_{norm} και K είναι το σύνολο των παραμέτρων των S_{norm} που εισέρχονται στο ασαφές μοντέλο M^f αντίστοιχα, με

$$N = \{v_1, v_2, \dots, v_I\}, \quad \text{Εξ. 4.21}$$

και

$$K = \{\kappa_1, \kappa_2, \dots, \kappa_I\}. \quad \text{Εξ. 4.22}$$

Από τις Εξ. 4.16 έως και 4.22 είναι σαφές ότι το N είναι ένα διάνυσμα παραμέτρων, καθώς σε κάθε ασαφή κανόνα κατηγορίας R_i^f , ο ορισμός της παραμετρικής S_{norm} χρησιμοποιείται

μία φορά στον μηχανισμό απόφασης και έτσι υπάρχει μία παράμετρος v_i για κάθε R_i^f . Όσον αφορά τις παραμέτρους των T_{norm} , κάθε κ_i είναι διάνυσμα, καθώς σε κάθε ασαφή κανόνα κατηγορίας R_i^f , ο ορισμός της παραμετρικής T_{norm} χρησιμοποιείται περισσότερες από μία φορές στον μηχανισμό απόφασης και έτσι το K είναι ένα σύνολο από διανύσματα.

4.3.2. Χρήση βαρών σε ασαφή μοντέλα

Η χρήση βαρών σε ασαφή μοντέλα τους προσδίδει επιπλέον ευελιξία. Υπάρχουν τρεις τύποι βαρών που μπορούν να χρησιμοποιηθούν σε ένα ασαφές μοντέλο:

- Τοπικά βάρη [37,81,184], τα οποία χρησιμοποιούνται για να καθορίσουν το βαθμό σημαντικότητας της κάθε συνάρτησης συμμετοχής g^f στο αποτέλεσμα του αντίστοιχου ασαφούς κανόνα $r_{i,j}^f$ και κατ' επέκταση, του κανόνα κατηγορίας R_i^f και του ασαφούς μοντέλου M^f . Έτσι, ένα τοπικό βάρος ανατίθεται σε κάθε συνάρτηση συμμετοχής g^f , του κάθε ασαφούς κανόνα $r_{i,j}^f$, του κάθε κανόνα κατηγορίας R_i^f του ασαφούς μοντέλου M^f .
- Ολικά βάρη [216,217], τα οποία χρησιμοποιούνται για να καθορίσουν το βαθμό σημαντικότητας του κάθε ασαφούς κανόνα $r_{i,j}^f$ στο τελικό αποτέλεσμα του αντίστοιχου κανόνα κατηγορίας R_i^f και συνολικά του ασαφούς μοντέλου M^f . Επομένως, ένα ολικό βάρος ανατίθεται σε κάθε ασαφή κανόνα $r_{i,j}^f$, του κάθε κανόνα κατηγορίας R_i^f του ασαφούς μοντέλου M^f .
- Βάρη κατηγορίας [194,195,197], τα οποία χρησιμοποιούνται για να καθορίσουν το βαθμό σημαντικότητας του κάθε κανόνα κατηγορίας R_i^f στο τελικό αποτέλεσμα του ασαφούς μοντέλου M^f και έτσι ένα βάρος κατηγορίας ανατίθεται σε κάθε κανόνα κατηγορίας.

Με βάση τα παραπάνω, ο μηχανισμός απόφασης $Cond_{i,j}^f$ του ασαφούς κανόνα $r_{i,j}^f$, ορίζεται ως:

$$Cond_{i,j}^f = T_{norm} \left(\tau_{i,j,1}^{loc} \cdot g^f(a_{i,j,1}, \theta_{i,j,1}^f), \tau_{i,j,2}^{loc} \cdot g^f(a_{i,j,2}, \theta_{i,j,2}^f), \dots, \tau_{i,j,K_{i,j}}^{loc} \cdot g^f(a_{i,j,J_i}, \theta_{i,j,K_{i,j}}^f) \right), \quad \text{Εξ. 4.23}$$

με

$$r_{i,j}^f(x, \theta_{i,j}^f, \tau_{i,j}^{loc}) = Cond_{i,j}^f(x, \theta_{i,j}^f, \tau_{i,j}^{loc}), \quad \text{Εξ 4.24}$$

όπου $\tau_{i,j,k}^{loc}$ είναι ένα τοπικό βάρος, και

$$\tau_{i,j}^{loc} = \left\{ \tau_{i,j,1}^{loc}, \tau_{i,j,2}^{loc}, \dots, \tau_{i,j,K_{i,j}}^{loc} \right\}, \quad \text{Εξ. 4.25}$$

είναι το σύνολο των τοπικών βαρών που εισέρχονται σε έναν ασαφή κανόνα $r_{i,j}^f$. Ο κάθε ασαφής κανόνας κατηγορίας R_i^f , ορίζεται ως:

$$R_i^f(x, \theta_i^f, \tau_i^{gl}, \tau_{i,j}^{loc}) = S_{norm} \left(\tau_{i,1}^{gl} \cdot r_{i,1}^f, \tau_{i,2}^{gl} \cdot r_{i,2}^f, \dots, \tau_{i,J_i}^{gl} \cdot r_{i,J_i}^f \right), \quad \text{Εξ. 4.26}$$

όπου $\tau_{i,j}^{gl}$ είναι ένα ολικό βάρος με

$$\tau_i^{gl} = \left\{ \tau_{i,1}^{gl}, \tau_{i,2}^{gl}, \dots, \tau_{i,J_i}^{gl} \right\}, \quad \text{Εξ. 4.27}$$

το σύνολο των ολικών βαρών που εισέρχονται σε έναν ασαφής κανόνα κατηγορίας R_i^f .

Τέλος, το ασαφές μοντέλο M^f ορίζεται ως:

$$M^f(x, \Theta^f, T) = F^f \left(\tau_1^{cl} \cdot R_1^f, \tau_2^{cl} \cdot R_2^f, \dots, \tau_I^{cl} \cdot R_I^f \right), \quad \text{Εξ. 4.28}$$

όπου τ_i^{cl} είναι ένα βάρος κατηγορίας με

$$\tau^{cl} = \left\{ \tau_1^{cl}, \tau_2^{cl}, \dots, \tau_I^{cl} \right\}, \quad \text{Εξ. 4.29}$$

το σύνολο των βαρών κατηγορίας που εισέρχονται στο ασαφές μοντέλο M^f , ενώ

$$T = \left\{ \tau_{i,j}^{loc}, \tau_i^{gl}, \tau^{cl} \right\}, \quad \text{Εξ. 4.30}$$

είναι το σύνολο όλων των βαρών (τοπικών, ολικών και κατηγορίας) που εισέρχονται στο ασαφές μοντέλο.

4.4. Στάδιο 3: Βελτιστοποίηση

Το ασαφές μοντέλο, ανεξάρτητα από τις επιλογές που έχουν γίνει κατά τον σχεδιασμό του, περιέχει ένα ή περισσότερα σύνολα από παραμέτρους. Οι παράμετροι αυτές μπορούν να πάρουν τέτοιες τιμές, ώστε η απόδοση του μοντέλου να γίνει η μέγιστη δυνατή, για κάποιο σύνολο δεδομένων εκπαίδευσης. Η διαδικασία καθορισμού των τιμών των παραμέτρων που προσδίδουν βέλτιστες ιδιότητες στο μοντέλο, γίνεται μέσω τεχνικών βελτιστοποίησης.

Ένα πρόβλημα βελτιστοποίησης είναι η εύρεση της ελάχιστης τιμής της συνάρτησης $f(x)$ δεδομένου ότι $x \in \Omega$, με $f(\cdot): \mathfrak{R}^n \rightarrow \mathfrak{R}$ και $\Omega \subseteq \mathfrak{R}^n$. Το πρόβλημα είναι ισοδύναμο με την εύρεση - υπολογισμό του «καλύτερου» διανύσματος x , ανάμεσα σε όλα τα διανύσματα του Ω , το οποίο καλείται ελαχιστοποιητής της $f(x)$ στο Ω . Στα προβλήματα βελτιστοποίησης, υπάρχουν δύο μεγάλες κατηγορίες ελαχιστοποιητών και τεχνικών ελαχιστοποίησης: τοπικοί και ολικοί.

- Ένα σημείο $x^* \in \Omega$ είναι τοπικός ελαχιστοποιητής της $f(x)$ στο Ω αν υπάρχει $\varepsilon > 0$ τέτοιο ώστε $f(x) \geq f(x^*)$ για κάθε $x \in \Omega / \{x^*\}$ και $\|x - x^*\| < \varepsilon$ [39].
- Ένα σημείο $x^* \in \Omega$ είναι ολικός ελαχιστοποιητής της $f(x)$ στο Ω αν $f(x) \geq f(x^*)$ για κάθε $x \in \Omega / \{x^*\}$ [39].

Στην βιβλιογραφία έχουν προταθεί τεχνικές που αφορούν τόσο την εύρεση του τοπικού όσο και του ολικού ελαχιστοποιητή, όπως: τεχνικές Branch & Bound [77], προσομοιωτική δακτυλίωση (simulated annealing) [98], γενετικοί αλγόριθμοι [68] και στοχαστικές μέθοδοι.

Για να γίνει βελτιστοποίηση του ασαφούς μοντέλου ως προς το σύνολο των παραμέτρων πρέπει να υπάρχει ένα σύνολο δεδομένων εκπαίδευσης D^{train} με $D^{train} = \{x^l, y^l\}$ όπου x^l είναι ένα πρότυπο, y^l η κατηγορία στην οποία ανήκει και $l = 1, \dots, n_{D^{train}}$ και $n_{D^{train}}$ είναι το πλήθος των προτύπων στο D^{train} . Ανάλογα με την μορφοποίηση των δεδομένων, η κατηγορία y^l μπορεί να είναι τιμή, με $y^l \in \{1, 2, \dots, I\}$, ή διάνυσμα, με $y^l \in \{0, 1\}^I$, το οποίο, αν το x^l ανήκει στην $i^{οστη}$ κατηγορία, τότε έχει σε όλες τις θέσεις του 0 εκτός της $i^{οστης}$ που έχει 1. Επίσης, πρέπει να οριστεί μία αντικειμενική συνάρτηση, της οποίας η τιμή θα ελαχιστοποιηθεί σε σχέση με το σύνολο των παραμέτρων, δεδομένου του συνόλου

εκπαίδευσης D^{train} . Ανάλογα με την προσέγγιση που θα εφαρμοστεί κατά τον σχεδιασμό του ασαφούς μοντέλου, το σύνολο των προς βελτιστοποίηση παραμέτρων μπορεί να είναι το $\Pi = \{\Theta^f\}$, στην περίπτωση που δεν χρησιμοποιηθούν παραμετρικές υλοποιήσεις των T_{norm} και S_{norm} ή βάρη, $\Pi = \{\Theta^f, N, K\}$ αν χρησιμοποιηθούν παραμετρικές υλοποιήσεις των T_{norm} και S_{norm} και $\Pi = \{\Theta^f, T\}$ αν χρησιμοποιηθούν βάρη.

Μια γνωστή προσέγγιση για την αντικειμενική συνάρτηση είναι η χρήση της συνάρτησης του μέσου τετραγωνικού σφάλματος (mse):

$$mse(D^{train}, \Pi) = \frac{1}{I \cdot D^{train}} \sum_{l=1}^{D^{train}} \|M^f(x^l, \Pi) - y^l\|_2^2, \quad \text{Εξ. 4.31}$$

όπου $y^l \in \{0,1\}^l$ ($y^l = e_i$) και $M^f(x^l, \Pi) \in \{0,1\}^m$.

Μια άλλη προσέγγιση είναι η χρήση του πίνακα σύγκυσης ταξινόμησης:

$$X_{M^f(x^l, \Pi), y^l} = \text{αριθμός προτύπων της κλάσης } y^l \text{ που ταξινομήθηκαν στην } M^f(x^l, \Pi), \quad \text{Εξ. 4.32}$$

για να οριστεί η συνάρτηση σφάλματος (cme):

$$cme(D^{train}, \Pi) = \frac{1}{I} \text{trace}(X). \quad \text{Εξ. 4.33}$$

Εναλλακτικά, μπορεί να χρησιμοποιηθεί ο κανονικοποιημένος πίνακας σύγκυσης ταξινόμησης:

$$\frac{X_{M^f(x^l, \Pi), y^l}}{\text{συνολικός αριθμός προτύπων της κλάσης } y^l}, \quad \text{Εξ. 4.34}$$

κυρίως σε περιπτώσεις όπου ο αριθμός προτύπων ποικίλει σημαντικά μεταξύ των κατηγοριών. Στην περίπτωση της συνάρτησης σφάλματος με βάση τον πίνακα σύγκυσης ταξινόμησης ή τον κανονικοποιημένο πίνακα σύγκυσης ταξινόμησης, αν στο μοντέλο προβλέπεται κατάσταση μη ταξινόμησης, δηλαδή υπάρχουν πρότυπα τα οποία δεν καλύπτονται από το μοντέλο, τότε μπορεί να εισαχθεί ένας όρος ποινής p :

$$cme(D^{train}, \Pi) = \frac{1}{I} \text{trace}(X) - p. \quad \text{Εξ. 4.35}$$

όπου p είναι το πλήθος ή το κανονικοποιημένο πλήθος των προτύπων που δεν ταξινομήθηκαν από το μοντέλο.

4.5. Παράδειγμα εφαρμογής της μεθοδολογίας

Στην μεθοδολογία που παρουσιάστηκε, αρχικά ορίζεται ένα σαφές μοντέλο, στην συνέχεια μετατρέπεται σε ασαφές, το οποίο ασαφές βελτιστοποιείται ως προς τις παραμέτρους του. Η μεθοδολογία παρουσιάστηκε στην γενική μορφή της έτσι ώστε να είναι δυνατή η χρήση πολλών εναλλακτικών μεθόδων και τεχνικών σε κάθε στάδιό της. Σημαντικό στοιχείο, ως προς την φιλοσοφία του τελικού ασαφούς μοντέλου, αποτελεί η προέλευση του αρχικού συνόλου κανόνων που απαρτίζουν το σαφές μοντέλο. Έτσι, αν οι κανόνες προέρχονται από ειδικούς στον τομέα εφαρμογής, πραγματοποιείται μια γνωσιακή προσέγγιση του εκάστοτε προβλήματος με την δημιουργία ενός γνωσιακού ασαφούς μοντέλου, ενώ αν οι κανόνες εξάγονται από τα δεδομένα με χρήση μεθόδων εξόρυξης δεδομένων, πραγματοποιείται μια οδηγούμενη-από-τα-δεδομένα προσέγγιση με τον ορισμό ενός οδηγούμενου-από-τα-δεδομένα ασαφούς μοντέλου. Στην συνέχεια παρουσιάζεται ένα παράδειγμα εφαρμογής της μεθοδολογίας για κάθε μια από τις δύο εναλλακτικές προσεγγίσεις.

4.5.1. Παράδειγμα γνωσιακής ασαφούς προσέγγισης

Θεωρούμε βάση δεδομένων με πρότυπα αποτελούμενα από 2 χαρακτηριστικά ($n_f = 2$), $x = \{a_1, a_2\}$, τα οποία ανήκουν σε 2 κατηγορίες ($n_y = 2$).

4.5.1.1. Δημιουργία συνόλου κανόνων (σαφές μοντέλο)

Έστω ότι υπάρχει ένα αρχικό σύνολο κανόνων, που προέρχεται από ειδικούς για το συγκεκριμένο πρόβλημα:

$\alpha\nu (a_2 > \theta_2 \wedge a_1 \leq \theta_1)$	τότε κατηγορία = 1,	
$\alpha\nu (a_2 > \theta_2 \wedge a_2 \leq \theta_4 \wedge a_1 > \theta_1 \wedge a_1 \leq \theta_3)$	τότε κατηγορία = 1,	
$\alpha\nu (a_1 \leq \theta_3 \wedge a_2 \leq \theta_2)$	τότε κατηγορία = 2,	Εξ. 4.36
$\alpha\nu (a_1 > \theta_3)$	τότε κατηγορία = 2,	
$\alpha\nu (a_2 > \theta_4 \wedge a_1 > \theta_1 \wedge a_1 \leq \theta_3)$	τότε κατηγορία = 2,	

με $\{\theta_1, \theta_2, \theta_3, \theta_4\}$ το διάνυσμα όλων των παραμέτρων. Τότε, οι κανόνες του σαφούς μοντέλου ορίζονται ως:

$$\begin{aligned}
r_{1,1}^c(x, \theta_{1,1}^c) &: (Cond_{1,1}^c(x, \theta_{1,1}^c)) \rightarrow y_1 \\
r_{1,2}^c(x, \theta_{1,2}^c) &: (Cond_{1,2}^c(x, \theta_{1,2}^c)) \rightarrow y_1 \\
r_{2,1}^c(x, \theta_{2,1}^c) &: (Cond_{2,1}^c(x, \theta_{2,1}^c)) \rightarrow y_2 \quad , \\
r_{2,2}^c(x, \theta_{2,2}^c) &: (Cond_{2,2}^c(x, \theta_{2,2}^c)) \rightarrow y_2 \\
r_{2,3}^c(x, \theta_{2,3}^c) &: (Cond_{2,3}^c(x, \theta_{2,3}^c)) \rightarrow y_2
\end{aligned}$$

Εξ. 4.37

όπου y_1 είναι η πρώτη κατηγορία και y_2 η δεύτερη κατηγορία. Οι μηχανισμοί απόφασης είναι:

$$\begin{aligned}
&Cond_{1,1}^c(x, \theta_{1,1}^c) : (g^c(a_{1,1,1}, \theta_{1,1,1}^c) \wedge g^c(a_{1,1,2}, \theta_{1,1,2}^c)) \\
&Cond_{1,2}^c(x, \theta_{1,2}^c) : \left(\begin{array}{l} g^c(a_{1,2,1}, \theta_{1,2,1}^c) \wedge g^c(a_{1,2,2}, \theta_{1,2,2}^c) \wedge g^c(a_{1,2,3}, \theta_{1,2,3}^c) \wedge \\ g^c(a_{1,2,4}, \theta_{1,2,4}^c) \end{array} \right) \\
&Cond_{2,1}^c(x, \theta_{2,1}^c) : (g^c(a_{2,1,1}, \theta_{2,1,1}^c) \wedge g^c(a_{2,1,2}, \theta_{2,1,2}^c)) \quad , \\
&Cond_{2,2}^c(x, \theta_{2,2}^c) : (g^c(a_{2,2,1}, \theta_{2,2,1}^c)) \\
&Cond_{2,3}^c(x, \theta_{2,3}^c) : (g^c(a_{2,3,1}, \theta_{2,3,1}^c) \wedge g^c(a_{2,3,2}, \theta_{2,3,2}^c) \wedge g^c(a_{2,3,3}, \theta_{2,3,3}^c))
\end{aligned}$$

Εξ. 4.38

όπου η σαφής συνάρτηση συμμετοχής $g^c(a, \theta^c)$ ορίζεται να είναι αύξουσα ή φθίνουσα, ανάλογα με τον αντίστοιχο κανόνα στην Εξ. 4.36, και

$$\begin{aligned}
\theta_{1,1}^c &= \{\theta_{1,1,1}^c, \theta_{1,1,2}^c\} \\
\theta_{1,2}^c &= \{\theta_{1,2,1}^c, \theta_{1,2,2}^c, \theta_{1,2,3}^c, \theta_{1,2,4}^c\} \\
\theta_{2,1}^c &= \{\theta_{2,1,1}^c, \theta_{2,1,2}^c\} \\
\theta_{2,2}^c &= \{\theta_{2,2,1}^c\} \\
\theta_{2,3}^c &= \{\theta_{2,3,1}^c, \theta_{2,3,2}^c, \theta_{2,3,3}^c\}
\end{aligned}
\tag{Εξ. 4.39}$$

είναι τα αντίστοιχα σύνολα παραμέτρων. Όπως προαναφέρθηκε, οι συμβολισμοί $a_{i,j,k}$ και $\theta_{i,j,k}^c$ δηλώνουν το χαρακτηριστικό και την παράμετρο, αντίστοιχα, που συμμετέχουν στη $k^{\text{οστη}}$ συνάρτηση συμμετοχής του $j^{\text{οστου}}$ κανόνα που προβλέπει την $i^{\text{οστη}}$ κατηγορία. Έτσι, κάθε χαρακτηριστικό $a_{i,j,k}$ που υπάρχει στην Εξ. 4.38 είναι ένα από τα $\{a_1, a_2\}$, ενώ αντίστοιχα κάθε παράμετρος $\theta_{i,j,k}^c$ μία από τις $\{\theta_1, \theta_2, \theta_3, \theta_4\}$. Πιο συγκεκριμένα οι $a_{1,1,2}$, $a_{1,2,3}$, $a_{1,2,4}$, $a_{2,1,1}$, $a_{2,2,1}$, $a_{2,3,2}$, $a_{2,3,3}$ αντιστοιχούν στην a_1 , και οι $a_{1,1,1}$, $a_{1,2,1}$, $a_{1,2,2}$, $a_{2,1,2}$, $a_{2,3,1}$ στην a_2 . Αντίστοιχα για τις παραμέτρους, οι $\theta_{1,1,2}^c, \theta_{1,2,3}^c, \theta_{2,3,2}^c$ αντιστοιχούν στην θ_1 , οι $\theta_{1,1,1}^c, \theta_{1,2,1}^c, \theta_{2,1,2}^c$ στην θ_2 , οι $\theta_{1,2,4}^c, \theta_{2,1,1}^c, \theta_{2,2,1}^c, \theta_{2,3,3}^c$ στην θ_3 και οι $\theta_{1,2,2}^c, \theta_{2,3,1}^c$ στην θ_4 . Με βάση τα παραπάνω, οι κανόνες κατηγορίας είναι οι:

$$\begin{aligned}
R_1^c(x, \theta_1^c) &: \left(\begin{array}{l} \left(g^c(a_{1,1,1}, \theta_{1,1,1}^c) \wedge g^c(a_{1,1,2}, \theta_{1,1,2}^c) \right) \vee \\ \left(g^c(a_{1,2,1}, \theta_{1,2,1}^c) \wedge g^c(a_{1,2,2}, \theta_{1,2,2}^c) \wedge g^c(a_{1,2,3}, \theta_{1,2,3}^c) \right) \\ \wedge g^c(a_{1,2,4}, \theta_{1,2,4}^c) \end{array} \right) \rightarrow y_1 \\
R_2^c(x, \theta_2^c) &: \left(\begin{array}{l} \left(g^c(a_{2,1,1}, \theta_{2,1,1}^c) \wedge g^c(a_{2,1,2}, \theta_{2,1,2}^c) \right) \vee \\ \left(g^c(a_{2,2,1}, \theta_{2,2,1}^c) \right) \vee \\ \left(g^c(a_{2,3,1}, \theta_{2,3,1}^c) \wedge g^c(a_{2,3,2}, \theta_{2,3,2}^c) \wedge g^c(a_{2,3,3}, \theta_{2,3,3}^c) \right) \end{array} \right) \rightarrow y_2
\end{aligned}
\tag{Εξ. 4.40}$$

με $\theta_1^c = \{\theta_{1,1}^c, \theta_{1,2}^c\}$ και $\theta_2^c = \{\theta_{2,1}^c, \theta_{2,2}^c, \theta_{2,3}^c\}$, και έτσι το σαφές μοντέλο ορίζεται ως:

$$M^c(x, \Theta^c) = F^c(R_1^c(x, \theta_1^c), R_2^c(x, \theta_2^c)), \tag{Εξ. 4.41}$$

με $\Theta^c = \{\theta_1^c, \theta_2^c\}$.

4.5.1.2. Ασαφοποίηση κανόνων (ασαφές μοντέλο)

Επιπλέον παράμετροι εισέρχονται στο μοντέλο κατά την μετατροπή του σαφούς μοντέλου στο αντίστοιχο ασαφές. Αυτές αφορούν: (α) παραμέτρους της ασαφούς συνάρτησης συμμετοχής, (β) παραμέτρους των ασαφών τελεστών T_{norm} και S_{norm} και (γ) βάρη. Στο συγκεκριμένο παράδειγμα ακολουθείται μια προσέγγιση που δεν περιλαμβάνει παραμέτρους ασαφών τελεστών T_{norm} και S_{norm} ή βάρη.

Με βάση τις Εξ. 4.36–4.37, οι κανόνες του ασαφούς μοντέλου ορίζονται ως:

$$\begin{aligned}
 r_{1,1}^f(x, \theta_{1,1}^f) &= Cond_{1,1}^f(x, \theta_{1,1}^f) \\
 r_{1,2}^f(x, \theta_{1,2}^f) &= Cond_{1,2}^f(x, \theta_{1,2}^f) \\
 r_{2,1}^f(x, \theta_{2,1}^f) &= Cond_{2,1}^f(x, \theta_{2,1}^f) \quad , \\
 r_{2,2}^f(x, \theta_{2,2}^f) &= Cond_{2,2}^f(x, \theta_{2,2}^f) \\
 r_{2,3}^f(x, \theta_{2,3}^f) &= Cond_{2,3}^f(x, \theta_{2,3}^f)
 \end{aligned}
 \tag{Εξ. 4.42}$$

με τους μηχανισμούς απόφασης να ορίζονται ως:

$$\begin{aligned}
 Cond_{1,1}^f(x, \theta_{1,1}^f) &= T_{norm} \left(g^f(a_{1,1,1}, \theta_{1,1,1}^f), g^f(a_{1,1,2}, \theta_{1,1,2}^f) \right) \\
 Cond_{1,2}^f(x, \theta_{1,2}^f) &= T_{norm} \left(\begin{array}{l} g^f(a_{1,2,1}, \theta_{1,2,1}^f), g^f(a_{1,2,2}, \theta_{1,2,2}^f), \\ g^f(a_{1,2,3}, \theta_{1,2,3}^f), g^f(a_{1,2,4}, \theta_{1,2,4}^f) \end{array} \right) \\
 Cond_{2,1}^f(x, \theta_{2,1}^f) &= T_{norm} \left(g^f(a_{2,1,1}, \theta_{2,1,1}^f), g^f(a_{2,1,2}, \theta_{2,1,2}^f) \right) \quad , \\
 Cond_{2,2}^f(x, \theta_{2,2}^f) &= g^f(a_{2,2,1}, \theta_{2,2,1}^f) \\
 Cond_{2,3}^f(x, \theta_{2,3}^f) &= T_{norm} \left(g^f(a_{2,3,1}, \theta_{2,3,1}^f), g^f(a_{2,3,2}, \theta_{2,3,2}^f), g^f(a_{2,3,3}, \theta_{2,3,3}^f) \right)
 \end{aligned}
 \tag{Εξ. 4.43}$$

όπου η ασαφής συνάρτηση συμμετοχής $g^f(a, \theta^f)$ ορίζεται αύξουσα ή φθίνουσα, ανάλογα με την αντίστοιχη σαφή $g^c(a, \theta^c)$. Σε αυτή την περίπτωση το $\theta_{i,j,k}^f$ δεν είναι μία τιμή, όπως το $\theta_{i,j,k}^c$, αλλά διάνυσμα παραμέτρων ενώ τα σύνολα παραμέτρων ορίζονται ως:

$$\begin{aligned}
\theta_{1,1}^f &= \{\theta_{1,1,1}^f, \theta_{1,1,2}^f\} \\
\theta_{1,2}^f &= \{\theta_{1,2,1}^f, \theta_{1,2,2}^f, \theta_{1,2,3}^f, \theta_{1,2,4}^f\} \\
\theta_{2,1}^f &= \{\theta_{2,1,1}^f, \theta_{2,1,2}^f\} \\
\theta_{2,2}^f &= \{\theta_{2,2,1}^f\} \\
\theta_{2,3}^f &= \{\theta_{2,3,1}^f, \theta_{2,3,2}^f, \theta_{2,3,3}^f\}
\end{aligned}
\tag{Εξ. 4.44}$$

Με βάση τα παραπάνω, οι ασαφείς κανόνες κατηγορίας είναι:

$$\begin{aligned}
R_1^f(x, \theta_1^f) &= S_{norm} \left(\begin{array}{l} T_{norm} \left(g^f(a_{1,1,1}, \theta_{1,1,1}^f), g^f(a_{1,1,2}, \theta_{1,1,2}^f) \right), \\ T_{norm} \left(\begin{array}{l} g^f(a_{1,2,1}, \theta_{1,2,1}^f), g^f(a_{1,2,2}, \theta_{1,2,2}^f), \\ g^f(a_{1,2,3}, \theta_{1,2,3}^f), g^f(a_{1,2,4}, \theta_{1,2,4}^f) \end{array} \right) \end{array} \right), \\
R_2^f(x, \theta_2^f) &= S_{norm} \left(\begin{array}{l} T_{norm} \left(g^f(a_{2,1,1}, \theta_{2,1,1}^f), g^f(a_{2,1,2}, \theta_{2,1,2}^f) \right), g^f(a_{2,2,1}, \theta_{2,2,1}^f), \\ T_{norm} \left(g^f(a_{2,3,1}, \theta_{2,3,1}^f), g^f(a_{2,3,2}, \theta_{2,3,2}^f), g^f(a_{2,3,3}, \theta_{2,3,3}^f) \right) \end{array} \right),
\end{aligned}
\tag{Εξ. 4.45}$$

με $\theta_1^f = \{\theta_{1,1}^f, \theta_{1,2}^f\}$ και $\theta_2^f = \{\theta_{2,1}^f, \theta_{2,2}^f, \theta_{2,3}^f\}$, και έτσι το ασαφές μοντέλο ορίζεται ως:

$$M^f(x, \Theta^f) = F^f \left(R_1^f(x, \theta_1^f), R_2^f(x, \theta_2^f) \right), \tag{Εξ. 4.46}$$

όπου $\Theta^f = \{\theta_1^f, \theta_2^f\}$.

4.5.1.3. Βελτιστοποίηση

Στο τρίτο στάδιο, το ασαφές μοντέλο $M^f(x, \Theta^f)$ βελτιστοποιείται ως προς το σύνολο των παραμέτρων Θ^f . Θεωρώντας ότι μετά την βελτιστοποίηση έχει βρεθεί ένα σύνολο παραμέτρων $\Theta^{f*} = \{\theta_1^{f*}, \theta_2^{f*}\}$, το οποίο προσδίδει βέλτιστες ιδιότητες στο μοντέλο ως προς μία από τις προαναφερθέντες συναρτήσεις κόστους και ένα σύνολο δεδομένων εκπαίδευσης, τότε το τελικό ασαφές μοντέλο είναι:

$$M^f(x, \Theta^{f*}) = F^f \left(R_1^f(x, \theta_1^{f*}), R_2^f(x, \theta_2^{f*}) \right). \tag{4.47}$$

Το παράδειγμα εφαρμογής της γνωσιακής ασαφούς προσέγγισης υλοποιήθηκε στην γενική του μορφή, χωρίς να πραγματοποιηθούν συγκεκριμένες επιλογές για τον ορισμό των T_{norm} και

S_{norm} ή της συνάρτησης αποασαφοποίησης F^f , καθώς στις συγκεκριμένες εφαρμογές δοκιμάστηκαν διαφορετικές επιλογές. Αναλυτικά, οι εφαρμογές με την συγκεκριμένη προσέγγιση παρουσιάζονται στο Κεφάλαιο 6.

4.5.2. Παράδειγμα οδηγούμενης-από-τα-δεδομένα ασαφούς προσέγγισης

Σε αυτή την περίπτωση, αφετηρία για την εφαρμογή της μεθοδολογίας αποτελεί ένα διαγνωσμένο σύνολο δεδομένων. Για τις ανάγκες του παραδείγματος χρησιμοποιείται το σύνολο δεδομένων *iris*, το οποίο περιλαμβάνει 4 χαρακτηριστικά ($n_f = 4$): $x = \{sepallength, sepalwidth, petallength, petalwidth\}$. Τα πρότυπά του διαχωρίζονται σε 3 κατηγορίες ($n_y = 3$), οι οποίες είναι $y = \{setosa, versicolor, virginica\}$.

4.5.2.1. Δημιουργία συνόλου κανόνων (σαφές μοντέλο)

Για την δημιουργία του αρχικού συνόλου κανόνων χρησιμοποιείται μια τεχνική εξόρυξης δεδομένων. Χωρίς περιορισμό της γενικότητας, έστω ότι χρησιμοποιείται μια τεχνική επαγωγής δέντρων απόφασης, της οποίας η εφαρμογή στα χαρακτηρισμένα δεδομένα έχει ως αποτέλεσμα την παραγωγή του δέντρου απόφασης του παρουσιάζεται στην Εξ. 4.48.

$petalwidth \leq 0.4$: *setosa*

$petalwidth > 0.4$

| $petalwidth \leq 1.7$

| | $petallength \leq 4.9$: *versicolor*

| | $petallength > 4.9$: *virginica*

| $petalwidth > 1.7$: *virginica*

Εξ. 4.48

Το δέντρο απόφασης που παράγεται από τα δεδομένα μετατρέπεται σε σύνολο κανόνων με βάση την ακόλουθη διαδικασία: για κάθε φύλλο του δέντρου δημιουργείται ένας σαφής κανόνας $r_{i,j}^c(x, \theta_{i,j}^c)$, του οποίου ο μηχανισμός απόφασης $Cond_{i,j}^c$ αποτελείται από όλες τις λογικές πράξεις που υπάρχουν στην διαδρομή από την ρίζα του δέντρου προς το συγκεκριμένο φύλλο και το αποτέλεσμα του είναι το στοιχείο που υπάρχει στο φύλλο. Έτσι, προκύπτουν οι ακόλουθοι κανόνες:

$$\begin{array}{ll}
\mathbf{αν} (petalwidth \leq 0.4) & \mathbf{τότε} \text{ κατηγορία} = setosa, \\
\mathbf{αν} \left(\begin{array}{l} petalwidth > 0.4 \wedge \\ petalwidth \leq 1.7 \wedge \\ petallength \leq 4.9 \end{array} \right) & \mathbf{τότε} \text{ κατηγορία} = versicolor, \\
\mathbf{αν} \left(\begin{array}{l} petalwidth > 0.4 \wedge \\ petalwidth \leq 1.7 \wedge \\ petallength > 4.9 \end{array} \right) & \mathbf{τότε} \text{ κατηγορία} = virginica, \\
\mathbf{αν} (petalwidth > 0.4 \wedge petalwidth > 1.7) & \mathbf{τότε} \text{ κατηγορία} = virginica,
\end{array}$$

Εξ. 4.49

ενώ οι μηχανισμοί απόφασης ορίζονται ως:

$$\begin{array}{l}
r_{setosa,1}^c(x, \theta_{setosa,1}^c) : (Cond_{setosa,1}^c(x, \theta_{setosa,1}^c)) \rightarrow setosa \\
r_{versicolor,1}^c(x, \theta_{versicolor,1}^c) : (Cond_{versicolor,1}^c(x, \theta_{versicolor,1}^c)) \rightarrow versicolor \\
r_{virginica,1}^c(x, \theta_{virginica,1}^c) : (Cond_{virginica,1}^c(x, \theta_{virginica,1}^c)) \rightarrow virginica \\
r_{virginica,2}^c(x, \theta_{virginica,2}^c) : (Cond_{virginica,2}^c(x, \theta_{virginica,2}^c)) \rightarrow virginica
\end{array}$$

Εξ. 4.50

με

$$\begin{array}{l}
Cond_{setosa,1}^c(x, \theta_{setosa,1}^c) = g^c(petalwidth, 0.4), \\
Cond_{versicolor,1}^c(x, \theta_{versicolor,1}^c) = \\
\quad g^c(petalwidth, 0.4) \wedge g^c(petalwidth, 1.7) \wedge g^c(petallength, 4.9), \\
Cond_{virginica,1}^c(x, \theta_{virginica,1}^c) = \\
\quad g^c(petalwidth, 0.4) \wedge g^c(petalwidth, 1.7) \wedge g^c(petallength, 4.9), \\
Cond_{virginica,2}^c(x, \theta_{virginica,2}^c) = g^c(petalwidth, 0.4) \wedge g^c(petalwidth, 1.7),
\end{array}$$

Εξ. 4.51

όπου η g^c ορίζεται ως αύξουσα ή φθίνουσα, ανάλογα με τον συγκριτικό τελεστή που υπάρχει στην αντίστοιχη θέση του δέντρου (\leq ή $>$), ενώ

$$\begin{array}{l}
\theta_{setosa,1}^c = \{0.4\} \\
\theta_{versicolor,1}^c = \{0.4, 1.7, 4.9\} \\
\theta_{virginica,1}^c = \{0.4, 1.7, 4.9\} \\
\theta_{virginica,2}^c = \{0.4, 1.7\}
\end{array}$$

Εξ. 4.52

είναι τα αντίστοιχα σύνολα παραμέτρων. Με βάση τα παραπάνω, προκύπτουν τρεις κανόνες κατηγορίας:

$$\begin{aligned}
R_{setosa}^c(x, \theta_{setosa}^c) &: (g^c(petalwidth, 0.4)) \rightarrow setosa, \\
R_{versicolor}^c(x, \theta_{versicolor}^c) &: \begin{pmatrix} g^c(petalwidth, 0.4) \wedge \\ g^c(petalwidth, 1.7) \wedge \\ g^c(petallength, 4.9) \end{pmatrix} \rightarrow versicolor, \\
R_{virginica}^c(x, \theta_{virginica}^c) &: \begin{pmatrix} (g^c(petalwidth, 0.4) \wedge \\ g^c(petalwidth, 1.7) \wedge \\ g^c(petallength, 4.9)) \vee \\ (g^c(petalwidth, 0.4) \wedge \\ g^c(petalwidth, 1.7)) \end{pmatrix} \rightarrow virginica,
\end{aligned} \tag{Εξ. 4.53}$$

με

$$\begin{aligned}
\theta_{setosa}^c &= \{\theta_{setosa,1}^c\} = \{0.4\}, \\
\theta_{versicolor}^c &= \{\theta_{versicolor,1}^c\} = \{0.4, 1.7, 4.9\}, \\
\theta_{virginica}^c &= \{\theta_{virginica,1}^c, \theta_{virginica,2}^c\} = \{0.4, 1.7, 4.9, 0.4, 1.7\}.
\end{aligned} \tag{Εξ. 4.54}$$

4.5.2.2. Ασαφοποίηση κανόνων (ασαφές μοντέλο)

Η ασαφοποίηση των κανόνων πραγματοποιείται ακολουθώντας την ίδια διαδικασία. Σε αυτή την περίπτωση χρησιμοποιούνται οι τελεστές ελάχιστου και μεγίστου ως ασαφείς τελεστές T_{norm} και S_{norm} , αντίστοιχα. Έτσι είναι:

$$\begin{aligned}
Cond_{setosa,1}^f(x, \theta_{setosa,1}^f) &= \min(g^f(petalwidth, \theta_{setosa,1,1}^{1,f}, 0.4)), \\
Cond_{versicolor,1}^f(x, \theta_{versicolor,1}^f) &= \min \begin{pmatrix} g^f(petalwidth, \theta_{versicolor,1,1}^{1,f}, 0.4), \\ g^f(petalwidth, \theta_{versicolor,1,2}^{1,f}, 1.7), \\ g^f(petallength, \theta_{versicolor,1,3}^{1,f}, 4.9) \end{pmatrix}, \\
Cond_{virginica,1}^f(x, \theta_{virginica,1}^f) &= \min \begin{pmatrix} g^f(petalwidth, \theta_{virginica,1,1}^{1,f}, 0.4), \\ g^f(petalwidth, \theta_{virginica,1,2}^{1,f}, 1.7), \\ g^f(petallength, \theta_{virginica,1,3}^{1,f}, 4.9) \end{pmatrix}, \\
Cond_{virginica,2}^f(x, \theta_{virginica,2}^f) &= \min \begin{pmatrix} g^f(petalwidth, \theta_{virginica,2,1}^{1,f}, 0.4), \\ g^f(petalwidth, \theta_{virginica,2,2}^{1,f}, 1.7) \end{pmatrix},
\end{aligned} \tag{Εξ. 4.55}$$

οι ασαφείς μηχανισμοί απόφασης των κανόνων, με:

$$\begin{aligned}
 \theta_{setosa,1}^f &= \left\{ \theta_{setosa,1,1}^{1,f}, 0.4 \right\}, \\
 \theta_{versicolor,1}^f &= \left\{ \theta_{versicolor,1,1}^{1,f}, 0.4, \theta_{versicolor,1,2}^{1,f}, 1.7, \theta_{versicolor,1,3}^{1,f}, 4.9 \right\}, \\
 \theta_{virginica,1}^f &= \left\{ \theta_{virginica,1,1}^{1,f}, 0.4, \theta_{virginica,1,2}^{1,f}, 1.7, \theta_{virginica,1,3}^{1,f}, 4.9 \right\}, \\
 \theta_{virginica,2}^f &= \left\{ \theta_{virginica,2,1}^{1,f}, 0.4, \theta_{virginica,2,2}^{1,f}, 1.7 \right\}.
 \end{aligned}
 \tag{Eξ. 4.56}$$

Οι ασαφείς κανόνες κατηγορίας είναι:

$$\begin{aligned}
 R_{setosa}^f(x, \theta_{setosa}^f) &= \max \left(\min \left(g^f \left(petalwidth, \theta_{setosa,1,1}^{1,f}, 0.4 \right) \right) \right), \\
 R_{versicolor}^f(x, \theta_{versicolor}^f) &= \max \left(\min \left(\begin{array}{l} g^f \left(petalwidth, \theta_{versicolor,1,1}^{1,f}, 0.4 \right), \\ g^f \left(petalwidth, \theta_{versicolor,1,2}^{1,f}, 1.7 \right), \\ g^f \left(petalwidth, \theta_{versicolor,1,3}^{1,f}, 4.9 \right) \end{array} \right) \right), \\
 R_{virginica}^f(x, \theta_{virginica}^f) &= \max \left(\min \left(\begin{array}{l} g^f \left(petalwidth, \theta_{virginica,1,1}^{1,f}, 0.4 \right), \\ g^f \left(petalwidth, \theta_{virginica,1,2}^{1,f}, 1.7 \right), \\ g^f \left(petalwidth, \theta_{virginica,1,3}^{1,f}, 4.9 \right) \end{array} \right), \right. \\
 &\quad \left. \min \left(\begin{array}{l} g^f \left(petalwidth, \theta_{virginica,2,1}^{1,f}, 0.4 \right), \\ g^f \left(petalwidth, \theta_{virginica,2,2}^{1,f}, 1.7 \right) \end{array} \right) \right),
 \end{aligned}
 \tag{Eξ. 4.57}$$

και,

$$\begin{aligned}
 \theta_{setosa}^f &= \left\{ \theta_{setosa,1}^f \right\} = \left\{ \theta_{setosa,1,1}^{1,f}, 0.4 \right\}, \\
 \theta_{versicolor}^f &= \left\{ \theta_{versicolor,1}^f \right\} = \left\{ \theta_{versicolor,1,1}^{1,f}, 0.4, \theta_{versicolor,1,2}^{1,f}, 1.7, \theta_{versicolor,1,3}^{1,f}, 4.9 \right\}, \\
 \theta_{virginica}^f &= \left\{ \begin{array}{l} \theta_{virginica,1}^f \\ \theta_{virginica,2}^f \end{array} \right\} = \left\{ \begin{array}{l} \theta_{virginica,1,1}^{1,f}, 0.4, \theta_{virginica,1,2}^{1,f}, 1.7, \theta_{virginica,1,3}^{1,f}, 4.9, \\ \theta_{virginica,2,1}^{1,f}, 0.4, \theta_{virginica,2,2}^{1,f}, 1.7 \end{array} \right\}.
 \end{aligned}
 \tag{Eξ. 4.58}$$

Τέλος, το ασαφές μοντέλο M^f ορίζεται ως:

$$\begin{aligned}
M^f(x, \Theta^f, T) &= \max(t_{setosa} \cdot R_{setosa}^f, t_{versicolor} \cdot R_{versicolor}^f, t_{virginica} \cdot R_{virginica}^f) = \\
&\max \left(\begin{array}{l} t_{setosa} \cdot \max(\min(g^f(petalwidth, \theta_{setosa,1,1}^{1,f}, 0.4))), \\ t_{versicolor} \cdot \max \left(\min \left(\begin{array}{l} g^f(petalwidth, \theta_{versicolor,1,1}^{1,f}, 0.4), \\ g^f(petalwidth, \theta_{versicolor,1,2}^{1,f}, 1.7), \\ g^f(petallength, \theta_{versicolor,1,3}^{1,f}, 4.9) \end{array} \right) \right), \\ t_{virginica} \cdot \max \left(\min \left(\begin{array}{l} g^f(petalwidth, \theta_{virginica,1,1}^{1,f}, 0.4), \\ g^f(petalwidth, \theta_{virginica,1,2}^{1,f}, 1.7), \\ g^f(petallength, \theta_{virginica,1,3}^{1,f}, 4.9) \end{array} \right) \right), \\ \min \left(\begin{array}{l} g^f(petalwidth, \theta_{virginica,2,1}^{1,f}, 0.4), \\ g^f(petalwidth, \theta_{virginica,2,2}^{1,f}, 1.7) \end{array} \right) \end{array} \right) \Rightarrow \\
M^f(x, \Theta^f, T) &= \max \left(\begin{array}{l} t_{setosa} \cdot g^f(petalwidth, \theta_{setosa,1,1}^{1,f}, 0.4), \\ \min \left(\begin{array}{l} t_{versicolor} \cdot g^f(petalwidth, \theta_{versicolor,1,1}^{1,f}, 0.4), \\ t_{versicolor} \cdot g^f(petalwidth, \theta_{versicolor,1,2}^{1,f}, 1.7), \\ t_{versicolor} \cdot g^f(petallength, \theta_{versicolor,1,3}^{1,f}, 4.9) \end{array} \right), \\ \min \left(\begin{array}{l} t_{virginica} \cdot g^f(petalwidth, \theta_{virginica,1,1}^{1,f}, 0.4), \\ t_{virginica} \cdot g^f(petalwidth, \theta_{virginica,1,2}^{1,f}, 1.7), \\ t_{virginica} \cdot g^f(petallength, \theta_{virginica,1,3}^{1,f}, 4.9) \end{array} \right), \\ \min \left(\begin{array}{l} t_{virginica} \cdot g^f(petalwidth, \theta_{virginica,2,1}^{1,f}, 0.4), \\ t_{virginica} \cdot g^f(petalwidth, \theta_{virginica,2,2}^{1,f}, 1.7) \end{array} \right) \end{array} \right) \quad \text{Εξ. 4.59}
\end{aligned}$$

όπου,

$$\begin{aligned}
\Theta^f &= \{\theta_{setosa}^f, \theta_{versicolor}^f, \theta_{virginica}^f\} = \\
&\left\{ \theta_{setosa,1,1}^{1,f}, 0.4, \theta_{versicolor,1,1}^{1,f}, 0.4, \theta_{versicolor,1,2}^{1,f}, 1.7, \theta_{versicolor,1,3}^{1,f}, 4.9, \theta_{virginica,1,1}^{1,f}, 0.4, \right. \\
&\left. \theta_{virginica,1,2}^{1,f}, 1.7, \theta_{virginica,1,3}^{1,f}, 4.9, \theta_{virginica,2,1}^{1,f}, 0.4, \theta_{virginica,2,2}^{1,f}, 1.7 \right\} \quad \text{Εξ. 4.60}
\end{aligned}$$

και T είναι τα βάρη κατηγορίας:

$$T = \{t_{setosa}, t_{versicolor}, t_{virginica}\}. \quad \text{Εξ. 4.61}$$

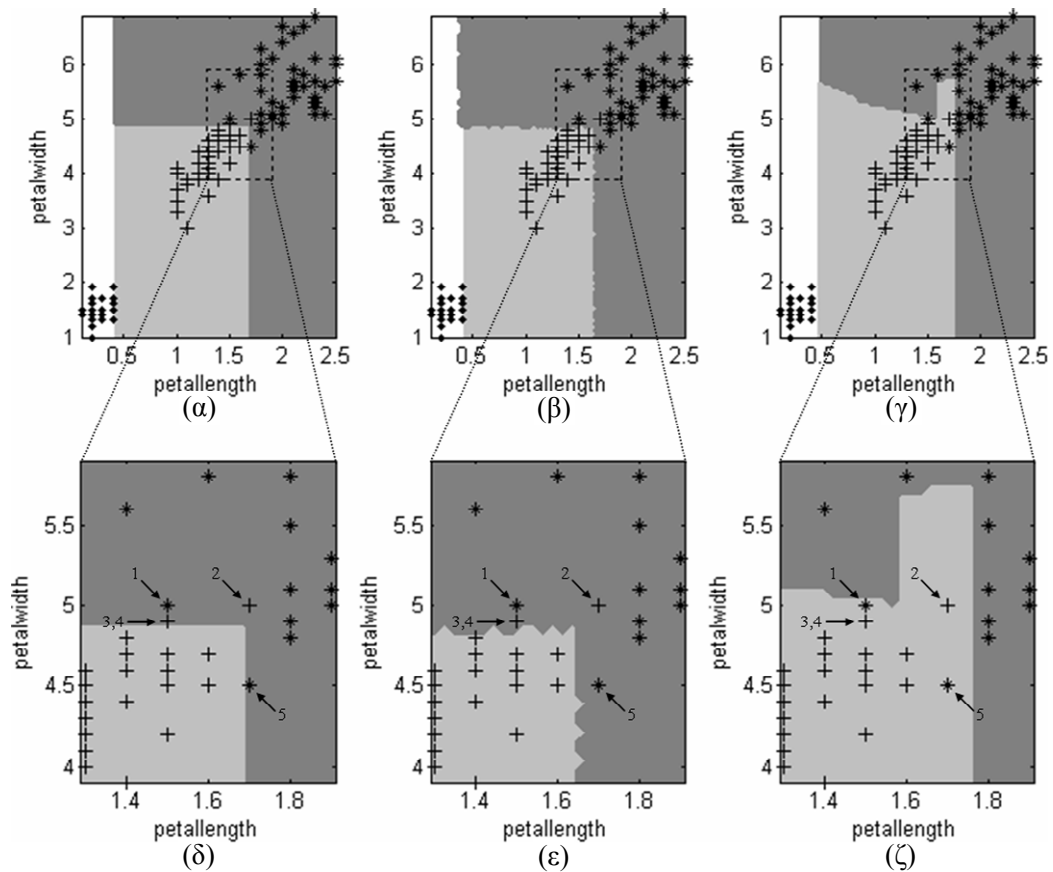
Η επιλογή των συγκεκριμένων τελεστών για των ορισμό των T_{norm} και S_{norm} , καθώς και εισαγωγής βαρών κατηγορίας πραγματοποιήθηκε έτσι ώστε το παράδειγμα να είναι ανάλογο με την εφαρμογή της μεθοδολογίας όπως αυτή υλοποιήθηκε στην οδηγούμενη-από-τα-δεδομένα ασαφή προσέγγιση. Αναλυτικά, οι εφαρμογές με την συγκεκριμένη προσέγγιση παρουσιάζονται στο Κεφάλαιο 7.

4.5.2.3. Βελτιστοποίηση

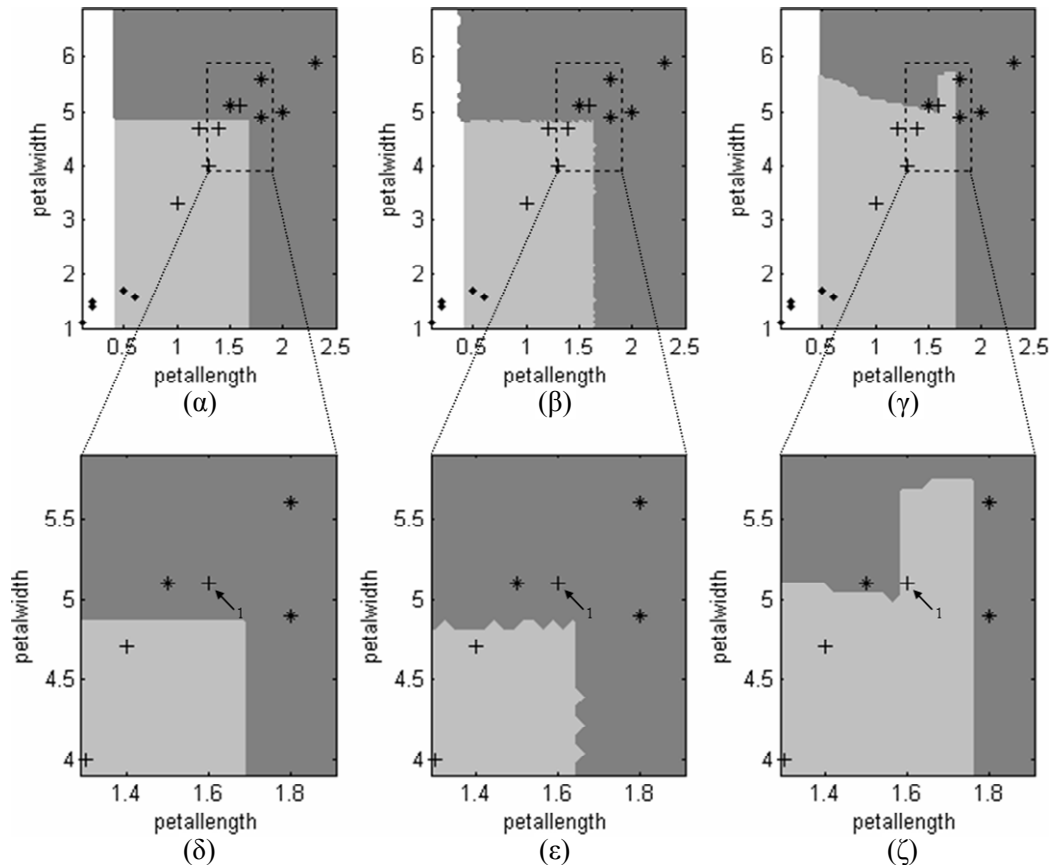
Στο τρίτο στάδιο, το ασαφές μοντέλο $M^f(x, \Theta^f, T)$ βελτιστοποιείται ως προς το σύνολο των παραμέτρων Θ^f και των βαρών T . Θεωρώντας ότι μετά την βελτιστοποίηση έχει βρεθεί ένα σύνολο παραμέτρων Θ^{f*} και T^* , τότε το τελικό ασαφές μοντέλο είναι: $M^f(x, \Theta^{f*}, T^*)$. Στο Σχήμα 4.2 παρουσιάζονται γραφικά οι περιοχές απόφασης όπως διαμορφώνονται σε κάθε βήμα της οδηγούμενης-από-τα-δεδομένα ασαφούς προσέγγισης, για το συγκεκριμένο παράδειγμα. Στα Σχήματα 4.2α, 4.2β και 4.2γ παρουσιάζονται οι περιοχές απόφασης για το σαφές μοντέλο, το ασαφές μοντέλο (με αρχικές τιμές για τις παραμέτρους) και το τελικό ασαφές μοντέλο (με βέλτιστες τιμές για τις παραμέτρους), καθώς και τα πρότυπα που χρησιμοποιούνται για την επαγωγή του δέντρου απόφασης και στην συνέχεια την εκπαίδευση του ασαφούς μοντέλου. Με κουκίδα (•) συμβολίζονται τα πρότυπα που ανήκουν στην κατηγορία *setosa*, με σταυρό (+) τα πρότυπα της κατηγορίας *versicolor*, ενώ με αστεράκι (*) τα πρότυπα της κατηγορίας *virginica*. Αντίστοιχα, με λευκό σημειώνεται η περιοχή απόφασης για την κατηγορία *setosa*, με ανοιχτό γκρι για την κατηγορία *versicolor* και με σκούρο για την κατηγορία *virginica*.

Στο Σχήμα 4.2α, τα όρια των περιοχών απόφασης είναι παράλληλα προς τους άξονες, στο σαφές μοντέλο με τις αρχικές τιμές για παραμέτρους υπάρχουν κάποιες μικρές αποκλίσεις, ενώ στο τελικό ασαφές μοντέλο με τις βέλτιστες τιμές παραμέτρων, τα όρια των περιοχών απόφασης έχουν διαφοροποιηθεί σημαντικά. Η περιοχή που σημειώνεται στα σχήματα 4.2α, 4.2β και 4.2γ (ορθογώνιο με διακεκομμένη γραμμή) μεγεθύνεται στα σχήματα 4.2δ, 4.2ε και 4.2ζ, αντίστοιχα. Επιπλέον, στα σχήματα 4.2δ, 4.2ε και 4.2ζ σημειώνονται πέντε πρότυπα του συνόλου εκπαίδευσης (τα πρότυπα 3 και 4 συμπίπτουν), τα οποία αλλάζουν κατηγορία μετά την βελτιστοποίηση, τα αποτελέσματα της οποίας ως προς τα όρια των περιοχών απόφασης παρουσιάζονται στο Σχήμα 4.3ζ. Συγκεκριμένα, τα πρότυπα 2, 3 και 4, που ανήκουν στην

κατηγορία *versicolor*, αρχικά ταξινομούνται λανθασμένα από το σαφές μοντέλο, ενώ τα πρότυπα 1 και 5, που ανήκουν στην κατηγορία *virginica*, ταξινομούνται σωστά. Στο ασαφές μοντέλο με βέλτιστες τιμές παραμέτρων, τα όρια των περιοχών απόφασης μεταβάλλονται κατά τέτοιο τρόπο ώστε τα πρότυπα 2, 3 και 4 να ταξινομούνται πλέον σωστά, ενώ τα πρότυπα 1 και 5 να ταξινομούνται λανθασμένα. Στο Σχήμα 4.3 παρουσιάζονται οι ίδιες περιοχές απόφασης με τα πρότυπα του συνόλου αξιολόγησης. Σε αυτή την περίπτωση, μόνο ένα πρότυπο αλλάζει κατηγορία: το πρότυπο 1, το οποίο ανήκει στην κατηγορία *versicolor*, αρχικά ταξινομείται λανθασμένα ενώ μετά την ασαφοποίηση και βελτιστοποίηση του μοντέλου, ταξινομείται σωστά.



Σχήμα 4.2 Πρότυπα εκπαίδευσης και περιοχές απόφασης για: (α) σαφές μοντέλο, (β) ασαφές μοντέλο με αρχικές τιμές παραμέτρων, (γ) ασαφές μοντέλο με βέλτιστες τιμές παραμέτρων. Τα (δ), (ε) και (ζ) παρουσιάζουν μεγεθύνσεις των περιοχών που σημειώνονται σε ορθογώνιο με διακεκομμένη γραμμή στα (α),(β) και (γ), αντίστοιχα.

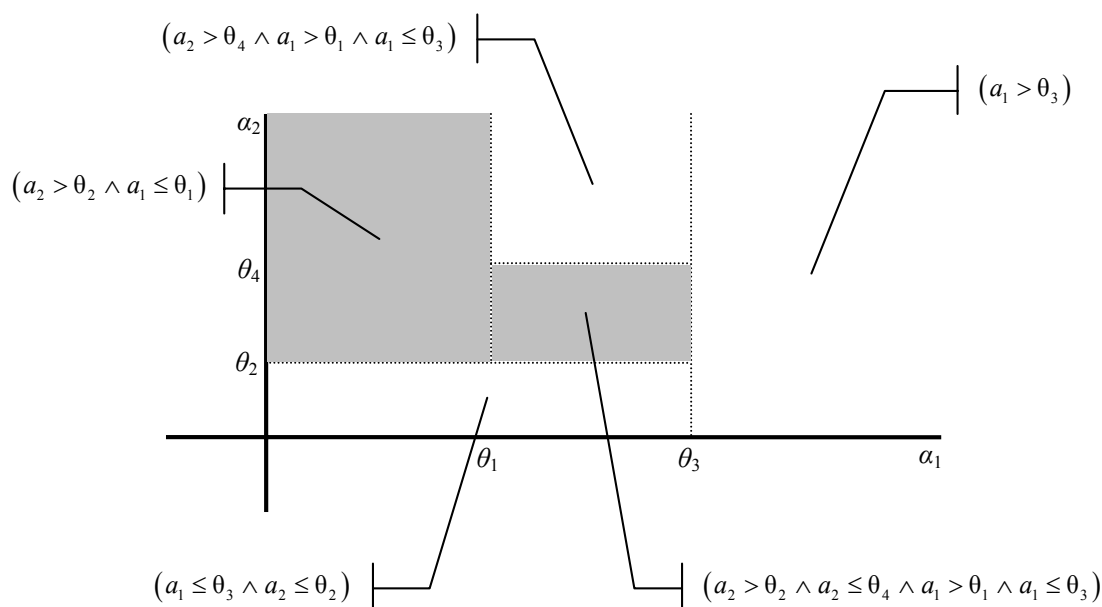


Σχήμα 4.3 Πρότυπα αξιολόγησης και περιοχές απόφασης για: (α) σαφές μοντέλο, (β) ασαφές μοντέλο με αρχικές τιμές παραμέτρων, (γ) ασαφές μοντέλο με βέλτιστες τιμές παραμέτρων. Τα (δ), (ε) και (ζ) παρουσιάζουν μεγεθύνσεις των περιοχών που σημειώνονται σε ορθογώνιο με διακεκομμένη γραμμή στα (α),(β) και (γ), αντίστοιχα.

4.6. Παρατηρήσεις

Η παραπάνω μεθοδολογία αναπτύχθηκε τμηματικά, με βάση τις ιδέες και τις παρατηρήσεις που προέκυπταν από τον σχεδιασμό και την εφαρμογή ενός μοντέλου απόφασης σε ένα συγκεκριμένο πρόβλημα και την ενσωμάτωση και εφαρμογή αυτών σε ένα νέο μοντέλο. Ο αρχικός σχεδιασμός του μοντέλου ήταν γνωσιακός καθώς στηρίζονταν αποκλειστικά στην καταγραφή και μοντελοποίηση της γνώσης και εμπειρίας ειδικών στο πεδίο της εφαρμογής. Αυτή η προσέγγιση εξασφαλίζει πολλά πλεονεκτήματα όπως η διαφάνεια του μηχανισμού απόφασης και, κατά συνέπεια, τη δυνατότητα αιτιολόγησης κάθε απόφασης που λαμβάνεται από το μοντέλο. Επιπλέον, η γνωσιακή προσέγγιση είναι πολύ λογικό σημείο εκκίνησης, καθώς η καταγραφή της υπάρχουσας γνώσης και η προσπάθεια σχεδιασμού μηχανισμών απόφασης που βασίζονται σε αυτή αποτελεί την πλέον λογική αρχή για την μελέτη ενός «πραγματικού» προβλήματος.

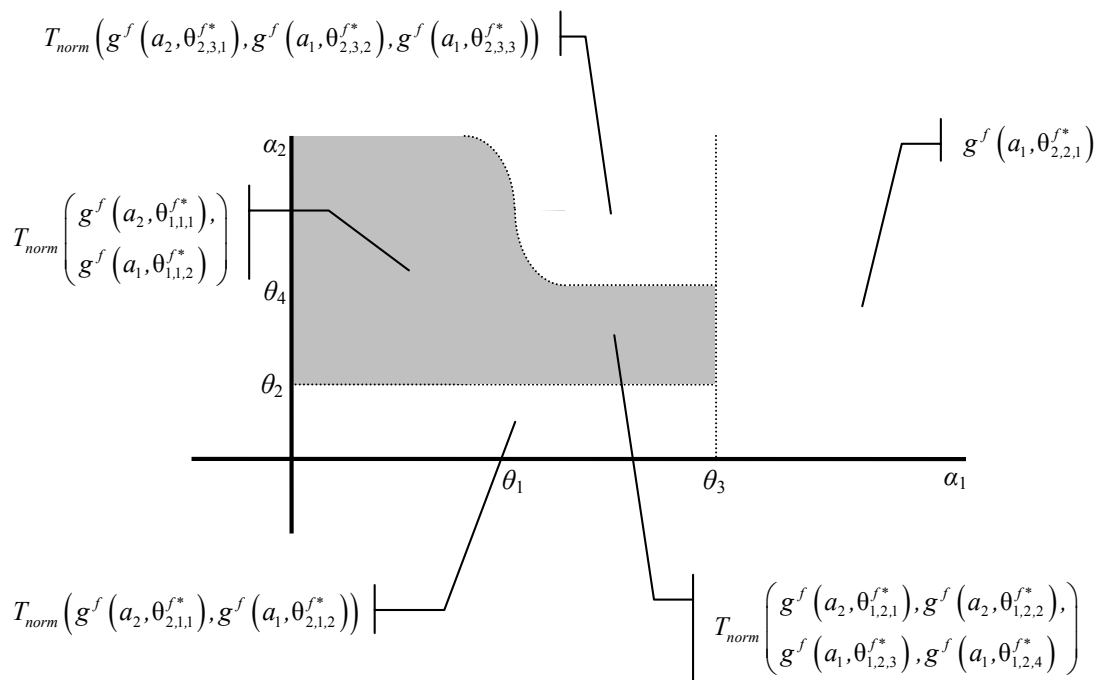
Η αρχική προσέγγιση, βασίστηκε σε κανόνες που δόθηκαν από ειδικούς του τομέα εφαρμογής, οι οποίοι ήταν σε σαφή μορφή: κάθε κανόνας στηρίζονταν σε κάποια «τεστ» που εκτελούνταν σε σχέση με τα χαρακτηριστικά του υπό εξέταση προτύπου και το αποτέλεσμα του ήταν δυαδικό σε σχέση με μία από τις πιθανές κατηγορίες. Έτσι, το αρχικό μοντέλο ήταν γνωσιακό, καθώς στηρίζονταν σε υπάρχουσα γνώση, και σαφές, διότι ακολουθούσε τις αρχές της σαφούς λογικής. Ένα βασικό μειονέκτημα των σαφών μοντέλων είναι ότι στηρίζονται σε όρια απόφασής που είναι παράλληλα με τους άξονες οι οποίοι ορίζονται από τα χαρακτηριστικά του προτύπου. Οι περιοχές απόφασης των κανόνων του παραδείγματος, που περιγράφονται στην Εξ. 4.36 παρουσιάζονται στο Σχήμα 4.4. Το σύστημα των αξόνων αναπαριστά τα χαρακτηριστικά a_1 και a_2 ενώ με γκρίζο χρώμα επισημαίνονται οι περιοχές απόφασης της κατηγορίας 1 και με λευκό χρώμα οι περιοχές απόφασης της κατηγορίας 2.



Σχήμα 4.4 Σχηματική αναπαράσταση των σαφών ορίων απόφασης.

Αυτό το μειονέκτημα προσδίδει «ακαμψία» στα όρια απόφασης. Ένας τρόπος άρσης αυτού του αρνητικού χαρακτηριστικού είναι η μετατροπή του μοντέλου σε ασαφές: η ασαφοποίηση του μοντέλου προσδίδει ελαστικότητα στα όρια απόφασης, επιτρέποντας, μετά από κάποια διαδικασία εκπαίδευσης, να πάρουν μορφές όχι απαραίτητα παράλληλες προς του άξονες και γενικότερα να μπορούν να προσαρμόζονται στις ιδιαιτερότητες του προβλήματος. Το ασαφές

μοντέλο αποτελεί γενίκευση του αντίστοιχου σαφούς, έχοντας περισσότερη προσαρμοστικότητα λόγω του ότι περιλαμβάνει μεγαλύτερο αριθμό παραμέτρων. Αυτές, αν επιλεχθούν με κατάλληλο τρόπο, μπορούν να οδηγήσουν το μοντέλο στο να αναγνωρίζει με μεγαλύτερη ακρίβεια τα ιδιαίτερα χαρακτηριστικά των ορίων απόφασης του προβλήματος και κατά συνέπεια να παράγει βέλτιστους μηχανισμούς απόφασης. Μια πιθανή εκδοχή των περιοχών απόφασης των ασαφών κανόνων μετά από βελτιστοποίηση, παρουσιάζεται στο Σχήμα 4.5. Όπως και στο Σχήμα 4.4, με γκριζό χρώμα επισημαίνονται οι περιοχές απόφασης της κατηγορίας 1 και με λευκό χρώμα οι περιοχές απόφασης της κατηγορίας 2.



Σχήμα 4.5 Σχηματική αναπαράσταση των ασαφών ορίων απόφασης.

