



Τεχνητή Νοημοσύνη

9η διάλεξη (2025-26)

Ίων Ανδρουτσόπουλος

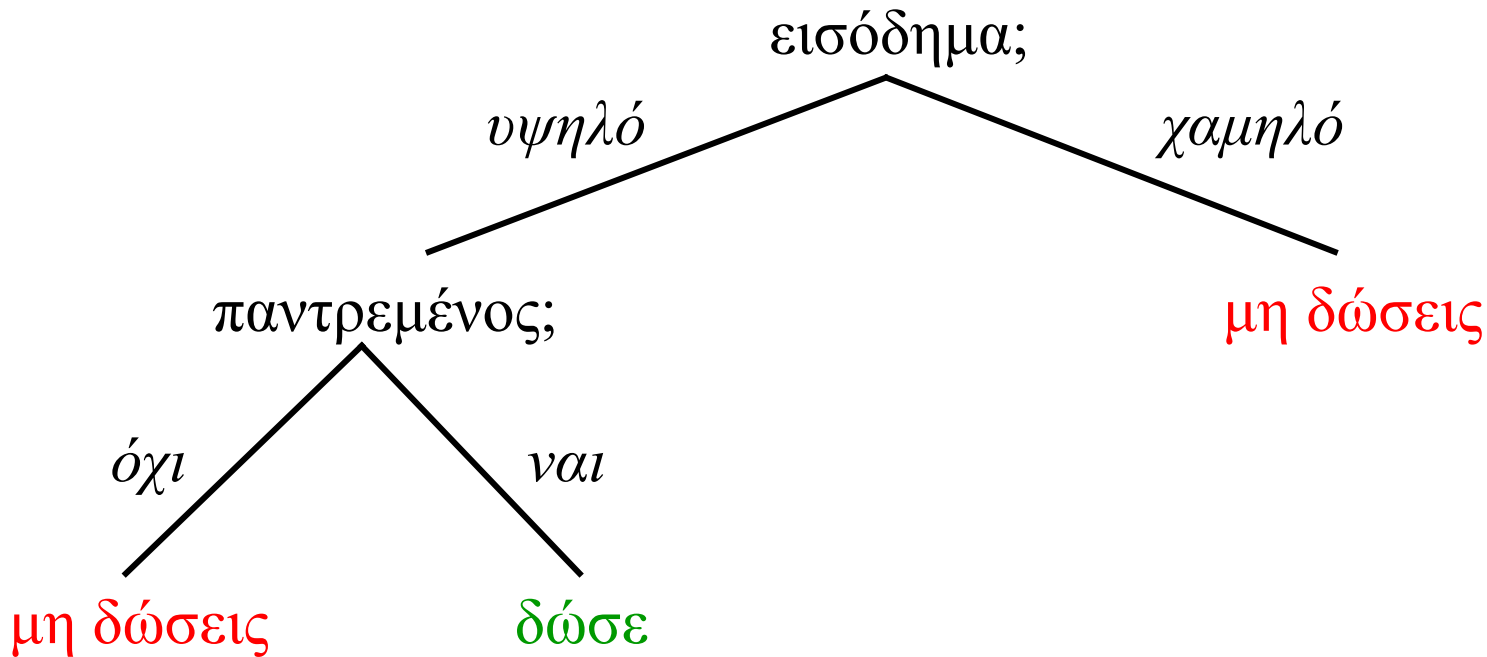
<http://www.aueb.gr/users/ion/>

Οι διαφάνειες αυτής της διάλεξης βασίζονται σε ύλη των βιβλίων: (α) *Artificial Intelligence – A Modern Approach* των S. Russel και P. Norvig, 2η και 4^η έκδοση, Prentice Hall, 2003 και 2020, (β) *Τεχνητή Νοημοσύνη των Βλαχάβα κ.ά.*, 3η έκδοση, Β. Γκιούρδας Εκδοτική, 2006 και (γ) *Machine Learning* του T. Mitchell, McGraw-Hill, 1997. Τα περισσότερα σχήματα των διαφανειών βασίζονται σε αντίστοιχα σχήματα των διαφανειών που συνοδεύουν τα πρώτα δύο βιβλία.

Τι θα ακούσετε σήμερα

- Αλγόριθμος ID3.
- Θόρυβος και υπερ-προσαρμογή.
- Αλγόριθμος Τυχαίου Δάσους (Random Forest).
- Μέτρα αξιολόγησης για προβλήματα κατηγοριοποίησης.

Μάθηση δέντρων απόφασης



- Ο αλγόριθμος **ID3** κατασκευάζει δέντρα αυτής της μορφής από τα παραδείγματα εκπαίδευσης.
- Σε κάθε εσωτερικό κόμβο ελέγχουμε την τιμή μιας ιδιότητας.
- Τα φύλλα αντιστοιχούν σε αποφάσεις.

Χώρος αναζήτησης δέντρων απόφασης

κενό δένδρο

εισόδημα;

υψηλό χαμηλό

παντρεμένος;

όχι ναι

...

εισόδημα;

υψηλό χαμηλό

παντρεμένος; μη δώσεις

όχι ναι

εισόδημα;

υψηλό χαμηλό

οφειλές; μη δώσεις

χαμηλές υψηλές

Ο υποχώρος αναζήτησης του ID3

Η ευρετική λέει π.χ. πως είναι καλύτερο το αριστερό παιδί.

Τα παιδιά αυτής της κατάστασης δεν τα εξερευνούμε ποτέ.

κενό δένδρο

εισόδημα;

υψηλό / χαμηλό

παντρεμένος;

όχι / ναι

εισόδημα;

υψηλό / χαμηλό

παντρεμένος; **μη δώσεις**

όχι / ναι

εισόδημα;

