



Ιόνιο Πανεπιστήμιο  
Τμήμα Πληροφορικής  
Πρόγραμμα Μεταπτυχιακών Σπουδών  
«Ψηφιακές Εφαρμογές & Καινοτομία»

## Τεχνολογίες Ευφυούς Διαχείρισης Ανθρωπιστικών Δεδομένων

Φοίβος Μυλωνάς  
fmylonas@ionio.gr

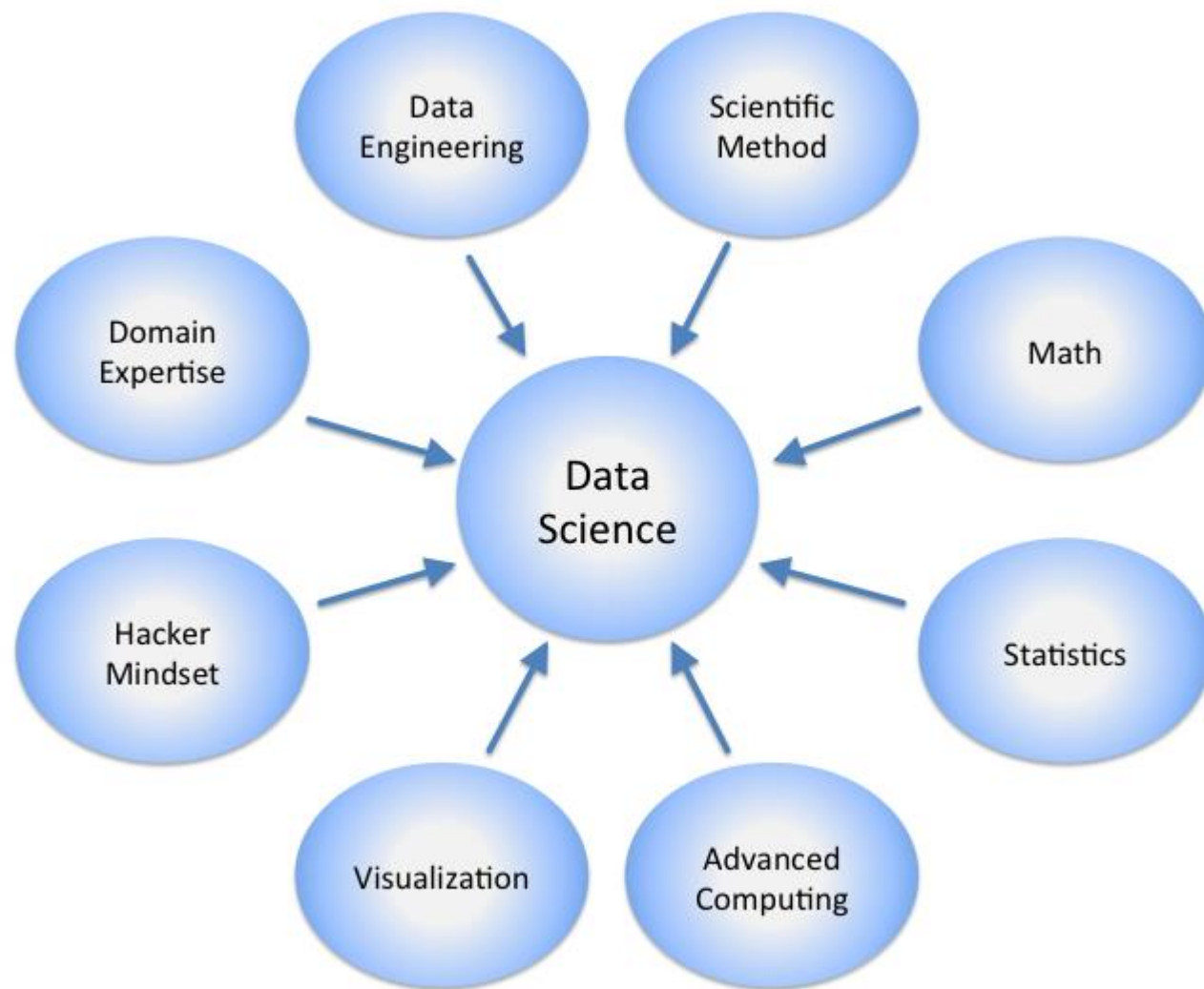
### Ορισμοί, Θέματα Κατηγοριοποίησης & Συσταδοποίησης

Προετοιμασία & οργάνωση διαφανειών: Φ. Λαζαρίνης

- ❏ Εισαγωγικά στοιχεία Εξόρυξης Δεδομένων
- ❏ Προ-επεξεργασία
- ❏ Συσταδοποίηση (clustering)
  - k-means, DBSCAN
- ❏ Κατηγοριοποίηση (classification)
  - Δέντρα Απόφασης, Κανόνες, Νευρωνικά, Naïve Bayes Δίκτυα, SVMss

# Τι είναι η Εξόρυξη Δεδομένων;

- Με απλά λόγια είναι:
  - Αποδοτικές τεχνικές για να αναλύσουμε πολύ μεγάλες συλλογές από δεδομένα και να εξάγουμε χρήσιμες πληροφορίες από αυτά
- **Επιστήμη των Δεδομένων** (Data Science)
  - Είναι ένας καινούριος όρος, ο οποίος ήρθε να αντικαταστήσει προγενέστερους όρους, όπως **Ανακάλυψη Γνώσης από Βάσεις Δεδομένων** (Knowledge Discovery in Data-base) ή **Εξόρυξη Δεδομένων** (Data Mining).



Πηγή: [https://en.wikipedia.org/wiki/Data\\_science](https://en.wikipedia.org/wiki/Data_science)

# Παραδείγματα δεδομένων (1)

- **Κυβερνητικά:**
  - IRS (εφορία), δημογραφικά δεδομένα, «ΔΙΑΥΓΕΙΑ», ...
- **Αρχεία κειμένου** (document data)
  - Web ως συλλογή κειμένων: δισεκατομμύρια σελίδες
  - Wikipedia: 4 εκατομμύρια λήμματα (που συνεχώς αυξάνονται)
  - Online συλλογές επιστημονικών άρθρων
- **Μεγάλες εταιρίες**
  - WALMART: 20M συναλλαγές την ημέρα
  - MOBIL: 100 TB γεωλογικά σύνολα δεδομένων
  - AT&T 300 M κλήσεις την ημέρα
  - Εταιρίες πιστωτικών καρτών

# Παραδείγματα δεδομένων (2)

- Επιστημονικά

- NASA, EOS project: 50 GB την ώρα

- Παράδειγμα: Διαδικτυακά δεδομένα

- Web: 50 δισεκατομμύρια σελίδες διασυνδεδεμένες
  - Facebook: 400 εκατομμύρια χρήστες
  - MySpace: 300 εκατομμύρια χρήστες
  - Instant messenger: ~ 1 δισεκατομμύρια χρήστες
  - Blogs: 250 εκατομμύρια blogs

# Εξόρυξη Δεδομένων (Ορισμός)

- Πολύ μεγάλα σύνολα δεδομένων (data sets)
- (1) η διαδικασία **ανακάλυψης** (discovery) **προτύπων** (patterns) που πριν δεν ήταν γνωστά, ισχύουν, είναι πιθανόν χρήσιμα και είναι κατανοητά
- (2) η **ανάλυση** τους για να βρούμε **μη αναμενόμενες** σχέσεις ανάμεσα στα δεδομένα καθώς και να τα **συνοψίσουμε** με νέους τρόπους που είναι κατανοητοί και χρήσιμοι στους χρήστες

# Γιατί είναι χρήσιμη; Εμπορική πλευρά

- Πολλά δεδομένα συγκεντρώνονται και εισάγονται σε αποθήκες δεδομένων ή είναι διαθέσιμα στο διαδίκτυο
  - Αγορές σε πολύ-καταστήματα/αλυσίδες
  - Συναλλαγές με τράπεζες/πιστωτικές κάρτες
  - Web, web logs
  - Network traffic
  - Κοινωνικά δίκτυα (emails, συστήματα δικτύωσης)
- Σχεδιασμός καλύτερων συστημάτων
  - Αποφυγή spam, αποδοτικότητα
- Μεγάλος ανταγωνισμός
  - Παροχή καλύτερων, προσωπικών υπηρεσιών σε κάποιο πεδίο (fraud detection, target marketing)

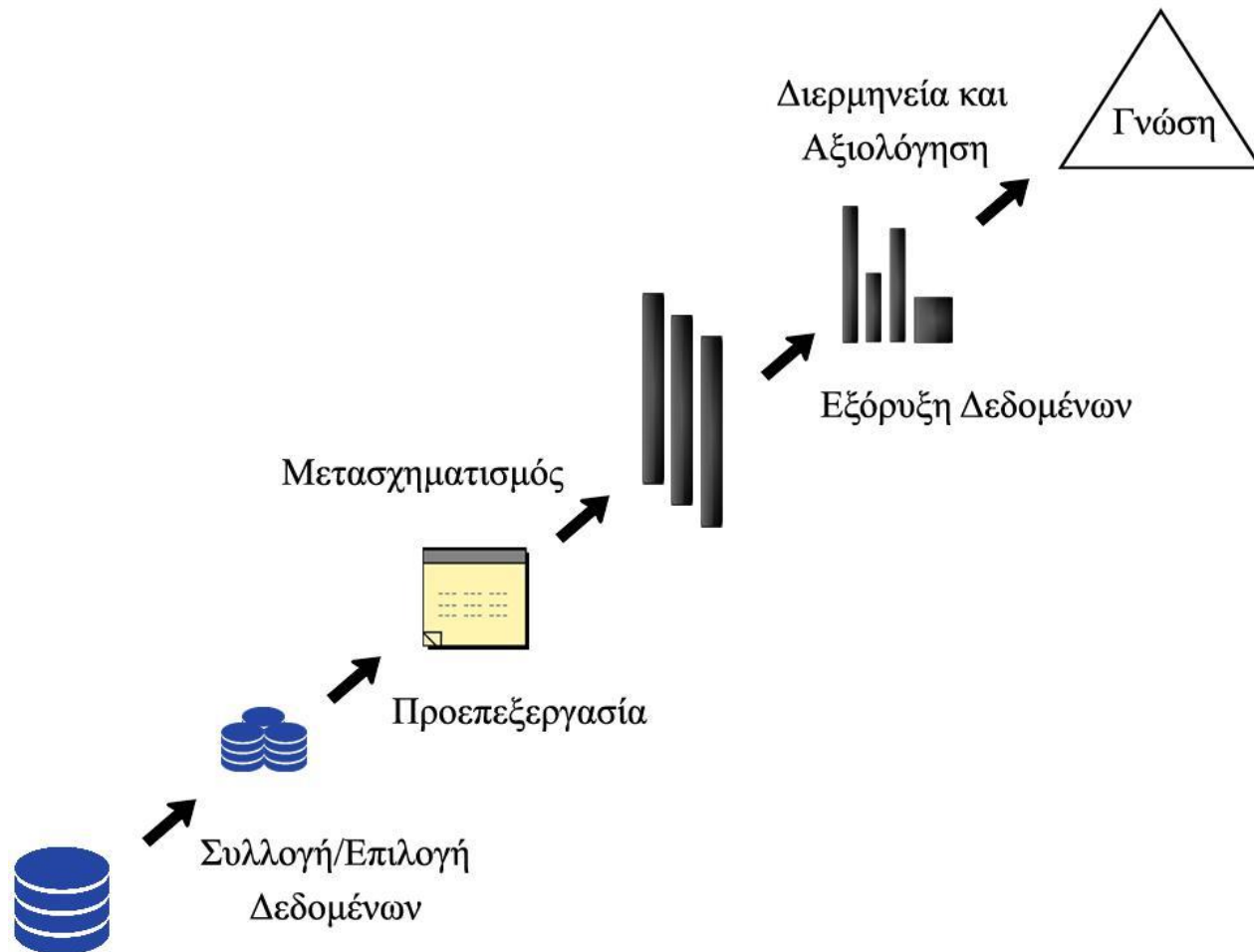
# Γιατί είναι χρήσιμη; Επιστημονική πλευρά

- Τα δεδομένα συλλέγονται και αποθηκεύονται σε τρομερές ταχύτητες (GB/hour)
  - Απομακρυσμένοι αισθητήρες (remote sensors) σε δορυφόρους
  - Τηλεσκόπια στον ουρανό
  - Microarrays που παράγουν γονιδιακά δεδομένα
  - Επιστημονικές προσομοιώσεις που παράγουν terabytes δεδομένων
- Η εξόρυξη δεδομένων μπορεί να βοηθήσει τους επιστήμονες
  - Στην κατηγοριοποίηση και την τμηματοποίηση των δεδομένων
  - Στη διατύπωση υποθέσεων

# Ανακάλυψη Γνώσης από Βάσεις Δεδομένων

- Συλλογή Δεδομένων (Data Collection)
- Προεπεξεργασία Δεδομένων (Preprocessing)
- Μετασχηματισμός Δεδομένων (Transformation)
- **Εξόρυξη Δεδομένων (Data Mining)**
- Διερμηνεία και Αξιολόγηση (Interpretation/Evaluation)

# Βασικά στάδια Ανακάλυψης Γνώσης από Βάσεις Δεδομένων



# Προεπεξεργασία

- Ένα απλό παράδειγμα

| Ετήσιο Εισόδημα | Πιστοληπτική ικανότητα | Έγκριση δανείου |
|-----------------|------------------------|-----------------|
| 15000           | Μέτρια                 | Ναι             |
| 12000           | Κακή                   | Όχι             |
|                 | Μέτρια                 | Όχι             |
| 50000           | Καλή                   | Ναι             |
| 30000           |                        | Ναι             |
| 16000           | Κακή                   | Όχι             |

- Διαγραφή ολόκληρης της γραμμής;
- Αναζήτηση και καταχώρηση της πραγματικής τιμής;
- Χρήση μιας σταθερής τιμής για όλες τις χαμένες τιμές;
- Αντικατάσταση της χαμένης τιμής με τη μέση τιμή της στήλης;

# Γιατί χρειάζεται η προεπεξεργασία;

- Χαμένες Τιμές
- Θορυβώδη Δεδομένα
- Κανονικοποίηση
- Κατασκευή νέων πεδίων
- Μείωση Διαστάσεων (δηλ. στηλών) και Επιλογή Χαρακτηριστικών

Δείτε περισσότερες πληροφορίες:

[http://repository.kallipos.gr/pdfviewer/web/viewer.html?file=/bitstream/11419/1234/2/Kef.\\_7.pdf](http://repository.kallipos.gr/pdfviewer/web/viewer.html?file=/bitstream/11419/1234/2/Kef._7.pdf)

# Είδη/Τεχνικές Εξόρυξης Δεδομένων (συνοπτικά)

- **Ομαδοποίηση (συσταδοποίηση) – clustering**
  - χωρίζουμε τα δεδομένα σε ομάδες από «όμοια» σύνολα
- **Κανόνες συσχέτισης (Association rule mining)**
  - βρίσκουμε συσχετίσεις ανάμεσα στα δεδομένα, π.χ. ποια δεδομένα εμφανίζονται συχνά μαζί σε συναλλαγές
- **Κατηγοριοποίηση (Classification)**
  - κατηγοριοποιούμε τα δεδομένα τοποθετώντας τα σε μια (ή περισσότερες) από έναν αριθμό από δοσμένες κατηγορίες

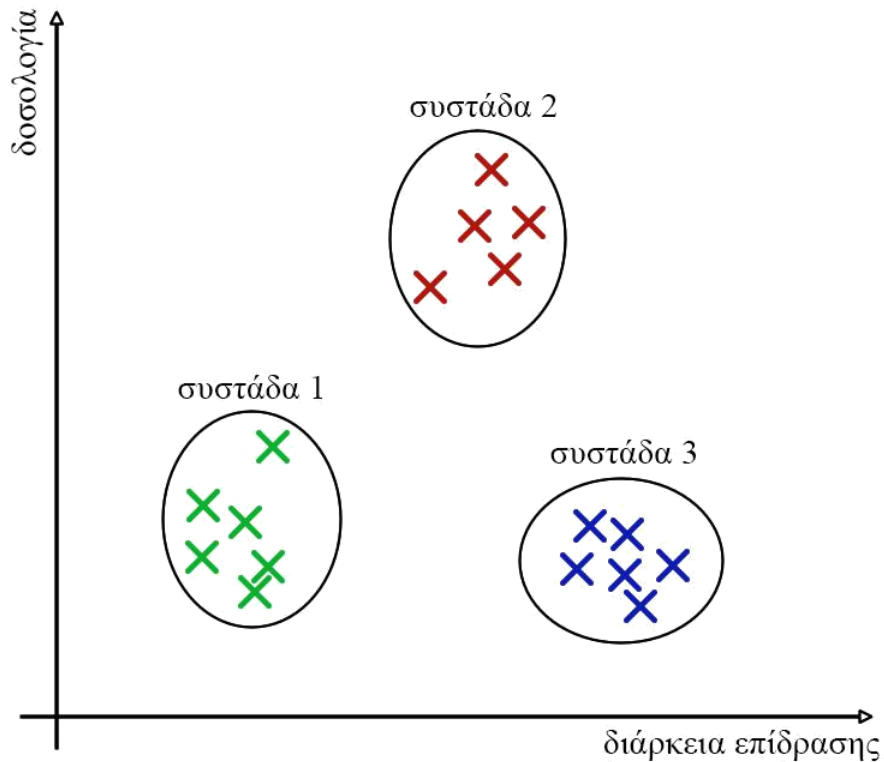
# Κατηγοριοποίηση

- Πρόκειται για μια προγνωστική (προβλεπτική) μέθοδο.
  - Στόχος είναι η δημιουργία ενός μοντέλου – κατηγοριοποιητή (classifier) με βάση τα υπάρχοντα δεδομένα.
  - Ουσιαστικά, είναι η μάθηση μιας συνάρτησης, η οποία απεικονίζει ένα αντικείμενο σε μια κλάση (ή κατηγορία).

