

Μηχανική Μάθηση

Μηχανική Μάθηση: γιατί;

- Απαραίτητη για να μπορεί ο πράκτορας να ανταπεξέρχεται σε άγνωστα περιβάλλοντα
 - Δεν είναι δυνατόν ο σχεδιαστής να προβλέψει όλα τα ενδεχόμενα περιβάλλοντα.
- Χρήσιμη σαν μέθοδος κατασκευής του πράκτορα.
 - Αντί να προγραμματίζουμε την πραγματικότητα ας εκθέσουμε τον πράκτορα στην πραγματικότητα.
- Τροποποιεί τη διαδικασία λήψης απόφασης του πράκτορα έτσι ώστε να βελτιώνεται η απόδοσή του.

Μηχανική μάθηση: τι είναι;

- *Η μελέτη υπολογιστικών μεθόδων για την απόκτηση νέας γνώσης, νέων δεξιοτήτων και νέων τρόπων οργάνωσης της υπάρχουσας γνώσης*
(Carbonell, 1987).
- *Ένα πρόγραμμα υπολογιστή θεωρείται ότι μαθαίνει από την εμπειρία E σε σχέση με μια κατηγορία εργασιών T και μια μετρική απόδοσης P , αν η απόδοσή του σε εργασίες της T , όπως μετράται από την P , βελτιώνεται με την εμπειρία E*
(Mitchell, 1997).
- *Κάτι μαθαίνει όταν αλλάζει τη συμπεριφορά του κατά τέτοιο τρόπο ώστε να αποδίδει καλύτερα στο μέλλον*
(Witten & Frank, 2000).
- **Μάθηση** = απόκτηση νέας γνώσης κατά την αλληλεπίδραση με το περιβάλλον + αξιοποίηση της νέας γνώσης για την βελτίωση της συμπεριφοράς στο περιβάλλον.

Είδη μηχανικής μάθησης

- **Μάθηση με επίβλεψη ή μάθηση με παραδείγματα ή επαγωγική μάθηση**
 - Το σύστημα μαθαίνει μια συνάρτηση από ένα σύνολο δεδομένων. Η συνάρτηση περιγράφει ένα **μοντέλο** στο οποίο εμπίπτουν τα δεδομένα. Κάποιος επιβλέπει το σύστημα και υποδεικνύει τη σωστή τιμή εξόδου της συνάρτησης για τα δεδομένα που εξετάζονται.
- **Μάθηση χωρίς επίβλεψη**
 - Το σύστημα ανακαλύπτει μόνο του συσχετίσεις ή ομάδες σε ένα σύνολο δεδομένων και δημιουργεί **πρότυπα**, χωρίς να γνωρίζει εκ των προτέρων και χωρίς να του υποδεικνύει κάποιος αν υπάρχουν πρότυπα, πόσα είναι αυτά και ποιά είναι.

Επιβλεπόμενη ή επαγωγική μάθηση

- Το σύστημα μαθαίνει μια συνάρτηση f από παραδείγματά της. Η συνάρτηση λέγεται **συνάρτηση στόχου**.
- Ένα **παράδειγμα** είναι ένα ζεύγος $(x, f(x))$, όπου x είναι η είσοδος και $f(x)$ η έξοδος της συνάρτησης. Π.χ.

O	O	X
	X	
X		

, +1

- Το **πρόβλημα**: βρές μια **υπόθεση** h που προσεγγίζει την f , δοθέντος ενός συνόλου παραδειγμάτων (**σύνολο εκπαίδευσης**). Μια υπόθεση είναι **συνεπής** με τα παραδείγματα αν συμφωνεί με την f σε όλα τα παραδείγματα.
- Αυτή είναι μια υπεραπλουστευτική εκδοχή της πραγματικής μάθησης
 - Αγνοεί προϋπάρχουσα γνώση
 - Υποθέτει ντετερμινιστικό, πλήρως παρατηρήσιμο περιβάλλον
 - Υποθέτει ότι υπάρχουν διαθέσιμα παραδείγματα
 - Υποθέτει ότι ο πράκτορας θέλει να μάθει την f

