



ΠΑΝΕΠΙΣΤΗΜΙΟ  
ΠΑΤΡΩΝ  
UNIVERSITY OF PATRAS

ΑΝΟΙΚΤΑ ακαδημαϊκά  
μαθήματα ΠΠ

# Ευφυής Προγραμματισμός

Ενότητα 11: Δημιουργία Βάσεων Κανόνων Από  
Δεδομένα- Εξαγωγή Κανόνων

Ιωάννης Χατζηλυγερούδης

Πολυτεχνική Σχολή

Τμήμα Μηχανικών Η/Υ & Πληροφορικής

Δημιουργία Βάσεων Κανόνων  
Από Δεδομένα- Εξαγωγή  
Κανόνων

# Εξαγωγή Κανόνων

- Η εξαγωγή κανόνων ουσιαστικά αποτελεί ένα πρόβλημα εξαγωγής ενός μοντέλου κατηγοριοποίησης (classification) δεδομένων (υπό μορφή κανόνων) .
- Η διαδικασία έχει ως εξής:
  - Χωρισμός του συνόλου δεδομένων σε δύο σύνολα: σύνολο εκπαίδευσης (ΣΕΚ), σύνολο ελέγχου (ΣΕΛ) (συνήθης σχέση μεγέθους 2:1 ή 3:1)
  - Εξαγωγή κανόνων με βάση το ΣΕΚ.
  - Αξιολόγηση των κανόνων με βάση το ΣΕΛ.

# Μέθοδοι Εξαγωγής Κανόνων

- Δένδρα Απόφασης (ID3, C4.5)
- Μέθοδοι επαγωγής κανόνων
- Βασισμένες σε SVMs
- Βασισμένες σε Νευρωνικά Δίκτυα
- Βασισμένες σε Γενετικούς Αλγορίθμους

# Δένδρα Απόφασης (Decision Trees) (1)

- Τα δέντρα απόφασης είναι μια μέθοδος δημιουργίας προτασιακών κανόνων-με άλλες λέξεις ενός μοντέλου κατηγοριοποίησης, το οποίο έχει μορφή δέντρου, από δεδομένα.
- Χρήση της τεχνικής «διαίρει και βασίλευε» για διαίρεση του χώρου αναζήτησης σε υποσύνολα (ορθογώνιες περιοχές).
- Ένα παράδειγμα κατηγοριοποιείται με βάση την περιοχή στην οποία ανήκει.

# Δένδρα Απόφασης (Decision Trees) (2)

- **Δέντρο Απόφασης (ΔΑ)** ή Δέντρο Κατηγοριοποίησης είναι ένα δέντρο με τις ακόλουθες ιδιότητες:
  - Κάθε εσωτερικός κόμβος και η ρίζα ονοματίζεται με το όνομα ενός χαρακτηριστικού.
  - Κάθε κλάδος ονοματίζεται με ένα κατηγορήμα διάσπασης του χαρακτηριστικού που αποτελεί το όνομα του κόμβου-πατέρα.
  - Κάθε φύλλο ονοματίζεται με το όνομα μιας κλάσης

# Βασικός Αλγόριθμος

Input:  $D$  // σύνολο εκπαίδευσης

Output:  $T$  // ζητούμενο δέντρο απόφασης

Algorithm: DTBuild

$T = \emptyset$ ;

Determine best splitting criterion;

$T =$  Create root node and label with splitting attribute;

$T =$  Add arc to root node for each splitting predicate and label;

for each arc do

$D =$  database created by applying splitting predicate to  $D$ ;

if stopping point reached for this path

then  $T' =$  create leaf mode and label with appropriate class;

else  $T' =$  DTBuild ( $D$ );

$T =$  Add  $T'$  to arc;

# Βασικές Έννοιες (1)

- **Χαρακτηριστικά διάσπασης (splitting features)**  
Τα χαρακτηριστικά των παραδειγμάτων στη βάση D που χρησιμοποιούνται σαν ονόματα κόμβων του δέντρου, δηλ. επιλέχτηκαν ως καλύτερα χαρακτηριστικά.
- **Χαρακτηριστικό στόχου (target feature)**  
Το χαρακτηριστικό που οι τιμές του αντιπροσωπεύουν τις κλάσεις κατηγοριοποίησης.
- **Κατηγορήματα διάσπασης (splitting predicates)**  
Τα κατηγορήματα που χρησιμοποιούνται σαν ονόματα των κλάδων του δέντρου.



# Βασικές Έννοιες (2)

- **Κριτήριο διάσπασης (splitting criterion).**

Το κριτήριο με βάση το οποίο επιλέγεται το καλύτερο χαρακτηριστικό διάσπασης κάθε φορά.

- **Κριτήριο τερματισμού (stopping criterion).**

Το κριτήριο με βάση το οποίο τερματίζεται ο αλγόριθμος.

