



Επεξεργασία Εικόνας & Βίντεο



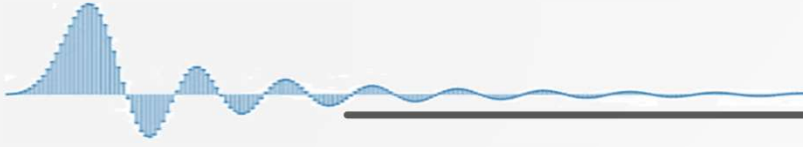
ο8. Ποσοτικοποίηση –
Εξαγωγή Χαρακτηριστικών

Εισηγητής: Νικόλαος Γιαννακέας
Επίκουρος Καθηγητής, Σημάτων & Συστημάτων

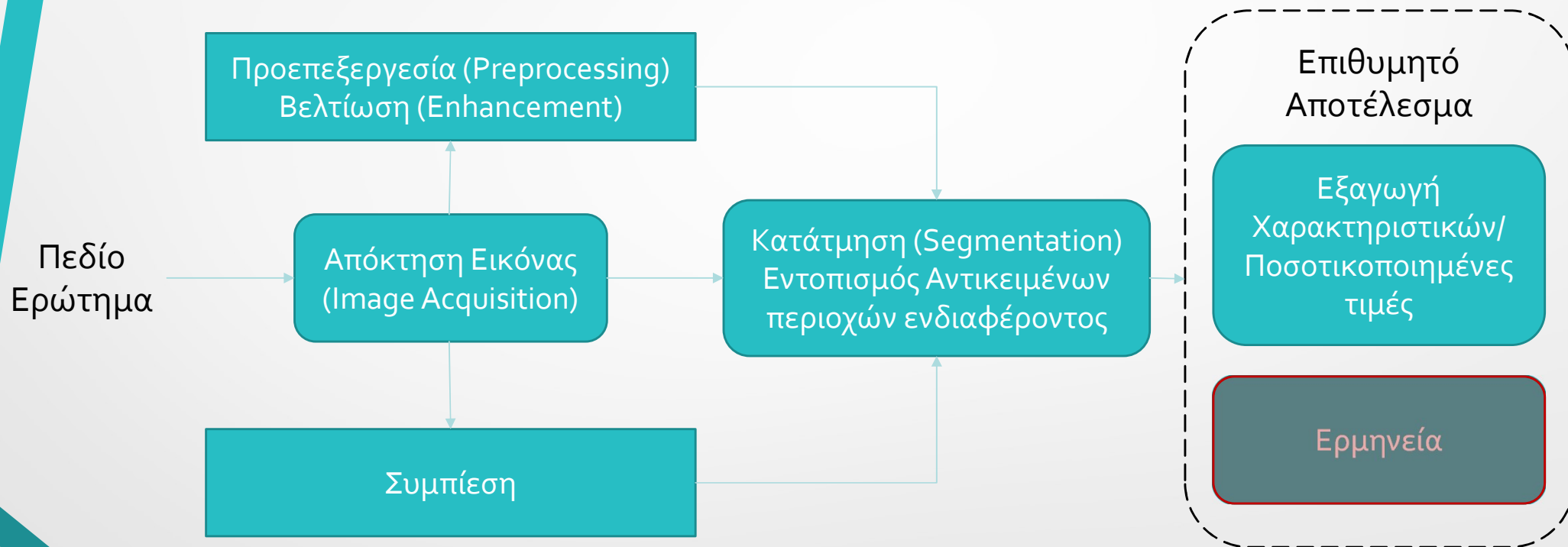


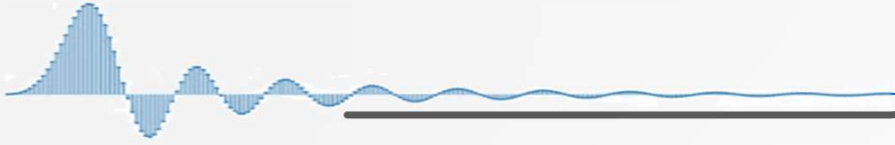
- Εισαγωγή στην Μηχανική Μάθηση
 - Ορισμοί
 - Σύνολα Δεδομένων
 - Αλγόριθμοι
 - Πως εφαρμόζεται στην εικόνα
- Μηχανική Μάθηση Χωρίς Επίβλεψη
 - Εισαγωγή
 - Αλγόριθμος K-μέσων
- Μηχανική Μάθηση Χωρίς Επίβλεψη
 - Εισαγωγή
 - Αλγόριθμοι
 - Προοπτικές

Περιεχόμενα Παρουσίασης



Εισαγωγή στην Μηχανική Μάθηση





Εισαγωγή στην Μηχανική Μάθηση

Στόχος της Ποσοτικοποίησης

1. **Μέτρηση ποσοτήτων** που αφορούν αντικείμενα της εικόνας επειδή αυτός είναι ο σκοπός της επεξεργασίας
2. **Εξαγωγή των χαρακτηριστικών** αυτών των περιοχών με σκοπό να τροφοδοτήσουν κάποιο αλγόριθμο Μηχανικής Μάθησης ο οποίος θα **ερμηνεύσει την φύση** του αντικειμένου



Μηχανική Όραση
(Machine Vision)

Παράδειγμα 2: Διαχωρισμός Αντικειμένων



Σκοπό είναι να ξεχωρίσουμε αντικείμενα:

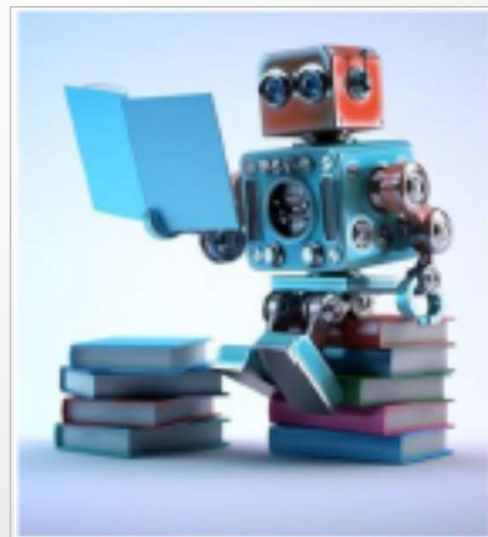
1. Πόσο μεγάλα είναι;
2. Τι χρώμα έχουν;
3. Τι σχήμα έχουν;



Εισαγωγή στην Μηχανική Μάθηση

Ορισμοί

- Η **Μηχανική Μάθηση** είναι ένας όρος **σχεδόν συνώνυμος με τον όρο Τεχνητή Νοημοσύνη** καθώς μελετά τις δυνατότητες ενός λογισμικού να μάθει
- Είναι το πεδίο εκείνο της Τεχνητής Νοημοσύνης, το οποίο **αξιοποιεί στατιστικές και πιθανολογικές τεχνικές**, με σκοπό να παρέχει την **δυνατότητα σε συστήματα να εκπαιδευτούν** από σύνολα δεδομένων
- Τα τελευταία χρόνια έχει αποκτήσει τεράστια δυναμική χάριν στη «βαθιά Μάθηση» (Deep Learning), και την αξιοποίηση των υπολογιστικών πόρων των GPUs



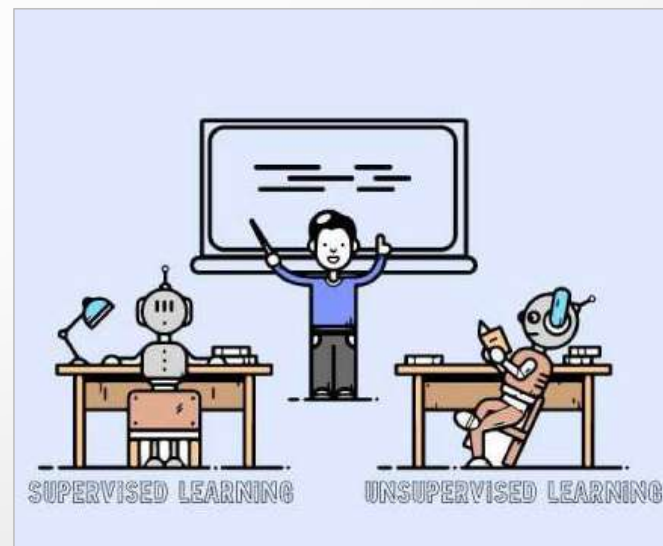


Εισαγωγή στην Μηχανική Μάθηση

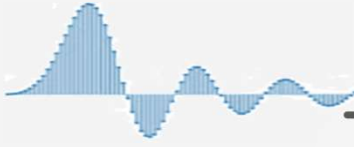
Ορισμοί

Υπάρχουν 3 βασικές κατηγορίες Μηχανικής Μάθησης και πολύ αλγόριθμοι που εξυπηρετούν την κάθε μια:

- **Μηχανική Μάθηση με Επίβλεψη** (Supervised Learning): Πρόκειται κυρίως για της μεθόδους κατηγοριοποίηση ή ταξινόμησης*
- **Μηχανική Μάθηση χωρίς Επίβλεψη** (Unsupervised Learning): Πρόκειται για τις μεθόδους Ομαδοποίησης ή Συσταδοποίησης
- **Ενισχυτική Μάθηση** (Reinforcement Learning): Τεχνικές ή οποίες δημιουργούν από μόνες τους σύνολα εκπαίδευσης



*Δεν πρέπει να συγχέουμε τον όρο με της τεχνικές "sorting" που έχουμε διδαχθεί στα μαθήματα αλγορίθμων

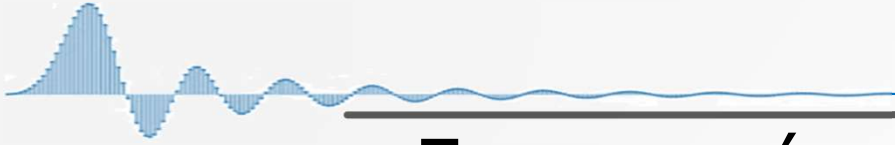


Εισαγωγή στην Μηχανική Μάθηση

Ορισμοί

- Υπάρχει διάκριση με βάση το αποτέλεσμα των μεθόδων
- Αν είναι συνεχής η έξοδος η διακριτή

	<i>Supervised Learning</i>	<i>Unsupervised Learning</i>
<i>Discrete</i>	classification or categorization	clustering
<i>Continuous</i>	regression	dimensionality reduction



Εισαγωγή στην Μηχανική Μάθηση

Ορισμοί

Ορολογία Μηχανικής Μάθησης

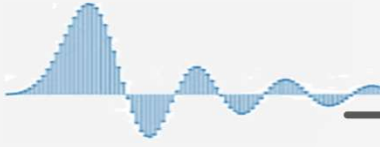
- **Δείγματα ή Παρατηρήσεις (Samples, Instances, Observations):** Είναι το κάθε ένα αντικείμενο, από το οποίο θα εξάγουμε χαρακτηριστικά και είτε το σύστημα θα εκπαιδευτεί από αυτό είτε θα κληθεί να το ομαδοποιήσει/κατηγοριοποιήσει
- **Χαρακτηριστικά (Features, Attributes):** Είναι τα χαρακτηριστικά του αντικειμένου, τα οποία θεωρούμε ότι παρέχουν πληροφορία για του πρόβλημα μας

