

Εισαγωγή στην Τεχνητή Νοημοσύνη

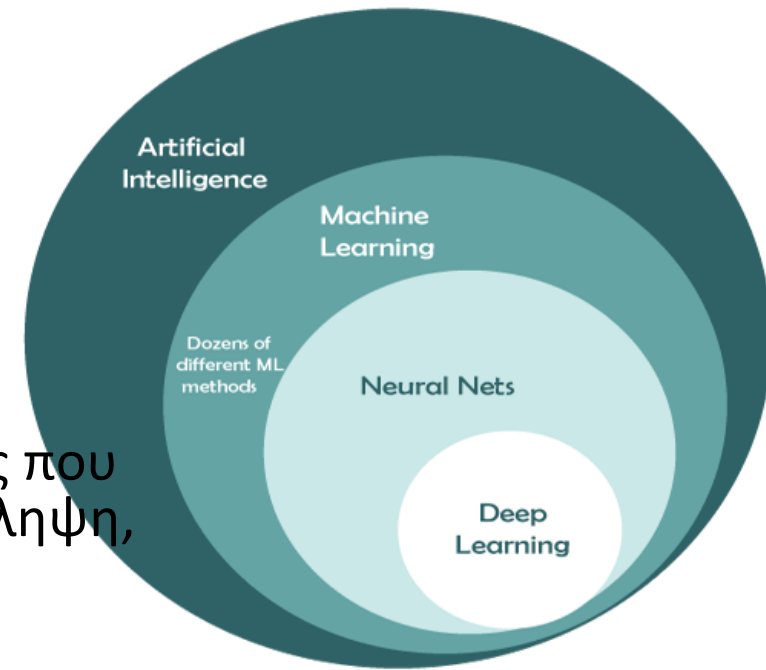
Γιώργος Χ. Σακελλαρόπουλος

Καθηγητής Ιατρικής Φυσικής – Ιατρικής Πληροφορικής

Τμήμα Ιατρικής – Πανεπιστήμιο Πατρών

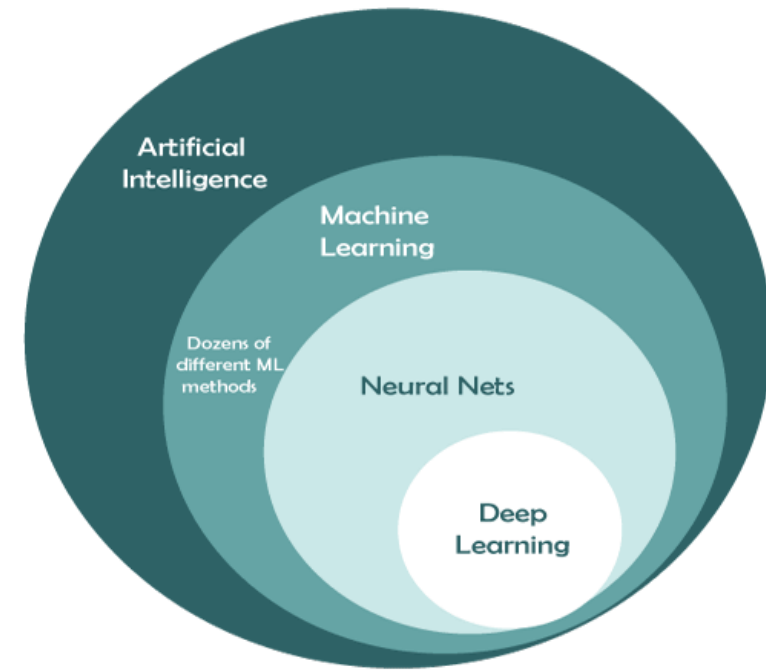
Ορισμός Εννοιών

- **Τεχνητή Νοημοσύνη (Artificial Intelligence):**
Κλάδος της Πληροφορικής που ασχολείται με την ανάπτυξη υπολογιστικών συστημάτων ικανών να επιδεικνύουν συμπεριφορές που παραδοσιακά αποδίδονται στην ανθρώπινη νοημοσύνη (όπως αντίληψη, συλλογιστική, κατανόηση, εκμάθηση)
- **Μηχανική Μάθηση (Machine Learning):**
Μια από τις προσεγγίσεις για επίτευξη της Τεχνητής Νοημοσύνης. Ένα σύνολο προηγμένων υπολογιστικών αλγορίθμων που εκπαιδεύονται από τα διαθέσιμα δεδομένα ώστε να ανακαλύπτουν και να λαμβάνουν υπ' όψη τους συνδυασμούς (patterns) ποσοτικών χαρακτηριστικών ώστε να κάνουν προβλέψεις σε καινούρια σύνολα δεδομένων
- **Βαθιά μάθηση (Deep Learning):** μια από τις τεχνικές υλοποίησης της Μηχανικής Μάθησης, με χρήση ειδικού τύπου Τεχνητών Νευρωνικών Δικτύων (Convolutional ΤΝΔ, Transformers)



Ορισμός Εννοιών

- ChatGPT, Claude, Gemini, Llama, DeepSeek:
Μεγάλα Γλωσσικά Μοντέλα (Large Language Models = LLMs)
δηλαδή μοντέλα βαθιάς μάθησης ειδικά σχεδιασμένα για την επεξεργασία και παραγωγή φυσικής γλώσσας.
- Λόγω της πρόσφατης αλματώδους ανάπτυξης στο χώρο του Deep Learning, ο όρος Τεχνητή Νοημοσύνη συνήθως υπονοεί τη Βαθιά Μάθηση



Μηχανική Μάθηση (Machine Learning)

“Ένα υπολογιστικό πρόγραμμα λέμε ότι μαθαίνει από κάποια εμπειρική γνώση Γ που σχετίζεται με ένα πρόβλημα Π και μια μετρική απόδοσης $\mathbf{M}$, εάν η απόδοσή του στο Π , όπως μετριέται από την $\mathbf{M}$, βελτιώνεται από την γνώση Γ . ”

Tom Mitchell, Machine Learning (1997)

- Γ : Δεδομένα
- Π : Πρόβλημα που θέλουμε να αντιμετωπίσουμε
- $\mathbf{M}$: Ποσοτική μετρική αξιολόγησης

Μηχανική Μάθηση (Machine Learning)

Εποπτευόμενη Μάθηση

Αξιοποιεί επισημασμένα δεδομένα (σχολιασμένες πληροφορίες).

Για παράδειγμα, επισημασμένες ακτινογραφίες γνωστών όγκων για την ανίχνευση όγκων σε νέες εικόνες

Μη εποπτευόμενη Μάθηση

Επιχειρεί να εξαγάγει πληροφορίες από μη επισημασμένα δεδομένα.

Για παράδειγμα, κατηγοριοποίηση ομάδων ασθενών με παρόμοια συμπτώματα για τον εντοπισμό μιας κοινής αιτίας.

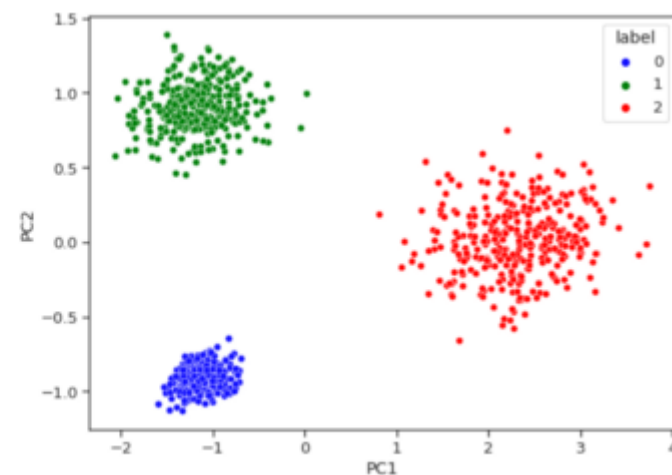
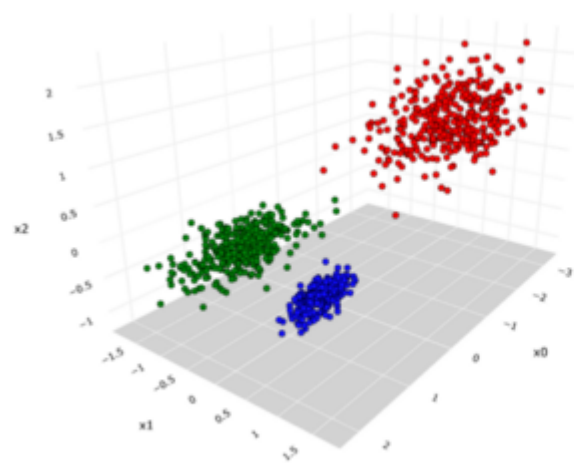
Ενισχυτική Μάθηση

Τα συστήματα μαθαίνουν με δοκιμές και λάθη ή με υπόδειξη από εμπειρογνώμονες. Ο αλγόριθμος μαθαίνει αναπτύσσοντας μια στρατηγική για τη μεγιστοποίηση των ανταμοιβών.

Μη-επιβλεπόμενη μάθηση

- Ανάλυση κυρίων συνιστωσών (Principal Component Analysis)
 - Ορθογώνιος γραμμικός μετασχηματισμός δεδομένων που μετασχηματίζει τα δεδομένα σε νέο σύστημα συντεταγμένων έτσι ώστε η μεγαλύτερη διακύμανση θα εμπεριέχεται στην 1^η συντεταγμένη (1^η συνιστώσα), η αμέσως μικρότερη διακύμανση στη 2^η συντεταγμένη (2^η συνιστώσα) κλπ

	x0	x1	x2	cluster_label
0	-0.366353	1.022466	1.166899	2
1	-1.179214	1.318905	1.047407	2
2	0.346441	-1.360488	-0.417740	1
3	0.507115	0.055279	-0.890964	0
4	-0.185192	0.937566	0.930304	2



Μη-επιβλεπόμενη μάθηση

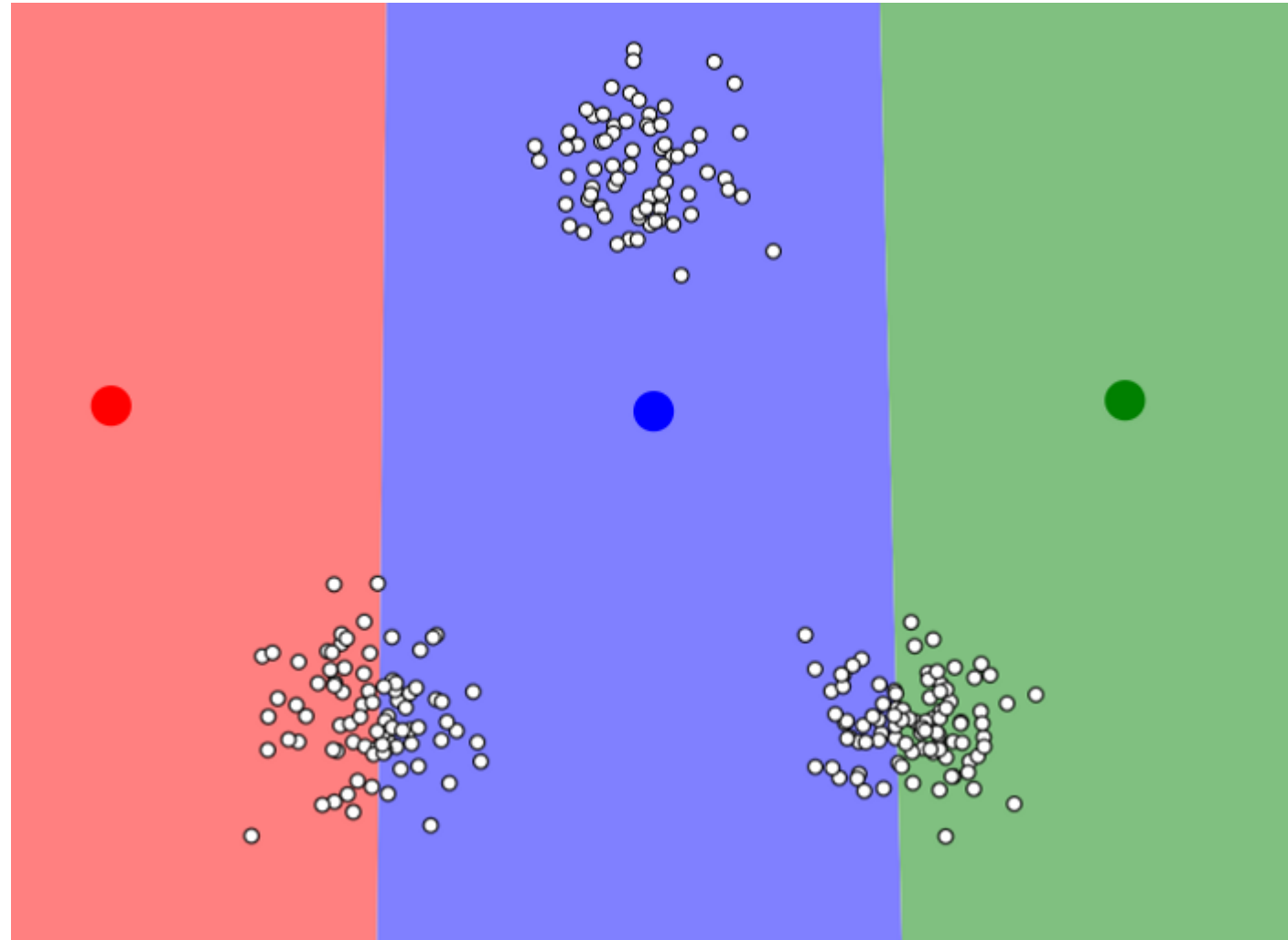
Συσταδοποίηση ή Ομαδοποίηση (Clustering)

Αλγόριθμος K-means

Στόχος: Εύρεση των κέντρων από k ομάδες και ένταξη των μετρήσεων σε ομάδες με κριτήριο την ελαχιστοποίηση των τετραγώνων των αποστάσεων από το κέντρο της ομάδας

