

**Εισαγωγή στη Τεχνητή Νοημοσύνη**

Ηλίας Μακγλογιάννης  
Καθηγητής

UNIVERSITY OF PIRAEUS  
Department of Digital Systems  
Computational Biomedicine  
Laboratory

C.B.M. LAB

1

• Τι είναι η Τεχνητή Νοημοσύνη?

UNIVERSITY OF PIRAEUS  
Department of Digital Systems

Computational Biomedicine  
Laboratory

C.B.M. LAB

2

- Η **Τεχνητή Νοημοσύνη (Artificial Intelligence)** αναφέρεται στην ικανότητα μιας μηχανής να αναπαράγει τις γνωστικές λειτουργίες ενός ανθρώπου, όπως είναι η μάθηση και η δημιουργικότητα.
- Η Μηχανική Μάθηση (**Machine Learning**) έχει στόχο την απόδοση κάποιας τιμής ή διακριτικού στοιχείου σε εισαγόμενα δεδομένα.
- Οι άνθρωποι και τα άλλα όντα έχουν την ικανότητα να ταυτοποιούν πραγματικά δεδομένα χρησιμοποιώντας τις αισθήσεις τους και την αντιληπτική τους ικανότητα (cognition) προκειμένου να λάβουν τις κατάλληλες αποφάσεις ώστε να επιβιώσουν στο περιβάλλον τους.
- Μία μηχανή, όπως ένας ηλεκτρονικός υπολογιστής, πρέπει να εκπαιδευθεί κατάλληλα ώστε να αναγνωρίζει (μαθαίνει) πρότυπα (patterns) και να τα κατηγοριοποιεί αυτόματα σε κατηγορίες.
- Τα συστήματα τεχνητής νοημοσύνης είναι ικανά να προσαρμόζουν τη συμπεριφορά τους, σε ένα ορισμένο βαθμό, αναλύοντας τις συνέπειες προηγούμενων δράσεων και επιλύοντας προβλήματα με αυτονομία.

UNIVERSITY OF PIRAEUS  
Department of Digital Systems

Computational Biomedicine  
Laboratory

C.B.M. LAB

3

**Πολλά δεδομένα / διαφορετικά προβλήματα**

- Ανάθεση σε κατηγορίες

Male or Female?

Objects (pictures) → Perfect PR system → classes (male, female)

UNIVERSITY OF PIRAEUS  
Department of Digital Systems

Computational Biomedicine  
Laboratory

C.B.M. LAB

4

Photograph or not?

Objects (pictures) → Perfect PR system → classes (photo, not photo)

UNIVERSITY OF PIRAEUS  
Department of Digital Systems

Computational Biomedicine  
Laboratory

C.B.M. LAB

5

**Αναγνώριση Προτύπων από Άνθρωπο**

- Αναγνωρίζουμε ένα πρόσωπο
- Αντιλαμβανόμαστε τον προφορικό λόγο
- Διαβάζουμε χειρόγραφα κείμενα
- Αναγνωρίζουμε τα κλειδιά του αυτοκινήτου στην τσέπη μας
- Αποφασίζουμε αν ένα μήλο έχει σαπίσει από τη μυρωδιά του

Η διαδικασία κατά την οποία παρατηρούμε απλά δεδομένα και λαμβάνουμε αποφάσεις βασισμένες στην «κατηγορία» του προτύπου.