# Συσταδοποίηση

- Η συσταδοποίηση (clustering) είναι μια περιγραφική μέθοδος.
  - Έχοντας ένα σύνολο δεδομένων, στόχος της συσταδοποίησης είναι η δημιουργία **συστάδων** (**clusters**), δηλαδή ομάδων, οι οποίες θα περιέχουν όμοια ή παρεμφερή δείγματα.
  - Ουσιαστικά αναζητείται ένα πεπερασμένο σύνολο κατηγοριών ή συστάδων, για να περιγράψει τα δεδομένα. Οι κατηγορίες μπορεί να είναι αμοιβαία αποκλειόμενες και εξαντλητικές ή να έχουν μία πιο σύνθετη αναπαράσταση, όπως για παράδειγμα ιεραρχικές και επικαλυπτόμενες.

# Παράδειγμα συσταδοποίησης



# Παράδειγμα συσταδοποίησης

- Στόχος: Χωρισμός των καταναλωτών σε ομάδες έτσι ώστε τα μέλη κάθε ομάδας να είναι ο στόχος για μια συγκεκριμένη πολιτική marketing
- Προσέγγιση:
  - Συγκέντρωση διαφορετικών γνωρισμάτων για τους καταναλωτές
  - Ορισμός «ομοιότητας» ανάμεσα στους πελάτες
  - Δημιουργία ομάδων με όμοιους πελάτες
  - Μέτρηση της ποιότητας της ομαδοποίησης (πχ παρατηρώντας τις αγοραστικές συνήθειες στην ίδια ομάδα και ανάμεσα σε διαφορετικές ομάδες)

# Γενική εικόνα της διαδικασίας εξόρυξης...

- Εκμάθηση του πεδίου εφαρμογής
  - Σχετική προηγούμενη γνώση και τους στόχους της εφαρμογής
- Δημιουργία του συνόλου δεδομένων: data selection
- Καθαρισμός και προ-επεξεργασία των δεδομένων: (έως και 60% της συνολικής προσπάθειας)
- Ελάττωση δεδομένων και μετασχηματισμοί
  - Χρήσιμα χαρακτηριστικά, ελάττωση διαστάσεων κλπ
- Επιλογή λειτουργίας εξόρυξης δεδομένων
  - πχ, συσταδοποίηση, ταξινόμηση, κλπ
- Επιλογή του αλγορίθμου εξόρυξης δεδομένων
- Εξόρυξη Δεδομένων: αναζήτηση προτύπων ενδιαφέροντος
- Εκτίμηση προτύπων και αναπαράσταση γνώσης
  - οπτικοποίηση, μετασχηματισμοί, απομάκρυνση περιττών προτύπων, κλπ
- Χρήση της γνώσης

# Για περισσότερες εισαγωγικές έννοιες και παραδείγματα

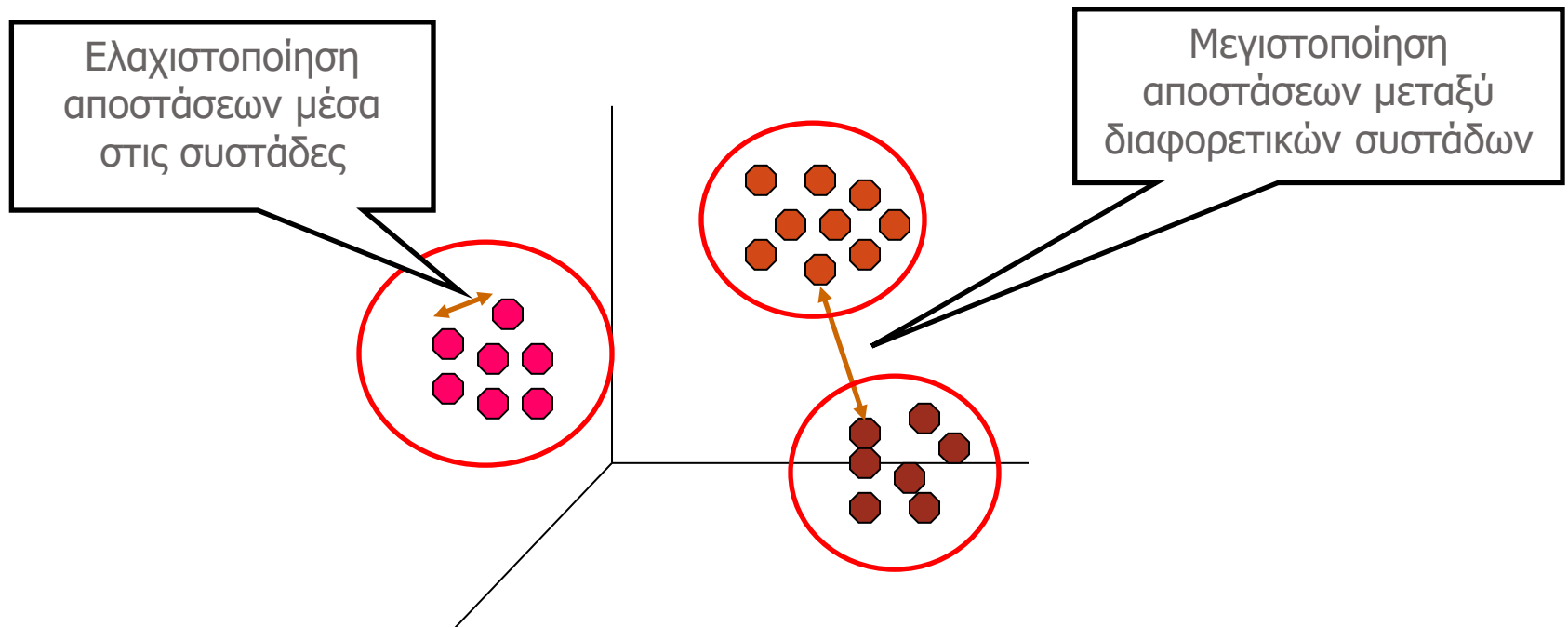
- «Κεφάλαιο 1: Εισαγωγή στην Εξόρυξη Δεδομένων» του δωρεάν βιβλίου «Η ΕΠΙΣΤΗΜΗ ΤΩΝ ΔΕΔΟΜΕΝΩΝ ΜΕΣΑ ΑΠΟ ΤΗ ΓΛΩΣΣΑ R.», Βερύκιος, Βασίλειος, Καγκλής, Βασίλειος, Σταυρόπουλος, Ηλίας
- <http://repository.kallipos.gr/handle/11419/2965>

# Συσταδοποίηση (clustering)

- Στο πρόβλημα της συσταδοποίησης μας δίνεται ένα σύνολο δεδομένων, χωρίς τις αντίστοιχες κλάσεις ή ετικέτες και χρειαζόμαστε κάποιον αλγόριθμο, ο οποίος θα ομαδοποιήσει αυτόματα τα δεδομένα σε συστάδες.
- Οι συστάδες που δημιουργούνται θέλουμε να διαχωρίζουν ορθά τα δεδομένα.
  - Αυτό πρακτικά σημαίνει ότι μια συστάδα θέλουμε να απαρτίζεται από αντικείμενα, όπου κάθε αντικείμενο είναι **πιο κοντά** σε κάθε άλλο αντικείμενο της ίδιας συστάδας απ' ό,τι σε κάποιο άλλο αντικείμενο διαφορετικής συστάδας.

# Βασικός στόχος

- Εύρεση συστάδων (ομάδων) αντικειμένων έτσι ώστε τα αντικείμενα σε κάθε συστάδα να είναι **όμοια** (ή να σχετίζονται) και **διαφορετικά** (ή μη σχετιζόμενα) από τα αντικείμενα των άλλων συστάδων



# Εφαρμογές

- ομαδοποίηση γονιδίων και πρωτεϊνών που έχουν την ίδια λειτουργία,
- εικόνες,
- χαρακτηριστικά ασθενειών
- μετοχών με παρόμοια διακύμανση τιμών,
- ομαδοποίηση weblog για εύρεση παρόμοιων προτύπων προσπέλασης,
- ομαδοποίηση σχετιζόμενων αρχείων για browsing,
- ομαδοποίηση κειμένων
- πελάτες με παρόμοια συμπεριφορά



Συσταδοποίηση επιπέδου βροχής

# Διφορούμενη η Έννοια Συστάδας



Αρχικά δεδομένα: Πόσες  
συστάδες υπάρχουν;



Έξι συστάδες



Δύο συστάδες

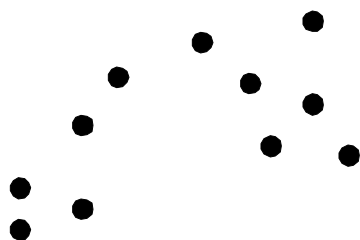


Τέσσερις συστάδες

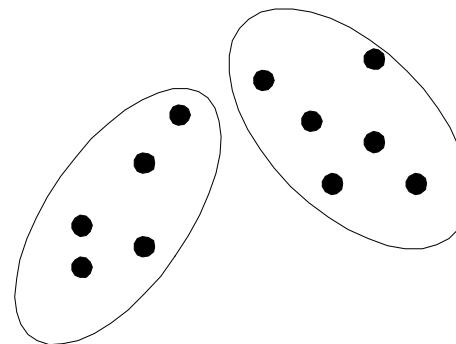
# Τύποι Συσταδοποίησης

- Μία **συσταδοποίηση** είναι ένα σύνολο από συστάδες
- Σημαντική διάκριση: **διαμεριστική** και **ιεραρχική**
- Διαμεριστική:
  - μία διαίρεση των αντικειμένων σε μη επικαλυπτόμενα υποσύνολα
- Ιεραρχική:
  - ένα σύνολο ένθετων συστάδων οργανωμένες σε ένα ιεραρχικό δέντρο
  - Επιτρέπουμε σε μια συστάδα να έχει υπο-συστάδες οργανωμένες σε ένα ιεραρχικό δέντρο

# Διαμεριστική Συσταδοποίηση

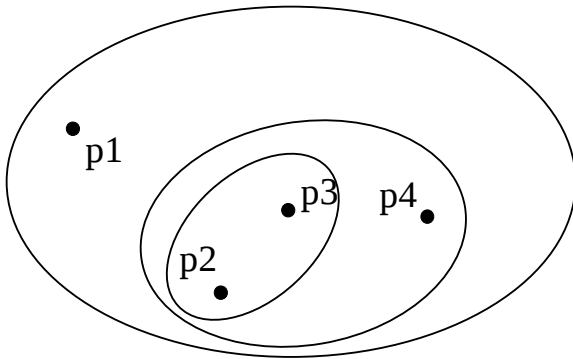


Αρχικά Σημεία

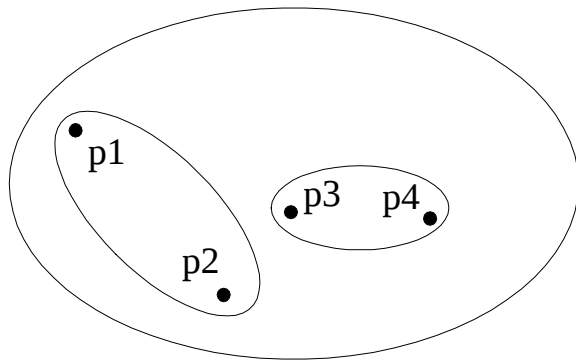


Διαμεριστική Συσταδοποίηση

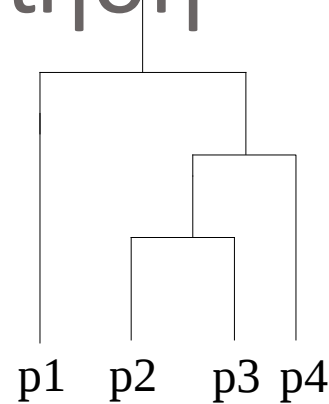
# Ιεραρχική Συσταδοποίηση



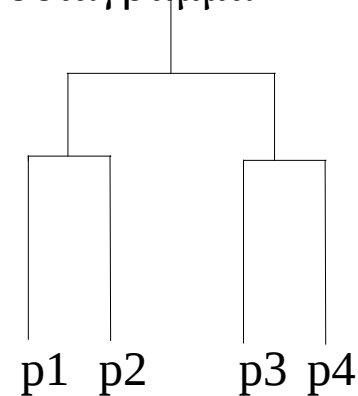
Παραδοσιακή Ιεραρχική  
Συσταδοποίηση



Μη παραδοσιακή Ιεραρχική  
Συσταδοποίηση



Παραδοσιακό  
Δενδροδιάγραμμα



Μη παραδοσιακό Δενδροδιάγραμμα

# Τύποι Συσταδοποιήσεων

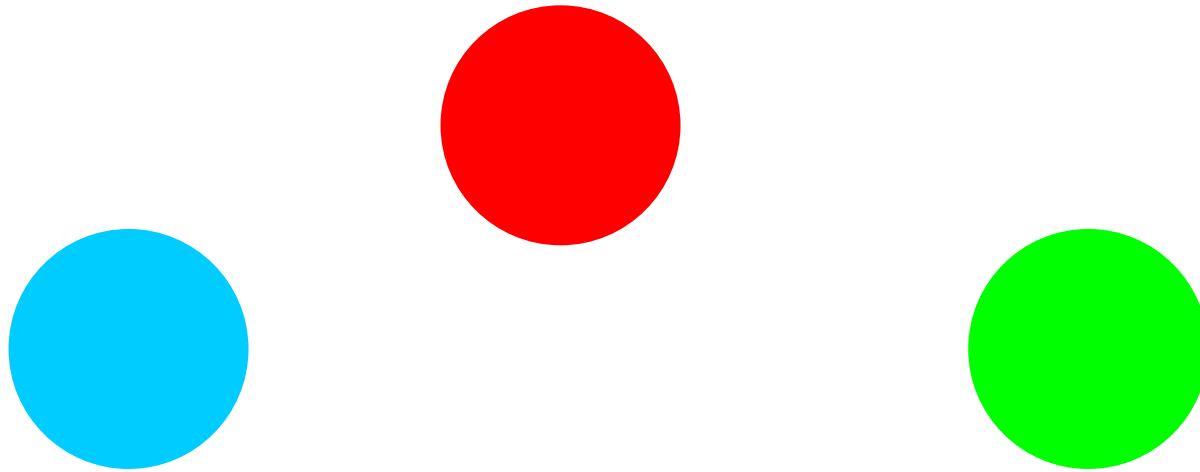
- Καλά διαχωρισμένες
- Βασισμένες σε πρότυπο
- Βασισμένες στη γειτνίαση
- Βασισμένες στην πυκνότητα
- Εννοιολογικές συστάδες

# Ιδιότητες των Δεδομένων Εισόδου

- Μέτρο εγγύτητας/πυκνότητας
- Σποραδικότητα
- Τύποι γνωρισμάτων
- Τύποι δεδομένων
- Θόρυβος και ακραία σημεία

# Τύποι συστάδων: Καλώς Διαχωρισμένες Συστάδες

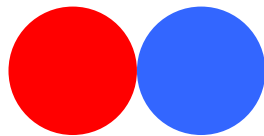
- Μια συστάδα είναι ένα σύνολο από σημεία τέτοια ώστε κάθε σημείο μιας συστάδας είναι κοντινότερο σε (ή πιο όμοιο με) όλα τα άλλα σημεία της συστάδας από ότι σε οποιοδήποτε άλλο σημείο που δεν ανήκει στη συστάδα.