Παραλλαγές των δύο αυτών κριτηρίων δημιουργούν μια ποικιλία αλγορίθμων.

# Βασικά Θέματα (1)

- **Επιλογή χαρακτηριστικών διάσπασης**
  - Διαφορετικά σύνολα χαρακτηριστικών διάσπασης έχουν σαν αποτέλεσμα διαφορετικά ΔΑ με διαφορετική απόδοση.
  - Η επιλογή τους στηρίζεται όχι μόνο στο σύνολο εκπαίδευσης, αλλά και στη γνώμη του εμπειρογνώμονα.
- **Διάταξη των χαρακτηριστικών διάσπασης**
  - Η σειρά επιλογής των χαρακτηριστικών διάσπασης παίζει σημαντικό ρόλο στην απόδοση ενός ΔΑ.
  - Ο αριθμός διασπάσεων συνδέεται με τη διάταξη των χαρακτηριστικών διάσπασης. Ο αριθμός διασπάσεων μπορεί εύκολα να προσδιοριστεί όταν το πεδίο είναι μικρό (λίγα χαρακτηριστικά, λίγες και διακριτές τιμές), αλλιώς (πολλά χαρακτηριστικά ή πολλές/συνεχείς τιμές) τα πράγματα δυσκολεύουν.

# Βασικά Θέματα (2)

- **Δομή του δέντρου**

- Επιθυμητό είναι να δημιουργούνται δέντρα που είναι ισορροπημένα και με τα λιγότερα επίπεδα (μικρότερο βάθος). Αυτό όμως δεν είναι πάντα εφικτό ούτε το υπολογιστικά φτηνότερο.
- Μερικοί αλγόριθμοι δημιουργούν μόνο δυαδικά δέντρα.

- **Κριτήρια τερματισμού**

- Η δημιουργία ενός δέντρου σταματά οπωσδήποτε όταν όλα τα δεδομένα του (εναπομείναντος) συνόλου εκπαίδευσης κατηγοριοποιούνται πλήρως.
- Μπορεί όμως να είναι απαραίτητο να σταματήσει νωρίτερα για να αποφευχθούν π.χ. μεγάλα δέντρα. Το πότε ή πού θα σταματήσει είναι θέμα συναλλαγής (trade-off) μεταξύ ακρίβειας (accuracy) και απόδοσης (performance) του αλγορίθμου.

# Βασικά Θέματα (3)

- **Κριτήρια τερματισμού (συν.)**
  - Επίσης, πρώιμος τερματισμός μπορεί να γίνει για αποφυγή του φαινομένου της υπερπροσαρμογής (overfitting).
  - Τέλος, μπορεί να προχωρήσει σε μεγαλύτερα δέντρα αν είναι γνωστό ότι υπάρχουν κατηγορίες δεδομένων που δεν αντιπροσωπεύονται στο σύνολο εκπαίδευσης.
- **Δεδομένα εκπαίδευσης**
  - Η δομή ενός ΔΑ εξαρτάται από τα δεδομένα εκπαίδευσης. Αν το σύνολο εκπαίδευσης είναι πολύ μικρό, τότε το δέντρο μπορεί να μην είναι τόσο λεπτομερές, ώστε να ταξινομεί γενικότερα δεδομένα. Αν είναι πολύ μεγάλο, το δέντρο πιθανόν να υπερπροσαρμόζεται (overfits).

# Βασικά Θέματα (4)

- **Κλάδεμα (Pruning)**
  - Μετά τη δημιουργία ενός ΔΑ μπορεί να χρειάζονται τροποποιήσεις για να βελτιώσουν την απόδοσή του, όπως π.χ. το κλάδεμα πλεοναζόντων συγκρίσεων ή υποδέντρων

# Πολυπλοκότητα

- Η πολυπλοκότητα χρόνου και χώρου των αλγορίθμων ΔΑ εξαρτώνται από το μέγεθος του συνόλου εκπαίδευσης  $k$ , τον αριθμό των χαρακτηριστικών διάσπασης  $n$  και το σχήμα του ΔΑ. Στη χειρότερη περίπτωση το ΔΑ είναι βαθύ και μη ισορροπημένο.
  - Η πολυπλοκότητα χρόνου για τη δημιουργία ενός ΔΑ είναι  $O(n * k * \log k)$
  - Η πολυπλοκότητα χρόνου κατηγοριοποίησης μιας βάσης  $n$  παραδειγμάτων εξαρτάται από το ύψος του ΔΑ και είναι  $O(n * \log k)$ , υποθέτοντας πολυπλοκότητα για το ύψος  $O(\log k)$ .