Η γνωσιακή προσέγγιση που, με χρήση σαφών ή ασαφών μοντέλων, αποτέλεσε την πρώτη κατηγορία εφαρμογών, έχει ένα βασικό μειονέκτημα: η χρήση της απαιτεί την ύπαρξη αρχικής γνώσης στο πεδίο εφαρμογής. Αυτό έχει ως αποτέλεσμα τον περιορισμό της χρησιμότητάς της μόνο σε προβλήματα που έχουν μελετηθεί σε μεγάλο βαθμό, έτσι ώστε να έχει συσσωρευθεί η απαραίτητη γνώση και εμπειρία σε σχέση με τους μηχανισμούς που διέπουν τα αντίστοιχα πεδία, ενώ σε νέα ερευνητικά αντικείμενα η εφαρμογή της δεν είναι εφικτή. Έτσι, σχεδιάστηκε μια νέα προσέγγιση, η οποία δεν είχε ως αφετηρία τους

γνωσιακούς κανόνες, αλλά πηγαίνοντας ένα βήμα πιο μπροστά, βασίζονταν σε εξαγωγή κανόνων απευθείας από τα δεδομένα. Αυτή η οδηγούμενη-από-τα-δεδομένα προσέγγιση, απαιτεί την ύπαρξη μιας αρχικής, χαρακτηρισμένης βάσης δεδομένων, στην οποία εφαρμόζονται τεχνικές εξόρυξης πληροφορίας. Με αυτόν τον τρόπο, σχηματίζεται το αρχικό σύνολο κανόνων το οποίο, αφού μετασχηματιστεί στο ισοδύναμο σαφές μοντέλο, ακολουθεί την ίδια διαδικασία μετατροπής στο αντίστοιχο ασαφές μοντέλο και βελτιστοποίησης.

Επιπλέον, μελετήθηκε η απόδοση περαιτέρω ευελιξίας στα ασαφή μοντέλα, είτε αυτά προέρχονται από την γνωσιακή είτε από την οδηγούμενη-από-τα-δεδομένα προσέγγιση, μέσω της εισαγωγής επιπλέον παραμέτρων. Οι επιπλέον παράμετροι εισάγονται στα μοντέλα είτε λόγω της χρήσης παραμετρικών T_{norm} και S_{norm} είτε με την μορφή βαρών.

4.7. Εφαρμογές

Η μεθοδολογία εφαρμόστηκε σε προβλήματα που σχετίζονται με καρδιαγγειακές παθήσεις, όπως η ταξινόμηση αρρυθμικών παλμών, η ταξινόμηση ισχαιμικών παλμών και η διάγνωση της στεφανιαίας νόσου, και σε μια συλλογή από βάσεις δεδομένων, που προέρχονται από διάφορες ερευνητικές περιοχές.

Σε σχέση με την ταξινόμηση αρρυθμικών παλμών, αρχικά πραγματοποιείται μια γνωσιακή σαφής προσέγγιση, με χρήση ιατρικών κανόνων, η οποία στηρίζεται στο σήμα των RR διαστημάτων για την ταξινόμηση καρδιακών παλμών, ενώ περιλαμβάνει και ένα στάδιο για την αυτόματη ανίχνευση και ταξινόμηση των καρδιακών αρρυθμικών επεισοδίων [185-187,134]. Η γνωσιακή σαφής προσέγγιση αποτελεί προοίμιο της γενικής μεθοδολογίας, και στην συνέχεια πραγματοποιήθηκαν πολλές προσεγγίσεις της γενικής μεθοδολογίας σε σχέση με την ταξινόμηση αρρυθμικών παλμών, που περιλαμβάνουν: (i) γνωσιακή ασαφή προσέγγιση, όπου το αρχικό σύνολο κανόνων προέρχεται από ιατρική γνώση και εμπειρία [188,191,192], (ii) οδηγούμενη-από-τα-δεδομένα ασαφής προσέγγιση, κατά την οποία οι κανόνες που χρησιμοποιούνται για τον ορισμό του σαφούς μοντέλου, εξάγονται απευθείας από τα δεδομένα, χρησιμοποιώντας τεχνικές εξόρυξης δεδομένων και πιο συγκεκριμένα τεχνικές επαγωγής δέντρων απόφασης [189,198,199], (iii) συνδυασμό των δύο τεχνικών (γνωσιακής και οδηγούμενης-από-τα-δεδομένα), με την δημιουργία το αρχικού συνόλου με κανόνες που προέρχονται τόσο από ιατρική γνώση, όσο και από τεχνικές εξόρυξης

δεδομένων [193]. Το πρόβλημα της ταξινόμησης ισχαιμικών παλμών προσεγγίστηκε με δύο τρόπους, (i) γνωσιακή ασαφή προσέγγιση, όπου το αρχικό σύνολο κανόνων προέρχεται από ιατρική γνώση και εμπειρία [192], (ii) οδηγούμενη-από-τα-δεδομένα ασαφή προσέγγιση, όπου οι κανόνες εξάγονται απευθείας από τα δεδομένα, χρησιμοποιώντας τεχνικές επαγωγής δέντρων απόφασης [189,200]. Τέλος, η διάγνωση της στεφανιαίας νόσου πραγματοποιήθηκε χρησιμοποιώντας την οδηγούμενη-από-τα-δεδομένα ασαφή προσέγγιση με χρήση δέντρων απόφασης για την εξαγωγή του αρχικού συνόλου κανόνων [196,198,190], καθώς σε αυτή την περίπτωση δεν ήταν διαθέσιμη κάποια αρχική γνώση. Σε σχέση με την χρήση βαρών στα ασαφή μοντέλα που αναπτύχθηκαν για την αντιμετώπιση προβλημάτων που σχετίζονται με καρδιαγγειακές παθήσεις, η εφαρμογή τους περιορίστηκε στην χρήση ολικών βαρών κατά τις οδηγούμενες-από-τα-δεδομένα ασαφείς προσέγγισης του κάθε προβλήματος [189,192,196]. Σε αυτή την περίπτωση, οι τιμές των βαρών προσδιορίστηκαν από τις πληροφορίες που συνοδεύουν κάθε κανόνα στο δέντρο απόφασης, και δεν συμπεριλαμβάνονται στην βελτιστοποίηση.

Η δεύτερη κατηγορία προβλημάτων στην οποία εφαρμόζεται η γενική μεθοδολογία είναι μία συλλογή από βάσεις δεδομένων, που αναφέρονται σε διάφορες ερευνητικές περιοχές. Η εφαρμογή σε αυτές τις βάσεις δεδομένων πραγματοποιείται αφού η χρήση τους για την αξιολόγηση μεθόδων λήψης αποφάσεων, αποτελεί κοινή πρακτική σε πολλές εργασίες που έχουν παρουσιαστεί στην διεθνή βιβλιογραφία. Σε αυτή την περίπτωση, η μελέτη εστιάζεται περισσότερο στην αξιολόγηση της μεθοδολογίας και λιγότερο στο πεδίο από το οποίο προέρχονται τα δεδομένα. Η εφαρμογή της μεθοδολογίας πραγματοποιήθηκε με την οδηγούμενη-από-τα-δεδομένα ασαφή προσέγγιση με χρήση δέντρων απόφασης για την εξαγωγή του αρχικού συνόλου κανόνων [197]. Στην δεύτερη κατηγορία προβλημάτων πραγματοποιήθηκε και μια πιο ολοκληρωμένη μελέτη σε σχέση με την χρήση βαρών στα ασαφή μοντέλα. Αρχικά, ορίστηκαν τα βάρη κατηγορίας [197,195] και παρουσιάστηκε η λειτουργία τους, τόσο σε παραδείγματα όσο και αριθμητικά. Επιπλέον, χρησιμοποιήθηκαν και οι τρεις κατηγορίες βαρών και έγινε σύγκριση μεταξύ των ασαφών μοντέλων που παράγονται [194,195]. Και στις δύο μελέτες, οι τιμές των βαρών εισάγονται στο στάδιο της βελτιστοποίησης, δηλαδή υπολογίζονται τιμές για τα βάρη τέτοιες ώστε να μεγιστοποιείται η ικανότητα λήψης αποφάσεων του ασαφούς μοντέλου.

ΚΕΦΑΛΑΙΟ 5:

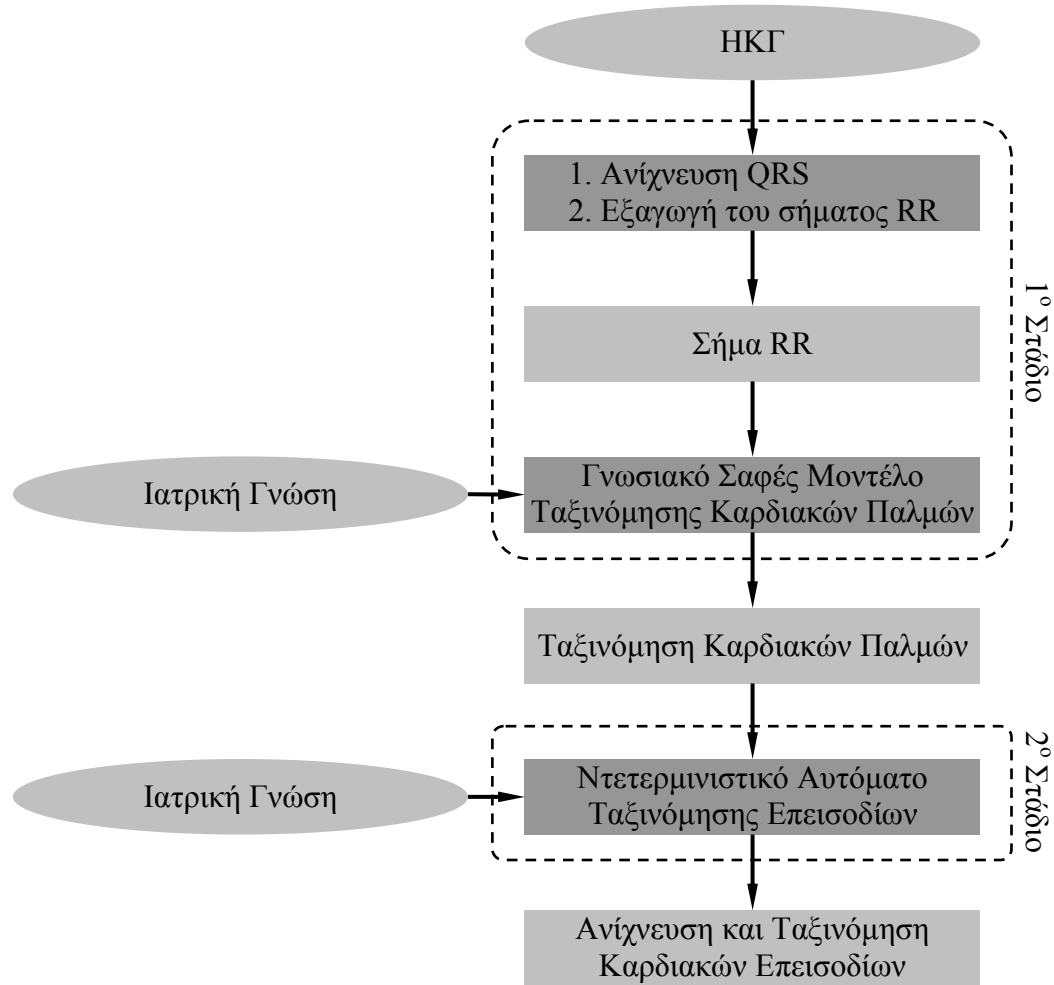
ΓΝΩΣΙΑΚΗ ΣΑΦΗΣ ΠΡΟΣΕΓΓΙΣΗ

-
- 5.1 Ταξινόμηση αρρυθμικών καρδιακών παλμών
 - 5.2 Ανίχνευση και ταξινόμηση καρδιακών αρρυθμικών επεισοδίων
 - 5.3 Δεδομένα αξιολόγησης
 - 5.4 Αποτελέσματα αξιολόγησης
 - 5.5 Σχολιασμός και συμπεράσματα
-

Σε αυτό το κεφάλαιο παρουσιάζεται γνωσιακή μέθοδος για την αυτόματη διάγνωση της αρρυθμίας, η οποία στηρίζεται στο σήμα των RR διαστημάτων. Η μέθοδος αποτελείται από δύο στάδια. Αρχικά, γίνεται ταξινόμηση των καρδιακών παλμών στο ΗΚΓ και στην συνέχεια το αποτέλεσμα χρησιμοποιείται για την ανίχνευση και ταξινόμηση των αρρυθμικών επεισοδίων. Η μέθοδος αποτελεί γνωσιακή σαφή προσέγγιση για την αυτόματη διάγνωση της αρρυθμίας και βασίζεται σε κανόνες που έχουν δοθεί από ειδικούς καρδιολόγους. Η αξιολόγηση της μεθόδου γίνεται με χρήση της βάσης δεδομένων MITADB και αποτελέσματα παρουσιάζονται για κάθε στάδιο.

5.1. Ταξινόμηση αρρυθμικών καρδιακών παλμών

Η ταξινόμηση καρδιακών παλμών, που αποτελεί το πρώτο στάδιο της μεθόδου, πραγματοποιείται παλμό προς παλμό στην ΗΚΓ καταγραφή παράγοντας μια εκτίμηση για τον κάθε παλμό σε σχέση με άρρυθμη καρδιακή συμπεριφορά και υλοποιείται σε δύο φάσεις. Αρχικά, γίνεται εξαγωγή του σήματος RR από το ΗΚΓ το οποίο στην συνέχεια χρησιμοποιείται για την ταξινόμηση του κάθε παλμού. Το Σχήμα 5.1 παρουσιάζει τα στάδια της μεθόδου.



Σχήμα 5.1 Στάδια της μεθόδου για την αυτόματη ταξινόμηση καρδιακών παλμών και αρρυθμικών επεισοδίων.

5.1.1. Εξαγωγή του σήματος RR

Στην ΗΚΓ καταγραφή, αρχικά ανιχνεύεται ένα σημείο σε κάθε σύμπλεγμα QRS (σημείο QRS), χρησιμοποιώντας τον αλγόριθμο που προτάθηκε από τους Hamilton και Tompkins [76,140,183]. Στην συνέχεια, ανιχνεύεται το κύμα R, το οποίο αποτελεί το βασικό έπαρμα του συμπλέγματος QRS. Η ανίχνευση πραγματοποιείται εντός των ορίων του παραθύρου [σημείο QRS - 280 ms, σημείο QRS + 120 ms], αφού το κύμα R είναι το σημείο στο οποίο το σήμα έχει την μέγιστη απόλυτη τιμή του. Στην συνέχεια εξάγεται το σήμα RR, που αποτελείται από την διάρκεια των διαστημάτων μεταξύ διαδοχικών κυμάτων R.

5.1.2. Σαφές γνωσιακό μοντέλο ταξινόμησης καρδιακών παλμών

Η ταξινόμηση των καρδιακών παλμών υλοποιείται από ένα γνωσιακό σαφές μοντέλο, που αποτελείται από ένα σύνολο κανόνων. Στο σήμα των διαστημάτων RR χρησιμοποιείται ένα κυλιόμενο παράθυρο τριών διαδοχικών διαστημάτων RR, και οι κανόνες εφαρμόζονται σε αυτό το παράθυρο ταξινομώντας τον δεύτερο παλμό του παραθύρου. Κάθε παλμός κατατάσσεται σε μία από τις τέσσερις κατηγορίες:

1. παλμός από κοιλιακό ινιδισμό/μαρμαρυγή (KI/M),
2. πρόωμη κοιλιακή συστολή (ΠΚΣ),
3. φυσιολογική συστολή (Φ), και
4. παλμός που ανήκει σε επεισόδιο 2^ο κολποκοιλιακό αποκλεισμό (ΚΚΑ2).

Το μοντέλο αποτελείται από τρεις κανόνες, οι οποίοι εφαρμόζονται στο $l^{\text{στο}}$ παράθυρο του σήματος RR που αποτελείται από τα $[RR_{l-1}, RR_l, RR_{l+1}]$ και ταξινομούν το μεσαίο (RR_l).

Κανόνας 1: Κοιλιακός ινιδισμός/μαρμαρυγή

Ο κανόνας ενεργοποιείται αν το μεσαίο RR διάστημα είναι σημαντικά μικρότερο του πρώτου διαστήματος RR ($RR_{l-1} > 1,8 \cdot RR_l$) και η διάρκεια του μεσαίου RR διαστήματος είναι μικρότερη από 0,4 δευτερόλεπτα. Σε αυτή την περίπτωση το RR_l θεωρείται ως η έναρξη ενός επεισοδίου KI/M και στην συνέχεια όλα τα παράθυρα που ακολουθούν το $l^{\text{στο}}$ ($l+1, l+2, \dots$) εξετάζονται για δύο συνθήκες:

Συνθήκη 1: Η διάρκεια όλων των διαστημάτων RR στο παράθυρο είναι μικρότερη από 0,5 δευτερόλεπτα ($RR_{l-1} < 0,5$ **ΚΑΙ** $RR_l < 0,5$ **ΚΑΙ** $RR_{l+1} < 0,5$). Αυτή η συνθήκη εξασφαλίζει ότι κάθε διάστημα RR μέσα στο επεισόδιο είναι σύντομο και η συχνότητα των παλμών του επεισοδίου υψηλή.

Συνθήκη 2: Η συνολική διάρκεια του παραθύρου είναι μικρότερη των 1,2 δευτερολέπτων ($RR_{l-1} + RR_l + RR_{l+1} < 1,2$). Αυτή η συνθήκη εξασφαλίζει ότι αν κάποιο από τα διαστήματα RR του παραθύρου έχει διάρκεια μεγαλύτερη από 0,5 δευτερόλεπτα αλλά η συνολική διάρκεια του παραθύρου παραμένει μικρή τότε θεωρείται ως ένα συνεχόμενο επεισόδιο.

Όταν μία από τις δύο συνθήκες είναι αληθής τότε ο παλμός ταξινομείται ως KI/M (κατηγορία 1). Αν για κάποιο παράθυρο k ($k > l$) και οι δύο συνθήκες είναι ψευδείς, τότε αυτό θεωρείται ως η λήξη του επεισοδίου και γίνεται έλεγχος ως προς την διάρκειά του: αν

$k - l \leq 3$ τότε ο αλγόριθμος επιστρέφει στο παράθυρο l , θεωρώντας ότι όλοι οι ενδιάμεσοι παλμοί δεν έχουν ταξινομηθεί, και συνεχίζει με τον κανόνα 2.

Κανόνας 2: Πρώιμες κοιλιακές συστολές

Αν μία από τις ακόλουθες συνθήκες είναι αληθείς τότε το RR_l ταξινομείται ως ΠΚΣ.

Συνθήκη 1: Αν το πρώτο και το τρίτο διάστημα RR του παραθύρου είναι αρκετά μεγαλύτερα του μεσαίου ($RR_{l-1} > 1,15 \cdot RR_l$ **ΚΑΙ** $RR_{l+1} > 1,15 \cdot RR_l$) τότε ανιχνεύεται μια (μεμονωμένη) ΠΚΣ.

Συνθήκη 2: Αν η διαφορά της διάρκειας μεταξύ πρώτου και δεύτερου διαστήματος RR του παραθύρου είναι μικρότερη από 0,2 δευτερόλεπτα ($|RR_{l-1} - RR_l| < 0,2$), τα δύο πρώτα διαστήματα RR είναι μικρότερα από 0,55 δευτερόλεπτα ($RR_{l-1} < 0,55$ **ΚΑΙ** $RR_l < 0,55$) και το τρίτο RR διάστημα του παραθύρου έχει διάρκεια μεγαλύτερη από την μέση διάρκεια των δύο πρώτων αυξημένη κατά 20% $\left(1,2 \cdot \frac{RR_{l-1} + RR_l}{2} < RR_{l+1}\right)$, τότε αναγνωρίζεται ζεύγος ΠΚΣ, κατά τα οποία τα δύο πρώτα διαστήματα είναι βραχεία και παρόμοιας διάρκειας και το τρίτο αρκετά μεγαλύτερο, δηλαδή $RR_{l+1} > RR_l \approx RR_{l-1}$.

Συνθήκη 3: Αν η διαφορά της διάρκειας μεταξύ δεύτερου και τρίτου διαστήματος RR του παραθύρου είναι μικρότερη από 0,2 δευτερόλεπτα ($|RR_l - RR_{l+1}| < 0,2$), τα δύο τελευταία διαστήματα RR είναι μικρότερα από 0,55 δευτερόλεπτα ($RR_l < 0,55$ **ΚΑΙ** $RR_{l+1} < 0,55$) και το πρώτο RR διάστημα του παραθύρου έχει διάρκεια μεγαλύτερη από την μέση διάρκεια των δύο τελευταίων διευρυμένη κατά 20% $\left(1,2 \cdot \frac{RR_l + RR_{l+1}}{2} < RR_{l-1}\right)$ τότε αναγνωρίζεται ζεύγος ΠΚΣ, καθώς τα δύο τελευταία διαστήματα είναι μικρά και παρόμοιας διάρκειας και το πρώτο αρκετά μεγαλύτερο, δηλαδή όταν $RR_{l-1} > RR_l \approx RR_{l+1}$.

Κανόνας 3: 2^ο Κολποκοιλιακός Αποκλεισμός

Αν οι ακόλουθες συνθήκες είναι ταυτόχρονα αληθείς, τότε το RR_l θεωρείται ότι ανήκει σε επεισόδιο ΚΚΑ2.

Συνθήκη 1: Η διάρκεια του μεσαίου διαστήματος RR είναι μεταξύ 1,5 και 2 δευτερολέπτων ($1,5 \leq RR_i \leq 2$).

Συνθήκη 2: Η διαφορά της διάρκειας μεταξύ του πρώτου και του δεύτερου διαστήματος RR του παραθύρου ή μεταξύ του δεύτερου και του τρίτου διαστήματος RR του παραθύρου, είναι μικρότερη από 0,2 δευτερόλεπτα ($|RR_{i-1} - RR_i| < 0,2$ 'Η $|RR_i - RR_{i+1}| < 0,2$).

Η πρώτη συνθήκη εξασφαλίζει ότι το μεσαίο RR διάστημα είναι μεγάλο ενώ η δεύτερη ότι δεν είναι μεμονωμένο.

Στο Σχήμα 5.2 παρουσιάζονται οι γνωσιακοί κανόνες για την ταξινόμηση των αρρυθμικών παλμών.

$$l = 2$$

1. Αρχικοποίηση

$$\tau_l = 3 \text{ (}\Phi\text{)} \text{ (κάθε παλμός θεωρείται a-priori φυσιολογικός)}$$

2. Κανόνας 1: Κοιλιακός ινιδισμός/μαρμαρυγή

$$\text{ΑΝ } (RR_l < 0,4 \text{ ΚΑΙ } RR_{l-1} > 1,8 \cdot RR_l) \text{ ΤΟΤΕ}$$

$$\tau_l = 1 \text{ (ΚΙ/Μ)}$$

$$k = l + 1$$

$$\text{ΟΣΟ } (RR_{k-1} < 0,5 \text{ ΚΑΙ } RR_k < 0,5 \text{ ΚΑΙ } RR_{k+1} < 0,5) \text{ Η}$$

$$(RR_{k-1} + RR_k + RR_{k+1} < 1,2) \text{ ΕΠΑΝΑΛΑΒΕ}$$

$$\tau_k = 1 \text{ (ΚΙ/Μ)}$$

$$k = k + 1$$

ΤΕΛΟΣ_ΕΠΑΝΑΛΗΨΗΣ

ΤΕΛΟΣ_ΑΝ

$$\text{ΑΝ } k - l \leq 3 \text{ ΤΟΤΕ}$$

ΓΙΑ m ΑΠΟ l ΜΕΧΡΙ k-1 ΕΠΑΝΑΛΑΒΕ

$$\tau_m = 3 \text{ (}\Phi\text{)}$$

ΤΕΛΟΣ_ΕΠΑΝΑΛΗΨΗΣ

ΑΛΛΙΩΣ

$$l = k - 1$$

ΤΕΛΟΣ_ΑΝ

3. Κανόνας 2: Πρώιμες κοιλιακές συστολές

$$\text{ΑΝ } (RR_{l-1} > 1,15 \cdot RR_l \text{ ΚΑΙ } RR_{l+1} > 1,15 \cdot RR_l) \text{ Η}$$

$$\left(|RR_{l-1} - RR_l| < 0,2 \text{ ΚΑΙ } RR_{l-1} < 0,55 \text{ ΚΑΙ } RR_l < 0,55 \text{ ΚΑΙ } 1,2 \cdot \frac{RR_{l-1} + RR_l}{2} < RR_{l+1} \right) \text{ Η}$$

$$\left(|RR_l - RR_{l+1}| < 0,2 \text{ ΚΑΙ } RR_l < 0,55 \text{ ΚΑΙ } RR_{l+1} < 0,55 \text{ ΚΑΙ } 1,2 \cdot \frac{RR_l + RR_{l+1}}{2} < RR_{l-1} \right) \text{ ΤΟΤΕ}$$

$$\tau_l = 2 \text{ (ΠΚΣ)}$$

ΤΕΛΟΣ_ΑΝ

4. Κανόνας 3: 2° Κολποκοιλιακός Αποκλεισμός

$$\text{ΑΝ } (1,5 \leq RR_l \leq 2) \text{ Ή } |RR_{l-1} - RR_l| < 0,2 \text{ Ή } |RR_l - RR_{l+1}| < 0,2 \text{ ΤΟΤΕ}$$

$$\tau_l = 4 \text{ (ΚΚΑ2)}$$

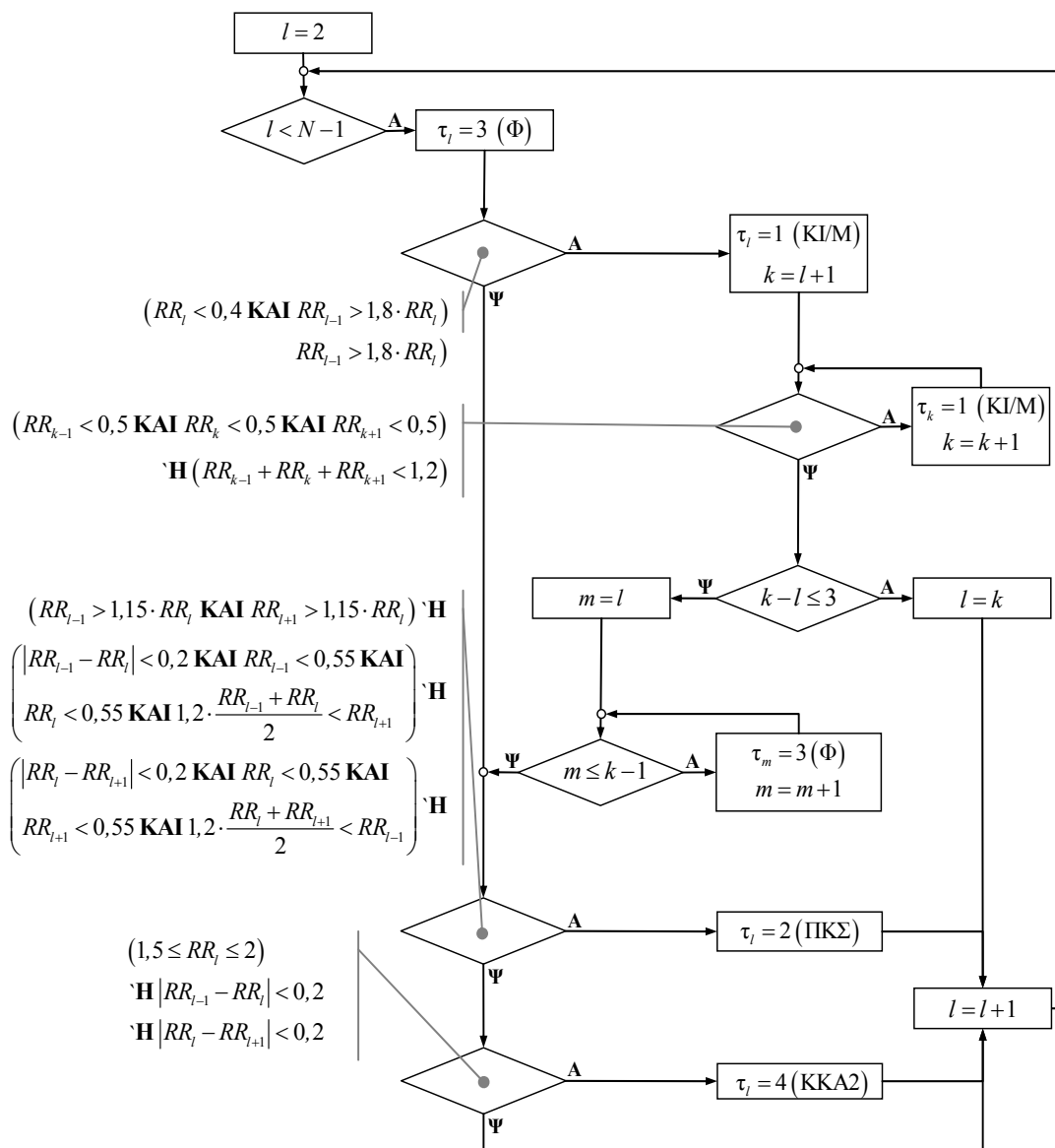
ΤΕΛΟΣ_ΑΝ

5. Ανανέωση παραθύρου

$$l = l + 1$$

Σχήμα 5.2 Γνωσιακοί κανόνες για την ταξινόμηση των αρρυθμικών παλμών, όπου τ_l είναι η διάγνωση (κατηγορία) του $l^{\text{οστου}}$ παλμού.

Οι τρεις κανόνες εφαρμόζονται σειριακά και με προτεραιότητα. Αν ένας από του κανόνες ταξινομήσει ένα παλμό τότε δεν εφαρμόζονται οι κανόνες που ακολουθούν. Σε περίπτωση που κανένας από τους κανόνες δεν ισχύει για κάποιο παλμό, τότε αυτός θεωρείται φυσιολογικός, και έτσι ταξινομείται στην τρίτη κατηγορία. Στο Σχήμα 5.3 παρουσιάζεται το διάγραμμα ροής του γνωστικού σαφούς μοντέλου.



Σχήμα 5.3 Διάγραμμα ροής του γνωστικού σαφούς μοντέλου για την ταξινόμηση καρδιακών παλμών, όπου A αληθής, Ψ ψευδής και N είναι ο συνολικός αριθμός των παλμών.

5.2. Ανίχνευση και ταξινόμηση καρδιακών αρρυθμικών επεισοδίων

Η ανίχνευση και ταξινόμηση των αρρυθμικών επεισοδίων υλοποιείται με την χρήση ενός ντετερμινιστικού αυτόματου, το οποίο αποτελεί γνωσιακή προσέγγιση αφού σχεδιάστηκε με χρήση ιατρικής γνώσης. Η είσοδος στο αυτόματο είναι η ταξινόμηση των καρδιακών παλμών, που παράγεται στο προηγούμενο στάδιο. Το αυτόματο έχει την δυνατότητα να ανιχνεύει και να ταξινομεί έξι τύπους αρρυθμικής καρδιακής συμπεριφοράς:

1. κοιλιακή διδυμία,
2. κοιλιακή τριδυμία,
3. ζεύγος έκτακτων κοιλιακών συστολών,
4. κοιλιακή ταχυκαρδία,
5. κοιλιακός ινιδισμός/μαρμαρυγή και
6. 2^ο κολποκοιλιακός αποκλεισμός.

Στους τύπους που ταξινομούνται δεν συμπεριλαμβάνεται ο φυσιολογικός καρδιακός ρυθμός: θεωρείται ότι αν δεν ανιχνεύεται κάποια από τις διαταραχές ο ρυθμός είναι φυσιολογικός. Η έναρξη κάθε τύπου επεισοδίου γίνεται όταν κάποιος συγκεκριμένος τύπος παλμού δοθεί ως είσοδος στο αυτόματο (ΠΚΣ για κοιλιακή διδυμία, τριδυμία, ζεύγος έκτακτων συστολών ή κοιλιακή ταχυκαρδία, ΚΙ/Μ για κοιλιακό ινιδισμό/μαρμαρυγή και ΚΚΑ2 για 2^ο κολποκοιλιακό αποκλεισμό) και τερματίζει όταν στην είσοδο βρεθεί κάποιος παλμός ο οποίος δεν ταιριάζει στην ακολουθία παλμών του συγκεκριμένου τύπου επεισοδίου. Επομένως, η αρχική κατάσταση του αυτόματου (κατάσταση 1) παραμένει όσο δίνονται ως είσοδος στο αυτόματο παλμοί διαγνωσμένοι ως φυσιολογικοί, ενώ παλμός με οποιαδήποτε άλλη διάγνωση προκαλεί την έναρξη της ανίχνευσης κάποιου καρδιακού αρρυθμικού επεισοδίου, με την μετάβαση σε κάποια άλλη κατάσταση του αυτόματου. Έτσι, αν στην είσοδο δοθεί ένας παλμός διαγνωσμένος ως ΠΚΣ, τότε το αυτόματο μετακινείται στην κατάσταση 2, η οποία είναι η έναρξη ενός πιθανού επεισοδίου κοιλιακής διδυμίας, τριδυμίας, ζεύγους κοιλιακών συστολών ή κοιλιακής ταχυκαρδίας. Αν στην είσοδο δοθεί ένας παλμός διαγνωσμένος ως ΚΙ/Μ τότε ένα πιθανό επεισόδιο κοιλιακού ινιδισμού/μαρμαρυγής ξεκινάει και το αυτόματο μετακινείται στην κατάσταση 7. Αν δοθεί στην είσοδο ένας παλμός διαγνωσμένος ως ΚΚΑ2, τότε το αυτόματο μετακινείται στην κατάσταση 8, ξεκινώντας την ανίχνευση ενός πιθανού επεισοδίου 2^ο κολποκοιλιακού αποκλεισμού.

Η είσοδος παλμού διαγνωσμένου ως πρόιμη κοιλιακή συστολή οδηγεί το αυτόματο στην κατάσταση 2 για πιθανό επεισόδιο κοιλιακής διδυμίας, τριδυμίας, ζεύγους κοιλιακών

συστολών ή κοιλιακής ταχυκαρδίας. Οι καταστάσεις 3 έως και 6 του αυτόματου πραγματοποιούν την διάκριση μεταξύ αυτών. Ένα επεισόδιο κοιλιακής διδυμίας είναι η εναλλαγή φυσιολογικών παλμών και πρώιμων κοιλιακών συστολών, με αναλογία 1:1 (ΠΚΣ – Φ – ΠΚΣ – Φ – ... Φ – ΠΚΣ) ενώ στην περίπτωση της κοιλιακής τριδυμίας η αναλογία είναι 2:1 (ΠΚΣ – Φ – Φ – ΠΚΣ – Φ – Φ – ... – Φ – Φ – ΠΚΣ). Δύο συνεχόμενες έκτακτες κοιλιακές συστολές που ακολουθούνται από κάποιο διαφορετικού τύπου παλμό, αποτελούν ζεύγος πρώιμων κοιλιακών συστολών, ενώ όταν το πλήθος τους είναι ίσο ή μεγαλύτερο του 3 συνιστούν επεισόδιο κοιλιακής ταχυκαρδίας. Λόγω της ομοιότητας στην έναρξη των επεισοδίων κοιλιακής διδυμίας και τριδυμίας (ΠΚΣ – Φ ...) χρησιμοποιούνται σημαφόροι για τον διαχωρισμό τους.

Αναλυτικά, οι καταστάσεις του αυτόματου είναι οι εξής:

Κατάσταση 1: Είναι η αρχική κατάσταση του αυτόματου. Με είσοδο παλμό διαγνωσμένο ως ΠΚΣ, ΚΙ/Μ ή ΚΚΑ2 τότε το αυτόματο μεταβαίνει στην κατάσταση 2, 7 ή 8, αντίστοιχα. Για κάθε άλλη είσοδο (παλμό διαγνωσμένο ως Φ) το αυτόματο παραμένει στην κατάσταση 1.

Κατάσταση 2: Αφορά πιθανό επεισόδιο κοιλιακής διδυμίας, τριδυμίας, ζεύγους κοιλιακών συστολών ή κοιλιακής ταχυκαρδίας. Αν ο επόμενος παλμός είναι διαγνωσμένος ως Φ τότε το αυτόματο μεταβαίνει στην κατάσταση 3. Αν ο επόμενος παλμός είναι διαγνωσμένος ως ΠΚΣ τότε το αυτόματο μεταβαίνει στην κατάσταση 5. Για κάθε άλλη είσοδο (παλμό διαγνωσμένο ως ΚΙ/Μ ή ΚΚΑ2) το αυτόματο επιστρέφει στην κατάσταση 1. Η κατάσταση 2 μπορεί να βρίσκεται μέσα σε επεισόδιο κοιλιακή διδυμίας ή τριδυμίας. Αν μια από τις δύο σημαφόρους είναι ανεβασμένη τότε, με είσοδο παλμού με διάγνωση διαφορετική του Φ, αυτός ο παλμός θεωρείται ως το τέλος του σχετικού επεισοδίου και επομένως η αντίστοιχη σημαφόρος κατεβαίνει καθορίζοντας την διάρκεια του επεισοδίου, δηλαδή τον αριθμό των παλμών που υπάρχουν σε αυτό. Με είσοδο παλμού με διάγνωση Φ η κατάστασή της διατηρείται αναλλοίωτη. Σε καμία περίπτωση στην κατάσταση 2 δεν ανεβαίνει σημαφόρος.

Κατάσταση 3: Είναι το πιθανό επεισόδιο κοιλιακής διδυμίας. Αν ο επόμενος παλμός είναι διαγνωσμένος ως ΠΚΣ τότε:

α) αν η σημαφόρος κοιλιακής τριδυμίας είναι ανεβασμένη, τότε αυτός ο παλμός θεωρείται ως το τέλος ενός επεισοδίου κοιλιακής τριδυμίας, η σημαφόρος κατεβαίνει (καθορίζοντας την διάρκεια του επεισοδίου) και το αυτόματο επιστρέφει στην κατάσταση 2,

β) αν η σημαφόρος κοιλιακής διδυμίας είναι ανεβασμένη, τότε αυτός ο παλμός θεωρείται ως πρόοδος ενός επεισοδίου κοιλιακής διδυμίας και το αυτόματο επιστρέφει στην κατάσταση 2,

γ) αν καμία σημαφόρος δεν είναι ανεβασμένη, τότε αυτός ο παλμός θεωρείται ως ο τρίτος επεισοδίου κοιλιακής διδυμίας, η σημαφόρος κοιλιακής διδυμίας ανεβαίνει και το αυτόματο επιστρέφει στην κατάσταση 2.

Αν ο επόμενος παλμός είναι διαγνωσμένος ως Φ τότε:

α) αν η σημαφόρος κοιλιακής διδυμίας είναι ανεβασμένη, τότε αυτός ο παλμός θεωρείται ως το τέλος ενός επεισοδίου κοιλιακής διδυμίας, η σημαφόρος κατεβαίνει (καθορίζοντας την διάρκεια του επεισοδίου) και το αυτόματο επιστρέφει στην κατάσταση 1,

β) αν η σημαφόρος κοιλιακής τριδυμίας είναι ανεβασμένη, τότε αυτός ο παλμός θεωρείται ως πρόοδος ενός επεισοδίου κοιλιακής διδυμίας και το αυτόματο μεταβαίνει στην κατάσταση 4,

γ) αν καμία σημαφόρος δεν είναι ανεβασμένη, το αυτόματο μεταβαίνει στην κατάσταση 4.

Αν ο επόμενος παλμός είναι διαγνωσμένος ως ΚΙ/Μ ή ΚΚΑ2 τότε:

α) αν κάποια από τις σημαφόρους είναι ανεβασμένη, τότε αυτός ο παλμός θεωρείται ως το τέλος του αντίστοιχου επεισοδίου, η σημαφόρος κατεβαίνει (καθορίζοντας την διάρκεια του επεισοδίου) και το αυτόματο επιστρέφει στην κατάσταση 1,

β) αν καμία σημαφόρος δεν είναι ανεβασμένη, τότε το αυτόματο επιστρέφει στην κατάσταση 1.

Κατάσταση 4: Είναι πιθανό επεισόδιο κοιλιακής τριδυμίας. Αν ο επόμενος παλμός είναι διαγνωσμένος ως ΠΚΣ τότε:

α) αν η σημαφόρος κοιλιακής τριδυμίας είναι ανεβασμένη, τότε αυτός ο παλμός θεωρείται ως πρόοδος ενός επεισοδίου κοιλιακής διδυμίας και το αυτόματο επιστρέφει στην κατάσταση 2,

β) αν καμία σημαφόρος δεν είναι ανεβασμένη, τότε αυτός ο παλμός θεωρείται ως ο τέταρτος επεισοδίου κοιλιακής τριδυμίας, η σημαφόρος κοιλιακής τριδυμίας ανεβαίνει και το αυτόματο επιστρέφει στην κατάσταση 2.

Αν ο επόμενος παλμός είναι διαγνωσμένος ως Φ, ΚΙ/Μ ή ΚΚΑ2 τότε:

α) αν η σημαφόρος κοιλιακής τριδυμίας είναι ανεβασμένη, τότε αυτός ο παλμός θεωρείται ως το τέλος ενός επεισοδίου κοιλιακής τριδυμίας, η σημαφόρος κατεβαίνει (καθορίζοντας την διάρκεια του επεισοδίου) και το αυτόματο επιστρέφει στην κατάσταση 1,

β) αν καμία σημαφόρος δεν είναι ανεβασμένη, τότε το αυτόματο μετακινείται στην κατάσταση 1.

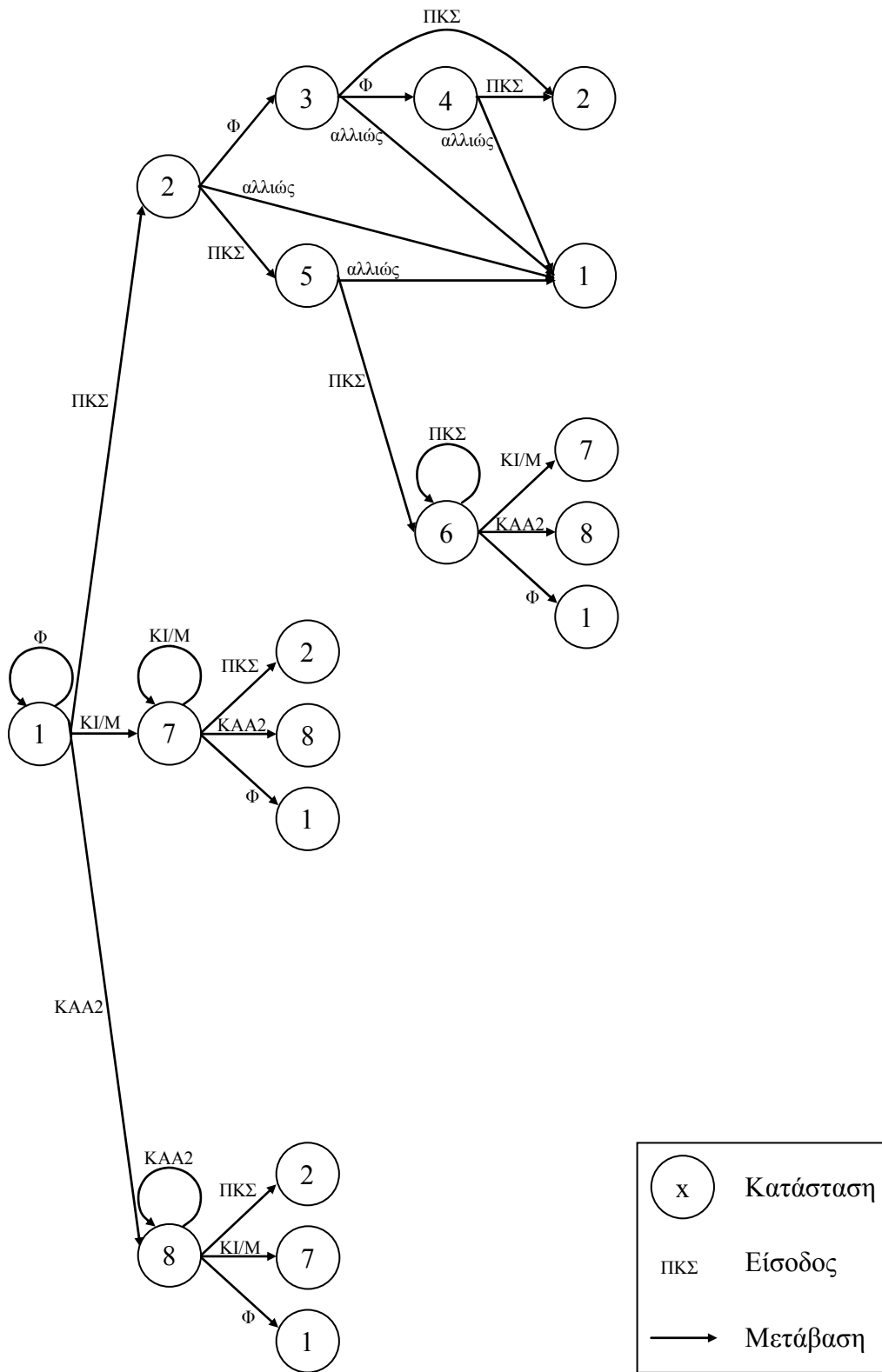
Κατάσταση 5: Αφορά ζεύγος έκτακτων κοιλιακών συστολών. Όταν το αυτόματο φτάσει στην κατάσταση 5, τότε έχουν βρεθεί στην είσοδο δύο συνεχόμενοι παλμοί διαγνωσμένοι ως ΠΚΣ. Αν ο επόμενος παλμός είναι διαγνωσμένος ως ΠΚΣ τότε το αυτόματο μεταβαίνει στην κατάσταση 6, έχοντας τρεις συνεχόμενους παλμούς διαγνωσμένους ως ΠΚΣ και επομένως ένα επεισόδιο κοιλιακής ταχυκαρδίας. Σε κάθε άλλη περίπτωση (είσοδος παλμού διαγνωσμένου ως Φ, ΚΙ/Μ ή ΚΑ2) πραγματοποιείται ανίχνευση ζεύγους εκτάκτων κοιλιακών συστολών και το αυτόματο επιστρέφει στην κατάσταση 1.

Κατάσταση 6: Είναι η κατάσταση κοιλιακής ταχυκαρδίας. Όταν το αυτόματο φτάσει στην κατάσταση 6, τότε έχουν βρεθεί στην είσοδο τρεις συνεχόμενοι παλμοί διαγνωσμένοι ως ΠΚΣ και έτσι ανιχνεύεται ένα επεισόδιο κοιλιακής ταχυκαρδίας. Η διάρκεια του επεισοδίου καθορίζεται από τον αριθμό των συνεχόμενων παλμών διαγνωσμένων ως ΠΚΣ που θα δοθούν στην είσοδο, συνυπολογίζοντας και τους τρεις αρχικούς παλμούς. Όσο παλμοί διαγνωσμένοι ως ΠΚΣ δίνονται σαν είσοδο στο αυτόματο, τότε αυτό παραμένει στην κατάσταση 6. Ο πρώτος παλμός που δεν είναι διαγνωσμένος ως ΠΚΣ θα σημάνει το τέλος του επεισοδίου και η διάγνωσή του θα καθορίσει την επόμενη κατάσταση στην οποία μεταβαίνει το αυτόματο: στην κατάσταση 7 αν είναι διαγνωσμένος ως ΚΙ/Μ, στην κατάσταση 8 αν είναι διαγνωσμένος ως ΚΚΑ2 και στην κατάσταση 1 αν είναι διαγνωσμένος ως Φ.

Κατάσταση 7: Είναι η κατάσταση κοιλιακού ινιδισμού/μαρμαρυγής. Ένας παλμός διαγνωσμένος ως ΚΙ/Μ έχει περάσει από την είσοδο και θεωρείται ως η έναρξη ενός επεισοδίου κοιλιακού ινιδισμού/μαρμαρυγής. Όσο παλμοί διαγνωσμένοι ως ΚΙ/Μ δίνονται ως είσοδος στο αυτόματο, τότε αυτό παραμένει στην κατάσταση 7. Ο πρώτος παλμός που δεν είναι διαγνωσμένος ως ΚΙ/Μ θα σημάνει το τέλος του επεισοδίου και η διάγνωσή του θα καθορίσει την επόμενη κατάσταση στην οποία μεταβαίνει το αυτόματο: στην κατάσταση 2 αν είναι διαγνωσμένος ως ΠΚΣ, στην κατάσταση 8 αν είναι διαγνωσμένος ως ΚΚΑ2 και στην κατάσταση 1 αν είναι διαγνωσμένος ως Φ.

Κατάσταση 8: Αφορά 2^ο κολποκοιλιακό αποκλεισμό. Ένας παλμός διαγνωσμένος ως ΚΚΑ2 έχει περάσει από την είσοδο και θεωρείται ως η έναρξη ενός επεισοδίου 2^ο κολποκοιλιακού αποκλεισμού. Όσο παλμοί διαγνωσμένοι ως ΚΚΑ2 δίνονται σαν είσοδο στο αυτόματο, τότε αυτό παραμένει στην κατάσταση 7. Ο πρώτος παλμός που δεν είναι διαγνωσμένος ως ΚΚΑ2 θα σημάνει το τέλος του επεισοδίου και η διάγνωσή του θα καθορίσει την επόμενη κατάσταση στην οποία μεταβαίνει το αυτόματο: στην κατάσταση 2 αν είναι διαγνωσμένος ως ΠΚΣ, στην κατάσταση 7 αν είναι διαγνωσμένος ως ΚΙ/Μ και στην κατάσταση 1 αν είναι διαγνωσμένος ως Φ.

Ένα αρρυθμικό επεισόδιο ανιχνεύεται μόνο όταν η διάρκειά του είναι ίση ή μεγαλύτερη από μία ελάχιστη διάρκεια. Έτσι, η ελάχιστη διάρκεια για επεισόδιο κοιλιακής διδυμίας είναι 5 παλμοί (ΠΚΣ – Φ – ΠΚΣ – Φ – ΠΚΣ), για την κοιλιακή τριδυμία 7 παλμοί (ΠΚΣ – Φ – Φ – ΠΚΣ – Φ – Φ – ΠΚΣ), για κοιλιακή ταχυκαρδία 3 παλμοί (ΠΚΣ – ΠΚΣ – ΠΚΣ), για κοιλιακό ινιδισμό/μαρμαρυγή 3 παλμοί (ΚΙ/Μ – ΚΙ/Μ – ΚΙ/Μ) και για επεισόδιο 2^ο κολποκοιλιακού αποκλεισμού 2 παλμοί (ΚΚΑ2 – ΚΚΑ2). Στο Σχήμα 5.4 παρουσιάζεται το γνωσιακό ντετερμινιστικό αυτόματο για την ανίχνευση και ταξινόμηση καρδιακών αρρυθμικών επεισοδίων.



Σχήμα 5.4 Γνωσιακό ντετερμινιστικό αυτόματο για την ανίχνευση και ταξινόμηση καρδιακών αρρυθμικών επεισοδίων.

5.3. Δεδομένα

Για την αξιολόγηση του σαφούς γνωστικού μοντέλου ταξινόμησης καρδιακών παλμών και του γνωστικού ντετερμινιστικού αυτόματου για την ανίχνευση και ταξινόμηση καρδιακών αρρυθμικών επεισοδίων χρησιμοποιούνται όλες οι καταγραφές της MITADB, ενώ αρχικά πραγματοποιείται η εξαγωγή του σήματος RR (όπως περιγράφεται στην Παράγραφο 5.1.1).

5.3.1. Δεδομένα αξιολόγησης ταξινόμησης παλμών

Οι χαρακτηρισμοί παλμό-προς-παλμό και επεισοδίων, που υπάρχουν στην βάση, χρησιμοποιούνται για τον χαρακτηρισμό του κάθε παλμού, με βάση το ακόλουθο σχήμα:

Αν ο παλμός ανήκει σε επεισόδιο 2^ο κολποκοιλιακού αποκλεισμού **τότε**

χαρακτηρίζεται ως ΚΚΑ2 (4)

αλλιώς_αν έχει χαρακτηρισμό παλμού [, ! ή] **τότε**

χαρακτηρίζεται ως ΚΙ/Μ (1)

αλλιώς_αν έχει χαρακτηρισμό παλμού V **τότε**

χαρακτηρίζεται ως ΠΚΣ (2)

αλλιώς

χαρακτηρίζεται ως Φ (3)

τέλος_αν.

Χρησιμοποιώντας ένα κυλιόμενο παράθυρο τριών διαστημάτων RR δημιουργούνται τα δεδομένα για την αξιολόγηση του γνωστικού ασαφούς μοντέλου για την ταξινόμηση αρρυθμικών καρδιακών παλμών. Έτσι, το κάθε πρότυπο x ταυτίζεται με ένα παράθυρο, περιλαμβάνοντας τρία χαρακτηριστικά a_1 , a_2 και a_3 , και επομένως $n_f = 3$, όπου είναι $a_1 = RR_{l-1}$, $a_2 = RR_l$ και $a_3 = RR_{l+1}$, ενώ $x = [a_1, a_2, a_3] = [RR_{l-1}, RR_l, RR_{l+1}]$, με $l = 1, \dots, n_p$ και n_p το πλήθος των παραθύρων (προτύπων). Ο χαρακτηρισμός (κατηγορία) κάθε προτύπου (παραθύρου) είναι αυτός του μεσαίου διαστήματος RR ενώ η κατηγορία του προτύπου συμβολίζεται ως: $y_l = \{1, 2, 3, 4\}$, αν ανήκει στην κατηγορία ΚΙ/Μ, ΠΚΣ, Φ ή ΚΚΑ2, αντίστοιχα.

Οι χαρακτηρισμοί παλμό-προς-παλμό της MITADB καλύπτουν περισσότερες περιπτώσεις από αυτές που καλύπτονται από μοντέλο (Πίνακας 3.1). Έτσι κατασκευάζονται δύο εναλλακτικά σύνολα δεδομένων για αξιολόγηση:

Σύνολο Δεδομένων 1 (Σ1): Χρησιμοποιούνται μόνο οι σχετικοί με κάθε κατηγορία παλμοί. Έτσι, ως κατηγορία Φ κατατάσσονται μόνο οι παλμοί με παλμό-προς-παλμό χαρακτηρισμό της βάσης N, ως κατηγορία ΠΚΣ κατατάσσονται μόνο οι παλμοί με παλμό-προς-παλμό χαρακτηρισμό της βάσης V, ενώ ως κατηγορία ΚΙ/Μ κατατάσσονται μόνο οι παλμοί με παλμό-προς-παλμό χαρακτηρισμό της βάσης [, ! ή] (που αναπαριστούν έναρξη, πρόοδο και λήξη επεισοδίου κοιλιακού ινιδισμού/μαρμαρυγής, αντίστοιχα).

Σύνολο Δεδομένων 2 (Σ2): Χρησιμοποιούνται όλοι οι παλμοί. Έτσι, ως κατηγορία ΠΚΣ κατατάσσονται μόνο οι παλμοί με παλμό-προς-παλμό χαρακτηρισμό της βάσης V, ως κατηγορία ΚΙ/Μ κατατάσσονται μόνο οι παλμοί με παλμό-προς-παλμό χαρακτηρισμό της βάσης [, ! ή], ενώ όλες οι άλλες κατηγορίες κατατάσσονται ως Φ.

Τα δύο σύνολα δεδομένων καθώς και ο αριθμός παλμών ανά κατηγορία σε καθένα από αυτά, παρουσιάζονται αναλυτικά στους Πίνακες 5.1 και 5.2.

Πίνακας 5.1 Σύνολο δεδομένων 1 (Σ1) που χρησιμοποιείται στην αξιολόγηση του γνωσιακού σαφούς μοντέλου για την ταξινόμηση καρδιακών παλμών.

Κατάταξη	Σύνολο Δεδομένων 1 (Σ1)		
Κατηγορία 1 παλμοί από κοιλιακό ινιδισμό/μαρμαρυγή (ΚΙ/Μ)	[!]	Έναρξη κοιλιακού ινιδισμού/μαρμαρυγής Κοιλιακός ινιδισμός/μαρμαρυγή Λήξη κοιλιακού ινιδισμού/μαρμαρυγής	484
Κατηγορία 2 πρώιμες κοιλιακές συστολές (ΠΚΣ)	V	Πρώιμη κοιλιακή συστολή	6.183
Κατηγορία 3 φυσιολογικές συστολές (Φ)	N	Φυσιολογική συστολή	86.262
Κατηγορία 4 παλμοί που ανήκουν σε επεισόδια 2 ^ο κολποκοιλιακού αποκλεισμού (ΚΚΑ2)	(ΒΠ)	2 ^ο κολποκοιλιακός αποκλεισμός	420

Πίνακας 5.2 Σύνολο δεδομένων 2 (Σ2) που χρησιμοποιείται στην αξιολόγηση του γνωσιακού σαφούς μοντέλου για την ταξινόμηση καρδιακών παλμών.

Κατάταξη	Σύνολο Δεδομένων 2 (Σ2)		
Κατηγορία 1 παλμοί από κοιλιακό ινιδισμό/μαρμαρυγή (ΚΙ/Μ)	[!]	Έναρξη κοιλιακού ινιδισμού/μαρμαρυγής Κοιλιακός ινιδισμός/μαρμαρυγή Λήξη κοιλιακού ινιδισμού/μαρμαρυγής	484
Κατηγορία 2 πρώιμες κοιλιακές συστολές (ΠΚΣ)	V	Πρώιμη κοιλιακή συστολή	6.183
Κατηγορία 3 φυσιολογικές συστολές (Φ)	N	Φυσιολογική συστολή	102.793
	P	Συστολή βηματοδότη	
	f	Συγχώνευση N και P	
	L	Συστολή με φραγμό αριστερού κλάδου	
	R	Συστολή με φραγμό δεξιού κλάδου	
	Q	Μη κατηγοριοποιήσιμη συστολή	
Κατηγορία 4 παλμοί που ανήκουν σε επεισόδια 2 ^ο κολποκοιλιακού αποκλεισμού (ΚΚΑ2)	(BII	2 ^ο κολποκοιλιακός αποκλεισμός	420

Με χρήση ενός κυλιόμενου παραθύρου τριών διαστημάτων RR δημιουργούνται τα δεδομένα για την αξιολόγηση του γνωσιακού σαφούς μοντέλου για την ταξινόμηση καρδιακών παλμών. Ο χαρακτηρισμός κάθε παραθύρου είναι αυτός του μεσαίου διαστήματος RR. Η αξιολόγηση πραγματοποιήθηκε ξεχωριστά για κάθε μία από τις δύο σειρές ΗΚΓ καταγραφών που περιλαμβάνει η βάση. Ο Πίνακας 5.3 παρουσιάζει την κατανομή των παλμών κάθε κατηγορίας για τις δύο σειρές καταγραφών της βάσης δεδομένων.

Πίνακας 5.3 Κατανομή παλμών ανά σειρά ΗΚΓ καταγραφών (100 και 200) και συνολικά, για κάθε σύνολο δεδομένων (Σ1 και Σ2).

Κατηγορία	Σ1			Σ2		
	100	200	σύνολο	100	200	σύνολο
ΚΙ/Μ	0	484	484	0	484	484
ΠΚΣ	1.343	4.840	6.183	1.343	4.840	6.183
Φ	46.020	40.242	86.262	46.258	56.535	102.793
ΚΚΑ2	0	420	420	0	420	420

Το πρώτο σύνολο δεδομένων είναι απόλυτα προσαρμοσμένο στο γνωστικό σαφές μοντέλο για την ταξινόμηση καρδιακών παλμών, περιλαμβάνοντας είδη παλμών τα οποία το μοντέλο μπορεί να ταξινομήσει. Αυτή η προσέγγιση, παρόλο που είναι απόλυτα δικαιολογημένη σε σχέση με το πρόβλημα της ταξινόμησης, καθώς ένα μοντέλο ταξινόμησης αξιολογείται με δεδομένα που ανταποκρίνονται στην σχεδιάσή του, υπολείπεται φυσικής σημασίας από ένα πραγματικό πρόβλημα. Αυτό συμβαίνει διότι σε μία ΗΚΓ καταγραφή τίποτα δεν εξασφαλίζει ότι οι περιεχόμενοι παλμοί ανήκουν μόνο στις κατηγορίες που μπορεί να ταξινομήσει το μοντέλο. Αντίθετα, στην περίπτωση ιδιαίτερα πολύπλοκων προβλημάτων, όπως η ταξινόμηση αρρυθμικών παλμών σε ΗΚΓ, η ύπαρξη πολλών κατηγοριών πέρα από αυτές που προβλέπονται σε ένα μοντέλο θεωρείται δεδομένη. Έτσι, με βάση τον παραπάνω συλλογισμό, δημιουργήθηκε το δεύτερο σύνολο δεδομένων, το οποίο περιλαμβάνει όλους τους παλμούς που περιλαμβάνονται στην βάση και όλοι οι παλμοί, που δεν ανήκουν σε μία από τις κατηγορίες τις οποίες περιλαμβάνονται στο μοντέλο κατηγοριοποιούνται στην κατηγορία Φ. Σε αυτή την περίπτωση η κατηγορία Φ περιλαμβάνει τόσο τους φυσιολογικούς όσο και τους παλμούς που δεν ανήκουν σε κάποια από τις υπόλοιπες κατηγορίες. Η φιλοσοφία του πρώτου συνόλου δεδομένων είναι η αξιολόγηση των κανόνων σε σχέση με παλμούς που ανήκουν μόνο στις συγκεκριμένες κατηγορίες αρρυθμικών παλμών και φυσιολογικούς παλμούς καθώς και η αξιολόγηση της σύγχυσης ταξινόμησης που υπάρχει μεταξύ αυτών. Στην δεύτερη περίπτωση ο στόχος είναι ο ίδιος αλλά περιλαμβάνονται επιπλέον κατηγορίες (όσες είναι διαθέσιμες στην βάση δεδομένων) πραγματοποιώντας έτσι μία πιο ρεαλιστική προσέγγιση του προβλήματος.

5.3.2. Δεδομένα αξιολόγησης ανίχνευσης και ταξινόμησης επεισοδίων

Για την ανίχνευση και ταξινόμηση καρδιακών επεισοδίων χρησιμοποιείται μία ακολουθία στοιχείων. Κάθε ένα από τα στοιχεία της ακολουθίας αποτελεί τον χαρακτηρισμό του αντίστοιχου παλμού στο ΗΚΓ. Για τον καθορισμό των πραγματικών επεισοδίων που υπάρχουν σε κάθε καταγραφή, χρησιμοποιούνται οι χαρακτηρισμοί παλμό-προς-παλμό και επεισοδίων, που υπάρχουν στην βάση, ακολουθώντας το επόμενο σχήμα:

Αν στον χαρακτηρισμό επεισοδίων υπάρχει διαγνωσμένο επεισόδιο κοιλιακής διδυμίας, κοιλιακής τριδυμίας, κοιλιακής ταχυκαρδίας, κοιλιακού ινιδισμού/μαρμαρυγής ή 2^ο κολποκοιλιακού αποκλεισμού

τότε όλοι οι παλμοί που ανήκουν σε αυτό το επεισόδιο χαρακτηρίζονται αντίστοιχα

αλλιώς_αν δύο συνεχόμενοι παλμοί έχουν χαρακτηρισμό παλμό-προς-παλμό ως ΠΚΣ **τότε** χαρακτηρίζονται ως ζεύγος πρώιμων κοιλιακών συστολών **αλλιώς** ο ρυθμός χαρακτηρίζεται ως φυσιολογικός.

Ο Πίνακας 5.4 παρουσιάζει όλα τα καρδιακά επεισόδια που υπάρχουν στην βάση, σε σχέση με τις δύο σειρές καταγραφών, ακολουθώντας το παραπάνω σχήμα.

Πίνακας 5.4 Κατανομή παλμών για κάθε σειρά ΗΚΓ καταγραφών.

Κατηγορία	100	200	σύνολο
κοιλιακή διδυμία	55	166	221
κοιλιακή τριδυμία	20	63	83
ζεύγος έκτακτων κοιλιακών συστολών	98	715	813
κοιλιακή ταχυκαρδία	1	70	71
κοιλιακός ινιδισμός/μαρμαρυγή	0	6	6
2 ^ο κολποκοιλιακός αποκλεισμός	0	5	5

5.4. Αποτελέσματα αξιολόγησης

Κατά την αξιολόγηση του γνωστικού σαφούς μοντέλου για την ταξινόμηση καρδιακών παλμών, κατασκευάστηκε ο πίνακας σύγχυσης ταξινόμησης για κάθε ένα από τα δύο σύνολα δεδομένων, για κάθε σειρά καταγραφών και συνολικά. Επιπλέον, τόσο για την ταξινόμηση καρδιακών παλμών όσο και για την ανίχνευση και ταξινόμηση επεισοδίων, προέκυψαν μέτρα αποτελεσματικότητας όπως η ευαισθησία, η ειδικότητα και η ακρίβεια θετικής πρόβλεψης (ΑΘΠ) για κάθε κατηγορία (κατηγορία παλμού ή επεισοδίου) και η ακρίβεια συνολικά για το μοντέλο.

5.4.1. Αποτελέσματα αξιολόγησης ταξινόμησης παλμών

Στον Πίνακα 5.5 παρουσιάζονται οι πίνακες σύγχυσης ταξινόμησης του μοντέλου, για κάθε σειρά καταγραφών και συνολικά, για καθένα από τα Σ1 και Σ2.

Πίνακας 5.5 Πίνακες σύγκρισης ταξινόμησης του γνωστικού σαφούς μοντέλου ταξινόμησης καρδιακών παλμών, ανά σειρά ΗΚΓ καταγραφών (100 και 200) και συνολικά, για κάθε σύνολο δεδομένων (Σ1 και Σ2).

		Χαρακτηρισμός της βάσης δεδομένων							
		Σύνολο Δεδομένων Σ1				Σύνολο Δεδομένων Σ2			
		Σειρά Καταγραφών 100				Σειρά Καταγραφών 100			
		ΚΙ/Μ	ΠΚΣ	Φ	ΚΚΑ2	ΚΙ/Μ	ΠΚΣ	Φ	ΚΚΑ2
Διάγνωση από το γνωστικό σαφές μοντέλο	ΚΙ/Μ	0	0	0	0	0	0	0	0
	ΠΚΣ	0	1.275	51	0	0	1.275	208	0
	Φ	0	68	45.969	0	0	68	46.050	0
	ΚΚΑ2	0	0	0	0	0	0	0	0
	Σειρά Καταγραφών 200				Σειρά Καταγραφών 200				
	ΚΙ/Μ	478	13	1	0	478	13	49	0
	ΠΚΣ	3	4.121	784	1	3	4.121	5.209	1
	Φ	3	706	39.410	3	3	706	51.228	3
	ΚΚΑ2	0	0	47	416	0	0	49	416
	Σύνολο Καταγραφών				Σύνολο Καταγραφών				
	ΚΙ/Μ	478	13	1	0	478	13	49	0
	ΠΚΣ	3	5.396	835	1	3	5.396	5.417	1
Φ	3	774	85.379	3	3	774	97.278	3	
ΚΚΑ2	0	0	47	416	0	0	49	416	

Τα ποσοστά λανθασμένης ταξινόμησης κινήθηκαν σε χαμηλές τιμές στις περισσότερες περιπτώσεις. Στην σειρά 100 του Σ1, 51 φυσιολογικοί παλμοί ταξινομήθηκαν ως ΠΚΣ από το μοντέλο (0,11%) και για 68 παλμούς έγινε το αντίστροφο (5,06%), ενώ κανένας παλμός από αυτές τις κατηγορίες δεν ταξινομήθηκε σε κάποια από τις υπόλοιπες. Στην σειρά 200 του Σ1 τα ποσοστά λανθασμένης ταξινόμησης αυξάνονται σημαντικά καθώς 784 φυσιολογικοί παλμοί ταξινομήθηκαν ως ΠΚΣ από το μοντέλο (1,94%) και 47 ως παλμοί που ανήκουν σε επεισόδιο ΚΚΑ2 (0,12%), 706 ΠΚΣ ταξινομήθηκαν ως φυσιολογικοί παλμοί (14,58%) και 13 ως παλμοί που ανήκουν σε επεισόδια ΚΙ/Μ (0,27%). Για το Σ2, στην σειρά 100, 208

φυσιολογικοί παλμοί ταξινομήθηκαν ως ΠΚΣ από το μοντέλο (0,45%) και για 68 παλμούς έγινε το αντίστροφο (5,05%), ενώ κανένας παλμός από αυτές τις κατηγορίες δεν ταξινομήθηκε σε κάποια από τις υπόλοιπες. Στην σειρά 200 του Σ1 τα ποσοστά λανθασμένης ταξινόμησης αυξάνονται σημαντικά καθώς 5.209 φυσιολογικοί παλμοί ταξινομήθηκαν ως ΠΚΣ από το μοντέλο (9,21%), 49 ως παλμοί που ανήκουν σε επεισόδια ΚΙ/Μ (0,09%) και 49 ως παλμοί που ανήκουν σε επεισόδιο ΚΚΑ2 (0,09%). Αντίστοιχα, 706 ΠΚΣ ταξινομήθηκαν ως φυσιολογικοί παλμοί (14,58%) και 13 ως παλμοί που ανήκουν σε επεισόδια ΚΙ/Μ (0,27%).