Βασικά προβλήματα στην επαγωγική μάθηση

- **Το πρόβλημα της επαγωγής**
 - Πώς προσδιορίζουμε πότε μια υπόθεση είναι καλή; Μια καλή υπόθεση πρέπει να **γενικεύεται** σωστά, δηλαδή να προβλέπει ορθά παραδείγματα που δεν έχουν εξεταστεί.
- Πώς επιλέγουμε ανάμεσα σε πολλές, **συνεπείς** με τα παραδείγματα, υποθέσεις;
 - Το ξυράφι του Ockham: προτιμήστε την απλούστερη υπόθεση που συμφωνεί με τα παραδείγματα.
- Πώς προσδιορίζουμε αν ένα πρόβλημα μάθησης είναι **εφικτό**;
 - Πώς είμαστε σίγουροι ότι ο χώρος των υποθέσεων H περιλαμβάνει την πραγματική συνάρτηση, αφού δεν γνωρίζουμε ποιά είναι η πραγματική συνάρτηση;

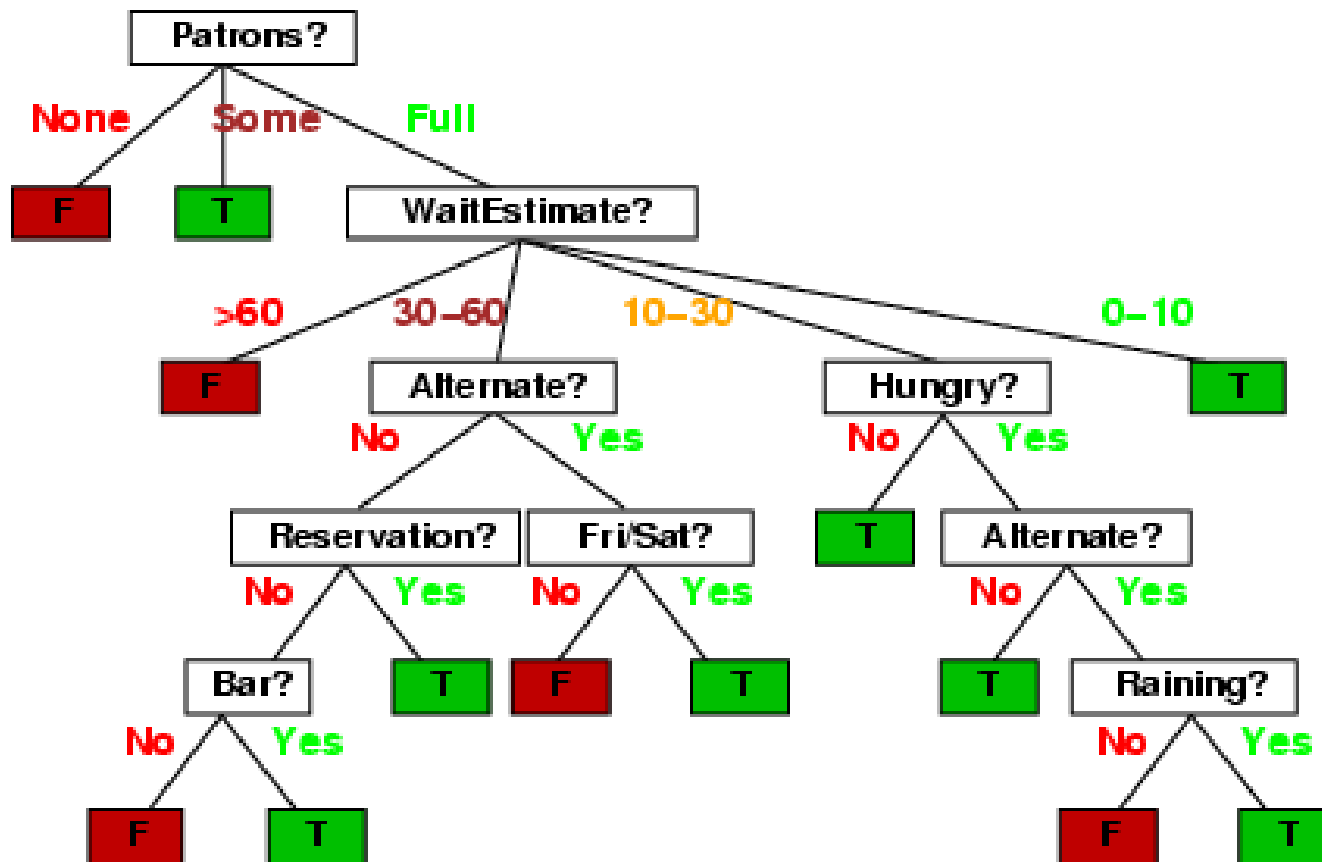
Αναπαράσταση συνόλου εκπαίδευσης

- Τα παραδείγματα περιγράφονται με βάση τα **χαρακτηριστικά** τους (Boolean, διακριτές, ή συνεχείς τιμές). Ταξινομούνται ως **θετικά** ή **αρνητικά**.
- Π.χ. Σύνολο εκπαίδευσης για τη μάθηση της συνάρτησης *Wait*: $X \rightarrow \{0,1\}$.

Example	Attributes										Target