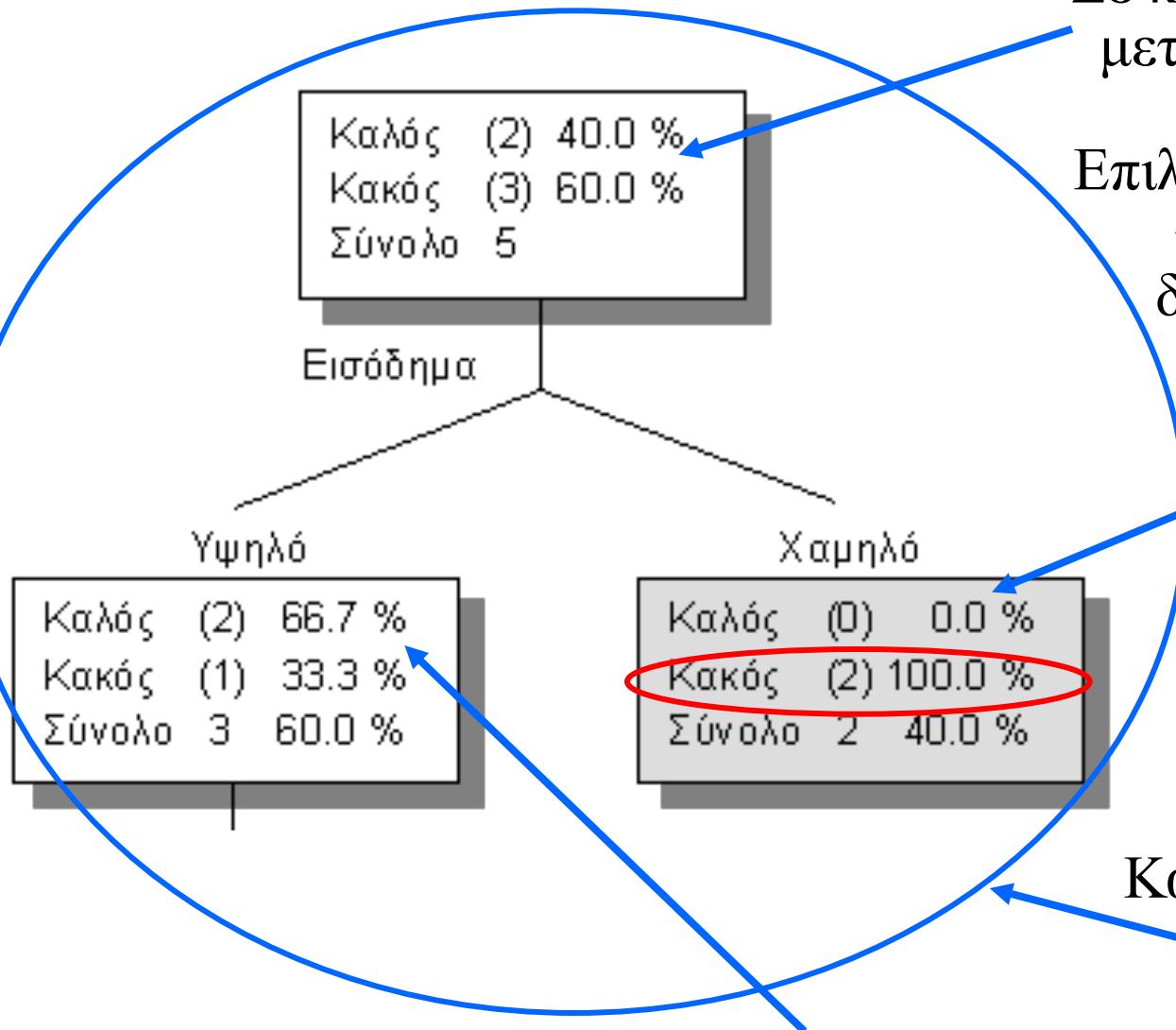
υψηλό / χαμηλό

οφειλές; **μη δώσεις**

χαμηλές / υψηλές

Καταστάσεις: περισσότερες λεπτομέρειες

Σε κάθε κόμβο του δένδρου μετράμε τα παραδείγματα κάθε κατηγορίας. Επιλέγουμε μέσω ευρετικής την ιδιότητα που τα διαχωρίζει καλύτερα.



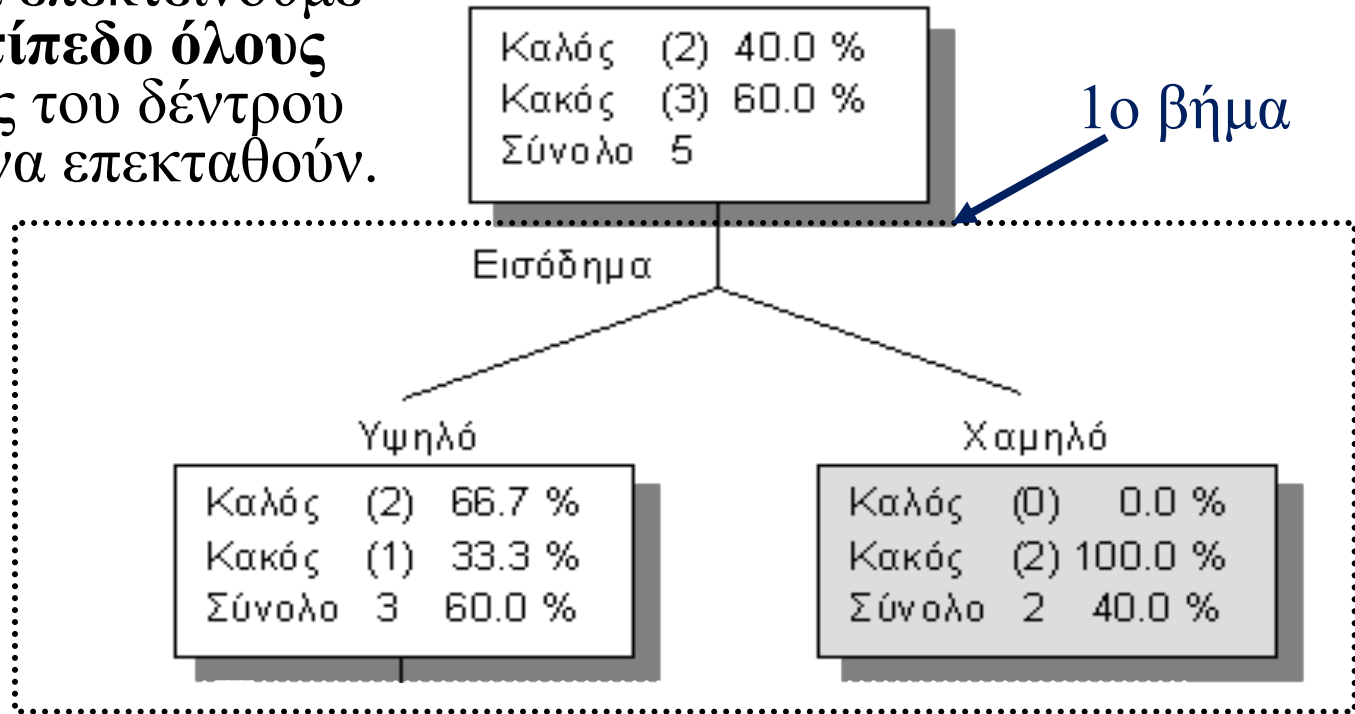
Όλα τα παραδείγματα εκπαίδευσης που έχουν μείνει ανήκουν σε **μία κατηγορία**. Απόφαση: **μη δώσεις**.

Κατάσταση του χώρου αναζήτησης.

Τα παραδείγματα εκπαίδευσης **δεν** ανήκουν όλα σε μία κατηγορία. **Επέκτεινε** το δέντρο κάτω από αυτόν τον κόμβο.