# Αλγόριθμος ID3 (1)

- Χρησιμοποιεί σαν κριτήριο για τον προσδιορισμό του «καλύτερου χαρακτηριστικού διάσπασης» το «κέρδος πληροφορίας» (information gain).
- Το «κέρδος πληροφορίας» μετριέται ποσοτικά με την εντροπία (entropy).
  - Η εντροπία εν γένει εκφράζει το μέγεθος της ανομοιογένειας σε ένα σύνολο δεδομένων. Π.χ. αν όλα τα δεδομένα ανήκουν σε μια κλάση, τότε δεν υπάρχει ανομοιογένεια: η εντροπία είναι μηδέν.
  - Το ζητούμενο σ' ένα ΔΑ είναι ο διαχωρισμός του συνόλου εκπαίδευσης, μ' ένα επαναληπτικό τρόπο, σε υποσύνολα μηδενικής εντροπίας.
  - Αν  $p$  η πιθανότητα να συμβεί ένα γεγονός, τότε  $\log(1/p)$  παριστάνει το ποσό της τυχειότητας με βάση την πιθανότητα.
  - Η αναμενόμενη πληροφορία με βάση την  $p$  ορίζεται:  $p \log(1/p)$
  - Αν έχω δύο συμπληρωματικά γεγονότα  $e, e'$  με  $p, p'$ , τότε η αναμενόμενη πληροφορία είναι:  $p \log(1/p) + p' \log(1/p')$

# Αλγόριθμος ID3 (2)

- **Ορισμός (εντροπία)**

Δεδομένων των πιθανοτήτων  $p_1, p_2, \dots, p_k$ , όπου  $\sum p_i = 1$ , η εντροπία  $E$  ορίζεται ως εξής:

$$E(S) = E(p_1, p_2, \dots, p_k) = \sum (p_i \log(1/p_i))$$

- **Ορισμός (κέρδος πληροφορίας)**

$$G(S, X) = E(S) - \sum (|S_i|/|S|) E(S_i)$$

όπου  $S_i$  υποσύνολο του  $S$ , που περιέχει τα παραδείγματα του  $S$  με τιμή  $x_i$  για το χαρακτηριστικό  $X$ .



# Παράδειγμα-Αλγόριθμος ID3 (1)

No	Outlook	Temp.	Humid.	Wind	PlayTennis
1	Sunny	Hot	High	Weak	No
2	Sunny	Hot	High	Strong	No
3	Overcast	Hot	High	Weak	Yes
4	Rain	Mild	High	Weak	Yes
5	Rain	Cool	Normal	Weak	Yes
6	Rain	Cool	Normal	Strong	No
7	Overcast	Cool	Normal	Strong	Yes
8	Sunny	Mild	High	Weak	No
9	Sunny	Cool	Normal	Weak	Yes
10	Rain	Mild	Normal	Weak	Yes
11	Sunny	Mild	Normal	Strong	Yes
12	Overcast	Mild	High	Strong	Yes
13	Overcast	Hot	Normal	Weak	Yes
14	Rain	Mild	High	Strong	No

# Παράδειγμα-Αλγόριθμος ID3 (2)

- Επιλογή ρίζας

$$G(S, Outlook) = E(S) - (|S_{\text{sunny}}|/|S|) E(S_{\text{sunny}}) \\ - (|S_{\text{overcast}}|/|S|) E(S_{\text{overcast}}) \\ - (|S_{\text{rain}}|/|S|) E(S_{\text{rain}})$$

**Χαρακτηριστικό-στόχος:** PlayTennis:PT (yes, no)

$$p_1 = p(\text{PT=yes}) = 9/14, p_2 = p(\text{PT=no}) = 5/14$$

$$E(S) = p_1 \log(1/p_1) + p_2 \log(1/p_2) = -p_1 \log(p_1) - p_2 \log(p_2) = \\ -(9/14) \log(9/14) - (5/14) \log(5/14) = 0,283$$