UNIVERSITY OF PIRAEUS  
Department of Digital Systems

Computational Biomedicine  
Laboratory

C.B.M. LAB

6

### Αναγνώριση Προτύπων από υπολογιστικά συστήματα

- Η αυτόματη αναγνώριση φωνής
- Η αναγνώριση μέσω δαχτυλικών αποτυπωμάτων
- Η οπτική αναγνώριση χαρακτήρων κειμένου
- Η αναγνώριση ακολουθιών DNA

Για κάποια προβλήματα όπως είναι η ομιλία και η οπτική αναγνώριση, οι προσπάθειες σχεδιασμού μπορεί να εμπνευστούν από τη γνώση του πώς αυτά επιλύονται-λειτουργούν στη φύση. Διαδικασία Εκπαίδευσης - Μάθησης

UNIVERSITY OF PIRAEUS Department of Digital Systems Computational Biomedicine Laboratory C.B.M. LAB

7

### Τι είναι το πρότυπο?

- Αντικείμενο ή Γεγονός
- Συλλαμβάνεται ως σήμα από κάποιον αισθητήρα

biometric patterns      hand gesture patterns

UNIVERSITY OF PIRAEUS Department of Digital Systems Computational Biomedicine Laboratory C.B.M. LAB

8

### Παραδείγματα

- Loan/Credit card applications
  - Income, # of dependents, mortgage amount, credit worthiness
- Dating services
  - Age, hobbies, income, etc. establish your "desirability"
- Web documents
  - Key-word based descriptions (e.g., documents containing "terrorism" are different from those containing "football", "NFL").

UNIVERSITY OF PIRAEUS Department of Digital Systems Computational Biomedicine Laboratory C.B.M. LAB

9

### Κατηγορίες Προτύπων

- A collection of "similar" objects
- Challenges in modeling classes:
  - Intra-class variability

The letter "T" in different typefaces

- Inter-class variability

Letters/Numbers that look similar

UNIVERSITY OF PIRAEUS Department of Digital Systems Computational Biomedicine Laboratory C.B.M. LAB

10

### Μοντελοποίηση κλάσεων

- A description of the class, typically expressed in terms of a **statistical model**.
  - e.g., probability density function (Gaussian)

gender classification

UNIVERSITY OF PIRAEUS Department of Digital Systems Computational Biomedicine Laboratory C.B.M. LAB

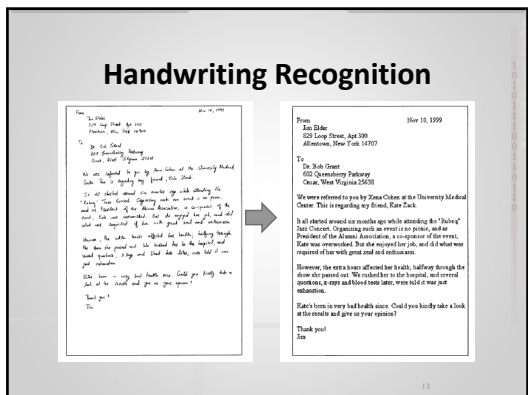
11

### Παραδείγματα Εφαρμογών

Problem Domain	Application	Input Pattern	Pattern Classes
Document image analysis	Optical character recognition	Document image	Characters, words
Document classification	Internet search	Text document	Semantic categories
Document classification	Junk mail filtering	Email	Junk/non-junk
Multimedia database retrieval	Internet search	Video clip	Video genres
Speech recognition	Telephone directory assistance	Speech waveform	Spoken words
Natural language processing	Information extraction	Sentences	Parts of speech
Biometric recognition	Personal identification	Face, iris, fingerprint	Authorized users for access control
Medical	Computer aided diagnosis	Microscopic image	Cancerous/healthy cell
Military	Automatic target recognition	Optical or infrared image	Target type
Industrial automation	Printed circuit board inspection	Intensity or range image	Defective/non-defective product
Industrial automation	Fruit sorting	Images taken on a conveyor belt	Grades of quality
Remote sensing	Forecasting crop yield	Multispectral image	Land use categories
Bioinformatics	Sequence analysis	DNA sequence	Known types of genes
Data mining	Searching for meaningful patterns	Points in multidimensional space	Compact and well-separated clusters

UNIVERSITY OF PIRAEUS Department of Digital Systems Computational Biomedicine Laboratory C.B.M. LAB