Ομαδοποίηση (Clustering)

- **Ομάδα ή συστάδα (Cluster):** Είναι οι ομάδες που επιθυμούμε να ομαδοποιήσουμε τα δείγματα

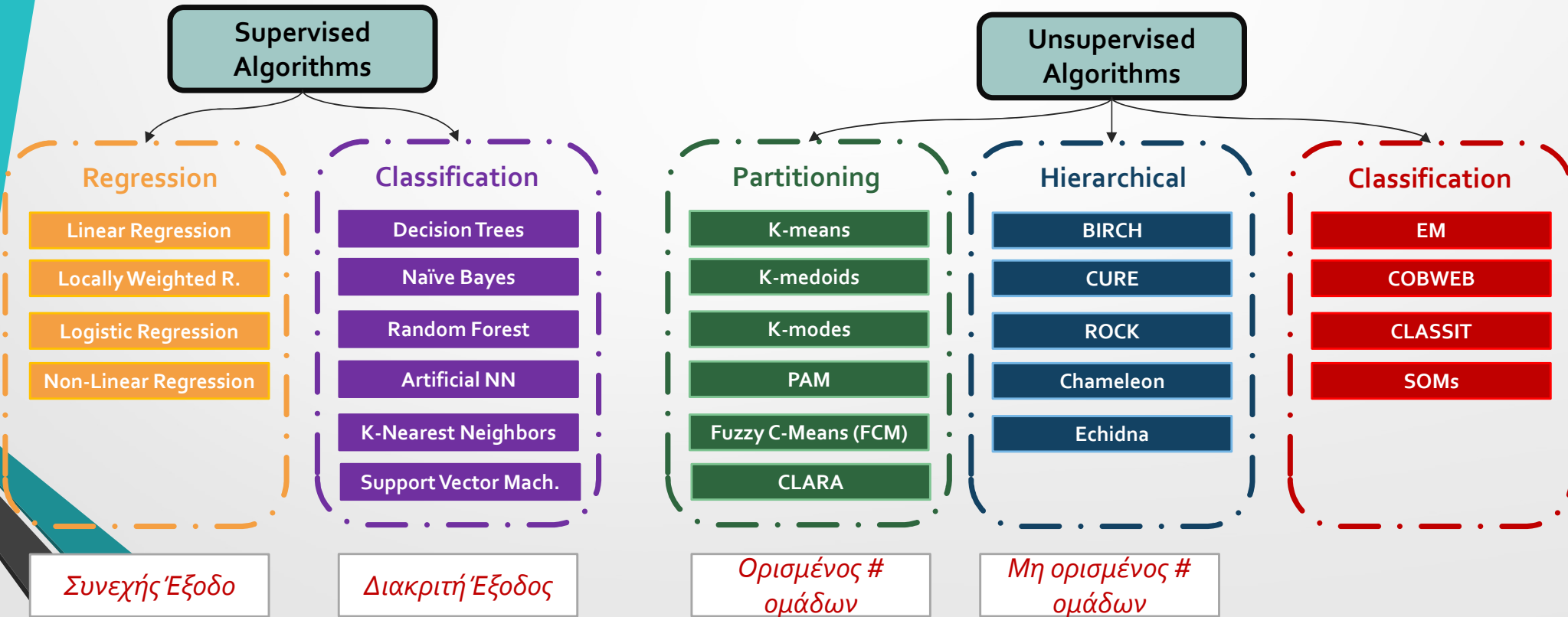
Κατηγοριοποίηση Classification

- **Κλάση ή Κατηγορία (Class):** Είναι η κατηγορίες που επιθυμούμε να κατατάξουμε τα δείγματα



Εισαγωγή στην Μηχανική Μάθηση

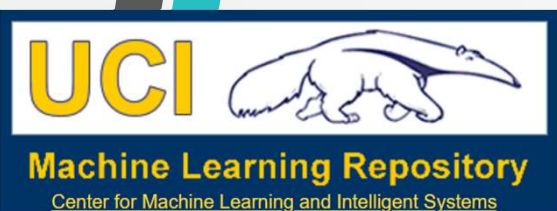
Αλγόριθμοι







Εισαγωγή στην Μηχανική Μάθηση

Μορφή Συνόλων Δεδομένων (Datasets)



Most Popular Data Sets (hits since 2007):

3997466:		Iris
2156692:		Adult
1668327:		Wine
1531630:		Heart Disease
1516434:		Wine Quality
1498566:		Breast Cancer Wisconsin (Diagnostic)
1473668:		Bank Marketing
1375944:		Car Evaluation
1121145:		Human Activity Recognition Using Smartphones

Σύνολο Δεδομένων Ίρις (βοτανολογία)

- Ίσως το πιο γνωστό σύνολο δεδομένων για δοκιμές αλγορίθμων κατηγοριοποίησης
- Στόχος: γνωρίζοντας το μήκος και το πλάτος από τα πέταλα του λουλουδιού κατηγοριοποιήσουμε επιτυχώς στα 3 είδη λουλουδιού που



Attribute Information:

1. sepal length in cm
2. sepal width in cm
3. petal length in cm
4. petal width in cm
5. class:
 - Iris Setosa
 - Iris Versicolour
 - Iris Virginica

Data Set Characteristics:	Multivariate	Number of Instances:	150	Area:	Life
Attribute Characteristics:	Real	Number of Attributes:	4	Date Donated	1988-07-01
Associated Tasks:	Classification	Missing Values?	No	Number of Web Hits:	3997527

Fisher, R.A. "The use of multiple measurements in taxonomic problems" *Annual Eugenics*, 7, Part II, 179-188 (1936); also in "Contributions to Mathematical Statistics" (John Wiley, NY, 1950)



Εισαγωγή στην Μηχανική Μάθηση

Μορφή Συνόλων Δεδομένων (Datasets)

πέταλα (στεφάνη)

Δείγματα (Samples, Instances)

Κάθε γραμμή ένα δείγμα

	Sepal length	Sepal width	Petal length	Petal width	Class label
1	5.1	3.5	1.4	0.2	Setosa
2	4.9	3.0	1.4	0.2	Setosa
...					
50	6.4	3.5	4.5	1.2	Versicolor
...					
150	5.9	3.0	5.0	1.8	Virginica

Κάθε στήλη ένα χαρακτηριστικό

Χαρακτηριστικά (Features, Attributes)

Διανύσματα Χαρακτηριστικών κάθε δείγματος

Κλάση (Class)

Συνηθίζεται να είναι η τελευταία στήλη

Ράτσες Φυτού Ίριδας

iris setosa



petal sepal

iris versicolor



petal sepal

iris virginica



petal sepal

σέπαλα (κάλυκας ανθού) – Sepal



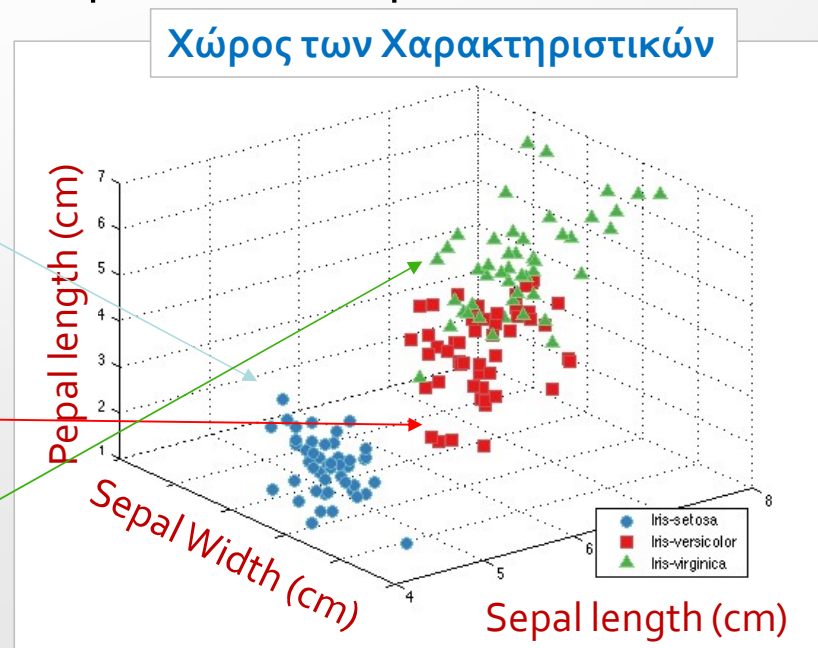
Εισαγωγή στην Μηχανική Μάθηση

Διαστάσεις του Προβλήματος

Ο αριθμός των χαρακτηριστικών καθορίζει την διάσταση του χώρου του προβλήματος. Κάθε χαρακτηριστικό προσθέτει μια διάσταση

	Sepal Length	Sepal Width	Petal Length	Class
1	5.1	3.5	0.2	Setosa
2	4.9	3.0	0.2	Setosa
...
50	6.4	3.5	1.2	Versicolor
...
150	5.9	3.0	1.8	Virginica

Κάθε δείγμα αναπαρίσταται στον χώρο ως ένα σημείο





Εισαγωγή στην Μηχανική Μάθηση

Clustering .vs Classification Concepts

Ομαδοποίηση

dataset

	Sepal Length	Sepal Width	Petal Length	Class
1	5.1	3.5	0.2	Setosa
2	4.9	3.0	0.2	Setosa
...
50	6.4	3.5	1.2	Versicolor
...
150	5.9	3.0	1.8	Virginica

Δεν αξιοποιεί καθόλου την κλάση παρά μόνο χαρακτηριστικά

Αλγόριθμος Ομαδοποίησης:
Με βάση τις θέσεις των δειγμάτων στο χώρο του προβλήματος τα ομαδοποιεί

Ομαδοποίηση σε K ομάδες

Cluster 1

Cluster 2



Cluster K

Ταξινόμηση

Φάση Εκπαίδευσης

	Sepal Length	Sepal Width	Petal Length	Class
1	5.1	3.5	0.2	Setosa
2	4.9	3.0	0.2	Setosa
...
50	6.4	3.5	1.2	Versicolor
...
150	5.9	3.0	1.8	Virginica

Σύνολο Εκπαίδευσης

Αλγόριθμος Ταξινόμησης:
Με βάση χαρακτηριστικά και κλάσεις εκπαιδεύεται

Φάση Ελέγχου

	Sepal Length	Sepal Width	Petal Length
1	5.1	3.5	0.2

Νέο δείγμα

Αλγόριθμος Ταξινόμησης:
Νέα δείγματα ελέγχονται και προβλέπεται η κλάση τους με βάση μόνο τα χαρακτηριστικά του