3 καλώς-διαχωρισμένες συστάδες

# Τύποι συστάδων: Συστάδες βασισμένες σε κέντρο ή πρότυπο

- Μια συστάδα είναι ένα σύνολο από αντικείμενα τέτοιο ώστε ένα αντικείμενο στην συστάδα είναι κοντινότερο σε (ή πιο όμοιο με) το «κέντρο» ή πρότυπο της συστάδας από ότι από το κέντρο οποιασδήποτε άλλης συστάδας.
- Το κέντρο της ομάδας είναι συχνά
  - **centroid** (κεντροειδής), ο μέσος όρος των σημείων της συστάδας, ή
  - a **medoid**, το πιο «αντιπροσωπευτικό» σημείο της συστάδας



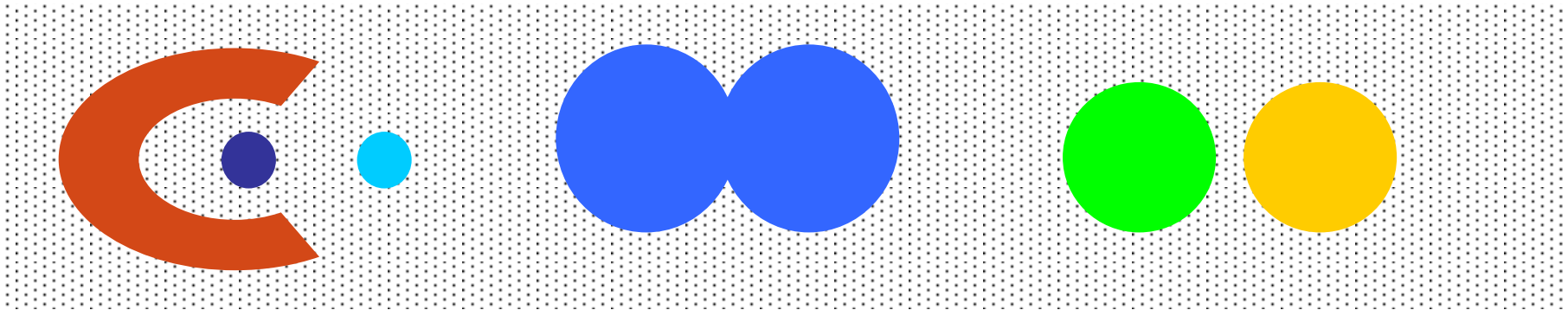
4 συστάδες βασισμένες σε κέντρο



Τείνουν στο να είναι κυκλικές

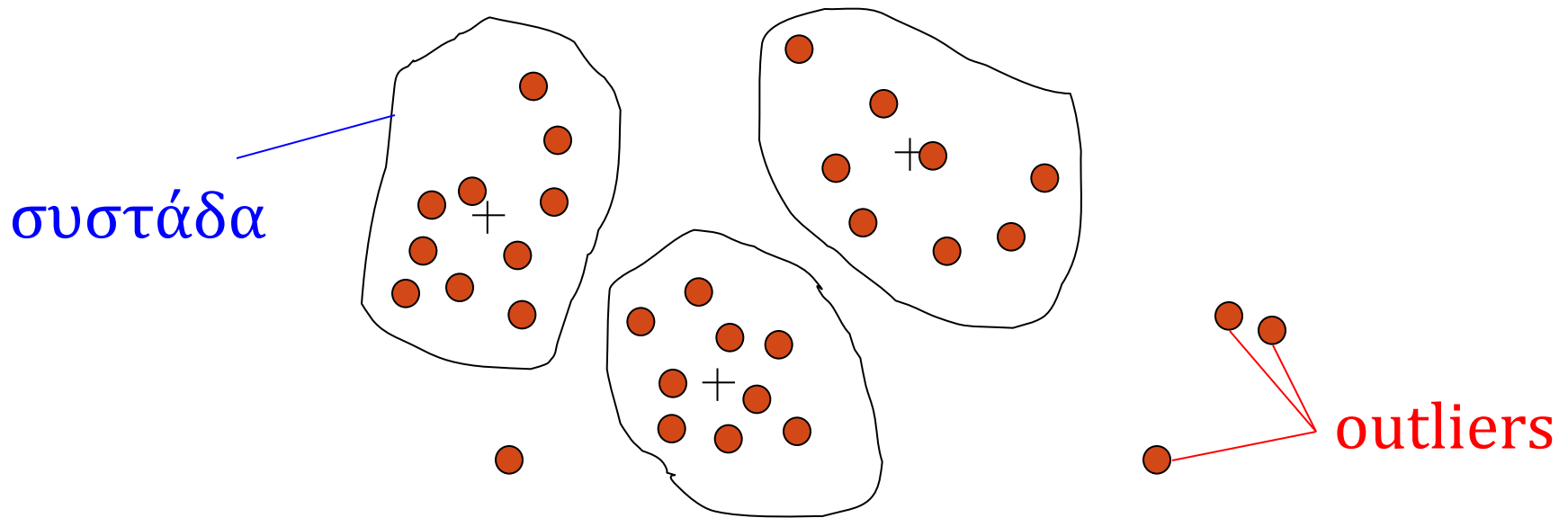
# Τύποι συστάδων: Συστάδες βασισμένες στην πυκνότητα

- Μια συστάδα είναι μια **πυκνή περιοχή** από σημεία την οποία χωρίζουν από άλλες περιοχές μεγάλης πυκνότητας περιοχές χαμηλής πυκνότητας
- Συχνά σε περιπτώσεις συστάδων με μη κανονικό σχήμα ή με αλληλοπλεκόμενα σχήματα ή όταν υπάρχει θόρυβος ή outliers



6 συστάδες βασισμένες στην πυκνότητα

# Προβλήματα με την εύρεση συστάδων



**Outlier** (ακραίο σημείο) τιμές που είναι εξαιρέσεις ως προς τις συνηθισμένες ή αναμενόμενες τιμές

# Γνωστοί μέθοδοι συσταδοποίησης

- K-μέσων και οι παραλλαγές του
- Ιεραρχική συσταδοποίηση
- Συσταδοποίηση βασισμένη στην πυκνότητα

# Συσταδοποίηση K-Μέσων

- Διαμεριστική προσέγγιση
- Κάθε συστάδα σχετίζεται με ένα κέντρο βάρους (κεντρικό σημείο, centroid)
- Κάθε σημείο εκχωρείται στη συστάδα με το κοντινότερο κέντρο βάρους
- Το πλήθος των συστάδων,  $K$ , πρέπει να καθοριστεί, εξ αρχής
- Ο βασικός αλγόριθμος είναι απλός

# Ο βασικός Αλγόριθμος των K-Μέσων

---

1: Επιλογή  $K$  σημείων ως τα αρχικά κεντρικά σημεία

2: **Repeat**

3:     *Ανάθεση όλων των αρχικών σημείων στο κοντινότερο τους από τα  $K$  κεντρικά σημεία*

4:     *Επανα-υπολογισμός του κεντρικού σημείου κάθε συστάδας*

5: **Until** τα κεντρικά σημεία να μην αλλάζουν

---

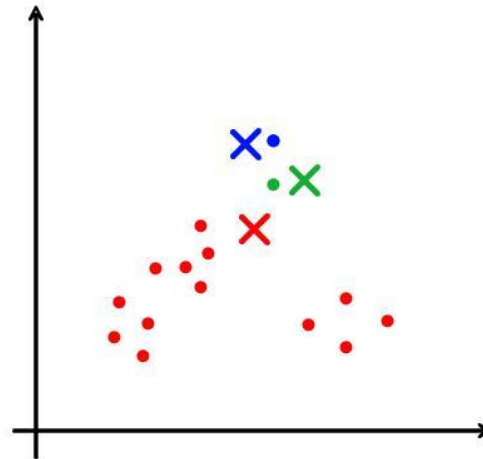
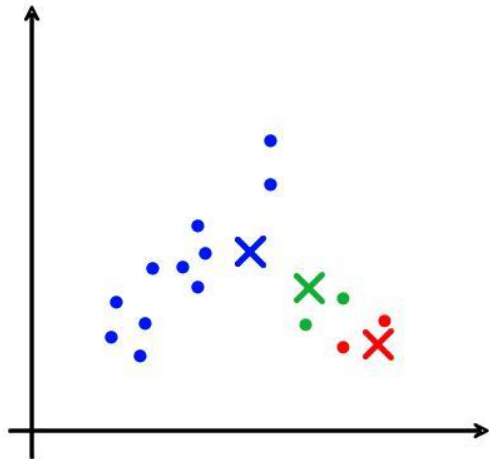
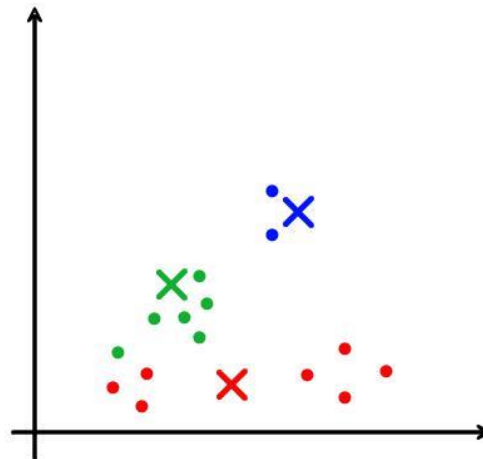
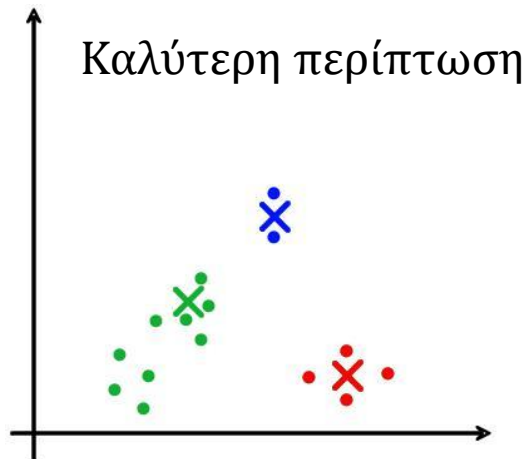
# Κ-Μέσοι ... Λεπτομέρειες

- Τα αρχικά κέντρα βάρους επιλέγονται τυχαία
- Το κέντρο βάρους είναι (τυπικά) ο μέσος των σημείων της συστάδας
- Η «εγγύτητα» μετριέται με την Ευκλείδεια Απόσταση, ομοιότητα συνημιτόνου, συσχέτιση...

$$d(\mathbf{x}, \mathbf{y}) = \sqrt{(y_1 - x_1)^2 + (y_2 - x_2)^2 + \dots + (y_n - x_n)^2} = \sqrt{\sum_{i=1}^n (y_i - x_i)^2}.$$

- Η σύγκλιση γίνεται στις πρώτες επαναλήψεις
- Για την επιλογή του αριθμού των συστάδων δεν υπάρχει κάποιος γενικός κανόνας, ο οποίος να λειτουργεί εγγυημένα

# Τυχαία Αρχικοποίηση Κεντροειδών



Χειρότερη περίπτωση

# Ζητήματα γύρω από τον αλγόριθμο

- Ουσιαστικά, ο αλγόριθμος προσπαθεί επαναληπτικά να «μειώσει» την απόσταση όλων των σημείων από ένα σημείο της συστάδας
- Η πιο συνηθισμένη μέτρηση είναι το άθροισμα των τετράγωνων του λάθους (Sum of Squared Error (SSE))

- Για κάθε σημείο, το λάθος είναι η απόστασή του από την κοντινότερη συστάδα

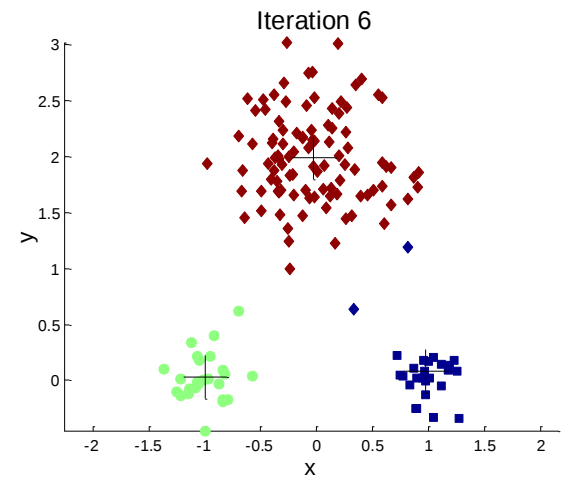
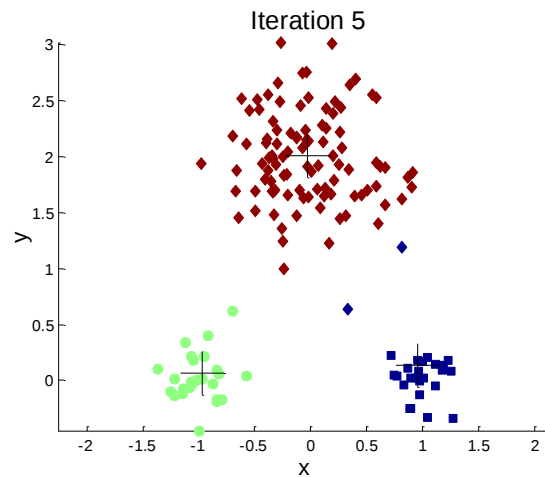
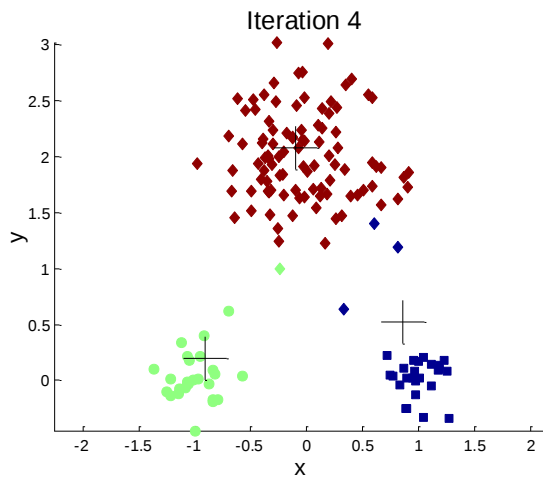
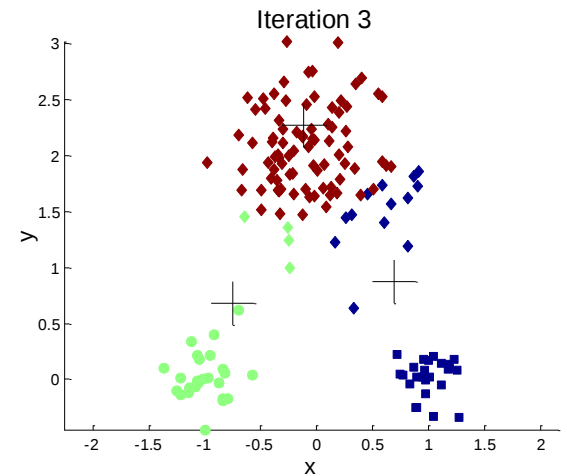
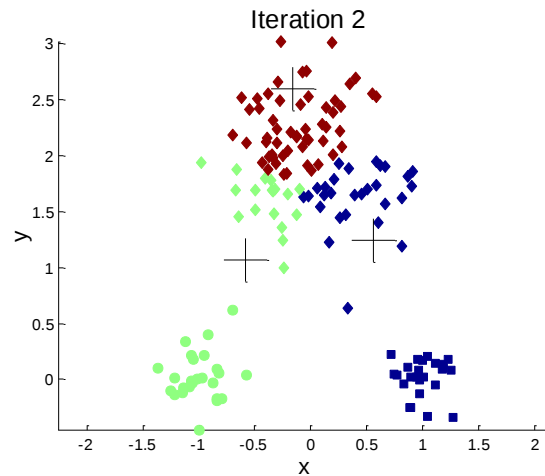
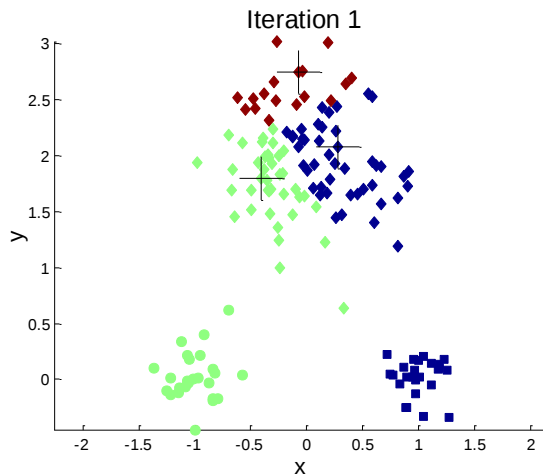
$$SSE = \sum_{i=1}^K \sum_{x \in C_i} dist^2(m_i, x)$$

- Για να πάρουμε το SSE, παίρνουμε το τετράγωνο αυτών των λαθών και τα προσθέτουμε
- Όπου  $dist$  Ευκλείδεια απόσταση,  $x$  είναι ένα σημείο στη συστάδα  $C_i$  και  $m_i$  είναι ο αντιπρόσωπος (κεντρικό σημείο) της συστάδας  $C_i$
- Μπορούμε να δείξουμε ότι το σημείο που ελαχιστοποιεί το SSE για τη συστάδα είναι ο μέσος όρος  $c_i = 1/m_i \sum_{x \in C_i} x$
- Δοθέντων δύο συστάδων, μπορούμε να επιλέξουμε αυτήν με το μικρότερο λάθος

# Εκτίμηση των Συστάδων

- Άθροισμα των τετραγωνικών λαθών (SSE)
- Για κάθε σημείο, το λάθος είναι η απόσταση από την κοντινότερη συστάδα
- Ένας εύκολος τρόπος για την μείωση του *SSE* είναι η αύξηση του *K*, δηλαδή του πλήθους των συστάδων

# K-means: Επιλογή αρχικών σημείων



- Η πολυπλοκότητα του αλγορίθμου k-μέσων είναι  $O(I * n * K * d)$   
n = αριθμός σημείων,  
K = αριθμός συστάδων,  
I = αριθμός επαναλήψεων,  
*d = αριθμός γνωρισμάτων (διάσταση)*

# K-means: Επιλογή αρχικών σημείων

Αν υπάρχουν  $K$  «πραγματικές συστάδες» η πιθανότητα να επιλέξουμε ένα κέντρο από κάθε συστάδα είναι μικρή, συγκεκριμένα αν όλες οι συστάδες έχουν το ίδιο μέγεθος  $n$ , τότε:

$$P = \frac{\text{number of ways to select one centroid from each cluster}}{\text{number of ways to select } K \text{ centroids}} = \frac{K!n^K}{(Kn)^K} = \frac{K!}{K^K}$$

Για παράδειγμα, αν  $K = 10$ , η πιθανότητα είναι  $= 10!/10^{10} = 0.00036$

Ένα από τα μειονεκτήματα του αλγορίθμου k-means είναι το γεγονός ότι δεν υπάρχει κάποιος αυτοματοποιημένος τρόπος επιλογής του  $K$ , δηλαδή του αριθμού των συστάδων (δηλ. των αρχικών σημείων)

# Κάποιες λύσεις για την επιλογή αρχικών σημείων

- Πολλαπλά τρεξίματα
- Βοηθά, αλλά πολλές περιπτώσεις
- Δειγματοληψία και χρήση κάποιας ιεραρχικής τεχνικής
- Επιλογή παραπάνω από  $k$  αρχικών σημείων και μετά επιλογή  $k$  από αυτά τα αρχικά κεντρικά σημεία (πχ τα πιο απομακρυσμένα μεταξύ τους)
- Σταδιακή επιλογή
  - Επιλογή του πρώτου σημείου τυχαία ή ως το μέσο όλων των σημείων
  - Για καθένα από τα υπόλοιπα αρχικά σημεία
  - επέλεξε αυτό που είναι πιο μακριά από τα μέχρι τώρα επιλεγμένα αρχικά σημεία
- Μπορεί να οδηγήσει στην επιλογή outliers
- Ο υπολογισμός του πιο απομακρυσμένου σημείου είναι δαπανηρός
- Συχνά εφαρμόζεται σε δείγματα

