**Εθνικό Μετσόβιο Πολυτεχνείο**
**Σχολή Ηλεκτρολόγων Μηχανικών και Μηχανικών Υπολογιστών**
**Τομέας Τεχνολογίας Πληροφορικής και Υπολογιστών**
**Εργαστήριο Ευφυών Συστημάτων (www.islab.ntua.gr)**

**Δεκέμβριος 2016**

**ΝΕΥΡΩΝΙΚΑ ΔΙΚΤΥΑ ΚΑΙ ΕΥΦΥΗ ΥΠΟΛΟΓΙΣΤΙΚΑ ΣΥΣΤΗΜΑΤΑ**

ΕΡΓΑΣΤΗΡΙΑΚΗ ΑΣΚΗΣΗ 2: **Αυτο-οργανούμενοι χάρτες**

Σε αυτή την εργαστηριακή άσκηση εξετάζεται μια κλάση νευρωνικών δικτύων μη επιβλεπόμενης μάθησης, οι αυτο-οργανούμενοι χάρτες (Self Organizing Maps – SOMs) του Kohonen. Στην προσπάθεια διερεύνησης των δυνατοτήτων του αυτο-οργανούμενου χάρτη (SOM), κατ' αρχάς υλοποιείται ένα σχετικά απλό δίκτυο, που επιτρέπει την ενδοσκόπηση στην αρχιτεκτονική, τους αλγορίθμους και τις λειτουργίες που συνιστούν το σύνολο ενός αυτο-οργανούμενου χάρτη. Εν συνεχεία, μέσω καθοδηγούμενων πειραμάτων διερευνώνται και μελετώνται οι δυνατότητες του SOM ενώ στο τελευταίο μέρος της άσκησης γίνεται και εφαρμογή σε πραγματικά δεδομένα (ομαδοποίηση εγγράφων).

## 1. <u>Υλοποίηση ενός SOM</u>

Σε πρώτη φάση, η εργαστηριακή άσκηση επικεντρώνεται κυρίως στην υλοποίηση ενός -απλού μεν αρκετά γενικού δε- αυτο-οργανούμενου χάρτη. Εφαρμόζοντας τις ακόλουθες διεξοδικές προδιαγραφές μπορεί κανείς να υλοποιήσει ένα SOM με μονοδιάστατο ή δισδιάστατο πλέγμα νευρώνων. Επιπρόσθετα, παρέχεται η δυνατότητα χρήσης διαφόρων τύπων πλέγματος (π.χ. κανονικό ή εξαγωνικό), καθώς και διαφόρων τύπων τοπολογικής γειτονιάς (για παράδειγμα Ευκλείδεια ή Manhattan). Επιπλέον, κάνοντας χρήση (μιας αρχικής διατύπωσης) του κανόνα μάθησης του Kohonen δύναται να κατασκευαστεί ο αλγόριθμος μη επιβλεπόμενης εκπαίδευσης του SOM. Αξίζει να σημειωθεί ότι ο προκύπτων αλγόριθμος -αν και περιορισμένης πολυπλοκότητας- περιλαμβάνει τόσο το στάδιο *διάταξης* (*ordering*) όσο και το στάδιο *ρύθμισης* (*tuning*), καθένα εκ των οποίων υποδιαιρείται στις τρεις φάσεις *ανταγωνισμού*, *συνεργασίας* και *ανταμοιβής*.

Ως ενδεικτικά παραδείγματα σας δίνονται ολοκληρωμένες οι δύο πρώτες συναρτήσεις (**somCreate.m** και **somTrainParameters.m**). Κατά αντιστοιχία με αυτές, σας ζητείται να υλοποιήσετε τις υπόλοιπες.

**D** διαστάσεις προτύπων, αριθμός χαρακτηριστικών εισόδου
**N** συνολικό πλήθος των νευρώνων

**function somCreate(minMax,gridSize)**
% συνάρτηση που κατασκευάζει ένα SOM
**minMax** πίνακας Dx2 που στην πρώτη στήλη του περιέχει τις ελάχιστες τιμές όλων των χαρακτηριστικών εισόδου, ενώ στην δεύτερη στήλη του τις μέγιστες τιμές.
**gridSize** πίνακας γραμμή του οποίου το πρώτο στοιχείο περιέχει το πλήθος των νευρώνων ανά γραμμή και το δεύτερο είναι το πλήθος των νευρώνων ανά στήλη.