Η ακρίβεια του μοντέλου, που ορίζεται ως:

$$\text{ακρίβεια} = \frac{\text{πλήθος σωστά ταξινομημένων στοιχείων}}{\text{πλήθος στοιχείων}}, \quad \text{Εξ. 5.1}$$

λαμβάνει πολύ υψηλές τιμές για την πρώτη σειρά καταγραφών (100) και είναι 99,75% για το Σ1 και 99,42% για το Σ2, ενώ για την δεύτερη σειρά καταγράφων οι τιμές είναι 96,61% και 90,32%, για τα Σ1 και Σ2, αντίστοιχα. Η ακρίβεια συνολικά για το Σ1 είναι 98,2% και συνολικά για το Σ2 φτάνει το 94,26%. Αποτελέσματα ευαισθησίας, ειδικότητας και ΑΘΠ για κάθε κατηγορία, που ορίζονται ως:

$$\text{ευαισθησία} = \frac{\text{πλήθος σωστά ταξινομημένων στοιχείων της κατηγορίας } y}{\text{πλήθος στοιχείων που ανήκουν στην κατηγορία } y}, \quad \text{Εξ. 5.2}$$

$$\text{ειδικότητα} = \frac{\text{πλήθος σωστά μη ταξινομημένων στοιχείων της κατηγορίας } y}{\text{πλήθος στοιχείων που δεν ανήκουν στην κατηγορία } y}, \quad \text{Εξ. 5.3}$$

$$\text{ΑΘΠ} = \frac{\text{πλήθος σωστά ταξινομημένων στοιχείων της κατηγορίας } y}{\text{πλήθος στοιχείων που ταξινομούνται στην κατηγορία } y}, \quad \text{Εξ. 5.4}$$

καθώς και η ακρίβεια του μοντέλου, παρουσιάζονται στον Πίνακα 5.6.

Πίνακας 5.6 Αποτελέσματα ευαισθησίας (%), ειδικότητας (%) και ΑΘΠ (%) του γνωστικού σαφούς μοντέλου ταξινόμησης καρδιακών παλμών, για κάθε κατηγορία παλμού ανά σειρά ΗΚΓ καταγραφών (100 και 200) και συνολικά, για κάθε σύνολο δεδομένων (Σ1 και Σ2), καθώς και ακρίβειας (%) ανά σειρά ΗΚΓ καταγραφών (100 και 200) και συνολικά, για κάθε σύνολο δεδομένων (Σ1 και Σ2).

	<u>Σύνολο Δεδομένων Σ1</u>				<u>Σύνολο Δεδομένων Σ2</u>			
	<i>Σειρά Καταγραφών 100</i>				<i>Σειρά Καταγραφών 100</i>			
	ΚΙ/Μ	ΠΚΣ	Φ	ΚΚΑ2	ΚΙ/Μ	ΠΚΣ	Φ	ΚΚΑ2
ευαισθησία		94,94	99,89			94,94	99,55	
ειδικότητα		99,89	94,94			99,55	94,94	
ΑΘΠ		96,15	99,85			85,97	99,85	
		ακρίβεια: 99,75				ακρίβεια: 99,42		
	<i>Σειρά Καταγραφών 200</i>				<i>Σειρά Καταγραφών 200</i>			
	ΚΙ/Μ	ΠΚΣ	Φ	ΚΚΑ2	ΚΙ/Μ	ΠΚΣ	Φ	ΚΚΑ2
ευαισθησία	98,76	85,14	97,93	99,05	98,76	85,14	90,61	99,05
ειδικότητα	99,97	98,08	87,6	99,9	99,60	90,92	87,6	99,92
ΑΘΠ	97,15	83,95	98,23	89,85	88,52	44,15	98,63	89,46
		ακρίβεια: 96,61				ακρίβεια: 90,31		
	<i>Σύνολο Καταγραφών</i>				<i>Σύνολο Καταγραφών</i>			
	ΚΙ/Μ	ΠΚΣ	Φ	ΚΚΑ2	ΚΙ/Μ	ΠΚΣ	Φ	ΚΚΑ2
ευαισθησία	98,76	87,27	98,98	99,05	98,76	87,27	94,63	99,05
ειδικότητα	99,98	99,04	88,99	99,95	99,94	94,77	88,99	99,96
ΑΘΠ	97,15	86,54	99,09	89,85	88,52	49,88	99,2	89,46
		ακρίβεια: 98,2				ακρίβεια: 94,26		

5.4.2. Αποτελέσματα αξιολόγησης ανίχνευσης και ταξινόμησης επεισοδίων

Το γνωστικό ντετερμινιστικό μοντέλο για την ανίχνευση και ταξινόμηση επεισοδίων αξιολογήθηκε με δύο διαφορετικούς τρόπους. Αρχικά, πραγματοποιήθηκε επαλήθευση του μοντέλου χρησιμοποιώντας σαν είσοδο την ακολουθία ταξινόμησης των παλμών όπως αυτή προκύπτει απευθείας από την βάση δεδομένων (πραγματική) και όχι το αποτέλεσμα της ταξινόμησης με βάση το σαφές γνωστικό μοντέλο. Σε αυτή την περίπτωση, δεν υπήρξαν επεισόδια τόσο στην σειρά 100 όσο και στην σειρά 200 που να μην ανιχνευθήκαν (100% ευαισθησία για όλες τις κατηγορίες επεισοδίων). Αναλυτικά τα αποτελέσματα

παρουσιάζονται στον Πίνακα 5.7. Στις γραμμές, με **E** συμβολίζεται η ύπαρξη ενός επεισοδίου και με **Φ** ο φυσιολογικός ρυθμός, ενώ στις στήλες, με **A** η ανίχνευση ενός επεισοδίου ενώ με **M** η μη ανίχνευση. Έτσι, η τιμή στην θέση που αντιστοιχεί στην **A** γραμμή και στην **E** στήλη εκφράζει τα επεισόδια τα οποία ανιχνεύθηκαν σωστά, η τιμή στην θέση που αντιστοιχεί στην **A** γραμμή και στην **Φ** στήλη εκφράζει φυσιολογικό ρυθμό που λανθασμένα ανιχνεύθηκε σαν επεισόδιο και η τιμή στην θέση που αντιστοιχεί στην **M** γραμμή και στην **Φ** στήλη εκφράζει επεισόδια τα οποία δεν ανιχνεύθηκαν.

Πίνακας 5.7 Ταξινόμηση ανά κατηγορία επεισοδίου του ντετερμινιστικού γνωστικού αυτόματου ανίχνευσης και ταξινόμησης καρδιακών επεισοδίων χρησιμοποιώντας ως είσοδο την ακολουθία ταξινόμησης των παλμών όπως αυτή προκύπτει από την βάση δεδομένων.

		Χαρακτηρισμός της βάσης δεδομένων						
		Ακολουθία βάσης δεδομένων						
		<i>Σειρά 100</i>		<i>Σειρά 200</i>		<i>Σύνολο</i>		
		E	Φ	E	Φ	E	Φ	
Διάγνωση από το γνωστικό σάφες μοντέλο	κοιλιακή διδυμία	A	55	5	166	65	221	70
		M	0		0		0	
	κοιλιακή τριδυμία	A	20	8	63	33	83	41
		M	0		0		0	
	ζεύγος έκτακτων κοιλιακών συστολών	A	98	0	715	1	813	1
		M	0		0		0	
	κοιλιακή ταχυκαρδία	A	1	3	70	0	71	3
		M	0		0		0	
	κοιλιακός ινιδισμός/μαρμαρυγή	A	0	0	6	0	6	0
		M	0		0		0	
	2° κολποκοιλιακός αποκλεισμός	A	0	0	5	0	5	0
		M	0		0		0	

Η ειδικότητα ήταν ιδιαίτερα υψηλή, με τιμές 93,60% για επεισόδια κοιλιακής διδυμίας, 96,67% για επεισόδια κοιλιακής τριδυμίας, 98,20% για ζεύγη κοιλιακών έκτακτων συστολών, 99,76% για επεισόδια κοιλιακής ταχυκαρδίας ενώ στην περίπτωση επεισοδίων κοιλιακού

ινιδισμού/μαρμαρυγής και 2^ο κολποκοιλιακού αποκλεισμού η ειδικότητα ήταν 100% (Πίνακας 5.8).

Πίνακας 5.8 Αποτελέσματα ευαισθησίας (%), ειδικότητας (%) και ΑΘΠ (%) του ντετερμινιστικού γνωστικού αυτόματου ανίχνευσης και ταξινόμησης καρδιακών επεισοδίων χρησιμοποιώντας ως είσοδο την ακολουθία ταξινόμησης των παλμών όπως αυτή προκύπτει απευθείας από την βάση δεδομένων.

		Ακολουθία βάσης δεδομένων		
		<i>100</i>	<i>200</i>	<i>Σύνολο</i>
κοιλιακή διδυμία	ευαισθησία	100	100	100
	ειδικότητα	96,3	93,22	93,6
	ΑΘΠ	91,67	71,86	75,95
κοιλιακή τριδυμία	ευαισθησία	100	100	100
	ειδικότητα	95,29	96,89	96,67
	ΑΘΠ	71,43	65,63	66,94
ζεύγος έκτακτων κοιλιακών συστολών	ευαισθησία	100	100	100
	ειδικότητα	100	99,76	99,8
	ΑΘΠ	100	99,86	99,88
κοιλιακή ταχυκαρδία	ευαισθησία	100	100	100
	ειδικότητα	98,41	100	99,76
	ΑΘΠ	25	100	95,95
κοιλιακός ινιδισμός/μαρμαρυγή	ευαισθησία		100	100
	ειδικότητα		100	100
	ΑΘΠ		100	100
2 ^ο κολποκοιλιακός αποκλεισμός	ευαισθησία		100	100
	ειδικότητα		100	100
	ΑΘΠ		100	100

Ο αριθμός λανθασμένων ανιχνεύσεων επεισοδίων ήταν: 70 επεισόδια κοιλιακής διδυμίας (75,95% ΑΘΠ), 41 επεισόδια κοιλιακής τριδυμίας (66,94% ΑΘΠ), 1 ζεύγος πρώιμων κοιλιακών συστολών (99,88% ΑΘΠ) και 3 επεισόδια κοιλιακής ταχυκαρδίας (95,95% ΑΘΠ).

Στην συνέχεια πραγματοποιήθηκε αξιολόγηση χρησιμοποιώντας ως είσοδο την ακολουθία ταξινόμησης των παλμών όπως αυτή προκύπτει από το σαφές γνωσιακό μοντέλο και τα αποτελέσματα παρουσιάζονται στον Πίνακα 5.9, για το Σ1, και στον Πίνακα 5.10, για το Σ2.

Πίνακας 5.9 Ταξινόμηση ανά κατηγορία επεισοδίου, του ντετερμινιστικού γνωσιακού αυτόματου ανίχνευσης και ταξινόμησης καρδιακών επεισοδίων χρησιμοποιώντας ως είσοδο την ακολουθία ταξινόμησης των παλμών του συνόλου δεδομένων Σ1 όπως αυτή προκύπτει από το σαφές γνωσιακό μοντέλο ταξινόμησης καρδιακών παλμών.

		Χαρακτηρισμός της βάσης δεδομένων						
		Ακολουθία Σ1						
		<i>Σειρά 100</i>		<i>Σειρά 200</i>		<i>Σύνολο</i>		
		E	Φ	E	Φ	E	Φ	
Διάγνωση από το γνωσιακό σαφές μοντέλο	κοιλιακή διδυμία	A	55	5	146	41	201	46
		M	0		20		20	
	κοιλιακή τριδυμία	A	20	8	41	2	61	10
		M	0		22		22	
	ζεύγος έκτακτων κοιλιακών συστολών	A	98	0	633	213	731	213
		M	0		19		19	
	κοιλιακή ταχυκαρδία	A	1	1	57	1	58	1
		M	0		13		13	
	κοιλιακός ινιδισμός/μαρμαρυγή	A	0	0	6	1	6	1
		M	0		0		0	
	2 ^ο κολποκοιλιακός αποκλεισμός	A	0	0	5	1	5	1
		M	0		0		0	

Πίνακας 5.10 Ταξινόμηση ανά κατηγορία επεισοδίου του ντετερμινιστικού γνωστικού αυτόματου ανίχνευσης και ταξινόμησης καρδιακών επεισοδίων χρησιμοποιώντας ως είσοδο την ακολουθία ταξινόμησης των παλμών του συνόλου δεδομένων Σ2 όπως αυτή προκύπτει από το σαφές γνωστικό μοντέλο ταξινόμησης καρδιακών παλμών.

		Χαρακτηρισμός της βάσης δεδομένων							
		Ακολουθία Σ2							
				Σειρά 100		Σειρά 200		Σύνολο	
				Ε	Φ	Ε	Φ	Ε	Φ
Διάγνωση από το γνωστικό σαφές μοντέλο	κοιλιακή διδυμία	A	55	8	147	234	202	242	
		M	0		19		26		
	κοιλιακή τριδυμία	A	20	8	39	33	59	41	
		M	0		24		24		
	ζεύγος έκτακτων κοιλιακών συστολών	A	95	3	694	781	789	784	
		M	5		21		26		
	κοιλιακή ταχυκαρδία	A	1	1	45	104	46	105	
		M	0		29		29		
	κοιλιακός ινιδισμός/μαρμαρυγή	A	0	0	6	6	6	6	
		M	0		0		0		
	2 ^ο κολποκοιλιακός αποκλεισμός	A	0	0	5	1	5	1	
		M	0		0		0		

Σε αυτή την περίπτωση, ο αριθμός λανθασμένων ανιχνεύσεων επεισοδίων ήταν: 46 επεισόδια κοιλιακής διδυμίας, 10 επεισόδια κοιλιακής τριδυμίας, 213 ζεύγη πρώιμων κοιλιακών συστολών και από 1 επεισόδιο για την κοιλιακή ταχυκαρδία, τον κοιλιακό ινιδισμό/μαρμαρυγή και τον 2^ο κολποκοιλιακό αποκλεισμό, για το Σ1, και 202 επεισόδια κοιλιακής διδυμίας, 33 επεισόδια κοιλιακής τριδυμίας, 784 ζεύγη πρώιμων κοιλιακών συστολών, 6 επεισόδια κοιλιακής ταχυκαρδίας και από 1 επεισόδιο για τον κοιλιακό ινιδισμό/μαρμαρυγή και τον 2^ο κολποκοιλιακό αποκλεισμό, για το Σ2. Τα αποτελέσματα ευαισθησίας, ειδικότητας, και ακρίβειας θετικής πρόβλεψης παρουσιάζονται αναλυτικά στους Πίνακες 5.11 και 5.12.

Πίνακας 5.11 Αποτελέσματα ευαισθησίας (%), ειδικότητας (%) και ΑΘΠ (%) του ντετερμινιστικού γνωσιακού αυτόματου αντίχνευσης και ταξινόμησης καρδιακών επεισοδίων χρησιμοποιώντας ως είσοδο την ακολουθία ταξινόμησης των παλμών του συνόλου δεδομένων Σ1 όπως αυτή προκύπτει από το σαφές γνωσιακό μοντέλο ταξινόμησης καρδιακών παλμών.

		Ακολουθία Σ1		
		<i>100</i>	<i>200</i>	<i>Σύνολο</i>
κοιλιακή διδυμία	ευαισθησία	100	87,95	90,95
	ειδικότητα	96,21	96,11	96,12
	ΑΘΠ	91,67	78,07	81,38
κοιλιακή τριδυμία	ευαισθησία	100	65,08	73,49
	ειδικότητα	95,21	99,83	99,25
	ΑΘΠ	71,43	95,35	85,92
ζεύγος έκτακτων κοιλιακών συστολών	ευαισθησία	100	97,09	97,47
	ειδικότητα	100	62,57	67,63
	ΑΘΠ	100	74,82	77,44
κοιλιακή ταχυκαρδία	ευαισθησία	100	81,43	81,69
	ειδικότητα	100	99,91	99,93
	ΑΘΠ	25	98,28	98,31
κοιλιακός ινιδισμός/ μαρμαρυγή	ευαισθησία		100	100
	ειδικότητα		99,92	99,93
	ΑΘΠ		85,71	85,71
2 ^ο κολποκοιλιακός αποκλεισμός	ευαισθησία		100	100
	ειδικότητα		99,92	99,93
	ΑΘΠ		83,33	83,33

Πίνακας 5.12 Αποτελέσματα ευαισθησίας (%), ειδικότητας (%) και ΑΘΠ (%) του ντετερμινιστικού γνωστικού αυτόματου ανίχνευσης και ταξινόμησης καρδιακών επεισοδίων χρησιμοποιώντας ως είσοδο την ακολουθία ταξινόμησης των παλμών του συνόλου δεδομένων Σ2 όπως αυτή προκύπτει από το σαφές γνωστικό μοντέλο ταξινόμησης καρδιακών παλμών.

		Ακολουθία Σ2		
		<i>100</i>	<i>200</i>	<i>Σύνολο</i>
κοιλιακή διδυμία	ευαισθησία	100	88,55	91,4
	ειδικότητα	94,33	88,43	88,81
	ΑΘΠ	87,3	38,58	45,5
κοιλιακή τριδυμία	ευαισθησία	100	61,9	71,08
	ειδικότητα	95,45	98,45	98,22
	ΑΘΠ	71,43	54,17	59
ζεύγος έκτακτων κοιλιακών συστολών	ευαισθησία	95	97,06	96,81
	ειδικότητα	96,88	46,98	50,3
	ΑΘΠ	96,94	47,05	50,16
κοιλιακή ταχυκαρδία	ευαισθησία	100	60,81	61,33
	ειδικότητα	99,49	95,08	95,45
	ΑΘΠ	50	30,2	30,46
κοιλιακός ινιδισμός/ μαρμαρυγή	ευαισθησία		100	100
	ειδικότητα		99,73	99,75
	ΑΘΠ		50	50
2 ^ο κολποκοιλιακός αποκλεισμός	ευαισθησία		100	100
	ειδικότητα		99,95	99,96
	ΑΘΠ		83,33	83,33

5.5. Σχολιασμός και συμπεράσματα

Η αξιολόγηση του σαφούς γνωστικού μοντέλου ταξινόμησης καρδιακών παλμών πραγματοποιήθηκε χρησιμοποιώντας ένα μεγάλο σύνολο δεδομένων με 93.349 παλμούς στο Σ1 και 109.880 παλμούς στο Σ2. Η αναλογία των φυσιολογικών παλμών σε σχέση με τους αρρυθμικούς είναι μεγάλη, αυτό όμως είναι ένα στοιχείο που ανταποκρίνεται στην

πραγματικότητα. Τα αποτελέσματα αποδεικνύουν ότι το μοντέλο είναι κατάλληλο για το πρόβλημα της ταξινόμησης παλμών σε ΗΚΓ, παρουσιάζοντας ακρίβεια 98,2% στο Σ1 και 94,26% στο Σ2. Επιπλέον παρουσιάζει πολύ καλά αποτελέσματα ευαισθησίας και ειδικότητας. Σε σχέση με τα αποτελέσματα, παρατηρείται πτώση της ακρίβειας του μοντέλου από την σειρά 100 στην σειρά 200 καταγραφών της βάσης δεδομένων – από 99,75% σε 96,61%, στο Σ1 και από 99,42% σε 90,31% στο Σ2. Αυτό αποδίδεται στην αυξημένη πολυπλοκότητα των ΗΚΓ καταγραφών που περιλαμβάνονται στην σειρά 200 σε σχέση με αυτές που απαρτίζουν την σειρά 100. Η αυξημένη παρουσία θορύβου στις καταγραφές, η παρουσία πιο σύνθετων μορφών αρρυθμίας καθώς και τύπων που δεν ανιχνεύονται από την παρούσα προσέγγιση και η ύπαρξη παραλλαγών κάποιων μορφών αρρυθμίας, είναι μερικά μόνο από τα στοιχεία που συναντώνται στις καταγραφές της σειράς 200, συνθέτοντας έτσι ένα πιο πολύπλοκο πρόβλημα.

Η αξιολόγηση της ανίχνευσης και ταξινόμησης των επεισοδίων πραγματοποιήθηκε χρησιμοποιώντας σαν σύνολο δεδομένων το αποτέλεσμα της ταξινόμησης των καρδιακών παλμών. Η επαλήθευση του μοντέλου, χρησιμοποιώντας σαν είσοδο την πραγματική ακολουθία ταξινόμησης των παλμών από την βάση δεδομένων, ήταν επιτυχής, δίνοντας πολύ αυξημένα ποσοστά σε όλες τις κατηγορίες αρρυθμικών επεισοδίων. Πιο συγκεκριμένα, η ευαισθησία είναι 100% σε όλες τις κατηγορίες, δηλαδή δεν υπάρχουν αρρυθμικά επεισόδια τα οποία δεν ανιχνεύονται, όμως υπάρχουν αρκετά λανθασμένα ανιχνευμένα επεισόδια. Αυτό, οφείλεται κυρίως σε: (α) κάποια επεισόδια κοιλιακής διδυμίας και τριδυμίας περιλαμβάνουν ζεύγη έκτακτων κοιλιακών συστολών, τα οποία ανιχνεύονται σαν δύο συνεχόμενα επεισόδια, (β) ύπαρξη ιδιοκοιλιακών ρυθμών, οι οποίοι ταξινομούνται ως κοιλιακές ταχυκαρδίες, και (γ) δεν υπάρχει καταγεγραμμένη η ακριβής θέση των ζευγών εκτάκτων κοιλιακών συστολών σε κάθε καταγραφή παρά μόνο ο ακριβής αριθμός τους.

Η γνωσιακή σαφής προσέγγιση για την αυτόματη διάγνωση της αρρυθμίας παρουσιάζει μια σειρά από πλεονεκτήματα, σε σχέση με άλλες μεθόδους που έχουν παρουσιαστεί στην βιβλιογραφία: (α) βασίζεται στην ανάλυση αποκλειστικά του σήματος RR, το οποίο μπορεί να εξαχθεί με μεγάλη ακρίβεια ακόμα και από σύνθετες καταγραφές ή καταγραφές με θόρυβο (όπως αυτές που περιλαμβάνονται στην σειρά 200 της βάσης δεδομένων), ενώ η εξαγωγή οποιουδήποτε άλλου χαρακτηριστικού από το ΗΚΓ ή ανάλυση της κυματομορφής του ΗΚΓ επηρεάζεται σημαντικά από την παρουσία θορύβου. Έτσι, μέθοδοι που στηρίζονται σε

στοιχεία του ΗΚΓ, εκτός του κύματος R, ή πραγματοποιούν ανάλυση του ΗΚΓ είναι αναμενόμενο να παρουσιάζουν σημαντική μείωση της αποτελεσματικότητάς τους όταν εφαρμόζονται σε θορυβώδεις καταγραφές. (β) Βασίζεται σε ιατρική γνώση, η οποία συχνά δεν χρησιμοποιείται σε παρόμοιες εφαρμογές. Σε τέτοιες περιπτώσεις το σήμα αντιμετωπίζεται ως μία τυχαία καταγραφή για την οποία δεν υπάρχει γνώση. Βασικό μειονέκτημα τέτοιων προσεγγίσεων είναι ότι οι δυνατότητες του μοντέλου ταξινόμησης βασίζονται απόλυτα στην ποιότητα του αρχικού συνόλου δεδομένων. (γ) Παρέχει απόλυτη διαφάνεια σε σχέση με τις αποφάσεις που λαμβάνονται. (δ) Έχει πολύ χαμηλή πολυπλοκότητα και χρόνο εξαγωγής αποφάσεων, σε αντίθεση με μεθόδους που απαιτούν πολύ μεγάλη υπολογιστική ισχύ και χρόνο λειτουργίας. Αποτέλεσμα των παραπάνω είναι ότι μπορεί να χρησιμοποιηθεί σε πραγματικό χρόνο. (ε) Ταξινομεί ένα σχετικά μεγάλο αριθμό αρρυθμικών παλμών (τέσσερις κατηγορίες) και επεισοδίων (έξι κατηγορίες). (στ) Η λειτουργία του είναι αυτόματη, και δεν απαιτεί κανενός είδους επίβλεψη σε κανένα από τα στάδια επεξεργασίας. (ζ) Το ντετερμινιστικό γνωσιακό αυτόματο ανιχνεύει και ταξινομεί ταυτόχρονα τα αρρυθμικά επεισόδια, σε αντίθεση με άλλες προσεγγίσεις που ταξινομούν μόνο προκαθορισμένα αρρυθμικά επεισόδια.

ΚΕΦΑΛΑΙΟ 6:

ΓΝΩΣΙΑΚΗ ΑΣΑΦΗΣ ΠΡΟΣΕΓΓΙΣΗ

-
- 6.1 Η γνωσιακή ασαφής προσέγγιση
 - 6.2 Ταξινόμηση αρρυθμικών καρδιακών παλμών
 - 6.3 Ταξινόμηση ισχαιμικών καρδιακών παλμών
-

Στο Κεφάλαιο 5 παρουσιάστηκε η γνωσιακή σαφής προσέγγιση η οποία βασίζεται σε κανόνες που προέρχονται από ειδικούς. Σε αυτό το κεφάλαιο παρουσιάζεται η γνωσιακή ασαφής προσέγγιση που προκύπτει με βάση την μεθοδολογία που παρουσιάστηκε στο Κεφάλαιο 4. Το ασαφές μοντέλο προκύπτει με ασαφοποίηση των κανόνων και βελτιστοποίηση των παραμέτρων με χρήση μιας διαγνωσμένης βάσης δεδομένων. Η γνωσιακή ασαφής προσέγγιση είναι υβριδική προσέγγιση με την έννοια ότι βασίζεται σε γνώση ειδικών για την δημιουργία του σαφούς μοντέλου και σε διαγνωσμένα δεδομένα για την εκπαίδευση του ασαφούς μοντέλου. Η μεθοδολογία εφαρμόζεται σε δύο καρδιαγγειακά προβλήματα, την ταξινόμηση αρρυθμικών καρδιακών παλμών και την ταξινόμηση ισχαιμικών καρδιακών παλμών, με κανόνες που παρέχονται από καρδιολόγους και δεδομένα από τις βάσεις δεδομένων MITADB και την ESTTDB, αντίστοιχα.

6.1. Η γνωσιακή ασαφή προσέγγιση

Η γνωσιακή ασαφής προσέγγιση αποτελεί μέρος της γενικής μεθοδολογίας που παρουσιάστηκε στο Κεφάλαιο 4. Ο ορισμός του αρχικού – σαφούς μοντέλου γίνεται με χρήση κανόνων που προέρχονται από ειδικούς στον τομέα εφαρμογής (Σχήμα 4.1). Έτσι, αρχικά καταγράφονται οι κανόνες οι οποίοι στην συνέχεια μορφοποιούνται κατάλληλα με βάση τις εξισώσεις 4.1 έως και 4.8, έτσι ώστε να προκύψει το αρχικό – σαφές μοντέλο. Στην

συνέχεια, γίνεται μετατροπή του σαφούς μοντέλου σε ασαφές, με βάση τις εξισώσεις 4.9 έως και 4.15. Για τον σκοπό αυτό πρέπει να οριστούν κάποια στοιχεία της ασαφούς λογικής, όπως η ασαφής συνάρτηση συμμετοχής, ο ορισμός των ασαφών τελεστών και η συνάρτηση αποασαφοποίησης. Καθένα από τα παραπάνω στοιχεία μπορεί να οριστεί με πολλές διαφορετικές υλοποιήσεις και ο συνδυασμός αυτών να παράγει εναλλακτικά ασαφή μοντέλα. Συγκεκριμένα για τον ορισμό των ασαφών τελεστών μπορούν να χρησιμοποιηθούν μη παραμετρικές ή παραμετρικές προσεγγίσεις. Στην περίπτωση των παραμετρικών, χρησιμοποιούνται επιπλέον οι εξισώσεις 4.16 έως και 4.22. Μπορεί να χρησιμοποιηθεί οποιοσδήποτε συνδυασμός επιλογών στην γενική μεθοδολογία για την μετατροπή του σαφούς μοντέλου σε ασαφές. Το μοντέλο βελτιστοποιείται σε σχέση με το σύνολο των παραμέτρων του, χρησιμοποιώντας μία αντικειμενική συνάρτηση (εξισώσεις 4.31 έως και 4.35), ένα σύνολο δεδομένων και μία τεχνική βελτιστοποίησης.

Στις συγκεκριμένες εφαρμογές χρησιμοποιήθηκαν διαφορετικοί ορισμοί της ασαφούς συνάρτησης συμμετοχής και των ασαφών τελεστών. Ο Πίνακας 6.1 παρουσιάζει τους εναλλακτικούς ορισμούς για την ασαφή συνάρτηση συμμετοχής (αύξουσα και φθίνουσα μορφή) ενώ οι ασαφείς τελεστές (μη παραμετρικοί και παραμετρικοί) ορίζονται με βάση τις εξισώσεις 2.17 έως και 2.32, που περιγράφονται στην Παράγραφο 2.2.2.2. Όλοι οι συνδυασμοί μεταξύ των εναλλακτικών ορισμών για την ασαφή συνάρτηση συμμετοχής και για τους ασαφείς τελεστές χρησιμοποιήθηκαν για τον ορισμό των ασαφών μοντέλων, με αποτέλεσμα τον ορισμό 30 εναλλακτικών ασαφών μοντέλων. Σε κάθε περίπτωση η συνάρτηση αποασαφοποίησης βασίζεται στην λογική απόφασης του κάθε προβλήματος και περιλάμβανε τον τελεστή μέγιστου.

Στην συνέχεια του κεφαλαίου, για κάθε ένα από τα πεδία εφαρμογής παρουσιάζονται όλα τα απαραίτητα στοιχεία για την εφαρμογή της μεθοδολογίας, δηλαδή η αρχική ιατρική γνώση και τα χαρακτηρισμένα δεδομένα που χρησιμοποιούνται για το στάδιο της εκπαίδευσης. Επιπλέον, υπολογίζεται η μορφή εισόδου-εξόδου ενός ασαφούς μοντέλου, με συγκεκριμένα στοιχεία σε σχέση με την ασαφή συνάρτηση συμμετοχής, τους ασαφείς τελεστές και την συνάρτηση αποασαφοποίησης, για κάθε ένα από τα πεδία εφαρμογής.

Πίνακας 6.1 Ασαφείς συναρτήσεις συμμετοχής (αύξουσα και φθίνουσα) και παράμετροι που χρησιμοποιούνται σε κάθε περίπτωση.

συνάρτηση	αύξουσα	φθίνουσα	παράμετροι (θ^f)
γραμμική	$g^{fin}(x, a, b) = \begin{cases} 0 & x \leq a \\ \frac{x-a}{b-a} & a < x < b \\ 1 & b \leq x \end{cases}$	$g^{fin}(x, a, b) = \begin{cases} 1 & x \leq a \\ \frac{x-b}{a-b} & a < x < b \\ 0 & b \leq x \end{cases}$	$\{a, b\}$
σιγμοειδής	$g^{sig}(x, a, b) = \frac{1}{1 + e^{a(b-x)}}$	$g^{sig}(x, a, b) = \frac{1}{1 + e^{a(x-b)}}$	$\{a, b\}$
άθροισμα σιγμοειδούς και της παραγώγου της	$g^{sig}(x, a, b) + (g^{sig}(x, a, b))'$	$g^{sig}(x, a, b) + (g^{sig}(x, a, b))'$	$\{a, b\}$
νευρωνική	$g^{sig}(g^{sig}(x, a_1, b_1), a_2, b_2)$	$g^{sig}(g^{sig}(x, a_1, b_1), a_2, b_2)$	$\{a_1, b_1, a_2, b_2\}$
άθροισμα σιγμοειδών	$t \cdot g^{sig}(x, a_1, b_1) + (1-t) \cdot g^{sig}(x, a_2, b_2)$	$t \cdot g^{sig}(x, a_1, b_1) + (1-t) \cdot g^{sig}(x, a_2, b_2)$	$\{a_1, b_1, a_2, b_2, t\}$

6.2. Ταξινόμηση αρρυθμικών καρδιακών παλμών

6.2.1. Ιατρικά δεδομένα

Για την αξιολόγηση του ασαφούς γνωσιακού μοντέλου ταξινόμησης καρδιακών παλμών χρησιμοποιείται το σύνολο δεδομένων που παρουσιάστηκε στον Πίνακα 5.2. Σε αυτή την περίπτωση, ο συμβολισμός της κατηγορίας πραγματοποιείται με δύο εναλλακτικούς τρόπους, ανάλογα με την αντικειμενική συνάρτηση που θα χρησιμοποιηθεί στο στάδιο της ελαχιστοποίησης. Αν χρησιμοποιηθεί η αντικειμενική συνάρτηση με βάση τον πίνακα σύγκρισης ταξινόμησης (*cme*) τότε η κατηγορία του προτύπου συμβολίζεται ως: $y_l = \{1, 2, 3, 4\}$, αν ανήκει στην κατηγορία ΚΙ/Μ, ΠΚΣ, Φ ή ΚΚΑ2, αντίστοιχα. Στην περίπτωση της αντικειμενικής συνάρτησης μέσου τετραγωνικού σφάλματος (*mse*), ο συμβολισμός της

κατηγορίας κάθε προτύπου είναι: $y_l = \{[1,0,0,0],[0,1,0,0],[0,0,1,0],[0,0,0,1]\} = \{e_1, e_2, e_3, e_4\}$, αν ανήκει στην κατηγορία ΚΙ/Μ, ΠΚΣ, Φ ή ΚΚΑ2, αντίστοιχα.

6.2.2. Ιατρικοί κανόνες

Το αρχικό σύνολο αποτελείται από τους κανόνες που χρησιμοποιούνται στην γνωσιακή σαφή προσέγγιση (Παράγραφος 5.1.2), οι οποίοι μετατρέπονται έτσι ώστε να είναι δυνατή η έκφραση του σαφούς μοντέλου σε μορφή DNF.

Κανόνας 1: Κοιλιακός ινιδισμός/μαρμαρυγή

Όταν μία από τις δύο συνθήκες είναι αληθής τότε ο παλμός ταξινομείται ως κοιλιακός ινιδισμός/μαρμαρυγή (κλάση 1).

Συνθήκη 1: Η διάρκεια όλων των διαστημάτων RR στο παράθυρο είναι μικρή ($RR_{l-1} < \theta_{1,1,1}$ **ΚΑΙ** $RR_l < \theta_{1,1,2}$ **ΚΑΙ** $RR_{l+1} < \theta_{1,1,3}$). Αυτή η συνθήκη εξασφαλίζει ότι κάθε διάστημα RR μέσα στο επεισόδιο είναι βραχύ και έτσι η συχνότητα των παλμών του επεισοδίου είναι υψηλή.

Συνθήκη 2: Η συνολική διάρκεια του παραθύρου είναι μικρότερη του 1,2 δευτερολέπτων ($RR_{l-1} + RR_l + RR_{l+1} < \theta_{1,2,1}$).

Κανόνας 2: Πρώιμες κοιλιακές συστολές

Αν μία από τις ακόλουθες συνθήκες είναι αληθείς τότε το RR_l ταξινομείται ως πρώιμη κοιλιακή συστολή.

Συνθήκη 1: Το πρώτο και το τρίτο διάστημα RR του παραθύρου είναι αρκετά μεγαλύτερα του μεσαίου ($RR_{l-1} > \theta_{2,1,1} \cdot RR_l$ **ΚΑΙ** $RR_{l+1} > \theta_{2,1,2} \cdot RR_l$).

Συνθήκη 2: Το τρίτο διάστημα RR του παραθύρου είναι αρκετά μεγαλύτερα του πρώτου και το πρώτο μεγαλύτερο του δεύτερου ($RR_{l+1} > \theta_{2,2,1} \cdot RR_{l-1}$ **ΚΑΙ** $RR_{l-1} > \theta_{2,2,2} \cdot RR_l$).

Συνθήκη 3: Το πρώτο και το δεύτερο διάστημα RR του παραθύρου έχουν παρόμοια διάρκεια ($|RR_{l-1} - RR_l| < \theta_{2,3,1}$), τα δύο πρώτα RR διαστήματα είναι μικρά ($RR_{l-1} < \theta_{2,3,2}$ **ΚΑΙ** $RR_l < \theta_{2,3,3}$) και το τρίτο RR διάστημα του παραθύρου έχει

διάρκεια μεγαλύτερη από την μέση διάρκεια των δύο πρώτων

$$\left(\theta_{2,3,4} \cdot \frac{RR_{l-1} + RR_l}{2} < RR_{l+1} \right).$$

Συνθήκη 4: Το δεύτερο και το τρίτο RR διάστημα του παραθύρου έχουν παρόμοια διάρκεια ($|RR_l - RR_{l+1}| < \theta_{2,4,1}$), τα δύο τελευταία RR διαστήματα είναι μικρά

($RR_l < \theta_{2,4,2}$ **ΚΑΙ** $RR_{l+1} < \theta_{2,4,3}$) και το πρώτο RR διάστημα του παραθύρου έχει

διάρκεια μεγαλύτερη από την μέση διάρκεια των δύο

τελευταίων $\left(\theta_{2,4,4} \cdot \frac{RR_{l-1} + RR_l}{2} < RR_{l+1} \right).$

Κανόνας 3: 2^ο Κολποκοιλιακός Αποκλεισμός

Αν μία από τις ακόλουθες συνθήκες είναι αληθείς τότε το RR_l θεωρείται ότι ανήκει σε επεισόδιο 2^ο κολποκοιλιακού αποκλεισμού.

Συνθήκη 1: Η διάρκεια του μεσαίου RR διαστήματος είναι αυξημένη ($RR_l \in [\theta_{3,1}, \theta_{3,2}]$)

και το πρώτο και το δεύτερο RR διάστημα του παραθύρου έχουν παρόμοια διάρκεια

$$(|RR_{l-1} - RR_l| < \theta_{3,3}).$$

Συνθήκη 2: Η διάρκεια του μεσαίου RR διαστήματος είναι αυξημένη ($RR_l \in [\theta_{3,1}, \theta_{3,2}]$)

και το δεύτερο και το τρίτο RR διάστημα του παραθύρου έχουν παρόμοια διάρκεια

$$(|RR_l - RR_{l+1}| < \theta_{3,3}).$$

Οι κανόνες καλύπτουν τις τρεις κατηγορίες αρρυθμικών παλμών. Η τέταρτη κατηγορία (φυσιολογικοί παλμοί) δεν καλύπτεται από κάποιο συγκεκριμένο κανόνα και η ταξινόμηση ενός παλμού σε αυτή γίνεται όταν ο παλμός δεν ταξινομηθεί σε κάποια από τις κατηγορίες αρρυθμικών παλμών δηλαδή αν κανένας από τους παραπάνω κανόνες δεν ικανοποιείται.

Στο Σχήμα 6.1 παρουσιάζονται οι γνωσιακοί κανόνες για την ταξινόμηση των αρρυθμικών παλμών.

Κανόνας 1: Κοιλιακός ινιδισμός/μαρμαρυγή

$$\text{AN } \left(RR_{l-1} < \theta_{1,1,1} \text{ ΚΑΙ } RR_k < \theta_{1,1,2} \text{ ΚΑΙ } RR_{k+1} < \theta_{1,1,3} \right) \text{ Η} \\ \left(RR_{l-1} + RR_l + RR_{l+1} < \theta_{1,2,1} \right) \text{ ΤΟΤΕ} \\ y_l = 1 \text{ (ΚΙ/Μ)}$$

ΤΕΛΟΣ_ΑΝ

Κανόνας 2: Πρώιμες κοιλιακές συστολές

$$\text{AN } \left(\frac{RR_{l-1}}{RR_l} > \theta_{2,1,1} \text{ ΚΑΙ } \frac{RR_{l+1}}{RR_l} > \theta_{2,1,2} \right) \text{ Η} \\ \left(\frac{RR_{l-1}}{RR_l} > \theta_{2,1,1} \text{ ΚΑΙ } \frac{RR_{l+1}}{RR_l} > \theta_{2,1,2} \right) \text{ Η} \\ \left(\begin{array}{l} |RR_{l-1} - RR_l| < \theta_{2,3,1} \text{ ΚΑΙ } RR_{l-1} < \theta_{2,3,2} \text{ ΚΑΙ} \\ RR_l < \theta_{2,3,3} \text{ ΚΑΙ } \frac{RR_{l-1} + RR_l}{2RR_{l+1}} < \theta_{2,3,4} \end{array} \right) \text{ Η} \\ \left(\begin{array}{l} |RR_l - RR_{l+1}| < \theta_{2,4,1} \text{ ΚΑΙ } RR_l < \theta_{2,4,2} \text{ ΚΑΙ} \\ RR_{l+1} < \theta_{2,4,3} \text{ ΚΑΙ } \frac{RR_l + RR_{l+1}}{2RR_{l-1}} < \theta_{2,4,4} \end{array} \right) \\ y_l = 2 \text{ (ΠΚΣ)}$$

ΤΕΛΟΣ_ΑΝ

Κανόνας 3: 2° Κολποκοιλιακός Αποκλεισμός

$$\text{AN } \left(\theta_{4,1,1} \leq RR_l \text{ ΚΑΙ } RR_l \leq \theta_{4,1,2} \text{ ΚΑΙ } |RR_{l-1} - RR_l| < \theta_{4,1,3} \right) \text{ Η} \\ \left(\theta_{4,2,1} \leq RR_l \text{ ΚΑΙ } RR_l \leq \theta_{4,2,2} \text{ ΚΑΙ } |RR_l - RR_{l+1}| < \theta_{4,2,3} \right) \\ y_l = 4 \text{ (ΚΚΑ2)}$$

ΤΕΛΟΣ_ΑΝ

Σχήμα 6.1 Γνωσιακοί κανόνες για την ταξινόμηση των αρρυθμικών παλμών.

6.2.3. Σαφές μοντέλο

Οι μηχανισμοί απόφασης των κανόνων του σαφούς μοντέλου για την ταξινόμηση αρρυθμικών καρδιακών παλμών, με βάση την μορφή που περιγράφεται στην Εξ. 4.2, είναι οι εξής:

$$\text{Cond}_{1,1}^c(x, \theta_{1,1}^c) = g^c(RR_1, \theta_{1,1,1}^c) \wedge g^c(RR_2, \theta_{1,1,2}^c) \wedge g^c(RR_3, \theta_{1,1,3}^c) \\ \text{Cond}_{1,2}^c(x, \theta_{1,2}^c) = g^c(RR_1 + RR_2 + RR_3, \theta_{1,2,1}^c) \quad \text{Εξ. 6.1}$$

$$\begin{aligned}
\text{Cond}_{2,1}^c(x, \theta_{2,1}^c) &= g^c(RR_1 / RR_2, \theta_{2,1,1}^c) \wedge g^c(RR_3 / RR_2, \theta_{2,1,2}^c) \\
\text{Cond}_{2,2}^c(x, \theta_{2,2}^c) &= g^c(RR_3 / RR_1, \theta_{2,2,1}^c) \wedge g^c(RR_1 / RR_2, \theta_{2,2,2}^c) \\
\text{Cond}_{2,3}^c(x, \theta_{2,3}^c) &= g^c(|RR_1 - RR_2|, \theta_{2,3,1}^c) \wedge g^c(RR_1, \theta_{2,3,2}^c) \wedge \\
&\quad g^c(RR_2, \theta_{2,3,3}^c) \wedge g^c((RR_1 + RR_2) / (2RR_3), \theta_{2,3,4}^c) \quad , \\
\text{Cond}_{2,4}^c(x, \theta_{2,4}^c) &= g^c(|RR_2 - RR_3|, \theta_{2,4,1}^c) \wedge g^c(RR_2, \theta_{2,4,2}^c) \wedge \\
&\quad g^c(RR_3, \theta_{2,4,3}^c) \wedge g^c((RR_2 + RR_3) / (2RR_1), \theta_{2,4,4}^c)
\end{aligned}$$

Εξ. 6.2

$$\begin{aligned}
\text{Cond}_{4,1}^c(x, \theta_{4,1}^c) &= g^c(RR_2, \theta_{4,1,1}^c) \wedge g^c(RR_2, \theta_{4,1,2}^c) \wedge g^c(|RR_1 - RR_2|, \theta_{4,1,3}^c) \\
\text{Cond}_{4,2}^c(x, \theta_{4,2}^c) &= g^c(RR_2, \theta_{4,2,1}^c) \wedge g^c(RR_2, \theta_{4,2,2}^c) \wedge g^c(|RR_3 - RR_2|, \theta_{4,2,3}^c) \quad ,
\end{aligned}$$

Εξ. 6.3

όπου $x = [RR_{l-1}, RR_l, RR_{l+1}]$, η g^c ορίζεται αύξουσα ή φθίνουσα κατά περίπτωση (Εξ. 4.3) και τα σύνολα παραμέτρων $\theta_{i,j}^c$ ορίζονται (με βάση την Εξ. 4.4) ως:

$$\begin{aligned}
\theta_{1,1}^c &= \{\theta_{1,1,1}^c, \theta_{1,1,2}^c, \theta_{1,1,3}^c\} \\
\theta_{1,2}^c &= \{\theta_{1,2,1}^c\} \quad ,
\end{aligned}$$

Εξ. 6.4

$$\begin{aligned}
\theta_{2,1}^c &= \{\theta_{2,1,1}^c, \theta_{2,1,2}^c\} \\
\theta_{2,2}^c &= \{\theta_{2,2,1}^c, \theta_{2,2,2}^c\} \\
\theta_{2,3}^c &= \{\theta_{2,3,1}^c, \theta_{2,3,2}^c, \theta_{2,3,3}^c, \theta_{2,3,4}^c\} \quad , \\
\theta_{2,4}^c &= \{\theta_{2,4,1}^c, \theta_{2,4,2}^c, \theta_{2,4,3}^c, \theta_{2,4,4}^c\}
\end{aligned}$$

Εξ. 6.5

$$\begin{aligned}
\theta_{4,1}^c &= \{\theta_{4,1,1}^c, \theta_{4,1,2}^c, \theta_{4,1,3}^c\} \\
\theta_{4,2}^c &= \{\theta_{4,2,1}^c, \theta_{4,2,2}^c, \theta_{4,2,3}^c\} \quad .
\end{aligned}$$

Εξ. 6.6

Με βάση τα παραπάνω, κάθε σαφής κανόνας $r_{i,j}^c(x, \theta_{i,j}^c)$ του μοντέλου εκφράζεται, σύμφωνα με την Εξ. 4.1, ως:

$$\begin{aligned}
r_{1,1}^c(x, \theta_{1,1}^c) &: (g^c(RR_1, \theta_{1,1,1}^c) \wedge g^c(RR_2, \theta_{1,1,2}^c) \wedge g^c(RR_3, \theta_{1,1,3}^c)) \rightarrow y_1 \\
r_{1,2}^c(x, \theta_{1,2}^c) &: (g^c(RR_1 + RR_2 + RR_3, \theta_{1,2,1}^c)) \rightarrow y_1 \quad ,
\end{aligned}$$

Εξ. 6.7

$$\begin{aligned}
r_{2,1}^c(x, \theta_{2,1}^c) &: \left(g^c(RR_1 / RR_2, \theta_{2,1,1}^c) \wedge g^c(RR_3 / RR_2, \theta_{2,1,2}^c) \right) \rightarrow y_2 \\
r_{2,2}^c(x, \theta_{2,2}^c) &: \left(g^c(RR_3 / RR_1, \theta_{2,2,1}^c) \wedge g^c(a_{i,j,2} RR_1 / RR_2, \theta_{2,2,2}^c) \right) \rightarrow y_2 \\
r_{2,3}^c(x, \theta_{2,3}^c) &: \left(\begin{array}{l} g^c(|RR_1 - RR_2|, \theta_{2,3,1}^c) \wedge g^c(RR_1, \theta_{2,3,2}^c) \wedge \\ g^c(RR_2, \theta_{2,3,3}^c) \wedge g^c((RR_1 + RR_2) / (2RR_3), \theta_{2,3,4}^c) \end{array} \right) \rightarrow y_2, \\
r_{2,4}^c(x, \theta_{2,4}^c) &: \left(\begin{array}{l} g^c(|RR_2 - RR_3|, \theta_{2,4,1}^c) \wedge g^c(RR_2, \theta_{2,4,2}^c) \wedge \\ g^c(RR_3, \theta_{2,4,3}^c) \wedge g^c((RR_2 + RR_3) / (2RR_1), \theta_{2,4,4}^c) \end{array} \right) \rightarrow y_2
\end{aligned} \tag{Εξ. 6.8}$$

$$\begin{aligned}
r_{4,1}^c(x, \theta_{4,1}^c) &: \left(g^c(RR_2, \theta_{4,1,1}^c) \wedge g^c(RR_2, \theta_{4,1,2}^c) \wedge g^c(|RR_1 - RR_2|, \theta_{4,1,3}^c) \right) \rightarrow y_4 \\
r_{4,2}^c(x, \theta_{4,2}^c) &: \left(g^c(RR_2, \theta_{4,2,1}^c) \wedge g^c(RR_2, \theta_{4,2,2}^c) \wedge g^c(|RR_3 - RR_2|, \theta_{4,2,3}^c) \right) \rightarrow y_4
\end{aligned} \tag{Εξ. 6.9}$$

Το τελικό σαφές μοντέλο προκύπτει ομαδοποιώντας όλους τους $r_{i,j}^c$ σαφείς κανόνες που έχουν ως αποτέλεσμα την ίδια κατηγορία έτσι ώστε να προκύψουν οι κανόνες κατηγορίας:

$$\begin{aligned}
R_1^c(x, \theta_1^c) &: \left(r_{1,1}^c(x, \theta_{1,1}^c) \vee r_{1,2}^c(x, \theta_{1,2}^c) \right) \rightarrow y_1 \Rightarrow \\
R_1^c(x, \theta_1^c) &: \left(\begin{array}{l} \left(g^c(RR_1, \theta_{1,1,1}^c) \wedge g^c(RR_2, \theta_{1,1,2}^c) \wedge g^c(RR_3, \theta_{1,1,3}^c) \right) \vee \\ \left(g^c(RR_1 + RR_2 + RR_3, \theta_{1,2,1}^c) \right) \end{array} \right) \rightarrow y_1,
\end{aligned} \tag{Εξ. 6.10}$$

$$\begin{aligned}
R_2^c(x, \theta_2^c) &: \left(r_{2,1}^c(x, \theta_{2,1}^c) \vee r_{2,2}^c(x, \theta_{2,2}^c) \vee r_{2,3}^c(x, \theta_{2,3}^c) \vee r_{2,4}^c(x, \theta_{2,4}^c) \right) \rightarrow y_2 \Rightarrow \\
R_2^c(x, \theta_2^c) &: \left(\begin{array}{l} \left(g^c(RR_1 / RR_2, \theta_{2,1,1}^c) \wedge g^c(RR_3 / RR_2, \theta_{2,1,2}^c) \right) \vee \\ \left(g^c(RR_3 / RR_1, \theta_{2,2,1}^c) \wedge g^c(a_{i,j,2} RR_1 / RR_2, \theta_{2,2,2}^c) \right) \vee \\ \left(g^c(|RR_1 - RR_2|, \theta_{2,3,1}^c) \wedge g^c(RR_1, \theta_{2,3,2}^c) \wedge \\ g^c(RR_2, \theta_{2,3,3}^c) \wedge g^c((RR_1 + RR_2) / (2RR_3), \theta_{2,3,4}^c) \right) \vee \\ \left(g^c(|RR_2 - RR_3|, \theta_{2,4,1}^c) \wedge g^c(RR_2, \theta_{2,4,2}^c) \wedge \\ g^c(RR_3, \theta_{2,4,3}^c) \wedge g^c((RR_2 + RR_3) / (2RR_1), \theta_{2,4,4}^c) \right) \end{array} \right) \rightarrow y_2,
\end{aligned} \tag{Εξ. 6.11}$$

$$\begin{aligned}
R_4^c(x, \theta_4^c) &: \left(r_{4,1}^c(x, \theta_{4,1}^c) \vee r_{4,2}^c(x, \theta_{4,2}^c) \right) \rightarrow y_4 \Rightarrow \\
R_4^c(x, \theta_4^c) &: \left(\begin{array}{l} \left(g^c(RR_2, \theta_{4,1,1}^c) \wedge g^c(RR_2, \theta_{4,1,2}^c) \wedge g^c(|RR_1 - RR_2|, \theta_{4,1,3}^c) \right) \vee \\ \left(g^c(RR_2, \theta_{4,2,1}^c) \wedge g^c(RR_2, \theta_{4,2,2}^c) \wedge g^c(|RR_3 - RR_2|, \theta_{4,2,3}^c) \right) \end{array} \right) \rightarrow y_4,
\end{aligned} \tag{Εξ. 6.12}$$

όπου τα σύνολα παραμέτρων θ_i^c ορίζονται (με βάση την Εξ. 4.6) ως:

$$\theta_1^c = \{\theta_{1,1}^c, \theta_{1,2}^c\}, \quad \text{Εξ. 6.13}$$

$$\theta_2^c = \{\theta_{2,1}^c, \theta_{2,2}^c, \theta_{2,3}^c, \theta_{2,4}^c\}, \quad \text{Εξ. 6.14}$$

$$\theta_4^c = \{\theta_{4,1}^c, \theta_{4,2}^c\}. \quad \text{Εξ. 6.15}$$

Το σαφές μοντέλο αποτελείται από όλους τους κανόνες κατηγορίας:

$$M^c(x, \Theta^c) = F^c(R_1^c(x, \theta_1^c), R_2^c(x, \theta_2^c), R_4^c(x, \theta_4^c)), \quad \text{Εξ. 6.16}$$

όπου Θ^c είναι το σύνολο που περιλαμβάνει όλες τις παραμέτρους που εμπεριέχονται στο μοντέλο:

$$\Theta^c = \{\theta_1^c, \theta_2^c, \theta_4^c\}, \quad \text{Εξ. 6.17}$$

ενώ η συνάρτηση απόφασης F^c ορίζεται ως:

$$F^c(R_1^c(x, \theta_1^c), R_2^c(x, \theta_2^c), R_4^c(x, \theta_4^c)) = \begin{cases} 1 & \text{αν μόνο ο } R_1^c \text{ ικανοποιείται} \\ 2 & \text{αν μόνο ο } R_2^c \text{ ικανοποιείται} \\ 3 & \text{αν κανένας κανόνας δεν ικανοποιείται} \\ 4 & \text{αν μόνο ο } R_4^c \text{ ικανοποιείται} \\ 5 & \text{αν δύο ή περισσότεροι κανόνες ικανοποιούνται} \end{cases}, \quad \text{Εξ. 6.18}$$

αν χρησιμοποιηθεί η αντικειμενική συνάρτηση με βάση τον πίνακα σύγκρισης ταξινόμησης (*cme*), ενώ αν η αντικειμενική συνάρτηση είναι αυτή του μέσου τετραγωνικού σφάλματος (*mse*) τότε η συνάρτηση απόφασης ορίζεται ως:

$$F^c(R_1^c(x, \theta_1^c), R_2^c(x, \theta_2^c), R_4^c(x, \theta_4^c)) = \begin{cases} e_1 & \text{αν μόνο ο } R_1^c \text{ ικανοποιείται} \\ e_2 & \text{αν μόνο ο } R_2^c \text{ ικανοποιείται} \\ e_3 & \text{αν κανένας κανόνας δεν ικανοποιείται} \\ e_4 & \text{αν μόνο ο } R_4^c \text{ ικανοποιείται} \\ e_1 + e_2 & \text{αν οι } R_1^c \text{ και } R_2^c \text{ ικανοποιούνται} \\ e_2 + e_4 & \text{αν οι } R_2^c \text{ και } R_4^c \text{ ικανοποιούνται} \\ e_1 + e_4 & \text{αν οι } R_1^c \text{ και } R_4^c \text{ ικανοποιούνται} \\ e_1 + e_2 + e_4 & \text{αν όλοι οι κανόνες ικανοποιούνται} \end{cases}. \quad \text{Εξ. 6.19}$$

Η τελευταία κατηγορία (5 στην περίπτωση της *cme* και $e_1 + e_2 + e_4$ στην περίπτωση της *mse*) δηλώνει την περίπτωση όταν το μοντέλο δεν καταλήγει σε απόφαση.

6.2.4. Ασαφές μοντέλο

Οι μηχανισμοί απόφασης των κανόνων του σαφούς μοντέλου, που περιγράφονται στις Εξ. 6.1 - 6.3, μετατρέπονται στους αντίστοιχους ασαφείς, με βάση την μορφή που περιγράφεται στην Εξ. 4.10 και είναι οι εξής:

$$Cond_{1,1}^f(x, \theta_{1,1}^c) = T_{norm} \left(g^f(RR_1, \theta_{1,1,1}^f), g^f(RR_2, \theta_{1,1,2}^f), g^f(RR_3, \theta_{1,1,3}^f) \right), \quad \text{Εξ. 6.20}$$

$$Cond_{1,2}^f(x, \theta_{1,2}^f) = g^f(RR_1 + RR_2 + RR_3, \theta_{1,2,1}^f)$$

$$Cond_{2,1}^f(x, \theta_{2,1}^f) = T_{norm} \left(g^f(RR_1 / RR_2, \theta_{2,1,1}^f), g^f(RR_3 / RR_2, \theta_{2,1,2}^f) \right)$$

$$Cond_{2,2}^f(x, \theta_{2,2}^f) = T_{norm} \left(g^f(RR_3 / RR_1, \theta_{2,2,1}^f), g^f(RR_1 / RR_2, \theta_{2,2,2}^f) \right)$$

$$Cond_{2,3}^f(x, \theta_{2,3}^f) = T_{norm} \left(g^f(|RR_1 - RR_2|, \theta_{2,3,1}^f), g^f(RR_1, \theta_{2,3,2}^f), g^f(RR_2, \theta_{2,3,3}^f), g^f((RR_1 + RR_2) / (2RR_3), \theta_{2,3,4}^f) \right), \quad \text{Εξ. 6.21}$$

$$Cond_{2,4}^f(x, \theta_{2,4}^f) = T_{norm} \left(g^f(|RR_2 - RR_3|, \theta_{2,4,1}^f), g^f(RR_2, \theta_{2,4,2}^f) \wedge g^f(RR_3, \theta_{2,4,3}^f), g^f((RR_2 + RR_3) / (2RR_1), \theta_{2,4,4}^f) \right)$$

$$Cond_{4,1}^f(x, \theta_{4,1}^f) = T_{norm} \left(g^f(RR_2, \theta_{4,1,1}^f), g^f(RR_2, \theta_{4,1,2}^f), g^f(|RR_1 - RR_2|, \theta_{4,1,3}^f) \right), \quad \text{Εξ. 6.22}$$

$$Cond_{4,2}^f(x, \theta_{4,2}^f) = T_{norm} \left(g^f(RR_2, \theta_{4,2,1}^f), g^f(RR_2, \theta_{4,2,2}^f), g^f(|RR_3 - RR_2|, \theta_{4,2,3}^f) \right)$$

όπου g^f είναι μία ασαφής συνάρτηση συμμετοχής (από τον Πίνακα 6.1) ενώ $\theta_{i,j,k}^f$ είναι ένα διάνυσμα παραμέτρων του οποίου το μήκος εξαρτάται από την επιλογή της g^f (σε αντίθεση με το σαφές μοντέλο, όπου το $\theta_{i,j,k}^c$ είναι τιμή) και T_{norm} είναι ένας μη παραμετρικός ασαφής τελεστής. Τα σύνολα παραμέτρων $\theta_{i,j}^f$ ορίζονται (με βάση την Εξ. 4.11) ως:

$$\theta_{1,1}^f = \{ \theta_{1,1,1}^f, \theta_{1,1,2}^f, \theta_{1,1,3}^f \} \\ \theta_{1,2}^f = \{ \theta_{1,2,1}^f \}, \quad \text{Εξ. 6.23}$$

$$\begin{aligned}
\theta_{2,1}^f &= \{\theta_{2,1,1}^f, \theta_{2,1,2}^f\} \\
\theta_{2,2}^f &= \{\theta_{2,2,1}^f, \theta_{2,2,2}^f\} \\
\theta_{2,3}^f &= \{\theta_{2,3,1}^f, \theta_{2,3,2}^f, \theta_{2,3,3}^f, \theta_{2,3,4}^f\} \\
\theta_{2,4}^f &= \{\theta_{2,4,1}^f, \theta_{2,4,2}^f, \theta_{2,4,3}^f, \theta_{2,4,4}^f\}
\end{aligned} \tag{Εξ. 6.24}$$

$$\begin{aligned}
\theta_{4,1}^f &= \{\theta_{4,1,1}^f, \theta_{4,1,2}^f, \theta_{4,1,3}^f\} \\
\theta_{4,2}^f &= \{\theta_{4,2,1}^f, \theta_{4,2,2}^f, \theta_{4,2,3}^f\}
\end{aligned} \tag{Εξ. 6.25}$$

Σύμφωνα με την Εξ. 4.9, κάθε ασαφής κανόνας $r_{i,j}^f(x, \theta_{i,j}^f)$ του μοντέλου ταυτίζεται με ένα από τα $Cond_{i,j}^f(x, \theta_{i,j}^f)$ ενώ, οι ασαφείς κανόνες κατηγορίας προκύπτουν σύμφωνα με την Εξ. 4.12:

$$\begin{aligned}
R_1^f(x, \theta_1^f) &= S_{norm} \left(r_{1,1}^f(x, \theta_{1,1}^f), r_{1,2}^f(x, \theta_{1,2}^f) \right) = \\
&S_{norm} \left(\begin{array}{c} T_{norm} \left(g^f(RR_1, \theta_{1,1,1}^f), g^f(RR_2, \theta_{1,1,2}^f), g^f(RR_3, \theta_{1,1,3}^f) \right), \\ \left(g^f(RR_1 + RR_2 + RR_3, \theta_{1,2,1}^c) \right) \end{array} \right),
\end{aligned} \tag{Εξ. 6.26}$$

$$\begin{aligned}
R_2^f(x, \theta_2^f) &= S_{norm} \left(r_{2,1}^f(x, \theta_{2,1}^f), r_{2,2}^f(x, \theta_{2,2}^f), r_{2,3}^f(x, \theta_{2,3}^f), r_{2,4}^f(x, \theta_{2,4}^f) \right) = \\
&S_{norm} \left(\begin{array}{c} T_{norm} \left(g^f(RR_1 / RR_2, \theta_{2,1,1}^f), g^f(RR_3 / RR_2, \theta_{2,1,2}^f) \right), \\ T_{norm} \left(g^f(RR_3 / RR_1, \theta_{2,2,1}^f), g^f(RR_1 / RR_2, \theta_{2,2,2}^f) \right), \\ T_{norm} \left(\begin{array}{c} g^f(|RR_1 - RR_2|, \theta_{2,3,1}^f), g^f(RR_1, \theta_{2,3,2}^f), \\ g^f(RR_2, \theta_{2,3,3}^c), g^f((RR_1 + RR_2) / (2RR_3), \theta_{2,3,4}^f) \end{array} \right), \\ T_{norm} \left(\begin{array}{c} g^f(|RR_2 - RR_3|, \theta_{2,4,1}^f), g^f(RR_2, \theta_{2,4,2}^f) \wedge \\ g^f(RR_3, \theta_{2,4,3}^f), g^f((RR_2 + RR_3) / (2RR_1), \theta_{2,4,4}^f) \end{array} \right) \end{array} \right),
\end{aligned} \tag{Εξ. 6.27}$$

$$\begin{aligned}
R_4^f(x, \theta_4^f) &= S_{norm} \left(r_{4,1}^f(x, \theta_{4,1}^f), r_{4,2}^f(x, \theta_{4,2}^f) \right) = \\
&S_{norm} \left(\begin{array}{c} T_{norm} \left(g^f(RR_2, \theta_{4,1,1}^f), g^f(RR_2, \theta_{4,1,2}^f), g^f(|RR_1 - RR_2|, \theta_{4,1,3}^f) \right), \\ T_{norm} \left(g^f(RR_2, \theta_{4,2,1}^f), g^f(RR_2, \theta_{4,2,2}^f), g^f(|RR_3 - RR_2|, \theta_{4,2,3}^f) \right) \end{array} \right),
\end{aligned} \tag{Εξ. 6.28}$$

με S_{norm} είναι ένας μη παραμετρικός ασαφής τελεστής και τα σύνολα παραμέτρων θ_i^f ορίζονται (με βάση την Εξ. 4.13) ως:

$$\theta_1^f = \{\theta_{1,1}^f, \theta_{1,2}^f\}, \tag{Εξ. 6.29}$$

$$\theta_2^f = \{\theta_{2,1}^f, \theta_{2,2}^f, \theta_{2,3}^f, \theta_{2,4}^f\}, \quad \text{Εξ. 6.30}$$

$$\theta_4^f = \{\theta_{4,1}^f, \theta_{4,2}^f\}. \quad \text{Εξ. 6.31}$$

Τέλος, το σαφές μοντέλο αποτελείται από όλους τους ασαφείς κανόνες κατηγορίας:

$$M^f(x, \Theta^f) = F^f(R_1^f(x, \theta_1^f), R_2^f(x, \theta_2^f), \theta_3^f, R_4^f(x, \theta_4^f)), \quad \text{Εξ. 6.32}$$

όπου Θ^f είναι το σύνολο που περιλαμβάνει όλες τις παραμέτρους που εμπεριέχονται στο ασαφές μοντέλο:

$$\Theta^f = \{\theta_1^f, \theta_2^f, \theta_3^f, \theta_4^f\}, \quad \text{Εξ. 6.33}$$

και F^f είναι η συνάρτηση αποασαφοποίησης:

$$F^f(R_1^f(x, \theta_1^f), R_2^f(x, \theta_2^f), \theta_3^f, R_4^f(x, \theta_4^f)) = \begin{cases} 1 & \text{αν } \max(R_1^f(x, \theta_1^f), R_2^f(x, \theta_2^f), R_4^f(x, \theta_4^f)) = R_1^f(x, \theta_1^f) > \theta_3^f \\ 2 & \text{αν } \max(R_1^f(x, \theta_1^f), R_2^f(x, \theta_2^f), R_4^f(x, \theta_4^f)) = R_2^f(x, \theta_2^f) > \theta_3^f \\ 3 & \text{αν } \max(R_1^f(x, \theta_1^f), R_2^f(x, \theta_2^f), R_4^f(x, \theta_4^f)) \leq \theta_3^f \\ 4 & \text{αν } \max(R_1^f(x, \theta_1^f), R_2^f(x, \theta_2^f), R_4^f(x, \theta_4^f)) = R_4^f(x, \theta_4^f) > \theta_3^f \\ 5 & \text{αν } \max(R_1^f(x, \theta_1^f), R_2^f(x, \theta_2^f), R_4^f(x, \theta_4^f)) > \theta_3^f \text{ και δύο ή} \\ & \text{περισσότεροι των } R_1^f(x, \theta_1^f), R_2^f(x, \theta_2^f), R_4^f(x, \theta_4^f) \text{ είναι ίσοι} \end{cases}. \quad \text{Εξ. 6.34}$$

Η συνάρτηση αποασαφοποίησης βασίζεται στην λογική απόφασης του προβλήματος: κάθε πρότυπο θεωρείται *a priori* φυσιολογικό, με τιμή θ_3^f , δηλαδή αν κανένα από τα αποτελέσματα των ασαφών κανόνων κατηγορίας δεν ξεπεράσει την τιμή θ_3^f τότε το πρότυπο ταξινομείται ως φυσιολογικό, αλλιώς ταξινομείται στην κατηγορία με την μεγαλύτερη τιμή στον αντίστοιχο ασαφή κανόνα της. Στην περίπτωση που δύο ή περισσότεροι ασαφείς κανόνες κατηγορίας έχουν την ίδια τιμή, η οποία είναι μεγαλύτερη από θ_3^f τότε η διαδικασία απόφασης αποτυγχάνει και το πρότυπο θεωρείται ότι ανήκει στην κατηγορία 5. Η συγκεκριμένη συνάρτηση αποασαφοποίησης χρησιμοποιείται στην περίπτωση που αντικειμενική συνάρτηση είναι η *cme*, ενώ στην περίπτωση της *mse* είναι:

$$F^f \left(R_1^f(x, \theta_1^f), R_2^f(x, \theta_2^f), \theta_3^f, R_4^f(x, \theta_4^f) \right) = R_1^f(x, \theta_1^f) \cdot e_1 + R_2^f(x, \theta_2^f) \cdot e_2 + \theta_3^f \cdot e_3 + R_4^f(x, \theta_4^f) \cdot e_4 \quad \text{Εξ. 6.35}$$

Στην περίπτωση παραμετρικών ορισμών των T_{norm} και S_{norm} κάποιες από τις εξισώσεις 6.20 έως και 6.35 μεταβάλλονται έτσι ώστε να περιλαμβάνουν τις επιπλέον παραμέτρους που εισάγονται στο μοντέλο. Οι μηχανισμοί απόφασης των κανόνων του ασαφούς μοντέλου (Εξ. 6.20 έως και 6.22) δίνονται από:

$$\begin{aligned} Cond_{1,1}^f(x, \theta_{1,1}^c, \kappa_{1,1}) &= T_{norm} \left(g^f(RR_1, \theta_{1,1,1}^f), g^f(RR_2, \theta_{1,1,2}^f), g^f(RR_3, \theta_{1,1,3}^f), \kappa_{1,1} \right), \\ Cond_{1,2}^f(x, \theta_{1,2}^f) &= g^f(RR_1 + RR_2 + RR_3, \theta_{1,2,1}^f) \end{aligned} \quad \text{Εξ. 6.36}$$

$$\begin{aligned} Cond_{2,1}^f(x, \theta_{2,1}^f, \kappa_{2,1}) &= T_{norm} \left(g^f(RR_1 / RR_2, \theta_{2,1,1}^f), g^f(RR_3 / RR_2, \theta_{2,1,2}^f), \kappa_{2,1} \right) \\ Cond_{2,2}^f(x, \theta_{2,2}^f, \kappa_{2,2}) &= T_{norm} \left(g^f(RR_3 / RR_1, \theta_{2,2,1}^f), g^f(RR_1 / RR_2, \theta_{2,2,2}^f), \kappa_{2,2} \right) \\ Cond_{2,3}^f(x, \theta_{2,3}^f, \kappa_{2,3}) &= T_{norm} \left(g^f(|RR_1 - RR_2|, \theta_{2,3,1}^f), \right. \\ &\quad \left. g^f(RR_1, \theta_{2,3,2}^f), g^f(RR_2, \theta_{2,3,3}^f), \right. \\ &\quad \left. g^f((RR_1 + RR_2) / (2RR_3), \theta_{2,3,4}^f), \kappa_{2,3} \right) \end{aligned} \quad \text{Εξ. 6.37}$$

$$\begin{aligned} Cond_{2,4}^f(x, \theta_{2,4}^f, \kappa_{2,4}) &= T_{norm} \left(g^f(|RR_2 - RR_3|, \theta_{2,4,1}^f), \right. \\ &\quad \left. g^f(RR_2, \theta_{2,4,2}^f), g^f(RR_3, \theta_{2,4,3}^f), \right. \\ &\quad \left. g^f((RR_2 + RR_3) / (2RR_1), \theta_{2,4,4}^f), \kappa_{2,4} \right) \\ Cond_{4,1}^f(x, \theta_{4,1}^f, \kappa_{4,1}) &= T_{norm} \left(g^f(RR_2, \theta_{4,1,1}^f), g^f(RR_2, \theta_{4,1,2}^f), \right. \\ &\quad \left. g^f(|RR_1 - RR_2|, \theta_{4,1,3}^f), \kappa_{4,1} \right) \end{aligned} \quad \text{Εξ. 6.38}$$

$$Cond_{4,2}^f(x, \theta_{4,2}^f, \kappa_{4,2}) = T_{norm} \left(g^f(RR_2, \theta_{4,2,1}^f), g^f(RR_2, \theta_{4,2,2}^f), \right. \\ \left. g^f(|RR_3 - RR_2|, \theta_{4,2,3}^f), \kappa_{4,2} \right)$$

και

$$\kappa_1 = \{\kappa_{1,1}\}, \quad \text{Εξ. 6.39}$$

$$\kappa_2 = \{\kappa_{2,1}, \kappa_{2,2}, \kappa_{2,3}, \kappa_{2,4}\}, \quad \text{Εξ. 6.40}$$

$$\kappa_4 = \{\kappa_{4,1}, \kappa_{4,2}\}. \quad \text{Εξ. 6.41}$$

Οι αντίστοιχοι ασαφείς κανόνες κατηγορίας προκύπτουν ως:

$$R_1^f(x, \theta_1^f, \kappa_1, \nu_1) = S_{norm} \left(r_{1,1}^f(x, \theta_{1,1}^f, \kappa_{1,1}), r_{2,2}^f(x, \theta_{1,2}^f), \nu_1 = \right. \\ \left. S_{norm} \left(\begin{array}{l} T_{norm} \left(g^f(RR_1, \theta_{1,1,1}^f), g^f(RR_2, \theta_{1,1,2}^f), g^f(RR_3, \theta_{1,1,3}^f), \kappa_{1,1} \right), \\ g^f(RR_1 + RR_2 + RR_3, \theta_{1,2,1}^c), \\ \nu_1 \end{array} \right) \right), \quad \text{Eξ. 6.42}$$

$$R_2^f(x, \theta_2^f, \kappa_2, \nu_2) = \\ S_{norm} \left(r_{2,1}^f(x, \theta_{2,1}^f, \kappa_{2,1}), r_{2,2}^f(x, \theta_{2,2}^f, \kappa_{2,2}), r_{2,3}^f(x, \theta_{2,3}^f, \kappa_{2,3}), r_{2,4}^f(x, \theta_{2,4}^f, \kappa_{2,4}), \nu_2 = \right. \\ \left. S_{norm} \left(\begin{array}{l} T_{norm} \left(g^f(RR_1 / RR_2, \theta_{2,1,1}^f), g^f(RR_3 / RR_2, \theta_{2,1,2}^f), \kappa_{2,1} \right), \\ T_{norm} \left(g^f(RR_3 / RR_1, \theta_{2,2,1}^f), g^f(RR_1 / RR_2, \theta_{2,2,2}^f), \kappa_{2,2} \right), \\ T_{norm} \left(\begin{array}{l} g^f(|RR_1 - RR_2|, \theta_{2,3,1}^f), g^f(RR_1, \theta_{2,3,2}^f), \\ g^f(RR_2, \theta_{2,3,3}^c), g^f((RR_1 + RR_2) / (2RR_3), \theta_{2,3,4}^f), \kappa_{2,3} \end{array} \right), \\ T_{norm} \left(\begin{array}{l} g^f(|RR_2 - RR_3|, \theta_{2,4,1}^f), g^f(RR_2, \theta_{2,4,2}^f), \\ g^f(RR_3, \theta_{2,4,3}^f), g^f((RR_2 + RR_3) / (2RR_1), \theta_{2,4,4}^f), \kappa_{2,4} \end{array} \right), \\ \nu_1 \end{array} \right) \right), \quad \text{Eξ. 6.43}$$

$$R_4^f(x, \theta_4^f, \kappa_4, \nu_4) = S_{norm} \left(r_{4,1}^f(x, \theta_{4,1}^f, \kappa_{4,1}), r_{4,2}^f(x, \theta_{4,2}^f, \kappa_{4,2}), \nu_4 = \right. \\ \left. S_{norm} \left(\begin{array}{l} T_{norm} \left(g^f(RR_2, \theta_{4,1,1}^f), g^f(RR_2, \theta_{4,1,2}^f), g^f(|RR_1 - RR_2|, \theta_{4,1,3}^f), \kappa_{4,1} \right), \\ T_{norm} \left(g^f(RR_2, \theta_{4,2,1}^f), g^f(RR_2, \theta_{4,2,2}^f), g^f(|RR_3 - RR_2|, \theta_{4,2,3}^f), \kappa_{4,2} \right), \\ \nu_4 \end{array} \right) \right), \quad \text{Eξ. 6.44}$$

και το ασαφές μοντέλο δίνεται από την εξίσωση:

$$M^f(x, \Theta^f, \mathbf{K}, \mathbf{N}) = \\ F^f \left(R_1^f(x, \theta_1^f, \kappa_1, \nu_1), R_2^f(x, \theta_2^f, \kappa_2, \nu_2), \theta_3^f, R_4^f(x, \theta_4^f, \kappa_4, \nu_4) \right), \quad \text{Eξ. 6.45}$$

όπου:

$$\mathbf{K} = \{ \kappa_1, \kappa_2, \kappa_4 \}, \quad \text{Eξ. 6.46}$$

και

$$\mathbf{N} = \{ \nu_1, \nu_2, \nu_4 \}. \quad \text{Eξ. 6.47}$$

6.2.5. Βελτιστοποίηση

Χρησιμοποιούνται οι δύο αντικειμενικές συναρτήσεις, η *cme* με βάση τον κανονικοποιημένο πίνακα σύγχυσης ταξινόμησης (Εξ. 4.35) και η *mse* (Εξ. 4.31). Από το σύνολο δεδομένων που περιγράφεται στον Πίνακα 5.2 παράγονται τα σύνολα εκπαίδευσης και αξιολόγησης, D_{train}^{arh} και D_{test}^{arh} , αντίστοιχα. Η παραγωγή του συνόλου εκπαίδευσης γίνεται με τυχαία επιλογή 250 προτύπων από την κατηγορία ΚΙ/Μ, 1.000 από την κατηγορία ΠΚΣ, 10.000 από την κατηγορία Φ και 250 από την κατηγορία ΚΚΑ2. Όλοι οι παλμοί που δεν επιλέγονται για το σύνολο εκπαίδευσης χρησιμοποιούνται στο σύνολο αξιολόγησης. Για να μην υπάρξει κατά την εκπαίδευση πόλωση προς τις κατηγορίες με τα περισσότερα πρότυπα, δίνονται κατάλληλα βάρη σε κάθε πρότυπο. Αυτό πραγματοποιείται με την εισαγωγή του προτύπου στην διαδικασία της εκπαίδευσης περισσότερες από μία φορές. Έτσι, κάθε πρότυπο της κατηγορίας ΚΙ/Μ ή ΚΑΑ2 εισάγεται στο σύνολο εκπαίδευσης 40 φορές, της κατηγορίας ΠΚΣ 10 φορές, ενώ της κατηγορίας Φ από μία φορά το καθένα.

