



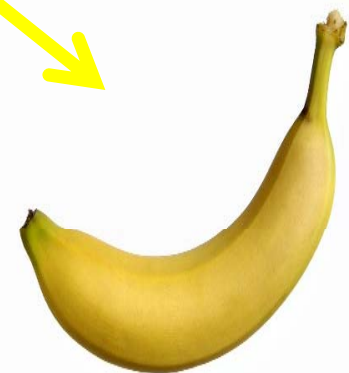
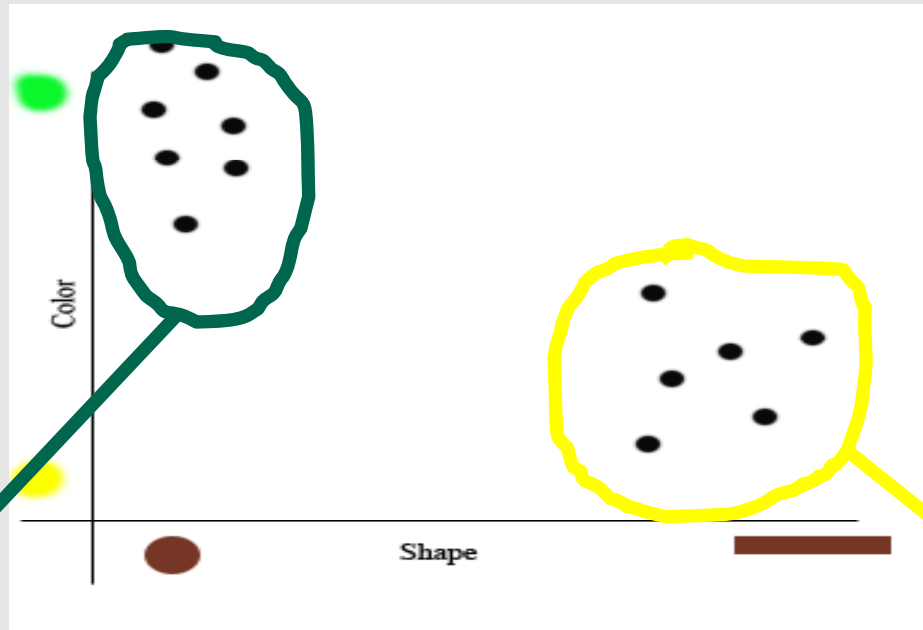
Νευρωνικά Δίκτυα 2011-2012

2^η εργαστηριακή άσκηση :
Αυτο-οργανούμενοι Χάρτες
(Self Organizing Maps – SOMs)

Μη - Επιβλεπόμενη μάθηση

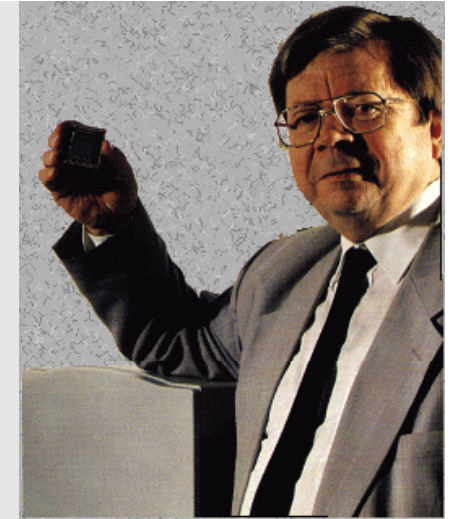
Το πρόβλημα του διαχωρισμού των φρούτων

Δύο βασικά χαρακτηριστικά : σχήμα και χρώμα



Τι είναι SOM;

- Self-Organizing Map (SOM)
ή Αυτο-οργανούμενοι Χάρτες
ή Kohonen Map



Ένα μοντέλο
μη-επιβλεπόμενης μάθησης
με χρήσεις στην :

- Ομαδοποίηση δεδομένων
- Οπτικοποίηση δεδομένων
- Μείωση διάστασης δεδομένων

Το νευρωνικό δίκτυο
δε μαθαίνει μέσω
παραδειγμάτων
(όπως στην
επιβλεπόμενη
μάθηση) αλλά
έχοντας όλα τα
δεδομένα εισόδου
αποφασίζει μόνο
του

Αρχιτεκτονική SOM

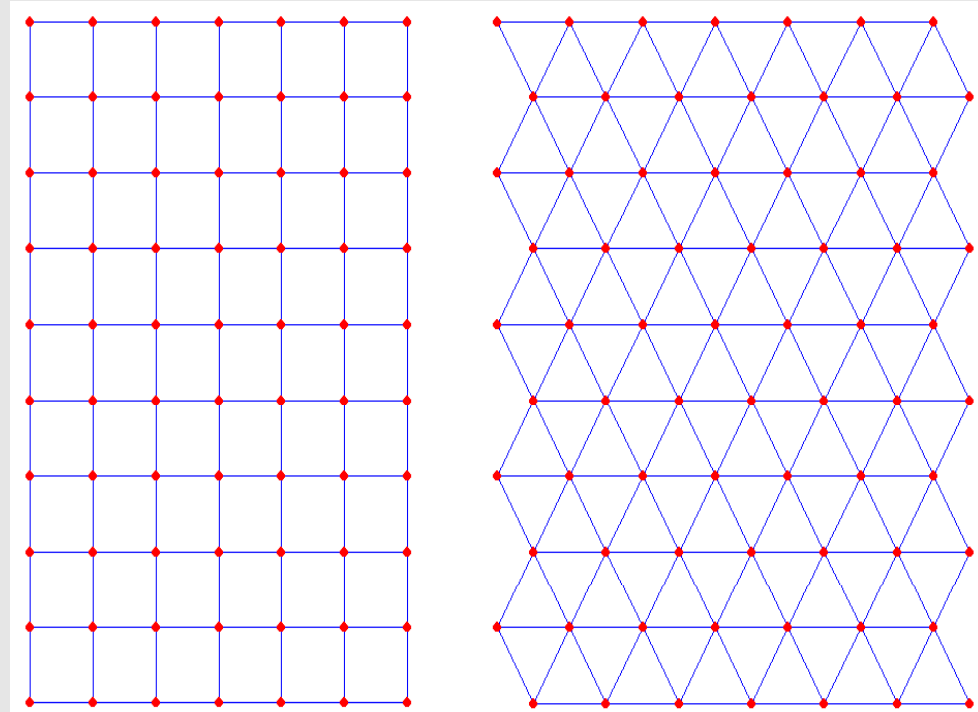
- Νευρωνικό Δίκτυο Ανταγωνιστικής Μάθησης