Class 1

Class 2



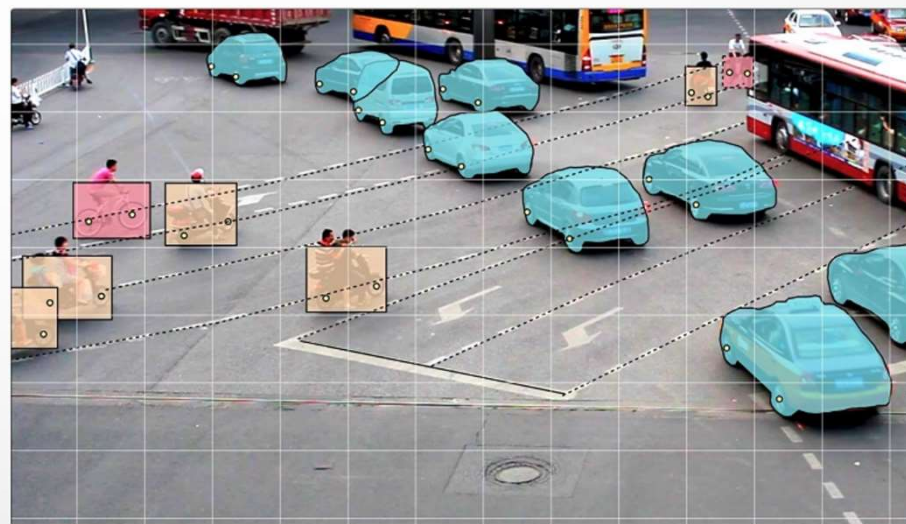
Class K



Εισαγωγή στην Μηχανική Μάθηση

Πως Εφαρμόζεται στην Εικόνας;

- Η εφαρμογή τεχνικών μηχανικής μάθησης μπορεί να πραγματοποιηθεί σε **επίπεδο εικονοστοιχείου** ή σε **επίπεδο περιοχής**
- Οι τεχνικές ταξινόμησης **απαιτούν την ύπαρξη γνώσης** από χρήστες για την μορφή των αντικειμένων
- Η διαδικασία της **επισημείωσης** (annotation) πραγματοποιείται μια φορά και **προσφέρουν την κλάση των περιοχών**



Επισημειωμένη εικόνα με σκοπό να χρησιμοποιηθεί στην ταξινόμηση περιοχών σε **3 κλάσεις** (αυτοκίνητα, μηχανάκια, ποδήλατα)



Εισαγωγή στην Μηχανική Μάθηση

Πως Εφαρμόζεται στην Εικόνας;

1. Σε επίπεδο εικονοστοιχείου

- Κάθε **εικονοστοιχείο** της εικόνας θεωρείται δείγμα
- Χαρακτηριστικά που μπορούν να εξαχθούν
 - Φωτεινότητες R,G,B
 - Στατιστικά μεγέθη φωτεινοτήτων της γειτονίας
 - Θέση του εικονοστοιχείου

Οδηγεί σε κατάτμηση
(Segmentation)

Παρατηρήσεις

- Εφαρμόζονται κυρίως τεχνικές ομαδοποίησης διότι:
 1. Οι τεχνικές ταξινόμησής **απαιτούν επισημείωση (annotation) σε επίπεδο εικονοστοιχείου** (ετικετοποιημένες εικόνες όπου το κάθε εικονοστοιχείο έχει σημειωθεί σε τι αντικείμενο ανήκει)
 2. Οι τεχνικές ταξινόμησης **είναι πιο απαιτητικές σε πόρους** (λόγω της εκπαίδευσης) σε συνδυασμό με το τεράστιο αριθμό των εικονοστοιχείων/δειγμάτων (π.χ. εικόνα 3000x3000 pixels = 9,000,000 δείγματα)



Εισαγωγή στην Μηχανική Μάθηση

Πως Εφαρμόζεται στην Εικόνας;

2. Σε επίπεδο Περιοχής

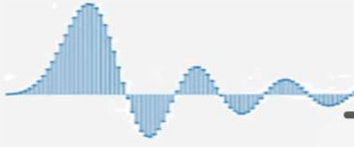
- **Συνεκτικές κατατμημένες περιοχές** θεωρούνται δείγματα
- Χαρακτηριστικά που μπορούν να εξαχθούν
 - Θέσης της περιοχής
 - Μεγέθους της περιοχής
 - Σχήματος της περιοχής
 - Φωτεινότητας της περιοχής
 - Υφής της περιοχής

Βλέπε Προηγούμενό μάθημα

Οδηγεί σε ερμηνεία περιοχών (Computer Vision)

Παρατηρήσεις

- Εφαρμόζονται κυρίως τεχνικές ταξινόμησης διότι:
 1. Είναι σχετικά εύκολο να επισημειωθούν ένας επαρκής αριθμός περιοχών σε μια εικόνας και να χρησιμοποιηθούν με σκοπό την εκπαίδευση του αλγορίθμου
 2. Ο αριθμός των περιοχών σε μια εικόνα είναι διαχειρίσιμος για να εφαρμοστούν τεχνικές ταξινόμησης



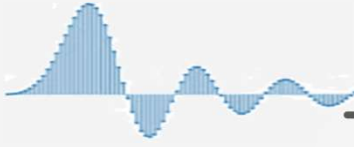
Μηχανική Μάθηση χωρίς Επίβλεψη

Εισαγωγή

- Η μάθηση χωρίς επίβλεψη στοχεύει στον εντοπισμό/ σχηματισμό ομάδων αντικειμένων (δειγμάτων) με παρόμοια χαρακτηριστικά
- Η ομαδοποίηση πραγματοποιείται έχοντας γνωστά (είσοδος) μόνο τα χαρακτηριστικά των αντικειμένων, και οι αλγόριθμοι δεν μαθαίνουν από προηγούμενα γνωστά αντικείμενα



Στην επεξεργασία εικόνας η ομαδοποίηση σε επίπεδο εικονοστοιχείου είναι **συνώνυμη εξορισμού με την κατάτμηση**, καθώς ομαδοποιεί τα εικονοστοιχεία με παρόμοια χαρακτηριστικά

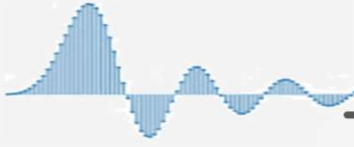


Μηχανική Μάθηση χωρίς Επίβλεψη

Αλγόριθμος K-μέσων (K-means)

- Ο Αλγόριθμος K-μέσων είναι ο πιο διαδεδομένος αλγόριθμος ομαδοποίησης
- Είναι ένας επαναληπτικός αλγόριθμος, ο οποίος αναθέτει τα δείγματα σε ομάδες ανάλογα με την απόσταση τους από τα κεντροειδή τις ομάδες στον χώρο των χαρακτηριστικών
- Ο αλγόριθμος συγκλίνει με την πάροδο των επαναλήψεων καθώς τα κεντροειδή σταματάνε να μετακινούνται και άρα τα μέλη των ομάδων παραμένουν τα ίδια





Μηχανική Μάθηση χωρίς Επίβλεψη

Αλγόριθμος K-μέσων (K-means)

Ομαδοποίηση σε επίπεδο εικονοστοιχείου. Έστω μόνα χαρακτηριστικά οι φωτεινότητες RGB

1st STEP: Επιλέγονται τυχαία 2 κεντροειδή (centroids) ένα για κάθε ομάδα

2nd STEP: Κάθε εικονοστοιχείο αντιστοιχίζεται με μία ομάδα ανάλογα με το κριτήριο:

$$Err^2 = \sum_{K=1}^2 \sum_{i=1}^{N_r} \sum_{j=1}^{N_c} (\mathbf{I}_{ijk} - C_k)^2, \quad \text{Ευκλείδεια απόσταση}$$

3rd STEP: Τα κεντροειδή επαναπροσδιορίζονται:

$$C_k = \left(\frac{1}{N_r \cdot N_c} \right) \sum_{i=1}^{N_r} \sum_{j=1}^{N_c} \mathbf{I}_{ijk}, \quad k = 1, 2 \quad \text{Centroid}$$

4th STEP: Επανάληψη 2-3 μέχρι να σταθεροποιηθεί η θέση των κεντροειδών

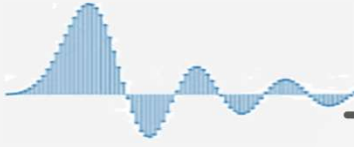
R **G** **B**

Διάνυσμα Χαρακτηριστικών:

$$\mathbf{I}_{ij} = \left[I_{ij_{red}}, I_{ij_{green}}, I_{ij_{blue}} \right]$$

γραμμών Pixels: N_r

στηλών Pixels: N_c



Μηχανική Μάθηση χωρίς Επίβλεψη

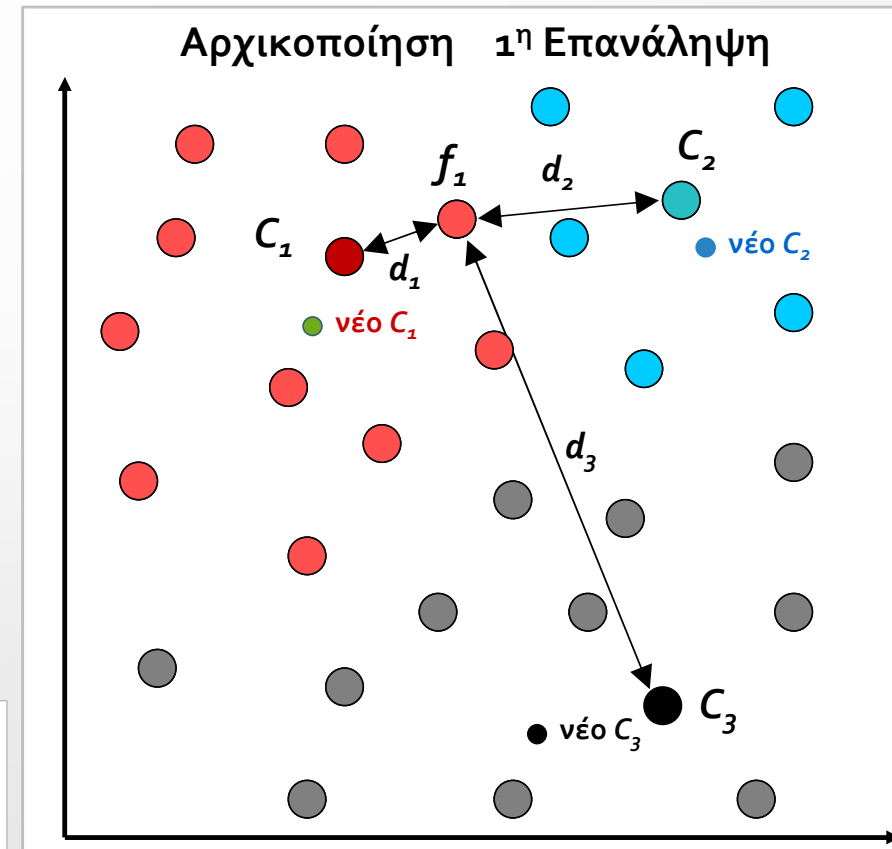
Αλγόριθμος K-μέσων (K-means)

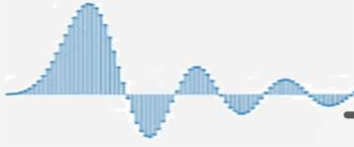
Έστω παράδειγμα με $K = 3$, με δύο χαρακτηριστικά (άρα χώρος = 2D επίπεδο)

