Ταξινόμηση Ι

Οι διαφάνειες στηρίζονται στο **P.-N. Tan, M.Steinbach, V. Kumar, «Introduction to Data Mining»**, Addison Wesley, 2006

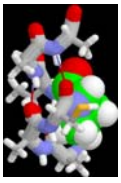
Εισαγωγή

Ταξινόμηση (classification)

Το γενικό πρόβλημα της ανάθεσης ενός αντικειμένου σε μια ή περισσότερες *προκαθορισμένες* κατηγορίες (κλάσεις)

Παραδείγματα

- Εντοπισμός spam emails, με βάση πχ την επικεφαλίδα τους ή το περιεχόμενό τους
- Πρόβλεψη καρκινικών κυττάρων χαρακτηρίζοντας τα ως καλοήθη ή κακοήθη
- Κατηγοριοποίηση συναλλαγών με πιστωτικές κάρτες ως νόμιμες ή προϊόν απάτης
- Κατηγοριοποίηση δευτερευόντων δομών πρωτείνης ως alpha-helix, beta-sheet, ή random coil
- Χαρακτηρισμός ειδήσεων ως οικονομικές, αθλητικές, πολιτιστικές, πρόβλεψης καιρού, κλπ



Ορισμός

Είσοδος: συλλογή από εγγραφές
Κάθε εγγραφή περιέχει ένα σύνολο από γνωρίσματα (attributes)
Ένα από τα γνωρίσματα είναι η κλάση (class)

Έξοδος: ένα μοντέλο (model) για το γνώρισμα κλάση ως μια συνάρτηση των τιμών των άλλων γνωρισμάτων

Στόχος: νέες εγγραφές θα πρέπει να ανατίθενται σε μία από τις κλάσεις με τη μεγαλύτερη δυνατή ακρίβεια.

	κατηγορικό	κατηγορικό	συνεχές	κλάση
Tid	Επιστροφή	Οικογενειακή Κατάσταση	Φορολογητέο Εισόδημα	Απάτη
1	Yes	Single	125K	No
2	No	Married	100K	No
3	No	Single	70K	No
4	Yes	Married	120K	No
5	No	Divorced	95K	Yes
6	No	Married	60K	No
7	Yes	Divorced	220K	No
8	No	Single	85K	Yes
9	No	Married	75K	No
10	No	Single	90K	Yes

Ορισμός

Είσοδος: συλλογή από εγγραφές
Κάθε εγγραφή περιέχει ένα σύνολο από γνωρίσματα (attributes)
Ένα από τα γνωρίσματα είναι η κλάση (class)

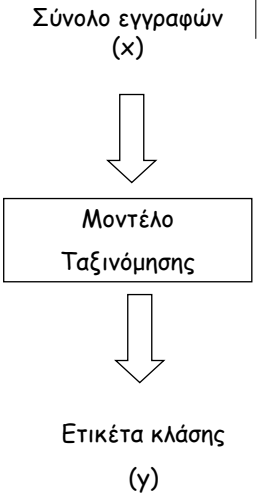
Βρες ένα μοντέλο (model) για το γνώρισμα κλάση ως μια συνάρτηση των τιμών των άλλων γνωρισμάτων

Στόχος: νέες εγγραφές θα πρέπει να ανατίθενται σε μία κλάση με τη μεγαλύτερη δυνατή ακρίβεια.

Ταξινόμηση είναι η διαδικασία εκμάθησης μιας συνάρτησης στόχου (target function) f που απεικονίζει κάθε σύνολο γνωρισμάτων x σε μια από τις προκαθορισμένες ετικέτες κλάσεις y.

Συνήθως το σύνολο δεδομένων εισόδου χωρίζεται σε:
- ένα σύνολο εκπαίδευσης (training set) και
- ένα σύνολο ελέγχου (test test)

Το *σύνολο εκπαίδευσης* χρησιμοποιείται για να κατασκευαστεί το μοντέλο και
το *σύνολο ελέγχου* για να το επικυρώσει.



Εισαγωγή

❑Χρησιμοποιείται ως:

▪ Περιγραφικό μοντέλο (descriptive modeling): ως επεξηγηματικό εργαλείο – πχ ποια χαρακτηριστικά κάνουν ένα ζώο να χαρακτηριστεί ως θηλαστικό

▪ Μοντέλο πρόβλεψης (predictive modeling): για τη πρόβλεψη της κλάσης άγνωστων εγγραφών – πχ δοσμένων των χαρακτηριστικών κάποιου ζώου να προβλέψουμε αν είναι θηλαστικό, πτηνό, ερπετό ή αμφίβιο

❑ Κατάλληλη κυρίως για:

▪ δυαδικές κατηγορίες ή κατηγορίες για τις οποίες δεν υπάρχει διάταξη διακριτές (nominal) vs διατεταγμένες (ordinal)

▪ για μη ιεραρχικές κατηγορίες

❑ Θεωρούμε ότι τιμή (ετικέτα) της κλάσης (γνώρισμα y) είναι διακριτή τιμή

Αν όχι, regression (οπισθοδρόμηση) όπου το γνώρισμα y παίρνει *συνεχείς τιμές*

Εισαγωγή

Βήματα Ταξινόμησης

1. Κατασκευή Μοντέλου

Χρησιμοποιώντας το σύνολο εκπαίδευσης (στις εγγραφές του το γνώρισμα της κλάσης είναι προκαθορισμένο)

Το μοντέλο μπορεί να είναι ένα δέντρο ταξινόμησης, κανόνες, μαθηματικοί τύποι κλπ)

2. Εφαρμογή Μοντέλου για την ταξινόμηση μελλοντικών ή άγνωστων αντικειμένων

Εκτίμηση της ακρίβειας του μοντέλου με χρήση συνόλου ελέγχου

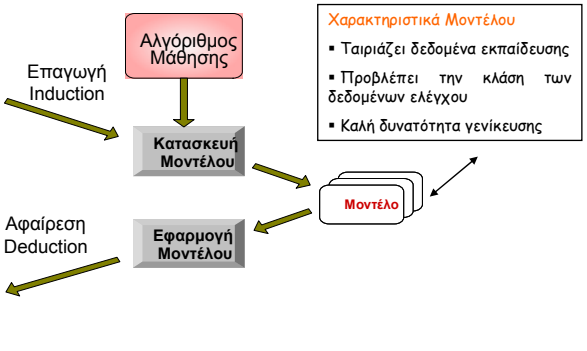
Accuracy rate: το ποσοστό των εγγραφών του συνόλου ελέγχου που ταξινομούνται σωστά από το μοντέλο

Tid	Attrib1	Attrib2	Attrib3	Class
1	Yes	Large	125K	No
2	No	Medium	100K	No
3	No	Small	70K	No
4	Yes	Medium	120K	No
5	No	Large	95K	Yes
6	No	Medium	60K	No
7	Yes	Large	220K	No
8	No	Small	85K	Yes
9	No	Medium	75K	No
10	No	Small	90K	Yes

Σύνολο Εκπαίδευσης

Tid	Attrib1	Attrib2	Attrib3	Class
11	No	Small	55K	?
12	Yes	Medium	80K	?
13	Yes	Large	110K	?
14	No	Small	95K	?
15	No	Large	67K	?

Σύνολο Ελέγχου



Προεπεξεργασία

1. Καθαρισμός Δεδομένων (data cleaning)
   Προεπεξεργασία δεδομένων και χειρισμός τιμών που λείπουν (πχ τις αγνοούμε ή τις αντικαθιστούμε με ειδικές τιμές)

2. Ανάλυση Σχετικότητα (Relevance analysis) (επιλογή χαρακτηριστικών (γνωρισμάτων) -- feature selection)
   Απομάκρυνση των μη σχετικών ή περιττών γνωρισμάτων

3. Μετασχηματισμοί Δεδομένων (Data transformation)
   Κανονικοποίηση ή/και Γενίκευση
      Πιθανών αριθμητικά γνωρίσματα $\Rightarrow$ κατηγορικά {low,medium,high}
      Κανονικοποίηση αριθμητικών δεδομένων στο [0,1)

Εκτίμηση Μεθόδων Ταξινόμηση

- Προβλεπόμενη πιστότητα - Predictive accuracy
- Ταχύτητα (speed)
  - Χρόνος κατασκευής του μοντέλου
  - Χρόνος χρήσης/εφαρμογής του μοντέλου
- Robustness
  - Χειρισμός θορύβου και τιμών που λείπουν
- Scalability
  - Αποδοτικότητα σε βάσεις δεδομένων αποθηκευμένες στο δίσκο
- Interpretability:
  - Πόσο κατανοητό είναι το μοντέλο και τι νέα πληροφορία προσφέρει
- Ποιότητα - Goodness of rules (quality)
  - Πχ μέγεθος του δέντρου

