

**ΝΕΑ ΣΤΑΤΙΣΤΙΚΑ ΜΟΝΤΕΛΑ ΕΙΚΟΝΑΣ ΓΙΑ ΤΗΝ ΑΝΙΧΝΕΥΣΗ ΚΑΙ
ΣΧΕΔΙΑΣΗ ΥΔΑΤΟΣΗΜΑΤΩΝ**

**Η
ΔΙΔΑΚΤΟΡΙΚΗ ΔΙΑΤΡΙΒΗ**

Υποβάλλεται στην

**Ορισθείσα από την Γενική Συνέλευση Ειδικής Σύνοψης
Του Τμήματος Πληροφορικής
Εξεταστική Επιτροπή**

από τον

Μαϊργιώτη Αντώνιο

**ως μέρος των Υποχρεώσεων
για τη λήψη
του**

ΔΙΔΑΚΤΟΡΙΚΟΥ ΔΙΠΛΩΜΑΤΟΣ ΣΤΗΝ ΠΛΗΡΟΦΟΡΙΚΗ

Φεβρουάριος 2010

ΑΦΙΕΡΩΣΗ

Η παρούσα διατριβή αφιερώνεται με ξεχωριστή αγάπη στους ανθρώπους που είναι πάντα δίπλα μου και με στηρίζουν,

τους γονείς μου Κώστα και Κωνσταντίνα ...

...τα αδέρφια μου Γιώργο και Όλγα...

... τη Μερόπη.

ΕΥΧΑΡΙΣΤΙΕΣ

Ο δρόμος για τη παράδοση του διδακτορικού αποτέλεσε για μένα μία διαδικασία γεμάτη «περιπέτειες» και γνώσεις. Θα ήθελα να ευχαριστήσω ιδιαίτερω τον επιβλέποντα της συγκεκριμένης διατριβής, κ. Νικόλαο Γαλατσάνο, καθηγητή του τμήματος Ηλεκτρολόγων Μηχανικών και Τεχνολογίας Υπολογιστών του Πανεπιστημίου Πατρών, για την εποπτεία, την υπομονή του και την αμέριστη βοήθειά του καθ' όλη τη διάρκεια της εκπόνησής της. Τον ευχαριστώ που με αποδέχτηκε, με πίστεψε και κυρίως που με εκπαίδευσε να ολοκληρώνω τις εργασίες μου με «σκέψη υψηλή», αντιλαμβανόμενος ότι το «φθάσιμον εκεί είναι ο προορισμός μου». Η διδακτορική διαδρομή μου με τον κ. Γαλατσάνο ήταν ένα υπέροχο εκπαιδευτικό ταξίδι.

Στην ίδια πορεία ιδιαίτερα σημαντική ήταν η βοήθεια του κ. Ισαάκ Λαγαρή, καθηγητή του τμήματος Πληροφορικής του Πανεπιστημίου Ιωαννίνων, που στάθηκε αρωγός σε διάφορα ζητήματα ερευνητικά και μη που με απασχόλησαν στη διάρκεια των σπουδών μου. Για τους λόγους αυτούς θα ήθελα ειλικρινά να τον ευχαριστήσω. Επιπλέον, θα ήθελα να ευχαριστήσω τον κ. Αριστείδη Λύκα, αναπληρωτή καθηγητή του τμήματος Πληροφορικής του Πανεπιστημίου Ιωαννίνων για τις πολύτιμες συμβουλές του και τις μεστές συζητήσεις που κάναμε τα προηγούμενα χρόνια, και που αποτέλεσαν οδηγό για τις επιλογές μου. Ευχαριστώ επίσης τον κ. Χριστόφορο Νίκου επίκουρο καθηγητή του ιδίου τμήματος για τη διαθεσιμότητά του όποτε του ζητήθηκε κάτι από μέρους μου.

Θα ήθελα επίσης να ευχαριστήσω τους θησαυρούς που απολαμβάνει κανείς στη ζωή του, τους ανθρώπους που σε βλέπουν να μεγαλώνεις, να τολμάς, να πληγώνεσαι, να χαίρεσαι, να εξελίσσεσαι. Τους μάρτυρες των διαδρομών μας, τους παλιούς φίλους. Ευχαριστώ τον Ευάγγελο Οικονόμου υποψήφιο διδάκτορα του τμήματος Πληροφορικής για τις ατέλειωτες –επιστημονικές και μη- συζητήσεις που αφορούν την εκπόνηση μίας διδακτορικής διατριβής, τις ατέλειωτες διαφωνίες και συμφωνίες μας και τη βοήθειά του όποτε τη χρειάστηκα. Επίσης, τους φίλους μου Αποστόλη Μπατσίδη, λέκτορα του τομέα Στατιστικής του τμήματος Μαθηματικών του Πανεπιστημίου Ιωαννίνων για τις απαντήσεις του στις διάφορες ερευνητικές μου απορίες και την αμέριστη βοήθειά του καθώς και τη Κατερίνα Μανδράκη, μεταπτυχιακό του ιδίου τμήματος Μαθηματικών. Επίσης το φίλο και διδάκτορα του τμήματος Πληροφορικής Π.Ι. κ. Κωνσταντίνο Κωνσταντινόπουλο για τις ερευνητικές συζητήσεις και απορίες στα πρώτα βήματα της διδακτορικής μου διατριβής.

Θα ήθελα να ευχαριστήσω ιδιαίτερα τον φίλο και διδάκτορα του τμήματος Πληροφορικής Π.Ι. κ. Ιωάννη Χάντα για την άψογη ερευνητική συνεργασία και την ουσιαστική ανταλλαγή απόψεων στα θέματα που με απασχόλησαν στη διδακτορική μου διατριβή.

Τέλος θα ήθελα να ευχαριστήσω τον άνθρωπό μου, τη Μερόπη, για την ηρεμία που μου δίνει και τη στήριξή της, τα αδέρφια μου Γιώργο και Όλγα για την αγάπη και τη κατανόησή τους και προπαντός τους γονείς μου για την υποστήριξή τους και την αγάπη τους.

Πρέπει να μάθουμε, όχι μόνο να πραγματοποιούμε τα όνειρά μας, αλλά και να καταλαβαίνουμε γιατί τα έχουμε. Πρέπει να καλλιεργούμε τα καλά αισθήματα, την «καλή» φαντασία. Τα βάσανά μας οφείλονται στις λανθασμένες μας πεποιθήσεις, στο ότι επενδύσαμε εκεί όπου δεν θα έπρεπε με εσφαλμένο τρόπο. Η δυνατότητά μας για την ευδαιμονία εξαρτάται ολογκληρωτικά από το χαρακτήρα μας, από το πώς διαθέτουμε τον εαυτό μας στον εαυτό μας, στους άλλους και στα γεγονότα.

Επίκτητος

Νεοστωϊκός φιλόσοφος (55-135 μΧ)

ΠΕΡΙΕΧΟΜΕΝΑ

	Σελ
Συντμήσεις.....	x
Ευρετήριο Εικόνων.....	xi
Ευρετήριο Πινάκων.....	xv
Περίληψη.....	xvii
Extended Abstract in English.....	xx

ΚΕΦΑΛΑΙΟ 1: Εισαγωγή στο πρόβλημα της υδατοσήμανσης

1.1	Εισαγωγή.....	1
1.2	Απόκρυψη πληροφορίας - Σύγκριση υδατοσήμανσης και στεγανογραφίας.....	4
1.3	Εφαρμογές υδατοσήμανσης	6
1.4	Βασικές αρχές και τεχνικές υδατοσήμανσης.....	7
1.5	Υδατοσήμανση ως σύστημα επικοινωνιών	12
1.6	Απαιτήσεις ψηφιακής υδατοσήμανσης	14
1.7	Ένθεση υδατόσημου	19
1.8	Ανίχνευση υδατόσημου	21
1.9	Διάρθρωση διδακτορικής διατριβής	22
1.10	Ερευνητικά αποτελέσματα στο πλαίσιο της διδακτορικής διατριβής	24

ΚΕΦΑΛΑΙΟ 2: Ανίχνευση υδατοσήματος

2.1	Εισαγωγή	25
2.2	Ανίχνευση υδατοσήματος με ή χωρίς τα αρχικά δεδομένα	26
2.3	Εξαγωγή ή επιβεβαίωση της ύπαρξης ενός δεδομένου υδατοσήματος.....	27
2.4	Ασφάλεια του υδατοσήματος και κλειδί	27
2.5	Μοντελοποίηση της ανίχνευσης υδατοσήματος με συσχέτιση	28
2.6	Στατιστική ανίχνευση υδατοσήματος	30
2.7	Κανόνας ανίχνευσης βασισμένος στον έλεγχο του λόγου πιθανοφανειών	32
2.8	Προσθετικός και πολλαπλασιαστικός κανόνας ένθεσης υδατόσημου	35
	2.8.1 Προσθετική υδατοσήμανση	36
	2.8.2 Πολλαπλασιαστική υδατοσήμανση	37
2.9	Επιθέσεις	38
2.10	Αποτίμηση και έλεγχος επίδοσης (benchmarking) συστημάτων υδατοσήμανσης..	40
	2.10.1 Είδη αξιολόγησης συστημάτων υδατοσήμανσης (benchmarking tools)	42
2.11	Ευρωστία έναντι των επιθέσεων	43
2.12	Κίνητρο για την υλοποίηση της ιδέας της διδακτορικής διατριβής	45

ΚΕΦΑΛΑΙΟ 3: Σχεδίαση υδατοσήματος

3.1	Εισαγωγή	47
-----	----------------	----

3.2.1	Σχεδίαση υδατοσημάτων	49
3.2.2	Οπτική ποιότητα και Μετρικές	49
3.3.	Επιλογή χαρακτηριστικών για υδατοσήμανση	50
3.4	Υδατοσήμανση στο χωρικό πεδίο	52
3.5	Υδατοσήμανση στο πεδίο μετασχηματισμού	53
3.6	Υδατοσήμανση στο πεδίο του Διακριτού Μετασχηματισμού Συνημιτόνου (DCT)	56
3.7	Υδατοσήμανση στο πεδίο του Διακριτού Μετασχηματισμού Κυματιδίου (DWT)	57
3.8	Πεδίο ένθεσης υδατοσήματος για βελτίωση της ευρωστίας	58
3.9	Άλλες προσεγγίσεις επίτευξης ευρωστίας	59
3.10	Αύξηση ευρωστίας χρησιμοποιώντας αντιληπτικές μάσκες	61

ΚΕΦΑΛΑΙΟ 4: Νέο ιεραρχικό χωρικά προσαρμόσιμο μοντέλο για το πρόβλημα της αθροιστικής υδατοσήμανσης

4.1	Εισαγωγή	63
4.2	Μοντέλα εικόνας στο πρόβλημα της αθροιστικής υδατοσήμανσης	65
4.3	Προτεινόμενο ιεραρχικό μοντέλο εικόνας	67
4.4	Προσθετικό μοντέλο υδατοσήμανσης	70
4.5	Ανιχνευτής PGLRT (Pseudo-Generalized Likelihood Ratio Test)	71
4.6	Bayesian ανιχνευτής	74
4.7	Rao ανιχνευτής	75
4.8	Πειραματικά αποτελέσματα	77
2.8.1	Ομάδα Πειραμάτων I: εφαρμογή PGLRT ανιχνευτή για την ανίχνευση υδατοσήματος σε γνωστές εικόνες	82
2.8.2	Ομάδα Πειραμάτων II: εφαρμογή Bayesian ανιχνευτή για την ανίχνευση υδατοσήματος σε γνωστές εικόνες.....	83
2.8.3	Ομάδα Πειραμάτων III: εφαρμογή Rao ανιχνευτή για την ανίχνευση υδατοσήματος σε γνωστές εικόνες.....	83
2.8.4	Ομάδα Πειραμάτων IV: εφαρμογή ανιχνευτών για την ανίχνευση υδατοσήματος σε εικόνες βάσης δεδομένων	86
4.9	Έλεγχος ευρωστίας.....	89
4.10	Υπολογιστική πολυπλοκότητα και κατανομή του στατιστικού ελέγχου του PGLRT ανιχνευτή	91
4.11	Συμπεράσματα, μελλοντικές ερευνητικές κατευθύνσεις	92

ΚΕΦΑΛΑΙΟ 5: Νέο χωρικά προσαρμόσιμο μοντέλο για το πρόβλημα της αθροιστικής υδατοσήμανσης βασισμένο στη Student's-*t* κατανομή

5.1	Εισαγωγή	94
5.2	Στατιστική περιγραφή εικόνων	95
5.2.1	Επεξήγηση της απόκλισης της κατανομής των εικόνων από τη Gaussian κατανομή	96
5.3	Συνάρτηση πυκνότητας πιθανότητας Student's- <i>t</i>	97

5.4	Μορφή Student's t κατανομής που χρησιμοποιούμε	98
5.5	Προτεινόμενο μοντέλο εικόνας	99
5.6	Πρόβλημα Υδατοσήμανσης και Προτεινόμενο Μοντέλο	103
5.7	Αλγόριθμος εκτίμησης παραμέτρων	104
5.8	Προτεινόμενοι ανιχνευτές	105
	5.8.1 GLRT ανιχνευτής	105
	5.8.2 RAO ανιχνευτής	105
	5.8.3 GLRT ανιχνευτής και RAO ανιχνευτής για το "Reduced" μοντέλο	107
5.9	Πειραματικά Αποτελέσματα	108
5.10	Συμπεράσματα και Μελλοντικές κατευθύνσεις	112

ΚΕΦΑΛΑΙΟ 6: Εύρωστη ανίχνευση υδατοσήματος με τη χρήση μιας νέας χωρικά σταθμισμένης Total Variation εκ των προτέρων κατανομής εικόνας

6.1	Εισαγωγή	113
6.2	Μοντελοποίηση εικόνας βασισμένη στη Total-Variation συνάρτηση πυκνότητας πιθανότητας	116
6.3	Πρόβλημα προσθετικής υδατοσήμανσης και προτεινόμενο μοντέλο εικόνας	119
6.4	Προτεινόμενος ανιχνευτής βασισμένος στο TV μοντέλο εικόνας	120
6.5	Εκτίμηση παραμέτρων και ανιχνευτής υδατοσήματος βασισμένος στην Total-Variation εκ τω προτέρων κατανομή	122
6.6	Πειραματικά αποτελέσματα.....	124
	6.6.1 Ομάδα Πειραμάτων I: <i>Εφαρμογή ανιχνευτή βασισμένος στην TV εκ των προτέρων κατανομή σε γνωστές εικόνες.....</i>	128
	6.6.2 Ομάδα Πειραμάτων II: <i>Εφαρμογή ανιχνευτή βασισμένος στην TV εκ των προτέρων κατανομή σε εικόνες βάσης δεδομένων.....</i>	130
	6.6.3 Ομάδα Πειραμάτων III: <i>Εφαρμογή της Total Variation χρησιμοποιώντας την EM μεθοδολογία για την εκτίμηση των παραμέτρων.....</i>	131
	6.6.3 Ομάδα Πειραμάτων III: <i>Ευρωστία προτεινόμενου ανιχνευτή.....</i>	132
6.7	Συμπεράσματα και μελλοντική εργασία	138

ΚΕΦΑΛΑΙΟ 7: Ανίχνευση πολλαπλασιαστικού υδατοσήματος βασισμένη στο ιεραρχικό χωρικά προσαρμοζόμενο μοντέλο εικόνας

7.1	Εισαγωγή	140
7.2	Μοντέλο εικόνας	141
7.3	Πολλαπλασιαστική υδατοσήμανση.....	142
7.4	Πειραματικά αποτελέσματα – Επίδοση πολλαπλασιαστικού ανιχνευτή.....	145
7.5	Συμπεράσματα και μελλοντική εργασία.....	147

ΚΕΦΑΛΑΙΟ 8: Πολλαπλασιαστική ανίχνευση υδατοσήματος βασισμένη σε μία νέα χωρικά σταθμισμένη Total Variation εκ των προτέρων κατανομή εικόνας

8.1	Εισαγωγή.....	149
8.2	Πολλαπλασιαστικός κανόνας ένθεσης και G.G.D. σ.π.π.....	150
8.3	Πρόβλημα πολλαπλασιαστικής υδατοσήμανσης και προτεινόμενο μοντέλο εικόνας.....	152
8.4	Ανιχνευτής βασισμένος στη MAP εκτίμηση των παραμέτρων της υπέρ-εκ-των-προτέρων κατανομής.....	153
8.5	Πειραματικά αποτελέσματα.....	155
8.6	Συμπεράσματα και μελλοντική εργασία.....	156

ΚΕΦΑΛΑΙΟ 9: Σχεδίαση αντιληπτικής μάσκας βασισμένη στο ιεραρχικό χωρικά προσαρμοζόμενο μοντέλο εικόνας

9.1	Εισαγωγή.....	157
9.2	Μοντέλο εικόνας.....	159
9.3	Νέα χωρικά αντιληπτική μάσκα.....	160
9.3.1	Η μάσκα M_SPADPRIOR	161
9.4	Πειραματικά αποτελέσματα.....	162
9.4.1	Επίδοση μάσκας.....	162
9.5	Συμπεράσματα και Μελλοντική εργασία.....	166

ΚΕΦΑΛΑΙΟ 10: Σχεδίαση αντιληπτικής μάσκας βασισμένη στο χωρικά σταθμισμένο Total Variation μοντέλο εικόνας

10.1	Εισαγωγή.....	167
10.2	Χωρικά σταθμισμένο Total Variation μοντέλο εικόνας και Bayesian ανιχνευτής	168
10.3	Χωρικά αντιληπτική απόκρυψη με τη βοήθεια μάσκας.....	171
10.3.1	Ορισμός της μάσκας TVM (Total Variation Mask).....	172
10.4	Πειραματικά αποτελέσματα.....	173
10.5	Συμπεράσματα και μελλοντική εργασία.....	178

ΠΑΡΑΡΤΗΜΑ

A.	Αθροιστικοί Ανιχνευτές Βασισμένοι στη Μοντελοποίηση των Wavelet συντελεστών με τη GGD (Generalized Gaussian Density) συνάρτηση πυκνότητας πιθανότητας	179
B.	Παράδειγμα Τεχνικής Monte Carlo προσομοίωσης	182
Γ.	Ανάλυση λαθών και ROC (Receiver Operating Characteristic) καμπύλες στο πρόβλημα της υδατοσήμανσης	183
Δ.	EM (Expectation-Maximization) μεθοδολογία για την εκτίμηση των παραμέτρων της «Modified -t»	188
	Βιβλιογραφία.....	191
	Δημοσιεύσεις συγγραφέα.....	200
	Βιογραφικό.....	201

ΣΥΝΤΜΗΣΕΙΣ

AUROC: Area Under ROC
DCT: Discrete Cosine Transform
DFT: Discrete Fourier Transform
DPRM: Denoising and Perceptual Remodulation
DRM: Digital Rights Management
DWT: Discrete Wavelet Transform
EM: Expectation Maximization
GGD: Generalized Gaussian Density
GLRT: Generalized Likelihood Ratio Test
HVS: Human Visual System
ICA: Independent Component Analysis
IID: Independent Identical Distributed
JPEG: Joint Photographic Expert Group
LMP: Locally Most Powerful
LOD: Locally Optimal Detector
LRT: Likelihood Ratio Test
MAP: Maximum A Posteriori
ML: Maximum Likelihood
MPI: Most Powerful Invariant
PCA: Principal Component Analysis
PGLRT: Pseudo – GLRT
PSNR: Peak Signal to Noise Ratio
QIM: Quantized Index Modulation
ROC: Receiver Operating Characteristic
SAR: Simultaneously Autoregressive
SNR: Signal to Noise Ratio
SS: Spread Spectrum
TV: Total Variation
UMP: Uniform Most Powerful
WDR: Watermark to Document Ratio
wPSNR: weighted PSNR

ΕΥΡΕΤΗΡΙΟ ΕΙΚΟΝΩΝ

	σελ
Εικόνα 1.1: Η εικόνα “Lena”: (α) αρχική μη-υδατοσημασμένη εικόνα (β) υδατοσημασμένη εικόνα με κάποιο υδατόσημο πολύ μικρής ενέργειας. Είναι προφανές ότι αντιληπτικά δεν έχουμε καμία παραμόρφωση της αρχικής εικόνας παρόλη την εισαγωγή ενός νέου σήματος	9
Εικόνα 1.2. Γενικό σχήμα ψηφιακής υδατοσήμανσης (ένθεσης του υδατοσήμου)	11
Εικόνα 1.3. Γενικό σχήμα ανάκτησης υδατοσήμου	12
Εικόνα 1.4. Συνολική θέαση ενός συστήματος απόκρυψης δεδομένων (data hiding system) [7]	13
Εικόνα 1.5. Υδατόσημο το οποίο έχει παραχθεί ως αποτέλεσμα της χρήσης ψευδοτυχαίων αριθμών	15
Εικόνα 2.1. Ταξινόμηση επιθέσεων υδατοσήμανσης [135]	39
Εικόνα 2.2. Οι βασικές απαιτήσεις ενός εύρωστου ψηφιακού συστήματος υδατοσήμανσης εικόνας	41
Εικόνα 3.1. Μπάντες συχνοτήτων του Διακριτού Μετασχηματισμού Συνημιτόνου (DCT). Συνήθως η ένθεση γίνεται στις μεσαίες μπάντες συχνοτήτων	56
Εικόνα 4.1. Τιμές της $\log(a_k^{-1}(i))$ για της 1 ^{ου} βαθμού διαφορές κατά μήκος της: (α) οριζόντιας κατεύθυνσης και (β) κάθετης κατεύθυνσης	70
Εικόνα 4.2. Τέσσερις γνωστές εικόνες που χρησιμοποιήθηκαν για την αποτίμηση της επίδοσης των ανιχνευτών	78
Εικόνα 4.3. Δείγμα 40 εικόνων της βάσης δεδομένων που χρησιμοποιήθηκε για την αποτίμηση της επίδοσης των ανιχνευτών	79
Εικόνα 4.4. Ενσωμάτωση του υδατοσήμου στις τρεις υπομπάντες λεπτομερειών του δεύτερου επιπέδου του Διακριτού Μετασχηματισμού Wavelet (DWT)	81
Εικόνα 4.5. ROC καμπύλες για τους ανιχνευτές PGLRT, Bayesian και GLRT (μοντελοποίηση των wavelet συντελεστών με τη βοήθεια της Γενικευμένης Gaussian - GGD) - (WDR=-62dB) – σύνολο 200 εικόνων	87
Εικόνα 4.6. ROC καμπύλες για τους ανιχνευτές PGLRT, Bayesian και GLRT (μοντελοποίηση των wavelet συντελεστών με τη βοήθεια της Γενικευμένης Gaussian - GGD) - (WDR=-64dB) – σύνολο 200 εικόνων	88
Εικόνα 4.7. ROC καμπύλες για τους RAO ανιχνευτές για τη προτεινόμενη εκ των προτέρων κατανομή (prior) και τη μοντελοποίηση των wavelet συντελεστών με τη Γενικευμένη Gaussian (GGD) κατανομή - σύνολο 200 εικόνων - (WDR=-61dB)	88
Εικόνα 4.8. ROC καμπύλες για τους RAO ανιχνευτές για τη προτεινόμενη εκ των προτέρων κατανομή (prior) και τη μοντελοποίηση των wavelet συντελεστών με τη Γενικευμένη Gaussian (GGD) κατανομή - σύνολο 200 εικόνων - (WDR=-63dB)	89
Εικόνα 4.9. ROC καμπύλες για τον PGLRT ανιχνευτή πριν και μετά από JPEG συμπίεση (παράγοντας ποιότητας 95% και 80%) για την εικόνα “Lena”, WDR=-63dB	90

Εικόνα 4.10.	ROC καμπύλες για τον PGLRT ανιχνευτή πριν και μετά από JPEG συμπίεση (παράγοντας ποιότητας 95% και 80%) για την εικόνα “Barbara”, WDR=-63dB	90
Εικόνα 4.11.	Ιστόγραμμα τιμών του στατιστικού ελέγχου για τον PGLRT ανιχνευτή. (a) για μία εικόνα και πολλά υδατοσήματα	91
Εικόνα 4.12.	Ιστόγραμμα τιμών του στατιστικού ελέγχου για τον PGLRT ανιχνευτή.(b) για πολλές εικόνες και ένα υδατόσημο	92
Εικόνα 5.1.	Μορφή της Student-t σ.π.π. για διάφορες τιμές βαθμών ελευθερίας ν	101
Εικόνα 5.2.	Αριστερά παρατηρούμε την αρχική εικόνα της Lena και δεξιά το ιστόγραμμα τιμών της στο διάστημα τιμών φωτεινότητας [0, 255].	101
Εικόνα 5.3.	Κανονικοποιημένο ιστόγραμμα τιμών των οριζόντιων πρώτων διαφορών της εικόνας Lena και η αντίστοιχη προσαρμογή του με τη Student-t συνάρτηση πυκνότητας πιθανότητας	102
Εικόνα 5.4.	Γραφική παράσταση των διαφορών μεταξύ του κανονικοποιημένου ιστογράμματος των οριζόντιων πρώτων διαφορών και της Student-t κατανομής σε λογαριθμική κλίμακα	102
Εικόνα 5.5.	Κανονικοποιημένο ιστόγραμμα τιμών των κάθετων πρώτων διαφορών της εικόνας Lena και η αντίστοιχη προσαρμογή του με τη Student-t συνάρτηση πυκνότητας πιθανότητας	102
Εικόνα 5.6.	Γραφική παράσταση των διαφορών μεταξύ του κανονικοποιημένου ιστογράμματος των κάθετων πρώτων διαφορών και της Student-t κατανομής σε λογαριθμική κλίμακα	103
Εικόνα 6.1.	Τέσσερις ευρέως χρησιμοποιούμενες εικόνες του τομέα της ψηφιακής επεξεργασίας εικόνας. α) Barbara, β) Boat, γ) Bridge, δ) Lena	118
Εικόνα 6.2.	Τιμές της ποσότητας $\log(a^{-1}(i))$ των εικόνων που φαίνονται στην Εικόνα 6.1.	118
Εικόνα 6.3.	ROC καμπύλες που επιδεικνύουν την επίδοση της προτεινόμενης TV σ.π.π. σε σχέση με τον PGLRT ανιχνευτή για την εικόνα της «Barbara» με WDR=-66dB	129
Εικόνα 6.4.	ROC καμπύλες που επιδεικνύουν την επίδοση της προτεινόμενης TV σ.π.π. σε σχέση με τον PGLRT ανιχνευτή για την εικόνα της «Boat» με WDR=-67dB	129
Εικόνα 6.5.	ROC καμπύλες που επιδεικνύουν την επίδοση της προτεινόμενης TV σ.π.π. σε σχέση με τον PGLRT ανιχνευτή για την εικόνα της «Bridge» με WDR=-65dB	130
Εικόνα 6.6.	ROC καμπύλες που επιδεικνύουν την επίδοση της προτεινόμενης TV σ.π.π. σε σχέση με τον PGLRT ανιχνευτή για την εικόνα της «Lena» με WDR=-66dB	130
Εικόνα 6.7.	ROC καμπύλες που επιδεικνύουν την επίδοση της προτεινόμενης χωρικά σταθμισμένης TV σ.π.π. σε σχέση με τον PGLRT ανιχνευτή και τον GLRT ανιχνευτή για το GGD μοντέλο για τις 200 εικόνες της βάσης δεδομένων WDR=-66dB	131
Εικόνα 6.8.	JPEG συμπίεση με παράγοντας ποιότητας ίσο με 90 για το σύνολο δεδομένων των 200 αντιπροσωπευτικών εικόνων της βάσης δεδομένων (WDR=-60dB)	135
Εικόνα 6.9.	JPEG συμπίεση με παράγοντας ποιότητας ίσο με 50 για το σύνολο δεδομένων των 200 αντιπροσωπευτικών εικόνων της βάσης δεδομένων (WDR=-60dB)	135

Εικόνα 6.10.	JPEG συμπίεση με παράγοντας ποιότητας ίσο με 30 για το σύνολο δεδομένων των 200 αντιπροσωπευτικών εικόνων της βάσης δεδομένων (WDR=-60dB)	136
Εικόνα 6.11.	Random bending επίθεση για τις 200 εικόνες της βάσης δεδομένων	136
Εικόνα 6.12.	DPRM επίθεση για τις εικόνες της βάσης δεδομένων	137
Εικόνα 6.13.	Επίθεση με Gaussian φιλτράρισμα (Gaussian filtering) και μέγεθος φίλτρου ίσο με 5 για τις 200 εικόνες της βάσης δεδομένων	137
Εικόνα 6.14.	ROC καμπύλες μετά την επίθεση με Wiener φιλτράρισμα για το σύνολο των 200 εικόνων και με μέγεθος φίλτρου ίσο με 3 (WDR=-61dB)	138
Εικόνα 7.1.	Σύγκριση ROC καμπύλων μεταξύ του προσθετικού και του πολλαπλασιαστικού ανιχνευτή χρησιμοποιώντας το ίδιο μοντέλο εικόνας για WDR=-47.5dB	146
Εικόνα 7.2.	Σύγκριση ROC καμπύλων μεταξύ του πολλαπλασιαστικού ανιχνευτή της προτεινόμενης εκ των προτέρων κατανομής και του GGD μοντέλου, για το ίδιο WDR=-47.5 dB.	147
Εικόνα 7.3.	Σύγκριση ROC καμπύλων μεταξύ του πολλαπλασιαστικού ανιχνευτή της προτεινόμενης εκ των προτέρων κατανομής και του GGD μοντέλου μετά από JPEG επίθεση, WDR=-35 dB.	148
Εικόνα 8.1.	ROC καμπύλες σύγκρισης μεταξύ του προτεινόμενου πολλαπλασιαστικού ανιχνευτή που βασίζεται στη χωρικά σταθμισμένη έκδοση της Total Variation και του πολλαπλασιαστικού μοντέλου της GGD για το wavelet πεδίο	156
Εικόνα 9.1:	(α) Αρχική εικόνα “Lena”, (β) Η μάσκα MASK_SPADPRIOR εφαρμοζόμενη στην εικόνα «Lena» ενισχυμένη με έναν παράγοντα 100 για λόγους θέασης	162
Εικόνα 9.2.	ROC καμπύλες για τη σύγκριση τριών διαφορετικών σεναρίων χρησιμοποιώντας τον PGLRT ανιχνευτή μετά από JPEG επίθεση με παράγοντα ποιότητας (quality factor) ίσο με 10.	165
Εικόνα 9.3.	ROC καμπύλες για τον PGLRT ανιχνευτή μετά την εφαρμογή φίλτρου ενδιάμεσου (median filtering), χρησιμοποιώντας τα τρία προαναφερόμενα σενάρια.	166
Εικόνα 10.1.	α) Αρχική εικόνα “Lena”, (b) Η μάσκα TVM (Total Variation mask) εφαρμοζόμενη στην εικόνα «Lena» με αντιστροφή των τιμών για λόγους θέασης	173
Εικόνα 10.2	ROC καμπύλες σύγκρισης της επίδοσης ανίχνευσης για το Bayesian ανιχνευτή που βασίζεται στη χωρικά σταθμισμένη εκδοχή της Total Variation για τις τρεις διαφορετικές μεθόδους ένθεσης και ανίχνευσης.	176
Εικόνα 10.3	ROC καμπύλες σύγκρισης της επίδοσης ανίχνευσης για το Bayesian ανιχνευτή που βασίζεται στη χωρικά σταθμισμένη εκδοχή της Total Variation για τις τρεις διαφορετικές μεθόδους ένθεσης και ανίχνευσης, μετά από JPEG (παράγοντας ποιότητας ίσος με 10) επίθεση για PSNR ίσο με 42.1 dB	177
Εικόνα 10.4	ROC καμπύλες σύγκρισης της επίδοσης ανίχνευσης για το Bayesian ανιχνευτή που βασίζεται στη χωρικά σταθμισμένη εκδοχή της Total Variation για τις τρεις διαφορετικές μεθόδους ένθεσης και ανίχνευσης, μετά από τη DPRM επίθεση για PSNR ίσο με 56.5 dB	177
Εικόνα Γ.1.	Παράδειγμα κατανομών της εξόδου ενός ανιχνευτή και του κατωφλίου ανίχνευσης. Η σκιασμένη περιοχή αναπαριστά τη	184

	πιθανότητα λανθασμένα θετικών ανιχνεύσεων (false positive)	
Εικόνα Γ.2.	Παράδειγμα κατανομών της εξόδου ενός ανιχνευτή και του κατωφλίου ανίχνευσης. Η σκιασμένη περιοχή αναπαριστά τη πιθανότητα λανθασμένα αρνητικών ανιχνεύσεων (false negative)	186

ΕΥΡΕΤΗΡΙΟ ΠΙΝΑΚΩΝ

	σελ.:
ΠΙΝΑΚΑΣ 2.1: Μορφές ανιχνευτή συσχέτισης που συναντούμε στο πρόβλημα της υδατοσήμανσης [3]	29
ΠΙΝΑΚΑΣ 4.1 (α): AUROC1 και AUROC2 για τον PGLRT ανιχνευτή υδατοσήματος στην εικόνα “Barbara”	82
ΠΙΝΑΚΑΣ 4.1 (β): AUROC1 και AUROC2 για τον PGLRT ανιχνευτή υδατοσήματος στην εικόνα “Boat”	82
ΠΙΝΑΚΑΣ 4.1 (γ): AUROC1 και AUROC2 για τον PGLRT ανιχνευτή υδατοσήματος στην εικόνα “Bridge”	83
ΠΙΝΑΚΑΣ 4.1 (δ): AUROC1 και AUROC2 για τον PGLRT ανιχνευτή υδατοσήματος στην εικόνα “Lena”	83
ΠΙΝΑΚΑΣ 4.2 (α): AUROC1 και AUROC2 για τον Bayesian ανιχνευτή υδατοσήματος στην εικόνα “Barbara”	84
ΠΙΝΑΚΑΣ 4.2 (β): AUROC1 και AUROC2 για τον Bayesian ανιχνευτή υδατοσήματος στην εικόνα “Boat”	84
ΠΙΝΑΚΑΣ 4.2 (γ): AUROC1 και AUROC2 για τον Bayesian ανιχνευτή υδατοσήματος στην εικόνα “Bridge”	84
ΠΙΝΑΚΑΣ 4.2 (δ): AUROC1 και AUROC2 για τον Bayesian ανιχνευτή υδατοσήματος στην εικόνα “Lena”	84
ΠΙΝΑΚΑΣ 4.3 (α): AUROC1 και AUROC2 για τον Rao ανιχνευτή υδατοσήματος στην εικόνα “Barbara”	85
ΠΙΝΑΚΑΣ 4.3 (β): AUROC1 και AUROC2 για τον Rao ανιχνευτή υδατοσήματος στην εικόνα “Boat”	85
ΠΙΝΑΚΑΣ 4.3 (γ): AUROC1 και AUROC2 για τον Rao ανιχνευτή υδατοσήματος στην εικόνα “Bridge”	85
ΠΙΝΑΚΑΣ 4.3 (δ): AUROC1 και AUROC2 για τον Rao ανιχνευτή υδατοσήματος στην εικόνα “Lena”	86
ΠΙΝΑΚΑΣ 4.4 (α): AUROC1 και AUROC2 για τον PGLRT ανιχνευτή χρησιμοποιώντας 200 εικόνες	86
ΠΙΝΑΚΑΣ 4.4 (β): AUROC1 και AUROC2 για τον Bayesian ανιχνευτή χρησιμοποιώντας 200 εικόνες	86
ΠΙΝΑΚΑΣ 4.4 (γ): AUROC1 και AUROC2 για τον Rao ανιχνευτή χρησιμοποιώντας 200 εικόνες	87
ΠΙΝΑΚΑΣ 5.1: AUROC1 και AUROC2 για τον GLRT ανιχνευτή χρησιμοποιώντας 200 εικόνες της χρησιμοποιούμενης βάσης δεδομένων	110
ΠΙΝΑΚΑΣ 5.2: AUROC1 και AUROC2 για τον RAO ανιχνευτή χρησιμοποιώντας 200 εικόνες της χρησιμοποιούμενης βάσης δεδομένων	110
ΠΙΝΑΚΑΣ 5.3: AUROC1 και AUROC2 για τον GGD ανιχνευτή χρησιμοποιώντας 200 εικόνες της χρησιμοποιούμενης βάσης δεδομένων για λόγους σύγκρισης	111
ΠΙΝΑΚΑΣ 5.4: AUROC1 και AUROC2 για τον προτεινόμενο ανιχνευτή χρησιμοποιώντας τις εικόνες “Lena”, “Bridge” και “Boat”	111
ΠΙΝΑΚΑΣ 6.1: AUROC1 και AUROC2 για τον ανιχνευτή το βασισμένο στην TV εκ-των-προτέρων κατανομή (χρησιμοποιώντας την μεθοδολογία EM για την εκτίμηση των παραμέτρων). Συγκριτικά εμφανίζονται αποτελέσματα και για τον GGD ανιχνευτή για τις	133

	τέσσερις γνωστές εικόνες: (a)-Barbara, (b)-Boat, (c)-Bridge, (d)-Lena	
ΠΙΝΑΚΑΣ 9.1:	Εικόνα “Lena” – Ισχύς υδατόσημου (watermark strength) και ορατότητα (visibility) για διαφορετικές μεθόδους ένθεσης (σύγκριση M_SPADPRIOR και Me)	163
ΠΙΝΑΚΑΣ 10.1:	Εικόνα “Lena” – Ισχύς υδατόσημου (watermark strength) και ορατότητα (visibility) για δύο διαφορετικές μεθόδους ένθεσης (σύγκριση TVM και M_SPADPRIOR)	167

ΠΕΡΙΛΗΨΗ

Μαϊργιώτης Αντώνιος του Κωνσταντίνου και της Κωνσταντίνας
Διδακτορικό δίπλωμα, Τμήμα Πληροφορικής, Πανεπιστήμιο Ιωαννίνων, Φεβρουάριος 2010.
Τίτλος: Νέα Στατιστικά Μοντέλα Εικόνων για την Ανίχνευση και Σχεδίαση Υδατοσήματος
Επιβλέπων: Λαγαρής Ισαάκ

Στη παρούσα διατριβή αναπτύξαμε νέα στατιστικά μοντέλα εικόνας για το πρόβλημα της υδατοσήμανσης εικόνας. Πιο συγκεκριμένα, προτείνουμε στοχαστικά μη-στάσιμα μοντέλα εικόνων ως εκ των προτέρων κατανομές (priors) των εικόνων απαραίτητα για τη κατασκευή νέων ανιχνευτών υδατοσήματος τόσο για το αθροιστικό όσο και για το πολλαπλασιαστικό πρόβλημα υδατοσήμανσης. Επίσης, χρησιμοποιώντας τις παραμέτρους της εικόνας, σχεδιάζουμε νέες αντιληπτικές μάσκες οι οποίες βελτιώνουν την ανίχνευση υδατοσήματος και της ανθεκτικότητας επιτρέποντας την εισαγωγή μη-αντιληπτών υδατοσημάτων με περισσότερη ενέργεια.

Η αθροιστική και πολλαπλασιαστική ανίχνευση υδατοσήματος μπορεί να τυποποιηθεί ως ένα πρόβλημα ελέγχου δυαδικής υπόθεσης, όπου το ενδιαφέρον μας έγκειται στη παρουσία ή απουσία ενός γνωστού υδατοσήματος σε μία εικόνα. Στο συγκεκριμένο πλαίσιο, θεωρούμε το υδατόσημο ως το γνωστό μας σήμα και την εικόνα ως τον άγνωστο για εμάς θόρυβο. Για να εξάγουμε στατιστικά ελέγχου (test statistics) για το προαναφερόμενο πρόβλημα, όπως τον έλεγχο του λόγου πιθανοφανειών, είναι αναγκαίο να ορίσουμε ένα στατιστικό μοντέλο για την εικόνα.

Προτείνουμε ένα ιεραρχικό, δύο επιπέδων μοντέλο εικόνας, το οποίο έχει βρει πεδίο εφαρμογών στα προβλήματα ανακατασκευής εικόνων (image recovery problems). Το ανώτερο επίπεδο του μοντέλου εκμεταλλεύεται τα χωρικά μεταβαλλόμενα στατιστικά της εικόνας, ενώ το πιο κάτω επίπεδο χαρακτηρίζει τις διακυμάνσεις της εικόνας κατά μήκος των δύο βασικών κατευθύνσεων (οριζόντια και κάθετη). Βασισμένοι σε αυτό το μοντέλο, εξάγουμε μία κλάση ανιχνευτών για το πρόβλημα της αθροιστικής ανίχνευσης υδατοσήματος συμπεριλαμβανομένου των Γενικευμένου Ελέγχου Λόγου Πιθανοφανειών, Bayesian και του RAO ανιχνευτών. Επίσης προτείνουμε μεθόδους για να εκτιμήσουμε τις απαραίτητες παραμέτρους των προαναφερομένων ανιχνευτών. Τα αριθμητικά πειράματα επιδεικνύουν ότι οι προτεινόμενοι ανιχνευτές μας παρέχουν καλύτερες επιδόσεις ανίχνευσης σε σύγκριση με άλλους επιτυχημένους ανιχνευτές υδατοσήματος της διεθνούς βιβλιογραφίας.

Στα επόμενα, παρουσιάζουμε νέους ανιχνευτές για αθροιστική ένθεση υδατοσήματος, όταν η ισχύς του υδατοσήματος είναι άγνωστη. Οι συγκεκριμένοι ανιχνευτές βασίζονται στη μοντελοποίηση της εικόνας χρησιμοποιώντας τη Student's-t κατανομή. Χρησιμοποιώντας τις

ιδιότητες παραγωγής της Student's-t πυκνότητας πιθανότητας, χρησιμοποιούμε τον EM (Expectation-Maximization) αλγόριθμο για να εξάγουμε τις εκτιμήσεις Μεγίστης Πιθανοφάνειας (ML-Maximum Likelihood) των παραμέτρων τους. Συνεπώς, για το πρόβλημα της αθροιστικής υδατοσήμανσης, οι ανιχνευτές που προκύπτουν από αυτά τα μοντέλα βασίζονται στο Γενικευμένο Έλεγχο του Λόγου Πιθανοφάνειας και το RAO έλεγχο. Τα πειράματα που παρουσιάζονται επιδεικνύουν τις ιδιότητες αυτών των ανιχνευτών ενώ ταυτόχρονα συγκρίνονται με προηγούμενους προτεινόμενους ανιχνευτές.

Επίσης προτείνουμε μία κλάση ανιχνευτών υδατοσήματος βασισμένων στη Total Variation (TV). Η TV αποτελεί μία σημαντική ποσότητα η οποία εφαρμόζεται σε πολλές εφαρμογές εύρωστης στατιστικής (robust statistics) και ανακατασκευής εικόνων. Η TV χρησιμοποιείται στο πρόβλημά μας μέσω της εισαγωγής μίας νέας εκ των προτέρων κατανομής της εικόνας. Η συγκεκριμένη κατανομή στην ουσία είναι μία σταθμισμένη εκδοχή της TV. Οι ανιχνευτές που προκύπτουν συγκρίνονται με προηγούμενες παρόμοιες εργασίες καθώς και άλλες ιδιαίτερα επιτυχημένες μεθόδους για το συγκεκριμένο πρόβλημα. Επιπλέον, είναι σημαντικό να τονίσουμε ότι είναι ιδιαίτερα ανθεκτικοί έναντι πολλών επιθέσεων στο υδατόσημο.

Επίσης, χρησιμοποιώντας τη προαναφερόμενη ιεραρχική εκ των προτέρων κατανομή εικόνας, προτείνουμε νέους ανιχνευτές για το πρόβλημα της πολλαπλασιαστικής υδατοσήμανσης. Κατ' αυτόν τον τρόπο επιδεικνύουμε τη βελτιωμένη ανθεκτικότητα έναντι των επιθέσεων συγκρίνοντας με άλλους παρόμοιους στο πνεύμα και με καλή επίδοση ανιχνευτές της διεθνούς βιβλιογραφίας. Επιπρόσθετα, προτείνουμε μία νέα αντιληπτική μάσκα, η οποία βελτιώνει την ευρωστία των προσθετικών ανιχνευτών υδατοσήμανσης στο χωρικό πεδίο. Η προτεινόμενη μάσκα βασίζεται στις τοπικές διακυμάνσεις της εικόνας κατά μήκος των δύο βασικών κατευθύνσεων ενώ ταυτόχρονα ενισχύει την ενέργεια του υδατοσήματος ικανοποιώντας ταυτόχρονα την απαίτηση του αδιόρατου (imperceptibility). Τα αριθμητικά αποτελέσματα που παρέχονται αποδεικνύουν τόσο την αξία της προτεινόμενης μάσκας όσο και τη βελτιωμένη ευαισθησία όπως αυτή συγκρίνεται για την αθροιστική υδατοσήμανση, με το ίδιο μοντέλο εικόνας, όπως ο προτεινόμενος ανιχνευτής πολλαπλασιαστικής υδατοσήμανσης.

Τελικά, εφαρμόσαμε τη σταθμισμένη εκδοχή της TV εκ των προτέρων κατανομής στο πρόβλημα της πολλαπλασιαστικής υδατοσήμανσης. Συγκρίναμε τους ανιχνευτές που προέκυψαν με άλλους πολλαπλασιαστικούς ανιχνευτές με πολύ καλές επιδόσεις. Επιπρόσθετα, προτείνουμε μία καινοτόμο αντιληπτική μάσκα η οποία εκμεταλλεύεται τα τοπικά χαρακτηριστικά της εικόνας χρησιμοποιώντας τις παραμέτρους διακύμανσης της

προτεινόμενης σταθμισμένης εκ των προτέρων TV κατανομής μιμούμενη τις ιδιότητες του ανθρώπινου οπτικού συστήματος. Χρησιμοποιώντας τη συγκεκριμένη μάσκα, επιτύχαμε καλύτερη επίδοση ανίχνευσης σε σύγκριση πάντοτε με άλλους ανιχνευτές και βελτιωμένη ανθεκτικότητα έναντι σκόπιμων ή μη επιθέσεων υδατοσχήματος.

EXTENDED ABSTRACT IN ENGLISH

Antonis Mairgiotis, K. K.

PhD, Computer Science Department, University of Ioannina, Greece, February, 2010.

Title: New Statistical Image Models for the Watermark Detection and Design

Thesis Supervisor: Isaac Lagaris

In this dissertation we developed new statistical image models for the image watermarking problem. More specifically, we propose stochastic non-stationary image models as image priors necessary for the construction of new watermark detectors for the additive and multiplicative watermarking problems. Also using the image model's parameters, we design new perceptual masks that help improve watermark detection and robustness, by allowing insertion of imperceptible watermarks with more energy.

Additive and multiplicative watermark detection can be formulated as a hypothesis testing problem, where one determines the presence or absence of a known watermark in an image. Within this formulation, the watermark is treated as the known signal and the image is the unknown noise. To derive test statistics for this problem, such as the Likelihood Ratio test detector, a statistical model for the image has to be defined.

We propose a hierarchical, two-level image model, which has found applications in image recovery problems. The top level of this model exploits the spatially varying local statistics of the image, while the bottom level is used to characterize the image variations along two principal directions. Based on this model, we derive a class of detectors for the additive watermark detection problem, which include a Generalized Likelihood Ratio, Bayesian, and Rao test detectors. We also propose methods to estimate the necessary parameters for these detectors. Our numerical experiments demonstrate that these new detectors provide superior performance as compared to several state-of-the-art detectors.

Next we present new detectors for additive watermarks when the power of the watermark is unknown. These detectors are based on modeling the image using Student's-t statistics. Using the generative properties of the Student's-t density function, the Expectation-Maximization algorithm is used to obtain Maximum Likelihood estimates of their parameters. Using these image models detectors based on the Generalized Likelihood Ratio and Rao tests are derived for this problem. Numerical experiments are presented that demonstrate the properties of these detectors and compare them with previously proposed detectors.

We also propose a class of watermark detectors based on Total Variation (TV). TV is an important quantity that has found many applications in robust statistics and image recovery. TV is used in this problem through the introduction of a new image prior. This prior uses a

spatially weighted version of the TV. The resulting detector is compared to previous similar works and other top-ranking methods for this problem. The proposed detector provides excellent sensitivity in terms of probability of correct detection when the watermark is very weak. Furthermore, it is very robust against most watermark attacks.

We also used the proposed hierarchical image prior for the multiplicative watermarking problem where we also propose new watermark detectors. Furthermore, we demonstrate its improved robustness compared to other state of the art similar in spirit watermark detectors. In addition, we propose a new perceptual mask which improves the robustness of additive watermark detectors in the spatial domain. The proposed mask is based on the local image variations along the two principal directions and enhances the watermark's energy while satisfying the imperceptibility requirement. Numerical results are provided that demonstrate both the value of the proposed mask, and the improved sensitivity as compared to additive watermarking, with the same image model, as the proposed multiplicative watermark detector.

Finally, we applied the weighted TV prior to the multiplicative watermarking problem also. We compared the resulting detector with other state of the art multiplicative detectors. Additionally, we propose a novel perceptual mask that exploits the local image characteristics using the variance parameters of the proposed TV prior and emulates the properties of the Human Visual System. Using this mask, we achieved better detection performance as compared to other detectors and improved robustness to intentional or unintentional attacks.

Κεφάλαιο 1

Εισαγωγή στο πρόβλημα της υδατοσήμανσης

- 1.1 Εισαγωγή
 - 1.2 Απόκρυψη πληροφορίας - Σύγκριση υδατοσήμανσης και στεγανογραφίας
 - 1.3 Εφαρμογές υδατοσήμανσης
 - 1.4 Βασικές αρχές και τεχνικές υδατοσήμανσης
 - 1.5 Υδατοσήμανση ως σύστημα επικοινωνιών
 - 1.7 Ένθεση υδατόσημου
 - 1.8 Ανίχνευση υδατόσημου
 - 1.9 Διάρθρωση διδακτορικής διατριβής
 - 1.10 Ερευνητικά αποτελέσματα στο πλαίσιο της διδακτορικής διατριβής
-

1.1 Εισαγωγή

Τις τελευταίες δύο δεκαετίες έχουμε γίνει μάρτυρες της αλλαγής του τρόπου με τον οποίο το οπτικοακουστικό περιεχόμενο παράγεται, διανέμεται και καταναλώνεται. Τα πρώτα χρόνια, βασικοί φορείς των εικόνων, της μουσικής και του βίντεο ήταν το χαρτί, το βινύλιο και η κασέτα αντίστοιχα, στις μέρες μας όμως το οπτικοακουστικό περιεχόμενο δεν είναι παρά μια μεγάλη ακολουθία μηδέν και ένα, που συχνά μεταφέρεται μέσω ενός πληροφοριακού δικτύου. Η εξέλιξη των τεχνολογιών της πληροφορίας, έχει βελτιώσει τις διαδικασίες πρόσβασης στη ψηφιακή πληροφορία, καθιστώντας όμως τις έννοιες της ασφάλειας των πολυμέσων και της διαχείρισης των δικαιωμάτων επί των ψηφιακών δεδομένων ιδιαίτερα σημαντικές [1-5].

Τα ψηφιακά δεδομένα (εικόνα, ήχος, βίντεο) μπορεί να αποθηκεύονται, αντιγράφονται και διανέμονται γρήγορα, εύκολα και χωρίς απώλεια της πιστότητάς τους. Παρότι αυτές οι ιδιότητες γενικά εμφανίζονται ευεργετικές δε παύουν να δημιουργούν προβλήματα στον έλεγχο της πρόσβασης ή στη διανομή των ψηφιακών δεδομένων με δεδομένη αξία για το κάτοχό τους ή το δημιουργό τους. Είναι προφανές ότι οι κάτοχοι/εξουσιοδοτημένοι χρήστες αυτών των δεδομένων θα επιθυμούσαν τη προστασία τους έναντι της μη-εξουσιοδοτημένης χρήσης όπως η αναπαραγωγή τους και η ανα-διανομή τους. [2]

Συνεπώς, η μετάβαση από το «φυσικό» στο «ψηφιακό» κόσμο εμφανίζεται να έχει διττή υπόσταση. Από τη μία μας επιτρέπεται ένας εξαιρετικά ευέλικτος τρόπος παραγωγής,

μεταφοράς και κατανάλωσης του οπτικοακουστικού περιεχομένου, από την άλλη όμως διευκολύνονται όλες εκείνες οι διαδικασίες που απαιτούνται ώστε παράνομα ή μη-εξουσιοδοτημένα να μεταφέρουμε και “καταναλώσουμε” το οπτικοακουστικό περιεχόμενο. Την εποχή που οι φορείς των μέσων που μας ενδιαφέρουν ήταν φυσικές-χειροπιαστές οντότητες, η μη-εξουσιοδοτημένη χρήση του περιεχομένου είχε έμφυτες δυσκολίες ώστε να μετατραπεί σε ένα φαινόμενο ευρείας κλίμακας. Η εισαγωγή των ψηφιακών μέσων οδήγησε σε μεγαλύτερη ευελιξία, επιτρέποντας στους κατόχους των ψηφιακών περιεχομένων να έχουν καλύτερο έλεγχο στον τρόπο “κατανάλωσης” και διανομής του. Για παράδειγμα, στις παλαιότερες εποχές των φυσικών μέσων η επιλογή ήταν πάντοτε μεταξύ της ελεύθερης αντιγραφής ή της καθόλου αντιγραφής, στη περίπτωση όμως των ψηφιακών μέσων είναι δυνατό να επιτραπεί ένα αντίγραφο ή ένας περιορισμένος αριθμός αντιγράφων. Το σύνολο των μεθόδων και των τεχνικών που χρησιμοποιούνται για να θέσουν κανόνες στο πως θα παραχθεί, διανεμηθεί και καταναλωθεί το ψηφιακό περιεχόμενο αναφέρεται ως *διαχείριση ψηφιακών δικαιωμάτων (digital rights management –DRM)* [1],[2],[13],[14],[16].

Η σημασία της διαχείρισης των ψηφιακών δικαιωμάτων ως μία τεχνολογία πολλαπλών απαιτήσεων για τη προστασία και διαχείριση των ψηφιακών δικαιωμάτων έχει προωθήσει τη καινοτόμο έρευνα και ανάπτυξη τα τελευταία χρόνια σε τόσο διαφορετικά πεδία όπως πιστοποίηση, βιομετρική, ασφαλή συνεργασία, συστήματα συναλλαγών, απόκρυψη πληροφορίας και ψηφιακές υπογραφές, πρωτόκολλα ασφαλείας, χρονοσήμανση, τεχνολογία έξυπνων καρτών, υδατοσήμανση (watermarking), στεγανογραφία και ανίχνευση πλαστογραφίας μεταξύ άλλων.

Η έννοια της ψηφιακής υδατοσήμανσης (digital watermarking) προέκυψε ως αποτέλεσμα των προσπαθειών επίλυσης των προβλημάτων που σχετίζονται με τη διαχείριση της πνευματικής ιδιοκτησίας των μέσων. Ένα τυπικό κρυπτογραφικό σύστημα επιτρέπει μόνο στους έγκυρους κατόχους κλειδιών να έχουν πρόσβαση στα κρυπτογραφημένα δεδομένα. Από τη στιγμή όμως που τα δεδομένα αποκρυπτογραφούνται, είναι λογικό επακόλουθο να μη μπορεί να ανιχνευτεί η αναπαραγωγή τους. Ένα ψηφιακό υδατόσημο (digital watermark), στοχεύει στη συμπληρωματική λειτουργία του ως προς τις κρυπτογραφικές διαδικασίες. Στην ουσία είναι ένας είδος ορατού ή μη ορατού κώδικα που ενσωματώνεται με μόνιμο τρόπο στα δεδομένα μας και παραμένει σε αυτά ακόμα και μετά από μία διαδικασία αποκωδικοποίησης (decryption)[4],[7].

Στη θεωρία η τεχνολογία της υδατοσήμανσης προστατεύει ένα αρχείο σε μόνιμη βάση. Όπως ένα τατουάζ, το υδατόσημο προστίθεται στα ψηφιακά δεδομένα (ήχος ή εικόνα) και δε

μπορεί να απομακρυνθεί χωρίς να καταστρέψουμε τα δεδομένα μας. Το γεγονός αυτό το καθιστά ιδιαίτερα ελκυστικό εργαλείο για την προστασία των αντιγράφων, την ανίχνευση των αρχείων, ή τη παρακολούθηση της χρήσης ψηφιακών δεδομένων [2],[6],[7],[8] .

Στη πράξη η σχεδίαση καλών αλγορίθμων υδατοσήμανσης είναι ιδιαίτερα δύσκολη. Μία καλή τεχνική υδατοσήμανσης δε θα πρέπει να επηρεάζει τη ποιότητα της εικόνας ή του ήχου όπως αυτή μετράται από ειδικούς. Θα πρέπει επίσης να ικανοποιεί τις απαιτήσεις που θέτει η εκάστοτε εφαρμογή όσον αφορά θέματα αντοχής έναντι επιθέσεων είτε αυτές γίνονται με κάποιο σκοπό, είτε στο πλαίσιο της καθημερινής χρήσης. Αυτές οι απαιτήσεις ποικίλλουν από τις πλέον απλές όπως η επιβίωση μετά την εφαρμογή κάποιου είδους συμπίεσης ή η αλλαγή της μορφής ενός αρχείου, στις πιο αυστηρές όπως ψηφιο-αναλογική μετατροπή, ραδιοφωνική εκπομπή, αλλαγές χρονοκλίμακας και εισαγωγή αμφισβήτησης [3],[4],[5],[7],[8] .

Στις αρχές της δεκαετίας του '90 υπήρξε μεγάλο ενδιαφέρον για τη συγκεκριμένη τεχνολογία, ιδιαίτερα λόγω της πίστης της ερευνητικής κοινότητας ότι είχε ένα μεγάλο όπλο έναντι της αυξανόμενης πειρατείας των ψηφιακών μέσων. Με το πέρασμα των χρόνων το ενδιαφέρον μετασηματίστηκε σε ένα μεγάλο πλήθος ερευνητικών εργασιών ενώ στις μέρες μας, η αισιοδοξία των πρώτων χρόνων έχει ξεπεραστεί και η υδατοσήμανση έχει περάσει σε μία πιο «ώριμη» φάση. Οι πρώτες εργασίες είχαν κυριαρχηθεί από ευρετικές προσεγγίσεις χωρίς σημαντικό θεωρητικό υπόβαθρο και απαραίτητη δικαιολόγηση, στις μέρες μας όμως το αντικείμενο εξακολουθεί να προκαλεί την ενεργή αντιμετώπισή του. Αν και η υδατοσήμανση δεν ικανοποίησε πλήρως στην αρχική πρόκληση να ικανοποιήσει τις προσδοκίες και τις ανάγκες της βιομηχανίας (π.χ. Secure Digital Music Initiative-SDMI), η ερευνητική κοινότητα έχει αντιληφθεί ότι η εξαγωγή αποδοτικών σχημάτων υδατοσήμανσης ιδιαίτερα για εφαρμογές με κατεύθυνση την ασφάλεια (π.χ. προστασία πνευματικών δικαιωμάτων, έλεγχος αντιγραφής) αν και ιδιαίτερα απαιτητικό θέμα αποτελεί μία κατεύθυνση που πρέπει να υιοθετηθεί και να μελετηθεί με εντατικότερο τρόπο [146].

Στη προκείμενη διδακτορική διατριβή ερευνάται η τεχνολογία της αποδοτικής απόκρυψης δεδομένων στο πλαίσιο της ψηφιακής υδατοσήμανσης (ή υδατογραφήματος). Ουσιαστικά μελετάμε τη τεχνολογία της υδατοσήμανσης ψηφιακής εικόνας και προτείνουμε αποδοτικούς αλγόριθμους ανίχνευσης υδατοσήματος (watermark) με τη χρήση στατιστικών μεθόδων και μοντέλων που προτείνονται για πρώτη φορά στο συγκεκριμένο πεδίο. Επιπλέον προτείνουμε τρόπους βελτίωσης της ανθεκτικότητας του υδατόσημου, σχεδιάζοντας και

προτείνοντας νέες αντιληπτικές μάσκες (perceptual masks) που χρησιμοποιούνται στη διαδικασία της ένθεσης και της ανίχνευσης ενός συστήματος υδατοσήμανσης.

Πιο συγκεκριμένα περιγράφουμε τους προτεινόμενους αλγόριθμους ανίχνευσης βασιζόμενοι στις διάφορες μορφές ένθεσης της κρυφής πληροφορίας (προσθετική ή πολλαπλασιαστική μορφή ένθεσης) και εν συνεχεία παρουσιάζουμε τις επιδόσεις των προτεινόμενων ανιχνευτών. Η ανάλυση της επίδοσης των προτεινόμενων αλγορίθμων παρουσιάζεται τόσο με τη παρουσία γνωστών επεξεργασιών σήματος ή κακόβουλων επιθέσεων (π.χ. JPEG συμπίεση εικόνας, προσπάθεια απομάκρυνσης του υδατόσημου με φίλτράρισμα) όσο και χωρίς τη παρέμβαση οποιουδήποτε είδους επίθεσης. Επιπλέον βασιζόμενοι σε νέα στατιστικά μοντέλα και εκμεταλλευόμενοι τις παραμέτρους που τα ορίζουν, προτείνουμε καινούριες μεθόδους σχεδίασης των υδατόσημων.

Βασική ιδέα για την εφαρμογή των προτεινόμενων στατιστικών μοντέλων εικόνας στο πρόβλημα της υδατοσήμανσης, αποτέλεσε η επιτυχής εφαρμογή τους στο πρόβλημα της ανακατασκευής εικόνων και η ανάγκη διερεύνησης και επιβεβαίωσης ότι τα δύο αυτά προβλήματα αποτελούν συγκοινωνούντα δοχεία στη βάση της εφαρμογής των πιθανοτικών μοντέλων εικόνων [81],[93],[139].

1.2 Απόκρυψη πληροφορίας - Σύγκριση υδατοσήμανσης και στεγανογραφίας.

Σήμερα οι ψηφιακές επικοινωνίες απασχολούν ιδιαίτερα την ερευνητική κοινότητα και είναι αδιαμφισβήτητο γεγονός ότι υπάρχει ενδιαφέρον για μεθόδους που επιτρέπουν τη μετάδοση της πληροφορίας είτε κρυμμένη, είτε ενσωματωμένη σε άλλα δεδομένα. Τέτοιες τεχνικές συχνά μοιράζονται παρόμοιες αρχές και βασικές ιδέες όμως θα πρέπει να τονιστεί ότι υπάρχουν σημαντικά διακριτικά χαρακτηριστικά ιδιαίτερα στη βάση της αντοχής έναντι των επιθέσεων [3],[4].

Οι προαναφερόμενες έννοιες πολλές φορές δεν έχουν μία ξεκάθαρη σημασία συνεπώς είναι καλό πριν την αναφορά τους να τίθεται ξεκάθαρα η ερμηνεία τους, ξεκινώντας από τη στεγανογραφία. Η έννοια της υδατοσήμανσης μπορεί μεν να συνδέεται στενά με την έννοια της στεγανογραφίας, από την άλλη όμως βασίζεται σε διαφορετική φιλοσοφία, διαφορετικές απαιτήσεις και εφαρμογές με αποτέλεσμα, να έχουμε τεχνικές με ξεκάθαρα διαφορετικές ιδιότητες [3],[4],[7].

Στη βάση τους τόσο η στεγανογραφία όσο και υδατοσήμανση περιγράφουν τεχνικές που μεταφέρουν πληροφορία με μη-αντιληπτό τρόπο ενθέτοντάς την μέσα σε κάποιο αρχικό

μέσο (cover data). Όμως η στεγανογραφία κάνει απόκρυψη πληροφορίας σε μία επικοινωνία σημείου-προς σημείο μεταξύ δύο μερών και αφορά τις τεχνικές που γενικά επιτρέπουν μυστική επικοινωνία άγνωστη σε τρίτα μέρη, συνήθως είτε ενσωματώνοντας, είτε κρύβοντας τη κρυφή πληροφορία σε άλλα δεδομένα που θεωρούνται υπεράνω πάσης υποψίας. Ως αποτέλεσμα μπορούμε να πούμε ότι οι μέθοδοι της στεγανογραφίας γενικά δεν είναι εύρωστες π.χ. η κρυμμένη πληροφορία δε μπορεί να ανακτηθεί μετά από κάποια επεξεργασία των δεδομένων. Αυτό έχει ως συνέπεια οι μέθοδοί της να μην είναι ανθεκτικές έναντι της τροποποίησης των δεδομένων ή κατ' ουσία να έχουν περιορισμένη ανθεκτικότητα και προστασία της ένθετης πληροφορίας σε τεχνικού είδους τροποποιήσεις που μπορεί να συμβούν κατά τη διάρκεια της μετάδοσης και αποθήκευσης (π.χ. τροποποίηση της μορφοποίησης του αρχείου, συμπίεση, ψηφιοαναλογική μετατροπή) [3],[4],[8] .

Από την άλλη, η υδατοσήμανση συμπεριλαμβάνει την επιπρόσθετη έννοια της αντίστασης έναντι προσπαθειών απομάκρυνσης των κρυφών δεδομένων. Συνεπώς, όταν μας παρουσιάζεται η περίπτωση όπου τα δεδομένα που έχουν μέσα τους και τη κρυφή πληροφορία είναι διαθέσιμα σε οντότητες που γνωρίζουν την ύπαρξη των κρυφών πληροφοριών και πιθανό να ενδιαφέρονται για την απομάκρυνσή τους, τότε οι αρχές που εφαρμόζονται σε τέτοιου είδους συνθήκες είναι αυτές της υδατοσήμανσης και όχι της στεγανογραφίας. Μία δημοφιλής εφαρμογή της υδατοσήμανσης είναι η χρήση της για λόγους απόδειξης των πνευματικών δικαιωμάτων ψηφιακών δεδομένων με την ένθεση δηλώσεων των δικαιωμάτων (copyright statements) [3],[4],[5],[6],[13],[16] .

Στη περίπτωση της υδατοσήμανσης που μελετάμε είναι ξεκάθαρο ότι η ένθετη πληροφορία θα πρέπει να είναι εύρωστη έναντι οποιονδήποτε χειρισμών που σκοπό έχουν να την απομακρύνουν. Ακόμα και εάν η κρυφή πληροφορία είναι γνωστή είναι δύσκολο – ιδανικά αδύνατο για κάποιον επιτιθέμενο να καταστρέψει το ενσωματωμένο υδατόσημο, ακόμα και εάν η αλγοριθμική αρχή της μεθόδου υδατοσήμανσης είναι δημόσια γνωστή. Κάτι τέτοιο στη κρυπτογραφία είναι γνωστό ως νόμος του Kerkhoffs: *ένα κρυπτοσύστημα θα πρέπει να είναι ασφαλές, ακόμα και εάν ο επιτιθέμενος γνωρίζει τις κρυπτογραφικές αρχές και μεθόδους που χρησιμοποιούνται, χωρίς να έχει όμως το κατάλληλο κλειδί.* Η απαίτηση της ευρωστίας συνεπάγεται ότι οι μέθοδοι υδατοσήμανσης τυπικά μπορεί να ενσωματώσουν πολύ λιγότερη πληροφορία στα αρχικά δεδομένα από ότι οι στεγανογραφικές μέθοδοι. Επιβεβαιώνεται επομένως ότι η στεγανογραφία και η υδατοσήμανση είναι στην ουσία περισσότερο συμπληρωματικά παρά ανταγωνιστικά μεταξύ τους πεδία [4],[8],[9],[26] .

Η απόκρυψη των δεδομένων (data hiding) και η ενσωμάτωση των δεδομένων (data embedding) χρησιμοποιούνται με διαφορετικές ερμηνείες κάθε φορά ανάλογα με το που περιέχονται, τυπικά όμως ως έννοιες αφορούν είτε τη στεγανογραφία, είτε εφαρμογές μεταξύ της στεγανογραφίας και της υδατοσήμανσης, που σημαίνει εφαρμογές που η ύπαρξη των ενσωματωμένων δεδομένων είναι δημόσια γνωστή αλλά δεν υπάρχει ανάγκη να τη προστατεύσουμε [3],[4],[5],[13],[14],[16].

1.3 Εφαρμογές υδατοσήμανσης

Είναι γεγονός ότι για όλες αυτές τις τεχνικές έχουν χρησιμοποιηθεί διάφορα ονόματα, πολλές φορές με έννοιες που συγχέονται μεταξύ τους. Για το λόγο αυτό κρίνεται εξ' αρχής αναγκαία η διευκρίνιση των ουσιαστών διαφορών και ο σαφής ορισμός τους.

Οι έννοιες του δακτυλικού αποτυπώματος (fingerprinting) και της ετικετοποίησης (labeling) αποτελούν όρους που δηλώνουν ειδικές εφαρμογές της υδατοσήμανσης. Σχετίζονται με τις εφαρμογές προστασίας των πνευματικών δικαιωμάτων όπου η πληροφορία για το πομπό και το δέκτη των ψηφιακών δεδομένων ενσωματώνεται ως υδατόσημο. Τα ξεχωριστά υδατόσημα, τα οποία είναι μοναδικοί κώδικες από μία σειρά κωδίκων, ονομάζονται «δακτυλικά αποτυπώματα» ή «ετικέτες» [3],[4],[7].

Η υδατοσήμανση ρεύματος bit (bit stream watermarking) κάποιες φορές χρησιμοποιείται για απόκρυψη δεδομένων ή για υδατοσήμανση συμπιεσμένων δεδομένων π.χ. συμπιεσμένο βίντεο [3],[4],[7].

Οι ενσωματωμένες υπογραφές (embedded signatures) έχουν χρησιμοποιηθεί έναντι της έννοιας «υδατοσήμανση» σε πρώιμες δημοσιεύσεις. Λόγω του ότι εν δυνάμει η χρήση ενός τέτοιου όρου μπορεί να οδηγήσει σε σύγχυση σε σχέση με τις κρυπτογραφικές ψηφιακές υπογραφές, δε χρησιμοποιείται εδώ και καιρό. Οι κρυπτογραφικές υπογραφές προσφέρονται για λόγους πιστοποίησης (authentication). Χρησιμοποιούνται για να ανιχνεύσουν μεταβολές των δεδομένων και πιστοποιούν το πομπό. Από την άλλη τα υδατόσημα μόνο σε μερικές περιπτώσεις χρησιμοποιούνται για πιστοποίηση και συνήθως σχεδιάζονται για την αντίσταση σε μεταβολές και τροποποιήσεις των δεδομένων. [3],[4],[7][13][14].

Ορατά υδατόσημα (visible watermarks) είναι ορατά πρότυπα όπως τα λογότυπα τα οποία εισάγονται ή προστίθενται στις εικόνες, θυμίζοντας έντονα τα ορατά υδατογραφήματα των χαρτονομισμάτων. Η τεχνική που ακολουθείται συνδυάζει την εικόνα του υδατόσημου με την αρχική εικόνα τροποποιώντας τη φωτεινότητα της αρχικής εικόνας ως συνάρτηση του

υδατόσημου και ενός μυστικού κλειδιού. Το κρυφό κλειδί προσδιορίζει τις ψευδοτυχαίες βαθμωτές τιμές που χρησιμοποιούνται για τη τροποποίηση της φωτεινότητας με βασικό σκοπό να μη μπορεί κάποιος (συνήθως τον αποκαλούμε επιτιθέμενο-attacker) να απομακρύνει το ορατό υδατόσημο [3],[4]. Όμως από τη στιγμή που τα ορατά υδατόσημα δεν είναι υδατόσημα με την έννοια που εφαρμόζονται στη περίπτωση του χαρτιού, τα ορατά χρησιμοποιούνται μόνο στη περίπτωση των εικόνων, π.χ. στη περίπτωση της σήμανσης με ορατό τρόπο των προς επισκόπηση εικόνων που διατίθενται σε βάσεις δεδομένων εικόνων, είτε στο Παγκόσμιο Ιστό (World Wide Web) με σκοπό να γίνει αποτροπή της χρήσης τους για εμπορικούς σκοπούς [3].

Οι έννοιες των δακτυλικών αποτυπωμάτων (fingerprinting) και η ετικετοποίηση (labeling) είναι όροι που στην ουσία δηλώνουν κάποιες εξειδικευμένες εφαρμογές της υδατοσήμανσης. Η συσχέτισή τους με την υδατοσήμανση βασίζονται στο γεγονός ότι ο δημιουργός ή ο λήπτης των ψηφιακών δεδομένων έχει με κάποιο τρόπο ενσωματωθεί ως κρυφή πληροφορία. Στα δακτυλικά αποτυπώματα η ένθετη πληροφορία μπορεί να έχει τη μορφή ενός μοναδικού κωδικού που δηλώνει το συγγραφέα ή το δημιουργό, ενώ ετικετοποίηση σημαίνει εκείνο το είδος της υδατοσήμανσης όπου τα ενσωματωμένα δεδομένα μπορεί να περιέχουν οποιαδήποτε πληροφορία ενδιαφέροντος όπως ένα μοναδικό αναγνωριστικό των δεδομένων [3],[4].

Η έννοια της υδατοσήμανσης ροής δεδομένων (bitstream watermarking) κάποιες φορές χρησιμοποιείται για την υδατοσήμανση συμπιεσμένων δεδομένων π.χ. συμπιεσμένο βίντεο [7].

Μία έννοια που επίσης συναντά κανείς είναι η έννοια της εύθραυστης υδατοσήμανσης (fragile watermarking). Στη περίπτωση αυτή το υδατόσημο έχει πολύ περιορισμένη ανθεκτικότητα, οπότε αυτή η μορφή της υδατοσήμανσης χρησιμοποιείται για την ανίχνευση υδατοσημασμένων δεδομένων παρά για τη μεταφορά πληροφορίας.

1.4 Βασικές αρχές και τεχνικές υδατοσήμανσης

Είναι προφανές ότι όλες οι τεχνικές υδατοσήμανσης μοιράζονται δύο κοινά δομικά στοιχεία:

- ▲ ένα σύστημα ενσωμάτωσης/ένθεσης του υδατόσημου (watermark embedding system) και

- ▲ ένα σύστημα ανίχνευσης/ανάκτησης του υδατόσημου (watermark recovery system).

Στην Εικόνα 1.2 παρατηρεί κανείς τη διαδικασία της ένθεσης ενός υδατόσημου. Η είσοδος στο σχήμα είναι το υδατόσημο (watermark), τα δεδομένα που πρόκειται να δεχθούν το υδατόσημο (cover data) και προαιρετικά ένα δημόσιο ή κρυφό κλειδί (key). Η μορφή του υδατόσημου μπορεί να έχει διάφορες εκδοχές, δηλαδή μπορεί να είναι κείμενο, αριθμός ή εικόνα. Τα αρχικά δεδομένα μπορεί να εξαρτώνται από την εφαρμογή, να είναι συμπιεσμένα ή μη, αν και οι περισσότερες μέθοδοι δουλεύουν σε μη-συμπιεσμένα δεδομένα. Το κλειδί μπορεί να χρησιμοποιηθεί για να ενισχυθεί η ασφάλεια, αποτρέποντας με αυτόν τον τρόπο μη-εξουσιοδοτημένες οντότητες να ανακτήσουν και διαχειριστούν το υδατόσημο. Εάν το υδατόσημο δε πρόκειται να διαβαστεί από μη-πιστοποιημένη ομάδα, τότε ένα κλειδί μπορεί να χρησιμοποιηθεί για να προστατέψει το υδατόσημο. Πρέπει να σημειωθεί ότι όλα τα πρακτικά συστήματα περιέχουν τουλάχιστον ένα κλειδί ή ένα συνδυασμό πολλών κλειδιών [3],[4],[6],[7],[8],[9],[14],[16].

Σε συνδυασμό με το είδος του κλειδιού, δημόσιο ή κρυφό, οι τεχνικές υδατοσήμανσης μπορεί να κατηγοριοποιηθούν σε:

- ▲ κρυφές (secret watermarking techniques) όπου τόσο κατά την ενσωμάτωση της κρυφής πληροφορίας όσο και κατά την ανίχνευσή της χρησιμοποιείται το ίδιο κλειδί K , ή
- ▲ δημόσιες τεχνικές υδατοσήμανσης (public watermarking techniques) όπου το κλειδί είναι διαφορετικό στις δύο περιπτώσεις. Πρέπει να σημειωθεί ότι πέραν των πλεονεκτημάτων της συγκεκριμένης κατηγορίας, τα μη-συμμετρικά σχήματα είναι πολύ δύσκολο να επινοηθούν.

Για συστήματα υδατοσήμανσης με ενδιαφέρον σε πραγματικές εφαρμογές, υπάρχουν κάποιες γενικές ιδιότητες που εμπεριέχονται σε όλα τα συστήματα και μπορεί να γίνουν αναγνωρίσιμες [4].

Μία επιπλέον κατηγοριοποίηση των συστημάτων υδατοσήμανσης σχετίζεται με το αν είναι ή όχι ορατό το υδατόσημο. Συνεπώς προκύπτουν δύο κατηγορίες όπου έχουμε:

- ▲ αντιληπτή ψηφιακή υδατοσήμανση (perceptible) και
- ▲ μη-αντιληπτή ψηφιακή υδατοσήμανση (imperceptible).

Πολύ συχνά προτιμούμε τη δεύτερη περίπτωση, από τη στιγμή που η παραμόρφωση της αρχικής εικόνας είναι ελάχιστη ακόμα και στη περίπτωση εισαγωγής πολλαπλών υδατοσημάτων. Η βασική ιδέα στην πιο ενδιαφέρουσα περίπτωση υδατοσήμανσης είναι να προσθέσουμε ένα υδατόσημο/υδατογράφημα (σήμα)¹ στα αρχικά δεδομένα με σκοπό να γίνει υδατοσήμανση έτσι ώστε, το υδατόσημο να είναι μη-εμφανές και μυστικό σ' αυτού του είδους τη μείξη σημάτων, αλλά συγχρόνως να μπορεί να ανακτηθεί κατά ένα μέρος ή ολικά από το συγκεκριμένο συγκερασμό αργότερα, αν χρησιμοποιηθεί το σωστό κρυπτογραφικά ασφαλές κλειδί [4],[8]. Στην Εικόνα 1.1, διευκρινίζονται τα προαναφερόμενα χρησιμοποιώντας ως παράδειγμα την εικόνα «Lena».



(α)

(β)

Εικόνα 1.1. Η εικόνα “Lena”: (α) αρχική μη-υδατοσημασμένη εικόνα (β) υδατοσημασμένη εικόνα με κάποιο υδατόσημο πολύ μικρής ενέργειας. Είναι προφανές ότι αντιληπτικά δεν έχουμε καμία παραμόρφωση της αρχικής εικόνας παρόλη την εισαγωγή ενός νέου σήματος.

Για να επιβεβαιώσουμε ότι η τροποποίηση που προκαλείται είναι μη-αντιληπτή κατά την ενσωμάτωση του υδατόσημου, θα πρέπει να χρησιμοποιηθεί κάποιο κριτήριο αντίληψης. Κάτι τέτοιο μπορεί με ρητό ή μη τρόπο, να είναι σταθερό ή προσαρμοσμένο στα αρχικά δεδομένα, είναι όμως μία απαραίτητη διαδικασία. Ως συνέπεια της απαιτούμενης μη-αντιληπτικής ικανότητας (imperceptibility), τα ξεχωριστά δείγματα (π.χ. pixels ή συντελεστές

¹ Οι λέξεις υδατόσημο/υδατόσημα και υδατογράφημα στη παρούσα διατριβή χρησιμοποιούνται εναλλακτικά για να δηλώσουν στα ελληνικά την αγγλική λέξη watermark. Αντίστοιχα οι λέξεις υδατοσήμανση ή υδατογράφηση χρησιμοποιούνται για να δηλώσουν στην ελληνική γλώσσα τη λέξη watermarking.

κάποιου μετασχηματισμού) που χρησιμοποιούνται για την ενσωμάτωση του υδατόσημου μπορεί μόνο να τροποποιηθούν μέσω ενός μεγέθους σχετικά μικρού ως προς το μέσο πλάτος τους. Ο περιορισμός της ιδιότητας της μη-αντιληπτικότητας στην υδατοσήμανση εικόνας επιτυγχάνεται συνήθως εάν λάβουμε υπόψη τις ιδιότητες του Ανθρώπινου Οπτικού Συστήματος (HVS-Human Visual System) κατά τη διαδικασία της ένθεσης [17-23].

Για να επιβεβαιώσουμε και την ανθεκτικότητα ανεξαρτήτως των μικρά επιτρεπόμενων αλλαγών, η πληροφορία του υδατόσημου είναι συνήθως πλεονάζουσα κατανομημένη σε πολλά δείγματα (π.χ. pixels) των δεδομένων που «φιλοξενούν» το υδατόσημο (host data), παρέχοντας έτσι ένα είδος «ολογραφικής» ευρωστίας, που σημαίνει ότι το υδατόσημο μπορεί συνήθως να ανακτηθεί από ένα μικρό κλάσμα των υδατοσημασμένων δεδομένων, αλλά η ανάκτηση είναι περισσότερο ανθεκτική εάν, όλο και περισσότερα υδατοσημασμένα δεδομένα είναι διαθέσιμα γι' αυτό το σκοπό.

Στα επόμενα θα προσπαθήσουμε να προσεγγίσουμε με ένα πιο τυπικό τρόπο τις διαδικασίες ένθεσης και ανίχνευσης. Η ένθεση του υδατοσήματος μπορεί να θεωρηθεί ως μία συνάρτηση που περιλαμβάνει τα αρχικά δεδομένα \mathbf{X} , το κλειδί ενσωμάτωσης K και το υδατόσημο \mathbf{I} . Συνοπτικά υπάρχουν τρία βασικά θέματα κατά τη σχεδίαση ενός συστήματος υδατοσήμανσης [6], [7] όπως θα δούμε στα επόμενα.

1) Σχεδίαση του υδατοσήματος (σήμα) \mathbf{W} με σκοπό να προστεθεί στο αρχικό φιλοξενών (host) σήμα. Τυπικά, το υδατόσημο εξαρτάται από κάποιο κλειδί K και τη πληροφορία του υδατόσημου \mathbf{I} :

$$\mathbf{W} = f_0(\mathbf{I}, K)$$

Πιθανόν, το υδατόσημο να εξαρτάται από τα δεδομένα \mathbf{X} που φιλοξενούν το υδατόσημο (host data) μέσα στα οποία ενσωματώνεται:

$$\mathbf{W} = f_0(\mathbf{I}, K, \mathbf{X})$$

2) Σχεδίαση της μεθόδου ενσωμάτωσης που από μόνη της εισάγει το υδατόσημο \mathbf{W} στα αρχικά δεδομένα \mathbf{X} δίνοντάς μας έτσι τα υδατοσημασμένα δεδομένα \mathbf{Y} :

$$\mathbf{Y} = f_1(\mathbf{X}, \mathbf{W})$$

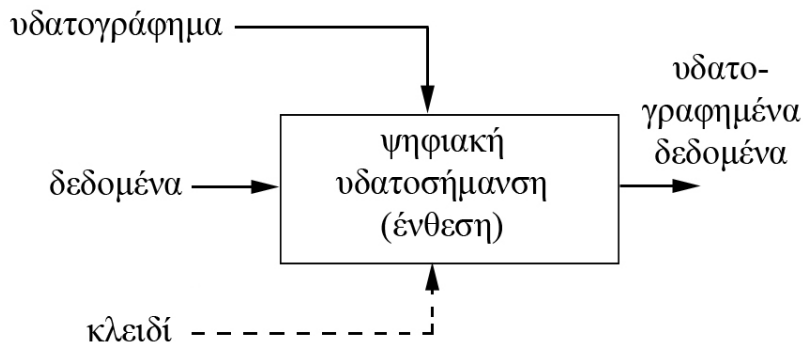
3) Σχεδίαση της αντίστοιχης μεθόδου ανάκτησης ή ανίχνευσης που ανακτά τη πληροφορία του υδατόσημου από το συγκερασμό των σημάτων χρησιμοποιώντας το κλειδί και με τη βοήθεια των αρχικών δεδομένων,

$$\hat{\mathbf{I}} = g(\mathbf{X}, \mathbf{Y}, K)$$

είτε χωρίς τη βοήθεια αυτών

$$\hat{\mathbf{I}} = g(\mathbf{Y}, K)$$

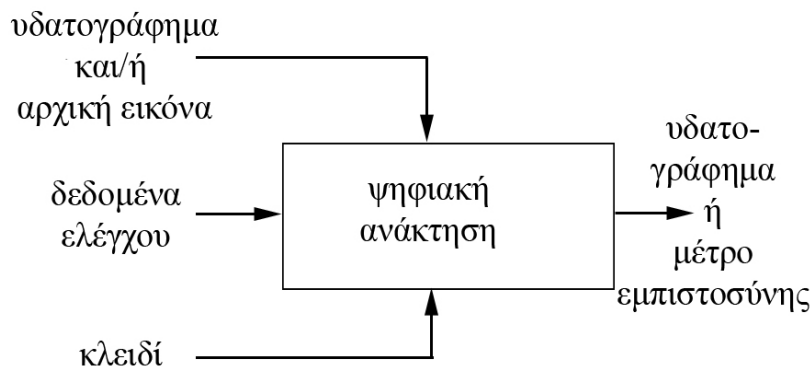
Τα δύο πρώτα προβλήματα, δηλαδή η σχεδίαση του υδατόσημου και η ένθεση του σήματος, πολλές φορές αντιμετωπίζονται ενιαία, ιδιαίτερα στις περιπτώσεις που το ενσωματωμένο υδατόσημο είναι ένα σήμα προσαρμοσμένο στα αρχικά δεδομένα. Συνεπώς είναι πιο διαισθητικό να αντιμετωπίσουμε την ένθεση ως μία διαδικασία δύο βημάτων, όπου στο πρώτο δημιουργείται το υδατόσημο και στο δεύτερο το ενσωματώνουμε στα αρχικά δεδομένα.



Εικόνα 1.2. Γενικό σχήμα ψηφιακής υδατοσήμανσης (ένθεσης του υδατόσημου).

Η έξοδος του συστήματος υδατοσήμανσης είναι τα τροποποιημένα-υδατοσημασμένα δεδομένα. Η γενική διαδικασία ανάκτησης του υδατόσημου αναπαρίσταται στην *Εικόνα 1.3*. Οι εισοδοί στο σχήμα είναι τα υδατοσημασμένα δεδομένα, το κλειδί και ανάλογα με τη μέθοδο τα αρχικά δεδομένα και το αρχικό υδατόσημο. Στη περίπτωση της ανίχνευσης μπορούμε να θεωρήσουμε ότι η έξοδος είναι ένα δυαδικό ψηφίο (0: το υδατόσημο δεν έχει ανιχνευθεί, 1: το υδατόσημο έχει ανιχνευθεί) ή ακόμα και μία τιμή r (συνήθως στο διάστημα $[0, 1]$) που αντιστοιχεί στην αξιοπιστία της ανίχνευσης. [3], [4], [7], [8].

Πολλά προτεινόμενα σχήματα υδατοσήμανσης δανείζονται ιδέες από τις επικοινωνίες ευρέως φάσματος (spread-spectrum) [3], [8], [30]. Ουσιαστικά εισάγουν ένα υδατόσημο προσθέτοντας στα αρχικά δεδομένα ένα σήμα ψευδοθορύβου με χαμηλό πλάτος. Αυτό το σήμα μπορεί στη συνέχεια να ανιχνευθεί χρησιμοποιώντας έναν ανιχνευτή συσχέτισης (correlation receiver) ή ένα φίλτρο ταιριάσματος (matched filter) [3], [8], [87].



Εικόνα 1.3. Γενικό σχήμα ανάκτησης υδατοσήμου.

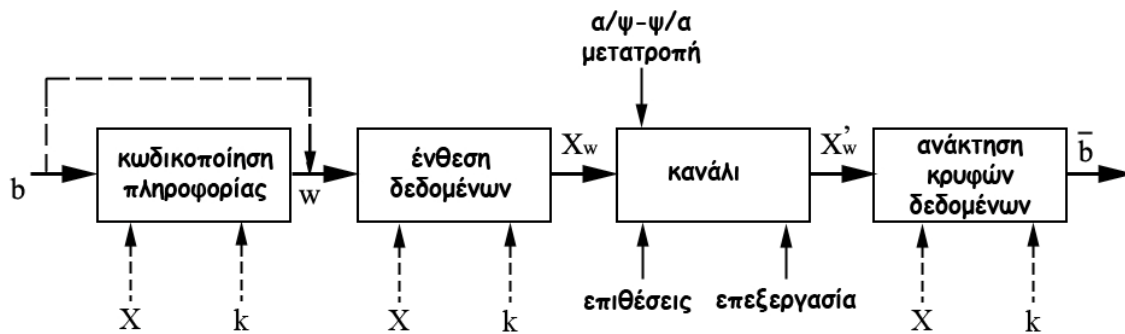
Αν οι παράμετροι όπως το πλάτος και ο αριθμός των δειγμάτων της προστιθέμενης ψευδοτυχαίας ακολουθίας επιλεγούν κατάλληλα, οι πιθανότητες του να κάνουμε λάθος θετική ή λάθος αρνητική ανίχνευση μειώνονται σημαντικά. Το σήμα του ψευδοθορύβου είναι συνάρτηση ενός κρυφού κλειδιού. Το σχήμα μπορεί να επεκταθεί αν το σήμα του ψευδοθορύβου προστίθεται ή αφαιρείται από το αρχικό σήμα. Σ' αυτή τη περίπτωση ο ανιχνευτής συσχέτισης θα υπολογίσει είτε την υψηλή θετική είτε την υψηλή αρνητική συσχέτιση. Έτσι, μπορούμε να μεταφέρουμε 1-bit πληροφορίας. Εάν πολλά τέτοια υδατόσημα ενσωματωθούν το ένα μετά το άλλο, τότε μπορούμε να μεταφέρουμε αυθαίρετου μήκους πληροφορία [4].

1.5 Η υδατοσήμανση ως σύστημα επικοινωνιών

Από μία γενικότερη οπτική γωνία, ένα σύστημα υδατοσήμανσης μοιάζει σε πολλά σημεία με ένα σύστημα επικοινωνιών που αποτελείται από τρία βασικά συστατικά: έναν πομπό (transmitter), ένα επικοινωνιακό κανάλι (communication channel) και ένα δέκτη (receiver). Για να γινόμαστε πιο συγκεκριμένοι, η προς απόκρυψη πληροφορία έχει το ρόλο της μετάδοσης δεδομένων (data transmission) διαμέσω των δεδομένων που πρόκειται να τη φιλοξενήσουν (host data). Οποιαδήποτε επεξεργασία που εφαρμόζεται στα αρχικά δεδομένα μετά την προσθήκη της κρυφής πληροφορίας μαζί με την αλληλεπίδραση μεταξύ των κρυφών δεδομένων και των αρχικών δεδομένων, αναπαριστούν τη μετάδοση μέσω ενός επικοινωνιακού καναλιού. Η ανάκτηση της κρυφής πληροφορίας από τα αρχικά δεδομένα είναι το τμήμα του δέκτη στη περίπτωση του συστήματος επικοινωνιών.

Από τη πλευρά του πομπού, ένα συστατικό ένθεσης της κρυφής πληροφορίας, εισάγει τη σειρά των δυαδικών ψηφίων σε ένα τμήμα δεδομένων ή σε ολόκληρα τα δεδομένα που

ονομάζονται φιλοξενούντα δεδομένα (host data). Τα αρχικά δεδομένα μπορεί να είναι οποιοδήποτε τύπου: μία ακίνητη εικόνα που αποτελεί και το αντικείμενο ενδιαφέροντος στη προκειμένη διατριβή, ένα αρχείο ήχου, ένα τμήμα βίντεο είτε ακόμα και συνδυασμός των πιο πάνω.



Εικόνα 1.4. Συνολική θέαση ενός συστήματος απόκρυψης δεδομένων (data hiding system) [7].

Η πληροφορία που πρόκειται να κρύψουμε στα αρχικά δεδομένα αναπαριστούν την αρχική είσοδο του συστήματος. Ας μελετήσουμε την Εικόνα 1.4, όπου παρουσιάζεται γενικά ένα σύστημα απόκρυψης δεδομένων. Χωρίς βλάβη της γενικότητας, γενικά υποθέτουμε ότι μία τέτοιου είδους πληροφορία δίνεται με τη μορφή μίας σειράς δυαδικών ψηφίων:

$$\mathbf{b} = (b_1, b_2, \dots, b_k)$$

όπου προφανώς τα b_i παίρνουν τιμές στο $\{0,1\}$. Στη βιβλιογραφία η ακολουθία \mathbf{b} των πιο πάνω ψηφίων αναφέρεται ουσιαστικά ως κώδικας της κρυφής πληροφορίας και πρέπει να σημειωθεί ότι δεν είναι η κρυφή πληροφορία που συνήθως κάνουμε ένθεση. Για το λόγο αυτό όπως παρατηρούμε και στην Εικόνα 1.4, πριν την ένθεση των δεδομένων έχουμε τη κωδικοποίηση της πληροφορίας.

Η λειτουργικότητα της διαδικασίας ένθεσης των κρυφών δεδομένων μπορεί να διαχωριστεί περαιτέρω σε τρεις βασικές εργασίες: α) τη κωδικοποίηση της πληροφορίας, β) την ένθεση της κρυφής πληροφορίας ως υδατόσημο και γ) την απόκρυψη του υδατόσημου.

Σε πολλά συστήματα υδατοσήμανσης, το πληροφοριακό μήνυμα \mathbf{b} δεν ενσωματώνεται άμεσα στα αρχικά δεδομένα, γι' αυτό πολλές φορές το μετασχηματίζουμε σε ένα υδατόσημο (watermark) $\mathbf{w} = (w_1, w_2, \dots, w_k)$ που έχει κατάλληλη μορφή για ένθεση. Υπάρχουν διάφοροι τρόποι κωδικοποίησης της αρχικής δυαδικής πληροφορίας σε ένα υδατογράφημα. Ο κώδικας του υδατόσημου \mathbf{b} μπορεί να χρησιμοποιηθεί ώστε να τροποποιήσει μία πολύ μεγαλύτερη

ακολουθία ευρέως φάσματος προσομοιώνοντας ένα ψηφιακό σύστημα επικοινωνιών [8]. Από την άλλη μπορεί να μετασχηματιστεί σε ένα διπολικό σήμα (bipolar signal) με τα μηδενικά να αντιστοιχούν σε +1 και οι μονάδες στο -1.

Υπάρχουν περιπτώσεις όπου το \mathbf{b} μπορεί να παραμείνει ως έχει, ενθέτοντας κατ' αυτόν τον τρόπο κατευθείαν το κώδικα στα αρχικά δεδομένα \mathbf{X} . Συνεπώς, σ' αυτή τη περίπτωση το υδατόσημο \mathbf{w} ταυτίζεται με το μήνυμα \mathbf{b} .