12



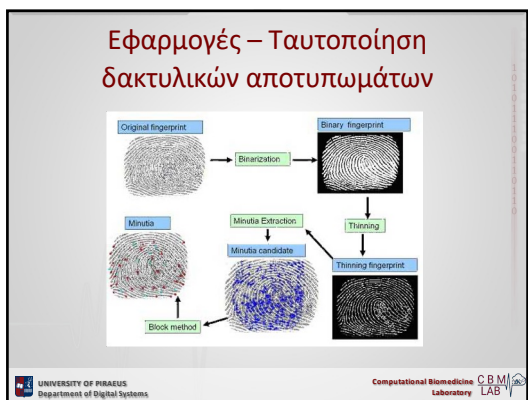
13



14



15



16



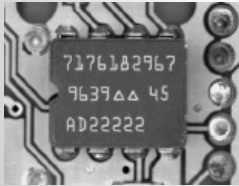
17



18

### Εφαρμογές

- Επισκόπηση βιομηχανικής παραγωγής
- Οπτική αναγνώριση χαρακτήρων (OCR)
- Αναγνώριση σωστού προσανατολισμού
  - π.χ. για το σωστό χειρισμό από ένα ρομπότ



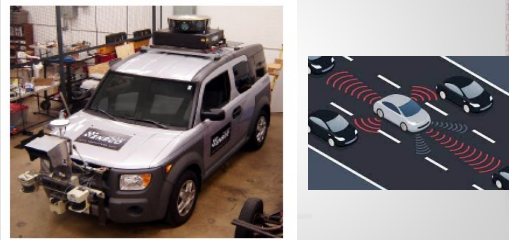
19

### Εφαρμογές - Εντοπισμός ελαττωματικών κολλήσεων



20


### Autonomous Navigation



21

### Land Cover Classification

(from aerial or satellite images)



22

### Αναγνώριση τροφίμων / θερμίδων

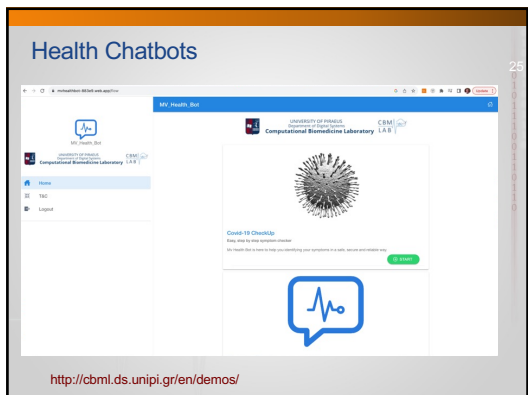
#### Live Results of The SRI Ceres Project