Η εν λόγω συνάρτηση πρέπει να καθορίζει τις ακόλουθες **global** μεταβλητές ώστε να μπορούν να προσπελαστούν από τις υπόλοιπες συναρτήσεις που καθορίζονται στην συνέχεια.

**neuronsPerRow** το πλήθος των νευρώνων ανά γραμμή (οριζόντια διεύθυνση) που περιέχονται στο πλέγμα του αυτο-οργανούμενου χάρτη.

**neuronsPerColumn** το πλήθος των νευρώνων ανά στήλη (κατακόρυφη διεύθυνση) που περιέχονται στο πλέγμα του αυτο-οργανούμενου χάρτη.

**N** το συνολικό πλήθος των νευρώνων.

**IW** οι παράμετροι/βάρη του SOM είναι ένας πίνακας μεγέθους NxD, κάθε στοιχείο της γραμμής του οποίου αρχικοποιείται σε μία τυχαία τιμή μεταξύ της μέγιστης και ελάχιστης τιμής του αντίστοιχου χαρακτηριστικού εισόδου.

Χρήσιμες Συναρτήσεις: **size**, **rand**

**distances** πίνακας NxN που περιέχει την απόσταση κάθε νευρώνα από όλους του υπόλοιπους νευρώνες, η κύρια διαγώνιος του αποτελείται από μηδενικά, ενώ ο πίνακας είναι συμμετρικός.

Χρήσιμες Συναρτήσεις: **gridtop**, **hextop**, **randtop, hexagonaltopology** (τύπος πλέγματος), **boxdist**, **dist**, **linkdist**, **mandist** (μέτρο απόστασης)

**function somTrainParameters(setOrderLR,setOrderSteps,setTuneLR)**

% συνάρτηση που αρχικοποιεί ή καθορίζει συγκεκριμένες παραμέτρους

% που σχετίζονται με την διαδικασία εκπαίδευσης ενός SOM

**setOrderLR** η τιμή που τίθεται για τον αρχικό ρυθμό μάθησης κατά το ordering στάδιο της εκπαίδευσης.

**setOrderSteps** η τιμή που τίθεται για το πλήθος των εποχών κατά το ordering στάδιο της διαδικασίας μη επιβλεπόμενης εκπαίδευσης.

**setTuneLR** η τιμή που τίθεται για τον ρυθμό μάθησης κατά το tuning στάδιο της εκπαίδευσης.

Η εν λόγω συνάρτηση πρέπει να κατασκευάζει τις ακόλουθες **global** μεταβλητές ώστε να μπορούν να προσπελαστούν από τις υπόλοιπες συναρτήσεις που καθορίζονται στην συνέχεια.

**maxNeighborDist** μέγιστη απόσταση που εμφανίζεται μεταξύ δύο οποιωνδήποτε νευρώνων.

Χρήσιμες Συναρτήσεις: **max**, **ceil**

**tuneND** η απόσταση νευρώνων που χρησιμοποιείται κατά το tuning στάδιο της εκπαίδευσης, συνήθης τιμή είναι το 1.

**orderLR** ο αρχικός ρυθμός μάθησης κατά το ordering στάδιο της εκπαίδευσης, ενδεικτική τιμή είναι το 0.9.

**orderSteps** το πλήθος των εποχών κατά το ordering στάδιο της διαδικασίας μη επιβλεπόμενης εκπαίδευσης, ενδεικτική τιμή είναι το 1000.

**tuneLR** ο ρυθμός μάθησης κατά το tuning στάδιο της εκπαίδευσης, ενδεικτική τιμή είναι το 0.01.

**function [output] = somOutput(pattern)**

% υπολογισμός της εξόδου ενός SOM

**pattern** πίνακας Dx1 που περιέχει διατεταγμένα τα χαρακτηριστικά ενός προτύπου εισόδου, δηλαδή ουσιαστικά είναι ένα διάνυσμα στήλη διάστασης D.

**output** πίνακας Nx1 που περιέχει το σύνολο των εξόδων του SOM, οι τιμές

των εξόδων ενός SOM είναι όλες 0 εκτός της τιμής του κόμβου νικητή που είναι 1.