Ορισμός

Τεχνικές ταξινόμησης βασισμένες σε

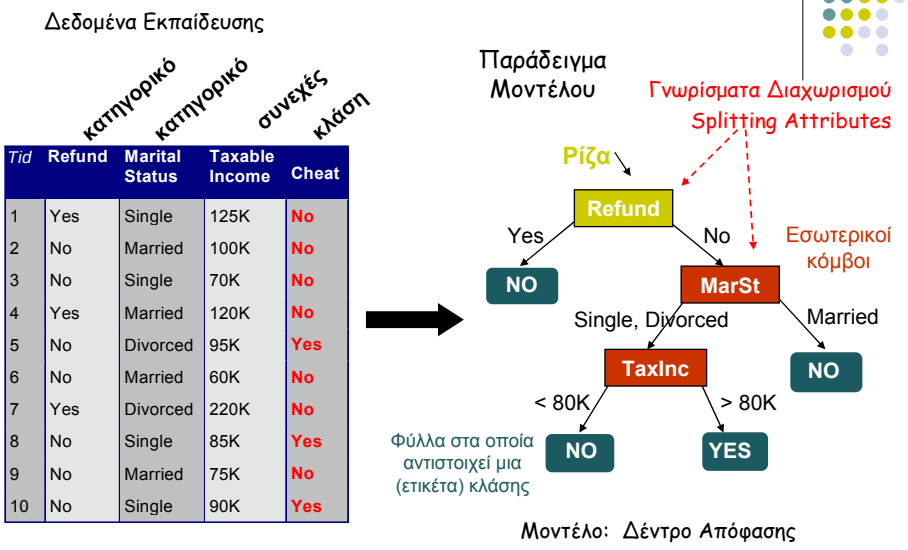
- Δέντρα Απόφασης (decision trees)
- Κανόνες (Rule-based Methods)
- Αλγόριθμους Κοντινότερου Γείτονα
- Memory based reasoning
- Νευρωνικά Δίκτυα
- Naïve Bayes and Bayesian Belief Networks
- Support Vector Machines

Δέντρα Απόφασης

Δέντρο Απόφασης: Παράδειγμα

Δεδομένα Εκπαίδευσης

Tid	Refund (κατηγορικό)	Marital Status (κατηγορικό)	Taxable Income (συνεχές)	Cheat (κλάση)
1	Yes	Single	125K	No
2	No	Married	100K	No
3	No	Single	70K	No
4	Yes	Married	120K	No
5	No	Divorced	95K	Yes
6	No	Married	60K	No
7	Yes	Divorced	220K	No
8	No	Single	85K	Yes
9	No	Married	75K	No
10	No	Single	90K	Yes



Μοντέλο: Δέντρο Απόφασης

Δέντρο Απόφασης: Παράδειγμα

Μοντέλο = Δέντρο Απόφασης

- Εσωτερικοί κόμβοι αντιστοιχούν σε κάποιο γνώρισμα
- Διαχωρισμός (split) ενός κόμβου σε παιδιά
  - η ετικέτα στην ακμή = συνθήκη/έλεγχος
- Φύλλα αντιστοιχούν σε κλάσεις

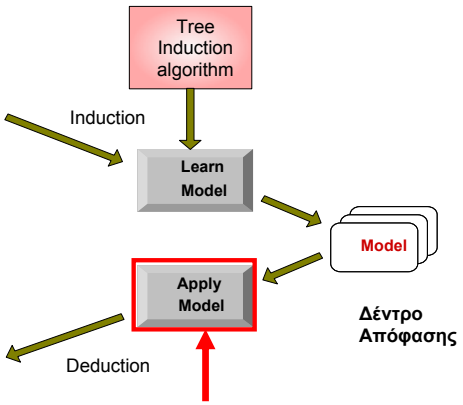
Δέντρο Απόφασης: Βήματα

Tid	Attrib1	Attrib2	Attrib3	Class
1	Yes	Large	125K	No
2	No	Medium	100K	No
3	No	Small	70K	No
4	Yes	Medium	120K	No
5	No	Large	95K	Yes
6	No	Medium	60K	No
7	Yes	Large	220K	No
8	No	Small	85K	Yes
9	No	Medium	75K	No
10	No	Small	90K	Yes

Training Set

Tid	Attrib1	Attrib2	Attrib3	Class
11	No	Small	55K	?
12	Yes	Medium	80K	?
13	Yes	Large	110K	?
14	No	Small	95K	?
15	No	Large	67K	?

Test Set



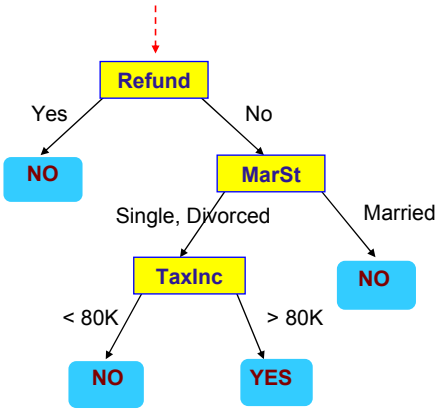
Αφού κατασκευαστεί το δέντρο, η εφαρμογή (χρήση) του στην ταξινόμηση νέων εγγραφών είναι απλή -> διαπέραση από τη ρίζα στα φύλλα του

Δέντρο Απόφασης: Εφαρμογή Μοντέλου

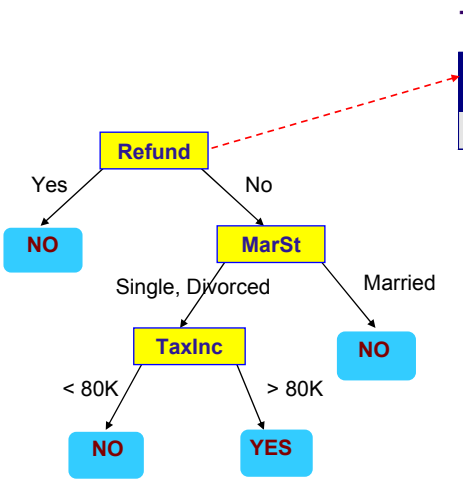
Ξεκίνα από τη ρίζα του δέντρου.

Δεδομένα Ελέγχου

Refund	Marital Status	Taxable Income	Cheat
No	Married	80K	?



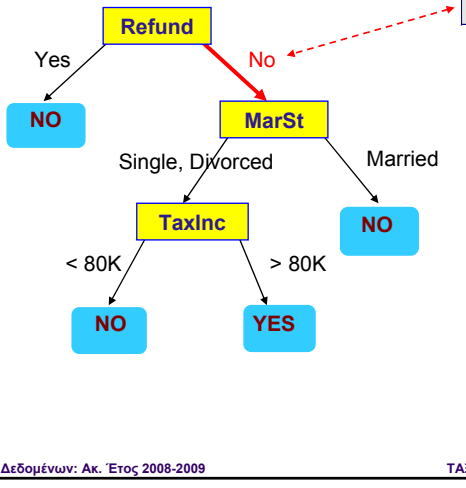
Δέντρο Απόφασης: Εφαρμογή Μοντέλου



Test Data

Refund	Marital Status	Taxable Income	Cheat
No	Married	80K	?

Δέντρο Απόφασης: Εφαρμογή Μοντέλου



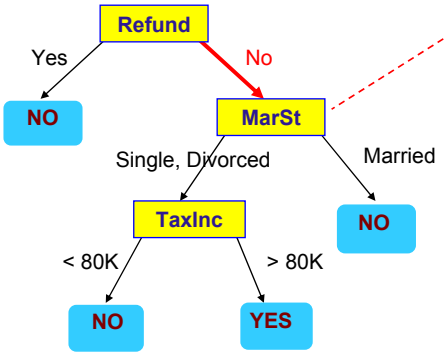
Test Data

Refund	Marital Status	Taxable Income	Cheat
No	Married	80K	?

Δέντρο Απόφασης: Εφαρμογή Μοντέλου

Test Data

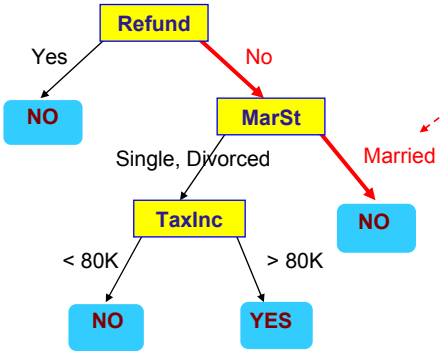
Refund	Marital Status	Taxable Income	Cheat
No	Married	80K	?



Δέντρο Απόφασης: Εφαρμογή Μοντέλου

Test Data

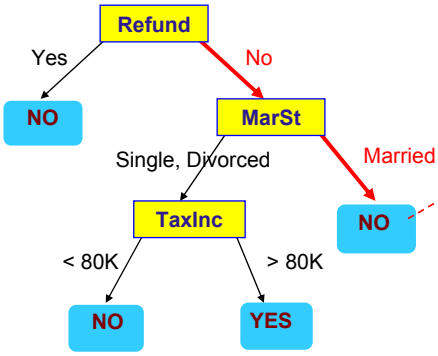
Refund	Marital Status	Taxable Income	Cheat
No	Married	80K	?



Δέντρο Απόφασης: Εφαρμογή Μοντέλου

Είσοδος (δεδομένο ελέγχου)

Refund	Marital Status	Taxable Income	Cheat
No	Married	80K	?