Κατά την διάρκεια της 1^{ης} επανάληψης

1. Αρχικοποιούνται τυχαία τα κεντροειδή
2. Κάθε διάνυσμα χαρακτηριστικών καταχωρείται σε μια ομάδα σύμφωνα με την μικρότερη απόσταση
3. Υπολογίζονται ξανά τα νέα κεντροειδή

C_i : Κεντροειδή
 f_i : Διανύσματα χαρακτηριστικών
 i : Επανάληψη





Μηχανική Μάθηση χωρίς Επίβλεψη

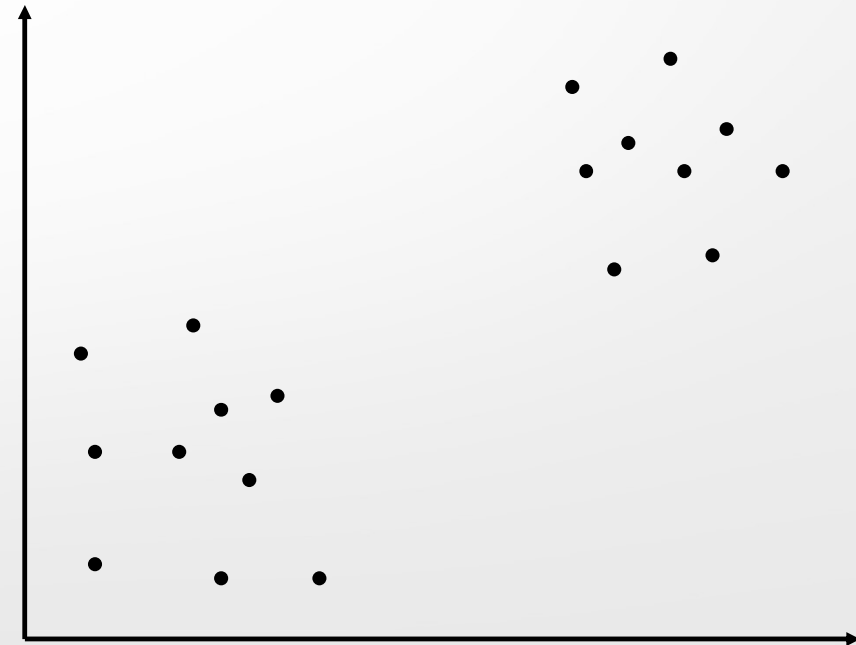
Αλγόριθμος K-μέσων (K-means)

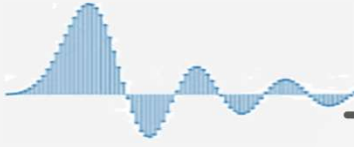
Έστω παράδειγμα με $K = 2$, και δύο χαρακτηριστικών

Στο τέλος κάθε επανάληψης

1. Καθώς αλλάζουν τα μέλη της κάθε ομάδας μετακινούνται τα κεντροειδή
2. Στο παράδειγμα φαίνεται ότι το σύνολο δεδομένων έχει διαχωριστεί πολύ καλά στον χώρο των χαρακτηριστικών
3. Αυτό είναι ένα δείγμα ότι τα χαρακτηριστικά που έχουν χρησιμοποιηθεί περιέχουν πολύ καλή πληροφορία για το πρόβλημα

Αναπαράσταση των δειγμάτων στον χώρο των χαρακτηριστικών





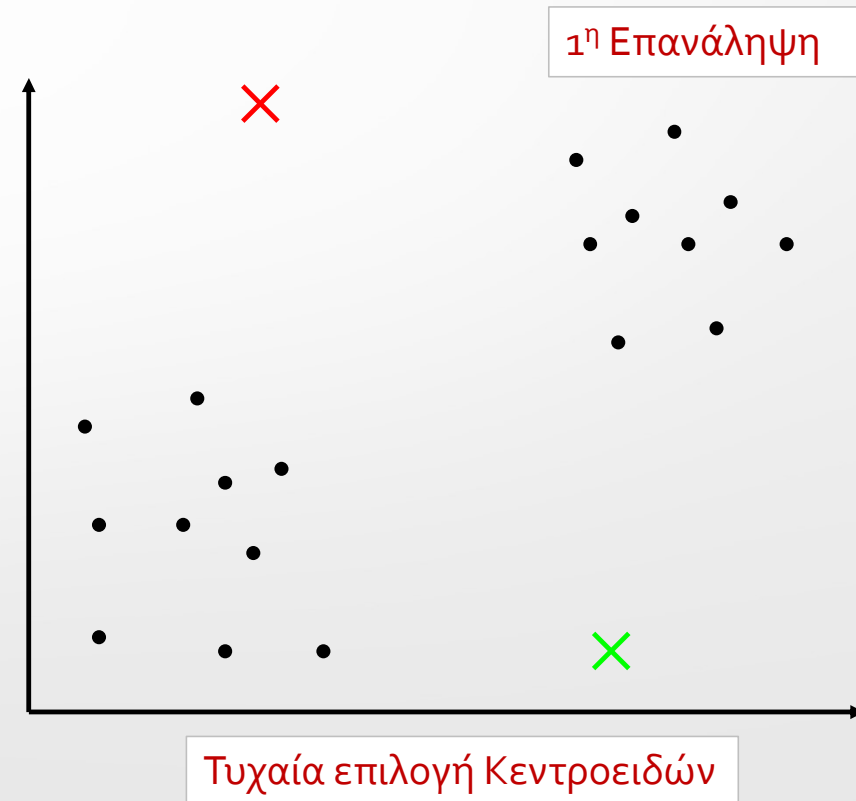
Μηχανική Μάθηση χωρίς Επίβλεψη

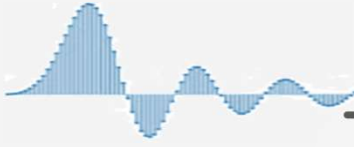
Αλγόριθμος K-μέσων (K-means)

Έστω παράδειγμα με $K = 2$, και δύο χαρακτηριστικών

Στο τέλος κάθε επανάληψης

1. Καθώς αλλάζουν τα μέλη της κάθε ομάδας μετακινούνται τα κεντροειδή
2. Στο παράδειγμα φαίνεται ότι το σύνολο δεδομένων έχει διαχωριστεί πολύ καλά στον χώρο των χαρακτηριστικών
3. Αυτό είναι ένα δείγμα ότι τα χαρακτηριστικά που έχουν χρησιμοποιηθεί περιέχουν πολύ καλή πληροφορία για το πρόβλημα





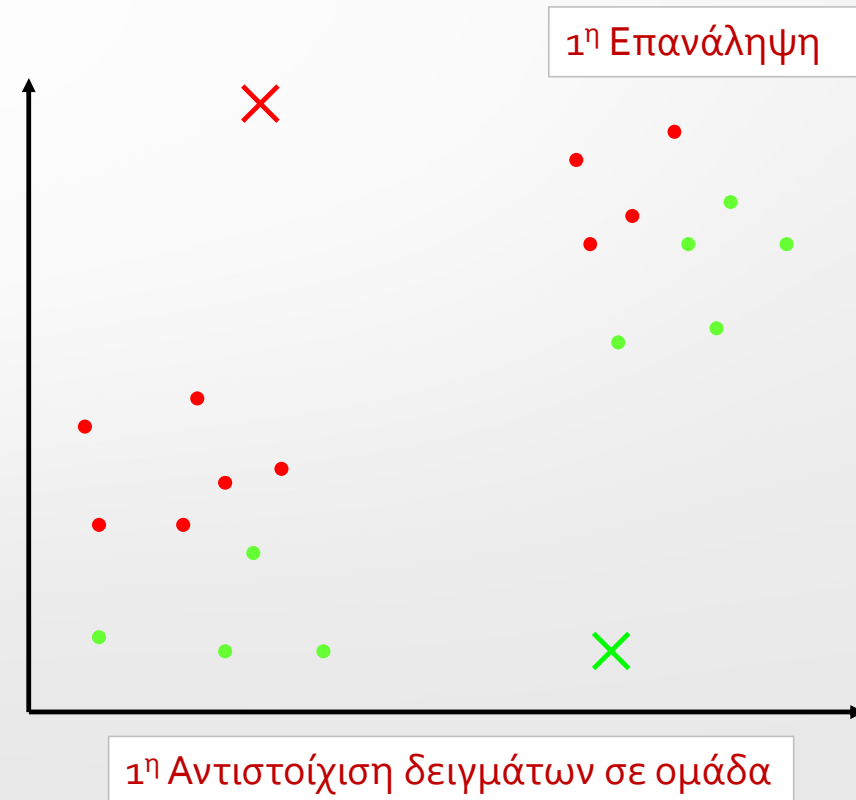
Μηχανική Μάθηση χωρίς Επίβλεψη

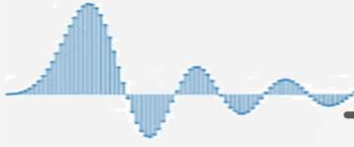
Αλγόριθμος K-μέσων (K-means)

Έστω παράδειγμα με $K = 2$, και δύο χαρακτηριστικών

Στο τέλος κάθε επανάληψης

1. Καθώς αλλάζουν τα μέλη της κάθε ομάδας μετακινούνται τα κεντροειδή
2. Στο παράδειγμα φαίνεται ότι το σύνολο δεδομένων έχει διαχωριστεί πολύ καλά στον χώρο των χαρακτηριστικών
3. Αυτό είναι ένα δείγμα ότι τα χαρακτηριστικά που έχουν χρησιμοποιηθεί περιέχουν πολύ καλή πληροφορία για το πρόβλημα





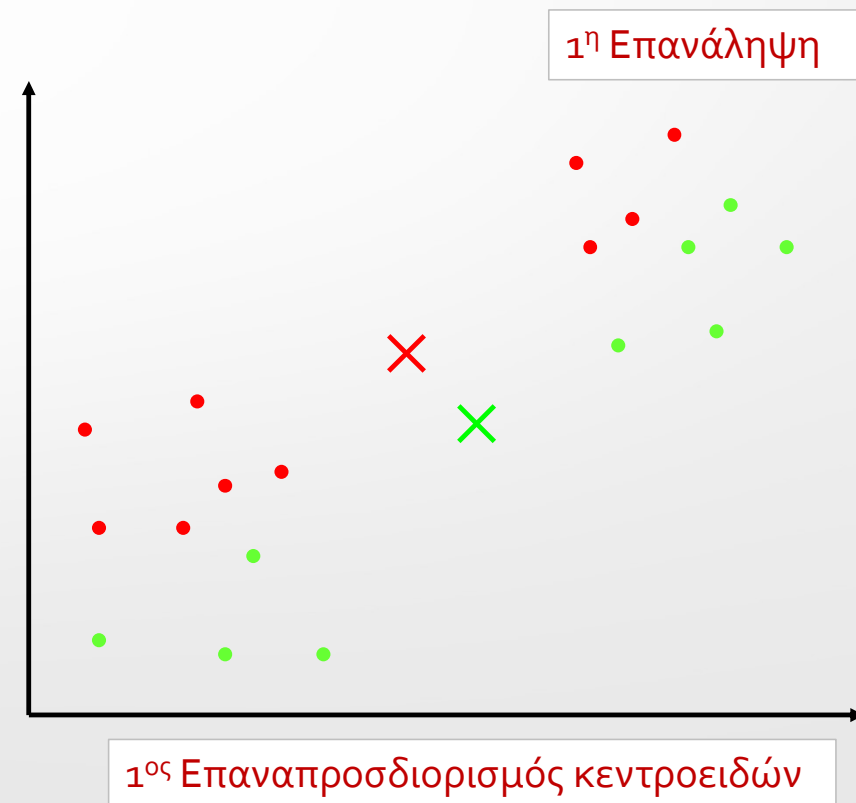
Μηχανική Μάθηση χωρίς Επίβλεψη

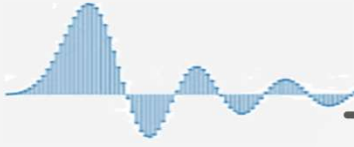
Αλγόριθμος K-μέσων (K-means)