Πίνακας 6.2 Αριθμός προτύπων στα σύνολα δεδομένων εκπαίδευσης (D_{train}^{arh}) και αξιολόγησης (D_{test}^{arh}) για το ασαφές γνωστικό μοντέλο ταξινόμησης αρρυθμικών καρδιακών παλμών.

Κατηγορία	Αριθμός παλμών		
	D_{train}^{arh}	D_{test}^{arh}	Σύνολο
ΚΙ/Μ	250	234	484
ΠΚΣ	1.000	5.183	6.183
Φ	10.000	92.793	102.793
ΚΚΑ2	250	170	420
σύνολο	11.500	98.380	109.880

Η μέθοδος βελτιστοποίησης που χρησιμοποιήθηκε είναι μία παραλλαγή της μεθόδου ελεγχόμενης τυχαίας αναζήτησης (controlled random search - CRS), που ονομάζεται MCRS [181]. Η MCRS προκύπτει από την μέθοδο simplex για τοπική ελαχιστοποίηση, λόγω του ακανόνιστου simplex που αποτελείται από $N+1$ σημεία, το οποίο διατηρείται σε κάθε επανάληψη της μεθόδου. Στο βασικό βήμα του αλγορίθμου, τα σημεία του simplex χρησιμοποιούνται για τον καθορισμό ενός σημείου δοκιμής το οποίο, κάτω από ορισμένες συνθήκες, θα αντικαταστήσει κάποιο από τα υπάρχοντα σημεία. Αν υπάρχουν περισσότερα

του ενός ολικά ελάχιστα η μέθοδος θα εντοπίσει μόνο ένα από αυτά. Δεδομένου ενός συγκεκριμένου ασαφούς μοντέλου, μίας αντικειμενική συνάρτησης, ενός συνόλου δεδομένων εκπαίδευσης και ενός αρχικού σημείου, η μέθοδος MCRS εφαρμόζεται για ένα συγκεκριμένο αριθμό επαναλήψεων (10.000) ή μέχρι να ικανοποιηθεί ένα κριτήριο τερματισμού, με στόχο την εύρεση των τιμών των παραμέτρων οι οποίες ελαχιστοποιούν την τιμή της αντικειμενικής συνάρτησης σε σχέση με το σύνολο δεδομένων εκπαίδευσης.

6.2.6. Αξιολόγηση και αποτελέσματα

Το σαφές μοντέλο και όλα τα ασαφή μοντέλα αξιολογούνται με βάση το σύνολο δεδομένων αξιολόγησης D_{test}^{arh} . Η διαδικασία της βελτιστοποίησης με το D_{train}^{arh} και αξιολόγησης με το D_{test}^{arh} πραγματοποιείται 10 φορές, με διαφορετικές επιλογές των προτύπων για τα δύο σύνολα. Για καθένα από αυτά κατασκευάστηκε ο πίνακας σύγχυσης ταξινόμησης, ενώ ο τελικός πίνακας σύγχυσης ταξινόμησης προκύπτει από το μέσο όρο των 10 πινάκων. Με βάση αυτόν, προέκυψαν μέτρα αποτελεσματικότητας όπως η ευαισθησία, η ειδικότητα και η ΑΘΠ για κάθε κατηγορία. Στον Πίνακα 6.3 παρουσιάζονται τα αποτελέσματα του σαφούς γνωσιακού μοντέλου, ενώ στους Πίνακες 6.4 – 6.8 παρουσιάζονται τα αποτελέσματα για όλους τους εναλλακτικούς ορισμούς των T_{norm} και S_{norm} και για τις δύο εναλλακτικές αντικειμενικές συναρτήσεις, cme και mse , για κάθε μία από τις εναλλακτικές ασαφείς συναρτήσεις συμμετοχής, αντίστοιχα.

Πίνακας 6.3 Αποτελέσματα ευαισθησίας (%), ειδικότητας (%) και ΑΘΠ (%) του γνωσιακού σαφούς μοντέλου ταξινόμησης αρρυθμικών καρδιακών παλμών για κάθε κατηγορία παλμού.

	ΚΙ/Μ	ΠΚΣ	Φ	ΚΚΑ2
ευαισθησία	90,00	82,96	93,00	98,29
ειδικότητα	99,49	97,21	94,09	99,91
ΑΘΠ	98,33	91,06	84,38	99,74

Πίνακας 6.4 Αποτελέσματα ευαισθησίας (%), ειδικότητας (%) και ΑΘΠ (%) του γνωστικού ασαφούς μοντέλου ταξινόμησης αρρυθμικών καρδιακών παλμών για κάθε κατηγορία παλμού για τη γραμμική ασαφή συνάρτηση συμμετοχής με όλους τους ορισμούς των T_{norm} και S_{norm} και με χρήση και των δύο αντικειμενικών συναρτήσεων (*cme* και *mse*).

ορισμός T_{norm} και S_{norm}		Γραμμική							
		<i>cme</i>				<i>mse</i>			
		ΚΙ/Μ	ΠΚΣ	Φ	ΚΚΑ2	ΚΙ/Μ	ΠΚΣ	Φ	ΚΚΑ2
ελάχιστο και μέγιστό	ευαισθησία	94,04	89,91	92,89	98,12	94,06	89,63	92,79	97,82
	ειδικότητα	99,81	97,19	96,15	99,91	99,74	97,12	96,02	99,92
	ΑΘΠ	99,41	91,53	89,09	99,74	99,19	91,31	88,76	99,76
γινόμενο και πιθανοτικό Η	ευαισθησία	95,38	89,90	92,95	98,47	95,47	89,92	92,96	98,53
	ειδικότητα	99,81	97,32	96,26	99,92	99,82	97,30	96,28	99,92
	ΑΘΠ	99,41	91,87	89,34	99,76	99,43	91,80	89,39	99,76
γινόμενο & άθροισμα Αϊνστάιν	ευαισθησία	95,21	90,00	92,97	98,47	95,30	89,86	92,97	98,47
	ειδικότητα	99,82	97,28	96,26	99,93	99,82	97,26	96,22	99,92
	ΑΘΠ	99,45	91,77	89,34	99,78	99,44	91,71	89,24	99,77
κλάση Dombi	ευαισθησία	95,94	90,13	93,04	98,71	96,97	90,33	93,07	98,94
	ειδικότητα	99,82	97,41	96,37	99,93	99,82	97,56	96,60	99,93
	ΑΘΠ	99,45	92,14	89,61	99,79	99,45	92,55	90,20	99,79
κλάση Dubois-Prade	ευαισθησία	96,97	90,32	93,08	99,00	96,07	90,15	93,05	98,59
	ειδικότητα	99,82	97,58	96,59	99,93	99,82	97,41	96,39	99,93
	ΑΘΠ	99,46	92,61	90,18	99,79	99,43	92,15	89,67	99,78
κλάση Yager	ευαισθησία	96,07	90,15	93,05	98,71	95,94	90,04	93,04	98,71
	ειδικότητα	99,82	97,45	96,39	99,93	99,83	97,41	96,36	99,93
	ΑΘΠ	99,43	92,26	89,67	99,78	99,46	92,13	89,58	99,79

Πίνακας 6.5 Αποτελέσματα ευαισθησίας (%), ειδικότητας (%) και ΑΘΠ (%) του γνωστικού ασαφούς μοντέλου ταξινόμησης αρρυθμικών καρδιακών παλμών για κάθε κατηγορία παλμού για τη σιγμοειδή ασαφή συνάρτηση συμμετοχής με όλους τους ορισμούς των T_{norm} και S_{norm} και με χρήση και των δύο αντικειμενικών συναρτήσεων (*cme* και *mse*).

ορισμός T_{norm} και S_{norm}		Σιγμοειδής							
		<i>cme</i>				<i>mse</i>			
		ΚΙ/Μ	ΠΚΣ	Φ	ΚΚΑ2	ΚΙ/Μ	ΠΚΣ	Φ	ΚΚΑ2
ελάχιστο και μέγιστο	ευαισθησία	97,56	90,99	93,00	98,18	97,56	91,21	93,01	98,24
	ειδικότητα	99,81	97,12	96,40	99,91	99,82	97,11	96,51	99,91
	ΑΘΠ	99,43	91,33	89,60	99,72	99,44	91,31	89,88	99,73
γινόμενο και πιθανοτικό Η	ευαισθησία	97,74	91,50	93,23	98,35	97,65	91,88	93,38	98,35
	ειδικότητα	99,81	97,26	96,62	99,91	99,83	97,26	96,76	99,91
	ΑΘΠ	99,43	91,75	90,20	99,73	99,47	91,78	90,57	99,73
γινόμενο & άθροισμα Αϊνστάιν	ευαισθησία	97,74	91,10	93,23	98,35	97,69	91,73	93,13	98,41
	ειδικότητα	99,82	97,25	96,49	99,91	99,83	97,18	96,73	99,92
	ΑΘΠ	99,45	91,70	89,84	99,74	99,49	91,55	90,47	99,74
κλάση Dombi	ευαισθησία	98,29	93,17	95,12	98,71	98,46	94,57	93,50	98,47
	ειδικότητα	99,86	97,90	97,41	99,92	99,86	97,42	97,81	99,91
	ΑΘΠ	99,59	93,67	92,45	99,75	99,57	92,43	93,45	99,72
κλάση Dubois-Prade	ευαισθησία	98,12	92,81	94,78	98,53	98,50	91,67	94,26	99,06
	ειδικότητα	99,87	97,74	97,22	99,92	99,88	97,75	96,92	99,94
	ΑΘΠ	99,61	93,19	91,90	99,75	99,63	93,15	91,07	99,83
κλάση Yager	ευαισθησία	98,08	94,28	93,54	98,71	98,55	92,60	93,93	98,35
	ειδικότητα	99,88	97,44	97,60	99,94	99,79	97,65	97,12	99,91
	ΑΘΠ	99,65	92,47	92,85	99,83	99,36	92,93	91,58	99,73

Πίνακας 6.6 Αποτελέσματα ευαισθησίας (%), ειδικότητας (%) και ΑΘΠ (%) του γνωστικού ασαφούς μοντέλου ταξινόμησης αρρυθμικών καρδιακών παλμών για κάθε κατηγορία παλμού για την ασαφή συνάρτηση συμμετοχής αθροίσματος σιγμοειδούς και της παραγώγου της, με όλους τους ορισμούς των T_{norm} και S_{norm} και με χρήση και των δύο αντικειμενικών συναρτήσεων (*cme* και *mse*).

ορισμός T_{norm} και S_{norm}		άθροισμα σιγμοειδούς και της παραγώγου της							
		<i>cme</i>				<i>mse</i>			
		ΚΙ/Μ	ΠΚΣ	Φ	ΚΚΑ2	ΚΙ/Μ	ΠΚΣ	Φ	ΚΚΑ2
ελάχιστο και μέγιστό	ευαισθησία	98,29	90,68	92,71	97,94	98,33	90,74	92,71	98,24
	ειδικότητα	99,76	97,17	96,38	99,90	99,78	97,19	96,46	99,90
	ΑΘΠ	99,27	91,43	89,50	99,71	99,33	91,50	89,73	99,71
γινόμενο και πιθανοτικό Η	ευαισθησία	98,42	91,18	93,38	98,06	98,46	91,86	93,24	98,35
	ειδικότητα	99,76	97,43	96,57	99,91	99,79	97,40	96,88	99,91
	ΑΘΠ	99,29	92,20	90,08	99,73	99,35	92,17	90,87	99,73
γινόμενο & άθροισμα Αϊνστάϊν	ευαισθησία	98,50	91,71	93,30	98,24	98,42	91,21	93,23	98,47
	ειδικότητα	99,78	97,44	96,79	99,91	99,79	97,40	96,68	99,91
	ΑΘΠ	99,34	92,26	90,64	99,72	99,36	92,12	90,36	99,73
κλάση Dombi	ευαισθησία	98,21	91,61	93,65	99,00	98,72	91,17	93,88	98,53
	ειδικότητα	99,85	97,53	96,85	99,92	99,81	97,71	96,66	99,92
	ΑΘΠ	99,54	92,53	90,84	99,76	99,43	92,98	90,36	99,76
κλάση Dubois-Prade	ευαισθησία	98,59	92,58	93,49	98,18	98,72	91,15	92,92	98,59
	ειδικότητα	99,79	97,49	97,07	99,92	99,81	97,39	96,68	99,91
	ΑΘΠ	99,36	92,48	91,42	99,76	99,43	92,10	90,32	99,72
κλάση Yager	ευαισθησία	98,63	92,40	93,00	98,59	99,23	91,53	94,83	99,12
	ειδικότητα	99,83	97,35	97,12	99,91	99,82	98,15	97,00	99,93
	ΑΘΠ	99,47	92,09	91,50	99,72	99,45	94,28	91,34	99,80

Πίνακας 6.7 Αποτελέσματα ευαισθησίας (%), ειδικότητας (%) και ΑΘΠ (%) του γνωστικού ασαφούς μοντέλου ταξινόμησης αρρυθμικών καρδιακών παλμών για κάθε κατηγορία παλμού για τη νευρωνική ασαφή συνάρτηση συμμετοχής, με όλους τους ορισμούς των T_{norm} και S_{norm} και με χρήση και των δύο αντικειμενικών συναρτήσεων (*cme* και *mse*).

ορισμός T_{norm} και S_{norm}		Νευρωνική							
		<i>cme</i>				<i>mse</i>			
		ΚΙ/Μ	ΠΚΣ	Φ	ΚΚΑ2	ΚΙ/Μ	ΠΚΣ	Φ	ΚΚΑ2
ελάχιστο και μέγιστο	ευαισθησία	97,74	90,30	93,08	98,24	97,78	90,24	93,07	98,35
	ειδικότητα	99,79	97,16	96,26	99,90	99,77	97,29	96,19	99,90
	ΑΘΠ	99,37	91,38	89,24	99,70	99,30	91,73	89,05	99,70
γινόμενο και πιθανοτικό Η	ευαισθησία	97,82	91,07	93,65	98,41	97,91	90,34	93,49	98,53
	ειδικότητα	99,80	97,38	96,57	99,91	99,78	97,45	96,28	99,91
	ΑΘΠ	99,40	92,04	90,10	99,71	99,33	92,21	89,34	99,72
γινόμενο & άθροισμα Αϊνστάιν	ευαισθησία	97,91	90,31	93,25	98,41	98,03	91,22	93,59	98,47
	ειδικότητα	99,80	97,26	96,33	99,91	99,79	97,53	96,55	99,91
	ΑΘΠ	99,39	91,66	89,43	99,72	99,36	92,48	90,04	99,71
κλάση Dombi	ευαισθησία	98,29	93,00	93,85	98,59	98,50	92,85	93,27	98,76
	ειδικότητα	99,83	97,65	97,17	99,92	99,82	97,44	97,29	99,92
	ΑΘΠ	99,49	92,95	91,71	99,77	99,45	92,36	91,99	99,74
κλάση Dubois-Prade	ευαισθησία	98,21	92,83	95,97	98,71	97,99	91,31	93,72	98,59
	ειδικότητα	99,82	98,24	97,24	99,94	99,80	97,52	96,63	99,92
	ΑΘΠ	99,46	94,63	92,05	99,80	99,39	92,47	90,26	99,74
κλάση Yager	ευαισθησία	97,91	90,72	93,82	98,53	98,12	92,64	94,75	98,71
	ειδικότητα	99,80	97,44	96,51	99,91	99,83	97,89	97,11	99,90
	ΑΘΠ	99,39	92,19	89,97	99,71	99,47	93,62	91,63	99,71

Πίνακας 6.8 Αποτελέσματα ευαισθησίας (%), ειδικότητας (%) και ΑΘΠ (%) του γνωστικού ασαφούς μοντέλου ταξινόμησης αρρυθμικών καρδιακών παλμών για κάθε κατηγορία παλμού για την ασαφή συνάρτηση συμμετοχής αθροίσματος σιγμοειδών, με όλους τους ορισμούς των T_{norm} και S_{norm} και με χρήση και των δύο αντικειμενικών συναρτήσεων (*cme* και *mse*).

ορισμός T_{norm} και S_{norm}		άθροισμα σιγμοειδών							
		<i>cme</i>				<i>mse</i>			
		ΚΙ/Μ	ΠΚΣ	Φ	ΚΚΑ2	ΚΙ/Μ	ΠΚΣ	Φ	ΚΚΑ2
ελάχιστο και μέγιστο	ευαισθησία	97,48	90,68	92,84	98,35	97,56	90,60	92,83	97,94
	ειδικότητα	99,81	97,25	96,17	99,89	99,78	97,12	96,19	99,89
	ΑΘΠ	99,41	91,65	89,00	99,67	99,31	91,30	89,04	99,67
γινόμενο και πιθανοτικό Η	ευαισθησία	97,61	91,02	93,10	98,47	97,78	91,23	93,04	98,06
	ειδικότητα	99,82	97,35	96,33	99,90	99,79	97,24	96,47	99,90
	ΑΘΠ	99,46	91,98	89,41	99,69	99,35	91,69	89,78	99,69
γινόμενο & άθροισμα Αϊνστάιν	ευαισθησία	97,65	90,76	93,41	98,53	97,69	90,98	92,93	98,12
	ειδικότητα	99,82	97,47	96,26	99,90	99,78	97,21	96,39	99,90
	ΑΘΠ	99,44	92,29	89,28	99,70	99,34	91,57	89,56	99,69
κλάση Dombi	ευαισθησία	97,86	92,25	93,36	98,65	97,91	91,39	92,98	98,29
	ειδικότητα	99,82	97,49	96,82	99,90	99,78	97,25	96,62	99,90
	ΑΘΠ	99,46	92,46	90,74	99,71	99,34	91,73	90,17	99,70
κλάση Dubois-Prade	ευαισθησία	97,82	92,21	93,17	98,59	97,82	91,60	93,41	98,29
	ειδικότητα	99,82	97,41	96,79	99,90	99,80	97,32	96,70	99,91
	ΑΘΠ	99,46	92,24	90,64	99,70	99,40	91,94	90,43	99,72
κλάση Yager	ευαισθησία	97,74	91,35	93,89	98,65	97,74	92,22	93,58	98,06
	ειδικότητα	99,81	97,65	96,51	99,90	99,81	97,42	96,76	99,91
	ΑΘΠ	99,43	92,83	89,97	99,69	99,41	92,26	90,60	99,71

Επιπλέον, από τον τελικό πίνακα σύγκρισης ταξινόμησης υπολογίστηκε η ακρίβεια ταξινόμησης του κάθε μοντέλου, η οποία παρουσιάζεται μαζί με τον αριθμό παραμέτρων, για όλα τα μοντέλα, στον Πίνακα 6.9.

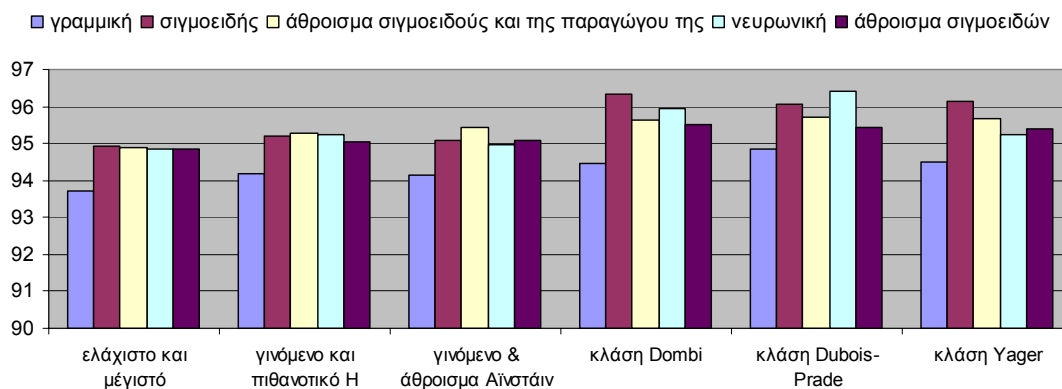
Πίνακας 6.9 Ακρίβεια ταξινόμησης (%) και αριθμός παραμέτρων του γνωσιακού σαφούς μοντέλου και όλων των γνωσιακών ασαφών μοντέλων ταξινόμησης αρρυθμικών καρδιακών παλμών.

<i>Ακρίβεια σαφούς μοντέλου: 91,07%</i>					
<i>cme</i>					
	γραμμική	σιγμοειδής	άθροισμα σιγμοειδούς και της παραγώγου της	νευρωνική	άθροισμα σιγμοειδών
ελάχιστο και μέγιστο	93,73 / 45	94,93 / 45	94,90 / 45	94,84 / 89	94,84 / 111
γινόμενο και πιθανοτικό H	94,18 / 45	95,20 / 45	95,26 / 45	95,24 / 89	95,05 / 111
γινόμενο & άθροισμα Αϊνστάιν	94,16 / 45	95,10 / 45	95,44 / 45	94,97 / 89	95,09 / 111
κλάση Dombi	94,45 / 55	96,32 / 55	95,62 / 55	95,93 / 99	95,53 / 121
κλάση Dubois-Prade	94,84 / 55	96,06 / 55	95,71 / 55	96,43 / 99	95,45 / 121
κλάση Yager	94,50 / 55	96,15 / 55	95,66 / 55	95,24 / 99	95,40 / 121
<i>mse</i>					
	γραμμική	σιγμοειδής	άθροισμα σιγμοειδούς και της παραγώγου της	νευρωνική	άθροισμα σιγμοειδών
ελάχιστο και μέγιστο	93,58 / 45	95,01 / 45	95,00 / 45	94,86 / 89	94,74 / 111
γινόμενο και πιθανοτικό H	94,22 / 45	95,32 / 45	95,48 / 45	95,07 / 89	95,02 / 111
γινόμενο & άθροισμα Αϊνστάιν	94,15 / 45	95,24 / 45	95,33 / 45	95,33 / 89	94,93 / 111
κλάση Dombi	94,83 / 55	96,25 / 55	95,57 / 55	95,85 / 89	95,14 / 121
κλάση Dubois-Prade	94,47 / 55	95,87 / 55	95,34 / 55	95,40 / 89	95,28 / 121
κλάση Yager	94,43 / 55	95,86 / 55	96,18 / 55	96,06 / 89	95,40 / 121

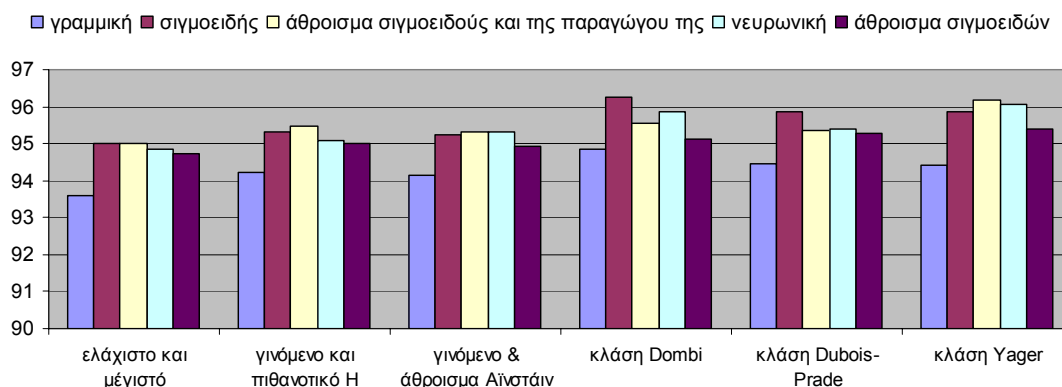
6.2.7. Σχολιασμός των αποτελεσμάτων και συμπεράσματα

Η μετατροπή του γνωσιακού σαφούς μοντέλου σε ασαφές καθώς και η βελτιστοποίηση, βελτιώνουν την ακρίβεια ταξινόμησής του: το καλύτερο ασαφές γνωσιακό μοντέλο δίνει ακρίβεια 96,43%, βελτιώνοντας κατά 5,36% την ακρίβεια του γνωσιακού σαφούς μοντέλου. Ο αριθμός των παλμών που χρησιμοποιούνται για την αξιολόγηση είναι μεγάλος και έτσι το ποσοστό λανθασμένης ταξινόμησης, το οποίο ορίζεται ως: $e = 1 - acc$, όπου e είναι το ποσοστό λανθασμένης ταξινόμησης και acc είναι η ακρίβεια ταξινόμησης μπορεί να προσεγγιστεί με κανονική κατανομή [176]. Αν d είναι η απόλυτη διαφορά λανθασμένης ταξινόμησης μεταξύ του σαφούς και του ασαφούς μοντέλου, με $d = |e_c - e_f|$, όπου e_c και e_f είναι τα ποσοστά λανθασμένης ταξινόμησης του σαφούς και του ασαφούς μοντέλου, αντίστοιχα, τότε το d ακολουθεί επίσης ομαλή κατανομή, με διακύμανση $\sigma_d^2 = (acc_c(1 - acc_c) + acc_f(1 - acc_f)) / N$, όπου N είναι ο αριθμός των παλμών που χρησιμοποιούνται για την αξιολόγηση και acc_c και acc_f είναι η ακρίβεια ταξινόμησης του σαφούς και του ασαφούς μοντέλου, αντίστοιχα. Με 95% επίπεδο εμπιστοσύνης, το πάνω όριο για την κανονική κατανομή είναι 1,96 και έτσι το διάστημα εμπιστοσύνης του d ορίζεται ως: $d_i = d \pm 1,96 \sigma_d = 0,0536 \pm 0,2 \cdot 10^{-5}$, το οποίο δεν περιλαμβάνει την τιμή 0 και έτσι η διαφορά είναι στατιστικά σημαντική. Το ίδιο ισχύει και με 99% επίπεδο εμπιστοσύνης, όπου το πάνω όριο για την κανονική κατανομή είναι 2,58 και έτσι το διάστημα εμπιστοσύνης του d είναι: $d_i = d \pm 2,58 \sigma_d = 0,0536 \pm 0,3 \cdot 10^{-5}$, το οποίο δεν περιλαμβάνει την τιμή 0.

Στο Σχήμα 6.2 παρουσιάζονται συγκριτικά αποτελέσματα ακρίβειας ταξινόμησης των ασαφών γνωσιακών μοντέλων ταξινόμησης αρρυθμικών καρδιακών παλμών, σε σχέση με την επιλογή της ασαφούς συνάρτησης συμμετοχής, με χρήση της *cme* αντικειμενικής συνάρτησης, ενώ τα αντίστοιχα αποτελέσματα όταν χρησιμοποιείται η *mse* ως αντικειμενική συνάρτηση, παρουσιάζονται στο Σχήμα 6.3.



Σχήμα 6.2 Ακρίβεια ταξινόμησης των ασαφών γνωσιακών μοντέλων για την ταξινόμηση αρρυθμικών καρδιακών παλμών, σε σχέση με την επιλογή ασαφούς συνάρτησης συμμετοχής, με χρήση της *cme* αντικειμενικής συνάρτησης.

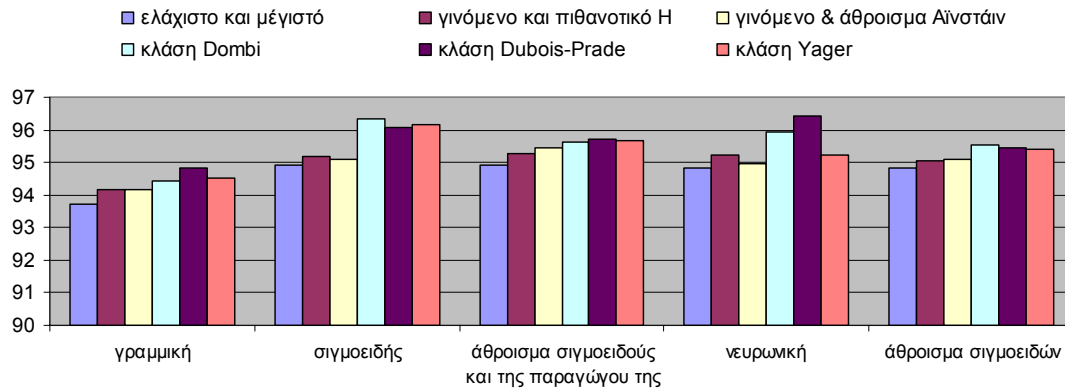


Σχήμα 6.3 Ακρίβεια ταξινόμησης των ασαφών γνωσιακών μοντέλων για την ταξινόμηση αρρυθμικών καρδιακών παλμών, σε σχέση με την επιλογή ασαφούς συνάρτησης συμμετοχής, με χρήση της *mse* αντικειμενικής συνάρτησης.

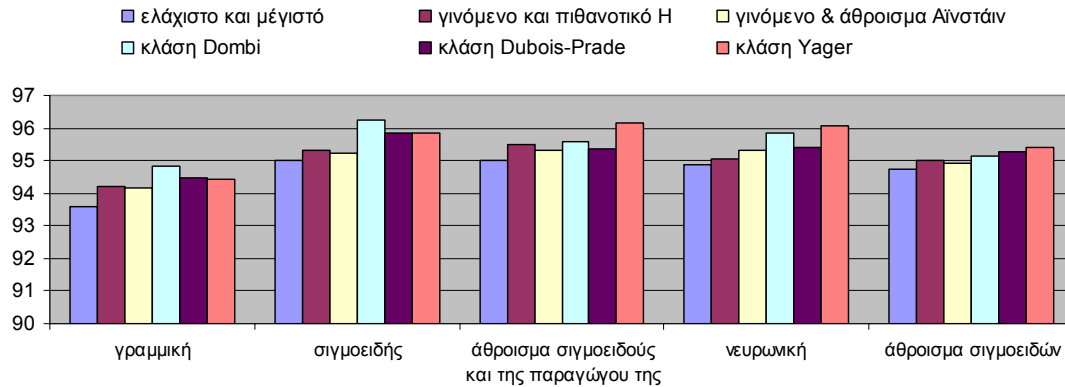
Η επιλογή της ασαφούς συνάρτησης συμμετοχής μεταβάλλει σημαντικά την ικανότητα ταξινόμησης του ασαφούς μοντέλου. Η επιλογή της γραμμικής συνάρτησης ως ασαφή συνάρτηση συμμετοχής μειώνει την ακρίβεια ταξινόμησης, ενώ η επιλογή της σιγμοειδούς, της νευρωνικής και του αθροίσματος της σιγμοειδούς με την παράγωγό της, παρουσιάζουν τα καλύτερα αποτελέσματα. Συνολικά, όλες οι εναλλακτικές συναρτήσεις, εκτός της γραμμικής, παρουσιάζουν κατά μέσο όρο παρόμοια αποτελέσματα, με μέση τιμή για όλες τις εναλλακτικές προσεγγίσεις ορισμών των T_{norm} και S_{norm} από 95,1% μέχρι 95,6%, όταν η αντίστοιχη τιμή για την γραμμική είναι 94,3%. Η μέση αύξηση είναι 1,12%.

Στα Σχήματα 6.4 και 6.5 παρουσιάζονται συγκριτικά αποτελέσματα ακρίβειας ταξινόμησης

των ασαφών γνωσιακών μοντέλων για την ταξινόμηση καρδιακών αρρυθμικών παλμών, σε σχέση με τις εναλλακτικές προσεγγίσεις ορισμών των T_{norm} και S_{norm} , με χρήση της cme και της mse αντικειμενικής συνάρτησης, αντίστοιχα.



Σχήμα 6.4 Ακρίβεια ταξινόμησης των ασαφών γνωσιακών μοντέλων για την ταξινόμηση αρρυθμικών καρδιακών παλμών, σε σχέση με την επιλογή των ορισμών των T_{norm} και S_{norm} , με χρήση της cme αντικειμενικής συνάρτησης.



Σχήμα 6.5 Ακρίβεια ταξινόμησης των ασαφών γνωσιακών μοντέλων για την ταξινόμηση αρρυθμικών καρδιακών παλμών, σε σχέση με την επιλογή των ορισμών των T_{norm} και S_{norm} , με χρήση της mse αντικειμενικής συνάρτησης.

Παρατηρείται αύξηση της ακρίβειας ταξινόμησης των ασαφών μοντέλων που βασίζονται σε παραμετρικούς ορισμούς των T_{norm} και S_{norm} , σε σχέση με αυτά που βασίζονται σε μη παραμετρικούς ορισμούς. Αυτό, μπορεί να αποδοθεί στο γεγονός ότι τα ασαφή μοντέλα που βασίζονται σε παραμετρικούς ορισμούς των T_{norm} και S_{norm} , έχουν περισσότερες

παραμέτρους για βελτιστοποίηση, με αποτέλεσμα να είναι πιο ευέλικτα και έτσι ώστε να μπορούν να απεικονίζουν με μεγαλύτερη ακρίβεια της ιδιαιτερότητες του προβλήματος.

Τέλος, η επιλογή της αντικειμενικής συνάρτησης (*cme* ή *mse*) δεν προκαλεί σημαντική μεταβολή στα αποτελέσματα: η μέση τιμή των αποτελεσμάτων ακρίβειας ταξινόμησης που προκύπτουν για όλους τους συνδυασμούς των εναλλακτικών ασαφών συναρτήσεων συμμετοχής με τους εναλλακτικούς ορισμούς των T_{norm} και S_{norm} είναι 95,21%, στην περίπτωση της *cme*, ενώ αν χρησιμοποιηθεί η *mse*, τότε η αντίστοιχη τιμή είναι 95,17%.

Η γνωσιακή ασαφής προσέγγιση για την αυτόματη ταξινόμηση καρδιακών αρρυθμικών παλμών παρουσιάζει πλεονεκτήματα, σε σχέση με άλλες μεθόδους που έχουν παρουσιαστεί στην βιβλιογραφία: (α) βασίζεται στην ανάλυση αποκλειστικά του σήματος RR, το οποίο μπορεί να εξαχθεί με μεγάλη ακρίβεια ακόμα και από σύνθετες καταγραφές ή καταγραφές με θόρυβο, (β) βασίζεται σε ιατρική γνώση, η οποία συχνά απαλείφεται σε παρόμοιες εφαρμογές, (γ) έχει χαμηλή πολυπλοκότητα και χρόνο εξαγωγής αποφάσεων και έτσι λειτουργεί σε πραγματικό χρόνο, (δ) είναι πλήρως αυτοματοποιημένη και δεν απαιτεί κανενός είδους επίβλεψη σε κανένα από τα στάδια επεξεργασίας, (ε) αξιολογείται σε ένα ευρύ και μη κλειστό σύνολο δεδομένων, δίνοντας έτσι ποιο αξιόπιστα αποτελέσματα. Επιπλέον, πρέπει να σημειωθεί ότι τα αποτελέσματα είναι άμεσα συγκρίσιμα με αυτά που έχουν παρουσιαστεί στην βιβλιογραφία και (στ) μπορεί να παρέχει ως ένα βαθμό διαφάνεια σε σχέση με τις αποφάσεις που προκύπτουν.

6.2.8. Υπολογισμός κλειστών τύπων εισόδου-εξόδου

Χρησιμοποιώντας συγκεκριμένες επιλογές για την ασαφή συνάρτηση συμμετοχής και τους τελεστές T_{norm} και S_{norm} μπορούν να προκύψουν κλειστοί τύποι οι οποίοι περιγράφουν την σχέση εισόδων-εξόδου στο ασαφές μοντέλο ταξινόμησης αρρυθμικών καρδιακών παλμών. Επιλέγοντας την σιγμοειδή συνάρτηση για ασαφή συνάρτηση συμμετοχής και τους τελεστές του ελάχιστου και μέγιστου για τους T_{norm} και S_{norm} και αντικαθιστώντας στις Εξ. 6.26-6.28 προκύπτει:

$$R_1^f(x, \theta_1^f) = \max \left(\min \left(\frac{1}{1 + e^{\theta_{1,1,1}^{a,f}(RR_1 - \theta_{1,1,1}^{b,f})}}, \frac{1}{1 + e^{\theta_{1,1,2}^{a,f}(RR_2 - \theta_{1,1,2}^{b,f})}}, \frac{1}{1 + e^{\theta_{1,1,3}^{a,f}(RR_3 - \theta_{1,1,3}^{b,f})}} \right), \frac{1}{1 + e^{\theta_{1,2,1}^{a,f}(RR_1 + RR_2 + RR_3 - \theta_{1,2,1}^{b,f})}} \right), \quad \text{Εξ. 6.48}$$

$$R_2^f(x, \theta_2^f) = \max \left(\min \left(\frac{1}{1 + e^{\theta_{2,1,1}^{a,f}(\theta_{2,1,1}^{b,f} - RR_1 / RR_2)}}, \frac{1}{1 + e^{\theta_{2,1,2}^{a,f}(\theta_{2,1,2}^{b,f} - RR_3 / RR_2)}}, \frac{1}{1 + e^{\theta_{2,2,1}^{a,f}(\theta_{2,2,1}^{b,f} - RR_3 / RR_1)}}, \frac{1}{1 + e^{\theta_{2,2,2}^{a,f}(\theta_{2,2,2}^{b,f} - RR_1 / RR_2)}}, \frac{1}{1 + e^{\theta_{2,3,1}^{a,f}(|RR_1 - RR_2| - \theta_{2,3,1}^{b,f})}}, \frac{1}{1 + e^{\theta_{2,3,2}^{a,f}(RR_1 - \theta_{2,3,2}^{b,f})}}, \frac{1}{1 + e^{\theta_{2,3,3}^{a,f}(RR_2 - \theta_{2,3,3}^{b,f})}}, \frac{1}{1 + e^{\theta_{2,3,4}^{a,f}(\theta_{2,3,4}^{b,f} - (RR_1 + RR_2) / (2RR_3))}} \right), \min \left(\frac{1}{1 + e^{\theta_{2,4,1}^{a,f}(|RR_2 - RR_3| - \theta_{2,4,1}^{b,f})}}, \frac{1}{1 + e^{\theta_{2,4,2}^{a,f}(RR_2 - \theta_{2,4,2}^{b,f})}}, \frac{1}{1 + e^{\theta_{2,4,3}^{a,f}(RR_3 - \theta_{2,4,3}^{b,f})}}, \frac{1}{1 + e^{\theta_{2,4,4}^{a,f}(\theta_{2,4,4}^{b,f} - (RR_2 + RR_3) / (2RR_1))}} \right) \right), \quad \text{Εξ. 6.49}$$

$$R_4^f(x, \theta_4^f) = \max \left(\min \left(\frac{1}{1 + e^{\theta_{4,1,1}^{a,f}(\theta_{4,1,1}^{b,f} - RR_2)}}, \frac{1}{1 + e^{\theta_{4,1,2}^{a,f}(RR_2 - \theta_{4,1,2}^{b,f})}}, \frac{1}{1 + e^{\theta_{4,1,3}^{a,f}(|RR_1 - RR_2| - \theta_{4,1,3}^{b,f})}} \right), \min \left(\frac{1}{1 + e^{\theta_{4,2,1}^{a,f}(\theta_{4,2,1}^{b,f} - RR_2)}}, \frac{1}{1 + e^{\theta_{4,2,2}^{a,f}(RR_2 - \theta_{4,2,2}^{b,f})}}, \frac{1}{1 + e^{\theta_{4,2,3}^{a,f}(|RR_3 - RR_2| - \theta_{4,2,3}^{b,f})}} \right) \right). \quad \text{Εξ. 6.50}$$

Η Εξ. 6.34 είναι η συνάρτηση αποασαφοποίησης που χρησιμοποιείται στο ασαφές μοντέλο ταξινόμησης αρρυθμικών παλμών, η οποία βασίζεται στην λογική απόφασης του προβλήματος. Στην Εξ. 6.34 εμφανίζεται ο όρος $\max(R_1^f(x, \theta_1^f), R_2^f(x, \theta_2^f), R_4^f(x, \theta_4^f))$, οποίος μπορεί να θεωρηθεί ένα ασαφές μοντέλο με χρήση του τελεστή μέγιστου ως συνάρτηση αποασαφοποίησης και έτσι:

$$\max \left(R_1^f(x, \theta_1^f), R_2^f(x, \theta_2^f), R_4^f(x, \theta_4^f) \right) =$$

$$\max \left(\min \left(\frac{1}{1 + e^{\theta_{1,1,1}^{a,f}(RR_1 - \theta_{1,1,1}^{b,f})}}, \frac{1}{1 + e^{\theta_{1,1,2}^{a,f}(RR_2 - \theta_{1,1,2}^{b,f})}}, \frac{1}{1 + e^{\theta_{1,1,3}^{a,f}(RR_3 - \theta_{1,1,3}^{b,f})}} \right), \right.$$

$$\frac{1}{1 + e^{\theta_{1,2,1}^{a,f}(RR_1 + RR_2 + RR_3 - \theta_{1,2,1}^{b,f})}},$$

$$\min \left(\frac{1}{1 + e^{\theta_{2,1,1}^{a,f}(\theta_{2,1,1}^{b,f} - RR_1 / RR_2)}}, \frac{1}{1 + e^{\theta_{2,1,2}^{a,f}(\theta_{2,1,2}^{b,f} - RR_3 / RR_2)}} \right),$$

$$\min \left(\frac{1}{1 + e^{\theta_{2,2,1}^{a,f}(\theta_{2,2,1}^{b,f} - RR_3 / RR_1)}}, \frac{1}{1 + e^{\theta_{2,2,2}^{a,f}(\theta_{2,2,2}^{b,f} - RR_1 / RR_2)}} \right),$$

$$\min \left(\frac{1}{1 + e^{\theta_{2,3,1}^{a,f}(|RR_1 - RR_2| - \theta_{2,3,1}^{b,f})}}, \frac{1}{1 + e^{\theta_{2,3,2}^{a,f}(RR_1 - \theta_{2,3,2}^{b,f})}}, \right.$$

$$\frac{1}{1 + e^{\theta_{2,3,3}^{a,f}(RR_2 - \theta_{2,3,3}^{b,f})}}, \frac{1}{1 + e^{\theta_{2,3,4}^{a,f}(\theta_{2,3,4}^{b,f} - (RR_1 + RR_2) / (2RR_3))}} \Big),$$

$$\min \left(\frac{1}{1 + e^{\theta_{2,4,1}^{a,f}(|RR_2 - RR_3| - \theta_{2,4,1}^{b,f})}}, \frac{1}{1 + e^{\theta_{2,4,2}^{a,f}(RR_2 - \theta_{2,4,2}^{b,f})}}, \right.$$

$$\frac{1}{1 + e^{\theta_{2,4,3}^{a,f}(RR_3 - \theta_{2,4,3}^{b,f})}}, \frac{1}{1 + e^{\theta_{2,4,4}^{a,f}(\theta_{2,4,4}^{b,f} - (RR_2 + RR_3) / (2RR_1))}} \Big),$$

$$\min \left(\frac{1}{1 + e^{\theta_{4,1,1}^{a,f}(\theta_{4,1,1}^{b,f} - RR_2)}}, \frac{1}{1 + e^{\theta_{4,1,2}^{a,f}(RR_2 - \theta_{4,1,2}^{b,f})}}, \right.$$

$$\frac{1}{1 + e^{\theta_{4,1,3}^{a,f}(|RR_1 - RR_2| - \theta_{4,1,3}^{b,f})}} \Big),$$

$$\min \left(\frac{1}{1 + e^{\theta_{4,2,1}^{a,f}(\theta_{4,2,1}^{b,f} - RR_2)}}, \frac{1}{1 + e^{\theta_{4,2,2}^{a,f}(RR_2 - \theta_{4,2,2}^{b,f})}}, \right.$$

$$\frac{1}{1 + e^{\theta_{4,2,3}^{a,f}(|RR_3 - RR_2| - \theta_{4,2,3}^{b,f})}} \Big) \Big).$$

Εξ. 6.51

6.3. Ταξινόμηση ισχαιμικών καρδιακών παλμών

Το πρόβλημα της αυτόματης ταξινόμησης ισχαιμικών καρδιακών παλμών στο ΗΚΓ είναι το δεύτερο στο οποίο εφαρμόζεται η προτεινόμενη μεθοδολογία.

6.3.1. Ιατρικά δεδομένα

Για την εκπαίδευση και αξιολόγηση του γνωστικού ασαφούς μοντέλου για την ταξινόμηση ισχαιμικών καρδιακών παλμών χρησιμοποιήθηκε ένα υποσύνολο της βάσης δεδομένων ESTTDB (Κεφάλαιο 3). Για κάθε έναν από τους καρδιακούς παλμούς του συνόλου εξάγονται τέσσερα χαρακτηριστικά, τρία που περιγράφουν την μορφολογία του κάθε παλμού και ένα που περιγράφει την φυσιολογική μορφολογία για ολόκληρη την καταγραφή. Αρχικά, ανιχνεύεται η ισοηλεκτρική γραμμή και το σημείο J [45]. Στην συνέχεια πραγματοποιείται η εξαγωγή των ακόλουθων χαρακτηριστικών: (i) απόκλιση του τμήματος ST (ST^{dev}), το οποίο περιγράφει την απόκλιση πλάτους του τμήματος ST από την ισοηλεκτρική γραμμή. Η μέτρηση πραγματοποιείται 0,08 δευτερόλεπτα μετά το σημείο J (J80), αν ο καρδιακός ρυθμός είναι μικρότερος από 120 παλμούς ανά λεπτό, ή 0,06 δευτερόλεπτα μετά το σημείο J (J60), αν ο καρδιακός ρυθμός είναι μεγαλύτερος από 120 παλμούς το λεπτό, (ii) κλίση του τμήματος ST (ST^{slope}), το οποίο περιγράφει την κλίση του ευθύγραμμου τμήματος που συνδέει το σημείο J με το σημείο J80 (ή το J60, ανάλογα με τον καρδιακό παλμό) σε σχέση με την ισοηλεκτρική γραμμή, (iii) το πλάτος του κύματος T (T^{amp}), το οποίο περιγράφει την απόκλιση πλάτους του κύματος T από την ισοηλεκτρική γραμμή και (iv) το φυσιολογικό πλάτος και πολικότητα του κύματος T (T^{norm}), που περιγράφει το πλάτος και την πολικότητα των κυμάτων T των φυσιολογικών παλμών σε ένα συγκεκριμένο κανάλι μίας ΗΚΓ καταγραφής και υπολογίζεται ως η μέση τιμή του πλάτους των κυμάτων T στα πρώτα 30 δευτερόλεπτα του αντίστοιχου καναλιού, της κάθε καταγραφής. Τα ST^{dev} , ST^{slope} και T^{amp} περιγράφουν τον κάθε παλμό ενώ το T^{norm} είναι κοινό για όλους τους παλμούς που ανήκουν στο ίδιο κανάλι της ίδιας καταγραφής.

Με βάση τα παραπάνω, το κάθε πρότυπο x , που δημιουργείται για την αξιολόγηση του γνωστικού ασαφούς μοντέλου για την ταξινόμηση ισχαιμικών καρδιακών παλμών, περιλαμβάνει τέσσερα χαρακτηριστικά a_1 , a_2 , a_3 και a_4 , και επομένως $n_f = 4$: $a_1 = ST_l^{dev}$, $a_2 = ST_l^{slope}$, $a_3 = T_l^{amp}$ και $a_4 = T_l^{norm}$, ενώ $x = [a_1, a_2, a_3, a_4] = [ST_l^{dev}, ST_l^{slope}, T_l^{amp}, T_l^{norm}]$, όπου l είναι το πλήθος των παλμών. Ο συμβολισμός της κατηγορίας πραγματοποιείται με δύο εναλλακτικούς τρόπους, ανάλογα με την αντικειμενική συνάρτηση που θα χρησιμοποιηθεί στο στάδιο της ελαχιστοποίησης. Αν χρησιμοποιηθεί η αντικειμενική συνάρτηση με βάση τον πίνακα σύγχυσης ταξινόμησης (cme) τότε η κατηγορία του προτύπου συμβολίζεται ως:

$y_i = \{1,2\}$ αν ο παλμός είναι ισχαιμικός ή φυσιολογικός, αντίστοιχα. Στην περίπτωση της αντικειμενικής συνάρτησης μέσου τετραγωνικού σφάλματος (mse), ο συμβολισμός της κατηγορίας κάθε προτύπου είναι: $y_i = \{[1,0],[0,1]\} = \{e_1, e_2\}$, αν ο παλμός είναι ισχαιμικός ή φυσιολογικός, αντίστοιχα. Ο αριθμός παλμών καθώς και ο συμβολισμός της κατηγορίας ανά κατηγορία στο σύνολο δεδομένων φαίνονται στον Πίνακα 6.10.

Πίνακας 6.10 Αριθμός παλμών και χαρακτηρισμός κάθε κατηγορίας στο σύνολο δεδομένων για το πρόβλημα της αυτόματης ταξινόμησης ισχαιμικών καρδιακών παλμών.

Κατηγορία	Σύνολο Δεδομένων	
	Αριθμός παλμών	Χαρακτηρισμός
Κατηγορία 1 Ισχαιμικοί παλμοί (ΙΣΧ)	37.663	1 ή [1,0] (e_1)
Κατηγορία 2 Φυσιολογικοί παλμοί (Φ)	39.326	2 ή [0,1] (e_2)
Συνολικά	76.989	

6.3.2. Ιατρικοί κανόνες

Το αρχικό σύνολο κανόνων αποτελείται από ένα μόνο κανόνα, που δόθηκε από εξειδικευμένους καρδιολόγους:

Κανόνας 1:

Όταν μία από τις πέντε συνθήκες είναι αληθής τότε ο παλμός ταξινομείται ως ισχαιμικός (κλάση 1):

Συνθήκη 1: Αρνητική απόκλιση του ST, που εκφράζεται με μικρή τιμή του ST_i^{dev} σε συνδυασμό με μεγάλη τιμή του ST_i^{slope} .

Συνθήκη 2: Θετική απόκλιση του ST, που εκφράζεται με μεγάλη τιμή του ST_i^{dev} .

Συνθήκη 3: Αναστροφή του κύματος T, δηλαδή αλλαγή του πρόσημου του T_i^{amp} σε σχέση με το T_i^{norm} .

Συνθήκη 4: Επιπέδωση του κύματος T, που εκφράζεται με μεγάλη μείωση του T_l^{amp} σε σχέση με το T_l^{norm} .

Συνθήκη 5: Αύξηση της αρνητικότητας του κύματος T, δηλαδή αρνητικό κύμα T το οποίο έχει μεγαλύτερο πλάτος του T_l^{norm} .

Αν δεν ισχύσει κανένας από τους κανόνες τότε ο παλμός ταξινομείται ως φυσιολογικός. Στο Σχήμα 6.6 παρουσιάζονται οι γνωστικοί κανόνες για την ταξινόμηση των αρρυθμικών παλμών, ενώ στο Σχήμα 6.7 παρουσιάζεται μια γραφική απεικόνιση των κανόνων.

Κανόνας 1:

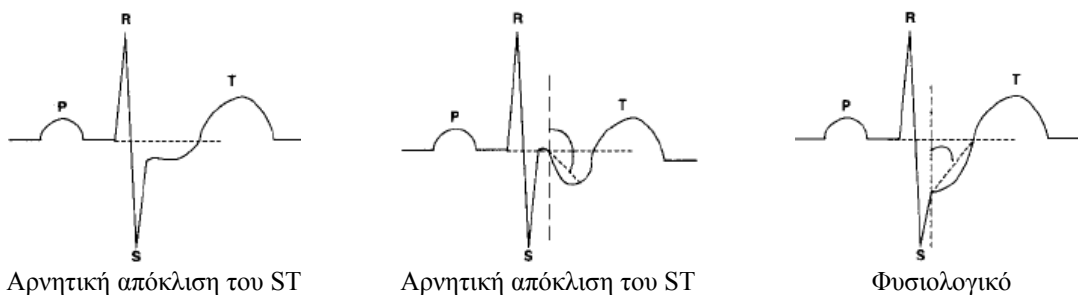
$$\begin{aligned} \text{ΑΝ } (ST_l^{dev} < \theta_{1,1,1} \text{ ΚΑΙ } ST_l^{slope} > \theta_{1,1,2}) \text{ Η} \\ ST_l^{dev} > \theta_{1,2,1} \text{ Η} \\ T_l^{amp} \cdot T_l^{norm} < \theta_{1,3,1} \text{ Η} \\ |T_l^{amp}| / |T_l^{norm}| < \theta_{1,4,1} \text{ Η} \\ (T_l^{amp} / T_l^{norm} < \theta_{1,5,1} \text{ ΚΑΙ } ||T_l^{amp}| - |T_l^{norm}|| > \theta_{1,5,2}) \text{ ΤΟΤΕ} \\ y_l = 1 \text{ (ΙΣΧ)} \end{aligned}$$

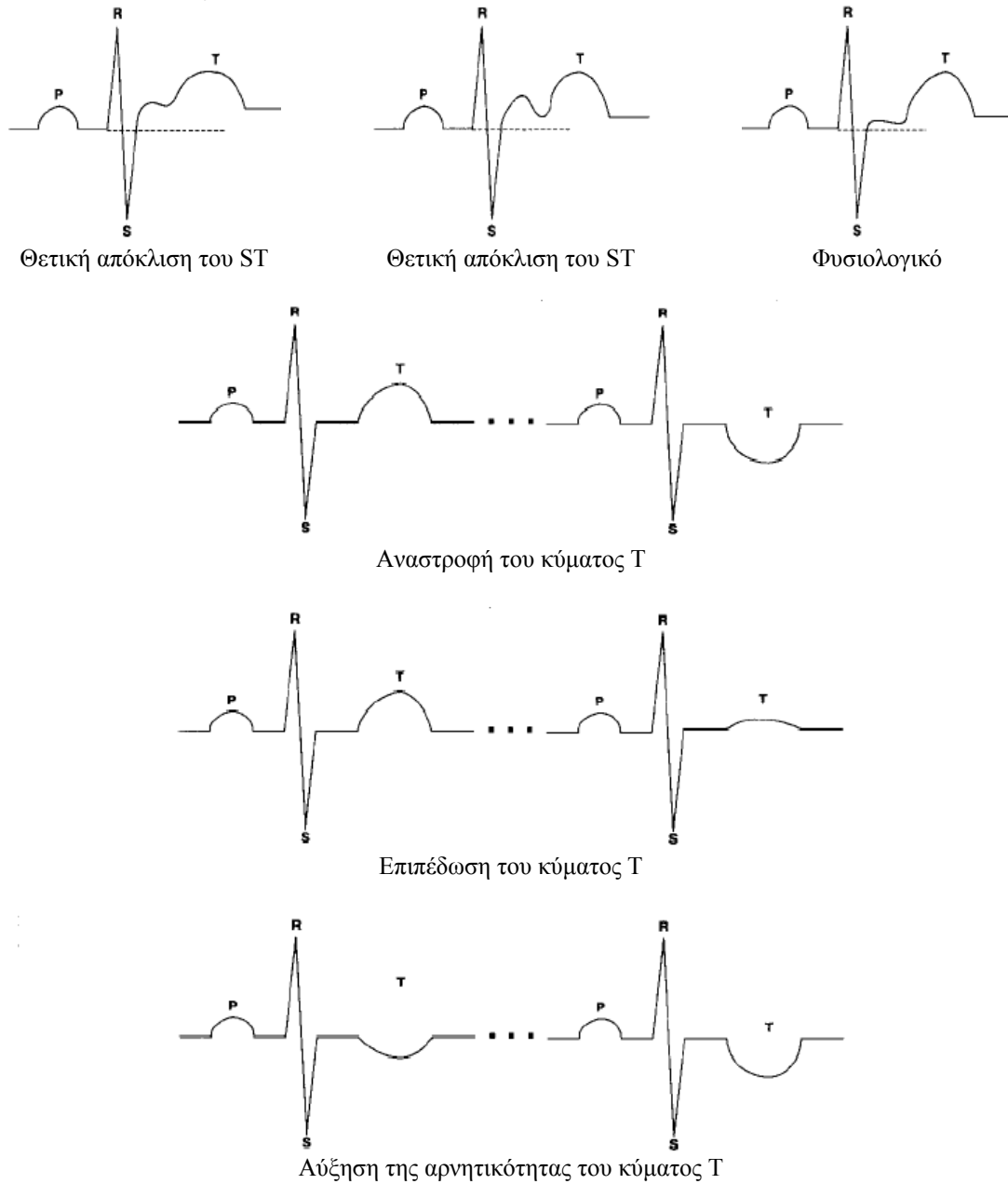
ΑΛΛΙΩΣ

$$y_l = 2 \text{ (Φ)}$$

ΤΕΛΟΣ_ΑΝ

Σχήμα 6.6 Γνωστικοί κανόνες για την ταξινόμηση των ισχαιμικών παλμών.





Σχήμα 6.7 Γραφική απεικόνιση των γνωστικών κανόνων για την ταξινόμηση των ισχαιμικών παλμών.