Ανάθεση στο Cheat "No"

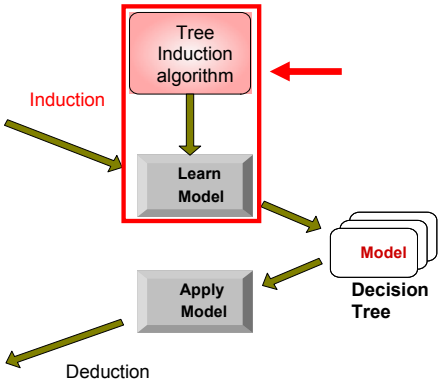
Δέντρο Απόφασης

Tid	Attrib1	Attrib2	Attrib3	Class
1	Yes	Large	125K	No
2	No	Medium	100K	No
3	No	Small	70K	No
4	Yes	Medium	120K	No
5	No	Large	95K	Yes
6	No	Medium	60K	No
7	Yes	Large	220K	No
8	No	Small	85K	Yes
9	No	Medium	75K	No
10	No	Small	90K	Yes

Training Set

Tid	Attrib1	Attrib2	Attrib3	Class
11	No	Small	55K	?
12	Yes	Medium	80K	?
13	Yes	Large	110K	?
14	No	Small	95K	?
15	No	Large	67K	?

Test Set



Θα δούμε πως θα το κατασκευάσουμε

Υπενθύμιση – Είσοδος μας είναι το σύνολο εκπαίδευσης

Δέντρο Απόφασης

Θα δούμε στη συνέχεια αλγορίθμους για την κατασκευή του (βήμα επαγωγής)

Κατασκευή του δέντρου (με λίγα λόγια):

1. ξεκίνα με *έναν* κόμβο που περιέχει *όλες* τις εγγραφές
2. *διάσπαση* του κόμβου (μοίρασμα των εγγραφών) με βάση μια συνθήκη-διαχωρισμού σε κάποιο από τα γνωρίσματα
3. Αναδρομική κλήση του 2 σε κάθε κόμβο

(top-down, recursive, divide-and-conquer προσέγγιση)

4. Αφού κατασκευαστεί το δέντρο, κάποιες βελτιστοποιήσεις (tree pruning)

Το βασικό θέμα είναι

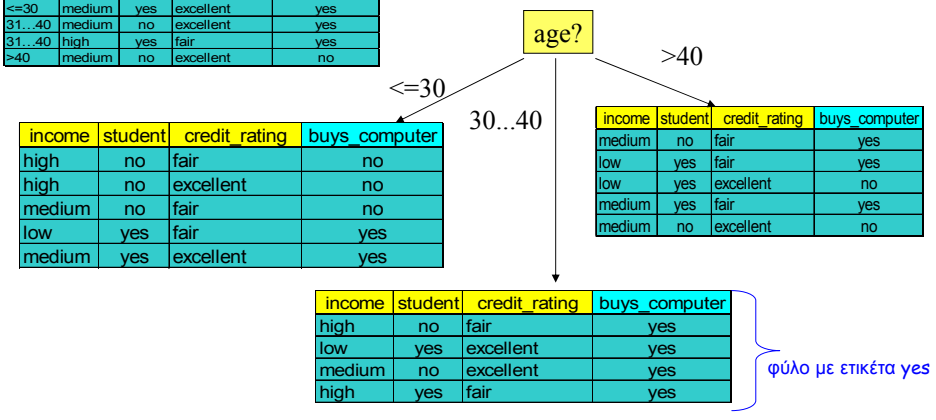
Ποιο γνώρισμα-συνθήκη διαχωρισμού να χρησιμοποιήσουμε για τη διάσπαση των εγγραφών κάθε κόμβου

Δέντρο Απόφασης

Παράδειγμα

κλάση

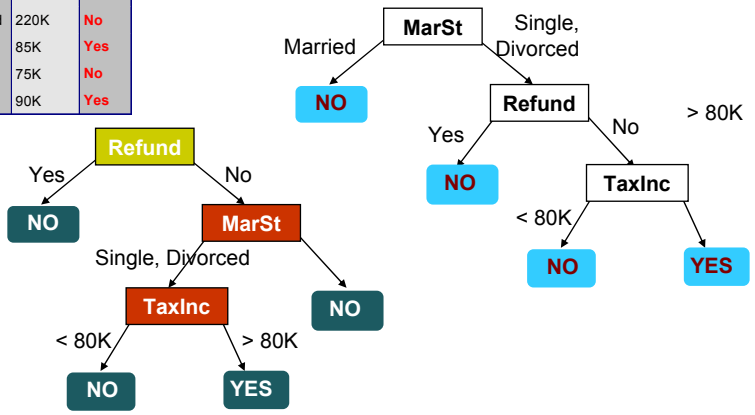
age	income	student	credit_rating	buys_computer
<=30	high	no	fair	no
<=30	high	no	excellent	no
31…40	high	no	fair	yes
>40	medium	no	fair	yes
>40	low	yes	fair	yes
>40	low	yes	excellent	no
31…40	low	yes	excellent	yes
<=30	medium	no	fair	no
<=30	low	yes	fair	yes
>40	medium	yes	fair	yes
<=30	medium	yes	excellent	yes
31…40	medium	no	excellent	yes
31…40	high	yes	fair	yes
>40	medium	no	excellent	no



Δέντρο Απόφασης: Παράδειγμα

Tid	Refund	Marital Status	Taxable Income	Cheat
1	Yes	Single	125K	No
2	No	Married	100K	No
3	No	Single	70K	No
4	Yes	Married	120K	No
5	No	Divorced	95K	Yes
6	No	Married	60K	No
7	Yes	Divorced	220K	No
8	No	Single	85K	Yes
9	No	Married	75K	No
10	No	Single	90K	Yes

Για το ίδιο σύνολο εκπαίδευσης υπάρχουν διαφορετικά δέντρα



Δέντρο Απόφασης: Κατασκευή

Ο αριθμός των πιθανών Δέντρων Απόφασης είναι εκθετικός.

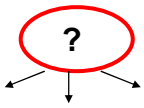
Πολλοί αλγόριθμοι για την **επαγωγή (induction)** του δέντρου οι οποίοι ακολουθούν μια greedy στρατηγική: για να κτίσουν το δέντρο απόφασης παίρνοντας μια σειρά από *τοπικά βέλτιστες* αποφάσεις

- Hunt's Algorithm (από τους πρώτους)
- CART
- ID3, C4.5
- SLIQ, SPRINT

Δέντρο Απόφασης: Αλγόριθμος του Hunt

Κτίζει το δέντρο αναδρομικά, αρχικά όλες οι εγγραφές σε έναν κόμβο (ρίζα)

D_t: το σύνολο των εγγραφών εκπαίδευσης που έχουν φτάσει στον κόμβο t



D_t

Γενική Διαδικασία (αναδρομικά σε κάθε κόμβο)

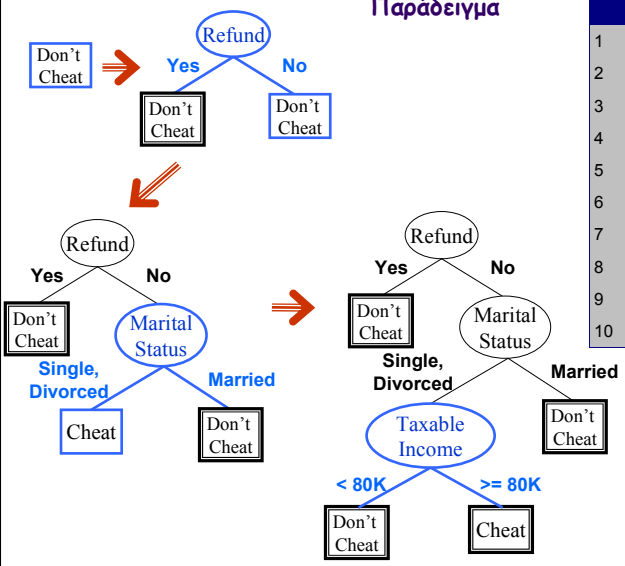
- Αν το D_t *περιέχει εγγραφές που ανήκουν στην ίδια κλάση* y_t, τότε ο κόμβος t είναι κόμβος φύλλο με ετικέτα y_t
- Αν D_t είναι το *κενό σύνολο* (αυτό σημαίνει ότι δεν υπάρχει εγγραφή στο σύνολο εκπαίδευσης με αυτό το συνδυασμό τιμών), τότε D_t γίνεται φύλλο με κλάση αυτή *της πλειοψηφίας* των εγγραφών εκπαίδευσης ή ανάθεση κάποιας default κλάσης
- Αν το D_t *περιέχει εγγραφές που ανήκουν σε περισσότερες από μία κλάσεις*, τότε χρησιμοποίησε έναν έλεγχο-γνωρίσματος για το διαχωρισμό των δεδομένων σε μικρότερα υποσύνολα

Σημείωση: ο διαχωρισμός δεν είναι δυνατός αν όλες οι εγγραφές έχουν τις ίδιες τιμές σε όλα τα γνωρίσματα (δηλαδή, ο ίδιος συνδυασμός αντιστοιχεί σε περισσότερες από μία κλάσεις) τότε φύλλο με κλάση αυτής της πλειοψηφίας των εγγραφών εκπαίδευσης