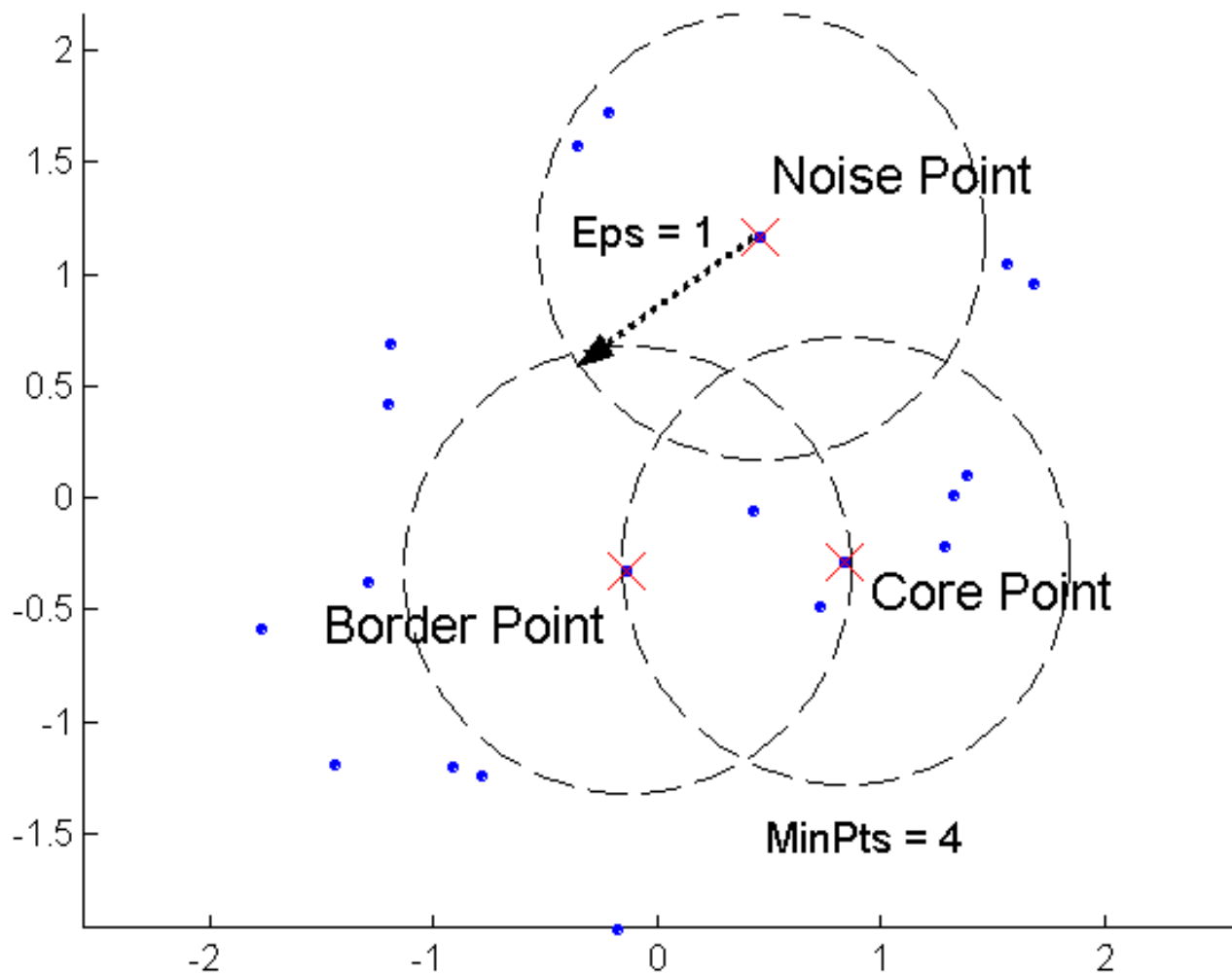
# DBSCAN

- Είναι ένας αλγόριθμος συσταδοποίησης που βασίζεται στην πυκνότητα
- Η πυκνότητα ορίζεται ως το πλήθος των σημείων μέσα σε μία καθορισμένη ακτίνα ( $Eps$ )
- Ένα σημείο αποτελεί **σημείο πυρήνα**, εάν περιέχει περισσότερα από ένα καθορισμένο πλήθος σημείων ( $MinPts$ ) μέσα σε ακτίνα  $Eps$

# DBSCAN

- Τα σημεία πυρήνα βρίσκονται στο εσωτερικό μίας συστάδας
- Ένα **σημείο ορίου** (περιθωρίου) έχει λιγότερα από  $\text{MinPts}$  μέσα σε ακτίνα  $\text{Eps}$ , αλλά βρίσκεται στην γειτονιά ενός σημείου πυρήνα
- Ένα **σημείο θορύβου** είναι οποιοδήποτε σημείο που δεν είναι ούτε σημείο πυρήνα ούτε σημείο ορίου.

# DBSCAN: Σημεία Πυρήνα, Ορίου και Θορύβου



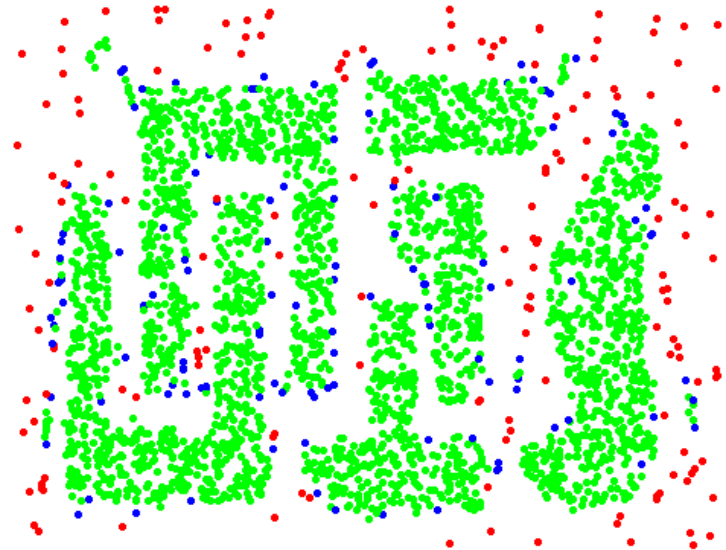
# Αλγόριθμος DBSCAN

1. Όρισε όλα τα σημεία ως σημεία πυρήνα, ορίου, θορύβου
2. Εξάλειψε τα σημεία θορύβου
3. Τοποθέτησε μία ακμή ανάμεσα σε όλα τα σημεία πυρήνα που βρίσκονται εντός απόστασης  $Eps$  μεταξύ τους
4. Όρισε κάθε ομάδα συνδεδεμένων σημείων πυρήνα ως χωριστή συστάδα
5. Εκχώρησε κάθε σημείο ορίου σε μία από τις συστάδες των σημείων πυρήνα

Βήμα 1 & 2



Αρχικά σημεία



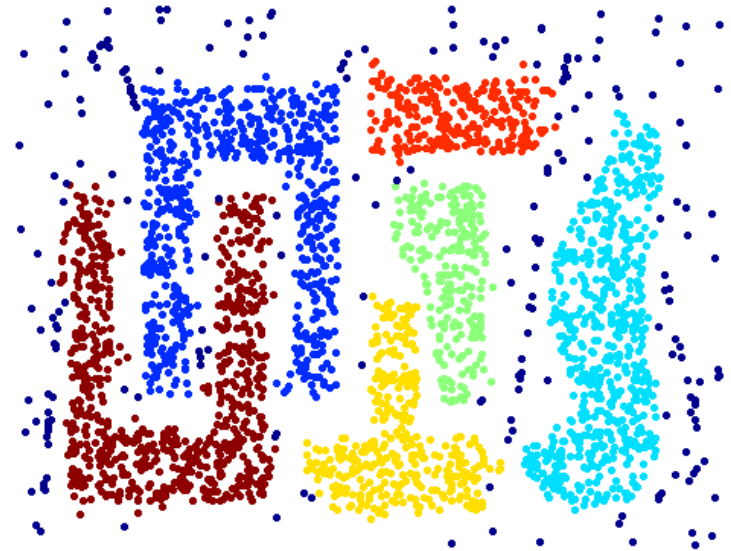
Τύποι σημείων: **core**, **border**  
και **noise**

$Eps = 10$ ,  $MinPts = 4$

Βήμα 3&4



Αρχικά Σημεία



Συστάδες

# Πλεονεκτήματα του αλγορίθμου DBSCAN

- Σε αντίθεση με αλγορίθμους, όπως ο k-means, ο DBSCAN δεν απαιτεί τον εκ των προτέρων προσδιορισμό του αριθμού των συστάδων.
- Μπορεί να καταλήξει σε αυθαίρετα σχήματα συστάδων. Μπορεί να εντοπίσει ακόμα και μια συστάδα, η οποία βρίσκεται γύρω από κάποια άλλη. Αυτό συμβαίνει λόγω της παραμέτρου *MinPts*, η οποία ελαττώνει την εμφάνιση του φαινομένου της αλυσίδας συστάδων. Το φαινόμενο της αλυσίδας συστάδων συμβαίνει, όταν διαφορετικές συστάδες συνδέονται με μια λεπτή γραμμή σημείων-αντικειμένων.
- Έχει καλή ευαισθησία στον θόρυβο και δεν επηρεάζεται από ακραίες τιμές.
- Χρειάζεται μόνο δυο παραμέτρους και έχει μικρή ευαισθησία ως προς τη σειρά εμφάνισης των δεδομένων στη βάση.
- Εφόσον έχουν μελετηθεί τα δεδομένα και έχουν γίνει κατανοητά, ο προσδιορισμός των παραμέτρων *MinPts* και *Eps* δεν είναι δύσκολος.

# Μειονεκτήματα του αλγορίθμου DBSCAN

- Δεν μπορεί να συσταδοποιήσει καλά σύνολα από δεδομένα με μεγάλες διαφορές πυκνότητας, καθώς δεν μπορεί να εντοπιστεί κάποιος συνδυασμός *MinPts-Eps*, που να είναι κατάλληλος για όλες τις συστάδες.
- Αν τα δεδομένα δεν έχουν γίνει κατανοητά, η επιλογή ενός κατωφλίου που να έχει νόημα μπορεί να είναι δύσκολη.

# Δείτε

- [http://repository.kallipos.gr/pdfviewer/web/viewer.html?file=/bitstream/11419/2972/1/02\\_chapter\\_06.pdf](http://repository.kallipos.gr/pdfviewer/web/viewer.html?file=/bitstream/11419/2972/1/02_chapter_06.pdf)
- Κριτήριο αξιολόγησης 1 & Κριτήριο αξιολόγησης 3

# Κατηγοριοποίηση (Classification)

- Η κατηγοριοποίηση αποτελεί μια από τις βασικές εργασίες στο στάδιο της Εξόρυξης Δεδομένων.
- Βασίζεται στην εξέταση των χαρακτηριστικών ενός αντικειμένου, το οποίο, με βάση τα χαρακτηριστικά αυτά, αντιστοιχίζεται σε ένα προκαθορισμένο σύνολο κλάσεων.

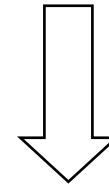
# Παραδείγματα

- Το γενικό πρόβλημα της ανάθεσης ενός αντικειμένου σε μία ή περισσότερες προκαθορισμένες κατηγορίες (κλάσεις), π.χ.
  - 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 πρωτεΐνης ως alpha-helix, beta-sheet, ή random coil
  - Χαρακτηρισμός ειδήσεων ως οικονομικές, αθλητικές, πολιτιστικές, πρόβλεψης καιρού, κλπ

# Ορισμός

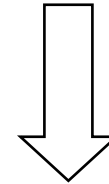
- Κατηγοριοποίηση είναι η διαδικασία εκμάθησης μιας συνάρτησης στόχου (target function) **f** (μοντέλο) που απεικονίζει κάθε σύνολο γνωρισμάτων **x** σε μια από τις προκαθορισμένες ετικέτες κλάσεις **y**.

Σύνολο εγγραφών (**x**)



Μοντέλο

Κατηγοριοποίησης



Ετικέτα κλάσης (**y**)

- Συνήθως το σύνολο δεδομένων εισόδου χωρίζεται σε:
  - ένα σύνολο εκπαίδευσης (training set) και
  - ένα σύνολο ελέγχου (test set)
- Το σύνολο εκπαίδευσης χρησιμοποιείται για να κατασκευαστεί το μοντέλο, ενώ το σύνολο ελέγχου για την επικύρωση του μοντέλου.

# Βήματα Κατηγοριοποίησης

## 1. Κατασκευή Μοντέλου

- Χρησιμοποιώντας το σύνολο εκπαίδευσης (στις εγγραφές του το γνώρισμα της κλάσης είναι προκαθορισμένο)
- Το μοντέλο μπορεί να είναι ένα δέντρο απόφασης, κανόνες, μαθηματικοί τύποι κλπ

## 2. Εφαρμογή Μοντέλου για την κατηγοριοποίηση μελλοντικών ή άγνωστων αντικειμένων

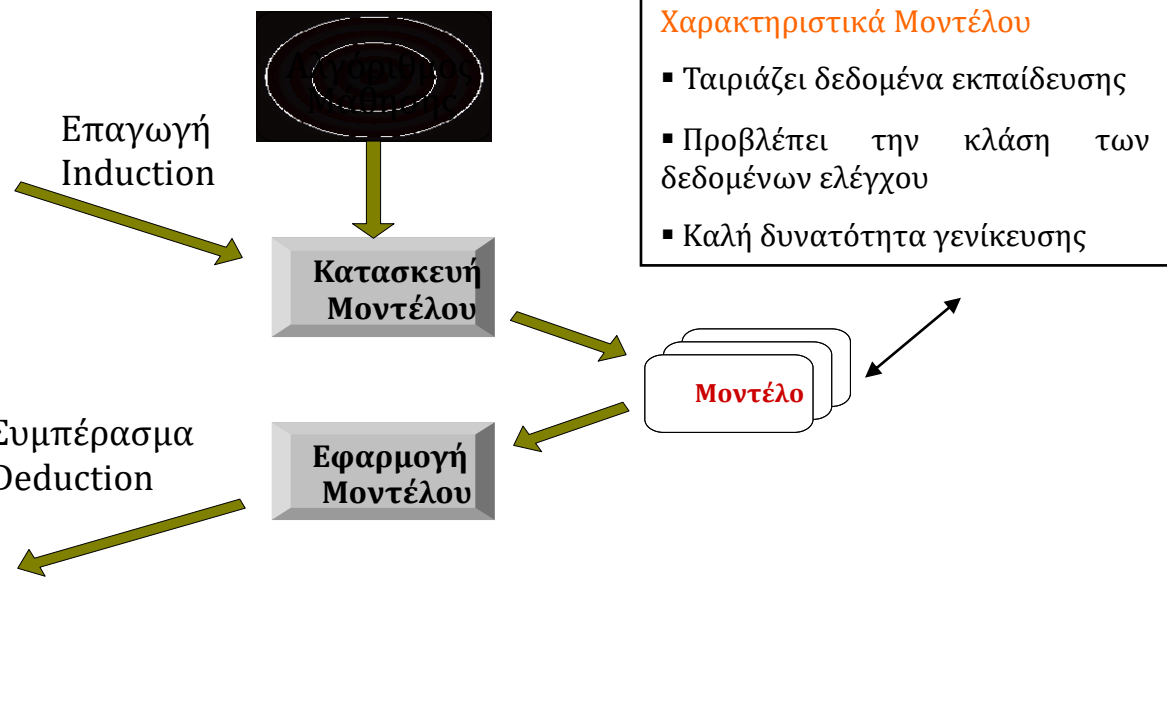
- Εκτίμηση της ακρίβειας του μοντέλου με χρήση συνόλου ελέγχου
- Ρυθμός ακρίβειας: το ποσοστό των εγγραφών του συνόλου ελέγχου που ταξινομούνται σωστά από το μοντέλο

| 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 Σχετικότητας (Relevance analysis) (επιλογή χαρακτηριστικών (γνωρισμάτων) -- feature selection)
  - Απομάκρυνση των μη σχετικών ή περιττών γνωρισμάτων
3. Μετασχηματισμοί Δεδομένων (Data transformation)
  - Κανονικοποίηση ή/και Γενίκευση

# Εκτίμηση Μεθόδων Κατηγοριοποίησης

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

# Τεχνικές κατηγοριοποίησης

- Δέντρα Απόφασης (decision trees)
- Κανόνες (Rule-based Methods)
- Αλγόριθμοι Κοντινότερου Γείτονα
- Memory based reasoning
- Νευρωνικά Δίκτυα
- Naïve Bayes Δίκτυα
- Support Vector Machines
- ...