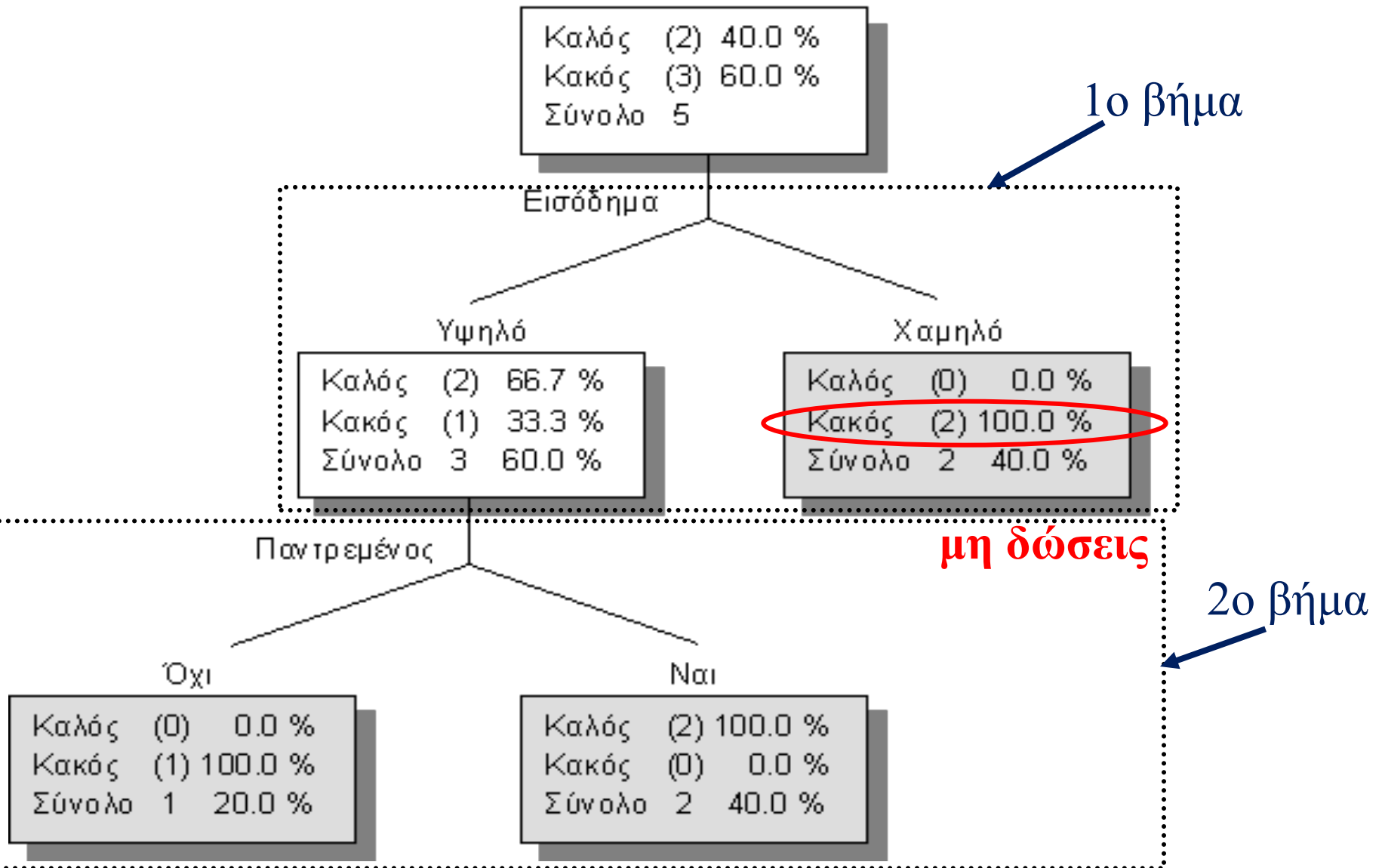
ID3: επέκταση δένδρου απόφασης

Σε κάθε βήμα επεκτείνουμε **κατά ένα επίπεδο όλους** τους κόμβους του δέντρου που μπορούν να επεκταθούν.

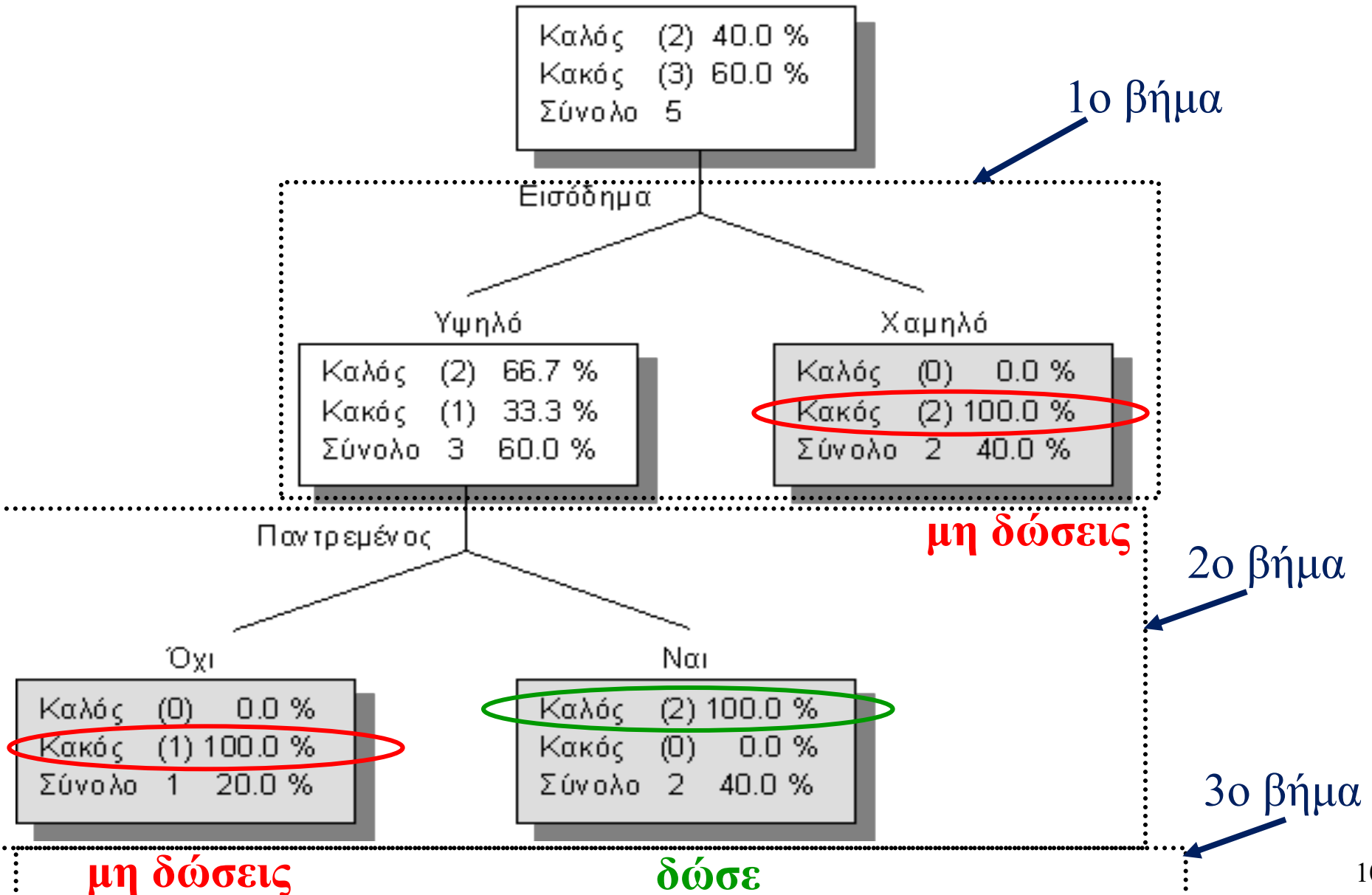


Θεωρούμε επέκταση και την προσθήκη φύλλου-απόφασης.

ID3: επέκταση δένδρου απόφασης



ID3: επέκταση δένδρου απόφασης



ID3: Αναρρίχηση λόφου

- Στο τρέχον δέντρο του χώρου αναζήτησης, επιλέγει να επεκτείνει κάθε κόμβο (αν χρειάζεται να επεκταθεί) με την ιδιότητα που εκτιμά πως είναι η **χρησιμότερη**.
 - Χρησιμοποιεί ως ευρετική συνάρτηση αξιολόγησης των ιδιοτήτων το **κέρδος πληροφορίας (IG)**.
- Προκύπτει έτσι μια **μοναδική κατάσταση-παιδί** (νέο δέντρο απόφασης) στην οποία μεταβαίνουμε.
 - Το **μέτωπο** περιέχει πάντα **μία μόνο κατάσταση**. Δεν υπάρχει δυνατότητα εξέτασης εναλλακτικών μονοπατιών.