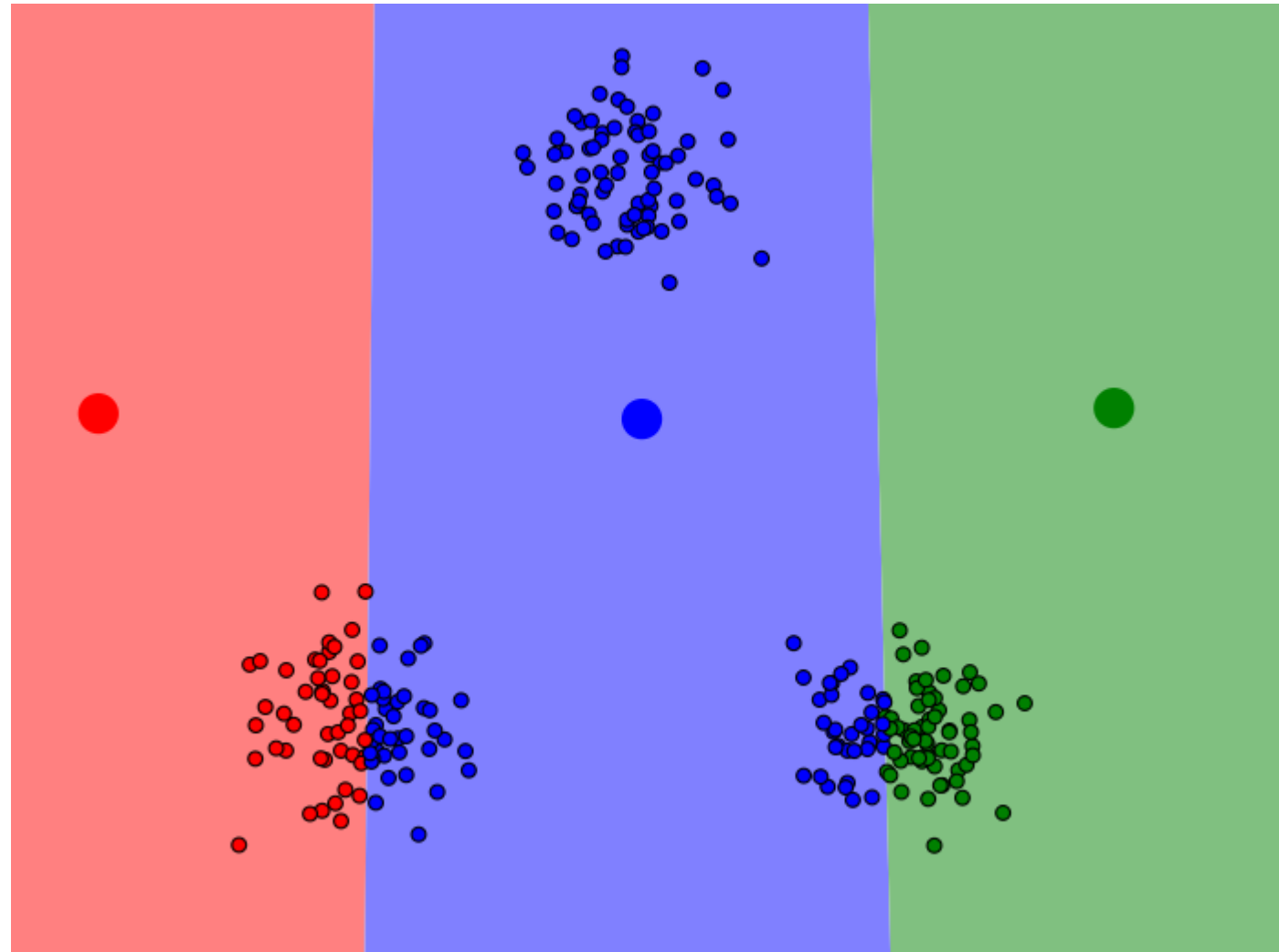
Ομαδοποίηση με χρήση αλγορίθμου K-means

- Διαδικασία:
 1. Τυχαία επιλογή του κέντρου της ομάδας για κάθε ομάδα
 2. Υπολογισμός απόστασης όλων των σημείων (μετρήσεων) από τα κέντρα των ομάδων
 3. Ένταξη των σημείων στην πλησιέστερη ομάδα
 4. Εύρεση νέου κέντρου κάθε ομάδας, υπολογίζοντας τη μέση τιμή όλων των σημείων της ομάδας
 5. Επανάληψη των βημάτων 2-4 μέχρι να μην μεταβάλλονται τα κέντρα των ομάδων



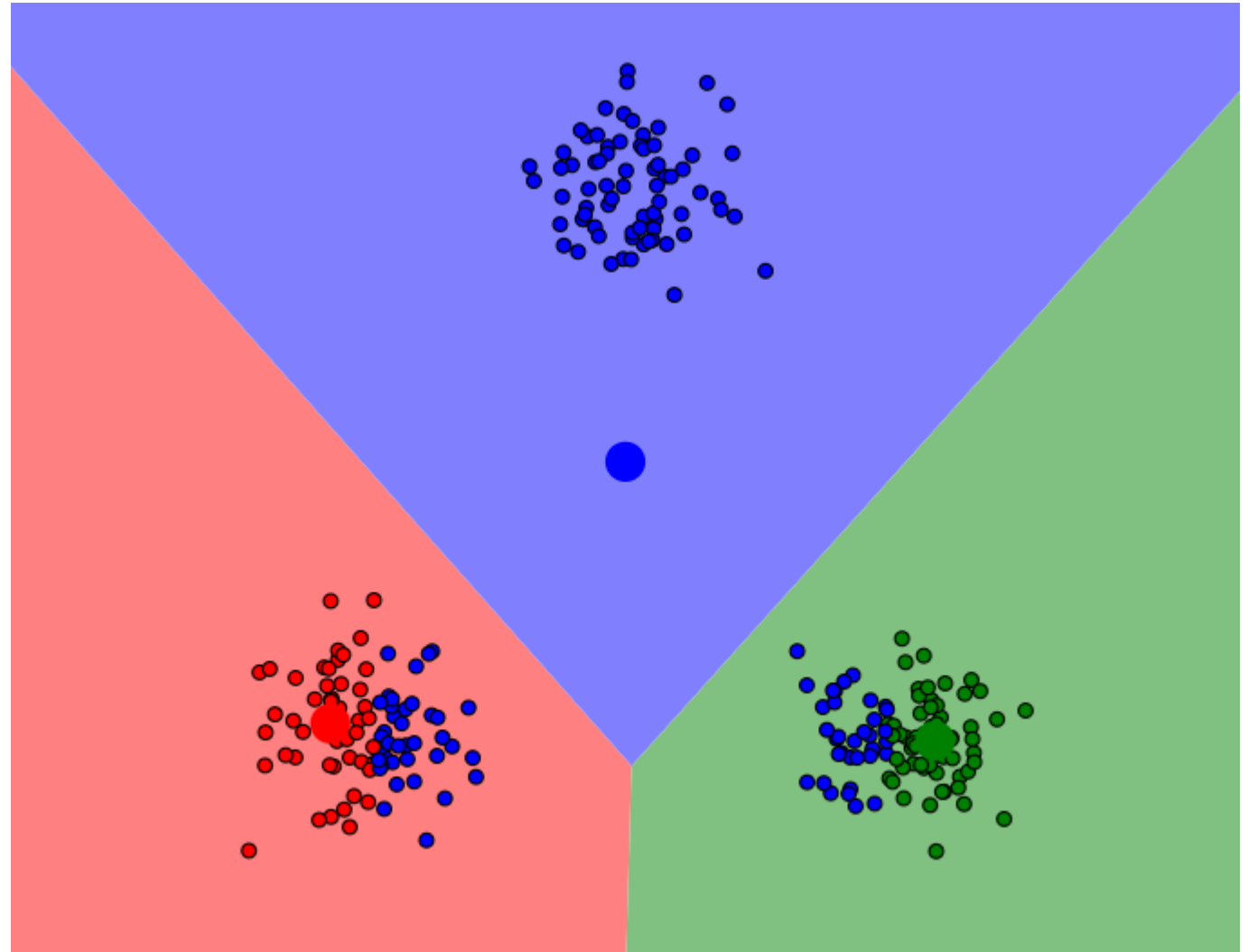
Ομαδοποίηση με χρήση αλγορίθμου K-means

- Διαδικασία:
 1. Τυχαία επιλογή του κέντρου της ομάδας για κάθε ομάδα
 2. Υπολογισμός απόστασης όλων των σημείων (μετρήσεων) από τα κέντρα των ομάδων
 3. Ένταξη των σημείων στην πλησιέστερη ομάδα
 4. Εύρεση νέου κέντρου κάθε ομάδας, υπολογίζοντας τη μέση τιμή όλων των σημείων της ομάδας
 5. Επανάληψη των βημάτων 2-4 μέχρι να μην μεταβάλλονται τα κέντρα των ομάδων



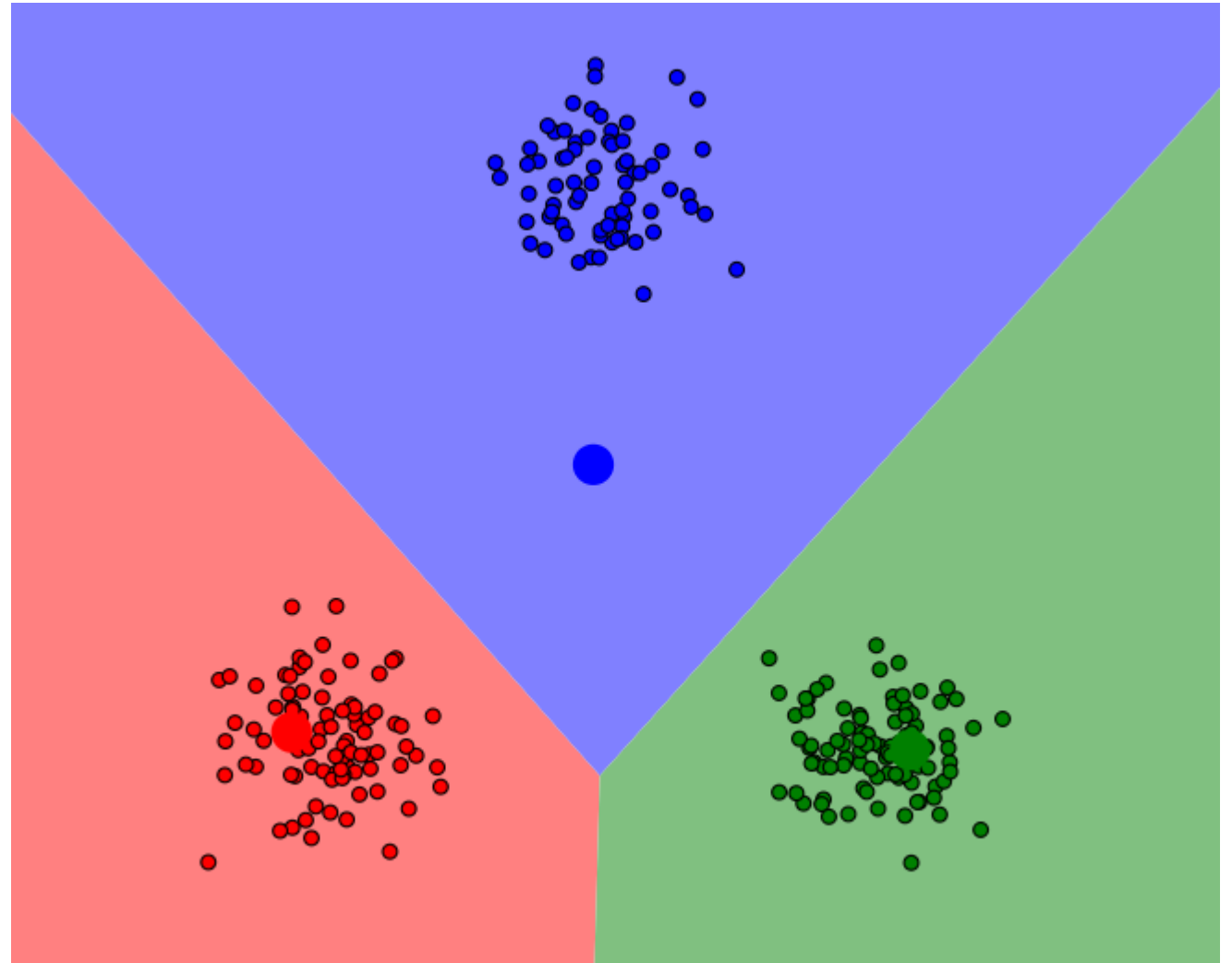
Ομαδοποίηση με χρήση αλγορίθμου K-means

- Διαδικασία:
 1. Τυχαία επιλογή του κέντρου της ομάδας για κάθε ομάδα
 2. Υπολογισμός απόστασης όλων των σημείων (μετρήσεων) από τα κέντρα των ομάδων
 3. Ένταξη των σημείων στην πλησιέστερη ομάδα
 4. **Εύρεση νέου κέντρου κάθε ομάδας, υπολογίζοντας τη μέση τιμή όλων των σημείων της ομάδας**
 5. Επανάληψη των βημάτων 2-4 μέχρι να μην μεταβάλλονται τα κέντρα των ομάδων