Πριν το μετασχηματισμό του κώδικα της κρυφής πληροφορίας σε υδατόσημο, η ακολουθία \mathbf{b} μπορεί να κωδικοποιηθεί βάσει της πληροφορίας του καναλιού \mathbf{X} για την ενίσχυση της ευρωστίας έναντι πιθανών επιθέσεων. Στη πραγματικότητα, πρέπει να σημειώσουμε ότι η κωδικοποίηση καναλιού βελτιώνει σε μεγάλο βαθμό την επίδοση οποιουδήποτε συστήματος υδατοσήμανσης [3],[7],[8],[10].

Όταν το υδατόσημο προστεθεί στα αρχικά δεδομένα \mathbf{X} , τότε παράγονται τα υδατοσημασμένα δεδομένα \mathbf{X}_w . Οι πιθανές επιθέσεις που μπορεί να δεχθεί το σύστημα όπως κοινές διαδικασίες φιλτραρίσματος, συμπίεση κ.τ.λ. μετασχηματίζουν τα υδατοσημασμένα δεδομένα \mathbf{X}_w στη μορφή \mathbf{X}'_w . Τελικά ο αποκωδικοποιητής ή ο ανιχνευτής χρησιμοποιώντας το κλειδί k και πιθανόν τα αρχικά δεδομένα \mathbf{X} ανακτά ή ανιχνεύει τη κρυφή πληροφορία.

1.6 Απαιτήσεις ψηφιακής υδατοσήμανσης

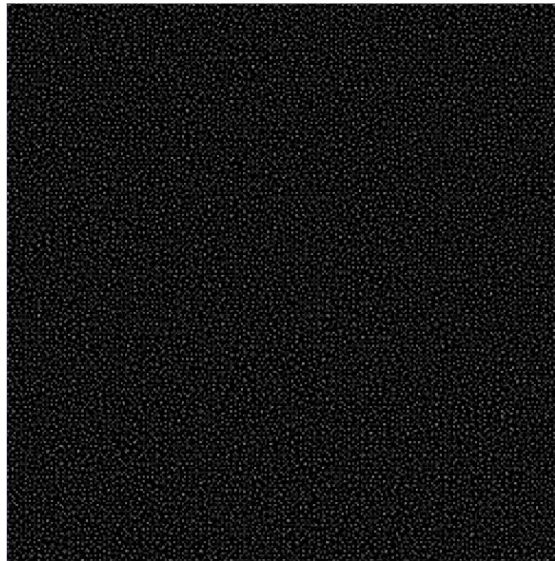
Οι βασικές απαιτήσεις στην υδατοσήμανση εφαρμόζονται σε όλα τα πολυμεσικά δεδομένα και είναι ιδιαίτερα διαισθητικές.

- ▲ Ένα υδατόσημο θα πρέπει να μεταφέρει όσο το δυνατόν περισσότερη πληροφορία, που σημαίνει ότι ο ρυθμός δεδομένων του υδατόσημου θα πρέπει να είναι υψηλός [3], [8].
- ▲ Ένα υδατόσημο γενικά θα πρέπει να είναι κρυφό και θα πρέπει να γίνεται γνωστό μόνο από εξουσιοδοτημένα μέρη. Αυτή η απαίτηση αναφέρεται ως ασφάλεια του υδατόσημου και συνήθως επιτυγχάνεται με τη χρήση κρυπτογραφικών κλειδιών [58].
- ▲ Ένα υδατόσημο θα πρέπει να μένει στα αρχικά δεδομένα (host data) οτιδήποτε κι αν έχει συμβεί σε αυτά, συμπεριλαμβανομένου πιθανής επεξεργασίας σήματος που μπορεί να συμβεί και συμπεριλαμβανομένων όλων των εχθρικών επιθέσεων που τα μη εξουσιοδοτημένα τμήματα επιχειρούν (ευρωστία του υδατόσημου). Αποτελεί μία απαίτηση κλειδί για προστασία των πνευματικών δικαιωμάτων ή για εφαρμογές

πρόσβασης υπο-συνθήκη, αλλά λιγότερο σημαντική για εφαρμογές όπου τα υδατόσημα δεν απαιτείται να είναι κρυπτογραφικά ασφαλή, π.χ. για εφαρμογές όπου τα υδατόσημα μεταφέρουν δημόσια πληροφορία.

- ▲ Ένα υδατόσημο θα πρέπει επιπλέον της ιδιότητάς του να μην απομακρύνεται, να είναι και μη-αντιληπτό (αδιόρατο). Ανάλογα με το μέσο που γίνεται υδατοσήμανση και την εφαρμογή, θα πρέπει να εφοδιάζουμε το βασικό σύνολο απαιτήσεων με επιπρόσθετες απαιτήσεις.
- ▲ Η ανάκτηση του υδατόσημου μπορεί να επιτρέπει ή μη τη χρήση των αρχικών, μη-υδατογραφημένων δεδομένων.

Ανάλογα με την εφαρμογή, η ενσωμάτωση του υδατόσημου μπορεί να συμβαίνει σε πραγματικό χρόνο, π.χ. για δακτυλικά αποτυπώματα σε βίντεο (video fingerprinting). Επίσης, η ενσωμάτωση σε πραγματικό χρόνο, μπορεί για λόγους πολυπλοκότητας να απαιτεί μεθόδους ενσωμάτωσης στο συμπιεσμένο πεδίο. Ανάλογα με την εφαρμογή, το υδατόσημο μπορεί να απαιτείται να έχει τη δυνατότητα να μεταφέρει αυθαίρετη πληροφορία.



Εικόνα 1.5. Υδατόσημο το οποίο έχει παραχθεί ως αποτέλεσμα της χρήσης ψευδοτυχαίων αριθμών.

Για άλλες εφαρμογές, μόνο λίγα προκαθορισμένα υδατόσημα μπορεί να ενσωματωθούν, οπότε για τον αποκωδικοποιητή/ανιχνευτή μπορεί να είναι επαρκές να ελέγξει για τη παρουσία ενός από τα προκαθορισμένα υδατόσημα (έλεγχος υπόθεσης).

Στα επόμενα, εξετάζουμε με μεγαλύτερη λεπτομέρεια κάποιες από τις προαναφερόμενες απαιτήσεις καθώς και κάποια σχεδιαστικά θέματα.

1. Ασφάλεια υδατόσημου και κλειδιά (watermark security and keys): Αν απαιτείται η ασφάλεια, δηλαδή η μυστικότητα της ενσωματωμένης πληροφορίας, ένα ή πολλά μυστικά και κρυπτογραφικά ασφαλή κλειδιά θα πρέπει να χρησιμοποιηθούν κατά τη διαδικασία της ενσωμάτωσης και της ανίχνευσης. Για παράδειγμα, σε πολλά σχήματα ως υδατόσημα εισάγουμε ψευδοτυχαία σήματα (Εικόνα 1.5).

Στην περίπτωση αυτή η περιγραφή και ο σπόρος της γεννήτριας ψευδοτυχαίων αριθμών μπορεί να χρησιμοποιηθεί ως κλειδί. Θα πρέπει να σημειωθεί ότι κατά τη σχεδίαση ενός γενικού συστήματος προστασίας πνευματικών δικαιωμάτων θέματα που άπτονται της δημιουργίας του κρυφού κλειδιού, της διανομής και τη διαχείρισης (πιθανόν από τρίτα εμπιστευτικά μέρη) καθώς και άλλα θέματα ενοποίησης αυτών των συστατικών είναι στοιχεία που μελετώνται με ιδιαίτερη προσοχή.

2. Ευρωστία ή Ανθεκτικότητα (Robustness): Κατά τη σχεδίαση οποιουδήποτε συστήματος υδατοσήμανσης, η ευρωστία του υδατόσημου είναι τυπικά ένα από τα βασικά θέματα που πρέπει να μας απασχολούν. Οι τροποποιήσεις των δεδομένων μέσω τη βασικής επεξεργασίας των δεδομένων και των σκόπιμων ή μη επιθέσεων αποτελούν ιδιαίτερα σημαντική υποβάθμιση οπότε είναι ιδιαίτερα σημαντική η ευρωστία έναντι τέτοιων χειρισμών. Η βασική επεξεργασία των δεδομένων συμπεριλαμβάνει όλους τους χειρισμούς και τροποποιήσεις που μπορεί να υποστούν τα δεδομένα, όπως επεξεργασία, εκτύπωση, ενίσχυση, μετατροπή μορφής αποθήκευσης. Η έννοια «επίθεση» (attack) δηλώνει το χειρισμό των δεδομένων με σκοπό τη βλάβη, καταστροφή ή απομάκρυνση του ενσωματωμένου υδατόσημου.

Παρότι είναι δυνατό να σχεδιάσουμε τεχνικές εύρωστης υδατοσήμανσης, θα πρέπει να σημειωθεί ότι ένα υδατόσημο είναι εύρωστο μόνο στη περίπτωση που εξακολουθεί να είναι ακόμα μη-δημόσιο, που σημαίνει ότι δε μπορεί να διαβαστεί από τον καθένα. Αν η αρχή της ανίχνευσης του υδατόσημου και το κλειδί είναι δημόσια, και αν ένας μόνο ανιχνευτής υδατόσημου σε «μορφή μαύρου κουτιού» είναι δημόσιος, το υδατόσημο είναι τρωτό σε επιθέσεις.

Πολλές φορές για να είμαστε βέβαιοι ότι εκτός από τις προαναφερόμενες μικρές αλλαγές, θα έχουμε κάποιου είδους ολική ανθεκτικότητα ακόμα και αν έχουμε στη κατοχή μας ένα κλάσμα των υδατοσημασμένων δεδομένων, θα πρέπει να φροντίζουμε να ενισχύουμε

αυτού του είδους την ιδιότητα. Για παράδειγμα, η πληροφορία του υδατόσημου συνήθως κατανέμεται με κάποια μορφή πλεονασμού στα διάφορα δείγματα του αρχικού μέσου (π.χ. pixels, συντελεστές μετασχηματισμού κ.τ.λ) με συνέπεια, η ανάκτηση του υδατόσημου να είναι πιο ανθεκτική εάν περισσότερη πληροφορία του υδατόσημου υπάρχει κατά τη διαδικασία της ανίχνευσης ύπαρξης ή μη του υδατόσημου [3],[4].

Η απόλυτη μέθοδος υδατοσήμανσης θα πρέπει να αντιστέκεται σε οποιουδήποτε είδους παραμόρφωση εισάγεται από βασικές ή κακόβουλες επεξεργασίες δεδομένων. Μέχρι τώρα όμως δεν έχει υπάρξει κάποια τέτοια μέθοδος, ενώ δεν είμαστε σίγουροι κι αν πρόκειται να υπάρξει ένα τέτοιο σύστημα. Η διαπίστωση αυτή έχει ως συνέπεια τα πρακτικά συστήματα κατ' ουσίαν να υλοποιούν ένα είδος συμβιβασμού (trade-off) μεταξύ ανθεκτικότητας και των ανταγωνιστικών ιδιοτήτων όπως η μη-ορατότητα και το μέγεθος της ενσωματωμένης πληροφορίας.

Είναι προφανές ότι η σχεδίαση ενός συστήματος υδατοσήμανσης δέχεται μεγάλη επίδραση από την ιδιότητα της ανθεκτικότητας, όμως ο επιθυμητός βαθμός ανθεκτικότητας που επιζητούμε πολλές φορές σχετίζεται με το σκοπό της εφαρμογής που αναπτύσσεται. Αυτό σημαίνει ότι εάν για παράδειγμα θέλουμε μία μέθοδο υδατοσήμανσης η οποία να είναι εύρωστη έναντι της JPEG συμπίεσης με υψηλούς ρυθμούς συμπίεσης, είναι πιθανό πιο αποδοτικό να χρησιμοποιήσουμε μία μέθοδο που ενσωματώνει το υδατόσημο στο πεδίο του χρησιμοποιούμενου μετασχηματισμού και όχι στο χωρικό πεδίο της εικόνας. Παρόμοια, εάν θέλουμε η μέθοδός μας να λειτουργεί ικανοποιητικά έναντι γενικών γεωμετρικών μετασχηματισμών (δηλ. περιστροφή, μη-ομοιόμορφη κλιμάκωση και αποκοπή) μία προσέγγιση στο χωρικό πεδίο είναι πιθανό πιο βολική [8], [52].

3. Μη-αντιληπτικότητα (Imperceptibility): Μία από τις πιο βασικές απαιτήσεις της υδατοσήμανσης είναι η αντιληπτική διαφάνεια. Θα πρέπει η διαδικασία ενσωμάτωσης να μην εισάγει οποιαδήποτε αντιληπτικά τεχνουργήματα στα δεδομένα που φιλοξενούν το υδατόσημο (host data). Από την άλλη, για την επίτευξη υψηλής ευρωστίας, θα πρέπει η ενέργεια του υδατοσήματος να είναι όσο το δυνατό μεγαλύτερη. Έτσι, η σχεδίαση μίας μεθόδου υδατοσήμανσης περιέχει ένα είδος συμβιβασμού μεταξύ της μη-αντιληπτικότητας και της ευρωστίας. Θα ήταν βέλτιστο βέβαια αν μπορούσαμε να εισάγουμε ένα υδατόσημο ακριβώς κάτω από το κατώφλι της αντίληψης. Όμως, ένα τέτοιο κατώφλι είναι δύσκολο να προσδιοριστεί σε πολυμεσικά δεδομένα όπως πραγματικές εικόνες, βίντεο ή ήχο. Βέβαια για όλα τα μέσα έχουν προταθεί διάφορα μέτρα για τον προσδιορισμό με αντικειμενικό τρόπο της λαμβανόμενης παραμόρφωσης καθώς και του κατωφλίου αντίληψης. Παρόλα αυτά, τα

περισσότερα από τα προτεινόμενα μέτρα εξακολουθούν να μην είναι «αρκετά τέλεια» ώστε να αντικαταστήσουν τους ανθρώπινους παρατηρητές, οι οποίοι ως δουλειά τους έχουν να εκτιμήσουν και να κρίνουν μέσω τυφλών ελέγχων την οπτική ποιότητα. Συνεπώς, κατά τη σχεδίαση ενός συστήματος υδατοσήμανσης είναι σημαντικό να κάνουμε κάποιους ελέγχους με διάφορους εθελοντές [3], [38], [146].

Η έννοια της μη-αντιληπτικότητας μας οδηγεί να σκεφτούμε ότι ουσιαστικά το υδατόσημο θα πρέπει να είναι αντιληπτικά διαφανές, ανεξάρτητο από την εφαρμογή και το στόχο του συστήματος που το χρησιμοποιεί. Η ένθεση του υδατόσημου στην ουσία δημιουργεί κάποιου είδους ορατά τεχνουργήματα (artifacts) τα οποία, δεν είναι μόνο ενοχλητικά και ανεπιθύμητα, αλλά επίσης μειώνουν ή ακόμα και καταστρέφουν την αξία των υδατοσημασμένων δεδομένων. Είναι σημαντικό να σκεφτεί κανείς ότι οι μέθοδοι ένθεσης του υδατόσημου θα πρέπει να στοχεύουν στην εκμετάλλευση του ανθρώπινου οπτικού συστήματος (HVS –Human Visual System), με σκοπό να μεγιστοποιηθεί η ενέργεια του υδατόσημου υπό τον περιορισμό ότι δε ξεπερνά το αντιληπτικό κατώφλι [114].

4. Ανάκτηση υδατόσημου με χρήση ή χωρίς τη χρήση των αρχικών δεδομένων: Η ανάκτηση του υδατόσημου συνήθως είναι πιο εύρωστη αν είναι διαθέσιμη η αρχική μη-υδατοσημασμένη εικόνα. Επιπλέον, η διαθεσιμότητα των αρχικών δεδομένων κατά τη διαδικασία της ανάκτησης επιτρέπει την ανίχνευση και αντιστροφή τα οποία αλλάζουν τη γεωμετρία των δεδομένων. Κάτι τέτοιο βοηθάει στη περίπτωση που μία εικόνα έχει περιστραφεί από κάποιον επιτιθέμενο. Παρόλα αυτά, πρόσβαση στα αρχικά δεδομένα δεν είναι δυνατή σε όλες τις περιπτώσεις, π.χ. σε εφαρμογές όπως παρακολούθηση δεδομένων ή ανίχνευση. Σε άλλες περιπτώσεις, όπως η υδατοσήμανση βίντεο, μπορεί να μην είναι πρακτικό να χρησιμοποιούμε τα αρχικά δεδομένα λόγω του προφανούς μεγάλου όγκου που αυτά έχουν ακόμα και εάν είναι διαθέσιμα. Από την άλλη υπάρχει η ανάγκη να σχεδιάζουμε τεχνικές υδατοσήμανσης που δεν χρειάζονται τα αρχικά δεδομένα για την εξαγωγή του υδατόσημου και αυτή είναι η ακολουθούμενη πρακτική στις μέρες μας.

Οι περισσότερες τεχνικές επιτελούν κάποιου είδους τροποποίηση όπου τα αρχικά δεδομένα θεωρούνται ότι αποτελούν την παραμόρφωση (distortion). Αν αυτή η παραμόρφωση είναι γνωστή ή μπορεί να μοντελοποιηθεί κατά τη διαδικασία της ανάκτησης, τότε σαφώς σχεδιασμένες τεχνικές επιτρέπουν τη καταστολή τους χωρίς τη γνώση των αρχικών δεδομένων [112], [113]. Στη πράξη οι περισσότερες μέθοδοι δεν απαιτούν την αρχική εικόνα για την ανάκτηση του υδατόσημου. Αυτού του είδους οι τεχνικές ονομάζονται «τυφλές» (blind) τεχνικές υδατοσήμανσης [3],[8],[25].

5. Εξαγωγή υδατόσημου ή επιβεβαίωση της παρουσίας ενός δεδομένου υδατόσημου: Αν αναζητήσουμε τη βιβλιογραφία τότε μπορούμε να βρούμε δύο τύπους συστημάτων υδατοσήμανσης [3], [4], [6], [8], [146]:

1) συστήματα που ενσωματώνουν μία συγκεκριμένη πληροφορία ή ένα πρότυπο αυτής και ελέγχουν την ύπαρξη της γνωστής πληροφορίας αργότερα κατά τη διαδικασία της ανάκτησης του υδατόσημου – συνήθως χρησιμοποιώντας κάποιον έλεγχο υπόθεσης- και

2) συστήματα που ενσωματώνουν αυθαίρετη πληροφορία στα αρχικά δεδομένα.

Ο πρώτος τύπος, δηλαδή η επιβεβαίωση της παρουσίας ενός γνωστού υδατόσημου, είναι επαρκής για τις περισσότερες εφαρμογές προστασίας των πνευματικών δικαιωμάτων.

Ο δεύτερος τύπος, δηλαδή αυτός της ενσωμάτωσης αυθαίρετης πληροφορίας είναι χρήσιμος σε περιπτώσεις όπως π.χ. ανίχνευση εικόνων στο διαδίκτυο με ευφυείς πράκτορες οι οποίοι δεν ενδιαφέρονται μόνο για να ανακαλύψουν τις εικόνες, αλλά και να τις ταξινομήσουν ή οι εφαρμογές της διανομής βίντεο όπου θα πρέπει να ενσωματωθεί ο σειριακός αριθμός του λήπτη.

Αν και οι προαναφερόμενες μέθοδοι ή συστήματα έχουν σχεδιαστεί είτε για την εξαγωγή υδατοσήμων είτε για την επιβεβαίωση της παρουσίας ενός δεδομένου υδατόσημου, θα πρέπει να σημειωθεί ότι στη πραγματικότητα και οι δύο προσεγγίσεις είναι έμφυτα ισοδύναμες. Ένα σχήμα που επιτρέπει την επιβεβαίωση του υδατόσημου μπορεί να θεωρηθεί ως ένα σχήμα ανάκτησης υδατόσημου 1-bit, το οποίο μπορεί να επεκταθεί με εύκολο τρόπο σε οποιονδήποτε αριθμό bit ενσωματώνοντας πολλαπλά συνεχόμενα υδατόσημα «1-bit». Το αντίστροφο είναι επίσης αληθές: ένα σχήμα ανάκτησης υδατόσημου μπορεί να θεωρηθεί ως ένα σχήμα επιβεβαίωσης υδατοσήμου υποθέτοντας ότι η ενσωματωμένη πληροφορία είναι γνωστή [4].

1.7 Ένθεση υδατόσημου

Η έννοια της ψηφιακής υδατοσήμανσης αποτελείται από την εισαγωγή πληροφορίας σε κάποιο σήμα που λειτουργεί σαν «οικοδεσπότης» (host) υπό την προϋπόθεση ότι οι συνεπαγόμενες τροποποιήσεις δε θα είναι αντιληπτές. Επιπρόσθετα, επιθυμούμε να εισάγουμε τη μέγιστη ενέργεια που μπορούμε στο υδατόσημο με σκοπό να επιτύχουμε όσο το δυνατό μεγαλύτερη ευρωστία. Κάτι τέτοιο αποτελεί γνωστή έννοια από τη θεωρία των

επικοινωνιών αφού για να μειωθεί ο ρυθμός λαθών θα πρέπει να αυξηθεί η ενέργεια του σήματος.

Προσπαθώντας να δώσουμε μία μαθηματική τυποποίηση στο πρόβλημα της ένθεσης θα πρέπει να πούμε ότι η διαδικασία ένθεσης του υδατόσημου είναι ένα πρόβλημα βελτιστοποίησης με περιορισμούς: μεγιστοποίησε την ενέργεια του υδατόσημου υπό το περιορισμό του να μην είναι ορατό (περιορισμός ορατότητας - visibility constraint). Αν και από μία πρώτη ματιά το πρόβλημα μοιάζει εύκολο στη διατύπωσή του είναι εξαιρετικά δύσκολο να υλοποιηθεί λόγω του περιορισμού της ορατότητας, που συνήθως βασίζεται σε ένα ιδιαίτερα μη-γραμμικό μοντέλο, αυτό του ανθρώπινου οπτικού συστήματος (HVS-Human Visual system). *Κάποιος θα μπορούσε να πει ότι η ψηφιακή υδατογραφία είναι δυνατή λόγω του ότι το ανθρώπινο οπτικό σύστημα δεν είναι τέλειο, σημειώνοντας ότι ως τέλειο οπτικό σύστημα ορίζουμε εκείνο το σύστημα που έχει τη δυνατότητα να διακρίνει ακόμη και τις πλέον μικρότερες αλλαγές σε κάποιο οπτικό ερέθισμα [17-24].*

Τα σχήματα που χρησιμοποιούνται για την ενσωμάτωση του υδατόσημου μπορεί να ενσωματώνουν το υδατόσημο απευθείας στα δεδομένα της εικόνας (χωρικό πεδίο) ή σε κάποια μετασχηματισμένη έκδοση της εικόνας. Οι μετασχηματισμοί που συνήθως χρησιμοποιούνται για αυτό το λόγο είναι ο Διακριτός Μετασχηματισμός Συνημιτόνου (DCT-Discrete Cosine Transform) ή ο Μετασχηματισμός Κυματιδίου (Wavelet Transform), ο Διακριτός Μετασχηματισμός Fourier (DFT) [7], [10], [23], [26], [29], [31], [44], [45], [46], [50]. Οι τεχνικές που ενσωματώνουν το υδατόσημο στο πεδίο μετασχηματισμού είναι δημοφιλείς λόγω του φυσικού πλαισίου που υφίσταται για την εισαγωγή αντιληπτικής γνώσης στον αλγόριθμο ένθεσης και λόγω του ότι πολλές state-of-the-art τεχνικές συμπίεσης όπως το JPEG πρότυπο δουλεύουν στο ίδιο πλαίσιο (block-based DCT) και κάτι τέτοιο επιτρέπει την υδατοσήμανση της συμπίεσμνης ακολουθίας bit με μόνο κατά τμήματα αποκωδικοποίηση.

Ένας απλός τρόπος να εισάγει κανείς κάποια αντιληπτική γνώση, είναι να εισάγει το υδατόσημο στα συστατικά μεσαίων συχνοτήτων, από τη στιγμή που τα συστατικά χαμηλών συχνοτήτων είναι ιδιαίτερα ορατά και τα συστατικά υψηλών συχνοτήτων είναι ευαίσθητα σε επιθέσεις που δεν αλλοιώνουν την ποιότητα της αρχικής εικόνας. Βέβαια έχουν αναπτυχθεί διάφοροι αλγόριθμοι που χρησιμοποιούν κάποια τυπικά μοντέλα αντίληψης για την ενσωμάτωση του υδατόσημου [17], [18], [19], [20].

Στην εργασία των Cox et. al. [60] τονίζεται ότι η βασική δυσκολία με την ένθεση του υδατοσήματος είναι ότι όταν αυτή είναι ιδιαίτερα απλή (φθηνή) τότε η επίδοσή της σχετίζεται άμεσα με τα δεδομένα τα οποία υδατογραφούνται. Σημειώνουμε όμως ότι, μία διαδικασία ένθεσης ενός υδατόσημου θα πρέπει να ενσωματώνει επιτυχώς και με μεγάλη αντοχή ένα υψηλής πιστότητας υδατόσημο.

1.8 Ανίχνευση υδατόσημου

Το πρόβλημα της ανίχνευσης υδατοσήμου, μπορεί να διατυπωθεί ως ακολούθως: Δεδομένου μίας εικόνας \mathbf{X} και ενός κώδικα υδατόσημου \mathbf{b} , ζητείται να αποφασίσουμε αν η εικόνα περιέχει ή όχι το υδατόσημο. Βέβαια η ανίχνευση εξαρτάται σε μεγάλο βαθμό από το συγκεκριμένο κανόνα ένθεσης που υιοθετείται από το σύστημα υδατοσήμανσης, π.χ. προσθετικό ή πολλαπλασιαστικό τρόπο ενσωμάτωσης του υδατόσημου \mathbf{b} στα αρχικά μας δεδομένα \mathbf{X} .

Όταν η ένθεση περνά διαμέσου του τελικού υδατοσήματος \mathbf{w} στο σύνολο των χαρακτηριστικών (π.χ. συντελεστές μετασχηματισμού), τότε το πρόβλημα μπορεί να τεθεί ως ανίχνευση ενός σήματος μέσα σε περιβάλλον με θόρυβο, όπου ο θόρυβος προσμετρά τόσο για το άγνωστο αρχικό σήμα που φιλοξενεί το υδατόσημο καθώς και για τη παρουσία διαφόρων επιθέσεων.

Πρέπει να τονίσουμε ότι ο τρόπος σχεδίασης του τμήματος ένθεσης ή του τμήματος ανίχνευσης ενός συστήματος υδατοσήμανσης δεν είναι απαραίτητα ο βέλτιστος, αν και γενικά αυτό που προτιμάμε για ένα σύστημα είναι η από κοινού βελτιστοποίηση των διαδικασιών ένθεσης και ανίχνευσης.

Προσπαθώντας να προσεγγίσουμε όσο το δυνατό πιο γενικά το πρόβλημα της ανίχνευσης θα πρέπει να σημειώσουμε ότι πολλές φορές το επαναδιατυπώνουμε ως ένα κλασικό πρόβλημα ελέγχου υποθέσεων. Στη συνέχεια μελετάμε πιο συγκεκριμένα τα στατιστικά μοντέλα που επιλέγουμε και που χρησιμοποιούνται για να χαρακτηρίσουν το σύνολο των χαρακτηριστικών των αρχικών δεδομένων όπως οι συντελεστές ενός μετασχηματισμού ή το αποτέλεσμα ενός φιλτραρίσματος καθώς και της επίθεσης π.χ. του θορύβου. Στην συγκεκριμένη εργασία, η ανάλυση του προβλήματος που επιλέγουμε ουσιαστικά θεωρεί ότι έχουμε ένα σύστημα μοναδικού καναλιού (π.χ. υδατοσήμανση εικόνων επιπέδων του γκρι), όπου υποθέτουμε ότι τα χαρακτηριστικά έχουν βαθμωτές τιμές.

1.9 Διάρθρωση διδακτορικής διατριβής

Στα επόμενα κεφάλαια θα αναφερθούμε εκτενέστερα στην έννοια της ανίχνευσης του υδατοσήματος καθώς και στη σχεδιάσή τους. Θα αναφερθούμε σε προτεινόμενες μεθόδους ανίχνευσης καθώς και σε νέες διαδικασίες απόκρυψης της κρυφής πληροφορίας με σκοπό την ενίσχυση της ευρωστίας.

Στο δεύτερο κεφάλαιο, μελετούμε τη διαδικασία της ανίχνευσης υδατοσήματος. Πιο συγκεκριμένα, θα αναφερθούμε με μεγαλύτερη λεπτομέρεια στο πρόβλημα της ανίχνευσης της κρυφής πληροφορίας, στον ανιχνευτή συσχέτισης και τις ιδιαιτερότητές του καθώς και στις βασικές μορφές ένθεσης (αθροιστικός και πολλαπλασιαστικός κανόνας ένθεσης του υδατοσήματος) που οδηγούν σε διαφορετικούς ανιχνευτές. Στη συνέχεια θα αναφερθούμε στην έννοια της ευρωστίας (ανθεκτικότητας) στις διάφορες επιθέσεις καθώς και στα πιο γνωστά είδη αξιολόγησης της επίδοσης των συστημάτων υδατοσήμανσης.

Στο τρίτο κεφάλαιο, μελετούμε το θέμα της σχεδίασης των υδατοσημάτων οπότε και θα αναφερθούμε στην επιλογή του πεδίου για την ένθεση/ανίχνευση του υδατοσήματος (χωρικό πεδίο ή πεδίο μετασχηματισμού), στην επιλογή των χαρακτηριστικών για την ένθεση/ανίχνευση (π.χ. συντελεστές κάποιου πεδίου μετασχηματισμού), στις διάφορες συναρτήσεις πυκνότητας πιθανότητας που έχουν εφαρμοστεί σε γνωστά πεδία μετασχηματισμού εικόνων, καθώς και στις τεχνικές που εφαρμόζονται για την ενίσχυση της ευρωστίας. Στο πλαίσιο των τεχνικών ενίσχυσης της επίδοσης ανίχνευσης και της ευρωστίας θα αναφερθούμε επίσης στην έννοια των αντιληπτικών μασκών και πως η εφαρμογή τους βελτιώνει τις προαναφερόμενες παραμέτρους.

Στο τέταρτο κεφάλαιο αναφερόμαστε σε μία νέα οικογένεια ανιχνευτών υδατοσήματος βασιζόμενοι σε ένα νέο ιεραρχικά προσαρμοζόμενο μοντέλο εικόνας. Μελετούμε το μοντέλο, το εισάγουμε στο πλαίσιο της αθροιστικής υδατοσήμανσης και προτείνουμε νέους ανιχνευτές που παρουσιάζουν ιδιαίτερα καλή επίδοση ανίχνευσης σε σύγκριση με άλλους γνωστούς ανιχνευτές της διεθνούς βιβλιογραφίας. Βάσει των πειραμάτων η μεθοδολογία MAP εκτίμησης των παραμέτρων μας δίνει τα καλύτερα αποτελέσματα.

Σο πέμπτο κεφάλαιο, επεκτείνουμε το προηγούμενο μοντέλο προτείνοντας τη Student-t συνάρτηση πυκνότητας πιθανότητας ως βάση για τη μοντελοποίηση της εικόνας μας. Με αυτό τον τρόπο προτείνουμε μία νέα οικογένεια ανιχνευτών με καλύτερη επίδοση ανίχνευσης σε σύγκριση με το προηγούμενο μοντέλο αλλά και με αυτοματοποιημένο τρόπο εκτίμησης

των παραμέτρων της κάνοντας χρήση του επαναληπτικού αλγορίθμου EM (Expectation – Maximization).

Στο επόμενο κεφάλαιο μία νέα εκδοχή της Total Variation κατανομής μας οδηγεί σε νέους ανιχνευτές υδατόσημου για το πρόβλημα της αθροιστικής υδατοσήμανσης. Η εκδοχή αυτή είναι μία σταθμισμένη Total Variation η οποία εκμεταλλεύεται με καλύτερο τρόπο τα τοπικά χαρακτηριστικά μίας εικόνας δίνοντας καλύτερη επίδοση όσον αφορά την ανίχνευση όσο και καλύτερη ανθεκτικότητα έναντι των επιθέσεων του υδατόσημου.

Στο έβδομο κεφάλαιο παρουσιάζεται μία επέκταση του ιεραρχικά προσαρμοζόμενου μοντέλου εικόνας του τέταρτου κεφαλαίου στο πλαίσιο της πολλαπλασιαστικής υδατοσήμανσης οδηγώντας σε σαφώς καλύτερα αποτελέσματα τόσο ως προς την επίδοση ανίχνευσης όσο και ως προς την ευρωστία του υδατόσημου. Η συγκεκριμένη επέκταση εκμεταλλεύεται τόσο τον πολλαπλασιαστικό κανόνα ένθεσης όσο και τις χωρικά προσαρμοζόμενες ιδιότητες του προτεινόμενου μοντέλου της εικόνας.

Στο όγδοο κεφάλαιο για τη πληρότητα της παρουσίασης και σύγκρισης των μοντέλων παρουσιάζουμε την επέκταση του μοντέλου της σταθμισμένης Total Variation στο πρόβλημα της πολλαπλασιαστικής υδατοσήμανσης.

Στο ένατο κεφάλαιο εκμεταλλευόμαστε τις ιδιότητες του χωρικά προσαρμοζόμενου μοντέλου του τετάρτου κεφαλαίου και προτείνουμε μία νέα αντιληπτική μάσκα η οποία μας δίνει κάποιες πολύ καλές ιδιότητες. Η προτεινόμενη μάσκα διευκολύνει την αύξηση της ενέργειας του αθροιστικού υδατοσήματος με συνέπεια την αύξηση της επίδοσης του αθροιστικού ανιχνευτή που βασίζεται στο ίδιο μοντέλο, όσο και την αύξηση της ανθεκτικότητας του προτεινόμενου σχήματος υδατοσήμανσης.

Στο δέκατο κεφάλαιο εφαρμόζουμε την ιδέα της απόκρυψης του υδατοσήματος με τη βοήθεια μάσκας προτείνοντας μία νέα αντιληπτική μάσκα που βασίζεται στο χωρικά σταθμισμένο Total Variation μοντέλο εικόνας. Οι ιδιότητες της συγκεκριμένης μάσκας βελτιώνουν τη δυνατότητα απόκρυψης υδατοσημάτων με μεγαλύτερη ενέργεια ακόμη περισσότερο από τη μάσκα του προηγούμενου κεφαλαίου και βοηθούν στην περαιτέρω βελτίωση της επίδοσης ανίχνευσης. Επιπλέον, αυξάνουν περισσότερο τις ιδιότητες της ευρωστίας έναντι διαφόρων επιθέσεων σκόπιμων ή μη.

1.10 Ερευνητικά αποτελέσματα στο πλαίσιο της διδακτορικής διατριβής

Στο πλαίσιο της διδακτορικής διατριβής μελετήθηκε η εφαρμογή διαφόρων στατιστικών μοντέλων στο πρόβλημα της αθροιστικής και πολλαπλασιαστικής υδατοσήμανσης. Τα μοντέλα που χρησιμοποιήθηκαν έχουν υλοποιηθεί με ιδιαίτερη επιτυχία στο πρόβλημα της ανακατασκευής εικόνων και βασικό κίνητρο της υλοποίησής τους στο πρόβλημα της υδατοσήμανσης είναι η ιδέα ότι τα δύο προβλήματα στο πλαίσιο της χρήσης μοντέλων εικόνων παρουσιάζουν κοινές ιδιότητες [81], [93], [138], [139], [142], [148], [151], [165].

Τα μοντέλα εικόνων που χρησιμοποιήσαμε έχουν ως βασική ιδιότητα τις πολύ καλές ιδιότητες προσαρμογής στα τοπικά χαρακτηριστικά των εικόνων, στοιχείο που οδήγησε σε ανιχνευτές με πολύ καλή επίδοση ανίχνευσης ταυτόχρονα με τις ιδιαίτερα καλές ιδιότητες ανθεκτικότητας έναντι επιθέσεων και κλασικών τεχνικών επεξεργασίας σήματος και εικόνας.

Επιπλέον των ανιχνευτών, οι παράμετροι των προτεινόμενων μοντέλων αποτελούν πεδίο δημιουργίας νέων αντιληπτικών μασκών ικανών να διαμορφώνουν αντιληπτικά τα υδατοσήματα και να βοηθούν στην αύξηση της ενέργειάς τους, στην ενίσχυση των ιδιοτήτων αντοχής που έχουν και στη βελτίωση της επίδοσης των προαναφερομένων ανιχνευτών υδατοσήματος.

Κεφάλαιο 2

Ανίχνευση υδατοσήματος

- 2.1 Εισαγωγή
 - 2.2 Ανίχνευση υδατοσήματος με ή χωρίς τα αρχικά δεδομένα
 - 2.3 Εξαγωγή ή επιβεβαίωση της ύπαρξης ενός δεδομένου υδατοσήματος
 - 2.4 Ασφάλεια του υδατοσήματος και κλειδί
 - 2.5 Μοντελοποίηση της ανίχνευσης υδατοσήματος με συσχέτιση
 - 2.6 Στατιστική ανίχνευση υδατοσήματος
 - 2.7 Κανόνας ανίχνευσης βασισμένος στον έλεγχο του λόγου πιθανοφαινιών
 - 2.8 Προσθετικός και Πολλαπλασιαστικός κανόνας ένθεσης υδατόσημου
 - 2.8.1 Προσθετική υδατοσήμανση
 - 2.8.2 Πολλαπλασιαστική υδατοσήμανση
 - 2.9 Επιθέσεις
 - 2.10 Αποτίμηση και έλεγχος επίδοσης (benchmarking) συστημάτων υδατοσήμανσης
 - 2.10.1 Είδη αξιολόγησης συστημάτων υδατοσήμανσης (benchmarking tools)
 - 2.11 Ευρωστία έναντι των επιθέσεων
 - 2.12 Κίνητρο για την υλοποίηση της ιδέας της διδακτορικής διατριβής
-

2.1 Εισαγωγή

Στο συγκεκριμένο κεφάλαιο αναφερόμαστε σε ένα ιδιαίτερα σημαντικό τμήμα των σχημάτων υδατοσήμανσης, τη διαδικασία ανίχνευσης του υδατόσημου (watermark detection). Όπως έγινε αντιληπτό και στο προηγούμενο κεφάλαιο η ανάκτηση της κρυφής πληροφορίας (υδατόσημο) ή η ανίχνευσή της είναι θεμελιώδους σημασίας κατά τη διαδικασία ανάπτυξης οποιουδήποτε συστήματος απόκρυψης δεδομένων. Στην ουσία δεν είναι μία εύκολη εργασία, αφού θα πρέπει κάποιος να σχεδιάσει έναν ανιχνευτή υδατόσημου λαμβάνοντας υπόψη του πολλές παραμέτρους, οι οποίες πολλές φορές είτε οδηγούν σε δύσκολες επιλογές (καλή ποιότητα εικόνας έναντι ανθεκτικότητας), είτε να διατηρήσει αντικρουόμενες απαιτήσεις (υψηλή επίδοση ανίχνευσης έναντι ανθεκτικότητας σε συγκεκριμένες επιθέσεις) είτε ακόμα και να επιτύχει απλούς αλλά δύσκολους στόχους (υψηλή επίδοση ανίχνευσης για πολύ αδύναμα υδατόσημα με κριτήριο την ενέργειά τους). Επιπρόσθετα, η μη-διαθεσιμότητα των αρχικών μη-υδατοσημασμένων δεδομένων από τη

πλευρά του λήπτη, δυσκολεύει ακόμη περισσότερο τη διαδικασία ανίχνευσης της κρυφής πληροφορίας.

Το πρόβλημα της ανίχνευσης συνίσταται στην απόφαση του ανιχνευτή για το εάν ένα δεδομένο υδατόσημο περιέχεται στα προς ανίχνευση δεδομένα ή όχι. Από μία άλλη οπτική γωνία, η ανάκτηση και εν συνεχεία αποκωδικοποίηση του υδατόσημου αφορά στην απόφαση του αποκωδικοποιητή για το εάν ένα δεδομένο μήνυμα είναι δυνατό μεταξύ μίας ομάδας μηνυμάτων.

Στη βιβλιογραφία έχουν προταθεί διάφοροι ανιχνευτές οι οποίοι είναι βέλτιστοι και ανθεκτικοί στις διάφορες επιθέσεις [8], [27], [63], [66]. Μία κατάλληλη προσέγγιση της ανίχνευσης του υδατοσήματος είναι ως ένα πρόβλημα στατιστικής ανίχνευσης όπου κατασκευάζουμε έναν έλεγχο δυαδικής υπόθεσης χρησιμοποιώντας μία κατάλληλη συνάρτηση πυκνότητας πιθανότητας π.χ. στους συντελεστές ενός μετασχηματισμού της εικόνας. Στη περίπτωση των ανιχνευτών υδατοσήμανσης που προτείνουμε στη συγκεκριμένη εργασία, ουσιαστικά θέτουμε το πρόβλημα της ανίχνευσης υδατοσήματος ως ένα πρόβλημα ελέγχου υποθέσεων (hypothesis testing problem). Στη συνέχεια προτείνουμε διάφορα στατιστικά μοντέλα για την περιγραφή των διαφόρων χαρακτηριστικών των εικόνων (π.χ. κατανομή συντελεστών μετασχηματισμού) και προτείνουμε νέους στατιστικούς ελέγχους (test statistics).

Η επίδοση ενός στατιστικού ανιχνευτή μπορεί να αναλυθεί θεωρητικά/πειραματικά συσχετίζοντας τις πιθανότητες θετικής (detection) και λανθασμένα αρνητικής ανίχνευσης (false alarm). Είναι σημαντικό να τονίσουμε στο σημείο αυτό ότι μας ενδιαφέρει η αύξηση της αξιοπιστίας της ανίχνευσης, που σημαίνει ότι μας ενδιαφέρει η πιθανότητα ανίχνευσης να είναι σε υψηλά επίπεδα για δεδομένο ρυθμό λανθασμένα αρνητικών ανιχνεύσεων.

2.2 Ανίχνευση υδατοσήματος με ή χωρίς τα αρχικά δεδομένα

Οι μέθοδοι που χρησιμοποιούν και το αρχικό σύνολο δεδομένων στη διαδικασία ανάκτησης του υδατογραφήματος συνήθως ξεχωρίζουν για την αυξημένη ανθεκτικότητα όχι μόνο σε επιθέσεις επεξεργασίας σήματος, αλλά και γεωμετρικές παραμορφώσεις, αφού επιτρέπουν την ανάκτηση και την αντιστροφή των γεωμετρικών παραμορφώσεων [172]. Όμως είναι καταφανές ότι υπάρχουν εφαρμογές που δεν μπορεί να έχουν πρόσβαση στα αρχικά δεδομένα, ή ακόμη περισσότερο ακόμη κι αν υπάρχει αυτή η πρόσβαση να μην είναι πρακτικό να την εκμεταλλεύεται κανείς λόγω του μεγάλου όγκου δεδομένων που χρειάζεται να γίνει επεξεργασία (π.χ. βίντεο). Είναι επομένως αυτόδηλο ότι οι μέθοδοι όπου τα αρχικά

δεδομένα δεν είναι διαθέσιμα εμφανίζουν τις μεγαλύτερες δυσκολίες και ταυτόχρονα το μεγαλύτερο ενδιαφέρον [3], [7].

Τα τελευταία χρόνια το ενδιαφέρον επικεντρώνεται σε τεχνικές όπου παρότι τα δεδομένα μας μπορεί να περιέχουν το υδατόσημο, ο πραγματικός έλεγχος υλοποιείται χωρίς τη γνώση των αρχικών, μη-υδατοσημασμένων δεδομένων, οπότε και η συγκεκριμένη τεχνική ονομάζεται μέθοδος τυφλής ανίχνευσης υδατοσήματος (blind watermark detection).

2.3 Εξαγωγή ή επιβεβαίωση της ύπαρξης ενός δεδομένου υδατοσήματος

Όπως είδαμε και στο πρώτο κεφάλαιο γενικά υπάρχουν δύο σχήματα υδατοσήματος: εκείνα που ενσωματώνουν μία συγκεκριμένη πληροφορία ή πρότυπο και ελέγχουν για την ύπαρξή της γνωστής πληροφορίας κατά τη διαδικασία της ανάκτησης και εκείνα που ενσωματώνουν ένα είδος αυθαίρετης πληροφορίας στα δεδομένα. Ως παράδειγμα, η προστασία των πνευματικών δικαιωμάτων μπορεί να επιτευχθεί με συστήματα που επιβεβαιώνουν την ύπαρξη ή μη ενός γνωστού υδατογραφήματος.

Τα δύο προαναφερθέντα σχήματα μπορεί να ανήκουν εναλλακτικά το καθένα στην άλλη κατηγορία. Το σχήμα που χρησιμοποιείται για την επιβεβαίωση ενός υδατόσημου μπορεί να θεωρηθεί ένα σύστημα ανάκτησης 1-bit, οπότε μπορεί να επεκταθεί σε μεγαλύτερο πλήθος από bit που προκύπτει από διαμόρφωση της πληροφορίας που πρόκειται να ενσωματωθεί. Το αντίστροφο είναι και αυτό δυνατό να συμβεί αφού ένα σύστημα ανάκτησης μπορεί να θεωρηθεί σύστημα επιβεβαίωσης υποθέτοντας ότι η ένθετη πληροφορία είναι γνωστή [4], [7], [8].

2.4 Ασφάλεια του υδατοσήματος και κλειδί

Η έννοια της ασφάλειας των μεθόδων υδατοσήμανσης έχει αυξήσει το ενδιαφέρον των ερευνητών ιδιαίτερα τα τελευταία χρόνια. Υπάρχουν εφαρμογές όπως η προστασία των πνευματικών δικαιωμάτων, όπου η μυστικότητα της ένθετης πληροφορίας πρέπει να διαφυλαχθεί με συνέπεια να συζητάμε για την έννοια της *ασφάλειας υδατοσήματος (watermark security)*. Συνεπώς όταν η ασφάλεια είναι ζητούμενο, τότε θα πρέπει να χρησιμοποιηθεί ένα κρυφό κλειδί για λόγους ένθεσης και ανίχνευσης. Στο σημείο αυτό μπορούμε να αναφέρουμε ότι υπάρχουν δύο επίπεδα ασφάλειας, όπου στο υψηλότερο επίπεδο ένας μη-εξουσιοδοτημένος χρήστης θα πρέπει να μη μπορεί να διαβάσει και αποκωδικοποιήσει ένα ένθετο υδατόσημο μα και να μη μπορεί να το ανιχνεύσει εάν αυτό υπάρχει σε ένα σύνολο δεδομένων [4], [42], [58], [59].

Πολλά συστήματα υδατοσήμανσης χρησιμοποιούν την τεχνολογία ευρέως φάσματος που βασίζεται στην έννοια του «μπλεξίματος-jamming» που συναντούμε στις ψηφιακές επικοινωνίες [30], [54]. Η ασφάλεια ενός τέτοιου συστήματος επιβεβαιώνεται από την αρχικοποίηση του σπόρου (seed) στη γεννήτρια του ψευδοτυχαίου θορύβου. Ένα τέτοιο κλειδί είναι κρυπτογραφικά ασφαλές και γνωστό μόνο στο νόμιμο κάτοχο της υδατοσημασμένης εικόνας. Οπότε, χωρίς τη γνώση του μυστικού κλειδιού, η δημιουργία του υδατόσημου από τη πλευρά του δέκτη είναι αδύνατη.

Ο βασικότερος τρόπος για κάποιον κακόβουλο χρήστη που σκοπεύει να ανακτήσει το κρυφό σήμα είναι να έχει ένα αντίγραφο της ψευδοτυχαίας ακολουθίας, με άλλα λόγια το σπόρο και τη διαδικασία που τη παράγει. Ο επιτιθέμενος δε μπορεί να εξάγει το υδατόσημο εάν δεν έχει γνώση του μυστικού κλειδιού (δηλαδή του σπόρου της ψευδοτυχαίας ακολουθίας), ακόμα και εάν όλη η διαδικασία δημιουργίας του υδατόσημου και η διαδικασία ένθεσης είναι γνωστή. Συνεπώς, η εξάρτηση του υδατόσημου από το κρυφό κρυπτογραφικό κλειδί και την ευρέως φάσματος διαδικασία ένθεσης έχει ως αποτέλεσμα ένα εύρωστο υδατόσημο, το οποίο είναι ανθεκτικό έναντι κοινών επεξεργασιών σήματος καθώς και έναντι κακόβουλων επιθέσεων [122].

Πρέπει να σημειωθεί ότι η διάκριση μεταξύ των εννοιών ασφάλεια και ανθεκτικότητα δεν έχει ακόμη οριστεί και καθολικά συμφωνηθεί. Πιθανόν ένας έμμεσος ορισμός και διαχωρισμός θα μπορούσε να είναι ότι οι επιθέσεις έναντι της ανθεκτικότητας είναι εκείνες που στοχεύουν στην αύξηση της πιθανότητας λάθους του καναλιού του υδατοσήματος, ενώ οι επιθέσεις έναντι της ασφάλειας προσπαθούν να παρέχουν σε έναν επιτιθέμενο τη γνώση των μυστικών του συστήματος π.χ. το κρυφό κλειδί [58].

2.5 Μοντελοποίηση της ανίχνευσης υδατοσήματος με συσχέτιση

Γενικά, πολλά συστήματα στη βιβλιογραφία εμπίπτουν στη κατηγορία των συστημάτων υδατοσήμανσης που χρησιμοποιούν συσχέτιση στην ανίχνευση. Αν και αυτή η κλάση δε περιέχει όλα τα συστήματα ανίχνευσης στην ουσία περιέχει τη πλειοψηφία των συστημάτων που προτείνονται [3]. Η υδατοσήμανση που βασίζεται στη συσχέτιση έχει το χαρακτηριστικό ότι είναι ιδιαίτερα απλή διαδικασία ανίχνευσης, ενώ επιπλέον η λογική υιοθέτησής της βασίζεται και στο επιπλέον χαρακτηριστικό της βέλτιστης ανίχνευσης όταν τα δεδομένα-χαρακτηριστικά (π.χ. συντελεστές μετασχηματισμού) στα οποία εφαρμόζονται ακολουθούν τη Gaussian συνάρτηση πυκνότητας πιθανότητας. Μία τέτοια προσέγγιση επιτρέπει την ελαχιστοποίηση της πιθανότητας λανθασμένης ανίχνευσης [61], [153] ενώ πρέπει να

σημειώσουμε ότι ισχύει μόνο στη περίπτωση που ο κανόνας ένθεσης είναι αθροιστικός και όχι πολλαπλασιαστικός.

Στην ανίχνευση ενός υδατογραφήματος εμπλέκονται διάφορες μορφές της συσχέτισης. Η πιο βασική είναι η γραμμική συσχέτιση (Linear correlation), ενώ άλλες μορφές συσχέτισης είναι η κανονικοποιημένη συσχέτιση (Normalized correlation) στην οποία εφαρμόζεται κανονικοποίηση των εξεταζόμενων διανυσμάτων πριν τη συσχέτιση και ο συντελεστής συσχέτισης (correlation coefficient) μεταξύ των δύο διανυσμάτων. Στον Πίνακα 2.1 που ακολουθεί παρουσιάζονται οι τρεις μορφές συσχέτισης τις οποίες χρησιμοποιούμε στο πρόβλημα της υδατοσήμανσης.

Σε κάποια συστήματα οι αλγόριθμοι ανίχνευσης που χρησιμοποιούνται κατασκευάζονται βάσει της έννοιας της συσχέτισης. Από την άλλη υπάρχουν συστήματα όπου η συσχέτιση δεν είναι ορατή, ενώ υπάρχουν συστήματα όπου οι προτεινόμενες λύσεις μαθηματικά είναι ισοδύναμες με τη χρήση κάποιας μορφής από τις προαναφερόμενες συσχετίσεις.

ΠΙΝΑΚΑΣ 2.1. Μορφές ανιχνευτή συσχέτισης που συναντούμε στο πρόβλημα της υδατοσήμανσης [3].

Είδος συσχέτισης	Τύπος	Παρατηρήσεις
Γραμμική συσχέτιση	$T_{lc}(\mathbf{v}, \mathbf{w}_r) = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N \mathbf{v}[i] \mathbf{w}_r[i]$	Είναι σύνηθες στις επικοινωνίες να εξετάζουμε για την παρουσία ενός μεταδιδόμενου σήματος \mathbf{w}_r στο σήμα που λαμβάνουμε \mathbf{v} , υπολογίζοντας τη συσχέτιση και συγκρίνοντάς της με μία τιμή κατωφλίου. Αυτή η πρακτική ονομάζεται <i>matched filtering</i> και είναι γνωστό ότι είναι μία βέλτιστη μέθοδος ανίχνευσης σημάτων παρουσία προσθετικού, λευκού Gaussian θορύβου.
Κανονικοποιημένη συσχέτιση	$\tilde{v} = \frac{v}{ v }$ $\tilde{w} = \frac{w_r}{ w_r }$ $T_{nc}(\mathbf{v}, \mathbf{w}_r) = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N \tilde{\mathbf{v}}[i] \tilde{\mathbf{w}}[i]$	Ένα από τα βασικά προβλήματα της γραμμικής συσχέτισης είναι ότι οι τιμές ανίχνευσης εξαρτώνται στενά από τα μήκη των διανυσμάτων που χρησιμοποιούμε. Κάτι τέτοιο κάνει μία μέθοδο όχι τόσο ανθεκτική σε αλλαγές π.χ. της φωτεινότητας της εικόνας. Επίσης σημαίνει ότι όταν τα υδατογραφήματα δημιουργούνται από μία λευκή Gaussian κατανομή, τότε είναι δύσκολα προβλέψιμη η λανθασμένα θετική (false positive) πιθανότητα του ανιχνευτή.
Συντελεστής συσχέτισης	$\tilde{v} = v - \bar{v}$ $\tilde{w} = w_r - \bar{w}_r$ $T_{cc}(\mathbf{v}, \mathbf{w}_r) = z_{nc}(\tilde{\mathbf{v}}, \tilde{\mathbf{w}})$	Η χρήση αυτού του είδους της συσχέτισης οδηγεί σε ανίχνευση ανθεκτική έναντι αλλαγών στον DC όρο μίας εικόνας (π.χ. η πρόσθεση μίας σταθεράς σε όλα τα pixels μίας εικόνας)

Επίσης, υπάρχουν εργασίες στις οποίες η συσχέτιση αποτελεί ένα μικρό τμήμα ενός αλγόριθμου ανίχνευσης οπότε και δε περιγράφεται με ρητό τρόπο κατά τη χρήση της. Για παράδειγμα οι εργασίες [106], [110], [111] χρησιμοποιούν κάποιου είδους συσχέτιση αν και την ισχύ τους την οφείλουν σε άλλες ιδιότητες/χαρακτηριστικά οπότε και δε μπορούν να χαρακτηριστούν ανιχνευτές βασισμένοι στη συσχέτιση.

2.6 Στατιστική ανίχνευση υδατοσήματος

Παραδοσιακά, οι ανιχνευτές που χρησιμοποιούνται επιτελούν συσχέτιση των δεδομένων με το γνωστό υδατόσημο. Εναλλακτικά, το πρόβλημα της υδατοσήμανσης μπορεί να διατυπωθεί ως ένα πρόβλημα ελέγχου δυαδικής υπόθεσης [87], [107].

Επειδή θέλουμε να αποφασίσουμε μεταξύ δύο υποθέσεων ουσιαστικά έχουμε ένα πρόβλημα δυαδικής υπόθεσης, δηλαδή:

Υπόθεση H_1 : *υπάρχει εικόνα στην οποία περιέχεται το υδατόσημο,*
έναντι της υπόθεσης

Υπόθεση H_0 : *υπάρχει μόνο εικόνα.*

Στη περίπτωση αυτή ο στόχος μας είναι να χρησιμοποιήσουμε τα δεδομένα-παρατηρήσεις που έχουμε, για να πάρουμε τις αποφάσεις μας ελπίζοντας να είμαστε σωστοί τις περισσότερες φορές. Συχνά συμβαίνει να θέλουμε να αποφασίσουμε μεταξύ περισσότερων υποθέσεων, δηλαδή να κάνουμε έλεγχο πολλαπλών υποθέσεων. Κάτι τέτοιο όμως δεν αποτελεί αντικείμενο της παρούσας διατριβής, οπότε δε θα επεκταθούμε.

Ο βαθμός δυσκολίας των προβλημάτων ανίχνευσης κάποιου σήματος σχετίζεται με τη γνώση μας για τα χαρακτηριστικά του σήματος και του θορύβου που έχουμε. Η ιδανική περίπτωση εμφανίζεται όταν έχουμε ακριβή γνώση των συναρτήσεων πυκνότητας πιθανότητας, οπότε τουλάχιστον στη θεωρία μπορούμε να εξάγουμε έναν βέλτιστο ανιχνευτή [87]. Η ανάλυση που προτείνεται στα επόμενα μπορεί να εφαρμοστεί σε διαφόρων ειδών δεδομένα όπως οι συντελεστές του DCT, DWT ή DFT μετασχηματισμού. Ο στόχος του ανιχνευτή υδατόσημου δεν είναι άλλος παρά η επιβεβαίωση του εάν το υδατόσημο υφίσταται ή όχι στα δεδομένα που παρατηρούμε, βασισμένος πάντοτε στις στατιστικές ιδιότητες του (πιθανά) υδατοσημασμένου σήματος που λαμβάνουμε και του γνωστού υδατόσημου. Μία βασική υπόθεση που κάνουμε σε αυτές τις περιπτώσεις, αφορά το γεγονός ότι η στατιστική περιγραφή που προτείνουμε δεν τροποποιείται σημαντικά μετά την ένθεση του υδατόσημου. Μία τέτοιου είδους υπόθεση διαισθητικά δικαιολογείται από το γεγονός ότι τα

υδατοσημασμένα δεδομένα θα πρέπει να ακολουθούν μία στατιστική κατανομή παρόμοια με αυτή του αρχικού σήματος, με το περιορισμό το ενσωματωμένο σήμα να είναι μη-αντιληπτό.

Όταν οι συναρτήσεις πυκνότητας πιθανότητας δεν είναι πλήρως γνωστές ο προσδιορισμός ενός καλού αλλά πιθανόν μη-βέλτιστου ανιχνευτή είναι πολύ πιο δύσκολος. Κατά τη σχεδίαση ενός ανιχνευτή ένα σημαντικό θέμα είναι η μαθηματική ανιχνευσιμότητα της προτεινόμενης πυκνότητας πιθανότητας. Για παράδειγμα, η Gaussian σ.π.π. είναι ιδιαίτερα βολική τόσο από πρακτική όσο και από θεωρητική σκοπιά. Δουλεύοντας κανείς με τέτοιου είδους προβλήματα αντιλαμβάνεται ότι η δυσκολία του προσδιορισμού ενός ανιχνευτή αυξάνει και κατά συνέπεια η απόδοση της ανίχνευσης μειώνεται όσο λιγότερη εξειδικευμένη γνώση των χαρακτηριστικών του σήματος και του θορύβου έχουμε.

Στη πράξη το βασικό μας ενδιαφέρον αφορά σήματα που είναι ασθενή, δηλαδή σήματα που ο σηματοθορυβικός λόγος (Signal to Noise Ratio- SNR) είναι μικρός. Η αλήθεια είναι ότι εάν δεν είχαμε τέτοιου είδους προβλήματα, δεν θα υπήρχε ανάγκη χρησιμοποιήσουμε τη Θεωρία Ανίχνευσης. Στα προβλήματα ανίχνευσης όμως, γενικά αντιμετωπίζουμε σήματα χαμηλού σηματοθορυβικού λόγου, οπότε πρέπει να σημειώσουμε ότι η επιτυχία των μεθόδων που μελετούμε σχετίζεται άμεσα από το μέγεθος των παρατηρήσεων που έχουμε.

Η αποτίμηση της επίδοσης ενός ανιχνευτή εξαρτάται από την ικανότητα να προσδιοριστεί η σ.π.π. μίας συνάρτησης των δεδομένων μας, είτε αναλυτικά, είτε αριθμητικά. Όταν κάτι τέτοιο δεν είναι δυνατό, πρέπει να χρησιμοποιήσουμε υπολογιστικές τεχνικές προσομοιώσεων Monte Carlo, όπως αυτή περιγράφεται στο παράρτημα της παρούσας διατριβής [87].

Τα τελευταία χρόνια είναι ξεκάθαρο ότι η σχεδίαση αποδοτικών αλγορίθμων για ανάλυση και επεξεργασία εικόνων σε μεγάλο βαθμό πραγματοποιούνται στο πλαίσιο ενός μοντέλου εικόνας. Η επίδοση ενός αλγορίθμου σχετίζεται στενά με τη μορφή των εικόνων και τη μορφή των δεδομένων της εικόνας που επεξεργαζόμαστε.

Στη βασική της μορφή μία εικόνα είναι ένας πίνακας εικονοστοιχείων (pixels), όμως από εκεί και πέρα κάθε εικόνα έχει τα δικά της χαρακτηριστικά τα οποία συχνά εκμεταλλευόμαστε για να εξάγουμε συνεπείς αναπαραστάσεις. Κάθε εικόνα αποτελείται από διάφορες περιοχές μικρές ή μεγάλες, με ομαλά ή απότομα άκρα, με διάφορους προσανατολισμούς και θέσεις μέσα στην εικόνα. Αυτές οι ιδιότητες, εάν παρατηρηθούν από ένα διαφορετικό πρίσμα μπορεί να χρησιμοποιηθούν για να μας δώσουν αναπαραστάσεις οικονομικότερες από την αρχική αναπαράσταση σε μορφή pixels. Βέβαια, οποιαδήποτε

χρησιμοποιούμενη αναπαράσταση επιτυγχάνει να κάνει πιο συμπαγή διάφορα χωρικά χαρακτηριστικά έχει βέβαια το συνεπακόλουθο κόστος της απόκρυψης κάποιων άλλων χαρακτηριστικών.

Για τις εικόνες επιπέδου του γκρι, υπάρχει ποικιλία στις τιμές των εντάσεων μεταξύ των διαφόρων συστατικών της. Μία τέτοια διαπίστωση ενισχύει την ανάγκη για μια πιο περιεκτική περιγραφή της εικόνας, η οποία μέσω της περιγραφής των κατανομών των εντάσεων να μπορεί να μας οδηγήσει και σε περιγραφές των περιοχών. Ένας βασικός ρόλος των μοντέλων εικόνας είναι να παρέχεται μία περιεκτική περιγραφή των χαρακτηριστικών της, στοιχείο απαραίτητο για αποδοτική σχεδίαση των διαδικασιών που εφαρμόζουμε επί της εικόνας π.χ. δημιουργία αποδοτικότερων ανιχνευτών υδατοσήματος.

Τα μοντέλα που βασίζονται σε pixels βλέπουν κάθε ξεχωριστό pixel ως το βασικό δομικό στοιχείο μίας εικόνας. Ο προσδιορισμός των χαρακτηριστικών της χωρικής κατανομής των ιδιοτήτων των pixel της εικόνας συνιστά τη περιγραφή της εικόνας. Το μοντέλο αυτό θα το μελετήσουμε σε μεγαλύτερο βάθος στα επόμενα κεφάλαια, όπου με τη χρήση κατάλληλων τελεστών θα δημιουργήσουμε συγκεκριμένες αναπαραστάσεις των εικόνων κατάλληλες για ακριβή μοντελοποίηση και περαιτέρω δημιουργία καινούριων ανιχνευτών υδατοσήματος καθώς και καινούριων μεθόδων ένθεσης υδατοσήματος [138], [142], [148], [151].

Όσον αφορά το πρόβλημα της ανίχνευσης υδατοσήματος, είναι γεγονός ότι έχουν προταθεί διάφοροι τύποι ελέγχου δυαδικών υποθέσεων μεταξύ αυτών έλεγχοι βασισμένοι σε Bayesian λογαριθμικό λόγο πιθανοφανειών (log-likelihood ratio test) [10], [26], [25], [29], [115], [116], τοπικά πιο ισχυροί έλεγχοι (LMP – locally most powerful) καθώς και έλεγχοι Rao [67], [118]. Η επιλογή του εκάστοτε ελέγχου εξαρτάται από διάφορους παράγοντες, όπως ο αριθμός των δεδομένων, η διαθεσιμότητα και η μαθηματική ανιχνευσιμότητα της εκ των προτέρων (prior) συνάρτησης που χρησιμοποιείται, η ισχύς του υδατόσημου κ.α.

2.7 Κανόνας ανίχνευσης βασισμένος στον έλεγχο του λόγου πιθανοφανειών

Αντιμετωπίζοντας το πρόβλημα της υδατοσήμανσης και πιο συγκεκριμένα το στάδιο της ανίχνευσης, συχνά καταφεύγουμε στη χρήση της Θεωρίας Ανίχνευσης², που ως γνωστόν έχει θεμελιώδη σημασία στην επεξεργασία σήματος καθώς και στην εξαγωγή αποφάσεων και τη

² Η Θεωρία Ανίχνευσης (Detection Theory) αναφέρεται και ως Έλεγχος Υποθέσεων (Hypothesis Testing) ή Θεωρία Απόφασης (Decision Theory).

πραιτέρω εξαγωγή πληροφορίας. Η δημιουργία ενός συστήματος που υπόκειται στους κανόνες της προαναφερόμενης θεωρίας οδηγεί σε ένα κοινό στόχο: να το χρησιμοποιούμε για να αποφασίζουμε πότε συμβαίνει ένα γεγονός που μας ενδιαφέρει (π.χ. η παρουσία ενός υδατοσήματος ή όχι) και στη συνέχεια να προσδιορίσουμε περισσότερες πληροφορίες για το γεγονός αυτό.

Αρχικά, για να φθάσουμε στην απόφαση κατασκευάζουμε μία συνάρτηση των δεδομένων μας $T(x[0], x[1], \dots, x[n])$ και στη συνέχεια αποφασίζουμε βασιζόμενοι στη τιμή της. Ο προσδιορισμός της συνάρτησης $T(\cdot)$ και η αντιστοίχισή της σε μία απόφαση, αποτελεί το κεντρικό πρόβλημα με το οποίο ασχολούμαστε στη Θεωρία Ανίχνευσης. Πλέον, λόγω της χρήσης ψηφιακών συστημάτων, το πρόβλημα της ανίχνευσης έχει μετεξελιχθεί σε ένα πρόβλημα εξαγωγής αποφάσεων βασιζόμενοι στην παρατήρηση μίας σειράς δεδομένων που ουσιαστικά είναι μία διαδικασία διακριτού χρόνου. Επιπλέον, το πρόβλημά μας έχει τώρα μετεξελιχθεί σε εξαγωγή αποφάσεων βασισμένη στα δεδομένα που είναι και το αντικείμενο του στατιστικού ελέγχου υποθέσεων. Το απλούστερο πρόβλημα ανίχνευσης είναι να αποφασίσουμε για τη παρουσία ενός σήματος μέσα σε περιβάλλον θορύβου ή να αποφανθούμε μόνο για την ύπαρξη του θορύβου.

Ας υποθέσουμε ότι τα δεδομένα μας (π.χ. συντελεστές κάποιου μετασχηματισμού) έχουν μοντελοποιηθεί από κάποια κατάλληλη στατιστική κατανομή, οπότε και οι σ.π.π. των αρχικών και των υδατοσημασμένων δεδομένων είτε γνωστές είτε μπορούν να προσεγγιστούν με μεγάλη ακρίβεια από τα δεδομένα μας.

Ακολουθώντας το προσθετικό κανόνα ένθεσης του υδατόσημου, οι δύο υποθέσεις ελέγχου, διατυπώνονται ως εξής:

$$\begin{aligned} H_0 : \mathbf{y}_i &= \mathbf{x}_i \\ H_1 : \mathbf{y}_i &= \mathbf{x}_i + \mathbf{w}_i \end{aligned}, \quad i = 1, \dots, N \quad (2.1)$$

όπου \mathbf{w} είναι η επιθυμητή πληροφορία, \mathbf{x} είναι τα αρχικά μας δεδομένα, που σε πολλές περιπτώσεις διαδραματίζουν το ρόλο του άγνωστου προσθετικού θορύβου με γνωστές στατιστικές ιδιότητες και \mathbf{y} είναι τα παρατηρούμενα δεδομένα. Ο δείκτης θέσης i παίρνει τιμές από 1 μέχρι το πλήθος όλων των στοιχείων της εικόνας (π.χ. συντελεστές μετασχηματισμού, pixel της εικόνας) που ασχολούμαστε δηλαδή N .

Στη περίπτωση που μελετούμε, ο κανόνας ανίχνευσης δίνεται από τη σχέση:

$$\Lambda(Y) \underset{H_0}{\overset{H_1}{>}} \eta \quad (2.2)$$

όπου η είναι κάποια τιμή κατωφλίου, ενώ ο λόγος πιθανοφανειών $\Lambda(Y)$ ορίζεται ως:

$$\Lambda(Y) = \frac{p(Y | H_1)}{p(Y | H_0)} \quad (2.3)$$

και $p(Y | H_1)$ είναι οι πιθανοφάνειες κάτω από τις υποθέσεις H_0 και H_1 αντίστοιχα.

Στη πράξη, στον έλεγχο υποθέσεων, χρησιμοποιούμε το λόγο των λογαριθμικών πιθανοφανειών, όπου ορίζεται ως ο φυσικός λογάριθμος του λόγου πιθανοφανειών,

$$l(Y) = \ln \left(\frac{p(Y | H_1)}{p(Y | H_0)} \right). \quad (2.4)$$

Πολλές φορές, επιτελείται ένας Neyman-Pearson έλεγχος, όπου το $l(Y)$ συγκρίνεται με ένα κατώφλι η , το οποίο προσδιορίζεται από τη πιθανότητα λανθασμένης ανίχνευσης P_{FA} , δηλαδή τη πιθανότητα να ανιχνευτεί ένα υδατόσημο σε μη-υδατοσημασμένα δεδομένα. Ο τελικός έλεγχος εγγυάται ότι η ισχύς του ελέγχου, δηλαδή η πιθανότητα ανίχνευσης, θα μεγιστοποιηθεί για ένα προκαθορισμένο επίπεδο λανθασμένης ανίχνευσης [87].

Ιδιαίτερα σημαντικό είναι το γεγονός ότι στη τυφλή ανίχνευση υδατοσήματος, ο δέκτης θα πρέπει να εκτιμήσει τις παραμέτρους κάθε σ.π.π. από τα λαμβανόμενα δεδομένα, τα οποία μπορεί να περιέχουν ή όχι το υδατόσημο. Κάτι τέτοιο όμως αποδεικνύεται ότι δεν είναι πρόβλημα, αφού το υδατόσημο που ενσωματώνεται έχει χαμηλή ισχύ και συνεπώς δεν μεταβάλλει σε μεγάλο βαθμό τις παραμέτρους της σ.π.π. που χρησιμοποιούνται στην εκάστοτε μοντελοποίηση [159].

Στις προσεγγίσεις που ο τελικός έλεγχος εξαρτάται από την ισχύ του υδατόσημου, τότε αυτή μπορεί να ειπωθεί ως παράμετρος σε ένα σύνθετο (composite) δυαδικό πρόβλημα [104]. Από τη στιγμή που οι περιοχές ανίχνευσης εξαρτώνται από τη τιμή της προαναφερόμενης παραμέτρου, αυτοί οι έλεγχοι δεν είναι Uniformly Most Powerful (UMP), δηλαδή δεν είναι απαραίτητα βέλτιστοι για υδατόσημα αυθαίρετης ισχύος. Είναι επίσης γνωστό από τη θεωρία Ανίχνευσης [104], ότι ένας έλεγχος που μεγιστοποιεί την πιθανότητα ανίχνευσης για οποιοδήποτε υδατόσημο w υπό την υπόθεση H_1 , δηλαδή ένας ομοιόμορφα πιο ισχυρός έλεγχος, είναι αρκετά σπάνιος και μπορεί να βρεθεί μόνο για συγκεκριμένα μοντέλα θορύβου (π.χ. Gaussian δεδομένα με ένα σήμα που παίρνει μόνο θετικές τιμές [104]).

Ωστόσο, σε περιβάλλοντα θορύβου που δεν ακολουθούν Gaussian στατιστική, μπορεί να σχεδιαστεί ένας βέλτιστος ανιχνευτής με την Neyman-Pearson έννοια, για πολύ ασθενή υδατόσημα. Οι ανιχνευτές αυτής της μορφής, ονομάζονται τοπικά βέλτιστοι (locally optimal - LO) ή τοπικά πιο ισχυροί (locally most powerful -LMP) έλεγχοι, από τη στιγμή που επιτυγχάνουν ασυμπτωτικά βέλτιστη επίδοση για σήματα πολύ χαμηλής ισχύος. Μπορεί να αποδειχτεί ότι ασυμπτωτικά οι LOD ανιχνευτές είναι οι πιο αποδοτικοί. Στο πρόβλημα της υδατοσήμανσης, η ισχύς του ένθετου υδατόσημου είναι μικρή, με συνέπεια ένας LMP έλεγχος να είναι κατάλληλος γι' αυτή την περίπτωση [65], [66], [104], [105].

2.8 Προσθετικός και Πολλαπλασιαστικός κανόνας ένθεσης υδατόσημου

Η επίδοση ενός ανιχνευτή χαρακτηρίζεται από τη πιθανότητα λανθασμένης ανίχνευσης και τη πιθανότητα ανίχνευσης ή πιθανότητα αστοχίας, οι οποίες ορίζονται ως ακολούθως:

- Πιθανότητα λανθασμένης ανίχνευσης:

$$P_{FA} = Pr(\text{αποφασίζω την } H_1 \text{ υπόθεση, δεδομένου ότι ισχύει η } H_0)$$

- Πιθανότητα ανίχνευσης:

$$P_{DET} = Pr(\text{αποφασίζω την } H_1 \text{ υπόθεση, δεδομένου ότι ισχύει η } H_1)$$

Εάν θεωρήσουμε ότι το στατιστικό απόφασης του ανιχνευτή του υδατόσημου είναι $T(x)$, τότε ισχύει, ότι η μέση τιμή και η διακύμανση υπό την υπόθεση H_0 θα είναι:

$$m_{H_0} = E(T(x) | H_0) \text{ και } \sigma_{H_0}^2 = Var(T(x) | H_0),$$

ενώ η μέση τιμή και η διακύμανση υπό την υπόθεση H_1 θα είναι:

$$m_{H_1} = E(T(x) | H_1) \text{ και } \sigma_{H_1}^2 = Var(T(x) | H_1)$$

Οι προαναφερόμενες σχέσεις θα μπορούσαν να εφαρμοστούν και στις περιπτώσεις που η ανίχνευση πραγματοποιείται μετά από επίθεση.

Όπως θα δούμε στη συνέχεια υπάρχουν δύο κανόνες ένθεσης, ο προσθετικός κανόνας και ο πολλαπλασιαστικός κανόνας. Τα τελευταία χρόνια υπάρχει και ένας επιπλέον τρόπος ένθεσης που σχετίζεται με τη κβαντοποίηση και ονομάζεται QIM (Quantization Index Modulation), όπου η ένθεση σχεδιάζεται κατά τέτοιο τρόπο ώστε να επιτυγχάνεται ο κατάλληλος συμβιβασμός μεταξύ των απαιτήσεων ενός συστήματος υδατοσήμανσης, δηλαδή η μεγιστοποίηση της ποσότητας της πληροφορίας που γίνεται ένθεση, η ελαχιστοποίηση της

παραμόρφωσης κατά την ένθεση και η μεγιστοποίηση της ευρωστίας του υδατόσημου [160], [161], [162]. Με τη μορφή της συγκεκριμένης ένθεσης όμως δεν έχουμε ασχοληθεί στη παρούσα εργασία.

2.8.1 Προσθετική υδατοσήμανση

Ας θεωρήσουμε ότι χρησιμοποιούμε τον κανόνα της προσθετικής υδατοσήμανσης, δηλαδή:

$$\mathbf{y}_i = \mathbf{x}_i + \gamma \mathbf{w}_i, \quad i = 1, \dots, N, \quad (2.5)$$

όπου γ (>0) είναι ουσιαστικά ένα μέτρο της ισχύος της ένθεσης του υδατόσημου. Στις πρώτες εργασίες που αφορούσαν την υδατοσήμανση ο ανιχνευτής γραμμικής συσχέτισης χρησιμοποιούνταν κατά κόρον [3], όπου

$$T_{lc}(\mathbf{y}, \mathbf{w}) = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N \mathbf{y}_i \mathbf{w}_i \quad (2.6)$$

Ποια είναι της η μορφή των αρχικών φιλοξενούντων δεδομένων; Συνήθως, στη βιβλιογραφία, είναι οι συντελεστές κάποιου DCT ή DWT μετασχηματισμού, οπότε το ενδιαφέρον της μεταφέρεται στην υπόθεση που κάνουμε για της συντελεστές ενδιαφέροντος, δηλαδή ποια κατανομή ταιριάζει καλύτερα στα δεδομένα της [3], [4], [7], [8].

Για τους συντελεστές των προαναφερομένων μετασχηματισμών, η κατανομή που επιλέγεται συνήθως στη βιβλιογραφία είναι η Generalized Gaussian σ.π.π. [10], [120], [121], της οποίας η συνάρτηση πυκνότητας πιθανότητας ορίζεται με την ακόλουθη σχέση:

$$p_X(x) = A e^{-|\beta(x-m)|^c} \quad (2.7\alpha)$$

όπου

$$\beta = \frac{1}{\sigma} \left(\frac{\Gamma(3/c)}{\Gamma(1/c)} \right)^{\frac{1}{2}} \quad (2.7\beta)$$

$$A = \frac{\beta c}{2\Gamma(1/c)} \quad (2.7\gamma)$$

m και σ είναι ο μέσος και η τυπική απόκλιση της κατανομής αντίστοιχα, $\Gamma(x) = \int_0^{\infty} t^{x-1} e^{-t} dt$ είναι η Γάμμα συνάρτηση, ενώ c είναι η παράμετρος σχήματος της GGD. Όσο πιο μικρή

είναι η τιμή της παραμέτρου σχήματος τόσο πιο αιχμηρό είναι το σχήμα και πιο παχιές οι ουρές της συγκεκριμένης κατανομής.

Ακολουθώντας τη προτεινόμενη συνάρτηση πυκνότητας πιθανότητας το βέλτιστο στατιστικό απόφασης (βασισμένο στο λόγο των πιθανοφαινών υπό τις δύο υποθέσεις και θεωρώντας ότι $m \approx 0$) δίνεται από τον τύπο:

$$T(\mathbf{x}) = \frac{1}{N} \left(\sum_{i=1}^N \mathbf{x}_i^c - \sum_{i=1}^N |\mathbf{x}_i - \gamma \mathbf{w}_i|^c \right) \quad (2.8)$$

όπου με την έννοια του ελέγχου Neyman-Pearson ελέγχου μπορούμε να υπολογίσουμε τη πιθανότητα ανίχνευσης για δεδομένη πιθανότητα λανθασμένης ανίχνευσης [87]. Στο παράρτημα Α παρατίθενται οι ανιχνευτές όπως αυτοί υλοποιήθηκαν στη παρούσα διατριβή για λόγους σύγκρισης.

Στη τελευταία σχέση εάν αντικαταστήσουμε όπου $c = 2$, τότε προκύπτει η Σχέση (2.6) όπου υποθέσαμε ότι τα δεδομένα της ακολουθούν Gaussian κατανομή, γεγονός που ερμηνεύεται ως ότι η γραμμική συσχέτιση είναι βέλτιστη μόνο στη περίπτωση σημάτων που ακολουθούν τη Gaussian κατανομή, επιπλέον του πλεονεκτήματος ότι στη γραμμική συσχέτιση δεν είναι αναγκαία η γνώση της ισχύος γ της ένθεσης.

Συνεπώς αποφασίζουμε ελέγχοντας:

$$\begin{aligned} T(\mathbf{x}) < Thr &\Rightarrow H_0 \\ &\text{ή} \\ T(\mathbf{x}) > Thr &\Rightarrow H_1 \end{aligned} \quad (2.9)$$

όπου Thr είναι το κατώφλι ανίχνευσης και ανάλογα με τη τιμή του στατιστικού αποφασίζουμε για την ισχύ μίας εκ των δύο υποθέσεων.

2.8.2 Πολλαπλασιαστική υδατοσήμανση

Στη περίπτωση των σχημάτων ευρέως φάσματος που χρησιμοποιούμε πολλαπλασιαστικό κανόνα ένθεσης [66], [147], η ένθεση του υδατόσημου \mathbf{w} στα αρχικά δεδομένα \mathbf{x} εκφράζεται ως ακολούθως:

$$\begin{aligned} \mathbf{y}_i &= \mathbf{x}_i + \gamma \mathbf{w}_i \mathbf{x}_i \\ &= \mathbf{x}_i (1 + \gamma \mathbf{w}_i) \end{aligned}, \quad i = 1, \dots, N \quad (2.10)$$

όπου η τιμή του γ είναι συνήθως αρκετά μικρότερη της μονάδας, με στόχο πάντα να συγκρατείται η παραμόρφωση της ένθεσης σε μη-αντιληπτά για την ανθρώπινη όραση επίπεδα. Όπως αναφέραμε ο στόχος ενός ανιχνευτή υδατοσήμανσης συνίσταται στην επιβεβαίωση του πότε το υδατόσημο \mathbf{w} είναι παρόν στη παρατηρούμενη εικόνα \mathbf{y} , που μπορεί να είναι ή όχι υδατοσημασμένη και που μετά την ένθεση του κρυφού σήματος μπορεί να έχει δεχθεί ή όχι κάποιου είδους επίθεση. Χρησιμοποιώντας το πολλαπλασιαστικό κανόνα και το μοντέλο της Γενικευμένης Gaussian σ.π.π, το πρόβλημα ανίχνευσης μπορεί να διατυπωθεί ως ένας έλεγχος δυαδικών υποθέσεων H_0 και H_1 .

Στη περίπτωση των σχημάτων που συζητούμε, ο βέλτιστος ανιχνευτής με την έννοια των Neyman-Pearson είναι ο ακόλουθος:

$$T(\mathbf{x}) = \sum_{i=1}^N |\beta \mathbf{x}_i|^c \left[1 - \frac{1}{(1 + \gamma \mathbf{w}_i)^c} \right] \quad (2.11)$$

ενώ στη βιβλιογραφία μπορεί να συναντήσει κανείς και εναλλακτικές εκδοχές του τελευταίου προτεινόμενου τύπου [66].

Οι συγκεκριμένοι ανιχνευτές είναι ασυμπτωτικά βέλτιστοι αφού αντίθετα από τους βέλτιστους ομοιόμορφα πιο ισχυρούς (UMP) ανιχνευτές, οι προηγούμενες σχέσεις εξάγονται από τους τοπικά πιο ισχυρούς (LMP) ελέγχους. Συνήθως επιλέγουμε τους LMP ανιχνευτές αφού δεν απαιτείται γνώση της ισχύος γ της ένθεσης.

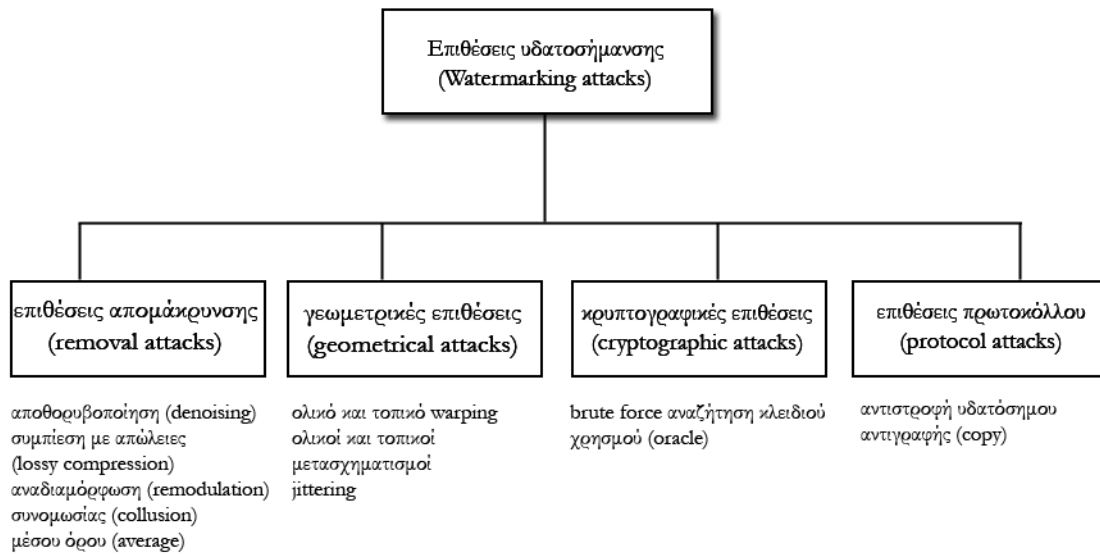
2.9 Επιθέσεις

Υπάρχουν διάφορες κατηγοριοποιήσεις των επιθέσεων οπότε βάσει αυτών μπορούμε να περιγράψουμε τις εξής [37],[38],[108]:

1. Επιθέσεις Απομάκρυνσης υδατόσημου (Removal attacks)

Οι επιθέσεις αυτού του είδους στοχεύουν στη πλήρη απομάκρυνση της πληροφορίας του υδατόσημου από τα υδατοσημασμένα δεδομένα χωρίς όμως να διασπάται η ασφάλεια του αλγόριθμου υδατοσήμανσης (δηλ. χωρίς το κλειδί που χρησιμοποιείται για την ενσωμάτωση του υδατόσημου). Δηλαδή, καμία επεξεργασία ακόμα και απαγορευτικά πολύπλοκη να μη μπορεί να επανακτήσει τη πληροφορία του υδατόσημου από τα υδατοσημασμένα δεδομένα. Η συγκεκριμένη κατηγορία συμπεριλαμβάνει αποθορυβοποίηση (denoising), κβαντοποίηση

(quantization), επαναδιαμόρφωση (remodulation) και επιθέσεις συνωμοσίας (collusion attacks).



Εικόνα 2.1. Ταξινόμηση επιθέσεων υδατοσήμανσης [135].

2. Γεωμετρικές επιθέσεις (Geometric attacks)

Οι γεωμετρικές επιθέσεις δεν απομακρύνουν το υδατόσημο αλλά σκοπεύουν στη παραμόρφωση του συγχρονισμού μεταξύ του ανιχνευτή και της ένθετης πληροφορίας. Στη περίπτωση αυτή ο ανιχνευτής θα μπορούσε να επανακτήσει την ένθετη πληροφορία μόνο όταν γίνει πλήρης επανασυγχρονισμός. Παρόλα αυτά, η πολυπλοκότητα της απαιτούμενης διαδικασίας συγχρονισμού μπορεί να είναι πολύ μεγάλη για να είναι και πρακτική.

Στο σημείο αυτό πρέπει να αναφέρουμε μία ιδιαίτερα σημαντική επίθεση που έχει αναπτυχθεί στο εργαλείο αξιολόγησης σχημάτων υδατοσήμανσης Stirmark. Αν και η ευρωστία έναντι των καθολικά συνδεδεμένων (affine) μετασχηματισμών είναι λίγο-πολύ ένα λυμένο θέμα, η αντίσταση σε τοπικές τυχαίες μεταβολές όπως αυτές έχουν υλοποιηθεί στο συγκεκριμένο εργαλείο αποτελεί ένα είδος ανοικτού προβλήματος για διάφορα εμπορικά εργαλεία υδατοσήμανσης. Η επίθεση αυτή που έχει όνομα random bending (τυχαίες αποκλίσεις) εκμεταλλεύεται το γεγονός ότι το ανθρώπινο οπτικό σύστημα δεν είναι ευαίσθητο σε τοπικές μετατοπίσεις και affine τροποποιήσεις. Επιπλέον, τα pixels μετατοπίζονται τοπικά, κλιμακώνονται και περιστρέφονται χωρίς να υπεισέρχεται κάποια σημαντική οπτική παραμόρφωση. Βέβαια με το πέρασμα των χρόνων προτείνονται μέθοδοι οι οποίες έχουν την ικανότητα να αντιστέκονται σε αυτού του είδους τις επιθέσεις [172].

3. Κρυπτογραφικές επιθέσεις (*cryptographic attacks*)

Η λογική των επιθέσεων αυτού του είδους στοχεύει στη καταστροφή των μεθόδων ασφαλείας στα διάφορα σχήματα και συνεπώς στην εύρεση τρόπων για την απομάκρυνση της ένθετης πληροφορίας ή την ένθεση παραπλανητικών υδατόσημων.

4. Επιθέσεις πρωτοκόλλου (*protocol attacks*)

Οι επιθέσεις της συγκεκριμένης κατηγορίας στοχεύουν καθολικά στην έννοια μίας εφαρμογής υδατοσήμανσης. Ένας τέτοιος τύπος επίθεσης βασίζεται στην έννοια των αντιστρεπτών υδατοσημάτων (*invertible watermarks*) [7] που σημαίνει ότι ο επιτιθέμενος αφαιρεί το υδατόσημό του από τα υδατοσημασμένα δεδομένα και υποστηρίζει ότι είναι ο κάτοχος του ψηφιακού περιεχομένου. Είναι γεγονός ότι κάτι τέτοιο οδηγεί σε ασάφεια σε σχέση με τον πραγματικό κάτοχο των δικαιωμάτων. Η απαίτηση της μη-αντιστροφής στη τεχνολογία της υδατοσήμανσης σημαίνει ότι από ένα μη-υδατοσημασμένο περιεχόμενο θα πρέπει να είναι αδύνατο να αφαιρεθεί κάποιο υδατόσημο. Μία πιθανή λύση σε αυτού του είδους το πρόβλημα είναι η χρήση υδατοσημάτων που είναι όσο το δυνατό πιο προσαρμοσμένα στα αρχικά μας δεδομένα.

Στην ίδια κατηγορία ανήκει και η επίθεση αντιγραφής (*copy attack*) σύμφωνα με την οποία ο στόχος δεν είναι η καταστροφή του υδατοσήματος, αλλά η εκτίμησή του από τα υδατοσημασμένα δεδομένα και η αντιγραφή του σε άλλο περιεχόμενο.

5. Επιθέσεις βασισμένες στην εκτίμηση του υδατόσημου (*estimation based attacks*)

Στην κατηγορία αυτών των επιθέσεων γίνεται εκμετάλλευση των στατιστικών χαρακτηριστικών των αρχικών δεδομένων βασιζόμενοι στην υπόθεση ότι τα αρχικά δεδομένα ή το υδατόσημο μπορούν να εκτιμηθούν χρησιμοποιώντας κάποιου είδους πρότερη γνώση των υδατοσημασμένων δεδομένων. Η εκτίμηση δεν χρειάζεται τη γνώση του κλειδιού του υδατοσήματος, ούτε τον τρόπο ενσωμάτωσης (αν και η γνώση της διαδικασίας ένθεσης θα έκανε πιο επιτυχημένη την επίθεση).

2.10 Αποτίμηση και έλεγχος επίδοσης (*benchmarking*) συστημάτων υδατοσήμανσης

Εκτός από τη σχεδίαση μεθόδων ψηφιακής υδατοσήμανσης, ένα σημαντικό θέμα είναι η σωστή αποτίμηση και ο έλεγχος της επίδοσης αυτών των μεθόδων. Κάτι τέτοιο σημαίνει ότι εκτός από την αποτίμηση της ανθεκτικότητας, θα πρέπει να μελετηθούν θέματα αντικειμενικής ή υποκειμενικής αποτίμησης της παραμόρφωσης που εισάγεται στη διαδικασία της υδατοσήμανσης. Γενικά, ενυπάρχει ένα είδος συμβιβασμού μεταξύ της

ανθεκτικότητας του υδατοσήματος και της αντιληψιμότητάς του. Συνεπώς, ένα δίκαιο σύστημα αποτίμησης της επίδοσης (benchmarking) θα πρέπει να θέτει ως προϋπόθεση ότι οι μέθοδοι που διερευνούνται κάθε φορά θα πρέπει να ελέγχονται υπό συγκρίσιμες μεταξύ τους συνθήκες [4].

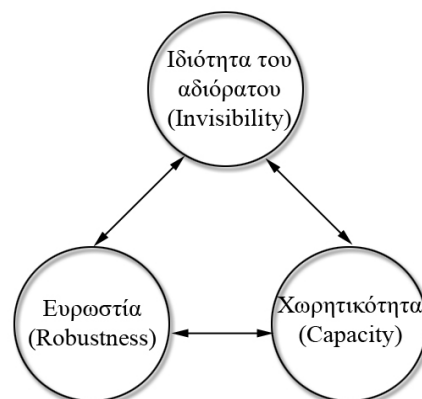
Στις μέρες μας, η έρευνα στη ψηφιακή υδατοσήμανση έχει επικεντρωθεί στα συστήματα υδατοσήμανσης που είναι εύρωστα και μη-αντιληπτά. Για ένα τέτοιο σύστημα υδατοσήμανσης εικόνων, μεταξύ άλλων, για να αποτιμήσουμε την επίδοση του συστήματος συνήθως εμπλέκουμε την ικανοποίηση τριών απαιτήσεων:

Ιδιότητα του αδιόρατου (Invisibility): Η ιδιότητα του αδιόρατου σημαίνει ότι το υδατόσημο θα πρέπει να ενθέτεται μέσα στα αρχικά δεδομένα με αδιόρατο τρόπο. Με άλλα λόγια, θα πρέπει να διατηρήσουμε τη πιστότητα (fidelity) των αρχικών δεδομένων και μετά τη διαδικασία της ένθεσης.

Ευρωστία - Ανθεκτικότητα (Robustness): Η ανθεκτικότητα σημαίνει ότι το ενσωματωμένο υδατόσημο θα πρέπει να είναι εύρωστο έναντι διαφόρων επιθέσεων και τεχνικών επεξεργασίας. Για τη ψηφιακή υδατοσήμανση εικόνας, ένας καλός αλγόριθμος υδατοσήμανσης θα πρέπει να αντέχει επιθέσεις όπως επεξεργασία φιλτραρίσματος, πρόσθεση θορύβου, γεωμετρικοί μετασχηματισμοί (π.χ. περιστροφή, κλιμάκωση και μετατόπιση), συμπίεση με απώλειες (π.χ. συμπίεση JPEG).

Χωρητικότητα (Capacity): Ουσιαστικά αναφέρεται στο μέγιστο ποσό πληροφορίας που μπορεί να μεταφέρει το ενσωματωμένο υδατόσημο και αυτή η πληροφορία μπορεί να ανιχνευτεί με αξιόπιστο τρόπο για σκοπούς π.χ. προστασίας δεδομένων ή αυθεντικοποίησής τους.