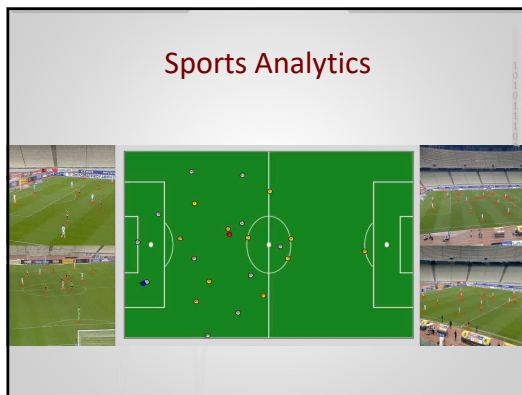
23



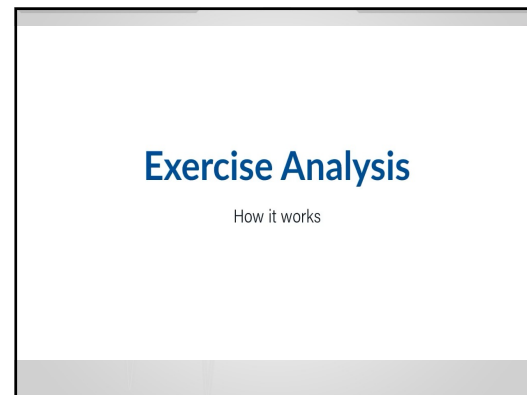
24



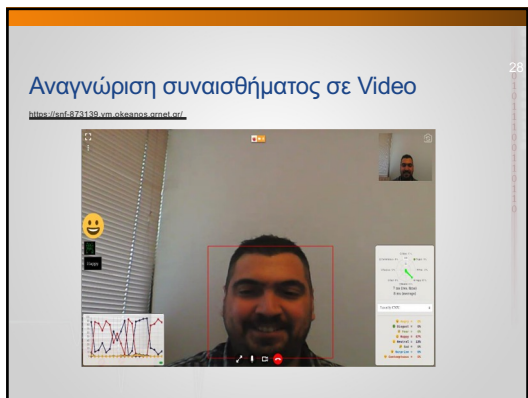
25



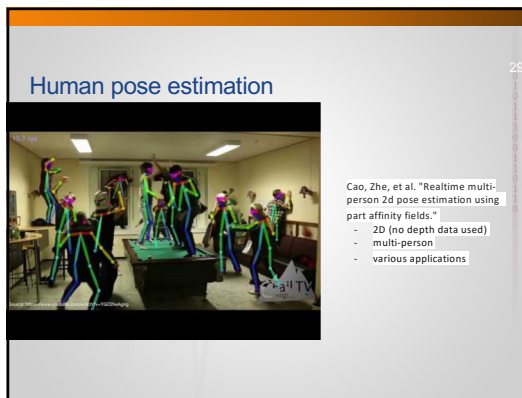
26



27



28



29



30

### Σύσταση ταινιών βάσει περιεχομένου (2/2)

31

### Ένα ολοκληρωμένο σύστημα μηχανικής μάθησης συμπεριλαμβάνει:

- Έναν αισθητήρα
- Μια διαδικασία προεπεξεργασίας
- Ένα μηχανισμό Εξαγωγής Χαρακτηριστικών
- Έναν αλγόριθμο Ταξινόμησης
- Ένα σετ εκπαίδευσης

32

### Χαρακτηριστικά (features)

- Τα χαρακτηριστικά μπορεί να είναι συμβολικά (π.χ. χρώμα) ή αριθμητικά (π.χ. ύψος)
- Ο συνδυασμός κάποιων χαρακτηριστικών αποτελεί το **διάνυσμα χαρακτηριστικών (feature vector)**
- Ο  $n$ -διάστατος χώρος που ορίζεται από το feature vector ονομάζεται **χώρος χαρακτηριστικών (feature space)**

33

### Πρότυπα

- Πρότυπο είναι μία σύνθεση **χαρακτηριστικών**
- Κατά την ταξινόμηση το πρότυπο είναι ένα ζεύγος μεταβλητών  $\{x, \omega\}$  όπου
  - $x$  είναι μια συλλογή χαρακτηριστικών (feature vector)
  - $\omega$  είναι η έννοια της παρατήρησης (label)

34

### Χαρακτηριστικά (feature)

- Τι κάνει ένα διάνυσμα χαρακτηριστικών «καλό»;
  - Η ποιότητα του σχετίζεται με την ικανότητα του να διακρίνει παραδείγματα διαφορετικών κλάσεων
    - Παραδείγματα της ίδιας κλάσης πρέπει να έχουν παρόμοιες τιμές
    - Διαφορετικών κλάσεων διαφορετικές τιμές

35

### Διαχωρισμός Χαρακτηριστικών

36

**Neural\***   **Statistical**   **Structural**

Εξωνήγηση χαρακτηριστικών  
 # τομές  
 # γραμμές κεκλιμένες δεξιά  
 # γραμμές κεκλιμένες αριστερά  
 # οριζόντιες γραμμές  
 # τρύπες

$x_2 = \beta \begin{bmatrix} 2 & 1 & 2 \end{bmatrix} \eta^T \rightarrow p(x_2 | A^*)$