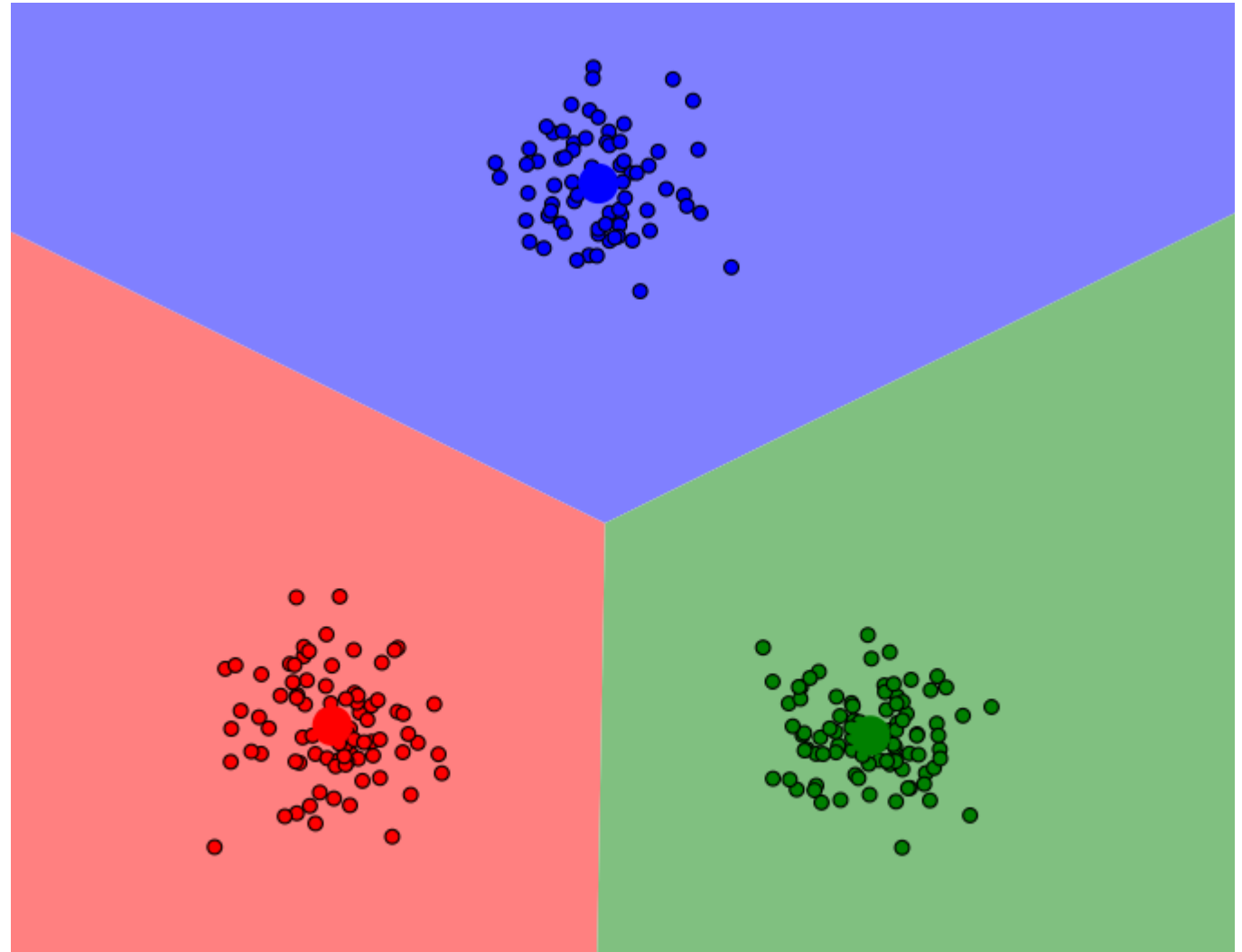
Ομαδοποίηση με χρήση αλγορίθμου K-means

- Διαδικασία:
 1. Τυχαία επιλογή του κέντρου της ομάδας για κάθε ομάδα
 2. Υπολογισμός απόστασης όλων των σημείων (μετρήσεων) από τα κέντρα των ομάδων
 3. **Ένταξη των σημείων στην πλησιέστερη ομάδα**
 4. Εύρεση νέου κέντρου κάθε ομάδας, υπολογίζοντας τη μέση τιμή όλων των σημείων της ομάδας
 5. **Επανάληψη των βημάτων 2-4** μέχρι να μην μεταβάλλονται τα κέντρα των ομάδων



Ομαδοποίηση με χρήση αλγορίθμου K-means

- Διαδικασία:
 1. Τυχαία επιλογή του κέντρου της ομάδας για κάθε ομάδα
 2. Υπολογισμός απόστασης όλων των σημείων (μετρήσεων) από τα κέντρα των ομάδων
 3. Ένταξη των σημείων στην πλησιέστερη ομάδα
 4. Εύρεση νέου κέντρου κάθε ομάδας, υπολογίζοντας τη μέση τιμή όλων των σημείων της ομάδας
 5. **Επανάληψη** των βημάτων 2-4 **μέχρι να μην μεταβάλλονται τα κέντρα των ομάδων**



Επιβλεπόμενη μάθηση

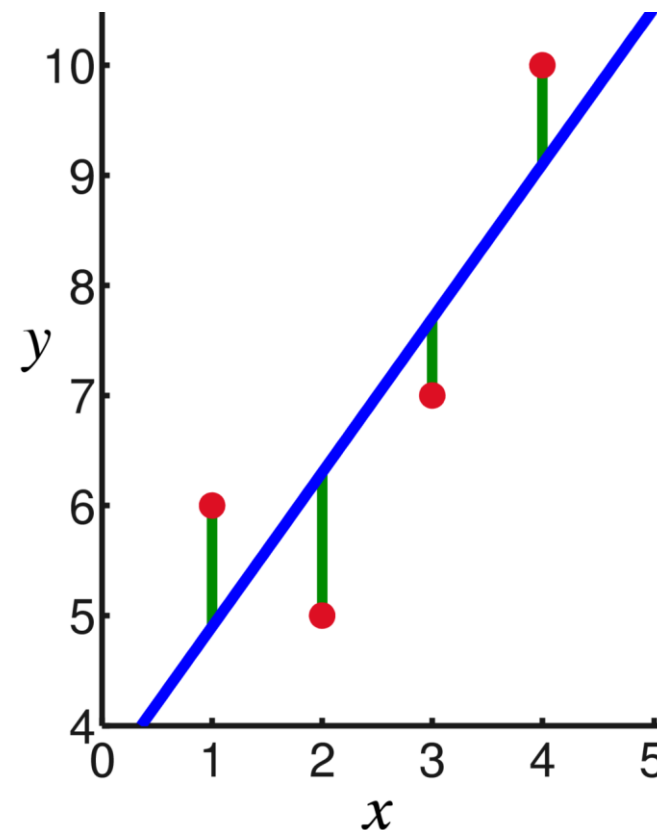
- Παλινδρόμηση (Regression)
 - Εκτίμηση της σχέσης μεταξύ μιας (συνήθως συνεχούς) εξαρτημένης μεταβλητής από μία ή περισσότερες συνεχείς ανεξάρτητες μεταβλητές
- Ταξινόμηση (Classification)
 - Εύρεση του υποπληθυσμού στον οποίο ανήκει μια μέτρηση

Παλινδρόμηση (γραμμική)

$$y_i = a + \beta x_i + \varepsilon_i$$

$$\beta = \frac{\sum (x_i - \bar{x})(y_i - \bar{y})}{\sum (x_i - \bar{x})^2}$$

$$a = \bar{y} - \beta \bar{x}$$

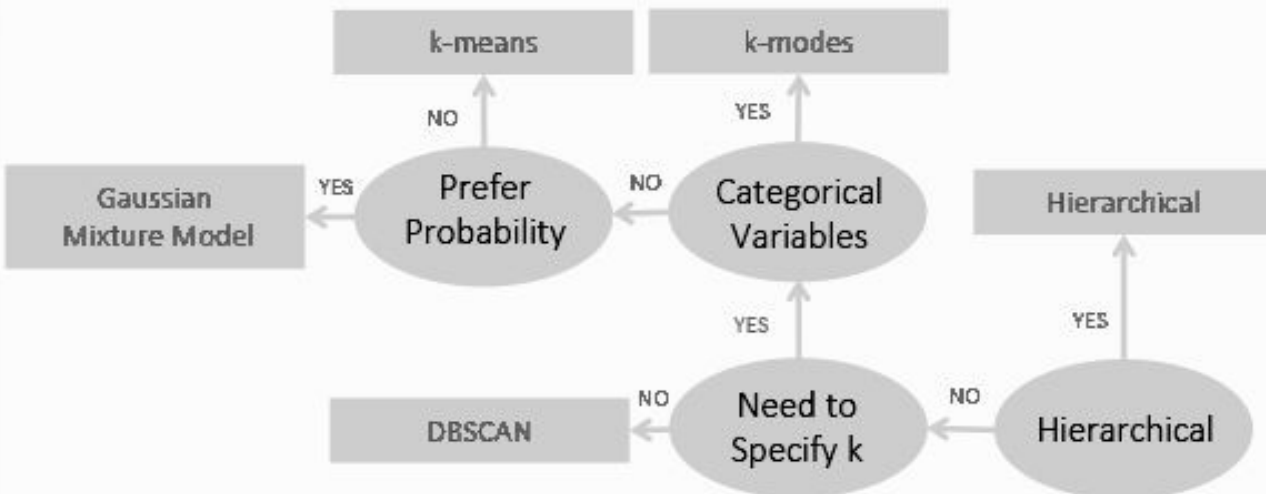
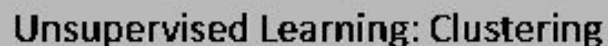


Οι **μετρήσεις** θεωρούνται ως αποτέλεσμα **τυχαίων αποκλίσεων** από μια **υφιστάμενη σχέση** που συνδέει την εξαρτημένη μεταβλητή (y) με την ανεξάρτητη μεταβλητή (x)

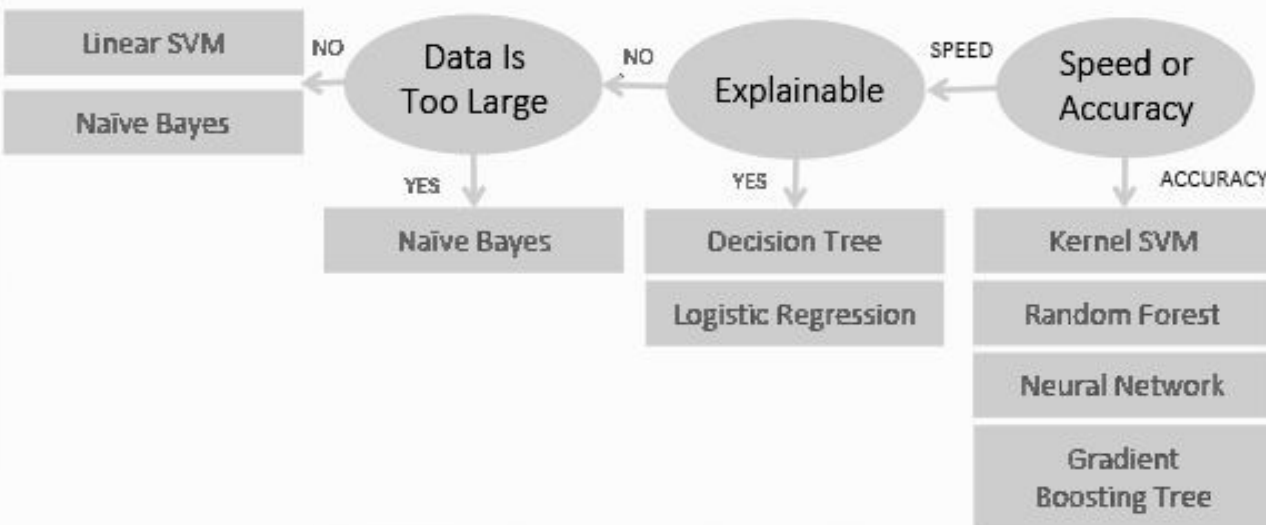
Ταξινόμηση (Classification)

- Αλγόριθμοι
- Λογιστική παλινδρόμηση
- Αφελής Bayes (Naïve Bayes)
- Bayesian Δίκτυα
- Μηχανές Διανυσμάτων Υποστήριξης (Support Vector Machines – SVMs)
- Ταξινομητής k-πλησιέστερων γειτόνων
- Τεχνητά νευρωνικά Δίκτυα
- Δέντρα αποφάσεων
- Γενετικοί Αλγόριθμοι