Έστω παράδειγμα με $K = 2$, και δύο χαρακτηριστικών

Στο τέλος κάθε επανάληψης

1. Καθώς αλλάζουν τα μέλη της κάθε ομάδας μετακινούνται τα κεντροειδή
2. Στο παράδειγμα φαίνεται ότι το σύνολο δεδομένων έχει διαχωριστεί πολύ καλά στον χώρο των χαρακτηριστικών
3. Αυτό είναι ένα δείγμα ότι τα χαρακτηριστικά που έχουν χρησιμοποιηθεί περιέχουν πολύ καλή πληροφορία για το πρόβλημα





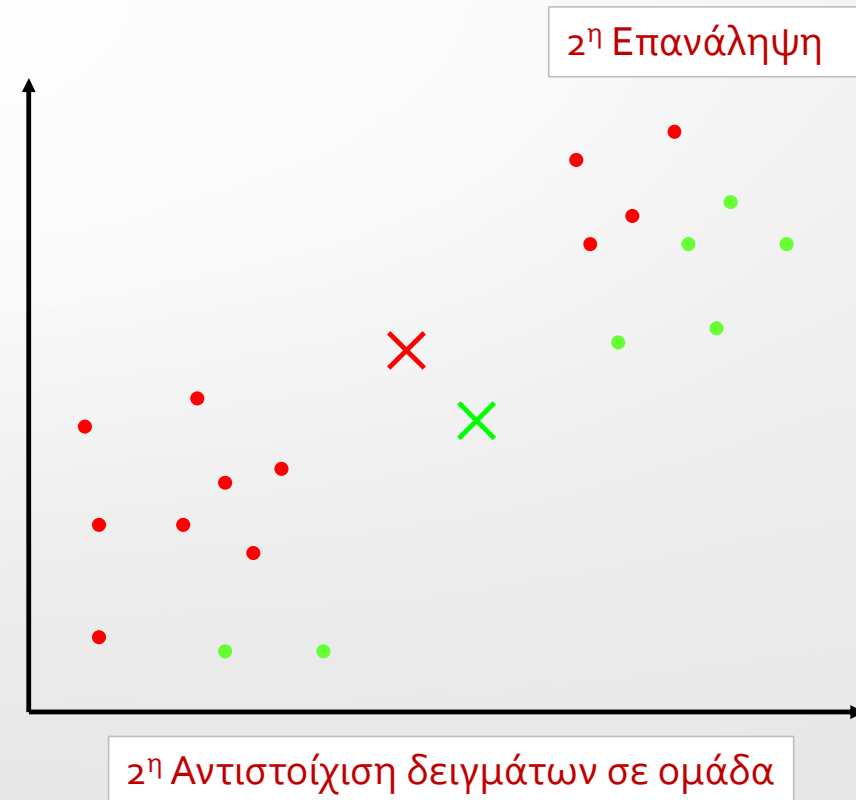
Μηχανική Μάθηση χωρίς Επίβλεψη

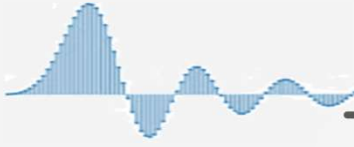
Αλγόριθμος K-μέσων (K-means)

Έστω παράδειγμα με $K = 2$, και δύο χαρακτηριστικών

Στο τέλος κάθε επανάληψης

1. Καθώς αλλάζουν τα μέλη της κάθε ομάδας μετακινούνται τα κεντροειδή
2. Στο παράδειγμα φαίνεται ότι το σύνολο δεδομένων έχει διαχωριστεί πολύ καλά στον χώρο των χαρακτηριστικών
3. Αυτό είναι ένα δείγμα ότι τα χαρακτηριστικά που έχουν χρησιμοποιηθεί περιέχουν πολύ καλή πληροφορία για το πρόβλημα





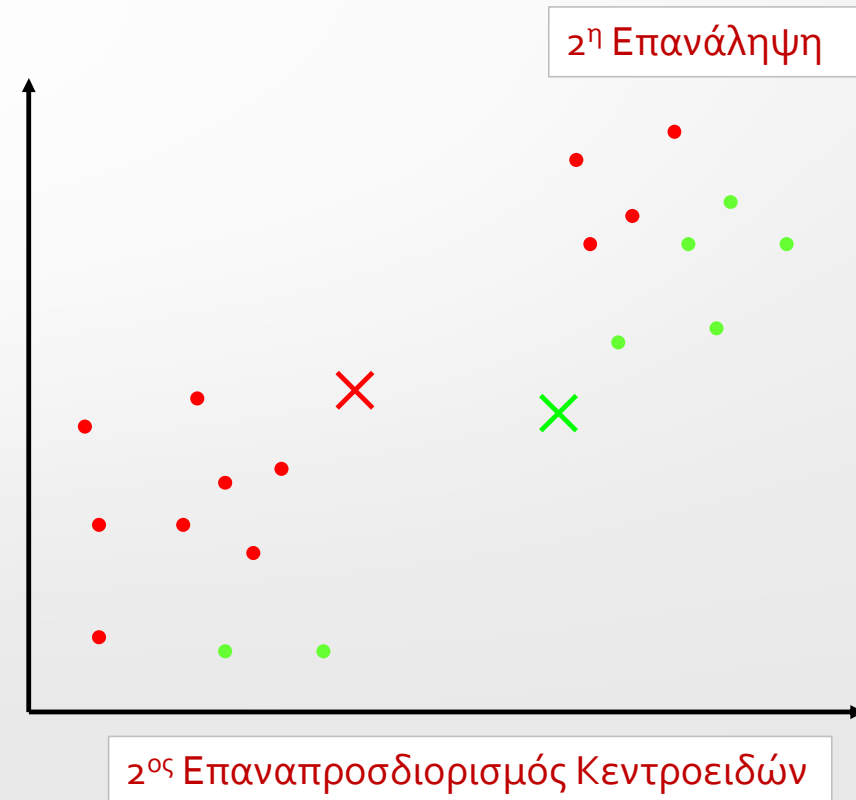
Μηχανική Μάθηση χωρίς Επίβλεψη

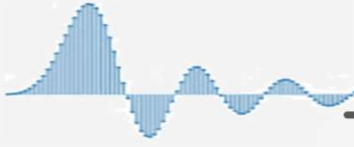
Αλγόριθμος K-μέσων (K-means)

Έστω παράδειγμα με $K = 2$, και δύο χαρακτηριστικών

Στο τέλος κάθε επανάληψης

1. Καθώς αλλάζουν τα μέλη της κάθε ομάδας μετακινούνται τα κεντροειδή
2. Στο παράδειγμα φαίνεται ότι το σύνολο δεδομένων έχει διαχωριστεί πολύ καλά στον χώρο των χαρακτηριστικών
3. Αυτό είναι ένα δείγμα ότι τα χαρακτηριστικά που έχουν χρησιμοποιηθεί περιέχουν πολύ καλή πληροφορία για το πρόβλημα





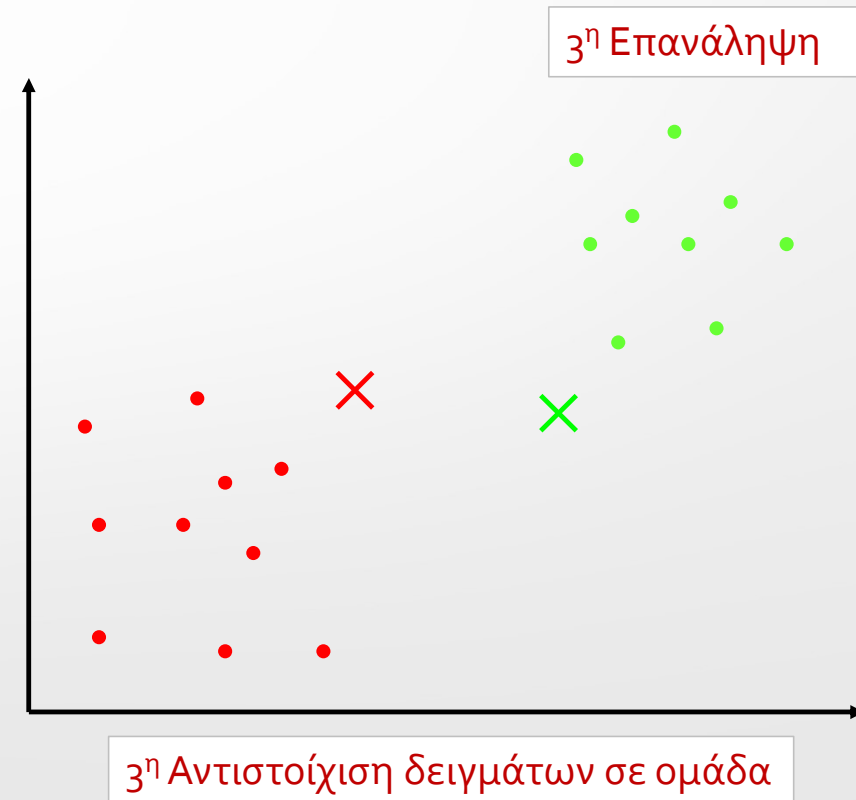
Μηχανική Μάθηση χωρίς Επίβλεψη

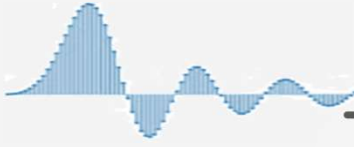
Αλγόριθμος K-μέσων (K-means)

Έστω παράδειγμα με $K = 2$, και δύο χαρακτηριστικών

Στο τέλος κάθε επανάληψης

1. Καθώς αλλάζουν τα μέλη της κάθε ομάδας μετακινούνται τα κεντροειδή
2. Στο παράδειγμα φαίνεται ότι το σύνολο δεδομένων έχει διαχωριστεί πολύ καλά στον χώρο των χαρακτηριστικών
3. Αυτό είναι ένα δείγμα ότι τα χαρακτηριστικά που έχουν χρησιμοποιηθεί περιέχουν πολύ καλή πληροφορία για το πρόβλημα