# 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: Παράδειγμα

Δεδομένα Εκπαίδευσης

κατηγορικό

κατηγορικό

συνεχές

κλάση

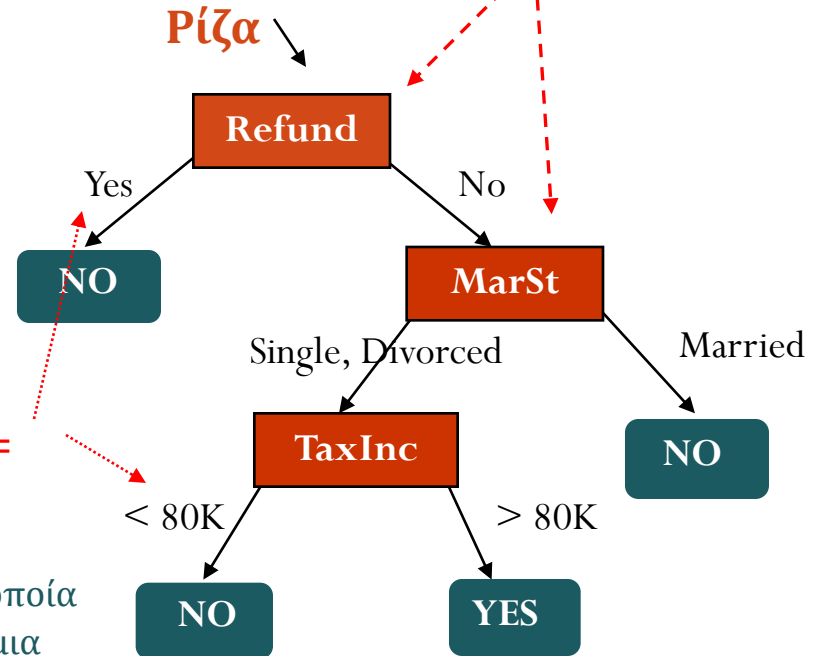
| Tid | Refund | Marital Status | Taxable Income | Cheat |
|-----|--------|----------------|----------------|-------|
| 1   | Yes    | Single         | 125K           | No    |
| 2   | No     | Married        | 100K           | No    |
| 3   | No     | Single         | 70K            | No    |
| 4   | 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   |



Ετικέτα =  
συνθήκη

Φύλλα στα οποία  
αντιστοιχεί μια  
(ετικέτα) κλάση

Πίζα



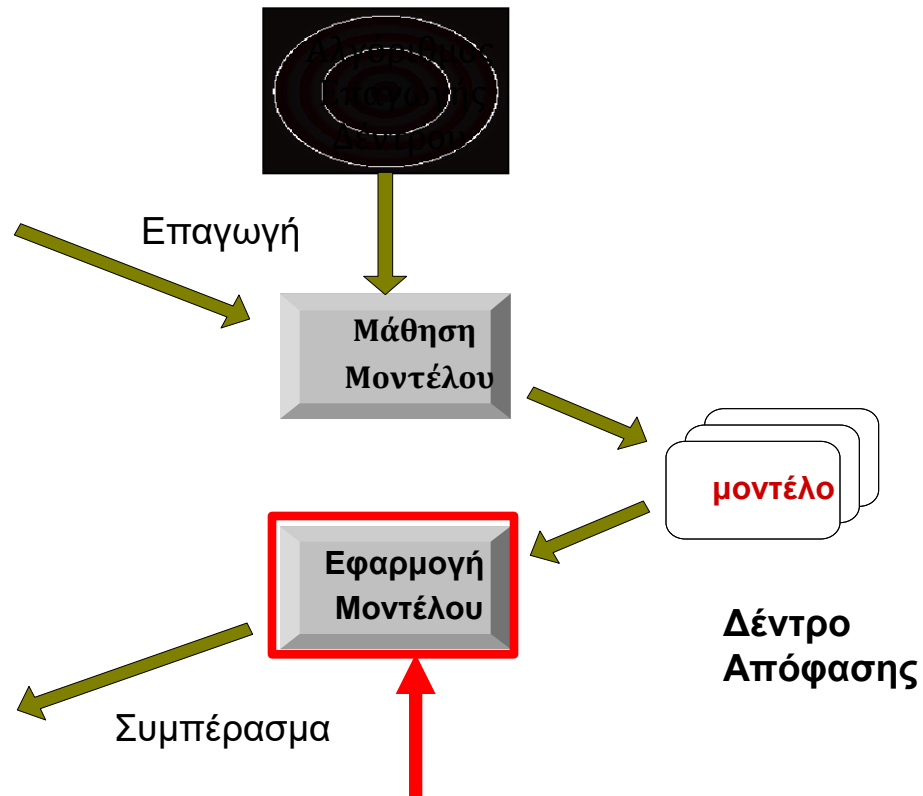
# Δέντρο Απόφασης: Βήματα

| 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   |

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     | ?     |

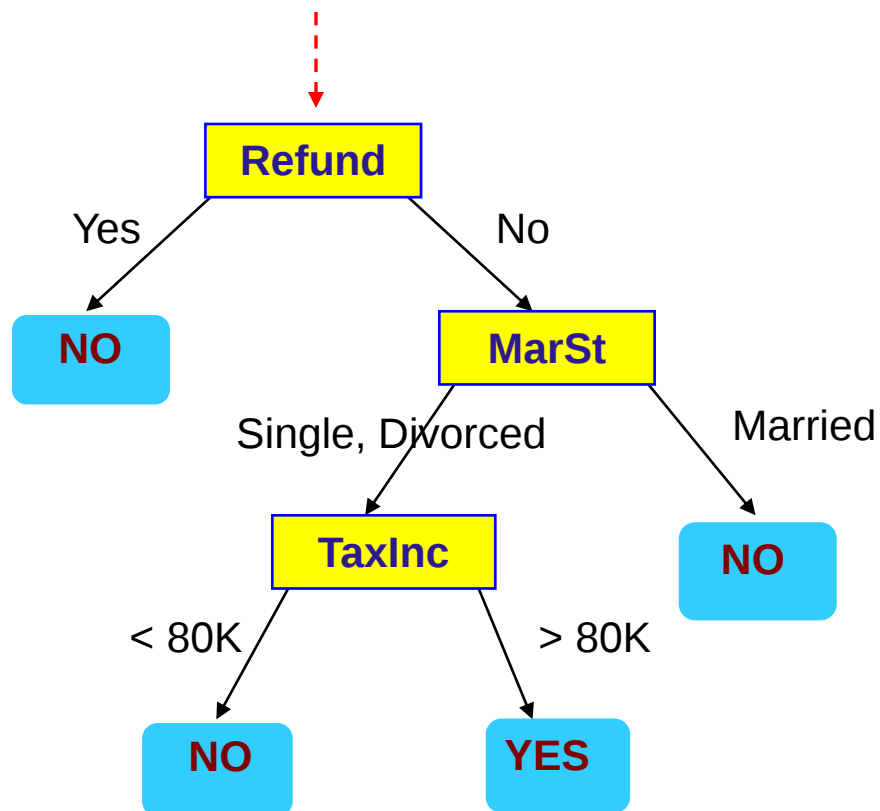
Σύνολο Ελέγχου



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

# Δέντρο Απόφασης: Εφαρμογή Μοντέλου

Ξεκίνα από τη ρίζα του δέντρου.



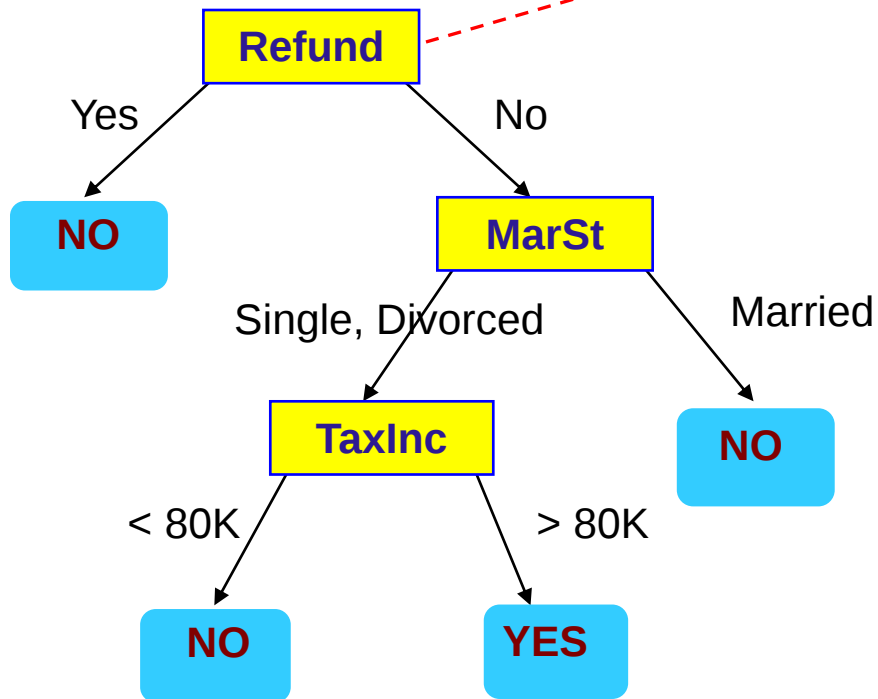
Δεδομένα Ελέγχου

| Refund | Marital Status | Taxable Income | Cheat |
|--------|----------------|----------------|-------|
| No     | Married        | 80K            | ?     |

# Δέντρο Απόφασης: Εφαρμογή Μοντέλου

Δεδομένα Ελέγχου

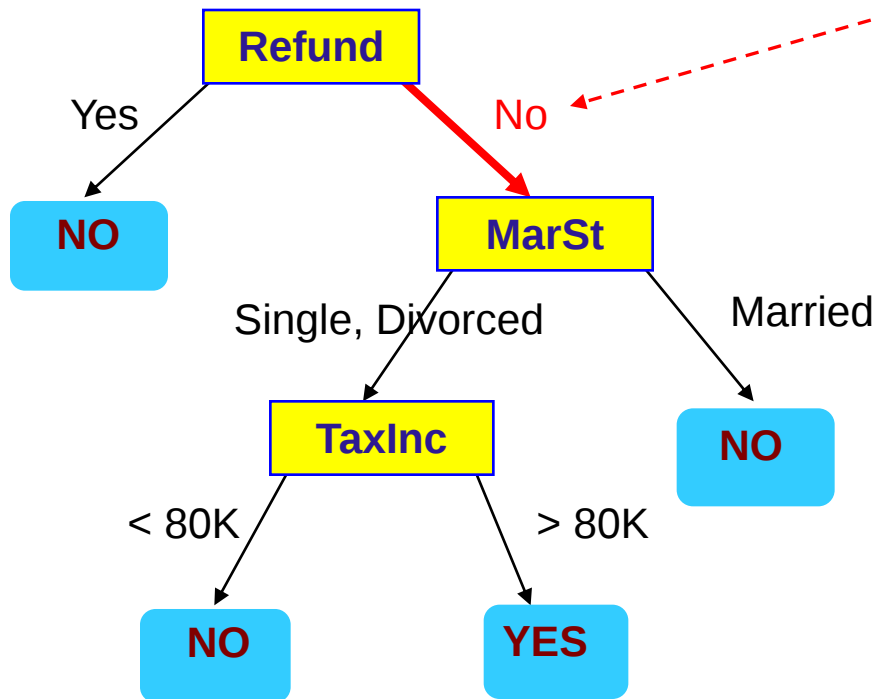
| Refund | Marital Status | Taxable Income | Cheat |
|--------|----------------|----------------|-------|
| No     | Married        | 80K            | ?     |



# Δέντρο Απόφασης: Εφαρμογή Μοντέλου

Δεδομένα Ελέγχου

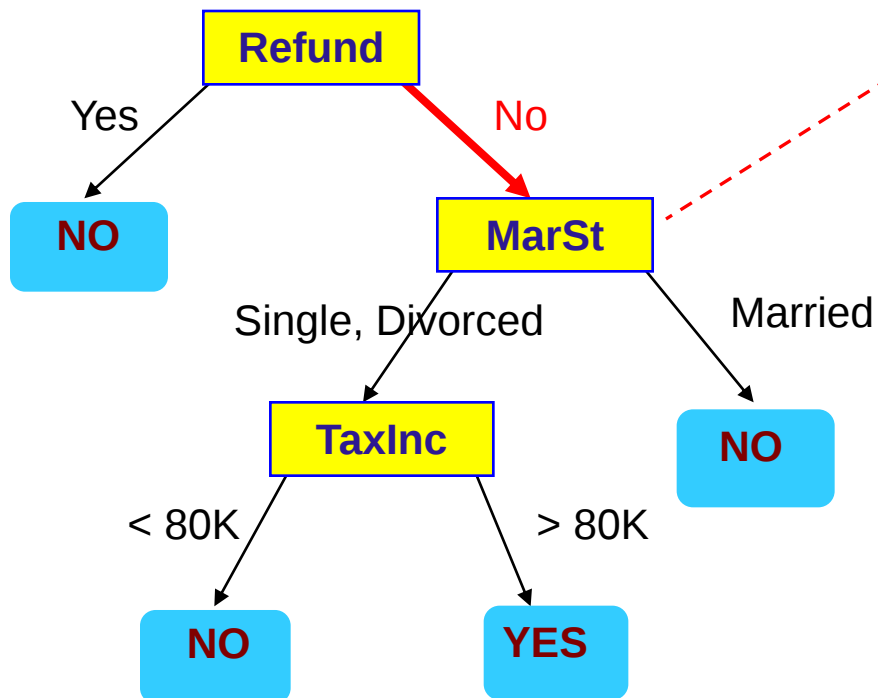
| Refund | Marital Status | Taxable Income | Cheat |
|--------|----------------|----------------|-------|
| No     | Married        | 80K            | ?     |



# Δέντρο Απόφασης: Εφαρμογή Μοντέλου

Δεδομένα Ελέγχου

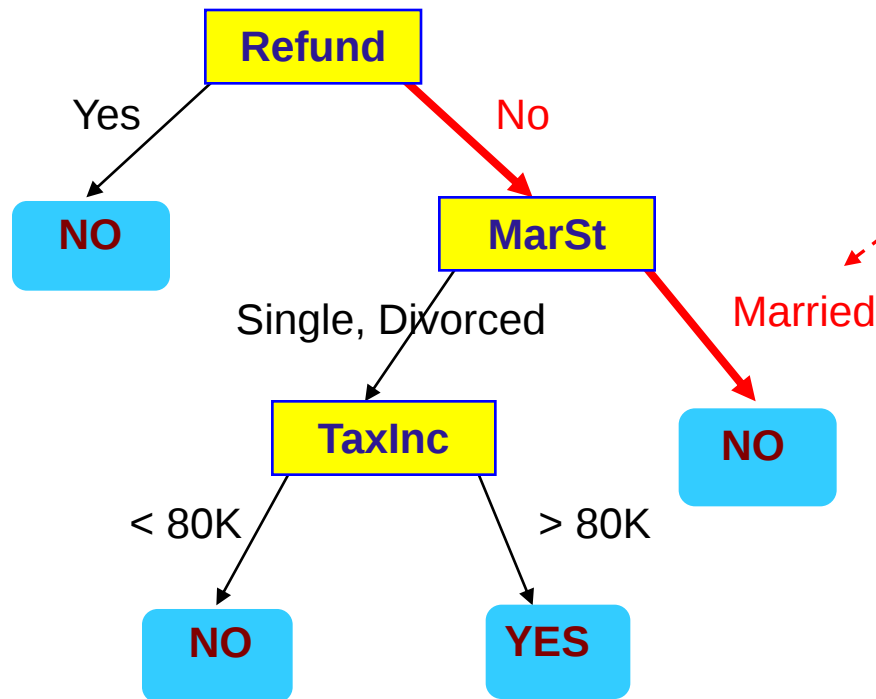
| Refund | Marital Status | Taxable Income | Cheat |
|--------|----------------|----------------|-------|
| No     | Married        | 80K            | ?     |



# Δέντρο Απόφασης: Εφαρμογή Μοντέλου

Δεδομένα Ελέγχου

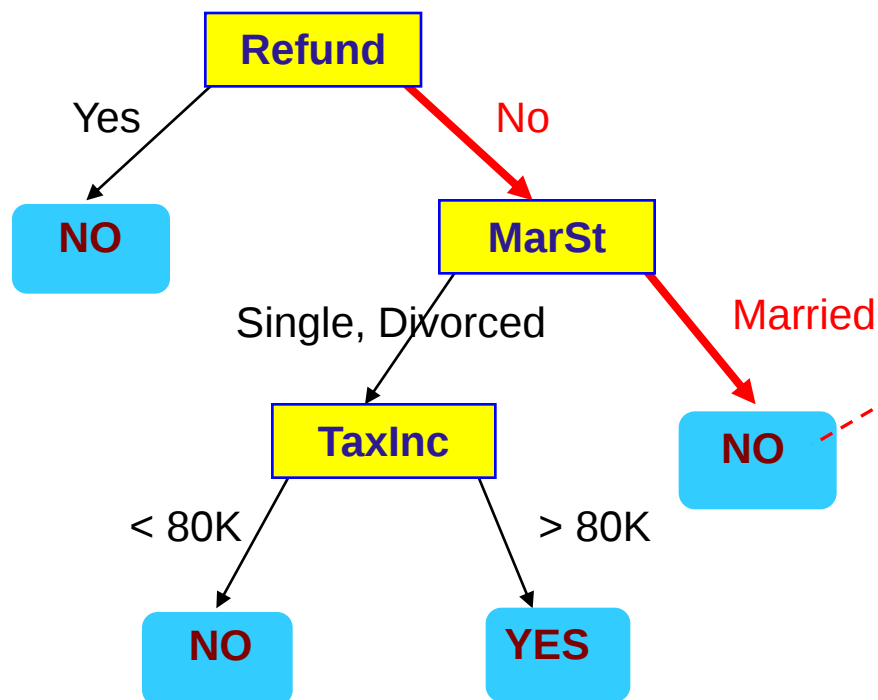
| Refund | Marital Status | Taxable Income | Cheat |
|--------|----------------|----------------|-------|
| No     | Married        | 80K            | ?     |



# Δέντρο Απόφασης: Εφαρμογή Μοντέλου

Δεδομένα Ελέγχου

| Refund | Marital Status | Taxable Income | Cheat |
|--------|----------------|----------------|-------|
| No     | Married        | 80K            | ?     |



Ανάθεση στο Cheat "No"

# Δέντρο Απόφασης

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 βήματος 2 σε κάθε κόμβο
4. Αφού κατασκευαστεί το δέντρο, κάποιες βελτιστοποιήσεις (tree pruning)