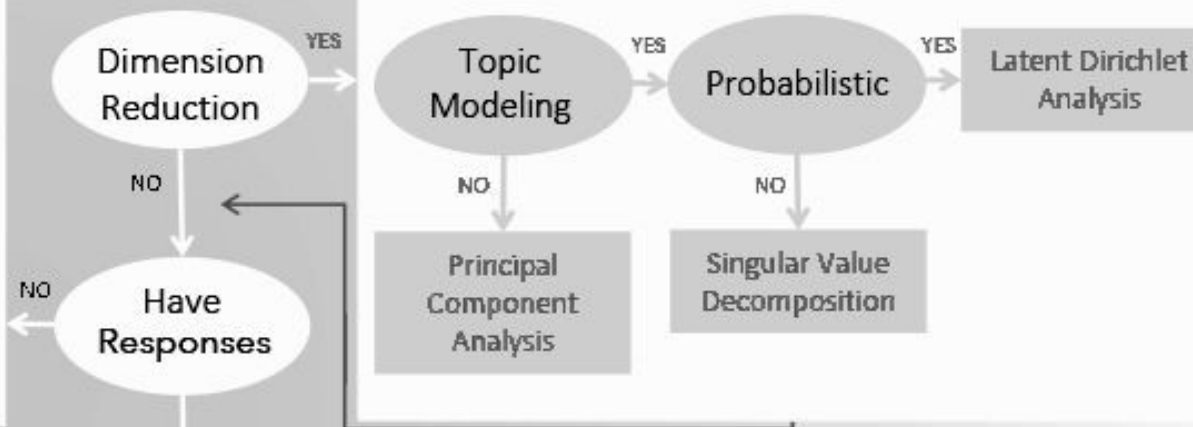
Machine Learning Algorithms Cheat Sheet



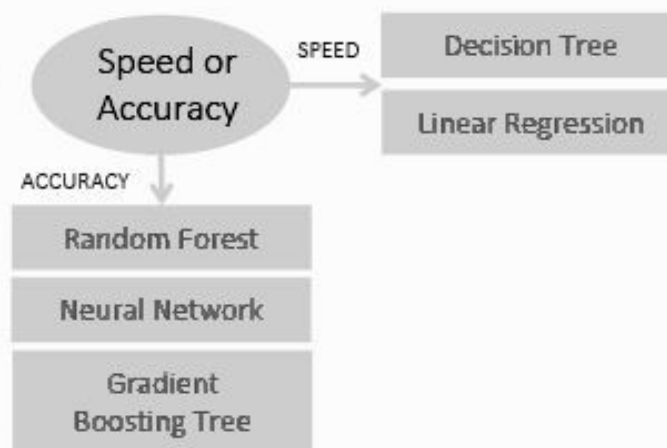
Supervised Learning: Classification



START



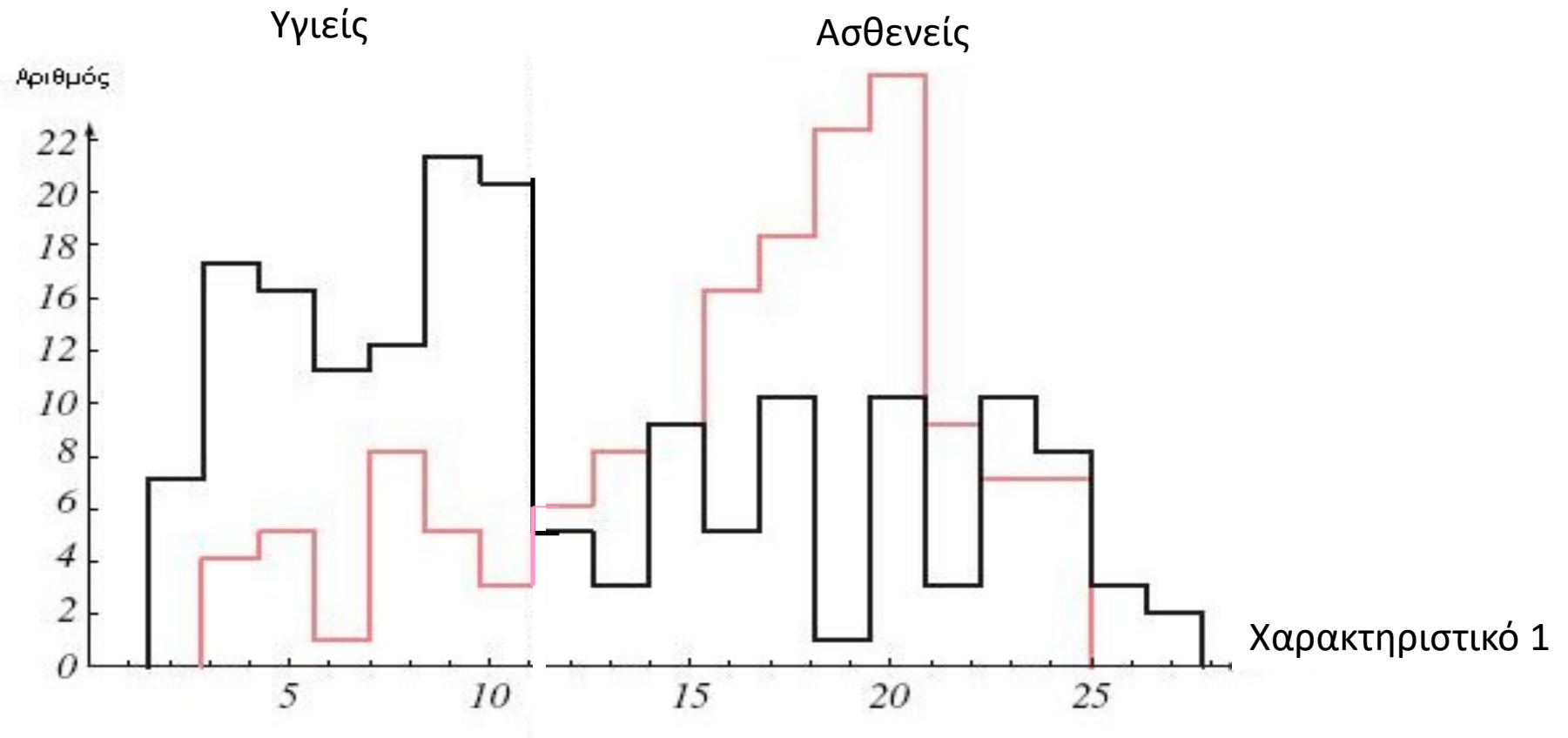
Supervised Learning: Regression



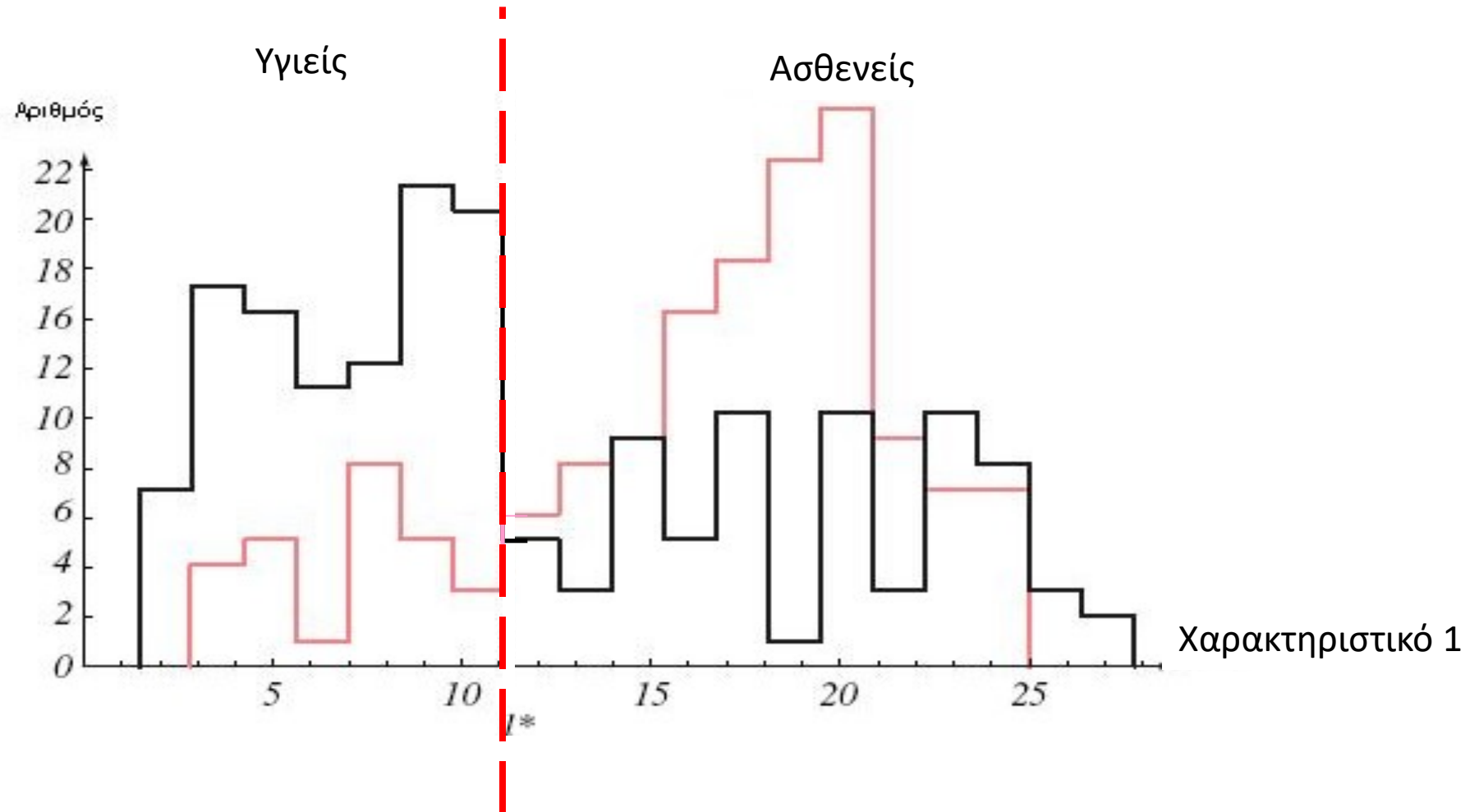
Παράδειγμα: Ταξινόμηση μεταξύ ασθενών και υγιών με βάση χαρακτηριστικά εικόνας



Ταξινόμηση ανάλογα με το Χαρακτηριστικό 1



Ταξινόμηση ανάλογα με το Χαρακτηριστικό 1



Ένα παράδειγμα (συνέχεια)

- Γιατί τόσα λάθη;
 - Δεν επαρκούν τα δεδομένα εκπαίδευσης
 - Πολύ λίγα χαρακτηριστικά
 - Πολλά/άσχετα χαρακτηριστικά
 - Υπερεκπαίδευση

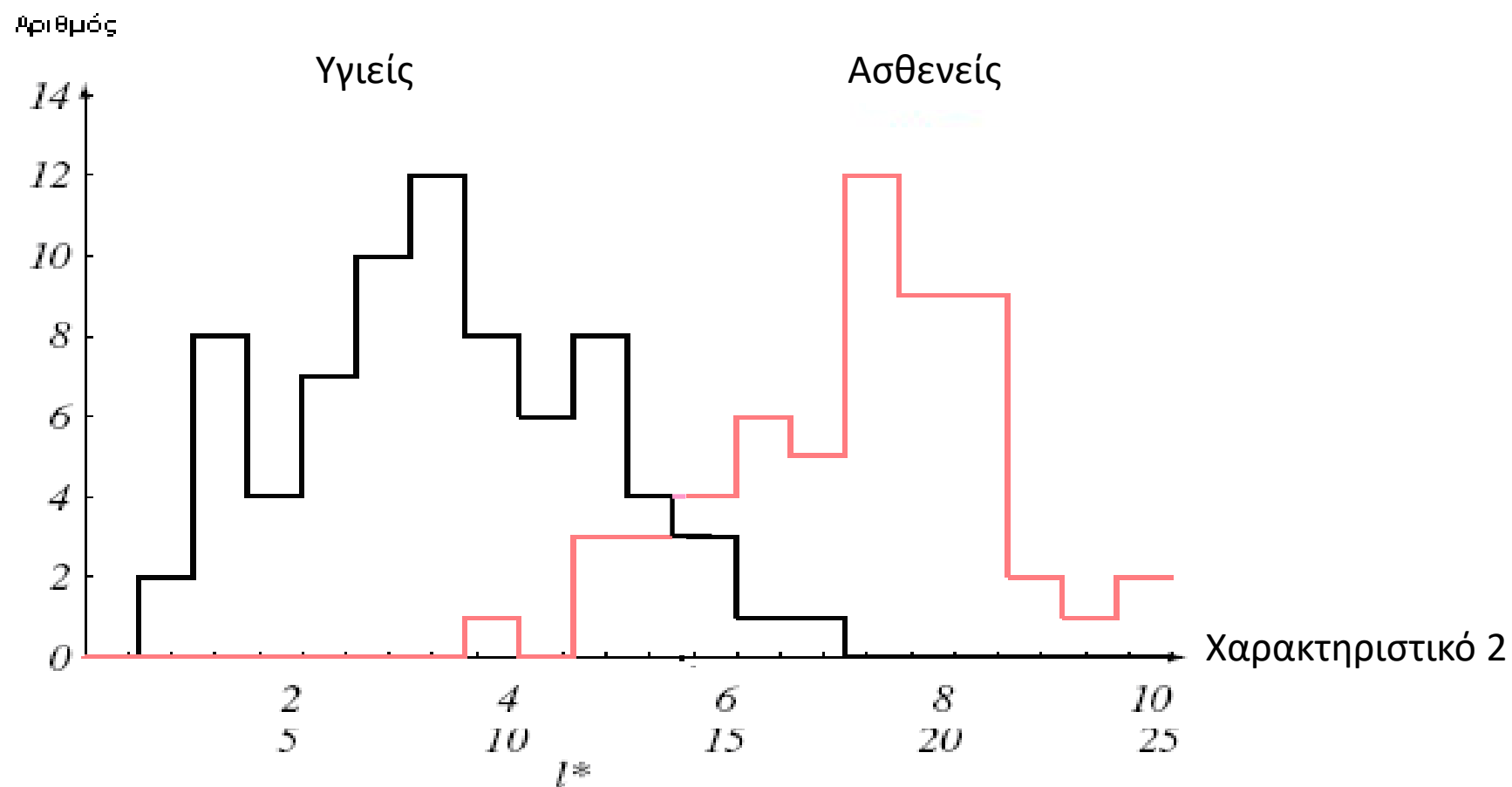
Λάθος Απόφασης

- Υπάρχει ένα γενικό λάθος που σχετίζεται με την απόφαση μας

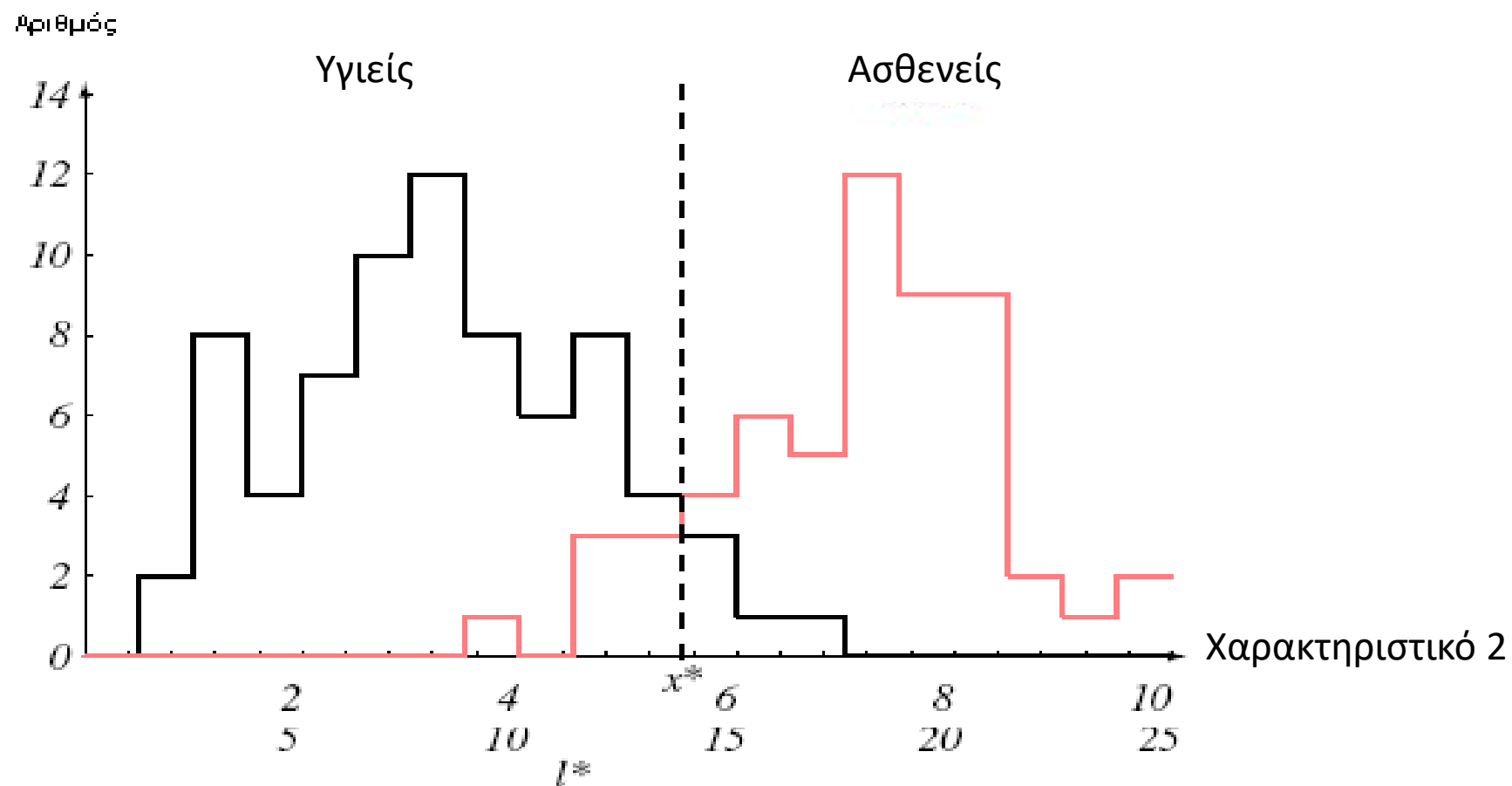
Πρόκληση:

Δημιουργία ενός κανόνα απόφασης (πχ όριο απόφασης), τέτοιο ώστε να ελαχιστοποιείται το κόστος

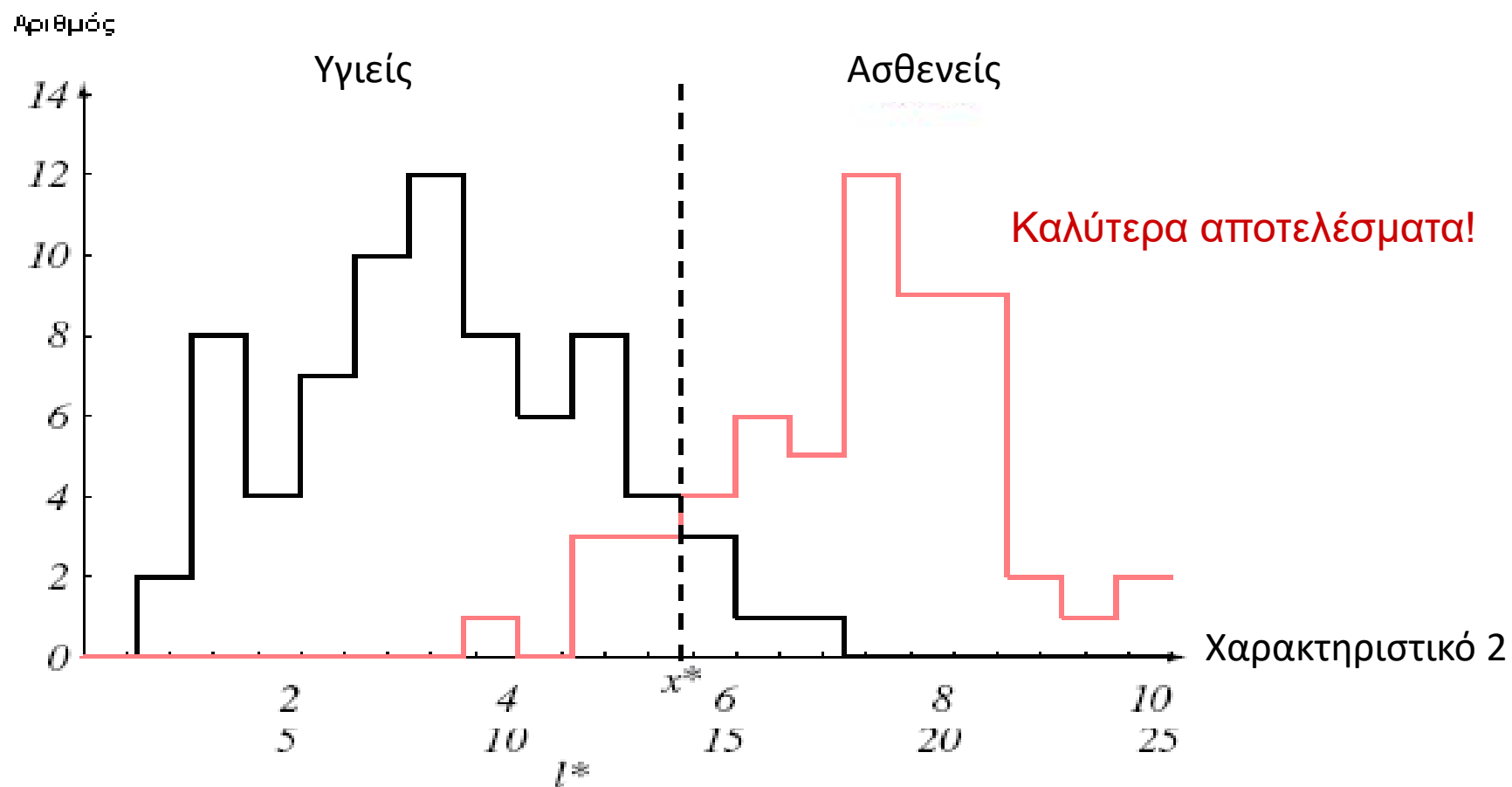
Κατανομή τιμών Χαρακτηριστικού 2



Κατανομή τιμών Χαρακτηριστικού 2



Κατανομή τιμών Χαρακτηριστικού 2



Εξαγωγή χαρακτηριστικών

- Αν υποθέσουμε ότι κανένα άλλο χαρακτηριστικό δεν δουλεύει καλύτερα, αλλά το αποτέλεσμα δεν μας ικανοποιεί....

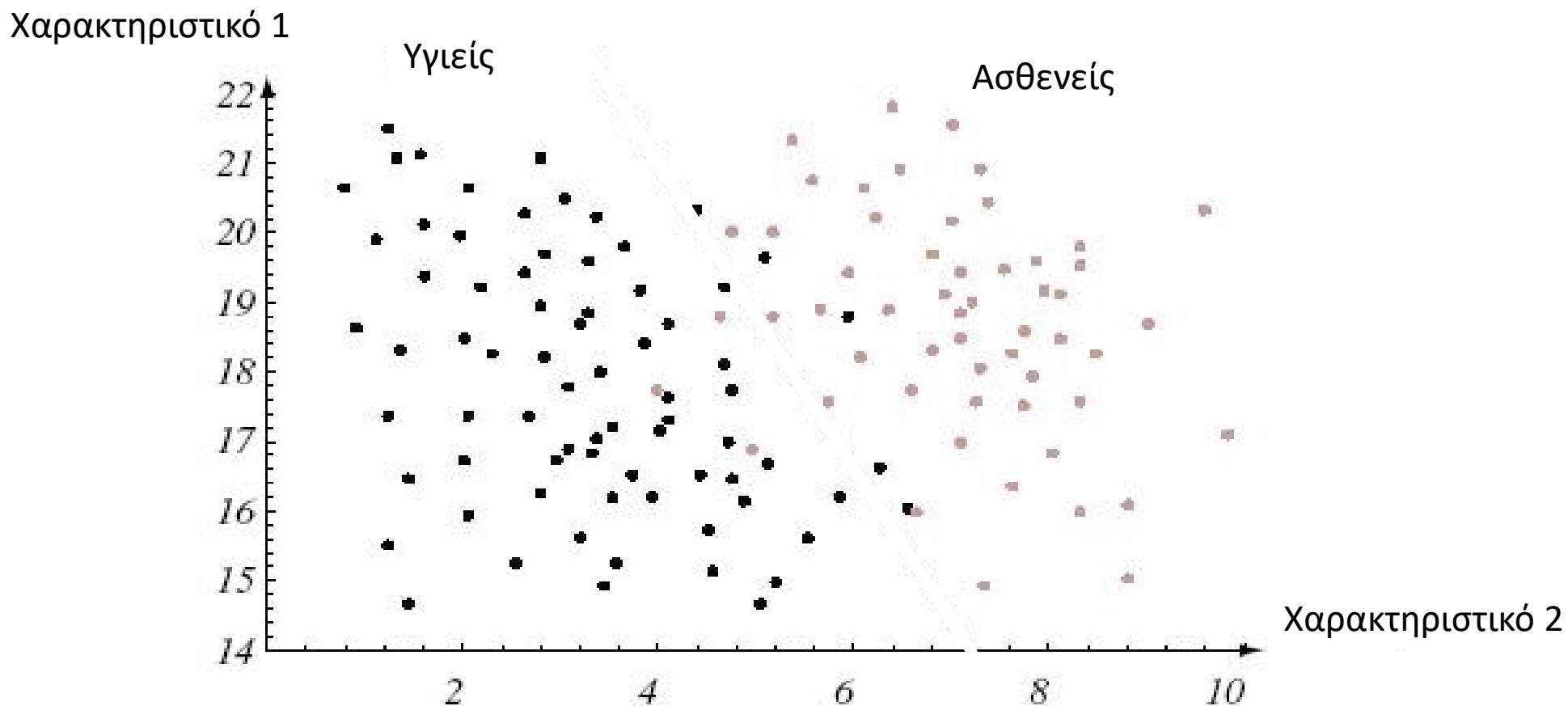


Χρήση περισσότερων του ενός χαρακτηριστικού

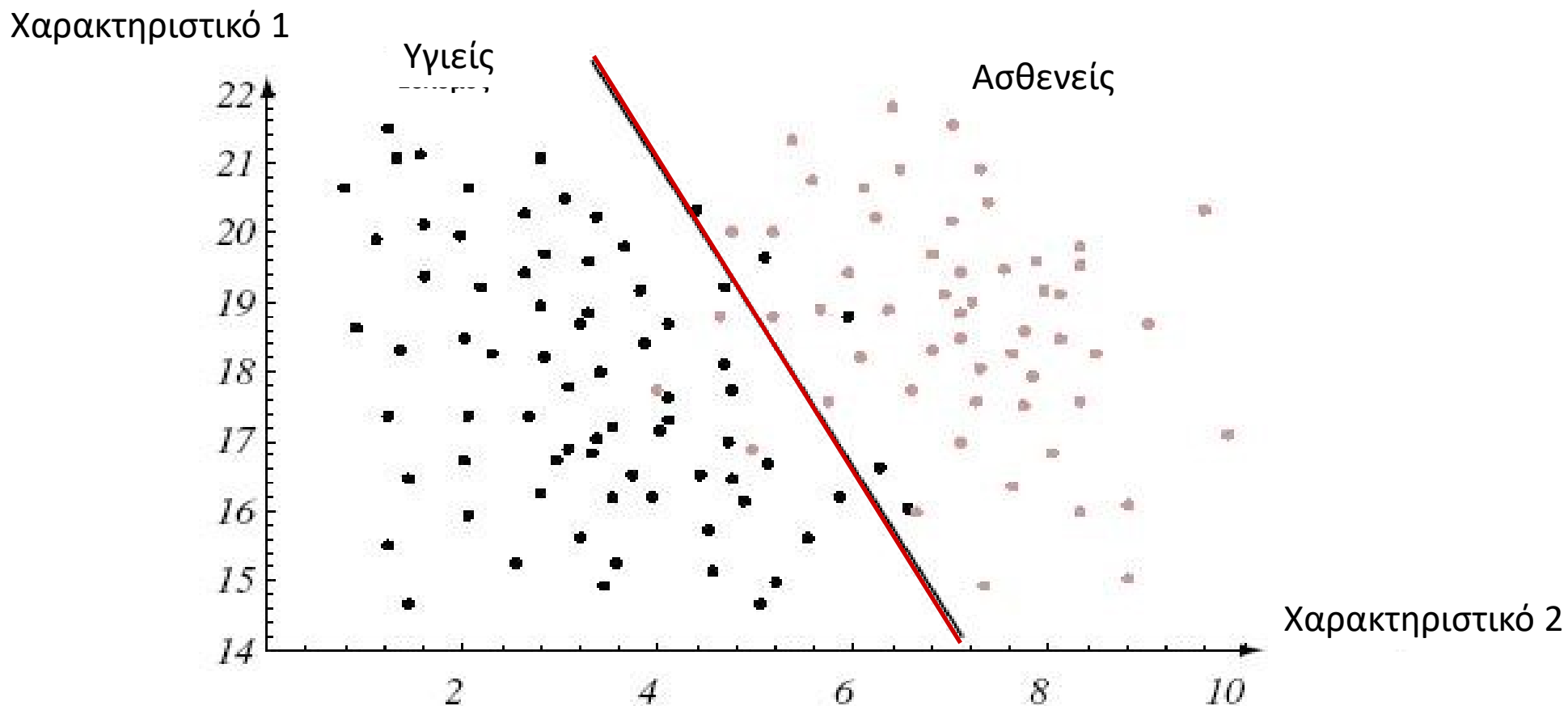
$$\mathbf{X} = \begin{bmatrix} x_1 \\ x_2 \end{bmatrix}$$