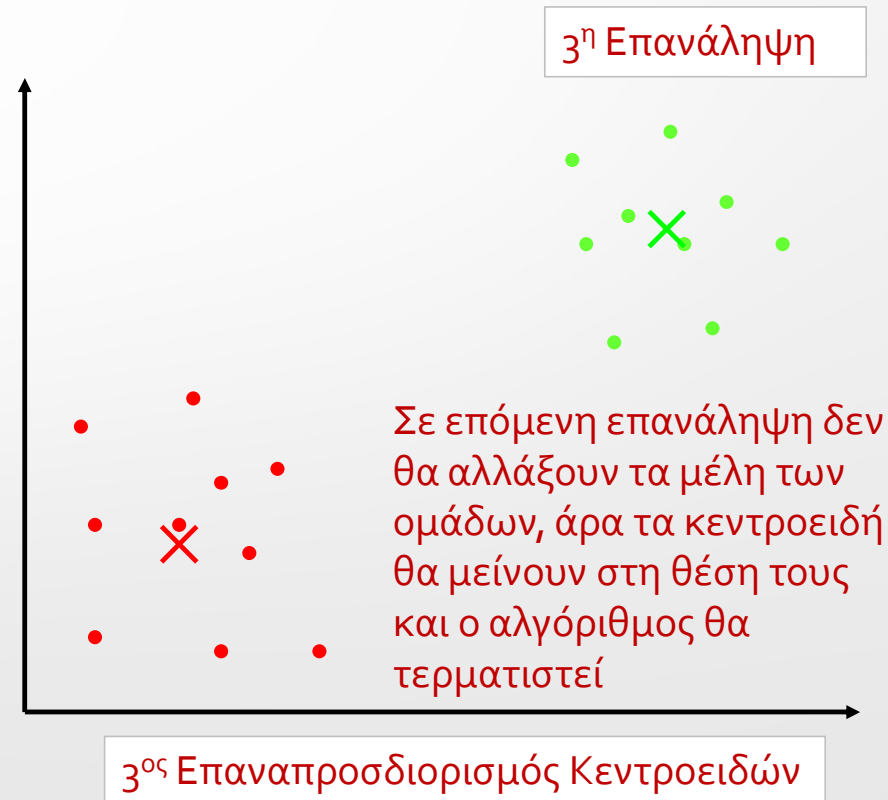
Μηχανική Μάθηση χωρίς Επίβλεψη

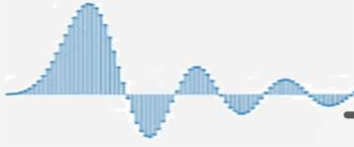
Αλγόριθμος K-μέσων (K-means)

Έστω παράδειγμα με $K = 2$, και δύο χαρακτηριστικών

Στο τέλος κάθε επανάληψης

1. Καθώς αλλάζουν τα μέλη της κάθε ομάδας μετακινούνται τα κεντροειδή
2. Στο παράδειγμα φαίνεται ότι το σύνολο δεδομένων έχει διαχωριστεί πολύ καλά στον χώρο των χαρακτηριστικών
3. Αυτό είναι ένα δείγμα ότι τα χαρακτηριστικά που έχουν χρησιμοποιηθεί περιέχουν πολύ καλή πληροφορία για το πρόβλημα





Μηχανική Μάθηση χωρίς Επίβλεψη

Αλγόριθμος K-μέσων (K-means)

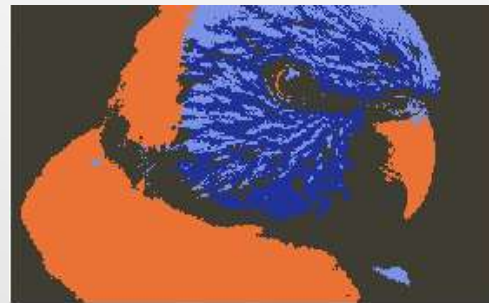
- Οπτικοποίηση Παραδειγμάτων – Παράδειγμα 1 (Σε επίπεδο Εικονοστοιχείου)

Αρχική Εικόνα

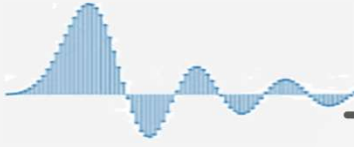


Ομαδοποίηση με
χαρακτηριστικά τις RGB
φωτεινότητες και
 $K = 2$

Ομαδοποίηση με
χαρακτηριστικά τις RGB
φωτεινότητες και
 $K = 4$



Ομαδοποίηση με
χαρακτηριστικά τις RGB
φωτεινότητες και
 $K = 6$



Μηχανική Μάθηση χωρίς Επίβλεψη

Αλγόριθμος K-μέσων (K-means)

- Οπτικοποίηση Παραδειγμάτων – Παράδειγμα 2,3 (Σε επίπεδο Εικονοστοιχείου)

Αρχική Εικόνα

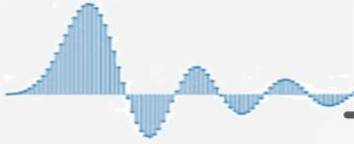


Ομαδοποίηση με
χαρακτηριστικά τις RGB
φωτεινότητες και
 $K = 8$

Αρχική Εικόνα



Ομαδοποίηση με
χαρακτηριστικά τις RGB
φωτεινότητες και
 $K = 3$



Μηχανική Μάθηση χωρίς Επίβλεψη

Αλγόριθμος K-μέσων (K-means)

- Οπτικοποίηση Παραδειγμάτων – Παράδειγμα 4 (Σε επίπεδο Εικονοστοιχείου)



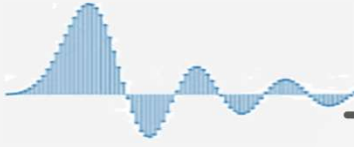
Αρχική Εικόνα



Ομαδοποίηση με
χαρακτηριστικά τις
RGB φωτεινότητες
 $K = 5$



Ομαδοποίηση με
χαρακτηριστικά τις
RGB φωτεινότητες
 $K = 11$



Μηχανική Μάθηση χωρίς Επίβλεψη

Αλγόριθμος K-μέσων (K-means)

- Οπτικοποίηση Παραδειγμάτων – Παράδειγμα 5 (Σε επίπεδο Εικονοστοιχείου)



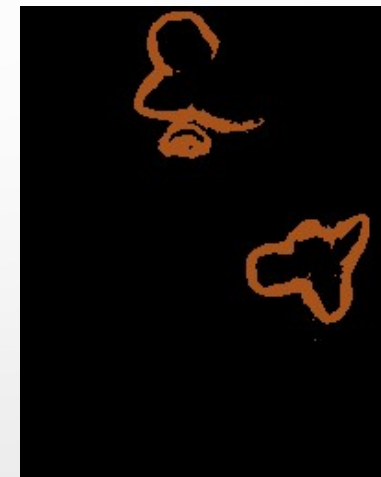
Αρχική Εικόνα



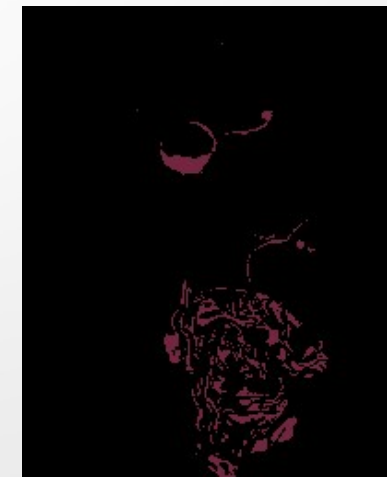
Ομάδα 1 από 20



Ομάδα 5 από 20

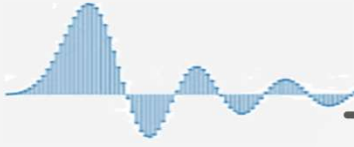


Ομάδα 11 από 20



Ομάδα 17 από 20

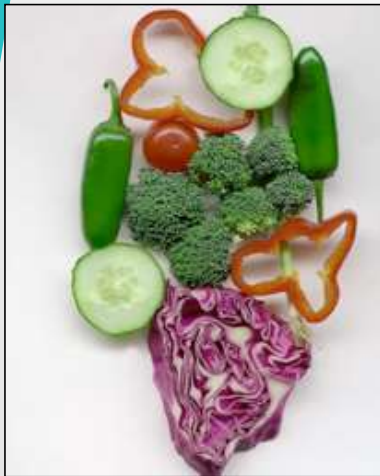
Ομαδοποίηση με χαρακτηριστικά τις RGB φωτεινότητες $K = 20$



Μηχανική Μάθηση χωρίς Επίβλεψη

Αλγόριθμος K-μέσων (K-means)

- Οπτικοποίηση Παραδειγμάτων – Παράδειγμα 6 (Σε επίπεδο Εικονοστοιχείου)



Αρχική Εικόνα



Ομάδα 1 από 20



Ομάδα 5 από 20



Ομάδα 11 από 20



Ομάδα 17 από 20

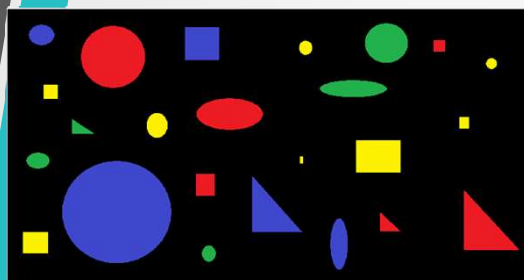
Ομαδοποίηση με χαρακτηριστικά τις RGB και την θέση (x,y) του εικονοστοιχείου φωτεινότητες $K = 20$



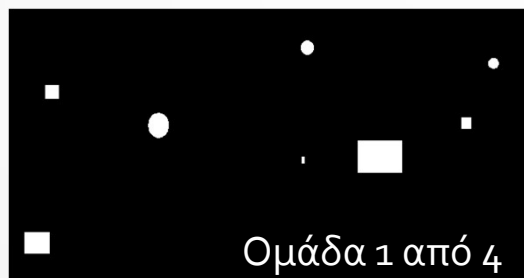
Μηχανική Μάθηση χωρίς Επίβλεψη

Αλγόριθμος K-μέσων (K-means)

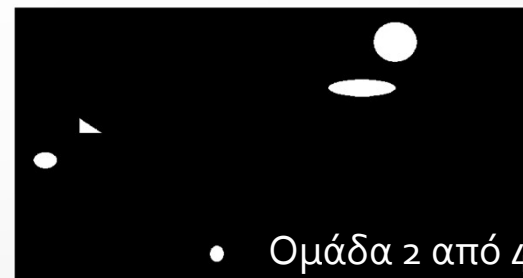
- Οπτικοποίηση Παραδειγμάτων – Παράδειγμα 7 (Σε επίπεδο Περιοχής)