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

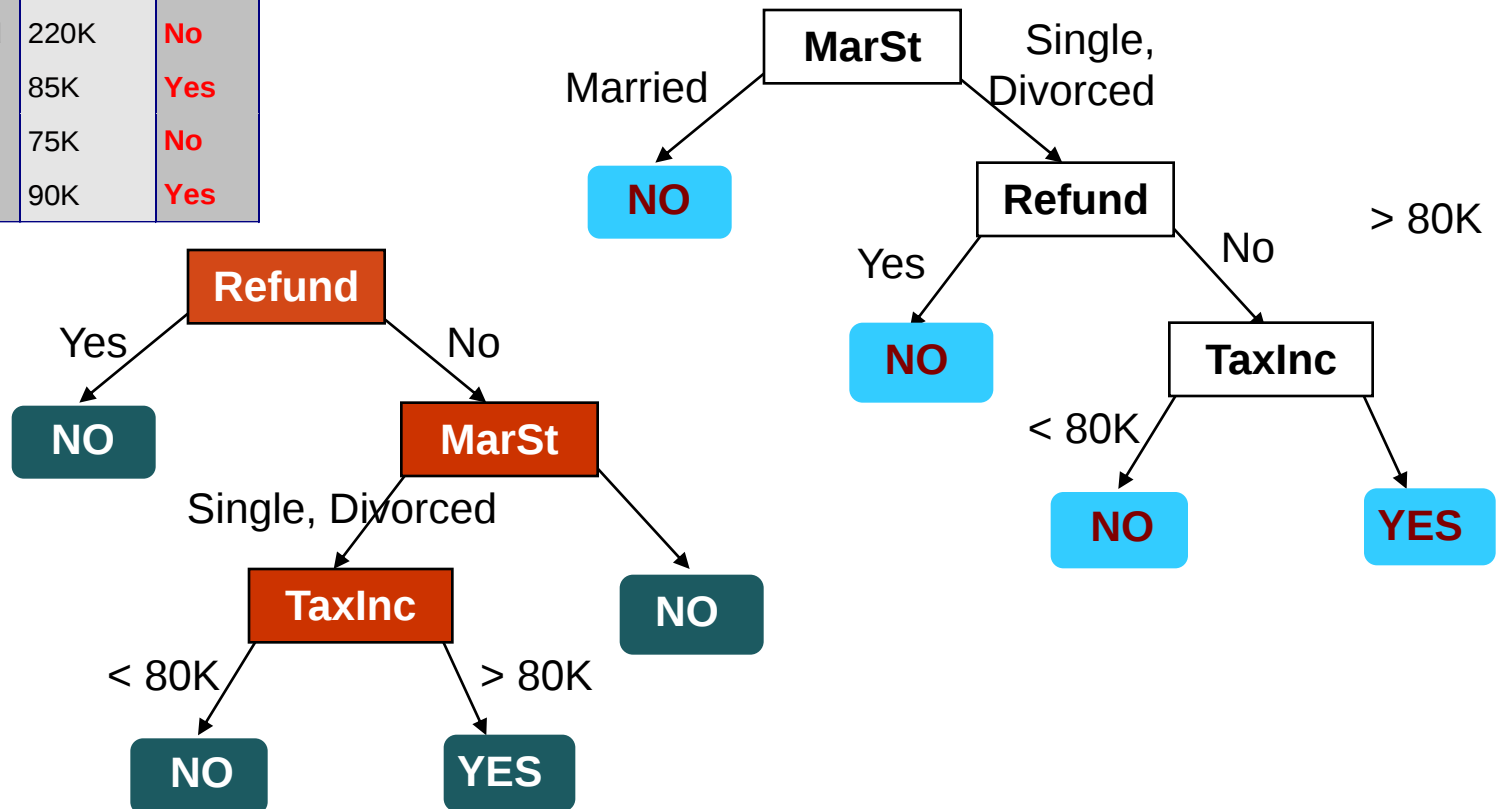
Το βασικό θέμα είναι

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

# 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



# Αλγόριθμοι για επαγωγή δένδρων απόφασης

- 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

# Κατηγοριοποιητής Κανόνων

- Κατηγοριοποίηση με κανόνες “if...then...”
- Κανόνας:  $(\text{Συνθήκη}) \rightarrow y$ 
  - Όπου
    - ◆ Συνθήκη είναι μία σύζευξη γνωρισμάτων
    - ◆  $y$  είναι η ετικέτα της κατηγορίας
  - Παραδείγματα κανόνων κατηγοριοποίησης:
    - ◆  $(\text{Blood Type}=\text{Warm}) \wedge (\text{Lay Eggs}=\text{Yes}) \rightarrow \text{Birds}$
    - ◆  $(\text{Taxable Income} < 50\text{K}) \wedge (\text{Refund}=\text{Yes}) \rightarrow \text{Evade}=\text{No}$

| Name          | Blood Type | Give Birth | Can Fly | Live in Water | Class      |
|---------------|------------|------------|---------|---------------|------------|
| human         | warm       | yes        | no      | no            | mammals    |
| python        | cold       | no         | no      | no            | reptiles   |
| salmon        | cold       | no         | no      | yes           | fishes     |
| whale         | warm       | yes        | no      | yes           | mammals    |
| frog          | cold       | no         | no      | sometimes     | amphibians |
| komodo        | cold       | no         | no      | no            | reptiles   |
| bat           | warm       | yes        | yes     | no            | mammals    |
| pigeon        | warm       | no         | yes     | no            | birds      |
| cat           | warm       | yes        | no      | no            | mammals    |
| leopard shark | cold       | yes        | no      | yes           | fishes     |
| turtle        | cold       | no         | no      | sometimes     | reptiles   |
| penguin       | warm       | no         | no      | sometimes     | birds      |
| porcupine     | warm       | yes        | no      | no            | mammals    |
| eel           | cold       | no         | no      | yes           | fishes     |
| salamander    | cold       | no         | no      | sometimes     | amphibians |
| gila monster  | cold       | no         | no      | no            | reptiles   |
| platypus      | warm       | no         | no      | no            | mammals    |
| owl           | warm       | no         | yes     | no            | birds      |
| dolphin       | warm       | yes        | no      | yes           | mammals    |
| eagle         | warm       | no         | yes     | no            | birds      |

R1: (Give Birth = no)  $\wedge$  (Can Fly = yes)  $\rightarrow$  Birds

R2: (Give Birth = no)  $\wedge$  (Live in Water = yes)  $\rightarrow$  Fishes

R3: (Give Birth = yes)  $\wedge$  (Blood Type = warm)  $\rightarrow$  Mammals

R4: (Give Birth = no)  $\wedge$  (Can Fly = no)  $\rightarrow$  Reptiles

R5: (Live in Water = sometimes)  $\rightarrow$  Amphibians

# Εφαρμογή Κανόνων Κατ.

- Ένας κανόνας  $r$  καλύπτει ένα στιγμιότυπο  $x$  εάν τα γνωρίσματα του  $x$  ικανοποιούν την συνθήκη του κανόνα.

R1: (Give Birth = no)  $\wedge$  (Can Fly = yes)  $\rightarrow$  Birds

R2: (Give Birth = no)  $\wedge$  (Live in Water = yes)  $\rightarrow$  Fishes

R3: (Give Birth = yes)  $\wedge$  (Blood Type = warm)  $\rightarrow$  Mammals

R4: (Give Birth = no)  $\wedge$  (Can Fly = no)  $\rightarrow$  Reptiles

R5: (Live in Water = sometimes)  $\rightarrow$  Amphibians

| Name         | Blood Type | Give Birth | Can Fly | Live in Water | Class |
|--------------|------------|------------|---------|---------------|-------|
| hawk         | warm       | no         | yes     | no            | ?     |
| grizzly bear | warm       | yes        | no      | no            | ?     |

Ο κανόνας R1 καλύπτει το παράδειγμα hawk  $\Rightarrow$  Bird

Ο κανόνας R3 καλύπτει το παράδειγμα grizzly bear  $\Rightarrow$  Mammal

# Κάλυψη Κανόνα και Ακρίβεια

- Κάλυψη
  - Ποσοστό εγγραφών που ικανοποιούν την συνθήκη του κανόνα
- Ακρίβεια κανόνα
  - Ποσοστό εγγραφών που ικανοποιούν και την συνθήκη και το επάκολουθο

| <i>Tid</i> | Refund | Marital Status | Taxable Income | Class |
|------------|--------|----------------|----------------|-------|
| 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   |

(Status=Single) → No

Coverage = 40%, Accuracy = 50%

# Πώς λειτουργεί ένας Κατ. Κανόνων;

R1: (Give Birth = no)  $\wedge$  (Can Fly = yes)  $\rightarrow$  Birds

R2: (Give Birth = no)  $\wedge$  (Live in Water = yes)  $\rightarrow$  Fishes

R3: (Give Birth = yes)  $\wedge$  (Blood Type = warm)  $\rightarrow$  Mammals

R4: (Give Birth = no)  $\wedge$  (Can Fly = no)  $\rightarrow$  Reptiles

R5: (Live in Water = sometimes)  $\rightarrow$  Amphibians

| Name          | Blood Type | Give Birth | Can Fly | Live in Water | Class |
|---------------|------------|------------|---------|---------------|-------|
| lemur         | warm       | yes        | no      | no            | ?     |
| turtle        | cold       | no         | no      | sometimes     | ?     |
| dogfish shark | cold       | yes        | no      | yes           | ?     |

Το lemur πυροδοτεί τον κανόνα R3, και έτσι κατηγοριοποιείται ως mammal

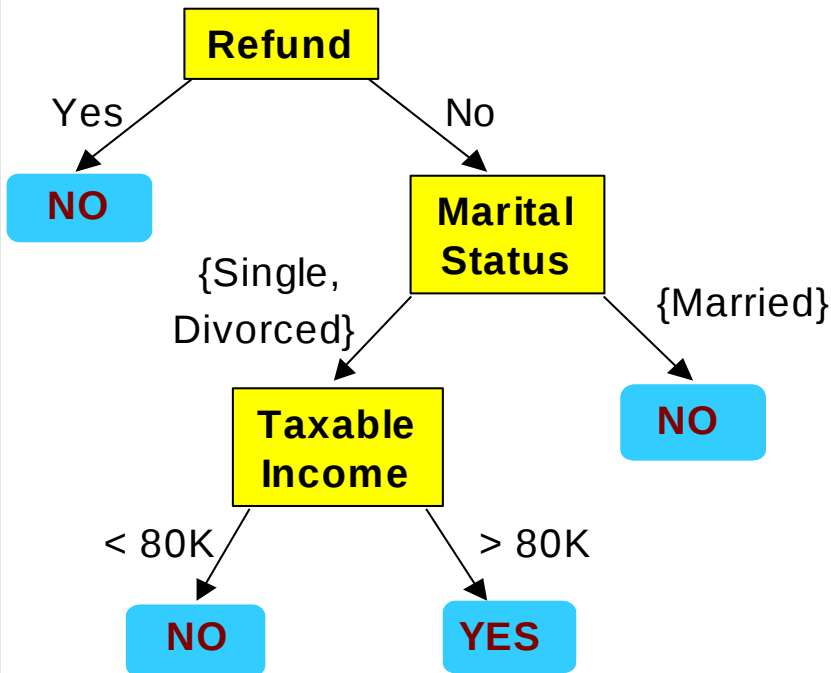
Η turtle και τον R4 και τον R5

Ένας dogfish shark δεν πυροδοτεί κανένα κανόνα

# Χαρακτηριστικά Κατ. Κανόνων

- Αμοιβαία αποκλειόμενοι κανόνες
  - Ο κατ. περιέχει αμοιβαία αποκλειόμενους κανόνες εάν οι κανόνες είναι ανεξάρτητοι μεταξύ τους
  - Κάθε εγγραφή καλύπτεται από ένα κανόνα
- Πλήρεις κανόνες
  - Ένας κατ. έχει πλήρη κάλυψη εάν αντιπροσωπεύει κάθε συνδυασμό τιμών γνωρισμάτων
  - Κάθε εγγραφή καλύπτεται από ένα κανόνα τουλάχιστον

# Από Δέντρα Απόφασης σε Κανόνες



## Classification Rules

(Refund=Yes) ==> No

(Refund=No, Marital Status={Single, Divorced}, Taxable Income<80K) ==> No

(Refund=No, Marital Status={Single, Divorced}, Taxable Income>80K) ==> Yes

(Refund=No, Marital Status={Married}) ==> No

Οι κανόνες είναι αμοιβαία αποκλειόμενοι και πλήρεις

Το σύνολο κανόνων περιέχει όση ακριβώς πληροφορία περιέχει και το δέντρο

# Διατεταγμένο Σύνολο Κανόνων

- Οι κανόνες διατάσσονται με βάση την προτεραιότητά τους.
  - Ένα διατεταγμένο σύνολο κανόνων είναι γνωστό και ως λίστα απόφασης.
- Όταν μία εγγραφή δοκιμής δίνεται στον κατ.
  - Εκχωρείται στην κατηγορία του πιο υψηλά σε διάταξη κανόνα που έχει πυροδοτηθεί.
  - Εάν δεν έχει πυροδοτηθεί κανένας κανόνας, εκχωρείται στην προεπιλεγμένη κατηγορία.

# Διατ. Σύνολο Κανόνων (Παράδειγμα)

R1: (Give Birth = no)  $\wedge$  (Can Fly = yes)  $\rightarrow$  Birds

R2: (Give Birth = no)  $\wedge$  (Live in Water = yes)  $\rightarrow$  Fishes

R3: (Give Birth = yes)  $\wedge$  (Blood Type = warm)  $\rightarrow$  Mammals

R4: (Give Birth = no)  $\wedge$  (Can Fly = no)  $\rightarrow$  Reptiles

R5: (Live in Water = sometimes)  $\rightarrow$  Amphibians



| Name   | Blood Type | Give Birth | Can Fly | Live in Water | Class |
|--------|------------|------------|---------|---------------|-------|
| turtle | cold       | no         | no      | sometimes     | ?     |

# Πλεονεκτήματα Κατ. Κανόνων

- Εκφραστικά ισοδύναμοι με τα δέντρα απόφασης
- Εύκολοι στην ερμηνεία
- Εύκολοι στη δημιουργία
- Γρήγορη κατηγοριοποίηση νέων παραδειγμάτων
- Απόδοση συγκρίσιμη με δέντρα απόφασης

# Κατηγοριοποιητές Bayes

- Το θεώρημα **Bayes** ορίστηκε μαθηματικά ως η ακόλουθη εξίσωση:

$$P(A|B) = \frac{P(B|A) P(A)}{P(B)},$$

όπου  $A$  και  $B$  είναι γεγονότα.

$P(A)$  και  $P(B)$  είναι οι πιθανότητες των  $A$  και  $B$  που είναι ανεξάρτητα μεταξύ τους.

$P(A | B)$ , η υπό συνθήκη πιθανότητα, είναι η πιθανότητα του  $A$  δεδομένου του  $B$  να είναι αληθής.

$P(B | A)$ , είναι η πιθανότητα του  $B$  δεδομένου του  $A$  να είναι αληθής.

# Κατηγοριοποιητές Bayes

## Το θεώρημα του Bayes: Παράδειγμα 1

- Ένας γιατρός γνωρίζει ότι η μηνιγγίτιδα προκαλεί αυχενική δυσκαμψία 50% των περιπτώσεων
- Εκ' των προτέρων πιθανότητα ενός ασθενή να έχει μηνιγγίτιδα είναι 1/50,000
- Εκ' των προτέρων πιθανότητα ενός ασθενή να έχει αυχενική δυσκαμψία είναι 1/20
- Εάν ο ασθενής έχει αυχενική δυσκαμψία (S) , ποια είναι η πιθανότητα ότι έχει μηνιγγίτιδα (M);

$$P(M | S) = \frac{P(S | M)P(M)}{P(S)} = \frac{0.5 \times 1/50000}{1/20} = 0.0002$$

# Κατηγοριοποιητές Bayes

- Θεωρούμε κάθε γνώρισμα και ετικέτα κατηγορίας ως τυχαία μεταβλητή
- Με δεδομένη μία εγγραφή  $(A_1, A_2, \dots, A_n)$ 
  - στόχος είναι η πρόβλεψη της κατηγορίας  $C$
  - Συγκεκριμένα, θέλουμε να βρούμε την τιμή του  $C$  που μεγιστοποιεί το  $P(C | A_1, A_2, \dots, A_n)$
- Μπορούμε να εκτιμήσουμε το  $P(C | A_1, A_2, \dots, A_n)$  απευθείας από τα δεδομένα;

# Κατηγοριοποιητές Bayes

- Υπολογίζουμε την εκ' των υστέρων πιθανότητα  $P(C | A_1, A_2, \dots, A_n)$  για όλες τις τιμές του  $C$  χρησιμοποιώντας το θεώρημα του Bayes.
- Επιλέγουμε την τιμή του  $C$  που μεγιστοποιεί το  $P(C | A_1, A_2, \dots, A_n)$  ή το  $P(A_1, A_2, \dots, A_n | C)P(C)$
- Πώς υπολογίζουμε (εκτιμούμε) το  $P(A_1, A_2, \dots, A_n | C)$ ;

# Απλοϊκός Κατ. Bayes

- Θεωρούμε ανεξαρτησία ανάμεσα στα γνωρίσματα  $A_i$  δεδομένης της κλάσης
- $P(A_1, A_2, \dots, A_n | C_j) = P(A_1 | C_j) P(A_2 | C_j) \dots P(A_n | C_j)$
- Μπορούμε να εκτιμήσουμε τα  $P(A_i | C_j)$  για όλα τα  $A_i$  και  $C_j$
- Ένα νέο σημείο κατηγοριοποιείται ως  $C_j$  εάν το  $P(C_j) * \prod P(A_i | C_j)$  είναι μέγιστο.