Η εν λόγω συνάρτηση σε πρώτη φάση υπολογίζει την αρνητική Ευκλείδεια απόσταση μεταξύ του προτύπου εισόδου και του διανύσματος παραμέτρων κάθε νευρώνα του SOM, ενώ σε δεύτερη φάση βρίσκει τον νευρώνα με τη μεγαλύτερη τιμή και θέτει την έξοδο του στο 1.

Χρήσιμες Συναρτήσεις: **negdist**
**compet**

**function [a] = somActivation(pattern,neighborDist)**
% υπολογισμός της ενεργοποίησης ενός SOM
**pattern** πίνακας Dx1 που περιέχει διατεταγμένα τα χαρακτηριστικά ενός προτύπου εισόδου, δηλαδή ουσιαστικά είναι ένα διάνυσμα στήλη διάστασης D.
**neighborDist** η απόσταση (στο πλέγμα του SOM) εντός της οποίας εάν βρίσκεται ένας νευρώνας θεωρείται γειτονικός του νευρώνα νικητή.
**a** πίνακας Nx1 που συνίσταται από τις τιμές των ενεργοποιήσεων όλων των νευρώνων ενός SOM.

Η παραπάνω συνάρτηση υπολογίζει τις ενεργοποιήσεις όλων των νευρώνων του SOM ως εξής: Ο νευρώνας νικητής λαμβάνει τιμή ενεργοποίησης 1, οι νευρώνες που θεωρούνται γειτονικοί σε αυτόν (δηλαδή αυτοί που βρίσκονται σε απόσταση ≤ neighborDist) λαμβάνουν τιμές μικρότερες του 1 (συνήθης τιμή είναι η 0.5) και όλοι οι υπόλοιποι νευρώνες έχουν τιμή ενεργοποίησης 0.

Χρήσιμες Συναρτήσεις: **somOutput**, **find**

**function somUpdate(pattern,learningRate,neighborDist)**
% ενημέρωση/ανανέωση του συνόλου των παραμέτρων ενός SOM
**pattern** πίνακας Dx1 που περιέχει διατεταγμένα τα χαρακτηριστικά ενός προτύπου εισόδου, δηλαδή ουσιαστικά είναι ένα διάνυσμα στήλη διάστασης D.
**learningRate** ο ρυθμός μάθησης κατά το παρόν βήμα της τροποποίησης των βαρών του SOM.
**neighborDist** η απόσταση (στο πλέγμα του SOM) εντός της οποίας εάν βρίσκεται ένας νευρώνας θεωρείται γειτονικός του νευρώνα νικητή.

Αυτή η συνάρτηση τροποποιεί/ενημερώνει τα βάρη (ή αλλιώς τις παραμέτρους) ενός SOM βάσει του αλγορίθμου μάθησης του Kohonen. Επιγραμματικά ο κανόνας μάθησης του Kohonen είναι ο εξής:

$\Delta w_i = \eta a_i(x - w_i)$

όπου ο δείκτης $i$ υποδεικνύει κάθε νευρώνα του SOM, $w_i$ το διάνυσμα παραμέτρων του νευρώνα $i$, $x$ το πρότυπο εισόδου, $a_i$ η ενεργοποίηση του νευρώνα $i$ και $\eta$ ο ρυθμός μάθησης.

Χρήσιμες Συναρτήσεις: **somActivation**

**P** συνολικό πλήθος των προτύπων εκπαίδευσης

**function somTrain(patterns)**
% συνάρτηση που εκπαιδεύει ένα SOM
**patterns** πίνακας DxP που περιέχει το σύνολο των προτύπων εκπαίδευσης για το SOM (training set).

Η εν λόγω συνάρτηση εκπαιδεύει ένα SOM παρουσιάζοντας κάθε πρότυπο, προσδιορίζοντας τον νευρώνα νικητή (ανταγωνισμός), υπολογίζοντας τις ενεργοποιήσεις (συνεργασία) και τροποποιώντας/ανανεώνοντας τις παραμέτρους του SOM βάσει του αλγορίθμου μάθησης του Kohonen (ανταμοιβή). Αυτή η διαδικασία γίνεται ακολουθιακά και ξεχωριστά για τα πρότυπα κάθε εποχής εκπαίδευσης. Γενικότερα, η εκπαίδευση περιλαμβάνει αμφότερα τα στάδια ordering και tuning, καθένα εκ των οποίων διαρκεί έναν ορισμένο αριθμό εποχών.