Στρώμα Εισόδου : Πρότυπα που περιγράφονται από ένα διάνυσμα χαρακτηριστικών

$$\mathbf{x}_i = [x_1, x_2, \dots, x_D]^T$$

Στρώμα Εξόδου : Πλέγμα νευρώνων που περιγράφονται από ένα διάνυσμα βαρών (ίδιο με αυτό των προτύπων) και από τη θέση τους στο πλέγμα

$$\mathbf{w}_j = [w_{j1}, w_{j2}, \dots, w_{jD}]^T$$

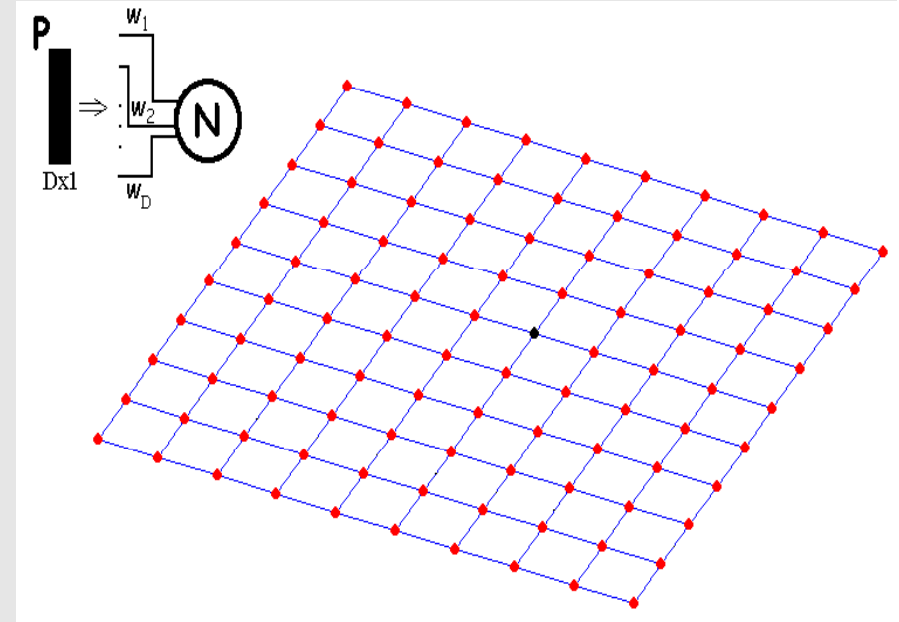


- Στόχος είναι η δημιουργία ομάδων (“γειτονιών”) νευρώνων που αντιστοιχούν σε όμοια πρότυπα

Διαδικασία Εκπαίδευσης (1)

Ανταγωνισμός:

Για κάθε πρότυπο P
στην είσοδο βρίσκω
ποιος νευρώνας το
“περιγράφει”
καλύτερα



$$\mathbf{x}_i = [x_1, x_2, \dots, x_D]^T$$

$$\mathbf{w}_j = [w_{j1}, w_{j2}, \dots, w_{jD}]^T$$

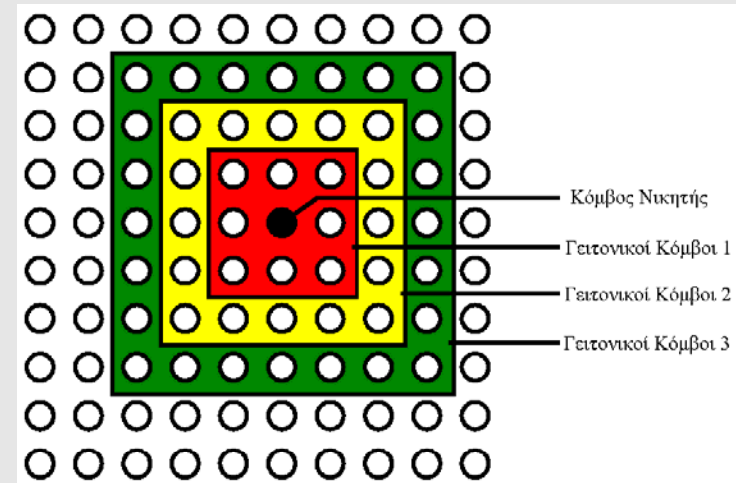
Νευρώνας-νικητής :

$$j^* = \arg \min_j ||\mathbf{x}_i - \mathbf{w}_j||$$

Διαδικασία Εκπαίδευσης (2)

Συνεργασία:

Εκτός από το νευρώνα-νικητή ενδιαφέρονται και για τους νευρώνες της γειτονιάς του στο πλέγμα



$\alpha(j^*)$ = Συντελεστής καθορισμού της γειτονιάς του νευρώνα-νικητή j^* βάσει της απόστασης των νευρώνων στο πλέγμα

Διαδικασία Εκπαίδευσης (3)

Ανταμοιβή/Ανανέωση :