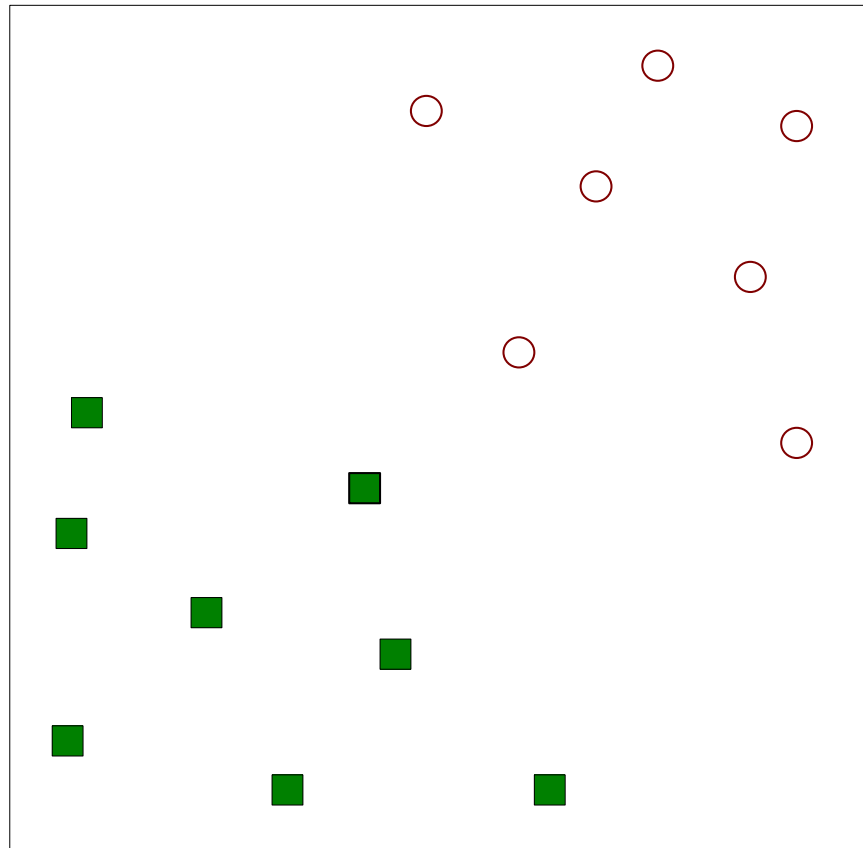
# Πώς υπολογίζουμε πιθανότητες;

- Κατηγορία:  $P(C) = N_c / N$ 
  - π.χ.,  $P(\text{No}) = 7 / 10$  και  $P(\text{Yes}) = 3 / 10$
- Για διακριτά γνωρίσματα
  - $P(A_i | C_k) = |A_{ik}| / N_c$ 
    - όπου  $|A_{ik}|$  είναι το πλήθος των παραδειγμάτων που έχουν το γνώρισμα  $A_i$  και ανήκουν στην κατηγορία  $C_k$
  - Παραδείγματα:
    - $P(\text{Status}=\text{Married}|\text{No}) = 4/7$   
 $P(\text{Refund}=\text{Yes}|\text{Yes})=0$

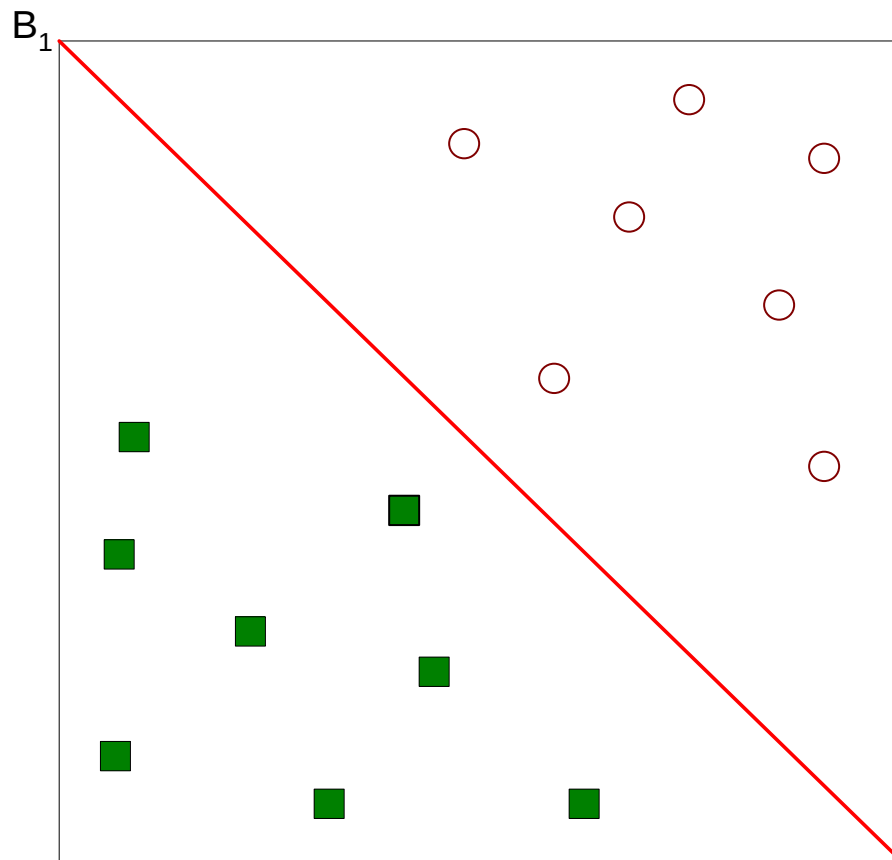
# Πώς υπολογίζουμε τις πιθανότητες;

- Για συνεχή γνωρίσματα:
  - Διακριτοποιούμε το εύρος σε τμήματα
  - Μία κατηγορική μεταβλητή ανά τμήμα
- Διάσπαση δύο κατευθύνσεων
  - επιλέγουμε μία από τις δύο διασπάσεις σαν νέο γνώρισμα
- Εκτίμηση πυκνότητας πιθανότητας
  - Θεωρούμε ότι το γνώρισμα ακολουθεί κανονική κατανομή
  - χρησιμοποιούμε δεδομένα για την εκτίμηση των παραμέτρων (μέσος, τυπική απόκλιση)

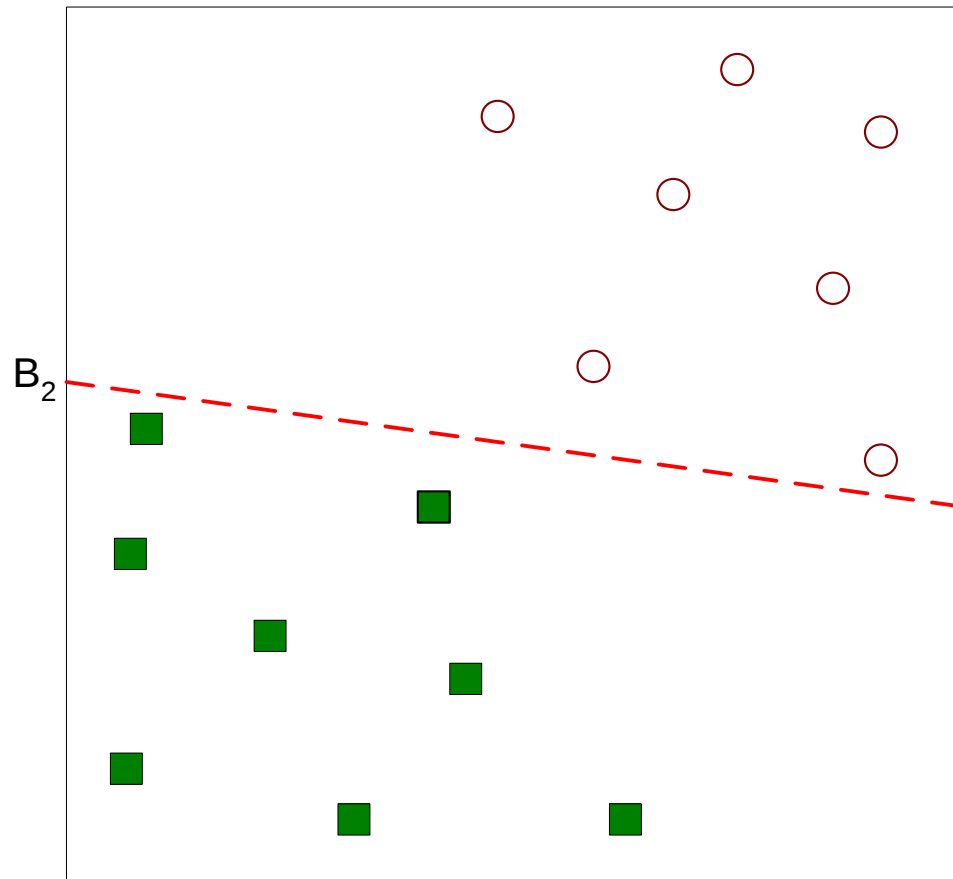
# Μηχανές Διανυσμάτων Υποστήριξης (Support Vector Machines)



- Βρες ένα γραμμικό υπερ-επίπεδο (όριο απόφασης) που να διαχωρίζει τα δεδομένα

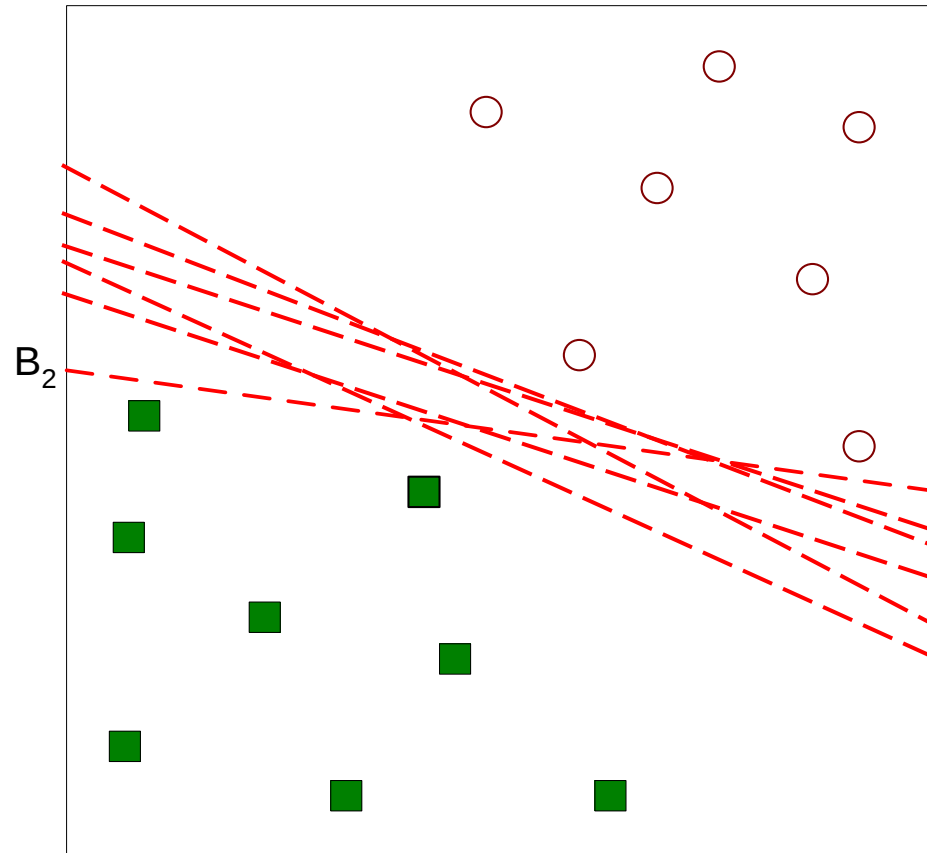


- Μία πιθανή λύση



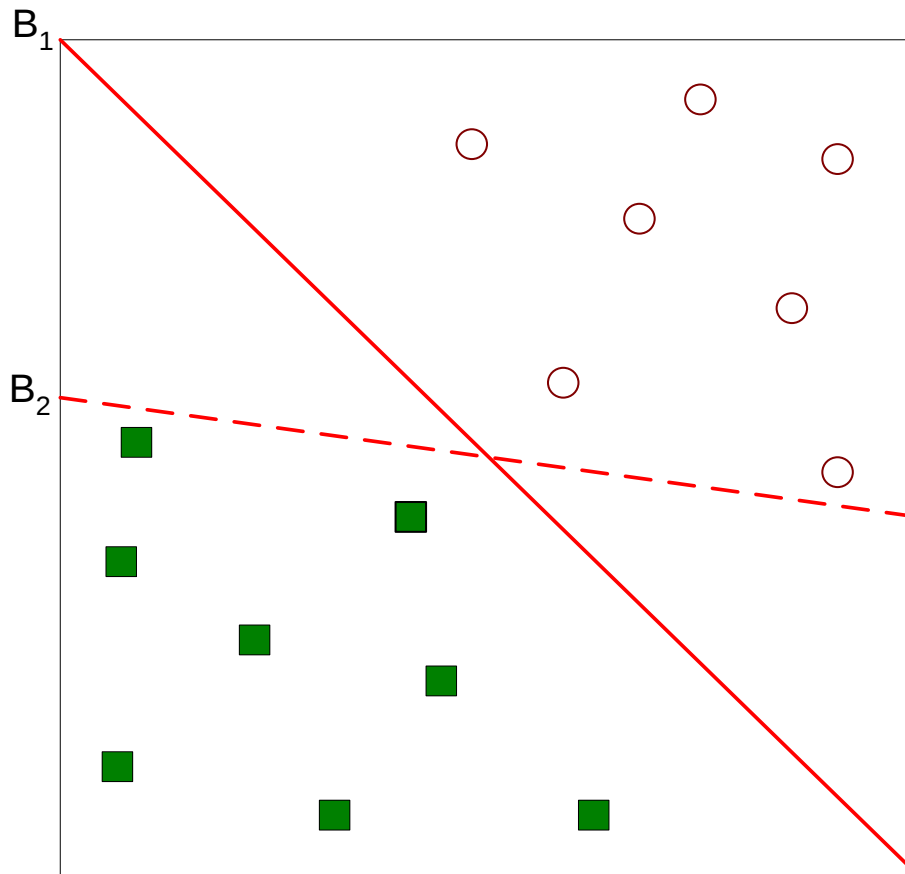
- Μια ακόμα πιθανή λύση

## Κατηγοριοποιητές SVM



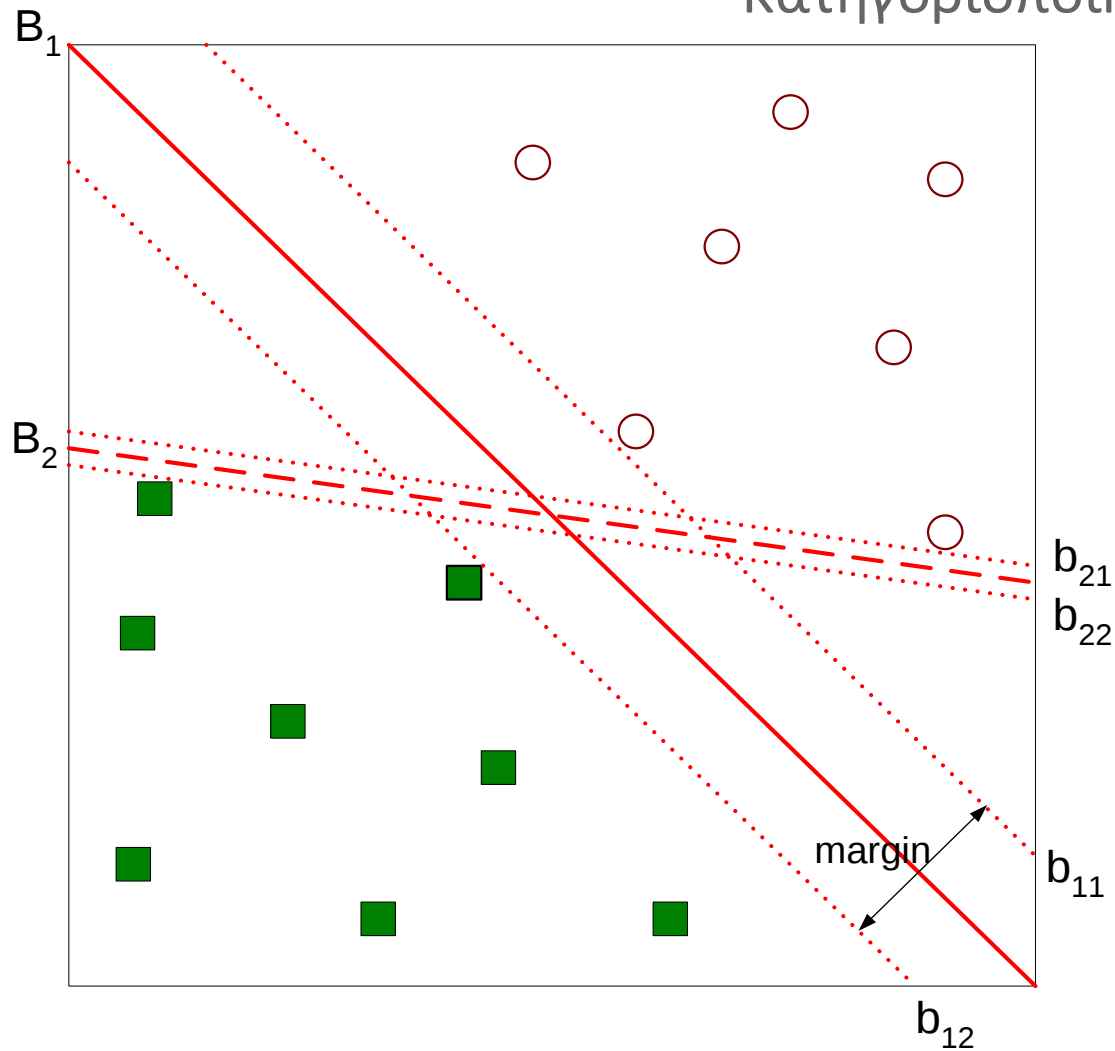
- Άλλες πιθανές λύσεις

## Κατηγοριοποιητές SVM



- Ποια είναι καλύτερη η  $B_1$  ή η  $B_2$ ?
- Πώς ορίζεται το καλύτερη; Με ποιο κριτήριο;