# Παράδειγμα-Αλγόριθμος ID3 (3)

$$E(S_{\text{sunny}}) = -(2/5) \log(2/5) - (3/5) \log(3/5) = 0,292$$

$$E(S_{\text{rain}}) = -(3/5) \log(3/5) - (2/5) \log(2/5) = 0,292$$

$$E(S_{\text{overcast}}) = -(4/4) \log(4/4) - (0/4) \log(0/4) = 0$$

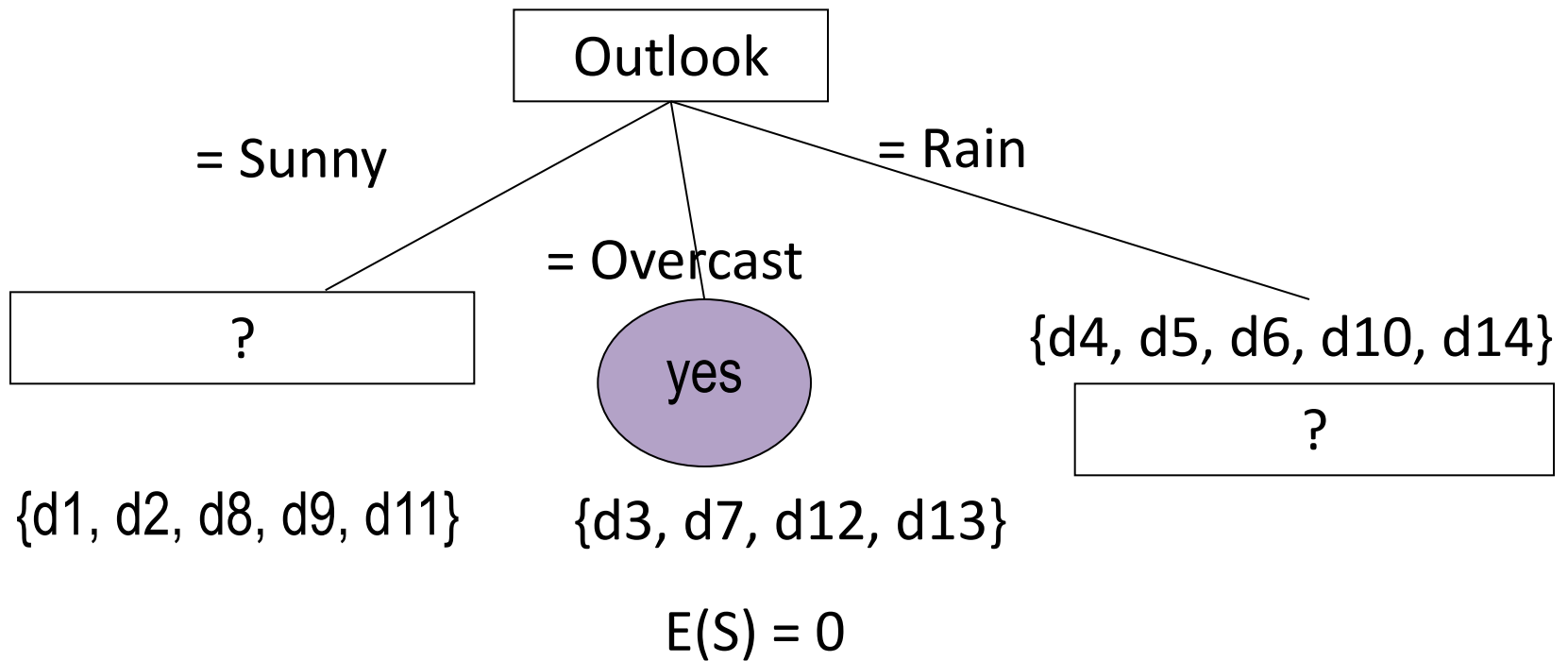
$$|S| = 14, |S_{\text{sunny}}| = 5, |S_{\text{rain}}| = 5, |S_{\text{overcast}}| = 4$$

$$G(S, \text{Outlook}) = 0,074$$

Ομοίως  $G(S, \text{Humidity}) = 0,04565$ ,  $G(S, \text{Wind}) = 0,0144$

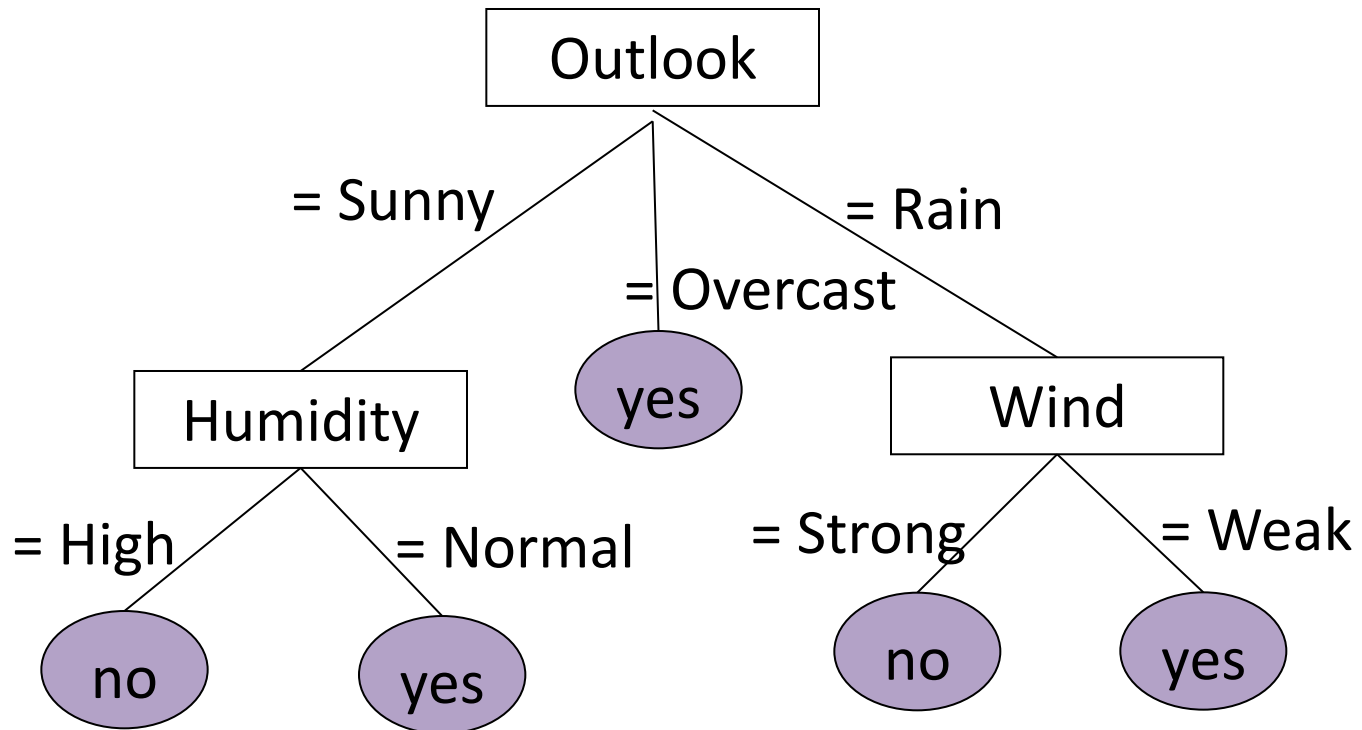
και  $G(S, \text{Temperature}) = 0,0087$