Ανανεώνω τα βάρη του νευρώνα-νικητή και των νευρώνων της γειτονιάς του, ώστε να “πλησιάζουν” περισσότερο το πρότυπο x_i

$$w_{j,k} = w_{j,k} + \eta \cdot \alpha(j^*) \cdot (x_{i,k} - w_{j,k})$$

η : ρυθμός μάθησης

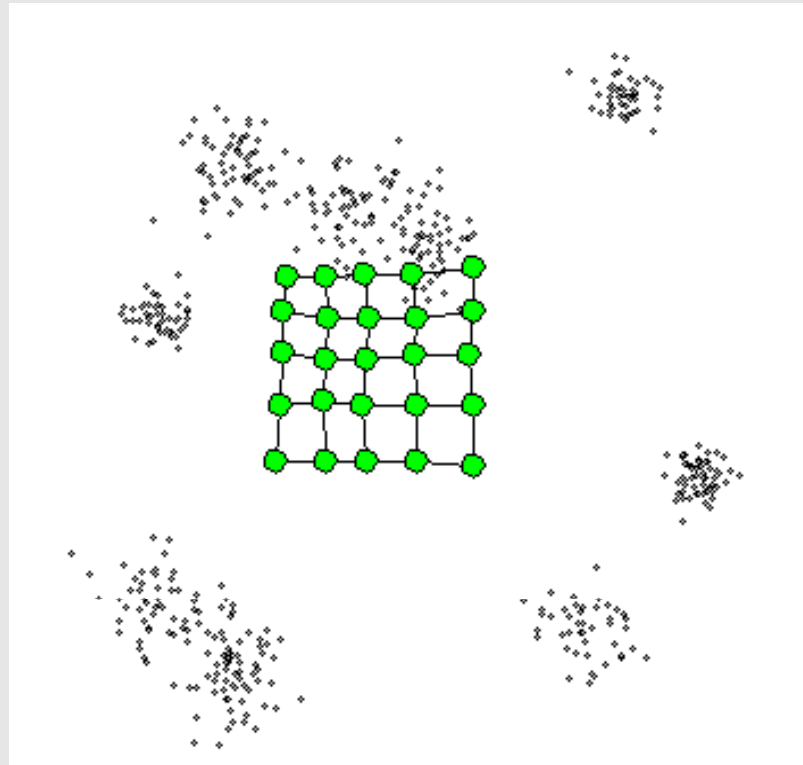
$k : 1..D$ (πλήθος χαρακτηριστικών)

$j : 1..N$ (πλήθος νευρώνων)

Επαναλαμβάνω :