6.3.3. Σαφές μοντέλο

Οι μηχανισμοί απόφασης των κανόνων του σαφούς μοντέλου για την ταξινόμηση ισχαιμικών καρδιακών παλμών, με βάση την μορφή που περιγράφεται στην Εξ. 4.2, είναι οι ακόλουθοι:

$$\begin{aligned}
Cond_{1,1}^c(x, \theta_{1,1}^c) &= g^c(ST_l^{dev}, \theta_{1,1,1}^c) \wedge g^c(ST_l^{slope}, \theta_{1,1,2}^c) \\
Cond_{1,2}^c(x, \theta_{1,2}^c) &= g^c(ST_l^{dev}, \theta_{1,2,1}^c) \\
Cond_{1,3}^c(x, \theta_{1,3}^c) &= g^c(T_l^{amp} \cdot T_l^{norm}, \theta_{1,3,1}^c) \\
Cond_{1,4}^c(x, \theta_{1,4}^c) &= g^c(|T_l^{amp}| / |T_l^{norm}|, \theta_{1,4,1}^c) \\
Cond_{1,5}^c(x, \theta_{1,5}^c) &= g^c(T_l^{amp} / T_l^{norm}, \theta_{1,5,1}^c) \wedge g^c(\|T_l^{amp}\| - \|T_l^{norm}\|, \theta_{1,5,2}^c)
\end{aligned}$$

Εξ. 6.52

όπου $x = [ST_l^{dev}, ST_l^{slope}, T_l^{amp}, T_l^{norm}]$, η g^c είναι αύξουσα ή φθίνουσα κατά περίπτωση και τα σύνολα παραμέτρων $\theta_{i,j}^c$ ορίζονται (με βάση την Εξ. 4.4) ως:

$$\begin{aligned}
\theta_{1,1}^c &= \{\theta_{1,1,1}^c, \theta_{1,1,2}^c\} \\
\theta_{1,2}^c &= \{\theta_{1,2,1}^c\} \\
\theta_{1,3}^c &= \{\theta_{1,3,1}^c\} \\
\theta_{1,4}^c &= \{\theta_{1,4,1}^c\} \\
\theta_{1,5}^c &= \{\theta_{1,5,1}^c, \theta_{1,5,2}^c\}
\end{aligned}$$

Εξ. 6.53

Με βάση τα παραπάνω, κάθε σαφής κανόνας $r_{i,j}^c(x, \theta_{i,j}^c)$ του μοντέλου εκφράζεται ως:

$$\begin{aligned}
r_{1,1}^c(x, \theta_{1,1}^c) &= (g^c(ST_l^{dev}, \theta_{1,1,1}^c) \wedge g^c(ST_l^{slope}, \theta_{1,1,2}^c)) \rightarrow y_1 \\
r_{1,2}^c(x, \theta_{1,2}^c) &= (g^c(ST_l^{dev}, \theta_{1,2,1}^c)) \rightarrow y_1 \\
r_{1,3}^c(x, \theta_{1,3}^c) &= (g^c(T_l^{amp} \cdot T_l^{norm}, \theta_{1,3,1}^c)) \rightarrow y_1 \\
r_{1,4}^c(x, \theta_{1,4}^c) &= (g^c(|T_l^{amp}| / |T_l^{norm}|, \theta_{1,4,1}^c)) \rightarrow y_1 \\
r_{1,5}^c(x, \theta_{1,5}^c) &= (g^c(T_l^{amp} / T_l^{norm}, \theta_{1,5,1}^c) \wedge g^c(\|T_l^{amp}\| - \|T_l^{norm}\|, \theta_{1,5,2}^c)) \rightarrow y_1
\end{aligned}$$

Εξ. 6.54

Το τελικό σαφές μοντέλο περιλαμβάνει έναν κανόνα:

$$R_1^c(x, \theta_1^c) : \left(\begin{array}{l} r_{1,1}^c(x, \theta_{1,1}^c) \vee r_{1,2}^c(x, \theta_{1,2}^c) \vee \\ r_{1,3}^c(x, \theta_{1,3}^c) \vee r_{1,4}^c(x, \theta_{1,4}^c) \vee r_{1,5}^c(x, \theta_{1,5}^c) \end{array} \right) \rightarrow y_1 \Rightarrow$$

$$R_1^c(x, \theta_1^c) : \left(\begin{array}{l} \left(g^c(ST_l^{dev}, \theta_{1,1,1}^c) \wedge g^c(ST_l^{slope}, \theta_{1,1,2}^c) \right) \vee \\ \left(g^c(ST_l^{dev}, \theta_{1,2,1}^c) \right) \vee \\ \left(g^c(T_l^{amp} \cdot T_l^{norm}, \theta_{1,3,1}^c) \right) \vee \\ \left(g^c(|T_l^{amp}| / |T_l^{norm}|, \theta_{1,4,1}^c) \right) \vee \\ \left(g^c(T_l^{amp} / T_l^{norm}, \theta_{1,5,1}^c) \wedge g^c(\|T_l^{amp}\| - \|T_l^{norm}\|, \theta_{1,5,2}^c) \right) \end{array} \right) \rightarrow y_1, \quad \text{Εξ. 6.55}$$

και το σύνολο παραμέτρων θ_1^c ορίζεται (με βάση την Εξ. 4.6) ως:

$$\theta_1^c = \{ \theta_{1,1}^c, \theta_{1,2}^c, \theta_{1,3}^c, \theta_{1,4}^c, \theta_{1,5}^c \}. \quad \text{Εξ. 6.56}$$

Το σαφές μοντέλο αποτελείται από τον κανόνα κατηγορίας:

$$M^c(x, \Theta^c) = F^c(R_1^c(x, \theta_1^c)), \quad \text{Εξ. 6.57}$$

όπου Θ^c είναι το σύνολο των παραμέτρων του μοντέλου:

$$\Theta^c = \{ \theta_1^c \}, \quad \text{Εξ. 6.58}$$

ενώ η συνάρτηση απόφασης F^c , ορίζεται ως:

$$F^c(R_1^c(x, \theta_1^c)) = \begin{cases} 1 & \text{αν ο } R_1^c \text{ ικανοποιείται} \\ 2 & \text{αν ο } R_1^c \text{ δεν ικανοποιείται} \end{cases}, \quad \text{Εξ. 6.59}$$

αν χρησιμοποιηθεί η αντικειμενική συνάρτηση *cme*, ενώ αν η αντικειμενική συνάρτηση είναι η *mse*, τότε η συνάρτηση απόφασης ορίζεται ως:

$$F^c(R_1^c(x, \theta_1^c)) = \begin{cases} e_1 & \text{αν ο } R_1^c \text{ ικανοποιείται} \\ e_2 & \text{αν ο } R_1^c \text{ δεν ικανοποιείται} \end{cases}. \quad \text{Εξ. 6.60}$$

6.3.4. Ασαφές μοντέλο

Οι μηχανισμοί απόφασης των κανόνων του σαφούς μοντέλου, που περιγράφονται στην Εξ. 6.52, μετατρέπονται στους αντίστοιχους ασαφείς, με βάση την μορφή που περιγράφεται στην Εξ. 4.10 και είναι οι:

$$\begin{aligned}
Cond_{1,1}^f(x, \theta_{1,1}^f) &= T_{norm} \left(g^f(ST_l^{dev}, \theta_{1,1,1}^f), g^f(ST_l^{slope}, \theta_{1,1,2}^f) \right) \\
Cond_{1,2}^f(x, \theta_{1,2}^f) &= g^f(ST_l^{dev}, \theta_{1,2,1}^f) \\
Cond_{1,3}^f(x, \theta_{1,3}^f) &= g^f(T_l^{amp} \cdot T_l^{norm}, \theta_{1,3,1}^f) \\
Cond_{1,4}^f(x, \theta_{1,4}^f) &= g^f\left(\left|T_l^{amp}\right|/\left|T_l^{norm}\right|, \theta_{1,4,1}^f\right) \\
Cond_{1,5}^f(x, \theta_{1,5}^f) &= T_{norm} \left(g^f(T_l^{amp}/T_l^{norm}, \theta_{1,5,1}^f), g^f\left(\left\|T_l^{amp}\right| - \left|T_l^{norm}\right|\right), \theta_{1,5,2}^f \right)
\end{aligned} \tag{Εξ. 6.61}$$

όπου g^f είναι μια ασαφής συνάρτηση συμμετοχής (από τον Πίνακα 6.1), $\theta_{i,j,k}^f$ είναι διάνυσμα παραμέτρων του οποίου το μήκος εξαρτάται από την επιλογή της g^f και T_{norm} είναι μη παραμετρικός ασαφής τελεστής. Τα σύνολα παραμέτρων $\theta_{i,j}^f$ ορίζονται (με βάση την Εξ. 4.11) ως:

$$\begin{aligned}
\theta_{1,1}^f &= \{\theta_{1,1,1}^f, \theta_{1,1,2}^f\} \\
\theta_{1,2}^f &= \{\theta_{1,2,1}^f\} \\
\theta_{1,3}^f &= \{\theta_{1,3,1}^f\} \\
\theta_{1,4}^f &= \{\theta_{1,4,1}^f\} \\
\theta_{1,5}^f &= \{\theta_{1,5,1}^f, \theta_{1,5,2}^f\}
\end{aligned} \tag{Εξ. 6.62}$$

Σύμφωνα με την Εξ. 4.9, κάθε ασαφής κανόνας $r_{i,j}^f(x, \theta_{i,j}^f)$ του μοντέλου ταυτίζεται με ένα από τα $Cond_{i,j}^f(x, \theta_{i,j}^f)$ ενώ ο ασαφής κανόνα κατηγορίας προκύπτει σύμφωνα με την Εξ. 4.12:

$$R_1^f(x, \theta_1^f) = S_{norm} \left(\begin{array}{c} r_{1,1}^f(x, \theta_{1,1}^f), r_{1,2}^f(x, \theta_{1,2}^f), r_{1,3}^f(x, \theta_{1,3}^f), \\ r_{1,4}^f(x, \theta_{1,4}^f), r_{1,5}^f(x, \theta_{1,5}^f) \end{array} \right) =$$

$$S_{norm} \left(\begin{array}{c} T_{norm} \left(g^f(ST_l^{dev}, \theta_{1,1,1}^f), g^f(ST_l^{slope}, \theta_{1,1,2}^f) \right), \\ g^f(ST_l^{dev}, \theta_{1,2,1}^f), \\ g^f(T_l^{amp} \cdot T_l^{norm}, \theta_{1,3,1}^f), \\ g^f\left(\left|T_l^{amp}\right|/\left|T_l^{norm}\right|, \theta_{1,4,1}^f\right), \\ T_{norm} \left(g^f(T_l^{amp}/T_l^{norm}, \theta_{1,5,1}^f), g^f\left(\left\|T_l^{amp}\right| - \left|T_l^{norm}\right|\right), \theta_{1,5,2}^f \right) \end{array} \right) \tag{Εξ. 6.63}$$

όπου το S_{norm} είναι ένας μη παραμετρικός ασαφής τελεστής και το σύνολο παραμέτρων θ_1^f ορίζεται (με βάση την Εξ. 4.13) ως:

$$\theta_1^f = \{\theta_{1,1}^f, \theta_{1,2}^f, \theta_{1,3}^f, \theta_{1,4}^f, \theta_{1,5}^f\}. \quad \text{Εξ. 6.64}$$

Τέλος, το σαφές μοντέλο ορίζεται ως:

$$M^f(x, \Theta^f) = F^f(R_1^f(x, \theta_1^f), \theta_2^f), \quad \text{Εξ. 6.65}$$

όπου Θ^f είναι το σύνολο που περιλαμβάνει όλες τις παραμέτρους που εμπεριέχονται στο ασαφές μοντέλο:

$$\Theta^f = \{\theta_1^f, \theta_2^f\}, \quad \text{Εξ. 6.66}$$

όπου F^f είναι η συνάρτηση αποασαφοποίησης:

$$F^f(R_1^f(x, \theta_1^f), \theta_2^f) = \begin{cases} 1 & \text{αν } R_1^f(x, \theta_1^f) > \theta_2^f \\ 2 & \text{αν } R_1^f(x, \theta_1^f) \leq \theta_2^f \end{cases}. \quad \text{Εξ. 6.67}$$

Η συνάρτηση αποασαφοποίησης βασίζεται στην λογική απόφασης: εξετάζεται κάθε πρότυπο και αν το αποτέλεσμα του ασαφούς κανόνα κατηγορίας δεν ξεπεράσει την τιμή θ_2^f τότε το πρότυπο ταξινομείται ως φυσιολογικό. Η συγκεκριμένη συνάρτηση αποασαφοποίησης χρησιμοποιείται στην περίπτωση που ως αντικειμενική συνάρτηση χρησιμοποιείται η *cme*, ενώ στην περίπτωση της *mse* είναι:

$$F^f(R_1^f(x, \theta_1^f), \theta_2^f) = R_1^f(x, \theta_1^f) \cdot e_1 + \theta_2^f \cdot e_2. \quad \text{Εξ. 6.68}$$

Στην περίπτωση παραμετρικών ορισμών των T_{norm} και S_{norm} κάποιες από τις Εξ. 6.61 - 6.68 μεταβάλλονται ώστε να περιλαμβάνουν τις επιπλέον παραμέτρους που εισάγονται στο μοντέλο. Έτσι, οι μηχανισμοί απόφασης των κανόνων του ασαφούς μοντέλου (Εξ. 6.61) δίνονται από:

$$\begin{aligned}
\text{Cond}_{1,1}^f(x, \theta_{1,1}^f, \kappa_{1,1}) &= T_{norm} \left(\begin{array}{l} \mathbf{g}^f(ST_l^{dev}, \theta_{1,1,1}^f), \\ \mathbf{g}^f(ST_l^{slope}, \theta_{1,1,2}^f), \kappa_{1,1} \end{array} \right) \\
\text{Cond}_{1,2}^f(x, \theta_{1,2}^f) &= \mathbf{g}^f(ST_l^{dev}, \theta_{1,2,1}^f) \\
\text{Cond}_{1,3}^f(x, \theta_{1,3}^f) &= \mathbf{g}^f(T_l^{amp} \cdot T_l^{norm}, \theta_{1,3,1}^f) \\
\text{Cond}_{1,4}^f(x, \theta_{1,4}^f) &= \mathbf{g}^f\left(\left|T_l^{amp}\right|/\left|T_l^{norm}\right|, \theta_{1,4,1}^f\right) \\
\text{Cond}_{1,5}^f(x, \theta_{1,5}^f, \kappa_{1,5}) &= T_{norm} \left(\begin{array}{l} \mathbf{g}^f(T_l^{amp}/T_l^{norm}, \theta_{1,5,1}^f), \\ \mathbf{g}^f(\|T_l^{amp}\| - \|T_l^{norm}\|, \theta_{1,5,2}^f), \kappa_{1,5} \end{array} \right)
\end{aligned} \tag{Εξ. 6.69}$$

ενώ ο αντίστοιχος ασαφής κανόνας κατηγορίας προκύπτει ως:

$$\begin{aligned}
R_1^f(x, \theta_1^f, \kappa_1, \nu_1) &= S_{norm} \left(\begin{array}{l} r_{1,1}^f(x, \theta_{1,1}^f, \kappa_{1,1}), r_{1,2}^f(x, \theta_{1,2}^f), r_{1,3}^f(x, \theta_{1,3}^f), \\ r_{1,4}^f(x, \theta_{1,4}^f), r_{1,5}^f(x, \theta_{1,5}^f, \kappa_{1,5}), \nu_1 \end{array} \right) = \\
&= \left(\begin{array}{l} T_{norm} \left(\mathbf{g}^f(ST_l^{dev}, \theta_{1,1,1}^f), \mathbf{g}^f(ST_l^{slope}, \theta_{1,1,2}^f), \kappa_{1,1} \right), \\ \mathbf{g}^f(ST_l^{dev}, \theta_{1,2,1}^f), \\ \mathbf{g}^f(T_l^{amp} \cdot T_l^{norm}, \theta_{1,3,1}^f), \\ \mathbf{g}^f\left(\left|T_l^{amp}\right|/\left|T_l^{norm}\right|, \theta_{1,4,1}^f\right), \\ T_{norm} \left(\mathbf{g}^f(T_l^{amp}/T_l^{norm}, \theta_{1,5,1}^f), \mathbf{g}^f(\|T_l^{amp}\| - \|T_l^{norm}\|, \theta_{1,5,2}^f), \kappa_{1,5} \right) \\ \nu_1 \end{array} \right) \tag{Εξ. 6.70}
\end{aligned}$$

όπου:

$$\kappa_1 = \{\kappa_{1,1}, \kappa_{1,5}\}, \tag{Εξ. 6.71}$$

και έτσι το ασαφές μοντέλο δίνεται από την εξίσωση:

$$M^f(x, \Theta^f, \mathbf{K}, \mathbf{N}) = F^f\left(R_1^f(x, \theta_1^f, \kappa_1, \nu_1), \theta_2^f\right), \tag{Εξ. 6.72}$$

όπου $\mathbf{K} = \{\kappa_1\}$ και $\mathbf{N} = \{\nu_1\}$.

6.3.5. Βελτιστοποίηση

Στο βήμα της βελτιστοποίησης χρησιμοποιούνται οι αντικειμενικές συναρτήσεις *cme* (Εξ. 4.35) και *mse* (Εξ. 4.31). Από το σύνολο δεδομένων (Πίνακας 6.10) παράγονται τα σύνολα

D_{train}^{isch} και D_{test}^{isch} , τα οποία χρησιμοποιούνται για την εκπαίδευση και αξιολόγηση του μοντέλου, αντίστοιχα. Η παραγωγή του συνόλου εκπαίδευσης γίνεται με χρήση της μεθόδου χωρισμού του αρχικού συνόλου δεδομένων σε 10 υποσύνολα, καθένα από τα οποία περιέχει το ένα δέκατο των συνολικών ισχαιμικών παλμών και το ένα δέκατο των φυσιολογικών καρδιακών παλμών. Στην συνέχεια εκτελούνται 10 ξεχωριστά πειράματα, σε καθένα από τα οποία ένα από τα υποσύνολα χρησιμοποιείται ως σύνολο δεδομένων εκπαίδευσης και τα υπόλοιπα 9 ως σύνολο δεδομένων αξιολόγησης. Ο αριθμός προτύπων σε καθένα από τα D_{train}^{isch} και D_{test}^{isch} , καθώς και συνολικά παρουσιάζεται στον Πίνακα 6.11. Και σε αυτή την περίπτωση η μέθοδος βελτιστοποίησης που χρησιμοποιήθηκε είναι η MCRS.

Πίνακας 6.11 Αριθμός προτύπων στα σύνολα δεδομένων εκπαίδευσης (D_{train}^{isch}) και αξιολόγησης (D_{test}^{isch}) για το ασαφές γνωστικό μοντέλο ταξινόμησης ισχαιμικών καρδιακών παλμών.

Κατηγορία	Αριθμός παλμών		
	D_{train}^{isch}	D_{test}^{isch}	Σύνολο
Ισχαιμικοί	3.766	33.897	37.663
Φυσιολογικοί	3.932	35.394	39.326
σύνολο	7.698	69.291	76.989

6.3.6. Αξιολόγηση και αποτελέσματα

Η διαδικασία της βελτιστοποίησης πραγματοποιείται 10 φορές, με διαφορετικά D_{train}^{isch} και D_{test}^{isch} . Για κάθε μία από αυτές κατασκευάστηκε ο πίνακας σύγκυσης ταξινόμησης, ενώ ο τελικός πίνακας σύγκυσης ταξινόμησης προκύπτει από το μέσο όρο των 10 πινάκων. Με βάση αυτόν, προέκυψαν η ευαισθησία, η ειδικότητα και η ΑΘΠ για κάθε κατηγορία. Για το σαφές γνωστικό μοντέλο τα αντίστοιχα αποτελέσματα είναι 71,23%, 64,42% και 65,72%, ενώ στον Πίνακα 6.12 παρουσιάζονται τα αποτελέσματα για όλα τα εναλλακτικά ασαφή γνωστικά μοντέλα, που προκύπτουν από το συνδυασμό ορισμών των T_{norm} και S_{norm} και ασαφών συναρτήσεων συμμετοχής, σε σχέση με τις αντικειμενικές συναρτήσεις cme και mse .

Πίνακας 6.12 Αποτελέσματα ευαισθησίας (%), ειδικότητας (%) και ΑΘΠ (%) του γνωσιακού ασαφούς μοντέλου ταξινόμησης ισχαιμικών καρδιακών παλμών για όλες τις ασαφείς συναρτήσεις συμμετοχής, με όλους τους ορισμούς των T_{norm} και S_{norm} και χρήση των δύο αντικειμενικών συναρτήσεων (cme και mse).

ορισμός T_{norm} και S_{norm}		γραμμική		σιγμοειδής		άθροισμα σιγμοειδούς και της παραγώγου της		νευρωνική		άθροισμα σιγμοειδών	
		cme	mse	cme	mse	cme	mse	cme	mse	cme	mse
ελάχιστο και μέγιστο	ευαισθησία	76,70	77,01	78,47	78,61	78,92	79,29	78,99	77,21	78,77	80,79
	ειδικότητα	70,63	70,90	72,33	72,05	73,32	74,66	72,94	74,08	73,18	74,62
	ΑΘΠ	71,44	71,71	73,09	72,93	73,91	74,98	73,65	74,04	73,77	75,30
γινόμενο και πιθανοτικό H	ευαισθησία	78,18	78,67	79,65	80,02	79,80	81,16	79,85	81,44	79,60	78,27
	ειδικότητα	69,79	70,44	73,32	72,98	73,15	73,88	73,18	72,59	73,40	71,63
	ΑΘΠ	71,25	71,82	74,09	73,93	74,00	74,84	74,03	73,99	74,13	72,55
γινόμενο & άθροισμα Αϊνστάϊν	ευαισθησία	77,88	78,15	80,01	80,81	80,27	78,74	79,79	80,52	79,94	79,94
	ειδικότητα	70,92	70,26	73,18	72,40	72,87	73,63	73,35	72,00	74,31	72,14
	ΑΘΠ	71,95	71,57	74,07	73,72	73,91	74,09	74,14	73,36	74,87	73,32
κλάση Dombi	ευαισθησία	79,36	78,77	80,83	80,93	81,03	81,99	81,66	82,46	82,07	80,39
	ειδικότητα	73,46	73,86	75,30	74,86	75,38	75,60	74,02	74,67	74,58	74,15
	ΑΘΠ	74,12	74,26	75,81	75,51	75,92	76,30	75,07	75,72	75,56	74,87
κλάση Dubois- Prade	ευαισθησία	78,77	79,03	81,42	82,71	82,00	80,84	81,06	80,79	80,71	82,59
	ειδικότητα	73,18	73,41	73,88	74,48	74,91	73,24	75,14	74,36	75,07	74,07
	ΑΘΠ	73,77	74,01	74,91	75,64	75,78	74,31	75,74	75,11	75,62	75,31
κλάση Yager	ευαισθησία	79,03	79,39	81,48	81,59	81,64	81,19	81,19	82,71	82,28	80,97
	ειδικότητα	73,32	73,44	74,73	74,97	73,88	73,78	76,14	75,41	74,17	72,20
	ΑΘΠ	73,94	74,11	75,54	75,74	74,96	74,78	76,52	76,31	75,31	73,61

Επιπλέον, από τον τελικό πίνακα σύγκρισης ταξινόμησης υπολογίστηκε η ακρίβεια ταξινόμησης του κάθε μοντέλου, η οποία παρουσιάζεται μαζί με τον αριθμό παραμέτρων, για όλα τα μοντέλα, στον Πίνακα 6.13.

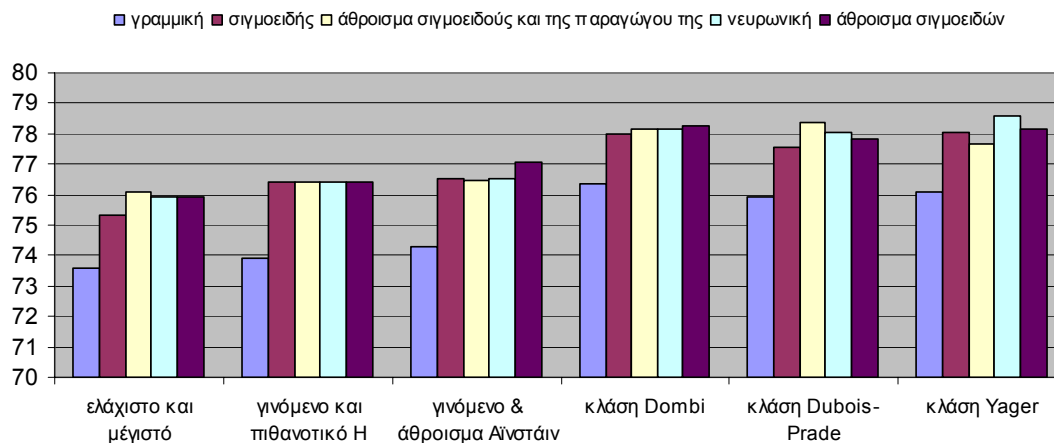
Πίνακας 6.13 Ακρίβεια ταξινόμησης (%) και αριθμός παραμέτρων του γνωσιακού σαφούς μοντέλου και όλων των γνωσιακών ασαφών μοντέλων ταξινόμησης ισχαιμικών καρδιακών παλμών.

<i>Ακρίβεια σαφούς μοντέλου: 67,75%</i>					
<i>cme</i>					
	γραμμική	σιγμοειδής	άθροισμα σιγμοειδούς και της παραγώγου της	νευρωνική	άθροισμα σιγμοειδών
ελάχιστο και μέγιστο	73,60 / 15	75,33 / 15	76,06 / 15	75,90 / 29	75,91 / 36
γινόμενο και πιθανοτικό Η	73,89 / 15	76,42 / 15	76,40 / 15	76,40 / 29	76,43 / 36
γινόμενο & άθροισμα Αϊνστάιν	74,32 / 15	76,52 / 15	76,49 / 15	76,50 / 29	77,06 / 36
κλάση Dombi	76,34 / 18	78,00 / 18	78,14 / 18	78,14 / 32	78,25 / 39
κλάση Dubois-Prade	75,91 / 18	77,57 / 18	78,38 / 18	78,04 / 32	77,83 / 39
κλάση Yager	76,11 / 18	78,03 / 18	77,68 / 18	78,61 / 32	78,13 / 39
<i>mse</i>					
	γραμμική	σιγμοειδής	άθροισμα σιγμοειδούς και της παραγώγου της	νευρωνική	άθροισμα σιγμοειδών
ελάχιστο και μέγιστο	73,47 / 15	74,69 / 15	76,23 / 15	76,47 / 29	74,99 / 36
γινόμενο και πιθανοτικό Η	74,06 / 15	76,60 / 15	76,07 / 15	76,07 / 29	75,97 / 36
γινόμενο & άθροισμα Αϊνστάιν	74,87 / 15	76,97 / 15	75,98 / 15	75,89 / 29	77,57 / 36
κλάση Dombi	76,07 / 18	78,79 / 18	76,86 / 18	76,86 / 32	78,71 / 39
κλάση Dubois-Prade	76,25 / 18	77,09 / 18	79,02 / 18	78,18 / 32	76,89 / 39
κλάση Yager	76,31 / 18	78,32 / 18	76,41 / 18	77,97 / 32	78,91 / 39

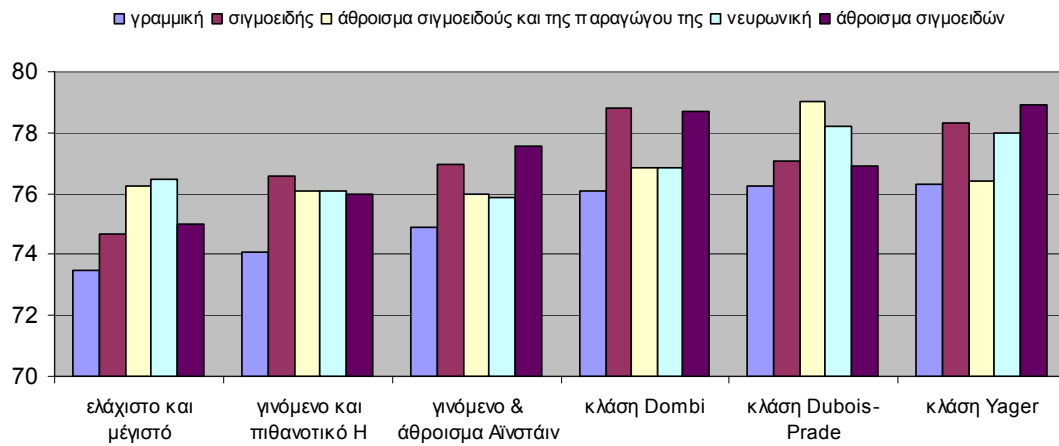
6.3.7. Σχολιασμός των αποτελεσμάτων και συμπεράσματα

Η μετατροπή του γνωστικού σαφούς μοντέλου σε ασαφές καθώς και η βελτιστοποίηση, βελτιώνουν την ακρίβεια ταξινόμησής του: η ακρίβεια του σαφούς γνωστικού μοντέλου για την ταξινόμηση ισχαιμικών καρδιακών παλμών είναι 67,75%, ενώ το καλύτερο ασαφές γνωστικό μοντέλο παρουσιάζει ακρίβεια 79,02%, βελτιώνοντας κατά 11,27% την ακρίβεια ταξινόμησης. Αξιολογώντας αυτή τη διαφορά με επίπεδο εμπιστοσύνης 95%, το διάστημα εμπιστοσύνης του d είναι: $d_i = d \pm 1,96 \sigma_d = 0,1127 \pm 0,1 \cdot 10^{-5}$, το οποίο δεν περιλαμβάνει την τιμή 0 και έτσι η διαφορά είναι στατιστικά σημαντική. Το ίδιο ισχύει και με 99% επίπεδο εμπιστοσύνης, με το αντίστοιχο διάστημα εμπιστοσύνης του d να είναι: $d_i = d \pm 1,96 \sigma_d = 0,1127 \pm 1,3 \cdot 10^{-5}$, το οποίο επίσης δεν περιλαμβάνει την τιμή 0.

Στα Σχήματα 6.8 και 6.9 παρουσιάζονται συγκριτικά αποτελέσματα ακρίβειας ταξινόμησης των ασαφών γνωστικών μοντέλων ταξινόμησης ισχαιμικών καρδιακών παλμών σε σχέση με την επιλογή ασαφούς συνάρτησης συμμετοχής, με χρήση της *cme* και *mse* αντικειμενικής συνάρτησης, αντίστοιχα.



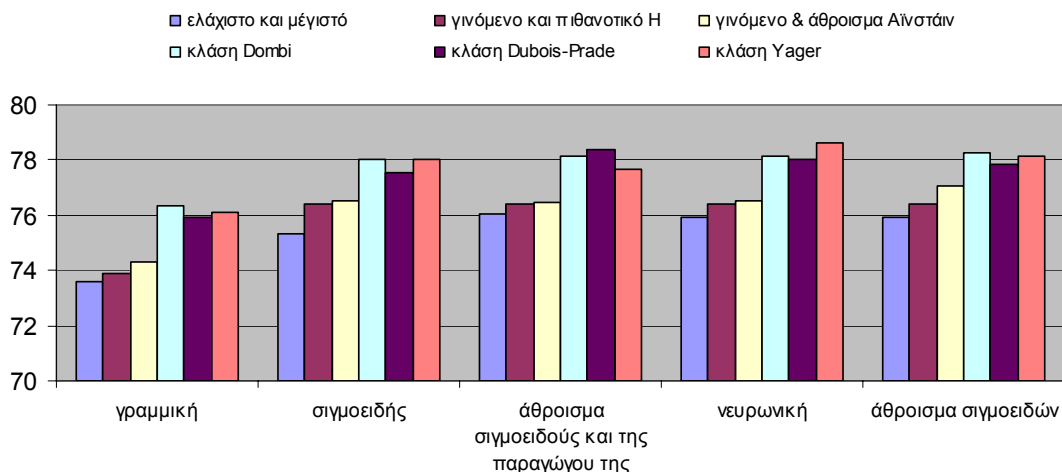
Σχήμα 6.8 Ακρίβεια ταξινόμησης των ασαφών γνωστικών μοντέλων για την ταξινόμηση ισχαιμικών καρδιακών παλμών, σε σχέση με την επιλογή ασαφούς συνάρτησης συμμετοχής, με χρήση της *cme* αντικειμενικής συνάρτησης.



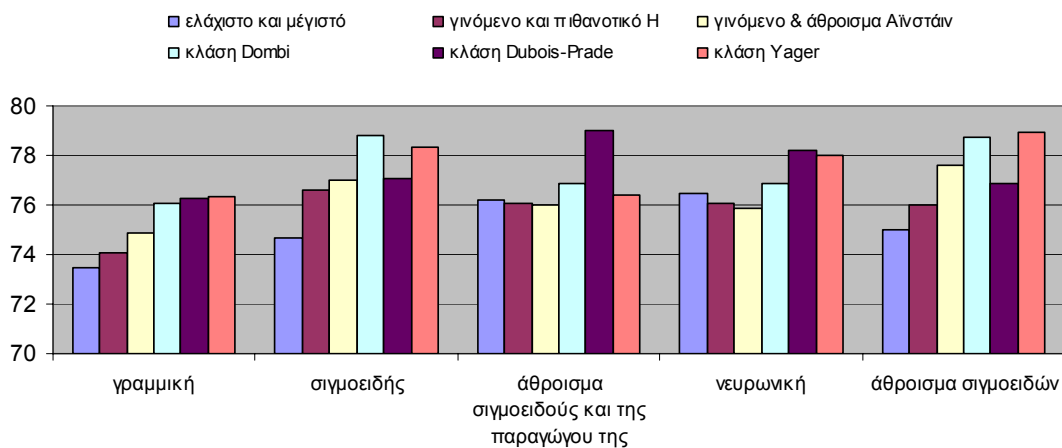
Σχήμα 6.9 Ακρίβεια ταξινόμησης των ασαφών γνωσιακών μοντέλων για την ταξινόμηση ισχαιμικών καρδιακών παλμών, σε σχέση με την επιλογή ασαφούς συνάρτησης συμμετοχής, με χρήση της *mse* αντικειμενικής συνάρτησης.

Τα αποτελέσματα εμφανίζουν παρόμοια συμπεριφορά με τα αντίστοιχα για το πρόβλημα της ταξινόμησης αρρυθμικών καρδιακών παλμών. Η επιλογή της ασαφούς συνάρτησης συμμετοχής μεταβάλλει σημαντικά την ικανότητα ταξινόμησης του ασαφούς μοντέλου, με την γραμμική συνάρτηση να παρουσιάζει τα χειρότερα αποτελέσματα, ενώ η επιλογή της νευρωνικής και του αθροίσματος σιγμοειδών τα καλύτερα αποτελέσματα. Συνολικά, η μέση τιμή για όλες οι εναλλακτικές συναρτήσεις, εκτός της γραμμικής, και όλες τις εναλλακτικές προσεγγίσεις ορισμών των T_{norm} και S_{norm} είναι από 76,76% μέχρι 77,27%, όταν η αντίστοιχη τιμή για την γραμμική είναι 75,1%, εμφανίζοντας μέση αύξηση της τάξης του 2%.

Στα Σχήματα 6.10 και 6.11 παρουσιάζονται συγκριτικά αποτελέσματα ακρίβειας ταξινόμησης των ασαφών γνωσιακών μοντέλων ταξινόμησης ισχαιμικών καρδιακών παλμών, σε σχέση με τις εναλλακτικές προσεγγίσεις ορισμών των T_{norm} και S_{norm} , με χρήση της *cme* και της *mse* αντικειμενικής συνάρτησης, αντίστοιχα.



Σχήμα 6.10 Ακρίβεια ταξινόμησης των ασαφών γνωστικών μοντέλων για την ταξινόμηση ισχαιμικών καρδιακών παλμών, σε σχέση με την επιλογή των ορισμών των T_{norm} και S_{norm} , με χρήση της *cme* αντικειμενικής συνάρτησης.



Σχήμα 6.11 Ακρίβεια ταξινόμησης των ασαφών γνωστικών μοντέλων για την ταξινόμηση ισχαιμικών καρδιακών παλμών, σε σχέση με την επιλογή των ορισμών των T_{norm} και S_{norm} , με χρήση της *mse* αντικειμενικής συνάρτησης.

Τα μοντέλα που βασίζονται σε παραμετρικούς ορισμούς των T_{norm} και S_{norm} , παρουσιάζουν καλύτερα αποτελέσματα σε σχέση με αυτά που βασίζονται σε μη παραμετρικούς ορισμούς. Ο μέσος όρος ακρίβειας ταξινόμησης για όλα τα μοντέλα με μη παραμετρικούς ορισμούς των T_{norm} και S_{norm} είναι 75,77%, ενώ η αντίστοιχη τιμή για τα μοντέλα με παραμετρικούς ορισμούς είναι 77,59%, εμφανίζοντας αύξηση 1,82%.

Τέλος, η επιλογή της αντικειμενικής συνάρτησης (*cme* ή *mse*) προκαλεί μικρή μεταβολή στα αποτελέσματα: η μέση τιμή των αποτελεσμάτων ακρίβειας ταξινόμησης που λαμβάνονται για όλους τους συνδυασμούς των εναλλακτικών ασαφών συναρτήσεων συμμετοχής με τους εναλλακτικούς ορισμούς των T_{norm} και S_{norm} είναι 95,21%, στην περίπτωση της *cme*, ενώ αν χρησιμοποιηθεί η *mse*, τότε η αντίστοιχη τιμή είναι 95,17%. Η γνωσιακή ασαφής προσέγγιση για την αυτόματη ταξινόμηση ισχαιμικών καρδιακών παλμών παρουσιάζει τα ίδια πλεονεκτήματα με την γνωσιακή ασαφή προσέγγιση για την ταξινόμηση αρρυθμικών παλμών.

6.3.8. Υπολογισμός κλειστών τύπων εισόδου-εξόδου

Χρησιμοποιώντας συγκεκριμένες επιλογές για την ασαφή συνάρτηση συμμετοχής και τους τελεστές T_{norm} και S_{norm} μπορούν να προκύψουν κλειστοί τύποι οι οποίοι περιγράφουν την σχέση εισόδων-εξόδου στο ασαφές μοντέλο ταξινόμησης ισχαιμικών καρδιακών παλμών. Επιλέγοντας την σιγμοειδή συνάρτηση ως ασαφή συνάρτηση συμμετοχής και τους τελεστές του ελάχιστου και μέγιστου για τους T_{norm} και S_{norm} και αντικαθιστώντας στην Εξ. 6.63 προκύπτει:

$$R_1^f(x, \theta_1^f) = \max \left(\begin{array}{l} \min \left(\frac{1}{1 + e^{\theta_{1,1,1}^{a,f} (ST_I^{dev} - \theta_{1,1,1}^{b,f})}}, \frac{1}{1 + e^{\theta_{1,1,2}^{a,f} (\theta_{1,1,2}^{b,f} - ST_I^{slope})}} \right), \\ \frac{1}{1 + e^{\theta_{1,2,1}^{a,f} (\theta_{1,2,1}^{b,f} - ST_I^{dev})}}, \\ \frac{1}{1 + e^{\theta_{1,3,1}^{a,f} (T_I^{amp} \cdot T_I^{norm} - \theta_{1,3,1}^{b,f})}}, \\ \frac{1}{1 + e^{\theta_{1,4,1}^{a,f} (|T_I^{amp}| / |T_I^{norm}| - \theta_{1,4,1}^{b,f})}}, \\ \min \left(\frac{1}{1 + e^{\theta_{1,1,1}^{a,f} (T_I^{amp} / T_I^{norm} - \theta_{1,1,1}^{b,f})}}, \frac{1}{1 + e^{\theta_{1,1,2}^{a,f} (\theta_{1,1,2}^{b,f} - \|T_I^{amp}\| - |T_I^{norm}|)}} \right) \end{array} \right). \quad \text{Εξ. 6.75}$$

Το αποτέλεσμα της Εξ. 6.75 χρησιμοποιείται απευθείας στην Εξ. 6.67 (ή 6.68, ανάλογα με την επιλογή της αντικειμενικής συνάρτησης), η οποία είναι η συνάρτηση αποασαφοποίησης που χρησιμοποιείται στο ασαφές μοντέλο ταξινόμησης ισχαιμικών παλμών.

ΚΕΦΑΛΑΙΟ 7: ΟΔΗΓΟΥΜΕΝΗ-ΑΠΟ-ΤΑ-ΔΕΔΟΜΕΝΑ ΑΣΑΦΗΣ ΠΡΟΣΕΓΓΙΣΗ

-
- 7.1 Η οδηγούμενη-από-τα-δεδομένα ασαφής προσέγγιση
 - 7.2 Ταξινόμηση αρρυθμικών παλμών
 - 7.3 Ταξινόμηση ισχαιμικών παλμών
 - 7.4 Διάγνωση στεφανιαίας νόσου
 - 7.5 Προβλήματα ταξινόμησης
-

Η οδηγούμενη-από-τα-δεδομένα ασαφής προσέγγιση αποτελεί την δεύτερη υλοποίηση της γενικής μεθοδολογίας, που παρουσιάστηκε στο Κεφάλαιο 4. Σε αυτή την περίπτωση, οι κανόνες που χρησιμοποιούνται στο πρώτο στάδιο για τον ορισμό του αρχικού – σαφούς μοντέλου, εξάγονται από τα δεδομένα με χρήση τεχνικών εξόρυξης δεδομένων, με αποτέλεσμα τον ορισμό ενός οδηγούμενου-από-τα-δεδομένα μοντέλου. Η οδηγούμενη-από-τα-δεδομένα ασαφής προσέγγιση δεν απαιτεί την ύπαρξη αρχικής γνώσης και εμπειρίας σε ένα πεδίο εφαρμογής για την εφαρμογή της, όπως συμβαίνει στις γνωσιακές προσεγγίσεις. Η μεθοδολογία εφαρμόζεται και στα τρία καρδιαγγειακά προβλήματα: ταξινόμηση αρρυθμικών καρδιακών παλμών, ταξινόμηση ισχαιμικών καρδιακών παλμών και διάγνωση της στεφανιαίας νόσου. Επιπλέον χρησιμοποιείται και σε ένα σύνολο γνωστών από την βιβλιογραφία προβλημάτων ταξινόμησης, τα οποία προέρχονται από διάφορους τομείς.

7.1. Η οδηγούμενη-από-τα-δεδομένα ασαφής προσέγγιση

Στην οδηγούμενη-από-τα-δεδομένα ασαφή προσέγγιση, αρχικά εξάγονται οι κανόνες από τα διαθέσιμα δεδομένα με χρήση τεχνικών εξόρυξης δεδομένων, οι οποίοι στην συνέχεια μορφοποιούνται κατάλληλα με βάση τις εξισώσεις 4.1 έως και 4.8, έτσι ώστε να προκύψει το

αρχικό – σαφές μοντέλο. Στην συνέχεια, γίνεται μετατροπή του σαφούς μοντέλου σε ασαφές, η οποία περιγράφεται στις εξισώσεις 4.9 έως και 4.15. Στις εφαρμογές της οδηγούμενης-από-τα-δεδομένα ασαφούς προσέγγισης, χρησιμοποιήθηκε η σιγμοειδής συνάρτηση ως ασαφής συνάρτηση συμμετοχής, οι συνδυασμοί μέγιστο-ελάχιστο και πιθανοτικό Ή-αλγεβρικό γινόμενο ως ορισμοί των ασαφών τελεστών και ο τελεστής μέγιστου ως συνάρτηση αποασαφοποίησης. Επιπλέον, στα ασαφή μοντέλα εισάγονται βάρη, με αποτέλεσμα τον ορισμό ασαφών μοντέλων όπως αυτά περιγράφονται στις Εξ. 4.23-4.30. Τέλος, το μοντέλο βελτιστοποιείται σε σχέση με τις παραμέτρους του, χρησιμοποιώντας μία αντικειμενική συνάρτηση (εξισώσεις 4.31 έως και 4.35), ένα σύνολο δεδομένων και μία τεχνική βελτιστοποίησης. Υλοποιούνται εναλλακτικές προσεγγίσεις σε σχέση με τον καθορισμό της τιμής των βαρών, τα οποία είτε υπολογίζονται άμεσα από τα αποτελέσματα την τεχνική εξόρυξης είτε εισάγονται στην βελτιστοποίηση.

7.2. Ταξινόμηση αρρυθμικών καρδιακών παλμών

Το πρόβλημα της αυτόματης ταξινόμησης αρρυθμικών καρδιακών παλμών είναι το πρώτο στο οποίο εφαρμόζεται η οδηγούμενη-από-τα-δεδομένα προσέγγιση.

7.2.1. Ιατρικά δεδομένα

Το σύνολο δεδομένων είναι το ίδιο με αυτό που χρησιμοποιήθηκε για την γνωσιακή σαφή και ασαφή προσέγγιση (Πίνακας 5.2.). Σε αυτή την περίπτωση, χρησιμοποιώντας τις τιμές των διαστημάτων RR στο κυλιόμενο παράθυρο τριών διαστημάτων $[RR_{l-1}, RR_l, RR_{l+1}]$ με l το πλήθος των παραθύρων, εξάγεται ένα σύνολο χαρακτηριστικών: $RR_{l-1} + RR_l + RR_{l+1}$, RR_{l-1}/RR_l , RR_{l+1}/RR_{l-1} , RR_{l+1}/RR_l , $|RR_{l-1} - RR_l|$, $|RR_l - RR_{l+1}|$, $(RR_{l-1} + RR_l)/(2RR_{l+1})$ και $(RR_l + RR_{l+1})/(2RR_{l-1})$, τα οποία, μαζί με τις τιμές των διαστημάτων, απαρτίζουν το κάθε πρότυπο x . Έτσι, $x = [a_1, \dots, a_{11}] = [RR_{l-1}, RR_l, RR_{l+1}, RR_{l-1} + RR_l + RR_{l+1}, RR_{l-1}/RR_l, RR_{l+1}/RR_{l-1}, RR_{l+1}/RR_l, |RR_{l-1} - RR_l|, |RR_l - RR_{l+1}|, (RR_{l-1} + RR_l)/(2RR_{l+1}), (RR_l + RR_{l+1})/(2RR_{l-1})]$. Κάθε πρότυπο αποτελείται από έντεκα χαρακτηριστικά ($n_f = 11$) ενώ ο χαρακτηρισμός (κατηγορία) κάθε προτύπου είναι αυτός του μεσαίου διαστήματος RR (RR_l). Ο συμβολισμός της κατηγορίας είναι $y_l = \{1, 2, 3, 4\}$, αν ανήκει στην κατηγορία KI/M,

ΠΚΣ, Φ ή ΚΚΑ2, αντίστοιχα. Από το σύνολο δεδομένων που περιγράφεται στον Πίνακα 5.2 παράγονται σύνολα εκπαίδευσης και αξιολόγησης (D_{train}^{arh} και D_{test}^{arh} , αντίστοιχα). Η παραγωγή του D_{train}^{arh} γίνεται με τυχαία επιλογή 300 προτύπων από κάθε κατηγορία ενώ οι υπόλοιποι χρησιμοποιούνται στο D_{test}^{arh} . Τα D_{train}^{arh} και D_{test}^{arh} παρουσιάζονται στον Πίνακα 7.1.

Πίνακας 7.1 Αριθμός προτύπων στα D_{train}^{arh} και D_{test}^{arh} .

Κατηγορία	Αριθμός παλμών		
	D_{train}^{arh}	D_{test}^{arh}	Σύνολο
ΚΙ/Μ	300	184	484
ΠΚΣ	300	5.883	6.183
Φ	300	102.493	102.793
ΚΚΑ2	300	120	420
Σύνολο	1.200	108.680	109.880

7.2.2. Εξόρυξη δεδομένων

Για την δημιουργία του αρχικού συνόλου κανόνων χρησιμοποιείται μια τεχνική εξόρυξης δεδομένων. Για τον σκοπό αυτό επιλέγεται ο αλγόριθμος C4.5 [152,153] για την κατασκευή δέντρων απόφασης, αφού είναι αποδοτικός και έχει χαμηλό υπολογιστικό κόστος. Η εφαρμογή του αλγορίθμου C4.5 στα χαρακτηρισμένα δεδομένα οδηγεί στην παραγωγή ενός δέντρου απόφασης, στο οποίο κάθε εσωτερικός κόμβος ανταποκρίνεται σε ένα χαρακτηριστικό (a_j), κάθε κλαδί σε μία λογική πράξη της μορφής a_j op θ_j , όπου op είναι ένας συγκριτικός τελεστής $\{=, \neq, <, >, \leq, \geq\}$ και θ_j είναι μία παράμετρος, ενώ καθένα από τα φύλλα του δέντρου περιλαμβάνει μία από τις κατηγορίες. Επιπλέον, στο δέντρο απόφασης εφαρμόζεται μία τεχνική κλαδέματος, για τον περιορισμό του μεγέθους και της πολυπλοκότητάς του. Η τεχνική που επιλέχθηκε είναι η τεχνική του κλαδέματος του δέντρου μετά τον τερματισμό της διαδικασίας κατασκευής του [152]. Στο Σχήμα 7.1 παρουσιάζεται το δέντρο απόφασης που παράγεται για το πρόβλημα ταξινόμησης αρρυθμικών καρδιακών παλμών.

```

a2 <= 1.464
|   a4 <= 1.377: 1 (297.0/3.0)
|   a4 > 1.377
|   |   a6 <= 1.148
|   |   |   a10 <= 1.417
|   |   |   |   a4 <= 1.722
|   |   |   |   |   a7 <= 1.0623
|   |   |   |   |   |   a8 <= 0.036: 3 (21.0/4.0)
|   |   |   |   |   |   a8 > 0.036
|   |   |   |   |   |   |   a9 <= 0.014: 3 (2.0)
|   |   |   |   |   |   |   a9 > 0.014: 2 (15.0/1.0)
|   |   |   |   |   |   |   |   a7 > 1.063: 3 (10.0)
|   |   |   |   |   |   |   |   a4 > 1.722: 3 (248.0/5.0)
|   |   |   |   |   |   |   |   a10 > 1.417
|   |   |   |   |   |   |   |   |   a2 <= 0.561: 2 (13.0)
|   |   |   |   |   |   |   |   |   a2 > 0.561
|   |   |   |   |   |   |   |   |   |   a8 <= 0.475
|   |   |   |   |   |   |   |   |   |   |   a3 <= 0.453: 2 (5.0/1.0)
|   |   |   |   |   |   |   |   |   |   |   a3 > 0.453
|   |   |   |   |   |   |   |   |   |   |   |   a1 <= 1.139: 3 (2.0)
|   |   |   |   |   |   |   |   |   |   |   |   a1 > 1.139: 2 (3.0)
|   |   |   |   |   |   |   |   |   |   |   |   |   a8 > 0.475: 3 (6.0)
|   |   |   |   |   |   |   |   |   |   |   |   |   |   a6 > 1.148
|   |   |   |   |   |   |   |   |   |   |   |   |   |   |   a2 <= 0.358
|   |   |   |   |   |   |   |   |   |   |   |   |   |   |   |   a2 <= 0.347: 1 (5.0)
|   |   |   |   |   |   |   |   |   |   |   |   |   |   |   |   a2 > 0.347: 2 (2.0)
|   |   |   |   |   |   |   |   |   |   |   |   |   |   |   |   |   a2 > 0.358
|   |   |   |   |   |   |   |   |   |   |   |   |   |   |   |   |   |   a2 <= 0.656: 2 (246.0/11.0)
|   |   |   |   |   |   |   |   |   |   |   |   |   |   |   |   |   |   a2 > 0.656
|   |   |   |   |   |   |   |   |   |   |   |   |   |   |   |   |   |   |   a8 <= 0.078: 3 (4.0)
|   |   |   |   |   |   |   |   |   |   |   |   |   |   |   |   |   |   |   a8 > 0.078: 2 (23.0/5.0)
a2 > 1.464: 4 (298.0)

```

Σχήμα 7.1 Δέντρο απόφασης που παράγεται από τον αλγόριθμο C4.5 (μετά την εφαρμογή της τεχνικής κλαδέματος) για το πρόβλημα της ταξινόμησης αρρυθμικών καρδιακών παλμών.

7.2.3. Σαφές μοντέλο

Το δέντρο απόφασης που παράγεται από τα δεδομένα μετατρέπεται σε σύνολο κανόνων με την ακόλουθη διαδικασία: για κάθε φύλλο του δέντρου δημιουργείται ένας σαφής κανόνας $r_{i,j}^c(x, \theta_{i,j}^c)$, του οποίου ο μηχανισμός απόφασης $Cond_{i,j}^c$ αποτελείται από όλες τις λογικές

πράξεις που υπάρχουν στην διαδρομή από την ρίζα του δέντρου προς το συγκεκριμένο φύλλο και το αποτέλεσμα του είναι το στοιχείο που περιλαμβάνεται στο φύλλο:

$$r_{i,j}^c(x, \theta_{i,j}^c) : (Cond_{i,j}^c(x, \theta_{i,j}^c)) \rightarrow y_i, \quad \text{Εξ. 7.1}$$

με

$$Cond_{i,j}^c(x, \theta_{i,j}^c) = g^c(a_{i,j,1}, \theta_{i,j,1}^c) \wedge g^c(a_{i,j,2}, \theta_{i,j,2}^c) \wedge \dots \wedge g^c(a_{i,j,K_{i,j}}, \theta_{i,j,K_{i,j}}^c), \quad \text{Εξ. 7.2}$$

όπου (a, θ^c) είναι ένα ζεύγος χαρακτηριστικού-παραμέτρου, όπου το χαρακτηριστικό εμφανίζεται στον κόμβο του δέντρου και η τιμή της παραμέτρου στα κλαδιά εξόδου. Να σημειωθεί ότι κάθε σαφής κανόνας έχει σαν πρώτο χαρακτηριστικό αυτό που έχει επιλεχθεί για την ρίζα του δέντρου (a_{root}), δηλαδή $a_{i,j,1} = a_{root}$ για κάθε i, j . Επιπλέον, παρόλο που ως είσοδος κάθε μηχανισμού απόφασης (και συνεπώς κάθε σαφούς κανόνα) θεωρείται το διάνυσμα χαρακτηριστικών x , δεν είναι απαραίτητο να χρησιμοποιούνται όλα τα χαρακτηριστικά παρά μόνο εκείνα που υπάρχουν στους κόμβους που βρίσκονται στην διαδρομή από την ρίζα του δέντρου προς ένα φύλλο. Αντίστοιχα, το σύνολο παραμέτρων που χρησιμοποιούνται για την λήψη απόφασης κάθε κανόνα $(\theta_{i,j}^c)$ αποτελείται από τις παραμέτρους που βρίσκονται στα κλαδιά της διαδρομής από την ρίζα του δέντρου προς ένα φύλλο. Ακολουθώντας αυτή την διαδικασία, από το δέντρο απόφασης που παρουσιάζεται στο Σχήμα 7.1 για το πρόβλημα της ταξινόμησης καρδιακών αρρυθμικών παλμών προκύπτουν οι ακόλουθοι κανόνες:

$$r_{1,1}^c(x, \theta_{1,1}^c) : (g^c(a_2, 1, 464) \wedge g^c(a_4, 1, 377)) \rightarrow 1, \quad \text{Εξ. 7.3}$$

$$r_{3,1}^c(x, \theta_{3,1}^c) : \left(\begin{array}{l} g^c(a_2, 1, 464) \wedge g^c(a_4, 1, 377) \wedge g^c(a_6, 1, 148) \wedge g^c(a_{10}, 1, 417) \wedge \\ g^c(a_4, 1, 722) \wedge g^c(a_7, 1, 063) \wedge g^c(a_8, 0, 036) \end{array} \right) \rightarrow 3, \quad \text{Εξ. 7.4}$$

$$r_{3,2}^c(x, \theta_{3,2}^c) : \left(\begin{array}{l} g^c(a_2, 1, 464) \wedge g^c(a_4, 1, 377) \wedge g^c(a_6, 1, 148) \wedge g^c(a_{10}, 1, 417) \wedge \\ g^c(a_4, 1, 722) \wedge g^c(a_7, 1, 063) \wedge g^c(a_8, 0, 036) \wedge g^c(a_9, 0, 014) \end{array} \right) \rightarrow 3, \quad \text{Εξ. 7.5}$$

$$r_{2,1}^c(x, \theta_{2,1}^c) : \left(\begin{array}{l} g^c(a_2, 1, 464) \wedge g^c(a_4, 1, 377) \wedge g^c(a_6, 1, 148) \wedge g^c(a_{10}, 1, 417) \wedge \\ g^c(a_4, 1, 722) \wedge g^c(a_7, 1, 063) \wedge g^c(a_8, 0, 036) \wedge g^c(a_9, 0, 014) \end{array} \right) \rightarrow 2, \quad \text{Εξ. 7.6}$$

$$r_{3,3}^c(x, \theta_{3,3}^c) : \left(\begin{array}{l} g^c(a_2, 1, 464) \wedge g^c(a_4, 1, 377) \wedge g^c(a_6, 1, 148) \wedge \\ g^c(a_{10}, 1, 417) \wedge g^c(a_4, 1, 722) \wedge g^c(a_7, 1, 063) \end{array} \right) \rightarrow 3, \quad \text{Εξ. 7.7}$$

$$r_{3,4}^c(x, \theta_{3,4}^c) : \left(\begin{array}{l} g^c(a_2, 1, 464) \wedge g^c(a_4, 1, 377) \wedge g^c(a_6, 1, 148) \wedge \\ g^c(a_{10}, 1, 417) \wedge g^c(a_4, 1, 722) \end{array} \right) \rightarrow 3, \quad \text{Εξ. 7.8}$$

$$r_{2,2}^c(x, \theta_{2,2}^c) : \left(\begin{array}{l} g^c(a_2, 1, 464) \wedge g^c(a_4, 1, 377) \wedge g^c(a_6, 1, 148) \wedge \\ g^c(a_{10}, 1, 417) \wedge g^c(a_2, 0, 561) \end{array} \right) \rightarrow 2, \quad \text{Εξ. 7.9}$$

$$r_{2,3}^c(x, \theta_{2,3}^c) : \left(\begin{array}{l} g^c(a_2, 1, 464) \wedge g^c(a_4, 1, 377) \wedge g^c(a_6, 1, 148) \wedge g^c(a_{10}, 1, 417) \wedge \\ g^c(a_2, 0, 561) \wedge g^c(a_8, 0, 475) \wedge g^c(a_3, 0, 453) \end{array} \right) \rightarrow 2, \quad \text{Εξ. 7.10}$$

$$r_{3,5}^c(x, \theta_{3,5}^c) : \left(\begin{array}{l} g^c(a_2, 1, 464) \wedge g^c(a_4, 1, 377) \wedge g^c(a_6, 1, 148) \wedge g^c(a_{10}, 1, 417) \wedge \\ g^c(a_2, 0, 561) \wedge g^c(a_8, 0, 475) \wedge g^c(a_3, 0, 453) \wedge g^c(a_1, 1, 139) \end{array} \right) \rightarrow 3, \quad \text{Εξ. 7.11}$$

$$r_{2,4}^c(x, \theta_{2,4}^c) : \left(\begin{array}{l} g^c(a_2, 1, 464) \wedge g^c(a_4, 1, 377) \wedge g^c(a_6, 1, 148) \wedge g^c(a_{10}, 1, 417) \wedge \\ g^c(a_2, 0, 561) \wedge g^c(a_8, 0, 475) \wedge g^c(a_3, 0, 453) \wedge g^c(a_1, 1, 139) \end{array} \right) \rightarrow 2, \quad \text{Εξ. 7.12}$$

$$r_{3,6}^c(x, \theta_{3,6}^c) : \left(\begin{array}{l} g^c(a_2, 1, 464) \wedge g^c(a_4, 1, 377) \wedge g^c(a_6, 1, 148) \wedge \\ g^c(a_{10}, 1, 417) \wedge g^c(a_2, 0, 561) \wedge g^c(a_8, 0, 475) \end{array} \right) \rightarrow 3, \quad \text{Εξ. 7.13}$$

$$r_{1,2}^c(x, \theta_{1,2}^c) : \left(\begin{array}{l} g^c(a_2, 1, 464) \wedge g^c(a_4, 1, 377) \wedge g^c(a_6, 1, 148) \wedge \\ g^c(a_2, 0, 358) \wedge g^c(a_2, 0, 347) \end{array} \right) \rightarrow 1, \quad \text{Εξ. 7.14}$$

$$r_{2,5}^c(x, \theta_{2,5}^c) : \left(\begin{array}{l} g^c(a_2, 1, 464) \wedge g^c(a_4, 1, 377) \wedge g^c(a_6, 1, 148) \wedge \\ g^c(a_2, 0, 358) \wedge g^c(a_2, 0, 347) \end{array} \right) \rightarrow 2, \quad \text{Εξ. 7.15}$$

$$r_{2,6}^c(x, \theta_{2,6}^c) : \left(\begin{array}{l} g^c(a_2, 1, 464) \wedge g^c(a_4, 1, 377) \wedge g^c(a_6, 1, 148) \wedge \\ g^c(a_2, 0, 358) \wedge g^c(a_2, 0, 656) \end{array} \right) \rightarrow 2, \quad \text{Εξ. 7.16}$$

$$r_{3,7}^c(x, \theta_{3,7}^c) : \left(\begin{array}{l} g^c(a_2, 1, 464) \wedge g^c(a_4, 1, 377) \wedge g^c(a_6, 1, 148) \wedge \\ g^c(a_2, 0, 358) \wedge g^c(a_2, 0, 656) \wedge g^c(a_8, 0, 078) \end{array} \right) \rightarrow 3, \quad \text{Εξ. 7.17}$$

$$r_{2,7}^c(x, \theta_{2,7}^c) : \left(\begin{array}{l} g^c(a_2, 1, 464) \wedge g^c(a_4, 1, 377) \wedge g^c(a_6, 1, 148) \wedge \\ g^c(a_2, 0, 358) \wedge g^c(a_2, 0, 656) \wedge g^c(a_8, 0, 078) \end{array} \right) \rightarrow 2, \quad \text{Εξ. 7.18}$$

$$r_{4,1}^c(x, \theta_{4,1}^c) : (g^c(a_2, 1, 464)) \rightarrow 4, \quad \text{Εξ. 7.19}$$

όπου η σαφής συνάρτηση συμμετοχής g^c ορίζεται αύξουσα ή φθίνουσα (Εξ. 4.3) με βάση το δέντρο απόφασης (Σχήμα 7.1). Οι Εξ. 7.3 έως 7.19 παρουσιάζουν τους 17 κανόνες ταξινόμησης καρδιακών αρρυθμιών με την σειρά που προκύπτουν από το δέντρο απόφασης. Το κάθε σύνολο παραμέτρων $\theta_{i,j}^c$ ορίζεται με βάση την Εξ. 4.4, και περιλαμβάνει όλες τις παραμέτρους που χρησιμοποιούνται στον αντίστοιχο κανόνα:

$$\theta_{1,1}^c = \{1, 464, 1, 377\}, \quad \text{Εξ. 7.20}$$

$\theta_{3,1}^c = \{1,464, 1,377, 1,148, 1,417, 1,722, 1,063, 0,036\},$	Εξ. 7.21
$\theta_{3,2}^c = \{1,464, 1,377, 1,148, 1,417, 1,722, 1,063, 0,036, 0,014\},$	Εξ. 7.22
$\theta_{2,1}^c = \{1,464, 1,377, 1,148, 1,417, 1,722, 1,063, 0,036, 0,014\},$	Εξ. 7.23
$\theta_{3,3}^c = \{1,464, 1,377, 1,148, 1,417, 1,722, 1,063\},$	Εξ. 7.24
$\theta_{3,4}^c = \{1,464, 1,377, 1,148, 1,417, 1,722\},$	Εξ. 7.25
$\theta_{2,2}^c = \{1,464, 1,377, 1,148, 1,417, 0,561\},$	Εξ. 7.26
$\theta_{2,3}^c = \{1,464, 1,377, 1,148, 1,417, 0,561, 0,475, 0,453\},$	Εξ. 7.27
$\theta_{3,5}^c = \{1,464, 1,377, 1,148, 1,417, 0,561, 0,475, 0,453, 1,139\},$	Εξ. 7.28
$\theta_{2,4}^c = \{1,464, 1,377, 1,148, 1,417, 0,561, 0,475, 0,453, 1,139\},$	Εξ. 7.29
$\theta_{3,6}^c = \{1,464, 1,377, 1,148, 1,417, 0,561, 0,475\},$	Εξ. 7.30
$\theta_{1,2}^c = \{1,464, 1,377, 1,148, 0,358, 0,347\},$	Εξ. 7.31
$\theta_{2,5}^c = \{1,464, 1,377, 1,148, 0,358, 0,347\},$	Εξ. 7.32
$\theta_{2,6}^c = \{1,464, 1,377, 1,148, 0,358, 0,656\},$	Εξ. 7.33
$\theta_{3,7}^c = \{1,464, 1,377, 1,148, 0,358, 0,656, 0,078\},$	Εξ. 7.34
$\theta_{2,7}^c = \{1,464, 1,377, 1,148, 0,358, 0,656, 0,078\},$	Εξ. 7.35
$\theta_{4,1}^c = \{1,464\}.$	Εξ. 7.36

Ομαδοποιώντας όλους τους $r_{i,j}^c$ σαφείς κανόνες που έχουν ως αποτέλεσμα την ίδια κατηγορία, προκύπτουν οι κανόνες κατηγορίας $R_i^c(x, \theta_i^c)$:

$$R_1^c(x, \theta_1^c): (r_{1,1}^c(x, \theta_{1,1}^c) \vee r_{1,2}^c(x, \theta_{1,2}^c)) \rightarrow 1 \Rightarrow$$

$$R_1^c(x, \theta_1^c): \left(\left(g^c(a_2, 1,464) \wedge g^c(a_4, 1,377) \right) \vee \left(g^c(a_2, 1,464) \wedge g^c(a_4, 1,377) \wedge g^c(a_6, 1,148) \wedge g^c(a_2, 0,358) \wedge g^c(a_2, 0,347) \right) \right) \rightarrow 1, \quad \text{Εξ. 7.37}$$

$$\begin{aligned}
R_2^c(x, \theta_2^c) : \bigvee_{j=1}^7 r_{2,j}^c(x, \theta_{2,j}^c) \rightarrow 2 \Rightarrow \\
\left(\begin{array}{l}
\left(\begin{array}{l}
g^c(a_2, 1, 464) \wedge g^c(a_4, 1, 377) \wedge g^c(a_6, 1, 148) \wedge \\
g^c(a_{10}, 1, 417) \wedge g^c(a_4, 1, 722) \wedge g^c(a_7, 1, 062) \wedge \\
g^c(a_8, 0, 036) \wedge g^c(a_9, 0, 014)
\end{array} \right) \vee \\
\left(\begin{array}{l}
g^c(a_2, 1, 464) \wedge g^c(a_4, 1, 377) \wedge g^c(a_6, 1, 148) \wedge \\
g^c(a_{10}, 1, 417) \wedge g^c(a_2, 0, 561)
\end{array} \right) \vee \\
\left(\begin{array}{l}
g^c(a_2, 1, 464) \wedge g^c(a_4, 1, 377) \wedge g^c(a_6, 1, 148) \wedge \\
g^c(a_{10}, 1, 417) \wedge g^c(a_2, 0, 561) \wedge g^c(a_8, 0, 475) \wedge \\
g^c(a_3, 0, 453)
\end{array} \right) \vee \\
\left(\begin{array}{l}
g^c(a_2, 1, 464) \wedge g^c(a_4, 1, 377) \wedge g^c(a_6, 1, 148) \wedge \\
g^c(a_{10}, 1, 417) \wedge g^c(a_2, 0, 561) \wedge g^c(a_8, 0, 475) \wedge \\
g^c(a_3, 0, 453) \wedge g^c(a_1, 1, 139)
\end{array} \right) \vee \\
\left(\begin{array}{l}
g^c(a_2, 1, 464) \wedge g^c(a_4, 1, 377) \wedge g^c(a_6, 1, 148) \wedge \\
g^c(a_2, 0, 358) \wedge g^c(a_2, 0, 347)
\end{array} \right) \vee \\
\left(\begin{array}{l}
g^c(a_2, 1, 464) \wedge g^c(a_4, 1, 377) \wedge g^c(a_6, 1, 148) \wedge \\
g^c(a_2, 0, 358) \wedge g^c(a_2, 0, 656)
\end{array} \right) \vee \\
\left(\begin{array}{l}
g^c(a_2, 1, 464) \wedge g^c(a_4, 1, 377) \wedge g^c(a_6, 1, 148) \wedge \\
g^c(a_2, 0, 358) \wedge g^c(a_2, 0, 656) \wedge g^c(a_8, 0, 078)
\end{array} \right)
\end{array} \right) \rightarrow 2
\end{aligned}$$

Eξ. 7.38

$$R_3^c(x, \theta_3^c): \bigvee_{j=1}^7 r_{3,j}^c(x, \theta_{3,j}^c) \rightarrow 3 \Rightarrow$$

$$R_3^c(x, \theta_3^c): \left(\begin{array}{l} \left(\begin{array}{l} g^c(a_2, 1, 464) \wedge g^c(a_4, 1, 377) \wedge g^c(a_6, 1, 148) \wedge \\ g^c(a_{10}, 1, 417) \wedge g^c(a_4, 1, 722) \wedge g^c(a_7, 1, 063) \wedge \\ g^c(a_8, 0, 036) \end{array} \right) \vee \\ \left(\begin{array}{l} g^c(a_2, 1, 464) \wedge g^c(a_4, 1, 377) \wedge g^c(a_6, 1, 148) \wedge \\ g^c(a_{10}, 1, 417) \wedge g^c(a_4, 1, 722) \wedge g^c(a_7, 1, 063) \wedge \\ g^c(a_8, 0, 036) \wedge g^c(a_9, 0, 014) \end{array} \right) \vee \\ \left(\begin{array}{l} g^c(a_2, 1, 464) \wedge g^c(a_4, 1, 377) \wedge g^c(a_6, 1, 148) \wedge \\ g^c(a_{10}, 1, 417) \wedge g^c(a_4, 1, 722) \wedge g^c(a_7, 1, 063) \end{array} \right) \vee \\ \left(\begin{array}{l} g^c(a_2, 1, 464) \wedge g^c(a_4, 1, 377) \wedge g^c(a_6, 1, 148) \wedge \\ g^c(a_{10}, 1, 417) \wedge g^c(a_4, 1, 722) \end{array} \right) \vee \\ \left(\begin{array}{l} g^c(a_2, 1, 464) \wedge g^c(a_4, 1, 377) \wedge g^c(a_6, 1, 148) \wedge \\ g^c(a_{10}, 1, 417) \wedge g^c(a_2, 0, 561) \wedge g^c(a_8, 0, 475) \wedge \\ g^c(a_3, 0, 453) \wedge g^c(a_1, 1, 139) \end{array} \right) \vee \\ \left(\begin{array}{l} g^c(a_2, 1, 464) \wedge g^c(a_4, 1, 377) \wedge g^c(a_6, 1, 148) \wedge \\ g^c(a_{10}, 1, 417) \wedge g^c(a_2, 0, 561) \wedge g^c(a_8, 0, 475) \end{array} \right) \vee \\ \left(\begin{array}{l} g^c(a_2, 1, 464) \wedge g^c(a_4, 1, 377) \wedge g^c(a_6, 1, 148) \wedge \\ g^c(a_2, 0, 358) \wedge g^c(a_2, 0, 656) \wedge g^c(a_8, 0, 078) \end{array} \right) \end{array} \right) \rightarrow 3 \quad , \quad \text{Εξ. 7.39}$$

$$R_4^c(x, \theta_4^c): r_{4,1}^c(x, \theta_{4,1}^c) \rightarrow 4 \Rightarrow$$

$$R_4^c(x, \theta_4^c): (g^c(a_2, 1, 464)) \rightarrow 4 \quad ,$$

Εξ. 7.40

όπου τα σύνολα παραμέτρων θ_i^c ορίζονται (με βάση την Εξ. 4.6) ως:

$$\theta_1^c = \{\theta_{1,1}^c, \theta_{1,2}^c\},$$

Εξ. 7.41

$$\theta_2^c = \{\theta_{2,j}^c\}, \quad j=1, \dots, 7,$$

Εξ. 7.42

$$\theta_3^c = \{\theta_{3,j}^c\}, \quad j=1, \dots, 7,$$

Εξ. 7.43

$$\theta_4^c = \{\theta_{4,1}^c\}.$$

Εξ. 7.44

Το σαφές μοντέλο αποτελείται από όλους τους κανόνες κατηγορίας:

$$M^c(x, \Theta^c) = F^c(R_1^c, R_2^c, R_3^c, R_4^c),$$

Εξ. 7.45

όπου Θ^c είναι το σύνολο των παραμέτρων που εμπεριέχονται στο μοντέλο:

$$\Theta^c = \{\theta_1^c, \theta_2^c, \theta_3^c, \theta_4^c\}. \quad \text{Εξ. 7.46}$$