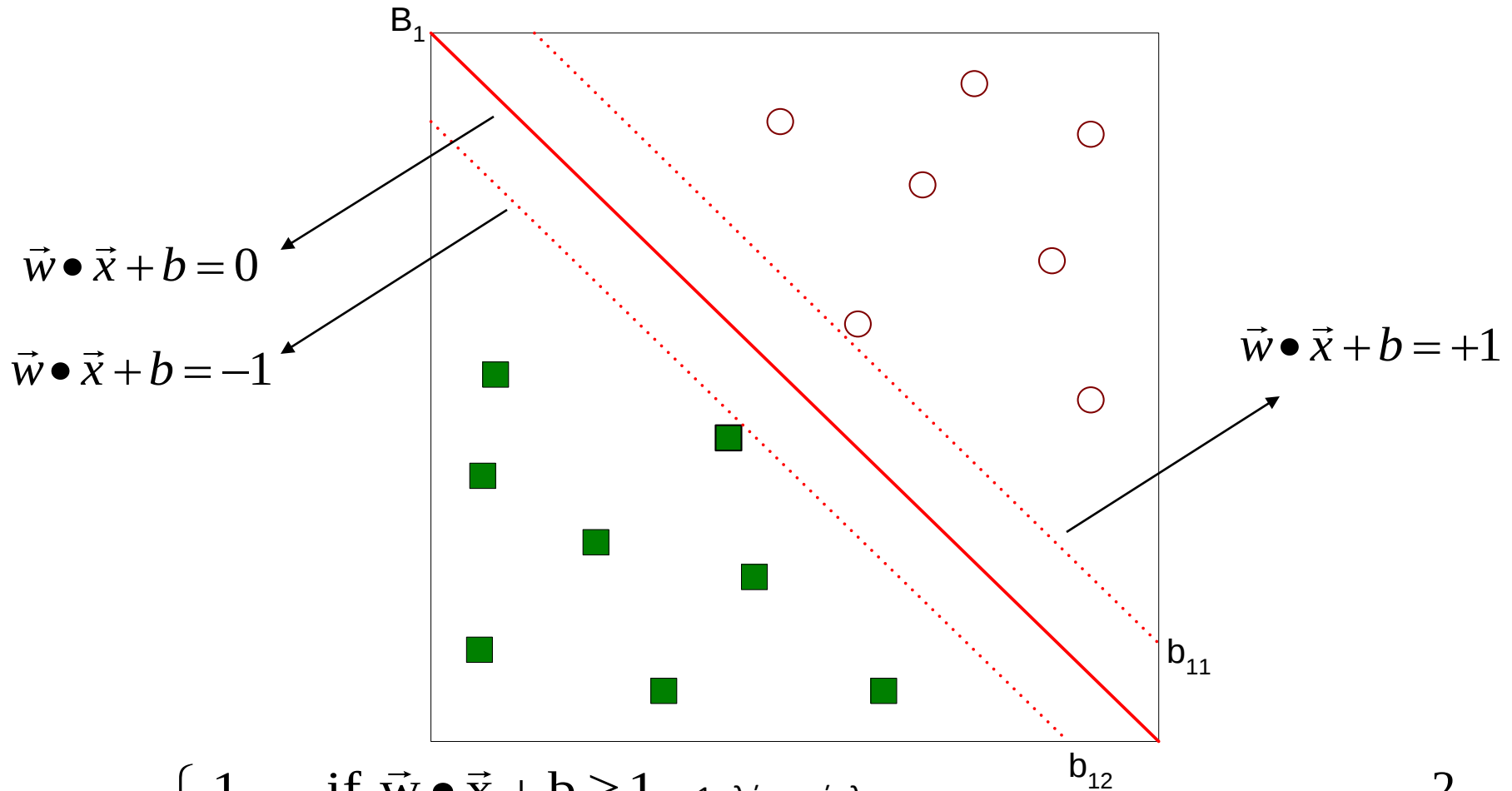
## Κατηγοριοποιητές SVM



- Το υπερ-επίπεδο που **μεγιστοποιεί** το περιθώριο (margin)  $\Rightarrow$  το  $B_1$  είναι καλύτερο από το  $B_2$  (χωρητικότητα)

## Γραμμικό SVM

## Κατηγοριοποιητές SVM



$$f(\vec{x}) = \begin{cases} 1 & \text{if } \vec{w} \bullet \vec{x} + b \geq 1 \\ -1 & \text{if } \vec{w} \bullet \vec{x} + b \leq -1 \end{cases}$$

1 κλάση κύκλος  
 -1 κλάση τετράγωνο

$$\text{Margin} = \frac{2}{\|\vec{w}\|^2}$$

## Κατηγοριοποιητές SVM

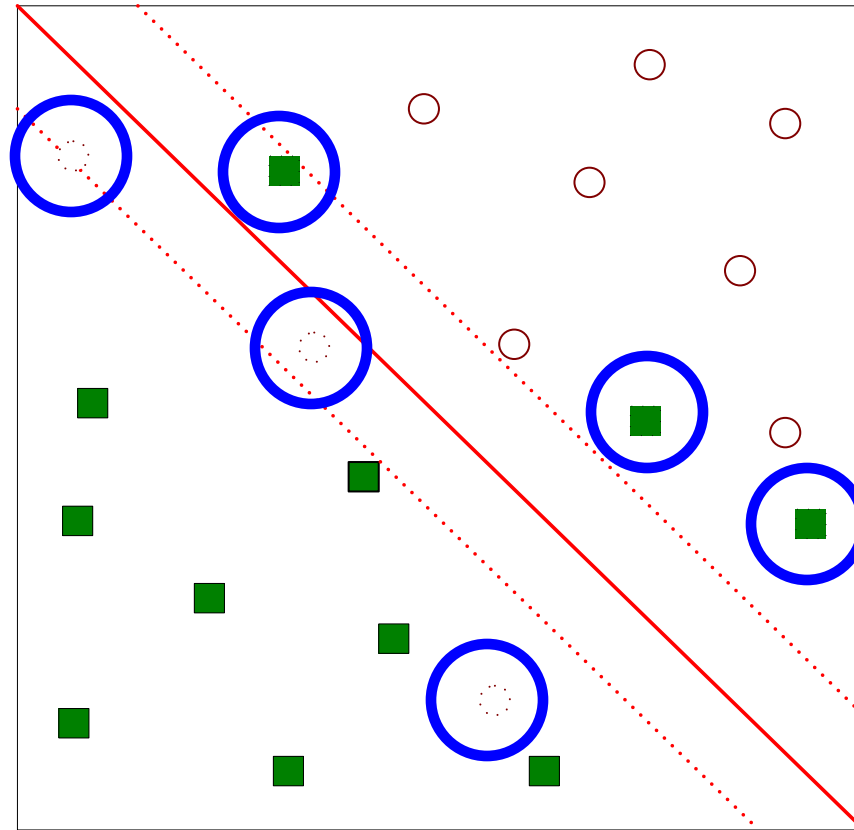
- Θέλουμε να μεγιστοποιήσουμε:  $\text{Margin} = \frac{2}{\|\vec{w}\|^2}$
- Το οποίο είναι ισοδύναμο με το να ελαχιστοποιήσουμε:  $L(w) = \frac{\|\vec{w}\|^2}{2}$
- Με βάση τους παρακάτω περιορισμούς (constraints):

$$f(\vec{x}_i) = \begin{cases} 1 & \text{if } \vec{w} \bullet \vec{x}_i + b \geq 1 \\ -1 & \text{if } \vec{w} \bullet \vec{x}_i + b \leq -1 \end{cases}$$

- Ένα πρόβλημα βελτιστοποίησης περιορισμών (constrained optimization problem)
  - Αριθμητικές μέθοδοι για την επίλυση του

## Κατηγοριοποιητές SVM

- Τι συμβαίνει αν το πρόβλημα δεν είναι γραμμικώς διαχωρίσιμο



## Κατηγοριοποιητές SVM

- Εισαγωγή χαλαρών μεταβλητών (slack variables)

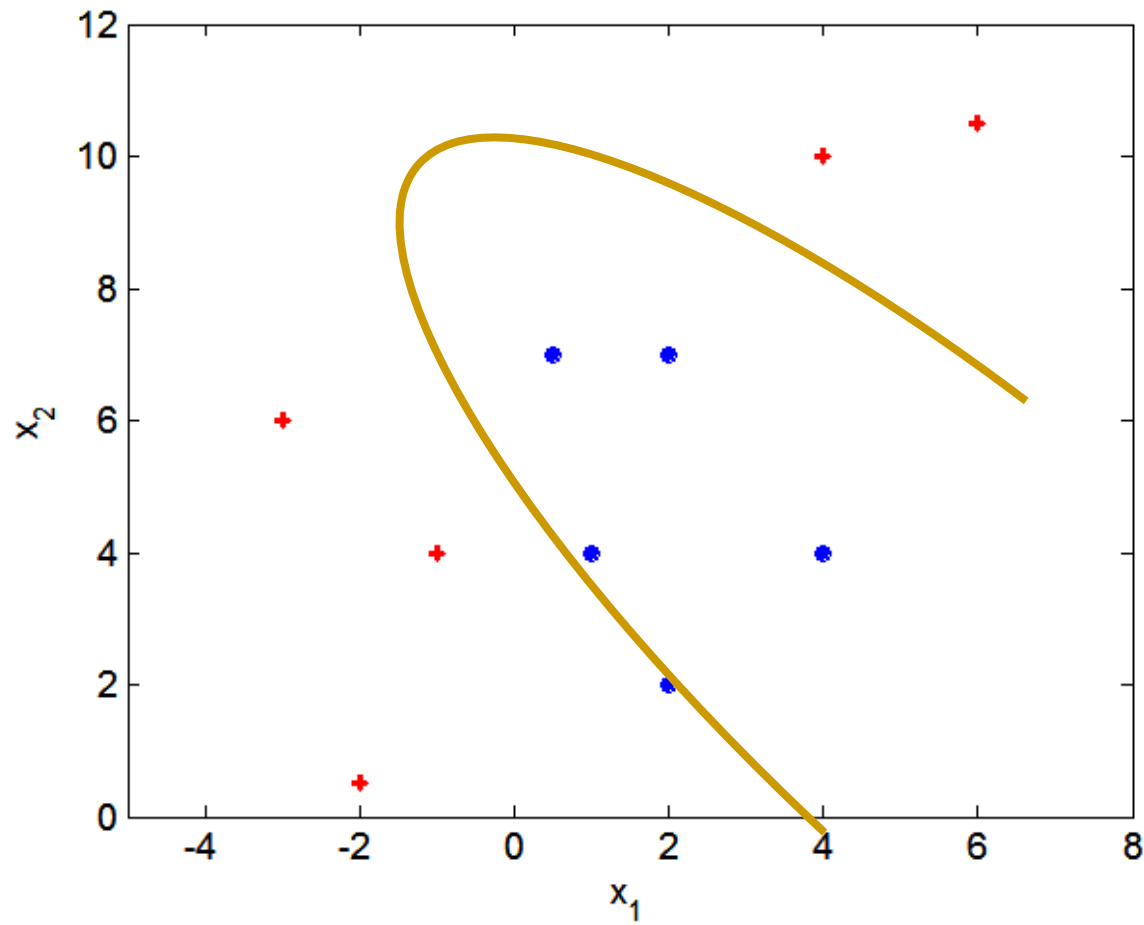
- Ελαχιστοποίηση:

$$L(w) = \frac{\|\vec{w}\|^2}{2} + C \left( \sum_{i=1}^N \xi_i^k \right)$$

- Με τους περιορισμούς:

$$f(\vec{x}_i) = \begin{cases} 1 & \text{if } \vec{w} \bullet \vec{x}_i + b \geq 1 - \xi_i \\ -1 & \text{if } \vec{w} \bullet \vec{x}_i + b \leq -1 + \xi_i \end{cases}$$

## Κατηγοριοποιητές SVM

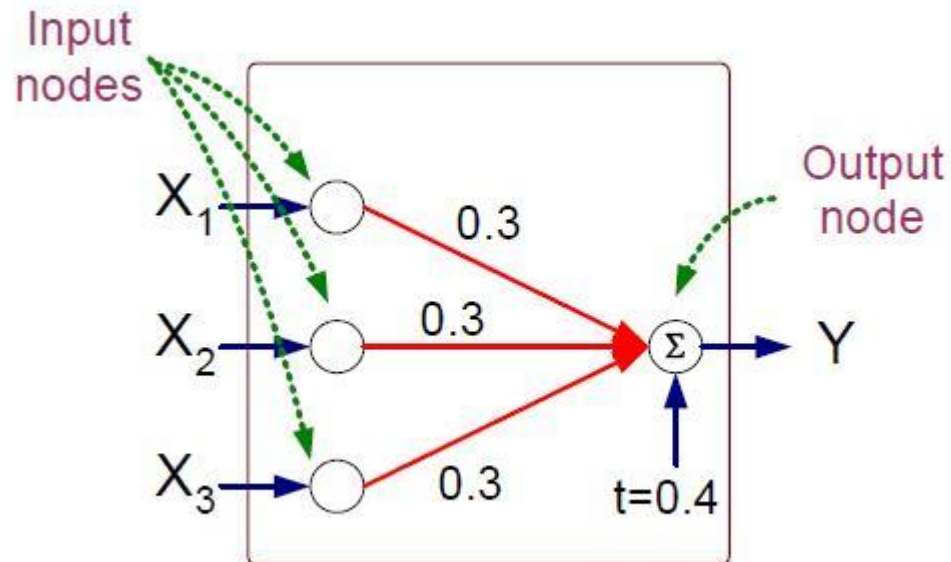


# Νευρωνικά δίκτυα

- Ξεκίνησε από την προσπάθεια για προσομοίωση βιολογικών νευρωνικών συστημάτων.
- Ο ανθρώπινος εγκέφαλος περιέχει νευρικά κύτταρα που ονομάζονται **νευρώνες** (neurons) και συνδέονται με **νευρίτες** (νηματοειδείς ίνες).
- Ένας νευρώνας είναι μια στοιχειώδης υπολογιστική μονάδα, η οποία δέχεται τιμές εισόδου και υπολογίζει μια τιμή εξόδου.
- Οι νευρώνες συνδέονται μεταξύ τους με κατευθυνόμενα βέλη ή συνδέσεις.

# Νευρωνικά δίκτυα

- Η επεξεργασία που διενεργεί ένας νευρώνας ολοκληρώνεται σε δύο στάδια.
  - Στο πρώτο στάδιο αθροίζονται οι τιμές εισόδου. Οι τιμές εισόδου ισούνται με τις τιμές εξόδου των συνδεδεμένων νευρώνων, πολλαπλασιασμένες με τα βάρη των αντίστοιχων συνδέσεων.
  - Στο δεύτερο στάδιο, μετασχηματίζεται το άθροισμα των τιμών εισόδου, με χρήση μιας συνάρτησης γνωστής ως **συνάρτηση ενεργοποίησης** (activation function) ή **συνάρτηση μετασχηματισμού**.



$$\hat{y} = \begin{cases} 1, & \text{if } 0.3x_1 + 0.3x_2 + 0.3x_3 - 0.4 > 0; \\ -1, & \text{if } 0.3x_1 + 0.3x_2 + 0.3x_3 - 0.4 < 0 \end{cases}$$

# Επιπλέον θέματα...

- Χρονικά δεδομένα (temporal data) είναι συχνά σε εφαρμογές εξόρυξης δεδομένων.
  - Π.χ. διακυμάνσεις μετοχών σε μια χρονική περίοδο
- Χωρικά δεδομένα
  - Είναι η διαδικασία ανακάλυψης δυνητικά χρήσιμων μοτίβων από μεγάλα σύνολα χωρικών δεδομένων
- Γενετικοί αλγόριθμοι
  - Βρίσκουν τη βέλτιστη λύση σε ένα πρόβλημα εξετάζοντας πολύ μεγάλο αριθμό εναλλακτικών λύσεων σ' αυτό
  - Βασίζεται σε τεχνικές εμπνευσμένες από την εξελικτική βιολογία: κληρονομικότητα, μετάλλαξη, φυσική επιλογή κ.λπ.
  - Χρησιμοποιούνται για τη λύση περίπλοκων προβλημάτων που είναι πολύ δυναμικά και σύνθετα με εκατοντάδες ή χιλιάδες μεταβλητές ή μαθηματικούς τύπους

# Online βιβλία στα Ελληνικά

- Β. Βερύκιος κ.α. Η ΕΠΙΣΤΗΜΗ ΤΩΝ ΔΕΔΟΜΕΝΩΝ ΜΕΣΑ ΑΠΟ ΤΗ ΓΛΩΣΣΑ R, (Κεφ. 1, 5, 6)  
<http://repository.kallipos.gr/handle/11419/2965>
- Ε. Κύρκος, Επιχειρηματική Ευφυΐα και Εξόρυξη Δεδομένων (Κεφ. 6, 7, 9, 11)  
<http://repository.kallipos.gr/handle/11419/1226>

# Οδηγοί χρήσης εργαλείων (στα Ελληνικά)

- Γλώσσα R:

<http://repository.kallipos.gr/handle/11419/2965>

- Waikato Environment of Knowledge Analysis – WEKA:

<http://repository.kallipos.gr/handle/11419/1226>

(κεφ. 13)

# Πηγές που χρησιμοποιήθηκαν

- Βιβλίο «Εισαγωγή στην Εξόρυξη δεδομένων», Tan κ.ά.
- Β. Βερύκιος κ.α. Η ΕΠΙΣΤΗΜΗ ΤΩΝ ΔΕΔΟΜΕΝΩΝ ΜΕΣΑ ΑΠΟ ΤΗ ΓΛΩΣΣΑ
- Ε. Κύρκος, Επιχειρηματική Ευφυΐα και Εξόρυξη Δεδομένων
- Διαφάνειες Β. Βερύκιου από ΕΑΠ & ΑΠΚΥ
- Διαφάνειες Ε. Πιτουρά από Παν. Ιωαννίνων

# Συζήτηση - Ερωτήσεις

---