$x_3 =$  } To parser

UNIVERSITY OF PIRAEUS Department of Digital Systems   Computational Biomedicine Laboratory C.B.M. LAB

37

### Ένα απλό πρόβλημα αναγνώρισης

- Θεωρήστε το πρόβλημα αναγνώρισης των χαρακτήρων L, P, O, E, Q
- Ορίζουμε κατάλληλο σετ χαρακτηριστικών
- Σχεδιάζουμε ταξινομητή δομημένου δέντρου

Character	Features			
	Vertical straight lines	Horizontal straight lines	Oblique straight lines	Curved lines
L	1	1	0	0
P	1	0	0	1
O	0	0	0	1
E	1	2	0	0
Q	0	0	1	1

UNIVERSITY OF PIRAEUS Department of Digital Systems   Computational Biomedicine Laboratory C.B.M. LAB

38

### Παράδειγμα - Πρόβλημα

- Υποθέστε ότι ένα εργοστάσιο πακεταρίσματος επιθυμεί να αυτοματοποιήσει τη διαδικασία ταξινόμησης των εισερχομένων ψαριών επάνω σε έναν μάντα μεταφοράς, ανάλογα με το είδος του ψαριού.
- Συγκεκριμένα θέλουμε να διαχωρίζονται μέσω οπτικών αισθητήρων τα ψάρια «σολομός» και «πέρκα».

UNIVERSITY OF PIRAEUS Department of Digital Systems   Computational Biomedicine Laboratory C.B.M. LAB

39

### Παράδειγμα - Διαδικασία

- Στήνουμε μια κάμερα
- Παίρνουμε κάποιες εικόνες δειγματοληπτικά
- Αρχίζουμε να παρατηρούμε κάποιες φυσικές διαφορές μεταξύ των δύο αυτών ειδών ψαριού (χαρακτηριστικά features):
  - Μήκος
  - Χρωματισμός
  - Πλάτος
  - Ο αριθμός και το σχήμα των λεπιών τους

UNIVERSITY OF PIRAEUS Department of Digital Systems   Computational Biomedicine Laboratory C.B.M. LAB

40

### Παράδειγμα - Διαδικασία

- Παρατηρείται η ύπαρξη ανεπιθύμητου θορύβου και κάποιων διαταραχών στις εικόνες:
  - διαφορές στο χρωματισμό
  - στη θέση των ψαριών στον μάντα μεταφοράς

UNIVERSITY OF PIRAEUS Department of Digital Systems   Computational Biomedicine Laboratory C.B.M. LAB

41

### Παράδειγμα - Μοντελοποίηση

- Κάθε τεχνική που βοηθάει και συντελεί στην καλύτερη ολοκλήρωση του τελευταίου μέρους πρέπει να ληφθεί υπόψη από το σχεδιαστή συστημάτων μηχανικής μάθησης.

UNIVERSITY OF PIRAEUS Department of Digital Systems   Computational Biomedicine Laboratory C.B.M. LAB

42

### Σύστημα Μηχανικής Μάθησης

- Η κάμερα λαμβάνει μια εικόνα από το ψάρι
- Η εικόνα προεπεξεργάζεται (preprocessed) για να απλοποιηθούν οι επόμενες πράξεις χωρίς να χαθούν όμως ζωτικές πληροφορίες:
  - τμηματοποίηση (segmentation): εικόνες από διαφορετικά ψάρια κατά κάποιο τρόπο απομονώνονται η μια από την άλλη και από το φόντο (background).
- Η πληροφορία από ένα μόνο ψάρι στέλνεται σε ένα εξαγωγέα χαρακτηριστικών (feature extractor):
  - η λειτουργία του επικεντρώνεται στο να μειώσει τον όγκο των δεδομένων, λαμβάνοντας υπόψη του μόνο κάποια σημαντικά «χαρακτηριστικά» ή «ιδιότητες».
- Οι τιμές αυτών των χαρακτηριστικών περνάνε σε ένα ταξινομητή που παίρνει την τελική απόφαση