Συνηθίζεται αυτές οι τρεις ιδιότητες να αναπαρίστανται σε μία τριγωνική διάταξη όπως αυτή που φαίνεται στο σχήμα που ακολουθεί [8]:



Εικόνα 2.2. Οι βασικές απαιτήσεις ενός εύρωστου ψηφιακού συστήματος υδατοσήμανσης εικόνας

2.10.1 Είδη αξιολόγησης συστημάτων υδατοσήμανσης (benchmarking tools)

Ιδανικά ένα εργαλείο αξιολόγησης ενός συστήματος υδατοσήμανσης θα πρέπει να έχει τη δυνατότητα να ανακαλύπτει τα πλεονεκτήματα και τα μειονεκτήματα μίας μεθόδου υδατοσήμανσης και να δίνει τη δυνατότητα εύκολης και αποδοτικής σύγκρισης. Κάτι τέτοιο όμως δεν είναι καθόλου εύκολη εργασία αφού περιλαμβάνει τον έλεγχο ενός συνόλου παραγόντων επίδοσης αμοιβαία εξαρτημένων μεταξύ τους (πολυπλοκότητα, ανίχνευση/αποκωδικοποίηση, επίδοση, οπτική αντίληψη). Μία αποδοτική μέθοδος αξιολόγησης πρέπει να ποσοτικοποιεί και να παρουσιάζει τις αλληλεπιδράσεις μεταξύ των διαφόρων θεμάτων που άπτονται της επίδοσης π.χ. σχέση μεταξύ ευρωστίας υδατοσήματος και αντιληπτικής ποιότητας.

Μία βασική σκέψη που πρέπει να έχει κανείς είναι ότι η επίδοση ενός αλγορίθμου υδατοσήμανσης εξαρτάται ιδιαίτερα από τα κλειδιά που χρησιμοποιούνται για την ένθεση και την αποκωδικοποίηση, τα μηνύματα που εισάγονται αλλά και τις εικόνες που φιλοξενούν αυτά τα μηνύματα. Αυτό έχει ως συνέπεια ότι, όταν κάποιος θέλει να εξάγει στατιστικά έγκυρα αποτελέσματα θα πρέπει να υλοποιεί πολλαπλά πειράματα με ένα σημαντικό αριθμό διαφορετικών κλειδιών, μηνυμάτων και εικόνων (πιθανώς διαφορετικών μεγεθών και περιεχομένου). Επίσης για να είμαστε βέβαιοι ότι τα πειράματα θα είναι συγκρίσιμα θα πρέπει να χρησιμοποιείται ένα κοινό σύνολο παραμέτρων και εισόδων (εικόνες, κλειδιά κ.τ.λ).

Τα προηγούμενα χρόνια είναι γεγονός ότι έχουν προταθεί πολλοί αλγόριθμοι υδατοσήμανσης, οπότε ο αυτόματος έλεγχος και τα εργαλεία αποτίμησης αυτών των εργαλείων να αποτελούν αναγκαιότητα. Το εργαλείο αξιολόγησης Stirmark, αναπτύχθηκε στο πανεπιστήμιο του Cambridge για τις τεχνολογίες ψηφιακής υδατοσήμανσης. Δεδομένης μίας υδατοσημασμένης εικόνας, το συγκεκριμένο εργαλείο μπορεί να δημιουργήσει έναν αριθμό τροποποιήσεων που μπορεί να χρησιμοποιηθούν για να επιβεβαιώσουν τον αλγόριθμο υδατοσήμανσης. Η τελευταία έκδοση του Stirmark έχει εξελιχθεί σε ένα πλήρως αυτοματοποιημένο εργαλείο αξιολόγησης, ενώ οι επιθέσεις που διαθέτει αφορούν: αποκοπή (cropping), αντιστροφή (flip), περιστροφή (rotation), όξυνση (sharpening), Gaussian φιλτράρισμα, απομάκρυνση γραμμής και συμπίεση JPEG.

Ένα άλλο δημοφιλές εργαλείο αξιολόγησης είναι το Checkmark, το οποίο αναπτύχθηκε στο πανεπιστήμιο της Γενεύης και στην ουσία είναι μία συλλογή από τμήματα κώδικα (scripts) σε Matlab. Περιλαμβάνει κλάσεις επιθέσεων με σκοπό να ελέγχει τους προτεινόμενους αλγόριθμους υδατοσήμανσης, ενώ δίνεται και η δυνατότητα να τροποποιηθεί σύμφωνα με τις απαιτήσεις κάποιου χρήστη.

2.11 Ευρωστία έναντι των επιθέσεων

Σε πολλές εφαρμογές υδατοσήμανσης τα υδατοσημασμένα δεδομένα πολλές φορές δέχονται κάποιου είδους επεξεργασία πριν φθάσουν στη πλευρά του λήπτη. Η επεξεργασία αυτή μπορεί να είναι συμπίεση με απώλειες, ενίσχυση της εικόνας, ψηφιακό/αναλογική μετατροπή οπότε ένα ενσωματωμένο υδατόσημο μπορεί να δεχτεί την επίδραση μίας τέτοιου είδους επεξεργασίας είτε αυτή γίνεται με εχθρικό σκοπό (απομάκρυνση υδατόσημου) είτε στο πλαίσιο της συνήθους επεξεργασίας/αποθήκευσης (π.χ. JPEG αποθήκευση). Στην σημειολογία της υδατοσήμανσης, μία επίθεση (attack) είναι οποιαδήποτε επεξεργασία μπορεί να βλάψει την ανίχνευση του υδατοσήματος ή την επικοινωνία της πληροφορίας που μεταφέρεται με το υδατόσημο. Συνεπώς γίνεται αντιληπτό ότι σε οποιοδήποτε σχήμα υδατοσήμανσης ένα σημαντικό θέμα είναι η ευρωστία έναντι των επιθέσεων.

Ανεξάρτητα του τύπου των δεδομένων και την εφαρμογή, η ανθεκτικότητα των υδατοσημάτων εξαρτάται από τα πιο κάτω θέματα:

- *Ποσότητα ενσωματωμένης πληροφορίας (amount of embedded information)*: Αποτελεί ιδιαίτερα σημαντική παράμετρο αφού επηρεάζει άμεσα την ανθεκτικότητα του υδατοσήματος. Όσο πιο πολύ πληροφορία θέλει κανείς να ενθέσει, τόσο λιγότερη είναι και η ανθεκτικότητα του υδατόσημου.
- *Ενσωματωμένη ισχύς του υδατοσήματος (watermark embedding strength)*: Μεταξύ της ενσωματωμένης ισχύος του υδατόσημου (άρα της ανθεκτικότητας του υδατόσημου) και της αντιληψιμότητας του υδατόσημου υφίσταται ένα είδος συμβιβασμού, οπότε αυξημένη αντοχή απαιτεί ισχυρότερη ενσωμάτωση, που με τη σειρά του όμως αυξάνει την αντιληψιμότητα του υδατόσημου.
- *Μέγεθος και φύση των δεδομένων (size and nature of data)*: Το μέγεθος των δεδομένων έχει συνήθως άμεση επίδραση στην αντοχή του ενσωματωμένου υδατόσημου. Για παράδειγμα, στην υδατοσήμανση εικόνων, οι εικόνες πολύ μικρού μεγέθους δεν έχουν μεγάλη εμπορική αξία. Παρόλα αυτά, ένα λογισμικό υδατοσήμανσης έχει την ανάγκη να επανακτήσει ένα υδατόσημο από αυτές τις εικόνες. Από την άλλη η φύση των δεδομένων επιδρά σημαντικά στην ανθεκτικότητα, αφού μέθοδοι οι οποίες μπορεί να εμφανίζονται πολύ αποδοτικές και εύρωστες σε κάποια εφαρμογή π.χ. σαρωμένες φυσικές εικόνες έχουν εκπληκτικά μειωμένη αντοχή για συνθετικές εικόνες όπως αυτές που δημιουργούνται σε κάποιο πακέτο γραφικών.
- *Κρυφή πληροφορία (Secret information – π.χ. κλειδί)*: Αν και η ποσότητα της κρυφής πληροφορίας δεν έχει άμεση επίδραση στην αντίληψη και την ανθεκτικότητα ενός

υδατοσήματος, διαδραματίζει σημαντικό ρόλο στην ασφάλεια ενός συστήματος. Για παράδειγμα ο χώρος των κλειδιών, δηλαδή το εύρος όλων των πιθανών τιμών της κρυφής πληροφορίας θα πρέπει να είναι αρκετά μεγάλο ώστε οι επιθέσεις που κάνουν εξαντλητική αναζήτηση να αποτρέπονται. Στο σημείο αυτό να σημειωθεί ότι πολλά συστήματα υδατοσήμανσης καταρρέουν ακόμα και από απλές επιθέσεις λόγω του ότι δεν λαμβάνουν υπόψη τους βασικές κρυπτογραφικές αρχές.

Η έννοια της ευρωστίας είναι διαισθητικά ξεκάθαρη: ένα υδατόσημο είναι εύρωστο (ή ανθεκτικό) εάν δε μπορεί να δεχθεί οποιαδήποτε βλάβη χωρίς επίσης αυτή η βλάβη να αντανakλάται και στα δεδομένα που έχουν δεχθεί επίθεση. Η προκύπτουσα βλάβη μπορεί να μετρηθεί με κριτήρια όπως πιθανότητα λανθασμένης ανίχνευσης (miss probability), πιθανότητα λανθασμένων bit (bit error rate) ή τη χωρητικότητα του καναλιού. Για τα πολυμεσικά δεδομένα, η χρησιμότητα των δεδομένων που έχουν δεχθεί επίθεση μπορεί να μετρηθεί μελετώντας την αντιληπτική ποιότητα ή τη παραμόρφωση. Συνεπώς, η ευρωστία μπορεί να αποτιμηθεί μελετώντας ταυτόχρονα τη βλάβη στο υδατόσημο και τη παραμόρφωση στα δεδομένα. Μία επίθεση επιτυγχάνει να ακυρώσει ένα σχήμα υδατοσήμανσης όταν προκαλεί βλάβες στο υδατόσημο πέρα από τα αποδεκτά όρια ενώ διατηρεί την αντιληπτική ποιότητα των δεδομένων μετά την επίθεση.

Γενικά η θεωρητική ανάλυση των αλγορίθμων υδατοσήμανσης σε σχέση με τις διάφορες επιθέσεις είναι ιδιαίτερα πολύπλοκη, γεγονός που οδηγεί τους σχεδιαστές να αναφέρουν τα αποτελέσματά τους κάνοντας πειραματικούς ελέγχους βάσει κάποιου πρωτόκολλου αποτίμησης της επίδοσης μετά από επιθέσεις (benchmark). Οι προτεινόμενες μέθοδοι αποτίμησης συνδυάζουν τις πιθανές επιθέσεις σε ένα κοινό πλαίσιο και ανάλογα με την εφαρμογή για την οποία προορίζεται το προτεινόμενο σχήμα δίνουν συγκεκριμένη βαρύτητα σε κάθε αποτέλεσμα [134],[135].

Είναι επομένως προφανές ότι πολλές εφαρμογές απαιτούν η ανίχνευση των υδατοσήμων να συμβαίνει ακόμα και όταν μετά την ένθεση του υδατόσημου έχει επέλθει κάποιου είδους τροποποίηση. Τα υδατόσημα που σχεδιάζονται κατά τέτοιο τρόπο ώστε να επιβιώνουν της νόμιμης και καθημερινής χρήσης του ψηφιακού περιεχομένου συνήθως αναφέρονται ως εύρωστα υδατόσημα. Πολλές φορές στη παρούσα διατριβή ο όρος της ευρωστίας χρησιμοποιείται εναλλακτικά με τον όρο της αντοχής-ανθεκτικότητας χωρίς να υπάρχει καμία διαφορά παρά μόνο λεκτική.

Η έννοια της ευρωστίας όμως θα πρέπει να διαχωριστεί εξ' αρχής από την έννοια της ασφάλειας (security) που στην περίπτωση των υδατοσημάτων σημαίνει κάτι τελείως διαφορετικό. Ως ασφάλεια υδατοσήματος εννοούμε τα υδατόσημα εκείνα που έχουν

σχεδιαστεί έτσι ώστε να αντιστέκονται σε οποιαδήποτε προσπάθεια κάποιου «εχθρού» να εναντιωθεί στο σκοπό για τον οποίο έχει δημιουργηθεί το υδατόσημο. Από την άλλη βέβαια ως ευρωστία εννοούμε τη σχεδίαση εκείνη των υδατοσημάτων με σκοπό να επιβιώνουν της συνήθους επεξεργασίας [5],[58].

Βέβαια η έννοια της ευρωστίας προϋποτίθεται εάν θέλουμε να μιλάμε για ασφάλεια αφού δε νοείται ασφαλές υδατόσημο εάν αυτό δεν είναι πρώτα εύρωστο. Δεν είναι όμως και επαρκής συνθήκη για να διαφυλάξει την ασφάλεια, γιατί τα ασφαλή υδατόσημα θα πρέπει να έχουν επίσης τη δυνατότητα να επιβιώνουν νέων διαδικασιών που έχουν σχεδιαστεί αποκλειστικά για την απομάκρυνσή τους. Συνεπώς ο σχεδιαστής ενός ασφαλούς υδατόσημου θα πρέπει να μελετά όλες τις δυνατές επιθέσεις, ενώ ο σχεδιαστής ενός εύρωστου υδατόσημου μπορεί να περιορίζει τη προσοχή του σε ένα εύρος πιθανών διαδικασιών επεξεργασίας [58].

Κατά τη σχεδίαση ενός εύρωστου υδατόσημου είναι σημαντικό να αναγνωρίζουμε τις πιθανές διαδικασίες επεξεργασίας που μπορεί να λάβουν μέρος μεταξύ της ένθεσης του υδατόσημου και της ανίχνευσης. Πρέπει όμως να έχει υπόψη του κανείς ότι η αντοχή έναντι διαφόρων διαδικασιών συχνά πραγματοποιείται με υπολογιστικό κόστος, είτε κόστος στο ωφέλιμο φορτίο (payload). Συνεπώς είναι βάσιμη η επιλογή να αγνοούμε κάποιες επιθέσεις όταν αυτές δεν μας δημιουργούν πρόβλημα στο πλαίσιο μίας εφαρμογής.

2.12 Κίνητρο για την υλοποίηση της ιδέας της διδακτορικής διατριβής

Στο πρόβλημα της υδατοσήμανσης και πιο συγκεκριμένα στο στάδιο της ανίχνευσης έχουν αναπτυχθεί και προταθεί ανιχνευτές που κάνουν χρήση διαφόρων στατιστικών μοντέλων εικόνας. Από τα πιο γνωστά στατιστικά μοντέλα που έχουν προταθεί· η Gaussian και η Γενικευμένη Gaussian συνάρτηση πυκνότητας πιθανότητας, η Laplacian συνάρτηση πυκνότητας πιθανότητας η Weibull κατανομή και η οικογένεια των α -stable μοντέλων είναι από τις πιο γνωστές κατανομές που έχουν εφαρμοστεί, κατά κύριο λόγο σε κάποιο πεδίο μετασχηματισμού (DCT, DWT, DFT) [3], [8], [26], [29], [54], [65], [66].

Στο χωρικό πεδίο όμως γενικά είναι δύσκολο να εφαρμόσει κανείς κάποια από τις προαναφερόμενες κατανομές. Επιπλέον, κάποιες από αυτές, έχουν προταθεί για το πρόβλημα της ανάκτησης εικόνων με κοινό γνώμονα, την αποδοτικότερη περιγραφή της φύσης των πραγματικών εικόνων. Γνωρίζουμε ότι οι εικόνες περιέχουν ακμές, ομαλές περιοχές και περιοχές με υφή. Συνεπώς, ένα μοντέλο που έχει τη δυνατότητα να συλλάβει τις ιδιότητες της εικόνας είναι αναγκαίο να μπορεί να μεταβάλλεται χωρικά και βέβαια να μην είναι στάσιμο. Η χρήση στάσιμων μοντέλων έχει σαν συνέπεια να παίρνουμε μεν νέους ανιχνευτές, η

επίδοσή τους όμως να είναι συγκρίσιμη μόνο με τον ανιχνευτή συσχέτισης, ενώ και σε θέματα ανθεκτικότητας έναντι των επιθέσεων, η κατάσταση δεν είναι καλύτερη.

Συνεπώς, η ανάγκη για χωρικά προσαρμοζόμενα μοντέλα είναι ιδιαίτερης σημασίας ενώ πρέπει να τονίσουμε ότι η προαναφερόμενη ανάγκη σε συνδυασμό με την ιδέα ότι τα μοντέλα που εφαρμόζονται στα προβλήματα ανακατασκευής εικόνων [81], [92], [93], [138], μπορεί κάλλιστα να εφαρμοστούν και στο πρόβλημα της υδατοσήμανσης (π.χ. για τη δημιουργία νέων ανιχνευτών), αποτέλεσαν το βασικό πυρήνα που υποκίνησε την έρευνα και την υλοποίηση των μεθόδων της παρούσας διδακτορικής διατριβής.

Η Bayesian μεθοδολογία είναι πολύ γνωστή μεθοδολογία και έχει υλοποιηθεί με επιτυχία σε διάφορα επιστημονικά πεδία όπως μηχανική μάθηση, επεξεργασία εικόνας κ.τ.λ. Η χρήση της αποσκοπεί στο να επιλύσει προβλήματα στατιστικής συμπερασματολογίας (δηλαδή την εκτίμηση άγνωστων τυχαίων μεταβλητών βασισμένη στις τρέχουσες παρατηρήσεις και τη χρήση κάποιου στατιστικού μοντέλου). Στο πρόβλημα της υδατοσήμανσης θα δούμε την εφαρμογή της, είτε για τη δημιουργία κάποιου νέου ανιχνευτή ή για την εκτίμηση των παραμέτρων κάποιου μοντέλου. Η προτεινόμενη κάθε φορά μεθοδολογία μας επιτρέπει να εισάγουμε κάποιο στοχαστικό μοντέλο, ενώ ταυτόχρονα μας δίνεται η δυνατότητα να εισάγουμε κάποια εκ των προτέρων γνώση, με τη μορφή κάποιας συνάρτησης πυκνότητας πιθανότητας για τις παραμέτρους του μοντέλου. Στη συνέχεια ακολουθώντας κάποιο γνωστό έλεγχο (π.χ. έλεγχος πιθανοφανειών) μπορούμε να εξάγουμε τους ανιχνευτές μας.

Για να γίνουμε πιο συγκεκριμένοι, στη παρούσα διατριβή εισάγουμε ιεραρχικές εκ των προτέρων κατανομές (priors), όπου κάποια από τις παραμέτρους του μοντέλου μπορεί να θεωρηθεί στοχαστική και ότι ταυτόχρονα ακολουθεί μία εκ των προτέρων κατανομή. Στη προκειμένη διατριβή προτείνουμε μη-στάσιμα μοντέλα εικόνων που εισάγουν χωρικά μεταβαλλόμενες διακυμάνσεις, οι οποίες ακολουθούν κάποια συγκεκριμένη στατιστική κατανομή. Η συγκεκριμένη εκ των προτέρων κατανομή θα δούμε ότι παρέχει ευελιξία στη μοντελοποίηση των χωρικά μεταβαλλόμενων στοιχείων μίας εικόνας, έχοντας ταυτόχρονα τη δυνατότητα να μοντελοποιήσει τις εξόδους των φίλτρων που θα εφαρμόσουμε και οι οποίες εμφανίζουν παχιές ουρές (heavy tails).

Τα προτεινόμενα μοντέλα για να λειτουργήσουν με βέλτιστο τρόπο στο πλαίσιο του προβλήματος υδατοσήμανσης που αντιμετωπίζουμε, απαιτούν τη χρήση κατάλληλων μεθοδολογιών όπως είναι η Μέγιστη Εκ των Υστέρων (Maximum A Posteriori) εκτίμηση των παραμέτρων, η εκτίμηση με τη βοήθεια επαναληπτικών αλγορίθμων όπως ο αλγόριθμος (E-M, Expectation- Maximization) κ.α.

Κεφάλαιο 3

Σχεδίαση υδατοσήματος

- 3.1 Εισαγωγή
 - 3.2.1 Σχεδίαση υδατοσημάτων
 - 3.2.2 Οπτική Ποιότητα και Μετρικές
 - 3.3 Επιλογή χαρακτηριστικών για υδατοσήμανση
 - 3.4 Υδατοσήμανση στο χωρικό πεδίο
 - 3.5 Υδατοσήμανση στο πεδίο μετασχηματισμού
 - 3.6 Διακριτός Μετασχηματισμός Συνημιτόνου (Discrete Cosine Transform)
 - 3.7 Διακριτός Μετασχηματισμός Κυματιδίων (Discrete Wavelet Transform)
 - 3.9 Άλλες προσεγγίσεις επίτευξης ευρωστίας
 - 3.8 Πεδίο ένθεσης υδατοσήματος για βελτίωση της ευρωστίας
 - 3.10 Αύξηση ευρωστίας χρησιμοποιώντας αντιληπτικές μάσκες
-

3.1 Εισαγωγή

Όπως έχει αναφερθεί στα προηγούμενα κεφάλαια, κατά τη διαδικασία ένθεσης ενός υδατόσημου, ουσιαστικά ενσωματώνουμε άμεσα κρυφή πληροφορία στα ψηφιακά δεδομένα μας οπότε προκύπτουν τα υδατοσημασμένα δεδομένα. Ακόμα κι αν οι μηχανισμοί προστασίας από την αντιγραφή ή οι μηχανισμοί απόκρυψης αποτύχουν, η πληροφορία παραμένει στα δεδομένα που έχουν το υδατόσημο. Επίσης, έχουμε αναφέρει ότι ένα ψηφιακό υδατογράφημα θα πρέπει να έχει ένα σύνολο ιδιοτήτων με τις πιο σημαντικές αυτής της μη-αντιληψιμότητας (imperceptibility), της ασφάλειας (security) και της ανθεκτικότητας (robustness).

Η μη-αντιληψιμότητα σημαίνει ότι τα δεδομένα θα πρέπει να είναι αντιληπτικά ισοδύναμα με τα αρχικά δεδομένα που δε περιέχουν το υδατόσημο. Αν και υπάρχουν εφαρμογές που μπορεί να μην έχουν αυτή την απαίτηση, οι περισσότερες των εφαρμογών θεωρούν την ικανοποίηση της συγκεκριμένης ιδιότητας βασικό ζητούμενο. Η έννοια της ασφάλειας σχετίζεται με την αδυναμία μη-εξουσιοδοτημένων ομάδων να ανιχνεύσουν ή να μεταχειριστούν το υδατόσημο. Πολλές φορές λύση σε αυτό το θέμα έρχονται να δώσουν οι διάφορες κρυπτογραφικές μέθοδοι [58].

Τέλος, η έννοια της ευρωστίας σημαίνει ότι ακόμα και αν κάποιος έχει στην κατοχή του τα υδατοσημασμένα δεδομένα, δε θα μπορεί να καταστήσει το υδατόσημο μη-ανιχνεύσιμο αν

ταυτόχρονα δε προκαλέσει και αντίστοιχη καταστροφή της αξίας ή της χρησιμότητας των δεδομένων (π.χ. ορατή υποβάθμιση μίας εικόνας). Η ανθεκτική υδατοσήμανση σύμφωνα με τους Kalker et. al. [59] ορίζεται ως εκείνο το κανάλι επικοινωνίας που πολυπλέκεται με τα αρχικά δεδομένα και που η χωρητικότητα της πληροφορίας (capacity) μειώνεται ως μία ομαλή συνάρτηση της υποβάθμισης των υδατοσημασμένων δεδομένων. Μιλώντας για υποβάθμιση στην ουσία μιλάμε για τις γνωστές διαδικασίες επεξεργασίας, δηλαδή συμπίεση, χαμηλοπερατό φίλτράρισμα, πρόσθεση θορύβου, γεωμετρικές επιθέσεις κ.τ.λ.

Συλλογιζόμενοι την τελευταία έννοια της ευρωστίας άμεσα ανακλύπτει η έννοια της επίθεσης (attack) που ορίστηκε στα προηγούμενα και συνοπτικά ορίζεται ως οποιαδήποτε επεξεργασία των υδατοσημασμένων δεδομένων που θα μπορούσε να προκαλέσει καταστροφή του υδατόσημου.

Το περιεχόμενο σε γενικές γραμμές επιδρά στην έννοια της αντίληψης. Έτσι, σε μία εικόνα, παρότι μπορεί μία συγκεκριμένη υφή όταν είναι απομονωμένη να τη καταλάβουμε, όταν όμως είναι ενσωματωμένη σε μία εικόνα με μεγάλο βαθμό υφής να μας δυσκολεύει να τη διακρίνουμε. Αυτό σημαίνει ότι η παρουσία ενός σήματος μπορεί να κρύψει με κάποιο είδος μάσκας (mask) τη παρουσία κάποιου άλλου σήματος. Η έννοια της διαδικασίας της μάσκας (masking) είναι ένα μέτρο της απόκρισης ενός παρατηρητή όταν ένα δεύτερο ερέθισμα «μάσκας» είναι επίσης παρόν.

Πολλές φορές για να βελτιώσουμε την ευρωστία καταφεύγουμε στην έννοια της μάσκας όπου το πλάτος των τιμών του υδατοσήματος εξαρτάται από την αντίστοιχη τιμή της οπτικής μάσκας. Ο τρόπος που λειτουργεί εκμεταλλεύεται τα χαρακτηριστικά του ανθρώπινου οπτικού συστήματος ικανοποιώντας κατ' αυτόν τον τρόπο την ιδιότητα του αδιόρατου του υδατόσημου. Όταν χρησιμοποιούμε μία οπτική μάσκα πρέπει να έχουμε κατά νου ότι, η ενέργεια του υδατόσημου σε όλη την εικόνα εξαρτάται από τη μάσκα που χρησιμοποιείται.

Συνήθως η χρήση μίας χωρικής μάσκας βελτιώνει την επίδοση ενός ανιχνευτή ακόμα και εάν αυτός δεν έχει σχεδιαστεί λαμβάνοντάς την υπόψη του [115]. Η πραγματική του επίδοση όμως, παρουσία της μάσκας, συνήθως επιβεβαιώνεται με πειραματικό τρόπο.

Στα επόμενα θα αναφερθούμε στην σχεδίαση των υδατοσημάτων και στους τρόπους ένθεσης που έχουν προταθεί στη βιβλιογραφία με σκοπό την ικανοποίηση διαφόρων απαιτήσεων όπως η ιδιότητα του αδιόρατου ή η αύξηση της ευρωστίας. Βασικό ρόλο σε αυτή τη διαδικασία διαδραματίζει η έννοια των χαρακτηριστικών (π.χ. συντελεστές κάποιου μετασχηματισμού) και η κατάλληλη επιλογή τους. Επιπλέον αναφερόμαστε στην ένθεση στο

χωρικό πεδίο στις προσπάθειες σχεδίασης υδατοσημάτων χρησιμοποιώντας αντιληπτικές μάσκες.

3.2. Σχεδίαση υδατοσημάτων

Στο συγκεκριμένο κεφάλαιο περιγράφουμε τη διαδικασία ένθεσης υδατόσημων στα αρχικά δεδομένα και την ανάγκη για κατάλληλη σχεδίαση των υδατόσημων με σκοπό τόσο την αύξηση της ενέργειας του υδατόσημου άρα και της επίδοσής του, όσο και της περαιτέρω αύξησης της ευρωστίας των προτεινόμενων ανιχνευτών. Επιπρόσθετα, μας ενδιαφέρει η συνεπαγόμενη ενίσχυση της ευρωστίας του υδατόσημου σχεδιάζοντας κατάλληλες μάσκες για το πρόβλημα της υδατοσήμανσης. Στην ουσία, αυτή είναι μία κρίσιμη διαδικασία, αφού πρέπει κανείς να έχει κατά νου ότι οι ιδιότητες του υδατόσημου εξαρτώνται από τον τρόπο που η κρυμμένη πληροφορία εισάγεται στα αρχικά δεδομένα και από τις ιδιότητες της εικόνας που γίνεται η υδατοσήμανση.

Γενικά, η ένθεση επιτυγχάνεται βάσει μίας διαδικασίας δύο βημάτων. Αρχικά με την εξαγωγή κάποιου συνόλου χαρακτηριστικών των δεδομένων που φιλοξενούν το υδατόσημο (π.χ. συντελεστές κάποιου μετασχηματισμού) και στη συνέχεια με τη τροποποίηση αυτών σύμφωνα με το περιεχόμενο του υδατόσημου. Βάσει αυτής της διαδικασίας δύο βημάτων έχουν προταθεί διάφορες λύσεις, οδηγώντας σε διαφορετικές κλάσεις συστημάτων υδατοσήμανσης [7].

Βασικό μέλημα κατά τη διαδικασία ένθεσης ενός υδατόσημου είναι να μπορούμε να κάνουμε το υδατόσημο αντιληπτικά μη-ορατό. Μία τέτοια εργασία μπορεί να πραγματοποιηθεί είτε έμμεσα, είτε επιλέγοντας κατάλληλα το σύνολο των χαρακτηριστικών εκείνων που μας ενδιαφέρουν (π.χ. οι μεσαίοι συντελεστές του DCT μετασχηματισμού) και του κανόνα ένθεσης, εισάγοντας ένα βήμα απόκρυψης μετά την ενσωμάτωση του υδατόσημου. Για το σκοπό αυτό ιδιαίτερα σημαντική είναι η βοήθεια που μας προσφέρουν οι ανθρώπινες αισθήσεις και τα συμπεράσματα των μελετών επάνω σε αυτές. Πιο συγκεκριμένα, η ιδιότητα της μη-αντιληψιμότητας βασίζεται ολοκληρωτικά στις ατέλειες των ανθρώπινων αισθήσεων, οπότε λογικά και το Ανθρώπινο Οπτικό Σύστημα (HVS - Human Visual System) εμφανίζει αντίστοιχες ατέλειες [60].

3.2.1 Οπτική Ποιότητα και Μετρικές

Εξ' ορισμού οι μετατροπές που εισάγονται στα αρχικά δεδομένα από το υδατόσημο, είναι γεγονός ότι θα πρέπει να μη γίνονται αντιληπτές, καθιστώντας την μη-αντιληψιμότητα μία απαίτηση που είναι σημαντική για όλες τις εφαρμογές υδατοσήμανσης.

Στο σημείο αυτό να σημειώσουμε τον ορισμό δύο εννοιών ιδιαίτερα σημαντικών για το πρόβλημα που ασχολούμαστε, όπως αυτές ορίζονται στο βιβλίο των Cox et. al. [3]. Η πρώτη έννοια είναι η πιστότητα (fidelity) η οποία είναι ένα μέτρο της ομοιότητας μεταξύ των σημάτων πριν και μετά την επεξεργασία τους. Ένα σήμα με υψηλό βαθμό πιστότητας σημαίνει ότι είναι πολύ όμοιο με το αρχικό σήμα, με το αντίθετο να συμβαίνει για ένα σήμα με χαμηλό βαθμό πιστότητας. Η δεύτερη έννοια είναι η ποιότητα (quality), η οποία στην ουσία είναι ένα μέτρο της εμφάνισης της εικόνας. Μία εικόνα με καλή ποιότητα σημαίνει ότι δεν εμφανίζει προφανή στοιχεία επεξεργασίας ή υποβάθμισης. Και οι δύο τύποι αντιληπτικότητας είναι σημαντικοί για την αποτίμηση συστημάτων υδατοσήμανσης.

Στην πράξη, η απαίτηση του αδιόρατου του υδατόσημου συνεπάγεται ότι η αντιληπτική ποιότητα των υδατοσημασμένων δεδομένων, όπως στη περίπτωσή μας η εικόνα, θα πρέπει να είναι ιδιαίτερα υψηλή. Η αντιληπτική ποιότητα μπορεί να χαρακτηριστεί είτε με όρους απόλυτης ποιότητας των υδατοσημασμένων εικόνων (δηλ. χωρίς αναφορά στην αρχική εικόνα), είτε με όρους σχετικής ποιότητας χρησιμοποιώντας ως μέτρο τα αρχικά δεδομένα. Αν χρησιμοποιήσουμε ανθρώπους ως κριτές της ποιότητας και δεν έχουμε στη διάθεσή μας τις αρχικές εικόνες, τότε θα πρέπει να τονίσουμε ότι το ζητούμενο για εμάς είναι η ποιότητα και όχι η πιστότητα (fidelity) των υδατοσημασμένων εικόνων. Για να μετρήσει κανείς μία από τις δύο αυτές ποσότητες, θα πρέπει πρώτα να ποσοτικοποιήσει την παραμόρφωση που εισάγεται στην εικόνα λόγω της υδατοσήμανσης και αν είναι δυνατό, να δηλώσει πότε οι παραμορφώσεις είναι ορατές ή όχι. Ο πιο αποδοτικός τρόπος για να γίνει κάτι τέτοιο είναι μέσω διαδικασιών υποκειμενικής αποτίμησης.

Η αντιληπτική ποιότητα των υδατοσημασμένων εικόνων μπορεί επίσης να μετρηθεί με έναν ποσοτικό τρόπο χρησιμοποιώντας γνωστές μετρικές ποιότητας όπως ο λόγος σήματος-προς-θόρυβο (SNR), ή η αιχμή λόγου-σήματος-προς-θόρυβο (Peak Signal to Noise Ratio) όπου το υδατόσημο είναι ο θόρυβος και η εικόνα είναι το σήμα. Οι προαναφερόμενες μετρικές, παρότι ευρέως χρησιμοποιούμενες, στη πραγματικότητα παρουσιάζουν φτωχή συσχέτιση με την οπτική ποιότητα όπως αυτή λαμβάνεται από τον ανθρώπινο παρατηρητή. Για το λόγο αυτό έχουν προταθεί άλλες ποσοτικές μετρικές όπως η σταθμισμένη αιχμή λόγου σήματος-προς-θόρυβο (weighted PSNR) η οποία ισούται με την αιχμή λόγου σήματος προς θόρυβο σταθμισμένη σε κάθε pixel της εικόνας από μία τοπική συνάρτηση ορατότητας θορύβου.

3.3 Επιλογή χαρακτηριστικών για υδατοσήμανση

Η επιλογή του συνόλου των χαρακτηριστικών αποτελεί κομβικό σημείο για την υλοποίηση ενός αποδοτικού συστήματος απόκρυψης δεδομένων, όπως τα προτεινόμενα συστήματα υδατοσήμανσης. Επιπλέον, οι προτεινόμενες υλοποιήσεις απαιτούν ότι η εισαγόμενη κρυμμένη πληροφορία δε τροποποιεί την αντιληπτική ποιότητα των αρχικών δεδομένων, γεγονός που σημαίνει ότι τα επιλεγόμενα χαρακτηριστικά θα πρέπει να είναι τέτοια ώστε τα υδατοσημασμένα δεδομένα να είναι πανομοιότυπα με τα αρχικά δεδομένα βάσει κάποιου κριτηρίου π.χ. της ορατότητας.

Σε μία γενική προσέγγιση, οι τεχνικές υδατοσήμανσης μπορεί να διαχωριστούν σε τρεις βασικές κατηγορίες με κριτήριο το πεδίο στο οποίο υλοποιούνται. Οι τεχνικές αυτές λειτουργούν:

- *στο χωρικό πεδίο της εικόνας*: οι πρώτες εργασίες στο πρόβλημα της υδατοσήμανσης που χρησιμοποίησαν το χωρικό πεδίο, ήταν τα σχήματα αντικατάστασης του λιγότερου σημαντικού bit (least significant bit –LSB schemes) και πρωτοπαρουσιάστηκαν το 1993 [39], [40], τα σχήματα patchwork [41] και τα σχήματα χωρικού κβαντιστή (spatial quantizer schemes) [42]. Βέβαια, παρότι οι μέθοδοι αυτής της κλάσης έχουν το πλεονέκτημα της μικρότερης υπολογιστικής πολυπλοκότητας, γενικά είναι λιγότερο ασφαλείς και ανθεκτικές έναντι διαφόρων επιθέσεων.
- *σε κάποιο πεδίο μετασχηματισμού* της εικόνας (DCT, DWT, DFT κ.τ.λ) [21], [22], [23], [26], [27], [29], [31], [44], [48], [50], [117].
- *σε κάποιο υβριδικό πεδίο* που διατηρεί διάφορα χωρο-συχνотικά χαρακτηριστικά των δεδομένων ή σε κάποιο συμπιεσμένο πεδίο [51].

Συνήθως, τα συστατικά του υδατοσήμου ενσωματώνονται είτε στο χωρικό πεδίο είτε σε κάποιο πεδίο μετασχηματισμού, με τη δεύτερη περίπτωση να αποτελεί στρατηγική ενσωμάτωσης η οποία είναι πιο εύρωστη έναντι πολλών επιθέσεων [7], [30].

Ένα άλλο είδος κατηγοριοποίησης μπορεί να πραγματοποιηθεί βάσει του πλήθους των στοιχείων του συνόλου των χαρακτηριστικών που τροποποιούνται, οπότε προκύπτουν δύο κατηγορίες, όπου:

- ▲ στη μεν πρώτη το πλήθος των χαρακτηριστικών είναι μικρότερο του πλήθους των στοιχείων της εικόνας (π.χ. πλήθος συντελεστών ενός μετασχηματισμού) και
- ▲ στη δε δεύτερη το πλήθος των χαρακτηριστικών είναι ίσο με το πλήθος των αρχικών δεδομένων (π.χ. αριθμός pixel).

Βέβαια στη περίπτωση των εικόνων που μελετούμε ο αριθμός των αρχικών χαρακτηριστικών περιορίζεται από το μέγεθος της εικόνας.

Η απαίτηση της ανθεκτικότητας επιδρά σημαντικά στην επιλογή των αρχικών χαρακτηριστικών, από τη στιγμή που η επιλογή του συνόλου των χαρακτηριστικών και του κανόνα ένθεσης, θα πρέπει να παρέχουν ένα υδατόσημο που είναι δύσκολο να το απομακρύνει ή να το τροποποιήσει κανείς, χωρίς σοβαρή υποβάθμιση της ακεραιότητας των αρχικών δεδομένων.

Οι επιτιθέμενοι συνήθως ακολουθούν μία από τις ακόλουθες στρατηγικές για να ακυρώσουν την ευρωστία ενός υδατόσημου:

1. απομακρύνουν αρκετή ενέργεια από το υδατόσημο,
2. μπλέξουν (jam) το κρυφό κανάλι επικοινωνίας ή
3. αποσυγχρονίσουν το υδατοσημασμένο περιεχόμενο.

Αντιλαμβάνεται κανείς ότι κατά τη σχεδίαση ενός ανθεκτικού υδατόσημου η αύξηση της ενέργειάς του υπό τον περιορισμό πάντοτε της οπτικής ποιότητας και της μη-αντιληψιμότητας, αποτελεί ένα δύσκολο κομμάτι της σχεδίασης ενός συστήματος υδατοσήμανσης.

Πολλές εργασίες τα προηγούμενα χρόνια έχουν ως οδηγό τη βελτίωση της ανθεκτικότητας. Κινούμενοι σε αυτή τη γραμμή εργασίες - σταθμοί στην βελτίωση της ευρωστίας έχουν αποτελέσει η χρήση των υδατοσημάτων ευρέως φάσματος (spread spectrum) [3], [30], η επινόηση των επανασυγχρονιζόμενων σχημάτων (resynchronization schemes) [52], [53] η εκμετάλλευση του καναλιού με πληροφορία από τη μία πλευρά (side information channels) [54], [55] και η μορφοποίηση του προβλήματος της υδατοσήμανσης ως ένα πρόβλημα της θεωρίας παιγνίων (game theory) .

Υπάρχουν όμως και εφαρμογές όπου η βασική απαίτηση είναι η χωρητικότητα (capacity) και όχι η ανθεκτικότητα έναντι διάφορων επιθέσεων, οπότε άλλου είδους κριτήρια θα πρέπει να ακολουθηθούν για την επιλογή των κατάλληλων χαρακτηριστικών .

3.4 Υδατοσήμανση στο χωρικό πεδίο

Ο πλέον ευθύς τρόπος υδατοσήμανσης των δεδομένων είναι η απευθείας ένθεση στον αρχικό χώρο μίας εικόνας, δηλαδή τα επιλεγόμενα χαρακτηριστικά δεν είναι άλλα από τα αρχικά pixels της εικόνας.

Πολλές φορές η απευθείας ένθεση στο χωρικό πεδίο είναι η μόνη δυνατή περίπτωση αφού τότε έχουμε χαμηλή πολυπλοκότητα και υπολογιστικό κόστος ακόμα και χαμηλή καθυστέρηση στη μετάδοση των δεδομένων μας σε κάποια συγκεκριμένη δικτυακή εφαρμογή. Ένα άλλο πλεονέκτημα σχετίζεται με τον εντοπισμό του υδατόσημου που επιτυγχάνεται με αυτόματο τρόπο, γεγονός που επιτρέπει ένα καλύτερο χαρακτηρισμό της

παραμόρφωσης που εισάγεται από το υδατόσημο και τα πιθανά ενοχλητικά συστατικά που εισάγονται. Επιπλέον, είναι δυνατός ένας επακριβής έλεγχος της μέγιστης διαφοράς μεταξύ της αρχικής και της υδατοσημασμένης εικόνας επιτρέποντας κατ' αυτόν τον τρόπο δημιουργία σχημάτων υδατοσήμανσης κατάλληλων ακόμα και για ευαίσθητες εφαρμογές π.χ. ιατρικές εικόνες.

Συνοπτικά, τα πλεονεκτήματα των τεχνικών που εφαρμόζονται στο χωρικό πεδίο είναι ότι μπορούν πολύ εύκολα να εφαρμοστούν σε οποιαδήποτε εικόνα ανεξαρτήτως της συνεπαγόμενης επεξεργασίας που μπορεί να πραγματοποιηθεί (και που πολύ πιθανό να αποβεί καταστροφική για την επιβίωση του υδατόσημου). Στο σημείο αυτό εστιάζεται και ένα βασικό μειονέκτημα αυτών των μεθόδων αφού γενικά δεν επιτρέπουν περαιτέρω επεξεργασία με σκοπό την ενδυνάμωση της ευρωστίας του υδατόσημου. Επιπρόσθετα θεωρείται δύσκολη η πρόταση προσαρμοστικών (adaptive) τεχνικών υδατοσήμανσης στο χωρικό πεδίο γι' αυτό είναι σημαντικό να γνωρίζουμε ότι τυχόν διερεύνηση των ιδιοτήτων της εικόνας συνεπάγεται αύξηση της ασφάλειας και της ανθεκτικότητας έναντι των επιθέσεων.

3.5 Υδατοσήμανση στο πεδίο μετασχηματισμού

Στις τεχνικές που λειτουργούν σε κάποιο πεδίο μετασχηματισμού, το υδατόσημο εισάγεται στους συντελεστές του μετασχηματισμού. Οι πιο κοινές επιλογές συνιστούν την ένθεση στο πεδίο των συχνοτήτων (DFT ή DCT) [30], [56], [60], στο πεδίο του μετασχηματισμού κυματιδίων (DWT) ακόμα και σε άλλα πεδία μετασχηματισμών όπως των μετασχηματισμών Mellin, Radon ή Fresnell [57].

Τα πεδία μετασχηματισμού έχουν μελετηθεί ιδιαίτερα τα τελευταία χρόνια στο πεδίο της κωδικοποίησης και της συμπίεσης των εικόνων με συνέπεια το ίδιο να μπορεί να συμβεί στο πεδίο της υδατοσήμανσης. Γνωρίζουμε ότι στις περισσότερες εικόνες που συναντούμε τα γειτονικά pixels είναι ιδιαίτερα συσχετισμένα μεταξύ τους. Επομένως η χρήση και η περαιτέρω αντιστοίχιση των εικόνων σε κάποιο πεδίο μετασχηματισμού προσφέρει δύο βασικά στοιχεία χρήσιμα και στη περίπτωση της υδατοσήμανσης. Πρώτον, τα αρχικά δείγματα της εικόνας αποσυσχετίζονται και η ενέργεια της εικόνας συγκεντρώνεται σε πολύ λίγους συντελεστές -συγκριτικά με το αρχικό μέγεθος της εικόνας. Αν θεωρήσουμε για παράδειγμα μία τυπική εικόνα την οποία μετασχηματίζουμε σε κάποιο πεδίο π.χ. το πεδίο του DWT, τότε παρατηρούμε ότι η ενέργεια συγκεντρώνεται στους όρους των χαμηλών συχνοτήτων, οπότε οι συγκεκριμένοι συντελεστές έχουν μεγάλη τιμή σε σχέση με τους συντελεστές των υψηλών συχνοτήτων. Γενικά, οι χαμηλές συχνότητες αναπαριστούν

συνολικά τα σχήματα και τα χοντροκομμένα χαρακτηριστικά των εικόνων, καθώς και χαρακτηριστικά των τιμών έντασης και αντίθεσης των εικόνων. Οι υψηλές συχνότητες αναπαριστούν τις ακμές των εικόνων καθώς και στοιχεία υφής αυτών, από πλευράς όμως ενέργειας συνεισφέρουν με πολύ μικρό ποσοστό στη συνολική ενέργεια της εικόνας.

Οι τεχνικές υδατοσήμανσης που βασίζονται σε κάποιο πεδίο μετασχηματισμού ενδεχομένως προσφέρουν καλύτερη ασφάλεια και ανθεκτικότητα έναντι των επιθέσεων. Για παράδειγμα, γενικά προτιμούμε να κρύψουμε τη πληροφορία του υδατόσημου σε περιοχές που έχουν θόρυβο και τις ακμές της εικόνας παρά σε ομαλότερες περιοχές. Το κέρδος είναι διπλό: η υποβάθμιση της εικόνας σε ομαλές περιοχές είναι πιο παρατηρήσιμη από το ανθρώπινο οπτικό σύστημα και αποτελεί το βασικό στόχο για τα σχήματα που χρησιμοποιούν συμπίεση με απώλειες. Από την άλλη, η υποβάθμιση σε περιοχές με θόρυβο δεν γίνεται εύκολα αντιληπτή οπότε οι συγκεκριμένες περιοχές δεν δέχονται τόση επίδραση από τις τεχνικές συμπίεσης με απώλειες. Έχοντας κατά νου τα προηγούμενα, γίνεται ελκυστικό το να δουλεύουμε στο πεδίο των συχνοτήτων. Το πλέον κλασσικό και ακόμη δημοφιλές πεδίο για επεξεργασία εικόνας είναι το πεδίο του Διακριτού Μετασχηματισμού Συνημιτόνου (DCT), όπου αρχικά προτάθηκε στην εργασία των Cox et.al. [30]. Ο συγκεκριμένος μετασχηματισμός έχει χρησιμοποιηθεί εκτεταμένα για την ενσωμάτωση ενός υδατόσημου για διάφορους λόγους. Με τη χρήση του η εικόνα διαιρείται σε κάποιες μπάντες συχνοτήτων, συνεπώς το υδατόσημο μπορεί να προστεθεί στις οπτικά σημαντικές μπάντες των χαμηλών και μεσαίων συχνοτήτων.

Στοιχεία της ευαισθησίας του ανθρώπινου οπτικού συστήματος έχουν μελετηθεί εντατικά στο πεδίο της JPEG συμπίεσης, και τα αποτελέσματα αυτών των εργασιών χρησιμοποιούνται για την ελαχιστοποίηση της οπτικής επίδρασης της παραμόρφωσης που προκαλεί η ένθεση του υδατόσημου. Στο ίδιο πνεύμα θέματα που αφορούν την αντοχή έναντι της JPEG συμπίεσης μπορεί πολύ εύκολα να διευθετηθούν λόγω αυτής της γνώσης των εισαγόμενων παραμορφώσεων. Στην εργασία των Cox. et. al [30], χρησιμοποιείται ο DCT μετασχηματισμός σε συνδυασμό με τη τεχνολογία ευρέως φάσματος (spread spectrum), όπου ένα τέτοιο σύστημα διαχέει ένα μικρού εύρους σήμα σε μία μεγαλύτερη μπάντα συχνοτήτων οπότε ο σηματοθορυβικός λόγος σε κάποια συγκεκριμένη μπάντα είναι πλέον μικρότερος, ενώ το σήμα μοιάζει ως θόρυβος στον εξωτερικό παρατηρητή. Ένας νόμιμος όμως παραλήπτης με ακριβή γνώση της διαδικασίας διάχυσης έχει τη δυνατότητα να εξάγει και να αθροίσει τα μεταδιδόμενα σήματα ώστε ο σηματοθορυβικός λόγος του λαμβανόμενου σήματος να είναι ισχυρός.

Θεωρώντας ότι επιλέγουμε ένα υδατόσημο ευρέως φάσματος (spread spectrum watermark), τότε αυτό μπορεί να προστεθεί/ενσωματωθεί σε επιλεγμένο εύρος συχνοτήτων παρέχοντας έτσι ασφάλεια, μη-ορατότητα και ανθεκτικότητα όσον αφορά τη συμπίεση με απώλειες και κάποιες γεωμετρικές τροποποιήσεις.

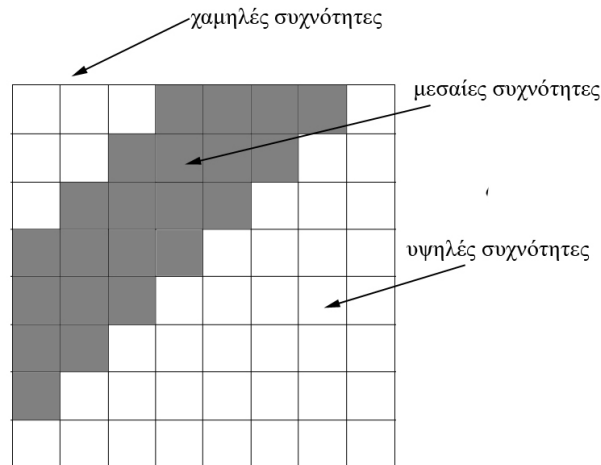
Συνεπώς γίνεται αντιληπτό ότι εάν θέλουμε να έχουμε μία επαρκή μοντελοποίηση όσον αφορά της συνάρτησης πυκνότητας πιθανότητας των δεδομένων μας στο πρόβλημα της υδατοσήμανσης τότε καλό είναι να μεταφερθούμε σε κάποιο πεδίο μετασχηματισμού π.χ. DFT, DCT, DWT) ([7], [20], [26], [27], [29], [31], [44], [50], [65], [66], [67]). Στην περίπτωση αυτή η συνάρτηση πυκνότητας πιθανότητας των συντελεστών μετασχηματισμού έχει μελετηθεί και διαπιστωθεί ότι είναι δύσκολο να είναι η Gaussian σ.π.π. Οι πιο σημαντικοί DCT συντελεστές (οι χαμηλοί και μεσαίοι συντελεστές) δεν ακολουθούν τη Gaussian σ.π.π., αφού η κατανομή τους εμφανίζει παχιές ουρές (heavy tails), οι οποίες μπορούν να μοντελοποιηθούν καλύτερα από μία άλλη κατανομή π.χ. τη Generalized Gaussian σ.π.π, τη Cauchy σ.π.π, κ.α. Μία κατανομή λέγεται ότι έχει παχιές ουρές εάν έχει υψηλότερη πυκνότητα πιθανότητας στη περιοχή των άκρων της συγκρινόμενη με μία κανονική κατανομή με τον ίδιο μέσο και διακύμανση. Με όρους κύρτωσης, μία τέτοιου είδους κατανομή έχει κύρτωση μεγαλύτερη του 3 και συνήθως ονομάζεται λεπτοκυρτωτική (leptokurtic) [101], [102], [103].

Για το λόγο αυτό έχουν προταθεί διάφορες κατανομές για διάφορα πεδία μετασχηματισμού. Για παράδειγμα, χρησιμοποιώντας το πεδίο μετασχηματισμού του Fourier οι Barni et. al. [64] μοντελοποίησαν τις τιμές των DFT συντελεστών με τη βοήθεια της Weibull κατανομής. Έχει παρατηρηθεί και μελετηθεί ότι κοιτώντας ένα πλήθος εικόνων αυτές εμφανίζουν διαφορετικά φασματικά χαρακτηριστικά με συνέπεια τα επίπεδα του γκρι μιας εικόνας και ακόμα ειδικότερα οι συντελεστές του μετασχηματισμού σε κάποιο πεδίο να μην ταιριάζουν με την υπόθεση της Gaussian κατανομής. Αυτό έχει ως συνέπεια στη πραγματικότητα αρκετοί ανιχνευτές να λειτουργούν με έναν υποβέλτιστο τρόπο στο πρόβλημα της υδατοσήμανσης.

Μία τέτοια διαπίστωση οδηγεί στην ανάγκη για καλύτερες προσεγγίσεις όσον αφορά τη συνάρτηση κατανομής πιθανότητας καλύτερες και περισσότερο εξαρτώμενες από το περιεχόμενο των εικόνων με σκοπό την εξαγωγή ανιχνευτών που θα έχουν καλύτερη επίδοση. Πρέπει να σημειωθεί ότι οι ανιχνευτές που βασίζονται στη συσχέτιση είναι βέλτιστοι μόνο στην περίπτωση που τα δεδομένα ακολουθούν Gaussian κατανομή και όταν το πρόβλημα μας αφορά τον αθροιστικό κανόνα ένθεσης [3], [7], [8], [26], [87].

3.6 Διακριτός Μετασχηματισμός Συνημιτόνου (Discrete Cosine Transform)

Ο συγκεκριμένος μετασχηματισμός επιτρέπει σε μία εικόνα να σπάσει σε διαφορετικές μπάντες συχνοτήτων, διευκολύνοντας κατ' αυτόν τον τρόπο την ενσωμάτωση της πληροφορίας του υδατοσήματος στις μεσαίες συχνότητες της εικόνας. Οι μπάντες των μεσαίων συχνοτήτων επιλέγονται λόγω του ότι αποφεύγονται έτσι τα πιο σημαντικά οπτικά μέρη μίας εικόνας (χαμηλές συχνότητες) χωρίς να γίνεται υπερέκθεση στην απομάκρυνσή τους μέσω της συμπίεσης και των επιθέσεων θορύβου [13].



Εικόνα 3.1 Μπάντες συχνοτήτων του Διακριτού Μετασχηματισμού Συνημιτόνου (DCT). Συνήθως η ένθεση γίνεται στις μεσαίες μπάντες συχνοτήτων.

Στη περίπτωση του μετασχηματισμού DCT, γνωρίζουμε ότι οι πιο σημαντικοί συντελεστές αντιστοιχούν στις χαμηλές και τις μεσαίες συχνότητες. Επομένως μία μέθοδος υδατοσήμανσης που χρησιμοποιεί αυτό το πεδίο συνήθως εκμεταλλεύεται τους συγκεκριμένους συντελεστές εξαιρώντας τον DC όρο. Αυτό που έχει σημασία όμως να παρατηρήσει κανείς είναι ότι οι συντελεστές αυτοί δεν ακολουθούν Gaussian κατανομή. Στην εργασία των Hernandez et. al. [10] προτάθηκε ένας στατιστικός ανιχνευτής υδατόσημου που μοντελοποιεί τους DCT συντελεστές χρησιμοποιώντας τη Γενικευμένη Gaussian κατανομή. Η χρήση αυτού του ανιχνευτή οδήγησε σε μία δομή με ιδιαίτερη βελτίωση συγκρινόμενη με τον ανιχνευτή συσχέτισης.

Στην εργασία των Briassouli et. al. [29] υποστηρίζεται ότι η οικογένεια κατανομών alpha-stable είναι ιδιαίτερα ευέλικτη και αρκετά πλούσια για να χαρακτηρίσει τους DCT συντελεστές με ακρίβεια τουλάχιστον ίση με αυτή της Γενικευμένης Gaussian. Έτσι πρότειναν έναν στατιστικό ανιχνευτή υδατοσήματος ο οποίος βασίζεται στο Cauchy μέλος της alpha-stable οικογένειας (το μοναδικό μέλος της οικογένειας που είναι μη-Gaussian) με σ . π. π. που είναι σε κλειστή μορφή.

Όσον αφορά τη μοντελοποίηση των DCT συντελεστών με τη Gaussian κατανομή πρέπει να παρατηρήσουμε ότι η χρήση της Generalized Gaussian αποτελεί μία καλή επιλογή για τη περιγραφή αυτών των συντελεστών αφού τα άκρα της (ουρές-tails) πέφτουν με χαμηλότερο ρυθμό. Όμως όπως σημειώνεται και στην εργασία των Hernandez et. al. [10] παρατηρείται ότι κάποια δείγματα των ουρών των κατανομών που παίρνουμε από τις παρατηρήσεις μας έχουν σχετικά μεγάλα πλάτη, οπότε η μοντελοποίησή τους με τη Γενικευμένης Gaussian δεν είναι επαρκής αφού η κατανομή αυτή συγκλίνει γρήγορα. Συνεπώς ο ανιχνευτής που βασίζεται σε αυτή τη κατανομή έχει κάποια απώλεια στην επίδοση. Για το λόγο αυτό στη συγκεκριμένη εργασία προτάθηκαν ευρετικές τεχνικές γνωστές με το όνομα «point elimination techniques», οι οποίες απομακρύνουν τα δείγματα που η τιμή τους ξεπερνά μία συγκεκριμένη τιμή. Βέβαια η συγκεκριμένη τιμή δεν έχει κάποιο αναλυτικό τύπο για τον υπολογισμό της και μεταβάλλεται ανάλογα με την εικόνα, οπότε η εφαρμογή τους σε ένα μεγάλο εύρος εικόνων δεν είναι αξιόπιστη [7].

Επιπλέον των προαναφερομένων στο πρόβλημα της μοντελοποίησης των συντελεστών των διαφόρων μετασχηματισμών έχουν χρησιμοποιηθεί και άλλες κατανομές όπως η Laplacian κατανομή. Στην εργασία των Ng. et. al. [117] προτείνεται η μοντελοποίηση των wavelet συντελεστών με τη βοήθεια της Laplacian συνάρτησης πυκνότητας πιθανότητας για το πρόβλημα της πολλαπλασιαστικής υδατοσήμανσης. Βέβαια η σύγκριση γίνεται με πιο απλά μοντέλα, αφού αυτή είναι και η ιδέα για τη χρήση της Laplacian σε σχέση π.χ. με τη Γενικευμένη Gaussian.

3.7 Διακριτός Μετασχηματισμός Κυματιδίου (Discrete Wavelet Transform)

Ο συγκεκριμένος μετασχηματισμός επιτρέπει σε μία εικόνα να σπάσει σε διαφορετικές μπάντες, οπότε από τη στιγμή που οι μπάντες του DWT μετασχηματισμού μίας εικόνας έχουν έναν επαρκώς μεγάλο αριθμό από δεδομένα, η εκ των προτέρων κατανομή του υδατοσήματος συχνά μπορεί να θεωρηθεί γνωστή. Επιπλέον, η ισχύς του υδατοσήματος συνήθως είναι ασθενέστερη από αυτή του σήματος, οπότε ο Bayesian έλεγχος που βασίζεται στο λογαριθμικό λόγο πιθανοφανειών αποτελεί γενικά μία καλή επιλογή ως έλεγχος δυαδικών υποθέσεων για την ανίχνευση ενός DWT σχήματος υδατοσήμανσης. Στη περίπτωση αυτή η επίδοση του στατιστικού ανιχνευτή μπορεί να αναλυθεί θεωρητικά συσχετίζοντας τις πιθανότητες ανίχνευσης και λανθασμένης ανίχνευσης υδατοσήματος και μετρώντας τις μέσω διαφόρων πειραμάτων. Δεν πρέπει να ξεχνάμε ότι στα προβλήματα που ασχολούμαστε είναι απαραίτητο να διατηρούμε τη πιθανότητα ανίχνευσης σε υψηλά επίπεδα για δεδομένο ρυθμό λανθασμένης ανίχνευσης, με στόχο πάντοτε να αυξάνουμε την αξιοπιστία της ανίχνευσης.

Τα προηγούμενα χρόνια έχουν προταθεί διάφοροι στατιστικοί ανιχνευτές για το πρόβλημα της υδατοσήμανσης χρησιμοποιώντας διάφορες συναρτήσεις πυκνότητας πιθανότητας, μεταξύ αυτών τη Laplacian [117], τη Γενικευμένη Gaussian [65], [34], [67], ως εκ των προτέρων κατανομή κατάλληλη για να ταιριάζει με την εμπειρική κατανομή των DWT συντελεστών μίας δεδομένης εικόνας. Πρόσφατα, στην εργασία των Rahman et. al. [163] προτάθηκε ένας νέος ανιχνευτής για το πρόβλημα της αθροιστικής υδατοσήμανσης του ίδιου πεδίου, βασισμένος στο ανάπτυγμα Gauss-Hermite, υποστηρίζοντας ότι η συγκεκριμένη σ.π.π. παρέχει καλύτερη στατιστική προσαρμογή στην εμπειρική κατανομή των συντελεστών του μετασχηματισμού wavelet, χρησιμοποιώντας ένα πλήθος παραμέτρων από moments υψηλότερου βαθμού των συντελεστών της εικόνας.

3.8 Πεδίο ένθεσης υδατοσήματος για βελτίωση της ευρωστίας

Ένα σημαντικό ερώτημα που χρήζει πιθανής διερεύνησης είναι το πώς πρέπει να κατασκευάσουμε/τοποθετήσουμε ένα υδατογράφημα με σκοπό να μεγιστοποιήσουμε την ανθεκτικότητά του; Στην εργασία των Cox. et. al [30], [60] οι συγγραφείς προτείνουν ότι ένα υδατογράφημα εικόνας θα πρέπει να περιορίζεται στα «αντιληπτικά σημαντικά» (π.χ. μεγάλου πλάτους) φασματικά συστατικά. Τα συστατικά αυτού του είδους προσφέρουν καλύτερες ιδιότητες μάσκας και δεν είναι εύκολο να απομακρυνθούν χωρίς να γίνει ταυτόχρονα και υποβάθμιση της εικόνας.

Στην εργασία των Swanson et. al. [19] προτείνουν να εκμεταλλευτούν το συχνοτικό περιεχόμενο μίας εικόνας βασιζόμενοι στο γεγονός ότι στη περίπτωση αυτή ένα υδατογράφημα ταιριάζει καλά στο συχνοτικό περιεχόμενο της εικόνας, οπότε μπορεί να κρυφτεί με αποδοτικό τρόπο. Στο συγκεκριμένο πλαίσιο, προτείνουν τη χρήση αντιληπτικής μάσκας στο πεδίο των συχνοτήτων. Σε διάφορες εργασίες προτείνεται η τοποθέτηση του υδατογραφήματος στις μεσαίες συχνότητες. Η λογική της συγκεκριμένης ένθεσης έγκειται στο ότι σε σχέση με την ιδιότητα της μη-αντιληψιμότητας, το ανθρώπινο οπτικό σύστημα είναι λιγότερο ευαίσθητο ως προς τις υψηλές συχνότητες, αλλά ως προς την ιδιότητα της ανθεκτικότητας, τεχνικές επεξεργασίας όπως η συμπίεση διατηρούν μόνο τις χαμηλές συχνότητες του χωρικού πεδίου. Ως ένα είδος συμβιβασμού το υδατογράφημα θα πρέπει να βρίσκεται στις μεσαίες συχνότητες.

Άλλοι ερευνητές επιλέγουν την ενσωμάτωση στις μεσαίες συχνότητες ως ένα αντίστοιχο είδος συμβιβασμού μεταξύ μη-αντιληψιμότητας και ανθεκτικότητας ενώ υπάρχουν εργασίες που προτείνουν την ένθεση του υδατογραφήματος στις μεσαίες και υψηλές συχνότητες. Δικαιολογούν την επιλογή τους βάσει του ότι το ανθρώπινο οπτικό

σύστημα είναι λιγότερο ευαίσθητο στο θόρυβο επάνω στις ακμές και στις περιοχές με υφή, που αντιστοιχούν σε περιεχόμενο υψηλών συχνοτήτων. Έτσι το υδατογράφημα θα είναι λιγότερο αντιληπτό και υποστηρίζουν ότι εξακολουθεί να είναι ανθεκτικό έναντι επιθέσεων όπως η συμπίεση και ο προσθετικός θόρυβος.

Τα σχήματα υδατοσήμανσης που βασίζονται στην αντίληψη (perceptually-based) συχνά χρησιμοποιούν μετασχηματισμούς σε κάποιο πεδίο συχνοτήτων ή αναλύσεις σε κάποια υπομάντα. Στη συνέχεια τοποθετούν το υδατογράφημα χοντρικά θα έλεγε κανείς στους ισχυρούς από άποψης ενέργειας (άρα μεγάλο πλάτος) συντελεστές του αρχικού σήματος. Είναι ξεκάθαρο ότι η αβεβαιότητα για τη κατάλληλη δομή του υδατογραφήματος είναι ένα ανοικτό θέμα. Μέρος αυτής της δυσκολίας είναι το γεγονός ότι η ανθεκτικότητα είναι εύκολη να αξιωθεί αλλά πολύ δύσκολο να μετρηθεί. Επιπλέον, είναι ακόμη δύσκολο να ποσοτικοποιηθεί η ανιχνευσιμότητα ενός υδατογραφήματος που έχει δεχθεί επίθεση και η ποιότητα των δεδομένων μετά την επίθεση.

3.9 Άλλες προσεγγίσεις επίτευξης ευρωστίας

Υπάρχουν διάφορες στρατηγικές για τη δημιουργία υδατοσημάτων τα οποία καθίστανται ανιχνεύσιμα ακόμα και μετά την υπεισέρχουσα παραμόρφωση στα αρχικά δεδομένα.

Μία εξ' αυτών είναι η *πλεονάζουσα ένθεση (redundant embedding)* όπου το υδατόσημο τοποθετείται επαναληπτικά σε μία διάταξη «πλακιδίων» οπότε η ανίχνυσή του μπορεί να γίνει είτε με συνδυασμό δεδομένων από όλα τα πλακίδια, είτε με την ανίχνευση του υδατόσημου σε ένα κλάσμα αυτών των πλακιδίων επί του συνόλου των πλακιδίων.

Όταν η ιδέα της πλεονάζουσας ένθεσης εφαρμόζεται στο πεδίο των συχνοτήτων τότε οδηγούμαστε σε μία άλλου είδους προσέγγιση που είναι ιδιαίτερα γνωστή, ως *κωδικοποίηση ευρέως φάσματος (spread spectrum coding)*. Οι Pickholtz et. al [43] όρισαν τις επικοινωνίες ευρέως φάσματος ως: «ένα είδος μετάδοσης όπου το σήμα καταλαμβάνει ένα ελάχιστο εύρος απαραίτητο για να στείλει την πληροφορία. Το φάσμα της μάντας υλοποιείται με ένα κώδικα που είναι ανεξάρτητος των δεδομένων και μία συγχρονισμένη λήψη με τον κώδικα στο δέκτη χρησιμοποιείται για την αντίστροφη της διάχυσης διαδικασία και τη συνεπακόλουθη ανάκτηση των δεδομένων».

Οι επικοινωνίες ευρέως φάσματος, οι οποίες είναι ιδιαίτερα δημοφιλείς και παρέχουν ένα ιδιαίτερο υψηλό επίπεδο ασφάλειας και ευρωστίας και έχουν δύο ιδιαίτερα χαρακτηριστικά που είναι πολύ σημαντικά στη περίπτωση της υδατοσήμανσης. Πρώτον, η ενέργεια του εισαγόμενου σήματος σε οποιαδήποτε συχνότητα είναι πολύ μικρή,

σημειώνοντας όμως ότι αυτός ο χαμηλός σηματοθορυβικός λόγος είναι παρών σε οποιαδήποτε ξεχωριστή συχνότητα, ενώ στην έξοδο το προκύπτων σήμα εξακολουθεί να έχει υψηλό λόγο σήματος προς θόρυβο αφού συγκεντρώνει την ενέργεια σε μεγάλο αριθμό συχνοτήτων. Δεύτερον, το γεγονός ότι το υδατόσημο διαχέεται σε ένα μεγάλο αριθμό συχνοτήτων παρέχει επίσης ευρωστία έναντι πολλών κοινών επεξεργασιών σήματος.

Στη πράξη όμως δεν είναι πάντοτε κατάλληλο να γίνεται ένθεση του υδατόσημου σε όλους τους συντελεστές π.χ. μίας εικόνας στο χωρικό πεδίο ή στο πεδίο κάποιου μετασχηματισμού. Αυτό συμβαίνει γιατί κάποιιοι συντελεστές είναι ιδιαίτερα ευπαθείς σε κάποιες παραμορφώσεις γεγονός που τους καθιστά μη-χρήσιμους. Επίσης οι περιορισμοί της πιστότητας σημαίνουν ότι η ενέργεια οποιουδήποτε υδατόσημου σε μη-αξιόπιστους συντελεστές αφαιρείται με τη διαδικασία μείωσης της ενέργειας από πιο αξιόπιστους συντελεστές. Άρα είναι καλύτερα να τοποθετούμε όσο το δυνατό περισσότερο το υδατόσημο σε αξιόπιστους συντελεστές. Το ερώτημα όμως που τίθεται είναι: *Πως αποφασίζει κανείς ποιοι συντελεστές είναι αξιόπιστοι ή όχι;*

Στην εργασία των Cox. et. al. [63] παρέχεται μία γενική απάντηση σύμφωνα με την οποία οι συντελεστές που είναι αντιληπτικά σημαντικοί είναι πιθανόν και πιο αξιόπιστοι, με το αντίστροφο να ισχύει για τους αντιληπτικά μη-σημαντικούς συντελεστές. Ιδανικά, ένας σημαντικός συντελεστής είναι εκείνος ο οποίος δεν αλλάζει ποτέ εκτός αν τα αρχικά δεδομένα τροποποιηθούν με τρόπο αντιληπτό. Στο σημείο αυτό πρέπει να σημειώσουμε ότι όλες οι συνήθεις επεξεργασίες συμπίεσης, μετάδοσης και εμφάνισης οι οποίες εφαρμόζονται στα ψηφιακά δεδομένα μας, σχεδιάζονται με γνώμονα τη διατήρηση των αντιληπτικά σημαντικών χαρακτηριστικών.

Αντιστρόφως ένα υδατόσημο δεν είναι απαραίτητο να επιβιώσει διαδικασιών που καταστρέφουν τους αντιληπτικά σημαντικούς συντελεστές. Εξ'ορισμού η καταστροφή αυτών των συντελεστών υποβαθμίζει την αντιληπτική ποιότητα των αρχικών μας δεδομένων. Αν εξάλλου η τελική εικόνα μας έχει παραμορφωθεί με τρόπο που δεν έχει πια αξία, τότε η πληροφορία που έχει αυτή η εικόνα μπορεί να μην έχει πια σημασία.

Ένα βασικό μειονέκτημα του να ενσωματώνεις ένα υδατόσημο στους αντιληπτικά σημαντικούς συντελεστές είναι ότι αυτό αντίκειται στο στόχο της δημιουργίας υδατόσημων τα οποία θα είναι μη-αντιληπτά. Δηλαδή η λογική επιτάσσει ότι όταν θέλεις ένα μη-αντιληπτό υδατόσημο θα πρέπει την περισσότερη ενέργεια να την εισάγεις στους μη-σημαντικούς συντελεστές, που σημαίνει ότι ο στόχος της πιστότητας έρχεται σε ευθεία αντίθεση με τους στόχους της ευρωστίας. Πως όμως επιτυγχάνεται κάτι τέτοιο;

Μία εναλλακτική λύση είναι η τοποθέτηση του υδατόσημου σε συντελεστές οι οποίοι έχουν μεσαία επίπεδα αντιληπτικής αξιοπιστίας. Δηλαδή, η αντιληπτική τους σημασία ποτέ δεν είναι τόσο υψηλή που να μη μπορούμε να ενθέσουμε ένα υδατόσημο μη-αντιληπτικά, αλλά και ποτέ τόσο χαμηλή που να μη μπορεί να επιβιώσει συνηθισμένων επεξεργασιών. Για παράδειγμα, πολλές τεχνικές υδατοσήμανσης κάνουν ένθεση στις μεσαίες συχνότητες, αποφεύγοντας τις χαμηλότερες επειδή είναι ιδιαίτερα αντιλήψιμος ο τρόπος και τις υψηλές επειδή είναι ιδιαίτερα αναξιόπιστες [3],[30].

Βέβαια υπάρχουν και άλλες μέθοδοι ένθεσης οι οποίες οδηγούν σε ευρωστία. Ας σκεφτούμε ότι όταν προσπαθούμε να ενθέσουμε ένα υδατόσημο στους αντιληπτικά σημαντικούς συντελεστές, ουσιαστικά προσπαθούμε να κάνουμε το υδατόσημο να επιβιώνει μεταξύ όλων των διαδικασιών που ως επιθέσεις πιθανολογούμε ότι θα συμβούν στο σύστημά μας. Όμως δεν έχουν όλες οι εφαρμογές τις ίδιες ανάγκες και δε θέλουν όλες να ανταπεξέρχονται έναντι όλων των δυνατών επιθέσεων. Για παράδειγμα, εάν μας ενδιαφέρει η επιβίωση του υδατόσημου μετά από μετατοπίσεις παρά μετά από γραμμικά φιλτραρίσματα, τότε είναι λογικό να επιλέξουμε η ένθεση να γίνει στους Fourier συντελεστές της εικόνας. *Συνεπώς πρέπει να επιλέξουμε το πεδίο στο οποίο θα γίνει η ένθεση, οπότε από τη στιγμή που θα το επιλέξουμε θα πρέπει να συνεχίσουμε και στην αναγνώριση εκείνων των συντελεστών που επιβιώνουν καλύτερα από τις αναμενόμενες παραμορφώσεις.*

3.10 Αύξηση ευρωστίας χρησιμοποιώντας αντιληπτικές μάσκες

Όπως έχει αναφερθεί στα προηγούμενα ένα από τα βασικά χαρακτηριστικά των υδατοσημάτων είναι η ιδιότητα του αδιόρατου η οποία ποσοτικοποιείται βάσει δύο μέτρων: της πιστότητας και της ποιότητας [3].

Πολλές φορές είναι δυνατή η βελτίωση της ευρωστίας του υδατόσημου εάν αυξηθεί η ενέργειά του. Για να συμβεί κάτι τέτοιο είναι σημαντικό να εκμεταλλευόμαστε τις ιδιότητες του ανθρώπινου οπτικού συστήματος οπότε η ενέργεια θα αυξάνεται σε σημεία όπου το ανθρώπινο μάτι δε θα μπορεί να αντιληφθεί την αύξηση της ενέργειας και τη συνεπαγόμενη υποβάθμιση της ποιότητας της εικόνας.

Στις περιοχές γύρω από τις ακμές και σε αυτές που έχουν αρκετή υφή το ανθρώπινο οπτικό σύστημα είναι λιγότερο ευαίσθητο στις παραμορφώσεις απ' ότι στις ομαλές περιοχές. Η συγκεκριμένη ιδιότητα αναφέρεται ως χωρική μάσκα (spatial masking) και μπορεί να χρησιμοποιηθεί στο πρόβλημα της υδατοσήμανσης για να αυξηθεί τοπικά η ενέργεια του υδατοσήματος στις περιοχές που έχει χρησιμοποιηθεί η μάσκα [8], [125].

Στην εργασία των Langelaar et. al. [8] αναφέρεται ότι διάφορα πειράματα έχουν δείξει ότι ένα αντιληπτικά αόρατο υδατόσημο που τροποποιείται σε τοπικό επίπεδο προσαρμοζόμενο σε κάποια μάσκα μπορεί να περιέχει περισσότερη ενέργεια απ' ότι στη περίπτωση που έχουμε ένα σταθερό παράγοντα ισχύος για το υδατόσημο κατά τη διαδικασία ένθεσης. Η διαδικασία της χρήσης μάσκας μπορεί να εφαρμοστεί και σε κάποιο πεδίο μετασχηματισμού όπως DFT, DCT ή DWT [126], [127], [128].

Η προσαρμοζόμενη στην εικόνα υδατοσήμανση που βασίζεται σε ανθρώπινα αντιληπτικά μοντέλα έχει τη δυνατότητα της ένθεσης υδατοσήμων με μέγιστη ισχύ χωρίς να υπάρχει κάποια αντιληπτική απώλεια. Συνεπώς χρησιμοποιώντας τέτοιου είδους σχήματα, μπορεί να επιτύχουμε πολύ ισχυρή ευρωστία καθώς και να αποκρύψουμε υψηλά ποσά κρυφής πληροφορίας.

Οι ιδιότητες του ανθρώπινου οπτικού συστήματος που λαμβάνονται υπόψη όταν κατασκευάζεται ένα σχήμα υδατοσήμανσης είναι:

- *Ευαισθησία (Sensitivity)*, η οποία σχετίζεται με την απόκριση του ματιού σε ένα άμεσο ερέθισμα. Για παράδειγμα, ένα κοινό μέτρο ευαισθησίας είναι η ελάχιστη φωτεινότητα που απαιτείται από το μάτι για να διακρίνει κάποιες χωρικές ή χρονικές συχνότητες της εικόνας.
- *Μάσκα (masking)*, όπου στην ουσία είναι ένα μέτρο της απόκρισης ενός παρατηρητή σε κάποιο ερέθισμα (υδατόσημο), όταν ένα δεύτερο ερέθισμα μάσκας (αρχική εικόνα) είναι επίσης παρών. Συνεπώς, χρησιμοποιώντας οπτική μάσκα, μπορούμε να κρύψουμε περισσότερη πληροφορία σε μία περιοχή με υφή ή ακμές απ' ότι σε μία ομοιόμορφη περιοχή αφού η υφή και οι ακμές παρέχουν καλύτερες ιδιότητες μάσκας.
- *Συνολική αποδοχή (pooling)*, η οποία είναι μία μοναδική εκτίμηση της συνολικής αλλαγής στην οπτική εμφάνιση μίας εικόνας η οποία προκαλείται από το συνδυασμό της αντίληψης διαφορετικών παραμορφώσεων.

Το πιο σημαντικό θέμα είναι η προσαρμογή του υδατόσημου στις ιδιότητες του ανθρώπινου οπτικού συστήματος δηλαδή η υδατοσήμανση η οποία είναι προσαρμοζόμενη στο περιεχόμενο. Υποθέτοντας ότι έχουμε μία συνάρτηση μάσκας, που κατασκευάζεται βάσει των ιδιοτήτων του ανθρώπινου οπτικού συστήματος, επιθυμούμε να εισάγουμε το υδατόσημο σε τέτοια σημεία της εικόνας, διατηρώντας την οπτική αντίληψη κάτω από κάποια συγκεκριμένη τιμή. Η αντιληπτικά προσαρμοστική υδατοσήμανση στις πρώτες εργασίες υποκινήθηκε από τα αποτελέσματα που υπήρχαν στο πεδίο της συμπίεσης βίντεο ή εικόνας.

Κεφάλαιο 4

Νέο Ιεραρχικό Χωρικά Προσαρμόσιμο Μοντέλο Εικόνας Για Το Πρόβλημα Της Αθροιστικής Υδατοσήμανσης

- 4.1 Εισαγωγή
 - 4.2 Μοντέλα εικόνας στο πρόβλημα της προσθετικής υδατοσήμανσης
 - 4.3 Προτεινόμενο ιεραρχικό μοντέλο εικόνας
 - 4.4 Προσθετικό Μοντέλο Υδατοσήμανσης
 - 4.5 Ανιχνευτής PGLRT (Pseudo-Generalized Likelihood Ratio Test)
 - 4.6 Bayesian ανιχνευτής
 - 4.7 RAO ανιχνευτής
 - 4.8 Αριθμητικά Πειράματα
 - 4.8.1 Ομάδα Πειραμάτων I: Εφαρμογή PGLRT ανιχνευτή για την ανίχνευση υδατοσήματος σε γνωστές εικόνες
 - 4.8.2 Ομάδα Πειραμάτων II: Εφαρμογή Bayesian ανιχνευτή για την ανίχνευση υδατοσήματος σε γνωστές εικόνες
 - 4.8.3 Ομάδα Πειραμάτων III: Εφαρμογή Rao ανιχνευτή για την ανίχνευση υδατοσήματος σε γνωστές εικόνες
 - 4.8.4 Ομάδα Πειραμάτων IV: Εφαρμογή ανιχνευτών για την ανίχνευση υδατοσήματος σε εικόνες βάσης δεδομένων
 - 4.9 Έλεγχος Ευρωστίας (Robustness)
 - 4.10 Υπολογιστική πολυπλοκότητα και κατανομή του στατιστικού ελέγχου του PGLRT ανιχνευτή
 - 4.11 Συμπεράσματα, μελλοντικές ερευνητικές κατευθύνσεις
-

4.1 Εισαγωγή

Στα προηγούμενα κεφάλαια έγινε μία εκτενής εισαγωγή στο πρόβλημα της υδατοσήμανσης και τις αλληλοεξαρτώμενες απαιτήσεις, τα πεδία ένθεσης του υδατόσημου, τον τρόπο αποτίμησης της ανίχνευσης του υδατόσημου, τη σχεδίαση υδατοσήμων με στόχο την αύξηση της ευρωστίας έναντι επιθέσεων καθώς και σε άλλα στοιχεία που με τον ένα ή τον άλλο τρόπο σχετίζονται με τα προαναφερόμενα. Αναζητώντας κανείς τη βιβλιογραφία των τελευταίων χρόνων στο πρόβλημα της προσθετικής υδατοσήμανσης και πιο συγκεκριμένα στο στάδιο της ανίχνευσης παρατηρεί ότι στις διάφορες προσεγγίσεις που σχετίζονται με την αντιμετώπιση του θέματος από τη πλευρά της στατιστικής, το κλειδί στη βέλτιστη επίδοση είναι, η όσο το δυνατό ακριβής μοντελοποίηση των δεδομένων με σκοπό την εξαγωγή καλύτερων δομών αποκωδικοποίησης των μηνυμάτων που μεταφέρουν τα

υδατοσήματα ή καλύτερων στατιστικών ελέγχων για την εξαγωγή των τελικών αποφάσεων. Στη περίπτωση που δεν υπάρχει κάποιο μοντέλο πρέπει να σημειωθεί ότι η διακριτική επιλογή των μεθόδων που βασίζονται σε ευρετικές τεχνικές μας δίνουν επίσης καλά αποτελέσματα [10].

Στο παρόν κεφάλαιο συζητούνται θέματα που άπτονται της έννοιας των μοντέλων μίας εικόνας, αναπτύσσεται και περιγράφεται το προτεινόμενο ιεραρχικό μοντέλο του παρόντος κεφαλαίου της διατριβής και το πεδίο στο οποίο εφαρμόζεται, πραγματοποιείται συσχέτιση με το πλαίσιο του προβλήματος της προσθετικής υδατοσήμανσης, και παρουσιάζονται οι επιδόσεις του ως προς την ανίχνευση του υδατοσήματος σε πολύ χαμηλούς σηματοθορυβικούς λόγους. Βασιζόμενοι στο προτεινόμενο μοντέλο προτείνουμε μία νέα οικογένεια ανιχνευτών υδατοσήματος για το πρόβλημα της προσθετικής υδατοσήμανσης σε ψηφιακές εικόνες. Πρέπει να τονίσουμε ότι οι συγκεκριμένοι ανιχνευτές βασίζονται σε ένα προσφάτως επιτυχημένο μοντέλο στο πεδίο της ανάκτησης εικόνας.

Το προτεινόμενο μοντέλο αποτελείται από δύο επίπεδα, όπου το υψηλότερο επίπεδο εκμεταλλεύεται τις χωρικά μεταβαλλόμενες τοπικές ιδιότητες της εικόνας, ενώ το κατώτερο χρησιμοποιείται για να χαρακτηρίσει τις μεταβολές κατά μήκος των δύο βασικών κατευθύνσεων (οριζόντια και κάθετη κατεύθυνση). Βασιζόμενοι στο συγκεκριμένο μοντέλο και ανάλογα με τις μεθόδους εκτίμησης των παραμέτρων του και τον αντίστοιχο έλεγχο που χρησιμοποιούμε (π.χ. Έλεγχος Λόγου Πιθανοφάνειας - LRT) προτείνουμε μία ομάδα ανιχνευτών οι οποίοι όπως αποδεικνύεται και από το πειραματικό μέρος έχουν ιδιαίτερα καλή επίδοση σε σχέση με άλλους γνωστούς ανιχνευτές με αποδεδειγμένα υψηλή επίδοση ανίχνευσης.

Στα επόμενα θα συζητήσουμε για τα διάφορα μοντέλα εικόνας που έχουν εφαρμοστεί στο πρόβλημα της υδατοσήμανσης και εν συνεχεία θα εισάγουμε την έννοια του προτεινόμενου ιεραρχικού μοντέλου που αποτελεί τη βάση για τη δημιουργία νέων ανιχνευτών στο πρόβλημα της ανίχνευσης υδατοσήμου. Θα μιλήσουμε για τη σχέση του μοντέλου με το πρόβλημα της αθροιστικής υδατοσήμανσης και θα παρουσιάσουμε τους προτεινόμενους ανιχνευτές ξεκινώντας από τον PGLRT ανιχνευτή ο οποίος εμφανίζει και τη καλύτερη επίδοση ανίχνευσης. Θα συνεχίσουμε με τον Bayesian ανιχνευτή και στο τέλος θα παρουσιάσουμε ένα νέο ανιχνευτή, τον ανιχνευτή RAO ο οποίος δε θεωρεί απαραίτητη τη γνώση της ισχύος του υδατόσημου και ο οποίος εμφανίζει πολύ καλή επίδοση. Τέλος θα παρουσιάσουμε τα πειραματικά αποτελέσματα που επιβεβαιώνουν την συγκριτικά καλύτερη επίδοση των προτεινόμενων ανιχνευτών σε σχέση με γνωστούς επιτυχημένους ανιχνευτές

όπως ο ανιχνευτής που βασίζεται στη μοντελοποίηση των συντελεστών του μετασχηματισμού κυματιδίου με τη Γενικευμένη Gaussian πυκνότητα πιθανότητας.

4.2 Μοντέλα εικόνας στο πρόβλημα της προσθετικής υδατοσήμανσης

Η ανίχνευση υδατόσημου στο προσθετικό μοντέλο μπορεί να διατυπωθεί ως ένα πρόβλημα ελέγχου υποθέσεων, όπου κάποιος χρειάζεται να προσδιορίσει τη παρουσία ή την απουσία ενός γνωστού υδατόσημου σε μία εικόνα. Σε ένα τέτοιο πλαίσιο, ουσιαστικά μεταχειριζόμαστε το υδατόσημο ως το γνωστό σήμα και την εικόνα ως το θόρυβο που προστίθεται στο σήμα μας [3], [7], [8]. Για να εξάγουμε ένα στατιστικό έλεγχο για το συγκεκριμένο πρόβλημα, όπως ο ανιχνευτής που βασίζεται στον έλεγχο του λόγου πιθανοφανειών, είναι κρίσιμο το σημείο ορισμού ενός μοντέλου της εικόνας.

Όπως αναφέρθηκε και στο εισαγωγικό κεφάλαιο ένας ιδιαίτερα γνωστός και ευρέως χρησιμοποιούμενος ανιχνευτής για το πρόβλημα της υδατοσήμανσης είναι ο ανιχνευτής συσχέτισης. Είναι άμεση συνέπεια να δείξει κανείς ότι αυτός ο ανιχνευτής μπορεί να εξαχθεί χρησιμοποιώντας το κριτήριο του ελέγχου πιθανοφάνειας υπό την υπόθεση ότι τα pixels της εικόνας είναι ανεξάρτητες και ισόνομες τυχαίες παρατηρήσεις (iid-independent and identical distributed) οι οποίες περιγράφονται ικανοποιητικά από τη κανονική κατανομή [3]. Βέβαια, παρότι ένα τέτοιο μοντέλο απλοποιεί σε μεγάλο βαθμό το πρόβλημα, συνήθως δεν είναι και το πλέον ακριβές στο χαρακτηρισμό των ιδιοτήτων της εικόνας.

Εναλλακτικά, προτείνονται ανιχνευτές που βασίζονται στη χρήση υψι-περατών φίλτρων με σκοπό να γίνει προλεύκανση της εικόνας πριν την εφαρμογή του ανιχνευτή συσχέτισης. Σε αυτού του είδους τους ανιχνευτές, έχουμε μοντελοποίηση της εξόδου των υψι-περατών φίλτρων με ανεξάρτητες και ισόνομες τυχαίες παρατηρήσεις τυχαίες μεταβλητές κανονικής κατανομής και όχι της ίδιας της εικόνας. Στη περίπτωση αυτή παρότι έχουμε ένα είδος εξέλιξης σε σχέση με τον προηγούμενο ανιχνευτή, είναι περιπτώσεις που η μοντελοποίηση των υπολοίπων της εικόνας (π.χ. η έξοδος των υψι-περατών φίλτρων) καθίσταται ανεπαρκής. Για παράδειγμα, λόγω του υψι-περατού φίλτρου στα σημεία γειτνίασης των ακμών των υπολοίπων θα παραχθούν τιμές με μεγάλο πλάτος, γεγονός που οδηγεί σε παχιές ουρές (heavy tails) στα στατιστικά των παρατηρούμενων δεδομένων των υπολοίπων [68].

Τα τελευταία χρόνια έχουν υπάρξει σημαντικές προσπάθειες από την ερευνητική κοινότητα στην ανάπτυξη μοντέλων εικόνων για τη βελτίωση της ανίχνευσης των υδατοσημάτων. Στην εργασία τους [26], οι Hernandez et. al. πρότειναν ένα βέλτιστο

ανιχνευτή για την υδατοσήμανση βασιζόμενοι στην υπόθεση ότι οι συντελεστές του μετασχηματισμού DCT μίας εικόνας μπορεί να περιγραφούν από μία Γενικευμένη Gaussian συνάρτηση πυκνότητας πιθανότητας παρά από την ευρέως χρησιμοποιούμενη κανονική κατανομή. Υλοποιώντας μία θεωρητική ανάλυση των μεθόδων που εφαρμόζονται στο πεδίο του μετασχηματισμού DCT για την επίδοση των ανιχνευτών σε συγκεκριμένες εικόνες, παρείχαν αναλυτικές εκφράσεις οι οποίες επιβεβαιώνονται πειραματικά ενώ μελετήθηκε και η επίδραση των χαρακτηριστικών της εικόνας (π.χ. μήκος υδατοσήματος) στη τελική επίδοση.

Το πεδίο του μετασχηματισμού DFT συνήθως χρησιμοποιείται για την ένθεση του υδατόσημου, λόγω του γεγονότος ότι η φάση του μετασχηματισμού είναι πιο σημαντική από το πλάτος των συντελεστών. Η τοποθέτηση του υδατοσήματος στα πιο σημαντικά συστατικά μίας εικόνας βελτιώνει την ευρωστία, από τη στιγμή που οποιαδήποτε προσπάθεια απομάκρυνσης του υδατόσημου επηρεάζει αυτά τα σημαντικά χαρακτηριστικά με συνέπεια την υποβάθμιση της ποιότητας της εικόνας. Ο δεύτερος λόγος σχετίζεται με τη χρήση της φάσης του μετασχηματισμού, αφού ως γνωστόν από τη θεωρία επικοινωνιών η διαμόρφωση φάσης παρέχει καλύτερη αντοχή στο θόρυβο σε σχέση με τη διαμόρφωση πλάτους [8], [123]. Πολλές τεχνικές χρησιμοποιούν τη διαμόρφωση πλάτους του συγκεκριμένου μετασχηματισμού λόγω των ιδιοτήτων της ανεξαρτησίας από τη μετατόπιση [124]. Επειδή η κυκλική μετατόπιση στο χωρικό πεδίο δεν επηρεάζει το πλάτος του μετασχηματισμού, το υδατόσημο που προστίθεται σε αυτό το πεδίο είναι ανεξάρτητο της μετατόπισης.

Στην εργασία των Barni et. al. [64] θεωρήθηκε ότι οι συντελεστές του μετασχηματισμού Fourier υπακούουν στη Weibull κατανομή, ενώ στις εργασίες των Cheng και Huang [65], [66] βασιζόμενοι σε ανάλογη υπόθεση για τους συντελεστές των μετασχηματισμών DCT, DFT καθώς και του DWT μετασχηματισμού, χρησιμοποιήθηκε η Γενικευμένη Gaussian κατανομή ως η κατάλληλη κατανομή που ταιριάζει στο τρόπο που κατανέμονται οι συγκεκριμένοι συντελεστές. Στην εργασία [67] οι Nikolaidis και Pitas πρότειναν ασυμπτωτικά βέλτιστους ανιχνευτές χρησιμοποιώντας μοντέλα των συντελεστών του DCT και του DWT συντελεστών βασιζόμενοι στη GGD σ.π.π. και οι Briassouli et. al. στην εργασία [29] χρησιμοποίησαν τις α -stable κατανομές εφαρμόζοντάς τις και αυτές στο τρόπο που κατανέμονται οι συντελεστές του Διακριτού Μετασχηματισμού Συνημιτόνου.

Στο συγκεκριμένο κεφάλαιο προτείνουμε τη χρήση ενός ιεραρχικού, τοπικά προσαρμοστικού μοντέλου για την ανίχνευση του υδατοσήματος. Το πιο πάνω επίπεδο του συγκεκριμένου μοντέλου ορίζεται κατά τέτοιο τρόπο ώστε να εκμεταλλεύεται τις χωρικά-

μεταβαλλόμενες τοπικές ιδιότητες της εικόνας. Ένας τρόπος να δει κανείς αυτό το μοντέλο είναι υπό το πρίσμα της γενίκευσης της έννοιας της διαδικασίας γραμμής (line process) στο πλαίσιο των compound Markov random fields [82],[84]. Η διαφορά είναι ότι στη δική μας περίπτωση προτείνεται ένα συνεχές μοντέλο παρά διακριτές ακμές με σκοπό να χαρακτηριστούν οι τοπικές ασυνέχειες σε μία εικόνα. Χρησιμοποιώντας αυτό το μοντέλο, όπως θα δούμε στις επόμενες ενότητες του κεφαλαίου θα εξάγουμε διάφορους ανιχνευτές για τη προσθετική υδατοσήμανση, συμπεριλαμβανομένου των «ψευδο-γενικευμένου ελέγχου λόγου πιθανοφάνειας» (PGLRT), Bayesian και Rao ελέγχου ανιχνευτών. Ο όρος ψευδό αναφέρεται στο πρώτο γράμμα του τίτλου του ανιχνευτή PGLRT και ουσιαστικά αναπαριστά τη λέξη pseudo, αφού για τη χρήση των ελέγχων λόγου γενικευμένης πιθανοφάνειας χρησιμοποιούμε μέγιστη εκ των υστέρων εκτίμηση (MAP – maximum a posteriori) και όχι εκτίμηση μέγιστης πιθανοφάνειας (Maximum Likelihood) των αγνώστων παραμέτρων [87].