- για όλα τα πρότυπα εισόδου ($i : 1..P$)
- για κάποιον αριθμό εποχών

Παράδειγμα



- Πρότυπα διάστασης 2
- Πλέγμα νευρώνων 5x5 με διάνυσμα βαρών διάστασης 2

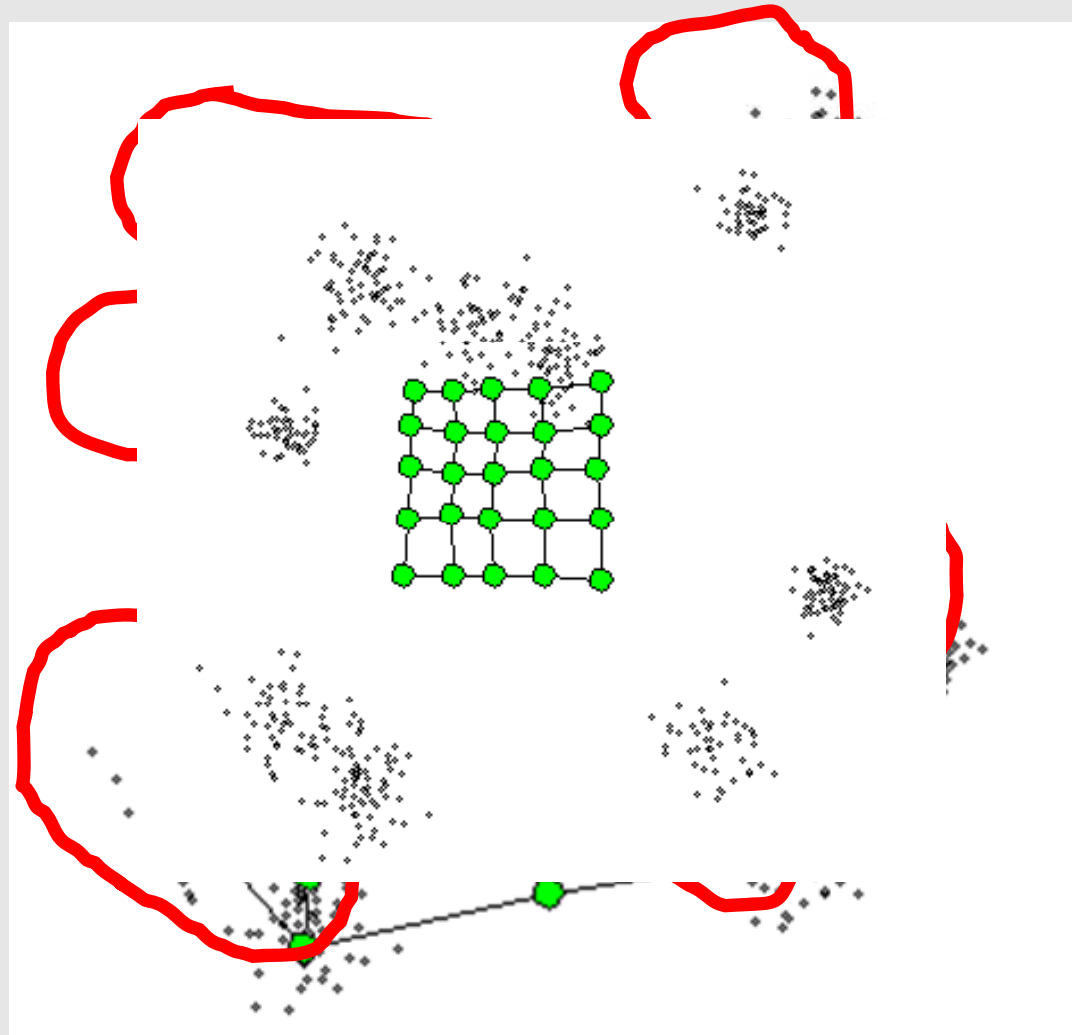
Σχόλια

βεβαιωθείτε πως κατανοείτε πλήρως τις παρακάτω προτάσεις

- Οι νευρώνες εκπαιδεύονται ώστε να “αποκρίνονται” επιλεκτικά σε κάποια από τα πρότυπα της εισόδου
- Η εκπαίδευση γίνεται ώστε οι γειτονικοί νευρώνες στο πλέγμα να αποκρίνονται σε παρόμοια πρότυπα της εισόδου
- Επιτυγχάνεται μέσω της ανανέωσης βαρών του νευρώνα-νικητή για κάθε πρότυπο και της “γειτονιάς” του στο πλέγμα
- Φανταστείτε το πλέγμα νευρώνων στην έξοδο ως ένα “ελαστικό” δίκτυο που προσπαθεί να “μοιάσει” στα πρότυπα εισόδου
- Έτσι, ο χάρτης στην έξοδο, διατηρεί τις τοπολογικές σχέσεις των προτύπων εισόδου

Τι πετυχαίνω :

1) Ομαδοποίηση



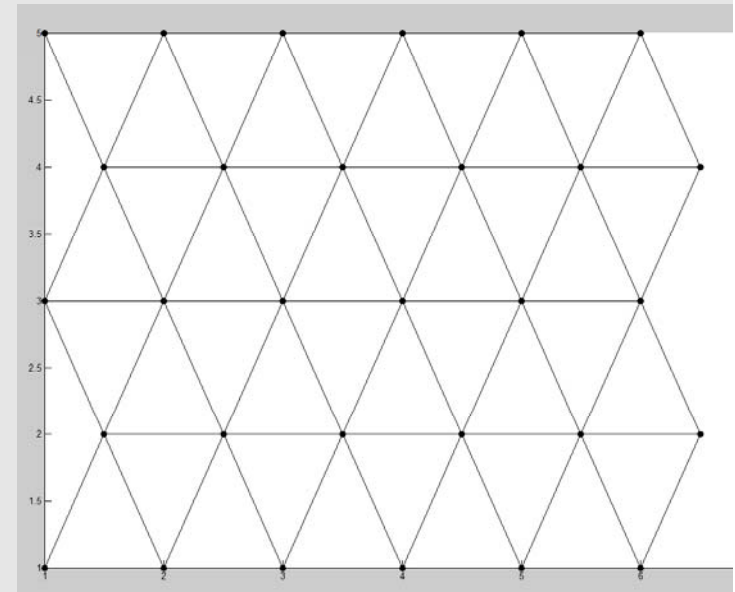
Τι πετυχαίνω :

2) Μείωση διάστασης

Φανταστείτε στην είσοδο 500
πρότυπα με 1000 χαρακτηριστικά
το καθένα

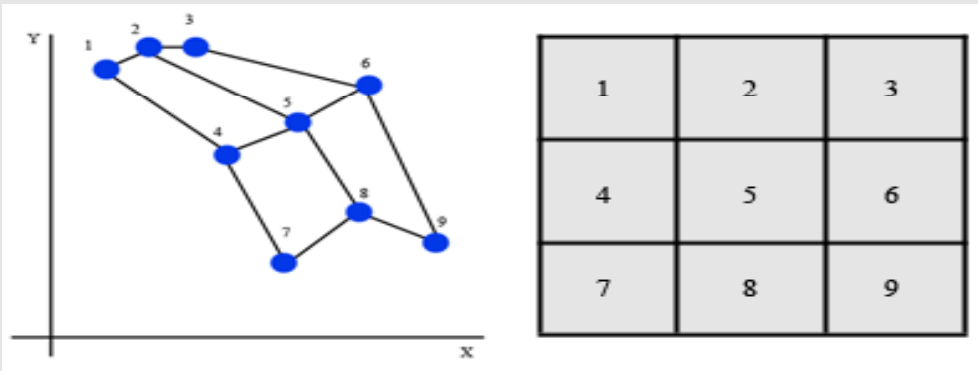
$$X = \begin{bmatrix} x_{1,1} & x_{1,2} & \dots & x_{1,1000} \\ x_{2,1} & \dots & \dots & x_{2,1000} \\ \dots & \dots & \dots & \dots \\ x_{500,1} & \dots & \dots & x_{500,1000} \end{bmatrix}$$

Χρησιμοποιώντας ένα SOM 6x6
καταφέρνουμε να
αναπαραστήσουμε 500 πρότυπα
στον 1000-διάστατο χώρο με 36
νευρώνες στον 2-διάστατο χώρο