	<i>Alt</i>	<i>Bar</i>	<i>Fri</i>	<i>Hun</i>	<i>Pat</i>	<i>Price</i>	<i>Rain</i>	<i>Res</i>	<i>Type</i>	<i>Est</i>	<i>Wait</i>
X_1	T	F	F	T	Some	\$\$\$	F	T	French	0–10	T
X_2	T	F	F	T	Full	\$	F	F	Thai	30–60	F
X_3	F	T	F	F	Some	\$	F	F	Burger	0–10	T
X_4	T	F	T	T	Full	\$	F	F	Thai	10–30	T
X_5	T	F	T	F	Full	\$\$\$	F	T	French	>60	F
X_6	F	T	F	T	Some	\$\$	T	T	Italian	0–10	T
X_7	F	T	F	F	None	\$	T	F	Burger	0–10	F
X_8	F	F	F	T	Some	\$\$	T	T	Thai	0–10	T
X_9	F	T	T	F	Full	\$	T	F	Burger	>60	F
X_{10}	T	T	T	T	Full	\$\$\$	F	T	Italian	10–30	F
X_{11}	F	F	F	F	None	\$	F	F	Thai	0–10	F
X_{12}	T	T	T	T	Full	\$	F	F	Burger	30–60	T

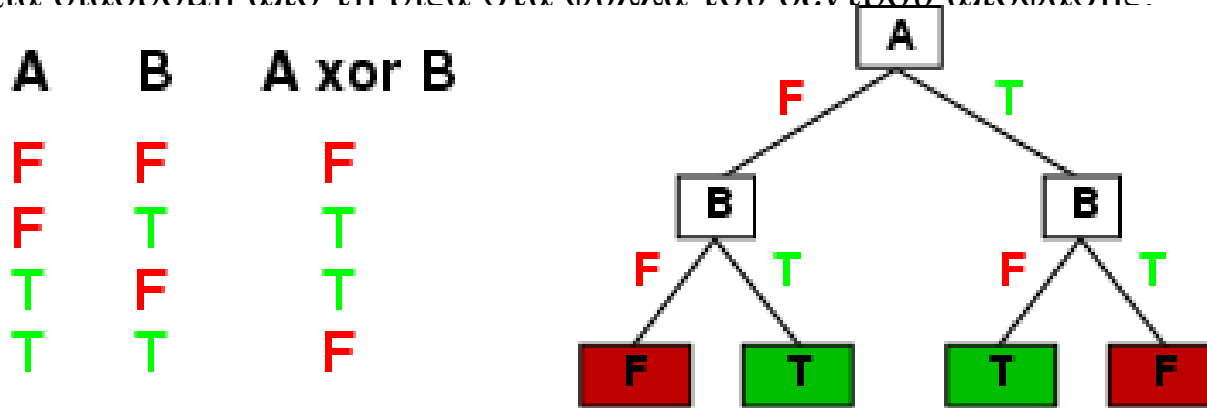
Αναπαράσταση υποθέσεων: Δέντρα απόφασης

- Το πραγματικό δέντρο απόφασης για τη συνάρτηση $Wait: X \rightarrow \{0,1\}$.



Εκφραστικότητα δέντρων απόφασης

- Τα δέντρα απόφασης μπορούν να αναπαραστήσουν οποιαδήποτε συνάρτηση των χαρακτηριστικών εισόδου.
- Π.χ. Για Boolean συναρτήσεις κάθε γραμμή του πίνακα αλήθειας αντιστοιχεί σε μια διαδρομή από τη ρίζα στα φύλλα του δέντρου απόφασης.