Πρέπει να σημειωθεί ότι το προτεινόμενο ιεραρχικό μοντέλο που χρησιμοποιείται στο συγκεκριμένο κεφάλαιο έχει χρησιμοποιηθεί στο πρόβλημα της ανάκτησης εικόνας [81] με ιδιαίτερη επιτυχία. Είναι σημαντικό να τονιστεί επίσης ότι η ανάπτυξη μοντέλων εικόνας είναι ιδιαίτερα σημαντική και στη περίπτωση των κλασικών προβλημάτων απομάκρυνσης θορύβου (denoising) και ανακατασκευής εικόνας (image restoration), όπου πολλές φορές είναι αναγκαία η ύπαρξη ενός στατιστικού μοντέλου [68] για διάφορες μεθοδολογίες εκτίμησης π.χ. MAP εκτίμησης. Για παράδειγμα η ταυτόχρονη αυτοσυσχέτισης εκ των προτέρων κατανομή (SAR – Simultaneously Autoregressive prior) της εικόνας έχει χρησιμοποιηθεί εκτεταμένα στα προβλήματα ανακατασκευής εικόνας π.χ. [69], [70], [71], [72], [73]. Οι εκ των προτέρων κατανομές που έχουν τη δυνατότητα να διατηρούν τις ακμές (edge preserving priors) βασίζονται είτε στη μοντελοποίηση των υπολοίπων της εφαρμογής υπερπαρατόνων φίλτρων μίας εικόνας, είτε σε κάποιον μετασχηματισμό που οδηγεί σε απόσυσχέτιση όπως π.χ. ο wavelet μετασχηματισμός [74], [75], [76], [77], [78], [79].

4.3 Προτεινόμενο ιεραρχικό μοντέλο εικόνας

Στη συγκεκριμένη εργασία το μοντέλο που προτείνουμε βασίζεται στις διαφορές πρώτου βαθμού κατά μήκος της κάθετης και οριζόντιας κατεύθυνσης. Πιο συγκεκριμένα, θεωρώντας ότι ως \mathbf{f} συμβολίζουμε την εικόνα, τότε κάθε pixel της δηλώνεται ως $f(i, j)$. Στη θέση (i, j) μπορούμε να ορίσουμε τις διαφορές κατά μήκος των βασικών αξόνων ως εξής:

$$\varepsilon_1(i, j) = f(i, j) - f(i, j+1), \quad \varepsilon_2(i, j) = f(i, j) - f(i+1, j) \quad (4.1)$$

Στο εξής θα αναφερόμαστε σε αυτές τις διαφορές με την αγγλική τους έκφραση ως **IDDs**, δηλαδή με τα αρχικά των λέξεων **Image Directional Differences** που σημαίνει Κατευθυνόμενες Διαφορές της Εικόνας.

Υποθέτουμε ότι οι συγκεκριμένες διαφορές υπακούουν στους κανόνες μίας κανονικής πυκνότητας πιθανότητας, της μορφής:

$$\varepsilon_k(i, j) \sim N\left(0, a_k^{-1}(i, j)\right) \quad (4.2)$$

όπου τα $a_k^{-1}(i, j)$ δηλώνουν την διακύμανση και για να γινόμαστε πιο ακριβείς την έννοια της ακρίβειας που ουσιαστικά ως ποσότητα είναι η αντίστροφη της διακύμανσης της κανονικής κατανομής.

Για λόγους σημειογραφίας στα επόμενα θα δηλώνουμε τις διαφορές ως **IDDs** χρησιμοποιώντας ένα μοναδικό δείκτη ως $\varepsilon_k = [\varepsilon_k(1), \varepsilon_k(2), \dots, \varepsilon_k(N)]^T$ $k=1, 2$ όπου N είναι ο συνολικός αριθμός των pixels της εικόνας. Επιπρόσθετα, έστω $\tilde{\varepsilon} = [\varepsilon_1^T, \varepsilon_2^T]^T$, ένα διάνυσμα που αποτελείται από τις προτεινόμενες **IDDs** και στις δύο κατευθύνσεις. Υποθέτοντας ανεξαρτησία μεταξύ των **IDDs**, μπορούμε να γράψουμε την από κοινού συνάρτηση πυκνότητας πιθανότητας ως:

$$p(\tilde{\varepsilon}; \tilde{\mathbf{a}}) \propto \prod_{k=1}^2 \prod_{i=1}^N \left[a_k^{-1/2}(i) \exp\left(-\frac{1}{2} a_k(i) (\varepsilon_k(i))^2\right) \right] \quad (4.3)$$

όπου $\tilde{\mathbf{a}} = [\mathbf{a}_1^T, \mathbf{a}_2^T]^T$, $\mathbf{a}_k = [a_k(1), a_k(2), \dots, a_k(N)]^T$, $k=1, 2$ δηλώνουν αντίστοιχα τις παραμέτρους διακύμανσης για κάθε κατεύθυνση. Η μεταβλητή i δηλώνει την θέση ενός pixel κάνοντας την υπόθεση ότι διευθετούνται σε λεξικογραφική διάταξη.

Η συνάρτηση πυκνότητας πιθανότητας που ορίζεται στην Σχέση (4.3) μας επιτρέπει την εισαγωγή ενός είδους ευελιξίας αφού κατ' αυτόν τον τρόπο η τοπική διακύμανση ποικίλλει από pixel σε pixel. Είναι σημαντικό να τονίσουμε εδώ ότι κάτι τέτοιο είναι ιδιαίτερα επιθυμητό για τη μοντελοποίηση των χωρικών μη-στάσιμων ιδιοτήτων μίας εικόνας (π.χ. οι ακμές της εικόνας). Δυστυχώς, η προαναφερόμενη ευελιξία έρχεται με κάποιο κόστος που αφορά το πλήθος των παραμέτρων. Πιο συγκεκριμένα, η προτεινόμενη μοντελοποίηση περιλαμβάνει τόσες παραμέτρους διακύμανσης $a_k(i)$ όσες και το πλήθος των pixels. Για να αποφευχθεί επομένως το πρόβλημα της «υπερ-προσαρμογής» (overfitting), είναι απαραίτητο να εισάγουμε επιπρόσθετους περιορισμούς στο μοντέλο για να μειώσουμε τους βαθμούς ελευθερίας του. Για το λόγο αυτό μοντελοποιούμε τις παραμέτρους διακύμανσης $a_k(i)$ ως

τυχαίες μεταβλητές και ορίζουμε μία «υπερ-εκ των προτέρων» (hyperprior) κατανομή για αυτές.

Στη δική μας περίπτωση ορίζουμε μίας Gamma συνάρτηση πυκνότητας πιθανότητας για την υπερ-εκ των προτέρων [86], η οποία έχει τη μορφή:

$$p(a_k(i); m, l) \propto a_k^{\frac{l-2}{2}}(i) \exp\{-m(l-2)a_k(i)\}, k=1,2 \quad (4.4)$$

όπου m και l είναι οι παράμετροι της κατανομής Gamma.

Ο λόγος της επιλογής της συγκεκριμένης παραμετροποίησης της Gamma κατανομής οφείλεται στο γεγονός ότι οι Gaussian και Gamma οικογένειες συναρτήσεων πυκνότητας πιθανότητας είναι μεταξύ τους συζυγείς ως προς τον αντίστροφο της διακύμανσης της Gaussian. Στη βιβλιογραφία που σχετίζεται με τις Bayesian μεθόδους, ένα σημαντικό μέρος αφιερώνεται στην εύρεση εκείνων των υπερ-εκ των προτέρων κατανομών για τις οποίες θα υπάρχει ένας άμεσος ή προσεγγιστικός τρόπος υπολογισμού τους. Αυτού του είδους οι εκ των προτέρων κατανομές ονομάζονται συζυγείς εκ των προτέρων κατανομές (*conjugate priors*) οι οποίες έχουν το διαισθητικό χαρακτηριστικό του να επιτρέπεται να ξεκινούμε με μία συγκεκριμένη μορφή της εκ των προτέρων κατανομής και να καταλήγουμε σε μία εκ των υστέρων κατανομή της ίδιας συναρτησιακής μορφής, με τη διαφορά ότι πλέον οι παράμετροι ενημερώνονται από τις παρατηρήσεις μας [98].

Όσον αφορά τον ορισμό της Gamma στην εξίσωση (4.4) έχουμε:

$$E[a_k(i)] = l(2m(l-2))^{-1}$$

και

$$\text{Var}[a_k(i)] = l(2m^2(l-2)^2)^{-1}.$$

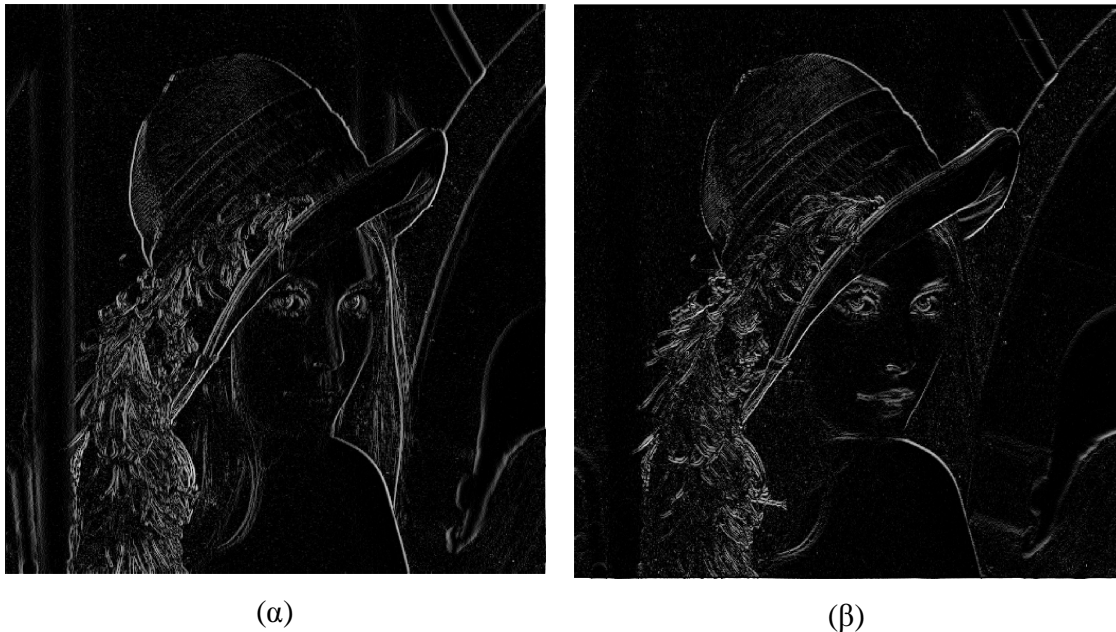
Υποθέτοντας ότι οι τυχαίες μεταβλητές $a_k(i)$ είναι μεταξύ τους ανεξάρτητες και ισόνομες έχουμε:

$$p(\tilde{\mathbf{a}}; m, l) = C \cdot \prod_{k=1}^2 \prod_{i=1}^N \left(a_k^{\frac{l-2}{2}}(i) \exp\{-m(l-2)a_k(i)\} \right) \quad (4.5)$$

όπου C είναι μία σταθερά που χρησιμοποιείται για λόγους κανονικοποίησης.

Για να επεξηγηθούν λίγο περισσότερο οι ιδιότητες του προτεινόμενου μοντέλου της εικόνας, στις Εικόνα (4.1) παρουσιάζονται οι εκτιμώμενες τιμές των ποσοτήτων $a_k^{-1}(i), k=1,2$ της γνωστής εικόνας “Lena”. Ο τρόπος εκτίμησής τους θα εξηγηθεί στη συνέχεια του κεφαλαίου.

Παρατηρώντας τις εικόνες είναι εύκολο να διαπιστώσει κανείς ότι οι ποσότητες που αναπαριστούν τις διακυμάνσεις $a_k^{-1}(i)$ μπορούν με αποδοτικό τρόπο να συλλάβουν τις τοπικά-μεταβαλλόμενες στατιστικές ιδιότητες της εικόνας. Είναι αξιοσημείωτο ότι οι δομές των ακμών της εικόνας κατά μήκος των βασικών κατευθύνσεων υποδηλώνονται με τις μεγάλες τιμές αυτών των ποσοτήτων.



Εικόνα 4.1. Τιμές της $\log(a_k^{-1}(i))$ για τις διαφορές πρώτου βαθμού κατά μήκος της: (α) οριζόντιας κατεύθυνσης και (β) κατακόρυφης κατεύθυνσης.

4.4 Προσθετικό Μοντέλο Υδατοσήμανσης

Στο πρόβλημα ανίχνευσης υδατόσημου στη περίπτωση του προσθετικού μοντέλου υδατοσήμανσης ο δέκτης της εικόνας (υδατοσημασμένης ή μη) πρέπει να αποφασίσει μεταξύ δύο υποθέσεων

$$\begin{aligned} H_0 : \mathbf{y} &= \mathbf{f} \\ H_1 : \mathbf{y} &= \mathbf{f} + \gamma \mathbf{w} \end{aligned} \tag{4.6}$$

όπου \mathbf{y} είναι η παρατηρούμενη εικόνα και \mathbf{f} η αρχική εικόνα. Ως \mathbf{w} δηλώνουμε το υδατόσημο ενώ με γ αναπαριστούμε την ισχύ του υδατόσημου. Συνήθως η τιμή της ισχύος είναι πολύ μικρή για λόγους διατήρησης της οπτικής ποιότητας, που σημαίνει ότι η πρόσθεση του υδατόσημου δεν εισάγει οπτικές παραμορφώσεις οι οποίες να γίνονται αντιληπτές στον παρατηρητή.

Εφαρμόζοντας τους τελεστές των κατευθυνόμενων διαφορών στην Σχέση (4.6) οδηγούμαστε στο ακόλουθο δυαδικό πρόβλημα υποθέσεων:

$$\begin{aligned} H_0 : \mathbf{y}'_k &= \boldsymbol{\varepsilon}_k \\ H_1 : \mathbf{y}'_k &= \boldsymbol{\varepsilon}_k + \mathbf{w}_k'' \end{aligned} \quad k=1,2 \quad (4.7)$$

όπου $\mathbf{y}'_k = \mathbf{Q}_k \mathbf{y}$, $\boldsymbol{\varepsilon}_k = \mathbf{f}'_k = \mathbf{Q}_k \mathbf{f}$ και $\mathbf{w}_k'' = \gamma \mathbf{Q}_k \mathbf{w}'$ είναι οι εικόνες των υπολοίπων για τα παρατηρούμενα δεδομένα, τα αρχικά δεδομένα και τα δεδομένα του υδατοσχήματος αντίστοιχα.

Βασιζόμενοι στις Σχέσεις (4.3) και (4.5) οι συναρτήσεις πυκνότητας πιθανότητας των παρατηρήσεων για τις δύο υποθέσεις μπορούν να γραφούν ως

$$p(\tilde{\mathbf{y}}'; \tilde{\mathbf{a}}, H_0) = C \cdot \left\{ \prod_{k=1}^2 \prod_{i=1}^N a_k(i)^{1/2} \right\} \exp \left(-\frac{1}{2} \sum_{k=1}^2 \mathbf{y}'_k{}^T \mathbf{A}_k \mathbf{y}'_k \right) \quad (4.8)$$

$$p(\tilde{\mathbf{y}}'; \tilde{\mathbf{a}}, H_1) = C \cdot \left\{ \prod_{k=1}^4 \prod_{i=1}^N a_k(i)^{1/2} \right\} \exp \left(-\frac{1}{2} \sum_{k=1}^4 [\mathbf{y}'_k - \gamma \mathbf{w}_k'']^T \mathbf{A}_k [\mathbf{y}'_k - \gamma \mathbf{w}_k''] \right) \quad (4.9)$$

όπου $\tilde{\mathbf{y}}' = [\mathbf{y}'_1, \mathbf{y}'_2]$ and $\tilde{\mathbf{a}} = [\mathbf{a}_1, \mathbf{a}_2]^T$.

Στις επόμενες ενότητες οι παραπάνω συναρτήσεις πυκνότητας πιθανότητας θα χρησιμοποιηθούν για την εξαγωγή των προτεινόμενων ανιχνευτών που στα επόμενα αποκαλούνται PGLRT, Bayesian και Rao test ανιχνευτές.

4.5 Ανιχνευτής PGLRT (Pseudo-Generalized Likelihood Ratio Test)

Ο έλεγχος του λογαρίθμου του λόγου των πιθανοφανειών (log-likelihood ratio test) για το προειρημένο δυαδικό πρόβλημα υποθέσεων δίνεται από τη σχέση:

$$LRT(\tilde{\mathbf{y}}') = \log \left\{ \frac{p(\tilde{\mathbf{y}}'; \tilde{\mathbf{a}}, H_1)}{p(\tilde{\mathbf{y}}'; \tilde{\mathbf{a}}, H_0)} \right\} \begin{matrix} > \\ < \end{matrix} \begin{matrix} H_1 \\ H_0 \end{matrix} T \quad (4.10)$$

Από τη στιγμή που οι παράμετροι είναι άγνωστες δε μπορεί να χρησιμοποιηθούν άμεσα. Σε μία τέτοια περίπτωση καταφεύγουμε στο Γενικευμένο Έλεγχο Λόγου Πιθανοφανειών (GLRT-Generalized Likelihood ratio Test) όπου κάποιος εκτιμά τις άγνωστες παραμέτρους. Το GLRT δίνεται από τη σχέση:

$$GLRT(\tilde{\mathbf{y}}') = \log \left\{ \frac{p(\tilde{\mathbf{y}}'; \hat{\tilde{\mathbf{a}}}_{/H_1}, H_1)}{p(\tilde{\mathbf{y}}'; \hat{\tilde{\mathbf{a}}}_{/H_0}, H_0)} \right\} \begin{matrix} > \\ < \end{matrix} \begin{matrix} H_1 \\ H_0 \end{matrix} 0 \quad (4.11)$$

όπου $\hat{\tilde{\mathbf{a}}}_{/H_0}$ και $\hat{\tilde{\mathbf{a}}}_{/H_1}$ είναι οι εκτιμήσεις μέγιστης πιθανοφάνειας (ML-Maximum Likelihood) των $\tilde{\mathbf{a}}$ στις Σχέσεις (4.8), (4.9) για τις αντίστοιχες υποθέσεις. Από τη στιγμή που στις

συγκεκριμένες εξισώσεις δε χρησιμοποιούμε τις εκτιμήσεις μέγιστης πιθανοφάνειας, θα ονομάζουμε το συγκεκριμένο ανιχνευτή ως «ψευδο-GLRT» ή πιο βολικά θα χρησιμοποιούμε την αγγλική του ονομασία (PGLRT-Pseudo GLRT).

Χρησιμοποιώντας τις συναρτήσεις πυκνότητας πιθανότητας των Σχέσεων (4.8), (4.9) , ο στατιστικός έλεγχος για τον ανιχνευτή της Σχέσης (4.11), μπορεί να γραφεί ως:

$$T(\tilde{\mathbf{y}}') = \sum_{k=1}^2 \sum_{i=1}^N \left(y'_k(i)^2 \left(\hat{a}_k(i)_{/H_0} - \hat{a}_k(i)_{/H_1} \right) - \hat{a}_k(i)_{/H_1} w'_k(i)^2 - 2y'_k(i)w'_k(i)\hat{a}_k(i)_{/H_1} \right) \quad (4.12)$$

Για ιδιαίτερα ασθενή υδατοσήματα (που έχουν δηλαδή πολύ μικρή ισχύ) είναι λογικό να αναμένουμε οι εκτιμήσεις των $\hat{\mathbf{a}}_{/H_0}$ και $\hat{\mathbf{a}}_{/H_1}$ να είναι προσεγγιστικά ίσες. Αυτό έχει ως συνέπεια την απλοποίηση του στατιστικού ελέγχου (αγνοώντας τον κεντρικό όρο αφού δεν εξαρτάται άμεσα από τα δεδομένα) ο οποίος παίρνει τη μορφή

$$T_{GLRT}(\tilde{\mathbf{y}}') = \sum_{k=1}^2 \sum_{i=1}^N y'_k(i)w'_k(i)\hat{a}_k(i)_{/H_1} \begin{matrix} H_1 \\ > \\ < \\ H_0 \end{matrix} T \quad (4.13)$$

όπου T όπως ήδη έχουμε αναφέρει είναι μία τιμή κατωφλίου που προσδιορίζει ένα είδος συμβιβασμού μεταξύ των τιμών της πιθανότητας λανθασμένης ανίχνευσης και της πιθανότητας ανίχνευσης του ανιχνευτή.

Η απλοποιημένη εκδοχή του στατιστικού ελέγχου που προτείνεται μας προσφέρει μία αρκετά ενημερωτική θέαση του PGLRT ανιχνευτή. Ουσιαστικά, έχει τη μορφή ενός φίλτρου ταιριάσματος (matched filter) όπου οι παρατηρήσεις σε κάθε pixel κανονικοποιούνται από την τοπική διακύμανση.

Ο έλεγχος του στατιστικού στις Σχέσεις (4.12) και (4.13) απαιτεί την εκτίμηση των παραμέτρων $\hat{a}_k(i)$. Όμως είναι προφανές ότι η χρήση του εκτιμητή μέγιστης πιθανοφάνειας (ML) είναι προβληματική λόγω της διαθεσιμότητας μόνο ενός σημείου για τις απαιτούμενες εκτιμήσεις. Για το λόγο αυτό χρησιμοποιούμε μία εκ των υστέρων εκτίμηση (a posteriori estimate), όπου η εισαγωγή μία κατανομής $p(\tilde{\mathbf{a}}; m, l)$ στις παραμέτρους της εκ των προτέρων κατανομής (που τώρα θεωρούνται τυχαίες μεταβλητές) μας βοηθά να αποφύγουμε το προαναφερόμενο πρόβλημα. Επικαλούμενοι το νόμο του Bayes, αυτή η εκτίμηση παίρνει τη μορφή:

$$\hat{\alpha}_k(i)_{/H_0} = \arg \max_{\alpha_k(i)} \left\{ \log p(\tilde{\mathbf{a}} | \tilde{\mathbf{y}}', H_0, m, l) \right\} = \arg \max_{\alpha_k(i)} \left\{ \log p(\tilde{\mathbf{y}}' | \tilde{\mathbf{a}}, H_0) + \log p(\tilde{\mathbf{a}}; m, l) \right\} \quad (4.14\alpha)$$

$$\text{οπότε} \quad \hat{\alpha}_k(i)_{/H_0} = \frac{1 + (l-2)}{(y'_k(i))^2 + 2m(l-2)} \quad (4.14\beta)$$

και

$$\hat{\alpha}_k(i)_{/H_1} = \arg \max_{a_k(i)} \{ \log p(\tilde{\mathbf{a}} | \tilde{\mathbf{y}}', H_1, m, l) \} = \arg \max_{a_k(i)} \{ \log p(\tilde{\mathbf{y}}' | \tilde{\mathbf{a}}, H_1) + \log p(\tilde{\mathbf{a}}; m, l) \} \quad (4.15\alpha)$$

άρα:

$$\hat{\alpha}_k(i)_{/H_1} = \frac{1 + (l-2)}{(y'_k(i) - w'_k(i))^2 + 2m(l-2)}. \quad (4.15\beta)$$

Στο σημείο αυτό είναι σημαντικό να σταθούμε λίγο στην επίδραση της παραμέτρου l στις χρησιμοποιούμενες εκτιμήσεις. Καθώς $l \rightarrow \infty$ η εκτίμηση γίνεται $\hat{\alpha}_k(i)_{/H_j} = (2m)^{-1}$, $j=1,2$ τόσο για την υπόθεση H_0 όσο και για την υπόθεση H_1 , γεγονός που σημαίνει ότι η εκ των προτέρων κατανομή (prior) επιδρά σε σημαντικό βαθμό στην τελική εκτίμηση. Από την άλλη, καθώς $l \rightarrow 2$ οι παράμετροι της εκ των προτέρων εξαφανίζονται και η εκτίμηση εκφυλίζεται στην μορφή της εκτίμησης μέγιστης πιθανοφάνειας. Για τις τιμές $l \in (2, \infty)$, η prior «κανονικοποιεί» κατά μία έννοια την εκτίμηση $\hat{\alpha}_k(i)$ όπου η εκτίμηση μέγιστης πιθανοφάνειας δεν είναι ευσταθής λόγω της έλλειψης δεδομένων.

Στα πειράματα που κάναμε ελέγξαμε τόσο τον PGLRT ανιχνευτή της Σχέσης (4.11) όσο και τη προσέγγισή του στην Σχέση (4.12), οπότε αυτό που ανακαλύψαμε ήταν ότι η επίδοσή τους ήταν σχεδόν ίδια. Για προφανείς λόγους στο επόμενο μέρος του κεφαλαίου όταν θα αναφερόμαστε στο συγκεκριμένο ανιχνευτή ή στα αποτελέσματά του θα αναφερόμαστε στην απλοποιημένη μορφή της Σχέσης (4.12).

Στο σημείο αυτό, είναι σημαντικό να αναφέρουμε ότι ο έλεγχος στατιστικού του προτεινόμενου PGLRT ανιχνευτή στη Σχέση (4.12) ακολουθεί και στις δύο υποθέσεις μία Gaussian σ.π.π.. Το στατιστικό υπό την υπόθεση H_1 έχει μέσο και διακύμανση που δίνονται αντίστοιχα από τους τύπους:

$$\text{Μέσος: } E(T_{GLRT}; H_1) = \sum_{k=1}^2 \sum_{i=1}^N a_k(i) w_k''(i)^2$$

$$\text{Διακύμανση: } Var(T_{PGLRT}; H_1) = \sum_{k=1}^2 \sum_{i=1}^N a_k(i) w_k''(i)^2$$

Υπό την υπόθεση H_0 έχει αντίστοιχα:

$$\text{Μέσος: } E(T_{PGLRT}; H_0) = 0$$

$$\text{Διακύμανση: } Var(T_{PGLRT}; H_0) = \sum_{k=1}^2 \sum_{i=1}^N a_k(i) w_k''(i)^2.$$

Βασιζόμενοι στα προηγούμενα η εξαγωγή των πιθανοτήτων λανθασμένου συναγερμού (false alarm) και ανίχνευσης (detection) είναι άμεση συνέπεια [87], [104].

4.6 Bayesian ανιχνευτής

Στη στατιστική εκτίμηση στη κλασική προσέγγιση υποθέτουμε ότι η παράμετρος που μας ενδιαφέρει είναι μία ντετερμινιστική αλλά άγνωστη σταθερά. Στη Bayesian προσέγγιση η παράμετρος ενδιαφέροντος είναι μία τυχαία μεταβλητή όπου πρέπει να εκτιμήσουμε μία πραγματοποίησή της. Το κίνητρο για να συμβεί κάτι τέτοιο είναι συνήθως η διαθεσιμότητα της πρότερης γνώσης για τη παράμετρο την οποία μπορούμε να την εισάγουμε στον εκτιμητή μας κάτι το οποίο ικανοποιούμε με την υπόθεση από την πλευρά μας ότι η παράμετρος είναι μία τυχαία μεταβλητή με μία δεδομένη εκ των προτέρων κατανομή. Συνεπώς μία εναλλακτική στρατηγική αντιμετώπισης στο θέμα των αγνώστων παραμέτρων $\tilde{\mathbf{a}}$ στον LRT ανιχνευτή στην Σχέση (4.10) είναι να τις «περιθωριοποιήσουμε» (marginalize) χρησιμοποιώντας την εκ των προτέρων κατανομή. Κάτι τέτοιο οδηγεί στον Bayesian ανιχνευτή που δίνεται από τη σχέση:

$$B(\bar{\mathbf{y}}'; m, l) = \log \left\{ \frac{\int p(\tilde{\mathbf{y}}' | \tilde{\mathbf{a}}, H_1) p(\tilde{\mathbf{a}}; m, l) d\tilde{\mathbf{a}}}{\int p(\tilde{\mathbf{y}}' | \tilde{\mathbf{a}}, H_0) p(\tilde{\mathbf{a}}; m, l) d\tilde{\mathbf{a}}} \right\} \begin{matrix} > \\ < \end{matrix} \begin{matrix} H_1 \\ H_0 \end{matrix} \quad (4.16)$$

Είναι σημαντικό να σημειώσουμε ότι το ολοκλήρωμα στην Σχέση (4.16) είναι δυνατό να επιλυθεί σε κλειστή μορφή κάτι που οφείλεται στην επιλογή της Gamma σ.π.π ως εκ των προτέρων κατανομή η οποία είναι συζυγής με τη Gaussian σ.π.π. από τη στιγμή που τα ολοκληρώματα στη Σχέση (4.14) είναι ολοκληρώματα της μορφής $\int x^{\alpha-1} e^{-x\beta} = \Gamma(\alpha)\beta^{-\alpha}$. Χρησιμοποιώντας αυτό το γεγονός και μετά από κάποιες πράξεις, μπορούμε να δείξουμε ότι χρησιμοποιώντας μόνο τους όρους ενδιαφέροντος ο στατιστικός έλεγχος για τον Bayesian ανιχνευτή είναι:

$$T_B(\tilde{\mathbf{y}}'; m, l) = \sum_{k=1}^2 \sum_{i=1}^N \log \left(\frac{(y_k'(i) - w_k'(i))^2 + 2m(l-2)}{(y_k'(i))^2 + 2m(l-2)} \right) \begin{matrix} > \\ < \end{matrix} \begin{matrix} H_1 \\ H_0 \end{matrix} \quad (4.17)$$

Συγκρίνοντας τον Bayesian ανιχνευτή με τον PGLRT ανιχνευτή μπορούμε να παρατηρήσουμε ότι στον πρώτο, η επίδραση της παραμέτρου διακύμανσης $a_k(i)$ του μοντέλου της εικόνας πραγματοποιείται τώρα με τη μορφή των παραμέτρων της εκ των προτέρων κατανομής.

Είναι ιδιαίτερα ενδιαφέρον να εκφράσουμε τον Bayesian ανιχνευτή της Σχέσης (4.17) με τη βοήθεια των εκτιμητών του ανιχνευτή PGLRT. Πράγματι, χρησιμοποιώντας τις Σχέσεις (4.14β) και (4.15β), η Σχέση (4.17) παίρνει τη μορφή

$$T_B(\tilde{\mathbf{y}}'; m, l) = \sum_{k=1}^2 \sum_{i=1}^N \log \frac{\hat{a}_k(i)_{/H_0}}{\hat{a}_k(i)_{/H_1}} \begin{array}{l} H_1 \\ > \\ T \\ < \\ H_0 \end{array} \quad (4.18)$$

Η παραπάνω μορφή παρέχει ένα διαισθητικό τρόπο προσέγγισης του Bayesian ανιχνευτή. Ο στατιστικός έλεγχος ουσιαστικά κατασκευάζεται με τη σύγκριση της διακύμανσης των IDDs σε κάθε pixel ξεχωριστά. Η παρουσία του υδατοσήματος θα αυξήσει την τιμή της εκτίμησης της διακύμανσης υπό την υπόθεση H_1 , με συνέπεια να οδηγήσει σε μικρότερη τιμή του στατιστικού ελέγχου.

4.7 RAO ανιχνευτής

Ας θεωρήσουμε το πρόβλημα της ανίχνευσης τους γνωστού ντετερμινιστικού σήματος (εκτός του πλάτους του) παρουσία μη-Gaussian θορύβου, όπου τα δείγματα του θορύβου ακολουθούν ανεξάρτητες και ισόνομες μεταξύ τους παρατηρήσεις με γνωστή συνάρτηση πυκνότητας πιθανότητας εκτός ορισμένων παραμέτρων. Χρησιμοποιώντας τον γενικευμένο έλεγχο λόγου πιθανοφανειών (GLRT), τότε αποδεικνύεται ότι για μία συμμετρική κατανομή θορύβου, η επίδοση ανίχνευσης είναι ασυμπτωτικά ισοδύναμη με έναν ανιχνευτή που σχεδιάζεται έχοντας εκ των προτέρων γνώση για τις παραμέτρους θορύβου.

Στη βιβλιογραφία της στατιστικής θεωρίας ανίχνευσης συναντά κανείς ένα μεγάλο πλήθος εργασιών που ασχολούνται με την ανίχνευση του ντετερμινιστικού σήματος μέσα σε θόρυβο με γνωστή συνάρτηση πυκνότητας πιθανότητας. Βέβαια στη πράξη, τα χαρακτηριστικά του θορύβου δεν είναι ποτέ γνωστά εκ των προτέρων (*a priori*), αφού εξαρτώνται από άγνωστα ή μη-πλήρως κατανοητά φυσικά φαινόμενα. Ευτυχώς για το πρόβλημα αυτό διαθέτουμε τα παραμετρικά μοντέλα που καθιστούν δυνατό το μερικό χαρακτηρισμό κάποιων φυσικών φαινομένων. Μία προσέγγιση που έχουμε ήδη συναντήσει είναι η χρήση Bayesian μεθόδων και η ανάθεση εκ των προτέρων κατανομών στις άγνωστες παραμέτρους. Το αποτέλεσμα είναι να έχουμε ένα «βέλτιστο» ανιχνευτή ο οποίος απαιτεί πολυδιάστατη ολοκλήρωση που γενικά δεν είναι πρακτική. Επιπλέον, η επίδοση εξαρτάται με κρίσιμο τρόπο από την επιλογή των εκ των προτέρων κατανομών, τονίζοντας ότι η κατάλληλη επιλογή δεν είναι ποτέ γνωστή εκ των προτέρων. Το συνολικό πρόβλημα

καθίσταται ακόμη περισσότερο δύσκολο όταν ο θόρυβος δε μπορεί να χαρακτηριστεί πλέον ως Gaussian.

Μία προσέγγιση που μπορεί να ακολουθηθεί είναι να εφαρμόσουμε τη θεωρία του γενικευμένου ελέγχου πιθανοφανειών για σύνθετο έλεγχο υποθέσεων (composite hypothesis testing). Ένας τέτοιος ανιχνευτής αποδεικνύεται ότι αποτελεί ένα ασυμπτωτικά ομοιόμορφο MPI έλεγχο (asymptotically uniformly most powerful invariant test). Στη περίπτωση μεγάλου μήκους δεδομένων ο συγκεκριμένος ανιχνευτής είναι βέλτιστος για τη κλάση σταθερών (invariant) ανιχνευτών. Η σ.π.π. του θορύβου θεωρείται γνωστή εκτός κάποιων παραμέτρων. Γι' αυτό το λόγο οι συγκεκριμένες παράμετροι εκτιμούνται χρησιμοποιώντας εκτιμητές μεγίστης πιθανοφάνειας (ML).

Στο πρόβλημα της υδατοσήμανσης, στις προηγούμενες παραγράφους όσον αφορά τους ανιχνευτές υδατοσήματος ασχοληθήκαμε με περιπτώσεις όπου το υδατόσημο είναι γνωστό, γεγονός που σημαίνει ότι η ισχύς του υδατόσημου –δηλαδή η παράμετρος γ της Σχέσης (4.6) είναι γνωστή. Επιπλέον, υπάρχουν περιπτώσεις όπου το υδατόσημο μπορεί να μην είναι γνωστό π.χ. δημόσια υδατοσήμανση. Σε τέτοιες περιπτώσεις μεταχειριζόμαστε τη παράμετρο γ και τις παραμέτρους του μοντέλου και τις χρησιμοποιούμε στον προτεινόμενο PGLRT ανιχνευτή. Στο σημείο αυτό πρέπει να τονιστεί το γεγονός ότι η εκτίμηση τους παραμέτρου γ καθίσταται προβληματική όταν το υδατόσημο είναι πολύ πιο ασθενές από τα αρχικά δεδομένα. Βασιζόμενοι στα πειράματα που έχουμε πραγματοποιήσει η προηγούμενη διαπίστωση αποτελεί ένα βασικό στοιχείο συμβιβασμού όσον αφορά την ακρίβεια τους εκτίμησης μεγίστης πιθανοφάνειας του γ . Για να ξεπεράσουμε αυτό το πρόβλημα, χρησιμοποιούμε το προαναφερόμενο έλεγχο, γνωστό ως έλεγχο Rao (Rao test), ο οποίος είναι ένας τοπικά βέλτιστος ανιχνευτής (locally optimal detector-LOD), με επίδοση σχεδόν ίδια με αυτή του clairvoyant PGLRT (όταν το γ είναι μικρό) [88]. Στο σημείο αυτό πρέπει να σημειώσουμε ότι ο συγκεκριμένος ανιχνευτής για πρώτη φορά προτάθηκε στο πρόβλημα της υδατοσήμανσης εικόνας από τους Nikolaidis και Pitas στην εργασία [67].

Ο έλεγχος Rao για το πρόβλημα της Σχέσης (4.7) δίνεται από την ακόλουθη Σχέση:

$$T_r(\tilde{\mathbf{y}}'; \tilde{\mathbf{a}}) = \frac{\left[\sum_{k=1}^2 \sum_{i=1}^N w'_k(i) \frac{p'(y'_k(i); a_k(i), H_0)}{p(y'_k(i); a_k(i), H_0)} \right]^2}{2N \left[\sum_{k=1}^2 \sum_{i=1}^N w'_k(i) \right]^2 \left[\sum_{k=1}^2 \sum_{i=1}^N \frac{p'(y'_k(i); a_k(i), H_0)}{p(y'_k(i); a_k(i), H_0)} \right]^2} \begin{matrix} > T & H_1 \\ < T & H_0 \end{matrix} \quad (4.19)$$

όπου $p'(y'_k(i); a_k(i), H_0)$ είναι η παράγωγος της συνάρτησης πυκνότητας πιθανότητας ως προς τις παρατηρήσεις [88]. Είναι αξιοσημείωτο ότι στη προηγούμενη Σχέση έχουμε γνώση

μόνο του σχήματος του υδατόσημου \mathbf{w}'_k και όχι της παραμέτρου γ η οποία μας είναι απαραίτητη για τον ανιχνευτή Rao.

Συνεπώς, στο τύπο που μας δίνει το Rao ανιχνευτή εάν αντικαταστήσουμε τα μοντέλα των συναρτήσεων πυκνότητας πιθανότητας που προτάθηκαν, εξάγουμε τη σχέση

$$T_R(\tilde{\mathbf{y}}'; \hat{\mathbf{a}}_{/H_0}) = \frac{\left[\sum_{k=1}^2 \sum_{i=1}^N w'_k(i) \hat{a}_{k/H_0}(i) y'_k(i) \right]^2}{2N \sum_{k=1}^2 \sum_{i=1}^N (w'_k(i))^2 \sum_{k=1}^2 \sum_{i=1}^N (\hat{a}_{k/H_0}(i) y'_k(i))^2} \begin{matrix} H_1 > T \\ H_0 < \end{matrix} \quad (4.20)$$

όπου $\hat{\mathbf{a}}_{/H_0}$ είναι η εκτιμώμενη τιμή της παραμέτρου \mathbf{a} υπό την υπόθεση H_0 .

Παρατηρώντας τη τελευταία εξίσωση θα μπορούσε να συμπεράνει κανείς ότι ο Rao ανιχνευτής υποθέτει μία μορφή κανονικοποιημένου ανιχνευτή συσχέτισης, όπου το σχήμα του υδατόσημου συσχετίζεται με τα κανονικοποιημένα δεδομένα παρατηρήσεων. Εξάλλου ανακαλώντας τη μορφή του PGLRT ανιχνευτή αντιλαμβανόμαστε ότι και εκείνος υποθέτει μία μορφή ανιχνευτή συσχέτισης.

Το σημαντικό όμως είναι ότι ο ανιχνευτής του Rao είναι ανεξάρτητος της παραμέτρου γ που δηλώνει την ισχύ του υδατόσημου, ενώ όσον αφορά τις εκτιμήσεις των παραμέτρων $\hat{a}_{k/H_0}(i)$ εξάγονται επίσης με την MAP μεθοδολογία που προτάθηκε κατά την εκτίμηση των παραμέτρων στη περίπτωση του PGLRT ανιχνευτή.

Όπως θα δούμε και στο πειραματικό μέρος, ο Rao ανιχνευτής έχει πολύ καλή επίδοση στη περίπτωση ανίχνευσης των υδατοσημάτων που μας ενδιαφέρουν και όπως και η θεωρία αναφέρει την εφαρμογή του σε πολύ μεγάλα μήκη δεδομένων παρατηρούμε ότι ισχύει και στη περίπτωση προβλημάτων πρακτικού ενδιαφέροντος. Επιπλέον των προηγούμενων είναι ότι η μορφή του ανιχνευτή υπολογίζεται εύκολα με αναλυτικό τρόπο.

4.8 Αριθμητικά Πειράματα

Για να ελέγξουμε την επίδοση των ανιχνευτών βασιζόμενοι στο προτεινόμενο μοντέλο εικόνας υλοποιήσαμε διάφορα πειράματα. Αρχικά, χρησιμοποιώντας τέσσερις γνωστές εικόνες στο τομέα της ψηφιακής επεξεργασίας εικόνας (“Barbara”, “Boat”, “Bridge”, “Lena”) μεγέθους 512x512, επιδεικνύουμε την επίδοση των ανιχνευτών μας (Εικόνα 4.2).

Στη συνέχεια για λόγους στατιστικής αξιοπιστίας (statistical significance) των αποτελεσμάτων μας χρησιμοποιήσαμε 200 αντιπροσωπευτικές εικόνες (χρησιμοποιώντας 10 εικόνες από κάθε κατηγορία) της βάσης δεδομένων Microsoft Image Recognition database

[89]. Όλες οι εικόνες της προαναφερόμενης βάσης επεξεργάστηκαν με σκοπό να έχουν το ίδιο μέγεθος, δηλαδή 512x512 pixels.

Για να ποσοτικοποιήσουμε την ισχύ των υδατόσημων στα πειράματα που υλοποιήσαμε, χρησιμοποιήσαμε το λόγο υδατόσημου προς κείμενο (Watermark to Document Ratio – WDR), που ορίζεται ως

$$WDR = 20 \log_{10} \left(\frac{\|\gamma \mathbf{w}\|}{\|\mathbf{f}\|} \right) dB \quad (4.21)$$



(a) “Barbara”



(b) “Boat”



(c) “Bridge”

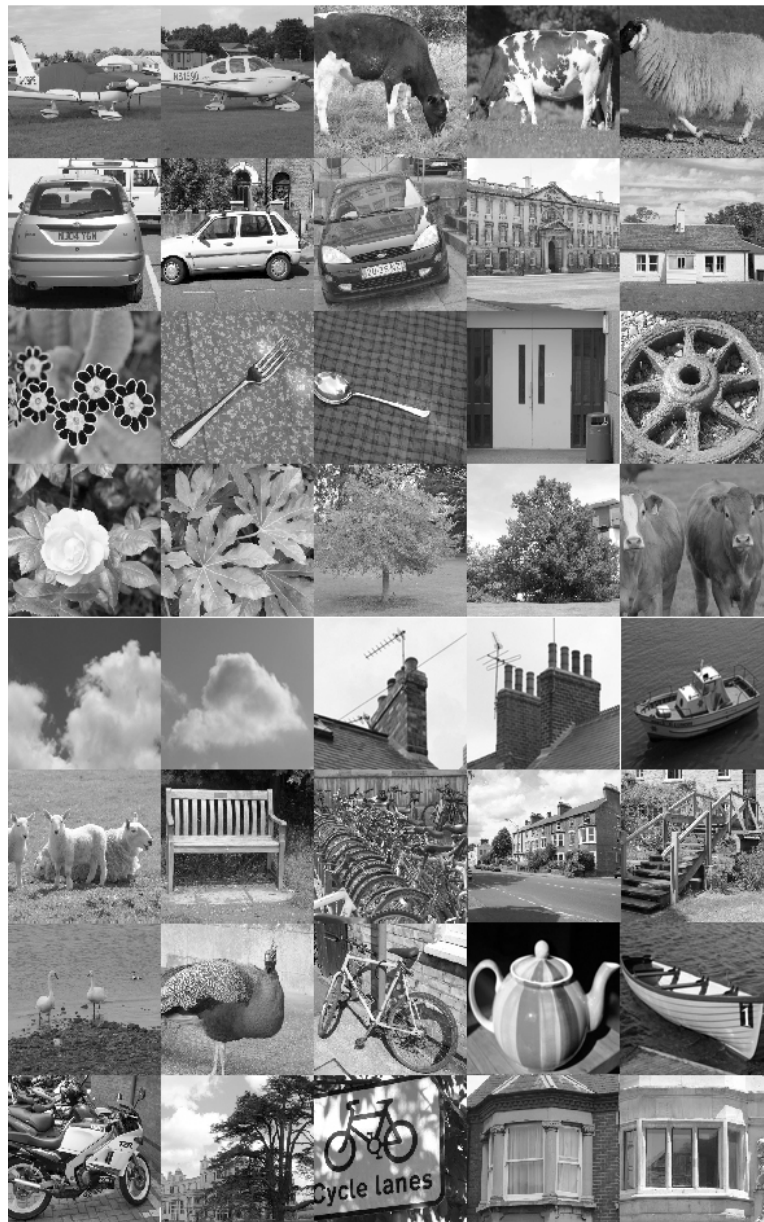


(d) “Lena”

Εικόνα 4.2. Τέσσερις γνωστές εικόνες που χρησιμοποιήθηκαν για την αποτίμηση της επίδοσης των ανιχνευτών.

Για να ποσοτικοποιήσουμε όμως την επίδοση ανίχνευσης, καταφύγαμε στη χρήση ROC καμπύλων (Receiver Operating Characteristics curves). Πιο συγκεκριμένα, για να ικανοποιήσουμε την απαίτηση διαφόρων εφαρμογών υδατοσήμανσης όπου είναι απαραίτητη η σχεδόν μηδενική λανθασμένη προειδοποίηση ανίχνευσης υδατόσημου (false alarm probability) υπολογίσαμε το εμβαδό που περικλείεται κάτω από τη καμπύλη στο διάστημα [0-

0.1]. Επίσης υπολογίσαμε το συνολικό εμβαδό που περικλείεται κάτω από τη ROC καμπύλη μετρώντας έτσι τη συνολική επίδοση του εκάστοτε ανιχνευτή. Για λόγους παρακολούθησης των επόμενων οι προηγούμενες μετρήσεις εμβαδών θα δηλώνονται ως AUROC1 και AUROC2 αντίστοιχα, όπου AUROC σημαίνει Area Under ROC δηλαδή το εμβαδό που περικλείεται κάτω από τη ROC καμπύλη.



Εικόνα 4.3. Δείγμα 40 εικόνων της βάσης δεδομένων που χρησιμοποιήθηκε για την αποτίμηση της επίδοσης των ανιχνευτών.

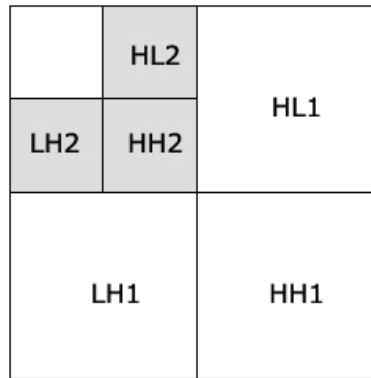
Για την εξαγωγή των ROC καμπυλών ακολουθήσαμε δύο προσεγγίσεις. Αρχικά χρησιμοποιώντας ένα σύνολο 100 διαφορετικών τυχαία δημιουργημένων υδατόσημων 1-bit με τη spread spectrum μέθοδο [63] υλοποιήσαμε τα πειράματά μας στις εικόνες που

εμφανίζονται στην *Εικόνα 4.1*. Για κάθε υδατόσημο ο στατιστικός έλεγχος υπολογίστηκε δύο φορές, μία για την υδατοσημασμένη εκδοχή της εικόνας και μία για τη μη-υδατοσημασμένη μορφή της. Τα ιστογράμματα του στατιστικού ελέγχου για τις δύο περιπτώσεις υπολογίστηκαν και βάσει αυτών και με τη χρήση μίας μετακινούμενης τιμής κατωφλίου δημιουργήθηκαν οι ζητούμενες ROC καμπύλες. Με άλλα λόγια, θα μπορούσε να πει κανείς ότι για την εξαγωγή των ROC καμπύλων ακολουθήσαμε την προσέγγιση «τυχαίων υδατοσημάτων» για σταθερές εικόνες [3].

Στα πειράματα που χρησιμοποιήσαμε τη βάση δεδομένων σε κάθε εικόνα προσθέσαμε το ίδιο υδατόσημο. Στη συνέχεια, ο στατιστικός έλεγχος αποτιμήθηκε για τις 200 εικόνες με το υδατόσημο και τις ίδιες εικόνες χωρίς υδατόσημο. Κατ' αυτόν τον τρόπο δημιουργήθηκαν τα ιστογράμματα του στατιστικού ελέγχου για τις δύο περιπτώσεις, δημιουργώντας αντίστοιχα τις ζητούμενες ROC καμπύλες. Με άλλα λόγια, στα πειράματα που χρησιμοποιήσαμε τη βάση δεδομένων με τις εικόνες, ακολουθήσαμε την προσέγγιση των «τυχαίων εικόνων» για σταθερά υδατόσημα.

Για λόγους σύγκρισης ασχοληθήκαμε και με τους ανιχνευτές που βασίζονται στο μετασχηματισμό κυματιδίου και τη μοντελοποίηση των συντελεστών του με τη βοήθεια της Γενικευμένης Gaussian σ.π.π.. Οι ανιχνευτές που βασίζονται σε αυτή τη μοντελοποίηση ουσιαστικά συνιστούν τις μεθόδους με την καλύτερη επίδοση (state of the art) μεταξύ πολλών άλλων για το πρόβλημα της ανίχνευσης στην προσθετική ένθεση. Επίσης, στις τυπικά γνωστές εργασίες που χρησιμοποιούν το GGD μοντέλο συνήθως υποτίθεται ένα κοινό μοντέλο (μη-προσαρμοστικό για κάθε μπάντα) για όλες τις χρησιμοποιούμενες από τον ανιχνευτή μπάντες π.χ. στις εργασίες [65], [67]. Στη δική μας περίπτωση χρησιμοποιήσαμε ένα προσαρμοστικό για κάθε μπάντα GGD μοντέλο ενώ και τα πειράματά μας δείχνουν ότι η χρήση αυτού του μοντέλου μπορεί να μας οδηγήσει σε καλύτερη συγκριτικά επίδοση από το μη-προσαρμοστικό μοντέλο. Στα πειράματα που θα αναφερθούν στο εξής αναφερόμαστε στο «προσαρμοστικό» GGD μοντέλο ως wavelet GGD ανιχνευτές. Περισσότερες λεπτομέρειες για το συγκεκριμένο μοντέλο υπάρχουν στο Παράρτημα Α της διατριβής.

Για να είναι όσο το δυνατό πιο δίκαιη η σύγκριση μεταξύ των προτεινόμενων ανιχνευτών η ενσωμάτωση του υδατόσημου πραγματοποιήθηκε στο πεδίο του μετασχηματισμού κυματιδίου των εικόνων. Πιο συγκεκριμένα, το υδατόσημο εισήχθη στο δεύτερο επίπεδο του διακριτού μετασχηματισμού κυματιδίου όπως φαίνεται στην εικόνα που ακολουθεί. Για την υλοποίηση του μετασχηματισμού χρησιμοποιήθηκαν τα Daubechies-8 διδιάστατα διαχωρίσιμα φίλτρα [94]. Σε όλα τα πειράματα οι υδατοσημασμένες εικόνες κβαντίζονται σε 8 bits ανά pixels στο χωρικό πεδίο πριν την ανίχνευση του υδατόσημου.



Εικόνα 4.4. Ενσωμάτωση του υδατόσημου στις τρεις υπομπάντες λεπτομερειών του δεύτερου επιπέδου του Διακριτού Μετασχηματισμού Κυματιδίου (DWT).

Στη περίπτωση του ανίχνευτή που βασίζεται στη GGD μοντελοποίηση των συντελεστών του μετασχηματισμού κυματιδίου η ανίχνευση του υδατόσημου πραγματοποιήθηκε απευθείας στο πεδίο μετασχηματισμού wavelet χρησιμοποιώντας τους υδατοσημασμένους συντελεστές. Για τους ανίχνευτές όμως που προτείναμε το υδατόσημο που έχει δημιουργηθεί στο πεδίο του μετασχηματισμού πριν να το χρησιμοποιήσουμε στην ανίχνευση το μετασχηματίζουμε στο χωρικό πεδίο.

Για τα προτεινόμενα μοντέλα μας οι παράμετροι m και l της Gamma εκ των προτέρων κατανομής, στο πλαίσιο των πειραμάτων μας προσδιορίστηκε ως εξής. Αναλογιζόμενοι όσα αναφέρθηκαν προηγουμένως ότι καθώς $l \rightarrow \infty$ από την Σχέση (4.14) προκύπτει $\hat{a}_k(i) = \frac{1}{2m}$, γεγονός που σημαίνει ότι αντιστοιχεί σε ένα στάσιμο (stationary) μοντέλο. Σε ένα τέτοιο όμως μοντέλο μπορούμε εύκολα να βρούμε την εκτίμηση Μέγιστης Πιθανοφάνειας της διακύμανσης των υπολοίπων ως $(\hat{a}_{STAT})^{-1} = \frac{1}{N} \|\boldsymbol{\varepsilon}\|^2$ όπου $\boldsymbol{\varepsilon} = \frac{1}{2}(\mathbf{Q}_1 + \mathbf{Q}_2)\mathbf{f}$, ουσιαστικά ο «μέσος όρος» των δύο IDDs. Στη συνέχεια, ο υπολογισμός της παραμέτρου m εκτιμάται ως $m = \frac{1}{2\hat{a}_{STAT}}$. Όσον αφορά τη παράμετρο l , η επιλογή της έγινε με εμπειρικό τρόπο κατά τέτοιο τρόπο ώστε το ιστόγραμμα των κανονικοποιημένων IDDs $\varepsilon'_k(i) = (a_k(i))^{\frac{1}{2}} \varepsilon_k(i)$ $k=1,2$ και $i=1,2 \dots N$ να προσαρμόζεται/ταιριάζει καλύτερα σε μία κανονική Gaussian κατανομή. Η διαδικασία στις εργασίες [79], [80] χρησιμοποιήθηκαν για τη προσαρμογή στα ιστογράμματα. Το προαναφερόμενο παράδειγμα της Εικόνας (4.1) εξήχθη βασιζόμενο σε αυτή τη διαδικασία, όπου οι εκτιμώμενες παράμετροι $\hat{a}_k^{-1}(i)_{/H_0}$ επιδείχθησαν για την εικόνα «Lena».

Στα επόμενα παρουσιάζονται πειραματικά αποτελέσματα για τον έλεγχο της επίδοσης των προτεινόμενων ανιχνευτών. Στις τρεις πρώτες ομάδες πειραμάτων χρησιμοποιούμε τη προσέγγιση των τυχαίων υδατοσημάτων σε σταθερή εικόνα ενώ στη τελευταία ομάδα πειραμάτων χρησιμοποιούμε τη προσέγγιση των τυχαίων εικόνων για σταθερό υδατόσημα.

4.8.1 Ομάδα Πειραμάτων I: Εφαρμογή PGLRT ανιχνευτή για την ανίχνευση υδατοσήματος σε γνωστές εικόνες

Στη περίπτωση της πρώτης ομάδας πειραμάτων χρησιμοποιήσαμε την απλοποιημένη εκδοχή του PGLRT ανιχνευτή. Οι μετρικές των AUROC1, AUROC2 συνοψίζονται στους Πίνακες 4.1 (α-δ) για διάφορα WDR επίπεδα για τις τέσσερις γνωστές εικόνες αντίστοιχα. Για λόγους σύγκρισης εμφανίζουμε και την επίδοση του ανιχνευτή που βασίζεται στη μοντελοποίηση των wavelet συντελεστών με τη GGD.

ΠΙΝΑΚΑΣ 4.1 (α): AUROC1 και AUROC2 για τον PGLRT ανιχνευτή υδατοσήματος στην εικόνα “Barbara”.

WDR dB	(AUROC1, AUROC2)	
	GGD Wavelet	Proposed Prior
-61	(0.100, 1.000)	(0.100, 1.000)
-62	(0.0991, 0.99)	(0.100, 1.000)
-63	(0.0593, 0.92)	(0.100, 1.000)
-64	(0.0133, 0.64)	(0.0940, 0.993)
-65	(0.0060, 0.52)	(0.0903, 0.986)
-66	(0.0034, 0.50)	(0.0848, 0.981)

ΠΙΝΑΚΑΣ 4.1 (β): AUROC1 και AUROC2 για τον PGLRT ανιχνευτή υδατοσήματος στην εικόνα “Boat” .

WDR dB	(AUROC1, AUROC2)	
	GGD Wavelet	Proposed Prior
-64	(0.100, 1.00)	(0.0993, 0.9993)
-65	(0.0095, 0.90)	(0.0922, 0.9894)
-66	(0.004, 0.62)	(0.0892, 0.9784)
-67	(0.004, 0.50)	(0.0769, 0.9489)

ΠΙΝΑΚΑΣ 4.1 (γ): AUROC1 και AUROC2 για τον PGLRT ανιχνευτή υδατοσήματος στην εικόνα “Bridge”.

WDR dB	(AUROC1,AUROC2)	
	GGD Wavelet	Proposed Prior
-60	(0.100, 1.000)	(0.100, 1.000)
-61	(0.0979, 0.99)	(0.100, 1.000)
-62	(0.0706, 0.94)	(0.100, 1.000)
-63	(0.0302, 0.75)	(0.0942, 0.993)
-64	(0.0087, 0.58)	(0.0697, 0.946)
-65	(0.0057, 0.51)	(0.0624, 0.880)

ΠΙΝΑΚΑΣ 4.1 (δ): AUROC1 και AUROC2 για τον PGLRT ανιχνευτή υδατοσήματος στην εικόνα “Lena”.

WDR dB	(AUROC1,AUROC2)	
	GGD Wavelet	Proposed Prior
-62	(0.100, 1.000)	(0.100, 1.000)
-63	(0.0965, 0.99)	(0.100, 1.000)
-64	(0.0279, 0.81)	(0.100, 1.000)
-65	(0.0092, 0.58)	(0.0991, 0.9991)
-66	(0.0056, 0.50)	(0.0987, 0.9987)

4.8.2 Ομάδα Πειραμάτων II: Εφαρμογή Bayesian ανιχνευτή για την ανίχνευση υδατοσήματος σε γνωστές εικόνες

Ο Bayesian ανιχνευτής της Σχέσης (4.17) συγκρίνεται με τον PGLRT ανιχνευτή. Οι AUROC1 και AUROC2 του Bayesian ανιχνευτή συνοψίζονται στους Πίνακες 4.2 (α-δ) για το ίδιο σύνολο εικόνων. Επιχειρώντας μία σύγκριση με τις επιδόσεις του PGLRT ανιχνευτή στους πίνακες της ΟΜΑΔΑΣ ΠΕΙΡΑΜΑΤΩΝ I, μπορούμε να δούμε ότι η επίδοση του Bayesian είναι κατώτερή του. Όμως η συνολική επίδοση του Bayesian ανιχνευτή είναι ιδιαίτερα κοντά σε εκείνη του ανιχνευτή που βασίζεται στη GGD μοντελοποίηση. Μεταξύ των τεσσάρων εικόνων, οι δύο μέθοδοι έχουν περίπου ίδια επίδοση σε δύο εικόνες (“Barbara” και “Lena”), ενώ ο Bayesian ανιχνευτής ήταν καλύτερος στις εικόνες “Bridge” και “Boat”.

4.8.3 Ομάδα Πειραμάτων III: Εφαρμογή Rao ανιχνευτή για την ανίχνευση υδατοσήματος σε γνωστές εικόνες

Στη συγκεκριμένη ομάδα πειραμάτων έγινε έλεγχος του RAO ανιχνευτή όπως αυτός ορίζεται στην Σχέση (4.20). Οι AUROC1 και AUROC2 του προκείμενου ανιχνευτή για

ΠΙΝΑΚΑΣ 4.2 (α): AUROC1 και AUROC2 για τον Bayesian ανιχνευτή υδατοσήματος στην εικόνα “Barbara”.

WDR dB	(AUROC1, AUROC2)
	<i>Bayesian detector</i>
-61	(0.100, 1.000)
-62	(0.0980, 0.998)
-63	(0.0512, 0.8748)
-64	(0.0110, 0.610)
-65	(0.0059, 0.5214)
-66	(0.0055, 0.5028)

ΠΙΝΑΚΑΣ 4.2 (β): AUROC1 και AUROC2 για τον Bayesian ανιχνευτή υδατοσήματος στην εικόνα “Boat”.

WDR dB	(AUROC1, AUROC2)
	<i>Bayesian detector</i>
-64	(0.0366, 0.901)
-65	(0.0105, 0.61)
-66	(0.0058, 0.52)
-67	(0.0054, 0.503)

ΠΙΝΑΚΑΣ 4.2 (γ): AUROC1 και AUROC2 για τον Bayesian ανιχνευτή υδατοσήματος στην εικόνα “Bridge”.

WDR dB	AUROC1, AUROC2
	<i>Bayesian detector</i>
-60	(0.100, 1.000)
-61	(0.100, 1.000)
-62	(0.0809, 0.962)
-63	(0.0330, 0.757)
-64	(0.0093, 0.581)
-65	(0.0062, 0.524)

ΠΙΝΑΚΑΣ 4.2 (δ): AUROC1 και AUROC2 για τον Bayesian ανιχνευτή υδατοσήματος στην εικόνα “Lena”.

WDR dB	AUROC1, AUROC2
	<i>Bayesian detector</i>
-62	(0.100, 1.000)
-63	(0.100, 1.000)
-64	(0.0521, 0.898)
-65	(0.0082, 0.585)
-66	(0.047, 0.51)

τις τέσσερις γνωστές εικόνες συνοψίζονται στους Πίνακες 4.3 (α-δ). Για λόγους σύγκρισης παρουσιάζουμε και τον αντίστοιχο RAO ανιχνευτή που βασίζεται στη GGD μοντελοποίηση των συντελεστών κυματιδίου. Βασιζόμενοι σε αυτή τη σύγκριση παρατηρούμε ότι ο προτεινόμενος RAO ανιχνευτής λειτουργεί καλύτερα από το wavelet GGD RAO ανιχνευτή. Επιπλέον, συγκρίνοντας με τα προηγούμενα αποτελέσματα παρατηρούμε ότι ο PGLRT ανιχνευτής υπερτερεί του ανιχνευτή που βασίζεται στον έλεγχο RAO. Κάτι τέτοιο όμως είναι αναμενόμενο αφού ο RAO ανιχνευτής δε προϋποθέτει κάποια γνώση για την ισχύ του υδατόσημου.

ΠΙΝΑΚΑΣ 4.3 (α): AUROC1 και AUROC2 για τον Rao ανιχνευτή υδατοσήματος στην εικόνα “Barbara”.

WDR dB	(AUROC1, AUROC2)	
	Rao GGD Wavelet	Rao Proposed Prior
-59	(0.100, 1.000)	(0.100, 1.000)
-60	(0.0901, 0.97)	(0.100, 1.000)
-61	(0.0827, 0.96)	(0.100, 1.000)
-62	(0.0294, 0.76)	(0.100, 1.000)
-63	(0.0112, 0.68)	(0.0764, 0.9739)
-64	(0.0029, 0.51)	(0.0567, 0.8862)

ΠΙΝΑΚΑΣ 4.3 (β): AUROC1 και AUROC2 για τον Rao ανιχνευτή υδατοσήματος στην εικόνα “Boat”.

WDR dB	(AUROC1, AUROC2)	
	Rao GGD Wavelet	Rao Proposed Prior
-61	(0.100, 1.000)	(0.100, 1.000)
-62	(0.0973, 0.98)	(0.100, 1.000)
-63	(0.0736, 0.94)	(0.100, 1.000)
-64	(0.0274, 0.66)	(0.0748, 0.983)
-65	(0.0217, 0.7163)	(0.0425, 0.830)

ΠΙΝΑΚΑΣ 4.3 (γ): AUROC1 και AUROC2 για τον Rao ανιχνευτή υδατοσήματος στην εικόνα “Bridge”.

WDR dB	(AUROC1, AUROC2)	
	Rao GGD Wavelets	Rao Proposed Prior
-60	(0.100, 1.000)	(0.100, 1.000)
-61	(0.0827, 0.97)	(0.100, 1.000)
-62	(0.0355, 0.80)	(0.0982, 0.9982)
-63	(0.0100, 0.50)	(0.0709, 0.9315)

ΠΙΝΑΚΑΣ 4.3 (δ): AUROC1 και AUROC2 για τον Rao ανιχνευτή υδατοσήματος στην εικόνα “Lena”.

WDR dB	(AUROC1, AUROC2)	
	Rao GGD Wavelet	Rao Proposed Prior
-61	(0.100, 1.000)	(0.100, 1.000)
-62	(0.0851, 0.85)	(0.100, 1.000)
-63	(0.0366, 0.77)	(0.100, 1.000)
-64	(0.0083, 0.54)	(0.0847, 0.9929)
-65	(0.0051, 0.50)	(0.0568, 0.9037)

4.8.4 Ομάδα Πειραμάτων IV: Εφαρμογή ανιχνευτών για την ανίχνευση υδατοσήματος σε εικόνες βάσης δεδομένων

Στη συγκεκριμένη ομάδα πειραμάτων ελέγξαμε τους τρεις προτεινόμενους ανιχνευτές για ένα πλήθος διαφορετικών WDRs χρησιμοποιώντας ένα σύνολο 200 εικόνων και ένα κοινό υδατόσημο όπως προαναφέρθηκε. Πιο συγκεκριμένα, στους Πίνακες 4.4 (α-δ) συνοψίζουμε τα AUROC1 και AUROC2 αποτελέσματα για διαφορετικά WDRs για τους GLRT ανιχνευτές χρησιμοποιώντας τόσο τον GGD wavelet ανιχνευτή, τη προτεινόμενη prior και το Bayesian ανιχνευτή όσο και το RAO ανιχνευτή τόσο για το GGD wavelet όσο και για τη προτεινόμενη prior.

ΠΙΝΑΚΑΣ 4.4 (α): AUROC1 και AUROC2 για τον PGLRT ανιχνευτή χρησιμοποιώντας 200 εικόνες .

WDR dB	(AUROC1, AUROC2)	(AUROC1, AUROC2)
	GGD Wavelet	PGLRT (proposed Prior)
-61	(0.0540, 0.9925)	(0.0862, 0.9680)
-62	(0.0166, 0.7048)	(0.0785, 0.9540)
-63	(0.0041, 0.6039)	(0.0831, 0.9512)
-64	(0.0052, 0.5307)	(0.0763, 0.9238)
-65	(0.0014, 0.5051)	(0.0746, 0.9149)

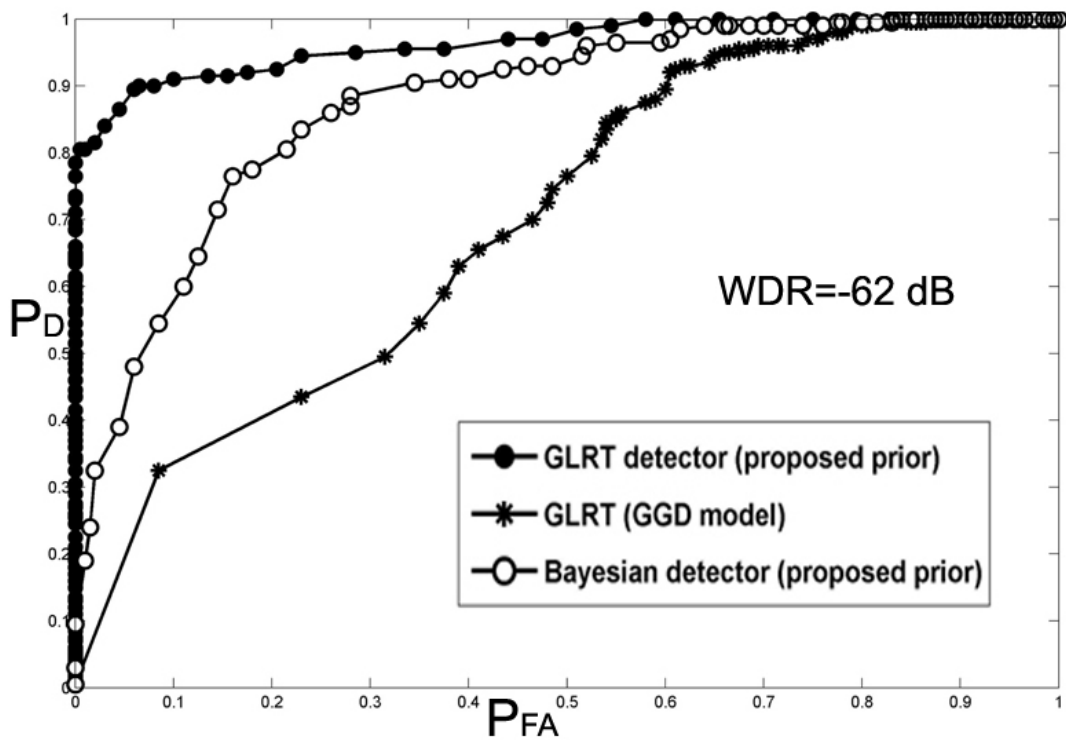
ΠΙΝΑΚΑΣ 4.4 (β): AUROC1 και AUROC2 για τον Bayesian ανιχνευτή χρησιμοποιώντας 200 εικόνες.

WDR dB	(AUROC1, AUROC2)
	BAYESIAN (proposed prior)
-61	(0.0970, 0.9979)
-62	(0.0383, 0.8743)
-63	(0.0120, 0.6645)
-64	(0.0070, 0.5540)
-65	(0.0055, 0.5167)

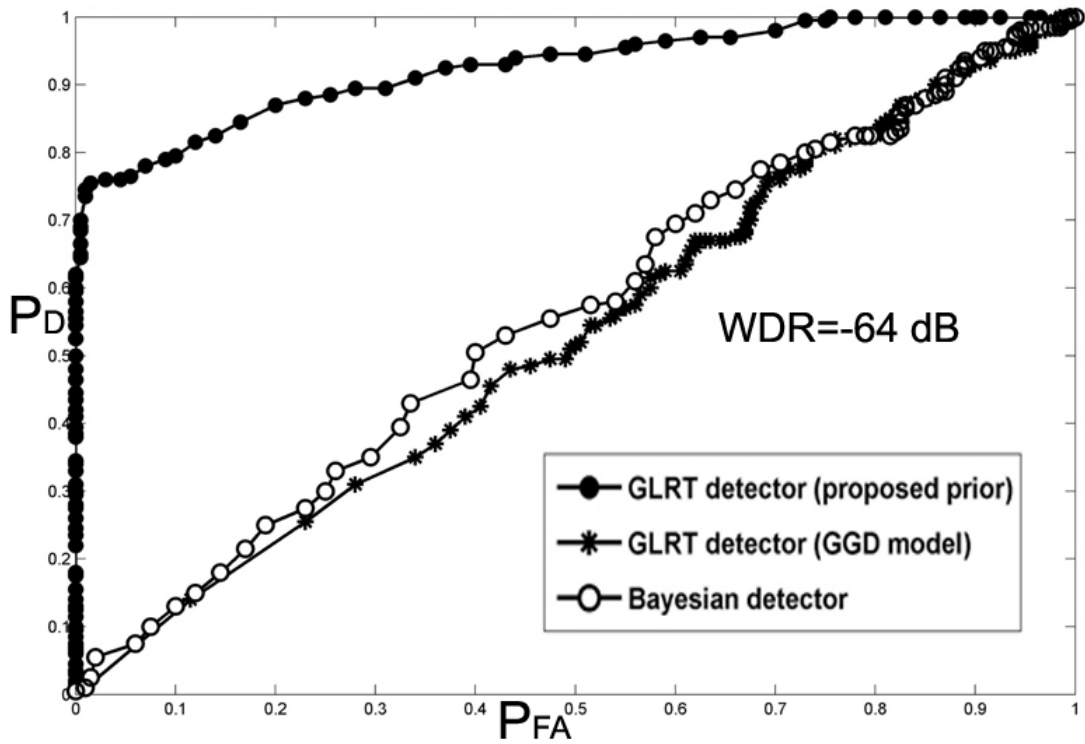
ΠΙΝΑΚΑΣ 4.4 (γ): AUROC1 και AUROC2 για τον Rao ανιχνευτή χρησιμοποιώντας 200 εικόνες.

WDR	(AUROC1, AUROC2)	(AUROC1, AUROC2)
	<i>RAO GGD Wavelet</i>	<i>RAO (proposed prior)</i>
-60	(0.0894, 0.9844)	(0.0993, 0.9992)
-61	(0.0675, 0.9679)	(0.0883, 0.9983)
-62	(0.0672, 0.9165)	(0.0775, 0.9848)
-63	(0.0348, 0.8001)	(0.0694, 0.9432)
-64	(0.0300, 0.5419)	(0.0389, 0.8106)

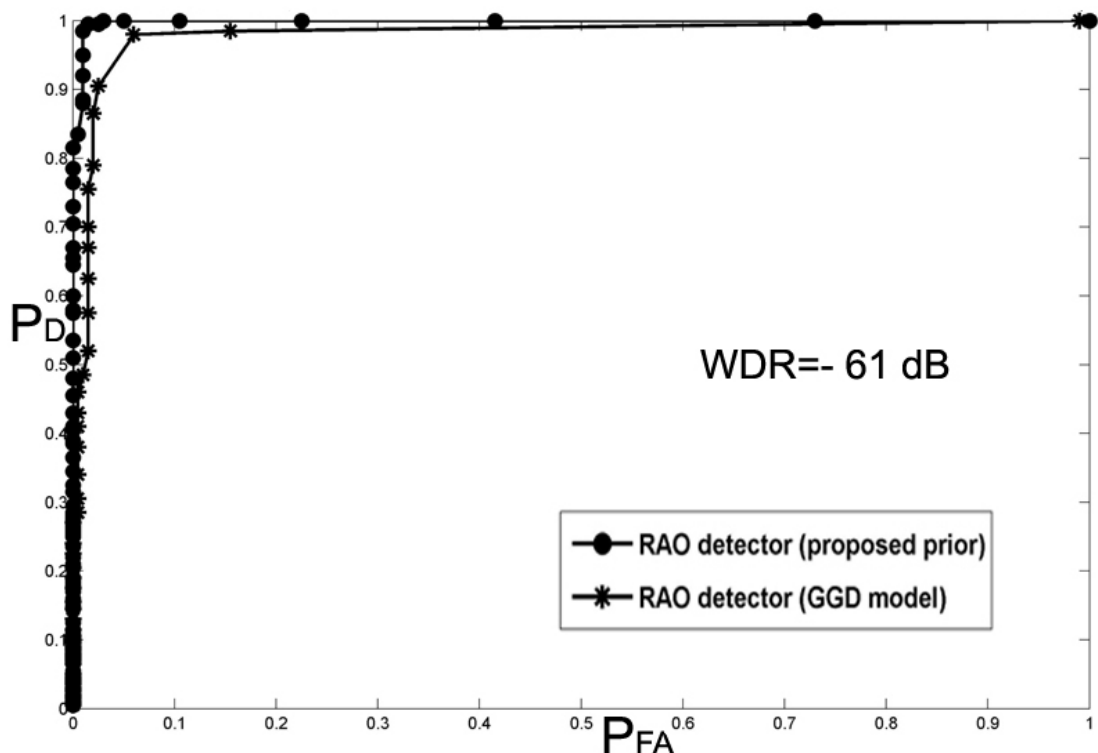
Στις Εικόνες 4.5-4.8 (α-δ) που ακολουθούν βλέπουμε τις ROCs για τους προτεινόμενους ανιχνευτές και τους αντίστοιχους ανιχνευτές που βασίζονται στη GGD μοντελοποίηση των συντελεστών του μετασχηματισμού κυματιδίων.



Εικόνα 4.5. ROC καμπύλες για τους ανιχνευτές PGLRT, Bayesian και GLRT (μοντελοποίηση των wavelet συντελεστών με τη βοήθεια της Γενικευμένης Gaussian - GGD) - (WDR=-62dB) – σύνολο 200 εικόνων.

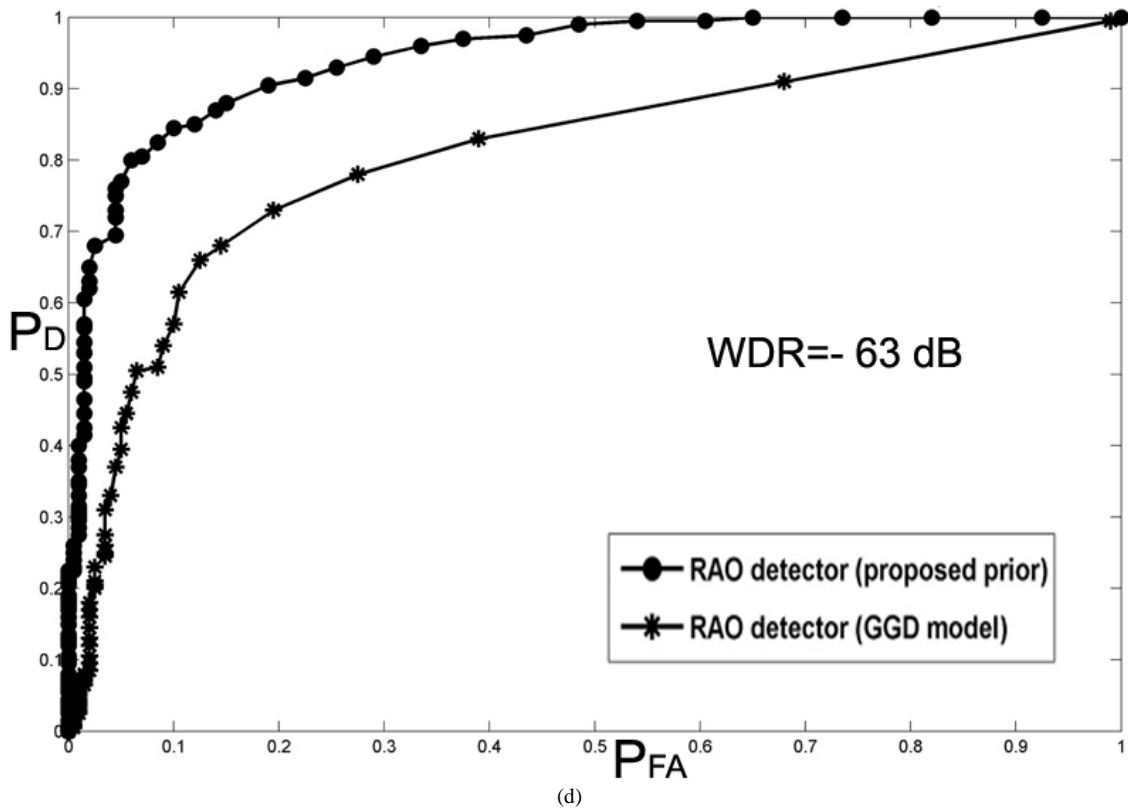


Εικόνα 4.6. ROC καμπύλες για τους ανιχνευτές PGLRT, Bayesian και GLRT (μοντελοποίηση των wavelet συντελεστών με τη βοήθεια της Γενικευμένης Gaussian - GGD) – (WDR=-64dB) – σύνολο 200 εικόνων.



Εικόνα 4.7. ROC καμπύλες για τους RAO ανιχνευτές για τη προτεινόμενη εκ των προτέρων κατανομή (prior) και τη μοντελοποίηση των wavelet συντελεστών με τη Γενικευμένη Gaussian (GGD) κατανομή - σύνολο 200 εικόνων – (WDR=-61dB).

(c)

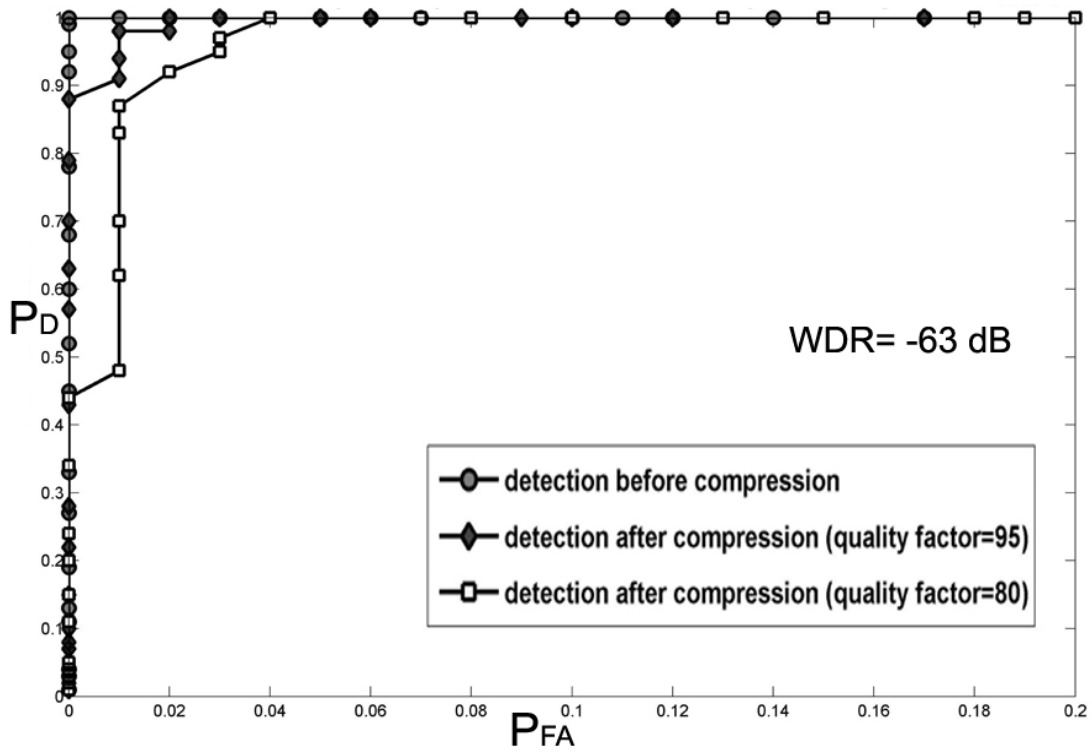


Εικόνα 4.8. ROC καμπύλες για τους RAO ανιχνευτές για τη προτεινόμενη εκ των προτέρων κατανομή (prior) και τη μοντελοποίηση των wavelet συντελεστών με τη Γενικευμένη Gaussian (GGD) κατανομή - σύνολο 200 εικόνων - ($WDR=-63dB$).

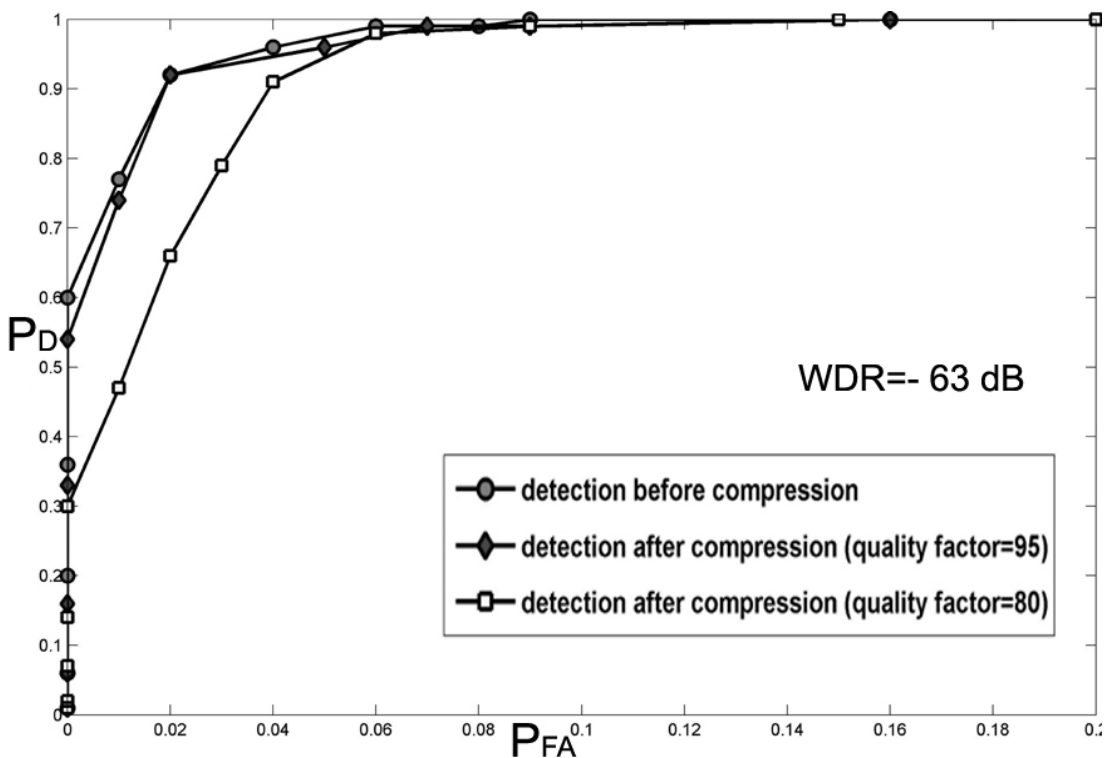
Από τα εμβαδά που περικλείονται από τις ROCs και εμφανίζονται στους πίνακες καθώς και από τις ROC καμπύλες συμπεραίνουμε ότι η ανωτερότητα των ανιχνευτών που βασίζονται στη προτεινόμενη prior είναι ξεκάθαρη. Επιπλέον, στο σημείο αυτό θα πρέπει να τονιστεί ότι για λόγους απλότητας στα πειράματα που πραγματοποιήθηκαν στις εικόνες της βάσης δεδομένων χρησιμοποιήθηκε η ίδια τιμή για τη παράμετρο της $-l-$.

4.9 Έλεγχος Ευρωστίας (Robustness)

Για να ελέγξουμε την ευρωστία του προτεινόμενου PGLRT ανιχνευτή έναντι των επιθέσεων συμπίεσης με απώλειες εφαρμόσαμε JPEG συμπίεση με διάφορους παράγοντες ποιότητας συμπίεσης. Όπως φαίνεται και από τα γραφήματα που επιδεικνύουν την επίδοση, η επίδοση ανίχνευσης μειώνεται ελάχιστα καθώς ο παράγοντας ποιότητας της JPEG συμπίεσης μειώνεται. Στις Εικόνες 4.9 και 4.10 δείχνουμε για δύο διαφορετικές εικόνες ("Lena", "Barbara") τις ROC καμπύλες για τον PGLRT ανιχνευτή με και χωρίς επιθέσεις JPEG συμπίεσης με ποιότητα 95% και 80% αντίστοιχα για τιμές $WDR=-63$.



Εικόνα 4.9. ROC καμπύλες για τον PGLRT ανιχνευτή πριν και μετά από JPEG συμπίεση (παράγοντας ποιότητας 95% και 80%) για την εικόνα “Lena”, WDR=-63dB.

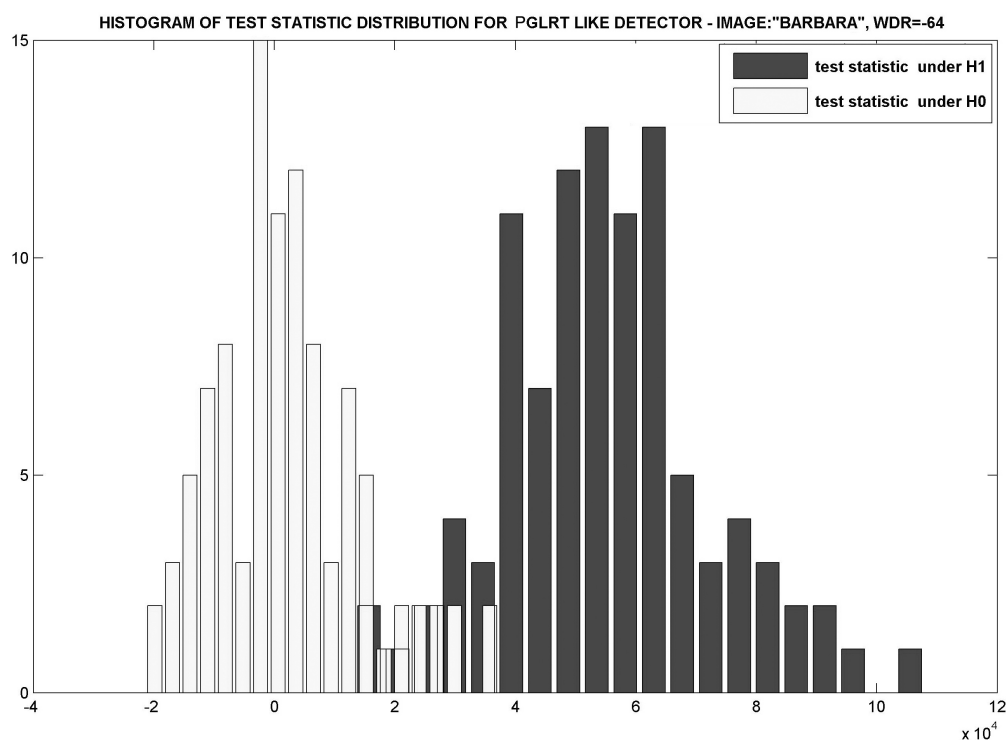


Εικόνα 4.10. ROC καμπύλες για τον PGLRT ανιχνευτή πριν και μετά από JPEG συμπίεση (παράγοντας ποιότητας 95% και 80%) για την εικόνα “Barbara”, WDR=-63dB.

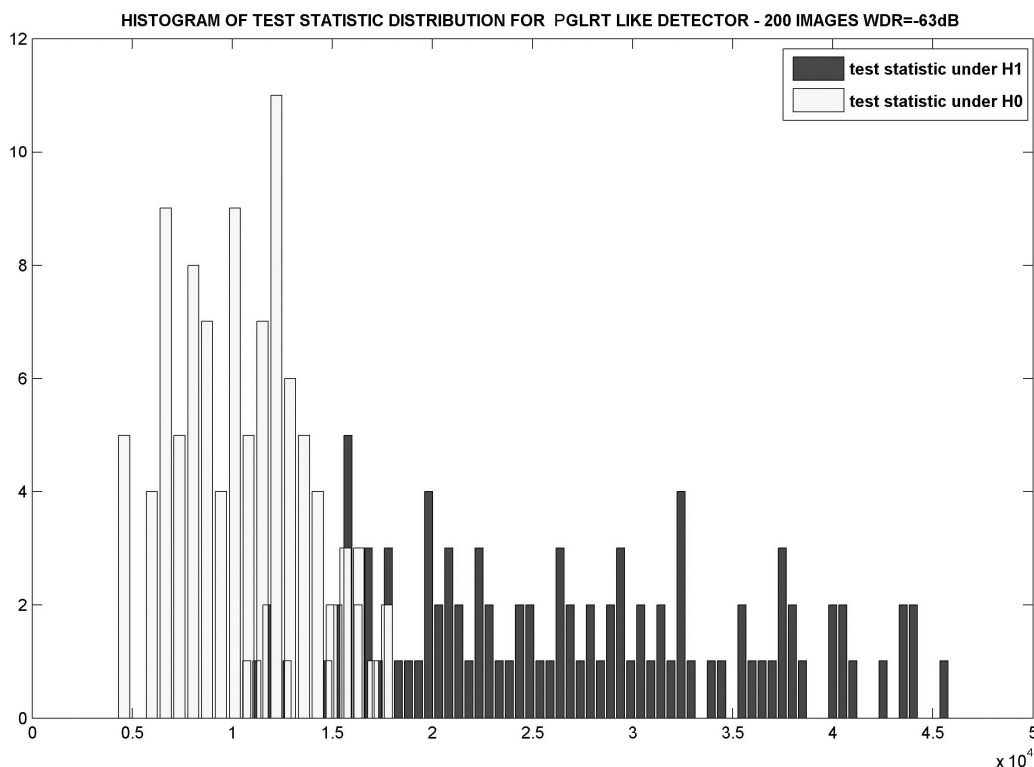
4.10 Υπολογιστική πολυπλοκότητα και κατανομή του στατιστικού ελέγχου του PGLRT ανιχνευτή

Όσον αφορά την υπολογιστική πολυπλοκότητα, για τον υπολογισμό του στατιστικού ελέγχου για τις 200 εικόνες (100 με έγκυρα υδατόσημα και 100 χωρίς έγκυρα υδατόσημα) χρειαστήκαμε 20, 6 και 35 λεπτά αντίστοιχα για τους προτεινόμενους PGLRT, Bayesian και RAO test ανιχνευτές. Για τους wavelet GGD ανιχνευτές, χρειαστήκαμε περίπου 6.5 και 6.2 λεπτά αντίστοιχα για τον GLRT και το RAO ανιχνευτή. Οι συγκεκριμένες τιμές αναφέρονται σε υλοποίηση στο προγραμματιστικό περιβάλλον της Matlab σε υπολογιστή με επεξεργαστή Pentium-4 3.2 GHz. Οι προαναφερόμενες τιμές όσον αφορά το χρόνο εκτέλεσης συμπεριλαμβάνουν και το χρόνο που χρειάστηκε για την εκτίμηση των παραμέτρων του μοντέλου σε κάθε περίπτωση.

Στα επόμενα γραφήματα παρατηρούμε τα ιστογράμματα των στατιστικών ελέγχων για τον PGLRT ανιχνευτή για τα δύο διαφορετικά είδη πειραμάτων που έχουν πραγματοποιηθεί. Στη μεν πρώτη ομάδα πειραμάτων χρησιμοποιήσαμε μία εικόνα και ένα πλήθος διαφορετικών υδατοσημάτων και στη δεύτερη περίπτωση χρησιμοποιήσαμε ένα σύνολο εικόνων από μία γνωστή βάση δεδομένων και ένα σταθερό υδατόσημο. Πιο συγκεκριμένα, στο πρώτο γράφημα δείχνουμε το ιστόγραμμα εφαρμόζοντάς το στην εικόνα “Barbara” για WDR=-64dB και στη δεύτερη περίπτωση δείχνουμε το ιστόγραμμα για τις 200 εικόνες σε WDR=-63dB.



Εικόνα 4.11: Ιστόγραμμα τιμών του στατιστικού ελέγχου για τον PGLRT ανιχνευτή για μία εικόνα και πολλά υδατοσήματα.



Εικόνα 4.12: Ιστόγραμμα τιμών του στατιστικού ελέγχου για τον PGLRT ανιχνευτή για πολλές εικόνες και ένα υδατόσημο.

4.11 Συμπεράσματα, μελλοντικές ερευνητικές κατευθύνσεις

Στο παρόν κεφάλαιο παρουσιάστηκε μία νέα κλάση ανιχνευτών βασισμένη σε μία χωρικά προσαρμοζόμενη εκ των προτέρων κατανομή εικόνας. Αυτή η εκ των προτέρων κατανομή όπως έγινε αντιληπτό έχει τη δυνατότητα να μοντελοποιεί με σαφή τρόπο τις τοπικές ασυνέχειες της εικόνας (π.χ τις ακμές) βασισμένη στις παραμέτρους της διακύμανσης $a_k(i)$ των τοπικών κατευθυνόμενων διαφορών της εικόνας. Οι εξαγόμενοι ανιχνευτές όπως έγινε κατανοητό και από τα πειραματικά αποτελέσματα επέδειξαν σημαντική βελτίωση σε σχέση με τα μοντέλα της εικόνας που βασίζονται στα wavelets και στη μοντελοποίηση των συντελεστών τους με τη Γενικευμένη Gaussian. Επίσης, οι ανιχνευτές που βασίζονται στους PGLRT και RAO έλεγχο, επέδειξαν καλύτερη επίδοση ανίχνευσης από τον Bayesian ανιχνευτή.