# Παράδειγμα-Αλγόριθμος ID3



# Παράδειγμα-Αλγόριθμος ID3

## Τελικό ΔΑ



# Παράδειγμα-Αλγόριθμος ID3

- Εξαγόμενοι Κανόνες

if outlook is sunny and  
and humidity is high  
then playtennis is no

if outlook is sunny and  
and humidity is normal  
then playtennis is yes

if outlook is overcast  
then playtennis is yes

if outlook is rain and  
and wind is strong  
then playtennis is no

if outlook is rain and  
and wind is weak  
then playtennis is yes

# Ιδιότητες ID3

- **Προτιμά**
  - τα μικρότερα δέντρα από τα μεγαλύτερα
  - τοποθετεί χαρακτηριστικά με υψηλό κέρδος πληροφορίας κοντύτερα στη ρίζα
- **Είναι αλγόριθμος αναζήτησης τύπου Hill Climbing, που**
  - Προχωρά από τα απλά στα σύνθετα ξεκινώντας από το κενό δέντρο
  - Ψάχνει στον πλήρη χώρο των υποθέσεων (όλων των πιθανών δέντρων)
  - Διατηρεί μόνο μια υπόθεση κάθε φορά
  - Δεν κάνει οπισθοδρόμηση (backtracking), δηλ. δεν αναθεωρεί προηγούμενη απόφαση/επιλογή (κινδύνος τοπικού βέλτιστου)
  - Χρησιμοποιεί όλα τα δεδομένα εκπαίδευσης (λιγότερο ευαίσθητος σε λάθη)
  - Δεν φτάνει σε αποφάσεις αυξητικά, δηλ. βασιζόμενος σε ατομικά δεδομένα

# Χαρακτηριστικά ID3

- Τα παραδείγματα (δεδομένα) αναφέρονται σε ένα συγκεκριμένο σύνολο χαρακτηριστικών και τις τιμές τους, που είναι διακριτές και, κατά προτίμηση, λίγες. Χειρισμός μεταβλητών με πραγματικές τιμές απαιτεί επέκταση του βασικού αλγορίθμου
- Η μεταβλητή (ή συνάρτηση) στόχου έχει διακριτές τιμές, συνήθως δύο (π.χ. PlayTennis  $\rightarrow$  yes, no) (boolean classification). Η επέκταση για έξοδο με περισσότερες από δύο τιμές είναι εύκολη. Δυσκολότερη η επέκταση για χειρισμό εξόδου με συνεχείς (πραγματικές) τιμές (πράγμα όχι σύνηθες όμως)