- Για οποιοδήποτε σύνολο εκπαίδευσης μπορούμε να κατασκευάσουμε δέντρο απόφασης με τόσα φύλλα όσα τα παραδείγματα και μια διαδρομή για κάθε φύλλο (εκτός αν η f δεν είναι ντετερμινιστική), αλλά αυτό πιθανότατα δεν θα γενικεύεται για νέα παραδείγματα.
- Προτιμούμε να βρούμε πιο **συμπαγή** δέντρα απόφασης.

Πόσο μεγάλος είναι ο χώρος υποθέσεων;

- Πόσα διακριτά δέντρα απόφασης υπάρχουν για n Boolean χαρακτηριστικά;

= Πόσες διακριτές Boolean συναρτήσεις;

=Πόσοι διακριτοί πίνακες αλήθειας με 2^n γραμμές ο καθένας;

- 2^{2^n}
- Π.χ. Για 6 χαρακτηριστικά υπάρχουν 18,446,744,073,709,551,616 δέντρα απόφασης.

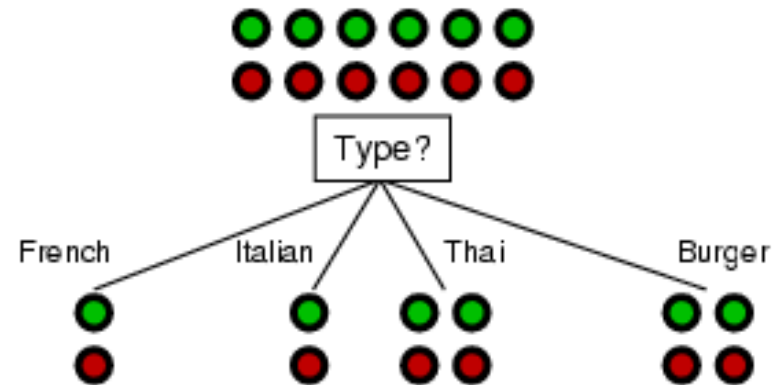
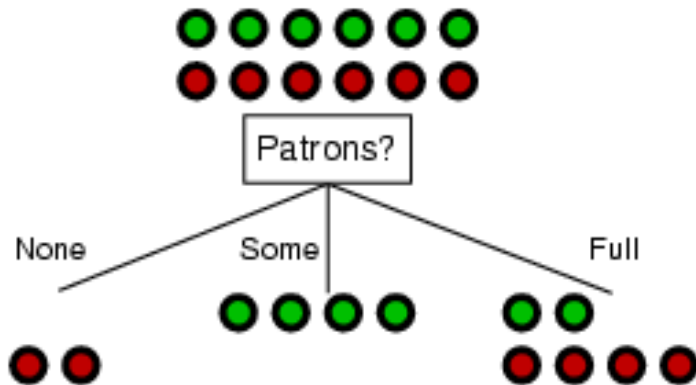
Μάθηση δέντρου απόφασης

- **Στόχος:** Να βρεθεί ένα μικρό δέντρο, συνεπές με το σύνολο εκπαίδευσης.
- **Ιδέα:** (Αναδρομικά) επιλέγεται το «πιο σημαντικό» χαρακτηριστικό σαν ρίζα του (υπο) δέντρου.

```
function DTL(examples, attributes, default) returns a decision tree
  if examples is empty then return default
  else if all examples have the same classification then return the classification
  else if attributes is empty then return MODE(examples)
  else
    best ← CHOOSE-ATTRIBUTE(attributes, examples)
    tree ← a new decision tree with root test best
    for each value  $v_i$  of best do
       $examples_i \leftarrow \{\text{elements of } examples \text{ with } best = v_i\}$ 
      subtree ← DTL(examplesi, attributes − best, MODE(examples))
      add a branch to tree with label  $v_i$  and subtree subtree
    return tree
```

Επιλογή χαρακτηριστικού

- **Ιδέα:** ένα καλό χαρακτηριστικό διαχωρίζει το σύνολο εκπαίδευσης σε υποσύνολα που, στην ιδανική περίπτωση περιλαμβάνουν μόνο θετικά ή μόνο αρνητικά παραδείγματα.
- Π.χ. Το *Patrons* είναι καλύτερη επιλογή από το *Type*. Δίνει **πληροφορία** για την ταξινόμηση των παραδειγμάτων.