Πρέπει να σημειωθεί επιπλέον ότι, οι συγκεκριμένοι ανιχνευτές έγιναν αντικείμενο εξέτασης και όσον αφορά το θέμα της ανθεκτικότητας έναντι επιθέσεων όπως η JPEG συμπίεση. Σε όλους αυτούς τους ελέγχους η συμπεριφορά των ανιχνευτών και τα ποιοτικά αποτελέσματα ήταν τα ίδια με τις περιπτώσεις όπου δεν είχαμε κάποιου είδους επίθεση. Βέβαια οι προτεινόμενοι ανιχνευτές είναι κατά κάποιο τρόπο υπολογιστικά πιο ακριβοί από

τους GGD wavelet ανιχνευτές. Είναι ένα κόστος όμως που ξεπληρώνεται με τη καλύτερη επίδοση ως προς την ανίχνευση του υδατόσημου.

Η επίδοση των προτεινόμενων ανιχνευτών εξαρτάται από τις εκτιμήσεις των παραμέτρων $a_k(i)$ και τις παραμέτρους της εκ των προτέρων κατανομής m και l . Η προσέγγιση που ακολουθήσαμε και είχε τα καλύτερα αποτελέσματα ήταν η MAP εκτίμηση των παραμέτρων $a_k(i)$, ενώ όσον αφορά τις παραμέτρους m και l ακολουθήσαμε κατ' ουσία μία εμπειρική μέθοδο. Αναμένουμε βέβαια ότι η χρησιμοποιώντας μία Bayesian μεθοδολογία εκτίμησης θα μας δώσει περισσότερα κέρδη. Μία πιθανή κατεύθυνση μπορεί να είναι η ταυτόχρονη κατάτμηση της εικόνας και εκτίμηση των αντίστοιχων παραμέτρων.

Κεφάλαιο 5

Νέο Χωρικά Προσαρμόσιμο Μοντέλο Εικόνας Για Το Πρόβλημα Της Αθροιστικής Υδατοσήμανσης Βασισμένο Στη Student-t Κατανομή

- 5.1 Εισαγωγή
 - 5.2 Στατιστική περιγραφή εικόνων
 - 5.2.1 Επεξήγηση της απόκλισης της κατανομής των εικόνων από τη Gaussian κατανομή
 - 5.3 Συνάρτηση πυκνότητας πιθανότητας Student's-t
 - 5.4 Προτεινόμενη μορφή Student's -t κατανομής
 - 5.5 Προτεινόμενο μοντέλο εικόνας
 - 5.6 Πρόβλημα Υδατοσήμανσης και Προτεινόμενο Μοντέλο
 - 5.7 Αλγόριθμος εκτίμησης παραμέτρων
 - 5.8 Προτεινόμενοι Ανιχνευτές
 - 5.8.1 GLRT ανιχνευτής
 - 5.8.2 RAO ανιχνευτής
 - 5.8.3 GLRT ανιχνευτής και RAO ανιχνευτής για το "Reduced" μοντέλο
 - 5.9 Πειραματικά Αποτελέσματα
 - 5.10 Συμπεράσματα και Μελλοντικές κατευθύνσεις
-

5.1 Εισαγωγή

Στο προκείμενο κεφάλαιο μελετούμε ένα είδος ανιχνευτών που βασίζονται σε μία διαφορετική εκ των προτέρων κατανομή της εικόνας, εξακολουθώντας να θεωρούμε την ανίχνευση του υδατόσημου ως ένα πρόβλημα ελέγχου υποθέσεων που σκοπό πάντοτε έχει την ανίχνευση της ύπαρξης ή της απουσίας ενός γνωστού υδατόσημου σε μία εικόνα.

Το στατιστικό μοντέλο που προτείνουμε βασίζεται στο ιεραρχικό μοντέλο το οποίο έχει χρησιμοποιηθεί επιτυχώς και αυτό σε προβλήματα ανακατασκευής εικόνας (image restoration) [81],[92],[93] και βασίζεται στη Student-t συνάρτηση πυκνότητας πιθανότητας. Πιο συγκεκριμένα προτείνουμε ανιχνευτές οι οποίοι βασίζονται στο Γενικευμένο Έλεγχο Λόγου Πιθανοφάνειας (GLRT) και στο Rao έλεγχο.

Βασιζόμενοι στο προτεινόμενο μοντέλο δημιουργίας της συνάρτησης πυκνότητας πιθανότητας Student-t, χρησιμοποιούμε τη Μπεϋζιανή συμπερασματολογία μέσω του

αλγορίθμου EM (Expectation-Maximization) για να ορίσουμε τις κρυφές (hidden) μεταβλητές του μοντέλου αλλά και για να εκτιμήσουμε τις παραμέτρους [90].

Στα επόμενα θα αναφερθούμε στις διάφορες στατιστικές προσεγγίσεις για τη περιγραφή των εικόνων καθώς και την επεξήγηση της απόκλισης της κατανομής των διαφόρων κατανομών π.χ. των συντελεστών διαφόρων μετασχηματισμών από τη Gaussian κατανομή. Στο ίδιο πλαίσιο προτείνουμε τη Student-t συνάρτηση πυκνότητας πιθανότητας και την εφαρμογή της στο προτεινόμενο μοντέλο εικόνας για το πρόβλημα της υδατοσήμανσης.

5.2 Στατιστική περιγραφή εικόνων

Γενικά είναι δύσκολο να μοντελοποιήσουμε με τη βοήθεια κάποιας κατανομής τις τιμές των pixel στο χωρικό πεδίο. Αρχικά, η χρήση της Gaussian σ.π.π. ήταν καθολική στα διάφορα προβλήματα ψηφιακής επεξεργασίας εικόνας (ανακατασκευή εικόνας, χαρακτηρισμός υφής, συμπίεση κ.τ.λ.). Η χρήση της ήταν μία ιδιαίτερα βολική επιλογή για διάφορους λόγους, μεταξύ αυτών το ότι γινόταν χρήση λίγων παραμέτρων, παρείχε δυνατότητες ανιχνευσιμότητας καθώς και αρκετές άλλες σημαντικές ιδιότητες [153].

Τα προηγούμενα χρόνια, οι εμπειρικές κατανομές των εικόνων στο χωρικό πεδίο, είτε σε κάποιο πεδίο μετασχηματισμού μελετήθηκαν εντατικά, οπότε διάφοροι ερευνητές κατέληξαν σε ιδιαίτερα χρήσιμα συμπεράσματα. Τα στατιστικά χαρακτηριστικά των εικόνων όταν αυτές αναπαρασταθούν με συγκεκριμένο τρόπο σε διάφορες βάσεις υποχώρων, είτε ανάλυσης βασικών συνιστωσών (PCA-Principal Component Analysis), ανάλυσης ανεξαρτήτων συνιστωσών (ICA-Independent Component Analysis κ.τ.λ) ή σε wavelet βάσεις οδηγούν σε κατανομές που δεν υπακούουν στη Gaussian κατανομή [109], [130], [131]. Συλλογιζόμενοι το μετασχηματισμό wavelet όπου γίνεται αποσύνθεση των εικόνων σε τοπικό επίπεδο στο χώρο και τη συχνότητα προκύπτουν συντελεστές οι οποίοι αποκλίνουν από τη Gaussian στατιστική, ενώ τα ιστογράμματά τους εμφανίζουν παχιές ουρές και αιχμηρά άκρα στο μέσο. Αντιλαμβανόμαστε έτσι ότι είναι κανόνας ότι οποιοδήποτε πιθανοτικό μοντέλο που υιοθετείται και στο πρόβλημα της υδατοσήμανσης θα πρέπει να εξηγεί τέτοιου είδους φαινόμενα [106] στοχεύοντας στη δημιουργία αποδοτικότερων και πιο εύρωστων ανιχνευτών.

Το ερώτημα επομένως που ανακύπτει αφορά το πώς θα χτίσουμε πιθανοτικά μοντέλα που θα μπορούν να περιγράψουν τέτοια μη-Gaussian πρότυπα. Μία ιδέα για να χαρακτηρίσουμε τις εικόνες ήταν η χρήση μη-παραμετρικών εκτιμητών των συναρτήσεων πυκνοτήτων, όπως τα ιστογράμματα ή οι εκτιμητές πυρήνων. Μία άλλη ιδέα είναι να κατασκευάσουμε αναλυτικά μοντέλα που να μπορούν να εξηγούν και συλλαμβάνουν τις

ιδιότητες αυτών των φαινομένων. Αν αυτά τα πιθανοτικά μοντέλα μπορούν να τεθούν σε μία βολική παραμετρική μορφή, τότε η συνεπαγόμενη ανάλυση μπορεί να απλοποιήσει τα πράγματα σε μεγάλο βαθμό σε σύγκριση με τον όγκο δουλειάς που έχουμε χρησιμοποιώντας τις πλήρεις μη-παραμετρικές μορφές [106].

Στην εργασία του ο Mallat [109] πρότεινε τη χρήση της Γενικευμένης Gaussian συνάρτησης πυκνότητας πιθανότητας, ενώ οι Donoho et. al [27] πρότειναν ένα στοχαστικό μοντέλο που βασίζεται στους μετασχηματισμούς των εικόνων και ονομάζεται curvelet μετασχηματισμός έχοντας ως βασική ιδιότητα να συλλαμβάνει και να αναπαριστά καλύτερα τις αιχμές από τους συμβατικούς Fourier και Wavelet μετασχηματισμούς. Στις εργασίες τους οι Portilla et. al, [132] και ο Wainwright [131] διερεύνησαν μία οικογένεια κατανομών, που ονομάζεται Gaussian scale mixtures, οι οποίες προτείνουν έναν ιδιαίτερα βολικό τρόπο αναπαράστασης κλίμακας-χώρου των φυσικών εικόνων.

Οι εκ των προτέρων κατανομές που έχουν επιλεγεί να χρησιμοποιηθούν για το χαρακτηρισμό των wavelet συντελεστών και έχουν ιδιότητες παχιών ουρών, έχουν χρησιμοποιηθεί κυρίως για τη διατήρηση των ακμών σε μία εικόνα. Η ιδιότητα αυτών των κατανομών αποτελεί χρήσιμο συστατικό όπως θα δούμε και στην επόμενη ενότητα για τη δική μας περίπτωση στο πρόβλημα της υδατοσήμανσης. Η Student-t κατανομή αποτελεί μία προσέγγιση της Gaussian με παχιές ουρές, ενώ αποτελεί ειδική περίπτωση της Gaussian Scale mixtures κατανομής [166], [164]. Όπως θα δούμε και στα επόμενα η συγκεκριμένη εκ των προτέρων κατανομή έχει τη δυνατότητα να διατηρεί τις τοπικές ασυνέχειες και να παρέχει δυνατότητες διατήρησης των ακμών, συστατικό χρήσιμο για το πρόβλημα της υδατοσήμανσης.

5.2.1 Επεξήγηση της απόκλισης της κατανομής των εικόνων από τη Gaussian κατανομή

Η Gaussian κατανομή χρησιμοποιείται ευρέως στα διάφορα παραμετρικά μοντέλα που χρησιμοποιούνται στην επεξεργασία σήματος/εικόνας, είτε λόγω της φυσικής γνώσης που έχουμε για το σύστημα που μας ενδιαφέρει, είτε λόγω της επίκλησης του Κεντρικού Οριακού Θεωρήματος. Ωστόσο, ακόμα και όταν μία τέτοια αιτιολόγηση απουσιάζει, η Gaussian κατανομή παραμένει μία δημοφιλής επιλογή λόγω των ελκυστικών αναλυτικών ιδιοτήτων της. Για παράδειγμα, οι λογαριθμικές πιθανοφάνειες είναι συχνά σε μορφές τέτοιες ως προς τις παραμέτρους τους που διευκολύνουν τη βελτιστοποίηση, ενώ μία εκ των προτέρων Gaussian κατανομή μπορεί να συνδυαστεί αναλυτικά με μία Gaussian πιθανοφάνεια στη Μπεϋζιανή μεθοδολογία [153].

Η ισχυρότερη ένδειξη του γεγονότος ότι οι εικόνες δεν υπακούουν σε Gaussian στατιστικά στοιχεία προέρχεται από τα παρατηρούμενα ιστογράμματα: παχύτερες ουρές απ' ότι στη περίπτωση της Gaussian κατανομής, που συνεπάγεται μεγαλύτερες τιμές κύρτωσης, οξείες αιχμές στο κέντρο των ιστογραμμάτων, ακόμα και υψηλότερες συσχετίσεις κατά μήκος των διαφόρων επιπέδων σε μετασχηματισμούς όπως ο μετασχηματισμός DWT [106].

Συνεπώς, είναι προφανές ότι τα διάφορα σύνολα δεδομένων που συναντούμε στο πραγματικό κόσμο δεν είναι δυνατό να μοντελοποιηθούν από μία Gaussian κατανομή. Ειδικότερα, περιορίζοντας ένα μοντέλο να χρησιμοποιήσει μία Gaussian (οι ουρές της οποίας εξασθενούν απότομα) όταν η υποκείμενη κατανομή είναι ξεκάθαρο ότι έχει παχιές ουρές, αποτελεί ένα ουσιαστικό μειονέκτημα της προτεινόμενης μεθοδολογίας. Σε τέτοιες περιπτώσεις είναι προφανές πιο κατάλληλο να εφαρμοστεί μία κατανομή με πιο παχιές ουρές μέσα στη προτεινόμενη ανάλυση, γνωρίζοντας πάντοτε τις συνεπαγόμενες δυσκολίες ανιχνευσιμότητας στις τυποποιήσεις που χρησιμοποιούμε [133].

5.3 Συνάρτηση πυκνότητας πιθανότητας Student's-t

Η t-κατανομή, αρχικά αναλύθηκε από τον άγγλο ερευνητή Gosset ο οποίος δημοσίευσε τα αποτελέσματά του με το ψευδώνυμο «Student» [164]. Ας θεωρήσουμε ότι X είναι μία κανονικά κατανεμημένη τυχαία μεταβλητή με μέσο μ και διακύμανση σ^2 , και Y μία τυχαία μεταβλητή τέτοια ώστε να ισχύει ότι η ποσότητα Y^2/σ^2 ακολουθεί μία χ -τετράγωνο κατανομή με ν βαθμούς ελευθερίας. Υποθέτοντας ότι οι X , Y είναι ανεξάρτητες, τότε η:

$$t \stackrel{\text{εξ'ορισμού}}{=} \frac{X\sqrt{\nu}}{Y}$$

κατανέμεται ως Student-t με ν βαθμούς ελευθερίας. Η t-κατανομή έχει την εξής συνάρτηση πυκνότητας πιθανότητας:

$$p_t(x; \nu) = \frac{\Gamma\left(\frac{\nu+1}{2}\right)}{\Gamma\left(\frac{\nu}{2}\right)} \left(\frac{1}{\pi\nu}\right)^{\frac{1}{2}} \left(1 + \frac{x^2}{\nu}\right)^{-\frac{\nu+1}{2}} \quad (5.1)$$

όπου ν είναι ο αριθμός που υποδηλώνει τους βαθμούς ελευθερίας, ισχύει $-\infty < x < \infty$, και $\Gamma(\cdot)$ είναι η Γάμμα συνάρτηση, δηλαδή:

$$\Gamma(\alpha) = \int_0^{\infty} x^{\alpha-1} e^{-x} dx \quad (5.2)$$

Ο μέσος, η διακύμανση, η ασυμμετρία και η κύρτωση της Student's $-t$ κατανομής ($\nu > 4$) είναι:

$$\begin{aligned}\mu &= 0 \\ \sigma^2 &= \frac{\nu}{\nu-2} \\ \text{ασυμμετρία} &= 0 \\ \text{κύρτωση} &= 3 + \frac{6}{\nu-4}\end{aligned}$$

Η t -κατανομή είναι συμμετρική γύρω από το μηδέν, γεγονός συνεπές με το ότι ο μέσος είναι 0 και η ασυμμετρία είναι επίσης 0. Η Student- t κατανομή προσεγγίζει τη κανονική κατανομή καθώς οι βαθμοί ελευθερίας ν αυξάνονται, αφού:

$$\lim_{\nu \rightarrow \infty} p_t(x; \nu) = \frac{1}{\sqrt{2\pi}} e^{-\frac{x^2}{2}}.$$

Στη πράξη η t -κατανομή χρησιμοποιείται ευρέως, αν και η ευελιξία της μοντελοποίησης που παρέχει, περιορίζεται από τον δείκτη των ουρών που παίρνει ακέραιες τιμές. Στη περιοχή των ουρών της t -κατανομής, η x είναι ανάλογη της $|x|^{-(\nu+1)}$ ενώ η t -κατανομή με μεγαλύτερους βαθμούς ελευθερίας εξασθενεί γρηγορότερα.

5.4 Προτεινόμενη μορφή Student's $-t$ κατανομής

Η συζυγής εκ των προτέρων κατανομή μίας Gaussian κατανομής δίνεται από μία Γάμμα κατανομή. Στη περίπτωση αυτή εάν έχουμε $N(x | \mu, \tau)$ μαζί με μία Γάμμα κατανομή $Gam(\tau | a, b)$ και με την ολοκλήρωση απομακρύνουμε τη παράμετρο τ , τότε μπορούμε να θεωρήσουμε τη περιθώρια κατανομή του x στη μορφή:

$$p(x | \mu, \tau, b) = \int_0^{\infty} N(x | \mu, \tau) Gamma(\tau | a, b) d\tau \quad (5.3)$$

όπου μετά από κάποιες πράξεις [90] και χρησιμοποιώντας την αλλαγή μεταβλητών $\nu = 2a$, $\lambda = a/b$, η $p(x | \mu, a, b)$ παίρνει τη μορφή:

$$St(x; \mu, \lambda, \nu) = \frac{\Gamma(\nu/2 + 1/2)}{\Gamma(\nu/2)} \left(\frac{\lambda}{\pi\nu}\right)^{1/2} \left(1 + \frac{\lambda}{\nu}(x - \mu)^2\right)^{-\frac{\nu+1}{2}}. \quad (5.4)$$

που είναι η γνωστή Student- t κατανομή.

Στη περίπτωση που χρησιμοποιούμε τη συγκεκριμένη μορφή της Student- t κατανομής τότε συνηθίζεται η παράμετρος λ να ονομάζεται ακρίβεια (precision) της κατανομής, αν και γενικά δεν ισούται με το αντίστροφο της διακύμανσης. Όσον αφορά τη παράμετρο ν αυτή

αναφέρεται ως «βαθμοί ελευθερίας» και ο τρόπος που δρα στην μορφή της προκειμένης κατανομής έχει ως εξής. Όταν η τιμή της παραμέτρου είναι $\nu = 1$, η t -κατανομή είναι στην ουσία η Cauchy κατανομή, ενώ όταν $\nu \rightarrow \infty$ η κατανομή $St(x, \mu, \lambda, \nu)$ μετατρέπεται σε Gaussian κατανομή $N(x | \mu, \lambda^{-1})$ με μέσο μ και ακρίβεια λ . [90]

Πρέπει να σημειώσουμε ότι η λύση μέγιστης πιθανοφάνειας της t -κατανομής μπορεί να υπολογιστεί με τη βοήθεια του επαναληπτικού αλγορίθμου EM (Expectation-Maximization).

5.5 Προτεινόμενο μοντέλο εικόνας

Στοχεύοντας κι εδώ στον ορισμό μίας εκ των προτέρων κατανομής της εικόνας πρέπει κι εδώ να ορίσουμε P τελεστές \mathbf{Q}_k για $k = 1, \dots, P$, οπότε και τους χρησιμοποιούμε για να ορίσουμε P διανύσματα υπολοίπων (residuals)

$$\boldsymbol{\varepsilon}^k = \mathbf{Q}_k \mathbf{f} \text{ για } k = 1, \dots, P \quad (5.5)$$

όπου $\boldsymbol{\varepsilon}^k = [\varepsilon_1^k, \dots, \varepsilon_N^k]^T$.

Η προτεινόμενη παραμετροποίηση δε διαφέρει από τη παραμετροποίηση του προηγούμενου κεφαλαίου. Ο λόγος της χρήσης της παραμέτρου P αφορά στο γεγονός ότι μπορούμε να χρησιμοποιήσουμε περισσότερες από δύο διαφορές, επιλέγοντας όμως για την επίδειξη των αποτελεσμάτων να χρησιμοποιήσουμε τις διαφορές στις δύο βασικές κατευθύνσεις.

Αυτό σημαίνει ότι οι πίνακες οι οποίοι ορίζουν τους τελεστές είναι μεγέθους $N \times N$ και τα διανύσματα υπολοίπων $\boldsymbol{\varepsilon}^k$ έχουν μέγεθος $N \times 1$. Στο σημείο αυτό πρέπει να σημειώσουμε ότι σκοπεύουμε με τη χρήση αυτών των τελεστών να προκύψουν αραιές έξοδοι από την εικόνα, γεγονός που σημαίνει ότι αναμένουμε τα υπόλοιπα να έχουν τιμές οι οποίες είναι συγκεντρωμένες στο μηδέν. Πρέπει επίσης να σημειώσουμε ότι αυτοί οι τελεστές είναι υπερατοί (high-pass) στη φύση τους και ουσιαστικά σκιαγραφούν τη δομή των ακμών μίας εικόνας. Επιπλέον, οι συγκεκριμένοι τελεστές είναι συνελκτικοί και στην υλοποίηση των συγκεκριμένων πειραμάτων χρησιμοποιήθηκαν οι πρώτου βαθμού διαφορές (οριζόντιες και κατακόρυφες).

Στη συνέχεια μεταχειριζόμαστε τα υπόλοιπα των εικόνων ως τυχαίες μεταβλητές και υποθέσουμε ότι τα ε_i^k για $i = 1, \dots, N$ είναι ανεξάρτητα και ισόνομα κατανεμημένα δείγματα από την ίδια Student-t κατανομή (αλλά με διαφορετικό τελεστή k) με μέσο μηδέν και παραμέτρους λ_k και ν_k :

$$\varepsilon_i^k \sim St(\varepsilon_i^k; 0, \lambda_k, \nu_k), \forall i, \forall k, \quad (5.6)$$

$$St(x, 0, \lambda_k, \nu_k) = \frac{\Gamma(\nu_k/2 + 1/2)}{\Gamma(\nu_k/2)} \left(\frac{\lambda_k}{\pi \nu_k} \right)^{1/2} \left(1 + \frac{\lambda_k}{\nu_k} x^2 \right)^{-\frac{\nu_k+1}{2}}. \quad (5.7)$$

Η υπόθεση της Student-t κατανομής συνεπάγεται μία διαδικασία δημιουργίας δεδομένων δύο επιπέδων [90]. Στην Εικόνα 5.1 παρατηρούμε τη μορφή της t-κατανομής για διάφορες τιμές του ν . Για να το αναλύσουμε περισσότερο στα επόμενα θα περιγράψουμε το ιεραρχικό μοντέλο δημιουργίας των υπολοίπων, όπου αρχικά οι παράμετροι a_i^k δημιουργούνται, με ανεξάρτητο τρόπο η κάθε μία, από μία Gamma κατανομή. Σε ένα δεύτερο επίπεδο κάθε υπόλοιπο ε_i^k δημιουργείται από μία Gaussian κατανομή με μέσο μηδέν και ακρίβεια (precision) $\lambda_k a_i^k$.

Κατ' αρχήν πρέπει να σημειωθεί ότι η συνάρτηση πυκνότητας πιθανότητας της Σχέσης (5.7) μπορεί να γραφεί σαν το ολοκλήρωμα:

$$p(\varepsilon_i^k) = St(\varepsilon_i^k; 0, \lambda_k, \nu_k) = \int_0^{+\infty} p(\varepsilon_i^k | a_i^k) p(a_i^k) da_i^k \quad (5.8)$$

όπου

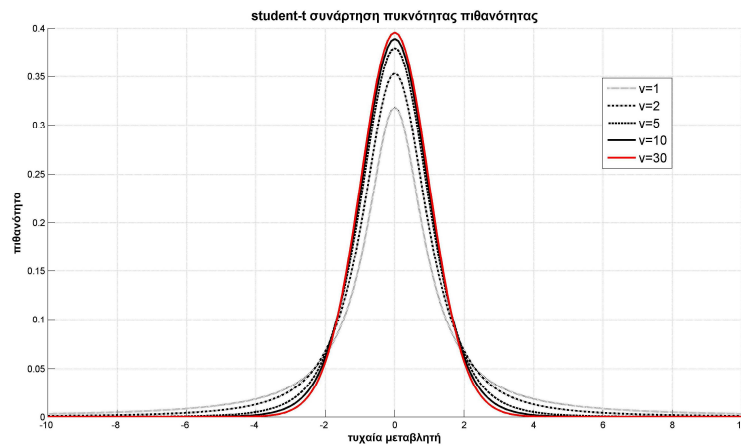
$$p(\varepsilon_i^k | a_i^k) = N\left(0, (\lambda_k a_i^k)^{-1}\right) \text{ και } p(a_i^k) = \text{Gamma}\left(\frac{\nu_k}{2}, \frac{\nu_k}{2}\right). \quad (5.9)$$

Για να ερμηνεύσουμε τους πιο πάνω τύπους πιο διαισθητικά θα πρέπει να δούμε τι γίνεται με τη χωρική προσαρμοστικότητα του συγκεκριμένου μοντέλου. Σκεπτόμενοι τη χρησιμοποιούμενη μονοδιάστατη έκδοση των πιο πάνω τύπων, τότε σε κάθε θέση $-i-$ παρατηρούμε ότι τα υπόλοιπα ε_i^k μοντελοποιούνται ως μία Gaussian κατανομή με μέσο μηδέν και διακύμανση $(a_i^k)^{-1}$. Οι μεταβλητές a_i^k ονομάζονται «κρυφές» (latent/hidden) λόγω του γεγονότος ότι δεν εμφανίζονται στην εξίσωση (εξάγονται λόγω της ολοκλήρωσης), αλλά παίζουν κρίσιμο ρόλο στο μοντέλο που δημιουργεί τις παρατηρήσεις.

Εξετάζοντας το προτεινόμενο μοντέλο έχουμε να παρατηρήσουμε ότι υπάρχουν δύο ακραίες περιπτώσεις άξιες συζήτησης, οι οποίες οφείλονται στις τιμές που λαμβάνει η παράμετρος ν_k , που στο πλαίσιο που συζητάμε αναφέρονται και ως «βαθμοί ελευθερίας».

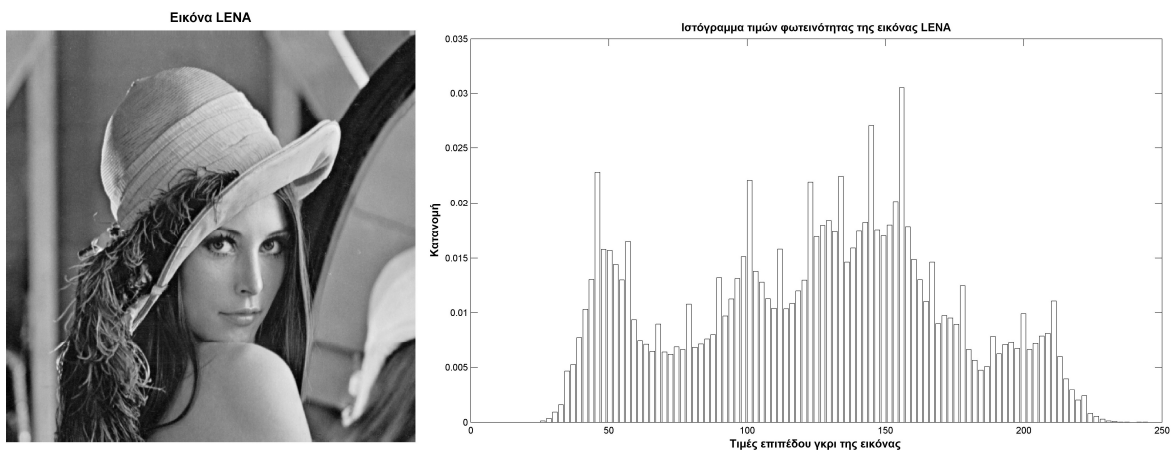
Καθώς οι βαθμοί ελευθερίας τείνουν στο άπειρο η συνάρτηση πυκνότητας πιθανότητας από την οποία σχηματίζονται τα a_i^k , συγκεντρώνει τη μάζα της γύρω από την τιμή 1. Κάτι τέτοιο έχει ως συνέπεια η Student-t να μετατρέπεται σε κανονική κατανομή, λόγω του

γεγονότος ότι όλα τα ε_i^k προκύπτουν από την ίδια κανονική κατανομή με ακρίβεια λ_k , από τη στιγμή που ισχύει $a_i^k = 1$.

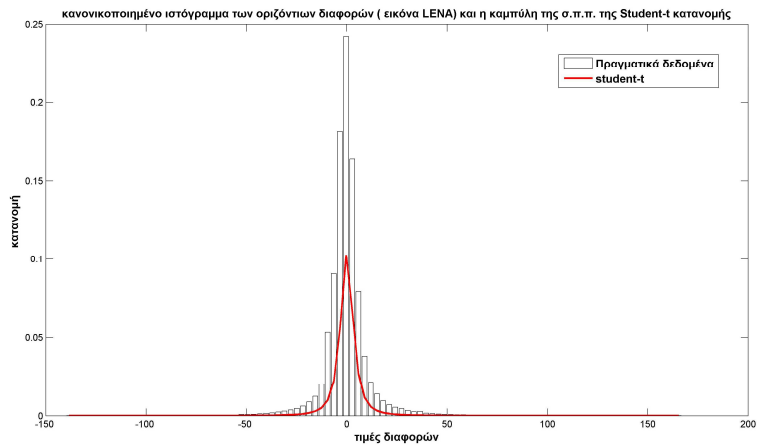


Εικόνα 5.1 Μορφή της Student-t σ.π.π. για διάφορες τιμές βαθμών ελευθερίας ν .

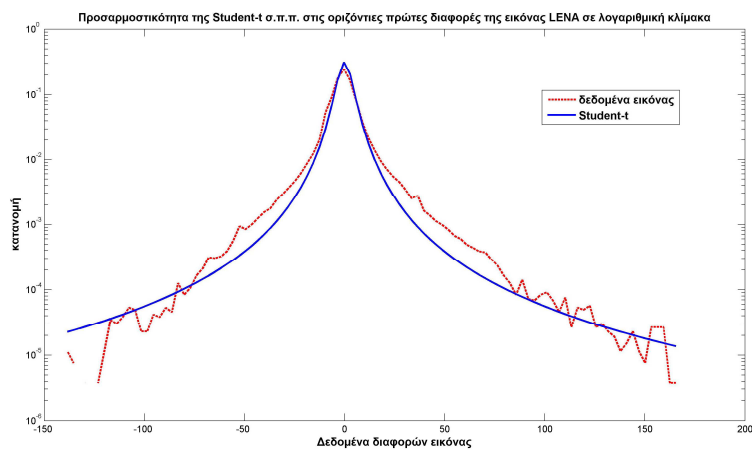
Από την άλλη, όταν η παράμετρος ν_k τείνει στο μηδέν η εκ των προτέρων κατανομή γίνεται μη-πληροφοριακή (uninformative). Λόγω της σχέσης της με τη Gaussian κατανομή (Σχέση (5.3)), μπορούμε να εφαρμόσουμε τη στατιστική συμπερασματολογία χρησιμοποιώντας τον αλγόριθμο EM όπου τα διακριτά βήματα E (Expectation) και M (Maximization) δίνονται σε κλειστή μορφή [136]. Στις Εικόνες 5.3, 5.4, 5.5, 5.6 παρατηρούμε τη προσαρμογή της Student-t κατανομής στο κανονικοποιημένο ιστόγραμμα των πρώτων διαφορών της εικόνας Lena (Εικόνα 5.2) καθώς και τη προσαρμογή σε λογαριθμική κλίμακα.



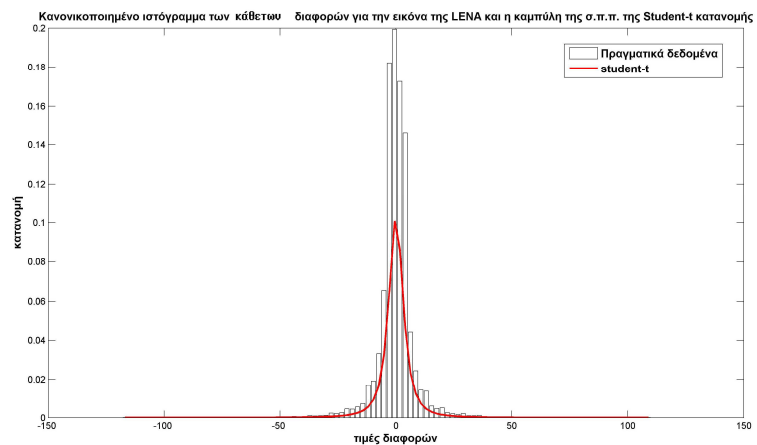
Εικόνα 5.2. Αριστερά παρατηρούμε την αρχική εικόνα της Lena και δεξιά το ιστόγραμμα τιμών της στο διάστημα τιμών φωτεινότητας $[0, 255]$.



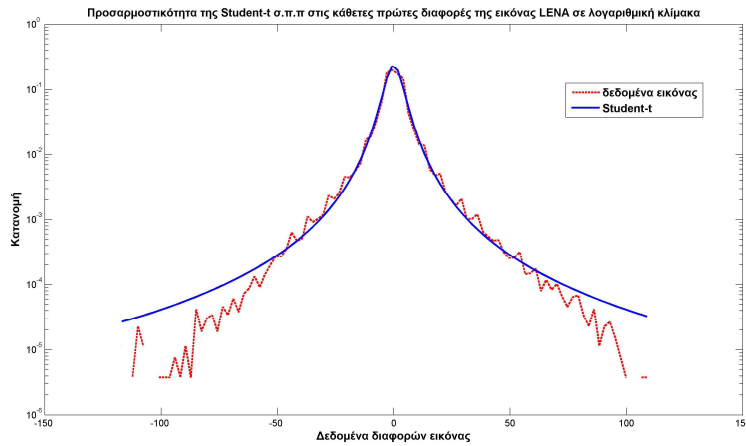
Εικόνα 5.3. Κανονικοποιημένο ιστόγραμμα τιμών των οριζόντιων πρώτης τάξης διαφορών της εικόνας Lena και η αντίστοιχη προσαρμογή του με τη Student-t.



Εικόνα 5.4. Γραφική παράσταση των διαφορών μεταξύ του κανονικοποιημένου ιστογράμματος των οριζόντιων πρώτης τάξης διαφορών και της Student-t κατανομής σε λογαριθμική κλίμακα.



Εικόνα 5.5 Κανονικοποιημένο ιστόγραμμα τιμών των κατακόρυφων πρώτης τάξης διαφορών της εικόνας Lena και η αντίστοιχη προσαρμογή του με τη Student-t.



Εικόνα 5.6. Γραφική παράσταση των διαφορών μεταξύ του κανονικοποιημένου ιστογράμματος των κατακόρυφων πρώτης τάξης διαφορών και της Student-t κατανομής σε λογαριθμική κλίμακα.

5.6 Πρόβλημα Υδατοσήμανσης και Προτεινόμενο Μοντέλο

Είναι αδιαμφισβήτητο γεγονός ότι στη θεωρία στατιστικής ανίχνευσης σήματος υπάρχει διαθέσιμος ένας όγκος εργασιών που αφορούν την ανίχνευση ενός ντετερμινιστικού σήματος μέσα σε θόρυβο με μία γνωστή συνάρτηση πυκνότητας πιθανότητας [87], [95], [104]. Είναι επίσης γεγονός ότι στη πράξη δε γνωρίζουμε ποτέ τα στατιστικά χαρακτηριστικά εκ των προτέρων (a priori) από τη στιγμή που εξαρτώνται από άγνωστα ή μη-πλήρως κατανοητά φυσικά φαινόμενα. Μία προσέγγιση, που ακολουθήθηκε και στο προηγούμενο κεφάλαιο είναι να χρησιμοποιήσουμε Μπεϋζιανές μεθόδους και να αναθέσουμε εκ των προτέρων κατανομές στις άγνωστες παραμέτρους της σ.π.π του θορύβου [81], [138].

Ο προκύπτων «βέλτιστος» ανιχνευτής απαιτεί ολοκλήρωση που στη πράξη είναι μία καθόλου πρακτική διαδικασία. Ένα άλλο στοιχείο που πρέπει να συνυπολογίσουμε είναι ότι, η επίδοση εξαρτάται σημαντικά από την επιλογή των εκ των προτέρων κατανομών. Η κατάλληλη επιλογή όμως μίας τέτοιας κατανομής δεν είναι ποτέ μία γνωστή διαδικασία. Για να αποκτήσουμε και μία συνολική εικόνα, το πρόβλημα γίνεται ακόμη δυσκολότερο όταν ο θόρυβος δε μπορεί να θεωρήσουμε ότι ακολουθεί κάποια Gaussian κατανομή.

Στη περίπτωση της υδατοσήμανσης τα ρόλο του θορύβου αναλαμβάνει η εικόνα και το ρόλο του ντετερμινιστικού σήματος αναλαμβάνει το υδατόσημο που προσπαθούμε να ανιχνεύσουμε. Στη προκειμένη περίπτωση θεωρούμε ότι το μοντέλο που περιγράφει την εικόνα μας ακολουθεί μία Student-t κατανομή ενώ το υδατόσημο είναι μία ψευδοτυχαία ακολουθία αριθμών που έχει δημιουργηθεί με ένα γνωστό για εμάς κλειδί.

Ορίζουμε ξανά το πρόβλημα της ανίχνευσης υδατόσημου ως ένα πρόβλημα ελέγχου μεταξύ δύο υποθέσεων:

$$\begin{aligned} H_0 : \mathbf{y} &= \mathbf{f} \\ H_1 : \mathbf{y} &= \mathbf{f} + \gamma \mathbf{w} \end{aligned} \quad (5.10)$$

όπου \mathbf{y} είναι οι εικόνες που παρατηρούμε \mathbf{f} είναι οι αρχικές εικόνες που δέχονται την υδατοσήμανση, \mathbf{w} είναι το υδατόσημο και γ η ισχύς του.

Εφαρμόζοντας τους συνελκτικούς τελεστές \mathbf{Q}_k , $k=1, \dots, P$ στις παρατηρούμενες εικόνες της Σχέσης (5.10), εξάγουμε:

$$\begin{aligned} H_0 : \mathbf{y}'^k &= \boldsymbol{\varepsilon}^k \\ H_1 : \mathbf{y}'^k &= \boldsymbol{\varepsilon}^k + \gamma \mathbf{w}'^k \end{aligned} \quad (5.11).$$

όπου $\mathbf{y}'^k = \mathbf{Q}_k \mathbf{y}$, $\boldsymbol{\varepsilon}^k = \mathbf{Q}_k \mathbf{f}$, $\mathbf{w}'^k = \mathbf{Q}_k \mathbf{w}$, $k=1, 2, \dots, P$.

Βασιζόμενοι στους πιο πάνω ορισμούς και ορίζοντας ως $\tilde{\mathbf{y}}' = [\mathbf{y}'^1, \mathbf{y}'^2, \dots, \mathbf{y}'^P]$ τότε υποθέτοντας ανεξαρτησία μεταξύ των δύο υποθέσεων, οι υπό-συνθήκη συναρτήσεις πυκνότητας πιθανότητας είναι:

$$\begin{aligned} H_0 : p(\tilde{\mathbf{y}}' | H_0; \tilde{\lambda}, \tilde{\nu}) &= \prod_{k=1}^P \prod_{i=1}^N St(y_i'^k; 0, \lambda_k, \nu_k) \\ H_1 : p(\tilde{\mathbf{y}}' | H_1; \tilde{\lambda}, \tilde{\nu}) &= \prod_{k=1}^P \prod_{i=1}^N St(y_i'^k; \gamma w_i'^k, \lambda_k, \nu_k). \end{aligned} \quad (5.12)$$

Βάσει των δύο αυτών συναρτήσεων πυκνότητας πιθανότητας θα εξαχθούν οι προτεινόμενοι ανιχνευτές του συγκεκριμένου κεφαλαίου.

5.7 Αλγόριθμος εκτίμησης παραμέτρων

Χρησιμοποιώντας τις a_i^k ως κρυφές μεταβλητές, ο EM αλγόριθμος [170] για την εκτίμηση των παραμέτρων γ, λ, ν της Student- t σ.π.π. με παραμετροποίηση $St(y_i' ; \gamma w_i', \lambda, \nu)$ από ανεξάρτητα και ισόνομα κατανομημένα y_i' , $i=1, 2, \dots, N$ είναι εύκολο να εξαχθούν και δίνεται από τα ακόλουθα βήματα:

$$E\text{-step:} \quad \langle a_i \rangle = \frac{\nu + 1}{\nu + \lambda (y_i' - \gamma w_i')} \quad (5.13)$$

$$M\text{-step:} \quad \lambda = \frac{N}{\sum_{i=1}^N (y_i' - \gamma w_i')^2 \langle a_i \rangle}, \quad \gamma = \frac{\sum_{i=1}^N w_i' y_i' \langle a_i \rangle}{\sum_{i=1}^N (w_i')^2 \langle a_i \rangle}, \quad (5.14)$$

η παράμετρος ν υπολογίζεται με την εύρεση των ριζών της εξίσωσης:

$$\frac{1}{N} \left(\sum_{i=1}^N \log \langle a_i \rangle - \sum_{i=1}^N \langle a_i \rangle_{\tilde{a}} \right) + \psi \left((\nu)^t \frac{1}{2} + \frac{1}{2} \right) - \log \left((\nu)^t \frac{1}{2} + \frac{1}{2} \right) - \psi \left(\frac{\nu}{2} \right) + \log \left(\frac{\nu}{2} \right) + 1 = 0, \quad (5.15)$$

όπου $(\nu_k)^t$ είναι η τιμή της παραμέτρου στη προηγούμενη επανάληψη και

$$\psi(x) = \frac{d}{dx} \ln \Gamma(x) = \frac{\Gamma'(x)}{\Gamma(x)} \text{ είναι η γνωστή συνάρτηση δι-γάμμα.}$$

Για λόγους σύγκλισης του EM στο E-βήμα υπολογίζεται ο μέσος της υπο-συνθήκης πιθανότητας των κρυμμένων μεταβλητών δεδομένου των παρατηρήσεων $\langle a_i \rangle = E(a_i)_{p(a|y)}$, ενώ στο M-βήμα υπολογίζονται οι εκτιμήσεις Μεγίστης Πιθανοφάνειας των παραμέτρων γ, λ, ν . Ο EM αλγόριθμος στις εξισώσεις (5.13)-(5.15) μπορεί να εφαρμοστεί για να βρεθούν οι παράμετροι του μοντέλου και για τις δύο υποθέσεις.

5.8 Προτεινόμενοι Ανιχνευτές

Οι προτεινόμενοι ανιχνευτές χρησιμοποιούν τις υπο-συνθήκη πυκνότητες πιθανότητας των Σχέσεων (5.12), χρησιμοποιώντας τις εκτιμώμενες παραμέτρους $\tilde{\lambda}, \tilde{\nu}$ τις οποίες θεωρούμε ίσες και για τις δύο υποθέσεις.

5.8.1 GLRT ανιχνευτής

Στη περίπτωση αυτή το στατιστικό ελέγχου για το GLRT είναι:

$$T_{GLRT}(\tilde{y}'; \tilde{\lambda}, \tilde{\nu}) = \sum_{k=1}^P (\nu_k + 1) \sum_{i=1}^N \log \left(\frac{\nu_k + \lambda_k (y_i'^k)^2}{\nu_k + \lambda_k (y_i'^k - \gamma w_i'^k)^2} \right) \begin{matrix} > T \\ < T \end{matrix} \begin{matrix} H_0 \\ H_1 \end{matrix} \quad (5.16)$$

και απαιτεί τη γνώση της άγνωστης παραμέτρου γ που σχετίζεται με την ισχύ του υδατόσημου. Όπως είδαμε στην ενότητα εκτίμησης των παραμέτρων οι συγκεκριμένες παράμετροι εκτιμώνται μέσω του επαναληπτικού αλγορίθμου EM που περιγράφηκε πιο πριν.

5.8.2 RAO ανιχνευτής

Η προσέγγιση που ακολουθούμε στη συγκεκριμένη περίπτωση αφορά την εφαρμογή της θεωρίας του Γενικευμένου Ελέγχου του Λόγου Πιθανοφανειών (GLRT) για το σύνθετο (composite) έλεγχο υποθέσεων. Ο συγκεκριμένος ανιχνευτής έχει αποδειχθεί ότι είναι ασυμπτωτικά UMPI (Uniform Most Powerful Invariant) έλεγχος. Επιπλέον, μπορούμε να πούμε ότι είναι βέλτιστος (optimal) για επαρκώς μεγάλες καταγραφές δεδομένων στην κλάση των σταθερών ανιχνευτών.

Στη περίπτωση αυτή θεωρούμε ότι τα στατιστικά του θορύβου (στο πρόβλημα της υδατοσήμανσης εννοούμε της εικόνας) υποτίθενται γνωστά εκτός από ένα μικρό σύνολο παραμέτρων και οι άγνωστες παράμετροι εν συνεχεία εκτιμώνται χρησιμοποιώντας εκτιμητές μεγίστης πιθανοφάνειας. Η συγκεκριμένη προσέγγιση πρέπει να τονίσουμε ότι δεν απαιτεί την αυθαίρετη επιλογή priors όπως στη περίπτωση του Bayesian ανιχνευτή. Η δυσκολία που αφορά την ολοκλήρωση στη περίπτωση του Bayesian ανιχνευτή, αντικαθίσταται τώρα από ένα είδος βελτιστοποίησης της συνάρτησης πιθανοφάνειας, που και αυτό με τη σειρά του μπορεί να είναι πολύ δύσκολο να υλοποιηθεί. Διατηρώντας τη παραμετρική μορφή του μοντέλου της εικόνας, αναμένεται ότι η επίδοση της ανίχνευσης θα προσεγγίσει εκείνη της μη-βέλτιστης μη-παραμετρικής μορφής του εύρωστου ανιχνευτή.

Η χρήση των καταγραφών μεγάλου μεγέθους είναι επιθυμητή (κάτι που ισχύει στη περίπτωση των εικόνων που χρησιμοποιούμε και έχουν μέγεθος 512x512), αφού κατ' αυτόν τον τρόπο σημαντικές ιδιότητες εμφανίζονται να ισχύουν. Το βασικό θεώρημα σχετίζει την επίδοση του GLRT, που απαιτεί την εκτίμηση των παραμέτρων του «θορύβου» και του σήματος της ανίχνευσης, με την επίδοση του GLRT, που υποθέτει ότι οι παράμετροι του θορύβου είναι πλήρως γνωστοί και δεν υπάρχει ανάγκη εκτίμησής τους (clairvoyant GLRT). Στη περίπτωση του προβλήματος ανίχνευσης του γνωστού σήματος (εκτός του πλάτους του) μέσα σε «θόρυβο» του οποίου τα δείγματα είναι ανεξάρτητα και ομοιόμορφα κατανομημένα, δηλώνει ότι η *ασυμπτωτική (μεγάλο μήκος δεδομένων) επίδοση του GLRT είναι ίση με αυτή της clairvoyant GLRT ανιχνευτή εάν η σ.π.π. του «θορύβου» είναι συμμετρική*³. Συνεπώς, ο GLRT ασυμπτωτικά προσεγγίζει ένα άνω όριο όσον αφορά την επίδοση οπότε μπορεί να ειπωθεί ότι είναι ασυμπτωτικά βέλτιστος για τη συγκεκριμένη κλάση προβλημάτων ανίχνευσης [88].

Το στατιστικό ελέγχου για τον RAO ανιχνευτή είναι εύκολο να οριστεί και στη περίπτωση της Student-*t* για το προτεινόμενο μοντέλο εικόνας δίνεται από τη σχέση:

$$T_R(\tilde{\mathbf{y}}'; \tilde{\lambda}, \tilde{\nu}) = \frac{\left[\sum_{k=1}^P \sum_{i=1}^N w_i^{t_k} \frac{\lambda_k (\nu_k + 1) y_i^{t_k}}{\nu_k + \lambda_k (y_i^{t_k})^2} \right]^2}{\frac{1}{N} \sum_{k=1}^P \sum_{i=1}^N (w_i^{t_k})^2 \sum_{k=1}^P \sum_{i=1}^N \left(\frac{\lambda_k (\nu_k + 1) y_i^{t_k}}{\nu_k + \lambda_k (y_i^{t_k})^2} \right)^2} \begin{matrix} > T & H_0 \\ < T & H_1 \end{matrix} \quad (5.17)$$

Από τη τελευταία εξίσωση είναι ξεκάθαρο ότι δεν απαιτείται η γνώση της ισχύος του υδατόσημου.

³ Παραδείγματα συμμετρικών σ.π.π. είναι η Gaussian, η Laplacian και η μείξη Gaussian κατανομών.

5.8.3 GLRT ανιχνευτής και RAO ανιχνευτής για το “Reduced” μοντέλο

Το μοντέλο που χρησιμοποιούμε για σύγκριση είναι ουσιαστικά το μοντέλο του προηγούμενου κεφαλαίου το οποίο βασικά υποθέτει ότι οι παρατηρήσεις της Σχέσης (5.11) προκύπτουν από ανεξάρτητες Gaussian σ.π.π με διαφορετικές διακυμάνσεις. Το πλεονέκτημα του συγκεκριμένου μοντέλου είναι η απλότητα των Gaussian στατιστικών που χρησιμοποιούνται και το γεγονός ότι οι ανιχνευτές είναι πολύ απλοί. Επιπλέον, έχουν τη μορφή φίλτρων ταιριάσματος (matched filters), ενώ οι υπο-συνθήκη πιθανότητες των παρατηρήσεων δίνονται από τη σχέση:

$$\begin{aligned} p(\tilde{\mathbf{y}}' | H_0; \tilde{\mathbf{a}}) &= \prod_{k=1}^P \prod_{i=1}^N N\left(y_i'^k : 0, (a_i^k)^{-1}\right) \\ p(\tilde{\mathbf{y}}' | H_1; \tilde{\mathbf{a}}) &= \prod_{k=1}^P \prod_{i=1}^N N\left(y_i'^k : \gamma w_i'^k, (a_i^k)^{-1}\right) \end{aligned} \quad (5.18)$$

Για να εξάγουμε το στατιστικό έλεγχο χρησιμοποιούμε το λόγο πιθανοφανειών για τις δύο υποθέσεις, δηλαδή

$$\frac{p(\tilde{\mathbf{y}}' | H_0; \tilde{\mathbf{a}})}{p(\tilde{\mathbf{y}}' | H_1; \tilde{\mathbf{a}})} \underset{H_1}{\overset{H_0}{>}} 1.$$

Είναι προφανές ότι οι παράμετροι $\tilde{\mathbf{a}} = [a_1^1 \dots a_N^P]$ είναι απαραίτητοι για το τελικό ανιχνευτή του προτεινόμενου ελέγχου. Αν οι μέγιστες εκτιμήσεις αυτών των παραμέτρων χρησιμοποιούνται στον προτεινόμενο έλεγχο, τότε ουσιαστικά έχουμε το Γενικευμένο Έλεγχο του Λόγου Πιθανοφανειών (GLRT) [87]. Όπως έχουμε δείξει στα προηγούμενα, εάν υποθέσουμε ότι οι εκτιμήσεις των παραμέτρων $\tilde{\mathbf{a}}$ είναι ίσες και για τις δύο υποθέσεις, τότε ο στατιστικός έλεγχος παίρνει την απλή μορφή:

$$T_{PGLRT}(\tilde{\mathbf{y}}'; \tilde{\mathbf{a}}) = \sum_{k=1}^P \sum_{i=1}^N y_i'^k w_i'^k a_i^k \underset{H_1}{\overset{H_0}{>}} T \quad (5.19)$$

όπου T είναι το κατώφλι που ορίζει τον συμβιβασμό μεταξύ των πιθανοτήτων λανθασμένης ανίχνευσης και ανίχνευσης του ανιχνευτή [87]. Είναι επίσης ξεκάθαρο από την εξίσωση (5.19) ότι ο συγκεκριμένος ανιχνευτής δεν εξαρτάται από την ισχύ του υδατόσημου γ . Στα επόμενα το συγκεκριμένο μοντέλο και οι αντίστοιχοι ανιχνευτές που προκύπτουν από αυτό θα αναφέρεται ως “reduced”.

Ο Rao έλεγχος είναι επίσης γνωστός ότι μας δίνει ανιχνευτές που δεν εξαρτώνται από την ισχύ του υδατόσημου γ και ότι είναι ασυμπτωτικά ισοδύναμος με έναν ανιχνευτή με γνωστές παραμέτρους. Ο RAO έλεγχος γι' αυτό το μοντέλο είναι ως γνωστόν:

$$T_R(\tilde{\mathbf{y}}'; \tilde{\mathbf{a}}) = \frac{\left[\sum_{k=1}^P \sum_{i=1}^N w_i^{*k} a_i^k y_i'^k \right]^2}{\frac{1}{2N} \sum_{k=1}^P \sum_{i=1}^N (w_i^{*k})^2 \sum_{k=1}^P \sum_{i=1}^N (a_i^k y_i'^k)^2} \begin{matrix} > T & H_0 \\ < T & H_1 \end{matrix} \quad (5.20)$$

5.9 Πειραματικά Αποτελέσματα

Στο πλαίσιο των πειραματικών αποτελεσμάτων μας ενδιαφέρει να ελέγξουμε την επίδοση των προτεινόμενων ανιχνευτών. Για το λόγο αυτό για λόγους στατιστικής αξιοπιστίας (statistical significance) σε σχέση με τα αποτελέσματά μας χρησιμοποιήσαμε 100 αντιπροσωπευτικές εικόνες (5 από κάθε μία από 20 κατηγορίες) από τη γνωστή βάση δεδομένων Microsoft Image Recognition database [89]. Και στη κατηγορία αυτών των πειραμάτων η ποσοτικοποίησή τους βασίζεται στο λόγο watermark-to-document ratio (WDR), ο οποίος ορίζεται ως:

$$WDR = 20 \log_{10} \left(\frac{\|\gamma \mathbf{w}\|}{\|\mathbf{f}\|} \right) dB$$

Όσον αφορά τη ποσοτικοποίηση της επίδοσης ανίχνευσης του υδατοσήματος, χρησιμοποιούμε τις ROC (Receiver Operating Characteristic) καμπύλες και πιο συγκεκριμένα το εμβαδό της επιφάνειας που περικλείεται στο διάστημα [0-0.1] και το εμβαδό της επιφάνειας που περικλείεται κάτω από ολόκληρη την καμπύλη. Στη πρώτη περίπτωση μας ενδιαφέρει μας ενδιαφέρει η επίδοση σε χαμηλούς ρυθμούς λανθασμένης ανίχνευσης και στη δεύτερη περίπτωση μας ενδιαφέρει η συνολική επίδοση του ανιχνευτή. Οι δύο προαναφερόμενες μετρικές στα επόμενα θα ονομάζονται AUROC1 και AUROC2 αντίστοιχα. Οι ROC καμπύλες εξήχθησαν χρησιμοποιώντας το ίδιο υδατόσημο το οποίο προστέθηκε σε 100 διαφορετικές εικόνες της βάσης δεδομένων και ο τελικός στατιστικός έλεγχος αποτιμήθηκε για τις 100 εικόνες με το υδατόσημο και τις 100 εικόνες χωρίς το υδατόσημο.

Για λόγους σύγκρισης μελετήσαμε και τους ανιχνευτές που βασίζονται στο wavelet μετασχηματισμό και τη μοντελοποίηση των συντελεστών με τη Generalized Gaussian σ.π.π. Σύμφωνα με όσα γνωρίζουμε συνήθως στη βιβλιογραφία χρησιμοποιείται ένα μη-προσαρμόσιμο μοντέλο π.χ. στην εργασία [65], όπου εφαρμόζεται ένα GGD μοντέλο για όλες τις υπομπάντες του μετασχηματισμού. Στα πειράματά μας όμως, χρησιμοποιήσαμε μια «προσαρμόσιμη» μοντελοποίηση βασισμένη στη GGD σ.π.π., δηλαδή για κάθε wavelet μπάνα χρησιμοποιήσαμε διαφορετικό GGD μοντέλο. Στη περίπτωση που αναφέρουμε υποθέσαμε ότι γνωρίζουμε την ισχύ του υδατόσημου γ .

Για λόγους δικαιοσύνης σε σχέση με τους wavelet GGD ανιχνευτές, η ένθεση του υδατόσημου πραγματοποιήθηκε στο πεδίο του wavelet μετασχηματισμού. Επιλέξαμε για την ένθεση, το δεύτερο επίπεδο του μετασχηματισμού και χρησιμοποιήσαμε τα db8 δι-διάστατα διαχωρίσιμα φίλτρα [94]. Σε όλα τα πειράματα οι εικόνες είχαν δεχθεί κβαντοποίηση χρησιμοποιώντας 8 bits/pixel στο χωρικό πεδίο πριν την ανίχνευση υδατοσήματος. Επίσης χρησιμοποιήθηκαν δύο \mathbf{Q}_k που αντιστοιχούν στις δύο βασικές διαφορές μέσα στην εικόνα.

Οι παράμετροι $\tilde{\lambda}, \tilde{\nu}$ που χρησιμοποιήθηκαν στον GLRT και στο Rao ανιχνευτή στις εξισώσεις (5.13) και (5.15) εξήχθησαν στο M-βήμα (βήμα Μεγιστοποίησης) του αλγορίθμου EM όπου εφαρμόστηκαν σε κάθε $\tilde{\mathbf{y}}^{tk}$ ξεχωριστά για κάθε $k = 1, 2$.

Για τους GLRT και RAO ελέγχους στις εξισώσεις (5.19) και (5.20) οι παράμετροι $\tilde{\mathbf{a}} = [a_1^1 \dots a_N^2]$ εκτιμήθηκαν μέσω του αλγορίθμου εκτίμησης της Μέγιστης εκ των Υστέρων κατανομής (MAP) αφού το μοντέλο στην εξίσωση (4.3) έχει τόσες παραμέτρους, όσες και οι παρατηρήσεις, με συνέπεια να αδυνατούμε να χρησιμοποιήσουμε εκτιμήσεις Μέγιστης Πιθανοφάνειας. Η συγκεκριμένη MAP εκτίμηση όπως είδαμε και στο προηγούμενο κεφάλαιο υποθέτει ότι τα $\tilde{\mathbf{a}}$ υπακούουν σε Gamma εκ των προτέρων κατανομές αν και οι παράμετροι της κατανομής βρίσκονται με ευρετικές μεθόδους. Πρέπει να σημειώσουμε ότι η χρήση του υπο συνθήκη μέσου της εκ των υστέρων κατανομής (που εξήχθη στο E-βήμα του EM αλγορίθμου χρησιμοποιώντας το Student-t μοντέλο εικόνας), στο μοντέλο του προηγούμενου κεφαλαίου, είχε σαν αποτέλεσμα πολύ φτωχά αποτελέσματα για αυτό το μοντέλο.

Στα πειράματα που πραγματοποιήσαμε, ελέγξαμε τους προτεινόμενους ανιχνευτές για ένα πλήθος διαφορετικών WDR στο σύνολο των 100 εικόνων, όπως αυτό εξηγείται στα επόμενα. Πιο συγκεκριμένα, στον Πίνακα 5.1 υπολογίσαμε τις AUROC1 και AUROC2 για διαφορετικά WDR για το GLRT ανιχνευτή χρησιμοποιώντας τους ανιχνευτές των Σχέσεων (5.16) και (5.19). Στο Πίνακα 5.2, υπολογίσαμε τις ίδιες μετρικές αλλά για τους ανιχνευτές στις εξισώσεις (5.17) και (5.20). Στο Πίνακα 5.3 επιδεικνύουμε τις συγκρίσεις και με τους δύο ανιχνευτές (GLRT και RAO) που βασίζονται στη GGD μοντελοποίηση των συντελεστών του μετασχηματισμού κυματιδίου[65].

Είναι σημαντικό να τονίσουμε ότι στη περίπτωση του απλοποιημένου μοντέλου μία εκ των παραμέτρων της Gamma κατανομής, η οποία εμπεριέχεται στη MAP εκτίμηση των παραμέτρων της διακύμανσης (παράμετρος $-l-$) ήταν σταθερή για όλο το πλήθος των εικόνων που χρησιμοποιήθηκαν. Στη περίπτωση όμως που χρησιμοποιούμε το Student-t μοντέλο, για κάθε εικόνα υπήρχε ξεχωριστή αυτοματοποιημένη εκτίμηση των παραμέτρων του μοντέλου.

Η μετρική AUROC στους Πίνακες 5.1, 5.2, 5.3 αποδεικνύει τη ξεκάθαρη ανωτερότητα των προτεινόμενων ανιχνευτών που βασίζονται στη Student's-*t* μοντελοποίηση της εικόνας σε σχέση με τους Gaussian ανιχνευτές που βασίζονται στο «απλοποιημένο» μοντέλο και τους προηγούμενους ανιχνευτές που βασίζονται στη GGD μοντελοποίηση των συντελεστών του wavelet πεδίου [65]. Επιπλέον, είναι ξεκάθαρο από τους πίνακες ότι ο GLRT ανιχνευτής που χρησιμοποιεί την εκτίμηση μέγιστης πιθανοφάνειας έχει συγκριτικά καλύτερη επίδοση από το Rao έλεγχο που δεν απαιτεί τη γνώση της ισχύος του υδατόσημου.

Πίνακας 5.1: AUROC1 και AUROC2 για τον GLRT ανιχνευτή χρησιμοποιώντας 100 εικόνες της χρησιμοποιούμενης βάσης δεδομένων.

GLRT ANIXNEYTES		
	<i>Gaussian, Εξ. (5.19)</i>	<i>Student-t, Εξ. (5.16)</i>
WDR	AUROC1/AUROC2	AUROC1/AUROC2
-63	0.0831/0.9512	0.1/1.0
-64	0.0763/0.9238	0.1/1.0
-65	0.0746/0.9149	0.1/1.0

Πίνακας 5.2: AUROC1 και AUROC2 για τον RAO ανιχνευτή χρησιμοποιώντας 100 εικόνες της χρησιμοποιούμενης βάσης δεδομένων.

RAO ANIXNEYTES		
	<i>Gaussian Εξ. (5.20)</i>	<i>Student-t, Εξ. (5.17)</i>
WDR	AUROC1/ AUROC2	AUROC1/ AUROC2
-62	(0.0775,0.9848)	(0.1,1.0)
-63	(0.0694,0.9432)	(0.1,1.0)
-64	(0.0389,0.8106)	(0.0959,0.9951)

Πίνακας 5.3: AUROC1 και AUROC2 για τον GGD ανιχνευτή χρησιμοποιώντας 100 εικόνες της χρησιμοποιούμενης βάσης δεδομένων για λόγους σύγκρισης

ANIXNEYTEΣ ΒΑΣΙΣΜΕΝΟΙ ΣΤΟ GGD ΜΟΝΤΕΛΟ			
GLRT		RAO	
WDR	AUROC1/ AUROC2	WDR	AUROC1/ AUROC2
-63	(0.0041, 0.6039)	-62	(0.0672,0.9165)
-64	(0.0052, 0.5307)	-63	(0.0348, 0.8001)
-65	(0.0014, 0.5051)	-64	(0.0300,0.5419)

Για να εμβαθύνουμε ακόμη περισσότερο, θα δούμε στα επόμενα την εφαρμογή της Student-t κατανομής στο πρόβλημα της υδατοσήμανσης τυχαίου υδατόσημου, δηλαδή θα δοκιμάσουμε τον ανιχνευτή που βασίζεται στη προτεινόμενη κατανομή για το πρόβλημα της υδατοσήμανσης τριών γνωστών εικόνων (“Lena” και “Bridge” και “Boat”) με τη χρήση 100 τυχαίων spread spectrum υδατόσημων. Η αποτίμηση του ανιχνευτή θα γίνει κάθε φορά για τη περίπτωση της υδατοσημασμένης και της μη-υδατοσημασμένης εικόνας και στο τέλος συνολικά θα παράξουμε την αντίστοιχη ROC καμπύλη για να δούμε την επίδοση που καταγράφει ο συγκεκριμένος ανιχνευτής.

Πίνακας 5.4: AUROC1 και AUROC2 για τον προτεινόμενο ανιχνευτή χρησιμοποιώντας τις εικόνες “Lena”, “Bridge” και “Boat”.

Εικόνα	Lena		Bridge		Boat
WDR	(AUROC1,AUROC2)	WDR	(AUROC1,AUROC2)	WDR	(AUROC1,AUROC2)
-71	(0.9621,0.0629)	-66	(0.5403, 0.0061)	-67	(0.6103, 0.0091)
-72	(0.9572, 0.0622)	-67	(0.5358, 0.0057)	-68	(0.5969, 0.0120)
-73	(0.9479, -.00524)	-68	(0.5315, 0.0059)	-69	(0.5961, 0.0079)
-74	(0.9284, 0.0454)	-69	(0.5292, 0.0056)	-70	(0.5729, 0.0080)
-75	(0.8571, 0.0248)	-70	(0.5266, 0.0042)	-71	(0.5517, 0.0067)

Για καλύτερη κατανόηση των αποτελεσμάτων θα χρησιμοποιήσουμε πάλι τις μετρικές που υπολογίζουν το εμβαδό που περικλείεται από τις ROC καμπύλες, AUROC1 και AUROC2. Για να δούμε την επιτυχία του συγκεκριμένου ανιχνευτή θα δώσουμε αναλυτικά αποτελέσματα της επίδοσής του για χαμηλά WDR, όπου αν παρατηρήσει κανείς είναι καλύτερα από τη περίπτωση της προτεινόμενης εκ των προτέρων κατανομής εικόνας του

προηγούμενου κεφαλαίου για τις αντίστοιχες εικόνες. Αυτό σημαίνει ότι εξακολουθεί να έχει υψηλή επίδοση ανίχνευσης ακόμα και σε πιο χαμηλά εν-συγκρίσει WDR τόσο με τον ανιχνευτή που βασίζεται στην GG σ.π.π., όσο και με τους προτεινόμενους ανιχνευτές του προηγούμενου κεφαλαίου.

5.10 Συμπεράσματα και Μελλοντικές κατευθύνσεις

Στο συγκεκριμένο κεφάλαιο προτείναμε μία νέα οικογένεια ανιχνευτών για το πρόβλημα της αθροιστικής υδατοσήμανσης που βασίζεται στη Student's- t μοντελοποίηση για μία εικόνα. Ο αλγόριθμος EM χρησιμοποιείται για την εύρεση της Μέγιστης Πιθανοφάνειας εκτίμησης των παραμέτρων που χρησιμοποιούνται στους προτεινόμενους ανιχνευτές. Οι συγκεκριμένοι ανιχνευτές με άμεσο τρόπο επεκτείνονται και για τη περίπτωση που η ισχύς των υδατόσημων είναι άγνωστη.

Ως μελλοντική κατεύθυνση στοχεύουμε να χρησιμοποιήσουμε περισσότερες από δύο βασικές διαφορές Q_k για $k = 1, \dots, P$, με $P \geq 3$ καθώς και πολυδιάστατα μοντέλα μείξης για μία εικόνα. Επιπλέον, στοχεύουμε στη στατιστική μοντελοποίηση των τελικών σημάτων που προκύπτουν από επιθέσεις με σκοπό να εξάγουμε ανιχνευτές που θα είναι εύρωστοι στις επιθέσεις.

Κεφάλαιο 6

Εύρωστη ανίχνευση υδατοσήματος με τη χρήση μίας νέας χωρικά σταθμισμένης Total Variation εκ των προτέρων κατανομή εικόνας

- 6.1 Εισαγωγή
 - 6.2 Μοντελοποίηση εικόνας βασισμένη στη Total-Variation συνάρτηση πυκνότητας πιθανότητας
 - 6.3 Πρόβλημα προσθετικής υδατοσήμανσης και προτεινόμενο μοντέλο εικόνας
 - 6.4 Προτεινόμενος ανιχνευτής βασισμένος στο TV μοντέλο εικόνας
 - 6.5 Εκτίμηση παραμέτρων και ανιχνευτής υδατοσήματος βασισμένος στην Total-Variation εκ των προτέρων κατανομή
 - 6.6 Πειραματικά αποτελέσματα
 - 6.6.1 Ομάδα Πειραμάτων I: Εφαρμογή ανιχνευτή βασισμένος στην TV εκ των προτέρων κατανομή σε γνωστές εικόνες
 - 6.6.2 Ομάδα Πειραμάτων II: Εφαρμογή ανιχνευτή βασισμένος στην TV εκ των προτέρων κατανομή σε εικόνες βάσης δεδομένων
 - 6.6.3 Ομάδα Πειραμάτων III: Εφαρμογή της Total Variation χρησιμοποιώντας την EM μεθοδολογία για την εκτίμηση των παραμέτρων
 - 6.6.4 Ομάδα Πειραμάτων IV: ευρωστία προτεινόμενου ανιχνευτή
 - 6.6 Συμπεράσματα και μελλοντική εργασία
-

6.1 Εισαγωγή

Στο κεφάλαιο αυτό επανεξετάζουμε το πρόβλημα της υδατοσήμανσης από τη σκοπιά της ανθεκτικής ανίχνευσης της κρυφής πληροφορίας (υδατόσημο) που μεταφέρουν οι ψηφιακές εικόνες. Είναι γνωστό ότι ένα σχήμα ένθεσης υδατόσημου ενσωματώνει ένα υδατόσημο στο πλαίσιο ενός ψηφιακού περιεχομένου, το οποίο ονομάζεται και *φιλοξενών περιεχόμενο* (*host content*) με συνέπεια να προκαλούνται διάφορες τροποποιήσεις. Όπως ειπώθηκε και στα προηγούμενα κεφάλαια, η ανίχνευση του υδατόσημου έχει κοινά γνωρίσματα με το γνωστό πρόβλημα των επικοινωνιών και της αξιόπιστης μετάδοσης ενός αδύναμου σήματος διαμέσου ενός θορυβώδους καναλιού, όπου ζητούμενο είναι η ανίχνευση της παρουσίας ή μη του σήματος από τη πλευρά του δέκτη [1], [4].

Κατ' αυτόν τον τρόπο μπορούμε να θεωρήσουμε ότι στο πρόβλημα της ανίχνευσης του προσθετικού υδατοσήματος αναζητούμε στα περιέχοντα δεδομένα είτε τη παρουσία της ένθετης πληροφορίας, είτε συμπεραίνουμε για την απουσία της [2]. Αντιμετωπίζοντας την εικόνα ως θόρυβο που τροποποιεί τη πληροφορία του υδατοσήματος (το οποίο θεωρούμε γνωστό), μας ενδιαφέρει να βρούμε ένα κατάλληλο στατιστικό μοντέλο για την εικόνα που θα μας οδηγεί σε ένα στατιστικό έλεγχο ικανό για την ανίχνευση της παρουσίας/απουσίας του υδατοσήματος με έναν αποδοτικό και εύρωστο τρόπο. Όπως έχουμε προαναφέρει στη παρούσα διατριβή μία τέτοια θεώρηση του προβλήματος της υδατοσήμανσης μας οδηγεί στο να ορίσουμε το πρόβλημα που αντιμετωπίζουμε ως ένα πρόβλημα ελέγχου δυαδικής υπόθεσης. [14]

Η πρόκληση της ανίχνευσης της πληροφορίας του υδατοσήματος σε συνδυασμό με την αναζήτηση νέων μοντέλων που να περιγράφουν μία εικόνα, έχει αυξήσει την αναγκαιότητα για ανάπτυξη νέων μαθηματικών μοντέλων γι' αυτό το σκοπό. Σε αυτό το πλαίσιο διερευνούμε τα χωρικά προσαρμοζόμενα μοντέλα εικόνας και τη συνεπαγόμενη εφαρμογή τους στην ανθεκτική ανίχνευση στο πρόβλημα της υδατοσήμανσης. Όπως είδαμε και στα προηγούμενα κεφάλαια, βασιζόμενοι σε επιτυχώς εφαρμοζόμενα μοντέλα στο πεδίο της ανακατασκευής εικόνας, προτείναμε ένα νέο, ιεραρχικό, τοπικά προσαρμοστικό μοντέλο για την ανίχνευση του υδατοσήματος [138], [142],[148],[151].

Η Total Variation (TV) έχει αναγνωριστεί ως ιδιαίτερα σημαντική κατανομή για λόγους ευρωστίας [95]. Στο προκείμενο κεφάλαιο, εκκινώντας από την ίδια αφετηρία του πεδίου της ανακατασκευής εικόνας, προτείνουμε μία νέα, ισχυρή εκδοχή της εκ των προτέρων κατανομής για την εικόνα μας, γνωστή ως Total Variation (TV) [98], [86] και επιβεβαιώνουμε την εφαρμογή της στο πρόβλημα της υδατοσήμανσης. Για πρώτη φορά, εξ' όσων γνωρίζουμε, η συγκεκριμένη κατανομή εικόνας εφαρμόζεται στο πρόβλημα της ανίχνευσης υδατοσήματος. Όπως θα δούμε στα επόμενα το συγκεκριμένο μοντέλο αποτελεί τη βάση για την ανάπτυξη ανιχνευτών που εμφανίζουν συγκριτική υπεροχή ως προς την επίδοση της ανίχνευσης μαζί με αυξημένη ευρωστία σε σχέση με προηγούμενους προτεινόμενους ανιχνευτές όπως οι [87] και [65]. Πιο συγκεκριμένα, η συγκεκριμένη εκ των προτέρων κατανομή χρησιμοποιεί μία χωρικά σταθμισμένη έκδοση της TV, η οποία δίνει στην κατανομή μας την ευελιξία να μοντελοποιεί καλύτερα τα τοπικά χωρικά χαρακτηριστικά της εικόνας σε σχέση με την TV όταν αυτή χρησιμοποιείται με την «κλασική» έννοια.

Η έννοια του Total Variation αρχικά προτάθηκε στα προβλήματα απομάκρυνσης του θορύβου [96], ενώ στη συνέχεια έγινε δημοφιλής και σε άλλα πεδία της ψηφιακής

επεξεργασίας εικόνας, όπως η ανακατασκευή εικόνας [97], [98], [137]. Αποτελεί εξάλλου σημαντική κατανομή όσον αφορά την εύρωστη στατιστική (robust statistics) [95] ενώ έχει χρησιμοποιηθεί εκτεταμένα ως κανονικοποιητής (regularizer) σε προβλήματα ανακατασκευής εικόνας, αφού παρέχει τη δυνατότητα ταυτόχρονης διατήρησης των ακμών και περιορισμού του θορύβου στις ομαλές περιοχές της εικόνας [97], [98], [137]

Η πρόταση μίας τέτοιας εκ των προτέρων κατανομής εισάγει νέα χαρακτηριστικά ιδιαίτερης σημασίας τα οποία όπως θα δούμε στα επόμενα εφαρμόζονται με άμεσο τρόπο στο πρόβλημα της υδατοσήμανσης εικόνων. Όπως θα γίνει αντιληπτό, η συγκεκριμένη εκ των προτέρων κατανομή αναπαριστά καλύτερα τα σημαντικά χαρακτηριστικά των εικόνων στις κύριες κατευθύνσεις, προσφέροντας ένα νέο στατιστικό έλεγχο ο οποίος έχει καλύτερη επίδοση συγκρινόμενος με προηγούμενα χωρικά προσαρμοζόμενα μοντέλα [138] και άλλες γνωστές τεχνικές ανίχνευσης στο πρόβλημα της υδατοσήμανσης όπως π.χ. η χρήση της Γενικευμένης Gaussian σ.π.π για τη μοντελοποίηση των DWT συντελεστών [66],[67]. Η βασική ιδέα της πρότασής μας βασίζεται στη ταυτόχρονη χρήση των στοιχείων της εικόνας που εμφανίζουν υψηλή δραστηριότητα, οπότε έτσι επιτρέπεται στον προτεινόμενο ανιχνευτή να διατηρήσει την ίδια υψηλή επίδοση ως προς την ανίχνευση ακόμα και μετά την εφαρμογή επιθέσεων που πραγματοποιούνται είτε στο πλαίσιο της συνήθους χρήσης των εικόνων, είτε με κάποιο σκοπό.

Κατ' αυτόν τον τρόπο, το προτεινόμενο μοντέλο της εικόνας μας συλλαμβάνει τη συμπεριφορά των τοπικών μεταβολών της, κάνοντας χρήση διαφόρων παραμέτρων. Η αποφυγή του συνεπαγόμενου προβλήματος της υπερ-παραμετροποίησης που η εισαγωγή των τοπικών χωρικών βαρών εισάγει, μπορεί να επιλυθεί καταφεύγοντας στη μέγιστη εκ των υστέρων μέθοδο εκτίμησης (MAP). Κάτι τέτοιο καθίσταται δυνατό λόγω της ιεραρχικής δομής του προτεινόμενου μοντέλου όπου τα χωρικά βάρη είναι τυχαίες μεταβλητές που υπακούουν σε μία συγκεκριμένη εκ των προτέρων κατανομή. Στη περίπτωση αυτή η επίδοση του ανιχνευτή μας είναι συγκριτικά καλύτερη ενώ σημαντικό είναι ότι εμφανίζει και καλύτερες ιδιότητες ανθεκτικότητας.

Επιπλέον των προηγούμενων, εάν πραγματοποιήσουμε μία διαφορετική τυποποίηση, όπου κάνουμε χρήση δύο επιπέδων τυχαίων μεταβλητών, διακρίνουμε μία ποιοτική διαφορά. Η περιθωριοποίηση των μεταβλητών του δευτέρου επιπέδου οδηγεί σε μία συνάρτηση πυκνότητας πιθανότητας που μοιάζει με τη Student-t κατανομή [90] και μας οδηγεί με τη σειρά της σε μία εναλλακτική μορφή του στατιστικού ελέγχου. Το πλεονέκτημα αυτού του μοντέλου εστιάζεται στο γεγονός ότι προσφέρει μία αναλυτική λύση σε κλειστή μορφή μέσω του EM αλγορίθμου, εξακολουθώντας να εμφανίζει υψηλή επίδοση για πολύ χαμηλούς

λόγους ενεργειών υδατοσήματος προς εικόνα. Επιπλέον, αυτό το μοντέλο εμφανίζει ένα είδος στατιστικής ευρωστίας με την έννοια ότι μπορεί να εφαρμοστεί σε μία μεγάλη κλάση πραγματικών εικόνων.

Στα επόμενα θα αναφερθούμε στη μοντελοποίηση της εικόνας που βασίζεται στην σταθμισμένη εκδοχή της Total Variation σ.π.π. και θα τη συσχετίσουμε με το πρόβλημα της αθροιστικής υδατοσήμανσης προτείνοντας νέους ανιχνευτές για το συγκεκριμένο πρόβλημα. Στη συνέχεια θα προτείνουμε τρόπους εκτίμησης των παραμέτρων ενώ στο τέλος θα παραθέσουμε τα πειραματικά αποτελέσματα.

6.2 Μοντελοποίηση εικόνας βασισμένη στη Total-Variation συνάρτηση πυκνότητας πιθανότητας

Στο κεφάλαιο αυτό, η προτεινόμενη μοντελοποίηση λαμβάνει υπόψη της τις πρώτης τάξης διαφορές κατά μήκος της οριζόντιας και κατακόρυφης κατεύθυνσης με τρόπο παρόμοιο με αυτόν που αναφέρθηκε στα προηγούμενα κεφάλαια ή έχει παρουσιαστεί σε διάφορες ερευνητικές εργασίες [81], [138]. Συνεπώς, δηλώνοντας μία εικόνα ως \mathbf{f} με μέγεθος $N \times 1$, για να ορίσουμε τους τελεστές πρώτων διαφορών ως προς τη κάθετη και την οριζόντια κατεύθυνση \mathbf{D}_k με $k = x, y$ χρειάζεται να καθορίσουμε τους αντίστοιχους τελεστές μεγέθους $N \times N$. Θεωρώντας κι εδώ λεξικογραφική σειρά, οι θέσεις των pixels σημειώνονται με $-i-$ και οι τιμές της εικόνας στις αντίστοιχες θέσεις με $\mathbf{f}(i)$.

Τα διανύσματα των υπολοίπων δηλώνονται με $\boldsymbol{\varepsilon}_k = [\varepsilon_k(1), \varepsilon_k(2), \dots, \varepsilon_k(N)]^T$, $k = x, y$, όπου N είναι ο συνολικός αριθμός των pixels της εικόνας. Στα επόμενα θα κάνουμε χρήση της προαναφερόμενης μονοδιάστατης σημειογραφίας.

Στον ορισμό του Total-Variation [96],[97],[98],[137] γίνεται χρήση των διανυσμάτων που περιέχουν τις οριζόντιες και κάθετες πρώτες διαφορές \mathbf{D}_x και \mathbf{D}_y αντίστοιχα και δίνονται από τη σχέση:

$$\mathbf{TV}(\mathbf{f}) = \sum_{i=1}^N \sqrt{[\mathbf{D}_x \mathbf{f}]_i^2 + [\mathbf{D}_y \mathbf{f}]_i^2} \quad (6.1)$$

Είναι ξεκάθαρο ότι η βασική ιδέα της χρήσης των πρώτης τάξης διαφορών στις βασικές κατευθύνσεις σχετίζεται άμεσα με το προτεινόμενο μοντέλο δημιουργίας της εικόνας με τον τρόπο που περιγράφουμε στα επόμενα. Η προτεινόμενη εκ των προτέρων κατανομή εφαρμόζεται από κοινού στις προαναφερόμενες κατευθυνόμενες διαφορές της εικόνας

(IDDs), οπότε η από κοινού συνάρτηση πυκνότητα πιθανότητας των λαθών μπορεί να οριστεί ως:

$$p(\mathbf{f}; \tilde{\mathbf{a}}) \propto \prod_{i=1}^N \left[a^2(i) \exp \left\{ -a(i) \sqrt{[\mathbf{D}_x \mathbf{f}]_i^2 + [\mathbf{D}_y \mathbf{f}]_i^2} \right\} \right] \quad i = 1, \dots, N \quad (6.2)$$

όπου $\tilde{\mathbf{a}} = [a(1) \dots a(N)]$ τα βάρη που συλλαμβάνουν τη «χωρική δραστηριότητα» σε κάθε θέση της εικόνας, ουσιαστικά μοντελοποιούν τη δομή της εικόνας και κατ' αυτόν τον τρόπο εισάγουν τη κρίσιμη εκ των προτέρων πληροφορία σε σχέση με την εικόνα.

Το μόνο πρόβλημα που προσμετρούμε σε αυτή τη περίπτωση, είναι οι δυσκολίες που εισάγονται από τις πολλές παραμέτρους $a(i)$ που χρησιμοποιούνται ίσες με το πλήθος των pixels της εικόνας. Για να αντιμετωπίσουμε αυτή τη περίπτωση τις μεταχειριζόμαστε ως τυχαίες μεταβλητές ορίζοντας μίας υπερ-εκ των προτέρων (hyper-prior) κατανομή σε αυτές.

Στη πιο πάνω μοντελοποίηση οι παράμετροι $a(i)$ υπακούουν στη Gamma σ.π.π., η οποία δίνεται και εδώ από τη γνωστή από τα προηγούμενα παραμετροποίηση:

$$p(a(i); m, l) \propto a(i)^{\frac{l-2}{2}} \exp \{ -m(l-2)a(i) \} \quad (6.3)$$

όπου m και l είναι παράμετροι της Gamma σ.π.π.

Η χρήση της Gamma ως hyper-prior σ.π.π. δικαιολογείται με διάφορους τρόπους όπως το γεγονός ότι προσφέρεται ως βάση για τις εξισώσεις ενημέρωσης των $a(i)$ και την αραιή αναπαράσταση των εξόδων των φίλτρων $D_k \mathbf{f}$, $k = 1, 2$. Δικαιολογεί κατ' αυτόν τον τρόπο την επιλογή της για τη διαχείριση των παραμέτρων της εκ των προτέρων κατανομής.

Η συνάρτηση πυκνότητας πιθανότητας που περιγράφει τη κατανομή των $a(i)$ δίνεται από την

$$p(\tilde{\mathbf{a}}; m, l) = C \cdot \prod_{i=1}^N \left(a^{\frac{l-2}{2}}(i) \exp \{ -m(l-2)a(i) \} \right) \quad (6.4)$$

όπου $\tilde{\mathbf{a}} = [a(1) \dots a(N)]$ και C μία σταθερά κανονικοποίησης.

Στο σημείο αυτό ανακύπτει αβίαστα το ερώτημα, *ποια είναι τα κέρδη του προτεινόμενου μοντέλου της εικόνας;* Ως απάντηση πρέπει να τονίσουμε ότι με τη χρήση του συγκεκριμένου μοντέλου έχουμε εμφανή κέρδη σε σχέση με τα προηγούμενα μοντέλα που προτάθηκαν στο τέταρτο κεφάλαιο (και στην εργασία [138]). Στις Εικόνες 6.1 και 6.2 χρησιμοποιώντας γνωστές εικόνες που συναντούμε στο πεδίο της ψηφιακής επεξεργασίας εικόνας επιδεικνύουμε τις τιμές των ποσοτήτων $\log(a^{-1}(i))$.



Εικόνα 6.1. Τέσσερις ευρέως χρησιμοποιούμενες εικόνες του τομέα της ψηφιακής επεξεργασίας εικόνας. α) Barbara, β) Boat, γ) Bridge, δ) Lena.



Εικόνα 6.2. Τιμές της ποσότητας $\log(a^{-1}(i))$ των εικόνων που φαίνονται στην Εικόνα 6.1.

Κοιτώντας την Εικόνα 6.2, είναι προφανές ότι λαμβάνουμε καλύτερες χωρικά προσαρμοστικές ιδιότητες της προτεινόμενης εκ των προτέρων κατανομής συγκριτικά με την εκ των προτέρων κατανομή που προτείνεται στην εργασία [138], αφού τα αξιοπρόσεκτα

στοιχεία μίας εικόνας όπως οι ακμές και τα χαρακτηριστικά υφής μπορεί να αναπαρασταθούν με καλύτερο τρόπο. Η ταυτόχρονη χρήση των IDDs επιβάλλει τη καλύτερη σύλληψη των χαρακτηριστικών της εικόνας στις διαφορετικές διευθύνσεις, όπου οι παράμετροι της κατανομής των παραμέτρων διακύμανσης ελέγχουν το βαθμό της «μη-στασιμότητας» της επιβαλλόμενης εκ των προτέρων κατανομής της εικόνας. Το κέρδος της χωρικά σταθμισμένης Total Variation ως εκ των προτέρων κατανομής για τη διατήρηση των ακμών έχει ευθεία σύνδεση με το πρόβλημα της υδατοσήμανσης, από τη στιγμή που ο προτεινόμενος ανιχνευτής χρησιμοποιώντας το προηγούμενο πλεονέκτημα της εύρωστης μοντελοποίησης της χωρικής δραστηριότητας, τελικά προτείνει έναν κομψό μηχανισμό για την ανίχνευση του υδατοσήματος με τη μορφή ενός νέου στατιστικού ελέγχου.

6.3. Πρόβλημα προσθετικής υδατοσήμανσης και προτεινόμενο μοντέλο εικόνας

Ο συνήθης αθροιστικός κανόνας ένθεσης του υδατοσήματος ορίζεται από τη σχέση:

$$\mathbf{y} = \mathbf{x} + \gamma \mathbf{w} \quad (6.5)$$

όπου \mathbf{x} , \mathbf{y} είναι οι αρχικές και οι υδατοσημασμένες εικόνες αντίστοιχα και \mathbf{w} είναι η εικόνα του υδατοσήματος. Η ισχύς του υδατοσήματος ελέγχεται από τον παράγοντα κέρδους γ οπότε για να διατηρηθεί η οπτική ποιότητα της αρχικής εικόνας συνήθως οι τιμές της συγκεκριμένης παραμέτρου θα πρέπει να είναι πολύ μικρές ως προς το πλάτος τους. Ο στόχος της ανίχνευσης υδατοσήματος είναι να γίνει επιβεβαίωση του πότε ένα υδατόσημο \mathbf{w} είναι παρόν ή όχι όταν εξετάζουμε μία παρατηρούμενη εικόνα \mathbf{y} η οποία έχει πιθανόν υδατοσημανθεί και/η έχει γίνει στόχος σκοπούμενης ή μη επίθεσης [65], [66].

Το πρόβλημα της προσθετικής υδατοσήμανσης μπορεί να τυποποιηθεί ως ένα δυαδικό πρόβλημα υποθέσεων όπου κάποιος πρέπει να αποφασίσει μεταξύ δύο επιθέσεων:

$$\begin{aligned} H_0 : \mathbf{y} &= \mathbf{f} \\ H_1 : \mathbf{y} &= \mathbf{f} + \gamma \mathbf{w} \end{aligned} \quad (6.6a)$$

Η αρχική εικόνα \mathbf{f} είναι άγνωστη ενώ το υδατόσημο \mathbf{w} και η ισχύς γ στο εξής θα θεωρούνται γνωστά. Συνεπώς, στο προτεινόμενο πλαίσιο μετά την εφαρμογή των τελεστών διαφορών καταλήγουμε στο πρόβλημα:

$$\begin{aligned} H_0 : \mathbf{y}'_k &= \boldsymbol{\varepsilon}_k \\ H_1 : \mathbf{y}'_k &= \boldsymbol{\varepsilon}_k + \mathbf{w}'_k \end{aligned}, \quad k=1,2 \quad (6.6\beta)$$

όπου $\mathbf{y}'_k = \mathbf{Q}_k \mathbf{y}$, $\boldsymbol{\varepsilon}_k = \mathbf{Q}_k \mathbf{f}$ και $\mathbf{w}'_k = \gamma \mathbf{Q}_k \mathbf{w}$ είναι τα υπόλοιπα για τα παρατηρούμενα δεδομένα, την αρχική εικόνα και τα υδατοσημασμένα δεδομένα αντίστοιχα. Χρησιμοποιώντας το προτεινόμενο μοντέλο εικόνας της Σχέσης (6.1) έχουμε ότι οι υπο-

συνθήκη πιθανότητες των παρατηρήσεων για τις δύο υποθέσεις στις Σχέσεις (6.6α και 6.6β) είναι:

$$p(\tilde{\mathbf{y}}'; \tilde{\mathbf{a}}, H_0) = C \cdot \left(\prod_{i=1}^N a(i)^2 \right) \times \exp \left\{ \sum_{i=1}^N -a(i) \sqrt{y'_x(i)^2 + y'_y(i)^2} \right\} \quad (6.7)$$

$$p(\tilde{\mathbf{y}}'; \tilde{\mathbf{a}}, H_1) = C \cdot \left(\prod_{i=1}^N a(i)^2 \right) \times \exp \left\{ \sum_{i=1}^N -a(i) \sqrt{(y'_x(i) - w'_x(i))^2 + (y'_y(i) - w'_y(i))^2} \right\} \quad (6.8)$$

όπου $\tilde{\mathbf{y}}' = (\tilde{y}'_1, \tilde{y}'_2)$, $w' = (w'_1, w'_2)$ και C μία σταθερά κανονικοποίησης. Αυτές οι συναρτήσεις πυκνότητας πιθανότητας θα αποτελέσουν το σημείο εκκίνησης στον προτεινόμενο, βασισμένο στη Total Variation ανιχνευτή υδατοσήματος που ακολουθεί στις επόμενες ενότητες του κεφαλαίου.

6.4. Προτεινόμενος ανιχνευτής βασισμένος στο TV μοντέλο εικόνας

Ένας έλεγχος λόγου πιθανοφάνειας είναι όπως έχει ήδη αναφερθεί ένας έλεγχος που βασίζεται στον υπολογισμό του λόγου των μέγιστων τιμών των συναρτήσεων πιθανοφάνειας υπό τις δύο υποθέσεις, του προβλήματος των δυαδικών υποθέσεων της εξίσωσης (6.6). Αν αυτός ο λόγος δηλωθεί ως Λ , τότε έχουμε ότι

$$\Lambda(\tilde{\mathbf{y}}'; \tilde{\mathbf{a}}) = \log \left\{ \frac{p(\tilde{\mathbf{y}}'; \tilde{\mathbf{a}}, H_1)}{p(\tilde{\mathbf{y}}'; \tilde{\mathbf{a}}, H_0)} \right\} \begin{matrix} >_{H_1} \\ <_{H_0} \end{matrix} 0 \quad (6.9)$$

Η έλλειψη γνώσης για τις παραμέτρους $\tilde{\mathbf{a}}$, κάνουν ανεπίτρεπτη τη χρήση αυτού το ελέγχου. Παρόλα αυτά, αν χρησιμοποιήσουμε κάποιου είδους εκτίμηση των παραμέτρων μπορούμε να ξεπεράσουμε τέτοιου είδους δυσκολίες χρησιμοποιώντας το GLRT έλεγχο. Ο έλεγχος δίνεται από τη σχέση:

$$GLRT(\tilde{\mathbf{y}}') = \log \left\{ \frac{p(\tilde{\mathbf{y}}'; \hat{\mathbf{a}}_{/H_1}, H_1)}{p(\tilde{\mathbf{y}}'; \hat{\mathbf{a}}_{/H_0}, H_0)} \right\} \begin{matrix} >_{H_1} \\ <_{H_0} \end{matrix} 0 \quad (6.10)$$

όπου $\hat{\mathbf{a}}_{/H_0}$, $\hat{\mathbf{a}}_{/H_1}$ είναι οι εκτιμήσεις μέγιστης πιθανοφάνειας των $\tilde{\mathbf{a}}$ υπό τις δύο υποθέσεις.

Γνωρίζοντας όμως ότι για να έχουμε GLRT έλεγχο χρειάζεται να χρησιμοποιήσουμε τις εκτιμήσεις Μέγιστης Πιθανοφάνειας (ML – Maximum Likelihood).