- ✓ Διάνυσμα χαρακτηριστικών
- ✓ Χώρος χαρακτηριστικών

Διαχωρισμός χώρου χαρακτηριστικών



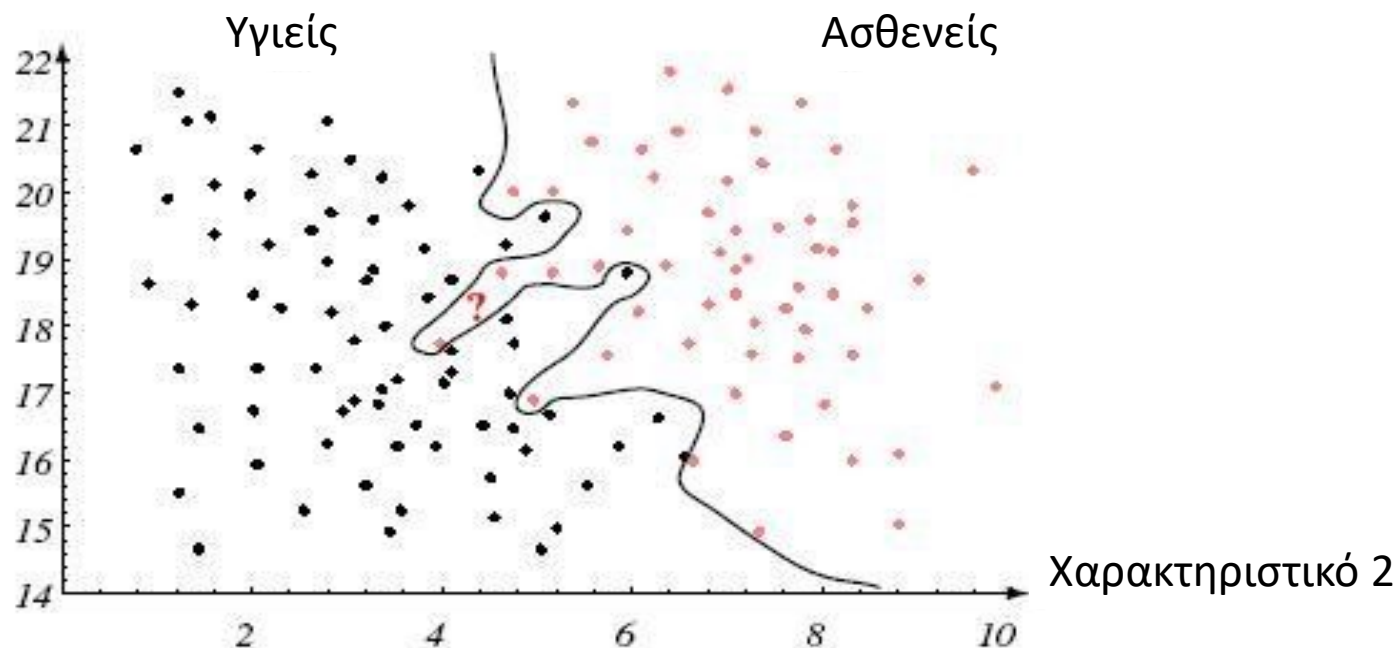
Διαχωρισμός χώρου χαρακτηριστικών



Μήπως θα ήταν προτιμότερο...

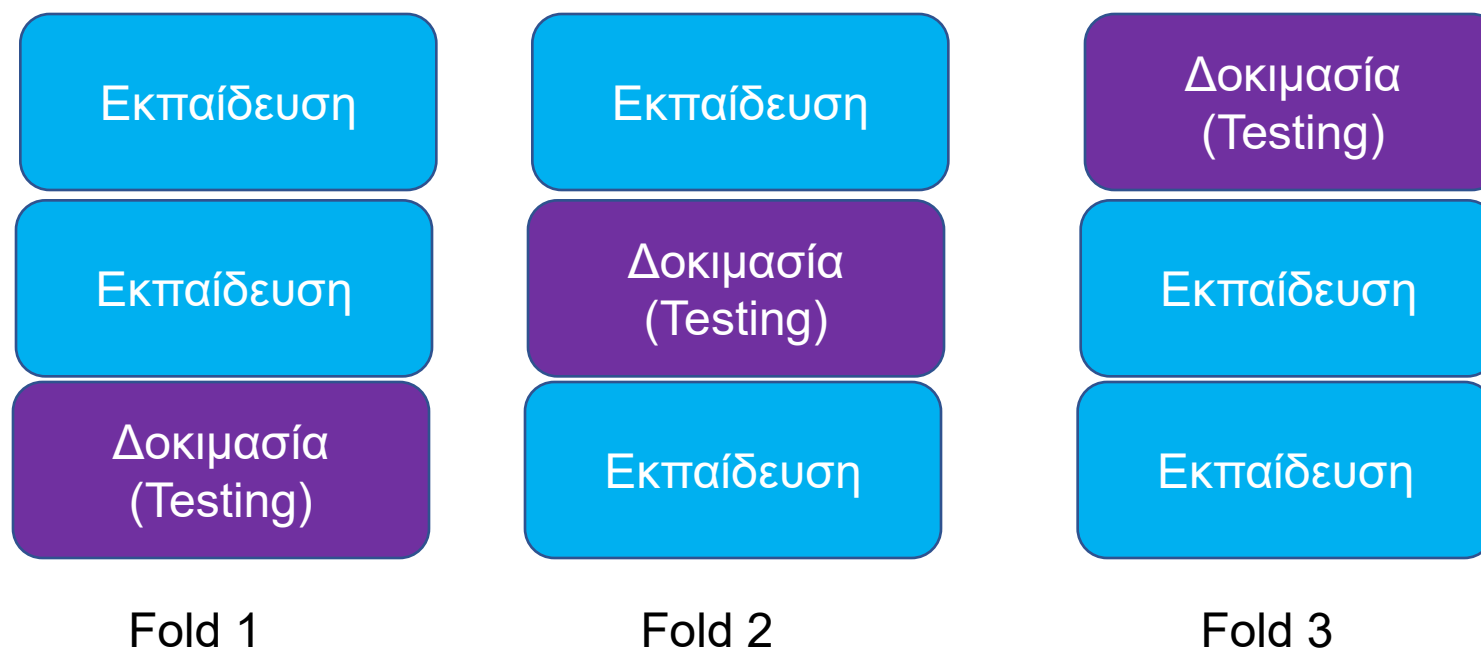
-να χρησιμοποιήσω πιο περίπλοκο όριο απόφασης?

Χαρακτηριστικό 1



Σκοπός η καλή γενίκευση, όχι η τέλεια απόδοση στα δείγματα εκπαίδευσης

Cross validation (3 fold)



Αποτίμηση επιδόσεων ταξινόμησης (performance evaluation)

ΠΡΑΓΜΑΤΙΚΟΤΗΤΑ	ΠΡΟΒΛΕΨΗ	
	Class=1	Class=2
	Class=1	Class=2
	a (TP)	b (FN)
	c (FP)	d (TN)

a: TP (true positive)

b: FN (false negative)

c: FP (false positive)

d: TN (true negative)

ΑΘ (αληθώς θετικά)

ΨΑ (ψευδώς αρνητικά)

ΨΘ (ψευδώς θετικά)

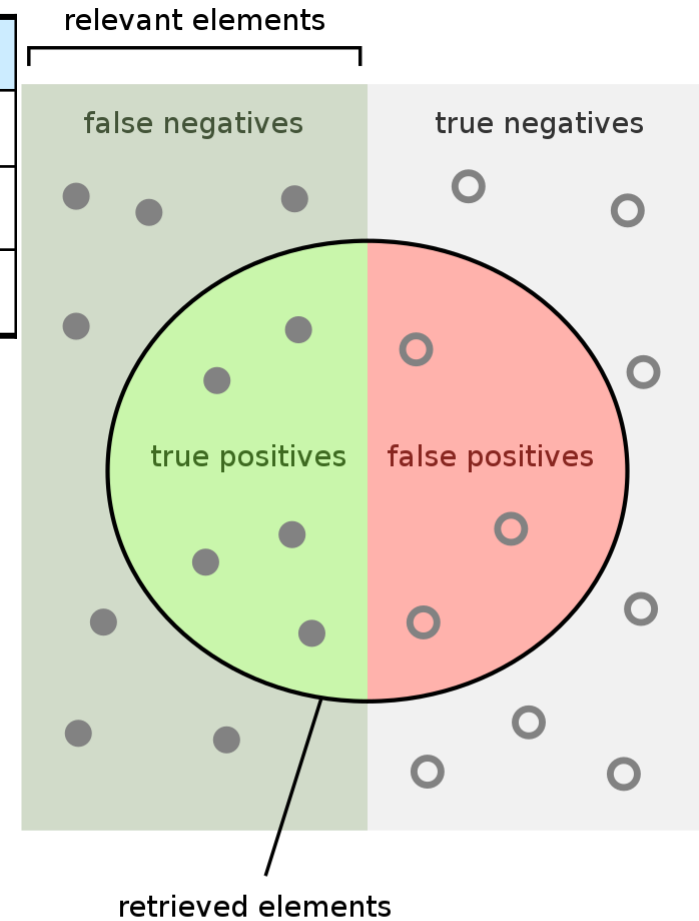
ΑΑ (αληθώς ασρνητικά)

$$\text{Precision (p)} = \frac{a}{a + c}$$

$$\text{Recall (r)} = \frac{a}{a + b}$$

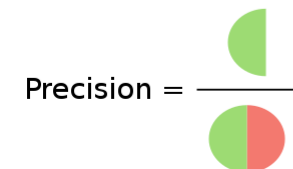
$$\text{Accuracy} = \frac{a + d}{a + b + c + d} = \frac{TP + TN}{TP + TN + FP + FN}$$

“Confusion Matrix”	ΠΡΟΒΛΕΨΗ		
ΠΡΑΓΜΑΤΙΚΟΤΗΤΑ		Class=1	Class=2
	Class=1	a	b
	Class=2	c	d

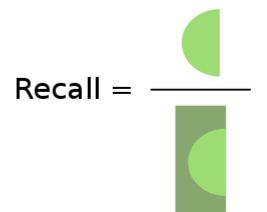


- Precision = ακρίβεια = θετική προβλεπτική αξία (positive predictive value), **π.χ. η πιθανότητα να είναι πραγματικά παθολογικό ένα περιστατικό που ο αλγόριθμος ταξινόμησε ως τέτοιο**
- Recall = ευαισθησία (sensitivity), **π.χ. η πιθανότητα να ταξινομήσει ο αλγόριθμος ως παθολογικό ένα πραγματικά παθολογικό περιστατικό**
- Accuracy = πιστότητα, μετρά τη συνολική ικανότητα του αλγορίθμου να ταξινομεί ορθά τα περιστατικά

How many retrieved items are relevant?



How many relevant items are retrieved?



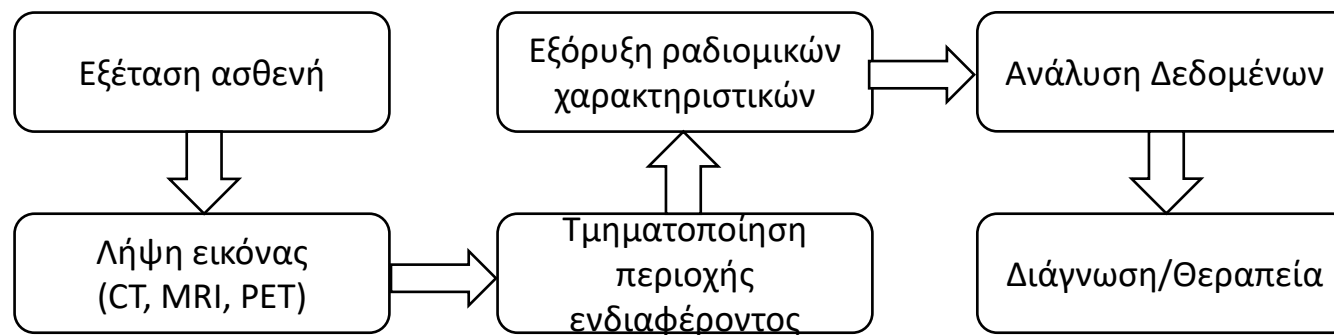
Radiomics

Μέθοδος ποσοτικής περιγραφής των ιατρικών εικόνων

- Ραδιομικά χαρακτηριστικά

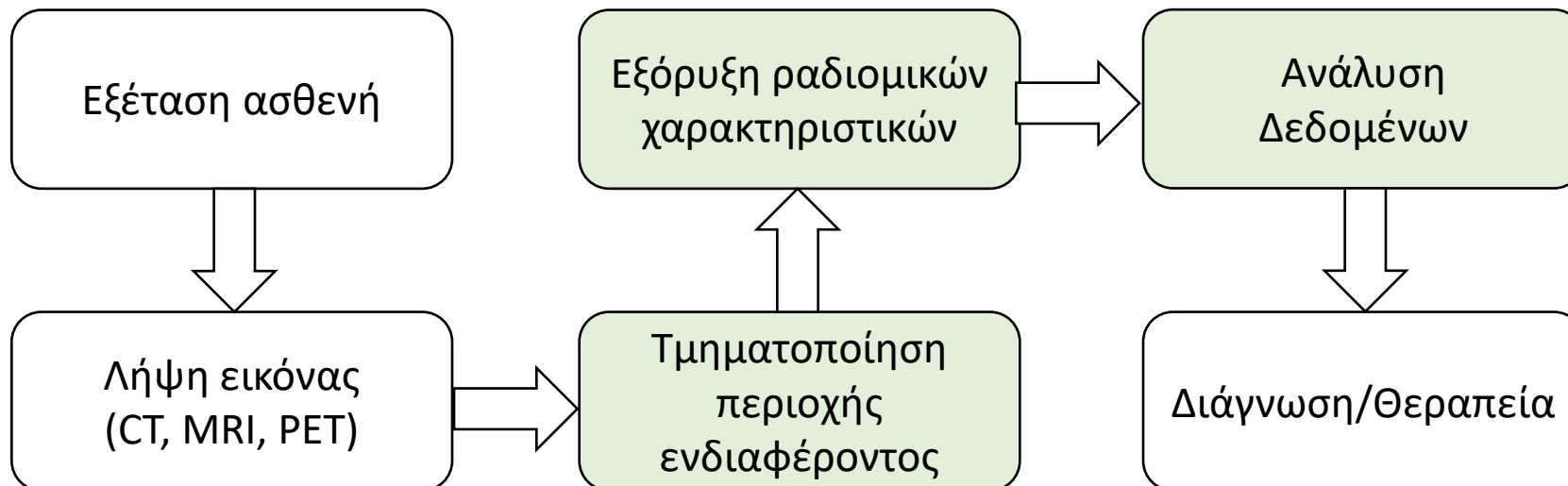
- Υπόθεση: οι ιατρικές εικόνες περιέχουν πληροφορίες για διεργασίες άμεσα σχετιζόμενες με μια πάθηση που δεν είναι εύκολο να εντοπιστούν με γυμνό μάτι.
- Αξιοποίηση του ιστογράμματος έντασης
- Αξιοποίηση της χωρικής συσχέτισης των pixel
- Ποσοτικοποίηση πληροφορίας υφής της εικόνας: Τα ραδιομικά δεδομένα, χρησιμοποιούνται ως επιπρόσθετα δεδομένα στις υπάρχουσες διαγνωστικές διαδικασίες