Πληροφορία (1)

- Πληροφορία = απάντηση σε ερώτηση.
- Η **ποσότητα** πληροφορίας που περιέχεται σε μια απάντηση εξαρτάται από την προηγούμενη γνώση που έχουμε. Όσο λιγότερα ξέρω για την απάντηση αρχικά, τόσο περισσότερη πληροφορία περιέχεται στην απάντηση.
- Η **θεωρία της πληροφορίας** μετρά το περιεχόμενο πληροφορίας σε bits. 1 bit είναι αρκετό για να απαντηθεί μια boolean ερώτηση με εκ των προτέρων πιθανότητα $<0.5, 0.5>$.
- Γενικά, αν οι ενδεχόμενες n απαντήσεις σε μια ερώτηση έχουν εκ των προτέρων πιθανότητες $\langle P_1, \dots, P_n \rangle$ το **περιεχόμενο πληροφορίας** I της πραγματικής απάντησης είναι

$$I(\langle P_1, \dots, P_n \rangle) = \sum_{i=1}^n -P_i \log_2 P_i$$

Πληροφορία (2)

- Έστω ότι έχουμε p θετικά και n αρνητικά παραδείγματα στο σύνολο εκπαίδευσης. Η ερώτηση που μας ενδιαφέρει είναι «για ένα δεδομένο παράδειγμα, ποιά είναι η σωστή ταξινόμηση;»
- Μια εκτίμηση της ποσότητας πληροφορίας που περιέχεται σε μια σωστή απάντηση είναι

$$I\left(\left\langle \frac{p}{p+n}, \frac{n}{p+n} \right\rangle\right) = -\frac{p}{p+n} \log_2 \frac{p}{p+n} - \frac{n}{p+n} \log_2 \frac{n}{p+n}$$

Στο παράδειγμα του εστιατορίου έχουμε $p=n=6$ οπότε χρειαζόμαστε 1 bit πληροφορίας.

- Κάθε χαρακτηριστικό A διαχωρίζει το σύνολο εκπαίδευσης E σε υποσύνολα E_i , καθένα από τα οποία (ελπίζουμε) χρειάζεται λιγότερη πληροφορία για να ολοκληρωθεί η ταξινόμηση.
- Έστω ότι ένα E_i έχει p_i θετικά και n_i αρνητικά παραδείγματα. Τότε για να ταξινομηθεί ένα νέο παράδειγμα, χρειάζονται

$$I\left(\left\langle \frac{p_i}{p_i + n_i}, \frac{n_i}{p_i + n_i} \right\rangle\right) \text{ bits}$$

Πληροφορία (3)

- Ο αναμενόμενος αριθμός bits που απαιτούνται για να ταξινομηθεί ένα παράδειγμα , μετά τον έλεγχο του χαρακτηριστικού A , σε όλα τα κλαδιά του δέντρου απόφασης είναι

$$rem(A) = \sum_i \frac{p_i + n_i}{p + n} I \left(\left\langle \frac{p_i}{p_i + n_i}, \frac{n_i}{p_i + n_i} \right\rangle \right)$$