UNIVERSITY OF PIRAEUS Department of Digital Systems Computational Biomedicine Laboratory C.B.M. LAB

43

UNIVERSITY OF PIRAEUS Department of Digital Systems Computational Biomedicine Laboratory C.B.M. LAB

44

### Επιλογή Χαρακτηριστικών

- Ένας υπάλληλος στο τμήμα διαχωρισμού των ψαριών μας αποκάλυψε ότι γενικά η πέρκα είναι μεγαλύτερη σε μήκος από το σολομό.
- Αυτό μας δίνει κάποια δοκιμαστικά μοντέλα για τα ψάρια: Οι πέρκες έχουν κάποιο τυπικό μήκος και αυτό είναι μεγαλύτερο από το μήκος των σολομών.
- Το μήκος είναι ένα προφανές χαρακτηριστικό και μπορούμε να προσπαθήσουμε να ταξινομήσουμε ένα ψάρι ανάλογα με το μήκος του
- Για να επιλέξουμε το κατώφλι  $I^*$  θα μπορούσαμε να πάρουμε κάποια δείγματα εκπαίδευσης ή σχεδίασης από ψάρια των δύο ειδών, να κάνουμε μετρήσεις και να επιθεωρήσουμε τα αποτελέσματα.

UNIVERSITY OF PIRAEUS Department of Digital Systems Computational Biomedicine Laboratory C.B.M. LAB

45

### Επιλογή Χαρακτηριστικών

UNIVERSITY OF PIRAEUS Department of Digital Systems Computational Biomedicine Laboratory C.B.M. LAB

46

### Επιλογή Χαρακτηριστικών

- Προχωράμε στην επιλογή άλλου χαρακτηριστικού πχ.
  - ο μέσος όρος φωτεινότητας του χρώματος του ψαριού

Τώρα πρέπει να είμαστε πολύ προσεκτικοί ώστε να εξαλείψουμε τις αποκλίσεις της φωτεινότητας

UNIVERSITY OF PIRAEUS Department of Digital Systems Computational Biomedicine Laboratory C.B.M. LAB

47

### Επιλογή Χαρακτηριστικών

UNIVERSITY OF PIRAEUS Department of Digital Systems Computational Biomedicine Laboratory C.B.M. LAB

48



## Επιλογή Χαρακτηριστικών & Κόστος Απόφασης

- Αποφασίζοντας πέρκα αντί για το σωστό (σολομός) έχει το ίδιο κόστος με το αντίστροφο
- Φανταστείτε το παράδειγμα ενός ταξινομητή για νάρκες ενεργές ή μη
- Έστω ότι μια εταιρεία γνωρίζει ότι οι πελάτες της δέχονται κομμάτια σολομού στις κονσέρβες τους «πέρκα», όμως δυσανασχετούν για κομμάτια πέρκας στην κονσέρβα τους «σολομός».
- Πρέπει να μεταφερθεί το όριο απόφασης σε χαμηλότερες τιμές φωτεινότητας

49

## Θεωρία Αποφάσεων

- Ασχολείται με το συνολικό κόστος που σχετίζεται με την απόφασή μας και τη δημιουργία ενός κανόνα απόφασης τέτοιου ώστε να ελαχιστοποιηθεί το κόστος αυτό.

50

## Επιλογή Χαρακτηριστικών

- Ακόμη και αν γνωρίζουμε το κόστος το οποίο συνδέεται με τις αποφάσεις μας και διαλέξουμε το κρίσιμο σημείο  $x^*$ , μπορεί να απογοητευτούμε με το ανακριβές αποτέλεσμα που θα προκύψει.
- Η πρώτη μας προσπάθεια τότε είναι να ψάξουμε για κάποιο άλλο διαφορετικό χαρακτηριστικό πάνω στο οποίο θα στηριχτούμε για να διαχωρίσουμε τα ψάρια.
- Ας υποθέσουμε όμως ότι κανένα άλλο οπτικό χαρακτηριστικό από μόνο του δεν λειτουργεί καλύτερα από τη φωτεινότητα.
- Για να βελτιώσουμε την αναγνώριση, τότε πρέπει να καταφύγουμε στη χρήση περισσότερων του ενός χαρακτηριστικών.