ID3: επιλογή ιδιότητας

κενό δένδρο

- Ιδιότητες που μπορούν να χρησιμοποιηθούν:
 - Οφειλές (X_1), εισόδημα (X_2), παντρεμένος (X_3).
 - Απάντηση: $C = 1$ (δώσε), $C = 0$ (μη δώσεις).

$$H(C) = -\frac{2}{5} \cdot \log_2 \frac{2}{5} - \frac{3}{5} \cdot \log_2 \frac{3}{5} = 0.97$$

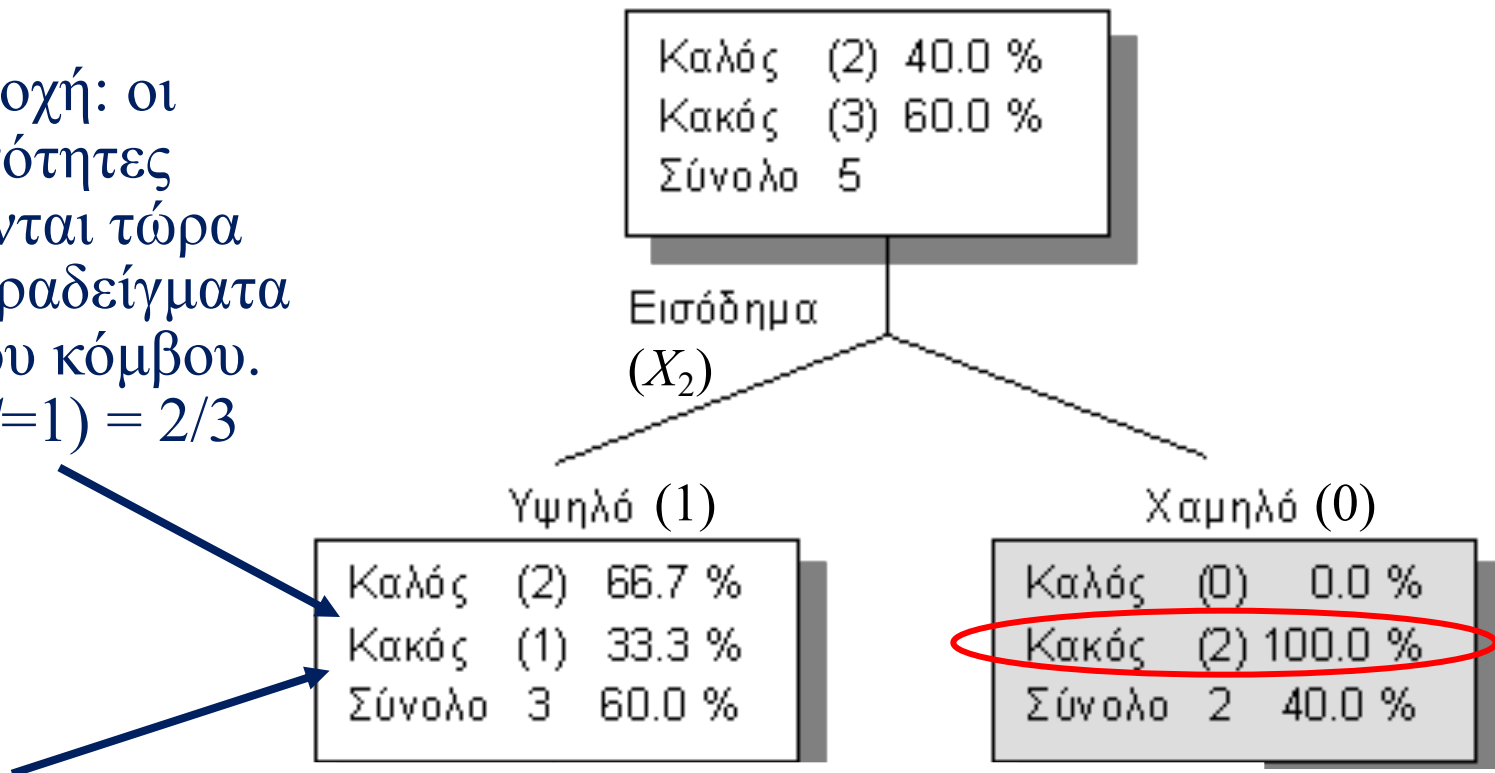
$$IG(C, X_1) = H(C) - \sum_{x \in \{0,1\}} P(X_1 = x) \cdot H(C | X_1 = x) = 0.02$$

$$IG(C, X_2) = H(C) - \sum_{x \in \{0,1\}} P(X_2 = x) \cdot H(C | X_2 = x) = 0.42$$

$$IG(C, X_3) = H(C) - \sum_{x \in \{0,1\}} P(X_3 = x) \cdot H(C | X_3 = x) = 0.17$$

ID3: επιλογή ιδιότητας

Προσοχή: οι πιθανότητες εκτιμούνται τώρα από τα παραδείγματα αυτού του κόμβου.
π.χ. $P(C=1) = 2/3$



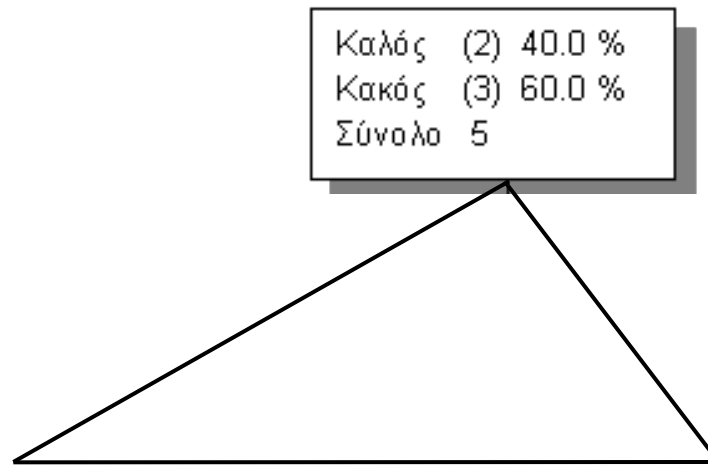
Ιδιότητες που μπορούν να χρησιμοποιηθούν:

Οφειλές (X_1), παντρεμένος (X_3).

Υπολογίζουμε εκ νέου: $IG(C, X_1) = \dots, IG(C, X_3) = \dots$

$IG(C, X_1) < IG(C, X_3)$. Άρα **επιλέγουμε το X_3** (παντρεμένος).