Βασιζόμενοι στις υπο-συνθήκη συναρτήσεις πυκνότητας πιθανότητας στις εξισώσεις (6.7), (6.8) μπορούμε να καθορίσουμε το στατιστικό έλεγχο του προτεινόμενου ανιχνευτή ως:

$$T(\tilde{\mathbf{y}}') = \sum_{i=1}^N \hat{a}(i)_{/H_0} \sqrt{(\tilde{\mathbf{y}}'_1(i))^2 + (\tilde{\mathbf{y}}'_2(i))^2} - \hat{a}(i)_{/H_1} \sqrt{\left((\tilde{\mathbf{y}}'_1(i) - \mathbf{w}'_1(i))^2 + (\tilde{\mathbf{y}}'_2(i) - \mathbf{w}'_2(i))^2\right)} \stackrel{H_1}{>} \stackrel{H_0}{<} T. \quad (6.11)$$

Προσπαθώντας να κάνουμε απλοποιήσεις στο προηγούμενο τύπο μέσω της ιδιότητας του ασθενούς σήματος σε σχέση με την ισχύ των περιεχόντων σημάτων, υποθέτουμε ότι οι εκτιμήσεις των $\tilde{\mathbf{a}}$ υπό τις δύο υποθέσεις είναι σχεδόν πανομοιότυπες. Οπότε στη συνέχεια, δουλεύοντας με παρόμοια λογική όπως στη Σχέση (6.9) καταλήγουμε στη σχέση

$$T(\tilde{\mathbf{y}}') = \sum_{i=1}^N \hat{a}(i)_{/H_1} \left(\sqrt{(\tilde{\mathbf{y}}'_1(i))^2 + (\tilde{\mathbf{y}}'_2(i))^2} - \sqrt{\left((\tilde{\mathbf{y}}'_1(i) - \mathbf{w}'_1(i))^2 + (\tilde{\mathbf{y}}'_2(i) - \mathbf{w}'_2(i))^2\right)} \right) \stackrel{H_1}{>} \stackrel{H_0}{<} T \quad (6.12)$$

Η προηγούμενη απλοποιημένη μορφή, μετά από πειραματική ανάλυση, αποδεικνύεται ότι δε δουλεύει στη πράξη, οπότε παρότι υπάρχει λογική να χρησιμοποιηθεί (π.χ. αύξηση της ταχύτητας, μείωση του υπολογιστικού κόστους) δε δουλεύει στη πράξη για το προτεινόμενο μοντέλο του παρόντος κεφαλαίου, σε σχέση με την ανίχνευση. Να σημειωθεί ότι στην Σχέση (6.11) που αφορά το προτεινόμενο ανιχνευτή, κερδίζουμε από το πλεονέκτημα της εκτίμησης των παραμέτρων $\tilde{\mathbf{a}}$ υπό τις δύο υποθέσεις, που σημαίνει ότι αξιοποιούμε τις χωρικά προσαρμοστικές ιδιότητες της προτεινόμενης εκ των προτέρων κατανομής της εικόνας, εισάγοντας αυτές τις εκτιμήσεις στο στατιστικό έλεγχο του ανιχνευτή, ενώ στην Σχέση (6.12) δε μπορούμε να κάνουμε χρήση αυτού του πλεονεκτήματος.

Χρησιμοποιώντας τον GLRT ανιχνευτή ο στατιστικός έλεγχος της εξίσωσης (6.11) είναι ξεκάθαρο ότι απαιτεί τις εκτιμήσεις Μέγιστης Πιθανοφάνειας των παραμέτρων $\hat{a}(i)$. Χωρίς την ύπαρξη διαθέσιμων πολλών δεδομένων για κάθε εκτίμηση προσφεύγουμε στην μέγιστη εκ των υστέρων εκτίμηση (maximum a posteriori-MAP), χρησιμοποιώντας την hyper-prior $p(\tilde{\mathbf{a}}; m, l)$.

Σε ένα Bayesian πλαίσιο, αυτό μας οδηγεί στις εξισώσεις,

$$\hat{a}(i)_{/H_0} = \arg \max_{a(i)} \left\{ \log p(\tilde{\mathbf{a}} | \tilde{\mathbf{y}}', H_0, m, l) \right\} = \arg \max_{a(i)} \left\{ \log p(\tilde{\mathbf{y}}' | \tilde{\mathbf{a}}, H_0) + \log p(\tilde{\mathbf{a}}; m, l) \right\}, \quad (6.13)$$

και

$$\hat{a}(i)_{/H_1} = \arg \max_{a(i)} \left\{ \log p(\tilde{\mathbf{a}} | \tilde{\mathbf{y}}', H_1, m, l) \right\} = \arg \max_{a(i)} \left\{ \log p(\tilde{\mathbf{y}}' | \tilde{\mathbf{a}}, H_1) + \log p(\tilde{\mathbf{a}}; m, l) \right\}, \quad (6.14)$$

όπου λύνοντάς τις, έχουμε ότι:

$$\hat{a}(i)_{/H_0} = \frac{4 + (l - 2)}{2 \left(\sqrt{y'_1(i)^2 + y'_2(i)^2} + m(l - 2) \right)} \quad (6.15)$$

$$\hat{a}(i)_{/H_1} = \frac{4 + (l - 2)}{2 \left(\sqrt{(y'_1(i) - w'_1(i))^2 + (y'_2(i) - w'_2(i))^2 + m(l - 2)} \right)}. \quad (6.16)$$

Είναι ξεκάθαρο ότι η παράμετρος l καθορίζει τη συμπεριφορά των εκτιμητριών, γεγονός που σημαίνει ότι χρησιμοποιώντας αυτή την εκ των προτέρων κατανομή, όπως μπορούμε να παρατηρήσουμε από τα πειράματα και τις προηγούμενες εκτιμώμενες τιμές των $\tilde{\mathbf{a}}$, τα καλύτερα αποτελέσματα εξάγονται για τις τιμές του $l \rightarrow 2$. Επιπλέον, οι εκτιμήσεις οι οποίες «εκφυλίζονται» στην εκτίμηση μέγιστης πιθανοφάνειας προσφέρονται για καλύτερη ευαισθησία ως προς την ανίχνευση του υδατοσήματος.

6.5 Εκτίμηση παραμέτρων και ανιχνευτής υδατοσήματος βασισμένος στην Total-Variation εκ τω προτέρων κατανομή

Όπως είδαμε στην προηγούμενη ενότητα οι παράμετροι της Gamma κατανομής εκτιμήθηκαν βασιζόμενοι στην Μέγιστη εκ των Υστέρων (MAP) μεθοδολογία εκτίμησης, γεγονός που όπως θα γίνει κατανοητό και από τα αποτελέσματα που θα παρουσιαστούν στην ενότητα των αποτελεσμάτων αντιστοιχούν σε τέτοια δομή ανιχνευτή που χρησιμοποιώντας συγκεκριμένες-σταθερές τιμές για τις παραμέτρους της υπερ-εκ-των προτέρων κατανομής, ανεξάρτητες των υπο εξέταση εικόνων, αποδεικνύεται ότι έχουν καλύτερη επίδοση σε σχέση με άλλους γνωστούς ανιχνευτές

Η προαναφερόμενη επιλογή αποδεικνύεται χρήσιμη, όπου η εγκυρότητά της επιβεβαιώνεται από την εφαρμογή της τόσο σε γνωστές εικόνες (π.χ. οι 4 γνωστές εικόνες των “Lena”, “Boat”, “Bridge” και “Barbara”) όσο και στις 200 εικόνες του συνόλου δεδομένων που ανήκει στη Microsoft Image Recognition database [89] που χρησιμοποιήσαμε στα προηγούμενα κεφάλαια.

Το κέρδος μίας τέτοιας επιλογής είναι διπλό. Αρχικά, βασιζόμενοι στη MAP μεθοδολογία και στην λογική του πειραματισμού διαφόρων τιμών για τις παραμέτρους ουσιαστικά προτείνουμε έναν κοινό τρόπο για να αντιμετωπίσουμε το προσδιορισμό των παραμέτρων που χρειαζόμαστε για τη Gamma κατανομή και δεύτερον καταφέρνουμε να μειώσουμε την υπολογιστική πολυπλοκότητα ακόμα περισσότερο.

Η εφαρμογή ενός προσαρμοστικού μοντέλου στο πρόβλημα της προσθετικής υδατοσήμανσης αναζητά ένα πλαίσιο που θα κυριαρχεί στην εκτίμηση των παραμέτρων με διαφορετικό τρόπο για κάθε εικόνα. Αυτό το γεγονός καθιστά τη μέθοδό μας πιο εύρωστη στατιστικά με την έννοια της εφαρμογής σε ένα μεγάλο πλήθος εικόνων με διαφορετικά

χαρακτηριστικά ενώ επιπρόσθετα προσφέρει στην εκ των προτέρων κατανομή που προτείνουμε επιπρόσθετη μαθηματική δικαιολόγηση.

Οι στοχαστικές μέθοδοι προσφέρονται ως πεδίο εύρωστης εκτίμησης παραμέτρων και γι' αυτό το λόγο, ακολουθώντας ένα Bayesian πλαίσιο, υιοθετούμε το γνωστό αλγόριθμο εκτίμησης παραμέτρων EM (Expectation-Maximization) Η προτεινόμενη μεθοδολογία χρησιμοποιεί την εκ των προτέρων κατανομή της εικόνας ως ένα δομικό συστατικό αυτής της διαδικασίας, αλλά για να κάνουμε τη δουλειά μας σε αυτό το πλαίσιο, χρειάζεται να εισάγουμε κάποια επιπρόσθετη σημειολογία και να ορίσουμε βέβαια το προτεινόμενο μοντέλο σε αυτό το πλαίσιο.

Εδώ σε κάθε θέση pixel μπορούμε να ορίσουμε τη Total Variation $TV(\boldsymbol{\varepsilon}) = \sum_{i=1}^N \sqrt{[\mathbf{D}_x \boldsymbol{\varepsilon}]_i^2 + [\mathbf{D}_y \boldsymbol{\varepsilon}]_i^2}$, όπου στην ουσία χρησιμοποιούμε απευθείας τους τελεστές πρώτων διαφορών στις βασικές κατευθύνσεις όπως αναφέρθηκε στα προηγούμενα. Κατά συνέπεια, υποθέτουμε ότι οι οριζόντιες και κάθετες διαφορές κατανέμονται από κοινού ακολουθώντας την σ.π.π.

$$\boldsymbol{\varepsilon}(i) \propto (\lambda a(i))^2 \exp\left(-\lambda a(i) \sqrt{[\mathbf{D}_x \boldsymbol{\varepsilon}]_i^2 + [\mathbf{D}_y \boldsymbol{\varepsilon}]_i^2}\right), \quad i=1, \dots, N. \quad (6.17)$$

Οι παράμετροι $a(i)$ αναπαριστούν τη δραστηριότητα των μεταβολών στο χωρικό πεδίο οπότε η προτεινόμενη εκ των προτέρων κατανομή μετατρέπεται σε χωρικά προσαρμοζόμενη εκ των προτέρων κατανομή σε τοπικό επίπεδο όπου, $\tilde{\mathbf{a}} = [a(1) \dots a(N)]$.

Στη μεθοδολογία που βασίζεται στη Bayesian συμπερασματολογία υπάρχει η ανάγκη για τον ορισμό μίας κρυφής μεταβλητής, οπότε ορίζουμε τη παράμετρο \mathbf{a} ως κρυφή τυχαία μεταβλητή και κάθε δείγμα $a(i)$ δημιουργείται από μία Gamma κατανομή.

Σε ένα δεύτερο επίπεδο, η περιθώρια κατανομή των $\boldsymbol{\varepsilon}(i)$ μπορεί να εξαχθεί από την:

$$p(\boldsymbol{\varepsilon}(i)) = \int_{a(i)} p(\boldsymbol{\varepsilon}(i) | a(i)) p(a(i)) da(i), \quad i=1, \dots, N \quad (6.18)$$

όπου μετά την ολοκλήρωση και κάποιες πράξεις (όπως στην [90]) η περιθώρια κατανομή των $\boldsymbol{\varepsilon}(i)$, έχει τη μορφή:

$$\boldsymbol{\varepsilon} \propto \frac{\Gamma\left(\frac{\nu+4}{2}\right)}{\Gamma\left(\frac{\nu}{2}\right)} \left(\frac{\lambda}{\pi\nu}\right)^{\frac{1}{2}} \left(1 + \frac{2\lambda}{\nu} TV(\boldsymbol{\varepsilon})\right)^{-\frac{\nu+4}{2}} \quad (6.19)$$

Παρατηρώντας τη μορφή της συνάρτησης π.π στη σχέση (6.19) συναντούμε ομοιότητες με τη μορφή της Student's- t σ.π.π η οποία προτάθηκε στο προηγούμενο κεφάλαιο και μπορεί επίσης να βρεθεί στην [90]. Ο συνδυασμός της προτεινόμενης εκ των προτέρων χωρικά σταθμισμένης Total Variation κατανομής με τη Student's- t σ.π.π συνιστά μία νέα εκ των προτέρων κατανομή που στο εξής θα ονομάζουμε «Modified- t » (MT) σ.π.π. (τροποποιημένη – t σ.π.π).

Σύμφωνα με τον ορισμό της Student's- t κατανομής η παράμετρος ν αναπαριστά τους βαθμούς ελευθερίας της κατανομής, ενώ η παράμετρος λ αντιστοιχεί στην επονομαζόμενη ακρίβεια της t -κατανομής [90].

Βασιζόμενοι στις προηγούμενες εκτιμήσεις παραμέτρων μπορούμε με εύκολο τρόπο να εξάγουμε το στατιστικό έλεγχο για τον GLRT ανιχνευτή που βασίζεται στη σ.π.π της γενικευμένης- t κατανομής της εξίσωσης (19). Στη περίπτωση αυτή οι υπο-συνθήκη σ.π.π των παρατηρήσεων για τις δύο υποθέσεις στην εξίσωση (6) δίνονται από τις:

$$p(\tilde{\mathbf{y}}'; \tilde{\mathbf{a}}, H_0) = \prod_{i=1}^N \mathbf{MT}(\tilde{\mathbf{y}}'(i); 0, \lambda_{H_0}, \nu_{H_0}) \quad (6.21)$$

$$p(\tilde{\mathbf{y}}'; \tilde{\mathbf{a}}, H_1) = \prod_{i=1}^N \mathbf{MT}(\tilde{\mathbf{y}}'(i); 0, \lambda_{H_1}, \nu_{H_1}) \quad (6.22)$$

ενώ το αντίστοιχο στατιστικό που προκύπτει έχει τη μορφή

$$T_{GLRT-MT}(\tilde{\mathbf{y}}') = \sum_{i=1}^N \log \left(\frac{\nu_{H_0}/2 + \lambda_{H_0} \mathbf{TV}(\tilde{\mathbf{y}}'_{H_0}(i))}{\nu_{H_1}/2 + \lambda_{H_1} \mathbf{TV}(\tilde{\mathbf{y}}'_{H_1}(i))} \right) \underset{H_0}{>} \underset{H_1}{<} T \quad (6.23)$$

όπου για την εξαγωγή των εκτιμήσεων μέγιστης πιθανοφάνειας των παραμέτρων της «Τροποποιημένης- t » χρησιμοποιούμε τον επαναληπτικό αλγόριθμο EM.

Οι τιμές των αναγκαίων παραμέτρων για το προαναφερόμενο έλεγχο στατιστικού δίνονται από τις Σχέσεις (Δ.6) και (Δ.7) του Παραρτήματος Δ, όπου παρουσιάζεται μία πιο αναλυτική επίδειξη της συγκεκριμένης EM μεθοδολογίας που χρησιμοποιείται στη παρούσα ενότητα. Πρέπει να υπενθυμίσουμε ότι λόγω των ιδιοτήτων δημιουργίας του, το προτεινόμενο μοντέλο είναι χωρικά προσαρμοζόμενο, δίνοντάς μας έναν ανιχνευτή που εκμεταλλεύεται τη χωρική δραστηριότητα της εικόνας για λόγους ανίχνευσης, μέσω του προσδιορισμού των επίπεδων περιοχών ή των ακμών μέσω της κρυμμένης μεταβλητής $a(i)$.

6.6 Πειραματικά αποτελέσματα

Για να ελέγξουμε την επίδοση ανίχνευσης του προτεινόμενου ανιχνευτή αλλά και την ευρωστία του εκτελέσαμε ένα πλήθος πειραμάτων. Ακόμη περισσότερο για να

διερευνήσουμε περισσότερο την ιδιότητα της ευρωστίας πραγματοποιήσαμε ένα πλήθος πειραμάτων με διάφορες επιθέσεις.

Στο πρόβλημα της προσθετικής υδατοσήμανσης, τα σχήματα ανίχνευσης μοιάζει να έχουν καλύτερη επίδοση όταν εφαρμόζονται σε ένα πεδίο μετασχηματισμού όπως το πεδίο του Διακριτού Μετασχηματισμού Συνημιτόνου (DCT) ή το πεδίο Διακριτού Μετασχηματισμού Wavelet (DWT). Παρατηρώντας κανείς τη βιβλιογραφία των προηγούμενων χρόνων, παρατηρεί κανείς ότι προτάθηκαν διάφορες στατιστικές μέθοδοι που εκμεταλλεύονται τη κατανομή των συντελεστών σε αυτά τα πεδία [26], [64], [65], [66]. Βασιζόμενοι σε αυτό το γεγονός επιλέγουμε το πεδίο του wavelet μετασχηματισμού και τη συνεπακόλουθη μοντελοποίηση της κατανομής των συντελεστών του με τη Generalized Gaussian πυκνότητα πιθανότητας, αφού ως γνωστόν αποτελεί μία μέθοδο που επιδεικνύει πολύ καλά αποτελέσματα στο πλαίσιο της ανίχνευσης υδατόσημου.

Χρησιμοποιώντας τα μοντέλα που χρησιμοποιούν τη βασισμένη στους wavelet συντελεστές Generalized Gaussian σ.π.π., όπου κάθε $X(i)$ δηλώνει ένα συντελεστή wavelet στη θέση i και θεωρώντας ότι οι συγκεκριμένοι συντελεστές είναι τυχαίες μεταβλητές που ακολουθούν ανεξάρτητη και ισόνομη Generalized Gaussian σ. π. π., έχουμε τη σ.π.π που δίνεται από τη σχέση:

$$p(X(i)) = A \exp(-|bX(i)|^c).$$

Για να εξάγουμε τη GG σ.π.π μοντελοποιούμε κάθε συντελεστή wavelet ως τη πραγματοποίηση (realization) από τη πιο πάνω κατανομή πιθανότητας όπου οι παράμετροί της βέβαια θα πρέπει να εκτιμηθούν. Ως γνωστόν η παράμετρος σχήματος (shape parameter) της συγκεκριμένης κατανομής δηλώνεται ως c , όπου για τις παραμέτρους A , b έχουμε τις εξισώσεις,

$$b = \frac{1}{\sigma} n(c), \quad A = \frac{bc}{2\Gamma(1/c)} \quad \text{με} \quad n(c) = \sqrt{\frac{\Gamma(3/c)}{\Gamma(1/c)}} \quad \text{και} \quad \Gamma(t) = \int_0^{\infty} u^{t-1} e^{-u} du.$$

Στο προκείμενο κεφάλαιο χρησιμοποιούμε μία «προσαρμοζόμενη» εκδοχή του Generalized Gaussian σ.π.π wavelet μοντέλου όπως αυτό περιγράφεται στο Παράρτημα Α, που σημαίνει ότι εφαρμόζουμε διαφορετικό GG μοντέλο για κάθε wavelet μάλιστα που χρησιμοποιούμε στην ανίχνευση του υδατόσημου.

Θα πρέπει επίσης να σημειωθεί ότι λαμβάνουμε υπόψη, για λόγους σύγκρισης, και το μοντέλο που αναπτύχθηκε στο τέταρτο κεφάλαιο της συγκεκριμένης διατριβής, όπου ουσιαστικά είναι μία χωρικά προσαρμοζόμενη μέθοδος βασισμένη σε διαφορετική μορφοποίηση της εκ των προτέρων πιθανότητας [9] και όπως προαναφέρθηκε είχε καλύτερη

επίδοση από τον ανιχνευτή που βασίζεται στη μοντελοποίηση των wavelet συντελεστών με τη βοήθεια της GG σ.π.π. (που αναφέρεται ως PGLRT ανιχνευτής).

Στην ενότητα των πειραμάτων αποτιμούμε ουσιαστικά την επίδοση ανίχνευσης του αλγορίθμου που βασίζεται στην εκ των προτέρων TV πυκνότητα πιθανότητας της εικόνας (με *TV* και *TV prior* αναφερόμαστε στην εκ των προτέρων πυκνότητα πιθανότητας του συγκεκριμένου κεφαλαίου). Επίσης επιδεικνύουμε τη καλύτερη επίδοση εμφανίζοντας τις ROC καμπύλες χρησιμοποιώντας πολύ χαμηλή ισχύ υδατόσημου. Παρουσιάζουμε την επίδοση όλων των ανιχνευτών στην περίπτωση που δεν έχουμε επίθεση και στη συνέχεια δείχνουμε τις αντίστοιχες επιδόσεις μετά την επίδραση επιθέσεων (επιθέσεις που γίνονται χωρίς κάποιο ιδιαίτερο σκοπό στη συνήθη επεξεργασία σήματος, είτε γίνονται με κάποιο σκοπό), στο πλαίσιο γνωστών εργαλείων αποτίμησης της επίδοσης όπως το Checkmark [134],[140] και το Stirmark [141].

Παρότι δεν υπάρχει κάποιο κοινό και επαρκώς αιτιολογημένο μέτρο ευρωστίας, μας ενδιαφέρει να έχουμε τέτοιου είδους αποτελέσματα με την έννοια ότι διάφορες προσπάθειες επιθέσεων δε θα πρέπει να έχουν τη δυνατότητα να απομακρύνουν ή να καταστρέψουν το υδατόσημο χωρίς να προκαλέσουν σημαντική υποβάθμιση στα αρχικά δεδομένα (περιεχόμενο).

Η ποσοτικοποίηση της ισχύος του υδατόσημου υλοποιείται με το γνωστό λόγο Watermark to Document Ratio (WDR), όπου ορίζεται ως

$$WDR = 20 \log_{10} \left(\frac{\|\gamma \mathbf{w}\|}{\|\mathbf{f}\|} \right) dB .$$

Η απαραίτητη ποσοτικοποίηση της επίδοσης ανίχνευσης χρησιμοποιεί ROC καμπύλες όπου το συνολικό εμβαδό που περικλείεται κάτω από τη ROC καμπύλη υπολογίζεται με σκοπό να γίνει ποσοτικοποίηση της συνολικής επίδοσης του ανιχνευτή. Η στατιστική αξιοπιστία εγκαθίσταται χρησιμοποιώντας τις ίδιες 200 αντιπροσωπευτικές εικόνες (10 από κάθε κατηγορία) της βάσης δεδομένων εικόνων Microsoft Image Recognition database όπως αυτές χρησιμοποιήθηκαν στα προηγούμενα κεφάλαια της παρούσας διατριβής [138]. Για να είμαστε πιο ακριβείς, χρησιμοποιώντας αυτές τις 200 εικόνες, ουσιαστικά προσθέτουμε το ίδιο υδατόσημο σε κάθε εικόνα. Συνεπώς, εξάγουμε το αντίστοιχο ιστόγραμμα του στατιστικού ελέγχου και το χρησιμοποιούμε και εν συνεχεία ερμηνεύουμε για κάθε ανιχνευτή την επίδοση μελετώντας τα φυσικά μέτρα επίδοσης της πιθανότητας λανθασμένης ειδοποίησης και της πιθανότητας ανίχνευσης.

Βέβαια, η εξαγωγή ενός τέτοιου σχήματος ανίχνευσης έχει σημασία μόνο εάν όλες οι εικόνες γίνονται αντικείμενο υδατοσήμανσης χρησιμοποιώντας τιμές ισχύος ενσωμάτωσης οι οποίες να οδηγούν σε υδατοσημασμένες εικόνες που έχουν την ίδια οπτική ποιότητα. Πρέπει να σημειωθεί ότι για κάθε αλγόριθμο που μελετούμε ακολουθήσαμε κοινή στρατηγική ενσωμάτωσης του υδατόσημου, που σημαίνει ότι σε κάθε αλγόριθμο που δοκιμάζουμε το υδατόσημο ενσωματώθηκε στους συντελεστές του δεύτερου επιπέδου του wavelet μετασχηματισμού χρησιμοποιώντας τα db8 φίλτρα [94].

Αυτό το γεγονός συνεπάγεται ότι σε κάθε μέθοδο έχουμε την επιθυμητή ιδιότητα μιας κοινής αντιληπτικής ποιότητας των εικόνων που χρησιμοποιούμε και ότι η δικαιοσύνη των συγκρίσεων επιβεβαιώνεται από την απαιτούμενη και μόνο αυτή ικανότητα κάθε αλγορίθμου.

Οι τιμές του λόγου WDR είναι πολύ χαμηλές οδηγώντας στο συμπέρασμα ότι δεν έχουμε παραμορφώσεις στις εικόνες μας και ότι διατηρούμε την απαίτηση της μη αντιληψιμότητας του προβλήματος της υδατοσήμανσης. Η μόνη διαφορά του προτεινόμενου ανιχνευτή και του προηγούμενου στο τέταρτο κεφάλαιο [142] (που αναφέρεται ως PGLRT) με τον GGD ανιχνευτή είναι ότι η ανίχνευση στις δύο πρώτες περιπτώσεις υλοποιείται στο χωρικό πεδίο ενώ στη τελευταία περίπτωση λαμβάνει χώρα στο πεδίο μετασχηματισμού. Κάτι τέτοιο συγκεκριμενοποιεί μία ποιοτική διαφορά της προτεινόμενης εκ των προτέρων κατανομής. Από τη στιγμή που ο ανιχνευτής λειτουργεί στο χωρικό πεδίο, που σημαίνει ότι παρότι η εικόνα μετασχηματίζεται αντίστροφα προς τα πίσω στο αρχικό πεδίο και το ίδιο συμβαίνει για το υδατόσημο, η μέθοδός μας λειτουργεί καλύτερα εν συγκρίσει με τον ανιχνευτή που λειτουργεί στο πεδίο μετασχηματισμού.

Εκτός από τη διαφορετική πρόταση της εκ των προτέρων κατανομής η οποία αποδεικνύεται σημαντική για το καλύτερο στατιστικό χαρακτηρισμό των εικόνων μας, η παρούσα μέθοδος εμφανίζει το σημαντικό πλεονέκτημα ότι επιτυγχάνει καλύτερα αποτελέσματα ως προς την ανθεκτικότητα έναντι των επιθέσεων. Αυτό το σημείο είναι ιδιαίτερα σημαντικό και μας δείχνει ότι η στατιστική περιγραφή λειτουργεί καλύτερα όταν οι εικόνες που μελετούμε τροποποιούνται μετά την εισαγωγή του υδατόσημου. Για να γίνουμε περισσότερο αναλυτικοί πρέπει να εξετάσουμε τους ανιχνευτές μας βάσει της επίδοσής τους και της ανθεκτικότητάς τους έναντι των επιθέσεων, όπως η συμπίεση με απώλειες καθώς και πιο πολύπλοκες επεξεργασίες. Σε όλες τις περιπτώσεις έχουμε ανάγκη να δούμε τη διατήρηση της επίδοσης της ανίχνευσης του υδατόσημου, γεγονός που θα μας οδηγήσει σε συμπεράσματα για την υψηλή εγκυρότητα της προτεινόμενης εκ των προτέρων κατανομής της εικόνας μας.

Μελετώντας την υπολογιστική πολυπλοκότητα για το στατιστικό έλεγχο που χρησιμοποιούμε στο παρόν κεφάλαιο, πρέπει να σημειώσουμε ότι καταφέραμε να μειώσουμε το χρόνο περίπου 25% σε σχέση με τη προηγούμενη προσαρμοζόμενη μέθοδο του PGLRT ανιχνευτή [138].

Στο επόμενο τμήμα του κεφαλαίου υπάρχουν διάφορα πειράματα όπου εξετάζουμε την επίδοση του προτεινόμενου ανιχνευτή σε σύγκριση με τη προηγούμενη προτεινόμενη μέθοδο (PGLRT ανιχνευτής) και τον GGD ανιχνευτή.

6.6.1 Ομάδα Πειραμάτων I. Εφαρμογή ανιχνευτή βασισμένος στην TV εκ των προτέρων κατανομή σε γνωστές εικόνες

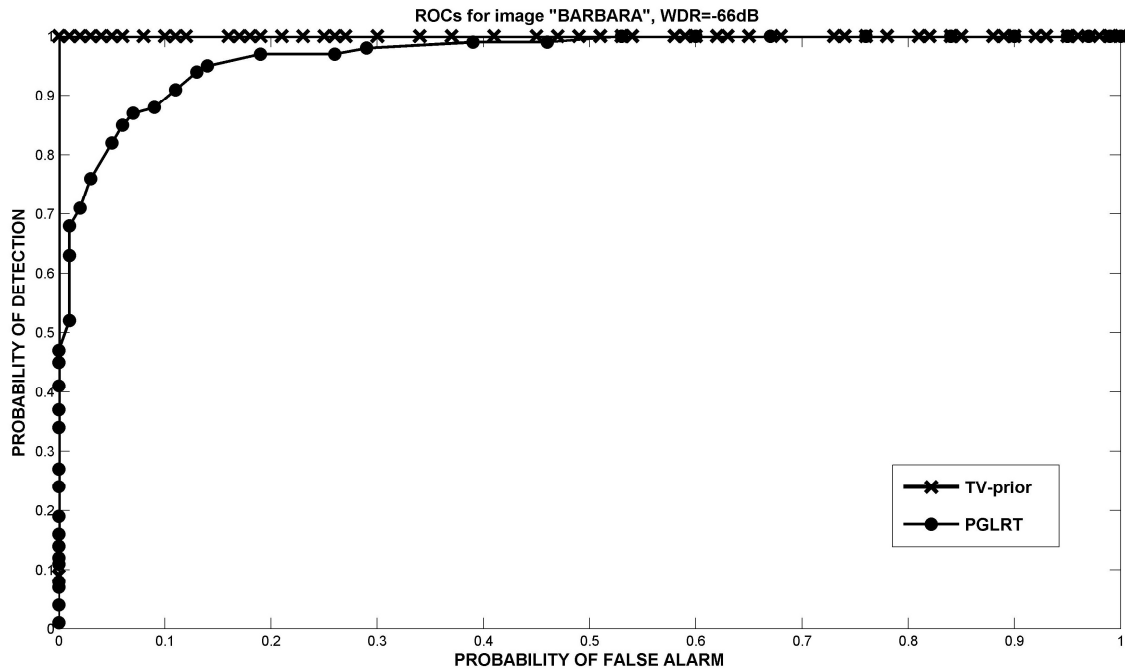
Χρησιμοποιώντας τέσσερις γνωστές εικόνες στο πεδίο της ψηφιακής επεξεργασίας εικόνας (“Barbara”, “Boat”, “Bridge” and “Lena”) μεγέθους 512x512, διευκρινίζουμε ότι ο αλγόριθμός μας επιτυγχάνει καλύτερη συγκριτικά επίδοση από άλλους γνωστούς αλγορίθμους. Στη περίπτωση αυτή η εκτίμηση των παραμέτρων πραγματοποιείται χρησιμοποιώντας τη μέγιστη εκ των υστέρων κατανομής μέθοδο εκτίμησης ενώ οι παράμετροι της υπερ-εκ-των-προτέρων θεωρούνται σταθεροί για όλα τα προαναφερθέντα πειράματα. Τα πειράματά μας, σε αυτή την ομάδα πειραμάτων χρησιμοποιούν μία εικόνα και διαφορετικά υδατόσημα, διαδικασία που στην αγγλική ορολογία ονομάζεται «random watermark» πείραμα, δηλαδή πείραμα τυχαίου υδατοσήματος.

Στις Εικόνες 6.3-6.6 για τιμές του λόγου WDR ίσες με τις αναφερόμενες στο τέταρτο κεφάλαιο όπου ο ανιχνευτής PGLRT διατηρούσε καλή επίδοση, είναι προφανές ότι ο προτεινόμενος ανιχνευτής που βασίζεται στην Total Variation εκ των προτέρων κατανομή εμφανίζει καλύτερη επίδοση.

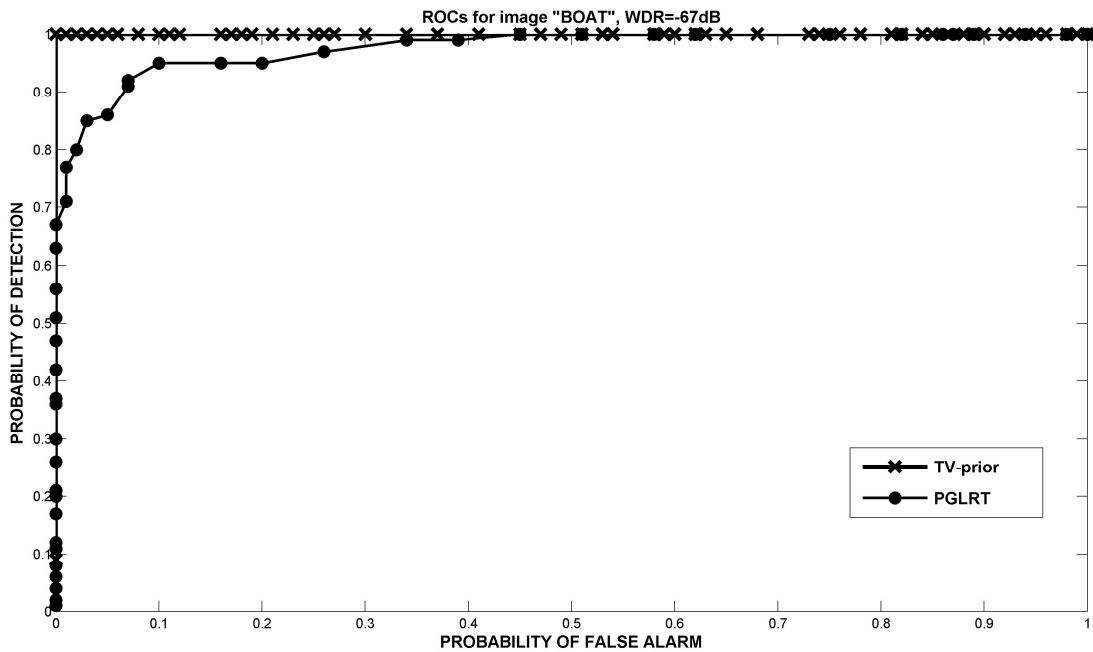
Το γεγονός αυτό σημαίνει ότι σε όλες αυτές τις περιπτώσεις όπου ο PGLRT επεδείκνυε καλύτερη επίδοση σε σύγκριση με τον ανιχνευτή που βασίζεται στη μοντελοποίηση των συντελεστών του μετασχηματισμού wavelet με τη Generalized Gaussian σ.π.π. [9], για τις μικρότερες των WDR τιμών, δηλαδή για τις τιμές

- ▲ “Barbara” για WDR=-66 dB,
- ▲ “Boat” για WDR=-67dB,
- ▲ “Bridge” για WDR=-65dB και
- ▲ “Lena” για WDR=-66dB

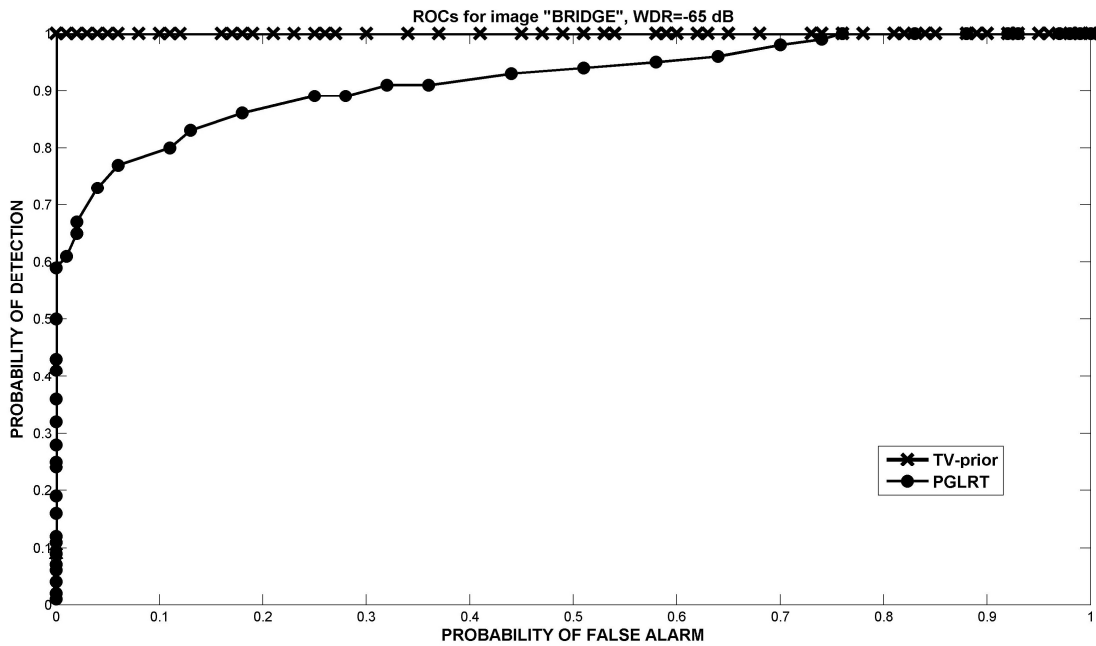
ο προτεινόμενος ανιχνευτής που βασίζεται στην Total Variation εκ των προτέρων κατανομή παρουσιάζει τέλεια επίδοση ανίχνευσης του υδατόσημου.



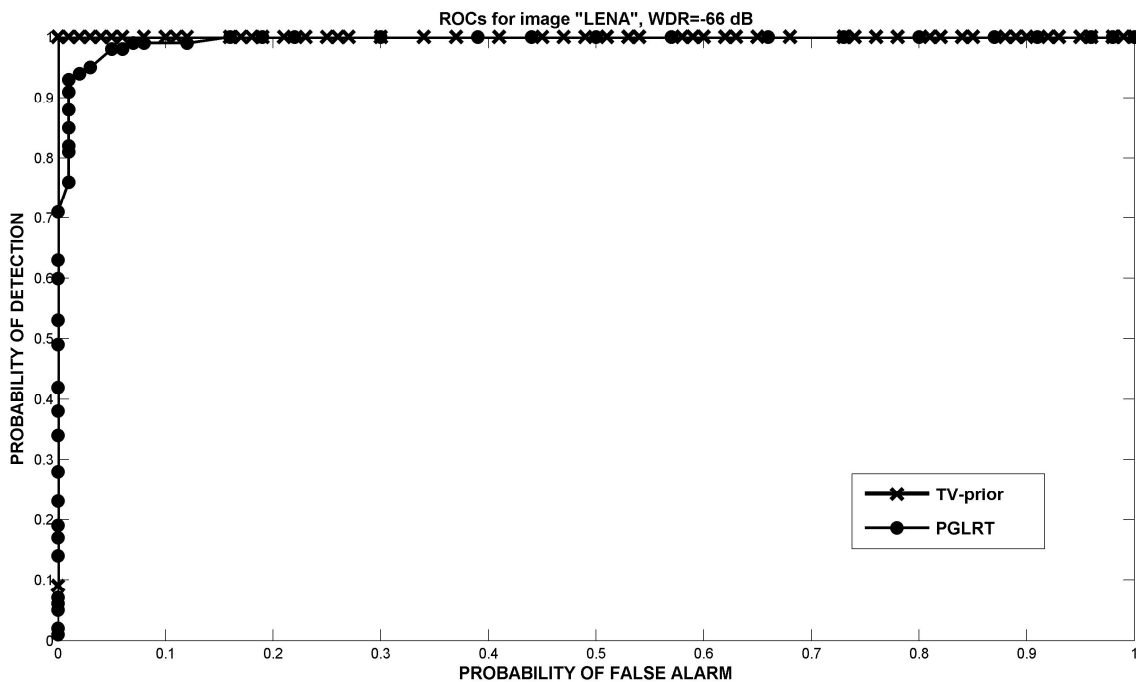
Εικόνα 6.3. ROC καμπύλες που επιδεικνύουν την επίδοση της προτεινόμενης TV σ.π.π. σε σχέση με τον PGLRT ανιχνευτή για την εικόνα της «Barbara» με WDR=-66dB.



Εικόνα 6.4. ROC καμπύλες που επιδεικνύουν την επίδοση της προτεινόμενης TV σ.π.π. σε σχέση με τον PGLRT ανιχνευτή για την εικόνα της «Boat» με WDR=-67dB.



Εικόνα 6.5. ROC καμπύλες που επιδεικνύουν την επίδοση της προτεινόμενης TV σ.π.π. σε σχέση με τον PGLRT ανιχνευτή για την εικόνα της «Bridge» με WDR=-65dB.



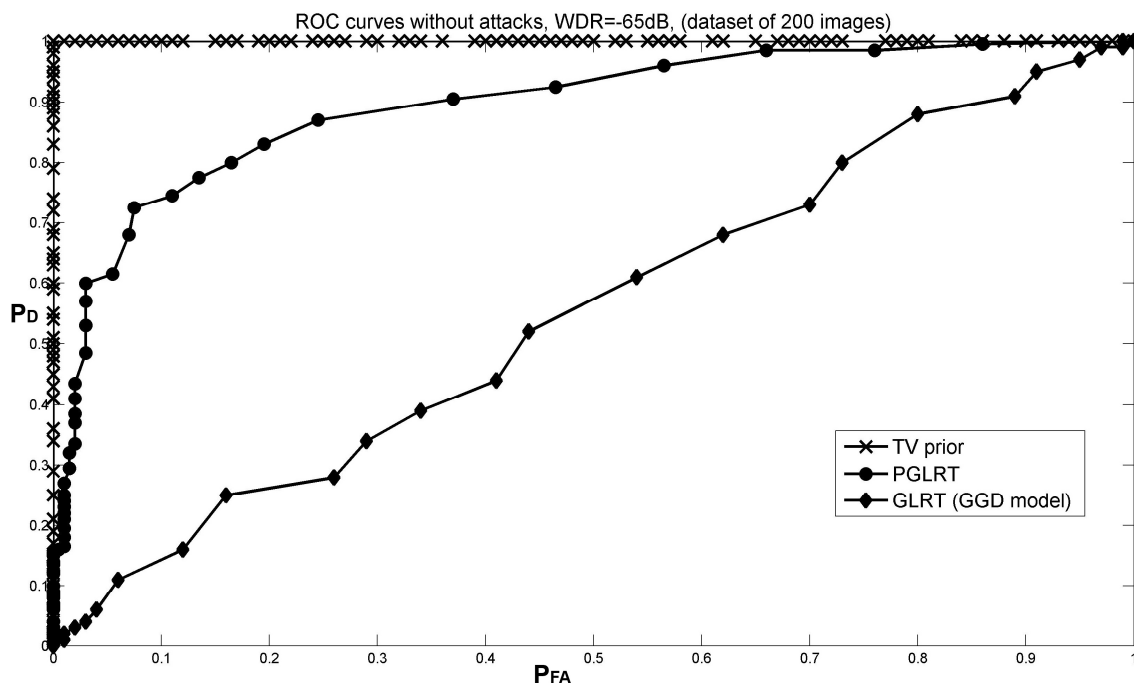
Εικόνα 6.6. ROC καμπύλες που επιδεικνύουν την επίδοση της προτεινόμενης TV σ.π.π. σε σχέση με τον PGLRT ανιχνευτή για την εικόνα της «Lena» με WDR=-66dB.

6.6.2 Ομάδα Πειραμάτων II: Εφαρμογή ανιχνευτή βασισμένος στην TV εκ των προτέρων κατανομή σε εικόνες βάσης δεδομένων

Στη συγκεκριμένη ομάδα πειραμάτων χρησιμοποιώντας τις 200 αντιπροσωπευτικές εικόνες της βάσης δεδομένων εικόνων Microsoft Research Cambridge Object Recognition Image

database [89], επιβεβαιώνουμε την καλύτερη επίδοση ανίχνευσης του προτεινόμενου ανιχνευτή βασισμένου στην χωρικά σταθμισμένη Total Variation εκ των προτέρων κατανομή πιθανότητας όταν οι παράμετροι της υπερ-εκ-των-προτέρων κατανομής εκτιμώνται βάσει της MAP εκτίμησης. Η σύγκριση γίνεται με τον PGLRT ανιχνευτή όπου και στη περίπτωση αυτή χρησιμοποιείται η αντίστοιχη μεθοδολογία εκτίμησης των παραμέτρων της αντίστοιχης hyperprior. Πρέπει να σημειώσουμε ότι στην συγκεκριμένη ομάδα πειραμάτων το υδατόσημο παραμένει το ίδιο ενώ αυτό που αλλάζει είναι οι εικόνες, γεγονός που στην αγγλική ορολογία ονομάζεται «random work» πείραμα, δηλαδή πείραμα «τυχαίων εικόνων».

Τα αποτελέσματα επιδεικνύονται με τη βοήθεια ROC καμπύλων, όπως αυτά εμφανίζονται στην Εικόνα 6.7. Είναι προφανές ότι η επίδοση του ανιχνευτή υδατοσήματος βασισμένου στην Total Variation εκ των προτέρων κατανομή εμφανίζει καλύτερη επίδοση, δηλώνοντας το γεγονός της στατιστικής αξιοπιστίας του προτεινόμενου ανιχνευτή στο πλαίσιο πολλών εικόνων με διαφορετικά μεταξύ τους στατιστικά χαρακτηριστικά.



Εικόνα 6.7. ROC καμπύλες που επιδεικνύουν την επίδοση της προτεινόμενης χωρικά σταθμισμένης TV σ.π.π. σε σχέση με τον PGLRT ανιχνευτή και τον GLRT ανιχνευτή για το GGD μοντέλο για τις 200 εικόνες της βάσης δεδομένων WDR=-65dB

6.6.3 Ομάδα Πειραμάτων III: Εφαρμογή της Total Variation χρησιμοποιώντας την EM μεθοδολογία για την εκτίμηση των παραμέτρων

Χρησιμοποιώντας τις ίδιες γνωστές εικόνες της πρώτης ομάδας πειραμάτων, δίνουμε μία συνοπτική περιγραφή των εμβαδών που περικλείονται από τις ROC καμπύλες (AUROC-

Area Under ROC, δηλαδή εμβαδό υπό την ROC καμπύλη) σε μορφή πίνακα, ως προς την επίδοση ανίχνευσης σε σχέση με την εναλλακτική μορφή της Total Variation εκ των προτέρων κατανομής. Η βασική διαφορά με τα προηγούμενα πειράματα έγκειται στον προσδιορισμό των παραμέτρων, που σημαίνει ότι χρησιμοποιούμε την EM μεθοδολογία για την αυτόματη εκτίμηση των παραμέτρων.

Για λόγους σύγκρισης στον ίδιο πίνακα, παρουσιάζουμε τα αποτελέσματα της επίδοσης του ανιχνευτή που χρησιμοποιεί τον βασισμένο στο μετασχηματισμό wavelet και την αντίστοιχη μεοντελοποίηση των συντελεστών του με τη GG σ.π.π. Πιο συγκεκριμένα, χρησιμοποιούμε δύο μετρικές. Πρώτα χρησιμοποιούμε την μετρική AUROC1 που μας δίνει το εμβαδό υπό την ROC καμπύλη στο διάστημα [0-0.1] και υπολογίζει τη συμπεριφορά του ανιχνευτή σε μικρούς ρυθμούς λανθασμένης ανίχνευσης (false alarm rates). Δεύτερον, υπολογίζουμε τη μετρική AUROC2 η οποία υπολογίζει το συνολικό εμβαδό υπό την ROC. Στο συγκεκριμένο πείραμα επιβεβαιώνουμε ότι η προτεινόμενη μέθοδος έχει πολύ καλή επίδοση ανίχνευσης σε σχέση με τη μέθοδο που βασίζεται στη GG σ.π.π., αλλά παρουσιάζει χαμηλότερες επιδόσεις σε σχέση με τον PGLRT ανιχνευτή και με τον βασισμένο στην Total Variation ανιχνευτή όταν η μεθοδολογία εκτίμησης των παραμέτρων είναι η MAP μεθοδολογία.

6.6.4 Ομάδα Πειραμάτων IV: Ευρωστία προτεινόμενου ανιχνευτή

Στο συγκεκριμένο σύνολο πειραμάτων εξετάζουμε την ευρωστία του προτεινόμενου ανιχνευτή έναντι διαφόρων επιθέσεων που «δανειζόμαστε» από γνωστά εργαλεία αξιολόγησης όπως το Stirmark και το Checkmark. Για τα συγκεκριμένα πειράματα χρησιμοποιήσαμε το ίδιο σύνολο 200 εικόνων, οπότε για να δημιουργήσουμε τις αντίστοιχες ROC καμπύλες χρησιμοποιήσαμε το ίδιο υδατόσημο. Για διευκρινιστικούς λόγους επιλέξαμε τιμές WDR χαμηλότερες των -60dB, όπου μας δείχνει τη συμπεριφορά των προς εξέταση ανιχνευτών για πολύ χαμηλές WDR.

Η συμπίεση των εικόνων είναι μία συνήθης και σημαντική διαδικασία αποθήκευσης/διανομής που συμβαίνει συχνά στο τομέα της ψηφιακής επεξεργασίας εικόνας αλλά και γενικά στη καθημερινή διαχείριση εικόνων στο ψηφιακό κόσμο που ζούμε. Αρχικά, διερευνούμε τη συμπεριφορά των ανιχνευτών όταν οι εικόνες γίνονται αντικείμενο JPEG συμπίεσης με διαφορετικούς λόγους συμπίεσης. Συνεπώς, για σταθερές τιμές WDR εφαρμόσαμε JPEG συμπίεση με παράγοντες ποιότητας 90%, 50% και 30%. Για λόγους επίδειξης των αποτελεσμάτων επιλέγουμε να δείξουμε ROC γραφήματα για τιμές WDR=-60dB λόγω του ότι μπορούμε πιο εύκολα να παρατηρήσουμε τα αποτελέσματα.

ΠΙΝΑΚΑΣ 6.1 AUROC1 και AUROC2 για τον ανιχνευτή το βασισμένο στην TV εκ των προτέρων κατανομή (χρησιμοποιώντας την μεθοδολογία EM για την εκτίμηση των παραμέτρων). Συγκριτικά εμφανίζονται αποτελέσματα και για τον GGD ανιχνευτή για τις τέσσερις γνωστές εικόνες: (α)-Barbara, (β)-Boat, (γ)-Bridge, (δ)-Lena.

Εικόνα “BARBARA” (α)		
WDR (dB)	(AUROC1,AUROC2)	
	TV-based prior	GGD Wavelet
-62	(0.100,1.00)	(0.0991,0.99)
-63	(0.0929,0.99)	(0.0593,0.92)
-64	(0.0205,0.74)	(0.0133,0.64)
-65	(0.0065,0.55)	(0.0060,0.52)
-66	(0.0023,0.52)	(0.0041,0.50)

Εικόνα “BOAT” (β)		
WDR (dB)	(AUROC1,AUROC2)	
	TV-based prior	GGD Wavelet
-65	(0.0157, 0.65)	(0.0095,0.90)
-66	(0.0059,0.52)	(0.004,0.62)
-67	(0.005,0.51)	(0.004,0.50)

Εικόνα “BRIDGE” (γ)		
WDR (dB)	(AUROC1,AUROC2)	
	TV-based prior	GGD Wavelet
-62	(0.100,1.000)	(0.0706,0.94)
-63	(0.0997,0.99)	(0.0302,0.75)
-64	(0.0321,0.83)	(0.0087,0.58)
-65	(0.0075,0.56)	(0.0057,0.51)

Εικόνα “LENA” (δ)		
WDR (dB)	(AUROC1,AUROC2)	
	TV-based prior	GGD Wavelet
-63	(0.100,1.000)	(0.0965,0.99)
-64	(0.0545,0.92)	(0.0279,0.81)
-65	(0.0986,0.61)	(0.0092,0.58)
-66	(0.0058,0.51)	(0.0056,0.50)

Όπως πολύ εύκολα μπορούμε να παρατηρήσουμε στις Εικόνες 6.8, 6.9, 6.10 παρότι οι διαφορετικοί λόγοι συμπίεσης επηρεάζουν την επίδοση των ανιχνευτών υδατοσήματος PGLRT και GGD, ο προτεινόμενος ανιχνευτής που βασίζεται στην TV εκ των προτέρων κατανομή συνεχίζει να έχει καλύτερη επίδοση από τους άλλους δύο, στοιχείο που επιβεβαιώνει την ευρωστία του προτεινόμενου ανιχνευτή του συγκεκριμένου κεφαλαίου.

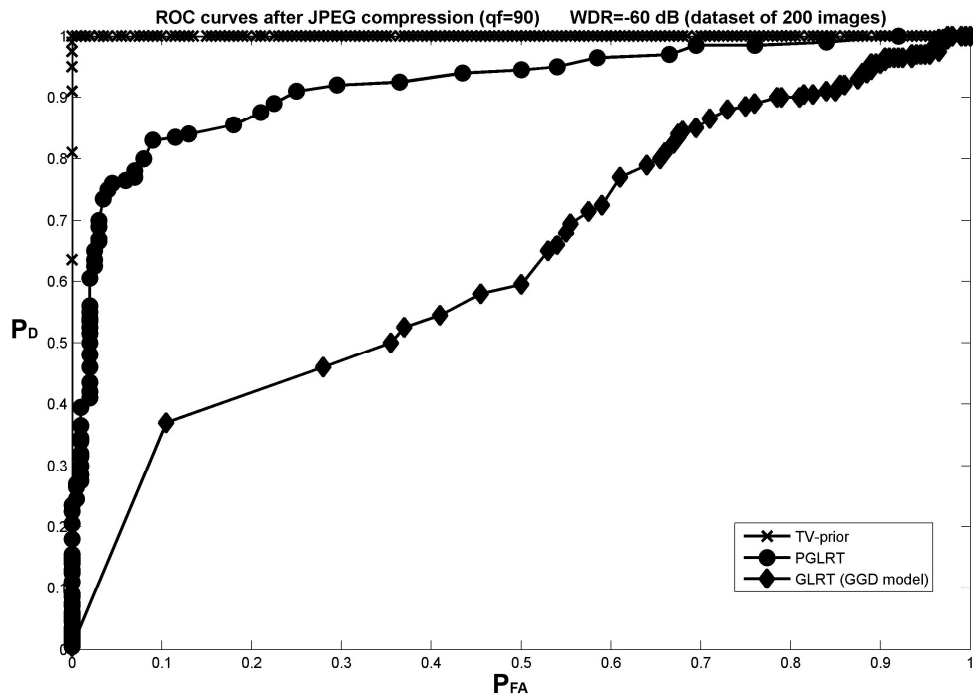
Η επίθεση που είναι γνωστή ως random bending (τυχαίες αποκλίσεις) και έχει αναπτυχθεί στο πλαίσιο του εργαλείου Stirmark εκμεταλλεύεται το γεγονός ότι το ανθρώπινο οπτικό σύστημα δεν είναι ευαίσθητο σε μετατοπίσεις και τοπικές affine μετατροπές. Στην Εικόνα 6.11, επιδεικνύουμε τις ιδιότητες ευρωστίας του προτεινόμενου αλγορίθμου έναντι της συγκεκριμένης επίθεσης και αυτό που επιβεβαιώνουμε είναι ότι ο προτεινόμενος ανιχνευτής

εξακολουθεί να εμφανίζει άριστη συμπεριφορά ενώ οι υπόλοιποι δύο ανιχνευτές (PGLRT και GGD) έχουν ROC καμπύλες με 50% εμβασμό.

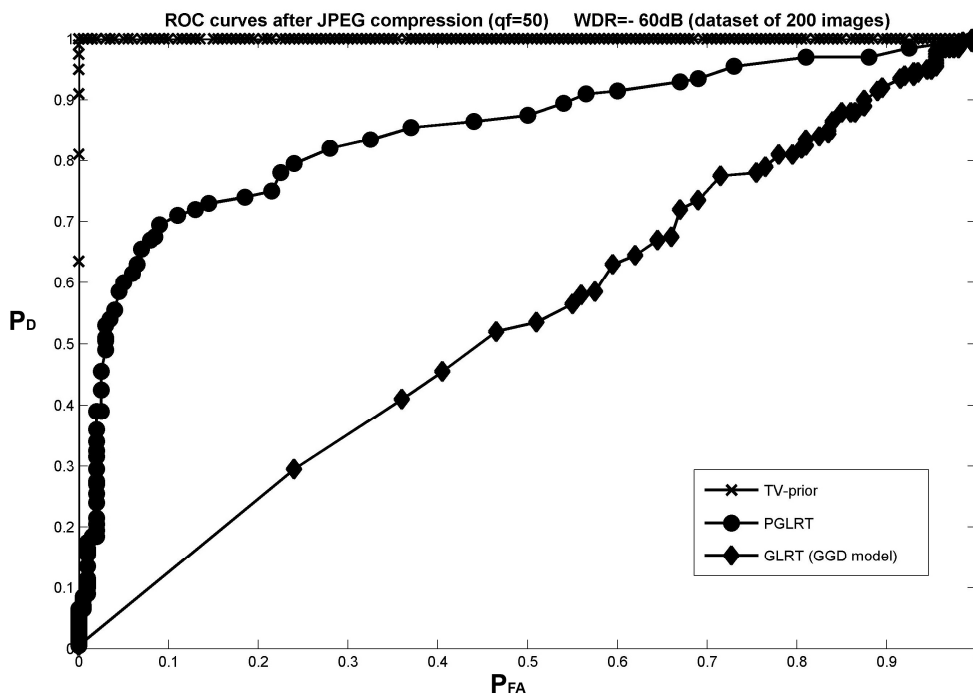
Ένα άλλο είδος επίθεσης που λάβαμε υπόψη είναι η επίθεση DPRM (denoising followed by perceptual remodulation), δηλαδή απομάκρυνση θορύβου ακολουθούμενη από αντιληπτική επαναδιαμόρφωση. Αυτό το είδος επίθεσης προέρχεται από το εργαλείο Checkmark ενώ για τη συγκεκριμένη εφαρμογή του το μέγεθος του φίλτρου είναι ίσο με 5x5. Στην Εικόνα 6.12, παρατηρούμε το συγκεκριμένο είδος επίθεσης για το σύνολο των 200 εικόνων της βάσης δεδομένων για τιμή του WDR ίση με -62dB, όπου φαίνεται η εγκυρότητα του προτεινόμενου αλγορίθμου αφού σχεδόν διατηρεί την επίδοση σε σχέση με την επίδοση χωρίς επιθέσεις, δηλώνοντας ξεκάθαρα τις ιδιότητες ευρωστίας της μεθόδου. Στο συγκεκριμένο είδος επίθεσης παρατηρούμε ότι η επίδοση του ανιχνευτή μας είναι σχεδόν άριστη, ενώ για τους άλλους δύο ανιχνευτές η επίδοση είναι σχετικά χαμηλή.

Στη κατηγορία των πειραμάτων που σχετίζονται με επιθέσεις δοκιμάσαμε επίσης το Gaussian φιλτράρισμα με διάφορα μεγέθη παραθύρων. Για λόγους επίδειξης των αποτελεσμάτων στην Εικόνα 6.13 χρησιμοποιούμε μέγεθος παραθύρου ίσο με 5. Σε αυτό το είδος επίθεσης η μέθοδός μας εμφανίζει επίδοση σχεδόν ίση με αυτή του προηγούμενου προτεινόμενου ανιχνευτή PGLRT και ξεκάθαρα καλύτερη από τον βασισμένο στη GGD σ.π.π. ανιχνευτή.

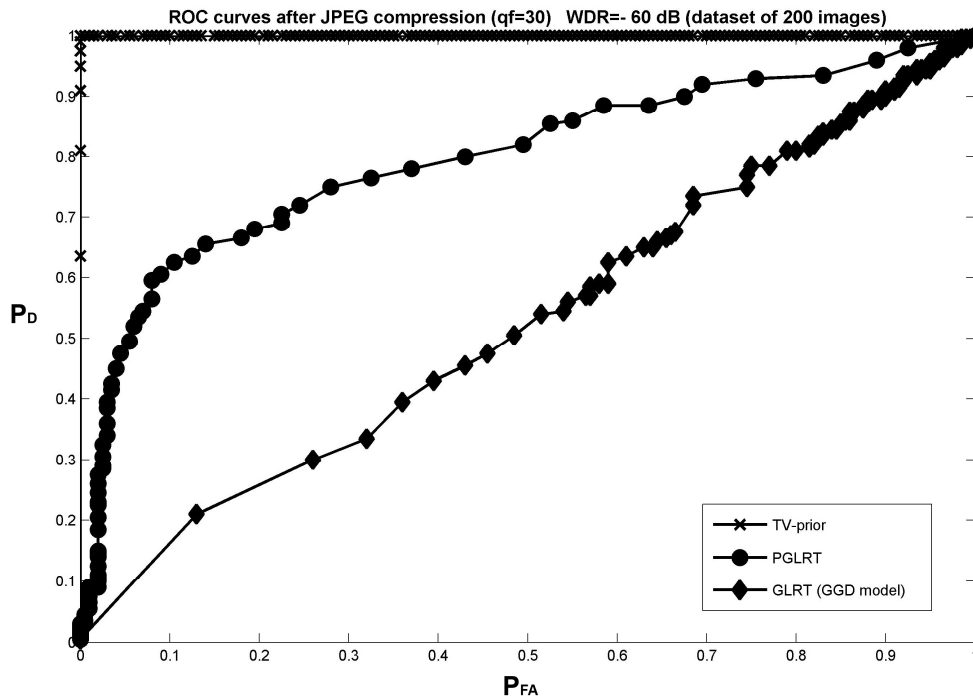
Ένα άλλο είδος φιλτραρίσματος που χρησιμοποιήσαμε ως επίθεση είναι το Wiener φιλτράρισμα. Σε αυτή τη συγκεκριμένη επίθεση χρησιμοποιήσαμε διάφορα μεγέθη παραθύρων και στην Εικόνα 6.14, εμφανίζουμε τις επιδόσεις των ανιχνευτών για μέγεθος παραθύρου του φίλτρου ίσο με 3. Και σε αυτού του είδους την επίθεση ο προτεινόμενος ανιχνευτής, εξακολουθεί να εμφανίζει καλύτερες επιδόσεις συγκρινόμενος με τους άλλους δύο ανιχνευτές αλλά και διατήρηση της επίδοσής του πριν την επίθεση, αναδεικνύοντας κατ' αυτόν τον τρόπο τις ιδιότητες ανθεκτικότητας που έχει.



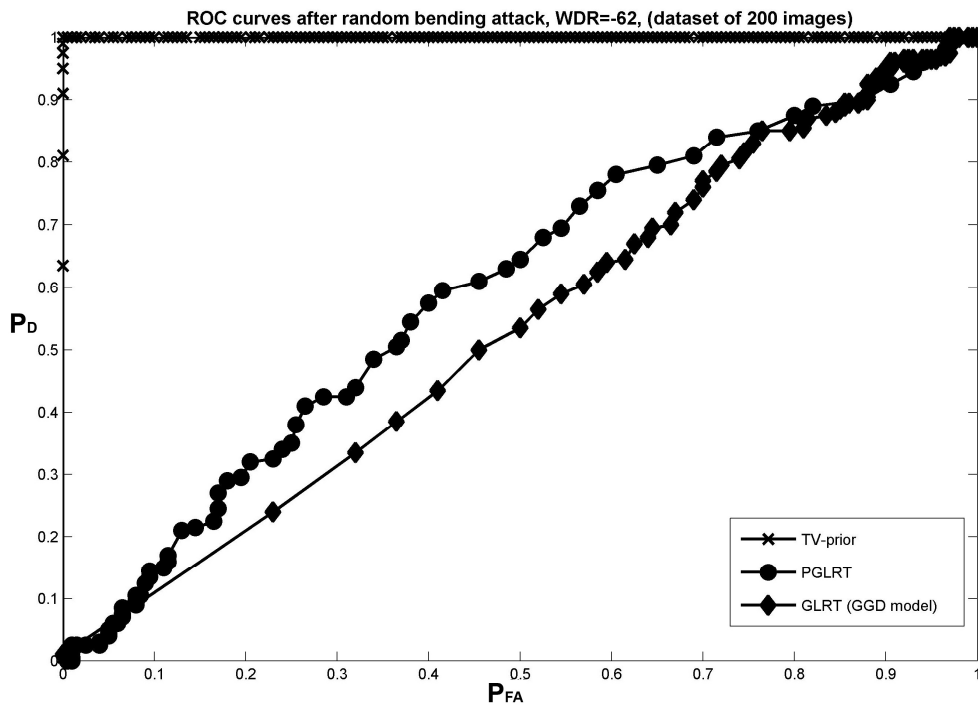
Εικόνα 6.8. JPEG συμπίεση με παράγοντα ποιότητας ίσο με 90 για το σύνολο δεδομένων των 200 αντιπροσωπευτικών εικόνων της βάσης δεδομένων (WDR=-60dB)



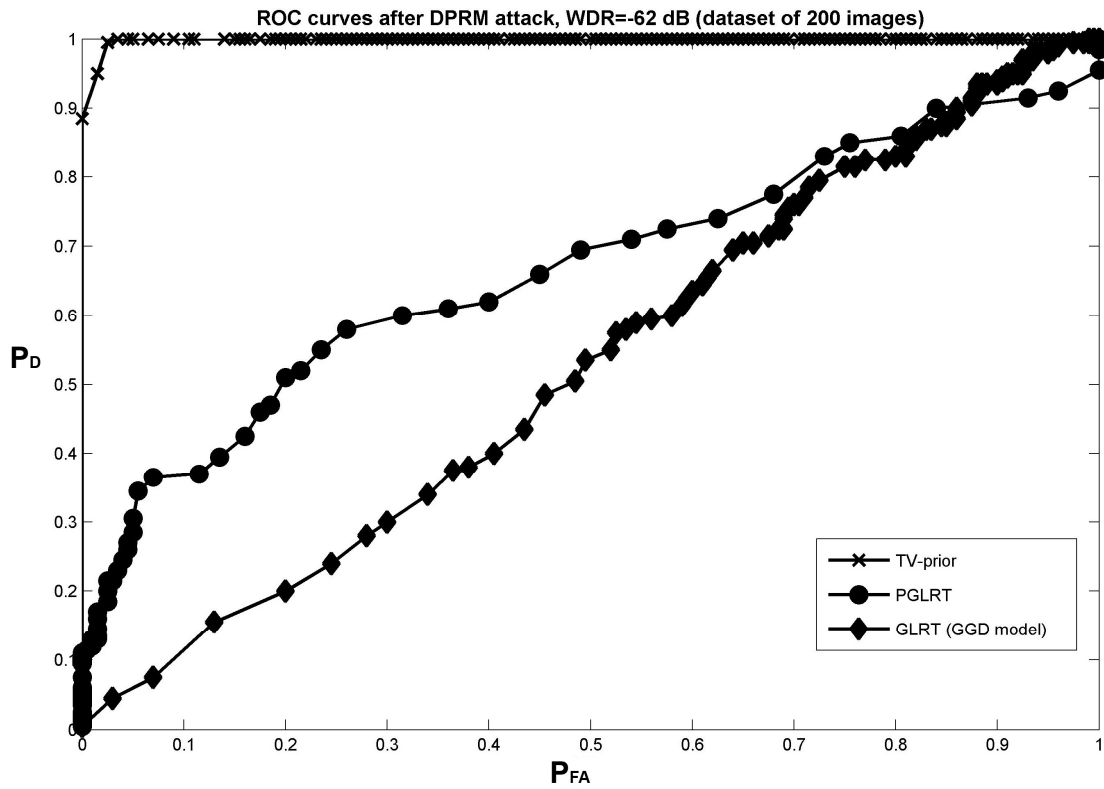
Εικόνα 6.9. JPEG συμπίεση με παράγοντα ποιότητας ίσο με 50 για το σύνολο δεδομένων των 200 αντιπροσωπευτικών εικόνων της βάσης δεδομένων (WDR=-60dB).



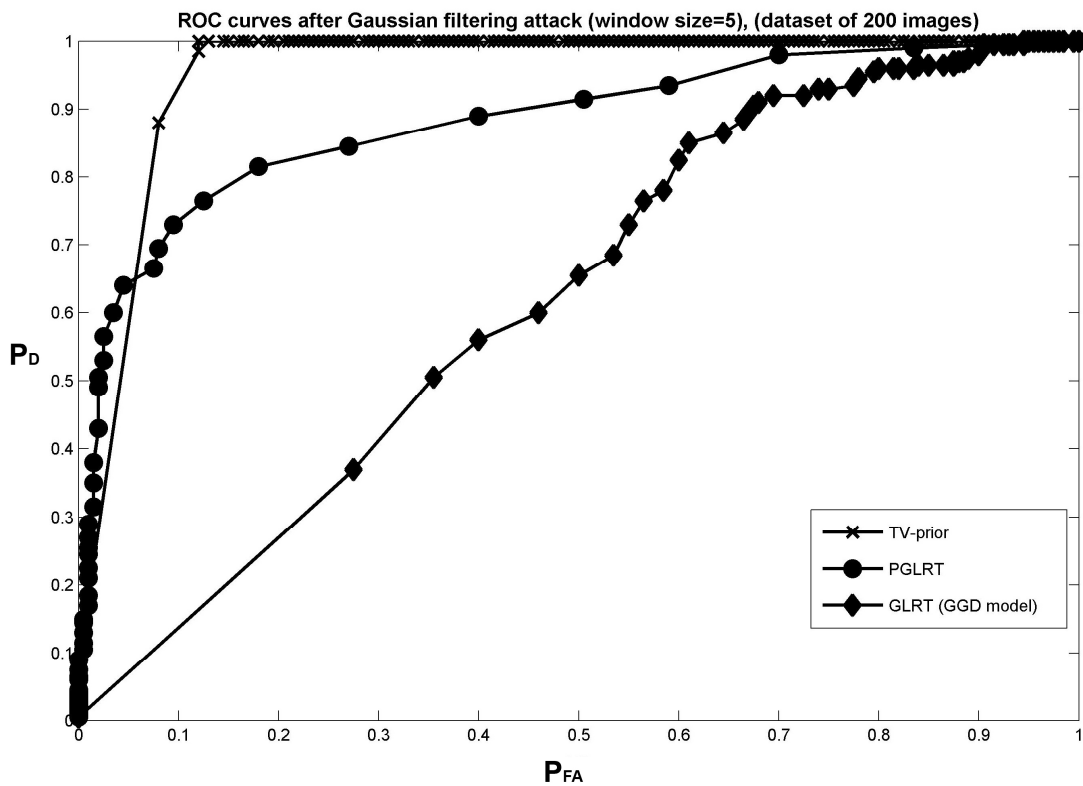
Εικόνα 6.10. JPEG συμπίεση με παράγοντας ποιότητας ίσο με 30 για το σύνολο δεδομένων των 200 αντιπροσωπευτικών εικόνων της βάσης δεδομένων (WDR=-60dB).



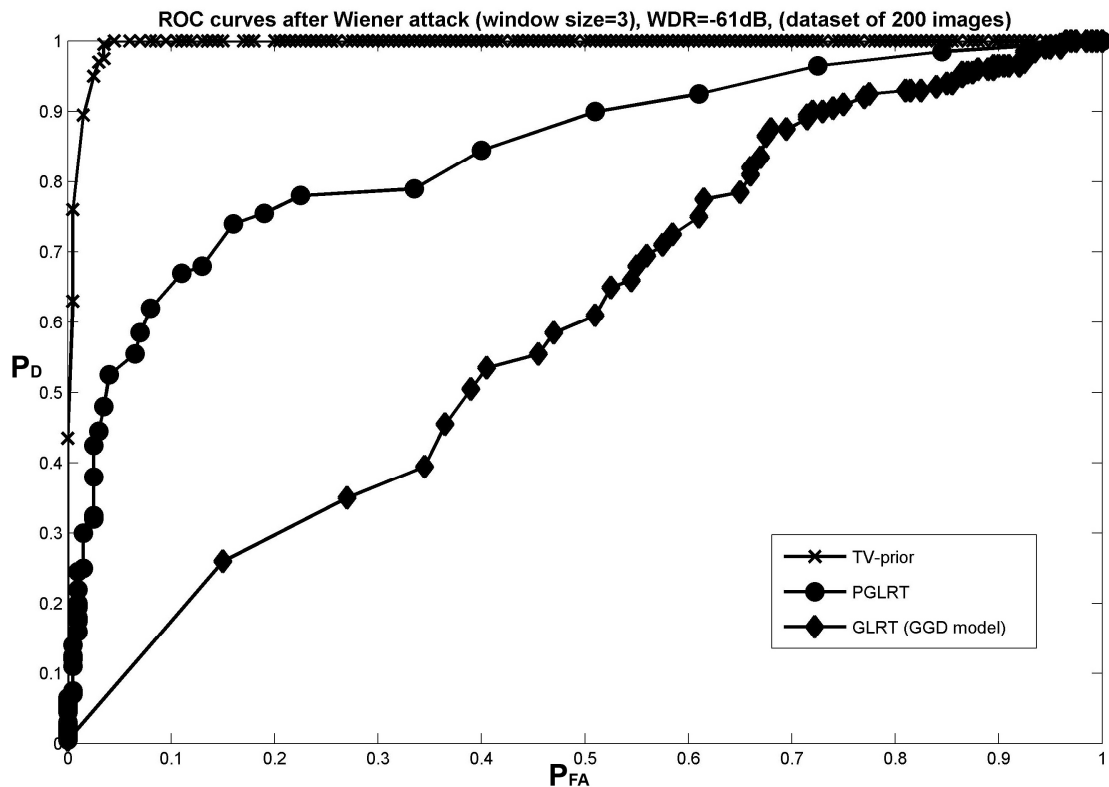
Εικόνα 6.11. Random bending επίθεση για τις 200 εικόνες της βάσης δεδομένων.



Εικόνα 6.12. DPRM επίθεση για τις εικόνες της βάσης δεδομένων.



Εικόνα 6.13. Επίθεση με Gaussian φιλτράρισμα (Gaussian filtering) και μέγεθος φίλτρου ίσο με 5 για τις 200 εικόνες της βάσης δεδομένων.



Εικόνα 6.14. ROC καμπύλες μετά την επίθεση με Wiener φίλτράρισμα για το σύνολο των 200 εικόνων και με μέγεθος φίλτρου ίσο με 3 (WDR=-61dB).

6.6 Συμπεράσματα και μελλοντική εργασία

Στο παρόν κεφάλαιο προτάθηκε μία νέα χωρικά προσαρμοζόμενη εκδοχή της Total Variation συνάρτησης πυκνότητας πιθανότητας στο πρόβλημα της αθροιστικής υδατοσήμανσης. Ο αποδοτικός τρόπος μοντελοποίησης των σημαντικών χαρακτηριστικών μίας εικόνας μέσω μίας σταθμισμένης εκδοχής της TV εκ των προτέρων κατανομής εικόνας σε κάθε pixel και η συνεπαγόμενη εκμετάλλευση των μη-στάσιμων ιδιοτήτων μίας φυσικής εικόνας, μας παρέχει ένα κομψό τρόπο δημιουργίας ανιχνευτών υδατοσήμανσης.

Η MAP προσέγγιση στην εκτίμηση των παραμέτρων που μετρούν τη χωρική δραστηριότητα και η ρύθμιση των παραμέτρων της υπερ εκ των προτέρων κατανομής μας παρέχει ένα στατιστικό έλεγχο που παρουσιάζει καλύτερη επίδοση ανίχνευσης ακόμη και σε σύγκριση με επιτυχημένους ανιχνευτές όπως ο PGLRT του τετάρτου κεφαλαίου.

Επιπρόσθετα, βασισμένοι στη Bayesian μεθοδολογία, χρησιμοποιώντας τον EM επαναληπτικό αλγόριθμο, εξάγαμε μία επαναληπτική μέθοδο εκτίμησης παραμέτρων που μας οδηγεί σε έναν ανιχνευτή εναλλακτικής μορφής με αυστηρή μαθηματική δικαιολόγηση.

Εκτός της βέλτιστης επίδοσης της προτεινόμενης εκ των προτέρων κατανομής της εικόνας, το διακριτό χαρακτηριστικό της ευρωστίας έναντι διαφόρων επιθέσεων, αντανακλούν το γεγονός ότι η προτεινόμενη μοντελοποίηση δικαιολογείται πλήρως για το πρόβλημα της ανίχνευσης υδατοσήμου ακολουθώντας το προσθετικό κανόνα ένθεσης.

Μία σημαντική μελλοντική κατεύθυνση που πρέπει να ακολουθήσουμε σχετίζεται με τη δημιουργία ενός νέου σχήματος υδατοσήμανσης, όπου η μέθοδος ένθεσης του υδατόσημου και οι συνεπαγόμενοι ανιχνευτές θα οδηγούν σε βελτιωμένη επίδοση βασισμένη στο προτεινόμενο προσαρμοστικό μοντέλο του παρόντος κεφαλαίου.

Κεφάλαιο 7

Ανίχνευση πολλαπλασιαστικού υδατοσήματος βασισμένη στο ιεραρχικό χωρικά προσαρμοζόμενο μοντέλο εικόνας

7.1 Εισαγωγή

7.2 Μοντέλο εικόνας

7.3 Πολλαπλασιαστική υδατοσήμανση

7.4 Πειραματικά αποτελέσματα - Επίδοση πολλαπλασιαστικού ανιχνευτή

7.5 Συμπεράσματα και μελλοντική εργασία

7.1 Εισαγωγή

Είναι προφανές ότι οι τεχνολογίες της αντιγραφής και διανομής του ψηφιακού περιεχομένου των εικόνων έχουν εξελιχθεί με ραγδαίο τρόπο τα τελευταία χρόνια. Κάτι τέτοιο οδηγεί τους ειδικούς στο χώρο της υδατοσήμανσης να αναζητούν νέα μοντέλα εικόνων, νέους και πιο εύρωστους ανιχνευτές υδατοσήμων καθώς και νέες τεχνικές ικανές να αποτρέπουν τις παράνομες πρακτικές που σχετίζονται με τη διανομή του ψηφιακού περιεχομένου [3].

Στο συγκεκριμένο κεφάλαιο προτείνουμε ένα νέο ανιχνευτή πολλαπλασιαστικού υδατόσημου βασισμένο στο χωρικά προσαρμοζόμενο μοντέλο εικόνας που προτάθηκε στο τέταρτο κεφάλαιο για το προσθετικό μοντέλο οπότε και η εφαρμογή του αποδείχτηκε επιτυχής [138]. Στις τρέχουσες εργασίες των τελευταίων χρόνων το πρόβλημα της ανίχνευσης του υδατοσήματος αντιμετωπίζεται ως ένα πρόβλημα δυαδικών υποθέσεων, όπου ο ανιχνευτής επιβεβαιώνει τότε το υδατόσημο είναι παρόν στις παρατηρήσεις μας (συνήθως υπόθεση H_1) ή όχι (συνήθως υπόθεση H_0). Ανάλογα με το κανόνα ένθεσης που χρησιμοποιείται σε κάποιο σχήμα υδατοσήμανσης το υδατόσημο είναι είτε αθροιστικό, είτε πολλαπλασιαστικό. Για να έχουμε καλύτερη επίδοση αλλά και μεγαλύτερη ευρωστία πολλές φορές καταφεύγουμε στην πολλαπλασιαστική ένθεση και το συνεπαγόμενο ανιχνευτή. Ακόμα περισσότερο και για λόγους που ικανοποιούν την απαίτηση του αδιόρατου, η ένθεση αλλά και η ανίχνευση γίνεται σε κάποιο πεδίο μετασχηματισμού [7].

Η πολλαπλασιαστική υδατοσήμανση εμφανίζει καλύτερη μεταχείριση των χαρακτηριστικών του ανθρώπινου οπτικού συστήματος και επιτυγχάνει υδατοσήμανση πιο προσαρμοστική στα δεδομένα (content-adaptive) μίας εικόνας. Οι περισσότερες μελέτες που αφορούν τεχνικές υδατοσήμανσης βασίζονται στη θεωρία αποφάσεων [115], [87]. Μία βασική υπόθεση που κάνουμε όταν χρησιμοποιούμε κάποια σ.π.π. για να ταιριάξουμε στην κατανομή των συντελεστών π.χ. κάποιου μετασχηματισμού, είναι ότι το υδατόσημο είναι ιδιαίτερα ασθενές, παρόλο το γεγονός του ότι η συγκεκριμένη χαμηλή ισχύς έρχεται σε αντίθεση με την ευρωστία. Επίσης, από τη πλευρά της θεωρίας ανίχνευσης όσο πιο μικρή είναι η ισχύς της ένθεσης, τόσο χειρότερη είναι η ανίχνευση του υδατοσήματος.

Στο παρόν κεφάλαιο, συνδυάζουμε τις ιδιότητες της πολλαπλασιαστικής ένθεσης, με ένα χωρικά προσαρμοζόμενο μοντέλο εικόνας που επέδειξε ιδιαίτερα καλή συμπεριφορά στο πλαίσιο της αθροιστικής υδατοσήμανσης, με κριτήριο την επίδοση ανίχνευσης [148]. Ο προαναφερόμενος συνδυασμός σκοπό έχει να αυξήσει ακόμη περισσότερο την επίδοση ανίχνευσης, ενισχύοντας ταυτόχρονα και τις ιδιότητες της ευρωστίας.

7.2 Μοντέλο εικόνας

Η ανάγκη για ένα χωρικά μεταβαλλόμενο μοντέλο εικόνας προκύπτει από την ανάγκη να εισαχθούν με προσαρμοζόμενο τρόπο οι τοπικές ιδιότητες της εικόνας. Πιο συγκεκριμένα, υιοθετώντας λεξικογραφική διάταξη, δηλώνουμε ως \mathbf{f} μία εικόνα μεγέθους $N \times 1$ ενώ ταυτόχρονα ορίζουμε τις οριζόντιες και κάθετες πρώτες διαφορές, τις οποίες ως γνωστόν ονομάζουμε Κατευθυνόμενες Διαφορές Εικόνας (IDDs-Image Directional Differences) $\mathbf{Q}_k \mathbf{f} = \boldsymbol{\varepsilon}_k$ χρησιμοποιώντας τους τελεστές διαφορών \mathbf{Q}_k , $k = 1, 2$ μεγέθους $N \times N$.

Τα διανύσματα με τις IDDs, χρησιμοποιώντας ένα μονό δείκτη, είναι, $\boldsymbol{\varepsilon}_k = [\varepsilon_k(1), \varepsilon_k(2), \dots, \varepsilon_k(N)]^T$, $k = 1, 2$, όπου N είναι ο συνολικός αριθμός των pixels της εικόνας. Υποθέτουμε και εδώ ότι οι συγκεκριμένες διαφορές (IDDs) είναι Gaussian και ακολουθούν την συνάρτηση πυκνότητας πιθανότητας (σ.π.π.):

$$\varepsilon_k(i, j) \sim N\left(0, a_k^{-1}(i, j)\right) \quad (7.1)$$

όπου $a_k^{-1}(i, j)$ είναι η παράμετρος της διακύμανσης.

Επιπρόσθετα, εάν $\tilde{\boldsymbol{\varepsilon}} = [\boldsymbol{\varepsilon}_1^T, \boldsymbol{\varepsilon}_2^T]^T$ είναι το διάνυσμα που περιέχει τις κατευθυνόμενες διαφορές στις δύο κατευθύνσεις και υποθέσουμε ανεξαρτησία των IDDs, τότε μπορούμε να γράψουμε την από κοινού συνάρτηση πυκνότητας πιθανότητας ως:

$$p(\tilde{\boldsymbol{\varepsilon}}; \tilde{\mathbf{a}}) \propto \prod_{k=1}^2 \prod_{i=1}^N \left[a_k^{1/2}(i) \exp\left(-\frac{1}{2} a_k(i) (\boldsymbol{\varepsilon}_k(i))^2\right) \right] \quad (7.2)$$

όπου $\tilde{\mathbf{a}} = [\mathbf{a}_1^T, \mathbf{a}_2^T]^T$, $\mathbf{a}_k = [a_k(1), a_k(2), \dots, a_k(N)]^T$, $k=1,2$ υποδηλώνει τις αντίστοιχες παραμέτρους τοπικής ακρίβειας (precision). Είναι προφανές, ότι οι παράμετροι διακύμανσης $a_k(i)$ συλλαμβάνουν τα τοπικά χαρακτηριστικά της εικόνας.

Όπως και στο τέταρτο κεφάλαιο υποθέτουμε μία Gamma συνάρτηση πυκνότητας πιθανότητας που έχει τη μορφή:

$$p(a_k(i); m, l) \propto a_k^{\frac{l-2}{2}}(i) \exp\{-m(l-2)a_k(i)\}, \quad k=1,2 \quad (7.3)$$

όπου m και l είναι οι παράμετροι της Gamma κατανομής. Υπενθυμίζουμε ότι λόγω του ότι αυτό το μοντέλο έχει δύο επίπεδα το αποκαλούμε «ιεραρχικό». Μία τέτοια επιλογή προέρχεται από το γεγονός ότι οι Gaussian και Gamma οικογένειες κατανομών είναι μεταξύ τους «συζυγείς» ως προς τον αντίστροφο της διακύμανσης της Gaussian, γεγονός που καθιστά πολύ βολική την εκτίμηση των παραμέτρων του μοντέλου [138]. Επιπλέον, η χρήση της Gamma κατανομής “ανακουφίζει” το πρόβλημα της υπερ-παραμετροποίησης που προκύπτει από το γεγονός ότι οι $2N$ παράμετροι πρέπει να εκτιμηθούν από $2N$ παρατηρήσεις

7.3 Πολλαπλασιαστική υδατοσήμανση

Το πρόβλημα της υδατοσήμανσης ακολουθώντας τον αθροιστικό κανόνα ένθεσης είναι μία ευρέως χρησιμοποιούμενη τεχνική λόγω της γραμμικότητάς της αλλά και της εν γένει απλότητάς της. Εναλλακτικά, τα υδατοσήματα μπορεί να ενσωματωθούν με έναν πολλαπλασιαστικό τρόπο στα προς υδατοσήμανση δεδομένα π.χ. το υδατόσημο μπορεί να διαμορφωθεί ανάλογα με την τιμή του κάθε pixel της εικόνας πριν αυτό προστεθεί στα δεδομένα.

Ένα βασικό πλεονέκτημα της πολλαπλασιαστικής ένθεσης είναι ότι παρέχει ένα τρόπο εκμετάλλευσης της αντιληπτικής διαδικασίας απόκρυψης των υδατόσημων με μάσκα μέσα στην εικόνα που προστίθεται. Σύμφωνα με το νόμο του Webber η απόκριση του ανθρώπινου

οπτικού συστήματος εξαρτάται λιγότερο από την απόλυτη τιμή φωτεινότητας και περισσότερο από τη σχετική διαφορά φωτεινότητας της περιβάλλουσας περιοχής σε μία εικόνα. Αυτό έχει σαν συνέπεια περισσότερη ποσότητα ισχύος του υδατόσημου να μπορεί να κρυφτεί σε μεγαλύτερους συντελεστές που χρησιμοποιούνται για την ένθεση του υδατόσημου.

Ένα άλλο πλεονέκτημα προκύπτει από την εν-γένει μη-γραμμικότητα του πολλαπλασιαστικού κανόνα. Ακολουθώντας αυτή τη τεχνική ένθεσης το υδατόσημο γίνεται περισσότερο προσαρμοζόμενο στα δεδομένα, γεγονός που δημιουργεί πρόβλημα σε κάποιον επιτιθέμενο, ιδιαίτερα εάν αυτός προσπαθεί να χρησιμοποιήσει την επίθεση αντιγραφής (copy attack) όπου προσπαθεί να εκτιμήσει επιτυχώς ένα υδατόσημο από ένα σύνολο υδατοσημασμένων εικόνων.

Η ιεραρχική εκ των προτέρων κατανομή που χρησιμοποιήσαμε στην [138] για το πρόβλημα της αθροιστικής υδατοσήμανσης, μπορεί να χρησιμοποιηθεί και για το πρόβλημα της πολλαπλασιαστικής υδατοσήμανσης. Ο πολλαπλασιαστικός κανόνας ένθεσης δημιουργεί την υδατοσημασμένη εικόνα \mathbf{y} τροποποιώντας το αρχικό σήμα \mathbf{x} χρησιμοποιώντας το υδατόσημο \mathbf{w} ακολουθώντας τον τύπο:

$$\mathbf{y} = \mathbf{x}(1 + \gamma\mathbf{w}) \quad (7.5)$$

Η ισχύς του υδατόσημου ελέγχεται από τον παράγοντα κέρδους γ . Το πρόβλημα της πολλαπλασιαστικής υδατοσήμανσης μπορεί να μορφοποιηθεί ως ένα πρόβλημα δυαδικής υπόθεσης όπου κάποιος πρέπει να αποφασίσει μεταξύ των δύο ακόλουθων υποθέσεων:

$$\begin{aligned} H_0 : \mathbf{y} &= \mathbf{f} \\ H_1 : \mathbf{y} &= \mathbf{f}(1 + \gamma\mathbf{w}) \end{aligned} \quad (7.6)$$

Η αρχική εικόνα \mathbf{f} είναι άγνωστη, ενώ το υδατόσημο \mathbf{w} και η ισχύς του γ στο πρόβλημά μας θεωρούνται γνωστές ποσότητες. Στο προτεινόμενο περιεχόμενο μετά την εφαρμογή των τελεστών των διαφορών \mathbf{Q}_k και στις δύο πλευρές των ισοτήτων εξάγουμε το πρόβλημα των δυαδικών υποθέσεων στη μορφή:

$$\begin{aligned} H_0 : \mathbf{y}'_k &= \boldsymbol{\varepsilon}_k \\ H_1 : \mathbf{y}'_k &= \boldsymbol{\varepsilon}_k(1 + \mathbf{w}'_k) \end{aligned}, \quad k = 1, 2 \quad (7.7)$$

όπου $\mathbf{y}'_k = \mathbf{Q}_k \mathbf{y}$, $\boldsymbol{\varepsilon}_k = \mathbf{Q}_k \mathbf{f}$ και $\mathbf{w}'_k = \gamma \mathbf{Q}_k \mathbf{w}$ είναι οι έξοδοι των παρατηρούμενων δεδομένων, της αρχικής εικόνας και των υδατοσημασμένων δεδομένων, αντίστοιχα. Οι συναρτήσεις πυκνότητας πιθανότητας υπό τις δύο υποθέσεις είναι:

$$\text{υπόθεση } H_0: p(\tilde{\mathbf{y}}'; \tilde{\mathbf{a}}, H_0) = C \left\{ \prod_{k=1}^2 \prod_{i=1}^N a_k(i)^{1/2} \right\} \exp \left(-\frac{1}{2} \sum_{k=1}^2 \sum_{i=1}^N a_k(i) (y'_k(i))^2 \right) \quad (7.8)$$

$$\text{υπόθεση } H_1: p(\tilde{\mathbf{y}}'; \tilde{\mathbf{a}}, H_1) = C \left\{ \prod_{k=1}^2 \prod_{i=1}^N \frac{a_k(i)^{1/2}}{|1 + w'_k(i)|} \right\} \exp \left(-\frac{1}{2} \sum_{k=1}^2 \sum_{i=1}^N \frac{a_k(i) (y'_k(i))^2}{(1 + w'_k(i))^2} \right) \quad (7.9)$$

Ορίζοντας τις προαναφερόμενες υπό-συνθήκη κατανομές, το επόμενο βήμα μας, αφορά στο προσδιορισμό του κατάλληλου στατιστικού χρησιμοποιώντας τον έλεγχο του λόγου πιθανοφανειών.

Χρησιμοποιώντας τις υπο-συνθήκη σ.π.π. το πρόβλημα του ελέγχου των δυαδικών υποθέσεων π.χ. ο Έλεγχος Λόγου Πιθανοφανειών (LRT-Likelihood Ratio Test) δίνεται από τη σχέση:

$$LRT(\tilde{\mathbf{y}}'; \tilde{\mathbf{a}}) = \log \left\{ \frac{p(\tilde{\mathbf{y}}'; \tilde{\mathbf{a}}, H_1)}{p(\tilde{\mathbf{y}}'; \tilde{\mathbf{a}}, H_0)} \right\} \begin{matrix} H_1 \\ > \\ 0 \\ < \\ H_0 \end{matrix} \quad (7.10)$$

Χρησιμοποιώντας τις υπό-συνθήκη σ.π.π. (7.8) και (7.9) στην εξίσωση (7.10), το στατιστικό ελέγχου για τον ανιχνευτή στην προηγούμενη εξίσωση μπορεί να γραφεί ως:

$$T_{MPGLRT}(\tilde{\mathbf{y}}') = \sum_{k=1}^2 \sum_{i=1}^N \log \left(\frac{\hat{a}_k(i)_{/H_0}}{\hat{a}_k(i)_{/H_1}} \right) - \frac{\hat{a}_k(i)_{/H_1} y'_k(i)^2}{(1 + w'_k(i))^2} + \hat{a}_k(i)_{/H_0} y'_k(i)^2 \begin{matrix} H_1 \\ > \\ T \\ < \\ H_0 \end{matrix} \quad (7.11)$$

όπου T είναι ένα κατώφλι που προσδιορίζει το συμβιβασμό της πιθανότητας λανθασμένης ανίχνευσης έναντι της πιθανότητας ανίχνευσης του ανιχνευτή [87].

Ο υπολογισμός ενός ελέγχου όπως ο LRT απαιτεί όπως είδαμε και στα προηγούμενα την εκτίμηση των παραμέτρων ακρίβειας $\hat{a}_k(i)_{/H_0}$ και $\hat{a}_k(i)_{/H_1}$. Λόγω της έλλειψης πολλών σημείων για να εκτιμήσουμε κάθε $a_k(i)$, η εκτίμηση Μέγιστης Πιθανοφάνειας (ML-Maximum Likelihood) είναι ανέφικτη. Για να ξεπεράσουμε αυτό το πρόβλημα, καταφεύγουμε ξανά στην MAP (Maximum A Posteriori) εκτίμηση χρησιμοποιώντας τις υπερ-εκ-των-προτέρων κατανομές (hyperpriors) $p(\tilde{\mathbf{a}}; m, l)$ στην εξίσωση (7.3). Χρησιμοποιώντας τον κανόνα του Bayes έχουμε τις εκτιμήσεις:

$$\begin{aligned}\hat{a}(i)_{/H_j} &= \arg \max_{a(i)} \left\{ \log p(\tilde{\mathbf{a}} | \tilde{\mathbf{y}}', H_j, m, l) \right\} \\ &= \arg \max_{a(i)} \left\{ \log p(\tilde{\mathbf{y}}' | \tilde{\mathbf{a}}, H_j) + \log p(\tilde{\mathbf{a}}; m, l) \right\}, j = 0, 1\end{aligned}\quad (7.12)$$

Η τελική μορφή των πιο πάνω εκτιμήσεων θα είναι:

$$\hat{a}_k(i)_{/H_0} = \frac{1 + (l - 2)}{(y'_k(i))^2 + 2m(l - 2)} \quad (7.13)$$

$$\hat{a}_k(i)_{/H_1} = \frac{[1 + (l - 2)](1 + w'_k(i))^2}{[y'_k(i)^2 + 2m(l - 2)(1 + w'_k(i))]} \quad (7.14)$$

Οι πιο πάνω εκτιμώμενες τιμές εξαρτώνται ισχυρά από τη φύση των περιοχών της εικόνας. Μεγάλες τιμές συνεπάγονται ότι η χωρική δραστηριότητα δεν είναι ιδιαίτερα αισθητή, ενώ το αντίθετο ισχύει για τις μικρές τιμές.