Οι κανόνες που προκύπτουν από ένα δέντρο απόφασης διατηρούν δύο βασικά χαρακτηριστικά του, την πλήρη κάλυψη και τον αλληλοαποκλεισμό, που σημαίνει ότι κάθε πρότυπο καλύπτεται από έναν και μόνο ένα κανόνα. Έτσι, για κάθε πρότυπο ένας και μοναδικός κανόνας είναι αληθής και επομένως μόνο ένας κανόνας κατηγορίας είναι αληθής. Με βάση αυτό το χαρακτηριστικό, η συνάρτηση απόφασης F^c ορίζεται ως:

$$F^c(R_1^c(x, \theta_1^c), R_2^c(x, \theta_2^c), R_3^c(x, \theta_3^c), R_4^c(x, \theta_4^c)) = \begin{cases} 1 & \text{αν ο } R_1^c(x, \theta_1^c) \text{ ικανοποιείται} \\ 2 & \text{αν ο } R_2^c(x, \theta_2^c) \text{ ικανοποιείται} \\ 3 & \text{αν ο } R_3^c(x, \theta_3^c) \text{ ικανοποιείται} \\ 4 & \text{αν ο } R_4^c(x, \theta_4^c) \text{ ικανοποιείται} \end{cases} \quad \text{Εξ. 7.47}$$

7.2.4. Ασαφές μοντέλο

Οι κανόνες του σαφούς μοντέλου, που περιγράφονται στις εξισώσεις 7.3 έως και 7.19, μετατρέπονται στους αντίστοιχους ασαφείς, με βάση την μορφή που περιγράφεται στην Εξ. 4.10, χρησιμοποιώντας την σιγμοειδή συνάρτηση ως ασαφή συνάρτηση συμμετοχής και τον τελεστή του ελάχιστου για την T_{norm} :

$$r_{1,1}^f(x, \theta_{1,1}^f) = \min\left(\frac{1}{1+e^{\frac{\theta_{1,1}^{a,f}(\theta_{1,1}^{b,f}-a_2)}{\theta_{1,1}^{b,f}}}}, \frac{1}{1+e^{\frac{\theta_{1,1}^{a,f}(\theta_{1,1}^{b,f}-a_4)}{\theta_{1,1}^{b,f}}}}\right), \quad \text{Εξ. 7.48}$$

$$r_{3,1}^f(x, \theta_{3,1}^f) = \min\left(\frac{1}{1+e^{\frac{\theta_{3,1,1}^{a,f}(\theta_{3,1,1}^{b,f}-a_2)}{\theta_{3,1,1}^{b,f}}}}, \frac{1}{1+e^{\frac{\theta_{3,1,2}^{a,f}(a_4-\theta_{3,1,2}^{b,f})}{\theta_{3,1,2}^{b,f}}}}, \frac{1}{1+e^{\frac{\theta_{3,1,3}^{a,f}(\theta_{3,1,3}^{b,f}-a_6)}{\theta_{3,1,3}^{b,f}}}}, \frac{1}{1+e^{\frac{\theta_{3,1,4}^{a,f}(\theta_{3,1,4}^{b,f}-a_{10})}{\theta_{3,1,4}^{b,f}}}}, \frac{1}{1+e^{\frac{\theta_{3,1,5}^{a,f}(\theta_{3,1,5}^{b,f}-a_4)}{\theta_{3,1,5}^{b,f}}}}, \frac{1}{1+e^{\frac{\theta_{3,1,6}^{a,f}(\theta_{3,1,6}^{b,f}-a_7)}{\theta_{3,1,6}^{b,f}}}}, \frac{1}{1+e^{\frac{\theta_{3,1,7}^{a,f}(\theta_{3,1,7}^{b,f}-a_8)}{\theta_{3,1,7}^{b,f}}}}\right), \quad \text{Εξ. 7.49}$$

$$r_{3,2}^f(x, \theta_{3,2}^f) = \min\left(\frac{1}{1+e^{\frac{\theta_{3,2,1}^{a,f}(\theta_{3,2,1}^{b,f}-a_2)}{\theta_{3,2,1}^{b,f}}}}, \frac{1}{1+e^{\frac{\theta_{3,2,2}^{a,f}(a_4-\theta_{3,2,2}^{b,f})}{\theta_{3,2,2}^{b,f}}}}, \frac{1}{1+e^{\frac{\theta_{3,2,3}^{a,f}(\theta_{3,2,3}^{b,f}-a_6)}{\theta_{3,2,3}^{b,f}}}}, \frac{1}{1+e^{\frac{\theta_{3,2,4}^{a,f}(\theta_{3,2,4}^{b,f}-a_{10})}{\theta_{3,2,4}^{b,f}}}}, \frac{1}{1+e^{\frac{\theta_{3,2,5}^{a,f}(\theta_{3,2,5}^{b,f}-a_4)}{\theta_{3,2,5}^{b,f}}}}, \frac{1}{1+e^{\frac{\theta_{3,2,6}^{a,f}(\theta_{3,2,6}^{b,f}-a_7)}{\theta_{3,2,6}^{b,f}}}}, \frac{1}{1+e^{\frac{\theta_{3,2,7}^{a,f}(a_8-\theta_{3,2,7}^{b,f})}{\theta_{3,2,7}^{b,f}}}}, \frac{1}{1+e^{\frac{\theta_{3,2,8}^{a,f}(\theta_{3,2,8}^{b,f}-a_9)}{\theta_{3,2,8}^{b,f}}}}\right), \quad \text{Εξ. 7.50}$$

$$r_{2,1}^f(x, \theta_{2,1}^f) = \min \left(\frac{1}{1+e^{\theta_{2,1,1}^{a,f}(\theta_{2,1,1}^{b,f}-a_2)}}, \frac{1}{1+e^{\theta_{2,1,2}^{a,f}(a_4-\theta_{2,1,2}^{b,f})}}, \frac{1}{1+e^{\theta_{2,1,3}^{a,f}(\theta_{2,1,3}^{b,f}-a_6)}}, \frac{1}{1+e^{\theta_{2,1,4}^{a,f}(\theta_{2,1,4}^{b,f}-a_{10})}}, \right. \\ \left. \frac{1}{1+e^{\theta_{2,1,5}^{a,f}(\theta_{2,1,5}^{b,f}-a_4)}}, \frac{1}{1+e^{\theta_{2,1,6}^{a,f}(\theta_{2,1,6}^{b,f}-a_7)}}, \frac{1}{1+e^{\theta_{2,1,7}^{a,f}(a_8-\theta_{2,1,7}^{b,f})}}, \frac{1}{1+e^{\theta_{2,1,8}^{a,f}(a_9-\theta_{2,1,8}^{b,f})}} \right), \quad \text{E}\xi. 7.51$$

$$r_{3,3}^f(x, \theta_{3,3}^f) = \min \left(\frac{1}{1+e^{\theta_{3,3,1}^{a,f}(\theta_{3,3,1}^{b,f}-a_2)}}, \frac{1}{1+e^{\theta_{3,3,2}^{a,f}(a_4-\theta_{3,3,2}^{b,f})}}, \frac{1}{1+e^{\theta_{3,3,3}^{a,f}(\theta_{3,3,3}^{b,f}-a_6)}}, \right. \\ \left. \frac{1}{1+e^{\theta_{3,3,4}^{a,f}(\theta_{3,3,4}^{b,f}-a_{10})}}, \frac{1}{1+e^{\theta_{3,3,5}^{a,f}(\theta_{3,3,5}^{b,f}-a_4)}}, \frac{1}{1+e^{\theta_{3,3,6}^{a,f}(a_7-\theta_{3,3,6}^{b,f})}} \right), \quad \text{E}\xi. 7.52$$

$$r_{3,4}^f(x, \theta_{3,4}^f) = \min \left(\frac{1}{1+e^{\theta_{3,4,1}^{a,f}(\theta_{3,4,1}^{b,f}-a_2)}}, \frac{1}{1+e^{\theta_{3,4,2}^{a,f}(a_4-\theta_{3,4,2}^{b,f})}}, \frac{1}{1+e^{\theta_{3,4,3}^{a,f}(\theta_{3,4,3}^{b,f}-a_6)}}, \right. \\ \left. \frac{1}{1+e^{\theta_{3,4,4}^{a,f}(\theta_{3,4,4}^{b,f}-a_{10})}}, \frac{1}{1+e^{\theta_{3,4,5}^{a,f}(a_4-\theta_{3,4,5}^{b,f})}} \right), \quad \text{E}\xi. 7.53$$

$$r_{2,2}^f(x, \theta_{2,2}^f) = \min \left(\frac{1}{1+e^{\theta_{2,2,1}^{a,f}(\theta_{2,2,1}^{b,f}-a_2)}}, \frac{1}{1+e^{\theta_{2,2,2}^{a,f}(a_4-\theta_{2,2,2}^{b,f})}}, \frac{1}{1+e^{\theta_{2,2,3}^{a,f}(\theta_{2,2,3}^{b,f}-a_6)}}, \right. \\ \left. \frac{1}{1+e^{\theta_{2,2,4}^{a,f}(a_{10}-\theta_{2,2,4}^{b,f})}}, \frac{1}{1+e^{\theta_{2,2,5}^{a,f}(\theta_{2,2,5}^{b,f}-a_2)}} \right), \quad \text{E}\xi. 7.54$$

$$r_{2,3}^f(x, \theta_{2,3}^f) = \min \left(\frac{1}{1+e^{\theta_{2,3,1}^{a,f}(\theta_{2,3,1}^{b,f}-a_2)}}, \frac{1}{1+e^{\theta_{2,3,2}^{a,f}(a_4-\theta_{2,3,2}^{b,f})}}, \frac{1}{1+e^{\theta_{2,3,3}^{a,f}(\theta_{2,3,3}^{b,f}-a_6)}}, \frac{1}{1+e^{\theta_{2,3,4}^{a,f}(a_{10}-\theta_{2,3,4}^{b,f})}}, \right. \\ \left. \frac{1}{1+e^{\theta_{2,3,5}^{a,f}(a_2-\theta_{2,3,5}^{b,f})}}, \frac{1}{1+e^{\theta_{2,3,6}^{a,f}(\theta_{2,3,6}^{b,f}-a_8)}}, \frac{1}{1+e^{\theta_{2,3,7}^{a,f}(\theta_{2,3,7}^{b,f}-a_3)}} \right), \quad \text{E}\xi. 7.55$$

$$r_{3,5}^f(x, \theta_{3,5}^f) = \min \left(\frac{1}{1+e^{\theta_{3,5,1}^{a,f}(\theta_{3,5,1}^{b,f}-a_2)}}, \frac{1}{1+e^{\theta_{3,5,2}^{a,f}(a_4-\theta_{3,5,2}^{b,f})}}, \frac{1}{1+e^{\theta_{3,5,3}^{a,f}(\theta_{3,5,3}^{b,f}-a_6)}}, \frac{1}{1+e^{\theta_{3,5,4}^{a,f}(a_{10}-\theta_{3,5,4}^{b,f})}}, \right. \\ \left. \frac{1}{1+e^{\theta_{3,5,5}^{a,f}(a_2-\theta_{3,5,5}^{b,f})}}, \frac{1}{1+e^{\theta_{3,5,6}^{a,f}(\theta_{3,5,6}^{b,f}-a_8)}}, \frac{1}{1+e^{\theta_{3,5,7}^{a,f}(a_3-\theta_{3,5,7}^{b,f})}}, \frac{1}{1+e^{\theta_{3,5,8}^{a,f}(\theta_{3,5,8}^{b,f}-a_1)}} \right), \quad \text{E}\xi. 7.56$$

$$r_{2,4}^f(x, \theta_{2,4}^f) = \min \left(\frac{1}{1+e^{\theta_{2,4,1}^{a,f}(\theta_{2,4,1}^{b,f}-a_2)}}, \frac{1}{1+e^{\theta_{2,4,2}^{a,f}(a_4-\theta_{2,4,2}^{b,f})}}, \frac{1}{1+e^{\theta_{2,4,3}^{a,f}(\theta_{2,4,3}^{b,f}-a_6)}}, \frac{1}{1+e^{\theta_{2,4,4}^{a,f}(a_{10}-\theta_{2,4,4}^{b,f})}}, \right. \\ \left. \frac{1}{1+e^{\theta_{2,4,5}^{a,f}(a_2-\theta_{2,4,5}^{b,f})}}, \frac{1}{1+e^{\theta_{2,4,6}^{a,f}(\theta_{2,4,6}^{b,f}-a_8)}}, \frac{1}{1+e^{\theta_{2,4,7}^{a,f}(a_3-\theta_{2,4,7}^{b,f})}}, \frac{1}{1+e^{\theta_{2,4,8}^{a,f}(a_1-\theta_{2,4,8}^{b,f})}} \right), \quad \text{E}\xi. 7.57$$

$$r_{3,6}^f(x, \theta_{3,6}^f) = \min \left(\frac{1}{1+e^{\theta_{3,6,1}^{a,f}(\theta_{3,6,1}^{b,f}-a_2)}}, \frac{1}{1+e^{\theta_{3,6,2}^{a,f}(a_4-\theta_{3,6,2}^{b,f})}}, \frac{1}{1+e^{\theta_{3,6,3}^{a,f}(\theta_{3,6,3}^{b,f}-a_6)}}, \right. \\ \left. \frac{1}{1+e^{\theta_{3,6,4}^{a,f}(a_{10}-\theta_{3,6,4}^{b,f})}}, \frac{1}{1+e^{\theta_{3,6,5}^{a,f}(a_2-\theta_{3,6,5}^{b,f})}}, \frac{1}{1+e^{\theta_{3,6,6}^{a,f}(a_8-\theta_{3,6,6}^{b,f})}} \right), \quad \text{E}\xi. 7.58$$

$$r_{1,2}^f(x, \theta_{1,2}^f) = \min \left(\frac{1}{1+e^{\theta_{1,2,1}^{a,f}(\theta_{1,2,1}^{b,f}-a_2)}}, \frac{1}{1+e^{\theta_{1,2,2}^{a,f}(a_4-\theta_{1,2,2}^{b,f})}}, \frac{1}{1+e^{\theta_{1,2,3}^{a,f}(a_6-\theta_{1,2,3}^{b,f})}}, \right. \\ \left. \frac{1}{1+e^{\theta_{1,2,4}^{a,f}(\theta_{1,2,4}^{b,f}-a_2)}}, \frac{1}{1+e^{\theta_{1,2,5}^{a,f}(\theta_{1,2,5}^{b,f}-a_2)}} \right), \quad \text{E}\xi. 7.59$$

$$r_{2,5}^f(x, \theta_{2,5}^f) = \min \left(\frac{1}{1+e^{\theta_{2,5,1}^{a,f}(\theta_{2,5,1}^{b,f}-a_2)}}, \frac{1}{1+e^{\theta_{2,5,2}^{a,f}(a_4-\theta_{2,5,2}^{b,f})}}, \frac{1}{1+e^{\theta_{2,5,3}^{a,f}(a_6-\theta_{2,5,3}^{b,f})}}, \frac{1}{1+e^{\theta_{2,5,4}^{a,f}(\theta_{2,5,4}^{b,f}-a_2)}}, \frac{1}{1+e^{\theta_{2,5,5}^{a,f}(a_2-\theta_{2,5,5}^{b,f})}} \right), \quad \text{Εξ. 7.60}$$

$$r_{2,6}^f(x, \theta_{2,6}^f) = \min \left(\frac{1}{1+e^{\theta_{2,6,1}^{a,f}(\theta_{2,6,1}^{b,f}-a_2)}}, \frac{1}{1+e^{\theta_{2,6,2}^{a,f}(a_4-\theta_{2,6,2}^{b,f})}}, \frac{1}{1+e^{\theta_{2,6,3}^{a,f}(a_6-\theta_{2,6,3}^{b,f})}}, \frac{1}{1+e^{\theta_{2,6,4}^{a,f}(a_2-\theta_{2,6,4}^{b,f})}}, \frac{1}{1+e^{\theta_{2,6,5}^{a,f}(\theta_{2,6,5}^{b,f}-a_2)}} \right), \quad \text{Εξ. 7.61}$$

$$r_{3,7}^f(x, \theta_{3,7}^f) = \min \left(\frac{1}{1+e^{\theta_{3,7,1}^{a,f}(\theta_{3,7,1}^{b,f}-a_2)}}, \frac{1}{1+e^{\theta_{3,7,2}^{a,f}(a_4-\theta_{3,7,2}^{b,f})}}, \frac{1}{1+e^{\theta_{3,7,3}^{a,f}(a_6-\theta_{3,7,3}^{b,f})}}, \frac{1}{1+e^{\theta_{3,7,4}^{a,f}(a_2-\theta_{3,7,4}^{b,f})}}, \frac{1}{1+e^{\theta_{3,7,5}^{a,f}(a_2-\theta_{3,7,5}^{b,f})}}, \frac{1}{1+e^{\theta_{3,7,6}^{a,f}(\theta_{3,7,6}^{b,f}-a_8)}} \right), \quad \text{Εξ. 7.62}$$

$$r_{2,7}^f(x, \theta_{2,7}^f) = \min \left(\frac{1}{1+e^{\theta_{2,7,1}^{a,f}(\theta_{2,7,1}^{b,f}-a_2)}}, \frac{1}{1+e^{\theta_{2,7,2}^{a,f}(a_4-\theta_{2,7,2}^{b,f})}}, \frac{1}{1+e^{\theta_{2,7,3}^{a,f}(a_6-\theta_{2,7,3}^{b,f})}}, \frac{1}{1+e^{\theta_{2,7,4}^{a,f}(a_2-\theta_{2,7,4}^{b,f})}}, \frac{1}{1+e^{\theta_{2,7,5}^{a,f}(a_2-\theta_{2,7,5}^{b,f})}}, \frac{1}{1+e^{\theta_{2,7,6}^{a,f}(a_8-\theta_{2,7,6}^{b,f})}} \right), \quad \text{Εξ. 7.63}$$

$$r_{4,1}^f(x, \theta_{4,1}^f) = \min \left(\frac{1}{1+e^{\theta_{4,1,1}^{a,f}(a_2-\theta_{4,1,1}^{b,f})}} \right). \quad \text{Εξ. 7.64}$$

Τα σύνολα παραμέτρων $\theta_{i,j}^f$ ορίζονται με βάση την Εξ 4.11, και περιλαμβάνουν όλες τις παραμέτρους $\theta_{1,1,k}^{a,f}$, $\theta_{1,1,k}^{b,f}$ που περιλαμβάνονται στον κανόνα $r_{i,j}^f$. Για κάθε κανόνα ορίζεται ένα ολικό βάρος:

$$\tau_{i,j}^{gl} = 2 \sum_{j=1}^{n_y} fr_{i,j} \log \left(\frac{fr_{i,j}}{e_{i,j}} \right), \quad \text{Εξ. 7.65}$$

όπου n_y είναι ο αριθμός των κατηγοριών, $fr_{i,j}$ είναι η πιθανότητα ταξινόμησης από τον κανόνα $Cond_i(A, \Theta) \rightarrow y$ προτύπων που ανήκουν στην κατηγορία j και $e_{i,j}$ είναι η ανάλογη πιθανότητα με την $fr_{i,j}$, σε περίπτωση που ο κανόνας λειτουργεί τυχαία. Πρακτικά, όσο μεγαλύτερη είναι η τιμή του $\tau_{i,j}^{gl}$ τόσο οι αποφάσεις που λαμβάνονται από έναν κανόνα απέχουν από το να είναι τυχαίες.

Οι ασαφείς κανόνες κατηγορίας προκύπτουν σύμφωνα με την Εξ 4.26 και χρησιμοποιώντας τον τελεστή μέγιστου για την S_{norm} :

$$R_1^f(x, \theta_1^f) = \max\left(\tau_{1,1}^{gl} \cdot r_{1,1}^f(x, \theta_{1,1}^f), \tau_{1,2}^{gl} \cdot r_{1,2}^f(x, \theta_{1,2}^f)\right), \quad \text{Εξ. 7.66}$$

$$R_2^f(x, \theta_2^f) = \max_{j=1}^7\left(\tau_{2,j}^{gl} \cdot r_{2,j}^f(x, \theta_{2,j}^f)\right), \quad \text{Εξ. 7.67}$$

$$R_3^f(x, \theta_3^f) = \max_{j=1}^7\left(\tau_{3,j}^{gl} \cdot r_{3,j}^f(x, \theta_{3,j}^f)\right), \quad \text{Εξ. 7.68}$$

$$R_4^f(x, \theta_4^f) = \max\left(\tau_{4,1}^{gl} \cdot r_{4,1}^f(x, \theta_{4,1}^f)\right) = \tau_{4,1}^{gl} \cdot r_{4,1}^f(x, \theta_{4,1}^f), \quad \text{Εξ. 7.69}$$

όπου τα σύνολα παραμέτρων θ_i^f ορίζονται, με βάση την Εξ. 4.13, ως:

$$\theta_1^f = \{\theta_{1,1}^f, \theta_{1,2}^f\}, \quad \text{Εξ. 7.70}$$

$$\theta_2^f = \{\theta_{2,j}^f\}, \quad j=1, \dots, 7, \quad \text{Εξ. 7.71}$$

$$\theta_3^f = \{\theta_{3,j}^f\}, \quad j=1, \dots, 7, \quad \text{Εξ. 7.72}$$

$$\theta_4^f = \{\theta_{4,1}^f\}. \quad \text{Εξ. 7.73}$$

Τέλος, το σαφές μοντέλο αποτελείται από όλους τους ασαφείς κανόνες κατηγορίας και χρησιμοποιώντας τον τελεστή μέγιστου ως συνάρτηση αποασαφοποίησης:

$$M^f(x, \Theta^f) = \arg \max_{i=1}^4\left(R_i^f(x, \theta_i^f)\right), \quad \text{Εξ. 7.74}$$

όπου Θ^f είναι το σύνολο που περιλαμβάνει όλες τις παραμέτρους που εμπεριέχονται στο ασαφές μοντέλο:

$$\Theta^f = \{\theta_1^f, \theta_2^f, \theta_3^f, \theta_4^f\}. \quad \text{Εξ. 7.75}$$

7.2.5. Βελτιστοποίηση

Το ασαφές μοντέλο περιλαμβάνει το σύνολο παραμέτρων Θ^f , καθώς τα ολικά βάρη χρησιμοποιούνται σαν σταθερές. Η βελτιστοποίηση των παραμέτρων πραγματοποιείται χρησιμοποιώντας την αντικειμενική συνάρτηση *cme* με βάση τον κανονικοποιημένο πίνακα σύγκρισης ταξινόμησης (Εξ. 4.35). Η μέθοδος βελτιστοποίησης που χρησιμοποιήθηκε είναι η Healed Topographical Multilevel Single Linkage (HTMLSL) [181]. Είναι στοχαστική μέθοδος που βασίζεται στην MSL. Η μέθοδος επιχειρεί να εντοπίσει όλα τοπικά ελάχιστα

μίας αντικειμενικής συνάρτησης που βρίσκονται σε μία περιοχή $S \subset \mathbb{R}^n$, τα οποία είναι πιθανά ολικά. Αυτά τα τοπικά ελάχιστα εντοπίζονται μέσω μίας τεχνικής τοπικής ελαχιστοποίησης, η οποία ξεκινώντας από κατάλληλα επιλεγμένα σημεία. Από τα τοπικά ελάχιστα που ανιχνεύονται, αυτό με την μικρότερη τιμή αποτελεί το ολικό ελάχιστο. Δεδομένου ενός συγκεκριμένου ασαφούς μοντέλου, μίας αντικειμενικής συνάρτησης, ενός συνόλου δεδομένων εκπαίδευσης και ενός εύρους τιμών για κάθε μία από τις παραμέτρους του μοντέλου, η μέθοδος HTMLSL εφαρμόζεται με στόχο την εύρεση των τιμών των παραμέτρων οι οποίες ελαχιστοποιούν την τιμή της αντικειμενικής συνάρτησης σε σχέση με το σύνολο δεδομένων εκπαίδευσης.

7.2.6. Αξιολόγηση και αποτελέσματα

Τα βασισμένα στα δεδομένα σαφές και ασαφές μοντέλα ταξινόμησης αρρυθμικών καρδιακών παλμών αξιολογούνται με βάση το σύνολο δεδομένων αξιολόγησης D_{test}^{arh} και για καθένα από αυτά προκύπτει ο κανονικοποιημένος πίνακας σύγκυσης ταξινόμησης. Οι κανονικοποιημένοι πίνακες σύγκυσης ταξινόμησης παρουσιάζονται στον Πίνακα 7.2. Με βάση αυτούς, προέκυψαν μέτρα αποτελεσματικότητας όπως η ευαισθησία και η ειδικότητα για κάθε κατηγορία, καθώς και η ακρίβεια για το σαφές και το ασαφές μοντέλο, τα οποία δίνονται στον Πίνακα 7.3.

Πίνακας 7.2 Πίνακας σύγκυσης ταξινόμησης (κανονικοποιημένος) για τα οδηγούμενα-από-τα-δεδομένα σαφές και ασαφές μοντέλα ταξινόμησης αρρυθμικών καρδιακών παλμών.

		Ταξινόμηση							
		Σαφές μοντέλο				Ασαφές μοντέλο			
		ΚΙ/Μ	ΠΚΣ	Φ	ΚΚΑ2	ΚΙ/Μ	ΠΚΣ	Φ	ΚΚΑ2
Διάγνωση	ΚΙ/Μ	0,973	0,027	0,000	0,000	0,989	0,011	0,000	0,000
	ΠΚΣ	0,026	0,891	0,083	0,000	0,014	0,924	0,062	0,000
	Φ	0,009	0,065	0,919	0,006	0,006	0,053	0,936	0,004
	ΚΚΑ2	0,000	0,008	0,008	0,983	0,000	0,008	0,008	0,983

Πίνακας 7.3 Αποτελέσματα ευαισθησίας (%) και ειδικότητας (%) για τα οδηγούμενα-από-τα-δεδομένα σαφές και ασαφές μοντέλα ταξινόμησης αρρυθμικών καρδιακών παλμών, για κάθε κατηγορία παλμού, καθώς και ακρίβειας (%) για κάθε μοντέλο.

	Ταξινόμηση							
	Σαφές μοντέλο				Ασαφές μοντέλο			
	ΚΙ/Μ	ΠΚΣ	Φ	ΚΚΑ2	ΚΙ/Μ	ΠΚΣ	Φ	ΚΚΑ2
Ευαισθησία	97,3	89,1	91,9	98,3	98,9	92,4	93,6	98,3
Ειδικότητα	98,8	96,6	97,0	99,8	99,3	97,6	97,7	99,9
Ακρίβεια	94,2				95,8			

7.2.7. Σχολιασμός των αποτελεσμάτων και συμπεράσματα

Το ασαφές μοντέλο μετά την βελτιστοποίηση παρουσιάζει βελτίωση σε σχέση με το σαφές ως προς την ακρίβεια ταξινόμησης κατά 1,6%. Ο αριθμός των παλμών που χρησιμοποιούνται για την αξιολόγηση είναι μεγάλος και έτσι το ποσοστό λανθασμένης ταξινόμησης, το οποίο ορίζεται ως: $e = 1 - acc$, με e το ποσοστό λανθασμένης ταξινόμησης και acc η ακρίβεια ταξινόμησης, μπορεί να προσεγγιστεί με μία κανονική κατανομή [176]. Αν d είναι η απόλυτη διαφορά λανθασμένης ταξινόμησης μεταξύ του σαφούς και του ασαφούς μοντέλου, με $d = |e_c - e_f|$, με e_c και e_f τα ποσοστά λανθασμένης ταξινόμησης του σαφούς και του ασαφούς μοντέλου, αντίστοιχα, τότε το d ακολουθεί επίσης ομαλή κατανομή, με διακύμανση $\sigma_d^2 = (acc_c(1 - acc_c) + acc_f(1 - acc_f)) / N$, όπου N είναι ο αριθμός των παλμών που χρησιμοποιούνται για την αξιολόγηση και acc_c και acc_f η ακρίβεια ταξινόμησης του σαφούς και του ασαφούς μοντέλου, αντίστοιχα. Όταν το επίπεδο εμπιστοσύνης είναι 95%, το πάνω όριο για την κανονική κατανομή είναι 1,96 και έτσι το διάστημα εμπιστοσύνης του d ορίζεται ως: $d_t = d \pm 1,96 \sigma_d = 0,016 \pm 0,0032$, το οποίο δεν περιλαμβάνει την τιμή 0 και έτσι η διαφορά είναι στατιστικά σημαντική. Το ίδιο ισχύει και με 99% επίπεδο εμπιστοσύνης, όπου το πάνω όριο για την κανονική κατανομή είναι 2,58 και έτσι το διάστημα εμπιστοσύνης του d είναι: $d_t = d \pm 2,58 \sigma_d = 0,016 \pm 0,0042$, το οποίο δεν περιλαμβάνει την τιμή 0.

Τα αποτελέσματα της αξιολόγησης παρουσιάζουν ιδιαίτερα υψηλά ποσοστά επιτυχίας: η μέση ευαισθησία για τις τέσσερις κατηγορίες καρδιακών παλμών είναι 94,15% για το σαφές

μοντέλο και 95,8% για το ασαφές, ενώ τα αντίστοιχα αποτελέσματα για την ειδικότητα είναι 98,05% και 98,63%. Στον Πίνακα 7.2 οι περισσότερες λανθασμένες ταξινομήσεις παρουσιάζονται στην κατηγορία των ΠΚΣ σε σχέση με την κατηγορία Φ (0,062 παλμοί που ανήκουν στην κατηγορία ΠΚΣ ταξινομούνται στην κατηγορία Φ και 0,053 παλμοί που ανήκουν στην κατηγορία Φ ταξινομούνται στην κατηγορία ΠΚΣ). Επίσης, λανθασμένες ταξινομήσεις παρουσιάζονται στην κατηγορία των ΠΚΣ σε σχέση με την κατηγορία ΚΙ/Μ (0,011 παλμοί που ανήκουν στην κατηγορία ΚΙ/Μ ταξινομούνται στην κατηγορία ΠΚΣ και 0,014 παλμοί που ανήκουν στην κατηγορία ΠΚΣ ταξινομούνται στην κατηγορία ΚΙ/Μ). Τα παραπάνω αποτελέσματα είναι δικαιολογημένα, καθώς η κατηγορία παλμών ΠΚΣ είναι μεταξύ των ΚΙ/Μ και Φ, ως προς τον καρδιακό ρυθμό και άρα την διάρκεια των διαστημάτων RR, με αποτέλεσμα να υπάρχουν μεγάλα ποσοστά λανθασμένης ταξινόμησης της ΠΚΣ σε σχέση με τις ΚΙ/Μ και Φ. Αντίστοιχα, οι κατηγορίες που παρουσιάζουν υψηλή διαφοροποίηση σε σχέση με τον καρδιακό ρυθμό έχουν πολύ μικρά ποσοστά λανθασμένης ταξινόμησης.

Το ασαφές μοντέλο που προκύπτει από την οδηγούμενη-από-τα-δεδομένα ασαφή προσέγγιση για το πρόβλημα της αυτόματης ταξινόμησης καρδιακών αρρυθμικών παλμών, παρουσιάζει αποτελέσματα τα οποία είναι συγκρίσιμα με αυτά που έχουν παρουσιαστεί στην βιβλιογραφία. Επιπλέον, διατηρεί το χαρακτηριστικό της διαφάνειας σε σχέση με τις παραγόμενες αποφάσεις, όπως και στην περίπτωση της γνωσιακής ασαφούς προσέγγισης. Θα πρέπει όμως να σημειωθεί ότι ο αριθμός των ασαφών κανόνων καθώς και των ασαφών συνόλων που χρησιμοποιούνται σε καθέναν από αυτούς, είναι μεγαλύτερος και άρα η διαδικασία απόφασης είναι πιο πολύπλοκη. Πλεονεκτήματα που σχετίζονται με την χρήση αποκλειστικά του σήματος RR (υψηλή ανοχή της μεθόδου σε θόρυβο, χαμηλή πολυπλοκότητα, λειτουργία σε πραγματικό χρόνο) καθώς επίσης και με την αξιολόγηση (μη κλειστό σύνολο δεδομένων), διατηρούνται και σε αυτή την περίπτωση. Επιπλέον, δεν απαιτείται κανενός είδους επίβλεψη σε κανένα από τα στάδια επεξεργασίας με αποτέλεσμα η εφαρμογή της οδηγούμενης-από-τα-δεδομένα ασαφούς προσέγγισης να είναι πλήρως αυτοματοποιημένη.

7.3. Ταξινόμηση ισχαιμικών καρδιακών παλμών

Το πρόβλημα της αυτόματης ταξινόμησης ισχαιμικών καρδιακών παλμών είναι το δεύτερο στο οποίο εφαρμόζεται η οδηγούμενη-από-τα-δεδομένα προσέγγιση.

7.3.1. Ιατρικά δεδομένα

Το σύνολο δεδομένων που χρησιμοποιείται στην οδηγούμενη-από-τα-δεδομένα προσέγγιση για την ταξινόμηση ισχαιμικών καρδιακών παλμών είναι το ίδιο με αυτό που χρησιμοποιήθηκε για την γνωσιακή ασαφή προσέγγιση (Πίνακας 6.10). Τα χαρακτηριστικά ST^{dev} , ST^{slope} και T^{amp} χρησιμοποιούνται και σε αυτή την περίπτωση με επιπλέον το εμβαδόν του τμήματος ST (ST^{area}), τη διάρκεια του διαστήματος QT ($QT^{duration}$) και την ηλικία του ασθενή (age). Έτσι, $x = [a_1, \dots, a_6] = [ST_l^{dev}, ST_l^{slope}, T_l^{amp}, age_l, ST_l^{area}, QT_l^{duration}]$ (l είναι το πλήθος των παλμών), $n_f = 6$ και $y_l = \{1, 2\}$, αν ο παλμός είναι ισχαιμικός ή φυσιολογικός, αντίστοιχα. Από το σύνολο δεδομένων παράγονται σύνολα εκπαίδευσης (D_{train}^{isch}) και αξιολόγησης (D_{test}^{isch}). Το D_{train}^{isch} σχηματίζεται με τυχαία επιλογή του 2,5% των προτύπων από κάθε κατηγορία, ενώ όλοι οι παλμοί που δεν επιλέγονται για το D_{train}^{isch} χρησιμοποιούνται στο D_{test}^{isch} . Τα D_{train}^{isch} και D_{test}^{isch} παρουσιάζονται στον Πίνακα 7.4.

Πίνακας 7.4 Αριθμός προτύπων στα D_{train}^{isch} και D_{test}^{isch} .

Κατηγορία	Αριθμός παλμών		Σύνολο
	D_{train}^{isch}	D_{test}^{isch}	
Ισχαιμικοί	954	36.709	37.663
Φυσιολογικοί	982	38.344	39.326
σύνολο	1.936	75.053	76.989

7.3.2. Εξόρυξη δεδομένων

Η εφαρμογή του αλγορίθμου C4.5 στα χαρακτηρισμένα δεδομένα έχει ως αποτέλεσμα το δέντρο απόφασης που παρουσιάζεται στο Σχήμα 7.2.

7.3.3. Σαφές μοντέλο

Ακολουθώντας την ίδια διαδικασία που περιγράφεται στην παράγραφο 7.2.3, το δέντρο απόφασης που παρουσιάζεται στο Σχήμα 7.2 μετατρέπεται σε ένα σύνολο σαφών κανόνων που απαρτίζουν το σαφές μοντέλο ταξινόμησης ισχαιμικών καρδιακών παλμών. Από το δέντρο προκύπτουν 26 κανόνες που περιγράφουν την πρώτη κατηγορία (ισχαιμικοί παλμοί) και 27 για την δεύτερη (φυσιολογικοί παλμοί).

7.3.4. Ασαφές μοντέλο και βελτιστοποίηση

Ακολουθώντας την ίδια διαδικασία που περιγράφεται στην παράγραφο 7.2.4, καθένας από τους σαφείς κανόνες που απαρτίζουν το σαφές μοντέλο ταξινόμησης ισχαιμικών καρδιακών παλμών μετατρέπεται στον αντίστοιχο ασαφή. Επιπλέον, ορίζονται τα ολικά βάρη που χρησιμοποιούνται στο ασαφές μοντέλο. Το τελικό ασαφές μοντέλο περιλαμβάνει δύο ασαφείς κανόνες κατηγορίας:

$$R_1^f(x, \theta_2^f) = \max_{j=1}^{26} (\tau_{1,j}^{gl} \cdot r_{1,j}^f(x, \theta_{1,j}^f)), \quad \text{Εξ. 7.75}$$

$$R_2^f(x, \theta_2^f) = \max_{j=1}^{27} (\tau_{2,j}^{gl} \cdot r_{2,j}^f(x, \theta_{2,j}^f)), \quad \text{Εξ. 7.76}$$

όπου τα σύνολα παραμέτρων θ_i^f ορίζονται ως:

$$\theta_1^f = \{\theta_{1,j}^f\}, \quad j = 1, \dots, 26, \quad \text{Εξ. 7.77}$$

$$\theta_2^f = \{\theta_{2,j}^f\}, \quad j = 1, \dots, 27, \quad \text{Εξ. 7.78}$$

Τέλος, το σαφές μοντέλο αποτελείται από όλους τους ασαφείς κανόνες κατηγορίας και χρησιμοποιώντας τον τελεστή μεγίστου ως συνάρτηση αποασαφοποίησης:

$$M^f(x, \Theta^f) = \arg \max (R_1^f(x, \theta_1^f), R_2^f(x, \theta_2^f)), \quad \text{Εξ. 7.79}$$

όπου Θ^f είναι το σύνολο που περιλαμβάνει όλες τις παραμέτρους που περιέχονται στο ασαφές μοντέλο:

$$\Theta^f = \{\theta_1^f, \theta_2^f\}. \quad \text{Εξ. 7.80}$$

Η βελτιστοποίηση των παραμέτρων γίνεται όπως και στην προηγούμενη περίπτωση.

7.3.5. Αξιολόγηση και αποτελέσματα

Τα οδηγούμενα-από-τα-δεδομένα σαφές και ασαφές μοντέλα ταξινόμησης ισχαιμικών καρδιακών παλμών αξιολογούνται με βάση το D_{test}^{isch} . Οι κανονικοποιημένοι πίνακες σύγκρισης ταξινόμησης που προκύπτουν παρουσιάζονται στον Πίνακα 7.5, ενώ η ευαισθησία και η ειδικότητα για κάθε κατηγορία, καθώς και η ακρίβεια για κάθε μοντέλο παρουσιάζονται στον Πίνακα 7.6.

Πίνακας 7.5 Πίνακας σύγκρισης ταξινόμησης (κανονικοποιημένοι) για τα οδηγούμενα από-τα-δεδομένα σαφές και ασαφές μοντέλα ταξινόμησης ισχαιμικών παλμών.

		Ταξινόμηση			
		Σαφές μοντέλο		Ασαφές μοντέλο	
		Ισχαιμικοί	Φυσιολογικοί.	Ισχαιμικοί	Φυσιολογικοί.
Διάγνωση	Ισχαιμικοί	0,907	0,093	0,912	0,088
	Φυσιολογικοί.	0,1	0,9	0,078	0,922

Πίνακας 7.6 Αποτελέσματα ευαισθησίας (%) και ειδικότητας (%) για τα οδηγούμενα-από-τα-δεδομένα σαφές και ασαφές μοντέλα ταξινόμησης ισχαιμικών παλμών, για κάθε κατηγορία παλμού, καθώς και ακρίβειας (%) για κάθε μοντέλο.

	Ταξινόμηση	
	Σαφές μοντέλο	Ασαφές μοντέλο
ευαισθησία	90,7	91,2
ειδικότητα	90	92,2
Ακρίβεια	90,4	91,7

7.3.6. Σχολιασμός των αποτελεσμάτων και συμπεράσματα

Το ασαφές μοντέλο ταξινόμησης ισχαιμικών καρδιακών παλμών παρουσιάζει βελτίωση σε σχέση με το σαφές, ως προς την ακρίβεια ταξινόμησης, κατά 1,3%. Αν d είναι η απόλυτη διαφορά λανθασμένης ταξινόμησης μεταξύ του σαφούς και του ασαφούς μοντέλου, για 95% επίπεδο εμπιστοσύνης, το διάστημα εμπιστοσύνης του d είναι: $d_i = d \pm 1,96 \sigma_d = 0,013 \pm 0,0043$, το οποίο δεν περιλαμβάνει την τιμή 0 και έτσι η διαφορά

είναι στατιστικά σημαντική. Το ίδιο ισχύει και με 99% επίπεδο εμπιστοσύνης, όπου το πάνω όριο για την κανονική κατανομή είναι 2,58 και έτσι το διάστημα εμπιστοσύνης του d είναι: $d_i = d \pm 2,58 \sigma_d = 0,013 \pm 0,0057$, το οποίο δεν περιλαμβάνει την τιμή 0.

Το ασαφές μοντέλο που προκύπτει από την οδηγούμενη-από-τα-δεδομένα ασαφή προσέγγιση για το πρόβλημα της αυτόματης ταξινόμησης καρδιακών αρρυθμικών παλμών, παρουσιάζει πολύ καλά αποτελέσματα, τα οποία είναι τα υψηλότερα που έχουν παρουσιαστεί στην βιβλιογραφία. Το χαρακτηριστικό της διαφάνειας σε σχέση με τις παραγόμενες αποφάσεις, διατηρείται και σε αυτή την περίπτωση. Θα πρέπει να σημειωθεί ότι το ασαφές μοντέλο που προκύπτει από την οδηγούμενη-από-τα-δεδομένα ασαφή προσέγγιση έχει πολύ καλύτερη δυνατότητα ταξινόμησης σε σχέση με το ασαφές μοντέλο που προκύπτει από την εφαρμογή της γνωσιακής ασαφούς προσέγγισης (79,02% και 91,7%, αντίστοιχα), όμως ταυτόχρονα έχει και αυξημένη πολυπλοκότητα (5 και 53 κανόνες, αντίστοιχα). Το ασαφές γνωσιακό μοντέλο έχει χαμηλή υπολογιστική πολυπλοκότητα και επομένως μπορεί να λειτουργήσει σε πραγματικό χρόνο. Επιπλέον, δεν απαιτείται κανενός είδους επίβλεψη σε κανένα από τα στάδια επεξεργασίας καθώς επίσης δεν προϋποθέτει την ύπαρξη αρχικής γνώσης, με αποτέλεσμα η εφαρμογή να είναι πλήρως αυτοματοποιημένη.

7.4. Διάγνωση στεφανιαίας νόσου

Το πρόβλημα της διάγνωσης της στεφανιαίας νόσου είναι το τρίτο στο οποίο εφαρμόζεται η οδηγούμενη-από-τα-δεδομένα ασαφής προσέγγιση.

7.4.1. Ιατρικά δεδομένα

Τα ιατρικά δεδομένα που χρησιμοποιούνται για το πρόβλημα της διάγνωσης της στεφανιαίας νόσου περιγράφονται στην Παράγραφο 4.4. Έτσι, το κάθε πρότυπο x περιλαμβάνει δεκαεννέα χαρακτηριστικά ($n_f = 19$), τα οποία περιγράφονται αναλυτικά στον Πίνακα 4.3, ενώ συνολικά υπάρχουν 199 πρότυπα ($l = 199$). Ο συμβολισμός της κατηγορίας είναι $y_i = \{1,2\}$, αν το άτομο πάσχει από στεφανιαία νόσο ή είναι υγιής, αντίστοιχα. Ο αριθμός προτύπων ανά κατηγορία καθώς και ο αντίστοιχος συμβολισμός, στο σύνολο δεδομένων, παρουσιάζονται στον Πίνακα 7.7.

Πίνακας 7.7 Αριθμός προτύπων και χαρακτηρισμός κάθε κατηγορίας στο σύνολο δεδομένων για το πρόβλημα της αυτόματης διάγνωσης της στεφανιαίας νόσου.

Κατηγορία	Σύνολο Δεδομένων	
	Αριθμός προτύπων	Χαρακτηρισμός
Στεφανιαία νόσος	110	1
Υγιείς	89	2
Συνολικά	199	

Από το σύνολο δεδομένων που περιγράφεται στον Πίνακα 7.7 παράγονται δέκα διαφορετικά σύνολα εκπαίδευσης και αξιολόγησης, $D_{train,\lambda}^{cad}$ και $D_{test,\lambda}^{cad}$, $\lambda = 1, \dots, 10$, αντίστοιχα. Ο διαχωρισμός αυτός πραγματοποιείται με την διαμέριση των δεδομένων που ανήκουν σε κάθε κατηγορία, με $D^{cad,1}$ τα δεδομένα που ανήκουν στην κατηγορία 1 και $D^{cad,2}$ τα δεδομένα που ανήκουν στην δεύτερη κατηγορία, σε δέκα υποσύνολα, $D_{\lambda}^{cad,1}$ και $D_{\lambda}^{cad,2}$. Στην συνέχεια κάθε ένα από τα δέκα διαφορετικά σύνολα αξιολόγησης $D_{test,\lambda}^{cad}$ παράγεται με την συνένωση ενός υποσυνόλου από κάθε κατηγορία, δηλαδή $D_{test,\lambda}^{cad} = \{D_{\lambda}^{cad,1}, D_{\lambda}^{cad,2}\}$ με $\lambda = 1, \dots, 10$, ενώ τα αντίστοιχα σύνολα εκπαίδευσης προκύπτουν με την συνένωση όλων των υπολοίπων υποσυνόλων και από τις δύο κατηγορίες. Με αυτό τον τρόπο εξασφαλίζεται ότι κάθε ζευγάρι συνόλων εκπαίδευσης και αξιολόγησης δεν περιλαμβάνει κοινά δεδομένα, δηλαδή $D_{train,\lambda}^{cad} \cap D_{test,\lambda}^{cad} = \emptyset$, για κάθε τιμή του λ , ενώ περιέχει όλα τα διαθέσιμα δεδομένα, δηλαδή $D_{train,\lambda}^{cad} \cup D_{test,\lambda}^{cad} = D^{cad}$, για κάθε τιμή του λ , με D^{cad} τα δεδομένα που περιγράφονται στον Πίνακα 7.7. Επιπλέον, η αναλογία δεδομένων από κάθε κατηγορία, που υπάρχει στο αρχικό σύνολο δεδομένων D^{cad} , διατηρείται σε καθένα από τα σύνολα εκπαίδευσης και αξιολόγησης. Η παραπάνω τεχνική ονομάζεται δεκαπλή στρωματοποιημένη αντεπικύρωση (10 fold stratified cross validation) και έχει αποδειχτεί ως πιο αξιόπιστη σε σχέση με άλλες τεχνικές αξιολόγησης [99]. Αναλυτικά, τα $D_{train,\lambda}^{cad}$ και $D_{test,\lambda}^{cad}$, για κάποια συγκεκριμένη τιμή του d , παρουσιάζονται στον Πίνακα 7.8.

Πίνακας 7.8 Αριθμός προτύπων στα $D_{train,\lambda}^{cad}$ και $D_{test,\lambda}^{cad}$ (ένα από τα δέκα ζευγάρια).

Κατηγορία	Αριθμός παλμών		
	$D_{train,\lambda}^{cad}$	$D_{test,\lambda}^{cad}$	Σύνολο
Στεφανιαία νόσος	99	11	110
Υγιείς	80	9	89
Συνολικά	179	20	199

7.4.2. Εξόρυξη δεδομένων

Ο αλγόριθμος C4.5 εφαρμόζεται σε καθένα από τα δέκα σύνολα εκπαίδευσης $D_{train,\lambda}^{cad}$, με αποτέλεσμα την παραγωγή δέκα διαφορετικών δέντρων απόφασης. Στον Πίνακα 7.9 παρουσιάζεται ο αριθμός κανόνων ανά κατηγορία σε κάθε δέντρο απόφασης.

Πίνακας 7.9 Αριθμός κανόνων για κάθε δέντρο απόφασης.

λ	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10
Στεφανιαία νόσος (1)	17	14	15	17	15	15	19	13	16	14
Υγιείς (2)	12	11	12	14	12	13	12	15	12	13
Σύνολο	29	25	27	31	27	28	31	28	28	27

7.4.3. Σαφές μοντέλο

Ακολουθώντας την ίδια διαδικασία που περιγράφεται στην Παράγραφο 7.2.3, καθένα από τα 10 δέντρα απόφασης, οπου παράγονται στο προηγούμενο βήμα, μετατρέπεται σε ένα σύνολο σαφών κανόνων που απαρτίζουν το σαφές μοντέλο διάγνωσης της στεφανιαίας νόσου.

7.4.4. Ασαφές μοντέλο και βελτιστοποίηση

Ακλουθώντας την ίδια διαδικασία που περιγράφεται στην Παράγραφο 7.2.4, καθένας από τους σαφείς κανόνες που απαρτίζουν το σαφές μοντέλο διάγνωσης της στεφανιαίας νόσου μετατρέπεται στον αντίστοιχο ασαφή. Επιπλέον, ορίζονται τα ολικά βάρη που χρησιμοποιούνται στο ασαφές μοντέλο. Το τελικό ασαφές μοντέλο περιλαμβάνει δύο ασαφείς

κανόνες $R_1^f(x, \theta_1^f)$ και $R_2^f(x, \theta_2^f)$, όπου θ_1^f και θ_2^f είναι τα σύνολα παραμέτρων, ενώ το σαφές μοντέλο προκύπτει χρησιμοποιώντας τον τελεστή μεγίστου ως συνάρτηση αποασαφοποίησης:

$$M^f(x, \Theta^f) = \arg \max(R_1^f(x, \theta_1^f), R_2^f(x, \theta_2^f)), \quad \text{Εξ. 7.81}$$

με $\Theta^f = \{\theta_1^f, \theta_2^f\}$. Η βελτιστοποίηση των παραμέτρων γίνεται όπως και στις προηγούμενες περιπτώσεις.

7.4.5. Αξιολόγηση και αποτελέσματα

Ο πίνακας σύγκυσης ταξινόμησης, καθώς και τα αποτελέσματα σε σχέση με την ευαισθησία, την ειδικότητα και την ακρίβεια ταξινόμησης, που προκύπτουν τόσο για το σαφές μοντέλο τόσο και για το ασαφές μετά την βελτιστοποίηση, για καθένα από τα 10 ζευγάρια συνόλων δεδομένων $D_{train, \lambda}^{cad}$ και $D_{test, \lambda}^{cad}$ παρουσιάζονται στον Πίνακα 7.10. Επιπλέον, στον ίδιο πίνακα, παρουσιάζονται και συγκεντρωτικά στοιχεία (τελευταία στήλη) για τον πίνακα σύγκυσης ταξινόμησης (άθροισμα των 10 πινάκων σύγκυσης ταξινόμησης), την ευαισθησία, την ειδικότητα και την ακρίβεια ταξινόμησης (μέσος όρος των αντίστοιχων τιμών των 10 επαναλήψεων).

Πίνακας 7.10 Αποτελέσματα για το σαφές και το ασαφές μοντέλο διάγνωσης στεφανιαίας νόσου, για καθένα από τα δέκα ζευγάρια συνόλων δεδομένων.

λ	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	Συνολικά
Σαφές μοντέλο											
Αληθώς θετικά	10	6	8	5	7	7	3	10	5	7	68
Αληθώς αρνητικά	6	5	4	7	4	5	4	3	5	5	48
Ψευδώς θετικά	3	4	5	2	5	4	5	6	4	3	41
Ψευδώς αρνητικά	1	5	3	6	4	4	8	1	6	4	42
Ευαισθησία (%)	90,9	54,5	72,7	45,5	63,6	63,6	27,3	90,9	45,5	63,6	61,8
Ειδικότητα (%)	66,7	55,6	44,4	77,8	44,4	55,6	44,4	33,3	55,6	62,5	53,9
Ακρίβεια (%)	80,0	55,0	60,0	60,0	55,0	60,0	35,0	65,0	50,0	63,2	58,3
Ασαφές μοντέλο											
Αληθώς θετικά	9	8	11	6	10	9	9	10	8	8	88
Αληθώς αρνητικά	8	5	5	8	7	6	5	4	5	5	58
Ψευδώς θετικά	1	4	4	1	2	3	4	5	4	3	31
Ψευδώς αρνητικά	2	3	0	5	1	2	2	1	3	3	22
Ευαισθησία (%)	81,8	72,7	100	54,5	90,9	81,8	81,8	90,9	72,7	72,7	80,0
Ειδικότητα (%)	88,9	55,6	55,6	88,9	77,8	66,7	55,6	44,4	55,6	62,5	65,2
Ακρίβεια (%)	85,0	65,0	80,0	70,0	85,0	75,0	70,0	70,0	65,0	68,4	73,4

Για το ίδιο σύνολο δεδομένων χρησιμοποιήθηκαν δύο γνωστοί ταξινομητές, ένα ΤΝΔ και ένας νευρο-ασαφής ταξινομητής (adaptive neuro-fuzzy inference system – ANFIS). Η αρχιτεκτονική των ΤΝΔ περιέχει ένα επίπεδο εισόδου με 19 νευρώνες, ένα κρυμμένο επίπεδο με 10 νευρώνες και ένα επίπεδο εξόδου με ένα νευρώνα. Οι συναρτήσεις των νευρώνων είναι σιγμοειδείς, εκτός της εξόδου που είναι γραμμική. Για κάθε ζεύγος δεδομένων, δημιουργήθηκαν και εκπαιδεύτηκαν 10 ΤΝΔ με τυχαία αρχικοποίηση των βαρών τους και το τελικό αποτέλεσμα προκύπτει από το καλύτερο από αυτά. Για το ANFIS χρησιμοποιούνται τρία ασαφή σύνολα με Gaussian συναρτήσεις συμμετοχής για κάθε μεταβλητή εισόδου. Τα αποτελέσματα που προκύπτουν από το ΤΝΔ και το ANFIS παρουσιάζονται στον Πίνακα 7.11.

Πίνακας 7.11 Αποτελέσματα για το ΤΝΔ και το ANFIS για την διάγνωση στεφανιαίας νόσου, για καθένα από τα δέκα ζευγάρια συνόλων δεδομένων.

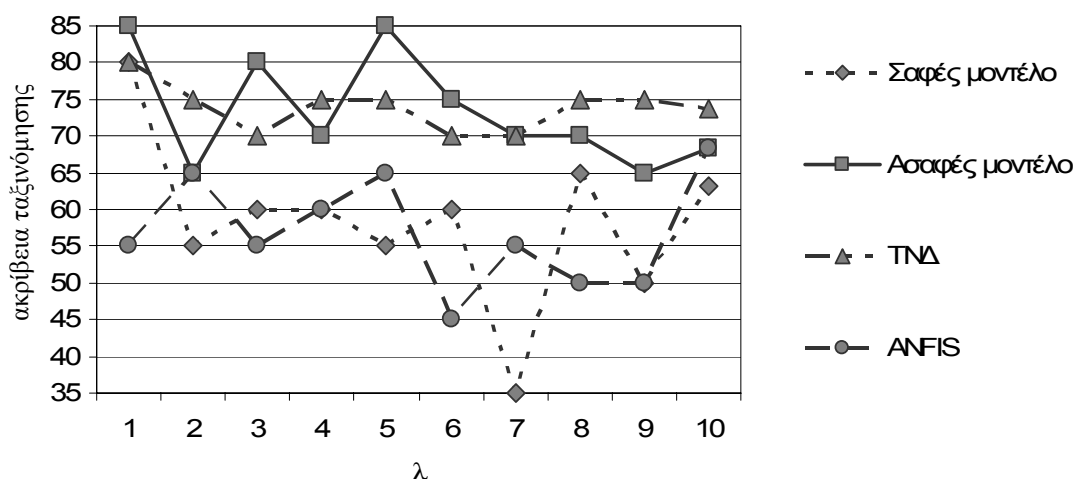
λ	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	Συνολικά
TNA											
Αληθώς θετικά	9	11	7	8	9	8	8	11	10	7	88
Αληθώς αρνητικά	7	4	7	7	6	6	6	4	5	7	59
Ψευδώς θετικά	2	5	2	2	3	3	3	5	4	1	30
Ψευδώς αρνητικά	2	0	4	3	2	3	3	0	1	4	22
Ευαισθησία (%)	81,8	100	63,6	72,7	81,8	72,7	72,7	100	90,9	63,6	80,0
Ειδικότητα (%)	77,8	44,4	77,8	77,8	66,7	66,7	66,7	44,4	55,6	87,5	66,3
Ακρίβεια (%)	80,0	75,0	70,0	75,0	75,0	70,0	70,0	75,0	75,0	73,7	73,9
ANFIS											
Αληθώς θετικά	6	6	7	6	8	5	6	8	6	6	64
Αληθώς αρνητικά	5	7	4	6	5	4	5	2	4	7	49
Ψευδώς θετικά	4	2	5	3	4	5	4	7	5	1	40
Ψευδώς αρνητικά	5	5	4	5	3	6	5	3	5	5	46
Ευαισθησία (%)	54,5	54,5	63,6	54,5	72,7	45,5	54,5	72,7	54,5	54,5	58,2
Ειδικότητα (%)	55,6	77,8	44,4	66,7	55,6	44,4	55,6	22,2	44,4	87,5	55,1
Ακρίβεια (%)	55,0	65,0	55,0	60,0	65,0	45,0	55,0	50,0	50,0	68,4	56,8

7.4.6. Σχολιασμός των αποτελεσμάτων και συμπεράσματα

Η εφαρμογή των δύο τελευταίων σταδίων (ασαφοποίηση και βελτιστοποίηση) έχει σαν αποτέλεσμα την βελτίωση της ικανότητας ταξινόμησης του σαφούς μοντέλου διάγνωσης στεφανιαίας νόσου. Το ασαφές μοντέλο έχει ακρίβεια ταξινόμησης 73,4%, βελτιώνοντας κατά 15,1% την ακρίβεια ταξινόμησης του σαφούς μοντέλου (58,3%). Ορίζοντας ως d_λ την διαφορά του ποσοστού λάθους μεταξύ του σαφούς και του ασαφούς μοντέλου για κάθε ζεύγος δεδομένων λ ($\lambda=1,\dots,10$), με $d_\lambda = |e_{f,\lambda} - e_{c,\lambda}|$, με $e_{f,\lambda}$ και $e_{c,\lambda}$ το ποσοστό σφάλματος του ασαφούς και σαφούς μοντέλου, αντίστοιχα, τα οποία ορίζονται ως

$e_{m,d} = 1 - acc_{m,d}$, όπου $acc_{m,\lambda}$ είναι η ακρίβεια ταξινόμησης του μοντέλου m (c ή m για σαφές ή ασαφές, αντίστοιχα), τότε θεωρούμε ότι το d_λ ακολουθεί κανονική κατανομή, με μέση τιμή $\bar{d} = \frac{1}{10} \sum_{\lambda=1}^{10} d_\lambda$ και τυπική απόκλιση $\sigma_{d_\lambda}^2 = \frac{1}{10^2 - 10} \sum_{\lambda=1}^{10} (d_\lambda - \bar{d})^2$. Το διάστημα εμπιστοσύνης του d_λ ορίζεται ως $d_\lambda = \bar{d} \pm t_{cl, fr-1} \cdot \sigma_{d_\lambda}$, όπου $t_{cl, fr-1}$ είναι η τιμή της κατανομής t , cl είναι το επίπεδο εμπιστοσύνης και fr είναι ο αριθμός των βαθμών ελευθερίας (10). Έτσι, για 95% επίπεδο εμπιστοσύνης προκύπτει $t_{0,95,9} = 2,26$ [176] και έτσι το διάστημα εμπιστοσύνης του d_λ είναι: $d_\lambda = \bar{d} \pm 2,26 \cdot \sigma_{d_\lambda} = 0,151 \pm 0,075$, το οποίο δεν περιλαμβάνει την τιμή 0 και έτσι η διαφορά είναι στατιστικά σημαντική.

Συγκρίνοντας τα αποτελέσματα των τεσσάρων ταξινομητών (σαφές μοντέλο, ασαφές μοντέλο, ΤΝΔ, ANFIS) τα καλύτερα αποτελέσματα προκύπτουν από το ΤΝΔ (ακρίβεια ταξινόμησης 73,9%) με μικρή διαφορά από το ασαφές μοντέλο (ακρίβεια ταξινόμησης 73,4%), ενώ το σαφές μοντέλο και το ANFIS παρουσιάζουν σημαντικά χαμηλότερα αποτελέσματα (58,3% και 56,8%). Σημαντικό πλεονέκτημα του ασαφούς μοντέλου σε σχέση με το ΤΝΔ αποτελεί η δυνατότητα της επεξήγησης (ως ένα βαθμό) των αποτελεσμάτων. Στο Σχήμα 7.3 παρουσιάζεται μια γραφική σύγκριση των αποτελεσμάτων των τεσσάρων ταξινομητών.



Σχήμα 7.3 Σύγκριση των αποτελεσμάτων μεταξύ των: σαφές μοντέλο, ασαφές μοντέλο, ΤΝΔ και ANFIS.

7.5. Προβλήματα ταξινόμησης

Η οδηγούμενη-από-τα-δεδομένα ασαφής προσέγγιση εφαρμόζεται και σε ένα σύνολο βάσεων δεδομένων οι οποίες είναι γνωστές από την βιβλιογραφία για την αξιολόγηση παρόμοιων προσεγγίσεων.

7.5.1. Δεδομένα

Το σύνολο των βάσεων δεδομένων περιγράφεται αναλυτικά στην Παράγραφο 3.5. Για καθένα από αυτά ακολουθείται η τεχνική της δεκαπλής στρωματοποιημένης αντεπικύρωσης, με αποτέλεσμα την δημιουργία 10 ζευγών συνόλων εκπαίδευσης ($D_{train,\lambda}^{συντομογραφία}$) και αξιολόγησης ($D_{test,\lambda}^{συντομογραφία}$). Οι συντομογραφίες για κάθε βάση δεδομένων παρουσιάζονται στον Πίνακα 3.3.

7.5.2. Εξόρυξη Δεδομένων

Για την δημιουργία του αρχικού συνόλου κανόνων χρησιμοποιείται ο αλγόριθμος C4.5 [152,153] για την κατασκευή δέντρων απόφασης. Ο αλγόριθμος εφαρμόζεται σε καθένα από τα δέκα σύνολα εκπαίδευσης $D_{train,\lambda}^{συντομογραφία}$, με αποτέλεσμα την παραγωγή δέκα διαφορετικών δέντρων απόφασης, για καθεμία από τις βάσεις δεδομένων.

7.5.3. Σαφές μοντέλο

Ακολουθώντας την ίδια διαδικασία που περιγράφεται στην παράγραφο 7.2.3, καθένα από τα 10 δέντρα απόφασης (που παράγονται στο προηγούμενο βήμα) μετατρέπεται σε ένα σύνολο σαφών κανόνων που απαρτίζουν ένα σαφές μοντέλο, με αποτέλεσμα την δημιουργία 10 σαφών μοντέλων για καθεμία από τις βάσεις δεδομένων.

7.5.4. Ασαφές μοντέλο

Καθένας από τους σαφείς κανόνες που απαρτίζουν τα σαφή μοντέλα για καθεμία από τις βάσεις δεδομένων, μετατρέπεται στον αντίστοιχο ασαφή. Οι ασαφείς κανόνες $r_{i,j}^f(x, \theta_{i,j}^f)$, καθώς και οι μηχανισμοί απόφασής αυτών ($Cond_{i,j}^f$) προκύπτουν από τις Εξ. 4.9 και 4.10,

χρησιμοποιώντας τη σιγμοειδή συνάρτηση για ασαφή συνάρτηση συμμετοχής και τον τελεστή του ελάχιστου για την T_{norm} :

$$r_{i,j}^f(x, \theta_{i,j}^f) = Cond_{i,j}^f(x, \theta_{i,j}^f), \quad \text{Εξ. 7.82}$$

και

$$Cond_{i,j}^f = \min \left(\frac{1}{1 + e^{\theta_{i,j,1}^{a,f}(\theta_{i,j,1}^{b,f} - a_{i,j,1})}}, \frac{1}{1 + e^{\theta_{i,j,2}^{a,f}(\theta_{i,j,2}^{b,f} - a_{i,j,2})}}, \dots, \frac{1}{1 + e^{\theta_{i,j,K_{i,j}}^{a,f}(\theta_{i,j,K_{i,j}}^{b,f} - a_{i,j,K_{i,j}})}} \right) =$$

$$\min_{k=1}^{K_{i,j}} \left(\frac{1}{1 + e^{\theta_{i,j,k}^{a,f}(\theta_{i,j,k}^{b,f} - a_{i,j,k})}} \right). \quad \text{Εξ. 7.83}$$

Στην Εξ. 7.83 οι σιγμοειδής συναρτήσεις ορίζονται ως αύξουσες, όμως στην γενική περίπτωση κάθε σιγμοειδής ορίζεται αύξουσα ή φθίνουσα, ανάλογα με την σαφή συνάρτηση συμμετοχής (την οποία αντικαθιστά στο βήμα της ασαφοποίησης), η οποία με την σειρά της ορίζεται ως αύξουσα ή φθίνουσα ανάλογα με τον συγκριτικό τελεστή ($<$, \leq ή \geq , $>$) της συνθήκης που μοντελοποιεί. Το σύνολο παραμέτρων $\theta_{i,j}^f$ που χρησιμοποιείται σε κάθε ασαφή κανόνα ορίζεται από την Εξ 4.11, και περιλαμβάνει όλες τις παραμέτρους $\theta_{i,j,k}^{a,f}$, $\theta_{i,j,k}^{b,f}$ που περιλαμβάνονται στον κανόνα $r_{i,j}^f$:

$$\theta_{i,j}^f = \left\{ \theta_{i,j,1}^{a,f}, \theta_{i,j,1}^{b,f}, \theta_{i,j,2}^{a,f}, \theta_{i,j,2}^{b,f}, \dots, \theta_{i,j,K_{i,j}}^{a,f}, \theta_{i,j,K_{i,j}}^{b,f} \right\}. \quad \text{Εξ. 7.84}$$

Αντίστοιχα, οι ασαφείς κανόνες κατηγορίας $R_i^f(x, \theta_i^f)$ ορίζονται από την Εξ. 4.12 χρησιμοποιώντας τον τελεστή του μεγίστου για την S_{norm} :

$$R_i^f(x, \theta_i^f) = \max \left(r_{i,1}^f(x, \theta_{i,1}^f), r_{i,2}^f(x, \theta_{i,2}^f), \dots, r_{i,J_i}^f(x, \theta_{i,J_i}^f) \right) = \max_{j=1}^{J_i} \left(r_{i,j}^f(x, \theta_{i,j}^f) \right), \quad \text{Εξ. 7.85}$$

και το σύνολο των παραμέτρων που χρησιμοποιούνται προκύπτει από την Εξ. 4.13:

$$\theta_i^f = \left\{ \theta_{i,1}^f, \theta_{i,2}^f, \dots, \theta_{i,J_i}^f \right\}. \quad \text{Εξ. 7.86}$$

Ο αριθμός των κατηγοριών (και επομένως των ασαφών κανόνων κατηγορίας) για κάθε βάση δεδομένων παρουσιάζεται στον Πίνακα 3.3. Σημαντική διαφοροποίηση ως προς τις προηγούμενες εφαρμογές είναι η χρήση ολικών βαρών στο ασαφές μοντέλο, τα οποία δεν προκύπτουν από το δέντρο απόφασης αλλά εισάγονται ως μεταβλητές και ο προσδιορισμός

των τιμών τους επιδιώκεται στο βήμα της βελτιστοποίησης. Έτσι, το ασαφές μοντέλο προκύπτει από την Εξ. 4.28:

$$M^f(x, \Theta^f, T) = \max(\tau_1^{cl} \cdot R_1^f(x, \theta_1^f), \tau_2^{cl} \cdot R_2^f(x, \theta_2^f), \dots, \tau_I^{cl} \cdot R_I^f(x, \theta_I^f)) = \max_{i=1}^I(\tau_i^{cl} \cdot R_i^f(x, \theta_i^f)), \quad \text{Εξ. 7.87}$$

με χρήση του τελεστή μεγίστου ως συνάρτηση αποασαφοποίησης (F^f), και

$$T = \{\tau^{cl}\} = \{\tau_1^{cl}, \tau_2^{cl}, \dots, \tau_I^{cl}\}, \quad \text{Εξ. 7.88}$$

το σύνολο των βαρών που εισάγονται στο ασαφές μοντέλο, το οποίο περιλαμβάνει μόνο βάρη κατηγορίας, καθώς τα τοπικά βάρη ($\tau_{i,j}^{loc}$) και ολικά βάρη (τ_i^{gl}) δεν χρησιμοποιήθηκαν σε αυτή την περίπτωση. Αντικαθιστώντας τις Εξ. 7.82, 7.83 και 7.85 στην 7.87, προκύπτει:

$$M^f(x, \Theta^f, T) = \max_{i=1}^I(\tau_i^{cl} \cdot R_i^f(x, \theta_i^f)) = \max_{i=1}^I\left(\tau_i^{cl} \cdot \max_{j=1}^{J_i}(r_{i,j}^f(x, \theta_{i,j}^f))\right) = \max_{i=1}^I\left(\tau_i^{cl} \cdot \max_{j=1}^{J_i}\left(\min_{k=1}^{K_{i,j}}\left(\frac{1}{1 + e^{\theta_{i,j,k}^{a,f}(\theta_{i,j,k}^{b,f} - a_{i,j,k})}}\right)\right)\right) \Rightarrow M^f(x, \Theta^f, T) = \max_{i=1, j=1}^{I, J_i}\left(\min_{k=1}^{K_{i,j}}\left(\tau_i^{cl} \cdot \left(1 + e^{\theta_{i,j,k}^{a,f}(\theta_{i,j,k}^{b,f} - a_{i,j,k})}\right)^{-1}\right)\right), \quad \text{Εξ. 7.89}$$

αφού $\tau_i^{cl} > 0$. Η Εξ. 7.89 αποτελεί τον κλειστό τύπο εισόδου-εξόδου για τα ασαφή μοντέλα που προκύπτουν. Το ασαφές μοντέλο αποτελεί γενίκευση του αντίστοιχου σαφούς, αφού θέτοντας: (i) $\tau_i^{cl} = 1$, (ii) $\theta_{i,j,k}^{a,f} \rightarrow +\infty$ ή $\theta_{i,j,k}^{a,f} \rightarrow -\infty$ (αν η σιγμοειδής είναι αύξουσα ή φθίνουσα) και (iii) $\theta_{i,j,k}^{b,f} = \theta_{i,j,k}^c$, τότε $M^f(x, \Theta^f, T) \rightarrow M^c(x, \Theta^c)$.