Αρχική κλήση του ID3



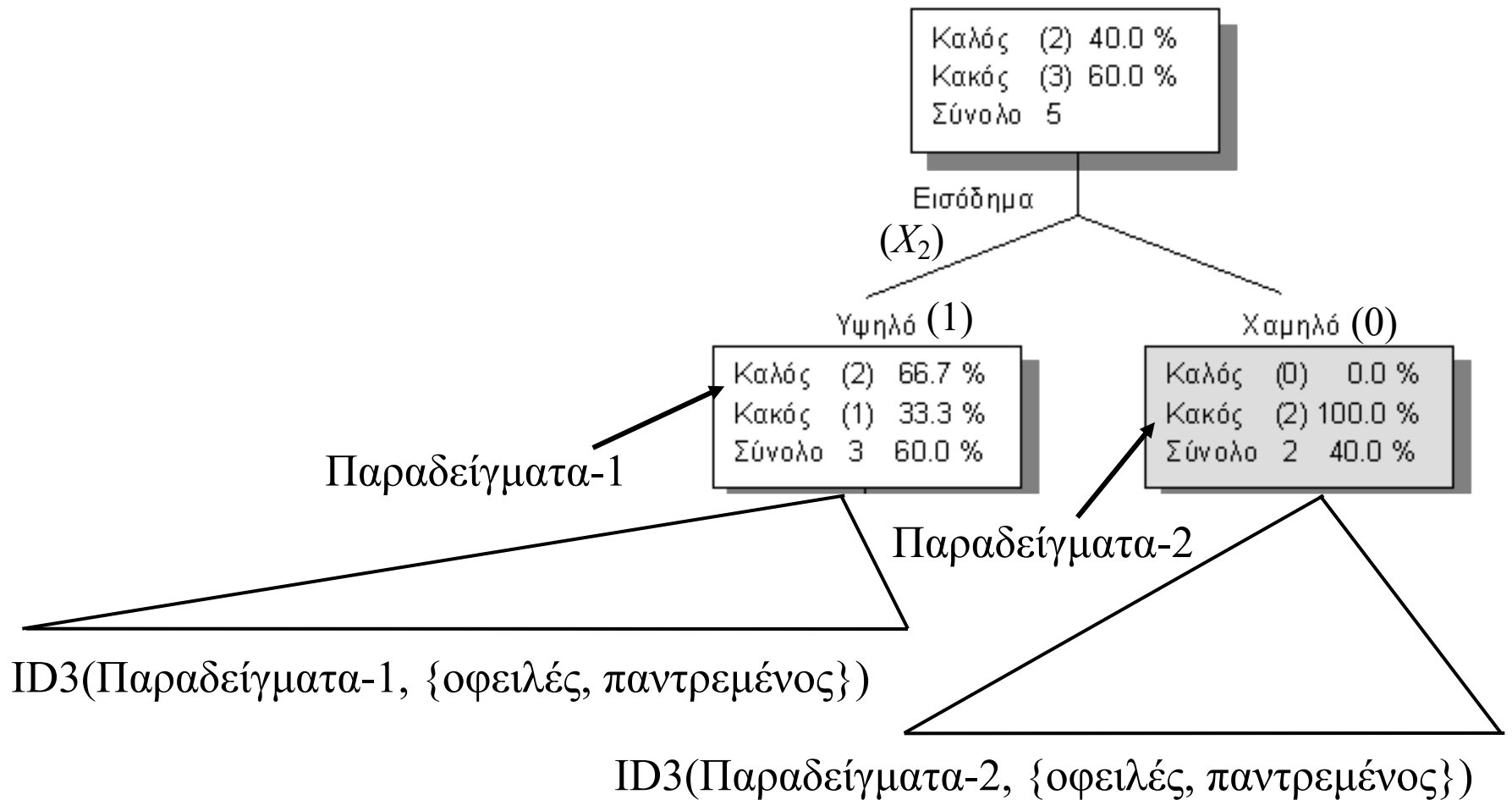
ID3(Παραδείγματα, {εισόδημα, οφειλές, παντρεμένος})

Παραδείγματα: 2 καλοί και 3 κακοί.

Ιδιότητες = {εισόδημα, οφειλές, παντρεμένος}.

Καλύτερη ιδιότητα: εισόδημα.

Αναδρομική κλήση του ID3



Αλγόριθμος ID3

συνάρτηση ID3(*παραδείγματα, ιδιότητες, προεπιλεγμένη*)

είσοδοι: *παραδείγματα:* σύνολο παραδειγμάτων εκπαίδευσης

ιδιότητες: σύνολο διαθέσιμων ιδιοτήτων

προεπιλεγμένη: προεπιλεγμένη κατηγορία

αν *παραδείγματα* = {} **τότε επέστρεψε** *προεπιλεγμένη κατηγορία*

διαφορετικά αν όλα τα *παραδείγματα* ανήκουν στην ίδια
κατηγορία **τότε επέστρεψε** αυτή την κατηγορία

διαφορετικά αν *ιδιότητες* = {} **τότε επέστρεψε** την κατηγορία
που είναι συχνότερη στα *παραδείγματα*

διαφορετικά ...

Αλγόριθμος ID3 (συνέχεια)

Επιλέγουμε την ιδιότητα που παρέχει το μεγαλύτερο κέρδος πληροφορίας.

διαφορετικά

καλύτερη \leftarrow επιλογή-ιδιότητας(ιδιότητες, παραδείγματα)

δέντρο \leftarrow νέο δέντρο που στη ρίζα του ελέγχει την *καλύτερη*

έστω m η συχνότερη κατηγορία μεταξύ των παραδειγμάτων

για κάθε δυνατή τιμή v_i της *καλύτερης*

παραδείγματα_i \leftarrow $\{\pi \in \text{παραδείγματα} \mid \pi.\text{καλύτερη} = v_i\}$

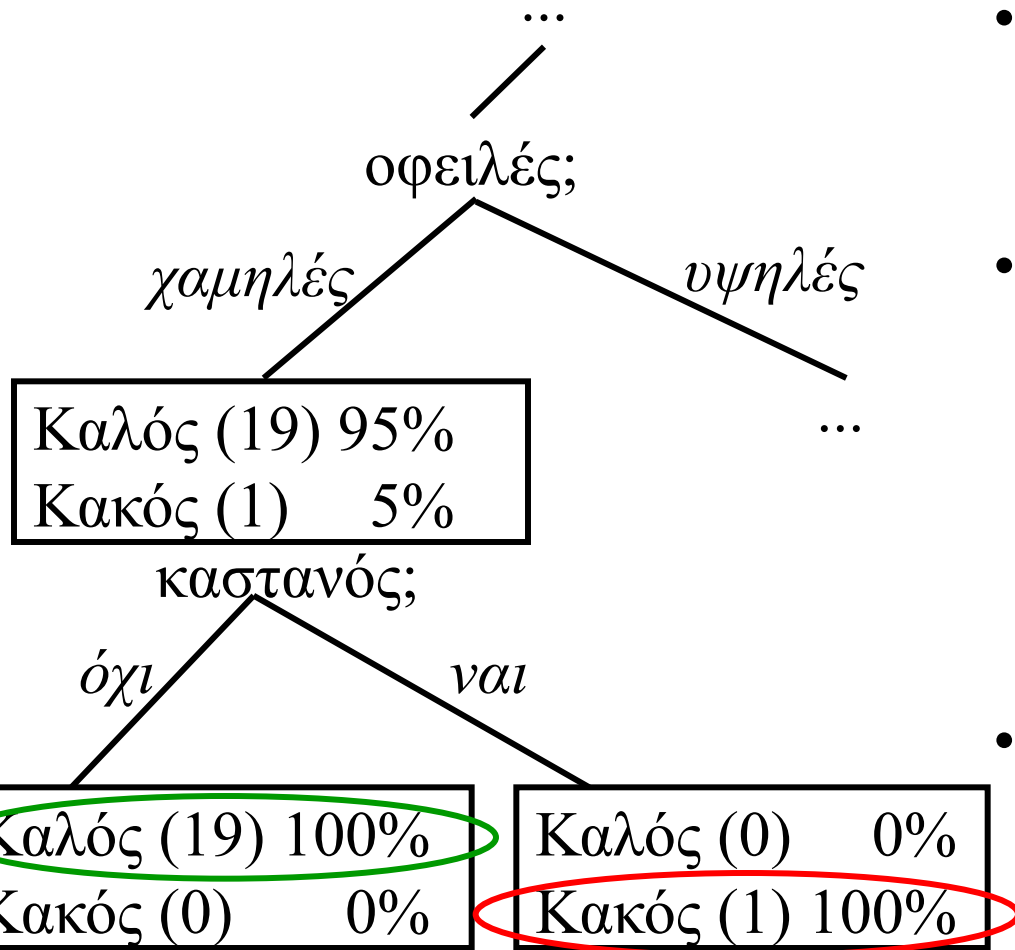
υποδέντρο \leftarrow ID3(*παραδείγματα_i*, ιδιότητες – *καλύτερη*, m)