Αρχική Εικόνα



Ομάδα 1 από 4



Ομάδα 2 από 4



Ομάδα 3 από 4



Ομάδα 4 από 4

Ομαδοποίηση με χαρακτηριστικά τις μέσες φωτεινότητες της περιοχής $K = 4$



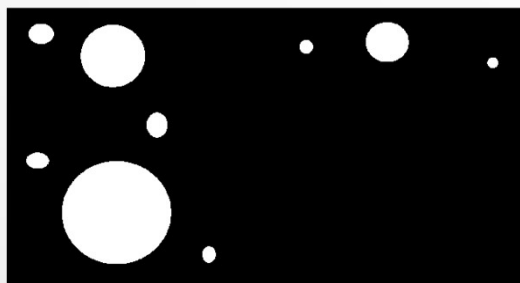
Μηχανική Μάθηση χωρίς Επίβλεψη

Αλγόριθμος K-μέσων (K-means)

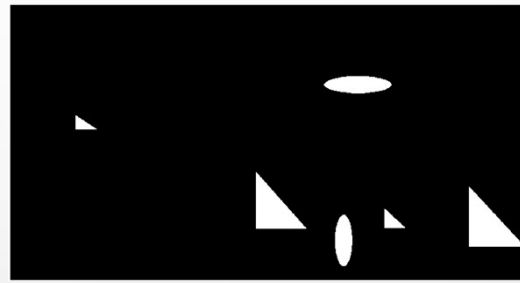
- Οπτικοποίηση Παραδειγμάτων – Παράδειγμα 8 (Σε επίπεδο Περιοχής)



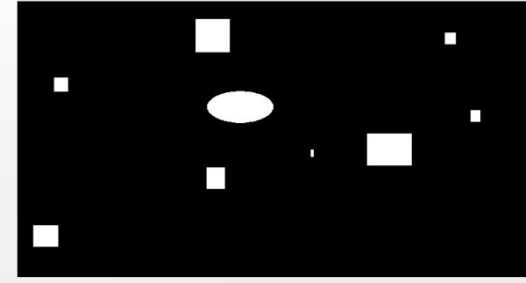
Αρχική Εικόνα



Ομάδα 1 από 3

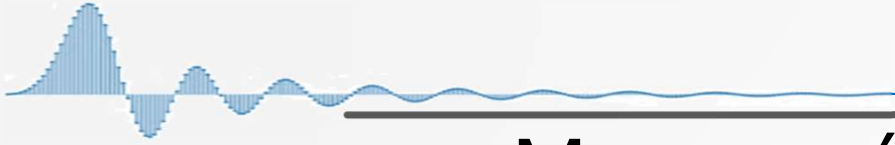


Ομάδα 2 από 3



Ομάδα 3 από 3

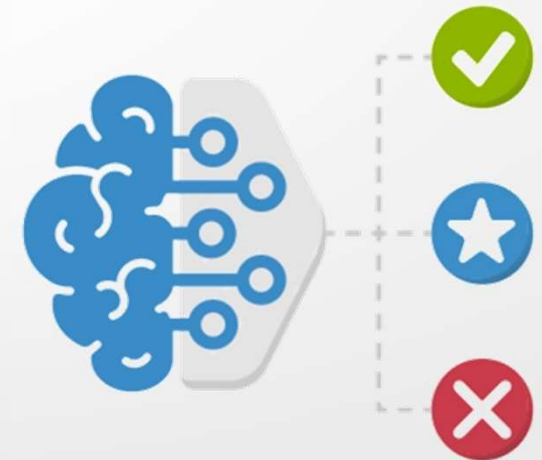
Ομαδοποίηση με χαρακτηριστικά την στρογγυλότητα της περιοχής $K = 3$

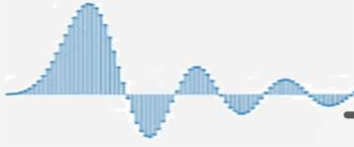


Μηχανική Μάθηση με Επίβλεψη

Εισαγωγή

- Η **Μηχανική Μάθηση** με επίβλεψη είναι πλέον η πιο χρησιμοποιούμενη μεθοδολογία ακόμα και στο πεδίο της εικόνας
- Απαιτεί **επισημειωμένο σύνολο δεδομένων** με σκοπό να εκπαιδευτεί ο αλγόριθμος από το σύνολο αυτό
- Η εκπαίδευση του συνήθως απαιτεί πολλούς υπολογιστικούς πόρους, ωστόσο έτσι και πραγματοποιηθεί η αντιστοίχιση δειγμάτων σε κατηγορίες είναι σχετικά εύκολη





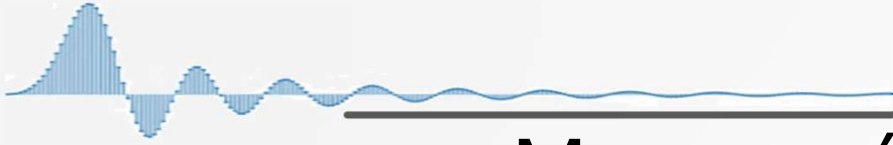
Μηχανική Μάθηση με Επίβλεψη Διαδικασία

- Για να αξιολογήσουμε την επιτυχία ενός αλγορίθμου το Σύνολο Δεδομένων (Dataset), χωρίζεται σε Σύνολο Εκπαίδευσης και Σύνολο Ελέγχου

	f_1	f_2	...	f_k	y
x_1	$x_{1,1}$	$x_{1,2}$...	$x_{1,k}$	y_1
x_2	$x_{2,1}$	$x_{2,2}$...	$x_{2,k}$	y_2
...
x_r	$x_{r,1}$	$x_{r,2}$...	$x_{r,k}$	y_r
x_{r+1}	$x_{r+1,1}$	$x_{r+1,2}$...	$x_{r+1,k}$	y_{r+1}
x_{r+2}	$x_{r+2,1}$	$x_{r+2,2}$...	$x_{r+2,k}$	y_{r+2}
...
x_N	$x_{N,1}$	$x_{N,2}$...	$x_{N,k}$	y_N

Σύνολο Εκπαίδευσης (Training set): Είναι το σύνολο το οποίο αξιοποιεί ο αλγόριθμος για να εκπαιδευτεί, μαθαίνοντας από την σχέση που έχουν τα χαρακτηριστικά με την κλάση

Σύνολο Ελέγχου (Test set): Είναι το σύνολο που «δοκιμάζει» ο αλγόριθμος να προβλέψει την κλάση του χρησιμοποιώντας μόνο τα χαρακτηριστικά. Μετά ελέγχει την κλάση για να δει αν πέτυχε την πρόβλεψη

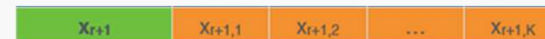


Μηχανική Μάθηση με Επίβλεψη Διαδικασία

- Η ταξινόμηση πραγματοποιείται σε 3 φάσεις: α) την Φάση Εκπαίδευσης και β) την φάση ελέγχου και γ) φάση επικύρωσης (validation)

	f_1	f_2	...	f_k	y
x_1	$x_{1,1}$	$x_{1,2}$...	$x_{1,k}$	y_1
x_2	$x_{2,1}$	$x_{2,2}$...	$x_{2,k}$	y_2
...
x_r	$x_{r,1}$	$x_{r,2}$...	$x_{r,k}$	y_r

Διάνυσμα Χαρακτηριστικών
δείγματος



Πρόβλεψη $y_{r+1}=?$

Πρόβλεψη y_{r+1}

\neq ή $=$

Αληθινή κλάση y_{r+1}
(Ground Truth)

Α) Φάση Εκπαίδευσης: Η διαδικασία που ο αλγόριθμος εκπαιδεύεται με βάση τα χαρακτηριστικά και τις γνωστές κλάσεις

Β) Φάση Ελέγχου: Όπου ελέγχονται όλα τα δείγματα ελέγχου και ο αλγόριθμος προβλέπει την κλάση

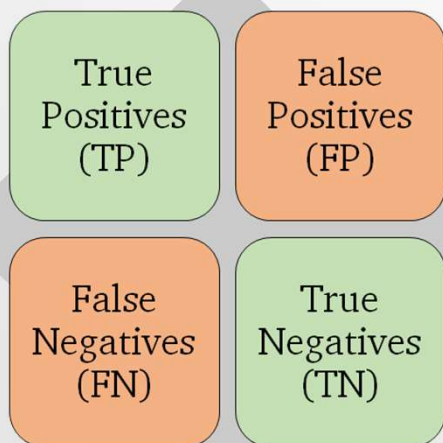
Γ) Φάση Επικύρωσης: Ήταν σωστές οι προβλέψεις του ελέγχου σε σχέση με την πραγματική κλάση των δειγμάτων ελέγχου?



Μηχανική Μάθηση με Επίβλεψη

Διαδικασία - Επικύρωση

Αληθώς Θετικά



Αληθώς Αρνητικά

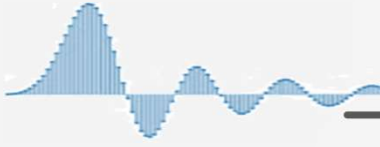
Έστω πρόβλημα με δύο μόνο κλάσεις (Binary)

Ακρίβεια
(Accuracy)

$$\frac{TP + TN}{TP + FN + TN + FP}$$



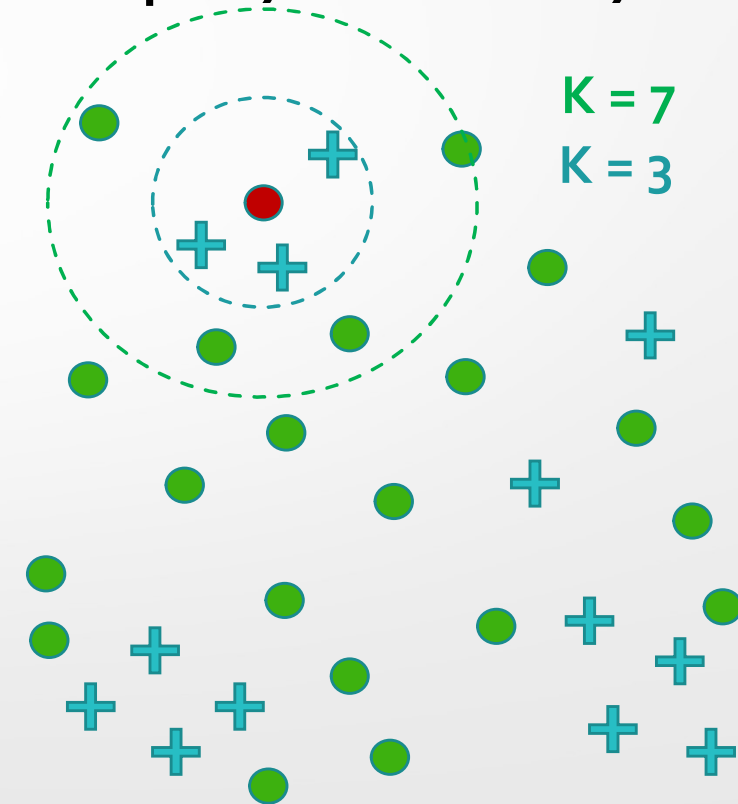
10-Fold Cross Validation

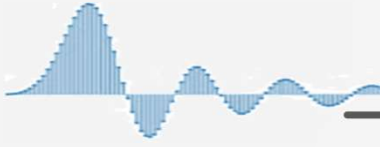


Μηχανική Μάθηση με Επίβλεψη

K-Κοντινότερος Γείτονας

- Ο αλγόριθμος των K-κοντινότερων (K-Nearest Neighbor – KNN) γειτόνων **κατατάσσει** ένα δείγμα **ανάλογα με την κλάση** πλειοψηφία των κλάσεων **των K γειτόνων** του
- Απαιτεί:
 1. Ένα σύνολο επισημειωμένων δειγμάτων
 2. Ένα μέτρο απόστασης (π.χ. Ευκλείδεια)
 3. Την τιμή του K, που είναι ο αριθμός των γειτόνων που θα ψηφίσουν
- Ο KNN αναφέρετε ως «τεμπέλης» (Lazy) αλγόριθμος καθώς δεν έχει φάση εκπαίδευσης