Οι αλγόριθμοι που περιγράφηκαν στη προηγούμενη μας εργασία [138], χρησιμοποιούν την ίδια εκ των προτέρων κατανομή, στην τρέχουσα όμως πρόταση που αφορά το πολλαπλασιαστικό μοντέλο, η μορφή του πολλαπλασιαστικού κανόνα συνιστά δύο πλεονεκτήματα που θα γίνουν κατανοητά στην ενότητα των πειραμάτων που ακολουθεί. Πρώτον, το χωρικά προσαρμοζόμενο μοντέλο της εικόνας σε «συνεργασία» με τον κανόνα πολλαπλασιαστικής ένθεσης, βελτιώνει ακόμη περισσότερο την ευαισθησία ανίχνευσης του υδατοσήματος για πολύ αδύναμα υδατόσημα. Δεύτερον, είναι ακόμη περισσότερο εύρωστο έναντι επιθέσεων του υδατόσημου σε σχέση με προηγούμενους ανιχνευτές.

7.4 Πειραματικά αποτελέσματα - Επίδοση πολλαπλασιαστικού ανιχνευτή

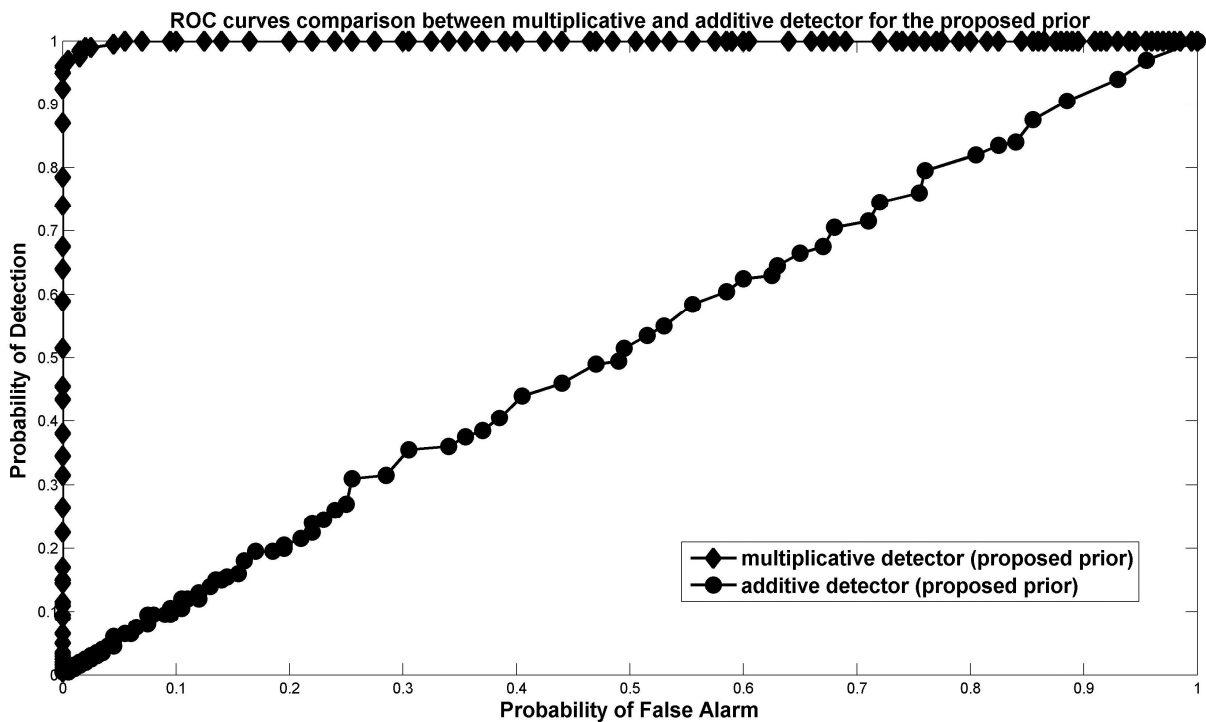
Για να ελέγξουμε την επίδοση του προτεινόμενου πολλαπλασιαστικού ανιχνευτή επιλέξαμε ως κριτήριο σύγκρισης ένα επιτυχημένο πολλαπλασιαστικό ανιχνευτή στο πεδίο μετασχηματισμού. Ο συγκεκριμένος ανιχνευτής χρησιμοποιεί τους συντελεστές του DWT πεδίου και υποθέτει ότι υπακούουν στην GGD σ.π.π. [66]. Για να αποτιμήσουμε την επίδοση του πολλαπλασιαστικού ανιχνευτή που προτάθηκε στο συγκεκριμένο κεφάλαιο και για λόγους στατιστικής αξιοπιστίας, επιτελέσαμε διάφορα πειράματα χρησιμοποιώντας 200 εικόνες από την βάση δεδομένων Microsoft Image Recognition Database [89]. Η επίδοση μετρήθηκε χρησιμοποιώντας ROC καμπύλες ενώ η διαδικασία ανίχνευσης υδατοσήμου εφαρμόστηκε σε 200 εικόνες της βάσης χρησιμοποιώντας το ίδιο υδατόσημο. Το στατιστικό ελέγχου αποτιμήθηκε για όλες αυτές τις εικόνες με και χωρίς υδατόσημο. Στη συνέχεια τα

ιστογράμματα του στατιστικού ελέγχου χρησιμοποιήθηκαν για να εξαχθούν οι ROC καμπύλες.

Η ποσοτικοποίηση της ισχύος του υδατόσημου στο πολλαπλασιαστικό πλαίσιο που μελετούμε, χρησιμοποιεί τον WDR ορισμό, όπου:

$$WDR = 10 * \log_{10} (\|\gamma \mathbf{w}\| / \|\mathbf{f}\|) \quad (7.15)$$

Η εγγύηση για τη δικαιοσύνη των συγκρίσεων και στο σημείο αυτό πραγματοποιείται χρησιμοποιώντας τις ίδιες συνθήκες ένθεσης του υδατόσημου. Για το λόγο αυτό, σε όλα τα πειράματα, έγινε ενσωμάτωση ενός ευρέως φάσματος υδατόσημου στο δεύτερο επίπεδο του DWT μετασχηματισμού χρησιμοποιώντας τα Daubechies-8 διδιάστατα διαχωρίσιμα φίλτρα. Πιο συγκεκριμένα στη συγκεκριμένη ενότητα παρουσιάζουμε τρία πειράματα.

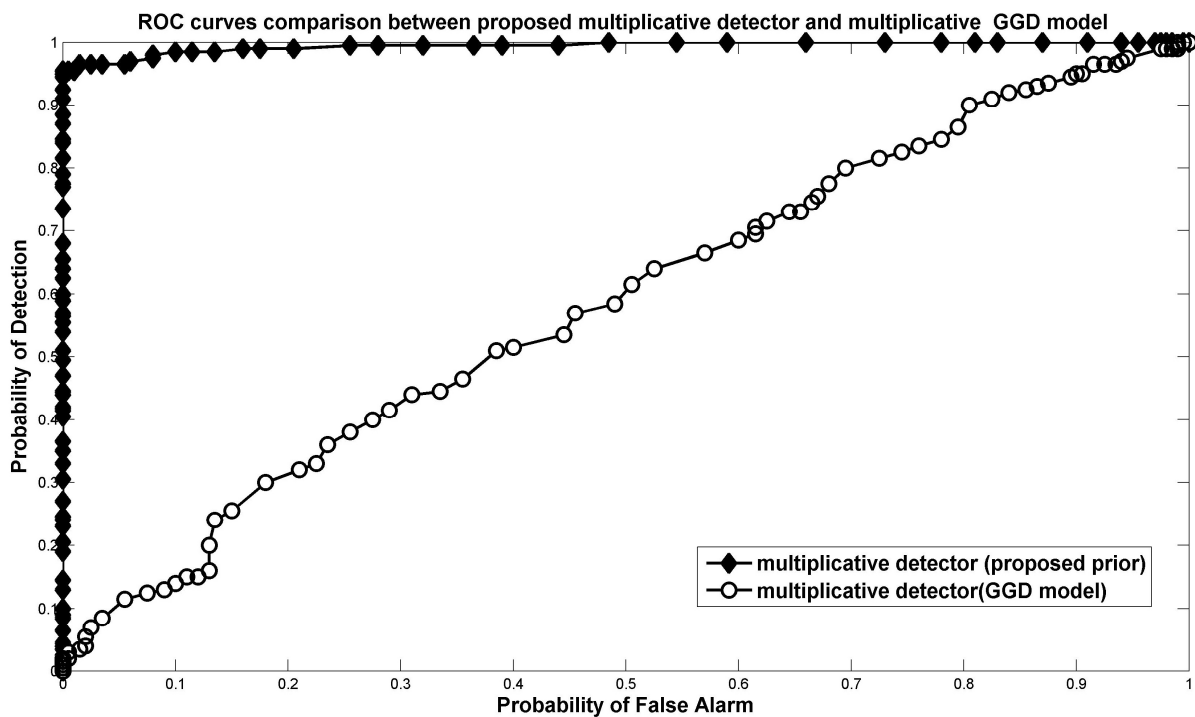


Εικόνα 7.1. Σύγκριση ROC καμπύλων μεταξύ του προσθετικού και του πολλαπλασιαστικού ανιχνευτή χρησιμοποιώντας το ίδιο μοντέλο εικόνας για $WDR=-47.5dB$

Στην Εικόνα 7.1 εμφανίζεται η ανωτερότητα του προτεινόμενου πολλαπλασιαστικού σχήματος υδατοσήμανσης ως προς το ισοδύναμο προσθετικό σχήμα της εργασίας [138] που χρησιμοποιεί το ίδιο μοντέλο εικόνας.

Στην Εικόνα 7.2, παρατηρούμε την ανωτερότητα του προτεινόμενου πολλαπλασιαστικού ανιχνευτή σε σύγκριση με τη πολλαπλασιαστική μορφή του GGD μοντέλου στην [66].

Στην Εικόνα 7.3, συγκρίνουμε τη προτεινόμενη εκ των προτέρων κατανομή στο πλαίσιο των πολλαπλασιαστικών ανιχνευτών με κριτήριο την ανθεκτικότητα έναντι διαφόρων επιθέσεων. Στη συγκεκριμένη εικόνα εξετάζουμε τη περίπτωση της JPEG επίθεσης με παράγοντα ποιότητας ίσιο με 50 και συγκρίνουμε έναντι του GGD ανιχνευτή.

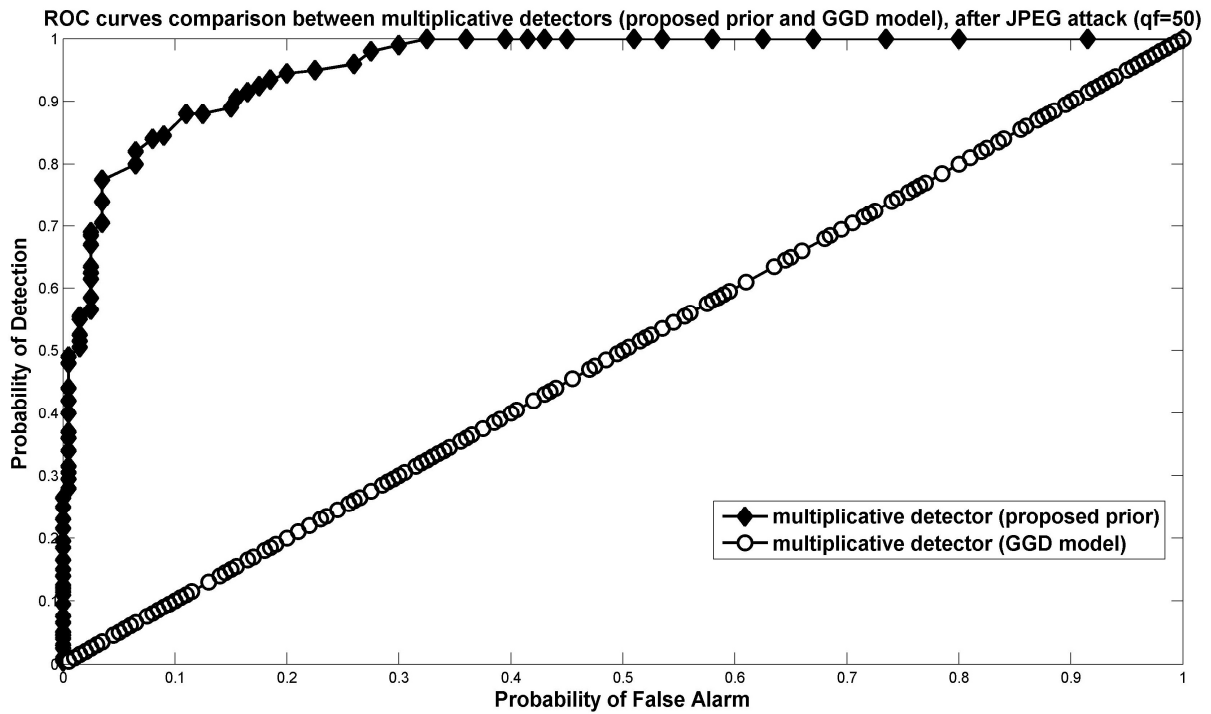


Εικόνα 7.2. Σύγκριση ROC καμπύλων μεταξύ του πολλαπλασιαστικού ανιχνευτή της προτεινόμενης εκ των προτέρων κατανομής και του GGD μοντέλου, για το ίδιο WDR=-47.5 dB.

7.5 Συμπεράσματα και μελλοντική εργασία

Στο συγκεκριμένο κεφάλαιο ουσιαστικά επεκτείναμε τη χρήση του ιεραρχικά χωρικά προσαρμοζόμενου μοντέλου της εικόνας από τα προβλήματα της ανακατασκευής εικόνας [81] και της αθροιστικής υδατοσήμανσης [138]. Βασιζόμενοι στο ίδιο μοντέλο, το οποίο παρέχει ένα μέτρο των τοπικών διακυμάνσεων της εικόνας, προτείναμε ένα νέο πολλαπλασιαστικό ανιχνευτή. Ο συγκεκριμένος ανιχνευτής σύμφωνα με τα πειραματικά αποτελέσματα έχει καλύτερη επίδοση ως προς την ανίχνευση εμφανίζοντας ταυτόχρονα καλύτερες ιδιότητες ανθεκτικότητας έναντι επιθέσεων στο υδατόσημο. Τα προαναφερόμενα θεμελιώνουν την αξία του προτεινόμενου μοντέλου για διαφορετικές εκφάνσεις του προβλήματος υδατοσήμανσης, ενώ ταυτόχρονα υποστηρίζουν την άποψη ότι τα προβλήματα της ανακατασκευής της εικόνας και της υδατοσήμανσης της εικόνας μπορούν να βρουν

«κοινό κώδικα επίλυσης» των προβλημάτων τους μέσω των διαφόρων μοντέλων εικόνας που έχουν προταθεί [81].



Εικόνα 7.3. Σύγκριση ROC καμπύλων μεταξύ του πολλαπλασιαστικού ανιχνευτή της προτεινόμενης εκ των προτέρων κατανομής και του GGD μοντέλου μετά από JPEG επίθεση, $WDR=-35$ dB.

Η αναζήτηση νέων μοντέλων με καλύτερη ευαισθησία ως προς την επίδοση αλλά και με καλύτερες ιδιότητες ως προς την ευρωστία καθώς και η διεξαγωγή περισσότερων πειραματικών αποτελεσμάτων που να επιβεβαιώνουν τα προαναφερόμενα συμπεράσματα αποτελούν οδηγό για μελλοντική ερευνητική εργασία.

Κεφάλαιο 8

Πολλαπλασιαστική ανίχνευση υδατοσήματος βασισμένη σε μία νέα χωρικά σταθμισμένη Total Variation εκ των προτέρων κατανομή εικόνας

8.1 Εισαγωγή

8.2 Πολλαπλασιαστικός κανόνας ένθεσης και GGD σ.π.π.

8.3 Πρόβλημα πολλαπλασιαστικής υδατοσήμανσης και προτεινόμενο μοντέλο εικόνας

8.4 Ανιχνευτής βασισμένος στη MAP εκτίμηση των παραμέτρων της υπερ-εκ-των-προτέρων κατανομής

8.5 Πειραματικά αποτελέσματα - Επίδοση πολλαπλασιαστικού ανιχνευτή

8.5 Συμπεράσματα και μελλοντική εργασία

8.1 Εισαγωγή

Όπως είδαμε στα προηγούμενα κεφάλαια η υδατοσήμανση αποτελεί μία τεχνολογική πρόταση που δίνει τη δυνατότητα προστασίας των πνευματικών δικαιωμάτων ενθέτοντας ένα μη-αντιληπτό αλλά ανιχνεύσιμο σήμα στο ψηφιακό πολυμεσικό περιεχόμενο όπως το βίντεο, ο ήχος ή η εικόνα στη περίπτωση μας.

Στη περίπτωση της τυφλής υδατοσήμανσης π.χ. όταν η ανίχνευση πραγματοποιείται χωρίς να αναφέρεται στην αρχική μη-υδατοσημασμένη εικόνα, τα αρχικά δεδομένα στην ουσία «ανακατεύονται» με το υδατόσημο. Οι προηγούμενες διαπιστώσεις μας οδηγούν στο συμπέρασμα ότι είτε η πληροφορημένη (informed) ένθεση του υδατοσήματος, είτε η ακριβής μοντελοποίηση των αρχικών δεδομένων, είτε η μορφή ένθεσης του υδατόσημου είναι κρίσιμοι παράγοντες στην επίδοση της ανίχνευσης [168], [169].

Επιπλέον, τα υδατόσημα γνωρίζουμε ότι ενθέτονται είτε με αθροιστικό, είτε με πολλαπλασιαστικό τρόπο. Τα πολλαπλασιαστικά υδατόσημα εμφανίζουν μεγαλύτερη ανθεκτικότητα στις επιθέσεις από τη στιγμή που είναι αυτόματα προσαρμοζόμενα στο περιεχόμενο της εικόνας [7], ενώ ταυτόχρονα ενθέτονται με αυτόματο τρόπο κυρίως στα πιο σημαντικά συστατικά μίας εικόνας. Στη περίπτωση αυτή μπορεί κάποιος να εκμεταλλευτεί ένα αντιληπτικό μοντέλο και εκμεταλλευόμενος τις προαναφερόμενες ιδιότητες να παρέχει πιο εύρωστες τεχνικές υδατοσήμανσης.

Τα πεδία μετασχηματισμού όπως ο DCT μετασχηματισμός, ή ο DWT μετασχηματισμός, εν γένει διευκολύνουν τη μοντελοποίηση της ανθρώπινης οπτικής αντίληψης και επιτρέπουν την επιλογή των σημαντικών συστατικών του σήματος για την ένθεση του υδατοσήματος. Τα αντιληπτικά χαρακτηριστικά και οι διάφορες κατανομές των συντελεστών των μετασχηματισμών αναφέρθηκαν στα προηγούμενα κεφάλαια, ενώ για το πρόβλημα της αθροιστικής υδατοσήμανσης μπορεί κανείς εύκολα να δει στη βιβλιογραφία διάφορες προσεγγίσεις ένθεσης σε κάποιο πεδίο μετασχηματισμού και τους συνεπαγόμενους βέλτιστους ανιχνευτές [29],[65],[26],[67]. Στη περίπτωση της τυφλής υδατοσήμανσης που μελετούμε, στο πλαίσιο της θεωρίας ανίχνευσης, οι συντελεστές μετασχηματισμού των αρχικών δεδομένων θεωρούνται θόρυβος και όπως έχει αναφερθεί αν υποθέσουμε Gaussian θόρυβο, είναι γνωστό ότι ο βέλτιστος ανιχνευτής είναι ο ανιχνευτής γραμμικής συσχέτισης [3]. Βέβαια στη περίπτωση των DCT και DWT συντελεστών γνωρίζουμε ότι γενικά δεν ακολουθούν Gaussian στατιστική, με συνέπεια ο γραμμικός συσχετιστής να αποδεικνύεται υπο-βέλτιστος. Μία πρώτη προσέγγιση η οποία διερευνά το γεγονός ότι οι DCT και DWT συντελεστές δεν υπακούουν σε κάποιο Gaussian κανόνα προτάθηκε στην εργασία των Hernandez et. al. [26], ενώ στην ίδια εργασία καθώς και στην εργασία των Cheng και Huang [66] εξάγονται βέλτιστοι ανιχνευτές για το πρόβλημα της αθροιστικής υδατοσήμανσης βασιζόμενοι στη GGD συνάρτηση πυκνότητας πιθανότητας. Ο ανιχνευτής συσχέτισης χρησιμοποιείται και στη πολλαπλασιαστική περίπτωση [8] αν και πρέπει να σημειωθεί ότι η θεωρητική ανάλυση που να δικαιολογεί και κάποια δεδομένη επίδοση στο πολλαπλασιαστικό πλαίσιο δεν είναι μία εύκολη διαδικασία.

Στα επόμενα θα αναφερθούμε στο πρόβλημα της πολλαπλασιαστικής υδατοσήμανσης χρησιμοποιώντας ως μέτρο σύγκρισης τη GGD σ.π.π., χρησιμοποιώντας ως πεδίο ένθεσης το πεδίο του DWT μετασχηματισμού, ενώ στη συνέχεια θα προτείνουμε ένα νέο εύρωστο πολλαπλασιαστικό ανιχνευτή στο χωρικό πεδίο βασισμένο σε μία χωρικά προσαρμοζόμενη εκδοχή της Total Variation σ.π.π.. Τέλος θα επιδείξουμε πειραματικά αποτελέσματα που δικαιολογούν τη προτεινόμενη εκ των προτέρων κατανομή εικόνας για το προκείμενο πρόβλημα υδατοσήμανσης.

8.2 Πολλαπλασιαστικός κανόνας ένθεσης και GGD σ.π.π.

Τα πολλαπλασιαστικά υδατοσήματα συνήθως ενθέτονται στα πεδία μετασχηματισμού [8] όπως το πεδίο του DFT, του DCT και του DWT μετασχηματισμού. Οι συντελεστές των δύο τελευταίων μετασχηματισμών μπορεί όπως έχει αναφερθεί και στα προηγούμενα κεφάλαια να μοντελοποιηθούν στατιστικά χρησιμοποιώντας το GGD μοντέλο, ενώ η

εξαγωγή του βέλτιστου ανιχνευτή για τα αθροιστικά υδατοσήματα χρησιμοποιώντας τη GGD σ.π.π. έχουν μελετηθεί στις εργασίες [25],[26].

Στην εργασία [129] χρησιμοποιήθηκε η Gaussian σ.π.π. για να ταιριάζει στη κατανομή των wavelet συντελεστών. Όμως, όπως έχει μελετηθεί και στην εργασία [65], η κατανομή μεγάλου πλήθους συντελεστών στο DWT πεδίο έχουν μία αιχμή στη τιμή μηδέν και παχιές ουρές στις υπόλοιπες τιμές, γεγονός που δηλώνει τα όρια της Gaussian κατανομής και συνεπάγεται ότι μία GGD συνάρτηση είναι πιο κατάλληλη επιλογή.

Η επακριβής μοντελοποίηση της άγνωστης σ.π.π. των δεδομένων που συναντούμε σε πρακτικές εφαρμογές, είναι δυνατό να διαδραματίσουν σημαντικό ρόλο στη λογική της κατεύθυνσης σχεδίασης πιο αποδοτικών σύγχρονων συστημάτων υδατοσήμανσης. Στο πλαίσιο αυτό, το μοντέλο της GGD σ.π.π. είναι γνωστό ότι προσεγγίζει επιτυχώς τους συντελεστές του DWT, ενός μεγάλου αριθμού εικόνων με διαφορετικά στατιστικά χαρακτηριστικά.

Η συνάρτηση πυκνότητας πιθανότητας της GGD έχει τη μορφή:

$$p_X(x) = Ae^{-|\beta(x-m)|^c} \quad (8.1\alpha)$$

όπου

$$\beta = \frac{1}{\sigma} \left(\frac{\Gamma(3/c)}{\Gamma(1/c)} \right)^{\frac{1}{2}} \quad (8.1\beta)$$

$$A = \frac{\beta c}{2\Gamma(1/c)} \quad (8.1\gamma)$$

όπου m και σ είναι ο μέσος και η τυπική απόκλιση της κατανομής αντίστοιχα, $\Gamma(x) = \int_0^{\infty} t^{x-1} e^{-t} dt$ είναι η Γάμμα συνάρτηση, ενώ c είναι η παράμετρος σχήματος της GGD. Όσο πιο μικρή είναι η τιμή της παραμέτρου σχήματος τόσο πιο αιχμηρό είναι το σχήμα και πιο παχιές οι ουρές. Λόγω του ορθογώνιου χαρακτήρα της DWT βάσης, οι συντελεστές του συγκεκριμένου μετασχηματισμού στις μεσαίες μπάντες και τις μπάντες χαμηλών συχνοτήτων είναι σχεδόν ίσες με το 0, δηλαδή $m \approx 0$.

Ο συνήθης αθροιστικός κανόνας είναι:

$$y_i = x_i + \gamma w_i, \quad i = 1, \dots, N, \quad (8.2)$$

όπου $\mathbf{x} = \{x_1, \dots, x_N\}$ είναι η ακολουθία των μετασχηματισμένων δεδομένων της αρχικής εικόνας, $\mathbf{w} = \{w_1, \dots, w_N\}$ είναι η ακολουθία των δεδομένων του υδατοσήματος, γ είναι ο

συντελεστής κέρδους και $\mathbf{y} = \{y_1, \dots, y_N\}$ είναι η ακολουθία των υδατοσημασμένων δεδομένων.

Ο συνήθης πολλαπλασιαστικός κανόνας ένθεσης είναι:

$$y_i = x_i(1 + \gamma w_i), \quad i = 1, \dots, N \quad (8.3)$$

όπου ισχύουν οι ίδιοι συμβολισμοί με τον αθροιστικό κανόνα ένθεσης.

Η ανίχνευση του υδατοσήματος μπορεί να μετατραπεί σε ένα πρόβλημα δυαδικών υποθέσεων, όπου στη μία υπόθεση θεωρείται ότι δεν έχουμε την κρυφή πληροφορία και στην άλλη υπόθεση ότι έχουμε τα υδατοσημασμένα δεδομένα.

8.3 Πρόβλημα πολλαπλασιαστικής υδατοσήμανσης και προτεινόμενο μοντέλο εικόνας

Στο έκτο κεφάλαιο είδαμε τον ορισμό της Total Variation, η οποία δίνεται από τη σχέση:

$$\mathbf{TV}(\mathbf{f}) = \sum_{i=1}^N \sqrt{[\mathbf{D}_x \mathbf{f}]_i^2 + [\mathbf{D}_y \mathbf{f}]_i^2} \quad (8.4)$$

όπου $\mathbf{D}_x, \mathbf{D}_y$ είναι οι πρώτες διαφορές της εικόνας στην οριζόντια και την κάθετη κατεύθυνση μεγέθους $N \times N$ και \mathbf{f} είναι η προς μελέτη εικόνα με μέγεθος $N \times 1$.

Τις πρώτες διαφορές της εικόνας μπορούμε να τις συμβολίσουμε ως $\boldsymbol{\varepsilon}_k = \mathbf{D}_k \mathbf{f}$, οπότε η προτεινόμενη κατανομή θα εφαρμοστεί από κοινού στις κατευθυνόμενες διαφορές της εικόνας. Χρησιμοποιώντας τον ορισμό της Total Variation, μπορούμε να ορίσουμε την εκ των προτέρων κατανομή της εικόνας:

$$p(\mathbf{f}; \tilde{\mathbf{a}}) \propto \prod_{i=1}^N \left[a^2(i) \exp \left\{ -a(i) \sqrt{[\mathbf{D}_x \mathbf{f}]_i^2 + [\mathbf{D}_y \mathbf{f}]_i^2} \right\} \right] \quad i = 1, \dots, N \quad (8.5)$$

όπου $\tilde{\mathbf{a}} = [a(1) \dots a(N)]$ είναι εκείνες οι παράμετροι που μετρούν τη χωρική δραστηριότητα μίας εικόνας σε κάθε συστατικό της, δηλαδή σε κάθε pixel. Τα συγκεκριμένα βάρη, έχουν τη δυνατότητα να μοντελοποιούν τη δομή μίας εικόνας και με αυτό τον τρόπο να «πληροφορούν» μέσω της εκ των προτέρων κατανομής για τα κρίσιμα συστατικά μίας εικόνας όπως είναι οι ακμές, τα συστατικά υφής ή ακόμα και οι ομαλές περιοχές της.

Στο παρόν κεφάλαιο, για λόγους πληρότητας και πιο αξιόπιστης κριτικής των προτεινόμενων μοντέλων, μελετούμε το πρόβλημα της πολλαπλασιαστικής ένθεσης και της συνεπαγόμενης εξαγωγής του πολλαπλασιαστικού ανιχνευτή, δομώντας το πρόβλημα της δυαδικής υπόθεσης όπου κάποιος πρέπει να αποφασίσει μεταξύ δύο υποθέσεων:

$$\begin{aligned} H_0 : \mathbf{y} &= \mathbf{f} \\ H_1 : \mathbf{y} &= \mathbf{f}(1 + \gamma \mathbf{w}) \end{aligned} \quad (8.6)$$

Η αρχική εικόνα \mathbf{f} είναι άγνωστη, το υδατόσημο \mathbf{w} και η ισχύς τους γ είναι όμως γνωστά. Μετά την εφαρμογή των τελεστών διαφορών D_k , όπου $k = x, y$ στα δεδομένα μας, υδατοσημασμένα και μη, η πιο πάνω εξίσωση μετασχηματίζεται στην εξίσωση:

$$\begin{aligned} H_0 : \mathbf{y}'_k &= \boldsymbol{\varepsilon}_k \\ H_1 : \mathbf{y}'_k &= \boldsymbol{\varepsilon}_k (1 + \mathbf{w}'_k) \end{aligned}, \quad k = 1, 2 \quad (8.7)$$

όπου $\mathbf{y}'_k = \mathbf{Q}_k \mathbf{y}$, $\boldsymbol{\varepsilon}_k = \mathbf{Q}_k \mathbf{f}$ και $\mathbf{w}'_k = \gamma \mathbf{Q}_k \mathbf{w}$ είναι οι πρώτες διαφορές στις δύο βασικές κατευθύνσεις των παρατηρήσεων, της αρχικής εικόνας και του υδατοσήματος αντίστοιχα. Χρησιμοποιώντας το προαναφερόμενο προτεινόμενο εκ των προτέρων μοντέλο της εικόνας που κάνει χρήση των βασικών διαφορών της, μπορούμε να ορίσουμε τις υπό-συνθήκη σ.π.π. των παρατηρήσεων για τις δύο υποθέσεις, δηλαδή:

$$H_0 : p(\tilde{\mathbf{y}}'; \tilde{\mathbf{a}}, H_0) = C \cdot \left(\prod_{i=1}^N a(i)^2 \right) \times \exp \left\{ \sum_{i=1}^N -a(i) \sqrt{y'_x(i)^2 + y'_y(i)^2} \right\} \quad (8.8)$$

$$H_1 : p(\tilde{\mathbf{y}}'; \tilde{\mathbf{a}}, H_1) = C \cdot \left(\prod_{i=1}^N \frac{a(i)^2}{|1 + w'(i)|} \right) \times \exp \left\{ \sum_{i=1}^N -a(i) \sqrt{\left(\frac{y'(i)}{1 + w'(i)} \right)_x^2 + \left(\frac{y'(i)}{1 + w'(i)} \right)_y^2} \right\} \quad (8.9)$$

όπου $\tilde{\mathbf{y}}' = (\tilde{\mathbf{y}}'_x, \tilde{\mathbf{y}}'_y)$, $w' = (w'_x, w'_y)$ και C μία σταθερά κανονικοποίησης. Αυτές οι συναρτήσεις πυκνότητας πιθανότητας θα αποτελέσουν το σημείο εκκίνησης στον προτεινόμενο χωρικά σταθμισμένο Total Variation ανιχνευτή υδατοσήματος που ακολουθεί στις επόμενες ενότητες του κεφαλαίου.

8.4 Ανιχνευτής βασισμένος στη MAP εκτίμηση των παραμέτρων της υπερ-εκ-των-προτέρων κατανομής

Όπως αναφέρθηκε, για να μπορέσουμε να ορίσουμε το προτεινόμενο ανιχνευτή χρησιμοποιούμε N βάρη, τα οποία όμως οδηγούν σε ένα πρόβλημα υπερ-παραμετροποίησης, αφού είναι κατανοητό πως βασιζόμενοι σε N σημεία δεδομένων πρέπει να μπορέσουμε να εκτιμήσουμε N παραμέτρους. Η επίλυση ενός τέτοιου προβλήματος πραγματοποιείται με τη μεταχείριση των βαρών ως τυχαίες μεταβλητές και τον ορισμό μίας υπερ-εκ-των-προτέρων κατανομής επάνω σε αυτές τις τυχαίες μεταβλητές.

Σε μία τέτοιου είδους τυποποίηση, οι παράμετροι των βαρών $a(i)$ ακολουθούν τη Γάμμα σ.π.π. που δίνεται από τη σχέση:

$$p(a(i); m, l) \propto a(i)^{\frac{l-2}{2}} \exp\{-m(l-2)a(i)\} \quad (8.10)$$

όπου m, l είναι οι παράμετροι της Γάμμα κατανομής.

Για τη προαναφερόμενη παραμετροποίηση ισχύει ότι:

$$E[a(i)] = \frac{1}{2m(l-2)} \text{ και } Var[a(i)] = \frac{1}{2m^2(l-2)^2}.$$

Είναι προφανές ότι καθώς $l \rightarrow \infty$, ισχύει:

$$E[a(i)] \rightarrow (2m)^{-1} \text{ και } Var[a(i)] \rightarrow 0.$$

Η θεώρηση των βαρών ως τυχαίες μεταβλητές και η εισαγωγή της Gamma κατανομής σε αυτά, μας δίνουν τη δυνατότητα να τα εκτιμήσουμε καταφεύγοντας στην Maximum-A-Posteriori μεθοδολογία χρησιμοποιώντας την υπερ-εκ-των-προτέρων κατανομή $p(\tilde{\mathbf{a}}, m, l)$. Σε αυτό το πλαίσιο οι MAP εκτιμήσεις θα είναι:

$$\hat{a}(i)_{/H_0} = \frac{4 + (l-2)}{2 \left(\sqrt{(\tilde{\mathbf{y}}'_x(i))^2 + \tilde{\mathbf{y}}'_y(i)^2} + m(l-2) \right)} \quad (8.11)$$

$$\hat{a}(i)_{/H_1} = \frac{4 + (l-2)}{2 \left(\sqrt{\left(\frac{\tilde{\mathbf{y}}'(i)}{1 + \mathbf{w}'(i)} \right)_x^2 + \left(\frac{\tilde{\mathbf{y}}'(i)}{1 + \mathbf{w}'(i)} \right)_y^2} + m(l-2) \right)} \quad (8.12)$$

Για να ορίσουμε το προτεινόμενο ανιχνευτή καταφεύγουμε στον έλεγχο του λόγου πιθανοφανειών σύμφωνα με τον οποίο, για να ορίσουμε το ζητούμενο στατιστικό ελέγχου, παίρνουμε τον λόγο των συναρτήσεων πιθανοφάνειας υπό τις δύο υποθέσεις του προβλήματος δυαδικών υποθέσεων [3].

Ορίζοντας ως Λ το ζητούμενο λόγο, έχουμε

$$\Lambda(\tilde{\mathbf{y}}'; \tilde{\mathbf{a}}) = \log \left\{ \frac{p(\tilde{\mathbf{y}}'; \tilde{\mathbf{a}}, H_1)}{p(\tilde{\mathbf{y}}'; \tilde{\mathbf{a}}, H_0)} \right\} \begin{matrix} > \\ < \end{matrix} \begin{matrix} H_1 \\ H_0 \end{matrix} \quad (8.13)$$

όπου η έλλειψη της γνώσης των παραμέτρων $\tilde{\mathbf{a}}$, κάνει σε πρώτη φάση αδύνατη τη χρήση του στατιστικού. Μπορούμε όμως να χρησιμοποιήσουμε κάποια τεχνική εκτίμησης των παραμέτρων χρησιμοποιώντας το γενικευμένο λόγο πιθανοφανειών, ο οποίος δίνεται από τη σχέση:

$$GLRT(\tilde{\mathbf{y}}') = \log \left\{ \frac{p(\tilde{\mathbf{y}}'; \hat{\tilde{\mathbf{a}}}_{/H_1}, H_1)}{p(\tilde{\mathbf{y}}'; \hat{\tilde{\mathbf{a}}}_{/H_0}, H_0)} \right\} \begin{matrix} > \\ < \end{matrix} \begin{matrix} H_1 \\ H_0 \end{matrix} \quad (8.14)$$

όπου $\hat{\mathbf{a}}_{/H_0}$, $\hat{\mathbf{a}}_{/H_1}$ είναι οι εκτιμήσεις μέγιστης πιθανοφάνειας των \mathbf{a} υπό τις δύο υποθέσεις. Οι εκτιμήσεις μέγιστης πιθανοφάνειας όμως, στη βάση της έλλειψης αρκετών δεδομένων έχουν υψηλή διακύμανση, οπότε όπως αναφέρθηκε καταφεύγουμε στη μεθοδολογία της MAP εκτίμησης.

Συνεπώς, βασισμένοι στους ορισμούς των υπο-συνθήκη σ.π.π. στις εξισώσεις, ορίζουμε το προτεινόμενο στατιστικό ελέγχου για το ανιχνευτή μας, με τη μορφή:

$$T(\tilde{\mathbf{y}}') = \sum_{i=1}^N 2 \log \left(\frac{\hat{a}(i)_{/H_1}}{\hat{a}(i)_{/H_0}} \right) + \hat{a}(i)_{/H_0} \sqrt{(\tilde{\mathbf{y}}'_x(i))^2 + (\tilde{\mathbf{y}}'_y(i))^2} - \hat{a}(i)_{/H_1} \sqrt{\left(\frac{\tilde{\mathbf{y}}'_x(i)}{1 + \mathbf{w}'(i)} \right)_x^2 + \left(\frac{\tilde{\mathbf{y}}'_y(i)}{1 + \mathbf{w}'(i)} \right)_y^2} \stackrel{H_1}{>} \stackrel{H_0}{<} T \quad (8.15)$$

Χρησιμοποιώντας το στατιστικό ελέγχου θα ελέγξουμε στα επόμενα την επίδοση του προτεινόμενου πολλαπλασιαστικού ανιχνευτή που βασίζεται στην εκ των προτέρων κατανομή που μελετούμε στο συγκεκριμένο κεφάλαιο.

8.5 Πειραματικά αποτελέσματα – επίδοση πολλαπλασιαστικού ανιχνευτή

Όπως έχει αναφερθεί υπάρχουν δύο λάθη ανίχνευσης σε μία διαδικασία ανίχνευσης υδατοσήματος. Το ένα λάθος αφορά τη πιθανότητα λανθασμένης ανίχνευσης που συμβαίνει όταν το υδατόσημο δεν είναι παρόν ενώ ο ανιχνευτής δίνει τιμές τέτοιες ως να είναι παρόν, ενώ το άλλο λάθος είναι η πιθανότητα λανθασμένης αρνητικά ανίχνευσης που συμβαίνει όταν το υδατόσημο είναι παρόν αλλά ο ανιχνευτής αποκρίνεται ότι δεν υπάρχει το υδατόσημο. Γενικά, απαιτείται η λανθασμένη θετικά ανίχνευση να είναι αρκετά μικρή για να επιλέξουμε κάποιον ανιχνευτή υδατοσήματος.

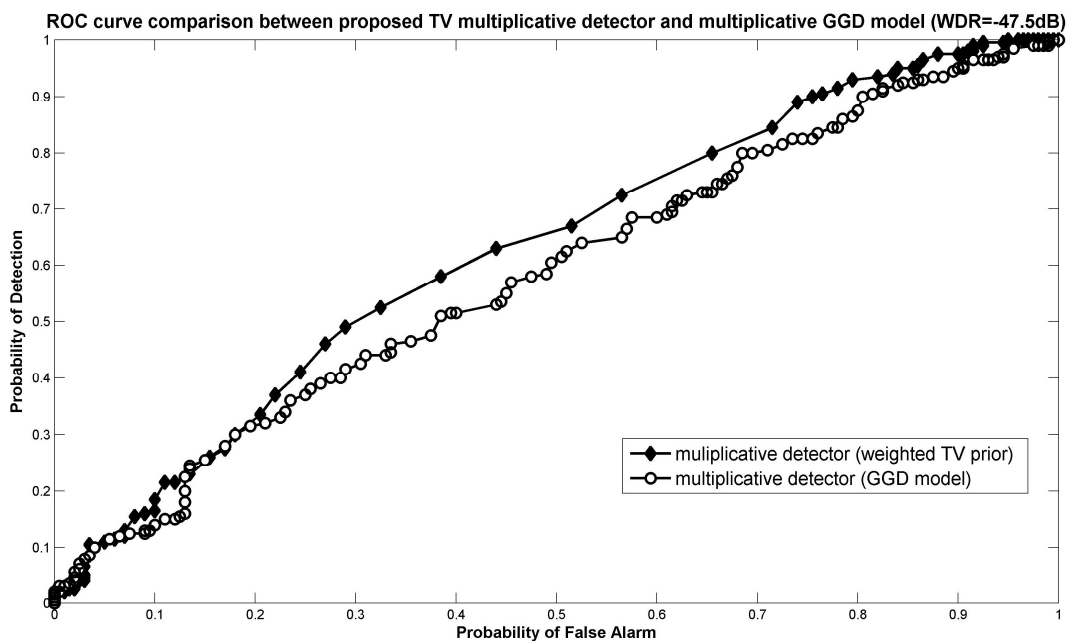
Στη συνέχεια για λόγους στατιστικής αξιοπιστίας των αποτελεσμάτων μας χρησιμοποιήσαμε τις 200 αντιπροσωπευτικές εικόνες της βάσης δεδομένων Microsoft Image Recognition database [89] που χρησιμοποιείται σε διάφορα πειράματα της συγκεκριμένης διδακτορικής διατριβής. Όλες οι εικόνες της προαναφερόμενης βάσης επεξεργάστηκαν με σκοπό να έχουν το ίδιο μέγεθος, δηλαδή 512x512 pixels, ενώ για τη ποσοτικοποίηση της ισχύος των υδατοσημάτων στα πειράματα που υλοποιήσαμε, χρησιμοποιήσαμε το λόγο υδατοσήμου προς κείμενο (Watermark to Document Ratio –WDR), που ορίζεται ως:

$$WDR = 10 \log_{10} \left(\frac{\|\gamma \mathbf{w}\|}{\|\mathbf{f}\|} \right) dB \quad (8.16)$$

Βάσει της Εικόνας 8.1 παρατηρούμε ότι για πολύ χαμηλά WDRs η επίδοση του προτεινόμενου ανιχνευτή είναι ιδιαίτερα καλή για πρακτικά προβλήματα. Συγκρινόμενη όμως με τη πολλαπλασιαστική μορφή του χωρικά προσαρμοζόμενου μοντέλου εικόνας που

προτάθηκε στο έβδομο κεφάλαιο η επίδοση του προκειμένου ανιχνευτή είναι κατώτερη, οπότε επιλέγουμε να συγκρίνουμε την επίδοσή του με τον GGD ανιχνευτή για το πολλαπλασιαστικό πρόβλημα υδατοσήμανσης.

Στην Εικόνα 8.1 επιδεικνύουμε την ελάχιστα καλύτερη επίδοση του προτεινόμενου ανιχνευτή σε σχέση με την αντίστοιχη πολλαπλασιαστική μορφή του ανιχνευτή που παράγεται με τη μοντελοποίηση των wavelet συντελεστών με τη βοήθεια της Generalized Gaussian density συνάρτησης πυκνότητας πιθανότητας για ιδιαίτερα χαμηλά WDR (βάσει ορισμού στο παρό κεφάλαιο).



Εικόνα 8.1 ROC καμπύλες σύγκρισης μεταξύ του προτεινόμενου πολλαπλασιαστικού ανιχνευτή που βασίζεται στη χωρικά σταθμισμένη έκδοση της Total Variation και του πολλαπλασιαστικού μοντέλου της GGD για το wavelet πεδίο

8.6 Συμπεράσματα και μελλοντική εργασία

Ο προτεινόμενος πολλαπλασιαστικός ανιχνευτής υδατόσημου που βασίζεται στη χωρικά σταθμισμένη έκδοση της Total Variation εκ των προτέρων κατανομή εμφανίζει πολύ καλές επιδόσεις για χαμηλά WDRs. Συγκρινόμενος όμως με την αντίστοιχη πολλαπλασιαστική μορφή του ιεραρχικού χωρικά προσαρμοζόμενου μοντέλου του έβδομου κεφαλαίου εμφανίζει κατώτερη επίδοση ανίχνευσης. Παρόλα αυτά, εξακολουθεί να είναι καλύτερος σε σχέση με τη πολλαπλασιαστική μορφή του GGD ανιχνευτή.

Κεφάλαιο 9

Σχεδίαση αντιληπτικής μάσκας βασισμένη στο ιεραρχικό χωρικά προσαρμοζόμενο μοντέλο εικόνας

-
- 9.1 Εισαγωγή
 - 9.2 Μοντέλο εικόνας
 - 9.3 Νέα χωρικά αντιληπτική μάσκα
 - 9.3.1 Η μάσκα Spatially Adaptive Prior (M_SPADPRIOR Mask)
 - 9.4 Πειραματικά Αποτελέσματα
 - 9.4.1 Επίδοση Μάσκας
 - 9.6 Συμπεράσματα
-

9.1 Εισαγωγή

Στα συνήθη σχήματα υδατοσήμανσης ο τρόπος ένθεσης του υδατοσήματος μπορεί να οδηγήσει σε οπτικές παραμορφώσεις, οι οποίες στις περισσότερες των περιπτώσεων πραγματοποιούνται σε περιοχές της εικόνας οι οποίες είναι αντιληπτικά ευαίσθητες στις διάφορες τροποποιήσεις. Από τη στιγμή που η αρχική εικόνα είναι γνωστή κατά το χρόνο της ένθεσης, το υδατόσημο μπορεί να προσαρμοστεί στα δεδομένα της εικόνας βασιζόμενο στο περιεχόμενό της με σκοπό πάντα να διατηρηθεί η έννοια της πιστότητας [3]. Θυμίζουμε ότι η έννοια της πιστότητας σχετίζεται με την έννοια της ομοιότητας πριν και μετά την επεξεργασία, ενώ η έννοια της ποιότητας έχει περισσότερο να κάνει με ένα απόλυτο μέτρο της εμφάνισης της εικόνας, με την έννοια ότι δεν πρέπει να υπάρχουν προφανή τεχνουργήματα επεξεργασίας. Η διαδικασία της υδατοσήμανσης επιδρά στην έννοια της πιστότητας, είναι δυνατόν όμως να επιδράσει και στην έννοια της ποιότητας [3], [12], [17], [18]. Επίσης, είναι αρκετά γνωστό ότι οι βελτιώσεις στη πιστότητα και την ευρωστία μπορεί να επιτευχθούν προσαρμόζοντας την ισχύ του υδατόσημου στα τοπικά αντιληπτικά χαρακτηριστικά των αρχικών δεδομένων [157].

Πώς όμως μπορούμε να κάνουμε ένθεση ενός υδατόσημου χωρίς αυτό να γίνεται αντιληπτό; Η απάντηση στη συγκεκριμένη ερώτηση σχετίζεται άμεσα και με τις δυνατότητες μέτρησης της αντιληψιμότητας, γεγονός ιδιαίτερα δύσκολο, γνωρίζοντας ταυτόχρονα ότι δεν αποτελεί μία δυαδική συνθήκη αλλά μία βαθμιαία μεταβαλλόμενη ποσότητα. Επιπλέον, δεν μας ενδιαφέρει μόνο η μέτρηση αλλά και η δυνατότητα ελέγχου της αντιληψιμότητας κατά τη

διάρκεια της διαδικασίας της ένθεσης. Τα συστήματα που προσπαθούν να διαμορφώσουν το σχήμα των προστιθέμενων υδατόσημων σύμφωνα με κάποιο αντιληπτικό μοντέλο γενικά αναφέρονται ως αντιληπτικά προσαρμοζόμενα συστήματα [3]. Αυτός ο προσαρμοζόμενος στα περιεχόμενα τρόπος υδατοσήμανσης, συνήθως αναφέρεται και με τον όρο *αντιληπτική διαμόρφωση* (*perceptual shaping*) και λαμβάνει γνώση τόσο της διαδικασίας ένθεσης του υδατόσημου όσο και των αρχικών δεδομένων με σκοπό να βελτιστοποιηθεί η έννοια της πιστότητας [152].

Η έννοια της αντιληπτικής διαμόρφωσης διαισθητικά σχετίζεται με το να έχουμε τη δυνατότητα να κάνουμε ένθεση ενός ισχυρότερου υδατόσημου (εάν το ενισχύσουμε) σε περιοχές που είναι καλά κρυμμένο, ή ενός πιο ασθενούς υδατόσημου σε περιοχές που είναι προφανώς αντιληπτό. Για να εφαρμοστεί όμως αυτή η αντιληπτική διαμόρφωση χρειαζόμαστε ένα μοντέλο που να κάνει αυτού του είδους την ανάθεση ή ακόμη καλύτερα να μπορεί να διαμορφώνει τοπικά το υδατόσημο, έτσι ώστε σε άλλες περιοχές να το εξασθενεί και σε άλλες να το αποκρύπτει, με συνέπεια το τελικό υδατόσημο να αποκρύπτεται καλύτερα στα αρχικά μας δεδομένα. Επιπλέον, πρέπει να έχουμε κατά νου, ότι ο μηχανισμός του ανθρώπινου οπτικού συστήματος δεν έχει ομοιόμορφες ιδιότητες, οπότε οι προτεινόμενες λύσεις θα πρέπει να αντιμετωπίζουν τις διακυμάνσεις μίας εικόνας με διαφορετικό και όχι ισότιμο τρόπο.

Το ψηφιακό ισοδύναμο της συγκάλυψης στις εικόνες είναι η χρήση αλγορίθμων που υλοποιούν *αντιληπτική απόκρυψη με τη βοήθεια μάσκας* (*perceptual masking*) και που εκμεταλλεύονται τις ιδιότητες του ανθρώπινου οπτικού συστήματος. Η αντιληπτική πληροφορία που παρέχεται από τέτοια μοντέλα απόκρυψης χρησιμοποιείται ως βάση για τη σχεδίαση των υδατοσημάτων και στη βιβλιογραφία μπορεί κανείς να βρει διάφορα τέτοια μοντέλα [148], [149], [150], [152].

Αναμφισβήτητα, τα πιθανοτικά μοντέλα εικόνων διαδραματίζουν ένα σημαντικό ρόλο σε διάφορους τομείς της επεξεργασίας εικόνων, όπως για παράδειγμα η ανακατασκευή εικόνας [81]. Παρατηρούμε ότι διάφορα μοντέλα εικόνας που περιγράφουν τα στατιστικά των εικόνων ή την κατανομή των συντελεστών ενός μετασχηματισμού όπως ο DCT ή ο DWT, έχουν προταθεί και για το πρόβλημα της ψηφιακής υδατοσήμανσης [66], [67], [157], [158]. Στο ίδιο πνεύμα, στο τέταρτο κεφάλαιο προτείναμε μία νέα προσαρμοζόμενη εκ των προτέρων κατανομή εικόνας η οποία αποδείχτηκε ιδιαίτερα επιτυχής στο αθροιστικό πρόβλημα υδατοσήμανσης [138],[148]. Στο συγκεκριμένο κεφάλαιο υποκινούμενοι από το ιεραρχικό χωρικά προσαρμοζόμενο μοντέλο εικόνας που εφαρμόσαμε στο προσθετικό

κανόνα υδατοσήμανσης του τετάρτου κεφαλαίου, οδηγούμαστε σε μία επέκταση των εφαρμογών του μοντέλου στο πρόβλημα της υδατοσήμανσης.

Στο προκείμενο κεφάλαιο προτείνουμε μία νέα αντιληπτική μάσκα η οποία βελτιώνει την ευρωστία των αθροιστικών υδατοσημάτων στο χωρικό πεδίο. Η συγκεκριμένη μάσκα, βασίζεται στις τοπικές διακυμάνσεις της εικόνας κατά μήκος των δύο βασικών κατευθύνσεων, ενώ ταυτόχρονα ενισχύει την ενέργεια του υδατοσήματος ικανοποιώντας ταυτόχρονα την ιδιότητα της μη-αντιληπτικότητας (imperceptibility).

Όπως θα δούμε και στα πειραματικά αποτελέσματα είναι προφανής η αξία της προτεινόμενης μάσκας καθώς σημαντική είναι και η βελτίωση που αυτή προσφέρει ως προς την επίδοση ανίχνευσης στο πρόβλημα της αθροιστικής υδατοσήμανσης χρησιμοποιώντας το ίδιο μοντέλο εικόνας με το μοντέλο που παρουσιάστηκε στο Κεφάλαιο 4.

9.2 Μοντέλο εικόνας

Η ανάγκη για ένα χωρικά μεταβαλλόμενο μοντέλο εικόνας προκύπτει από την ανάγκη να εισαχθούν με προσαρμοζόμενο τρόπο οι τοπικές ιδιότητες της εικόνας. Πιο συγκεκριμένα, υιοθετώντας λεξικογραφική διάταξη, δηλώνουμε ως \mathbf{f} μία εικόνα μεγέθους $N \times 1$ ενώ ταυτόχρονα ορίζουμε τις οριζόντιες και κάθετες πρώτες διαφορές, τις οποίες ονομάζουμε Κατευθυνόμενες Διαφορές Εικόνας (IDDs-Image Directional Differences) $\mathbf{Q}_k \mathbf{f} = \boldsymbol{\varepsilon}_k$ χρησιμοποιώντας τους τελεστές διαφορών \mathbf{Q}_k , $k = 1, 2$ μεγέθους $N \times N$.

Τα διανύσματα με τις IDDs, χρησιμοποιώντας ένα μονό δείκτη, είναι, $\boldsymbol{\varepsilon}_k = [\varepsilon_k(1), \varepsilon_k(2), \dots, \varepsilon_k(N)]^T$, $k = 1, 2$, όπου N είναι ο συνολικός αριθμός των pixels της εικόνας. Υποθέτουμε και εδώ ότι οι συγκεκριμένες διαφορές (IDDs) είναι Gaussian και ακολουθούν την συνάρτηση πυκνότητας πιθανότητας (σ.π.π.):

$$\varepsilon_k(i, j) \sim N(0, a_k^{-1}(i)) \quad (9.1)$$

όπου $a_k^{-1}(i)$ είναι η παράμετρος της διακύμανσης.

Επιπρόσθετα, εάν $\tilde{\boldsymbol{\varepsilon}} = [\boldsymbol{\varepsilon}_1^T, \boldsymbol{\varepsilon}_2^T]^T$ είναι το διάνυσμα που περιέχει τις κατευθυνόμενες διαφορές στις δύο κατευθύνσεις και υποθέσουμε ανεξαρτησία των IDDs, τότε μπορούμε να γράψουμε την από κοινού συνάρτηση πυκνότητας πιθανότητας ως:

$$p(\tilde{\boldsymbol{\varepsilon}}; \tilde{\mathbf{a}}) \propto \prod_{k=1}^2 \prod_{i=1}^N \left[a_k^{-1/2}(i) \exp\left(-\frac{1}{2} a_k(i) (\varepsilon_k(i))^2\right) \right] \quad (9.2)$$

όπου $\tilde{\mathbf{a}} = [\mathbf{a}_1^T, \mathbf{a}_2^T]^T$, $\mathbf{a}_k = [a_k(1), a_k(2), \dots, a_k(N)]^T$, $k = 1, 2$ υποδηλώνει τις αντίστοιχες παραμέτρους τοπικής ακρίβειας (precision). Είναι προφανές, ότι οι παράμετροι διακύμανσης $a_k(i)$ συλλαμβάνουν τα τοπικά χαρακτηριστικά της εικόνας.

Για αυτή την εκ των προτέρων κατανομή της εικόνα υποθέτουμε μία Gamma συνάρτηση πυκνότητας πιθανότητας που έχει τη μορφή:

$$p(a_k(i); m, l) \propto a_k^{-\frac{l-2}{2}}(i) \exp\{-m(l-2)a_k(i)\}, \quad k = 1, 2 \quad (9.3)$$

όπου m και l είναι οι παράμετροι της Gamma κατανομής. Σημειώνουμε ότι λόγω του ότι αυτό το μοντέλο έχει δύο επίπεδα το αποκαλούμε «ιεραρχικό». Μία τέτοια επιλογή προέρχεται από το γεγονός ότι οι Gaussian και Gamma οικογένειες κατανομών είναι μεταξύ τους «συζυγείς» ως προς τον αντίστροφο της διακύμανσης της Gaussian, γεγονός που καθιστά πολύ βολική την εκτίμηση των παραμέτρων του μοντέλου [138],[90]. Επιπλέον, η χρήση της Gamma κατανομής “ανακουφίζει” το πρόβλημα της υπερ-παραμετροποίησης που προκύπτει από το γεγονός ότι οι $2N$ παράμετροι πρέπει να εκτιμηθούν από $2N$ παρατηρήσεις. Πρέπει να σημειώσουμε ότι οι MAP εκτιμήσεις αυτών των παραμέτρων βασιζόμενες στις προηγούμενες δύο παραμετροποιήσεις των κατανομών δίνονται από τη σχέση:

$$\hat{a}_k(i) = \frac{l-1}{(\varepsilon_k(i))^2 + 2m(l-2)}, \quad i = 1, \dots, N, \quad k = 1, 2, \quad (9.4)$$

ενώ όπως αναφέρθηκε και στο τέταρτο κεφάλαιο η επίδραση της παραμέτρου l είναι ιδιαίτερα σημαντική αφού ανάλογα με τις τιμές της $l \in (2, \infty)$, η υπέρ εκ των προτέρων κατανομή «κανονικοποιεί» την εκτίμηση των παραμέτρων διακύμανσης.

9.3 Νέα χωρικά αντιληπτική μάσκα

Στα επόμενα θα περιγράψουμε πως κατασκευάζεται η προτεινόμενη μάσκα βασισμένοι στην προτεινόμενη ιεραρχική εκ των προτέρων κατανομή της εικόνας. Πιο συγκεκριμένα, προτείνουμε μία μάσκα που βοηθά στην ενίσχυση της ισχύος του υδατόσημου κατά τη φάση της ενσωμάτωσής του στην εικόνα και ως συνέπεια βελτιώνει την ευρωστία του έναντι διαφόρων επιθέσεων. Η βασική ιδέα που κρύβεται πίσω από τη σχεδίαση της προτεινόμενης

μάσκας είναι η εκμετάλλευση των παραμέτρων ακρίβειας $\hat{a}_k(i)$ του μοντέλου μας. Η προτεινόμενη μάσκα προσφέρεται ως οδηγός για το που πρέπει να είναι ισχυρό και που πρέπει να είναι ασθενές το υδατόσημο.

Κατά τη φάση της ένθεσης του υδατόσημου, θα πρέπει να μελετήσουμε τον αθροιστικό κανόνα υδατοσήμανσης, όπου στην διανυσματική τυποποίησή του έχει τη μορφή:

$$\mathbf{y} = \mathbf{x} + \mathbf{w} \quad (9.5)$$

όπου \mathbf{y} είναι το διάνυσμα των παρατηρήσεων, \mathbf{x} είναι το διάνυσμα της αρχικής εικόνας και \mathbf{w} είναι το υδατόσημο. Το υδατόσημο έχει το ίδιο μέγεθος με την αρχική εικόνα. Στη περίπτωση που χρησιμοποιούμε τη διαδικασία της αντιληπτική μάσκας, χρησιμοποιούμε μία νέα εικόνα που ονομάζεται \mathbf{M} , η οποία εφαρμόζεται με έναν πολλαπλασιασμό σημείο-προς-σημείο ως προς το υδατόσημο \mathbf{w} , παράγοντας ένα νέο κρυμμένο με μάσκα υδατόσημο (masked watermark) σύμφωνα με τον κανόνα:

$$\mathbf{w}^M = \mathbf{M} \otimes \mathbf{w} \quad (9.6)$$

όπου \otimes υποδηλώνει τον σημείο-προς-σημείο πολλαπλασιασμό. Η σχέση (9.5) με τη χρήση της μάσκας παίρνει τη μορφή:

$$\mathbf{y} = \mathbf{x} + \mathbf{w}^M \quad (9.7)$$

9.3.1 Η μάσκα $M_SPADPRIOR$

Στη παρούσα ενότητα, προτείνουμε μία νέα χωρικά αντιληπτική μάσκα, η οποία βασίζεται στη μέση τιμή των αντίστροφων ακριβειών των κατευθυνόμενων διαφορών (IDDs) σε κάθε pixel. Συνεπώς, η μορφή της προτεινόμενης μάσκας θα είναι:

$$M_SPADPRIOR(i) = \left(\frac{a_1(i) + a_2(i)}{2} \right)^{-1}, \quad i = 1, \dots, N \quad (9.8)$$

όπου $M_SPADPRIOR$ είναι το όνομα της μάσκας και το εύρος των τιμών της είναι στο διάστημα $[0,1]$ μετά την κανονικοποίηση των τιμών της σχέσης, σημειώνοντας ότι η συγκεκριμένη κανονικοποίηση δεν επιδρά στην απόδοση του ανιχνευτή.

Η συγκεκριμένη μάσκα επεξηγείται καλύτερα στην Εικόνα 9.1 για το παράδειγμα της εικόνας “Lena”. Όπως μπορεί να παρατηρήσει κανείς στις ομαλές (flat) περιοχές της εικόνας έχουμε μικρές τιμές και καθώς προσεγγίζουμε τις ακμές (edges) έχουμε μεγαλύτερες τιμές. Η

λογική πίσω από αυτή την επιλογή είναι η πολύ γνωστή ιδιότητα του Ανθρώπινου Οπτικού Συστήματος (HVS) ότι στις ομαλές περιοχές της εικόνας το υδατόσημο είναι πιο ορατό από τις περιοχές με μεγαλύτερη διακύμανση (ακμές και υφή(texture)) [154].



Εικόνα 9.1: (α) Αρχική εικόνα “Lena”, (β) Η μάσκα MASK_SPADPRIOR εφαρμοζόμενη στην εικόνα «Lena» ενισχυμένη με έναν παράγοντα 100 για λόγους θέασης

9.4 Πειραματικά Αποτελέσματα

Στα επόμενα, παρουσιάζουμε τα πειράματα όπου αρχικά μελετούμε την απόδοση της προτεινόμενης μάσκας και εν συνεχεία την απόδοση ενός ανιχνευτή (στη περίπτωση μας του PGLRT) με κριτήριο τη χρήση της μάσκας στα διάφορα στάδια ενός σχήματος υδατοσήμανσης.

9.4.1 Επίδοση Μάσκας

Για να ελέγξουμε την επίδοση της προτεινόμενης μάσκας, διεξαγάγαμε διάφορα πειράματα. Πιο συγκεκριμένα, ελέγξαμε τη προτεινόμενη μάσκα ως προς τη βελτίωση της ευρωστίας σύμφωνα πάντα με τη διατήρηση της οπτικής ποιότητας. Στην εργασία των Karybali and Berberidis [155] παρουσιάστηκαν πειράματα μεταξύ γνωστών μασκών όπως οι M_{NVF} και M_{HVS} στις εργασίες [154], [156] αντίστοιχα, και της προτεινόμενης μάσκας στην

[155] που ονομάζεται M_e και η οποία παρουσίασε καλύτερες επιδόσεις από τις M_{NVF} και M_{HVS} . Για το λόγο αυτό στο Πίνακα 9.1 συγκρίνουμε τη προτεινόμενη μάσκα $M_SPADPRIOR$ χρησιμοποιώντας δύο μεθόδους ένθεσης. Στη πρώτη μέθοδο, δεν χρησιμοποιούμε την έννοια της μάσκας κατά τη διαδικασία της ένθεσης και στη δεύτερη μέθοδο χρησιμοποιούμε ως μάσκα κατά τη διαδικασία σύγκρισης την M_e μάσκα.

ΠΙΝΑΚΑΣ 9.1. Εικόνα “Lena” – Ισχύς υδατόσημου (watermark strength) και ορατότητα (visibility) για διαφορετικές μεθόδους ένθεσης (σύγκριση $M_SPADPRIOR$ και M_e)

Μέθοδος Ένθεσης	Μετρικές	PSNR: 45dB	PSNR: 40dB
Χωρίς μάσκα	<i>Strength</i>	1.435	2.552
	<i>wPSNR</i>	46.4689	41.6918
	<i>TPE</i>	0.0281	0.0497
	<i>NLPE2</i>	0	0
Me	<i>Strength</i>	31.977	56.854
	<i>wPSNR</i>	48.697	42.275
	<i>TPE</i>	0.0233	0.0414
	<i>NLPE2</i>	0	2
M_SPADPRIOR (προτεινόμενη μάσκα)	<i>Strength</i>	492	874
	<i>wPSNR</i>	51.2508	46.3620
	<i>TPE</i>	0.0205	0.0364
	<i>NLPE2</i>	0	3

Για λόγους δικαιοσύνης ως προς τη σύγκριση, έχουμε κρατήσει τις ίδιες πειραματικές συνθήκες όπως αυτές περιγράφονται στην εργασία [155]. Πιο συγκεκριμένα, για τις συγκρινόμενες μεταξύ τους μεθόδους ένθεσης χρησιμοποιούμε πανομοιότυπες τιμές του PSNR (Peak Signal to Noise Ratio) προσαρμόζοντας κατάλληλα την ισχύ του υδατόσημου, βάσει του ορισμού:

$$PSNR = 10 \log_{10} \left(\frac{\max(\mathbf{x})^2}{\|\mathbf{w}^M\|^2} \right) \quad (9.9)$$

Στην προηγούμενη εξίσωση η ποσότητα $\|\cdot\|$ είναι η Ευκλείδεια νόρμα. Βασιζόμενοι στο κριτήριο της ισχύος (strength criterion), τότε είναι προφανές ότι όταν χρησιμοποιούμε τη προτεινόμενη μάσκα, καταφέρνουμε να χρησιμοποιήσουμε υδατόσημα με υψηλότερη ισχύ. Αυτό σημαίνει ότι τα υδατόσημά μας έχουν περισσότερη ενέργεια γεγονός που βελτιώνει την ανίχνευση, κάτι που επιβεβαιώνεται όπως θα δούμε από τα πειραματικά αποτελέσματα.

Για να διερευνήσουμε την έννοια της ορατότητας (visibility), χρησιμοποιήσαμε τρεις μετρικές ποιότητας βασιζόμενοι στο εργαλείο αξιολόγησης επιδόσεων (benchmarking tool)

Checkmark [134], [135], [38]. Η πρώτη μετρική είναι το weighted PSNR (wPSNR) όπου στην ουσία αποτελεί έναν δείκτη της ορατότητας του υδατόσημου, όπερ μεθερμηνευόμενον μεγαλύτερες τιμές ερμηνεύονται ως βελτίωση της επίδοσης βάσει του κριτηρίου της ορατότητας. Επικεντρώνοντας στη δική μας πρόταση, παρατηρούμε ότι η μάσκα $M_SPADPRIOR$ επιδεικνύει υψηλότερες τιμές σε σχέση με τις άλλες μάσκες που αποτελούν το πεδίο σύγκρισης.

Οι άλλες δύο μετρικές που έχουν χρησιμοποιηθεί στο πειραματικό μέρος είναι το καθολικό μέτρο αντιληπτικότητας (Total Perceptual Error -TPE) και το τοπικό αντιληπτικό μέτρο NLPE2 [134].

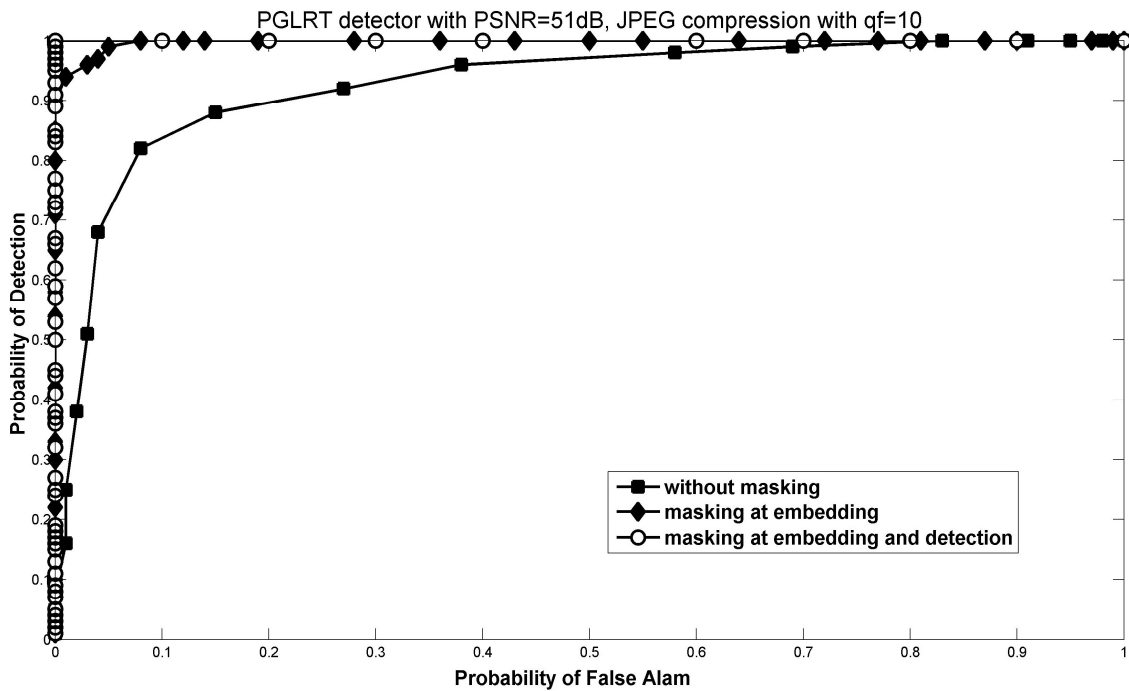
Στην περίπτωση της TPE μετρικής η προτεινόμενη μάσκα εμφανίζει τις μικρότερες τιμές, όπου μιλώντας με όρους ποιότητας σημαίνει ότι η μάσκα $M_SPADPRIOR$ έχει καλύτερη συμπεριφορά. Στο σημείο αυτό θα πρέπει να σημειώσουμε ότι επιτυγχάνουμε μικρότερες τιμές από την μάσκα M_e ενώ ταυτόχρονα έχουμε αποκρύψει υδατόσημα με υψηλότερη ισχύ.

Η τρίτη μετρική NLPE2 αποτιμά την ποιότητα της εικόνας σε τοπικό επίπεδο και η προτεινόμενη μάσκα παρέχει σχεδόν τα ίδια αποτελέσματα με την μάσκα M_e .

Για να δικαιολογήσουμε πλήρως τη καλύτερη επίδοση της προτεινόμενης μάσκας, ελέγξαμε την επίδοση ανίχνευσης όταν συμπεριλαμβάνουμε την έννοια της απόκρυψης με μάσκα κατά τη διαδικασία της ένθεσης και/ή τη διαδικασία της ανίχνευσης. Για έναν εκτενή έλεγχο σχεδιάσαμε τρία διαφορετικά σενάρια. Το πρώτο αφορά τη τυπική περίπτωση όπου γίνεται χρήση του υδατόσημου χωρίς μάσκα (non-masked watermark) w τόσο κατά τη διαδικασία ένθεσης όσο και κατά τη διαδικασία ανίχνευσης, ενώ το δεύτερο αφορά τη χρήση μάσκας κατά τη διαδικασία της ένθεσης αλλά τη χρήση του υδατόσημου χωρίς μάσκα κατά τη διαδικασία ανίχνευσης. Το τρίτο σενάριο χρησιμοποιεί το υδατόσημο με μάσκα \hat{w}^M στις διαδικασίες ένθεσης και ανίχνευσης. Πρέπει όμως να αναφέρουμε ότι το υδατόσημο στη περίπτωση της ανίχνευσης είναι το εκτιμώμενο υδατόσημο βασισμένο στα υδατοσημασμένα δεδομένα. Για πειραματικούς λόγους αλλά και για λόγους ουσιαστικής σύγκρισης χρησιμοποιούμε τον ίδιο ανιχνευτή και πιο συγκεκριμένα το PGLRT ανιχνευτή όπως αυτός περιγράφηκε στο τέταρτο κεφάλαιο [138], [148].

Για να επικυρώσουμε την επίδοση της προτεινόμενης μάσκας ως προς τη βελτίωση της ευρωστίας, ελέγχουμε την επίδοση ανίχνευσης μετά από επίθεση στα υδατόσημα. Στις

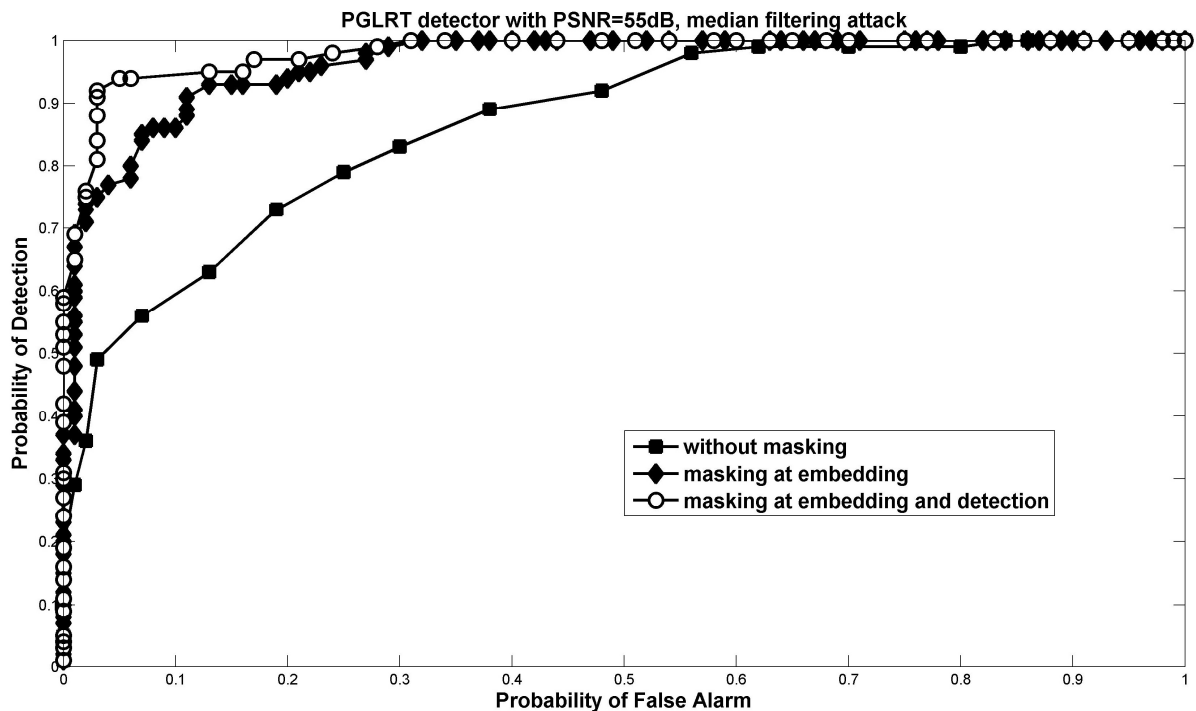
Εικόνες 9.2 και 9.3 μπορούμε να δούμε την επίδοση ανίχνευσης στα προαναφερόμενα σενάρια.



Εικόνα 9.2. ROC καμπύλες για τη σύγκριση τριών διαφορετικών σεναρίων χρησιμοποιώντας τον PGLRT ανιχνευτή μετά από JPEG επίθεση με παράγοντα ποιότητας (quality factor) ίσο με 10.

Οι ROC (Receiver Operating Characteristic) καμπύλες δημιουργήθηκαν χρησιμοποιώντας την εικόνα «Lena» και 100 διαφορετικά τυχαία δημιουργημένα υδατόσημα σε συγκεκριμένο PSNR μεταξύ της αρχικής και της υδατοσημασμένης εικόνας, αποτιμώντας το στατιστικό έλεγχο δύο φορές, μία φορά για την υδατοσημασμένη και μία για τη μη υδατοσημασμένη εικόνα.

Προφανώς, όταν χρησιμοποιούμε την έννοια της απόκρυψης με μάσκα κατά τη φάση της ένθεσης ή τη φάση της ένθεσης και της ανίχνευσης λαμβάνουμε καλύτερα αποτελέσματα ακόμα και μετά την εφαρμογή διαφόρων επιθέσεων. Στην Εικόνα 9.2, χρησιμοποιήσαμε τη συνήθη επίθεση της JPEG συμπίεσης χρησιμοποιώντας παράγοντα ποιότητας ίσο με 10 και στην Εικόνα 9.3, χρησιμοποιήσαμε το φιλτράρισμα ενδιάμεσου (median filtering) με μέγεθος παραθύρου ίσο με 7x7.



Εικόνα 9.3. ROC καμπύλες για τον PGLRT ανιχνευτή μετά την εφαρμογή φίλτρου ενδιαμέσου (*median filtering*), χρησιμοποιώντας τα τρία προαναφερόμενα σενάρια.

9.5 Συμπεράσματα και μελλοντική εργασία

Στο συγκεκριμένο κεφάλαιο επεκτείναμε τη χρήση του ιεραρχικού χωρικά προσαρμοζόμενου μοντέλου εικόνας πέρα από το πρόβλημα της ανακατασκευής εικόνας, της υπερανάλυσης των εικόνων και της αθροιστικής υδατοσήμανσης [81], [93], [151]. Βασισμένοι στο μοντέλο αυτό, που προβάλλει ένα μέτρο των τοπικών διακυμάνσεων της εικόνας, σχεδιάσαμε μία μάσκα ορατότητας (*visibility mask*) για το πρόβλημα της αθροιστικής υδατοσήμανσης επιτυγχάνοντας καλύτερη ευαισθησία ανίχνευσης αλλά και καλύτερες ιδιότητες ευρωστίας.

Και οι δύο προτάσεις του συγκεκριμένου κεφαλαίου υλοποιήθηκαν και αποδείχτηκαν καλύτερες από άλλες υψηλού επιπέδου τεχνικές της διεθνούς βιβλιογραφίας [155]. Το γεγονός αυτό, επαληθεύει την αξία του προτεινόμενου μοντέλου εικόνας για διαφορετικές όψεις του προβλήματος της υδατοσήμανσης. Επιπλέον, καταδεικνύει ένα ευρύτερο αποτέλεσμα, ότι τα μοντέλα εικόνας που εξάγονται για το πρόβλημα της ανακατασκευής εικόνας όπως στις εργασίες των Chantas et.al. [81], [93] μπορεί να είναι χρήσιμα για τις εφαρμογές υδατοσήμανσης και το αντίστροφο.

Κεφάλαιο 10

Σχεδίαση αντιληπτικής μάσκας βασισμένη στο χωρικά σταθμισμένο Total Variation μοντέλο εικόνας

-
- 10.1 Εισαγωγή
 - 10.2 Χωρικά σταθμισμένο Total Variation μοντέλο εικόνας και Bayesian ανιχνευτής
 - 10.3 Χωρικά αντιληπτική απόκρυψη με τη βοήθεια μάσκας
 - 10.3.1 Ορισμός της μάσκας TVM (Total Variation Mask)
 - 10.4 Πειραματικά Αποτελέσματα
 - 10.4.1 Επίδοση Μάσκας
 - 10.6 Συμπεράσματα και μελλοντική έρευνα
-

10.1 Εισαγωγή

Είναι αντιληπτό ότι η εύκολη πρόσβαση, χρήση και διανομή του πολυμεσικού περιεχομένου όπως στη περίπτωση μας οι εικόνες, έχουν προφανώς επηρεάσει την εμπειρία μας με τα ψηφιακά δεδομένα εισάγοντας ταυτόχρονα νέες έννοιες και ανάγκες στη διαχείρισή τους. Βασικές ανάγκες στο πλαίσιο της διδακτορικής διατριβής είναι η έννοια της προστασίας των πνευματικών δικαιωμάτων και η εν γένει προστασία της πνευματικής ιδιοκτησίας με τη χρήση της ψηφιακής υδατοσήμανσης. Από τη στιγμή που τα ψηφιακά μέσα στις μέρες μας είναι εύκολο να διανεμηθούν, θέματα όπως η μη εξουσιοδοτημένη αντιγραφή και η παράνομη διανομή τους βρίσκονται στη πρώτη γραμμή [3], [8].

Το κρυφό σήμα που ενσωματώνουμε σε μία εικόνα μας βοηθά να επιβεβαιώσουμε την αυθεντικότητα των δεδομένων μας, να αναγνωρίσουμε πιθανόν την αρχική πηγή τους, να διευκολύνουμε τη διερεύνηση των παράνομων χρήσεων και τη παραβίαση των πνευματικών δικαιωμάτων. Στο κεφάλαιο αυτό προτείνουμε μία νέα αντιληπτική μάσκα η οποία έχει τη δυνατότητα να βελτιώνει την επίδοση των ανιχνευτών υδατοσήμανσης και την ευρωστία του υδατοσήματος. Για να το πετύχουμε αυτό, η μάσκα που προτείνουμε βασίζεται στο χωρικά σταθμισμένο Total Variation μοντέλο εικόνας που αναπτύχθηκε στο έκτο κεφάλαιο και που είχε επιτυχία στο αθροιστικό πρόβλημα υδατοσήμανσης [165] αλλά και σε προβλήματα ανακατασκευής εικόνας [167]. Η εφαρμογή της βασίζεται στην προσαρμογή της ισχύος του υδατοσήμου στα τοπικά αντιληπτικά χαρακτηριστικά της αρχικής μας εικόνας, έχοντας ως βασικά πλεονεκτήματα τη δυνατότητα αύξησης της ενέργειας του υδατοσήμου και τη

συνεπαγόμενη βελτίωση της επίδοσης ανίχνευσης και της ευρωστίας ενός ανιχνευτή υδατοσήμου.

Οποιοδήποτε αντιληπτικό μοντέλο που καταφεύγει στο ανθρώπινο οπτικό σύστημα πρέπει να έχει τη δυνατότητα να λαμβάνει υπόψη του ένα πλήθος αντιληπτικών φαινομένων, όπως η διαδικασία της μάσκας στις τιμές της φωτεινότητας (luminance masking), η διαδικασία της μάσκας αντίθεσης (contrast masking) και η ευαισθησία [157]. Σημαντική διαπίστωση είναι το γεγονός ότι βελτιώσεις στη πιστότητα και την ανθεκτικότητα μπορεί να επιτευχθούν προσαρμόζοντας την ισχύ του υδατοσήματος στα τοπικά αντιληπτικά χαρακτηριστικά της αρχικής εικόνας. Οποιαδήποτε εφαρμογή υδατοσήματος μπορεί να έχει τις δικές της απαιτήσεις αν και όπως έχει προαναφερθεί, δύο πολύ σημαντικές απαιτήσεις και αμοιβαία αντιμαχόμενες απαιτήσεις είναι συνήθως η πιστότητα και η ανθεκτικότητα. Για παράδειγμα, σε περιοχές ακμών και υψής οι προτεινόμενες μάσκες θα πρέπει να συνηγορούν με τις κατάλληλες τιμές των παραμέτρων τους, ενώ σε περιοχές χωρίς ακμές, ομαλές και χαμηλής υψής οι τιμές της μάσκας θα πρέπει να ανταποκρίνονται ανάλογα. Όπως θα φανεί στα επόμενα, η ανάγκη για αυτού του είδους την προσαρμοστικότητα μπορεί ταυτόχρονα να βελτιώσει την επίδοση ενός συστήματος ανίχνευσης αλλά και την ευρωστία του υδατοσήματος.

Για να δείξουμε ότι η εισαγωγή της μάσκας ωφελεί στο πλαίσιο ενός σχήματος υδατοσήμανσης, ορίζουμε ένα νέο Bayesian ανιχνευτή βασισμένο στο προτεινόμενο χωρικά σταθμισμένο Total Variation μοντέλο εικόνας. Ο συγκεκριμένος ανιχνευτής εμφανίζει επιδόσεις ανίχνευσης ανάλογες του ανιχνευτή που προκύπτει από τη μοντελοποίηση των συντελεστών wavelet από τη Generalized Gaussian σ.π.π. Με τη χρήση όμως της προτεινόμενης μάσκας παρατηρούμε βελτίωση τόσο της επίδοσής του, όσο και της ανθεκτικότητάς του έναντι επιθέσεων όπως π.χ. η JPEG συμπίεση.

10.2 Χωρικά σταθμισμένο Total Variation μοντέλο εικόνας και Bayesian ανιχνευτής

Στο παρόν κεφάλαιο δηλώνουμε την εικόνα ως \mathbf{f} με μέγεθος $N \times 1$, ενώ και πάλι ορίζουμε τους τελεστές πρώτων διαφορών ως προς τη κάθετη και την οριζόντια κατεύθυνση \mathbf{D}_k με $k = x, y$. Οι τελεστές που χρησιμοποιούμε έχουν μέγεθος $N \times N$. Θεωρώντας κι εδώ λεξικογραφική σειρά, οι θέσεις των pixels σημειώνονται με $-i-$ και οι τιμές της εικόνας στις αντίστοιχες θέσεις με $\mathbf{f}(i)$, ενώ τα διανύσματα των υπολοίπων δηλώνονται με

$\boldsymbol{\varepsilon}_k = [\varepsilon_k(1), \varepsilon_k(2), \dots, \varepsilon_k(N)]^T$, $k=1,2$, όπου N είναι ο συνολικός αριθμός των pixels της εικόνας.

Όπως και στο έκτο κεφάλαιο, τυποποιούμε το πρόβλημα της προσθετικής υδατοσήμανσης ως ένα δυαδικό πρόβλημα υποθέσεων όπου κάποιος πρέπει να αποφασίσει μεταξύ δύο υποθέσεων:

$$\begin{aligned} H_0 : \mathbf{y} &= \mathbf{f} \\ H_1 : \mathbf{y} &= \mathbf{f} + \gamma \mathbf{w} \end{aligned} \quad (10.1)$$

Η αρχική εικόνα \mathbf{f} είναι άγνωστη ενώ το υδατόσημο \mathbf{w} και η ισχύς γ θα θεωρούνται γνωστές ποσότητες. Και στο κεφάλαιο αυτό κάνουμε χρήση των διαφορών ως προς τις βασικές κατευθύνσεις όπως στο έκτο κεφάλαιο, οπότε στο προτεινόμενο πλαίσιο μετά την εφαρμογή των τελεστών διαφορών καταλήγουμε στο πρόβλημα:

$$\begin{aligned} H_0 : \mathbf{y}'_k &= \boldsymbol{\varepsilon}_k \\ H_1 : \mathbf{y}'_k &= \boldsymbol{\varepsilon}_k + \mathbf{w}'_k \end{aligned}, \quad k=1,2 \quad (10.2)$$

όπου $\mathbf{y}'_k = \mathbf{Q}_k \mathbf{y}$, $\boldsymbol{\varepsilon}_k = \mathbf{Q}_k \mathbf{f}$ και $\mathbf{w}'_k = \gamma \mathbf{Q}_k \mathbf{w}$ είναι τα υπόλοιπα για τα παρατηρούμενα δεδομένα, την αρχική εικόνα και τα υδατοσημασμένα δεδομένα αντίστοιχα.

Χρησιμοποιώντας το προτεινόμενο μοντέλο εικόνας της Σχέσης (6.1) έχουμε ότι οι υποσυνθήκη πιθανότητες των παρατηρήσεων για τις δύο υποθέσεις στην εξίσωση (10.2) είναι:

$$H_0 : p(\tilde{\mathbf{y}}'; \tilde{\mathbf{a}}, H_0) = C \cdot \left(\prod_{i=1}^N a(i)^2 \right) \times \exp \left\{ \sum_{i=1}^N -a(i) \sqrt{y'_x(i)^2 + y'_y(i)^2} \right\} \quad (10.3)$$

$$H_1 : p(\tilde{\mathbf{y}}'; \tilde{\mathbf{a}}, H_1) = C \cdot \left(\prod_{i=1}^N a(i)^2 \right) \times \exp \left\{ \sum_{i=1}^N -a(i) \sqrt{(y'_x(i) - w'_x(i))^2 + (y'_y(i) - w'_y(i))^2} \right\} \quad (10.4)$$

όπου $\tilde{\mathbf{y}}' = (\tilde{y}'_1, \tilde{y}'_2)$, $\mathbf{w}' = (w'_1, w'_2)$ και C μία σταθερά κανονικοποίησης. Αυτές οι συναρτήσεις πυκνότητας πιθανότητας μας βοηθούν στη συνέχεια να ορίσουμε το Bayesian ανιχνευτή που βασίζεται στη σταθμισμένη εκδοχή της Total Variation.

Η παράμετρος $a(i)$ σε κάθε θέση εισάγει το διακριτικό χαρακτηριστικό της συγκεκριμένης εκ των προτέρων κατανομής, αφού μπορεί να χαρακτηρίσει τις «χωρικές διακυμάνσεις» σε τοπικό επίπεδο μίας εικόνας.

Ο ανιχνευτής που προτάθηκε στο έκτο κεφάλαιο και επέδειξε ιδιαίτερα αυξημένη επίδοση ανίχνευσης βασιζόταν στη χωρικά σταθμισμένη εκδοχή της Total Variation και εφαρμόστηκε με επιτυχία τόσο ως προς το κριτήριο της επίδοσης όσο και ως προς το

κριτήριο της ανθεκτικότητας έναντι των επιθέσεων. Οι καλύτερες επιδόσεις σε εκείνη τη περίπτωση πραγματοποιήθηκαν χρησιμοποιώντας τη MAP μεθοδολογία εκτίμησης των παραμέτρων [165].

Για την εξαγωγή του ανιχνευτή στη περίπτωση του έκτου κεφαλαίου (χρησιμοποιώντας τη MAP μεθοδολογία εκτίμησης των παραμέτρων) χρησιμοποιήθηκε ο έλεγχος λόγου πιθανοφανειών, όπου εάν δηλωθεί ως Λ , έχουμε ότι

$$\Lambda(\tilde{\mathbf{y}}'; \tilde{\mathbf{a}}) = \log \left\{ \frac{p(\tilde{\mathbf{y}}'; \tilde{\mathbf{a}}, H_1)}{p(\tilde{\mathbf{y}}'; \tilde{\mathbf{a}}, H_0)} \right\} \begin{matrix} > \\ < \end{matrix} \begin{matrix} H_1 \\ H_0 \end{matrix} > 0 \quad (10.5)$$

Η έλλειψη γνώσης για τις παραμέτρους $\tilde{\mathbf{a}}$, στη πραγματικότητα κάνουν ανεπίτρεπτη τη χρήση αυτού το ελέγχου, αν και όπως δείξαμε στο έκτο κεφάλαιο υπάρχει τρόπος να το αντιμετωπίσουμε.

Ο ανιχνευτής που προτείνουμε στο συγκεκριμένο κεφάλαιο αποτελεί μία Bayesian προσέγγιση με την έννοια ότι η παράμετρος ενδιαφέροντος είναι μία τυχαία μεταβλητή όπου πρέπει να εκτιμήσουμε μία πραγματοποίησή της. Για να συμβεί κάτι τέτοιο, όπως είδαμε και στο τέταρτο κεφάλαιο, εισάγουμε τη πρότερη διαθέσιμη γνώση για τη παράμετρο ενδιαφέροντος στον εκτιμητή θεωρώντας ότι η παράμετρος είναι μία τυχαία μεταβλητή με μία δεδομένη εκ των προτέρων κατανομή.

Για να ορίσουμε το νέο ανιχνευτή μας, προτείνουμε και εδώ να περιθωριοποιήσουμε τις άγνωστες παραμέτρους $\tilde{\mathbf{a}}$ στον LRT ανιχνευτή στην Σχέση (10.5) κάνοντας χρήση της κατανομής που ακολουθούν οι συγκεκριμένες παράμετροι. Κάτι τέτοιο οδηγεί στον Bayesian Total Variation (BTV) ανιχνευτή που δίνεται από τη σχέση:

$$\text{BTV}(\tilde{\mathbf{y}}'; m, l) = \log \left\{ \frac{\int p(\tilde{\mathbf{y}}' | \tilde{\mathbf{a}}, H_1) p(\tilde{\mathbf{a}}; m, l) d\tilde{\mathbf{a}}}{\int p(\tilde{\mathbf{y}}' | \tilde{\mathbf{a}}, H_0) p(\tilde{\mathbf{a}}; m, l) d\tilde{\mathbf{a}}} \right\} \begin{matrix} > \\ < \end{matrix} \begin{matrix} H_1 \\ H_0 \end{matrix} > 0 \quad (10.6)$$

Η επιλογή της Gamma ως υπερ-εκ-των προτέρων κατανομής είναι ιδιαίτερα σημαντική λόγω του γεγονότος ότι τα Gamma ολοκληρώματα έχουν τη μορφή $\int x^{\alpha-1} e^{-x\beta} = \Gamma(\alpha)\beta^\alpha$ την οποία μπορούμε να εκμεταλλευτούμε για να ορίσουμε το νέο και ιδιαίτερα ταχύ ανιχνευτή υδατοσήματος. Χρησιμοποιώντας αυτό το γεγονός και μετά από κάποιες πράξεις, μπορούμε να δείξουμε ότι χρησιμοποιώντας μόνο τους όρους ενδιαφέροντος ο στατιστικός έλεγχος για τον Bayesian ανιχνευτή είναι:

$$T_{BTV}(\tilde{\mathbf{y}}'; m, l) = \sum_{i=1}^N \log \left\{ \frac{\sqrt{\left(D_x (\tilde{\mathbf{y}}' - \mathbf{w}')_i \right)^2 + D_y (\tilde{\mathbf{y}}' - \mathbf{w}')_i \right)^2} + m(l-2)}{\sqrt{\left(D_x (\tilde{\mathbf{y}}')_i \right)^2 + D_y (\tilde{\mathbf{y}}')_i \right)^2} + m(l-2)} \right\} \begin{matrix} H_1 \\ > \\ T \\ < \\ H_0 \end{matrix} \quad (10.7)$$

όπου T είναι μία τιμή κατωφλίου που αφορά το συμβιβασμό μεταξύ της πιθανότητας λανθασμένης ανίχνευσης και πιθανότητα ανίχνευσης.

Κοιτώντας τη μορφή του συγκεκριμένου ανιχνευτή και συγκρίνοντάς τον με τον ανιχνευτή του έκτου κεφαλαίου που χρησιμοποιεί τη MAP μεθοδολογία εκτίμησης των παραμέτρων, παρατηρούμε ότι το συγκεκριμένο στατιστικό ελέγχου περιγράφεται ως η σύγκριση των διακυμάνσεων των διαφορών σε κάθε pixel ξεχωριστά.

10.3 Χωρικά αντιληπτική απόκρυψη με τη βοήθεια μάσκας

Στα επόμενα θα περιγράψουμε πως κατασκευάζεται η προτεινόμενη μάσκα βασισμένοι στην προτεινόμενη χωρικά σταθμισμένη Total Variation κατανομή της εικόνας. Η βασική ιδέα που κρύβεται πίσω από τη σχεδίαση της προτεινόμενης μάσκας είναι η εκμετάλλευση των βαρών $a(i)$ σε κάθε θέση pixel του μοντέλου μας. Τα βάρη ουσιαστικά υποδεικνύουν σε ποιες θέσεις το υδατόσημο πρέπει να έχει περισσότερη ενέργεια και σε ποιες όχι, ανάλογα με το εάν έχουμε μία ομαλή περιοχή είτε βρίσκονται ακμές ή συστατικά υφής στα σημεία που περιγράφουν.