Διαδικασία εξαγωγής χαρακτηριστικών:



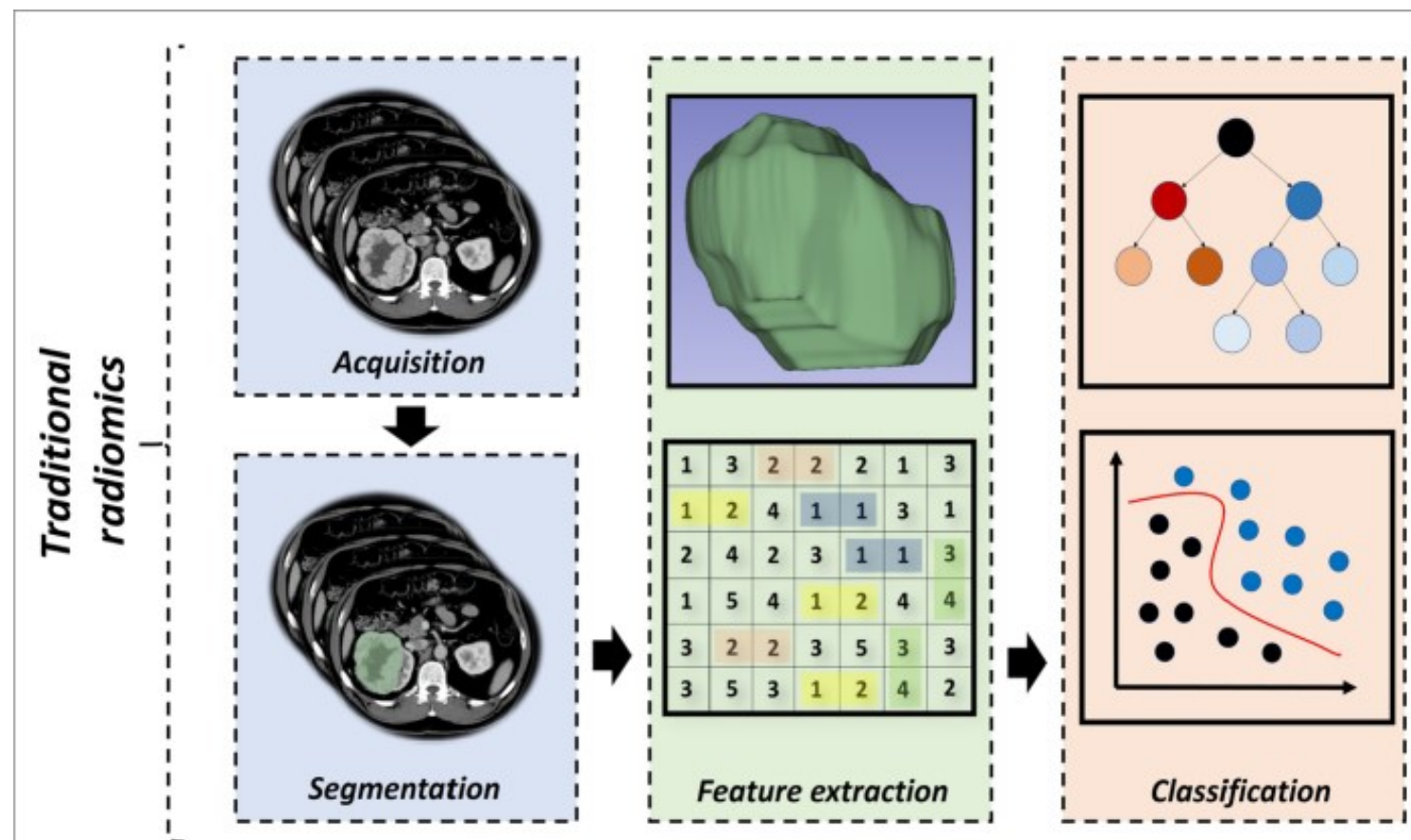
Radiomics & Τεχνητή Νοημοσύνη

- Στόχος: υποβοήθηση λήψης ιατρικών αποφάσεων (διάγνωσης, επιλογής θεραπείας, πρόγνωσης)
- Η χρήση της ΤΝ στο πεδίο των Radiomics προσφέρει σημαντικά πλεονεκτήματα λόγω της ικανότητάς της για διαχείριση μεγάλου όγκου δεδομένων



Radiomics – Πριν τη χρήση Deep Learning

- Μέχρι τώρα (προ Deep Learning) αξιοποιούνται χαρακτηριστικά:
 - Προερχόμενα από το ιστόγραμμα της εικόνας
 - Προερχόμενα από τις χωρικές συσχετίσεις των pixel/voxel
 - Προερχόμενα από πίνακες συσχετίσεων μεταξύ 3 ή περισσότερων pixel/voxel
- Υποβοήθηση λήψης απόφασης: Βηματική διαδικασία με χρήση μεθόδων Μηχανικής Μάθησης σε κάθε βήμα
 - Προεπεξεργασία δεδομένων
 - Τμηματοποίηση εικόνων
 - Υπολογισμός χαρακτηριστικών
 - Εύρεση χρήσιμων χαρακτηριστικών
 - Συνδυασμός χρήσιμων χαρακτηριστικών σε μαθηματικό μοντέλο πρόβλεψης
 - Χρήση μοντέλου και ταξινόμηση



Παραδείγματα ραδιομικών χαρακτηριστικών

Προερχόμενα από το ιστόγραμμα της εικόνας

- Μέση τιμή
- Ενδιάμεση τιμή
- Τυπική απόκλιση
- Κυρτότητα
- Εντροπία

Προερχόμενα από τις χωρικές συσχετίσεις των pixel

- Χαρακτηριστικά σχήματος
 - Επιφάνεια
 - Λόγος περιμέτρου προς επιφάνεια
 - Σφαιρικότητα
 - Μέγιστη διάμετρος
- Gray Level Co-occurrence Matrix (GLCM)
 - Autocorrelation
 - Cluster Prominence
 - Αντίθεση

Methods	Texture features
Histogram	Mean (histogram's mean); Variance (histogram's variance); Skewness (histogram's skewness); Kurtosis (histogram's kurtosis); Perc.01% (1% percentile); Perc.10% (10% percentile); Perc.50% (50% percentile); Perc.90% (90% percentile); Perc.99% (99% percentile)
Gradient	GrMean (absolute gradient mean); GrVariance (absolute gradient variance); GrSkewness (absolute gradient skewness); GrKurtosis (absolute gradient kurtosis); GrNonZeros (percentage of pixels with nonzero gradient)
Run-length matrix	RLNonUni (run length nonuniformity); GLenNonU (grey level nonuniformity); LngREmph (long run emphasis); ShrtREmp (short run emphasis); Fraction (fraction of image in runs)
Co-occurrence matrix	AngScMom (angular second moment); Contrast (contrast); Correlat (correlation); SumOfSqs (sum of squares); InvDfMom (inverse difference moment); SumAverg (sum average); SumVarnc (sum variance); SumEntrp (sum entropy); Entropy (entropy); DifVarnc (difference variance); DifEntrp (difference entropy). Features are computed for 5-pixel distance (1, 2, 3, 4, 5) and for 4 various directions (horizontal, 45 degrees, vertical, 135 degrees)
Autogressive model	Teta1 (parameter θ_1); Teta2 (parameter θ_2); Teta3 (parameter θ_3); Teta4 (parameter θ_4); Sigma (parameter σ)
Wavelet transform	WavEn (wavelet energy) feature is computed at 5 scales within four frequency bands: low-pass filtering in both directions (LL) assessed the lowest frequencies, low-pass filtering followed by high-pass filtering (LH) assessed horizontal edges, high-pass filtering followed by low-pass filtering (HL) assessed vertical edges; high-pass filtering in both directions (HH) assessed diagonal details.

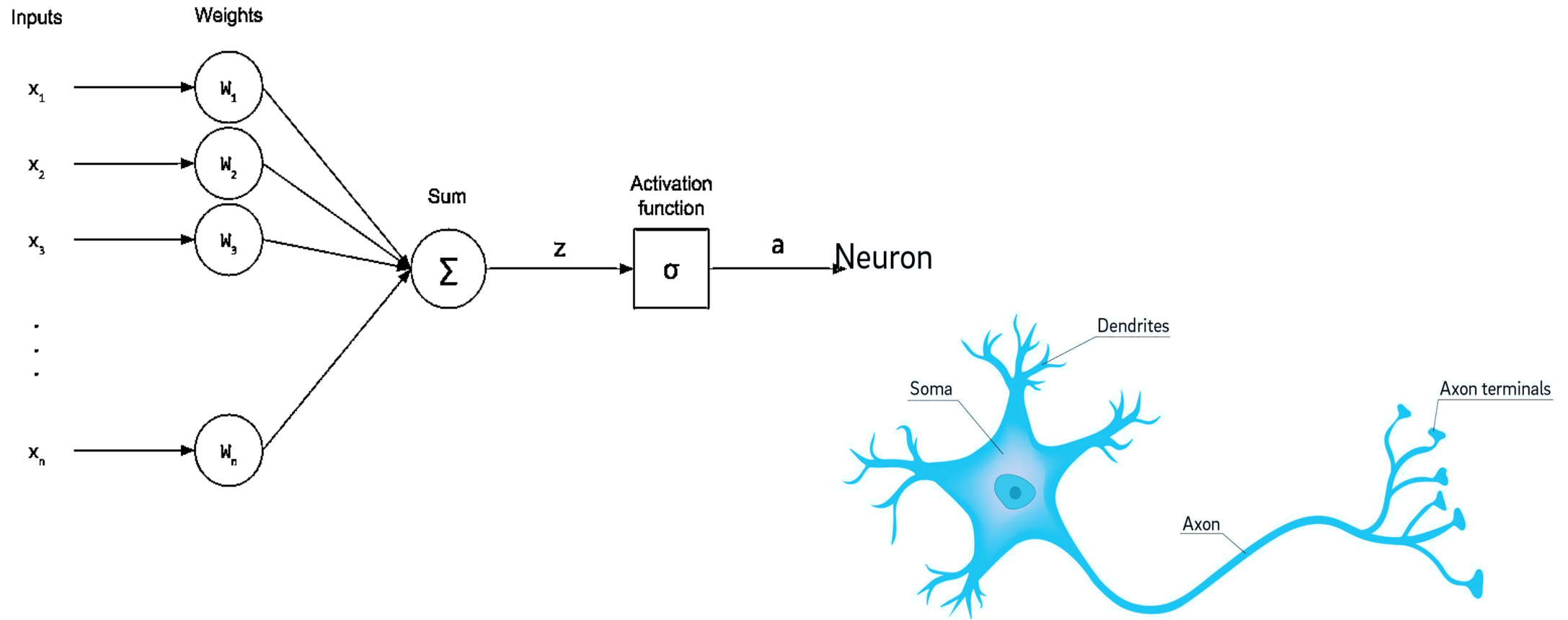
doi:10.1371/journal.pone.0118297.t001

Συνολικά 77 χαρακτηριστικά

Υφή:	4	Tamura:	6
GLCM:	14	Local Binary Pattern:	6
Run-length matrix:	5	Μορφολογία:	10
Wavelet:	24	Physical topology:	9

Νευρωνικά Δίκτυα

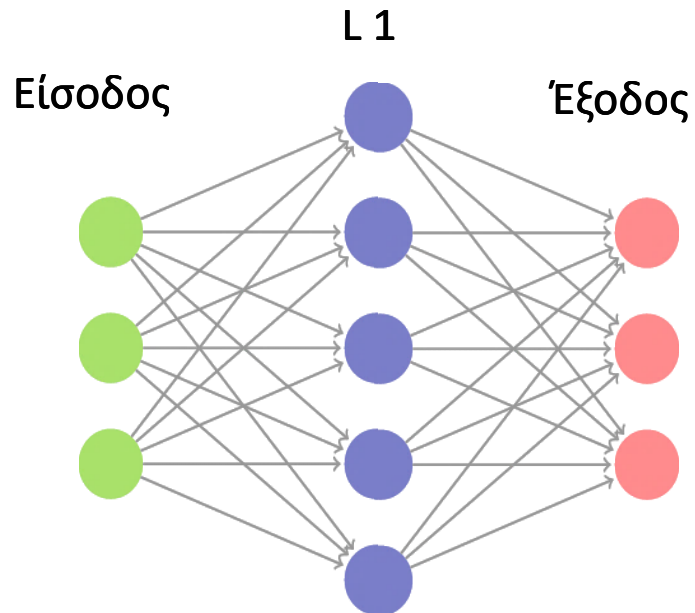
Τεχνητός Νευρώνας



Τεχνητά Νευρωνικά Δίκτυα (Artificial Neural Networks)

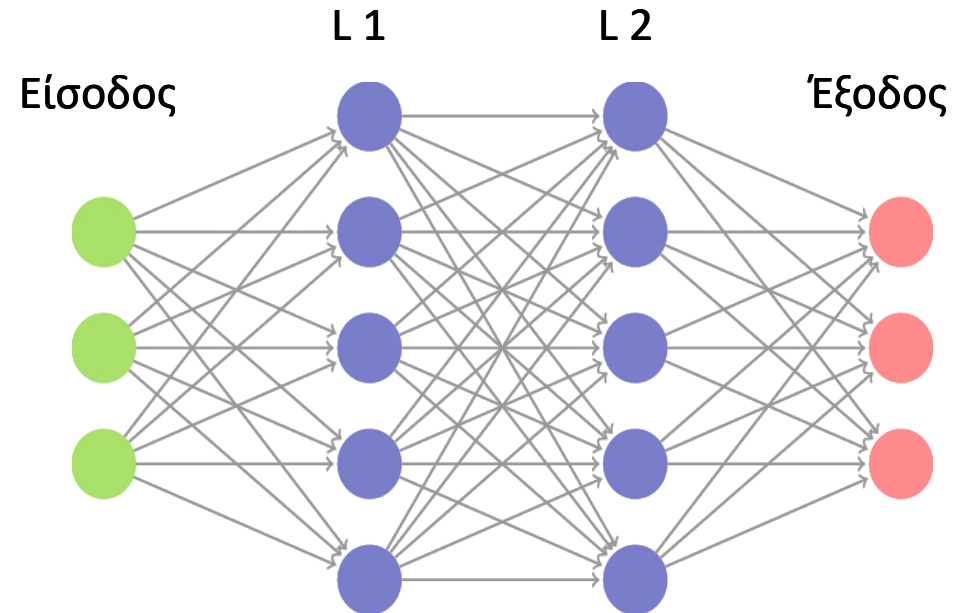
Ρηχά Νευρωνικά Δίκτυα

Χρήση μόνο ενός επιπέδου (L1) τεχνητών νευρώνων.