πρόσθεσε κλαδί με ετικέτα v_i στο *δέντρο* που να οδηγεί από

τη ρίζα στο *υποδέντρο*

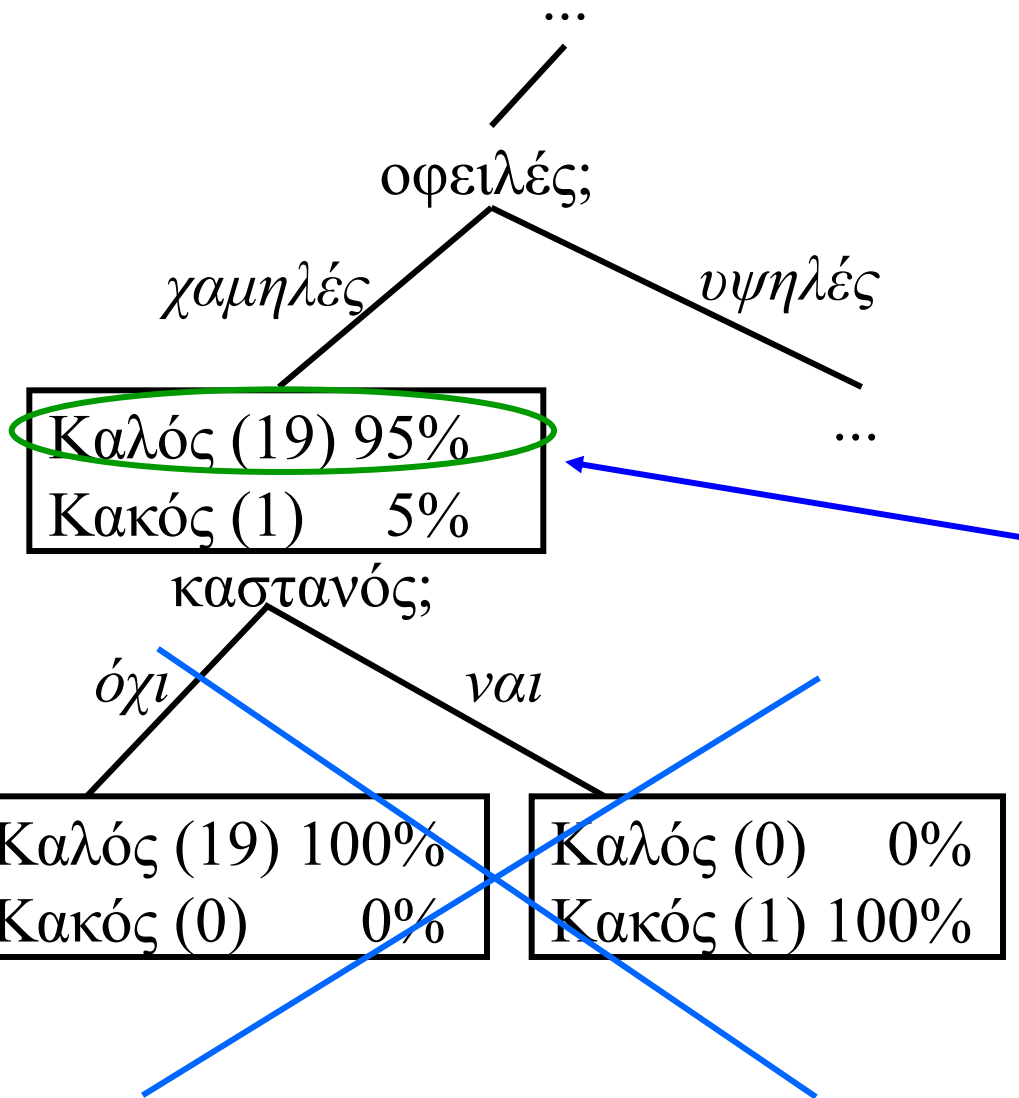
επίστρεψε το *δέντρο*

Ο πλήρης διαχωρισμός μπορεί να βλάπτει



- Προσπαθούμε να επιτύχουμε **πλήρη διαχωρισμό** στα φύλλα.
- Αναγκαζόμαστε να χρησιμοποιήσουμε **άσχετες ιδιότητες** που **τυχαίνει** να διαχωρίζουν τα **συγκεκριμένα παραδείγματα** εκπαίδευσης.
- Κι αυτό λόγω ενός μόνο κακού πελάτη με χαμηλές οφειλές στα παραδείγματα εκπαίδευσης. (Μπορεί να πρόκειται για λάθος!)

Ο πλήρης διαχωρισμός μπορεί να βλάπτει



Αν στην πραγματικότητα όλοι οι πελάτες με χαμηλές οφειλές είναι καλοί

(ο κακός καστανός ήταν λάθος στα δεδομένα εκπαίδευσης),

τότε αν είχαμε σταματήσει σε αυτόν το κόμβο (με απόφαση **δώσε**) θα είχαμε ένα δέντρο με **μεγαλύτερο ποσοστό ορθότητας** στο σύνολο του πληθυσμού

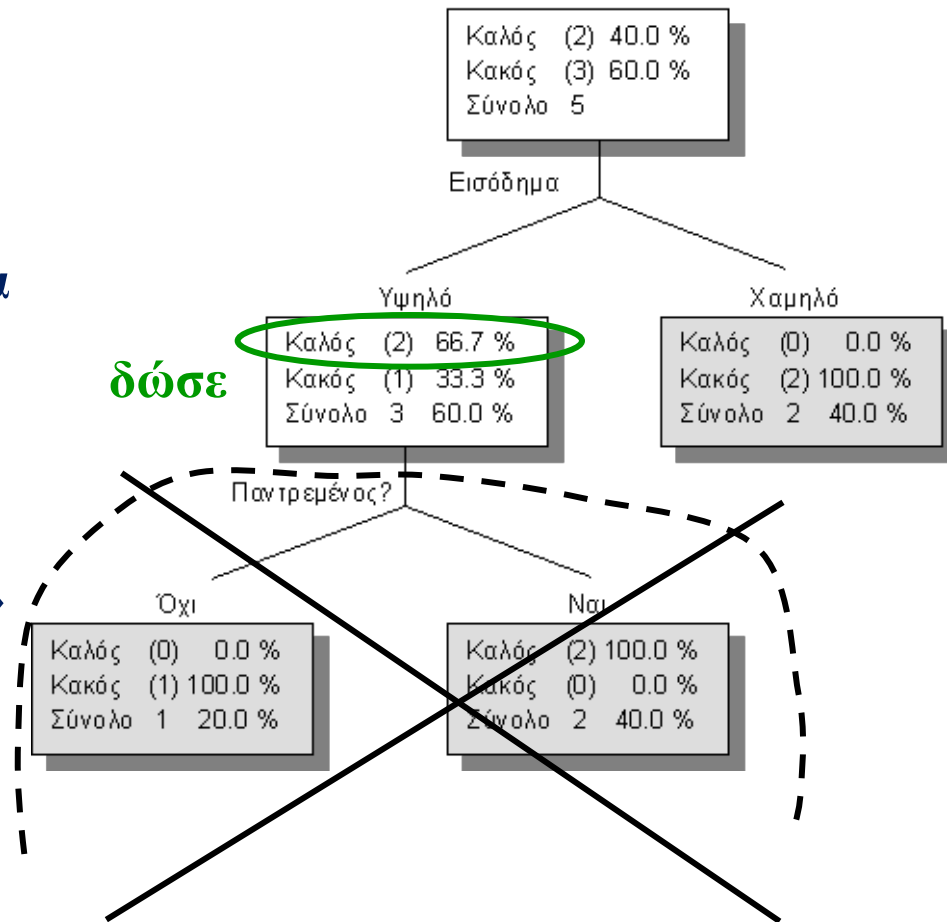
(καλύτερη ικανότητα γενίκευσης).