Δέντρο Απόφασης: Αλγόριθμος του Hunt

Παράδειγμα

Tid	Refund	Marital Status	Taxable Income	Cheat
1	Yes	Single	125K	No
2	No	Married	100K	No
3	No	Single	70K	No
4	Yes	Married	120K	No
5	No	Divorced	95K	Yes
6	No	Married	60K	No
7	Yes	Divorced	220K	No
8	No	Single	85K	Yes
9	No	Married	75K	No
10	No	Single	90K	Yes



Δέντρο Απόφασης: Κατασκευή Δέντρου

Πως θα γίνει ο διαχωρισμός του κόμβου;

Greedy στρατηγική

Διαχωρισμός εγγραφών με βάση έναν έλεγχο γνωρίσματος που βελτιστοποιεί ένα συγκεκριμένο κριτήριο

- Θέματα
  - Καθορισμός του τρόπου διαχωρισμού των εγγραφών
    - Καθορισμός του ελέγχου γνωρίσματος
    - Ποιος είναι ο βέλτιστος διαχωρισμός
  - Πότε θα σταματήσει ο διαχωρισμός (συνθήκη τερματισμού)

Δέντρο Απόφασης: Κατασκευή Δέντρου

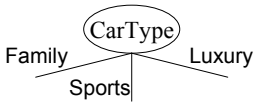
Καθορισμός των συνθηκών του ελέγχου για τα γνωρίσματα

- Εξαρτάται από τον τύπο των γνωρισμάτων
  - Διακριτές - Nominal
  - Διατεταγμένες - Ordinal
  - Συνεχείς - Continuous
- Είδη διαχωρισμού:
  - 2-αδικός διαχωρισμός - 2-way split
  - Πολλαπλός διαχωρισμός - Multi-way split

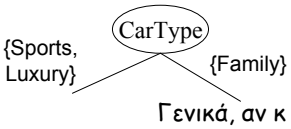
Δέντρο Απόφασης: Κατασκευή Δέντρου

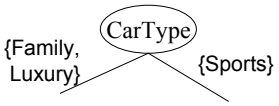
Διαχωρισμός βασισμένος σε διακριτές τιμές

- Πολλαπλός διαχωρισμός: Χρησιμοποίησε τόσες διασπάσεις όσες οι διαφορετικές τιμές



- Δυαδικός Διαχωρισμός: Χωρίζει τις τιμές σε δύο υποσύνολα. Πρέπει να βρει το *βέλτιστο* διαχωρισμό (partitioning).

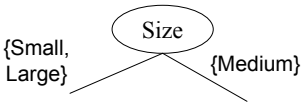




Γενικά, αν κ τιμές, $2^{κ-1} - 1$ τρόποι

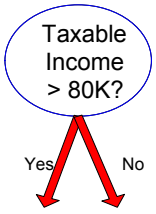
Όταν υπάρχει διάταξη, πρέπει οι διασπάσεις να μη την παραβιάζουν

Αυτός ο διαχωρισμός;

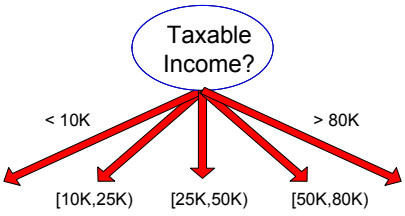


Δέντρο Απόφασης: Κατασκευή Δέντρου

Διαχωρισμός βασισμένος σε συνεχείς τιμές



Δυαδικός διαχωρισμός



Πολλαπλός διαχωρισμός

Δέντρο Απόφασης: Κατασκευή Δέντρου

Διαχωρισμός βασισμένος σε συνεχείς τιμές

Τρόποι χειρισμού

- Discretization (διακριτοποίηση) ώστε να προκύψει ένα διατεταγμένο κατηγορικό γνώρισμα
  - Ταξινόμηση των τιμών και χωρισμός τους σε περιοχές καθορίζοντας n – 1 σημεία διαχωρισμού, απεικόνιση όλων των τιμών μιας περιοχής στην ίδια κατηγορική τιμή
    - **Στατικό** – μια φορά στην αρχή
    - **Δυναμικό** – εύρεση των περιοχών πχ έτσι ώστε οι περιοχές να έχουν το ίδιο διάστημα ή τις ίδιες συχνότητες εμφάνισης ή με χρήση συσταδοποίησης
- Δυαδική Απόφαση: $(A < v)$ or $(A \geq v)$
  - εξετάζει όλους τους δυνατούς διαχωρισμούς (τιμές του v) και επιλέγει τον καλύτερο – υπολογιστικά βαρύ

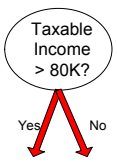
Δέντρο Απόφασης: GINI

Συνεχή Γνωρίσματα

Πχ, χρήση **δυαδικών αποφάσεων** πάνω σε μία τιμή

- Πολλές επιλογές για την τιμή διαχωρισμού
  - Αριθμός πιθανών διαχωρισμών = Αριθμός διαφορετικών τιμών – *έστω N*
- Κάθε τιμή διαχωρισμού v συσχετίζεται με έναν πίνακα μετρητών
  - Μετρητές των κλάσεων για κάθε μια από τις δύο διασπάσεις, $A < v$ and $A \geq v$
- Απλή μέθοδος για την επιλογή της καλύτερης τιμής v (βέλτιστη τιμή διαχωρισμού – best split point)
  - Διάταξε τις τιμές του A σε αύξουσα διάταξη
  - Συνήθως επιλέγεται το μεσαίο σημείο ανάμεσα σε γειτονικές τιμές ως υποψήφιο
  - $(a_i+a_{i+1})/2$ μέσο των τιμών a_i και a_{i+1}
  - Επέλεξε το «βέλτιστο» ανάμεσα στα υποψήφια

Tid	Refund	Marital Status	Taxable Income	Cheat
1	Yes	Single	125K	No
2	No	Married	100K	No
3	No	Single	70K	No
4	Yes	Married	120K	No
5	No	Divorced	95K	Yes
6	No	Married	60K	No
7	Yes	Divorced	220K	No
8	No	Single	85K	Yes
9	No	Married	75K	No
10	No	Single	90K	Yes



Δέντρο Απόφασης: Κατασκευή Δέντρου

Greedy στρατηγική.

- Διάσπαση εγγραφών με βάση έναν έλεγχο γνωρίσματος που βελτιστοποιεί ένα συγκεκριμένο κριτήριο

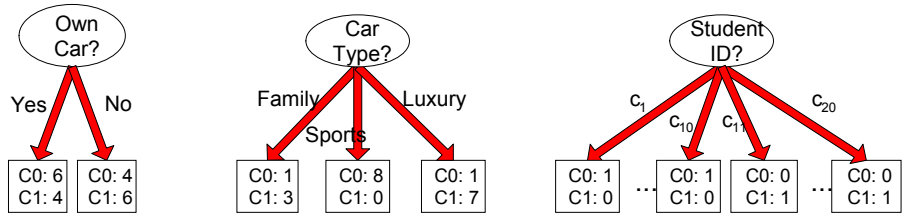
Θέματα

- Καθορισμός του τρόπου διαχωρισμού των εγγραφών
  - Καθορισμός του ελέγχου γνωρίσματος
  - Καθορισμός του βέλτιστου διαχωρισμού
- Πότε θα σταματήσει ο διαχωρισμός (συνθήκη τερματισμού)

Δέντρο Απόφασης: Κατασκευή Δέντρου

Βέλτιστος Διαχωρισμός

Πριν το διαχωρισμό: **10 εγγραφές της κλάσης 0,**
10 εγγραφές της κλάσης 1



Ποια από τις 3 διασπάσεις να προτιμήσουμε; (Δηλαδή, ποια συνθήκη ελέγχου είναι καλύτερη;)

=> ορισμός κριτηρίου βέλτιστου διαχωρισμού

Δέντρο Απόφασης: Κατασκευή Δέντρου

Βέλτιστος Διαχωρισμός

Greedy προσέγγιση:
προτιμούνται οι κόμβοι με ομοιογενείς κατανομές κλάσεων (homogeneous class distribution)

Χρειαζόμαστε μία μέτρηση της μη καθαρότητας ενός κόμβου (node impurity)

«Καλός» κόμβος!!