Η εφαρμογή της συγκεκριμένης μάσκας ενισχύει την ενέργεια του υδατόσημου διατηρώντας τις ίδιες αντιληπτικές ιδιότητες (οι οποίες μπορεί να μετρηθούν π.χ. με τη μετρική του PSNR), γεγονός που βοηθά στην περαιτέρω βελτίωση της επίδοσης κάποιου ανιχνευτή αλλά και την ενίσχυση της ανθεκτικότητας έναντι διαφόρων επιθέσεων έναντι του υδατοσήμου.

Ο αθροιστικός κανόνας ένθεσης είναι ως γνωστόν:

$$\mathbf{y} = \mathbf{x} + \mathbf{w} \quad (10.8)$$

όπου \mathbf{y} είναι το διάνυσμα των παρατηρήσεων, \mathbf{x} είναι το διάνυσμα της αρχικής εικόνας και \mathbf{w} είναι το υδατόσημο το οποίο έχει το ίδιο μέγεθος με την αρχική εικόνα.

Για να εφαρμόσουμε τη προτεινόμενη αντιληπτική μάσκα χρησιμοποιούμε και σε αυτό το κεφάλαιο μία νέα εικόνα που ονομάζεται \mathbf{M} , η οποία εφαρμόζεται με έναν πολλαπλασιασμό σημείο-προς-σημείο ως προς το υδατόσημο \mathbf{w} , παράγοντας ένα νέο κρυμμένο με μάσκα υδατόσημο (masked watermark) σύμφωνα με τον κανόνα:

$$\mathbf{w}^M = \mathbf{M} \otimes \mathbf{w} \quad (10.9)$$

όπου \otimes υποδηλώνει τον σημείο-προς-σημείο πολλαπλασιασμό. Βασίζόμενοι στην εξίσωση και με τη χρήση της μάσκας, ο κανόνας ένθεσης παίρνει τη μορφή:

$$\mathbf{y} = \mathbf{x} + \mathbf{w}^M \quad (10.10)$$

10.3.1 Ορισμός της μάσκας Total Variation Mask (TVM)

Η προτεινόμενη αντιληπτική μάσκα του παρόντος κεφαλαίου βασίζεται στη παράμετρο βάρους που χρησιμοποιείται στη σταθμισμένη έκδοση της Total Variation, δηλαδή:

$$TVM(i) = a^{-1}(i), \quad i = 1, \dots, N \quad (10.11)$$

όπου *TVM* (Total Variation Mask) είναι το όνομα της μάσκας και το εύρος των τιμών της είναι στο διάστημα $[0,1]$ μετά την κανονικοποίηση των τιμών της σχέσης. Και σε αυτή τη μάσκα εφαρμόζουμε κανονικοποίηση, σημειώνοντας ότι δεν επιδρά στην επίδοση του ανιχνευτή.

Η προτεινόμενη μάσκα παράγει και αυτή έναν «χάρτη-οδηγό» για το πώς πρέπει να διαμορφωθεί το υδατόσημο που κάνουμε ένθεση. Η κλίμακα τιμών των βαρών υποδεικνύει τις ομαλές περιοχές αλλά και τις περιοχές με ακμές ή υφή. Παρατηρεί κανείς ότι και στη περίπτωση της μάσκας του παρόντος κεφαλαίου, όπως και στη μάσκα του προηγούμενου κεφαλαίου, γίνεται αποδοτική εκμετάλλευση της ιδιότητας του ανθρώπινου οπτικού συστήματος, οπότε το υδατόσημο γίνεται δυσκολότερα ορατό στις περιοχές κοντά στις ακμές και σε περιοχές υφής απ' ό,τι στις ομαλές περιοχές [154].

Στην Εικόνα 10.1 (α) παρατηρούμε την εικόνα της “Lena” και στην 10.1 (β) το προτεινόμενο αντιληπτικό σχήμα μάσκας (με αντιστροφή των εντάσεων για λόγους θέασης). Η προτεινόμενη μάσκα βασίζεται και αυτή στη δυνατότητα του μοντέλου να διαχειρίζεται την τοπικά μεταβαλλόμενη διακύμανση μίας εικόνας σταθμίζοντας κατάλληλα το εισαγόμενο υδατόσημο σε μία διαδικασία προσθετικής ένθεσης. Όπως θα δούμε και στο πειραματικό μέρος του κεφαλαίου η συγκεκριμένη μάσκα έχει ιδιαίτερα θετικά αποτελέσματα τόσο σε επίπεδο ανίχνευσης όσο και σε επίπεδο ευρωστίας ενός ανιχνευτή υδατόσημου.



(α)

(β)

Εικόνα 10.1. α) Αρχική εικόνα “Lena”, β) Η μάσκα TVM (Total Variation mask) εφαρμοζόμενη στην εικόνα «Lena» με αντιστροφή των τιμών για λόγους θέασης

10.4 Πειραματικά αποτελέσματα

Για να ελέγξουμε την επίδοση της προτεινόμενης μάσκας, διεξαγάγαμε διάφορα πειράματα τα οποία έχουν την ίδια λογική με τα πειράματα του προηγούμενου κεφαλαίου. Πιο συγκεκριμένα, ελέγξαμε τη προτεινόμενη μάσκα ως προς τη βελτίωση της ευρωστίας σύμφωνα πάντα με τη διατήρηση της οπτικής ποιότητας. Για το λόγο αυτό στο Πίνακα 10.1 συγκρίνουμε τη προτεινόμενη μάσκα TVM με τη μάσκα $M_SPADPRIOR$ του προηγούμενου κεφαλαίου η οποία εμφάνισε καλύτερα αποτελέσματα με άλλες μάσκες που έχουν προταθεί στη διεθνή βιβλιογραφία [154],[155],[156]. Για τη καλύτερη επίδειξη των αποτελεσμάτων χρησιμοποιήσαμε δύο μεθόδους ένθεσης, όπου στη πρώτη μέθοδο, δεν χρησιμοποιούμε την έννοια της μάσκας κατά τη διαδικασία της ένθεσης και στη δεύτερη μέθοδο χρησιμοποιούμε ως μάσκα κατά τη διαδικασία σύγκρισης την $M_SPADPRIOR$ μάσκα.

Για λόγους δικαιοσύνης ως προς τη σύγκριση, έχουμε κρατήσει τις ίδιες πειραματικές συνθήκες όπως αυτές περιγράφονται στην εργασία [155], όπου για τις συγκρινόμενες μεταξύ τους μεθόδους ένθεσης χρησιμοποιούμε πανομοιότυπες τιμές του PSNR (Peak Signal to Noise Ratio) προσαρμόζοντας κατάλληλα την ισχύ του υδατόσημου, βάσει του ορισμού:

Το πρώτο κριτήριο που μελετούμε είναι η ισχύς, στοχεύοντας με τη χρήση της μάσκας να αυξηθεί η ενέργεια του υδατοσήματος. Στη περίπτωση της TVM μάσκας παρατηρούμε ότι

για τις ίδιες συνθήκες επιτυγχάνουμε αύξηση της ενέργειας του υδατοσήματος σε σχέση με την SPADPRIOR μάσκα του προηγούμενου κεφαλαίου. Το γεγονός αυτό επιβεβαιώνει τις καλύτερες ιδιότητες της προτεινόμενης χωρικά σταθμισμένης Total Variation εκ των προτέρων κατανομής και μας δίνει τη βάση να υποθέσουμε ότι η αυξημένη ενέργεια του υδατοσήμου θα μας δώσει ανιχνευτές με βελτιωμένη ανίχνευση σε σχέση με τη περίπτωση όπου δε χρησιμοποιείται μάσκα καθώς και θα ενισχύσει την ανθεκτικότητα έναντι διαφόρων επιθέσεων όπως π.χ. η JPEG συμπίεση.

ΠΙΝΑΚΑΣ 10.1. Εικόνα “Lena” – Ισχύς υδατοσήμου (watermark strength) και ορατότητα (visibility) για δύο διαφορετικές μεθόδους ένθεσης (σύγκριση TVM και M_SPADPRIOR).

Μέθοδος Ένθεσης	Μετρικές	PSNR: 45dB	PSNR: 40dB
Χωρίς μάσκα	<i>Strength</i>	1.435	2.552
	<i>wPSNR</i>	46.4689	41.6918
	<i>TPE</i>	0.0281	0.0497
	<i>NLPE2</i>	0	0
TVM μάσκα	<i>Strength</i>	525	930
	<i>wPSNR</i>	51.5625	46.4364
	<i>TPE</i>	0.0211	0.0374
	<i>NLPE2</i>	0	0
M_SPADPRIOR μάσκα	<i>Strength</i>	492	874
	<i>wPSNR</i>	51.2508	46.3620
	<i>TPE</i>	0.0205	0.0364
	<i>NLPE2</i>	0	3

$$PSNR = 10 \log_{10} \left(\frac{\max(\mathbf{x})^2}{\|\mathbf{w}^M\|^2} \right) \quad (10.12)$$

όπου η ποσότητα $\|\cdot\|$ είναι η Ευκλείδεια νόρμα.

Η έννοια της ορατότητας επιβεβαιώνεται από τις μετρικές ποιότητας που χρησιμοποιήθηκαν και στο προηγούμενο κεφάλαιο και τις οποίες δανειστήκαμε από το εργαλείο αξιολόγησης επιδόσεων Checkmark. Η πρώτη μετρική είναι το weighted PSNR, όπου η προτεινόμενη σταθμισμένη εκδοχή θεωρείται ότι είναι πιο κοντά στις ιδιότητες της αντίληψης από το κλασικό PSNR. Επομένως χρησιμοποιώντας το κριτήριο της ορατότητας, μεγαλύτερες τιμές του wPSNR ερμηνεύονται ως στοιχείο καλύτερης επίδοσης, γεγονός που επιβεβαιώνεται από το Πίνακα 10.1 για τη TVM μάσκα.

Οι υπόλοιπες δύο μετρικές είναι το καθολικό μέτρο αντιληπτικότητας (Total Perceptual Error -TPE) και το τοπικό αντιληπτικό μέτρο NLPE2 [134] και όπως παρατηρούμε από το πίνακα εμφανίζονται αντίστοιχα αποτελέσματα με την $M_SPADPRIOR$ μάσκα του προηγούμενου κεφαλαίου.

Στα προηγούμενα βασιζόμενοι σε συγκεκριμένες μετρικές παρατηρήσαμε ότι η προτεινόμενη μάσκα TVM του συγκεκριμένου κεφαλαίου επέδειξε καλύτερη συμπεριφορά από τη μάσκα $M_SPADPRIOR$ του προηγούμενου κεφαλαίου η οποία συγκριτικά με άλλες μάσκες της διεθνούς βιβλιογραφίας είχε καλύτερη συμπεριφορά [153],[154],[155].

Για να μπορέσουμε όμως να υπερασπιστούμε σε μεγαλύτερο βάθος τη πρότασή μας χρησιμοποιήσαμε τη προτεινόμενη μάσκα στο πλαίσιο της ανίχνευσης υδατοσήματος. Πιο συγκεκριμένα επιλέξαμε τον Bayesian ανιχνευτή (BTV) της Σχέσης 10.7 και ακολουθώντας διαφορετικές μεθόδους ένθεσης και ανίχνευσης ελέγξαμε την επίδοση του ανιχνευτή και μέσω αυτού την επίδοση της μάσκας.

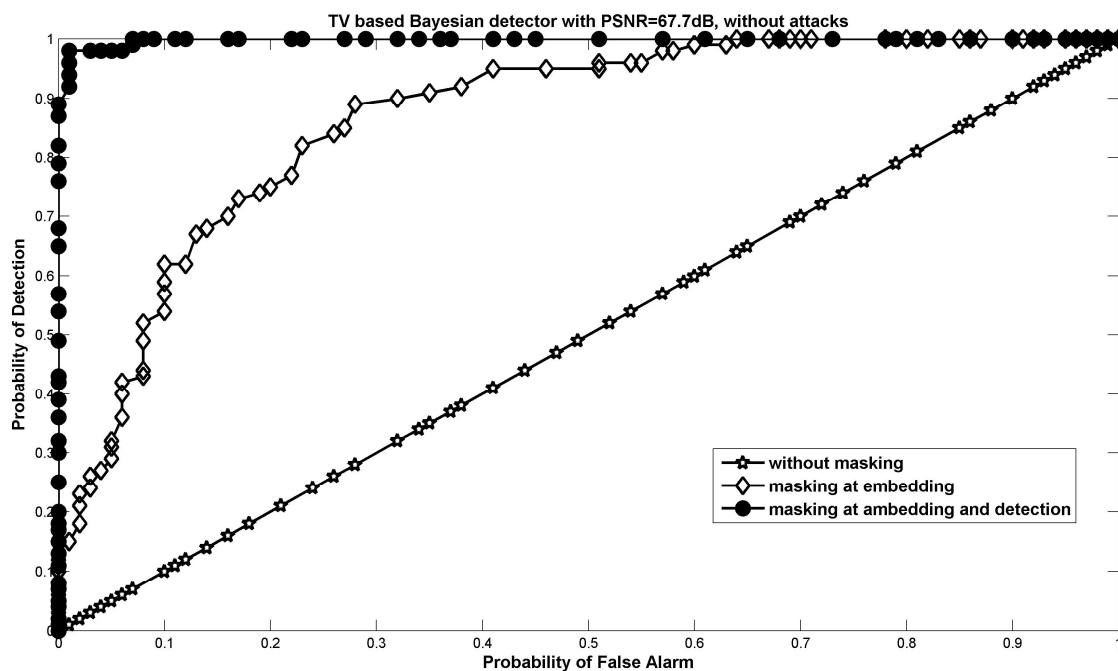
Όπως και στο προηγούμενο κεφάλαιο ορίσαμε τρία διαφορετικά σενάρια· η πρώτη περίπτωση είναι η τυπική περίπτωση όπου δε χρησιμοποιείται καμία μάσκα σε κανένα στάδιο ενός σχήματος υδατοσήμανσης, η δεύτερη περίπτωση εμπεριέχει την έννοια της μάσκας στο στάδιο της ένθεσης όπου το υδατόσημο διαμορφώνεται αντιληπτικά πριν την ένθεσή του (όπως στις Σχέσεις 10.9, 10.10), ενώ η τρίτη περίπτωση χρησιμοποιεί τη μάσκα τόσο στο στάδιο της ένθεσης του υδατόσημου όσο και στο στάδιο της ανίχνευσής του.

Η πρώτη τυπική περίπτωση χρησιμοποιεί το υδατόσημο w τόσο κατά τη διαδικασία ένθεσης όσο και κατά τη διαδικασία ανίχνευσης. Στο δεύτερο σενάριο χρησιμοποιούμε το διαμορφωμένο υδατόσημο w^M κατά την φάση της ένθεσης, ενώ στο τρίτο σενάριο χρησιμοποιούμε το υδατόσημο με μάσκα \hat{w}^M στις διαδικασίες ένθεσης και ανίχνευσης, σημειώνοντας ότι το υδατόσημο στη περίπτωση της ανίχνευσης είναι το εκτιμώμενο υδατόσημο βασισμένο στα υδατοσημασμένα δεδομένα. Για πειραματικούς λόγους αλλά και για λόγους ουσιαστικής σύγκρισης χρησιμοποιούμε τον ίδιο ανιχνευτή και πιο συγκεκριμένα το BTV ανιχνευτή όπως αυτός περιγράφηκε στην Ενότητα 10.2.

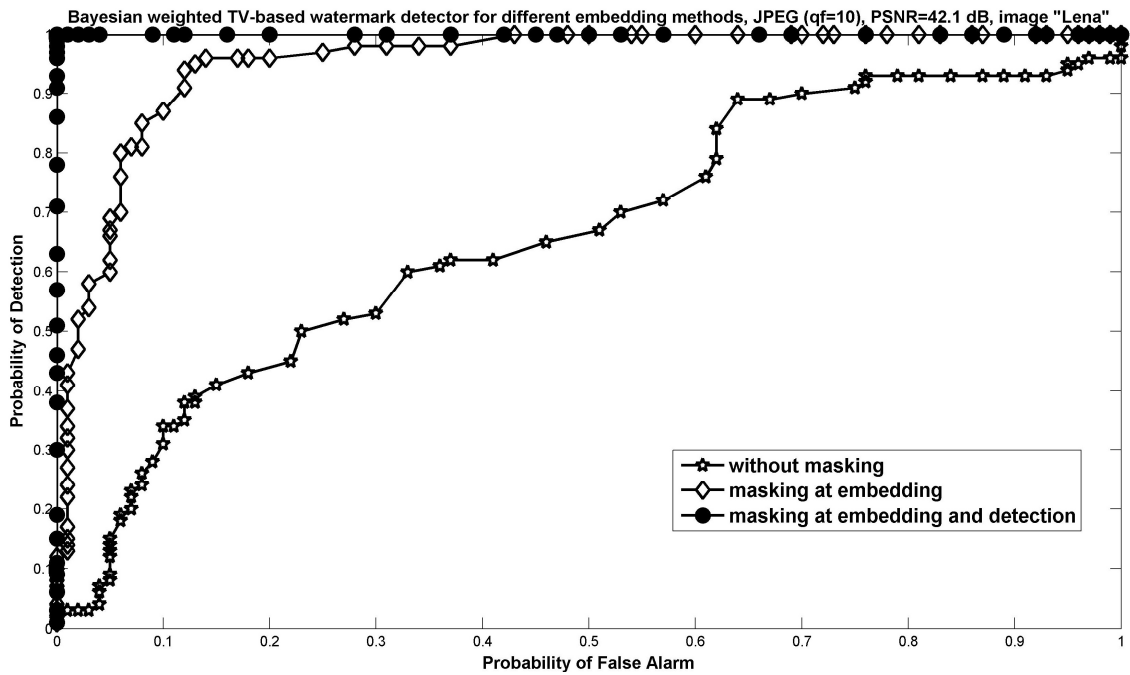
Για να επικυρώσουμε την επίδοση της προτεινόμενης μάσκας ως προς τη βελτίωση της ευρωστίας, ελέγχουμε την επίδοση ανίχνευσης μετά από επίθεση στα υδατόσημα. Πιο συγκεκριμένα εξετάζουμε δύο ειδών επιθέσεις: α) τη JPEG συμπίεση με παράγοντα ποιότητας ίσο με 10 και β) την DPRM επίθεση.

Τα πειράματά μας είναι πειράματα «τυχαίου υδατόσημου» χρησιμοποιώντας μία σταθερή εικόνα, τη «Lena». Πιο συγκεκριμένα, χρησιμοποιώντας την εικόνα μας, παράγουμε 100 διαφορετικά τυχαία δημιουργημένα υδατόσημα κρατώντας σταθερό το PSNR μεταξύ της αρχικής και της υδατοσημασμένης εικόνας. Το στατιστικό ελέγχου του Bayesian ανιχνευτή T_{BTV} αποτιμάται δύο φορές: μία φορά για την υδατοσημασμένη και μία για τη μη υδατοσημασμένη εικόνα.

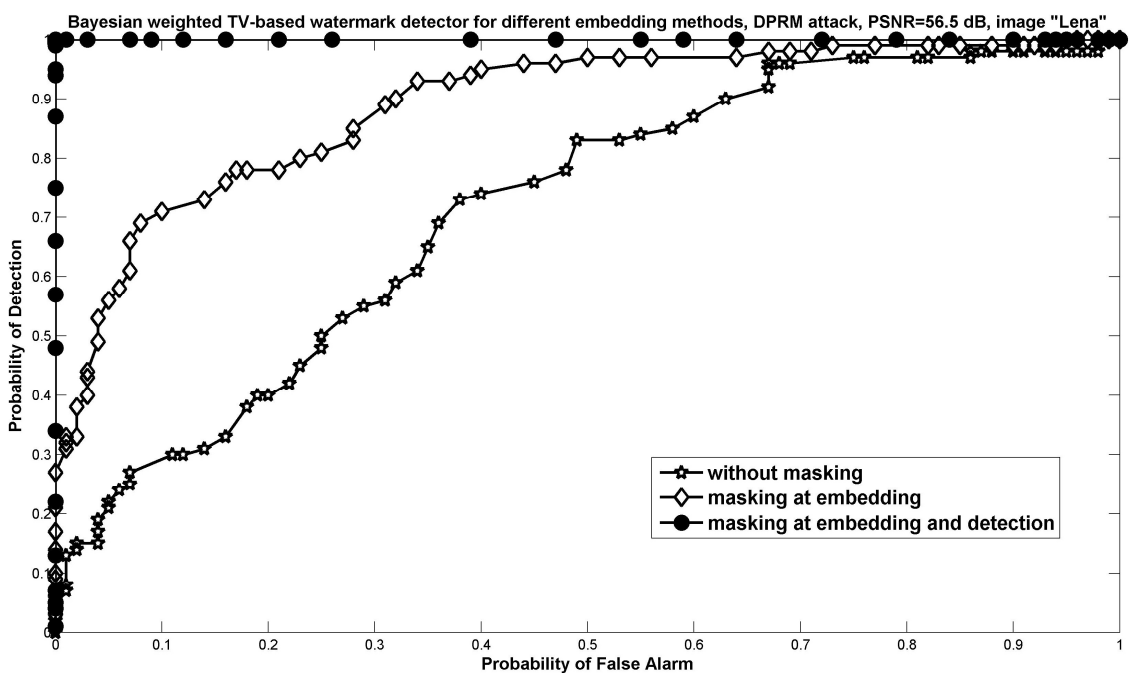
Στην Εικόνα 10.2 παρατηρούμε τη σχετική βελτίωση που πραγματοποιείται όταν στη διαδικασία της ένθεσης ή τη διαδικασία της ένθεσης και ανίχνευσης χρησιμοποιούμε την έννοια της μάσκας. Είναι προφανές ότι η χρήση της βελτιώνει την επίδοση του Bayesian ανιχνευτή, γεγονός που στη βάση του οφείλεται στην αύξηση της ενέργειας του υδατόσημου και στην αποδοτική απόκρυψή του στα σημαντικά μέρη μίας εικόνας όπως π.χ. οι ακμές της εικόνας.



Εικόνα 10.2 ROC καμπύλες σύγκρισης της επίδοσης ανίχνευσης για το Bayesian ανιχνευτή που βασίζεται στη χωρικά σταθμισμένη εκδοχή της Total Variation για τις τρεις διαφορετικές μεθόδους ένθεσης και ανίχνευσης.



Εικόνα 10.3 ROC καμπύλες σύγκρισης της επίδοσης ανίχνευσης για το Bayesian ανιχνευτή που βασίζεται στη χωρικά σταθμισμένη εκδοχή της Total Variation για τις τρεις διαφορετικές μεθόδους ένθεσης και ανίχνευσης, μετά από JPEG (παράγοντας ποιότητας ίσος με 10) επίθεση για PSNR ίσο με 42.1 dB



Εικόνα 10.4 ROC καμπύλες σύγκρισης της επίδοσης ανίχνευσης για το Bayesian ανιχνευτή που βασίζεται στη χωρικά σταθμισμένη εκδοχή της Total Variation για τις τρεις διαφορετικές μεθόδους ένθεσης και ανίχνευσης, μετά από τη DPRM επίθεση για PSNR ίσο με 56.5 dB

Προφανώς, όταν χρησιμοποιούμε την έννοια της απόκρυψης με μάσκα κατά τη φάση της ένθεσης ή τη φάση της ανίχνευσης λαμβάνουμε καλύτερα αποτελέσματα

ακόμα και μετά την εφαρμογή διαφόρων επιθέσεων. Στην Εικόνα 10.3, χρησιμοποιήσαμε τη συνήθη επίθεση της JPEG συμπίεσης χρησιμοποιώντας παράγοντα ποιότητας ίσο με 10 και στην Εικόνα 10.4, χρησιμοποιήσαμε την DPRM επίθεση. Από τα αποτελέσματα παρατηρούμε ότι η εισαγωγή της έννοιας της αντιληπτικής μάσκας συνεπάγεται την αυξημένη ανθεκτικότητα ενός ανιχνευτή έναντι διαφόρων επιθέσεων.

10.5 Συμπεράσματα και μελλοντική έρευνα

Όπως είδαμε στο συγκεκριμένο κεφάλαιο, η χωρικά σταθμισμένη εκδοχή της Total Variation εκ των προτέρων κατανομής της εικόνας, μας προσφέρει μία νέα διαδικασία απόκρυψης βασισμένης σε μάσκα (TVM), δημιουργώντας υδατόσημα με μεγαλύτερη ενέργεια. Η συγκεκριμένη ιδιότητα έχει ως συνέπεια τη βελτίωση της επίδοσης ενός ανιχνευτή υδατόσημου και την ταυτόχρονη ενίσχυση της ανθεκτικότητας του προτεινόμενου ανιχνευτή (BTV).

Βάσει των πειραματικών αποτελεσμάτων επιβεβαιώνεται η καλύτερη επίδοση ανίχνευσης και το γεγονός ότι τα χωρικά προσαρμοσίμα μοντέλα που προτείνονται στη παρούσα διατριβή οδηγούν σε ανιχνευτές και μάσκες απόκρυψης υδατόσημου με ξεχωριστές ιδιότητες σε σύγκριση με τη διεθνή βιβλιογραφία.

Ως μελλοντική έρευνα θεωρούμε τη δημιουργία νέων αντιληπτικών μασκών και για το πρόβλημα της πολλαπλασιαστικής υδατοσήμανσης με σκοπό τη βελτίωση της ανίχνευσης και την αύξηση της ανθεκτικότητας και στο συγκεκριμένο πρόβλημα υδατοσήμανσης.

ΠΑΡΑΡΤΗΜΑ Α

Αθροιστικοί Ανιχνευτές Βασισμένοι Στη Μοντελοποίηση Των Wavelet Συντελεστών Με Τη GGD (Generalized Gaussian Density) Συνάρτηση Πυκνότητας Πιθανότητας

Στα μοντέλα που βασίζονται στη μοντελοποίηση των συντελεστών wavelet με τη βοήθεια της GGD κατανομής, μπορούμε να κάνουμε τη θεώρηση που ακολουθεί. Δηλώνοντας με i το χωρικό δείκτη των wavelet συντελεστών, οι συντελεστές $X(i)$ της εικόνας, μοντελοποιούνται ως ισόνομες και ανεξάρτητες (i.i.d) GGD τυχαίες μεταβλητές με συνάρτηση πυκνότητας πιθανότητας που δίνεται από τη σχέση

$$p(X(i)) = A \exp(-|bX(i)|^c), \quad (\text{A.1})$$

όπου c είναι γνωστή ως παράμετρος σχήματος (shape parameter) της κατανομής,

$$b = \frac{1}{\sigma} n(c) \text{ και } A = \frac{bc}{2\Gamma(1/c)}, \text{ με } n(c) = \sqrt{\frac{\Gamma(3/c)}{\Gamma(1/c)}} \text{ και } \Gamma(t) = \int_0^{\infty} u^{t-1} e^{-u} du.$$

Όπως είναι εύκολα κατανοητό οι άγνωστες παράμετροι είναι $\{c, b\}$. Όταν η παράμετρος σχήματος είναι $c_k = 2$, τότε η GGD μετατρέπεται στη γνωστή μας κατανομή, τη Gaussian κατανομή [109].

Στη παρούσα διδακτορική διατριβή, χρησιμοποιήσαμε ένα “προσαρμοστικό” GGD wavelet μοντέλο, όπου χρησιμοποιήσαμε διαφορετικό GGD μοντέλο για κάθε wavelet μπάντα. Στη περίπτωση αυτή το στατιστικό ελέγχου που προτείνουμε για το GLRT και το Rao test, οδηγεί σε ανιχνευτές που δίνονται από τις σχέσεις

$$T_{GLRT-GGD}(\mathbf{X}; \mathbf{b}, \mathbf{c}) = \sum_{k=1}^K \sum_{i_k=1}^{N_k} b_k^{c_k} \left(|X_k(i_k)|^{c_k} - |X_k(i_k) - W_k''(i_k)|^{c_k} \right), \quad (\text{A.2})$$

και

$$T_{RAO-GGD}(\mathbf{X}; \mathbf{c}, \mathbf{b}) = \frac{\left[\sum_{k=1}^K \sum_{i_k=1}^{N_k} \text{sign}(X_k(i_k)) |X_k(i_k)|^{c_k-1} W_k'(i_k) \right]^2}{\sum_{k=1}^K N_k \left[\sum_{k=1}^K \sum_{i_k=1}^{N_k} W_k'(i_k)^2 \right] \left[\sum_{k=1}^K \sum_{i_k=1}^{N_k} |X_k(i_k)|^{2(c_k-1)} \right]}, \quad (\text{A.3})$$

όπου i_k δηλώνει το i -οστό συντελεστή στην k -οστή μπάνα, N_k είναι ο συνολικός αριθμός συντελεστών στην k -οστή μπάνα, και K είναι ο αριθμός των χρησιμοποιούμενων μπαντών. Το διάνυσμα $\mathbf{X} = [X_1(1) \dots X_1(N_1) \dots X_K(1) \dots X_K(N_K)]$ περιλαμβάνει όλους τους wavelet συντελεστές της εικόνας. Η ακολουθία $[W_1''(1) \dots W_1''(N_1) \dots W_K''(1) \dots W_K''(N_K)]$ είναι το υδατόσημο, η ισχύς του υδατόσημου είναι γνωστή και η ακολουθία $[W_1'(1) \dots W_1'(N_1) \dots W_K'(1) \dots W_K'(N_K)]$ είναι το σχήμα του υδατόσημου. Τα διανύσματα $\mathbf{b} = [b_1, b_2 \dots b_K]$ και $\mathbf{c} = [c_1, c_2 \dots c_K]$ δηλώνουν τις παραμέτρους του GGD model στις K μπάνες. Οι εκτιμήσεις Μέγιστης Πιθανοφάνειας των $\{c_k, b_k\}$ χρησιμοποιήθηκαν για τους GLRT and Rao ανιχνευτές, οι οποίοι προσδιορίστηκαν για κάθε wavelet μπάνα ξεχωριστά.

Στη προκείμενη εργασία η παραμετροποίηση που χρησιμοποιήθηκε έλαβε τις εξής τιμές:

$K = 3$ και $N_k = \left(\frac{M}{4}\right)^2$ για $k = 1, 2, 3$ όπου χρησιμοποιήθηκαν για εικόνες μεγέθους $M \times M$.

Στην εργασία του Mallat [109] προτάθηκε η προσαρμογή στο ιστόγραμμα των τιμών των συντελεστών κάθε υπομπάντας του μετασχηματισμού wavelet να γίνει χρησιμοποιώντας ως συνάρτηση πυκνότητας πιθανότητας τη Generalized Gaussian Density (GGD), οπότε βάσει των παραμέτρων της θα γινόταν και ο χαρακτηρισμός τους.

Προσπαθώντας να εκτιμήσει κανείς τις παραμέτρους της GGD μπορεί να ακολουθήσει τρεις προσεγγίσεις:

1. *Εκτίμηση Ροπών (Moment estimation)* [144]
2. *Εκτίμηση ταιριάσματος εντροπίας (Entropy matching estimation)* -που βασίζεται στο γεγονός ότι η εντροπία του GGD μοντέλου είναι ίση με αυτή των εμπειρικών δεδομένων [145].
3. *Εκτίμηση Μέγιστης Πιθανοφάνειας (Maximum Likelihood Estimation)* [79]. Στη συγκεκριμένη περίπτωση, οι παράμετροι της GGD εκτιμώνται επιλύοντας μία μακροσκελή εξίσωση (transcendental equation). Βέβαια αυτή η εξίσωση δεν έχει κάποια αναλυτική λύση, ακολουθούμε όμως μία αριθμητική λύση.

Οι Do και Vetterli [79] πρότειναν μία αριθμητική λύση βασισμένη στη επαναληπτική μέθοδο Newton-Raphson. Στην εργασία του Minghong Pi [80] παρατηρήθηκε ότι οι επαναλήψεις της Newton-Raphson μεθόδου συγκλίνουν πολύ αργά και κάποιες φορές απαιτούνται εκατοντάδες επαναλήψεις για μια προκαθορισμένη ακρίβεια (λόγω του ότι κάθε διόρθωση είναι πολύ μικρή και σταθερή). Προτάθηκε έτσι η επαναληπτική μέθοδος Regula Falsi στη θέση της Newton-Raphson [143]. Βάσει της αιτιολόγησής τους οι επαναλήψεις τη

προτεινόμενης μεθόδου βασίζονται σε μία προσαρμοστική διόρθωση και συγκλίνουν στη πραγματική λύση με ακρίβεια της τάξης 10^{-7} μετά από τρεις επαναλήψεις. Η μέθοδος Regula Falsi είναι και η χρησιμοποιούμενη μέθοδος στη παρούσα διατριβή όπου αυτή χρειάστηκε για τον υπολογισμό της παραμέτρου που αφορά το σχήμα της GGD κατανομής.

Αντίστοιχη λογική υλοποίησης ακολουθούμε και στο πολλαπλασιαστικό μοντέλο υδστοσήμανσης όπου θεωρούμε ότι οι wavelet συντελεστές ακολουθούν τη συγκεκριμένη κατανομή.

ΠΑΡΑΡΤΗΜΑ Β

Παράδειγμα Τεχνικής Monte-Carlo προσομοίωσης

Σε προβλήματα ανίχνευσης συνήθως αποτιμούμε την πιθανότητα μία τυχαία μεταβλητή ή ένα στατιστικό T να ξεπερνά κάποια τιμή κατωφλίου γ ή διατυπώνοντάς το διαφορετικά να ισχύει: $\Pr\{T > \gamma\}$, όπου \Pr εκφράζει την πιθανότητα η τιμή του στατιστικού T να είναι μεγαλύτερη από γ .

Έστω ότι σε ένα πρόβλημα παρατηρούμε το σύνολο δεδομένων $x[0], x[1], \dots, x[N]$, όπου τα δεδομένα ακολουθούν Gaussian κατανομή $x[n] \sim N(0, \sigma^2)$. Τότε εάν μας ενδιαφέρει να υπολογίσουμε την: $\Pr\{\frac{1}{N} \sum_{n=0}^N x[n] > \gamma\}$, μπορούμε εύκολα να επιβεβαιώσουμε ότι:

$$T = \frac{1}{N} \sum_{n=0}^N x[n] \sim N(0, \sigma^2/N), \text{ οπότε: } \Pr\{T > \gamma\} = Q\left(\frac{\gamma}{\sqrt{\frac{\sigma^2}{N}}}\right). \text{ Υποθέτοντας ότι δε μπορούμε}$$

να προσδιορίσουμε τη πιθανότητα είτε αναλυτικά, είτε αριθμητικά, μπορούμε να χρησιμοποιήσουμε μία προσομοίωση στον υπολογιστή για να προσδιορίσουμε την $\Pr\{T > \gamma\}$, όπως ακολουθεί:

Δημιουργία των δεδομένων

1. Δημιουργούμε N ανεξάρτητες τυχαίες μεταβλητές οι οποίες ακολουθούν $N(0, \sigma^2)$
2. Υπολογίζουμε τη σχέση $T = \frac{1}{N} \sum_{n=0}^N x[n]$ για τις τιμές των τυχαίων μεταβλητών
3. Επαναλαμβάνω τη διαδικασία M φορές για να πάρουμε M τιμές του στατιστικού T δηλαδή $\{T_1, T_2, \dots, T_M\}$.

Αποτίμηση της πιθανότητας

1. Μετρούμε τον αριθμό των T_i που ξεπερνούν το γ και το ονομάζουμε M_γ .
2. Εκτιμούμε τη πιθανότητα $\Pr\{T > \gamma\}$ ως $\hat{P} = \frac{M_\gamma}{M}$.

ΠΑΡΑΡΤΗΜΑ Γ

Ανάλυση λαθών και ROC (Receiver Operating Characteristic) καμπύλες στο πρόβλημα της υδατοσήμανσης

Γ1. Ανάλυση λαθών

Ακόμα και σε καλά σχεδιασμένα συστήματα υδατοσήμανσης τα λάθη είναι ένα αναπόφευκτο γεγονός. Υπάρχουν διάφοροι τύποι λαθών με τους πιο βασικούς να είναι οι ακόλουθοι:

A) *λάθη λανθασμένης θετικής ανίχνευσης (false positive error)*, όπου εμφανίζονται όταν ο ανιχνευτής λαθεμένα υποδεικνύει ότι ένα υδατόσημο είναι ορατό.

B) *λάθη λανθασμένης αρνητικής ανίχνευσης (false negative errors)*, που πραγματοποιούνται όταν ένας ανιχνευτής λανθασμένα δηλώνει την απουσία ενός υδατόσημου ενώ αυτό υπάρχει.

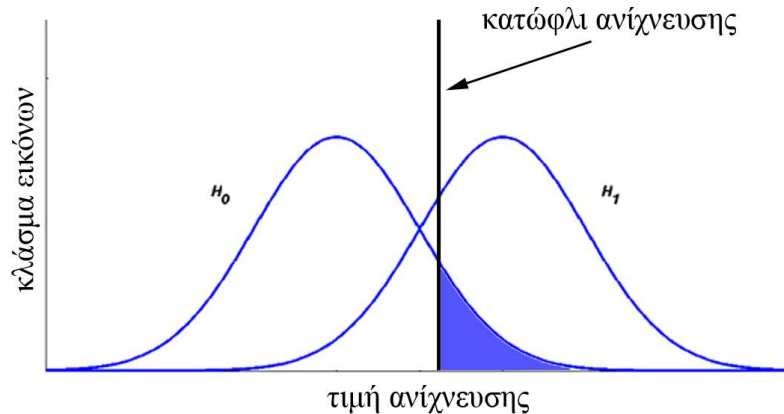
Σε διάφορα συστήματα υδατοσήμανσης ο σχεδιαστής θέτει το ρυθμό λαθών που θεωρεί αποδεκτό κατά τη διάρκεια της φάσης προδιαγραφών της σχεδίασης. Ο σκοπός αυτών των μοντέλων είναι διπλός. Πρώτον, ένα μοντέλο μας επιτρέπει να επιλέξουμε μία τιμή κατωφλίου ανίχνευσης για να ικανοποιήσουμε τις απαιτήσεις του σταδίου των προδιαγραφών. Δεύτερον, η πειραματική επιβεβαίωση του μοντέλου μας επιτρέπει να είμαστε σίγουροι ότι οι καθορισμένοι ρυθμοί λαθών δε θα ξεπεραστούν.

Γ2. Λάθη λανθασμένα θετικών ανιχνεύσεων (False Positive Errors)

Ένα λανθασμένα θετικό σήμα ανίχνευσης συμβαίνει όταν ένας ανιχνευτής υδατόσημου δηλώνει τη παρουσία του υδατόσημου σε μία εικόνα που δεν έχει κανένα υδατόσημο. Η πιθανότητα λανθασμένης πιθανότητας (*false positive probability*) είναι ουσιαστικά η πιθανότητα μίας τέτοιας εμφάνισης ενώ, ο ρυθμός λανθασμένα θετικών σημάτων (*false positive rates*) μετρά τη συχνότητα των λανθασμένα θετικών. Αν θεωρήσουμε για

παράδειγμα μία πιθανότητα λανθασμένα θετικών ανιχνεύσεων ίση με 10^{-4} , τότε αυτό σημαίνει ότι κατά μέσο όρο αναμένουμε να συμβαίνει ένα τέτοιου είδους λάθος ανά 10000 προσπάθειες.

Η εικόνα 4 που ακολουθεί επεξηγεί το πώς και γιατί συμβαίνουν λάθη αυτής της μορφής.



Εικόνα Γ.1. Παράδειγμα κατανομών της εξόδου ενός ανιχνευτή και του κατωφλίου ανίχνευσης. Η σκιασμένη περιοχή αναπαριστά τη πιθανότητα λανθασμένα θετικών ανιχνεύσεων (false positive)

Η αριστερή καμπύλη αναπαριστά τη συχνότητα εμφάνισης κάθε δυνατής τιμής που μπορεί να αποτελέσει έξοδο από τον ανιχνευτή του υδατοσήματος όταν στην πραγματικότητα δεν υπάρχει υδατόσημο. Παρόμοια, η δεξιά καμπύλη αναπαριστά τη συχνότητα των εξόδων του ανιχνευτή όταν το υδατόσημο είναι παρών. Η κάθετη γραμμή αναπαριστά το όριο απόφασης τ . Αν η τιμή του ανιχνευτή είναι μικρότερη από τ , τότε αποφασίζουμε ότι το υδατόσημο δεν υπάρχει. Διαφορετικά, δηλώνουμε ότι το υδατόσημο υπάρχει. Τα λανθασμένα θετικώς ανιχνευμένα λάθη προκύπτουν επειδή υπάρχει μία μικρή πιθανότητα η έξοδος του ανιχνευτή να δώσει τιμή μεγαλύτερη ή ίση από το τ , όταν όμως το υδατόσημο είναι παρών. Η γραμμοσκιασμένη περιοχή αναπαριστά τη πιθανότητα λανθασμένα θετικών ανιχνεύσεων και η τιμή της πιθανότητας εξαρτάται από τη τιμή κατωφλίου και το σχήμα της καμπύλης. Συνεπώς, η μοντελοποίηση της πιθανότητας που συζητούμε μπορεί να μετασχηματιστεί σε μοντελοποίηση του σχήματος της καμπύλης.

Η μοντελοποίηση των λανθασμένα θετικών ανιχνεύσεων εξαρτάται από τον αλγόριθμο ανίχνευσης του υδατοσήματος αλλά και από τον τρόπο που αυτός χρησιμοποιείται. Αυτό σημαίνει ότι ο ανιχνευτής μπορεί να ψάχνει για ένα ή περισσότερα υδατόσημα σε μία εικόνα

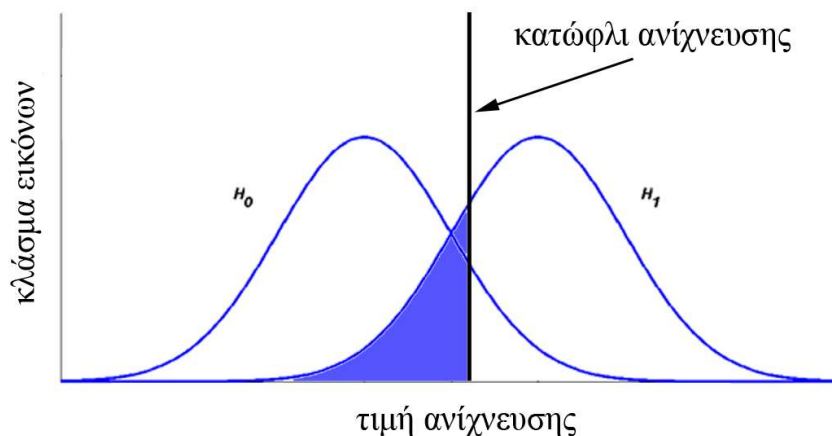
ή ένα υδατόσημο μέσα σε πολλές εικόνες, ή πολλά υδατόσημα σε πολλές εικόνες. Στη πρώτη περίπτωση μπορεί να δει κανείς το υδατόσημο ως τυχαία μεταβλητή και στη δεύτερη την εικόνα ως τυχαία μεταβλητή, ενώ στη τρίτη περίπτωση και τα δύο μπορεί να θεωρηθούν τυχαίες μεταβλητές. Η συγκεκριμένη θεώρηση οδηγεί στις έννοιες, λανθασμένες ανιχνεύσεις τυχαίου υδατόσημου (random-watermark false positive) και λανθασμένες ανιχνεύσεις τυχαίας εικόνας (random-image false positive).

Γ.3 Λάθη λανθασμένα αρνητικών ανιχνεύσεων (false negative errors)

Μία λανθασμένα αρνητική ανίχνευση λαμβάνει χώρα όταν ένας ανιχνευτής υδατόσημου αποτυγχάνει να ανιχνεύσει ένα υδατόσημο ενώ αυτό είναι παρών στην εικόνα ενδιαφέροντος. Η πιθανότητα λανθασμένα αρνητικής ανίχνευσης είναι η στατιστική πιθανότητα ότι κάτι τέτοιο θα συμβεί και ο ρυθμός λανθασμένα αρνητικών ανιχνεύσεων μετρά τη συχνότητα αυτών των εμφανίσεων. Όπως υποδεικνύει και το σχήμα που ακολουθεί μία λανθασμένα αρνητική ανίχνευση συμβαίνει γιατί η κατανομή της εξόδου του ανιχνευτή, που αναπαρίσταται από τη δεξιά καμπύλη τέμνεται με τη τιμή κατωφλίου τ . Συνεπώς υπάρχει μία πεπερασμένη πιθανότητα ό τι η έξοδος του ανιχνευτή θα είναι μικρότερη από το κατώφλι τ , ακόμα και όταν το υδατόσημο είναι παρών στην αρχική εικόνα.

Και στη περίπτωση αυτή μπορεί να γίνουν αναλύσεις αντίστοιχες με τη προαναφερόμενη μορφή λάθους, όπου αναγνωρίζουμε τις ακριβείς μορφές των λανθασμένα αρνητικών πιθανοτήτων που σχετίζονται περισσότερο με μία εφαρμογή. Και στη συγκεκριμένη περίπτωση γίνεται διαχωρισμός μεταξύ των πιθανοτήτων τυχαίου-υδατόσημου (random-watermark) και τυχαίας-εικόνας (random-image). Εάν πρόκειται να εισάγουμε ένα εκατομμύριο διαφορετικά υδατόσημα σε διαφορετικά αντίγραφα ενός μικρού αριθμού εικόνων, είναι βέβαιο ότι μας ενδιαφέρουν περισσότερο οι πιθανότητες λανθασμένα αρνητικών ανιχνεύσεων πιθανότητες τυχαίου υδατόσημου.

Στη περίπτωση των συγκεκριμένων λαθών, αντίθετα από τη περίπτωση των λανθασμένα θετικών ανιχνεύσεων, υπάρχουν περισσότερες μεταβλητές να μελετήσουμε πριν αναλύσουμε κατ' ουσίαν τη πιθανότητα λανθασμένα αρνητικών ανιχνεύσεων. Αυτό συμβαίνει γιατί αυτή η μορφή λάθους είναι ιδιαίτερα εξαρτώμενη τόσο από τον ανιχνευτή όσο και από τον ενσωματωτή καθώς και με το τι συμβαίνει από τη στιγμή που ένα υδατόσημο ενσωματωθεί σε μία εικόνα μέχρι τη στιγμή της ανίχνευσης.



Εικόνα Γ.2. Παράδειγμα κατανομών της εξόδου ενός ανιχνευτή και του κατωφλίου ανίχνευσης. Η σκιασμένη περιοχή αναπαριστά τη πιθανότητα λανθασμένα αρνητικών ανιχνεύσεων (*false negative*)

Γ.4 ROC καμπύλες (Receiver Operating Characteristic curves)

Δεδομένης μίας εικόνας, ένας ανιχνευτής υδατοσήματος ουσιαστικά αυτό που μπορεί να κάνει είναι να εκτελέσει δύο εργασίες: να αποφασίσει αν η δεδομένη εικόνα είναι υδατοσημασμένη και να αποκωδικοποιήσει τη κωδικοποιημένη πληροφορία. Η πρώτη από τις δύο εργασίες μπορεί να ειπωθεί ως ένας έλεγχος υποθέσεων όπου ο ανιχνευτής πρέπει να αποφασίσει μεταξύ της εναλλακτικής υπόθεσης (*alternative hypothesis*), δηλαδή η εικόνα είναι υδατοσημασμένη, έναντι της κενής υπόθεσης (*null hypothesis*), δηλαδή της υπόθεσης ότι η εικόνα δεν είναι υδατοσημασμένη. Στον έλεγχο της δυαδικής υπόθεσης δύο ειδών λάθη μπορεί να συμβούν: να αποδεχτεί κανείς την εναλλακτική υπόθεση, όταν η κενή υπόθεση είναι αληθινή και να αποδεχτεί τη κενή υπόθεση όταν η εναλλακτική υπόθεση είναι αληθινή. Το πρώτο είδος λάθους ονομάζεται Λάθος Τύπου I (*Type I error*) ή λανθασμένη θετική ανίχνευση (*false positive*) ή Λάθος Τύπου II (*Type II error*) ή λανθασμένα αρνητική ανίχνευση. Τα γραφήματα ROC (*Receiver Operating Characteristics*) είναι πολύ χρήσιμα όσον αφορά την αποτίμηση της συνολικής συμπεριφοράς και αξιοπιστίας του υπο εξέταση συστήματος υδατοσήμανσης [141].

Σε κάθε σύστημα ανίχνευση υδατόσημου υπάρχει ένα είδος συμβιβασμού μεταξύ της πιθανότητας λανθασμένα θετικών ανιχνεύσεων και της πιθανότητας λανθασμένα αρνητικών ανιχνεύσεων. Καθώς η τιμή του κατωφλίου ανίχνευσης αυξάνει, η πιθανότητα λανθασμένα θετικών ανιχνεύσεων μειώνεται και η πιθανότητα λανθασμένα αρνητικών ανιχνεύσεων αυξάνει, οπότε η επίδοση ενός συστήματος μπορεί να ερμηνευτεί μελετώντας ταυτόχρονα και

τις δύο μορφές πιθανοτήτων. Η χρήση των ROC καμπύλων αποτελεί μία εναλλακτική μορφή των αναπαραστάσεων με τη μορφή του ιστογράμματος. Μία ROC καμπύλη είναι μία παραμετρική καμπύλη που σχεδιάζει τη πιθανότητα λανθασμένα θετικών ανιχνεύσεων (συνήθως ο άξονας των x) ως προς τη πιθανότητα λανθασμένα αρνητικών ανιχνεύσεων (συνήθως ο άξονας των y), ως μία συνάρτηση της τιμής του κατωφλίου ανίχνευσης.

ΠΑΡΑΡΤΗΜΑ Δ

EM (Expectation-Maximization) μεθοδολογία για την εκτίμηση των παραμέτρων της «Modified -t»

Στο συγκεκριμένο παράρτημα μας ενδιαφέρει να δείξουμε την εκτίμηση των παραμέτρων της “Modified-t” κατανομής, βρίσκοντας την εκτίμηση Μείστης Πιθανοφάνειας (ML-Maximum Likelihood) χρησιμοποιώντας τον EM (Expectation-Maximization) αλγόριθμο [167], [170]. Ως γνωστόν, ο EM αλγόριθμος είναι ένας επαναληπτικός αλγόριθμος ο οποίος εναλλάσσεται μεταξύ του Expectation βήματος, όπου υπολογίζεται η αναμενόμενη τιμή της λογαριθμικής πιθανοφάνειας ως προς τη τρέχουσα εκτίμηση της κατανομής των «κρυφών» μεταβλητών και του Maximization βήματος, που υπολογίζει τις παραμέτρους που μεγιστοποιούν την αναμενόμενη λογαριθμική πιθανοφάνεια που υπολογίσαμε στο Expectation βήμα. Οι παράμετροι αυτές στη συνέχεια χρησιμοποιούνται για να προσδιορίσουν τη κατανομή των κρυφών μεταβλητών στο επόμενο E-βήμα. Σημειώνουμε ότι οι «κρυφές» (hidden ή latent) μεταβλητές δεν είναι άμεσα παρατηρήσιμες, αλλά συμπεραίνονται, με τη βοήθεια κάποιου μαθηματικού μοντέλου, από άλλες μεταβλητές οι οποίες είναι παρατηρήσιμες και άμεσα μετρήσιμες.

Θεωρώντας ότι οι παρατηρήσεις μας $\boldsymbol{\varepsilon}$ είναι ένα διάνυσμα μήκους N , όπως αναφέρθηκε στο έκτο κεφάλαιο, η περιθώρια κατανομή $p(\boldsymbol{\varepsilon})$ ακολουθεί τη τροποποιημένη t κατανομή (MT)

$$\boldsymbol{\varepsilon}_i \propto \frac{\Gamma\left(\frac{\nu+4}{2}\right)}{\Gamma\left(\frac{\nu}{2}\right)} \left(\frac{\lambda}{\pi\nu}\right)^{\frac{1}{2}} \left(1 + \frac{2\lambda}{\nu} TV_i(\boldsymbol{\varepsilon})\right)^{-\frac{\nu+4}{2}} \quad (\Delta.1)$$

Δουλεύοντας σε ένα Bayesian πλαίσιο, ορίζουμε ως κρυφή μεταβλητή τη παράμετρο της αντίστροφης διακύμανσης \mathbf{a} . Επομένως, ορίζοντας την αναγκαία για τον αλγόριθμο κρυφή πληροφορία, ορίζουμε τη πιθανοφάνεια των πλήρων δεδομένων ως:

$$p(\boldsymbol{\varepsilon}, \mathbf{a}; \nu, \lambda) = p(\boldsymbol{\varepsilon} | \mathbf{a}; \lambda) p(\mathbf{a}; \nu) = \prod_{i=1}^N N(\boldsymbol{\varepsilon}_i | 0, (\lambda a_i)^{-1}) \text{Gamma}(a_i | \nu/2, \nu/2) \quad (\Delta.2)$$

Τα αναγκαία βήματα που αναζητούμε στον EM αλγόριθμο έχουν ως εξής:

E-step: Στο Expectation βήμα, υπολογίζουμε την εκ των υστέρων κατανομή (posterior) που ακολουθεί τη κατανομή:

$$p(a_i | \boldsymbol{\varepsilon}_i; \boldsymbol{\nu}^t, \lambda^t) = \frac{p(\boldsymbol{\varepsilon}_i, a_i; \boldsymbol{\nu}^t, \lambda^t)}{p(\boldsymbol{\varepsilon}_i; \boldsymbol{\nu}^t, \lambda^t)} = \text{Gamma}\left(\frac{\boldsymbol{\nu}^t}{2} + 2, \frac{\boldsymbol{\nu}^t}{2} + \lambda \mathbf{T}\mathbf{V}_i(\boldsymbol{\varepsilon})\right) \quad (\Delta.3)$$

σε κάθε θέση $-i-$. Δηλαδή η εκ των υστέρων κατανομή είναι το γινόμενο από N ανεξάρτητες μεταξύ τους Gamma κατανομές.

Από τον ορισμό της Gamma κατανομής κάθε συντελεστής \mathbf{a}_i προκύπτει από την ίδια κατανομή με διακύμανση που κινείται από το άπειρο ως το μηδέν, καθώς η παράμετρος ν παίρνει τιμές από το μηδέν ως το άπειρο.

$$a_i \sim \text{Gamma}\left(\frac{\nu}{2}, \frac{\nu}{2}\right) = \frac{(\nu/2)^{\nu/2}}{\Gamma(\nu/2)} (a_i)^{\nu/2-1} \exp\left\{-\frac{\nu}{2} a_i\right\} \quad (\Delta.4)$$

Επίσης πρέπει να θυμόμαστε ότι η αναμενόμενη τιμή της Gamma κατανομής θα είναι σε αυτή τη περίπτωση:

$$\langle a_i \rangle_{a_i} = \frac{\nu^t + 4}{\nu^t + 2\lambda^t \mathbf{T}\mathbf{V}_i(\boldsymbol{\varepsilon})} \quad (\Delta.5)$$

M-step: Χρησιμοποιώντας την εκ των υστέρων κατανομή, μεγιστοποιούμε την αναμενόμενη τιμή της λογαριθμικής πιθανοφάνειας των πλήρων δεδομένων ως προς τις παραμέτρους λ και ν :

$$L(\nu, \lambda) = \langle \log p(\boldsymbol{\varepsilon}, \mathbf{a}; \nu, \lambda) \rangle_{p(\mathbf{a}|\boldsymbol{\varepsilon}; \boldsymbol{\nu}^t, \lambda^t)} = \langle \log p(\boldsymbol{\varepsilon} | \mathbf{a}; \lambda) p(\mathbf{a}; \nu) \rangle_{p(\mathbf{a}|\boldsymbol{\varepsilon}; \boldsymbol{\nu}^t, \lambda^t)} \quad (\Delta.5)$$

Δουλεύοντας κατ' αυτόν τον τρόπο έχουμε ως αποτέλεσμα τους τύπους ενημέρωσης για τη παράμετρο λ να δίνεται από:

$$\lambda^{t+1} = \frac{2N}{\sum_{i=1}^N \langle a_i \rangle_{\mathbf{a}} \mathbf{T}\mathbf{V}_i(\boldsymbol{\varepsilon})} \quad (\Delta.6)$$

όπου $\langle a_i \rangle_{\mathbf{a}}$ είναι η αναμενόμενη τιμή της κρυφής μεταβλητής \mathbf{a} .

Χρησιμοποιώντας αριθμητικές επαναληπτικές μεθόδους όπως η μέθοδος της διχοτόμησης (bisection method) μπορούμε να εκτιμήσουμε την τιμή των βαθμών ελευθερίας ν λύνοντας επαναληπτικά την εξίσωση που ακολουθεί [171]. Για το λόγο αυτό παραγωγίζοντας ως προς τη παράμετρο που εκφράζει τους βαθμούς ελευθερίας και εξισώνοντας με το μηδέν προκύπτει η τιμή του ν .

$$\frac{\partial L(\nu, \lambda)}{\partial \nu} = 0 \Rightarrow \frac{1}{N} \left(\sum_{i=1}^N \log \langle a_i \rangle_{\bar{a}} - \sum_{i=1}^N \langle a_i \rangle_{\bar{a}} \right) + \psi \left(\frac{\nu'}{2} + \frac{1}{2} \right) - \log \left(\frac{\nu'}{2} + \frac{1}{2} \right) - \psi \left(\frac{\nu}{2} \right) + \log \left(\frac{\nu}{2} \right) + 1 = 0. \quad (\Delta.7)$$

Σημειώνουμε ότι $\psi(x) = \frac{d}{dx} \log(\Gamma(x)) = \frac{\Gamma'(x)}{\Gamma(x)}$ είναι η συνάρτηση δίζαμμα και ν' είναι η τιμή της παραμέτρου στην επανάληψη (t).

Στην φάση της υλοποίησης μπορούμε να χρησιμοποιήσουμε είτε το κριτήριο της λογαριθμικής πιθανοφάνειας ή τη πολύ μικρή αύξηση της τιμής της παραμέτρου που μας ενδιαφέρει μεταξύ δύο διαδοχικών επαναλήψεων.

BIBΛΙΟΓΡΑΦΙΑ

1. C.-C. Jay Kuo, Ton Kalker, Wensheng Zhou, “Digital Rights Management”, *IEEE Signal Processing Magazine*, Vol. 21, No. 2, p. 11, March 2004
2. Ahmed H. Tewfik, “Digital Watermarking”, *IEEE Signal Processing Magazine*, September 2000
3. I. Cox, M. Miller, and J. Bloom, J. Fridrich, T. Kalker, *Digital Watermarking and Steganography*, 2nd edition, Morgan Kaufman, 2008.
4. S. Katzenbeisser and F. Petitcolas, editors. *Information Hiding Techniques for Steganography and Digital Watermarking*, Artech House, 2000.
5. Ingemar J. Cox, Matt L. Miller, The First 50 Years of Electronic Watermarking, *EURASIP Journal on Applied Signal Processing*, 2002, 2, 126–132
6. G. Voyatzis and J. Pitas, “Image watermarking for copyright protection and authentication,” in *Handbook of Image and Video Processing*, A. C. Bovik, Ed. NY: Academic Press, 2000.
7. Barni M., Bartolini F., *Watermarking Systems Engineering, Enabling Digital Assets Security and Other*, Marcel Dekker, 2004
8. G. C. Langelaar, I. Setyawaan, and R. L. Lagendijk, “Watermarking digital image and video data: A state-of-the-art overview,” *IEEE Signal Processing Magazine*, vol. 17, no. 5, pp. 20–46, 2000.
9. V. M. Potdar, S. Han, and E. Chang, “A survey of digital image watermarking techniques,” in *IEEE Int. Conf. Industrial Informatics (INDIN)*, Perth, WA, Australia, 2005, pp. 709–716.
10. J. R. Hernandez and F. P. Gonzalez, “Statistical analysis of watermarking schemes for copyright protection of images,” *Proc. IEEE*, vol. 87, no. 7, pp. 1142–1166, 1999.
11. P. Moulin and R. Koetter, “Data-hiding codes,” *Proc. IEEE*, vol. 93, no. 12, pp. 2083–2126, 2005.
12. R. B. Wolfgang, C. I. Podilchuk, and E. J. Delp, “Perceptual watermarks for digital images and video,” in *Proc. IEEE*, vol. 87, no. 7, 1999, pp. 1108–1126.
13. Wenjun Zeng, Heather Yu, Ching-Yung Lin, *Multimedia Security Technologies for Digital Rights Management*, Academic Press, 2006
14. K. Parhi and T. Nishitani, Chapter 18, “A review of watermarking principles and practices”, in “*Digital Signal Processing in Multimedia Systems*, Ed. K., Marcell Dekker Inc., 461-485, (1999)
15. M. Lesk, “The good, the bad and the ugly: what might change if we had good DRM”, *IEEE Security Privacy Mag.*, vol.1, no. 3, pp.63-66, May/June 2003
16. P. Hartung, F. Rammé, “Digital rights management and watermarking of multimedia content for m-commerce applications”, *IEEE Commun. Mag.*, vol. 38, no. 11, pp. 78-84, Nov. 2000
17. C. I. Podilchuk and W. Zeng, “Image-adaptive watermarking using visual models”, *IEEE J. Select. Areas Commun.*, Vol. 16, pp. 525-539, May 1998
18. R. B. Wolfgang, C. I. Podilchuk, E. J. Delp, “Perceptual watermarks for digital images” *Proc. IEEE*, no. 7, pp. 1108-1126, July 1999
19. M. D. Swanson, B. Zhu, A. H. Tewfik, “Transparent robust image watermarking” in *IEEE Proc. Int. Conf. Image Processing*, Laussane, Switzerland, 1996, pp. 211-214
20. M. D. Swanson, B. Zhu, A. H. Tewfik, “Multiresolution scene-based video watermarking using perceptual models”, *IEEE J. Select. Areas Commun.*, Vol. 16, pp. 525-539, May 1998

21. Y. S. Kim, O. H. Kwon, and R. H. Park, "Wavelet based watermarking method for digital images using the human visual system," *Electron. Lett.*, vol. 35, no. 6, pp. 466–468, 1999.
22. N. Kaewkamnerd and K. Rao, "Wavelet based image adaptive watermarking scheme," *Electron. Lett.*, vol. 36, no. 4, pp. 312–313, 2000.
23. M. Barni, F. Bartolini, and A. Piva, "Improved wavelet-based watermarking through pixel-wise masking," *IEEE Trans. Image Processing*, vol. 10, no. 5, pp. 783–791, 2001.
24. Hernandez, Juan R. Martin, Kutter Martin, "Information Retrieval in Digital Watermarking", *IEEE Communications Magazine*, pp. 110-116, August 2001
25. Q. Cheng and T. S. Huang, "Blind digital watermarking for images and videos and performance analysis," in *Proc. IEEE Int. Conf. on Multimedia and Expo (ICME)*, vol. 1, NY, 2000, pp. 389–392.
26. J. R. Hernandez, M. Amado, and F. P. Gonzalez, "DCT-domain watermarking techniques for still images: Detector performance analysis and a new structure," *IEEE Trans. Image Processing*, vol. 9, no. 1, pp. 55–68, 2000.33
27. J. L. Starck, E.J. Candes, D.L. Donoho, The curvelet Transform for Image Denoising, *IEEE Trans. on Image Processing*, Vol. 11, Issue 6, pp 670-684, 2002
28. X. Huang and B. Zhang, "Statistically robust detection of multiplicative spread-spectrum watermarks," *IEEE Trans. Information Forensics and Security*, vol. 2, no. 1, pp. 1–13, 2007.
29. A. Briassouli, P. Tsakalides, and A. Stouraitis, "Hidden messages in heavy-tails: DCT-domain watermark detection using alpha stable models," *IEEE Trans. Multimedia*, vol. 7, no. 4, pp. 700–715, 2005.
30. I. J. Cox, J. Kilian, F. T. Leighton, and T. Shamon, "Secure spread spectrum watermarking for multimedia," *IEEE Trans. Image Processing*, vol. 6, no. 12, pp. 1673–1687, 1997.
31. H. J. M. Wang, P. C. Su, and C. C. J. Kuo, "Wavelet-based digital image watermarking," *Opt. Express.*, vol. 3, no. 12, pp. 491–496, 1998.
32. W. Liu, L. Dong, and W. Zeng, "Optimum detection for spread-spectrum watermarking that employs self-masking," *IEEE Trans. Information Forensics and Security*, vol. 2, no. 4, pp. 645–654, 2007.
33. M. K. Mihcak, "Information hiding codes and their applications to images and audio," Ph.D. dissertation, Univ. of Illinois at Urbana-Champaign, IL, 2002.
34. P. Loo, "Digital watermarking using complex wavelets," Ph.D. dissertation, Univ. of Cambridge, UK, 2002.
35. J. J. Eggers and B. Girod, "Quantization effects on digital watermarks," *Signal Process.*, vol. 81, pp. 239–263, 2001.
36. F. A. P. Petitcolas, "Watermarking schemes evaluation," *IEEE Signal Processing Magazine*, vol. 17, no. 5, pp. 58–64, 2000.
37. <http://www.cl.ca.ac.uk/~fapp2/watermarking/stirmark>
38. <http://www.checkmark.com>
39. Tirkel A., Rankin G., Schyndel R. V., Ho W., Mee N., and Osborne C., Electronic watermark, In *Proceedings of DICTA*. 666–672, 1993
40. E. Delp, R. Wolfgang, "A watermark for digital images", in ICIP, pp. 219-222, Lausanne, Switzerland, September 1996
41. J. Bruyndockx, J. Quisquater and B. Macq, Spatial method for copyright labeling of digital images, in *IEEE Workshop on Image Processing*, pp. 456-459, Neos Marmaras, Greece, September 1995
42. H. Lu, A. Kot, J. Cheng. Secure data hiding in binary document images for authentication, in *2003 Int. Symp. Circuits and Systems*, pp. II-806-II-809, Bangkok, Thailand, May 2003

43. Pickholtz R., Schilling D., Andmilstein L., 1982, Theory of spread spectrum communications—a tutorial, *IEEE Trans. Commun.* 30, 5, 855–884.
44. H. J. M. Wang, P. C. Su, and C. C. J. Kuo, “Wavelet-based digital image watermarking,” *Opt. Express.*, vol. 3, no. 12, pp. 491–496, 1998.
45. W. Liu, L. Dong, and W. Zeng, “Optimum detection for spread-spectrum watermarking that employs self-masking,” *IEEE Trans. Information Forensics and Security*, vol. 2, no. 4, pp. 645–654, 2007.
46. V. R. Doncel, N. Nikolaidis, and I. Pitas, “An optimal detector structure for the Fourier descriptors domain watermarking of 2D vector graphics,” *IEEE Trans. Visualization and Computer Graphics*, vol. 13, no. 5, pp. 851–863, 2007.
47. M. S. Hsieh, D. C. Tseng, and Y. H. Huang, “Hiding digital watermarks using multiresolution wavelet transform,” *IEEE Trans. Industrial Electronics*, vol. 48, no. 5, pp. 875–882, 2001.
48. P. Bao and X. Ma, “Image adaptive watermarking using wavelet domain singular value decomposition,” *IEEE Trans. Circuits Sys. Video Tech.*, vol. 15, no. 1, pp. 96–102, 2005.
49. S. M. M. Rahman, M. O. Ahmad, and M. N. S. Swamy, “Statistical detector for wavelet-based image watermarking using modified GH PDF,” in *Proc. IEEE Int. Symp. Circuits and Systems (ISCAS)*, Seattle, WA, 2008, pp. 712–715.
50. X. Kang, J. Huang, Y. Q. Shi, and Y. Lin, “A DWT-DFT composite watermarking scheme robust to both affine transform and JPEG compression,” *IEEE Trans. Circuits Sys. Video Tech.*, vol. 13, no. 8, pp. 776–786, 2003.
51. Y. Zhao, P. Campisi, and D. Kundur, “Dual domain watermarking for authentication and compression of cultural heritage images,” *IEEE Trans. Image Processing*, vol. 13, no. 3, pp. 430–448, 2004.
52. O’Ruanaidh and T. Pun, “Rotation, scale and translation invariant spread spectrum digital image watermarking,” *Signal Process.*, vol. 66, no. 3, pp. 303–17, 1998.
53. S. Pereira and T. Pun, “Fast robust template matching for affine resistant image watermarks,” in *Proc. IHW*, A. Pfitzmann, Ed. Dresden, Germany: Springer-Verlag, 1999, pp. 199–210.
54. I. Cox, M. Miller, and A. McKellips, “Watermarking as communication with side information,” *Proc. IEEE*, vol. 87, no. 7, pp. 1127–1141, Jul. 1999.
55. B. Chen and G. Wornell, “Quantization index modulation: A class of provably good methods for digital watermarking and information embedding,” *IEEE Trans. Inf. Theory*, vol. 47, no.4, pp. 1423–1443, May 2001.
56. P. Moulin, A. Briassouli. A stochastic QIM algorithm for robust, undetectable image watermarking, in *Int. Conf. Image Processing*, pp. 1173-1176, Singapore, October 2004
57. D. Simitopoulos, D. Koutsonanos, M. G. Strintzis, “Robust Image Watermarking based on generalized radon transformations”, *IEEE Trans. Circuits and Systems for Video Technology*, 13: 732-745, 2003
58. F. Cayre, C. Fontaine, and T. Furon, “Watermarking Security: Theory and Practice”, *IEEE Transactions on Signal Processing*, vol. 53, no. 10, october 2005
59. T. Kalker, “Considerations on watermarking security,” in *Proc. MMSP*, Cannes, France, Oct. 2001, pp. 201–206.
60. I. J. Cox, M. L. Miller, “Facilitating Watermark Insertion by Preprocessing Media”, *Eurasip Journal on Applied Signal Processing*, 2004
61. G. F. Elmasry, Y. Q. Shi, “Maximum likelihood sequence decoding of digital image watermarking”, in *Proc. IEEE Int. Conf. Image Processing*, vol. I., Santa Barbara, CA, Oct. 26-29, 1997, pp. 536-539
62. J. G. Proakis, *Digital Communications*, New York: McGraw Hill, 1989
63. I. Cox, M. Miller, and J. Bloom, *Digital Watermarking*, Morgan Kaufman, 2002.

64. M. Barni, F. Bartolini, A. D. Rosa and A. Piva, "Optimum decoding and detection of multiplicative watermarks," *IEEE Trans. on Signal Processing*, vol. 51, no. 4, April 2003.
65. Q. Cheng and T. S. Huang, "An additive approach to transform-domain information hiding and optimum detection structure," *IEEE Trans. on Multimedia*, vol. 3, no. 3, Sept. 2001.
66. Q. Cheng and T. S. Huang, "Robust optimum detection of transform domain multiplicative watermarks," *IEEE Trans. on Signal Processing*, vol. 51, no. 4, April 2003.
67. A. Nikolaidis and I. Pitas, "Asymptotically optimal detection for additive watermarking in the DCT and DWT domains," *IEEE Trans. on Image Processing*, vol. 12, no. 5, pp. 563-571, May 2003.
68. P. Maragos, R. Schafer, and R. Mersereau, "Two-dimensional linear prediction and its application to adaptive predictive coding of images," *IEEE Trans. on Acoustics, Speech, and Signal Processing*, vol. 32 no. 6, pp. 1213-1229, Dec 1984.
69. G. Demoment, "Image restoration and reconstruction: overview of common estimation structures and problems," *IEEE Trans. on Acoustics Speech and Signal Processing*, vol. 37, pp. 2024-2036, December 1989.
70. N. P. Galatsanos and A. K. Katsaggelos, "Methods for choosing the regularization parameter and estimating the noise variance in image restoration and their relation," *IEEE Trans. Image Processing*, vol. 1, pp. 322-336, July 1992.
71. R. Molina, "On the hierarchical Bayesian approach to image restoration: applications to astronomical images," *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, vol. 16, no. 11, 1122-1128, November 1994.
72. R. Molina, A. K. Katsaggelos, and J. Mateos, "Bayesian and regularization methods for hyper-parameter estimation in image restoration", *IEEE Trans. on Image Processing*, vol. 8, no. 2, pp. 231 -246, Feb. 1999.
73. R. Molina, and B. D. Ripley, "Using spatial models as priors in astronomical images analysis", *Journal. Applied Statistics*, vol.16, pp.193-206, 1989.
74. C. Bouman and K. Sauer, "A generalized Gaussian image model for edge-preserving MAP estimation," *IEEE Trans. on Image Processing*, vol. 2, no. 3, pp. 296-310, July 1993.
75. M. A. T. Figueiredo and R. D. Nowak, "An EM algorithm for wavelet-based image restoration", *IEEE Trans. on Image Processing*, vol. 12, no. 8, pp. 866- 881, August 2003.
76. M. Belge, M. Kilmer, and E. Miller, "Wavelet domain image restoration with adaptive edge preserving regularization", *IEEE Trans. on Image Processing*, vol. 9, no. 4, pp. 597-608, April 2000.
77. S. Chang, Bin Yu, M. Vetterli, "Spatially adaptive wavelet thresholding with context modeling for image denoising", *IEEE Trans. on Image Processing*, vol. 9, no. 9, pp. 1522-1531, September. 2000.
78. P. Moulin, J. Liu, "Analysis of multiresolution image denoising schemes using generalized Gaussian and complexity priors", *IEEE Trans. on Information Theory*, vol. 45, no. 3, pp. 909 – 919, April 1999.
79. M. N. Do and M. Vetterli, "Wavelet-based texture retrieval using generalized Gaussian density and Kullback-Leibler distance", *IEEE Trans. on Image Processing*, vol. 11, no. 2, pp. 146-158, Feb. 2002.
80. M. Pi, "Improve maximum likelihood estimation for subband GGD parameters", *Pattern Recognition Letters*, 2006.
81. G. Chantas, N. P. Galatsanos, and A. Likas, "Bayesian restoration using a new nonstationary edge preserving image prior", *IEEE Trans. on Image Processing*, Vol. 15, No. 10, pp. 2987-2997, October 2006.

82. F-C. Jeng, J. W. Woods, "Compound Gauss-Markov fields for image estimation," *IEEE Trans. on Signal Proc.* vol. 39, no. 3, March 1991.
83. R. Molina, A. K. Katsaggelos, Javier Mateos, A. Hermoso, C. Andrew Segall, "Restoration of severely blurred high range images using stochastic and deterministic relaxation algorithms in compound Gauss-Markov random fields", *Pattern Recognition*, vol 33, pp. 555-571, 2000.
84. M. E. Tipping "Sparse Bayesian learning and the relevance vector machine", *Journal of Machine Learning Research*, 1, pp. 211-244, 2001.
85. J. Berger, *Statistical Decision Theory and Bayesian Analysis*, Springer Verlag, 1985.
86. N. Galatsanos, V. N. Mesarovic, R. M. Molina, J. Mateos, and A. K. Katsaggelos, "Hyper-parameter estimation using gamma hyper-priors in image restoration from partially-known blurs", *Optical Engineering*, 41(8), pp. 1845-1854, August 2002.
87. S. M. Kay, *Fundamental of Statistical Signal Processing: Detection Theory*, vol. 2 Prentice Hall, 1998.
88. S. M. Kay, "Asymptotically optimal detection in incompletely characterized non-Gaussian noise," *IEEE Trans. Acoust., Speech, Signal Processing*, vol. 37, no. 5, pp. 627-633, May 1989.
89. Microsoft Research Cambridge Object Recognition Image Database <http://research.microsoft.com/downloads>
90. C. M. Bishop, *Pattern Recognition and Machine Learning*, Springer 2006.
91. S. Roth, M. J. Black, "Fields of Experts: A Framework for Learning Image Priors", *IEEE Conf. on Computer Vision and Pattern Recognition*, vol. II, pp. 860-867, June 2005.
92. D. Tzikas, A. Likas and N. Galatsanos, "Variational Bayesian Blind Image Deconvolution with Student-T Priors", *IEEE International Conference on Image Processing*, San Antonio Texas, 2007.
93. J. Chantas, N. P. Galatsanos, and N. Woods, "Super Resolution Based on Fast Registration and Maximum A Posteriori Reconstruction", *IEEE Trans. on Image Processing*, Vol. 16, No. 7, pp. 1821-1830, July 2007.
94. I. Daubechies, "Orthonormal bases of compactly supported wavelets", *Commun. On Pure and Appl. Math.*, 41:909-996, November 1988
95. P. J. Huber, *Robust Statistics*, Willey 2003
96. L. I. Rudin, S. Osher and E. Fatemi, "Nonlinear total variation based noise removal algorithms," *Phys. D* Vol. 60, pp. 259-268, 1992.
97. T. F. Chan, J. Shen, *Image Processing and Analysis: Variational, PDE, Wavelet, and Stochastic Methods*, SIAM, 2005.
98. S. D. Babacan, R. Molina and A. K. Katsaggelos, "Parameter estimation in TV image restoration using variational distribution approximation," *IEEE Trans. on Image Processing*, vol. 17, no. 3, pp. 326-339, March 2008.
99. Christian P. Robert, *The Bayesian Choice From Decision-Theoretic Foundations to Computational Implementation*, Second Edition, 2007, Springer
100. William M. Bolstad, *Introduction to Bayesian Statistics*, Second Edition, 2007, Willey-Interscience
101. K-R Koch, *Introduction to Bayesian Statistics*, 2007, Springer-Verlag
102. P. Congdon, *Applied Bayesian Modelling*, 2003, Willey
103. J. K. Ghosh, M. Delampady, T. Samanta, *An Introduction to Bayesian Analysis, Theory and Methods*, 2006, Springer
104. H. V. Poor, *An Introduction to Signal Detection and Estimation*, 2nd edition, New York: Springer-Verlag, 1994
105. T. S. Ferguson, *Mathematical Statistics: A Decision Theoretic Approach*. New York: Academic, 1967

106. Anui Srivastava, "Stochastic Models for Capturing Image Variability", *IEEE Signal Processing Magazine*, Vol. 19, No.3, Sept. 2002
107. A. Papoulis, Probability, *Random Variables and Stochastic Processes*, 2nd ed., New York:, McGraw-Hill, 1987
108. M. Kutter, S. Voloshynovskiy, A. Herrigel. Watermark copy attack, In Ping Wah Wong and Edward J. Delp, editors, IS&T/SPIE's 12th Annual Symposium, Electronic Imaging 2000, Security and Watermarking of Multimedia Content II, volume 3971 of SPIE, San Jose, California, USA, 23-28 Jan 2000
109. S. Mallat, "A theory for multiresolution signal decomposition: the wavelet representation", *IEEE Trans. Pattern Recognit. Machine Intell.*, vol. 11, pp. 674-693, July 1989
110. P. Bas, J.-M. Chassery, F. Davoine. "A geometrical and frequential watermarking scheme using similarities", In *SPIE Conf. on Security and Watermarking of Multimedia Contents*, vol. 3657, pages 264-272, 1999
111. M.J. B. Maes, C. W. A. M van Overveld, "Digital watermarking by geometric warping", In *IEEE Int. Conf. on Image Processing*, vol. 2, pages 424-426, 1998
112. C. Fei, D. Kundur, R. H. Kwong, "Analysis and design of Watermarking Algorithms for Improved Resistance to Compression", *IEEE Trans. on Image Processing*, Vol. 13, No. 2, February 2004
113. D. Kundur and D. Hatzinakos, "Diversity and attack characterization for improved robust watermarking", *IEEE Trans. Signal Processing*, vol. 49, pp. 2383-2396, Oct. 2001
114. J. K. Su, B. Girod, "Power Spectrum Condition for Energy-Efficient Watermarking", *IEEE Trans. on Multimedia*, Vol. 4, No. 4, December 2002
115. M. Barni, F. Bartolini, A. D. Rosa, and A. Piva, "A new decoder for the optimum recovery of nonadditive watermarks," *IEEE Trans. Image Processing*, vol. 10, no. 5, pp. 755-766, 2001.
116. T. M. Ng and H. K. Garg, "Maximum likelihood detection in image watermarking using generalized Gamma model," in *Proc Thirty-Ninth Asilomar Conf. Signals, Systems and Computers*, Pacific Grove, CA, 2005, pp. 1680-1684.
117. T. M. Ng, "Maximum-likelihood detection in DWT domain image watermarking using Laplacian modeling," *IEEE Signal Processing Lett.*, vol. 12, no. 4, pp. 285-288, 2005.
118. X. Y. Liu, G. Kun, and W. F. Chen, "A blind watermarking optimal detection based on the wavelet transform domain," in *Proc. IEEE Int. Conf. Machine Learning and Cybernetics*, Hong Kong, 2007, pp. 1779-1783.
119. J. Wang, G. Liu, Y. Dai, J. Sun, Z. Wang, and S. Lian, "Locally optimum detection for Barni's multiplicative watermarking in DWT domain," *Signal Process.*, vol. 88, no. 1, pp. 117-130, 2008.
120. F. Muller, "Distribution shape of two-dimensional DCT coefficients of natural images", *Electron. Lett.*, vol. 29, pp.1935-1936, Oct. 1993
121. K. A. Birney and T. R. Fischer, "On the modeling of DCT and subband image data for compression", *IEEE Trans. Image Processing*, vol. 4, pp. 186-193, Feb. 1995
122. A. Briassouli, M. Strintzis, "Optimal Watermark Detection Under Quantization in the Transform Domain", *IEEE Trans. on Circuits and Systems for Video Technology*, Vol. 14, No. 12, December 2004
123. J. J. K. O Ruanaidh, W. J. Dowling, F. M. Boland, "Phase watermarking of digital images", in *Proc. IEEE Int. Conf. Image Processing*, vol. III, Lausanne, Switzerland, Sept. 16-19, 1996, pp. 239-242
124. S. Pereira, J. J. K. O. Ruanaidh, F. Deguillaume, G. Csurka and T. Pun, "Template based recovery of Fourier-based watermarks using log-polar and log-log maps", in *Proc.*

- IEEE Multimedia Systems 99*, Int. Conf. Multimedia Computing and Systems, Florence, Italy, June 7-11, 1999
125. B. M. Macq, J. J. Quisquater, "Cryptology for digital TV broadcasting", *Proc. IEEE*, vol. 83, pp. 944-957, June 1995
 126. F. Bartolini, M. Barni, V. Capellini and A. Piva. "Mask building for perceptually hiding frequency embedded watermarks" in *Proc. 5th IEEE Int. Conf. Image Proc.*, ICIP '98, vol. I, Chicago, IL, Oct. 4-7, 1998, pp. 450-454
 127. M. Barni, F. Bartolini, V. Capellini, A. Lippi and A. Piva, "A DWT-based technique for spatio-frequency masking of digital signatures", in *Proc. SPIE/IST Int. Conf. Security and Watermarking of Multimedia Contents*, vol. 3657, San Jose, CA, Jan. 25-2u7, 1999, pp. 31-39
 128. A. Piva, M. Barni, F. Bartolini, V. Capellini, "DCT-based watermark recovering without resorting to the uncorrupted original image" in *Proc. ICIP '97*, IEEE Int. Conf. Image Processing, Santa Barbara, CA, Oct. 1997, pp. 520-527
 129. S. Kwon, S. Lee, K. Kwon, et al., "Watermark detection algorithm using statistical decision theory", *IEEE International Conference on Multimedia and Expo*, vol. 1, Lusanne, Switzerland, 2002, pp. 561-564
 130. D. Mumford, "Empirical investigations into the statistics of clutter and the mathematical models it leads to," *Lecture for the review of ARO Metric Pattern Theory Collaborative*, Brown Univ., Providence, RI, 2000.
 131. M.J. Wainwright, E.P. Simoncelli, and A.S. Willsky, "Random cascades on wavelet trees and their use in analyzing and modeling
 132. J. Portilla and E.P. Simoncelli, "A parametric texture model based on joint statistics of complex wavelet coefficients," *Int. J. Comput. Vision*, vol. 40, no. 1, pp. 49-70, 2000.
 133. M. E. Tipping, N.D. Lawrence, "Variational inference for Student-t models: Robust Bayesian interpolation and generalised component analysis", *Neurocomputing* 69 (2005) 123-141
 134. Voloshynovskiy S., Pereira S., Iguise V., and Pun T., "Attack modeling: Towards a second generation benchmark", *Signal Processing*, vol. 81, pp. 1177-1214, June, 2001
 135. Voloshynovskiy S., Pereira S., Pun T., Eggers J. J., Su K., "Attacks on digital watermarks: Classification, estimation-based attacks and benchmarks", *IEEE Communications Magazine*, 39, 2001, August
 136. C. Liu, D. B. Rubin, "ML estimation of the t distribution using EM and its extensions, ECM and ECME", *Statistica Sinica* 5, 19-39, 1995
 137. T. F. Chan, S. Esedoglou, F. Park, M.H. Yip, *Recent developments in total variation image restoration*, in *Handbook of Mathematical Models in Computer Vision*, Editors: N. Paragios, Y. Chen, O. Faugeras, Springer-Verlag, 2005
 138. A. K. Mairiotis, N. P. Galatsanos, Y. Yang, "New additive watermark detectors based on a hierarchical spatially adaptive image model", *IEEE Trans. On Information Forensic and Security*, vol. 3, no. 1, March 2008.
 139. G. Chantas, N. Galatsanos, A. Likas, M. Saunders, "Variational bayesian image restoration based on a product of t-distributions image prior", *IEEE Trans. on Image Processing*, Vol. 17, No. 10, pp. 1795-1805, October 2008.
 140. S. Pereira, S. Voloshynovskiy, M. Madueno, S. Marchand-Maillet and T. Pun, "Second generation benchmarking and application oriented evaluation", in *Proc. Information Hiding Workshop*, Pittsburg, PA, April 2001
 141. M. Kutter and F. Petitcolas, "A fair benchmark for image watermarking systems", in *Proc. SPIE*, San Jose, CA, Jan. 1999, vol. 3657, pp. 219-239

142. A. Mairgiotis, N. Galatsanos and Y. Yang, "New detectors for watermarks with unknown power based on student-t image priors", in *Proc. of IEEE Int. Conf. Multimedia Signal Processing, MMSP*, Chania, Crete, 2007
143. A. Ralston, P. Rabinowitz P., *First Course in Numerical Analysis*, McGraw-Hill, New-York, 1978
144. K. Sharifi, A. Leon-Garcia, "Estimation parameter for generalized Gaussian distribution in subband decompositions of video", *IEEE Trans. Circuits Systems and Video Technology*, vol.5, 52-56, 1995
145. B. Aiazzi, L. Alparone, S. Baronti, "Estimation based on entropy matching for generalized Gaussian PDF modeling", *IEEE Signal Processing Letters*, vol. 6, no. 6, 138-140, 1999
146. A. Bovic, *The Essential Guide to Image Processing*, Academic Press, 2009
147. I. J. Cox, J. Killian, F. T. Leighton, and T. Shanmoon, "Secure spread spectrum watermarking for multimedia," *IEEE Trans. Image Process.*, vol. 6, no. 12, pp. 1673–1687, Dec. 1997
148. A. Mairgiotis, N. Galatsanos, "A Hierarchical Spatially Adaptive Image Model for Perceptual Mask Design and Multiplicative Watermark Detection", *1st IEEE Workshop on Information Forensic and Security*, London, December 2009, pp. 6-10
149. S. Voloshynovskiy, A. Herrigel, N. Baumgaertner, T. Pun, "A stochastic approach to content adaptive digital image watermarking", pp. 211-236, 2000
150. Shan He, D. Kirovski, "A novel visual perceptual model with an application to high-fidelity image annotation", *8th IEEE Workshop on MMSP*, Oct. 2006, pp. 92-97
151. Antonis Mairgiotis, N. P. Galatsanos, Y. Yang, "Additive Watermark Detectors Based on a New Hierarchical Spatially Adaptive Image Model", *ICIP 2007*, Vol. 5, pp. 461-464
152. P. Belet, T. Dams, D. Bardyn, A. Doooms, "Comparison of Perceptual Shaping Techniques for Digital Image Watermarking", *16th International Conference on DSP*, 2009, Santorini, Greece
153. K. Kim, G. Sheylakov, "Why Gaussianity", *IEEE Signal Processing Magazine*, March 2008
154. S. Winkler, "Vision models and quality metrics for image processing applications", PhD dissertation, Electron. Eng. Dept. Ecole Polytechnique Federale de Lausanne (EPFL), Lausanne, Switzerland, 2000
155. I. G. Karybali, K. Berberidis, "Efficient Spatial Image Watermarking via New Perceptual Masking and Blind Detection Schemes", *IEEE Trans. Information Forensic and Security*, Vol. 1, No. 2, June 2006
156. M. Kutter, S. Winkler, "A vision based masking model for spread spectrum image watermarking", *IEEE Trans. Image Processing*, vol. 11, no. 1, pp. 16-25, jan. 2002
157. Qiao Li, Ingemar J. Cox, Using Perceptual Models to Improve Fidelity and Provide Resistance to Valumetric Scaling for Quantization Index Modulation Watermarking, *IEEE Trans. On Information Forensic and Security*, Vol. 2, No. 2, June 2007
158. M. A. Akhaee, S. M. E. Sahraeian, B. Sankur, Farokh Marvasti, "Robust scaling-Based Image Watermarking Using Maximum-Likelihood Decoder With Optimum Strength Factor", *IEEE Transactions on Multimedia*, Vol. 11, No. 5, August 2009
159. A. Briassouli, M. G. Strintzis, "Locally Optimum Nonlinearities for DCT Watermark Detection", *IEEE Transactions on Image Processing*, Vol. 13, No. 12, December 2004
160. B. Chen and G. W. Wornell, "Quantization index modulation: A class of provably good methods for digital watermarking and information embedding," *IEEE Trans. Inf. Theory*, vol. 47, no. 4, pp. 1423–1443, Apr. 2001.
161. S. H. Wang and Y. P. Lin, "Wavelet tree quantization for copyright protection watermarking," *IEEE Trans. Image Process.*, vol. 13, no. 2, pp. 154–165, Feb. 2004.

162. O. E. Okman and G. B. Akar, “Quantization index modulation-based image watermarking using digital holography,” *J. Opt. Soc. Amer.*, vol. 24, no. 1, pp. 243–252, 2007.
163. S. M. Rahman, M. O. Ahmad, M. N. S. Swamy, “A New Statistical Detector for DWT-Based Additive Image Watermarking Using the Gauss–Hermite Expansion”, *IEEE Trans. On Image Processing*, Vol. 18, No. 8, August 2009
164. M. B. Κούτρας, *Εισαγωγή στις Πιθανότητες, Θεωρία και Εφαρμογές*, μέρος II, Β’ έκδοση, εκδόσεις Σταμούλη, 2005
165. A. Mairgiotis, N. Galatsanos, Y. Yang, “Robust watermark detection based on a new spatially weighted total variation based image prior”, *51st International Symp. on ELMAR 2009*, Zadar, Croatia
166. Portilla, J., Strela, V., Wainwright, M.J.; Simoncelli, E.P., “Image denoising using scale mixtures of Gaussians in the wavelet domain”, *IEEE Transactions on Image Processing*, Volume 12, Issue 11, Nov. 2003 Page(s): 1338 – 1351
167. Chantas, G., Galatsanos, N. P., Molina, R., Katsaggelos, A. K., “Variational Bayesian Image Restoration With a Product of Spatially Weighted Total Variation Image Priors”, *IEEE Transactions on Image Processing*, Volume 19, Issue 2, Feb. 2010 Page(s):351 - 362
168. M. H. M. Costa, “Writing on dirty paper”, *IEEE Transactions on Information Theory*, 9(3):439–441, May 1983.
169. H. S. Malvar and D. A. F. Florencio, “Improved spread spectrum: A new modulation technique for robust watermarking”, *IEEE Transactions on Signal Processing*, 51(4):898–905, Apr. 2003.
170. A. D. Dempster, N. M. Laird, D. B. Rubin, “Maximum Likelihood from Incomplete Data via the EM algorithm”, *J. Roy. Stat. Soc.*, vol. B39, pp.1-38, 1977
171. C. Liu and D. B. Rubin, “ML estimation of the t distribution using EM and its extensions”, *ECM and ECME, Statist. Sinica*, vol. 5, pp.19-39, 1995
172. Ping Dong, Brankov, J.G., Galatsanos, N.P., Yongyi Yang; Davoine, F., “Digital watermarking robust to geometric distortions”, *IEEE Trans. on Image Processing*, Vol: 14, No:12

Δημοσιεύσεις Συγγραφέα

Άρθρα σε διεθνή περιοδικά με σύστημα κριτών:

- A. K. Mairgiotis, N. P. Galatsanos, Y. Yang, “New additive watermark detectors based on a hierarchical spatially adaptive image model”, IEEE Trans. on Information Forensic and Security, vol. 3, no. 1, March 2008.

Άρθρα σε πρακτικά συνεδρίων με σύστημα κριτών:

- A. Mairgiotis, N. P. Galatsanos, Y. Yang: Additive Watermark Detectors Based on a New Hierarchical Spatially Adaptive Image Model, ICIP 2007, San Antonio, Vol. 5, pp. 461-464
- A. Mairgiotis, G. Chantas, N. Galatsanos, K. Blekas and Y. Yang, “New detectors for watermarks with unknown power based on student-t image priors”, in Proc. of IEEE Int. Conf. Multimedia Signal Processing, MMSP, Chania, Crete, 2007
- A. Mairgiotis, N. Galatsanos, Y. Yang, “Robust watermark detection based on a new spatially weighted total variation based image prior”, 51st International symposium on ELMAR 2009, Zadar, Croatia
- A. Mairgiotis, N. Galatsanos, “A Hierarchical Spatially Adaptive Image Model for Perceptual Mask Design and Multiplicative Watermark Detection”, 1st IEEE Workshop on Information Forensic and Security, London, December 2009, pp. 6-10

Βιογραφικό

Ο Μαϊργιώτης Αντώνης έλαβε το πτυχίο Πληροφορικής και το μεταπτυχιακό δίπλωμα ειδίκευσης στη Πληροφορική από το τμήμα Πληροφορικής του Πανεπιστημίου Ιωαννίνων, το 1999 και το 2002 αντίστοιχα. Από το 2005 εκπονεί τη παρούσα διδακτορική διατριβή με επιβλέποντα τον κ. Γαλατσάνο Νικόλαο.

Τα ερευνητικά ενδιαφέροντά του περιλαμβάνουν την επεξεργασία εικόνας με έμφαση στη στατιστική μοντελοποίηση εικόνων για την ανίχνευση και σχεδίαση νέων υδατοσημάτων στο πρόβλημα της ψηφιακής υδατοσήμανσης. Επίσης στα ενδιαφέροντά του ανήκουν η στατιστική επεξεργασία σήματος, η μηχανική μάθηση, τα πολυμέσα, η ασφάλεια πολυμέσων και η ανάπτυξη πολυμεσικών εφαρμογών.