# Αλγόριθμος C4.5

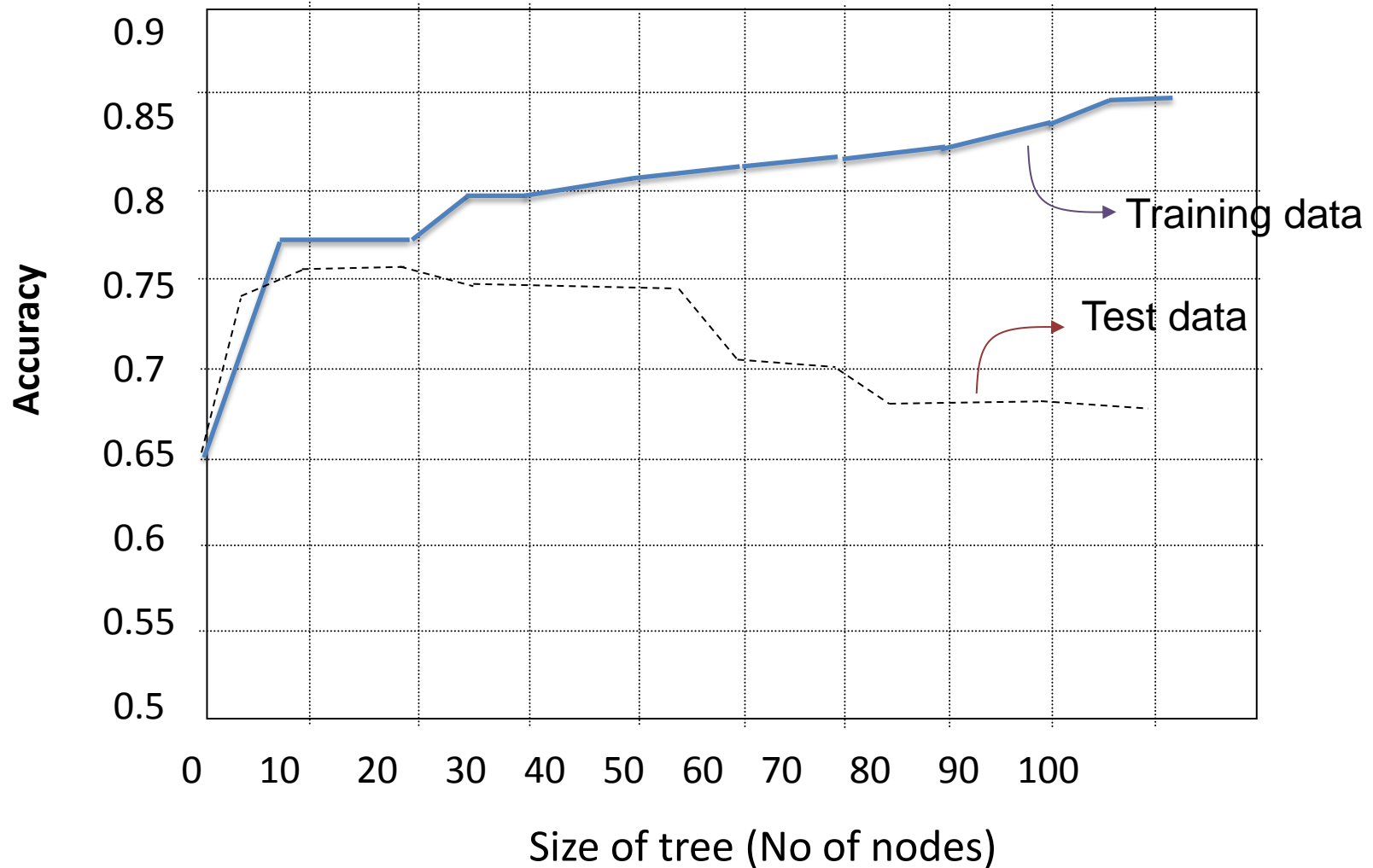
- Αποφυγή υπερπροσαρμογής (overfitting)
  - Reduced error pruning
  - Rule post-pruning
- Χειρισμός χαρακτηριστικών συνεχών τιμών
- Επιλογή καλύτερης μετρικής για την επιλογή των χαρακτηριστικών διάσπασης
- Χειρισμός συνόλου εκπαίδευσης με ελλιπείς τιμές
- Χειρισμός χαρακτηριστικών με διαφορετικά κόστη
- Βελτίωση υπολογιστικής απόδοσης

# Υπερπροσαρμογή (Overfitting) (1)

- Ορισμός

Δεδομένου ενός χώρου υποθέσεων  $H$ , μια υπόθεση  $h \in H$  λέγεται ότι υπερπροσαρμόζει τα δεδομένα εκπαίδευσης, αν υπάρχει κάποια εναλλακτική υπόθεση  $h' \in H$ , τέτοια ώστε η  $h$  έχει μικρότερο λάθος (δηλ. καλύτερα αποτελέσματα) κατηγοριοποίησης από την  $h'$  ως προς τα δεδομένα εκπαίδευσης, αλλά η  $h'$  έχει μικρότερο λάθος από την  $h$  ως προς το σύνολο των δεδομένων. (Mitchell, 1997)

# Υπερπροσαρμογή (Overfitting) (2)



# Υπερπροσαρμογή (Overfitting) (3)

- **Πιθανοί λόγοι**

- Τα δεδομένα εκπαίδευσης περιέχουν τυχαία λάθη ή θόρυβο
- Κάποια φύλλα αντιπροσωπεύουν μικρό αριθμό δεδομένων