C0: 5 C1: 5	Μη-ομοιογενής, Μεγάλος βαθμός μη καθαρότητας

C0: 9 C1: 1	Ομοιογενής, Μικρός βαθμός μη καθαρότητας

N1	
C1	0
C2	6
Μη καθαρότητα ~ 0	

N2	
C1	1
C2	5
ενδιάμεση	

N3	
C1	2
C2	4
ενδιάμεση αλλά μεγαλύτερη	

N4	
C1	3
C2	3
Μεγάλη μη καθαρότητα	

I(N1) < I(N2) < I(N3) < I(N4)

Δέντρο Απόφασης: Κατασκευή Δέντρου

Πως θα χρησιμοποιήσουμε τη μέτρηση καθαρότητας;

Ως κριτήριο για διάσπαση – Το τι κερδίζουμε από την διάσπαση:

Για κάθε κόμβο n, μετράμε την καθαρότητα του, I(n)

Έστω μια διάσπαση ενός κόμβου (parent) με N εγγραφές σε k παιδιά u_i

Έστω $N(u_i)$ ο αριθμός εγγραφών κάθε παιδιού ($\sum N(u_i) = N$)

Για να χαρακτηρίσουμε μια διάσπαση, κοιτάμε το κέρδος, δηλαδή τη διαφορά μεταξύ της καθαρότητας του γονέα (πριν τη διάσπαση) και των παιδιών του (μετά τη διάσπαση)

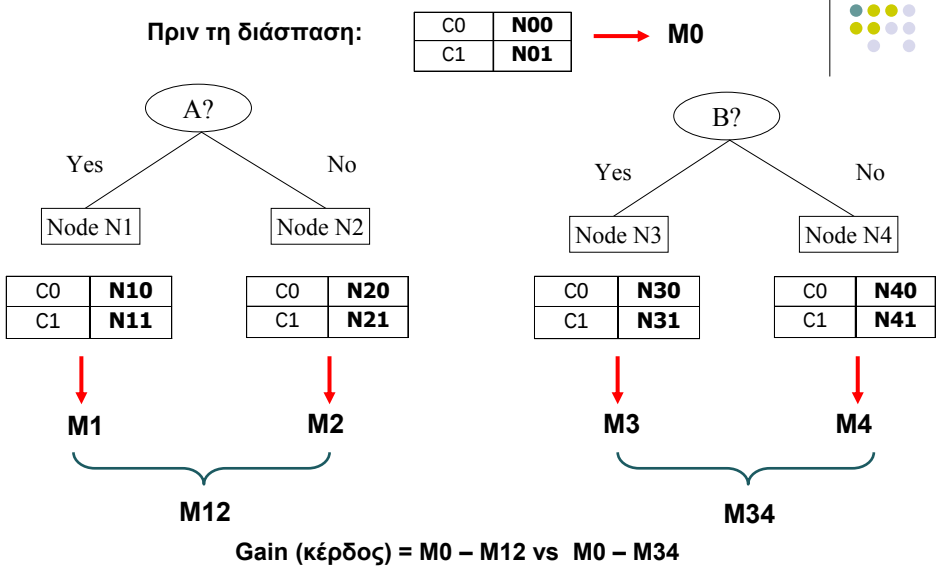
Βάρος (εξαρτάται από τον αριθμό εγγραφών)

$$\Delta = I(parent) - \sum_{i=1}^{k} \frac{N(u_i)}{N} I(u_i)$$

Διαλέγουμε την «καλύτερη» διάσπαση (μεγαλύτερο Δ)

Δέντρο Απόφασης: Κατασκευή

Παράδειγμα



Gain (κέρδος) = M0 – M12 vs M0 – M34

Δέντρο Απόφασης: Αλγόριθμος του Hunt

Ψευδό-κώδικας

Algorithm GenDecTree(Sample S, Attlist A)

1. create a node N
2. If all samples are of the same class C then label N with C; terminate;
3. If A is empty then label N with the most common class C in S (majority voting); terminate;
4. Select a ∈ A, with the highest gain; Label N with a;
5. For each value v of a:
   a. Grow a branch from N with condition a=v;
   b. Let S_v be the subset of samples in S with a=v;
   c. If S_v is empty then attach a leaf labeled with the most common class in S;
   d. Else attach the node generated by GenDecTree(S_v, A-a)

Δέντρο Απόφασης: Κατασκευή Δέντρου

Μέτρα μη Καθαρότητας

1. Ευρετήριο Gini - Gini Index
2. Εντροπία - Entropy
3. Λάθος ταξινομήσεις - Misclassification error

Δέντρο Απόφασης: GINI

Ευρετήριο Gini για τον κόμβο t :

$$GINI(t) = 1 - \sum_{j=1}^{c} [p(j \mid t)]^2$$

p(j | t) σχετική συχνότητα της κλάσης j στον κόμβο t
(ποσοστό εγγραφών της κλάσης j στον κόμβο t)

c αριθμός κλάσεων

Παραδείγματα:

N1	
C1	**0**
C2	**6**
Gini=0.000	

N2	
C1	**1**
C2	**5**
Gini=0.278	

N3	
C1	**2**
C2	**4**
Gini=0.444	

N4	
C1	**3**
C2	**3**
Gini=0.500	

Δέντρο Απόφασης: GINI

Ευρετήριο Gini για τον κόμβο t :

$$GINI(t) = 1 - \sum_{j=1}^{c} [p(j \mid t)]^2$$

p(j | t) σχετική συχνότητα της κλάσης j στον κόμβο t

c αριθμός κλάσεων

- **Ελάχιστη τιμή** (0.0) όταν όλες οι εγγραφές ανήκουν σε μία κλάση (που σημαίνει την πιο ενδιαφέρουσα πληροφορία)
- **Μέγιστη τιμή** (1 - 1/c) όταν όλες οι εγγραφές είναι ομοιόμορφα κατανεμημένες στις κλάσεις (που σημαίνει τη λιγότερο ενδιαφέρουσα πληροφορία)

εξαρτάται από τον αριθμό των κλάσεων

Δέντρο Απόφασης: GINI

Χρήση του στην κατασκευή του δέντρου απόφασης

- Χρησιμοποιείται στα CART, SLIQ, SPRINT.

Όταν ένας κόμβος p διασπάται σε k κόμβους (παιδιά), (που σημαίνει ότι το σύνολο των εγγραφών του κόμβου χωρίζεται σε k υποσύνολα), η ποιότητα του διαχωρισμού υπολογίζεται ως:

$$GINI_{split} = \sum_{i=1}^{k} \frac{n_i}{n} GINI(i)$$

όπου, n_i = αριθμός εγγραφών του παιδιού i,
n = αριθμός εγγραφών του κόμβου p.

Ψάχνουμε για:

- Πιο καθαρές
- Πιο μεγάλες (σε αριθμό) μικρές διασπάσεις

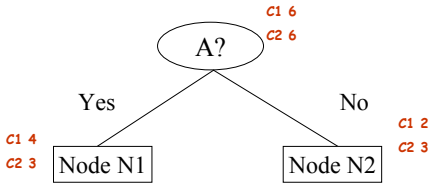
Δέντρο Απόφασης: GINI

Παράδειγμα Εφαρμογής

Περίπτωση 1: Δυαδικά Γνωρίσματα

Αρχικός κόμβος

	Parent
C1	6
C2	6
Gini = 0.500	



	N1	N2
C1	4	2
C2	3	3
Gini=0.486		

Gini(N1)
= 1 – $(4/7)^2$ – $(3/7)^2$ = 0.49

Gini(N2)
= 1 – $(2/5)^2$ – $(3/5)^2$ = 0.48

Gini(Children)
= 7/12 * 0.49 +
5/12 * 0.48
= 0.486

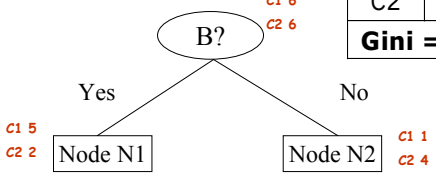
Δέντρο Απόφασης: GINI

Παράδειγμα Εφαρμογής (συνέχεια)

	Parent
C1	6
C2	6
Gini = 0.500	

Υπενθύμιση: με βάση το A

	N1	N2
C1	4	2
C2	3	3
Gini=0.486		



	N1	N2
C1	5	1
C2	2	4
Gini=0.371		

Gini(N1)
= 1 – $(5/7)^2$ – $(2/7)^2$
= 0.408

Gini(N2)
= 1 – $(1/5)^2$ – $(4/5)^2$
= 0.32

Gini(Children)
= 7/12 * 0.408 +
5/12 * 0.32
= 0.371

Άρα διαλέγουμε το B

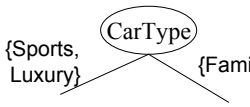
Δέντρο Απόφασης: GINI

Περίπτωση 2: Κατηγορικά Γνωρίσματα

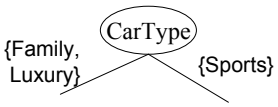
Για κάθε διαφορετική τιμή, μέτρησε τις τιμές στα δεδομένα που ανήκουν σε κάθε κλάση

Χρησιμοποίησε τον πίνακα με τους μετρητές για να πάρεις την απόφαση

Δυαδική διάσπαση
(βρες τον καλύτερο διαχωρισμό των τιμών)



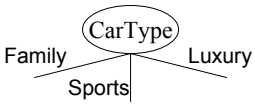
	CarType	
	{Sports, Luxury}	{Family}
C1	9	1
C2	7	3
Gini	0.468	



	CarType	
	{Sports}	{Family, Luxury}
C1	8	2
C2	0	10
Gini	0.167	

Δέντρο Απόφασης: GINI

Περίπτωση 2: Κατηγορικά Γνωρίσματα



Πολλαπλή Διάσπαση

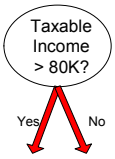
	CarType		
	Family	Sports	Luxury
C1	1	8	1
C2	3	0	7
Gini	0.163		

Δέντρο Απόφασης: GINI

Συνεχή Γνωρίσματα

- Χρήση **δυαδικών αποφάσεων** πάνω σε μία τιμή
- Πολλές επιλογές για την τιμή διαχωρισμού
  - Αριθμός πιθανών διαχωρισμών = Αριθμός διαφορετικών τιμών – έστω N
- Κάθε τιμή διαχωρισμού v συσχετίζεται με έναν πίνακα μετρητών
  - Μετρητές των κλάσεων για κάθε μια από τις δύο διασπάσεις, $A < v$ and $A \geq v$
- Απλή μέθοδος για την επιλογή της καλύτερης τιμής v
  - Για κάθε v, scan τα δεδομένα κατασκεύασε τον πίνακα και υπολόγισε το Gini ευρετήριο χρόνος $O(N)$
  - $O(N^2)$ Υπολογιστικά μη αποδοτικό! Επανάληψη υπολογισμού.