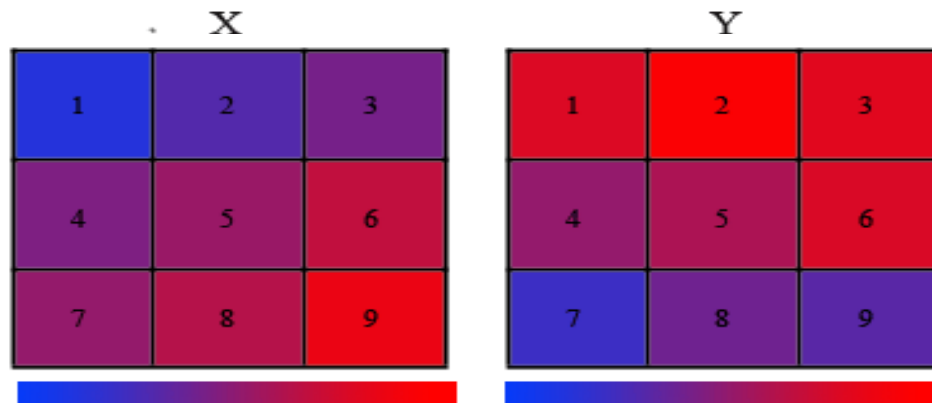
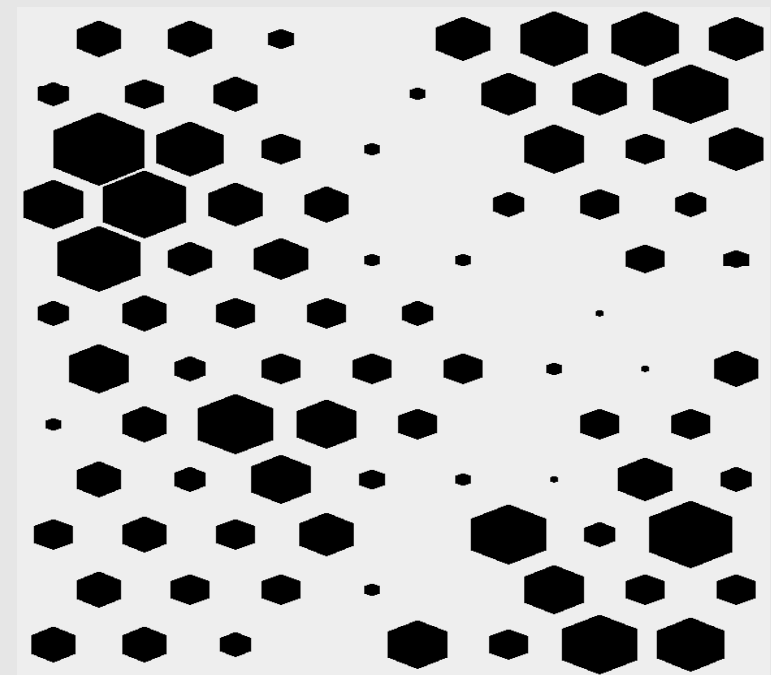


3) Οπτικοποίηση

Υπάρχουν διάφορες τεχνικές οπτικοποίησης του πλέγματος ανάλογα με τις τιμές των βαρών των διαφόρων χαρακτηριστικών των νευρώνων



Απεικόνιση αριθμού προτύπων ανά νευρώνα



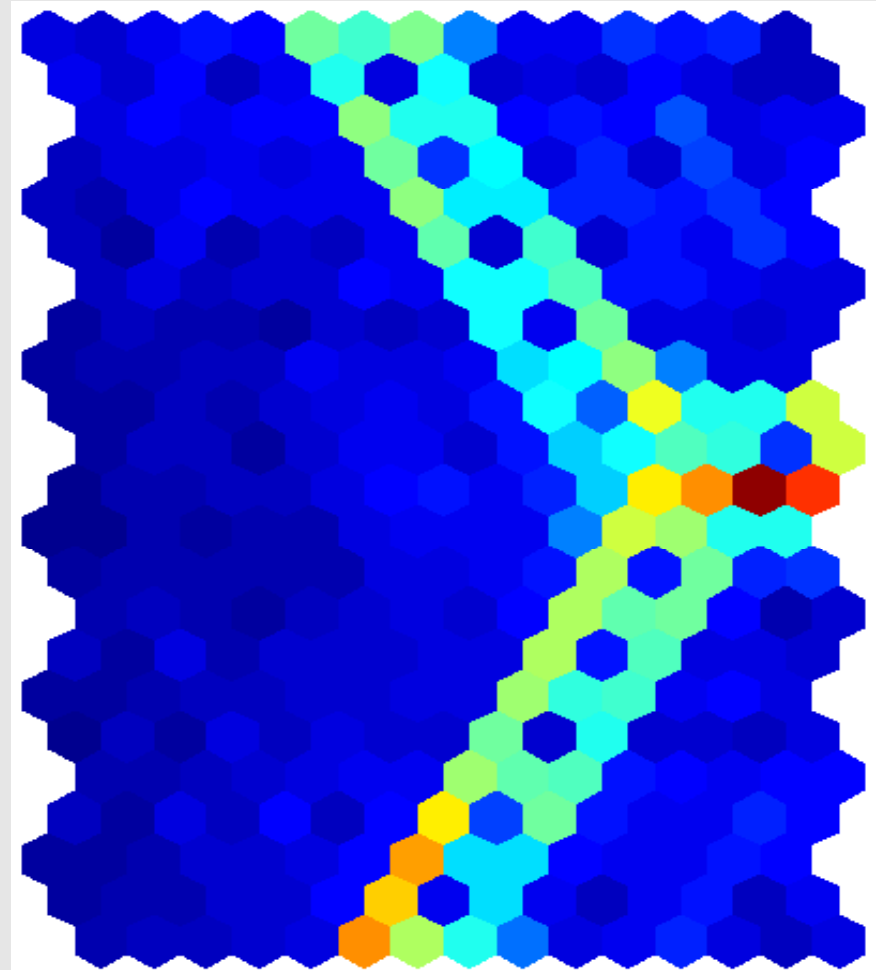
Μπλε -> Χαμηλή Τιμή Κόκκινο -> Υψηλή Τιμή