- **Πιθανές λύσεις**

- Πρόωρο σταμάτημα, πριν την πλήρη κατηγοριοποίηση (reduced error pruning)  
(Δυσκολία στον προσδιορισμό του σημείου σταματήματος)
- Εκ των υστέρων κλάδεμα του δέντρου (rule post-pruning)  
(Πιο αποτελεσματική λύση)

# Reduced Error Pruning

## (Κλάδεμα Ελαττωμένου Λάθους)

- Χρησιμοποιεί σύνολο εγκυροποίησης
- Το κλάδεμα ξεκινά αφού δημιουργηθεί το δέντρο
- Κάθε κόμβος θεωρείται υποψήφιος για κλάδεμα
- Κλάδεμα ενός κόμβου, σημαίνει διαγραφή του υποδέντρου που τον έχει ως ρίζα και μετατροπή του σε φύλλο, στο οποίο προσάπτεται η πιο κοινή κλάση των παραδειγμάτων εκπαίδευσης που σχετίζονται με τον κόμβο
- Ένας κόμβος κλαδεύεται μόνο αν προκύπτει δέντρο που δεν είναι χειρότερο από το αρχικό (με βάση την ακρίβεια ως προς το σύνολο εγκυροποίησης)
- Το κλάδεμα συνεχίζεται μέχρις ότου διαπιστωθεί μείωση της ακρίβειας

# Rule Post-Pruning (1)

- Μια παραλλαγή του χρησιμοποιείται στον C4.5
- Διαδικασία
  1. Δημιούργησε το ΔΑ από το training set αναπτύσσοντάς το μέχρις ότου ικανοποιούνται όσο το δυνατόν περισσότερα παραδείγματα, επιτρέποντας υπερπροσαρμογή
  2. Μετάτρεψε το ΔΑ σ' ένα ισοδύναμο σύνολο κανόνων δημιουργώντας ένα κανόνα για κάθε μονοπάτι από τη ρίζα σε φύλλο
  3. Κλάδεψε/Γενίκευσε κάθε κανόνα διαγράφοντας κάθε συνθήκη που έχει σαν αποτέλεσμα τη βελτίωση της εκτιμώμενης ακρίβειας
  4. Διάταξε τους κλαδεμένους κανόνες με βάση την εκτιμώμενη ακρίβεια και θεώρησέ τους μ' αυτή τη σειρά όταν κατηγοριοποιείς παραδείγματα

# Rule Post-Pruning (2)

- Πιο συγκεκριμένα (βήμα 3.2)
  - Υπολογίζεται η ακρίβεια του κανόνα με βάση τα παραδείγματα εκπαίδευσης
  - Υπολογίζεται η τυπική απόκλιση (standard deviation: std) της ακρίβειας υποθέτοντας δυωνιμική κατανομή
  - Με δεδομένο το επίπεδο βεβαιότητας, σαν το χαμηλότερο όριο της εκτίμησης λαμβάνεται η απόδοση του κανόνα (π.χ. για βεβαιότητα 95%, η ακρίβεια του κανόνα εκτιμάται απαισιόδοξα ως η παρατηρηθείσα ακρίβεια- $1,96 * \text{std}$ )

# Χαρακτηριστικά Με Συνεχείς Τιμές (1)

- Ο ID3 περιορίζεται σε χαρακτηριστικά στόχου και διάσπασης με διακριτές τιμές.
- Όταν έχουμε χαρακτηριστικά με συνεχείς τιμές, τότε το πρόβλημα λύνεται σχετικά απλά για διακριτοποίηση σε δύο τιμές.
  - Για κάθε χαρακτηριστικό  $X$  που παίρνει συνεχείς τιμές δημιουργούμε μια δυαδική μεταβλητή  $X_c$  που είναι αληθής για  $X_c < C$  και ψευδής αλλιώς. Το πρόβλημα είναι η επιλογή της τιμής  $C$ .
  - Διατάσσουμε τα παραδείγματα με βάση τις τιμές του χαρακτηριστικού  $X$  και προσδιορίζουμε γειτονικά παραδείγματα, όπου έχουμε αλλαγή στην ταξινόμηση. Τότε παίρνουμε σαν  $C$  την ενδιάμεση τιμή της «καλύτερης» περίπτωσης, δηλ. της περίπτωσης με το μεγαλύτερο κέρδος πληροφορίας.



# Χαρακτηριστικά Με Συνεχείς Τιμές (2)

- **Παράδειγμα**

Έστω ότι υπάρχει ένα χαρακτηριστικό Temperature που παίρνει συνεχείς τιμές και το S σ' ένα κόμβο περιέχει παραδείγματα με τιμές (διατεταγμένα)

Temperature	40	48	60	72	80	90
PlayTennis	no	no	yes	yes	yes	no

- Υποψήφια κατώφλια:  $(48+60)/2 = 54$ ,  $(80+90)/2 = 85$
- Υπολογίζουμε τα  $G(S, \text{Temp}_{>54})$  και  $G(S, \text{Temp}_{>85})$
- Επειδή  $G(S, \text{Temp}_{>54}) > G(S, \text{Temp}_{>85})$ , επιλέγεται το  $C=54$

Η προσέγγιση αυτή μπορεί να επεκταθεί και για διακριτοποίηση με περισσότερες από δύο τιμές.