Μηχανική Μάθηση με Επίβλεψη

Πιθανολογικός Μπεϋζιανος Ταξινομητής^[1]

- Υπολογίζει την εκ των υστέρων **πιθανότητα** ενός εικονοστοιχείου να βρίσκεται σε κάθε μια από τις κλάσεις
- Το εικονοστοιχείο αντιστοιχίζεται με την κλάση για την οποία υπολογίζεται η **μεγαλύτερη πιθανότητα**

Θεώρημα του Bayes:
$$P(c_i | f) = \frac{p(f | c_i)P(c_i)}{\sum_{i=1}^3 p(f | c_i)P(c_i)}$$

$$p(f) = \frac{1}{(2\pi)^{D/2} |\Sigma_i|^{1/2}} e^{-\frac{1}{2}(f-\mu_i)^T \Sigma_i^{-1} (f-\mu_i)}, \quad \mu_i = \frac{1}{N_i} \sum_{f \in c_i} f, \quad \mu_i \in \mathbb{R}^{11},$$

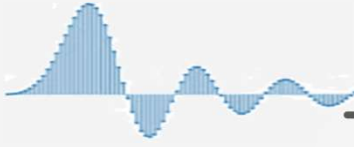
$$\Sigma_i = \frac{1}{N_i} \sum_{f \in c_i} f f^T - \mu_i \mu_i^T, \quad \Sigma_i \in \mathbb{R}^{11 \times 11},$$

$f \in \mathbb{R}$: διάνυσμα χαρακτηριστικών
 c_i : οι κλάσεις εικονοστοιχείων
 $P(c_i)$: η *a priori* πιθανότητα της c_i κατηγορίας

$p(f | c_i)$: η πιθανοφάνεια του προτύπου f να ανήκει στην c_i κατηγορίας

$P(c_i | f)$: η *a posteriori* πιθανότητα του προτύπου f να ανήκει στην c_i κατηγορίας

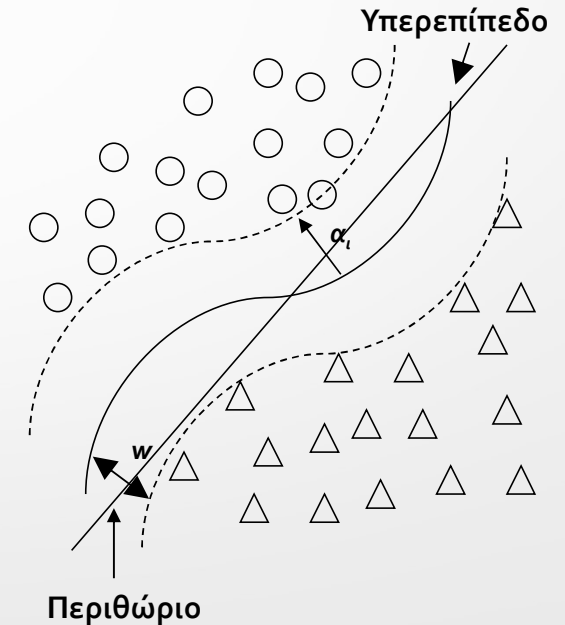
[1]. R.C. Gonzalez, R.E. Woods, and S.L. Eddins, "Digital image processing using MATLAB", Prentice Hall, Upper Saddle River, NJ, 2004.



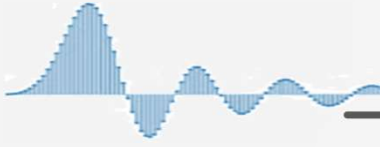
Μηχανική Μάθηση με Επίβλεψη

Μηχανές Διανυσμάτων Υποστήριξης^[1]

- Η **Μηχανές Διανυσμάτων Υποστήριξης** (Support Vector Machines - SVM) Διαχωρίζει ένα πρόβλημα σε επιμέρους προβλήματα τα οποία έπειτα αναλύονται αναλυτικά.
- Βρίσκει το **υπερεπίπεδο**, το οποίο διαχωρίζει τα δεδομένα και μεγιστοποιεί τα **περιθώρια** μεταξύ των δεδομένων διαφορετικής κλάσης



[1]. N. Cristianini and J. Shawe-Taylor, "An Introduction to Support Vector Machines and other kernel-based learning methods", Cambridge University Press, 2010

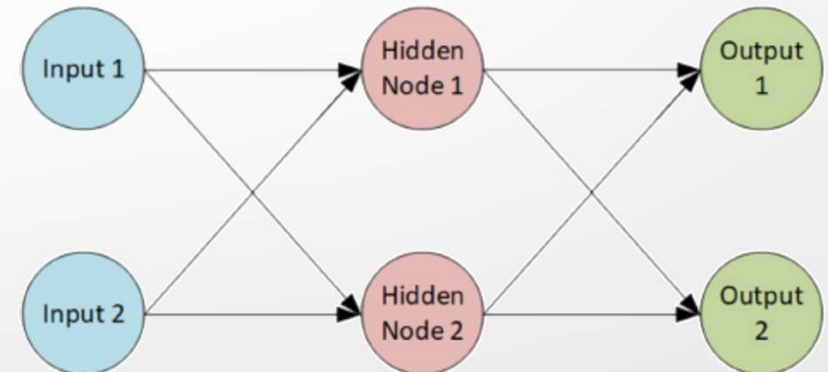


Μηχανική Μάθηση με Επίβλεψη

Προοπτικές Νευρωνικών Δικτύων και Βαθιάς Μάθησης

- Τα **Τεχνητά Νευρωνικά Δίκτυα** (Artificial Neural Networks) προσομοιώνουν την λειτουργία του ανθρώπινο εγκεφάλου
- Αποτελείται από επίπεδα, τα οποία αποτελούνται από κόμβους που εκτελούν πράξεις
- Τα επίπεδα συνδέονται μεταξύ τους τροφοδοτώντας το ένα με την έξοδο του το άλλο
- Στην εικόνα υπάρχει ένα νευρωνικό δίκτυο **πλήρους σύνδεσης** όπου όλοι οι κόμβοι συνδέονται με όλους του κόμβους του επόμενου επιπέδου

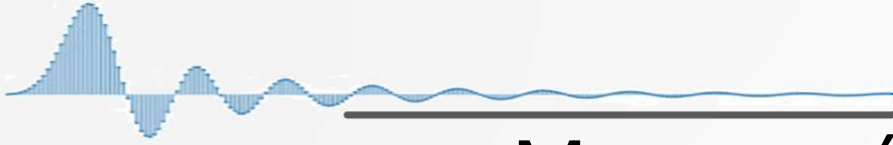
Τυπικό Νευρωνικό Δίκτυο ενός κρυμμένου επιπέδου



Επίπεδο Εισόδου
(Input Layer)

Κρυμμένο Επίπεδο
(Hidden Layer)

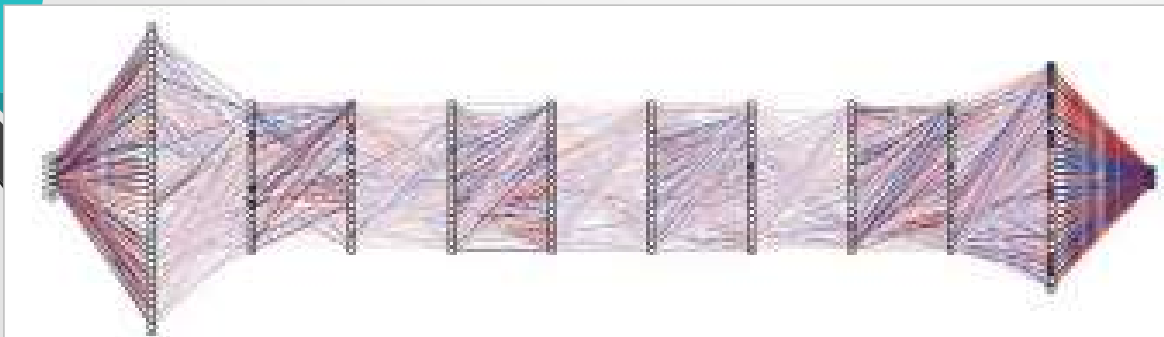
Επίπεδο Εξόδου
(Output Layer)



Μηχανική Μάθηση με Επίβλεψη

Προοπτικές Νευρωνικών Δικτύων και Βαθιάς Μάθησης

- Η **βαθιά Μάθηση** αναφέρεται στις μεθόδους που χρησιμοποιούν Νευρωνικά Δίκτυα πολλών επιπέδων με πολλούς κόμβους
- Έχει αποδειχθεί ότι όσο πιο βαθύ είναι ένα δίκτυο τόσο καλύτερα προσεγγίζει ένα μη γραμμικό πρόβλημα



Σχεδιάγραμμα βαθέους Νευρωνικού Δικτύου για την πρόβλεψη σεισμών του *Meade Group in the Department of Earth and Planetary Sciences του Πανεπιστημίου του Harvard*



Μηχανική Μάθηση με Επίβλεψη

Προοπτικές Νευρωνικών Δικτύων και Βαθιάς Μάθησης

Τυπικό Συνελικτικό Νευρωνικό Δίκτυο (Convolutional Neural Network – CNN)



Αντικαθιστά την διαδικασία της εξαγωγής τυποποιημένων χαρακτηριστικών και προσπαθεί με τα συνελικτικά επίπεδα να εντοπίσει μόνο του χαρακτηριστικά της εικόνας

Μετά αποδίδει έξοδο με βάση ένα κλασικό νευρωνικό πλήρους σύνδεσης

- Οι διαφάνειες βασίζονται στο υλικό του Καθηγητή κ. Ν. Βασιλά για το μάθημα «Επεξεργασία Εικόνας», ακαδημ. έτος 2017-2018, Πανεπιστήμιο Δυτικής Αττικής.
- Διαφάνειες Πέτρος Καρβέλης, από μάθημα Ψηφιακή Επεξεργασία Εικόνας, Τμήμα Μηχανικών Πληροφορικής και Τηλεπικοινωνιών, Πανεπιστήμιο Δυτικής Μακεδονίας
- Βιβλίο Gonzales

Βιβλιογραφία