Οπτικοποίηση με τον U-matrix

Unified Distance Matrix, U-matrix

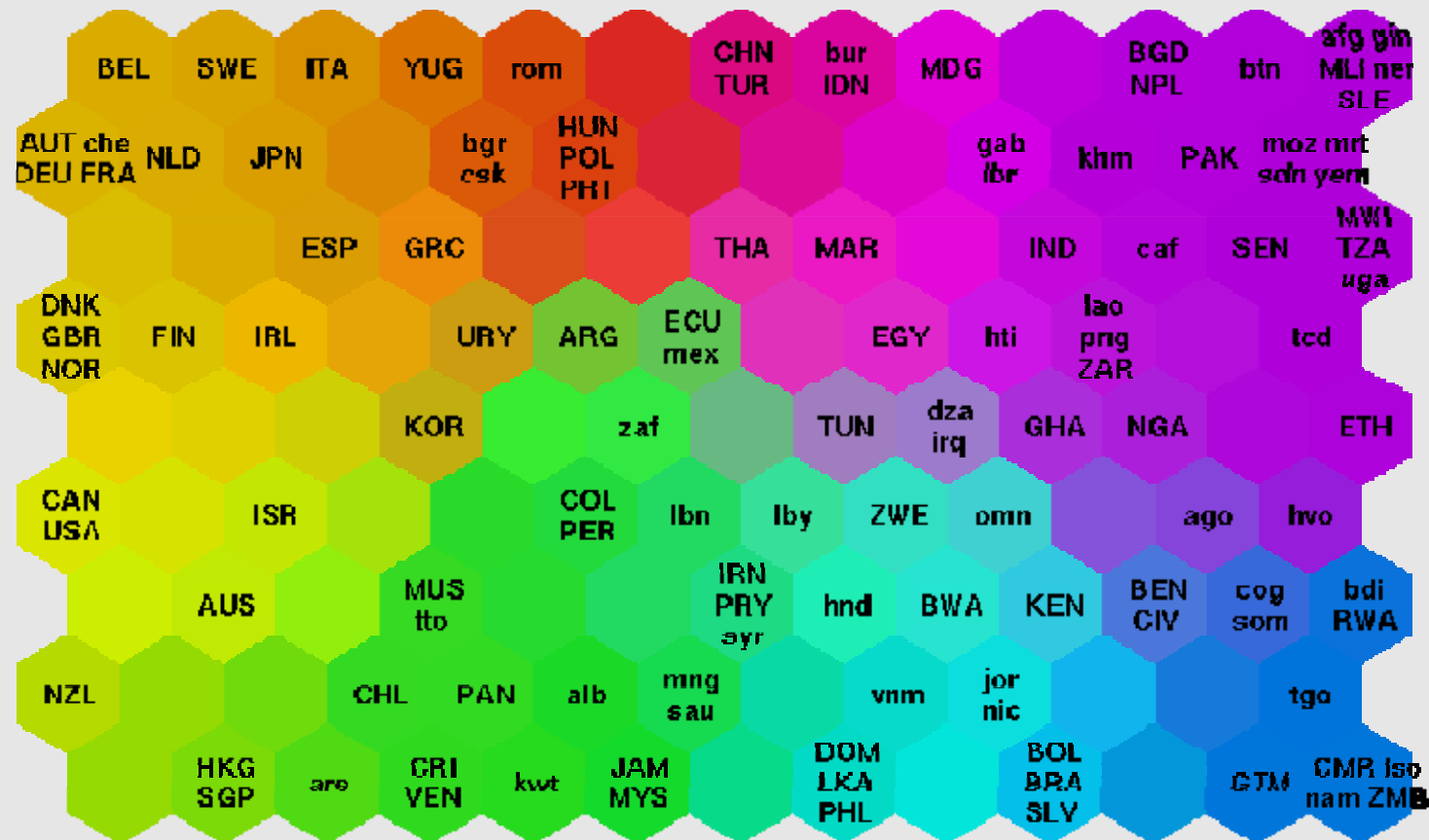
Για κάθε νευρώνα υπολογίζω το μέσο όρο των αποστάσεων του από τους γειτονικούς του και τον χρωματίζω ανάλογα με το μέγεθος της τιμής αυτής