Tid	Refund	Marital Status	Taxable Income	Cheat
1	Yes	Single	125K	No
2	No	Married	100K	No
3	No	Single	70K	No
4	Yes	Married	120K	No
5	No	Divorced	95K	Yes
6	No	Married	60K	No
7	Yes	Divorced	220K	No
8	No	Single	85K	Yes
9	No	Married	75K	No
10	No	Single	90K	Yes



Δέντρο Απόφασης: GINI

- Για ποιο αποδοτικό υπολογισμό, για κάθε γνώρισμα
  - Ταξινόμησε το γνώρισμα - $O(N \log N)$
  - Σειριακή διάσχιση των τιμών, ενημερώνοντας κάθε φορά των πίνακα με τους μετρητές και υπολογίζοντας το ευρετήριο Gini
  - Επιλογή του διαχωρισμού με το μικρότερο ευρετήριο Gini

Παράδειγμα – Διαχωρισμός στο γνώρισμα Income

Cheat	No	No	No	Yes	Yes	Yes	No	No	No	No
Taxable Income										
Ταξινόμηση Τιμών →	60	70	75	85	90	95	100	120	125	220
Τιμές διαχωρισμού →	55	65	72	80	87	92	97	110	122	172	230

	<=	>	<=	>	<=	>	<=	>	<=	>	<=	>	<=	>	<=	>	<=	>	<=	>	<=	>
Yes	0	3	0	3	0	3	0	3	1	2	2	1	3	0	3	0	3	0	3	0	3	0
No	0	7	1	6	2	5	3	4	3	4	3	4	3	4	4	3	5	2	6	1	7	0
Gini	0.420		0.400		0.375		0.343		0.417		0.400		0.300		0.343		0.375		0.400		0.420	

Tid	Refund	Marital Status	Taxable Income	Cheat
1	Yes	Single	125K	No
2	No	Married	100K	No
3	No	Single	70K	No
4	Yes	Married	120K	No
5	No	Divorced	95K	Yes
6	No	Married	60K	No
7	Yes	Divorced	220K	No
8	No	Single	85K	Yes
9	No	Married	75K	No
10	No	Single	90K	Yes

Για <55, δεν υπάρχει εγγραφή οπότε 0

Για <65, κοιτάμε το μικρότερο το 60, NO 0->1, 7->6 YES δεν αλλάζει

Για <72, κοιτάμε το μικρότερο το 70, NO 1->2 6->5, YES δεν αλλάζει

κοκ

Καλύτερα; Αγνοούμε τα σημεία στα οποία δεν υπάρχει αλλαγή κλάσης (αυτά δε μπορεί να είναι σημεία διαχωρισμού)

Άρα, στο παράδειγμα, αγνοούνται τα σημεία 55, 65, 72, 87, 92, 122, 172, 230

Από 11 πιθανά σημεία διαχωρισμού μας μένουν μόνο 2

Cheat	No	No	No	Yes	Yes	Yes	No	No	No	No
Taxable Income										
Ταξινομημένες Τιμές →	60	70	75	85	90	95	100	120	125	220
Τιμές Διαχωρισμού →	55	65	72	80	87	92	97	110	122	172	230
	<= >	<= >	<= >	<= >	<= >	<= >	<= >	<= >	<= >	<= >	<= >
Yes	0 3	0 3	0 3	0 3	1 2	2 1	3 0	3 0	3 0	3 0	3 0
No	0 7	1 6	2 5	3 4	3 4	3 4	3 4	4 3	5 2	6 1	7 0
Gini	0.420	0.400	0.375	0.343	0.417	0.400	0.300	0.343	0.375	0.400	0.420

Δέντρο Απόφασης: GINI

Παράδειγμα

Κλάση

age	income	student	credit_rating	buys_computer
<=30	high	no	fair	no
<=30	high	no	excellent	no
31…40	high	no	fair	yes
>40	medium	no	fair	yes
>40	low	yes	fair	yes
>40	low	yes	excellent	no
31…40	low	yes	excellent	yes
<=30	medium	no	fair	no
<=30	low	yes	fair	yes
>40	medium	yes	fair	yes
<=30	medium	yes	excellent	yes
31…40	medium	no	excellent	yes
31…40	high	yes	fair	yes
>40	medium	no	excellent	no

$$gini(D) = 1 - \left(\frac{9}{14}\right)^2 - \left(\frac{5}{14}\right)^2 = 0.459$$

Έστω ότι το διασπάμε με βάση το income
Πρέπει να θεωρήσουμε όλες τις δυνατές διασπάσεις

Έστω μόνο δυαδικές

D1: {low, medium} και D2 {high}

D3: {low} και D4 {medium, high} …

Αν πολλαπλές διασπάσεις, πρέπει να θεωρήσουμε και άλλες διασπάσεις

Με τον ίδιο τρόπο εξετάζουμε και πιθανές διασπάσεις με βάση τα άλλα τρία γνωρίσματα (δηλαδή, age, student, credit_rating)

Δέντρο Απόφασης: Κατασκευή Δέντρου

Μέτρα μη Καθαρότητας

1. Ευρετήριο Gini - Gini Index
2. Εντροπία - Entropy
3. Λάθος ταξινομήσεις - Misclassification error

Δέντρο Απόφασης: Εντροπία

Εντροπία για τον κόμβο t :

$$Entropy(t) = -\sum_{j=1}^{c} p(j \mid t) \log_2 p(j \mid t)$$

p(j | t) σχετική συχνότητα της κλάσης j στον κόμβο t
c αριθμός κλάσεων

Μετράει την ομοιογένεια ενός κόμβου

- **Μέγιστη τιμή** log(c) όταν όλες οι εγγραφές είναι ομοιόμορφα κατανεμημένες στις κλάσεις (που σημαίνει τη λιγότερο ενδιαφέρουσα πληροφορία)
- **Ελάχιστη τιμή** (0.0) όταν όλες οι εγγραφές ανήκουν σε μία κλάση (που σημαίνει την πιο ενδιαφέρουσα πληροφορία)

Δέντρο Απόφασης: Εντροπία

$$Entropy(t) = -\sum_j p(j \mid t) \log_2 p(j \mid t)$$

Παραδείγματα

C1	**0**
C2	**6**

P(C1) = 0/6 = 0 P(C2) = 6/6 = 1

Entropy = – 0 log 0 – 1 log 1 = – 0 – 0 = 0

C1	**1**
C2	**5**

P(C1) = 1/6 P(C2) = 5/6

Entropy = – (1/6) $\log_2$ (1/6) – (5/6) $\log_2$ (5/6) = 0.65

C1	**2**
C2	**4**

P(C1) = 2/6 P(C2) = 4/6

Entropy = – (2/6) $\log_2$ (2/6) – (4/6) $\log_2$ (4/6) = 0.92

Δέντρο Απόφασης: Εντροπία

N1		N2		N3		N4	
C1	**0**	C1	**1**	C1	**2**	C1	**3**
C2	**6**	C2	**5**	C2	**4**	C2	**3**
Entropy=0.000		**Entropy=0.650**		**Entropy = 0.92**		**Entropy = 1.000**	
Gini = 0.000		**Gini = 0.278**		**Gini = 0.444**		**Gini = 0.500**	

Δέντρο Απόφασης: Εντροπία

Και σε αυτήν την περίπτωση, όταν ένας κόμβος p διασπάται σε k σύνολα (παιδιά), η ποιότητα του διαχωρισμού υπολογίζεται ως:

$$GAIN_{split} = Entropy(p) - \left(\sum_{i=1}^{k} \frac{n_i}{n} Entropy(i) \right)$$

όπου, n_i = αριθμός εγγραφών του παιδιού i,
n = αριθμός εγγραφών του κόμβου p.