Υπερ-προσαρμογή (overfitting)

- **Υπερ-προσαρμογή** στα δεδομένα εκπαίδευσης:
 - Μάθηση **τυχαιοτήτων** των παραδειγμάτων εκπαίδευσης.
 - Η παραγόμενη υπόθεση έχει **μεγάλη συνέπεια** με τα παραδείγματα εκπαίδευσης αλλά **μικρή** ικανότητα **γενίκευσης**.
 - Πρόβλημα σε όλους τους αλγορίθμους μηχανικής μάθησης.
- Στον ID3, προσπαθώντας να διαχωρίσουμε πλήρως τα παραδείγματα εκπαίδευσης:
 - Μεγαλώνουμε το δέντρο εξετάζοντας **περισσότερες ιδιότητες**.
 - Χωρίς **ασυνεπή παραδείγματα** (ίδιες τιμές ιδιοτήτων διαφορετικές σωστές αποφάσεις) και με **αρκετές ιδιότητες**, καταλήγουμε σε ένα δέντρο που είναι απολύτως **συνεπές** με τα δεδομένα εκπαίδευσης.
 - Μπορεί, όμως, το δέντρο να εξετάζει ιδιότητες που είναι **άσχετες** με το πρόβλημα (π.χ. χρώμα ματιών στα δάνεια), αλλά που **στα λίγα εναπομείναντα παραδείγματα εκπαίδευσης ενός κόμβου τυχαίνει** να «προβλέπουν» **σωστά** την κατηγορία.

Κλάδεμα του παραγόμενου δέντρου

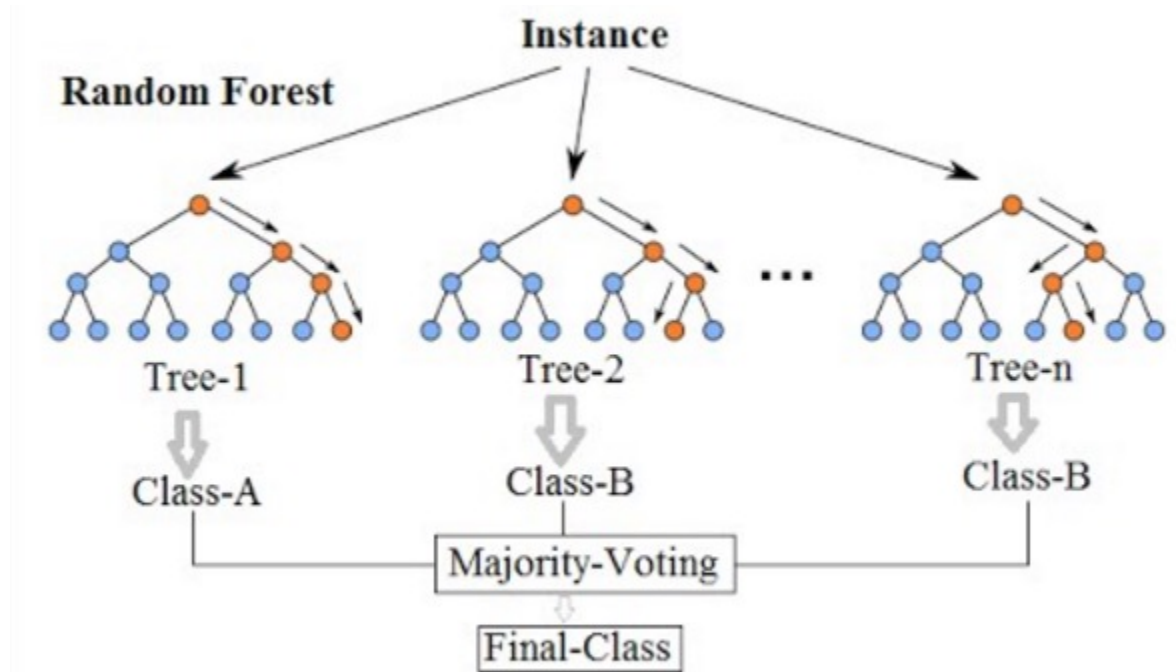
- Αν κλαδέψουμε το δέντρο που παράγει ο ID3, ενδέχεται να έχει καλύτερη ικανότητα γενίκευσης.
 - Παράγουμε το δέντρο από τα **παραδείγματα εκπαίδευσης**.
 - Εξετάζουμε μήπως **αφαιρώντας ένα υποδέντρο** έχουμε υψηλότερο ποσοστό ορθότητας σε **ξεχωριστά παραδείγματα επικύρωσης (validation data)**.
 - Αφού καταλήξουμε στο «καλύτερο» δέντρο, το αξιολογούμε σε **παραδείγματα ελέγχου (test data)**.
- **Ή σταματάμε πρόωρα** την επέκταση του δέντρου.
 - Π.χ. όταν το 95% των παραδειγμάτων κάθε κόμβου ανήκει στην ίδια κατηγορία.



Άλλες βελτιώσεις του ID3

- **Ιδιότητες με πάρα πολλές τιμές.**
 - Στην ακραία περίπτωση, πρόβλημα αν υπάρχει **ιδιότητα-κλειδί**: προβλέπει πλήρως τη σωστή απόκριση στα δεδομένα εκπαίδευσης, αλλά ένα δέντρο που βασίζεται σε αυτή δεν έχει καμία ικανότητα γενίκευσης.
 - Υπάρχουν συναρτήσεις αξιολόγησης ιδιοτήτων που **τιμωρούν** ιδιότητες που οδηγούν σε υπερβολικό **κατακερματισμό** των παραδειγμάτων εκπαίδευσης (π.χ. gain ratio: κέρδος πληροφορίας που παρέχει η ιδιότητα / εντροπία ιδιότητας).
- **Ιδιότητες με συνεχείς τιμές.**
 - Π.χ. ιδιότητες με τιμές **πραγματικούς** αριθμούς.
 - Μετατροπή σε **ιδιότητες διακριτών τιμών** (π.χ. μία τιμή για κάθε υποδιάστημα του αρχικού πεδίου τιμών).
 - Υπάρχουν αλγόριθμοι που εντοπίζουν τα καλύτερα **σημεία διαχωρισμού** των πεδίων τιμών συνεχών ιδιοτήτων.

Αλγόριθμος τυχαίου δάσους (random forest)



- Κατασκευάζουμε **πολλά δέντρα απόφασης** (δάσος):
 - Κάθε δέντρο εκπαιδεύεται σε διαφορετική παραλλαγή του συνόλου εκπαίδευσης, χρησιμοποιώντας διαφορετικό υποσύνολο των διαθέσιμων ιδιοτήτων.
 - Ακολουθούμε τη γνώμη της **πλειοψηφίας των δέντρων**.

Αλγόριθμος τυχαίου δάσους – συνέχεια

- **Σύνολα εκπαίδευσης** των δέντρων του δάσους:
 - Αν το αρχικό σύνολο εκπαίδευσης έχει N παραδείγματα, κάθε παραλλαγή του συνόλου εκπαίδευσης έχει και αυτή N παραδείγματα, που επιλέγονται τυχαία με επανατοποθέτηση από το αρχικό σύνολο εκπαίδευσης («bagging»).
- **Σύνολα ιδιοτήτων** των δέντρων του δάσους:
 - Αν έχουμε συνολικά M διαθέσιμες ιδιότητες, δίνουμε σε κάθε δέντρο ένα τυχαίο υποσύνολο $m < M$ διαθέσιμων ιδιοτήτων (m σταθερό για όλα τα δέντρα).
- Μορφή **συλλογικής μάθησης** (ensemble learning):
 - Συνδυάζουμε ταξινομητές που κάνουν διαφορετικά λάθη.
 - Το Τυχαίο Δάσος έχει συνήθως καλύτερες επιδόσεις από μεμονωμένα δέντρα αλλά γίνεται πιο δύσκολη η εξήγηση των αποφάσεων.