7.5.5. Βελτιστοποίηση

Το ασαφές μοντέλο $M^f(x, \Theta^f, T)$ περιλαμβάνει τις παραμέτρους Θ^f και τα ολικά βάρη T . Η βελτιστοποίηση των παραμέτρων βασίζεται στην αντικειμενική συνάρτηση *cme* με βάση τον πίνακα σύγχυσης ταξινόμησης (Εξ. 4.33). Χρησιμοποιήθηκαν δύο μέθοδοι βελτιστοποίησης: η Nedler-Mead simplex [105], και η Direct [146].

Η Nelder-Mead simplex είναι μία μη γραμμική μέθοδος που πραγματοποιεί τοπική ελαχιστοποίηση χωρίς περιορισμούς, η οποία επιχειρεί να εντοπίσει το τοπικό ελάχιστο μίας συνάρτησης πολλών μεταβλητών, εκκινώντας από μία αρχική εκτίμηση (αρχικό σημείο). Αρχικά, ορίζεται ένα simplex S στον n -διάστατο χώρο ($S \in \mathbb{R}^n$), το οποίο χαρακτηρίζεται από $n+1$ διακριτά διανύσματα που ορίζουν τις πλευρές του. Σε κάθε επανάληψη, ένα νέο σημείο μέσα ή κοντά στο simplex επιλέγεται και υπολογίζεται η τιμή της συνάρτησης σε αυτό, η οποία στην συνέχεια συγκρίνεται με τις τιμές της συνάρτησης στις ακμές του simplex και, υπό κάποιες συνθήκες, ένα από αυτά αντικαθίσταται με το νέο σημείο με αποτέλεσμα τον ορισμό του νέου simplex. Η διαδικασία επαναλαμβάνεται μέχρι η διάμετρος του simplex να είναι μικρότερη από ένα προκαθορισμένο όριο. Η μέθοδος Nelder-Mead simplex δεν απαιτεί αναλυτική γνώση ή υπολογισμό της τιμής της παραγώγου και έτσι μπορεί να χρησιμοποιηθεί σε συναρτήσεις οι οποίες είναι μη παραγωγίσιμες ή πληροφορίες σε σχέση με την παράγωγο τους δεν είναι διαθέσιμες [105].

Η Direct είναι μέθοδος ολικής ελαχιστοποίησης, που μπορεί να χρησιμοποιηθεί σε προβλήματα με περιορισμούς ως προς την περιοχή αναζήτησης (boundary conditions). Η μέθοδος δειγματοληπτεί έναν αριθμό σημείων στην περιοχή αναζήτησης, υπολογίζει την αντικειμενική συνάρτηση σε αυτά και στην συνέχεια χρησιμοποιεί αυτή την πληροφορία για να αποφασίσει που θα συνεχίσει την αναζήτηση. Η μέθοδος Direct, όπως και η μέθοδος Nelder-Mead simplex, δεν απαιτεί αναλυτική γνώση ή υπολογισμό της τιμής της παραγώγου [146].

Με βάση τις μεθόδους Nelder-Mead simplex και Direct, πραγματοποιήθηκαν τέσσερις διαφορετικές προσεγγίσεις σε σχέση με την στρατηγική που χρησιμοποιείται για την βελτιστοποίηση του $M^f(x, \Theta^f, T)$:

1. Βελτιστοποίηση των παραμέτρων Θ^f με χρήση της μεθόδου Direct. Τα όρια των μεταβλητών ορίζονται ως: (i) το πάνω και κάτω όριο των παραμέτρων $\theta_{i,j,k}^{a,f}$ ορίζονται ως 0 και 10, αντίστοιχα, (ii) το πάνω και κάτω όριο των παραμέτρων $\theta_{i,j,k}^{b,f}$ ορίζονται ως $0,75 \cdot \theta_{i,j,k}^c$ και $1,25 \cdot \theta_{i,j,k}^c$, αντίστοιχα (η τιμή $\theta_{i,j,k}^c$ είναι γνωστή από το δέντρο απόφασης). Τα βάρη θεωρούνται σταθερές με $\tau_i^{cl} = 1$.

2. Βελτιστοποίηση των παραμέτρων Θ^f με χρήση της μεθόδου Nelder-Mead simplex. Το αρχικό σημείο ορίζεται ως: (i) $\theta_{i,j,k}^{b,f} = \theta_{i,j,k}^c$ και (ii) $\theta_{i,j,k}^{a,f} \sim N(5,1)$ ή $\theta_{i,j,k}^{a,f} \sim -N(5,1)$, αν η σιγμοειδής είναι αύξουσα ή φθίνουσα, αντίστοιχα. Τα βάρη θεωρούνται σταθερές με $\tau_i^{cl} = 1$.
3. Υβριδική στρατηγική βελτιστοποίησης δύο σταδίων (υβριδική1):
 - a. Θέτοντας $\tau_i^{cl} = 1$, βελτιστοποίηση του M^f σε σχέση με τις παραμέτρους Θ^f με χρήση της μεθόδου Direct (όπως περιγράφεται στο 1). Το αποτέλεσμα είναι το σύνολο παραμέτρων Θ^{f*} .
 - b. Θέτοντας $\Theta^f = \Theta^{f*}$, βελτιστοποίηση του M^f σε σχέση με τις παραμέτρους τ_i^{cl} με χρήση της μεθόδου Nelder-Mead simplex. Το αρχικό σημείο ορίζεται ως: $\tau_i^{cl} \sim U(0.95,1.05)$.
4. Υβριδική στρατηγική βελτιστοποίησης δύο σταδίων (υβριδική2):
 - a. Θέτοντας $\tau_i^{cl} = 1$, βελτιστοποίηση του M^f σε σχέση με τις παραμέτρους Θ^f με χρήση της μεθόδου Nelder-Mead simplex (όπως περιγράφεται στο 2). Το αποτέλεσμα είναι το σύνολο παραμέτρων Θ^{f*} .
 - b. Θέτοντας $\Theta^f = \Theta^{f*}$, βελτιστοποίηση του M^f σε σχέση με τις παραμέτρους τ_i^{cl} , με χρήση της μεθόδου Nelder-Mead simplex. Το αρχικό σημείο ορίζεται ως: $\tau_i^{cl} \sim U(0.95,1.05)$.

7.5.6. Αξιολόγηση και αποτελέσματα

Για καθεμία από τις βάσεις δεδομένων, από τις δέκα τιμές ακρίβειας ταξινόμησης που προκύπτουν για τα 10 ζεύγη συνόλων, υπολογίζεται η μέση τιμή και η τυπική απόκλιση. Το παραπάνω αφορά τόσο το αρχικό σαφές μοντέλο (που προκύπτει από το δέντρο απόφασης), όσο και τα ασαφή μοντέλα. Σε αυτή την περίπτωση, η διαδικασία εκτελείται για κάθε στρατηγική βελτιστοποίησης. Στον Πίνακα 7.12 παρουσιάζονται τα αποτελέσματα για καθεμία από τις βάσεις δεδομένων, για το σαφές και το ασαφές μοντέλο, με χρήση ολικής και τοπικής βελτιστοποίησης, καθώς και των δύο υβριδικών προσεγγίσεων. Για κάθε βάση δεδομένων (γραμμή του πίνακα) σημειώνεται η καλύτερη ακρίβεια ταξινόμησης που επιτυγχάνεται (με έντονη γραφή). Στον Πίνακα 7.12 παρουσιάζονται επίσης συνολικές τιμές

ως προς τον κάθε ταξινομητή, που υπολογίζονται ως ο μέσος όρος των αποτελεσμάτων που προκύπτουν για όλες τις βάσεις δεδομένων.

Πίνακας 7.12 Ακρίβεια ταξινόμησης (%) \pm τυπική απόκλιση, για το σαφές μοντέλο και για το ασαφές μοντέλο (με χρήση των τεσσάρων στρατηγικών βελτιστοποίησης), για όλες τις βάσεις δεδομένων.

βάση δεδομένων	σαφές μοντέλο	ασαφές μοντέλο			
		ολική	τοπική	υβριβική1	υβριβική2
autos	83,88 \pm 6,21	80,93 \pm 7,3	84,36 \pm 6,54	83,98 \pm 6,5	84,36 \pm 6,54
breast_c	94,99 \pm 2,05	95,14 \pm 2,15	94,99 \pm 2,16	95,71 \pm 2,43	95 \pm 2,05
credit_a	85,8 \pm 3,4	85,94 \pm 3,13	85,94 \pm 3,13	85,94 \pm 3,13	85,94 \pm 3,13
credit_g	71,2 \pm 2,7	71,8 \pm 2,39	71,2 \pm 2,7	72,5 \pm 2,76	72,1 \pm 2,18
ecoli	84,05 \pm 6,97	84,35 \pm 6,15	83,74 \pm 6,85	84,95 \pm 6,2	84,05 \pm 6,52
glass	69,18 \pm 4,33	70,11 \pm 3,73	69,18 \pm 4,83	70,39 \pm 3,45	70,07 \pm 7,5
heart_c	75,28 \pm 10,28	75,28 \pm 10,28	75,28 \pm 10,28	76,27 \pm 10,46	75,61 \pm 10,73
heart_statlog	78,52 \pm 6,94	81,11 \pm 7,29	78,14 \pm 5,91	81,11 \pm 7,29	79,26 \pm 7,24
ionosphere	88,61 \pm 4,83	88,61 \pm 4,83	88,61 \pm 4,83	89,18 \pm 4,97	89,74 \pm 5,75
iris	94 \pm 6,63	94 \pm 6,63	94 \pm 6,63	96 \pm 5,62	95,33 \pm 5,49
liver_d	66,65 \pm 5,08	66,91 \pm 6,69	66,65 \pm 5,08	68,57 \pm 6,21	67,22 \pm 6,52
pima_d	76,68 \pm 5,17	76,29 \pm 5,12	76,03 \pm 5,25	77,34 \pm 5,13	76,68 \pm 4,58
segments	96,97 \pm 0,96	95,71 \pm 0,92	96,97 \pm 0,96	95,58 \pm 1,02	95,8 \pm 0,73
sonar	72,62 \pm 8,02	72,62 \pm 8,02	72,62 \pm 8,02	75,5 \pm 4,62	75 \pm 6,64
vehicle	73,53 \pm 4,06	69,40 \pm 5,22	74,95 \pm 3,22	73,53 \pm 3,96	72,59 \pm 4,74
wine	93,27 \pm 3,61	93,27 \pm 3,49	92,68 \pm 2,77	92,19 \pm 4,67	92,68 \pm 2,77
συνολικά (μέση τιμή)	81,58 \pm 5,08	81,34 \pm 5,21	81,58 \pm 4,95	82,42 \pm 4,90	81,96 \pm 5,19

Για τα ίδια σύνολα δεδομένων χρησιμοποιήθηκαν πέντε γνωστοί ταξινομητές ακολουθώντας την ίδια τεχνική εφαρμογής και αξιολόγησης (δεκαπλή στρωματοποιημένη αντεπικύρωση). Αυτοί είναι ο αφελής ταξινομητής Bayes, ο αλγόριθμος των K κοντινότερων γειτόνων, δύο τεχνικές ΤΝΔ (MLP και RBF) και τα SVMs. Ποιο συγκεκριμένα:

- (i) Ο αφελής ταξινομητής Bayes εφαρμόστηκε με χρήση κανονικών κατανομών.
- (ii) Ο αλγόριθμος των K κοντινότερων γειτόνων εφαρμόστηκε με χρήση της κανονικοποιημένης Ευκλείδειας απόστασης. Ο αλγόριθμος εκτελέστηκε για 10 διαφορετικές τιμές του K (από 1 μέχρι 10) και τα καλύτερα αποτελέσματα για όλες τις βάσεις δεδομένων (μέση τιμή ακρίβειας ταξινόμησης) προέκυψαν για $K=3$.
- (iii) Τα MLP σχεδιάστηκαν με αρχιτεκτονική τριών επιπέδων, ένα επίπεδο εισόδου με n_f νευρώνες, ένα κρυμμένο επίπεδο με $(n_f + n_y)/2$ νευρώνες και ένα επίπεδο εξόδου με n_y νευρώνες. Όλοι οι νευρώνες υλοποιούν σιγμοειδείς συναρτήσεις ενεργοποίησης, εκτός αυτών στο επίπεδο εξόδου που υλοποιούν γραμμικές.
- (iv) Τα RBF εφαρμόστηκαν με αρχική χρήση του αλγορίθμου ομαδοποίησης K-μέσων για τον υπολογισμό των συναρτήσεων βάσης και στην συνέχεια με εκμάθηση μιας λογιστικής συνάρτησης παλινδρόμησης.
- (v) Τα SVMs εφαρμόστηκαν με χρήση πυρήνα RBF. Επιπλέον στα SVMs χρησιμοποιήθηκε ο αλγόριθμος αναζήτησης πλέγματος (grid search) με στόχο τον προσδιορισμό των βέλτιστων τιμών των παραμέτρων c και γ . Η παραπάνω διαδικασία πραγματοποιήθηκε για καθεμία από τις βάσεις δεδομένων.

Τα αποτελέσματα που προκύπτουν από την εφαρμογή των ταξινομητών στις βάσεις δεδομένων παρουσιάζονται στον Πίνακα 7.13.

Πίνακας 7.13 Ακρίβεια ταξινόμησης (%) \pm τυπική απόκλιση, για τους πέντε ταξινομητές (3 κοντινότεροι γείτονες, αφελής Bayes, MLP, RBF, SVM), για όλες τις βάσεις δεδομένων.

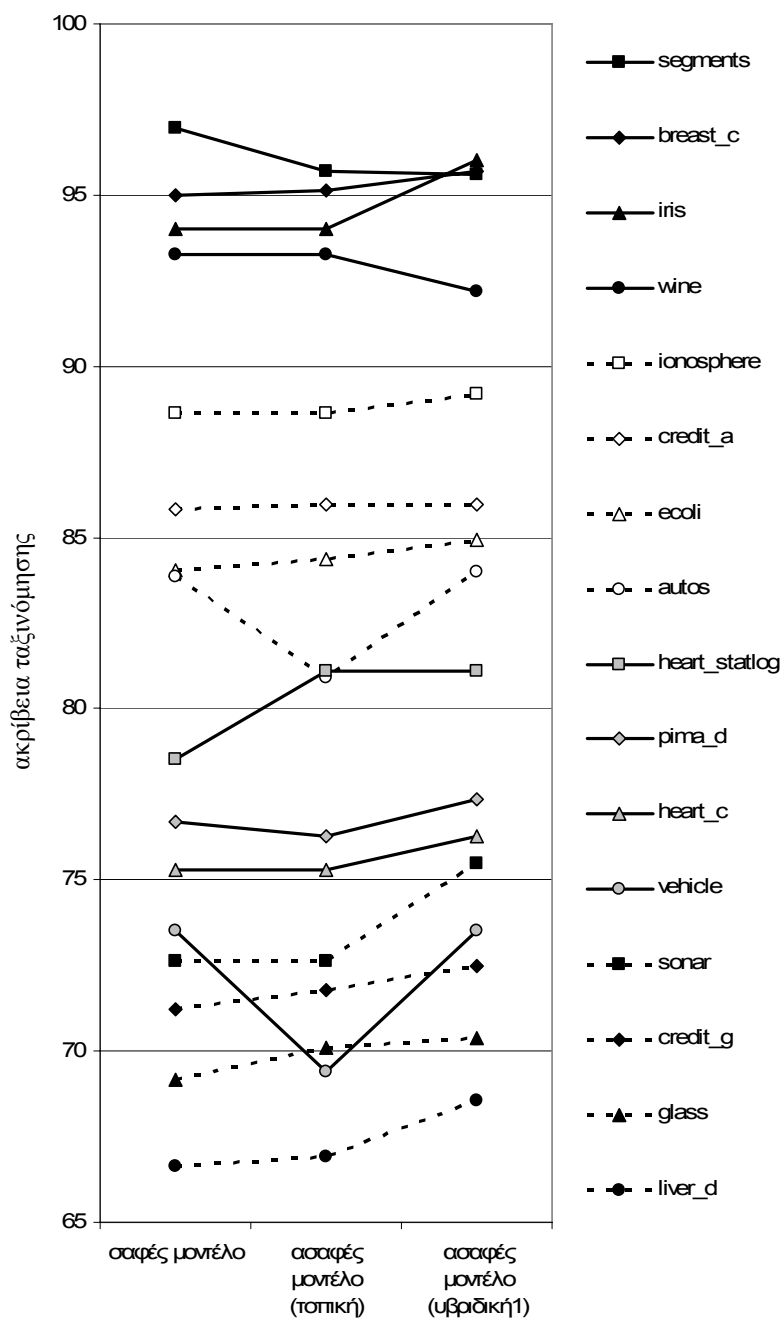
βάση δεδομένων	3 κοντινότεροι γείτονες	αφελής Bayes	MLP	RBF	SVM
autos	70,14 \pm 10,52	57,14 \pm 13,71	77,93 \pm 8,35	60,55 \pm 8,86	69,71 \pm 7,88
breast_c	96,85 \pm 1,89	95,99 \pm 1,63	95,42 \pm 3,22	95,56 \pm 2,38	96,85 \pm 1,64
credit_a	85,36 \pm 3,38	77,68 \pm 3,15	83,04 \pm 4,98	79,71 \pm 3,35	84,93 \pm 4,49
credit_g	73,3 \pm 3,43	75,4 \pm 4,3	71,6 \pm 3,03	74 \pm 5,14	70,20 \pm 0,63
ecoli	85,85 \pm 5,1	86,48 \pm 5,78	86,76 \pm 6,36	83,73 \pm 4,11	88,26 \pm 4,78
glass	71,95 \pm 5,42	48,59 \pm 6,55	66,82 \pm 9,55	64,46 \pm 10,85	69,59 \pm 5,77
heart_c	81,11 \pm 7,63	82,82 \pm 6,58	80,83 \pm 6,12	84,12 \pm 6,96	80,85 \pm 6,83
heart_statlog	78,89 \pm 5,53	83,7 \pm 7,03	78,15 \pm 7,08	84,07 \pm 6,54	80,00 \pm 6,58
ionosphere	86,6 \pm 4,69	82,62 \pm 5,47	91,17 \pm 2,81	92,62 \pm 5,66	95,17 \pm 3,28
iris	95,33 \pm 5,49	96 \pm 4,66	97,33 \pm 3,44	95,33 \pm 4,5	96,67 \pm 4,71
liver_d	61,73 \pm 5,88	55,39 \pm 8,86	71,55 \pm 7,38	64,35 \pm 6,86	71,24 \pm 9,19
pima_d	72,65 \pm 5,14	76,31 \pm 5,52	75,4 \pm 4,66	75,4 \pm 4,36	76,17 \pm 5,19
segments	96,02 \pm 0,64	80,22 \pm 1,89	96,06 \pm 1,28	87,19 \pm 1,87	96,80 \pm 1,00
sonar	86,02 \pm 7,07	67,88 \pm 9,29	82,29 \pm 10,7	72,12 \pm 7	88,50 \pm 7,48
vehicle	71,52 \pm 6,04	44,8 \pm 4,72	81,7 \pm 3,82	66,68 \pm 6,33	84,99 \pm 2,76
wine	94,97 \pm 4,11	96,63 \pm 5,38	97,19 \pm 3,96	98,3 \pm 2,74	97,22 \pm 2,93
συνολικά (μέση τιμή)	81,77\pm5,12	75,48\pm5,91	83,33\pm5,42	79,89\pm5,47	84,2\pm4,7

7.5.7. Σχολιασμός των αποτελεσμάτων και συμπεράσματα

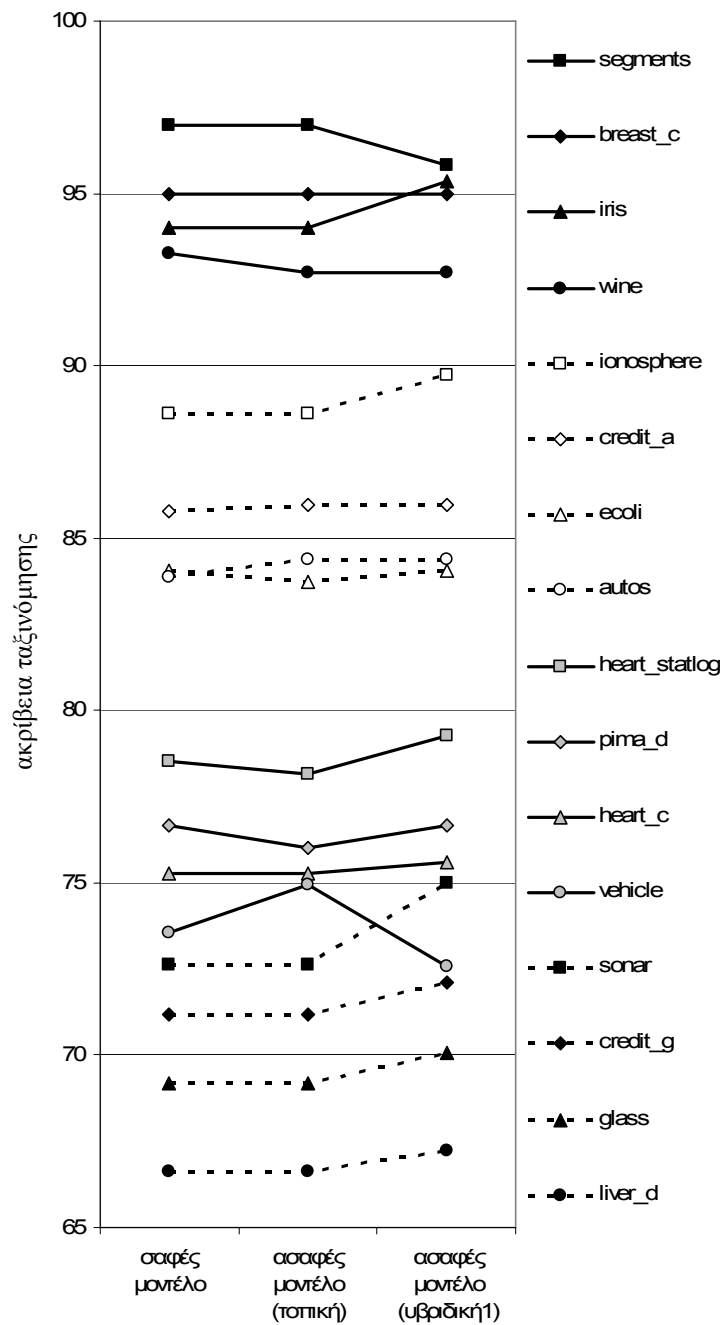
Στο βήμα της βελτιστοποίησης εξετάστηκαν τέσσερις διαφορετικές προσεγγίσεις: ολική, τοπική, υβριδική¹ και υβριδική². Συγκρίνοντας τα αποτελέσματα ως προς την ακρίβεια ταξινόμησης με ολική και τοπική προσέγγιση (όπως παρουσιάζονται στον Πίνακα 7.13) προκύπτει ότι η τοπική παρουσιάζει καλύτερη μέση ακρίβεια ταξινόμησης για όλες τις βάσεις δεδομένων (81,58% έναντι 81,34%), παρόλα αυτά η ολική παρουσιάζει καλύτερη ακρίβεια ταξινόμησης σε οκτώ, χειρότερη σε τρεις περιπτώσεις και σε πέντε περιπτώσεις οι δύο

προσεγγίσεις παρουσιάζουν τα ίδια αποτελέσματα. Συγκρίνοντας τα αποτελέσματα ως προς την ακρίβεια ταξινόμησης μεταξύ των υβριδικών προσεγγίσεων, προκύπτει ότι η υβριδική1 παρουσιάζει καλύτερη μέση ακρίβεια ταξινόμησης από την υβριδική2 σε 11 περιπτώσεις, ενώ οι δύο προσεγγίσεις έχουν τα ίδια αποτελέσματα σε μια περίπτωση. Επίσης, η υβριδική1 παρουσιάζει και καλύτερη μέση ακρίβεια ταξινόμησης για όλες τις βάσεις δεδομένων (82,42% έναντι 81,96%). Η χρήση της υβριδικής1, η οποία αποτελεί περαιτέρω βελτίωση της ολικής προσέγγισης, βελτιώνει τα αντίστοιχα αποτελέσματα σε 12 περιπτώσεις, ενώ σε δύο περιπτώσεις τα αποτελέσματα δεν μεταβάλλονται. Αντίστοιχα για την υβριδική2, η οποία αποτελεί περαιτέρω βελτίωση της τοπικής προσέγγισης, βελτιώνει τα αντίστοιχα αποτελέσματα σε 10 περιπτώσεις, ενώ σε τέσσερις περιπτώσεις τα αποτελέσματα δεν μεταβάλλονται.

Η μετατροπή του σαφούς μοντέλου σε ασαφές και η βελτιστοποίηση των παραμέτρων με χρήση της ολικής ή τοπικής προσέγγισης είναι αναμενόμενο να βελτιώσει την ακρίβεια ταξινόμησης, καθώς τα ασαφή μοντέλα έχουν μεγαλύτερη ευελιξία και δυνατότητα εκμάθησης ενός συνόλου δεδομένων. Περαιτέρω βελτίωση αναμένεται με την εισαγωγή των βαρών κατηγορίας και τη βελτιστοποίησή τους, που πραγματοποιείται στις υβριδικές προσεγγίσεις. Έτσι, το ασαφές μοντέλο με την υβριδική1 προσέγγιση είναι επέκταση (γενίκευση) του σαφούς μοντέλου με την ολική προσέγγιση, το οποίο με την σειρά του αποτελεί γενίκευση του σαφούς μοντέλου. Το ίδιο ισχύει για το ασαφές μοντέλο με την υβριδική2 προσέγγιση σε σχέση με το ασαφές μοντέλο με την τοπική προσέγγιση και το σαφές μοντέλο. Το παραπάνω φαίνεται στα Σχήματα 7.4 και 7.5, για τις δύο περιπτώσεις: (i) σαφές μοντέλο – ασαφές μοντέλο με ολική προσέγγιση – ασαφές μοντέλο με υβριδική1 προσέγγιση, και (ii) σαφές μοντέλο – ασαφές μοντέλο με τοπική προσέγγιση – ασαφές μοντέλο με υβριδική2 προσέγγιση.



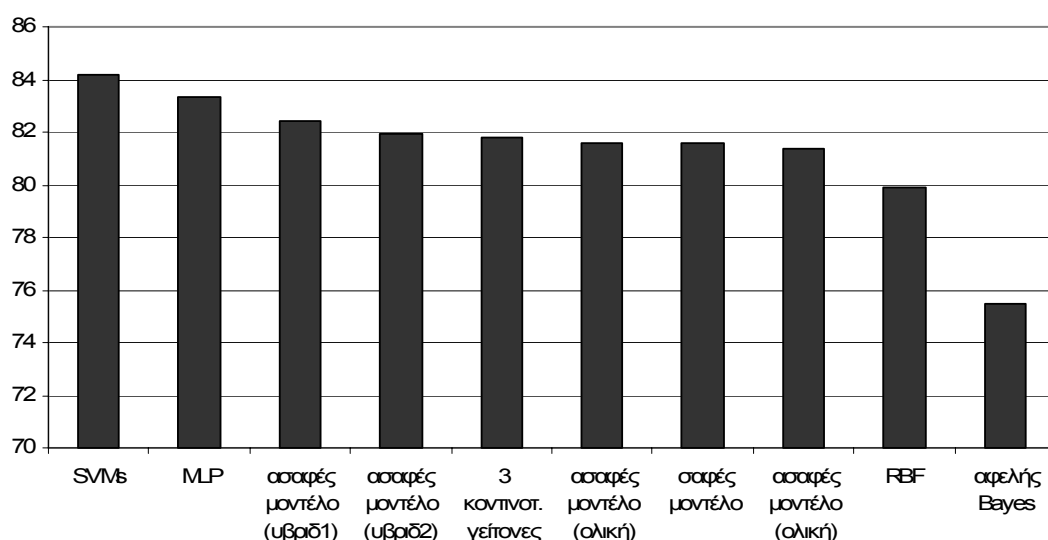
Σχήμα 7.4 Ακρίβεια ταξινόμησης (%) για σαφές μοντέλο – ασαφές μοντέλο με ολική προσέγγιση – ασαφές μοντέλο με υβριδική1 προσέγγιση.



Σχήμα 7.5 Ακρίβεια ταξινόμησης (%) για σαφές μοντέλο – ασαφές μοντέλο με τοπική προσέγγιση – ασαφές μοντέλο με υβριδική2 προσέγγιση.

Η αναμενόμενη συμπεριφορά επιβεβαιώνεται και στις δύο περιπτώσεις: αυτή η τάση ακολουθείται σε 12 από τις 16 βάσεις δεδομένων στην πρώτη περίπτωση και σε 9 από τις 16 στην δεύτερη. Επιπλέον, σε 14 από τις 16 βάσεις δεδομένων το ασαφές μοντέλο παρουσιάζει καλύτερη ακρίβεια ταξινόμησης από το αντίστοιχο σαφές, ενώ στις άλλες δύο η ακρίβεια ταξινόμησης παραμένει η ίδια.

Η μέση ακρίβεια ταξινόμησης ως προς όλες τις βάσεις δεδομένων, για όλους τους ταξινομητές (σαφές μοντέλο, ασαφές μοντέλο με όλες τις προσεγγίσεις ως προς την βελτιστοποίηση, αφελή ταξινομητή Bayes, αλγόριθμο 3 κοντινότερων γειτόνων, MLP, RBF και SVMs) παρουσιάζεται γραφικά στο Σχήμα 7.6. Οι ταξινομητές παρουσιάζονται σε φθίνουσα (ως προς την μέση ακρίβεια ταξινόμησης για όλες τις βάσεις δεδομένων) σειρά. Την καλύτερη ακρίβεια ταξινόμησης παρουσιάζουν τα SVMs με 84,2%, ο MLP με 83,33%, και ακολουθούν το ασαφές μοντέλο με χρήση της υβριδικής¹ προσέγγισης με 82,42%, και το ασαφές μοντέλο με χρήση της υβριδικής² προσέγγισης με 81,96%. Πρέπει να σημειωθεί ότι τα SVMs είναι ο μοναδικός ταξινομητής στον οποίο χρησιμοποιήθηκε αναζήτηση πλέγματος, με αποτέλεσμα να εντοπιστούν οι βέλτιστες παράμετροι για κάθε βάση δεδομένων. Επιπλέον, τόσο τα SVMs όσο και ο MLP δεν είναι σε θέση να δώσουν πληροφορίες σε σχέση με τους μηχανισμούς απόφασης και να αιτιολογήσουν τις αποφάσεις που λαμβάνονται.



Σχήμα 7.6 Συγκριτικό γράφημα της μέσης ακρίβειας ταξινόμησης (%) για όλες τις βάσεις δεδομένων, όλων των ταξινομητών.

ΚΕΦΑΛΑΙΟ 8: ΣΥΜΠΕΡΑΣΜΑΤΑ

-
- 8.1 Συμπεράσματα σε σχέση με την μεθοδολογία
 - 8.2 Αυτόματη διάγνωση αρρυθμίας
 - 8.3 Αυτόματη διάγνωση ισχαιμίας
 - 8.4 Αυτόματη διάγνωση στεφανιαίας νόσου
 - 8.5 Εφαρμογή σε συλλογή βάσεων δεδομένων
-

Σε αυτό το κεφάλαιο παρουσιάζονται τα συμπεράσματα της διατριβής. Αρχικά, παρουσιάζονται τα πλεονεκτήματα της μεθοδολογίας. Στην συνέχεια, παρατίθενται συγκριτικά ποιοτικά και ποσοτικά στοιχεία της κάθε εφαρμογής της μεθοδολογίας (διάγνωση αρρυθμίας, ισχαιμίας και στεφανιαίας νόσου και εφαρμογή στη συλλογή βάσεων δεδομένων) σε σχέση με άλλες μεθόδους που έχουν προταθεί στην βιβλιογραφία για καθένα από αυτά τα προβλήματα.

8.1. Συμπεράσματα σε σχέση με την μεθοδολογία

Η μεθοδολογία για την αυτόματη δημιουργία ασαφών μοντέλων αποτελεί μια πρωτότυπη προσέγγιση [197], η οποία περιγράφεται στην γενική μορφή της, και έτσι μπορεί να συμπεριλάβει οποιαδήποτε τεχνική και προσέγγιση σε κάθε ένα από τα στάδιά της. Η χρήση των βαρών κατηγορίας αποτελεί ένα επιπλέον πρωτότυπο μεθοδολογικό στοιχείο [197]. Η χρήση παραμετρικών T_{norm} και S_{norm} και η βελτιστοποίηση των παραμέτρων τους [192] είναι επίσης μία μεθοδολογική προσέγγιση που δεν έχει παρουσιαστεί στην βιβλιογραφία. Η εφαρμογή ασαφών μοντέλων αποτελεί πρωτότυπη προσέγγιση σε κάποια από τα επιμέρους προβλήματα [196]. Τα παραπάνω αποτελούν πλεονέκτημα της προτεινόμενης μεθοδολογίας, κυρίως σε σχέση με την προσέγγιση εφαρμογής της μεθοδολογίας (γνωσιακή ή οδηγούμενη-από-τα-δεδομένα), όπου μπορεί να επιλεγθεί ανάλογα με τις ιδιότητες του προβλήματος, π.χ.

αν υπάρχει αρχική γνώση ή/και ένα σύνολο δεδομένων σε σχέση με αυτό. Έτσι, σε περίπτωση που δεν υπάρχει αρχική γνώση, η εξαγωγή γνώσης από τα δεδομένα αποτελεί την μόνη επιλογή, πράγμα το οποίο ενισχύει ιδιαίτερα την μεθοδολογία. Συγκεκριμένα για την οδηγούμενη-από-τα-δεδομένα προσέγγιση, μπορεί να χρησιμοποιηθεί οποιαδήποτε τεχνική εξαγωγής κανόνων από τα δεδομένα, σε αντίθεση με άλλες προσεγγίσεις που έχουν παρουσιαστεί στην βιβλιογραφία όπου στηρίζονται σε συγκεκριμένες τεχνικές [135,43,218,83,90,207].

Στην περίπτωση των οδηγούμενων-από-τα-δεδομένα προσεγγίσεων με χρήση δέντρων απόφασης, τα ασαφή μοντέλα που προκύπτουν είναι πιο ευέλικτα από τα αντίστοιχα ασαφή δέντρα [197]. Στα ασαφή δέντρα, σε κάθε κόμβο του δέντρου προκύπτει ένα ή περισσότερα ασαφή σύνολα, τα οποία συνθέτουν τον μηχανισμό απόφασης του συγκεκριμένου κόμβου σε σχέση με το υποδέντρο που ξεκινάει από αυτόν. Έτσι, για κάθε κόμβο ή φύλλο που υπάρχει σε αυτό το υποδέντρο, ο συγκεκριμένος κόμβος ακολουθεί την ίδια διαδικασία απόφασης. Αυτός, είναι ένας περιορισμός που επιβάλλεται στο μοντέλο λόγω της δομής του δέντρου και όχι εξαιτίας του υπό εξέταση προβλήματος. Η μετατροπή του δέντρου σε σύνολο κανόνων έχει σαν αποτέλεσμα ένα μοντέλο (σύνολο κανόνων) το οποίο δεν περιλαμβάνει αυτό τον περιορισμό. Αυτό ισχύει διότι, κατά την μετατροπή του δέντρου σε σύνολο κανόνων, κάθε κόμβος του δέντρου χρησιμοποιείται μια φορά για κάθε μονοπάτι από την ρίζα προς ένα φύλλο, στο οποίο αυτός συμπεριλαμβάνεται. Έτσι, στο στάδιο της βελτιστοποίησης μπορεί να λάβει διαφορετικές τιμές σε καθεμία από τις περιπτώσεις χρήσης του και να παρουσιάζει διαφορετική διαδικασία απόφασης σε κάθε κανόνα στον οποίο συμμετέχει. Αυτό αποτελεί πλεονέκτημα του συνόλου κανόνων, το οποίο εμφανίζει μεγαλύτερη ευελιξία στην εκμάθηση κάποιου προβλήματος, καθώς περιλαμβάνει περισσότερες παραμέτρους. Επιπλέον, η επιβολή ενός τέτοιου περιορισμού δεν είναι ρεαλιστική σε πραγματικά προβλήματα.

Τέλος, η χρήση βαρών στα ασαφή μοντέλα, και συγκεκριμένα ο ορισμός των βαρών κατηγορίας, αποτελεί πρωτότυπη μεθοδολογική προσέγγιση. Η χρήση των βαρών προσδίδει επιπλέον ευελιξία στο μοντέλο με αποτέλεσμα να έχει την δυνατότητα να προσαρμοστεί με μεγαλύτερη ακρίβεια στα δεδομένα ενός προβλήματος.

8.2. Αυτόματη διάγνωση αρρυθμίας

Η εφαρμογή της μεθοδολογίας στο πρόβλημα της αυτόματης διάγνωσης αρρυθμίας πραγματοποιήθηκε με τρεις εναλλακτικές προσεγγίσεις, την γνωσιακή σαφή προσέγγιση, την γνωσιακή ασαφή προσέγγιση και την οδηγούμενη-από-τα-δεδομένα ασαφή προσέγγιση. Τα πλεονεκτήματα που παρουσιάζει κάθε μοντέλο (σαφές ή ασαφές) παρουσιάζονται στα Κεφάλαια 5.5, 6.2.7 και 7.2.7 για καθεμία από τις παραπάνω προσεγγίσεις, αντίστοιχα. Στον Πίνακα 8.1 παρουσιάζονται συναφείς εργασίες που επιλέχθηκαν αφού αξιολογούνται με την MITADB.

Πίνακας 8.1 Συγκριτικός πίνακας μεθόδων αυτόματης διάγνωσης αρρυθμίας από ΗΚΓ.

Συγγραφείς	Μέθοδος	Σύνολο δεδομένων (παλμοί)	Ακρίβεια (%)
Simon & Eswaran [164]	TNΔ	1.096	96,03
Hu et al. [80]	μορφολογία και διάρκεια του QRS, διάρκεια και μέση διάρκεια RR, ανάλυση κύριων συνιστωσών και μίγμα ειδικών (SOM, LVQ)	49.260	95,52 ¹
Langerholm et al. [106]	Συντελεστές συναρτήσεων Hermite και SOM	108.963	98,49 ²
Dokur & Olmez [50]	Ανάλυση wavelet και TNΔ	3.000	95,7
Osowski & Linh [136]	Στατιστικά στοιχεία κάθε παλμού και ασαφές TNΔ	7.185	96,06
Ge et al. [64]	μοντέλο αυτοσυσχέτισης	856	96,84 ³
Osowski et al. [137]	Στατιστικά στοιχεία κάθε παλμού και SVM	12.785	95,91
Chazal et al. [35]	μορφολογικά στοιχεία του ΗΚΓ και γραμμικός διαχωρισμός	100.000	97,5
Tsipouras et al. [187]	γνωσιακή σαφής προσέγγιση	109.880	94,26
Tsipouras et al. [192]	γνωσιακή ασαφής προσέγγιση	109.880	96,43
Tsipouras et al. [189]	οδηγούμενη-από-τα-δεδομένα ασαφής προσέγγιση	109.880	95,8

¹ Υπολογίστηκε από τα αποτελέσματα που παρουσιάζονται στον Πίνακα VI του [80].

² Υπολογίστηκε από τα αποτελέσματα που παρουσιάζονται στον Πίνακα VI του [106].

³ Υπολογίστηκε από τα αποτελέσματα που παρουσιάζονται στον Πίνακα 2 του [64].

Τα μοντέλα του προκύπτουν από την εφαρμογή της μεθοδολογίας στο πρόβλημα της αυτόματης διάγνωσης αρρυθμίας και με τις τρεις εναλλακτικές προσεγγίσεις παρουσιάζουν υψηλά αποτελέσματα, συγκρίσιμα ή και καλύτερα από τα αντίστοιχα που έχουν παρουσιαστεί από άλλες εργασίες στην διεθνή βιβλιογραφία. Όλες οι προσεγγίσεις παρουσιάζουν υψηλή ακρίβεια 94,26-98,49%. Το πλήθος των δεδομένων που χρησιμοποιούνται για την αξιολόγηση είναι διαφορετικό σε κάθε περίπτωση, ενώ σε κάποιες εργασίες είναι αρκετά περιορισμένο [164,50,136,64], αποτελώντας μόνο ένα μικρό ποσοστό του διαθέσιμου αριθμού δεδομένων. Αυτό δεν ισχύει στις εφαρμογές που πραγματοποιήθηκαν στο πλαίσιο της παρούσας διδακτορικής διατριβής, όπου χρησιμοποιήθηκαν όλα τα διαθέσιμα δεδομένα. Επιπλέον, στις εργασίες που έχουν προταθεί στην βιβλιογραφία χρησιμοποιούνται «κλειστά» σύνολα δεδομένων, δηλαδή σε σύνολα δεδομένων που περιλαμβάνουν δεδομένα που ανήκουν μόνο στις κατηγορίες που η κάθε προσέγγιση μπορεί να ταξινομήσει. Αυτή η προσέγγιση δεν είναι ρεαλιστική, καθώς σε πραγματικές συνθήκες τίποτα δεν εξασφαλίζει τον παραπάνω περιορισμό. Έτσι, τα αποτελέσματα που παρουσιάζονται από την αξιολόγηση μιας μεθόδου με ένα κλειστό σύνολο δεδομένων αναμένεται να εμφανίσουν σημαντική μείωση όταν η μέθοδος εφαρμοστεί σε πραγματικά δεδομένα. Αντίθετα, στην αξιολόγηση των προτεινόμενων μοντέλων, το σύνολο δεδομένων περιλαμβάνει δεδομένα από όλες τις διαθέσιμες κατηγορίες και όχι μόνο από αυτές που ταξινομούνται από τα μοντέλα. Τέλος, στις προσεγγίσεις που έχουν προταθεί στην βιβλιογραφία, η ανάλυση πραγματοποιείται με βάση την ανάλυση του ΗΚΓ σήματος [164,50,136,64,137,35] ενώ η δική μας προσέγγιση βασίζεται στην ανάλυση αποκλειστικά του σήματος RR. Βασικό πλεονέκτημα του παραπάνω είναι ότι το σήμα RR μπορεί να εξαχθεί με μεγάλη ακρίβεια ακόμα και από σύνθετες καταγραφές ή καταγραφές με θόρυβο, ενώ η εξαγωγή οποιουδήποτε άλλου χαρακτηριστικού από το ΗΚΓ ή ανάλυση της κυματομορφής του ΗΚΓ επηρεάζεται σημαντικά από το θόρυβο. Έτσι, μέθοδοι που στηρίζονται σε στοιχεία του ΗΚΓ, εκτός του κύματος R, ή πραγματοποιούν ανάλυση απευθείας του ΗΚΓ είναι αναμενόμενο να παρουσιάζουν σημαντικά χαμηλότερη αποτελεσματικότητα όταν εφαρμόζονται σε θορυβώδεις καταγραφές. Πρέπει να σημειωθεί ότι με την χρήση αποκλειστικά του σήματος RR, η διάγνωση περιορίζεται σε συγκεκριμένες κατηγορίες καρδιακής αρρυθμίας αφού δεν είναι δυνατή η διάγνωση κατηγοριών που η εμφάνισή τους σχετίζεται με άλλα στοιχεία του ΗΚΓ (όπως το κύμα P).

Οι προτεινόμενες προσεγγίσεις αποτελούν ολοκληρωμένη προσέγγιση του προβλήματος. Η γνωσιακή προσέγγιση βασίζεται στην χρήση της υπάρχουσας γνώσης για την αντιμετώπιση του προβλήματος, η οποία δεν αξιοποιείται στις περισσότερες σχετικές μεθόδους που έχουν προταθεί στην βιβλιογραφία. Το σαφές γνωσιακό μοντέλο παρουσιάζει και το πρόσθετο πλεονέκτημα ότι δεν χρειάζεται εκπαίδευση [164,50,80,136,64,137,35]. Στις γνωσιακές προσεγγίσεις η εφαρμογή της μεθοδολογίας περιορίζεται σε προβλήματα για τα οποία υπάρχει αρχική γνώση. Αυτός ο περιορισμός δεν επιβάλλεται στην οδηγούμενη-από-τα-δεδομένα ασαφή προσέγγιση, στην οποία όμως το στάδιο της εκπαίδευσης είναι απαραίτητο. Η σαφής γνωσιακή προσέγγιση αποτελεί ολική προσέγγιση, καθώς η ιατρική γνώση αφορά το πρόβλημα καθολικά, ενώ η οδηγούμενη-από τα δεδομένα ασαφής προσέγγιση αποτελεί τοπική προσέγγιση του προβλήματος σε σχέση με τα υπάρχοντα δεδομένα. Η γνωσιακή ασαφής προσέγγιση αποτελεί συνδυασμό των δύο προηγούμενων, καθώς το αρχικό μοντέλο ορίζεται με βάση την ιατρική γνώση, στην συνέχεια όμως το ασαφές μοντέλο εκπαιδεύεται με υπάρχοντα δεδομένα.

Σε όλες τις προτεινόμενες προσεγγίσεις, τόσο η εφαρμογή της μεθοδολογίας με στόχο την παραγωγή του μοντέλου όσο και η εφαρμογή του μοντέλου για την διάγνωση της αρρυθμίας, πραγματοποιούνται αυτόματα, το οποίο αποτελεί σημαντικό πλεονέκτημα. Ως προς την παραγωγή του μοντέλου, καμία από τις μεθόδους που έχουν προταθεί στην βιβλιογραφία δεν αναφέρει την δυνατότητα αυτόματης παραγωγής του μοντέλου. Ως προς την διάγνωση της αρρυθμίας, σε κάποιες περιπτώσεις αναφέρεται ότι η λειτουργία του μοντέλου είναι ημιαυτόματη, όπως στο [80] όπου δεν πραγματοποιείται αυτόματη ανίχνευση των συμπλεγμάτων QRS, στο [35] όπου η αρχή και το τέλος του QRS δεν ανιχνεύονται αυτόματα και το [106] όπου πραγματοποιείται ομαδοποίηση των παλμών και η τελική ταξινόμηση πραγματοποιείται από κάποιον ειδικό με βάση τις ομάδες που προκύπτουν. Τέλος, η πλειοψηφία των μεθόδων που έχουν παρουσιαστεί στην βιβλιογραφία βασίζεται σε ΤΝΔ ή SVM για την τελική απόφαση, με αποτέλεσμα να μην υπάρχει δυνατότητα αιτιολόγησής της. Αυτό, αποτελεί ένα σημαντικό πλεονέκτημα των ασαφών μοντέλων, τα οποία μπορούν να παρέχουν (ως ένα βαθμό) αιτιολόγηση για τις αποφάσεις που λαμβάνονται.

8.3. Αυτόματη διάγνωση ισχαιμίας

Η εφαρμογή της μεθοδολογίας στο πρόβλημα της αυτόματης διάγνωσης ισχαιμίας πραγματοποιήθηκε με δύο εναλλακτικές προσεγγίσεις, την γνωσιακή ασαφή προσέγγιση και την οδηγούμενη-από-τα-δεδομένα ασαφή προσέγγιση και τα πλεονεκτήματα που παρουσιάζει κάθε μοντέλο παρουσιάζονται στα κεφάλαια 6.3.7 και 7.3.6, αντίστοιχα. Στον Πίνακα 8.2 παρουσιάζεται σύγκριση της προτεινόμενης μεθοδολογίας με άλλες της βιβλιογραφίας που χρησιμοποιούν την ESTTDB για αξιολόγηση.

Πίνακας 8.2 Συγκριτικός πίνακας μεθόδων αυτόματης διάγνωσης ισχαιμίας από ΗΚΓ.

Συγγραφείς	Μέθοδος	Ευαισθησία (%)	Ειδικότητα (%)	Ακρίβεια (%)
Goletsis et al. [71]	γενετικοί αλγόριθμοι και πολυκριτηριακή ανάλυση	91	91	
Stamkopoulos et al. [168]	ανάλυση κύριων συνιστωσών & TNA	79	75	
Papaloukas et al. [144]	ανάλυση κύριων συνιστωσών & TNA	90	90	
Maglaveras et al. [120]	TNA			56
Papadimitriou et al. [141]	TNA & SVM			80
Exarchos et al. [59]	κανόνες συσχέτισης	87	93	90
Papaloukas et al. [143]	γνωσιακή σαφής προσέγγιση	70	63	
Tsipouras et al. [192]	γνωσιακή ασαφής προσέγγιση	81	73	79
Tsipouras et al. [189]	οδηγούμενη-από-τα-δεδομένα ασαφής προσέγγιση	91	92	92

Σημειώνεται ότι το γνωσιακό ασαφές μοντέλο βασίζεται στους κανόνες που παρουσιάζονται στο [143], ενώ η βελτίωση που παρουσιάζεται λόγω της ασαφοποίησης των κανόνων και στην συνέχεια βελτιστοποίησης των παραμέτρων τους είναι σημαντική (11% αύξηση στην ευαισθησία και 10% αύξηση στην ειδικότητα). Όλες οι προσεγγίσεις που έχουν παρουσιαστεί στην βιβλιογραφία παρουσιάζουν από 56-92% ακρίβεια ταξινόμησης, όμως το πλήθος των

δεδομένων που χρησιμοποιούνται για την αξιολόγηση είναι διαφορετικό σε κάθε περίπτωση. Η οδηγούμενη-από-τα-δεδομένα ασαφής προσέγγιση παρουσιάζει τα καλύτερα αποτελέσματα που έχουν παρουσιαστεί στην βιβλιογραφία για το συγκεκριμένο πρόβλημα, με βάση τα δεδομένα της ESTTDB, συγκρινόμενη τόσο με τις εργασίες με τις οποίες χρησιμοποιείται το ίδιο σύνολο δεδομένων όσο και γενικότερα.

Οι δύο προτεινόμενες εφαρμογές (γνωσιακή και οδηγούμενη-από-τα-δεδομένα) αποτελούν ολοκληρωμένη προσέγγιση του προβλήματος, καθώς στην γνωσιακή προσέγγιση αξιοποιείται η υπάρχουσα γνώση για την αντιμετώπιση του προβλήματος, θέτοντας έτσι τον περιορισμό της αρχικής ύπαρξής της, ενώ στην οδηγούμενη-από-τα-δεδομένα προσέγγιση μελετώνται απευθείας τα δεδομένα. Στην συγκεκριμένη εφαρμογή είναι φανερό η εξάρτηση που υπάρχει στις γνωσιακές προσεγγίσεις από την αρχική γνώση. Αν η αρχική γνώση είναι ολοκληρωμένη και περιλαμβάνει κανόνες που καλύπτουν την πλειονότητα των καταστάσεων που μπορούν να παρουσιαστούν στο πρόβλημα, τότε τα μοντέλα που ορίζονται με βάση αυτή παρουσιάζουν υψηλή ακρίβεια ταξινόμησης, ενώ αν παρουσιάζει ελλείψεις τότε αυτές αντικατοπτρίζονται και στα παραγόμενα αποτελέσματα. Σημειώνεται ότι παρόμοια είναι η εξάρτηση των οδηγούμενων-από-τα-δεδομένα προσεγγίσεων από τα αρχικά δεδομένα. Τόσο στην γνωσιακή όσο και στην οδηγούμενη-από-τα-δεδομένα προσέγγιση, η εφαρμογή της μεθοδολογίας με στόχο την παραγωγή του μοντέλου και η εφαρμογή του για την διάγνωση της ισχαιμίας, πραγματοποιούνται αυτόματα. Τέλος, υπάρχει η δυνατότητα αιτιολόγησης των αποφάσεων από τις προτεινόμενες προσεγγίσεις, αν και πρέπει να σημειωθεί ότι αυτό είναι χαρακτηριστικό και άλλων εργασιών ([71,59,143]).

8.4. Αυτόματη διάγνωση στεφανιαίας νόσου

Στον Πίνακα 8.3 παρουσιάζεται συγκριτική μελέτη μεθόδων που έχουν παρουσιαστεί στην βιβλιογραφία για την αυτόματη διάγνωση της στεφανιαίας νόσου.

Πίνακας 8.3 Συγκριτική μελέτη μεθόδων αυτόματης διάγνωσης στεφανιαίας νόσου.

Συγγραφείς	Έτος	Αριθμός ατόμων	Δεδομένα	Μέθοδος διάγνωσης	Ευαισθησία (%)	Ειδικότητα (%)	Ακρίβεια (%)
Deckers et al. [48]	1988	345	τεστ κοπώσεως	στατιστική ανάλυση	80	90	
Akay et al. [13]	1991	20	καρδιακοί ήχοι	στατιστική ανάλυση	90	80	
Akay et al. [16]	1993	112	καρδιακοί ήχοι	TNΔ	78	89	
Akay et al. [18]	1993	73	καρδιακοί ήχοι	στατιστική ανάλυση	79	90	
Lapuerta et al. [110]	1995	162	εργαστηριακά δεδομένα	TNΔ			66
Haddad et al. [73]	1997	100	SPECT	κοντινότεροι γείτονες (5)	98	70	93
Goodenday et al. [72]	1997	42	SPECT	TNΔ			76 ¹
Kukar et al. [101]	1999	327	δεδομένα ασθενή, τεστ κοπώσεως, SPECT	TNΔ	96	84	92
Mobley et al. [127]	2000	763	δεδομένα ασθενή	TNΔ	88	68	
Frossyniotis et al. [61]	2001	139	τεστ κοπώσεως, δεδομένα ασθενή, δείκτες αρτηριακής ανελαστικότητας	TNΔ	78	75	78
Lewenstein et al. [117]	2001	776	τεστ κοπώσεως	TNΔ	97	98	
Ebadian et al. [55]	2004	115	SPECT	TNΔ	76	77	
Scott et al. [156]	2004	102	SPECT, δεδομένα ασθενή	TNΔ	88	65	
Mobley et al. [128]	2005	2004	δεδομένα ασθενή	TNΔ	100	26	
Pouladian et al. [149]	2005	51	αρτηριακή ταλάντωση	στατιστική ανάλυση	73	90	
Tsipouras et al. [196]	2007	199	δεδομένα ασθενή, δείκτες αρτηριακής ανελαστικότητας	γνωσιακή ασαφής προσέγγιση	80	65	73

¹ Υπολογίστηκε από τα αποτελέσματα που παρουσιάζονται στον Πίνακα 2B του [72].

Τα δεδομένα που χρησιμοποιούνται για την αξιολόγηση κάθε μεθόδου είναι διαφορετικά. Σε κάποιες μελέτες χρησιμοποιήθηκαν δεδομένα μόνο από άντρες ασθενείς [48,117,110,128], ενώ η μέση ηλικία δεν αναφέρεται σε κάποιες από αυτές. Έτσι, δεν είναι δυνατή απευθείας σύγκριση. Ένα σημαντικό στοιχείο της προτεινόμενης εφαρμογής είναι η χρήση μόνο δημογραφικών στοιχείων και εργαστηριακών δεδομένων (που αναφέρονται ως δεδομένα

ασθενή) καθώς και στοιχεία σε σχέση με την αρτηριακή ανελαστικότητα, τα οποία μπορούν να καταγραφούν εύκολα και με χαμηλό κόστος. Αυτό αποτελεί σημαντικό πλεονέκτημα σε σχέση με προσεγγίσεις που βασίζονται σε εξετάσεις, όπως το τεστ κοπώσεως ή το SPECT, τα οποία παρουσιάζουν τα μειονεκτήματα που προαναφέρθηκαν. Στο [61] χρησιμοποιείται ένα υποσύνολο των δεδομένων της προτεινόμενης εφαρμογής, με επιπλέον την χρήση του τεστ κοπώσεως, και παρουσιάζονται συγκρίσιμα αποτελέσματα με χρήση ΤΝΔ και SVM. Επιπλέον, στο σύνολο δεδομένων που χρησιμοποιήθηκε, η μέθοδος αναφοράς είναι η αγγειογραφία. Τέλος, οι περισσότερες μέθοδοι βασίζονται σε ΤΝΔ για την διάγνωση [55,156,16,110, 61,117,127,128,101], με αποτέλεσμα να μην υπάρχει δυνατότητα επεξήγησης των αποτελεσμάτων, όπως στην προτεινόμενη προσέγγιση.

Στην περίπτωση της διάγνωσης της στεφανιαίας νόσου, καθίσταται αναγκαία η οδηγούμενη από-τα-δεδομένα ασαφής προσέγγιση καθώς δεν υπάρχει αρχική γνώση σε μορφή κανόνων. Επίσης, η μέθοδος παρουσιάζει το πλεονέκτημα ότι στα δεδομένα μπορούν να προστεθούν νέα χαρακτηριστικά, χωρίς αυτό να αλλάζει τον τρόπο προσέγγισης.

8.5. Άλλα προβλήματα

Η διαδικασία αξιολόγησης είναι ολοκληρωμένη αφού περιλαμβάνει πλήθος συνόλων δεδομένων με διαφορετικά χαρακτηριστικά (πλήθος χαρακτηριστικών, προτύπων και κατηγοριών) και έτσι διαφορετική δυσκολία. Επιπλέον, η δεκαπλή στρωματοποιημένη αντεπικύρωση, που χρησιμοποιείται στην προτεινόμενη μεθοδολογία, θεωρείται η πλέον αξιόπιστη τεχνική αξιολόγησης [99]. Αυτό αποτελεί πλεονέκτημα καθώς άλλες εργασίες που έχουν παρουσιαστεί στην βιβλιογραφία, για την διαδικασία της αξιολόγησης είτε βασίζονται σε ένα ή σε μικρό αριθμό συνόλων δεδομένων [43,154,83,91] ή χρησιμοποιούν διαφορετική τεχνική αξιολόγησης [171,1].

Στον Πίνακα 8.4 παρουσιάζεται συγκριτική μελέτη παρόμοιων τεχνικών με την προτεινόμενη μεθοδολογία, που έχουν παρουσιαστεί στην διεθνή βιβλιογραφία. Η επιλογή των συνόλων δεδομένων (breast_c, credit_g, glass, heart_c, ionosphere, iris, pima_d, sonar και wine) πραγματοποιήθηκε έτσι ώστε να περιλαμβάνονται μόνο αυτά που αναφέρονται σε τουλάχιστον δύο εργασίες, ενώ οι εργασίες των Suarez et al. [171], Abonyi et al. [1], Crockett

et al. [43] και Olaru et al. [135] επιλέχθηκαν διότι έχουν τουλάχιστον τρία κοινά σύνολα δεδομένων με αυτά που χρησιμοποιήθηκαν στην προτεινόμενη μεθοδολογία.

Πίνακας 8.4 Συγκριτική μελέτη τεχνικών με την προτεινόμενη μεθοδολογία.

Σύνολο δεδομένων	Suarez et al. [171]		Abonyi et al. [1]	Crockett et al. [43]	Olaru et al. [135]	Tsipouras et al. [197]			
	A	B				ολική	τοπική	υβριδ1	υβριδ2
breast_c	95,8	95,9	96,82	95,58		95,14	94,99	95,71	95
credit_g	73,4	73,8				71,80	71,20	72,5	72,1
glass			66,03		70,91	70,11	69,18	70,39	70,07
heart_c	77,6	74		77,7	74,41	75,28	75,28	76,27	75,61
ionosphere			86,47		89,64	88,61	88,61	89,18	89,74
iris			96,11		95	94,00	94,00	96	95,33
pima_d	74,8	74,3	73,05	78,5	74,43	76,29	76,03	77,34	76,68
sonar	74,9	70,9			72,56	72,62	72,62	75,5	75
wine			91,22		96,47	93,27	92,68	92,19	92,68
	79,30	77,78				78,23	78,02	79,46	78,88
Συνολικά (μέση τιμή)			84,95			86,24	85,92	86,8	86,58
				83,93		82,24	82,10	83,11	82,43
					81,92	81,45	81,20	82,41	82,16

Στην εργασία των Suarez et al. [171] χρησιμοποιούνται πέντε κοινά σύνολα δεδομένων με την για την αξιολόγηση δύο εναλλακτικών αρχιτεκτονικών (συμβολίζονται ως A και B στον Πίνακα 8.4), με μέση ακρίβεια 79,3% και 77,78%, αντίστοιχα. Η δεύτερη αρχιτεκτονική παρουσιάζει την χαμηλότερη μέση τιμή από όλες τις προσεγγίσεις που πραγματοποιήθηκαν με βάση την προτεινόμενη μεθοδολογία, ενώ η πρώτη αρχιτεκτονική παρουσιάζει λίγο χαμηλότερα αποτελέσματα από την υβριδική1 προσέγγιση. Πρέπει να σημειωθεί ότι η τεχνική αξιολόγησης που χρησιμοποιείται στο [171] βασίζεται σε 10 τυχαίες επιλογές για τα σύνολα εκπαίδευσης και αξιολόγησης και όχι με δεκαπλή στρωματοποιημένη αντεπικύρωση. Στην εργασία των Abonyi et al. [1] χρησιμοποιούνται έξι κοινά σύνολα δεδομένων, με μέση ακρίβεια 84,95%, η οποία είναι χαμηλότερη από όλες τις προσεγγίσεις που πραγματοποιούνται με την προτεινόμενη μεθοδολογία. Σε αυτή την περίπτωση, η αξιολόγηση βασίζεται στην πενταπλή στρωματοποιημένη αντεπικύρωση. Πρέπει να σημειωθεί ότι στο [1]

χρησιμοποιείται και ένα στάδιο απλοποίησης του ασαφούς μοντέλου και έτσι τα ασαφή μοντέλα που παράγονται για κάθε σύνολο δεδομένων είναι απλούστερα (δηλαδή περιλαμβάνουν λιγότερους κανόνες) από ότι τα ασαφή μοντέλα που παράγονται από την προτεινόμενη μεθοδολογία. Η μέθοδος που παρουσιάζεται από τους Crockett et al. [43] παρουσιάζει καλύτερα αποτελέσματα σε σχέση με όλες τις προσεγγίσεις που πραγματοποιούνται με την προτεινόμενη μεθοδολογία, όμως ο αριθμός των συνόλων δεδομένων που χρησιμοποιούνται για την αξιολόγηση είναι σχετικά μικρός (πέντε συνολικά και τρία κοινά). Τέλος, η μέθοδος που παρουσιάζεται από τους Olaru et al. [135] έχει υψηλότερη μέση ακρίβεια ταξινόμησης από την ολική και την τοπική προσέγγιση της προτεινόμενης μεθοδολογίας και χαμηλότερη από τις δύο υβριδικές προσεγγίσεις.

8.6. Μελλοντική εργασία

Ένα στοιχείο που πρέπει να μελετηθεί είναι η δυνατότητα επεξήγησης των αποτελεσμάτων των ασαφών μοντέλων που προκύπτουν αυτόματα από την εφαρμογή της προτεινόμενης μεθοδολογίας. Η δυνατότητα επεξήγησης εξαρτάται άμεσα από την πολυπλοκότητα του ασαφούς μοντέλου, δηλαδή τον αριθμό των ασαφών κανόνων καθώς και του πλήθους των συνθηκών (ασαφών συνόλων) ανά κανόνα. Έτσι, ενώ ένα ασαφές μοντέλο χαρακτηρίζεται από τη δυνατότητα επεξήγησης των παραγόμενων αποτελεσμάτων, στην πράξη η αυξημένη πολυπλοκότητα του μηχανισμού απόφασης οδηγεί σε σύνθετες και πολύπλοκες επεξηγήσεις, που δεν έχουν κάποια πρακτική χρησιμότητα. Το φαινόμενο αυτό παρουσιάζεται κυρίως σε οδηγούμενες-από-τα-δεδομένα μεθοδολογίες αυτόματης παραγωγής ασαφών μοντέλων, καθώς στις γνωσιακές συνήθως η αρχική γνώση (σύνολο κανόνων) είναι αρκετά περιορισμένη. Η μελλοντική εργασία θα εστιάσει στην μελέτη αυτού του φαινομένου και κυρίως στην ανάπτυξη τεχνικής απλοποίησης του τελικού ασαφούς μοντέλου.

ΒΙΒΛΙΟΓΡΑΦΙΑ

- [1] J. Abonyi, J.A. Roubos and F. Szeifert. "Data-driven generation of compact, accurate, and linguistically-sound fuzzy classifiers based on a decision-tree initialization", *International Journal of Approximate Reasoning*, Vol. 32(1), pp 1-21, January 2001.
- [2] R.U. Acharya, C.M. Lim and P. Joseph. "Heart rate variability analysis using correlation dimension and detrended fluctuation analysis", *ITBM-RBM*, Vol. 23, pp 333-339, 2002.
- [3] R.U. Acharya, P.S. Bhat, S.S. Iyengar, A. Rao and S. Dua. "Classification of heart rate data using artificial neural network and fuzzy equivalence relation", *Pattern Recognition*, Vol. 36, pp 61-68, 2003.
- [4] R.U. Acharya, N. Kannathal and S.M. Krishnan. "Comprehensive analysis of cardiac health using heart rate signals", *Physiological Measurement*, Vol. 25, pp 1139-1151, August 2004.
- [5] R.U. Acharya, A. Kumar, P.S. Bhat, C.M. Lim, S.S. Iyengar, N. Kannathal and S.M. Krishnan. "Classification of cardiac abnormalities using heart rate signals", *Medical & Biological Engineering & Computing*, Vol. 42, pp 288-293, 2004.
- [6] N. Acir. "Classification of ECG beats by using a fast least square support vector machines with a dynamic programming feature selection algorithm", *Neural Computing & Applications*, Vol. 14, pp 299-309, 2005.
- [7] J.M. Adamo. "Fuzzy decision trees", *Fuzzy sets and systems*, Vol. 4, pp 207-219, 1980.
- [8] P.S. Addison, J.N. Watson, G.R. Clegg, P.A. Steen and C.E. Robertson. "Finding coordinated atrial activity during ventricular fibrillation using wavelet decomposition", *IEEE Engineering in Medicine and Biology*, Vol. 21(1), pp 58-61, January 2002.
- [9] V.X. Afonso and W.J. Tompkins. "Detecting ventricular fibrillation", *IEEE Engineering in Medicine and Biology*, Vol. 14(2), pp 152-159, March 1995.
- [10] D. Aha. "Lazy Learning", *Kluwer Academic Publishers*, 1997.
- [11] M. Akay, J.L. Semmlow, W. Welkowitz, M.D. Bauer and J.B. Kostis. "Detection of coronary occlusions using autoregressive modeling of diastolic heart sounds.", *IEEE Transactions on Biomedical Engineering*, Vol. 37(4), pp 366-373, April 1990.
- [12] M. Akay, J.L. Semmlow, W. Welkowitz, M.D. Bauer and J.B. Kostis. "Noninvasive detection of coronary stenoses before and after angioplasty using eigenvector methods.", *IEEE Transactions on Biomedical Engineering*, Vol. 37(11), pp 1095-1104, November 1990.
- [13] M. Akay, W. Welkowitz, J.L. Semmlow and J.B. Kostis. "Application of the ARMA method to acoustic detection of coronary artery disease", *Medical & Biological Engineering & Computing*, Vol. 29(4), pp 365-372, July 1991.