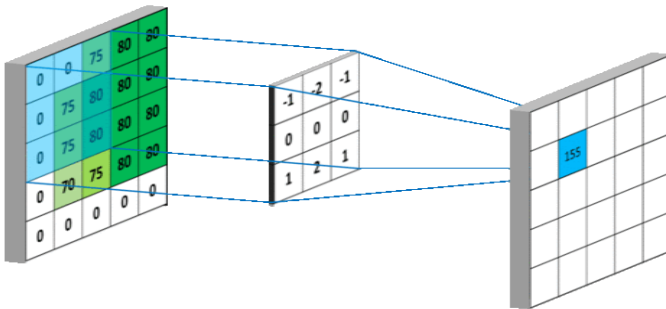
Βαθιά Νευρωνικά Δίκτυα

Χρήση δύο επιπέδων τεχνητών νευρώνων και πάνω (L1, L2)



Συνελικτικά Νευρωνικά Δίκτυα (Convolutional Neural Networks)

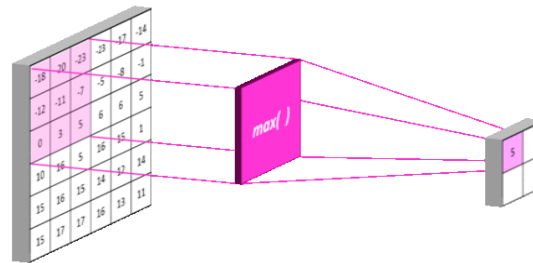
Συνέλιξη



Χαρακτηριστικά

- Κοινή χρήση παραμέτρων
- Αραιή σύνδεση
- Ισοδυναμία μετατοπίσεων εισόδου-εξόδου

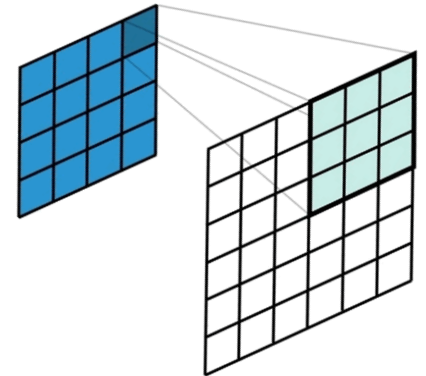
Επίπεδο υποδειγματοληψίας



Χαρακτηριστικά

- Ελάττωση των διαστάσεων της εικόνας εισόδου
- Αναλλοίωτη έξοδος σε μικρές αλλαγές της εισόδου

Αντίστροφη συνέλιξη



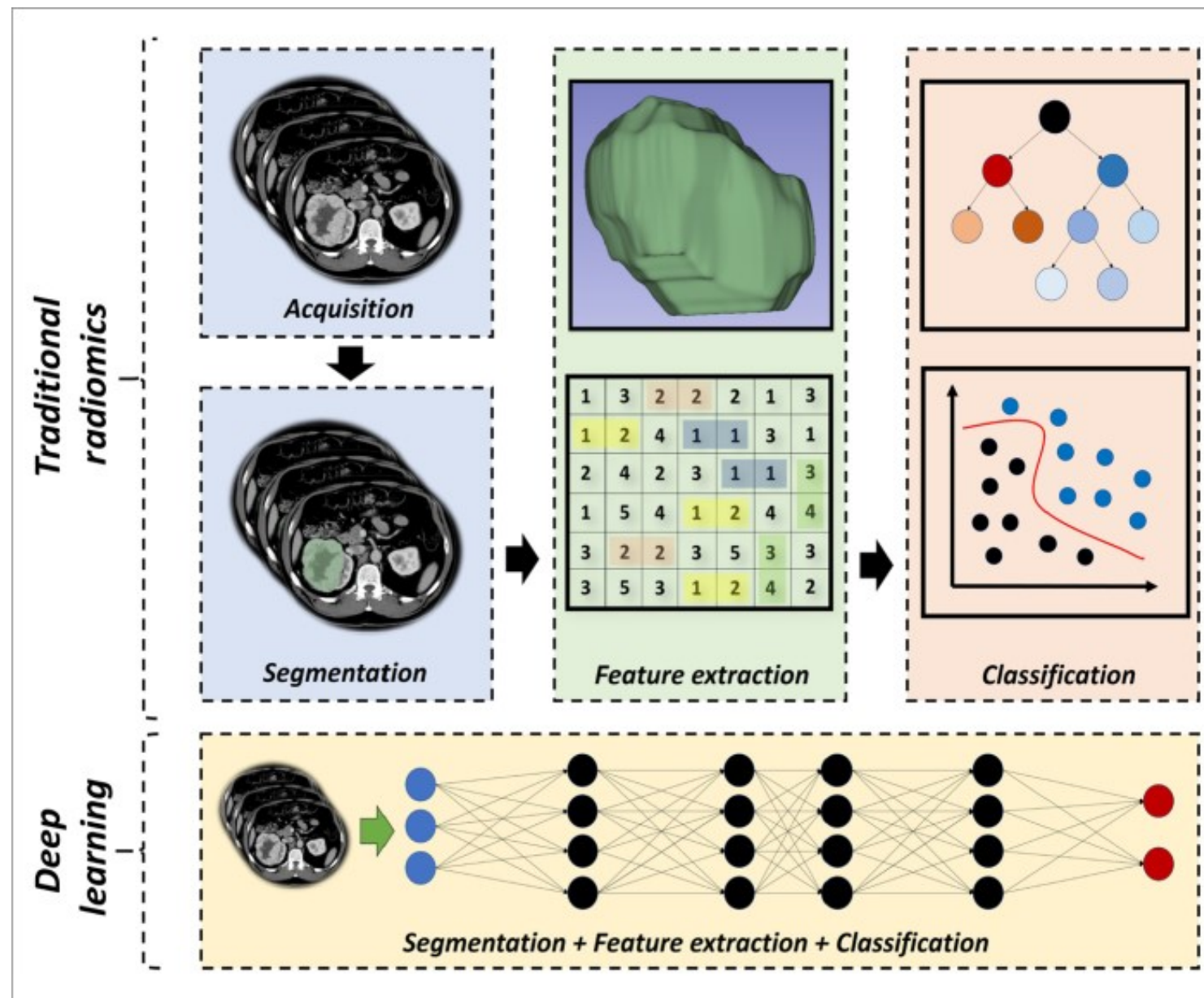
Χαρακτηριστικά

- Αύξηση των διαστάσεων της εικόνας εισόδου

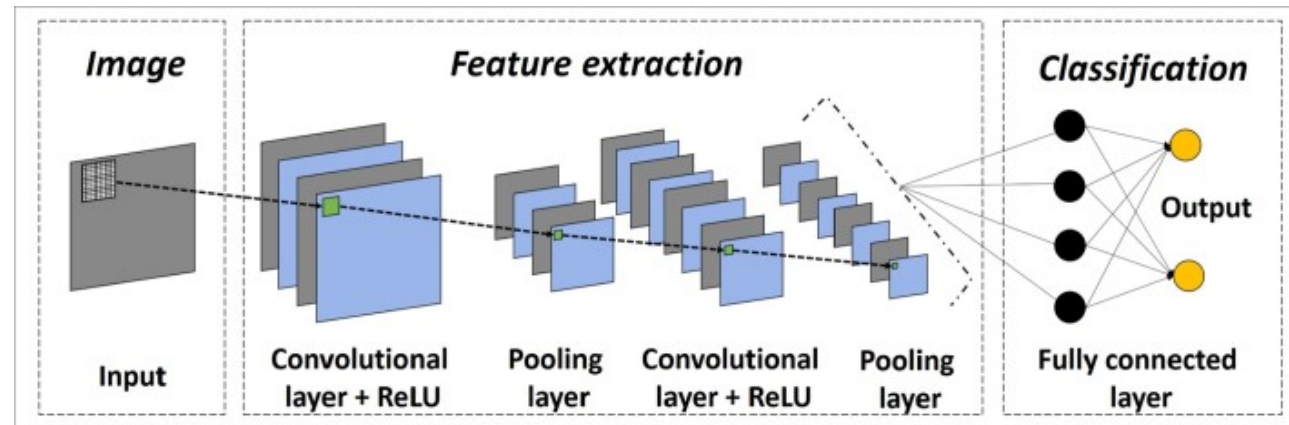
- CNN explainer
- <https://poloclub.github.io/cnn-explainer/>
- Neural Network Playground
- https://www.google.com/url?sa=t&rct=j&q=&esrc=s&source=web&cad=rja&uact=8&ved=2ahUKEwjF6sOivK72AhU1Q_EDHai7BecQFnoECAoQAQ&url=https%3A%2F%2Fplayground.tensorflow.org%2F&usg=AOvVaw2vOMcWmUkU5HmbODfylijL

Radiomics – Με χρήση Deep Learning

- Νέα χαρακτηριστικά, συζευγμένα με το συγκεκριμένο Νευρωνικό Δίκτυο και τα δεδομένα από τα οποία εκπαιδεύτηκε
 - Χαρακτηριστικά με υψηλή συσχέτιση μεταξύ τους
 - Συνήθως δεν είναι εφικτό να περιγραφούν με αναλυτικό τρόπο
- Υποβοήθηση λήψης απόφασης: σε ένα βήμα
 - Εκπαίδευση μοντέλου από δεδομένα
 - Ταξινόμηση



Deep Learning: Ζητήματα που προβληματίζουν



From doi: 10.5152/dir.2019.19321

- Απαιτούν πολύ μεγάλα σύνολα δεδομένων
- Δύσκολος ο σχεδιασμός και η παραμετροποίησή τους
- Δεν υπάρχει μαθηματικός τύπος για τον καθορισμό του βέλτιστου αριθμού επιπέδων και του είδους κάθε επιπέδου για ένα συγκεκριμένο πρόβλημα ταξινόμησης. Η βέλτιστη αρχιτεκτονική προκύπτει από διαδικασίες trial-and-error

Ζητήματα που προβληματίζουν

- Ζητήματα διαφάνειας/εξηγησιμότητας
 - Το σύστημα εκπαιδεύεται επιτυχώς αλλά παραμένει «μαύρο κουτί»
- Ζητήματα Στατιστικής φύσεως (επαναληψιμότητα & γενίκευση)
 - Κυρίως σε θέματα segmentation και διαφορετικών πρωτοκόλλων

Αξιολόγηση εργαλείων TN από το χρήστη

- Τα εργαλεία ενσωματώνουν τη γνώση που αποκόμισαν αποκλειστικά από τα διαθέσιμα δεδομένα
- Ανακύπτουν ζητήματα **γενίκευσης** λόγω διαφορών στους πληθυσμούς ασθενών, τύπους εξοπλισμού, παραμέτρους λήψης ιατρικών απεικονίσεων, απουσία αντιπροσώπευσης σπάνιων νοσημάτων
- Ο τελικός χρήστης οφείλει:
 - Να καθορίσει τα κλινικά σημαντικά αποτελέσματα των εργαλείων TN
 - Να συλλέξει αντιπροσωπευτικά περιστατικά στα οποία θα δοκιμαστεί ο αλγόριθμος
 - Να καθορίσει την πραγματική έκβαση κάθε περιστατικού (ώστε να λειτουργήσει ως Gold Standard)
 - Να επιλέξει την ποσότητα με βάση την οποία θα γίνει η αξιολόγηση των επιδόσεων του αλγορίθμου/εργαλείου και ένα κατώφλι αποδοχής
 - Να υπολογίσει την επίδοση του αλγορίθμου στη δική του συλλογή περιστατικών

Προοπτικές / Προκλήσεις (Deep Learning)

- Άρση ζητημάτων ερμηνευσιμότητας / εξαγωγής γνώσης
 - Προσπάθειες για ερμηνεία μέσω οπτικοποίησης των ενδιάμεσων χαρακτηριστικών, αναγωγής σε μικρότερα μοντέλα και εισαγωγής μετρικών σημαντικότητας είτε των pixel είτε των χαρακτηριστικών
- Υπάρχει δυνατότητα ανταγωνιστικής, πραγματικά πρωτογενούς έρευνας;
 - Τα πλέον (επανα)χρησιμοποιούμενα δίκτυα Deep Learning αναπτύσσονται από γίγαντες των Big Data: Google, IBM, Intel, Microsoft κλπ
 - Μερική επίλυση προβλήματος μέσω transfer learning (Κρατάμε τα πρώτα επίπεδα και τα βάρη τους από ένα μοντέλο που έχει εκπαιδευτεί με πολύ μεγάλο αριθμό εικόνων σε άλλο τομέα και εκπαιδεύουμε μόνο τα τελευταία επίπεδα με τις δικές μας εικόνες εκπαίδευσης)
- Εξωτερική αξιολόγηση συστημάτων