51

## Επιλογή Χαρακτηριστικών

- Μπορούμε να στηριχθούμε στο γεγονός ότι η πέρκα είναι γενικά πιο μεγάλη σε πλάτος από το σολομό.
- Τώρα έχουμε δύο χαρακτηριστικά:
  - την φωτεινότητα  $x_1$
  - το πλάτος  $x_2$
- Τότε ο εξαγωγέας χαρακτηριστικών έχει «μειώσει» την εικόνα για κάθε ψάρι σε ένα σημείο ή αλλιώς σε ένα διάνυσμα χαρακτηριστικών  $x$ , σε ένα δύο διαστάσεων χώρο χαρακτηριστικών:

$$x = \begin{pmatrix} x_1 \\ x_2 \end{pmatrix}$$

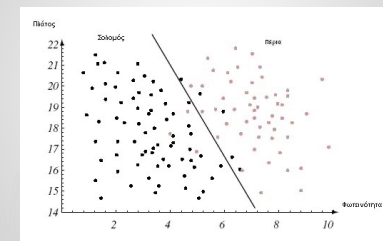
52

## Ταξινόμηση

- Το πρόβλημα μας στη συνέχεια, έγκειται στο να διαχωρίσουμε αυτό το χώρο χαρακτηριστικών σε δύο περιοχές:
  - Αυτές οι περιοχές θα είναι διαχωρισμένες έτσι ώστε για όλα τα σημεία εντός της μίας περιοχής να ονομάζουμε το ψάρι «πέρκα» και εντός της άλλης περιοχής να το ονομάζουμε «σολομό».
- Ας υποθέσουμε ότι μετράμε τα διανύσματα των χαρακτηριστικών για τα δείγματα μας
- Ταξινομούμε τα ψάρια ως «πέρκα» αν το διάνυσμα των χαρακτηριστικών του είναι πάνω από το όριο απόφασης και ως «σολομό» διαφορετικά.

53

## Ταξινόμηση



54

### Προβλήματα στην επιλογή Χαρακτηριστικών

- Εκτός από τη φωτεινότητα και το πλάτος των ψαριών μπορούμε ακόμη να συμπεριλάβουμε κάποια σχηματική παράμετρο:
  - όπως είναι η κυρτή γωνία του ραχιαίου πτερυγίου
  - την τοποθεσία των οφθαλμών
- Κάποια χαρακτηριστικά μπορεί να είναι πλεονάζοντα.
  - Για παράδειγμα, αν το χρώμα των ματιών των ψαριών σχετίζεται άψογα και με το πλάτος τους, τότε η επιλογή του χρώματος του ματιού ως χαρακτηριστικό θα είναι πλεονάζουσα.

55

### Προβλήματα στην επιλογή Χαρακτηριστικών

- Πως γνωρίζουμε εκ των προτέρων ποιο από τα χαρακτηριστικά θα δουλέψει καλύτερα;
- Κάποια χαρακτηριστικά είναι δύσκολο (ή ακριβό) να μετρηθούν ή απλώς προσφέρουν μικρή βελτίωση στον ταξινομητή ή ακόμη χειροτερεύουν την ταξινόμηση.
- Μια άλλη προσέγγιση θα ήταν να πάρουμε όσο το δυνατόν περισσότερα δείγματα εκπαίδευσης για να έχουμε την όσο το δυνατόν καλύτερη εκτίμηση των σχετικών χαρακτηριστικών. Σε κάποια προβλήματα όμως, το πλήθος των δεδομένων είναι περιορισμένο.