Το στάδιο ordering διαρκεί orderSteps εποχές. Η απόσταση εντός της οποίας ο νευρώνας νικητής και κάθε άλλος νευρώνας θεωρούνται γειτονικοί, ξεκινάει ως η μέγιστη απόσταση μεταξύ δυο οποιωνδήποτε νευρώνων (μεταβλητή maxNeighborDist) και μειώνεται (εκθετικά) μέχρι την τιμή tuneND. Αντίστοιχα, η αρχική τιμή του ρυθμού μάθησης είναι orderLR και μειώνεται ομοίως (εκθετικά) μέχρι την τιμή tuneLR.

Το στάδιο tuning διαρκεί σαφώς περισσότερες εποχές από ό,τι το στάδιο ordering (συνήθως κατά ένα συντελεστή από 2 έως 5). Η απόσταση εντός της οποίας ο νευρώνας νικητής και κάθε άλλος νευρώνας θεωρούνται γειτονικοί είναι σταθερή και ίση με tuneND. Ο ρυθμός μάθησης είτε διατηρείται αμετάβλητος και ίσος με tuneLR, είτε με αρχική τιμή την tuneLR μειώνεται με ιδιαίτερα αργό τρόπο.

Χρήσιμες Συναρτήσεις: **size**, **linspace**, **somUpdate**

## 2. **Μελέτη και ανάλυση SOM**

**2A.** Μετά την υλοποίηση του SOM, θα επιχειρήσουμε τη μελέτη και την ανάλυση των ιδιοτήτων, των δυνατοτήτων και των επιδόσεων του αυτο-οργανούμενου χάρτη. Η χρησιμοποιούμενη μεθοδολογία, όπως θα φανεί και στη συνέχεια, είναι η πειραματική διερεύνηση/αντιμετώπιση χαρακτηριστικών προβλημάτων με στόχο να διαφωτιστούν σημεία που χρήζουν κάποιας εξέτασης και σχολιασμού. Κατά κύριο λόγο χρησιμοποιούνται προβλήματα χαμηλών διαστάσεων, έτσι ώστε να παρέχεται η δυνατότητα (μέσω της οδού της οπτικοποίησης) για εξαγωγή συμπερασμάτων και για βαθύτερη κατανόηση των επιτελούμενων λειτουργιών.

Μέσω των m-files **EightData.m** και **QuestionData.m** σας παρέχονται δύο δισδιάστατα σύνολα δεδομένων. Γενικότερα, κάνοντας χρήση της συνάρτησης **plot2DSomData.m** είναι δυνατόν να οπτικοποιήσετε σύνολα δεδομένων και χάρτες (σχετιζόμενους με τα υπό εξέταση σύνολα δεδομένων). Για να ελέγξετε και να παρατηρήσετε την λειτουργία του SOM που υλοποιήσατε ζητείται:

1. Να γράψετε και να εκτελέσετε scripts που κατασκευάζουν μονοδιάστατα και δισδιάστατα πλέγματα και εκπαιδεύονται βάσει των παραπάνω συνόλων προτύπων.
2. Να πειραματιστείτε για όλα τα μέτρα της απόστασης και τους τύπους πλεγμάτων για τα οποία δίνονται οι αντίστοιχες συναρτήσεις.
3. Για ένα συγκεκριμένο μέτρο απόστασης και τύπο πλέγματος που θα επιλέξετε να πειραματιστείτε με την αλλαγή του αριθμού των νευρώνων.

Είναι ενδιαφέρον να παρατηρήσετε ότι το SOM επιτυγχάνει (μετά το πέρας της διαδικασίας της μη επιβλεπόμενης μάθησης) να ανακαλύψει καθώς και να περιγράψει τόσο τη χωρική κατανομή όσο και την κατανομή πυκνότητας των προτύπων του εκάστοτε συνόλου δεδομένων.