- Χρησιμοποιείται στα ID3 and C4.5
- Όταν χρησιμοποιούμε την εντροπία για τη μέτρηση της μη καθαρότητας τότε η διαφορά καλείται **κέρδος πληροφορίας (information gain)**

Δέντρο Απόφασης: Κέρδος Πληροφορίας

Παράδειγμα

Κλάση

age	income	student	credit_rating	buys_computer
<=30	high	no	fair	no
<=30	high	no	excellent	no
31...40	high	no	fair	yes
>40	medium	no	fair	yes
>40	low	yes	fair	yes
>40	low	yes	excellent	no
31...40	low	yes	excellent	yes
<=30	medium	no	fair	no
<=30	low	yes	fair	yes
>40	medium	yes	fair	yes
<=30	medium	yes	excellent	yes
31...40	medium	no	excellent	yes
31...40	high	yes	fair	yes
>40	medium	no	excellent	no

age	p_i	n_i	$I(p_i, n_i)$
<=30	2	3	0.971
31…40	4	0	0
>40	3	2	0.971

$$Info(D) = I(9,5) = -\frac{9}{14}\log_2(\frac{9}{14}) - \frac{5}{14}\log_2(\frac{5}{14}) = 0.940$$

$$Info_{age}(D) = \frac{5}{14} I(2,3) + \frac{4}{14} I(4,0) + \frac{5}{14} I(3,2) = 0.694$$

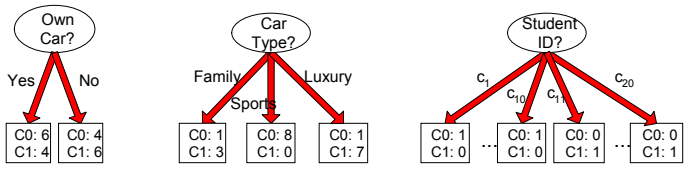
$$Gain(age) = Info(D) - Info_{age}(D) = 0.246$$

$$Gain(income) = 0.029$$
$$Gain(student) = 0.151$$
$$Gain(credit\_rating) = 0.048$$

Δέντρο Απόφασης

$$\Delta = I(parent) - \sum_{i=1}^{k} \frac{N(u_i)}{N} I(u_i)$$

Τείνει να ευνοεί διαχωρισμούς που καταλήγουν σε μεγάλο αριθμό από διασπάσεις που η κάθε μία είναι μικρή αλλά καθαρή



Μπορεί να καταλήξουμε σε πολύ μικρούς κόμβους (με πολύ λίγες εγγραφές) για αξιόπιστες προβλέψεις

Στο παράδειγμα, το student-id είναι κλειδί, όχι χρήσιμο για προβλέψεις

Δέντρο Απόφασης: Λόγος Κέρδους

- Μία λύση είναι να έχουμε μόνο δυαδικές διασπάσεις
- Εναλλακτικά, μπορούμε να λάβουμε υπό όψιν μας *τον αριθμό* των κόμβων

$$GainRATIO_{split} = \frac{GAIN_{Split}}{SplitINFO}$$

Όπου:

$$SplitINFO = -\sum_{i=1}^{k} \frac{n_i}{n} \log \frac{n_i}{n}$$

SplitINFO: εντροπία της διάσπασης
Μεγάλος αριθμός μικρών διασπάσεων (υψηλή εντροπία) τιμωρείται

Χρησιμοποιείται στο C4.5

Δέντρο Απόφασης: Λόγος Κέρδους

$$GainRATIO_{split} = \frac{GAIN_{Split}}{SplitINFO}$$

$$SplitINFO = -\sum_{i=1}^{k} \frac{n_i}{n} \log \frac{n_i}{n}$$

Παράδειγμα

Έστω N εγγραφές αν τις χωρίσουμε

Σε 3 κόμβους SplitINFO = - log(1/3) = log3

Σε 2 κόμβους SplitINFO = - log(1/2) = log2 = 1

Άρα οι 2 ευνοούνται

Δέντρο Απόφασης: Εντροπία

Και τα τρία μέτρα επιστρέφουν καλά αποτελέσματα

Κέρδος Πληροφορίας:
Δουλεύει καλύτερα σε γνωρίσματα με πολλαπλές τιμές

Λόγος Κέρδους:
Τείνει να ευνοεί διαχωρισμούς όπου μία διαμέριση είναι πολύ μικρότερη από τις υπόλοιπες

Ευρετήριο Gini:
Δουλεύει καλύτερα σε γνωρίσματα με πολλαπλές τιμές
Δε δουλεύει τόσο καλά όταν ο αριθμός των κλάσεων είναι μεγάλος
Τείνει να ευνοεί ελέγχους που οδηγούν σε ισομεγέθεις διαμερίσεις που και οι δύο είναι καθαρές

Δέντρο Απόφασης: Κατασκευή Δέντρου

Μέτρα μη Καθαρότητας

1. Ευρετήριο Gini - Gini Index
2. Εντροπία - Entropy
3. Λάθος ταξινομήσεις - Misclassification error

Δέντρο Απόφασης: Λάθος Ταξινόμησης

Λάθος ταξινόμησης (classification error) για τον κόμβο t :

$$Error(t) = 1 - \max_{class\ i} P(i \mid t)$$

Μετράει το λάθος ενός κόμβου

Όσες ταξινομούνται σωστά

Παράδειγμα

C1	**0**
C2	**6**

P(C1) = 0/6 = 0 P(C2) = 6/6 = 1

Error = 1 – max (0, 1) = 1 – 1 = 0

C1	**1**
C2	**5**

P(C1) = 1/6 P(C2) = 5/6

Error = 1 – max (1/6, 5/6) = 1 – 5/6 = 1/6

C1	**2**
C2	**4**

P(C1) = 2/6 P(C2) = 4/6

Error = 1 – max (2/6, 4/6) = 1 – 4/6 = 1/3

Δέντρο Απόφασης: Λάθος Ταξινόμησης

Λάθος ταξινόμησης (classification error) για τον κόμβο t :

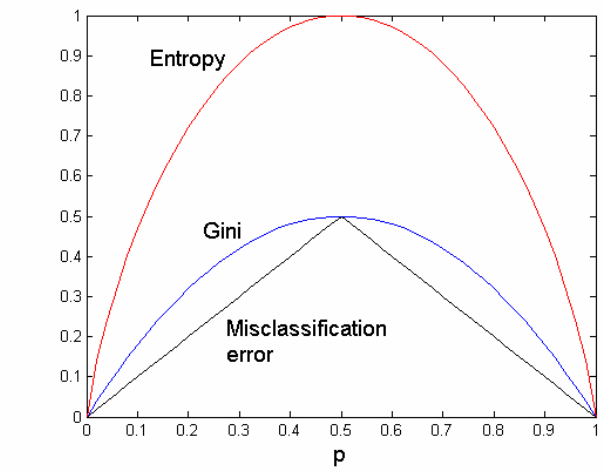
$$Error(t) = 1 - \max_{class\ i} P(i \mid t)$$

Μετράει το λάθος ενός κόμβου

- **Μέγιστη τιμή** 1-1/c όταν όλες οι εγγραφές είναι ομοιόμορφα κατανεμημένες στις κλάσεις (που σημαίνει τη λιγότερο ενδιαφέρουσα πληροφορία)
- **Ελάχιστη τιμή** (0.0) όταν όλες οι εγγραφές ανήκουν σε μία κλάση (που σημαίνει την πιο ενδιαφέρουσα πληροφορία)

Δέντρο Απόφασης: Σύγκριση

Για ένα πρόβλημα δύο κλάσεων



p ποσοστό εγγραφών που ανήκει σε μία από τις δύο κλάσεις

(p κλάση +, 1-p κλάση -)

Όλες την μεγαλύτερη τιμή για 0.5 (ομοιόμορφη κατανομή)

Όλες μικρότερη τιμή όταν όλες οι εγγραφές σε μία μόνο κλάση (0 και στο 1)

Δέντρο Απόφασης: Σύγκριση

- Όπως είδαμε και στα παραδείγματα οι τρεις μετρήσεις είναι συνεπής μεταξύ τους, πχ N1 μικρότερη τιμή από το N2 και με τις τρεις μετρήσεις

- Ωστόσο το γνώρισμα που θα επιλεγεί για τη συνθήκη ελέγχου εξαρτάται από το ποια μέτρηση χρησιμοποιείται

N1		N2		N3		N4	
C1	0	C1	1	C1	2	C1	3
C2	6	C2	5	C2	4	C2	3
Error=0.000		Error=0.167		Error = 0.333		Error = 0.500	
Gini = 0.000		Gini = 0.278		Gini = 0.444		Gini = 0.500	
Entropy = 0.000		Entropy = 0.650		Entropy = 0.920		Entropy = 1.000	

Δέντρο Απόφασης: Αλγόριθμος του Hunt

Ψευδό-κώδικας (πάλι)

Algorithm GenDecTree(Sample S, Attlist A)

1. create a node N
2. If all samples are of the same class C then label N with C; terminate;
3. If A is empty then label N with the most common class C in S (majority voting); terminate;
4. Select a ∈ A, with the highest information gain (gini, error); Label N with a;
5. For each value v of a:
   a. Grow a branch from N with condition a=v;
   b. Let S_v be the subset of samples in S with a=v;
   c. If S_v is empty then attach a leaf labeled with the most common class in S;
   d. Else attach the node generated by GenDecTree(S_v, A-a)

Δέντρο Απόφασης: Κατασκευή Δέντρου

Greedy στρατηγική.