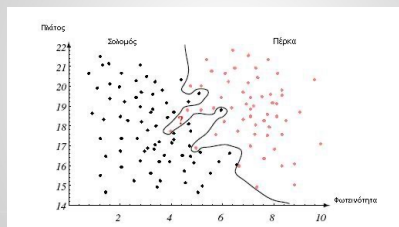
56

### Προβλήματα στην επιλογή Χαρακτηριστικών

- Αν τα μοντέλα μας ήταν πολύ περίπλοκα, ο ταξινομητής μας θα είχε όριο απόφασης πιο πολύπλοκο από την απλή ευθεία γραμμή.
- Ο κεντρικός σκοπός μας, όταν κατασκευάζουμε ένα ταξινομητή, είναι να μας προτείνει δράσεις όταν παρουσιάζονται σε αυτόν νέα πρότυπα όπως π.χ. κάποιο ψάρι που δεν έχει ξαναδεί. Αυτό είναι γνωστό με τον όρο *γενίκευση*.

57

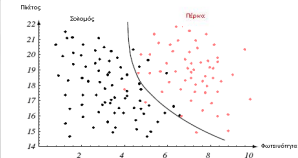
### Προβλήματα στην επιλογή Χαρακτηριστικών



58

### Προβλήματα στην επιλογή Χαρακτηριστικών

- Ψάχνουμε να απλοποιήσουμε τον ταξινομητή μας και το όριο απόφασης
- Συμβιβάζομαστε με μια πιο χαμηλή απόδοση του ταξινομητή μας στα δεδομένα εκπαίδευσης, αν αυτό οδηγήσει σε έναν ταξινομητή με καλύτερη απόδοση σε καινούρια πρότυπα



59

### Συμπεράσματα

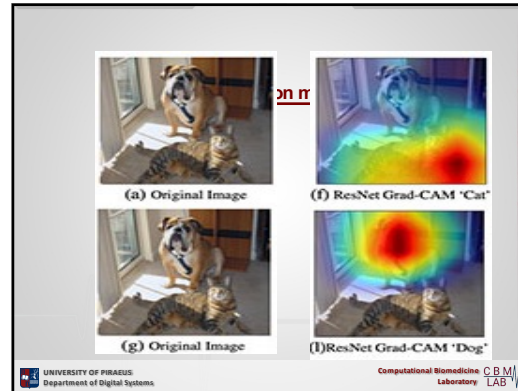
- Ο άνθρωπος έχει την ικανότητα να «δουλεύει» καλά σε διαφορετικά προβλήματα αναγνώρισης και να εναλλάσσεται στιγμιαία μεταξύ τους
- Η δημιουργία μοντέλου μηχανικής μάθησης / TN για *γενική χρήση* είναι δύσκολο εγχείρημα
- Κατά τη σχεδίαση του μοντέλου οι αποφάσεις μας βασίζονται στο κόστος και την εργασία που επιθυμούμε

60

## Συμπεράσματα

- Είναι σημαντικό σε κάθε πρόβλημα μηχανικής μάθησης να κατασκευάσουμε μια «επιτυχή» αναπαράσταση, με απλές δομικές σχέσεις ανάμεσα στα χαρακτηριστικά
- Πρέπει μέσω της αναπαράστασης να εκφράζεται το πραγματικό μοντέλο των προτύπων
- Τα πρότυπα που οδηγούν στην ίδια απόφαση πρέπει να είναι κοντά και όσο γίνεται πιο μακριά από τα πρότυπα που οδηγούν σε διαφορετική απόφαση.
- Επιλέγουμε έναν μικρό αριθμό χαρακτηριστικών που:
  - να οδηγήσουν σε απλούστερες περιοχές απόφασης
  - να απλοποιήσουν το χρόνο εκπαίδευσης του ταξινομητή
- **Τελικός Στόχος η κατανοητή μηχανική μάθηση (explainable machine learning)**

61



62