Μπλε -> Χαμηλή Τιμή
Κόκκινο -> Υψηλή Τιμή



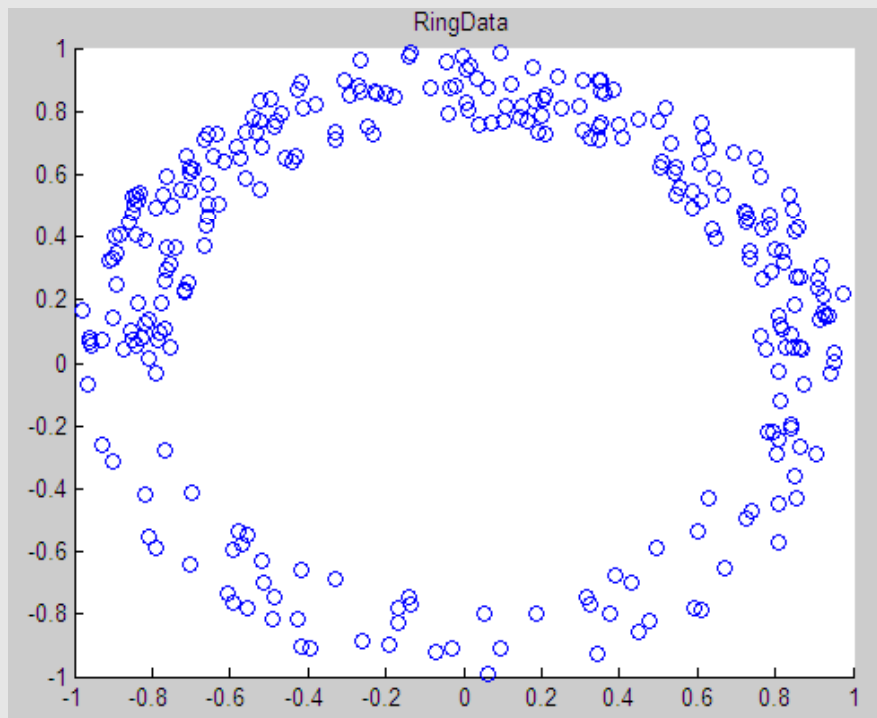
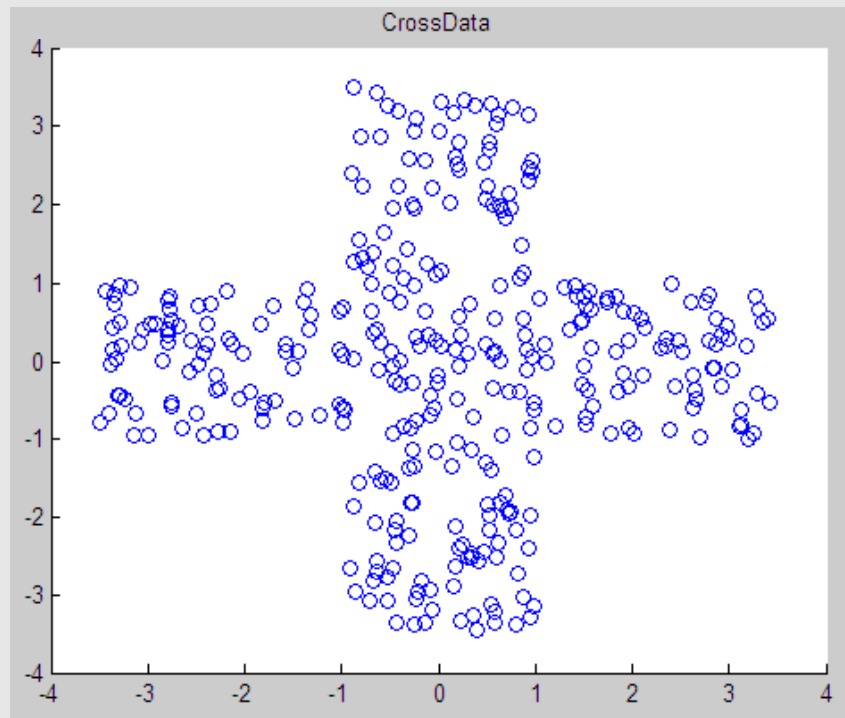
Οπτικοποίηση πραγματικών δεδομένων :

Κατάταξη των χωρών ανάλογα με το επίπεδο φτώχειας



Εισαγωγή στην άσκηση

- Υλοποίηση ενός απλού μοντέλου SOM
- Μελέτη και ανάλυση ιδιοτήτων, δυνατοτήτων και επιδόσεων SOM σε διάφορα σύνολα δεδομένων



1.Κατασκευή SOM

`SomCreate` : Δημιουργία πλέγματος (αριθμός νευρώνων, τοπολογία) και αρχικοποίηση των βαρών σε τυχαίες (όχι εντελώς) τιμές

`SomTrainParameters` : Καθορισμός των παραμέτρων της εκπαίδευσης (ρυθμός μάθησης, αριθμός εποχών)

`SomOutput` : Εντοπίζεται ο νευρώνας-νικητής

`SomActivation` : Καθορίζεται η γειτονιά του νευρώνα-νικητή

`SomUpdate` : Ανανεώνει (σε κάθε εποχή) τα βάρη των χαρακτηριστικών των προτύπων εισόδου

`SomTrain` : Βασική συνάρτηση εκπαίδευσης του SOM

ΠΡΟΣΟΧΗ στις μεταβλητές που πρέπει να δηλωθούν `global`

1.Κατασκευή SOM... αναλυτικά

```
load ClusterPatterns;  
minMax = ... ;      gridSize = [10 10];  
SomCreate(minMax, gridSize);  
orderLR = 0.9;      orderEpochs = 250;      tuneLR = 0.1;  
SomTrainParameters(...);  
SomTrain(Patterns);
```

→ Υπολογισμός βήματος LR, γειτονιάς;

Για όλες τις εποχές (orderEpochs)

Για όλα τα πρότυπα

→ **SomUpdate(...)**

→ **SomActivation(...)**

→ **SomOutput(...)**

%Οπτικοποίηση για δεδομένα 2-διαστάσεων

```
figure; plot2DSomData(Patterns);
```

%Οπτικοποίηση για δεδομένα διάστασης > 2 (U-matrix)

```
figure;somShow(IW,gridSize); %IW πίνακας βαρών νευρώνων
```

2. Εφαρμογή σε απλά σύνολα δεδομένων

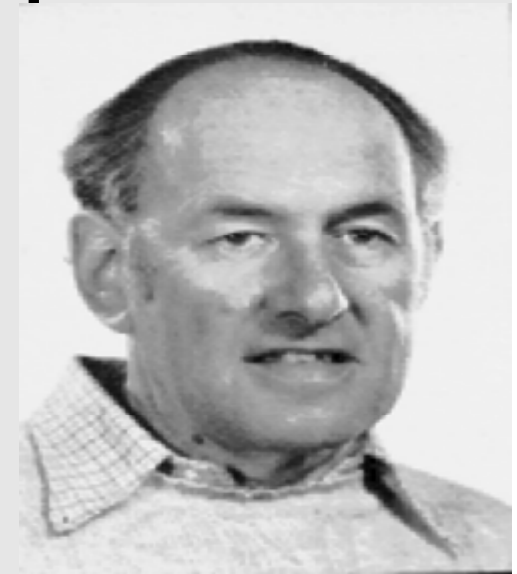
- Σύνολα δεδομένων CrossData, RingData, GroupData
- Πειραματισμός με παραμέτρους του SOM
- Απεικόνιση (plot2DSomData / U-matrix)
- Επιβεβαίωση ιδιοτήτων του SOM