**2Β.** Μια ειδική εφαρμογή του αυτο-οργανούμενου χάρτη είναι η επίλυση του προβλήματος του περιοδεύοντος πωλητή (Travelling Salesman Problem - TSP), το οποίο είναι ένα υπολογιστικά 'δύσκολο' (NP-complete) πρόβλημα συνδυαστικής βελτιστοποίησης. Ας θεωρήσουμε Ν πόλεις τοποθετημένες σε ένα διδιάστατο επίπεδο, με δεδομένες τις μεταξύ τους αποστάσεις. Το ζητούμενο του προβλήματος είναι να βρεθεί η συντομότερη κλειστή διαδρομή που επισκέπτεται όλες τις πόλεις από μία μόνο φορά. Καθώς η διαδρομή είναι μια γραμμή που διέρχεται από όλες τις πόλεις (σημεία), μπορεί να θεωρηθεί απεικόνιση από το επίπεδο σε μια γραμμή (ή δακτύλιο), Μπορούμε, λοιπόν, να κατασκευάσουμε ένα δίκτυο Kohonen με δύο εισόδους (συντεταγμένες x και y των πόλεων) και έξοδο αποτελούμενη από Ν κόμβους σε σύνδεση δακτυλίου. Αναμένεται ότι, στο τέλος της εκπαίδευσης, τα βάρη θα είναι ίσα με τις συντεταγμένες των πόλεων και γειτονικοί κομβοι (στον δακτύλιο) θα έχουν γειτονικά βάρη, άρα η ακολουθία πόλεων που θα ορίζεται από τον δακτύλιο θα αποτελεί λύση του TSP. Επειδή περισσότεροι από έναν κόμβοι μπορεί να τοποθετηθούν στην ίδια πόλη, καλό θα είναι να χρησιμοποιθούν περισσότεροι κόμβοι από όσες είναι οι πόλεις.

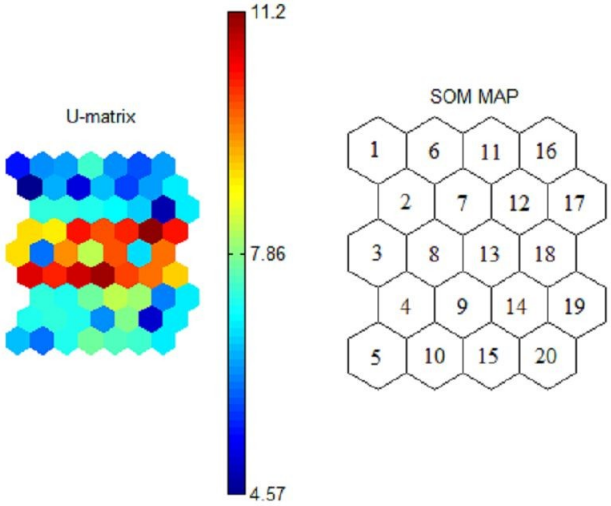
Σε αυτό το ερώτημα μελετάται η χρήση ενός δικτύου SOM για την επίλυση του TSP. Αρχικά ζητείται να αρχικοποιήσετε ένα κυκλικό SOM (κάθε νευρώνας θα έχει δύο γείτονες). Για να το επιτύχετε, να μελετήσετε τον πίνακα distances που δημιουργείται κατά την εκτέλεση της συνάρτησης SomCreate για μονοδιάστατο πλέγμα και για το μέτρο της απόστασης linkdist. Στη συνέχεια, να χρησιμοποιήσετε τη συνάρτηση ring_distances για να μεταβάλετε στη μορφή δακτυλίου ένα μονοδιάστατο πλέγμα. Η Cities.m περιέχει τις συντεταγμένες 70 πόλεων. Να εκπαιδεύσετε το SOM που δημιουργήσατε. Τι παρατηρείτε; Να σχολιαστεί το αποτέλεσμα.

**2Γ.** Μία από τις βασικές λειτουργίες που καλείται να επιτελέσει το SOM (ως ένα κλασικό δίκτυο μη επιβλεπόμενης μάθησης) είναι η **κατηγοριοποίηση προτύπων** (**classification**). Στόχος του classification είναι η αντιστοίχιση προτύπων προερχόμενων από σύνολα δεδομένων σε ομάδες σύμφωνα με ορισμένα κριτήρια ομοιότητας. Ο διαχωρισμός των αρχικών συνόλων σε ομάδες γίνεται στην βάση της μεγιστοποίησης της ομοιότητας μεταξύ των προτύπων της ίδιας ομάδας και στην ελαχιστοποίησης της ομοιότητας μεταξύ προτύπων που ανήκουν σε διαφορετικές ομάδες.