- [14] M. Akay, Y.M. Akay, W. Welkowitz, J.L. Semmlow and J.B. Kostis. "Application of adaptive filters to noninvasive acoustical detection of coronary occlusions before and after angioplasty.", *IEEE Transactions on Biomedical Engineering*, Vol. 39(2), pp 176-184, February 1992.
- [15] M. Akay. "Noninvasive diagnosis of coronary artery disease using a neural network algorithm.", *Biological Cybernetics*, Vol. 67(4), pp 361-367, 1992.
- [16] M. Akay, Y.M. Akay, W. Welkowitz, J.L. Semmlow and J. Kostis. "Noninvasive characterization of the sound pattern caused by coronary artery stenosis using FTF/FAEST zero tracking filters: normal/abnormal study.", *Annals of Biomedical Engineering*, Vol. 21(2), pp 175-182, March 1993.
- [17] Y.M. Akay, M. Akay, W. Welkowitz, J.L. Semmlow and J. Kostis. "Noninvasive acoustical detection of coronary artery disease: a comparative study of signal processing methods.", *IEEE Transactions on Biomedical Engineering*, Vol. 40(6), pp 571-578, June 1993.
- [18] M. Akay and W. Welkowitz. "Acoustical detection of coronary occlusions using neural networks.", *Journal of Biomedical Engineering*, Vol. 15(6), pp 469-473, November 1993.
- [19] M. Akay, Y.M. Akay, W. Welkowitz, J.L. Semmlow and J. Kostis. "Application of adaptive FTF/FAEST zero tracking filters to noninvasive characterization of the sound pattern caused by coronary artery stenosis before and after angioplasty.", *Annals of Biomedical Engineering*, Vol. 21(1), pp 9-17, 1993.
- [20] Y.M. Akay, M. Akay, W. Welkowitz and J. Kostis. "Noninvasive detection of coronary artery disease", *IEEE Engineering in Medicine and Biology*, Vol. 13(5), pp 761-764, November 1994.
- [21] M. Akay. "Harmonic decomposition of diastolic heart sounds associated with coronary artery disease", *Signal processing*, Vol. 41, pp 79-90, 1995.
- [22] A.S. Al-Fahoum and I. Howitt. "Combined wavelet transformation and radial basis neural networks for classifying life-threatening cardiac arrhythmias", *Medical & Biological Engineering & Computing*, Vol. 37, pp 566-573, 1999.
- [23] A. Amann, R. Tratnig and K. Unterkofler. "Reliability of old and new ventricular fibrillation detection algorithms for automated external defibrillators", *BioMedical Engineering OnLine*, Vol. 4(60) October 2005.
- [24] American College of Cardiology and American Heart Association Task Force on Practice Guidelines. "ACC/AHA 2002 guideline update for exercise testing: summary article: a report of the American College of Cardiology/American Heart Association Task Force on Practice Guidelines (Committee to Update the 1997 Exercise Testing Guidelines)", *Circulation*, Vol. 106(14), pp 1883-1892, 2002.
- [25] A. Asuncion and D.J. Newman. "UCI machine learning repository", [<http://www.ics.uci.edu/~mllearn/MLRepository.html>]. Irvine, CA: University of California, Department of Information and Computer Science, 2007.
- [26] F. Badilini, M. Merri, J. Benhorin and A.J. Moss. "Beat-to-beat quantification and analysis of ST displacement from holter ECGs: a new approach to ischaemia detection", *Computers in Cardiology (CinC)*, pp 179-182, 1992.

- [27] R. Bailon, J. Mateo, S. Olmos, P. Serrano, J. Garcia, A. del Rio, I.J. Ferreira and P. Laguna. "Coronary artery disease diagnosis based on exercise electrocardiogram indexes from repolarization, depolarization and heart rate variability", *Medical & Biological Engineering & Computing*, Vol. 41, pp 561-571, 2003.
- [28] S. Barro, M.F. Delgado, J.A.V. Sobrino, C.V. Requeiro and E. Sanchez. "Classifying multichannel ECG patterns with an adaptive neural network", *IEEE Engineering in Medicine and Biology*, Vol. 17(1), pp 45-55, January 1998.
- [29] C.M. Bishop. "Neural networks for pattern recognition", Clarendon Press, 1995.
- [30] L. Breiman, J.H. Friedman, R.A. Olshen and P.J. Stone. "Classification and regression trees", Wadsworth, 1984.
- [31] F.M. Brown. "Boolean Reasoning: The Logic of Boolean Equations", (2nd ed.) Dover Publications, 2003.
- [32] C.B. Cairns, J.T. Niemann, P.L. Henneman, I.G. Mena and M.M. Laks. "A computer based time-insensitive predictive instrument for predicting myocardial infarction in the emergency department", *Annals of Emergency Medicine*, Vol. 18, pp 440-449, 1989.
- [33] C.B. Cairns, J.T. Niemann and H.P. Selker. "Computerised version of the time-insensitive predictive instrument: Use of the Q wave, ST-segment, T wave, and patient history in the diagnosis of acute myocardial infarction by the computerized ECG", *Journal of Electrocardiology*, Vol. 24, pp 46-49, 1992.
- [34] R.L.P. Chang and T. Pavlidis. "Fuzzy decision tree algorithms", *IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics*, Vol. 7(1), pp 28-35, January 1977.
- [35] P. Chazal, M. O'Dwyer and R.B. Reilly. "Automatic classification of heartbeats using ECG morphology and heartbeat interval features", *IEEE Transactions on Biomedical Engineering*, Vol. 51(7), pp 1196-1206, July 2004.
- [36] S.W. Chen, P.M. Clarkson and Q. Fan. "A robust sequential detection algorithm for cardiac arrhythmia classification", *IEEE Transactions on Biomedical Engineering*, Vol. 43(11), pp 1120-1125, November 1996.
- [37] S.M. Chen. "A new approach to handling fuzzy decision making problems", *IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics*, Vol. 18, pp 1012-1016, 1988.
- [38] I.J. Chiang and J.Y. Hsu. "Fuzzy classification trees for data analysis", *Fuzzy sets and systems*, Vol. 130, pp 87-99, 2002.
- [39] E.K.P. Chong and S.H. Zak. "An introduction to optimization", John Wiley & Sons, 2001.
- [40] K.J. Cios, A. Teresinska, S. Konieczna, J. Potocka and S. Sharma. "A knowledge discovery approach to diagnosing myocardial perfusion", *IEEE Engineering in Medicine and Biology*, Vol. 19, pp 17-25, July 2000.
- [41] R.H. Clayton, A. Murray and R.W.F. Cambell. "Comparison of four techniques for recognition of ventricular fibrillation from the surface ECG", *Medical & Biological Engineering & Computing*, Vol. 31, pp 111-117, March 1993.
- [42] R.H. Clayton, A. Murray and R.W.F. Cambell. "Recognition of ventricular fibrillation using neural networks", *Medical & Biological Engineering & Computing*, Vol. 32, pp 217-220, March 1994.

- [43] K. Crockett, Z. Bandar, D. Mclean and J. O'Shea. "On constructing a fuzzy inference framework using crisp decision trees", *Fuzzy sets and systems*, Vol. 157, pp 2809-2832, 2006.
- [44] P.G. Danias, A. Roussakis and J.P. Ioannidis. "Diagnostic performance of coronary magnetic resonance angiography as compared against conventional X-ray angiography: a meta-analysis", *Journal of American College of Cardiology*, Vol. 44(9), pp 1867-1876, 2004.
- [45] K. Daskalov, I.A. Dotsinsky and I.I. Christov. "Developments in ECG acquisition, preprocessing, parameter measurement, and recording", *IEEE Engineering in Medicine and Biology*, Vol. 17, pp 50-58, 1998.
- [46] R. Datrano, E. Salceto, M. Passalacqua and R. Friis. "Exercise electrocardiographic variables: a critical appraisal", *Journal of American College of Cardiology*, Vol. 8(4), pp 836-847, October 1986.
- [47] R. Datrano, E. Salceto, J. Leatherman and K. Day. "Computer-assisted versus unassisted analysis of the exercise electrocardiogram in patients without myocardial infarction", *Journal of American College of Cardiology*, Vol. 10(4), pp 794-799, October 1987.
- [48] J.W. Deckers, B.J. Rensing, R.V.H. Vinke and M.L. Simmons. "Comparison of exercise algorithms for diagnosis of coronary artery disease", *Computers in Cardiology (CinC)*, pp 231-234, 1988.
- [49] J.W. Deckers, B.J. Rensing, J.G.P. Tijssen, R.V.H. Vinke, A.J. Azar and M.L. Simoons. "A comparison of methods of analyzing exercise tests for diagnosis of coronary artery disease", *British Heart Journal*, Vol. 62, pp 438-444, 1989.
- [50] Z. Dokur and T. Olmez. "ECG beat classification by a novel hybrid neural network", *Computer Methods and Programs in Biomedicine*, Vol. 66, pp 167-181, 2001.
- [51] J. Dompi. "A general class of fuzzy operators, the De Morgan class of fuzzy operators and fuzziness measures induced by fuzzy operators", *Fuzzy sets and systems*, Vol. 8(2), pp 149-163, 1982.
- [52] G. Dorffner and G. Porenta. "On using feedforward neural networks for clinical diagnostic tasks", *Artificial Intelligence in Medicine*, Vol. 6, pp 417-435, 1994.
- [53] D. Dubois and H. Prade. "Fuzzy sets and systems: theory and applications", Academic Press, 1980.
- [54] R.O. Duda, P.E. Hart and D.G. Stork. "Pattern classification", (2nd ed.) John Wiley & Sons, 2001.
- [55] H.B. Ebadian, H.S. Zadeh, S. Setayeshi and S.T. Smith. "Neural network and fuzzy clustering approach for automatic diagnosis of coronary artery disease in nuclear medicine", *IEEE Transactions on Nuclear Science*, Vol. 51, pp 184-192, 2004.
- [56] T. Elomaa and J. Rousu. "General and efficient multisplitting of numerical attributes", *Machine Learning*, Vol. 36, pp 201-244, 1999.
- [57] E. Escolar, G. Weigold, A. Fuisz and N.J. Weissman. "New imaging techniques for diagnosing coronary artery disease", *Canadian Medical Association Journal*, Vol. 174(4), pp 487-495, 2006.
- [58] European Society of Cardiology. "European ST-T database directory", Pisa: S.T.A.R., 1991.

- [59] T.P. Exarchos, C. Papaloukas, D.I. Fotiadis and L.K. Michalis. "An association rule mining-based methodology for automated detection of ischemic ECG beats", IEEE Transactions on Biomedical Engineering, Vol. 53(8), pp 1531-1540, August 2006.
- [60] K.E. Fleischmann, M.G. Hunink, K.M. Kuntz and P.S. Douglas. "Exercise echocardiography or exercise SPECT imaging? A meta-analysis of diagnostic test performance", Journal of the American Medical Association, Vol. 280(10), pp 913-920, 1998.
- [61] D. Frossyniotis, S. Vrettos, D. Vogiatzis, A. Stafylopatis, C. Konstantinopoulos, D.I. Fotiadis, A. Likas, G. Potamias, A. Naka, T. Tzimas and L.K. Michalis. "An Intelligent system for the early diagnosis of Coronary artery disease ", 4th International Conference in Neural Networks and Expert Systems in Medicine and Healthcare (NNESMED), 2001.
- [62] K. Fukunaga. "Introduction to statistical pattern recognition", Academic Press, 1990.
- [63] L.G. Gamero, J. Vila and F. Palacios. "Wavelet transform analysis of heart rate variability during myocardial ischaemia", Medical & Biological Engineering & Computing, Vol. 40(1), pp 72-78, January 2002.
- [64] D. Ge, N. Srinivasan and S.M. Krishnan. "Cardiac arrhythmia classification using autoregressive modeling", BioMedical Engineering OnLine, Vol. 1(5) November 2002.
- [65] R. Gianrossi, R. Detrano, D. Mulvihill, K. Lehmann, P. Dubach, A. Colombo, D. MacArthur and V. Froelicher. "Exercise-induced ST depression in the diagnosis of coronary artery disease. A meta-analysis ", Circulation, Vol. 80, pp 87-98, 1989.
- [66] J. Giartano and G. Riley. "Expert systems, Principles and programming", (3rd ed.) PWS Publishing Company, 1998.
- [67] N. Goldberg, D. Schifter and R. Stein. "Comparison of ST-segment/heart rate slope analysis with standard ST-segment measurement criteria to outcome of exercise thallium-201 imaging", American Journal of Cardiology, Vol. 76, pp 1097-1098, 1995.
- [68] D. Goldberg. "The design of innovation", Kluwer Academic Publishers, 2002.
- [69] L. Goldberger and E. Goldberger. "Clinical Electrocardiography", The Mosby Company, 1977.
- [70] Y. Goletsis, C. Papaloukas, D.I. Fotiadis, A. Likas and L.K. Michalis. "A multicriteria decision based approach for ischemia detection in long duration ECGs", IEEE EMBS 4th International Conference of Information Technology and Applications in Biomedicine (ITAB), 2003.
- [71] Y. Goletsis, C. Papaloukas, D.I. Fotiadis, A. Likas and L.K. Michalis. "Automatic Ischemic beat classification using genetic algorithms and multicriteria decision analysis", IEEE Transactions on Biomedical Engineering, Vol. 51(10), pp 1717-1725, October 2004.
- [72] L.S. Goodenday, K.J. Cios and I. Shin. "Identifying coronary stenosis using an image recognition neural network", IEEE Engineering in Medicine and Biology, Vol. 16(5), pp 139-144, 1997.
- [73] M. Haddad, K.P. Adlassnig and G.B. Porenta. "Feasibility analysis of a case-based reasoning system for automated detection of coronary heart disease from myocardial scintigrams", Artificial Intelligence in Medicine, Vol. 9, pp 61-78, 1997.
- [74] F.M. Ham and S. Han. "Classification of cardiac arrhythmias using fuzzy ARTMAP", IEEE Transactions on Biomedical Engineering, Vol. 43(4), pp 425-430, April 1996.

- [75] H. Hamacher, H. Liberling and H.J. Zimmermann. "Sensitivity analysis in fuzzy linear programming", *Fuzzy sets and systems*, Vol. 1, pp 269-281, 1978.
- [76] P.S. Hamilton and W.J. Thompkins. "Quantitative investigation of QRS detection rules using the MIT/BIH arrhythmia database", *IEEE Transactions on Biomedical Engineering*, Vol. 33, pp 1157-1165, 1986.
- [77] E. Hansen. "Global optimization using interval analysis", Dekker, 1992.
- [78] Harvard-MIT Division of Health Sciences and Technology. "MIT-BIH Arrhythmia Database", 1997.
- [79] D. Herpin, J. Ferrandis and J. Demange. "Usefulness of a quantitative analysis of the recovery phase patterns of the ST-segment depression in the diagnosis of coronary artery disease", *American Journal of Medicine*, Vol. 101, pp 592-598, 1996.
- [80] Y.H. Hu, S. Palreddy and W.J. Tompkins. "A patient-adaptable ECG beat classifier using a mixture of experts approach", *IEEE Transactions on Biomedical Engineering*, Vol. 44(9), pp 891-900, September 1997.
- [81] D.L. Hudson and M.E. Cohen. "The role of approximate reasoning in medical expert system", A. Kendel (ed), *Fuzzy Expert Systems*, CRC Press, pp 165-179, 1991.
- [82] I. Hulin, P. Slavkovsky, R. Hatala, H. Petrasova, V. Cik and J. Murin. "Gliding window fast Fourier transform analysis - a new method for discovering the contribution of higher frequencies in signal-averaged ECG", *Canadian Journal of Cardiology*, Vol. 9, pp 789-796, 1993.
- [83] H. Ichihashi, T. Shirai, K. Nagasaka and T. Miyoshi. "Neuro-fuzzy ID3: a method of inducing fuzzy decision trees with linear programming for maximizing entropy and an algebraic method for incremental learning", *Fuzzy sets and systems*, Vol. 81, pp 157-167, 1996.
- [84] M.B. Imran, A. Palinkas and E. Picano. "Head-to-head comparison of dipyridamole echocardiography and stress perfusion scintigraphy for the detection of coronary artery disease: a meta-analysis. Comparison between stress echo and scintigraphy", *International Journal of Cardiovascular. Imaging*, Vol. 19(1), pp 23-28, 2003.
- [85] P. Jackson. "Introduction to expert systems", (3rd ed.) Addison-Wesley, 1999.
- [86] F. Jager, R.G. Mark, G.B. Moody and S. Divjak. "Analysis of transient ST segment changes during ambulatory monitoring using the Karhunen-Loeve transform", *Computers in Cardiology (CinC)*, pp 691-694, 1992.
- [87] R. Jager. "Fuzzy logic in control", Ph.D. dissertation, University of Technische, Delft, The Netherlands, 1995.
- [88] F. Jager, G.B. Moody and R.G. Mark. "Protocol to assess robustness of ST analysers: a case study", *Physiological Measurement*, Vol. 25(3), pp 629-643, June 2004.
- [89] J.S. Jang. "Structure Determination in Fuzzy Modeling: A Fuzzy CART Approach ", 3rd IEEE International Conference on Fuzzy Systems, 1994.
- [90] C.Z. Janikow. "A genetic algorithm method for optimizing the fuzzy component of a fuzzy decision tree", S. Pal and P. Wang (eds), *Genetic Algorithms for Pattern Recognition*, CRC Press, pp 253-282, 1996.

- [91] C.Z. Janikow. "Fuzzy decision trees: issues and methods", IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics - Part B: Cybernetics, Vol. 28(1), pp 1-14, February 1998.
- [92] N. Kannathal, C.M. Lim, R.U. Acharya and P.K. Sadasivan. "Cardiac state diagnosis using adaptive neuro-fuzzy technique", Medical Engineering & Physics, Vol. 28, pp 809-815, 2006.
- [93] V. Kecman. "Learning and soft computing", The MIT press, 2001.
- [94] L. Khadra, A.S. Al-Fahoum and H. Al-Nashash. "Detection of life-threatening cardiac arrhythmias using the wavelet transformation", Medical & Biological Engineering & Computing, Vol. 35, pp 626-632, November 1997.
- [95] L. Khadra, A.S. Al-Fahoum and S. Binajjaj. "A quantitative analysis approach for cardiac arrhythmia classification using higher order spectral techniques", IEEE Transactions on Biomedical Engineering, Vol. 52(11), pp 1840-1845, November 2005.
- [96] M.W. Kim, J.G. Lee and C. Min. "Efficient fuzzy rule generation based on fuzzy decision tree for data mining", IEEE International Fuzzy Systems Conference, pp 1223-1228, August 1999.
- [97] C. Kim, Y.S. Kwok, P. Heagerty and R. Redberg. "Pharmacologic stress testing for coronary disease diagnosis: A meta-analysis", American Heart Journal, Vol. 142(6), pp 934-944, 2001.
- [98] S. Kirkpatrick, C.D. Gelatt and M.P. Vecchi. "Optimization by simulated annealing", Science, Vol. 220, pp 671-680, 1983.
- [99] R. Kohavi. "A study of cross-validation and bootstrap for accuracy estimation and model selection", 14th International Joint Conference on Artificial Intelligence, pp 1137-1143, 1995.
- [100] V. Krasteva and I. Jekova. "QRS template matching for recognition of ventricular ectopic beats", Annals of Biomedical Engineering, 2008.
- [101] M. Kukar, I. Kononenko, C. Groselj, K. Kralj and J. Fettich. "Analysing and improving the diagnosis of ischaemic heart disease with machine learning", Artificial Intelligence in Medicine, Vol. 16, pp 25-50, 1999.
- [102] M. Kundu, M. Nasipuri and D.K. Basu. "A knowledge-based approach to ECG interpretation using fuzzy logic", IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics - Part B: Cybernetics, Vol. 28(2), pp 237-243, April 1998.
- [103] B. Lachterman, K.G. Lehmann, D. Abrahamson and V.F. Froelicher. "'Recovery only" ST-segment depression and the predictive accuracy of the exercise test", Annals of International Medicine, Vol. 112(1), pp 11-16, January 1990.
- [104] B. Lachterman, K.G. Lehmann, R. Detrano, J. Neutel and V.F. Froelicher. "Comparison of ST segment/heart rate index to standard ST criteria for analysis of exercise electrocardiogram", Circulation, Vol. 82(1), pp 44-50, July 1990.
- [105] J.C. Lagarias, J.A. Reeds, M.H. Wright and P.E. Wright. "Convergence Properties of the Nelder-Mead Simplex Method in Low Dimensions", SIAM Journal of Optimization, Vol. 9(1), pp 112-147, 1998.
- [106] M. Lagerholm, C. Peterson, G. Braccini, L. Edenbrandt and L. Sornmo. "Clustering ECG complexes using Hermite functions and self-organizing maps", IEEE Transactions on Biomedical Engineering, Vol. 47(7), pp 838-848, July 2000.

- [107] P. Laguna, G.B. Moody, R. Jane, P. Caminal and R.G. Mark. "Karhunen-Love transform as a tool to analyze the ST-segment. Comparison with QT interval", *Journal of Electrocardiology*, Vol. 28(0), pp 41-49, 1995.
- [108] P. Laguna, G.B. Moody, J. Garcia, A.L. Goldberger and R.G. Mark. "Analysis of the ST-T complex of the electrocardiogram using the Karhunen-Love transform: adaptive monitoring and alternans detection", *Medical & Biological Engineering & Computing*, Vol. 37(2), pp 175-189, March 1999.
- [109] M.M. Laks, C.B. Cairns and H.P. Selker. "An on-line computerised ECG program for the prediction of acute ischaemic heart disease", *Computers in Cardiology (CinC)*, pp 505-508, 1989.
- [110] P. Lapuerta, S.P. Azen and L. Labree. "Use of neural networks in predicting the risk of coronary artery disease", *Computers and Biomedical Research*, Vol. 28, pp 38-52, 1995.
- [111] A.W. Leber, A. Knez, F. Ziegler, A. Becker, K. Nikalaou, S. Paul, B. Winterspenger, M. Reiser, C.R. Becker, G. Steinbeck and P. Boekstegers. "Quantification of obstructive and nonobstructive coronary lesions by 64-slice computed tomography: a comparative study with quantitative coronary angiography and intravascular ultrasound", *Journal of American College of Cardiology*, Vol. 46(1), pp 147-154, 2005.
- [112] R. Lehtinen, H. Sievnen, A. Uusitalo, K. Niemel, V. Turjanmaa and J. Malmivuo. "Performance characteristics of various exercise electrocardiographic classifiers in different clinical populations", *Journal of Electrocardiology*, Vol. 27(1), pp 11-22, January 1994.
- [113] R. Lehtinen, H. Vanttinen, H. Sievnen and J. Malmivuo. "A computer program for comprehensive ST-segment depression/heart rate analysis of the exercise ECG test", *Computer Methods and Programs in Biomedicine*, Vol. 50(1), pp 63-71, June 1996.
- [114] R. Lehtinen, H. Sievnen, J. Viik, V. Turjanmaa, K. Niemel and J. Malmivuo. "Accurate detection of coronary artery disease by integrated analysis of the ST-segment depression/heart rate patterns during the exercise and recovery phases of the exercise electrocardiography test", *American Journal of Cardiology*, Vol. 78, pp 1002-1006, 1996.
- [115] H. Lei, Z. Chongxun, H. Ying and C. Qun. "Detecting myocardial ischaemia with 2-D spectrum analysis of VCG signals", *IEEE Engineering in Medicine and Biology*, Vol. 16, pp 33-40, 1997.
- [116] D. Lemire, C. Pharand, J.C. Rajaonah, B. Dube and A.R. LeBlanc. "Wavelet time entropy, T wave morphology and myocardial ischaemia", *IEEE Transactions on Biomedical Engineering*, Vol. 47, pp 967-970, 2000.
- [117] K. Lewenstein. "Radial basis function neural network approach for the diagnosis of coronary artery disease based on the standard electrocardiogram exercise test", *Medical & Biological Engineering & Computing*, Vol. 39, pp 1-6, 2001.
- [118] J. Lokies, F. Girke, I. Chaikovsky, M. Primin, B. Awolin and E. Fleck. "Value of magnetocardiography for the non-invasive diagnosis of coronary artery disease", *International Journal of Bioelectromagnetism*, Vol. 5(1), pp 102-103, 2003.
- [119] R.S. MacLeod, D.H. Brooks, H. On, H. Krim, R.L. Lux and F. Kornreich. "Analysis of PTCA-induced ischaemia using an ECG inverse solution or the wavelet transform", *Journal of Electrocardiology*, Vol. 27, pp 93-100, 1994.

- [120] N. Maglaveras, T. Stamkopoulos, C.J. Pappas and M.G. Strintzis. "ECG processing techniques based on neural networks and bidirectional associative memories", *Journal of Medical Engineering and Technology*, Vol. 22(3), pp 106-111, May 1998.
- [121] N. Maglaveras, T. Stamkopoulos, C. . Pappas and M.G. Strintzis. "An Adaptive Backpropagation Neural Network for Real-Time Ischemia Episodes Detection: Development and Performance Analysis Using the European ST-T Database", *IEEE Transactions on Biomedical Engineering*, Vol. 45(7), pp 805-813, July 1998.
- [122] P.E. Maher and D.C.S. Clair. "Uncertain reasoning in an ID3 machine learning framework", 2nd IEEE International Conference on Fuzzy Systems, pp 7-12, 1993.
- [123] N.B. Merz. "Assessment of patients at intermediate cardiac risk", *American Journal of Cardiology*, Vol. 96, pp 2-10, 2005.
- [124] K.I. Minami, H. Nakajima and T. Toyoshima. "Real-time discrimination of ventricular tachyarrhythmia with Fourier-transform neural network", *IEEE Transactions on Biomedical Engineering*, Vol. 46(2), pp 179-185, February 1999.
- [125] T. Mitchell. "Machine learning", (2nd ed.) McGraw-Hill, 1997.
- [126] S. Mitra. "Data mining, multimedia, soft computing, and bioinformatics", John Wiley & Sons, 2003.
- [127] B.A. Mobley, E. Schechter, W.E. Moore, P.A. McKee and J.E. Eichner. "Predictions of coronary artery stenosis by artificial neural network", *Artificial Intelligence in Medicine*, Vol. 18, pp 187-203, 2000.
- [128] B.A. Mobley, E. Schechter, W.E. Moore, P.A. McKee and J.E. Eichner. "Neural network predictions of significant coronary artery stenosis in men", *Artificial Intelligence in Medicine*, Vol. 34, pp 151-161, 2005.
- [129] G.B. Moody and R.G. Mark. "The impact of the MIT-BIH arrhythmia database", *Computers and Biomedical Research*, Vol. 29, pp 174-193, 1996.
- [130] J.G. Murphy. "Mayo Clinic Cardiology: Concise Textbook", (3rd ed.) Mayo Clinic Scientific Press, 2006.
- [131] B.K. Nallamothu, S. Saint, L.F. Bielik, S.S. Sonnand, P.A. Payser, M. Rubenfire and A.M. Fendrick. "Electron-beam computed tomography in the diagnosis of coronary artery disease: a meta-analysis", *Archives of Internal Medicine*, Vol. 161(6), pp 833-838, 2001.
- [132] P. Novak and V. Novak. "Time/frequency mapping of the heart rate, blood pressure and respiratory signals", *Medical & Biological Engineering & Computing*, Vol. 31, pp 103-110, March 1993.
- [133] C.D. Nugent, J.A.C. Webb, N.D. Blank, G.T.H. Wright and M. McIntyre. "An intelligent framework for the classification of the 12-lead ECG", *Artificial Intelligence in Medicine*, Vol. 16, pp 205-222, 1999.
- [134] V.P. Oikonomou, M.G. Tsipouras and D.I. Fotiadis. "Knowledge-Based Systems for Arrhythmia Detection and Classification", 6th International Workshop on Scattering Theory and Biomedical Technology, 2003.
- [135] C. Olaru and L. Wehenkel. "A complete fuzzy decision tree technique", *Fuzzy sets and systems*, Vol. 138, pp 221-254, 2003.

- [136] S. Osowski and T.H. Lihn. "ECG beat recognition using fuzzy hybrid neural network", *IEEE Transactions on Biomedical Engineering*, Vol. 48(11), pp 1265-1271, November 2001.
- [137] S. Osowski, T.H. Lihn and T. Markiewicz. "Support vector machine-based expert system for reliable heartbeat recognition", *IEEE Transactions on Biomedical Engineering*, Vol. 51(4), pp 582-589, April 2004.
- [138] M.I. Owis, A.H. Abou-Zied, A.B.M. Youssef and Y.M. Kadah. "Study of features based on nonlinear dynamical modeling in ECG arrhythmia detection and classification", *IEEE Transactions on Biomedical Engineering*, Vol. 49(7), pp 733-736, July 2002.
- [139] M.I. Owis, A.B.M. Youssef and Y.M. Kadah. "Characterization of electrocardiogram signals based on blind source separation", *Medical & Biological Engineering & Computing*, Vol. 40, pp 557-564, 2002.
- [140] J. Pan and W.J. Thompkins. "A Real-Time QRS Detection Algorithm", *IEEE Transactions on Biomedical Engineering*, Vol. 32, pp 230-236, 1985.
- [141] S. Papadimitriou, S. Mavroudi, L. Vladuru and A. Bezerianos. "Ischemia detection with a self-organizing map supplemented by supervised learning", *IEEE Transactions on Neural Networks*, Vol. 12, pp 503-515, 2001.
- [142] C. Papaloukas, D.I. Fotiadis, A.P. Liavas, A. Likas and L.K. Michalis. "A knowledge-based technique for automated detection of ischemic episodes in long duration electrocardiograms", *Medical & Biological Engineering & Computing*, Vol. 39, pp 105-112, 2001.
- [143] C. Papaloukas, D.I. Fotiadis, A. Likas, C.S. Stroumbis and L.K. Michalis. "Use of a novel rule-based expert system in the detection of changes in the ST segment and the T wave in long duration ECGs", *Journal of Electrocardiology*, Vol. 35, pp 27-34, January 2002.
- [144] C. Papaloukas, D.I. Fotiadis, A. Likas and L.K. Michalis. "An ischemia detection method based on artificial neural networks", *Artificial Intelligence in Medicine*, Vol. 24, pp 167-178, 2002.
- [145] C. Papaloukas, D.I. Fotiadis, A. Likas and L.K. Michalis. "An expert system for ischemia detection based on parametric modeling and artificial neural networks", *European Medical Biological Engineering Conference (EMBEC)*, pp 742-743, 2002.
- [146] C.D. Perttunen, D.R. Jones and B.E. Stuckman. "Lipschitzian optimization without the lipschitz constant", *Journal of Optimization Theory and Application*, Vol. 79(1), pp 157-181, 1993.
- [147] I. Pitas, M.G. Strintzis, S. Grippaw and C. Xerostylides. "Machine classification of ischemic electrocardiograms", *IEEE Mediterranean Electrotechnical Conference (MELECON)*, 1983.
- [148] S. Plein, A. Radjenovic, J.P. Ridgway, D. Barmby, J.P. Greenwood, S.G. Ball and M.U. Sivanathan. "Coronary artery disease: myocardial perfusion MR imaging with sensitivity encoding versus conventional angiography", *Radiology*, Vol. 235(2), pp 423-430, 2005.
- [149] M. Pouladian, M.R.H. Golpayegani, A.A. Tehrani-Fard and M. Bubvay-Nejad. "Noninvasive detection of coronary artery disease by arterio-oscillography", *IEEE Transactions on Biomedical Engineering*, Vol. 52, pp 743-747, 2005.
- [150] J.R. Quinlan. "Discovering rules by induction from large collection of examples", D. Mitchie (ed), *Expert Systems in the micro electronic age*, Edinburgh University Press, 1979.

- [151] J.R. Quinlan. "Induction of decision trees", *Machine Learning*, Vol. 1, pp 81-106, 1986.
- [152] J.R. Quinlan. "C4.5: Programs for Machine Learning", Morgan Kaufmann, 1993.
- [153] J.R. Quinlan. "Improved use of continuous attributes in C4.5", *Journal of Artificial Intelligence Research*, Vol. 4, pp 77-90, 1996.
- [154] G.L. Raff, M.J. Gallagher, W.W. O'Neil and J.A. Goldstein. "Diagnostic accuracy of noninvasive coronary angiography using 64-slice spiral computed tomography", *Journal of American College of Cardiology*, Vol. 46(3), pp 552-557, 2005.
- [155] F. Ravelli and R. Antolini. "Complex dynamics underlying the human electrocardiogram", *Biological Cybernetics*, Vol. 67, pp 57-65, 1992.
- [156] J.A. Scott, K. Aziz, T. Yasuda and H. Gewirtz. "Integration of clinical and imaging data to predict the presence of coronary artery disease with the use of neural networks", *Coronary artery disease*, Vol. 15(7), pp 427-434, 2004.
- [157] L. Senhadji, G. Carrault, J.J. Bellanger and G. Passariello. "Comparing wavelet transforms for recognizing cardiac patterns", *IEEE Engineering in Medicine and Biology*, Vol. 14, pp 167-173, March 1995.
- [158] E.H. Shortliffe. "Computer-Based Medical Consultation: MYCIN", Elsevier, 1976.
- [159] H. Sievnen, L. Karhumaki, I. Vuori and J. Malmivuo. "Improved diagnostic performance of the exercise ECG test by computerized multivariate ST-segment/heart rate analysis", *Journal of Electrocardiology*, Vol. 24(2), pp 129-143, April 1991.
- [160] H. Sievnen, L. Karhumaki, I. Vuori and J. Malmivuo. "Compartmental multivariate analysis of exercise ECGs for accurate detection of myocardial ischaemia", *Medical & Biological Engineering & Computing*, Vol. 34(4), pp 3-8, July 1994.
- [161] R. Silipo, A. Taddei and C. Marchesi. "Continuous monitoring and detection of ST-T changes in ischaemic patients", *Computers in Cardiology (CinC)*, pp 225-228, 1994.
- [162] R. Silipo and C. Marchesi. "Artificial neural networks for automatic ECG analysis", *IEEE Transactions on Signal Processing*, Vol. 46(5), pp 1417-1425, May 1998.
- [163] R. Silipo and C. Marchesi. "Artificial neural networks for automatic ECG analysis", *IEEE Transactions on Signal Processing*, Vol. 46, pp 1417-1425, 1998.
- [164] B.P. Simon and C. Eswaran. "An ECG classifier designed using modified detection based neural networks", *Computers and Biomedical Research*, Vol. 30, pp 257-272, 1997.
- [165] A. Smrdel and F. Jager. "An algorithm for classification of ambulatory ECG leads according to type of transient ischemic episodes", *11th Mediterranean Conference on Medical and Biological Engineering and Computing (MEDICON 2007)*, pp 34-37, 2007.
- [166] P.M. Spooner and M.R. Rosen. "Foundations of cardiac arrhythmias", Dekker, 2001.
- [167] T. Stamkopoulos, M. Strintzis, C. Pappas and N. Maglaveras. "One-lead ischaemia detection using a new backpropagation algorithm and the European ST-T database", *Computers in Cardiology (CinC)*, pp 663-666, 1992.
- [168] T. Stamkopoulos, K. Diamantaras, N. Maglaveras and M. Strintzis. "ECG analysis using nonlinear PCA neural networks for ischemia detection", *IEEE Transactions on Signal Processing*, Vol. 46, pp 3058-3067, 1998.

- [169] M. Stridh, L. Sornmo, C.J. Meurling and S.B. Olsson. "Characterization of atrial fibrillation using the surface ECG: time-dependent spectral properties", *IEEE Transactions on Biomedical Engineering*, Vol. 48(1), pp 19-27, January 2001.
- [170] M. Stridh, L. Sornmo, C.J. Meurling and S.B. Olsson. "Sequential characterization of atrial tachyarrhythmias based on ECG time-frequency analysis", *IEEE Transactions on Biomedical Engineering*, Vol. 51(1), pp 100-114, January 2004.
- [171] A. Suarez and J.F. Lutsko. "Globally optimal fuzzy decision trees for classification and regression", *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, Vol. 21(12), pp 1297-1311, December 1999.
- [172] M. Sugeno. "Fuzzy measures and fuzzy integrals: a survey", M. Gupta, G.N. Saridis and B.R. Gains (eds), *Fuzzy automata and decision processes*, North-Holland, pp 329-346, 1977.
- [173] L.M. Sztandera, L.S. Goodenday and K.J. Cios. "A neuro-fuzzy algorithm for diagnosis of coronary artery stenosis", *Computers in Biology and Medicine*, Vol. 26(2), pp 97-111, 1996.
- [174] A. Taddei, G. Distanto, M. Emdin, P. Pisari, G.B. Moody, C. Zeelenberg and C. Marchesi. "The European ST-T database: Standard for evaluating systems for the analysis of ST-T changes in ambulatory electrocardiography", *European Heart Journal*, Vol. 13, pp 1164-1172, 1992.
- [175] A. Taddei, G. Constantino, R. Silipo, M. Emdin and C. Marchesi. "A system for the detection of ischaemic episodes in ambulatory ECG", *Computers in Cardiology (CinC)*, pp 705-708, 1995.
- [176] P.N. Tan, M. Steinbach and V. Kumar. "Introduction to data mining", Pearson Addison Wesley, 2006.
- [177] T. Tani and M. Sakoda. "Fuzzy modeling by ID3 algorithm and its application to prediction of heater outlet temperature", *IEEE International Conference on Fuzzy Systems*, pp 923-930, March 1992.
- [178] N.V. Thakor, Y.S. Zhu and K.Y. Pan. "Ventricular tachycardia and fibrillation detection by a sequential hypothesis testing algorithm", *IEEE Transactions on Biomedical Engineering*, Vol. 37(9), pp 837-843, September 1990.
- [179] N.V. Thakor, A. Natarajan and G.F. Tomaselli. "Multiway sequential hypothesis testing for tachyarrhythmia discrimination", *IEEE Transactions on Biomedical Engineering*, Vol. 41(5), pp 480-487, May 1994.
- [180] The Veterans Affairs Cooperative Study In Health Services #016 (QUEXTA) Study Group. "The electrocardiographic exercise test in a population with reduced workup bias: diagnostic performance, computerized interpretation, and multivariate prediction", *Annals of Internal Medicine*, Vol. 128(12), pp 965-974, 1998.
- [181] F.V. Theos, I.E. Lagaris and D.G. Papageorgiou. "PANMIN: sequential and parallel global optimization procedures with a variety of options for the local search strategy", *CPC*, Vol. 159, pp 63-69, 2004.
- [182] R.D. Throne, J.M. Jenkins and L.A. DiCarlo. "A comparison of four new time-domain techniques for discriminating monomorphic ventricular tachycardia from sinus rhythm using

ventricular waveform analysis”, IEEE Transactions on Biomedical Engineering, Vol. 38(6), pp 561-570, June 1991.

[183] W.J. Tompkins. “Biomedical digital signal processing (C-language examples and laboratory experiments for the IBM® PC)”, Prentice-Hall, 1993.

[184] H.C. Tseng and D.W. Teo. “Medical expert system with elastic fuzzy logic”, 3rd IEEE International Conference on Fuzzy Systems, Vol. 3, pp 2067-2071, 1994.

[185] M.G. Tsipouras, D.I. Fotiadis and D. Sideris. “Arrhythmia Classification using the RR-Interval Duration Signal”, Computers in Cardiology (CinC), pp 485-488, 2002.

[186] M.G. Tsipouras, D.I. Fotiadis and D. Sideris. “Arrhythmic Electrocardiogram Beat Detection and Classification Using Heart Rate Variability Analysis”, 2nd European Medical & Biological Engineering Conference (EMBEC), pp 368-369, 2002.

[187] M.G. Tsipouras, D.I. Fotiadis and D. Sideris. “An Arrhythmia Classification System based on the RR Interval Signal”, Artificial Intelligence in Medicine, Vol. 33(3), pp 237-250, January 2005.

[188] M.G. Tsipouras, C. Voglis and I.A. Lagaris. “A Framework for Fuzzy Expert System Creation”, 7th International Workshop on Scattering Theory and Biomedical Technology, 2005.

[189] M.G. Tsipouras, T.P. Exarchos, C. Papaloukas, A. Bechlioulis, A. Kotsia, T. Nanou, C. Bazios, Y. Antoniou, D. Fotiadis, A. Naka and L. Michalis. “Automatic creation of Decision Support Systems: Application and results in the cardiovascular diseases domain”, The Journal on Information Technology in Healthcare, Vol. 44(4), pp 222-230, 2006.

[190] M.G. Tsipouras, T.P. Exarchos, D.I. Fotiadis, A. Kotsia, K.K. Naka and L.K. Michalis. “A Decision Support System for the Diagnosis of Coronary Artery Disease”, 19th IEEE International Symposium on Computer-Based Medical Systems (CBMS), pp 279-284, 2006.

[191] M.G. Tsipouras, T.P. Exarchos and D.I. Fotiadis. “A Comparison of Methodologies for Fuzzy Expert System Creation - Application to Arrhythmic Beat Classification”, 28th Annual International Conference of the IEEE Engineering in Medicine and Biology Society (IEEE - EMBS), pp 2316-2319, 2006.

[192] M.G. Tsipouras, C. Voglis and D.I. Fotiadis. “A Framework for Fuzzy Expert System Creation – Application to Cardiovascular Diseases”, IEEE Transactions on Biomedical Engineering, Vol. 54(11), pp 2089-2105, November 2007.

[193] M.G. Tsipouras, T.P. Exarchos and D.I. Fotiadis. “Integration of Global and Local Knowledge for Fuzzy Expert System Creation – Application to Arrhythmic Beat Classification”, 29th Annual International Conference of the IEEE Engineering in Medicine and Biology Society (IEEE - EMBS), pp 3840-3843, 2007.

[194] M.G. Tsipouras, T.P. Exarchos and D.I. Fotiadis. “Weight Analysis and Optimization in Fuzzy Modelling”, 8th International Workshop on Scattering Theory and Biomedical Technology, 2007.

[195] M.G. Tsipouras, T.P. Exarchos and D.I. Fotiadis. “Automated Fuzzy Model Generation Through Weight and Fuzzyfication Parameters' Optimization”, 2008 IEEE World Congress on Computational Intelligence (WCCI), 2008.

[196] M.G. Tsipouras, T.P. Exarchos, D.I. Fotiadis, A. Kotsia, K. Vakalis, K.K. Naka and L.K. Michalis. “Automated Diagnosis of Coronary Artery Disease Based on Data Mining and

Fuzzy Modelling”, IEEE Transactions on Information Technology in Biomedicine (accepted for publication),.

[197] M.G. Tsipouras, T.P. Exarchos and D.I. Fotiadis. “An Automated Methodology for Fuzzy Model Generation ”, Fuzzy Sets and Systems (accepted for publication),.

[198] M.G. Tsipouras, T.P. Exarchos, D.I. Fotiadis, A. Bechlioulis and K.K. Naka. “Decision Support Systems for Cardiovascular Diseases based on Data Mining and Fuzzy Modelling ”, N. Wickramasinghe and E. Geisler (eds), Encyclopedia of Healthcare information systems, Idea Group Publishing (accepted for publication),.

[199] M.G. Tsipouras, D.I. Fotiadis and L.K. Michalis. “Computer Aided Diagnosis of Cardiac Arrhythmia”, M. Khosrow-Pour (ed), Encyclopedia of Information, Science and Technology, (2nd ed.) Idea Group Publishing (accepted for publication),.

[200] M.G. Tsipouras , T.P. Exarchos, C. Papaloukas, A. Kotsia, A. Bechlioulis, T. Nanou, Y. Antoniou, C. Bazios, D.I. Fotiadis, A. Naka and L.K. Michalis. “Automatic creation of Decision Support Systems: Application and Results in the Cardiovascular Diseases Domain”, 4th International Conference on Information and Communication Technologies in Health (ICICTH), 2006.

[201] L.H. Tsoukalas and R.E. Uhrig. “Fuzzy and neural approaches in engineering”, John Wiley & Sons, 1997.

[202] M. Umanol, H. Okamoto, I. Hatono, H. Tamura, F. Kawachi, S. Umedzu and J. Kinoshita. “Fuzzy decision trees by fuzzy ID3 algorithm and its application to diagnosis systems”, 3rd IEEE International Conference on Fuzzy Systems, pp 2113-2118, 1994.

[203] V.N. Vapnik. “Statistical Learning Theory”, John Wiley & Sons, 1998.

[204] R.F. Veldkamp, C.L. Green, M.L. Wilkins, J.E. Pope, S.T. Sawchak, J.A. Ryan, R.M. Califf, G.S. Wagner and M.W. Krucoff. “Comparison of continuous ST-segment recovery analysis with methods using static electrocardiograms for noninvasive patency assessment during acute myocardial infarction”, American Journal of Cardiology, Vol. 73(15), pp 1069-1074, June 1994.

[205] J. Vila, F. Palacios, J. Presedo, M. Delgado, P. Felix and S. Barro. “Time-frequency analysis of heart-rate variability (An improved method for monitoring and diagnosing myocardial ischaemia)”, IEEE Engineering in Medicine and Biology, Vol. 16(5), pp 119-126, September 1997.

[206] J. Vila, J. Presedo, M. Delgado, S. Barro, R. Ruiz and F. Palacios. “SUTIL: intelligent ischaemia monitoring system”, International Journal of Medical Informatics, Vol. 47(3), pp 193-214, December 1997.

[207] X. Wang, B. Chen, G. Qian and F. Ye. “On the optimization of fuzzy decision trees”, Fuzzy sets and systems, Vol. 112, pp 117-125, 2000.

[208] Y. Wang, Y.S. Zhu, N.V. Thakor and Y.H. Xu. “A short-time multifractal approach for arrhythmia detection based on fuzzy neural network”, IEEE Transactions on Biomedical Engineering, Vol. 48(9), pp 989-995, September 2001.

[209] L.X. Wang . “A course in fuzzy systems and control”, Prentice-Hall, 1986.

[210] R. Weber. “Automatic knowledge acquisition for fuzzy control applications”, International Symposium on Fuzzy Systems, pp 9-12, July 1992.

- [211] R. Weber. "Fuzzy-ID3: a class of methods for automatic knowledge acquisition", 2nd International Conference on Fuzzy Logic & Neural Networks, pp 265-268, 1992.
- [212] O. Weiben, V.X. Afonso and W.J. Tompkins. "Classification of premature ventricular complexes using filter bank feature, induction of decision trees and a fuzzy rule-based system", Medical & Biological Engineering & Computing, Vol. 37, pp 560-565, 1999.
- [213] D. Wettschereck, D. Aha and T. Mohri. "A Review and Empirical Evaluation of Feature Weighting Methods for a Class of Lazy Learning Algorithms", Artificial Intelligence Review, Vol. 10, pp 1-37, 1997.
- [214] R.R. Yager. "On a general class of fuzzy connectives", Fuzzy sets and systems, Vol. 4(3), pp 235-242, 1980.
- [215] T.F. Yang, B. Devine and P.W. Macfarlane. "Artificial neural networks for the diagnosis of atrial fibrillation", Medical & Biological Engineering & Computing, Vol. 32, pp 615-619, November 1994.
- [216] D.S. Yeung and E.C.C. Tsang. "Assigning global weights to fuzzy production rules", VI IFSA World Congress, pp 479-482, 1995.
- [217] D.S. Yeung and E.C.C. Tsang. "Weighted fuzzy production rules", Fuzzy sets and systems, Vol. 88, pp 299-313, 1997.
- [218] Y. Yuan and M.J. Shaw. "Induction of fuzzy decision trees", Fuzzy sets and systems, Vol. 69, pp 125-139, 1995.
- [219] L.A. Zadeh. "Fuzzy sets", Information and control, Vol. 8, pp 228-353, 1965.
- [220] L.A. Zadeh. "Fuzzy algorithms", Information and control, Vol. 12(2), pp 94-102, 1968.
- [221] L.A. Zadeh. "Similarity relations and fuzzy orderings", Information Sciences, Vol. 3, pp 177-200, 1971.
- [222] L.A. Zadeh. "Outline of a new approach to the analysis of complex systems and decision processes", IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics, Vol. 3(1), pp 28-44, January 1973.
- [223] L.A. Zadeh. "Fuzzy sets and their application to classification and clustering", J.v. Ryzin (ed), Classification and clustering, Academic Press, 1977.
- [224] L.A. Zadeh. "Fuzzy sets as a basis for a theory of possibility", Fuzzy sets and systems, Vol. 1(1), pp 3-28, 1978.
- [225] L.A. Zadeh. "Fuzzy logic, neural networks and soft computing", Communications of the ACM, Vol. 37, pp 77-84, 1994.
- [226] L.A. Zadeh. "Discussion: probability theory and fuzzy logic are complementary rather than competitive", Technometrics, Vol. 37(3), pp 271-276, 1995.
- [227] S. Zahan. "A fuzzy approach to computer-assisted myocardial ischaemia diagnosis", Artificial Intelligence in Medicine, Vol. 21, pp 271-275, 2001.
- [228] X.S. Zhang, Y.S. Zhu, N.V. Thakor and Z.Z. Wang. "Detecting ventricular tachycardia and fibrillation by complexity measure", IEEE Transactions on Biomedical Engineering, Vol. 46(5), pp 548-555, May 1999.
- [229] Α. Λύκας. "Αναγνώριση Προτύπων (σημειώσεις μαθήματος)", Τμήμα Πληροφορικής, Πανεπιστήμιο Ιωαννίνων, 1998.

- [230] Α. Λύκας. “Υπολογιστική νοϋμοσύνη (σημειώσεις μαθήματος)”, Τμήμα Πληροφορικής, Πανεπιστήμιο Ιωαννίνων, 1999.
- [231] Π. Ροντογιάννης. “Υπολογιστική λογική (σημειώσεις μαθήματος)”, Τμήμα Πληροφορικής, Πανεπιστήμιο Ιωαννίνων, 1997.
- [232] Δ.Α. Σιδεράς. “Πρωτοβάθμια Καρδιολογία”, Επιστημονικές εκδόσεις "Γρηγόριος Κ. Παρτισιάνος", 1991.
- [233] Σ. Τζαφέστας. “Εισαγωγή στην τεχνητή νοϋμοσύνη και τα έμπειρα συστήματα”, (2^η εκδ.) Εθνικό Μετσόβιο Πολυτεχνείο, 1996.

ΔΗΜΟΣΙΕΥΣΕΙΣ ΣΥΓΓΡΑΦΕΑ

Δημοσιεύσεις σε διεθνή περιοδικά

- [1] **M.G. Tsipouras** and D.I. Fotiadis, “Automatic Arrhythmia Detection based on Time and Time-Frequency Analysis of Heart Rate Variability”, *Computer Methods and Programs in Biomedicine*, vol. 74(2), pp 95-108, May 2004.
- [2] **M.G. Tsipouras**, D.I. Fotiadis and D. Sideris, “An Arrhythmia Classification System based on the RR Interval Signal”, *Artificial Intelligence in Medicine*, vol. 33(3), pp 237-250, January 2005.
- [3] **M. Tsipouras**, T. Exarchos, C. Papaloukas, A. Bechlioulis, A. Kotsia, T. Nanou, C. Bazios, Y. Antoniou, D. Fotiadis, A. Naka and L. Michalis, “Automatic creation of Decision Support Systems: Application and results in the cardiovascular diseases domain”, *The Journal on Information Technology in Healthcare*, vol. 4(4), pp 222-230, 2006.
- [4] T.P. Exarchos, **M.G. Tsipouras**, C.P. Exarchos, C. Papaloukas, D.I. Fotiadis and L.K. Michalis, “A Methodology for the Automated Creation of Fuzzy Expert Systems for Ischaemic and Arrhythmic Beat Classification Based on a Set of Rules Obtained by a Decision Tree”, *Artificial Intelligence in Medicine*, vol. 40(3), pp 187-200, July 2007.
- [5] **M.G. Tsipouras**, C. Voglis and D.I. Fotiadis, “A Framework for Fuzzy Expert System Creation – Application to Cardiovascular Diseases”, *IEEE Transactions on Biomedical Engineering*, vol. 54(11), pp 2089-2105, November 2007.
- [6] E.C. Karvounis, **M.G. Tsipouras**, D.I. Fotiadis and K.K. Naka, “An Automated Methodology for Fetal Heart Rate Extraction from the Abdominal Electrocardiogram”, *IEEE Transactions on Information Technology in Biomedicine*, vol. 11(6), pp 628-638, November 2007.
- [7] A.T. Tzallas, **M.G. Tsipouras** and D.I. Fotiadis, “Automatic Seizure Detection based on Time Frequency Analysis and Artificial Neural Networks”, *Computational Intelligence and Neuroscience*, vol. 2007(80510), pp 13, doi: 10.1155/2007/80510.
- [8] **M.G. Tsipouras**, T.P. Exarchos, D.I. Fotiadis, A. Kotsia, K. Vakalis, K.K. Naka and L.K. Michalis, “Automated Diagnosis of Coronary Artery Disease Based on Data Mining and Fuzzy Modelling”, *IEEE Transactions on Information Technology in Biomedicine* (to appear).
- [9] T.P. Exarchos, **M.G. Tsipouras**, C. Papaloukas and D.I. Fotiadis, “An Optimized Sequential Pattern Matching Methodology for Sequence Classification”, *Knowledge and Information Systems* (accepted for publication).
- [10] **M.G. Tsipouras**, T.P. Exarchos and D.I. Fotiadis, “An Automated Methodology for Fuzzy Model Generation”, *Fuzzy Sets and Systems* (accepted for publication).

- [11] E.C. Karvounis, **M.G. Tsipouras** and D.I. Fotiadis, “Automated Detection of the Fetal Heart Rate using 3D Phase-Space Analysis in Multivariate Abdominal ECG Recordings”, IEEE Transactions on Biomedical Engineering (resubmitted after major revision).
- [12] A.T. Tzallas, **M.G. Tsipouras** and D.I. Fotiadis, “Epileptic Seizure Detection in Electroencephalograms using Time-Frequency Analysis”, IEEE Transactions on Information Technology in Biomedicine (resubmitted after major revision).
- [13] T.P. Exarchos, **M.G. Tsipouras**, C. Papaloukas and D.I. Fotiadis, “A two stage Methodology for Sequence Classification based on Sequential Pattern Mining and Optimization ”, Data and Knowledge Engineering (accepted for publication).

Κεφάλαια σε βιβλία

- [14] ECG Diagnosis using Decision Support Systems, T.P. Exarchos, C. Papaloukas, **M.G. Tsipouras**, Y. Goletsis, D.I. Fotiadis and L.K. Michalis, in Handbook of research and informatics in Healthcare and Biomedicine, A. Lazakidou (ed.), Idea Group Publishing, USA, 2006.
- [15] A Framework for Decision Support Systems Creation: Application to the Cardiovascular Diseases Domain, T.P. Exarchos, **M.G. Tsipouras**, C. Papaloukas, A. Bechlioulis, A. Kotsia, T. Nanou, C. Bazios, Y. Antoniou, D.I. Fotiadis, A. Naka and L.K. Michalis, in Exploiting the Knowledge Economy: Issues, Applications, Case Studies, P. Cunningham and M. Cunningham (eds), IOS Press, Amsterdam, The Netherlands, 2006.
- [16] Decision Support Systems for Cardiovascular Diseases based on Data Mining and Fuzzy Modelling, **M.G. Tsipouras**, T.P. Exarchos, D.I. Fotiadis, A. Bechlioulis and K.K. Naka, accepted in Encyclopedia of Healthcare information systems, N. Wickramasinghe and E. Geisler (eds.), Idea Group Inc (IGI), USA.
- [17] Integration of clinical and genomic data for decision support in cancer, Y. Goletsis, T.P. Exarchos, N. Giannakeas, **M.G. Tsipouras** and D.I. Fotiadis, accepted in Encyclopedia of Healthcare information systems, N. Wickramasinghe and E. Geisler (eds.), Idea Group Inc (IGI), USA.
- [18] Computer Aided Diagnosis of Cardiac Arrhythmia, **M.G. Tsipouras**, D.I. Fotiadis and L.K. Michalis, accepted in Encyclopedia of Information, Science and Technology 2nd edition, Mehdi Khosrow-Pour (ed.), Idea Group Inc (IGI), USA.
- [19] ECG Diagnosis using Decision Support Systems, T.P. Exarchos, C. Papaloukas, **M.G. Tsipouras**, Y. Goletsis, D.I. Fotiadis and L.K. Michalis, in Intelligent Information Technologies: Concepts, Methodologies, Tools, and Applications, V. Sugumaran (ed.), Information Science Reference, Hershey, New York, USA, 2007.

Δημοσιεύσεις σε διεθνή συνέδρια

- [20] **M.G. Tsipouras** and D.I. Fotiadis, “Time and Time – Frequency Methods in the Analysis of Heart Rate Variability”, 5th International Workshop on Scattering Theory and Biomedical Technology, 18-19 Oct. 2001, Corfu, Greece, pp 433-447.

- [21] **M.G. Tsipouras**, D.I. Fotiadis and D. Sideris, "Arrhythmia Classification using the RR-Interval Duration Signal", *Computers in Cardiology 2002*, (CinC 2002), 22-25 Sept. 2002, Memphis, USA, pp 485-488.
- [22] **M.G. Tsipouras** and D.I. Fotiadis, "Arrhythmia Detection with Time and Time – Frequency Analysis of Heart Rate Variability", 4th International Workshop on Biosignal Interpretation, 24-26 June 2002, Como, Italy, pp 175-178.
- [23] **M.G. Tsipouras**, D.I. Fotiadis and D. Sideris, "Arrhythmic Electrocardiogram Beat Detection and Classification Using Heart Rate Variability Analysis", 2nd European Medical & Biological Engineering Conference 2002, (EMBEC '02), 4-8 Dec. 2002, Vienna, Austria, pp 368-369.
- [24] V.P. Oikonomou, **M.G. Tsipouras** and D.I. Fotiadis, "Knowledge-Based Systems for Arrhythmia Detection and Classification", 6th International Workshop on Scattering Theory and Biomedical Technology, 18-21 Sept. 2003, Tsepelovo, Greece.
- [25] **M.G. Tsipouras** and D.I. Fotiadis, "An Efficient System for the Detection of Arrhythmic Segments in ECG Recordings based on non-Linear Features of the RR Interval Signal", *Computers in Cardiology 2003*, (CinC 2003), 21-24 Sept. 2003, Thessalonica, Greece, pp 533-536.
- [26] **M.G. Tsipouras**, V.P. Oikonomou, D.I. Fotiadis, L.K. Michalis and D. Sideris, "Classification of Atrial Tachyarrhythmias in Electrocardiograms using Time Frequency Analysis", *Computers in Cardiology 2004*, (CinC 2004), 19-22 Sept. 2004, Chicago, USA, pp 245-248.
- [27] **M.G. Tsipouras**, Y. Goletsis and D.I. Fotiadis, "A Method for Arrhythmic Episode Classification in ECGs using Fuzzy Logic and Markov Models", *Computers in Cardiology 2004*, (CinC 2004), 19-22 Sept. 2004, Chicago, USA, pp 361-364.
- [28] **M.G. Tsipouras**, C.A. Voglis, I.A. Lagaris and D.I. Fotiadis, "A Framework for Fuzzy Expert System Creation", 7th International Workshop on Scattering Theory and Biomedical Technology, 8-11 Sept. 2005, Nymfaio, Greece.
- [29] T.P. Exarchos, **M.G. Tsipouras**, D. Nanou, C. Bazios, Y. Antoniou and D.I. Fotiadis, "A Platform for Wide Scale Integration and Visual Representation of Medical Intelligence in Cardiology: the Decision Support Framework", *Computers in Cardiology 2005*, (CinC 2005), 25-28 Sept. 2005, Lyon, France, pp 167-170.
- [30] **M.G. Tsipouras**, C. Voglis, I.E. Lagaris and D.I. Fotiadis, "Cardiac Arrhythmia Classification using Support Vector Machines", 3rd European Medical & Biological Engineering Conference 2005, (EMBEC '05), 20-25 Nov. 2005, Prague, Czech Republic.
- [31] **M.G. Tsipouras**, T.P. Exarchos, D.I. Fotiadis, A. Kotsia, A. Naka and L.K. Michalis, "A Decision Support System for the Diagnosis of Coronary Artery Disease", 19th IEEE International Symposium on Computer-Based Medical Systems, (CBMS 2006), 22-23 June 2006, Salt lake City, USA, pp 279-284.
- [32] E.C. Karvounis, **M.G. Tsipouras**, D.I. Fotiadis and K.K. Naka, "A Method for Fetal Heart Rate Extraction based on Time-Frequency Analysis", 19th IEEE International Symposium on Computer-Based Medical Systems, (CBMS 2006), 22-23 June 2006, Salt Lake City, USA, pp 347-352.
- [33] **M.G. Tsipouras**, T.P. Exarchos, C. Papaloukas, A. Kotsia, A. Bechlioulis, T. Nanou, Y.

Antoniou, C. Bazios, D.I. Fotiadis, A. Naka and L.K. Michalis, “Automatic creation of Decision Support Systems: Application and Results in the Cardiovascular Diseases Domain”, 4th International Conference on Information and Communication Technologies in Health, (ICICTH 2006), 13-15 July 2006, Samos Island, Greece.

[34] **M.G. Tsipouras**, T.P. Exarchos and D.I. Fotiadis, “A Comparison of Methodologies for Fuzzy Expert System Creation - Application to Arrhythmic Beat Classification”, 28th IEEE EMBS Annual International Conference, (EMBS 2006), 30 Aug. – 3 Sept. 2006, New York City, USA, pp 2316-2319.

[35] T.P. Exarchos, **M.G. Tsipouras**, C. Papaloukas, A. Bechlioulis, A. Kotsia, T. Nanou, C. Bazios, Y. Antoniou, D.I. Fotiadis, A. Naka and L.K. Michalis, “A Framework for Decision Support Systems Creation: Application to the Cardiovascular Diseases Domain”, eChallenges 2006, Barcelona, Spain.

[36] E. Karvounis, C. Papaloukas, **M. Tsipouras**, P. Bougia and D. Fotiadis, “Remote Maternal and Fetal Health Monitoring During Pregnancy”, 6th International IEEE EMBS Special Topic Conference on Information Technology and Applications in Biomedicine, (ITAB 2006), 26-28 Oct. 2006, Ioannina, Greece.

[37] T. Exarchos, C. Papaloukas, **M. Tsipouras**, C. Lambros and D. Fotiadis, “A Novel Method for Protein Fold Recognition using Sequential Pattern Mining and Optimization Algorithms”, 6th International IEEE EMBS Special Topic Conference on Information Technology and Applications in Biomedicine, (ITAB 2006), 26-28 Oct. 2006, Ioannina, Greece.

[38] A.T. Tzallas, **M.G. Tsipouras** and D.I. Fotiadis, “A Time Frequency Based Method for the Detection of Epileptic Seizures in EEG Recordings”, 20th IEEE International Symposium on Computer-Based Medical Systems, (CBMS 2007), 20-22 June 2007, Maribor, Slovenia, pp 135-140.

[39] A. Tzallas, **M.G. Tsipouras** and D.I. Fotiadis, “The Use of Time-Frequency Distributions for Epileptic Seizure Detection in EEG Recordings”, 29th IEEE EMBS Annual International Conference, (EMBS 2007), 22-26 Aug. 2007, Lyon, France, pp 3-6.

[40] **M.G. Tsipouras**, T.P. Exarchos and D.I. Fotiadis, “Integration of Global and Local Knowledge for Fuzzy Expert System Creation – Application to Arrhythmic Beat Classification”, 29th IEEE EMBS Annual International Conference, (EMBS 2007), 22-26 Aug. 2007, Lyon, France, pp 3840-3843.

[41] **M.G. Tsipouras**, T.P. Exarchos and D.I. Fotiadis, “Weight Analysis and Optimization in Fuzzy Modelling”, 8th International Workshop on Scattering Theory and Biomedical Technology, 28-30 Sept. 2007, Lefkada, Greece.

[42] D.I. Fotiadis, T.P. Exarchos and **M.G. Tsipouras**, “Biosequence Classification using Sequential Pattern Mining and Optimization”, 7th International IEEE EMBS Special Topic Conference on Information Technology and Applications in Biomedicine, (ITAB 2007), 8-11 Nov. 2007, Tokyo, Japan.

[43] **M.G. Tsipouras**, T.P. Exarchos and D.I. Fotiadis, “Automated Fuzzy Model Generation Through Weight and Fuzzyfication Parameters' Optimization”, 2008 IEEE World Congress on Computational Intelligence (WCCI 2008), 1-6 June 2008, Hong Kong.

[44] **M.G. Tsipouras**, T.P. Exarchos and D.I. Fotiadis, “Automated Creation of Transparent Fuzzy Models based on Decision Trees – Application to Diabetes Diagnosis”, 30th IEEE

EMBS Annual International Conference, (EMBS 2008), 20-24 Aug. 2008, Vancouver, Canada (submitted).

[45] T.P. Exarchos, **M.G. Tsipouras** and D.I. Fotiadis, “Clinical Decision Support Systems for Cardiovascular Diseases Diagnosis and Prognosis”, 30th IEEE EMBS Annual International Conference, (EMBS 2008), 20-24 Aug. 2008, Vancouver, Canada (submitted).

[46] E. Karvounis, **M.G. Tsipouras** and D.I. Fotiadis, “Fetal Heart Rate Detection in Multivariate Abdominal ECG Recordings using non-linear Analysis”, 30th IEEE EMBS Annual International Conference, (EMBS 2008), 20-24 Aug. 2008, Vancouver, Canada (submitted).

ΣΥΝΤΟΜΟ ΒΙΟΓΡΑΦΙΚΟ

Ο Μάρκος Τσίπουρας γεννήθηκε στην Αθήνα το 1977. Απέκτησε πτυχίο και μεταπτυχιακό δίπλωμα ειδίκευσης του Τμήματος Πληροφορικής του Πανεπιστημίου Ιωαννίνων, το 1999 και 2002, αντίστοιχα. Από το 2002 μέχρι και σήμερα είναι υποψήφιος διδάκτορας στο ίδιο τμήμα.

Έχει συμμετάσχει στην συγγραφή 11 άρθρων σε διεθνή επιστημονικά περιοδικά, 6 κεφαλαίων σε βιβλία και 24 άρθρων σε διεθνή συνέδρια. Έχει επίσης υποβάλει 2 εργασίες σε επιστημονικά περιοδικά, οι οποίες είναι υπό κρίση. Επιπλέον, είναι κριτικής για άρθρα σε διάφορα επιστημονικά περιοδικά, βιβλία και συνέδρια. Έχει λάβει υποτροφίες ως μεταπτυχιακός φοιτητής από το Τμήμα Πληροφορικής, και ως υποψήφιος διδάκτορας από το πρόγραμμα ΕΠΕΑΕΚ «Ηράκλειτος: Υποτροφίες Έρευνας με προτεραιότητα στη βασική έρευνα» του ΥΠΕΠΘ. Επιπλέον, έχει συμμετάσχει σε αρκετά ερευνητικά προγράμματα, είτε ως ερευνητής είτε ως εισηγητής σε σεμινάρια. Τέλος, έχει διατελέσει βοηθός μαθήματος σε διάφορα προπτυχιακά μαθήματα του προγράμματος σπουδών του Τμήματος Πληροφορικής.

Τα ερευνητικά του ενδιαφέροντα περιλαμβάνουν ευφυή συστήματα διάγνωσης, βιοϊατρικές εφαρμογές, έμπειρα συστήματα, συστήματα υποστήριξης απόφασης στην ιατρική και μοντέλα ασαφούς λογικής.

Είναι παντρεμένος με την Αναστασία Γιαννίκου. Είναι μέλος της Θεατρικής Συντροφιάς Πανεπιστημίου Ιωαννίνων (ΘΕ.Σ.Π.Ι.) και έχει συμμετάσχει σε περισσότερες από 20 θεατρικές παραστάσεις.