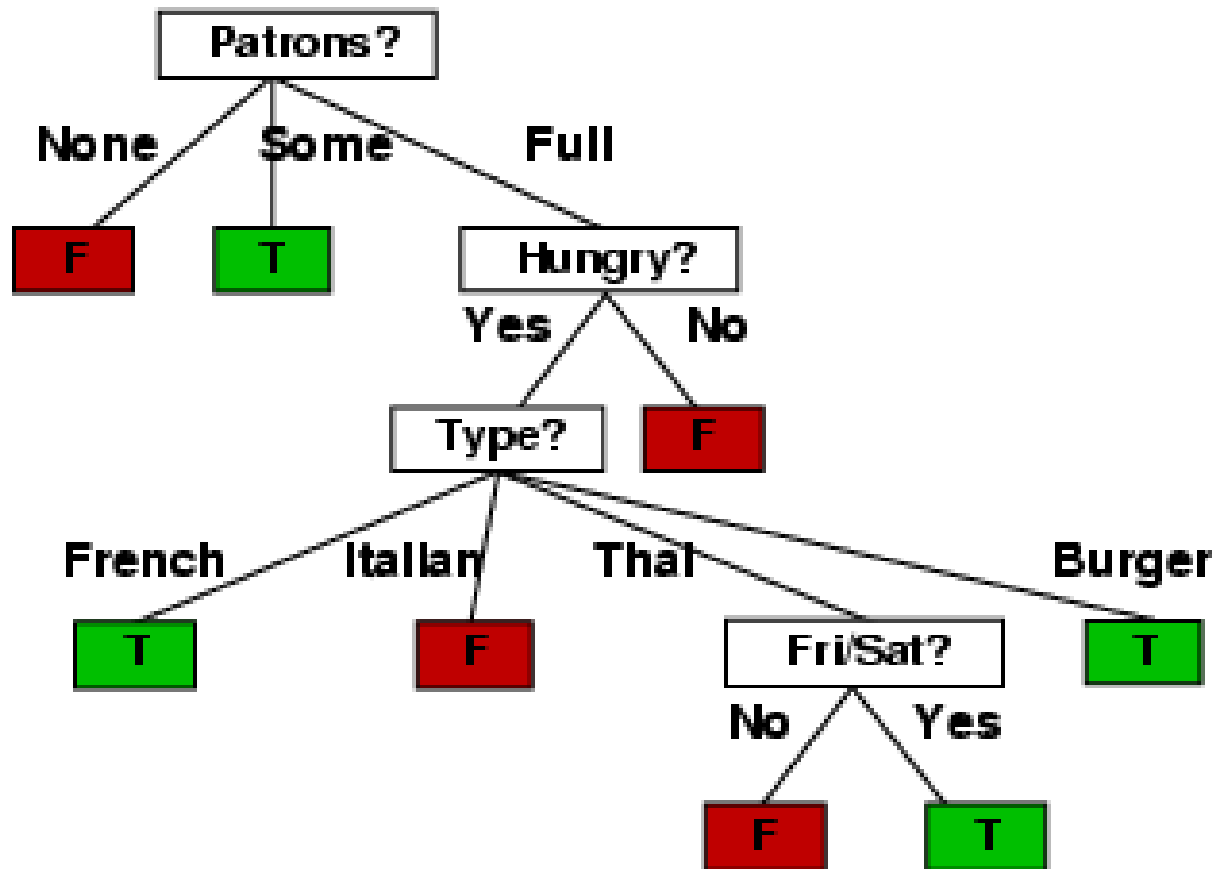
- Οπότε το κέρδος πληροφορίας από τον έλεγχο ενός χαρακτηριστικού A είναι η διαφορά μεταξύ της πληροφορίας που απαιτούνταν αρχικά και της πληροφορίας που απαιτείται μετά τον έλεγχο, δηλαδή

$$IG(A) = I \left(\left\langle \frac{p}{p + n}, \frac{n}{p + n} \right\rangle \right) - rem(A)$$

- Καλύτερο χαρακτηριστικό είναι αυτό με το μεγαλύτερο κέρδος (ή αλλιώς, αυτό με το μικρότερο υπόλοιπο).

Το δέντρο απόφασης που προκύπτει

- Απλούστερο από το πραγματικό. Δεν υπάρχει λόγος για πιο πολύπλοκη υπόθεση με βάση το μικρό αριθμό παραδειγμάτων στο σύνολο εκπαίδευσης.



Αποτίμηση

- Πώς ξέρουμε ότι $h \approx f$; (το πρόβλημα της επαγωγής του Hume)
- Δοκιμάζουμε την h σε ένα καινούριο σύνολο παραδειγμάτων (**σύνολο ελέγχου**) με την ίδια κατανομή. Κάνουμε μάθηση-δοκιμή για διαφορετικού μεγέθους σύνολα εκπαίδευσης και ελέγχου και παρακολουθούμε την **καμπύλη μάθησης**.
- Καμπύλη μάθησης = % ορθότητας στο σύνολο ελέγχου ως συνάρτηση του μεγέθους του συνόλου εκπαίδευσης.