3. Εφαρμογή σε δεδομένα κειμένου

- Εξαιρετικά δύσκολη η αποδοτική αναπαράσταση κειμένων (διάσταση, αραιότητα)
- Χρησιμοποιείται το μοντέλο Bag-Of-Words (αγνοείται η σειρά των λέξεων και με ενδιαφέρει μόνο η συχνότητα εμφάνισής τους)
- Προεπεξεργασία : Αφαίρεση κοινών-λέξεων (stopwords), αφαίρεση καταλήξεων κλπ
- Υπολογισμός συχνοτήτων εμφάνισης κάθε λέξης σε κάθε κείμενο

Αναπαράσταση εγγράφων

- Μία συλλογή από N έγγραφα μπορεί να αναπαρασταθεί από έναν πίνακα που γραμμές έχει τα έγγραφα και στήλες τους όρους(λέξεις) (Vector Space Model, Salton)



$$A = \begin{bmatrix} w_{d1,t1} & w_{d1,t2} & \dots & w_{d1,tM} \\ w_{d2,t1} & \dots & \dots & \dots \\ \dots & \dots & \dots & \dots \\ w_{dN,t1} & & & w_{dN,tM} \end{bmatrix}$$

- Κάθε όρος του πίνακα δείχνει το “βάρος” του όρου στο έγγραφο. (Το 0 σημαίνει πως ο όρος δεν υπάρχει στο συγκεκριμένο έγγραφο)

Υπολογισμός βαρών όρων – Term Frequency

- Οι πιο συχνοί όροι (λέξεις) ενός εγγράφου είναι και πιο σημαντικοί :

f_{ij} = συχνότητα του όρου i στο έγγραφο j

	service	photography	utility	fun	software	art	imported	list	apple	resource
doc1	2	0	1	0	1	0	2	5	0	4
doc2	1	2	0	1	4	1	1	7	1	1
doc3	0	4	2	0	0	0	0	3	1	1

- Κανονικοποιώ τη συχνότητα του όρου διαιρώντας με το άθροισμα όλων των συχνοτήτων

$$tf_{i,j} = \frac{f_{i,j}}{\sum_i f_{i,j}}$$

Υπολογισμός βαρών όρων – Inverse Document Frequency

- Όροι (λέξεις) που εμφανίζονται σε πολλά διαφορετικά έγγραφα είναι λιγότερο ενδεικτικοί (και σημαντικοί)
 df_i = αριθμός των εγγράφων που περιέχουν τον όρο i

$$idf_i = \log \left(\frac{N}{df_i} \right) \quad N = \text{συνολικός αριθμός εγγράφων}$$

- Ο λογάριθμος χρησιμοποιείται για να υπολογιστεί τιμή ανάλογη με τις τιμές του tf
- Η τιμή idf ενός όρου δείχνει τη “διακριτική” ικανότητα του όρου

	service	photography	utility	fun	software	art	imported	list	apple	resource
tf(doc1)	0.133	0.000	0.067	0.000	0.067	0.000	0.133	0.333	0.000	0.267
tf(doc2)	0.053	0.105	0.000	0.053	0.211	0.053	0.053	0.368	0.053	0.053
tf(doc3)	0.000	0.364	0.182	0.000	0.000	0.000	0.000	0.273	0.091	0.091
idf	0.176	0.176	0.176	0.477	0.176	0.477	0.176	0	0.176	0

Εφαρμογή στο σύνολο δεδομένων NIPS500

- 500 papers από τα συνέδρια NIPS
- Δίνεται το πλήθος των εμφανίσεων κάθε όρου (σύνολο 8296) σε κάθε ένα από τα 500 άρθρα (NIPS500)
- Πίνακας **terms** : περιέχει τα ονόματα των 8296 όρων
- Πίνακας **titles** : περιέχει τους τίτλους των 500 άρθρων
- Απαιτείται προεπεξεργασία για την κατασκευή του πίνακα **tf-idf**
- Δεν απαιτείται άλλη προεπεξεργασία

Ζητούμενα

- Εκπαίδευση αυτο-οργανούμενου χάρτη για το NIPS500
 - Πλέγμα : εξαγωνικό
 - Ρυθμός μάθησης, εποχές και γειτονιά όπως στα προηγούμενα
- Ενδεικτική ομαδοποίηση νευρώνων με χρήση του πίνακα U-matrix
- Εντοπισμός των πιο σημαντικών όρων ανά νευρώνα

Παραδοτέα

- 1 αρχείο συμπιεσμένης μορφής (.zip, .rar, .gz, .tar κλπ) με :
 - τον κώδικα σας (τα δικά σας m-files και ό,τι άλλο χρειάζεται για να τρέξει η άσκησή σας)
 - μία αναφορά στην οποία θα περιγράφετε πως δουλέψατε σε κάθε βήμα. Αναλυτικότερα :
 - για το α' μέρος : οποιαδήποτε σχόλια θεωρείτε χρήσιμα για την κατασκευή των συναρτήσεων του SOM, πως επιλέξατε κάθε πλέγμα και τις παραμέτρους, κατάλληλα σχήματα που να φαίνεται πως αποδίδει το SOM στα απλά σύνολα δεδομένων {Cross, Ring, }Data
 - για το β' μέρος : U-matrix για το σύνολο GroupData και πως αποδείξατε την ιδιότητα του SOM που περιγράφεται στην εκφώνηση
 - για το γ' μέρος : πως καταλήξατε στην επιλογή παραμέτρων για το NIPS500, τον U-matrix και πλήρεις απαντήσεις στις ερωτήσεις της εκφώνησης
 - Οποιοδήποτε άλλο σχόλιο θεωρείτε σημαντικό