Το SOM, εκτός των δυνατοτήτων που προσφέρει για ομαδοποίηση προτύπων, είναι ένα αποδοτικό εργαλείο για **οπτικοποίηση δεδομένων μεγάλων διαστάσεων**. Στη βασική του μορφή, ουσιαστικά μετατρέπει τις μη γραμμικές στατιστικές συσχετίσεις προτύπων μεγάλης διάστασης σε απλές γεωμετρικές συσχετίσεις σημείων ενός επιπέδου μικρής διάστασης (το οποίο συνήθως είναι ένα δισδιάστατο πλέγμα νευρώνων/κόμβων). Κατά συνέπεια, καθώς το SOM συμπιέζει την πληροφορία διατηρώντας στις απεικονίσεις τις σημαντικότερες τοπολογικές και μετρικές συσχετίσεις των δεδομένων, μπορεί να υποστηριχθεί ότι παράγει ένα είδος **αφαίρεσης**. Αυτά τα δύο χαρακτηριστικά, η οπτικοποίηση και η αφαίρεση, σε συνδυασμό με την ομαδοποίηση προτύπων, είναι δυνατό να χρησιμοποιηθούν σε μία σειρά πολύπλοκων και σύνθετων εργασιών.

Μία μεθοδολογία που ενοποιεί τις τρεις αυτές ιδιότητες/δυνατότητες του SOM είναι η γραφική απεικόνιση που καλείται **πίνακας ενοποιημένων αποστάσεων** (**unified distance matrix** ή αλλιώς **U-matrix**). Βάσει αυτής της μεθοδολογίας υπολογίζονται οι

αποστάσεις μεταξύ των διανυσμάτων παραμέτρων (βαρών) των γειτονικών νευρώνων και στην συνέχεια αναπαριστώνται ως αποχρώσεις επί ενός επιπέδου. Παράλληλα, η απόχρωση καθενός νευρώνα καθορίζεται από τη μέση τιμή των αποστάσεων του νευρώνα αυτού από όλους τους γειτονικούς σε αυτόν νευρώνες.




Σχήμα 2: Ο U-matrix ενός SOM με εξαγωνικό πλέγμα διάστασης 4x5.

Μέσω του m-file **GroupData.m** σας δίδεται ένα τρισδιάστατο σύνολο δεδομένων, με πρότυπα τα οποία ανήκουν σε δυο ομάδες. Το τρίτο χαρακτηριστικό του διανύσματος έχει την τιμή 0 ή 1.

Αφού έχετε καταλήξει προσεγγιστικά σε ένα σύνολο παραμέτρων, στην συνέχεια θα εκπαιδεύσετε έναν αυτο-οργανούμενο χάρτη. Θεωρώντας πλέον ότι έχει υλοποιηθεί ένα SOM σας ζητείται να απεικονίσετε τον αντίστοιχο πίνακα U-matrix με την χρήση της συνάρτησης **somShow.m**. Ακολούθως, μελετώντας και αναλύοντας τον πίνακα U-matrix σας ζητείται να διερευνήσετε και να εξετάσετε ορισμένα ζητήματα:

- Ποια ενδέχεται να είναι η σχέση μεταξύ μεγέθους μιας ομάδας (όπως αυτή εμφανίζεται στον πίνακα U-matrix) και πλήθους προτύπων που περιέχει. Βρείτε τον αντίστοιχο αριθμό προτύπων σε κάθε ομάδα.
- Κατά πόσο υπάρχει συσχέτιση μεταξύ του πλήθους των προτύπων κάθε ομάδας και του πλήθους των νευρώνων που ανατίθενται στην εν λόγω ομάδα.
- Που μπορεί να οφείλονται οι διαφοροποιήσεις στα σύνορα διαχωρισμού των επιμέρους ομάδων.

Η προαναφερθείσα διαδικασία ενδείκνυται να γίνει για πάνω από έναν τύπου πλέγματος και πάνω από μία διαφορετικές τοπολογικές γειτονιές που διατίθενται.