# Εναλλακτικές Μετρικές

- Το κέρδος πληροφορίας ευνοεί χαρακτηριστικά με πολλές τιμές σε βάρος αυτών με λίγες.
  - Π.χ. το χαρακτηριστικό 'ημερομηνία' λόγω των πολλών τιμών θα είχε το μεγαλύτερο κέρδος πληροφορίας → δέντρο με πολλές διασπάσεις (πλατύ δέντρο), αλλά βάθος 1: τέλεια ταξινόμηση, αλλά όχι καλό δέντρο στη συνέχεια.
- Ένας τρόπος να το διορθώσουμε είναι να αλλάξουμε την μετρική:
  - $\text{GainRatio}(S, X) = \text{Gain}(S, X) / \text{SplitInfo}(S, X)$  (λόγος κέρδους)
  - $\text{SplitInfo}(S, X) = - \sum_i (|S_i| / |S|) \log (|S_i| / |S|)$  (πληροφορία διάσπασης)
  - Τιμωρούνται χαρακτηριστικά με πολλές τιμές μέσω της «πληροφορίας διάσπασης»

# Χρηματοδότηση

- Το παρόν εκπαιδευτικό υλικό έχει αναπτυχθεί στο πλαίσιο του εκπαιδευτικού έργου του διδάσκοντα.
- Το έργο «**Ανοικτά Ακαδημαϊκά Μαθήματα στο Πανεπιστήμιο Αθηνών**» έχει χρηματοδοτήσει μόνο την αναδιαμόρφωση του εκπαιδευτικού υλικού.
- Το έργο υλοποιείται στο πλαίσιο του Επιχειρησιακού Προγράμματος «Εκπαίδευση και Δια Βίου Μάθηση» και συγχρηματοδοτείται από την Ευρωπαϊκή Ένωση (Ευρωπαϊκό Κοινωνικό Ταμείο) και από εθνικούς πόρους.



# Σημείωμα Ιστορικού Εκδόσεων Έργου

Το παρόν έργο αποτελεί την έκδοση 1.0.



# Σημείωμα Αναφοράς

Copyright Πανεπιστήμιο Πατρών, Ιωάννης Χατζηλυγερούδης 2015.  
«Ευφυής Προγραμματισμός». Έκδοση: 1.0. Πάτρα 2015. Διαθέσιμο από τη  
δικτυακή διεύθυνση:

<https://eclass.upatras.gr/courses/CEID1095/>



# Σημείωμα Αδειοδότησης

Το παρόν υλικό διατίθεται με τους όρους της άδειας χρήσης Creative Commons Αναφορά, Μη Εμπορική Χρήση Παρόμοια Διανομή 4.0 [1] ή μεταγενέστερη, Διεθνής Έκδοση. Εξαιρούνται τα αυτοτελή έργα τρίτων π.χ. φωτογραφίες, διαγράμματα κ.λ.π., τα οποία εμπεριέχονται σε αυτό και τα οποία αναφέρονται μαζί με τους όρους χρήσης τους στο «Σημείωμα Χρήσης Έργων Τρίτων».



[1] <http://creativecommons.org/licenses/by-nc-sa/4.0/>

Ως **Μη Εμπορική** ορίζεται η χρήση:

- που δεν περιλαμβάνει άμεσο ή έμμεσο οικονομικό όφελος από την χρήση του έργου, για το διανομέα του έργου και αδειοδόχο
- που δεν περιλαμβάνει οικονομική συναλλαγή ως προϋπόθεση για τη χρήση ή πρόσβαση στο έργο
- που δεν προσπορίζει στο διανομέα του έργου και αδειοδόχο έμμεσο οικονομικό όφελος (π.χ. διαφημίσεις) από την προβολή του έργου σε διαδικτυακό τόπο

Ο δικαιούχος μπορεί να παρέχει στον αδειοδόχο ξεχωριστή άδεια να χρησιμοποιεί το έργο για εμπορική χρήση, εφόσον αυτό του ζητηθεί.

# Διατήρηση Σημειωμάτων

Οποιαδήποτε αναπαραγωγή ή διασκευή του υλικού θα πρέπει να συμπεριλαμβάνει:

- το Σημείωμα Αναφοράς
- το Σημείωμα Αδειοδότησης
- τη δήλωση Διατήρησης Σημειωμάτων
- το Σημείωμα Χρήσης Έργων Τρίτων (εφόσον υπάρχει)

μαζί με τους συνοδευόμενους υπερσυνδέσμους.