- Διάσπαση εγγραφών με βάση έναν έλεγχο γνωρίσματος που βελτιστοποιεί ένα συγκεκριμένο κριτήριο

Θέματα

- Καθορισμός του τρόπου διαχωρισμού των εγγραφών
  - Καθορισμός του ελέγχου γνωρίσματος
  - Καθορισμός του βέλτιστου διαχωρισμού

- Πότε θα σταματήσει ο διαχωρισμός (συνθήκη τερματισμού)

Δέντρο Απόφασης: Κριτήρια Τερματισμού

- Σταματάμε την επέκταση ενός κόμβου όταν όλες οι εγγραφές του ανήκουν στην ίδια κλάση

- Σταματάμε την επέκταση ενός κόμβου όταν όλα τα γνωρίσματα έχουν τις ίδιες τιμές

- Γρήγορος τερματισμός

Δέντρο Απόφασης

Data Fragmentation – Διάσπαση Δεδομένων

- Ο αριθμός των εγγραφών μειώνεται όσο κατεβαίνουμε στο δέντρο
- Ο αριθμός των εγγραφών στα φύλλα μπορεί να είναι *πολύ μικρός* για να πάρουμε οποιαδήποτε στατιστικά σημαντική απόφαση
- Μπορούμε να αποτρέψουμε την περαιτέρω διάσπαση όταν ο αριθμός των εγγραφών πέσει κάτω από ένα όριο

Δέντρο Απόφασης

Πλεονεκτήματα Δέντρων Απόφασης

- Μη παραμετρική προσέγγιση: Δε στηρίζεται σε υπόθεση εκ των προτέρων γνώσης σχετικά με τον τύπο της κατανομής πιθανότητας που ικανοποιεί η κλάση ή τα άλλα γνωρίσματα
- Η κατασκευή του βέλτιστου δέντρου απόφασης είναι ένα NP-complete πρόβλημα. Ευριστικοί: Αποδοτική κατασκευή ακόμα και στην περίπτωση πολύ μεγάλου συνόλου δεδομένων
- Αφού το δέντρο κατασκευαστεί, η ταξινόμηση νέων εγγραφών πολύ γρήγορη O(h) όπου h το μέγιστο ύψος του δέντρου
- Εύκολα στην κατανόηση (ιδιαίτερα τα μικρά δέντρα)
- Η ακρίβεια τους συγκρίσιμη με άλλες τεχνικές για μικρά σύνολα δεδομένων

Δέντρο Απόφασης

Πλεονεκτήματα

- Καλή συμπεριφορά στο θόρυβο
- Η ύπαρξη πλεοναζόντων γνωρισμάτων (γνωρίσματα των οποίων η τιμή εξαρτάται από κάποιο άλλο) δεν είναι καταστροφική για την κατασκευή. Χρησιμοποιείται ένα από τα δύο.
  Αν πάρα πολλά, μπορεί να οδηγήσουν σε δέντρα πιο μεγάλα από ότι χρειάζεται

Δέντρο Απόφασης

Εκφραστικότητα

- Δυνατότητα αναπαράστασης για συναρτήσεις διακριτών τιμών, αλλά δε δουλεύουν σε κάποια είδη δυαδικών προβλημάτων –
  πχ, parity 0(1) αν υπάρχει μονός (ζυγός) αριθμός από δυαδικά γνωρίσματα 2^d κόμβοι για d γνωρίσματα

- Όχι καλή συμπεριφορά για συνεχείς μεταβλητές
  Ιδιαίτερα όταν η συνθήκη ελέγχου αφορά ένα γνώρισμα τη φορά

Δέντρο Απόφασης

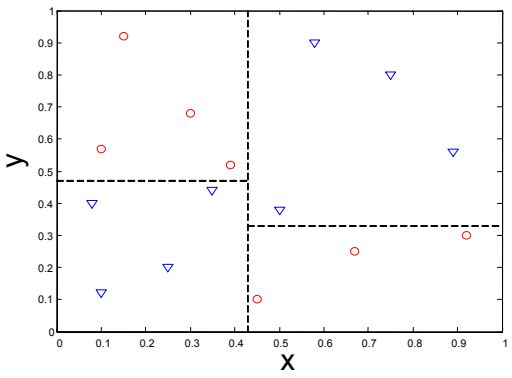
Decision Boundary

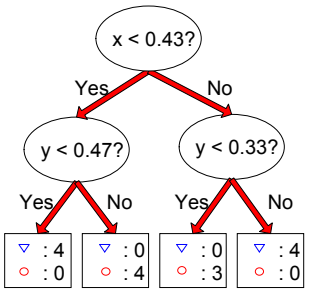
Μέχρι στιγμής είδαμε ελέγχους που αφορούν μόνο ένα γνώρισμα τη φορά, μπορούμε να δούμε τη διαδικασία ως τη διαδικασία *διαμερισμού του χώρου* των γνωρισμάτων σε ξένες περιοχές μέχρι κάθε περιοχή να περιέχει εγγραφές που να ανήκουν στην ίδια κλάση

Η οριακή γραμμή (Border line) μεταξύ δυο γειτονικών περιοχών που ανήκουν σε διαφορετικές κλάσεις ονομάζεται και **decision boundary (όριο απόφασης)**

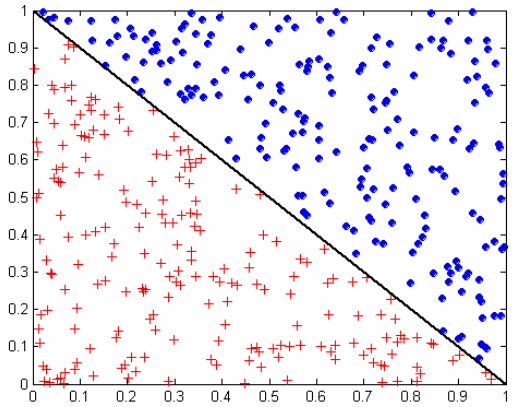
Δέντρο Απόφασης

Όταν η συνθήκη ελέγχου περιλαμβάνει μόνο ένα γνώρισμα τη φορά τότε το Decision boundary είναι παράλληλη στους άξονες (τα decision boundaries είναι *ορθογώνια παραλληλόγραμμα*)

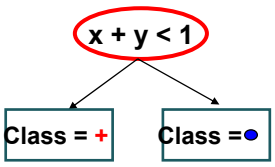




Δέντρο Απόφασης



Oblique (πλάγιο) Δέντρο Απόφασης



- Οι συνθήκες ελέγχου μπορούν να περιλαμβάνουν περισσότερα από ένα γνωρίσματα
- Μεγαλύτερη εκφραστικότητα
- Η εύρεση βέλτιστων συνθηκών ελέγχου είναι υπολογιστικά ακριβή

Δέντρο Απόφασης - Περίληψη

- Προτερήματα - Pros
  - \+ Λογικός χρόνος εκπαίδευσης
  - \+ Γρήγορη εφαρμογή
  - \+ Ευκολία στην κατανόηση
  - \+ Εύκολη υλοποίηση
  - \+ Μπορεί να χειριστεί μεγάλο αριθμό γνωρισμάτων
- Μειονεκτήματα - Cons
  - – Δεν μπορεί να χειριστεί περίπλοκες σχέσεις μεταξύ των γνωρισμάτων
  - – Απλά όρια απόφασης (decision boundaries)
  - – Προβλήματα όταν λείπουν πολλά δεδομένα

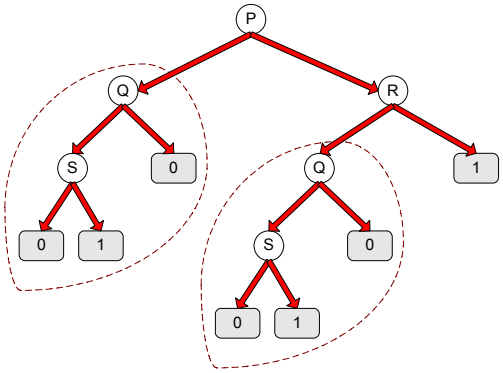
Δέντρο Απόφασης

Στρατηγική αναζήτησης

- Ο αλγόριθμος που είδαμε χρησιμοποιεί μια greedy, top-down, αναδρομική διάσπαση για να φτάσει σε μια αποδεκτή λύση
- Άλλες στρατηγικές?
  - Bottom-up (από τα φύλλα, αρχικά κάθε εγγραφή και φύλλο)
  - Bi-directional

Δέντρο Απόφασης

Tree Replication (Αντίγραφα)



Το ίδιο υπο-δέντρο να εμφανίζεται πολλές φορές σε ένα δέντρο απόφασης

Αυτό κάνει το δέντρο πιο περίπλοκο και πιθανών δυσκολότερο στην κατανόηση

Σε περιπτώσεις διάσπασης ενός γνωρίσματος σε κάθε εσωτερικό κόμβο – ο ίδιος έλεγχος σε διαφορετικά σημεία

Δέντρο Απόφασης: C4.5

Simple depth-first construction.
Uses Information Gain
Sorts Continuous Attributes at each node.
Needs entire data to fit in memory.
Unsuitable for Large Datasets.
Needs out-of-core sorting.

You can download the software from:
http://www.cse.unsw.edu.au/~quinlan/c4.5r8.tar.gz

Δέντρο Απόφασης

Constructive induction

Κατασκευή σύνθετων γνωρισμάτων ως αριθμητικών ή λογικών συνδυασμών άλλων γνωρισμάτων