*Υπόδειξη:* Αφού απεικονιστούν τα πρότυπα εκπαίδευσης θα παρατηρήσετε ότι τα σύνορα διαχωρισμού των δυο ομάδων είναι εμφανή. Ένας εύκολος, ευριστικός τρόπος για να υπολογίσετε τον αριθμό των νευρώνων που ανατίθενται σε κάθε ομάδα (μετά από εκπαίδευση βέβαια) είναι να συγκρίνετε τα διανύσματα βαρών/παραμέτρων (των νευρώνων) με αυτά τα σύνορα και στην συνέχεια να κατατάξετε του νευρώνες αναλόγως.

## 3. **Εφαρμογή αυτο-οργανούμενων χαρτών για την ομαδοποίηση και οπτικοποίηση συλλογής εγγράφων (document clustering and visualization)**

Στα προηγούμενα μέρη της άσκησης κατανοήσατε τον τρόπο λειτουργίας του αυτο-οργανούμενου χάρτη, το εύρος των παραμέτρων που μπορούν να χρησιμοποιηθούν και μερικές από τις ιδιότητές του. Στο τέταρτο (και τελευταίο μέρος της άσκησης) καλείστε να εφαρμόσετε τον αυτο-οργανούμενο χάρτη που κατασκευάσατε, σε ένα πραγματικό πρόβλημα ομαδοποίησης εγγράφων.

Το πρόβλημα στοιχειοθετείται ως εξής :

Διαθέτουμε 500 έγγραφα που αποτελούν δημοσιεύσεις στο συνέδριο NIPS (Neural Information Processing Systems). Θέλουμε να διακρίνουμε τις ομάδες στις οποίες μπορούν να χωριστούν αυτά τα έγγραφα και πιο συγκεκριμένα ποιοι όροι (λέξεις) είναι πιο σημαντικοί για κάθε τέτοια ομάδα. Για την αναπαράσταση των εγγράφων χρησιμοποιείται το μοντέλο “Bag-of-Words”, στο οποίο αγνοείται η σειρά των λέξεων και μας ενδιαφέρει μόνο η συχνότητα εμφάνισής τους. Αφαιρώντας τις πολύ συχνές λέξεις (and, to, the κτλ) καταλήγουμε σε ένα σύνολο 8296 διαφορετικών λέξεων που απαντώνται στα παραπάνω 500 έγγραφα. Για κάθε έγγραφο υπολογίζουμε ένα διάνυσμα διάστασης 8296, κάθε συνιστώσα του οποίου αντιστοιχεί σε έναν διαφορετικό όρο και η τιμή της δείχνει τον αριθμό εμφανίσεων του συγκεκριμένου όρου στο έγγραφο. Για παράδειγμα :

| | 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 |

Το έγγραφο doc1 περιέχει 5 φορές τον όρο list, 2 φορές τον όρο service, καμία φορά τον όρο photography κ.ο.κ. Αντίστοιχα για τα έγγραφα doc2 και doc3.

Για την καλύτερη ανάθεση βαρών σε κάθε όρο, χρησιμοποιούμε το σχήμα tf-idf (term-frequency / inverse-document-frequency), στο οποίο οι συχνότητες των λέξεων (όπως φαίνονται π.χ. στον παραπάνω πίνακα) κανονικοποιούνται με βάση το άθροισμα των τιμών (π.χ. στο doc1 θα είναι η τιμή 15 και στο doc3 θα είναι η τιμή11). Έτσι έχουμε για κάθε όρο i σε κάθε έγγραφο j την τιμή tf:

$$tf(i,j) = \frac{f(i,j)}{\sum_i f(i,j)}$$

Αντίστοιχα, κανονικοποιούμε και με βάση τη συχνότητα εμφάνισης ενός όρου σε ολόκληρη τη συλλογή εγγράφων, με στόχο να δώσουμε μικρά βάρη σε όρους που εμφανίζονται πολλές φορές σε πολλά έγγραφα (όπως για παράδειγμα ο όρος list στα παραπάνω έγγραφα). Έτσι έχουμε για κάθε όρο i την εξής τιμή idf :

$$idf(i) = \log\left(\frac{N}{df_i}\right)$$

όπου: N είναι ο συνολικός αριθμός εγγράφων στη συλλογή μας,
$df_i$ είναι ο αριθμός των εγγράφων που περιέχουν τον όρο i,
η λογαριθμική συνάρτηση χρησιμοποιείται για την αναγωγή της τιμής σε παρόμοια μεγέθη με την τιμή του tf.