Evaluating classifiers

- **Accuracy** (correct decisions/total decisions) is **not always a good evaluation measure!**
 - If we have two classes and one is much more frequent (e.g., 80% of instances), a **majority classifier** that always classifies in the most frequent class will have an accuracy of 80%!

- **Precision of a class:**

- **How many of the instances classified in the class** (true positives + false positives) **are true members** of the class (true positives).

$$\text{Precision} = \frac{TP}{TP + FP}$$

$$\text{Recall} = \frac{TP}{TP + FN}$$

- **Recall of a class:**

- **How many of the true members** of a class (true positives + false negatives) **are classified in the class** (true positives).

Evaluating classifiers – continued

- **F-measure:**
$$F_{\beta} = \frac{(\beta^2 + 1) \cdot \text{Precision} \cdot \text{Recall}}{\beta^2 \cdot \text{Precision} + \text{Recall}}$$
 - **Combination of precision and recall** (weighted harmonic mean).
 - For $\beta = 1$, **equal importance to precision and recall**. (But the harmonic mean is closer to the min of the two values than the arithmetic mean.)
- **Averaging precision or recall over n classes:**
 - **Macro-averaging** (equal weight assigned to all classes):

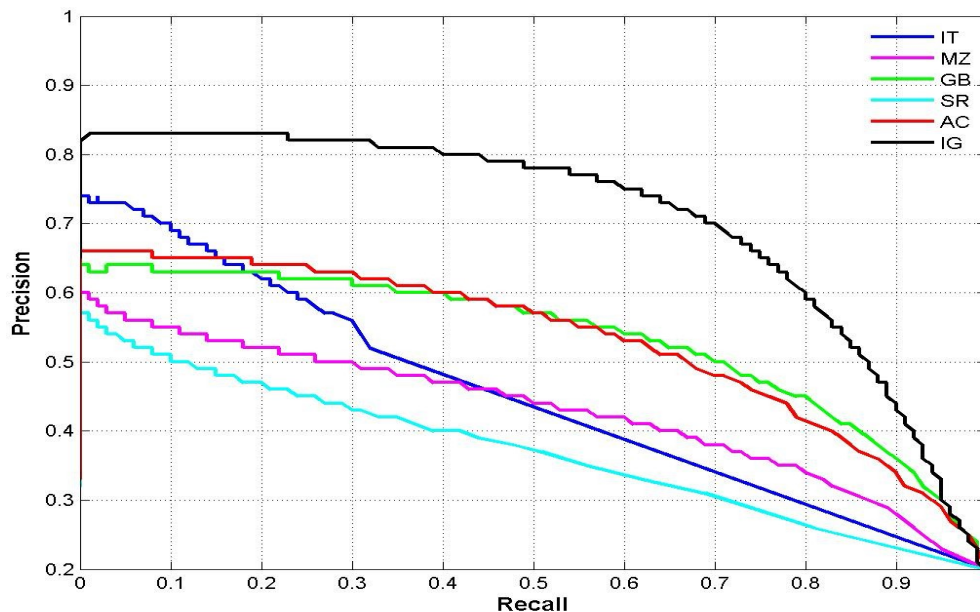
$$\text{MacroPrecision} = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \text{Precision}_i \quad \text{MacroRecall} = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \text{Recall}_i$$

- **Micro-averaging** (frequent classes treated as more important):

$$\text{MicroPrecision} = \frac{\sum_{i=1}^n TP_i}{\sum_{i=1}^n TP_i + FP_i} \quad \text{MicroRecall} = \frac{\sum_{i=1}^n TP_i}{\sum_{i=1}^n TP_i + FN_i}$$

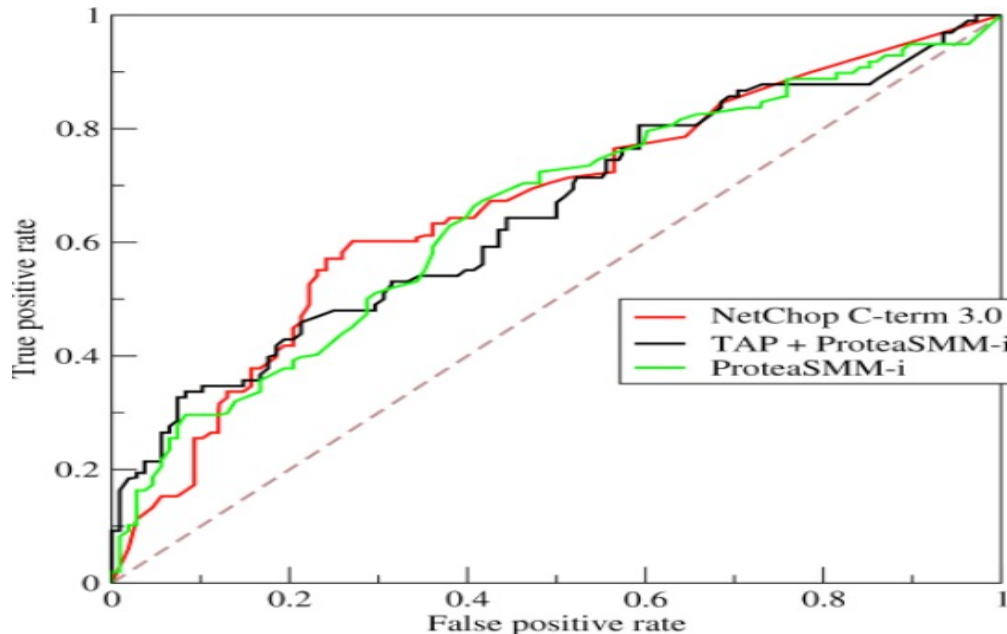
Precision-recall diagrams

- In many algorithms, we can **opt for higher precision** at the expense of **lower recall**, or **vice versa** by **tuning a threshold**.
 - In Naive Bayes: $h(\vec{x}) = 1$ iff $P(C = 1|\vec{x}) > t$
 - For **different values** of the **threshold t** , we obtain **different pairs of precision-recall scores** (on test data).
 - The **larger the area under the curve** (**AUC of Precision-Recall curve**, a.k.a. **Average Precision**) the **better** the system. (AP may be slightly different in IR.)
 - For **multiple classes**, we can **average AP** over classes, obtaining **Mean Average Precision (MAP)**.



ROC curves

- Instead of Precision-Recall curves, it is also common to plot **Receiver Operating Characteristic (ROC)** curves.
 - **True Positive Rate** = $\frac{TP}{TP+FN}$ = **Sensitivity** = Recall of positive class
 - **False Positive Rate** = $\frac{FP}{FP+TN}$ = $1 - \frac{TN}{TN+FP}$ = **1 - Specificity**
= 1 - Recall of negative class
 - The **larger** the **AUC** (of ROC curve) the **better** the system.



Βιβλιογραφία

- Russel & Norvig (4^η έκδοση): ενότητες 19.3, 19.8.2, 19.9.3.
 - Όσοι ενδιαφέρονται μπορούν να διαβάσουν προαιρετικά και τις υπόλοιπες ενότητες του κεφαλαίου 19.
- Βλαχάβας κ.ά: ενότητα 18.5, 18.12.
 - Όσοι ενδιαφέρονται μπορούν να διαβάσουν προαιρετικά (εκτός εξεταστέας ύλης) και τις υπόλοιπες ενότητες του κεφαλαίου 18.
 - Η γνωστότερη παραλλαγή του ID3 (με κλάδεμα) είναι ο C4.5.