Στο παραπάνω έγγραφο θα είχαμε τους ακόλουθους υπολογισμούς :

| | 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 | 0.000 | 0.176 | 0.000 |

Έτσι τελικά, το βάρος κάθε όρου i στο έγγραφο j δίνεται από τη σχέση:

$$w(i,j) = tf(i,j) \cdot idf(i)$$

Για τα παραπάνω έγγραφα θα έχουμε τις εξής τιμές :

| | service | photography | utility | fun | software | art | imported | list | apple | resource |
|---|---|---|---|---|---|---|---|---|---|---|
| w(doc1) | 0.023 | 0.000 | 0.012 | 0.000 | 0.012 | 0.000 | 0.023 | **0.000** | 0.000 | **0.000** |
| w(doc2) | 0.009 | 0.019 | 0.000 | 0.025 | 0.037 | 0.025 | 0.009 | **0.000** | 0.009 | **0.000** |
| w(doc3) | 0.000 | 0.064 | 0.032 | 0.000 | 0.000 | 0.000 | 0.000 | **0.000** | 0.016 | **0.000** |

Μέσω του αρχείου NIPS500.mat σας δίνονται :

- Ο πίνακας tf (διάστασης 500x8296) που περιέχει τις συχνότητες εμφάνισης των 8296 λέξεων στα 500 έγγραφα,
- Ο πίνακας terms που περιέχει τα ονόματα των 8296 όρων,
- Ο πίνακας titles που περιέχει τους τίτλους των 500 άρθρων.

Ζητούνται :

**4Α.** Εφαρμόζοντας τη συνάρτηση tfidf1.m να υπολογίσετε τον τελικό πίνακα βαρών (tfidf) για τα 500 έγγραφα του NIPS500.

**4Β.** Χρησιμοποιώντας τις συναρτήσεις του πρώτου μέρους της άσκησης και κατάλληλες τιμές παραμέτρων για εξαγωνικό πλέγμα, εκπαιδεύστε έναν αυτο-οργανούμενο χάρτη για τα 500 έγγραφα που σας δίνονται. Αποτυπώστε με χρήση της συνάρτησης **somShow.m** τον U-matrix. Μπορείτε να εκτιμήσετε τις πιθανές ομάδες που θα μπορούσαν να χωριστούν τα έγγραφα;

**4Γ.** Μετά την κατάλληλη εκπαίδευση του SOM να απαντήσετε στις παρακάτω ερωτήσεις :

i. Για κάθε νευρώνα να υπολογιστεί ο αριθμός των εγγράφων που ανήκουν σε αυτόν.
ii. Για κάθε νευρώνα να βρεθεί ο τίτλος του κειμένου (με χρήση του πίνακα titles) που έχει τη μικρότερη απόσταση από τον νευρώνα.
iii. Για κάθε νευρώνα να βρεθούν οι 3 όροι (με χρήση του πίνακα terms) που έχουν το μεγαλύτερο βάρος σε αυτόν τον νευρώνα.
iv. Να βρεθούν οι νευρώνες του χάρτη για τους οποίους και οι δύο όροι “network” και “function” έχουν τιμή μεγαλύτερη από το 30% της μέγιστης τιμής.

v. Να υπολογιστεί η μέση τιμή του βάρους κάθε όρου για τους νευρώνες του ερωτήματος (iii) ως ποσοστό της μέγιστης τιμής για όλους τους νευρώνες του χάρτη.

## 4. **Επικοινωνία**

Η εκφώνηση της άσκησης και τα απαραίτητα συνοδευτικά αρχεία βρίσκονται στο site του μαθήματος http://mycourses.ntua.gr/courses/ECE1078/.

Για οποιαδήποτε απορία σχετικά με τη 2η εργαστηριακή άσκηση μπορείτε να απευθύνεστε στο Εργαστήριο Ευφυών Συστημάτων (Αίθουσα 1.1.26, Παλαιά Κτήρια Ηλεκτρολόγων) ή με email **αυστηρά** στο courses@islab.ntua.gr