Νευρωνικά Δίκτυα 2012-13

Εργαστήριο Εικόνας, Βίντεο και Πολυμέσων

12-11-2012

Τάσος Βενέτης

avenet@image.ntua.gr

Ηλιάνα Κόλλια

ilianna1@gmail.com

Ελένη Τσαλαπάτη

etsalap@image.ntua.gr

Μέρος 1°

Εισαγωγή στη ΜΑΤΙΑΒ

Πίνακες και MATLAB

- MATLAB = MATrix LABoratory
- Αποτελεί ισχυρό υπολογιστικό περιβάλλον και ταυτόχρονα γλώσσα προγραμματισμού που χειρίζεται με ευκολία πίνακες και πολύπλοκες πράξεις
- Βασική Δομική Μονάδα: Πίνακες (1-Δ, 2-Δ, 3-Δ,...)
- Κάθε μεταβλητή στη MATLAB αποθηκεύεται σαν ένας πίνακας 1x1
- H MATLAB είναι case-sensitive, άρα a≠A
- Το στοιχείο στη γραμμή i και στη στήλη j του πίνακα Α συμβολίζεται με A(i,j)

Πίνακες και MATLAB

- Δημιουργία Πινάκων:
 - Ορισμός όλων των στοιχείων του πίνακα:
 - Αναλυτικά: A=[1 2 3 4], B=[1 2;3 4]
 - Περιγραφικά: C=[1:10] , D = [0:5:100]
 - Φόρτωμα πίνακα από αρχείο:
 - load myMatrix.mat
 - Δημιουργία πίνακα χρησιμοποιώντας μια από τις έτοιμες συναρτήσεις της MATLAB:
 - E=zeros(3,4) , F=ones(5,6), G=eye(10)
 - H=rand(5,2)
 - Δημιουργία πίνακα με χρήση δικής μας συνάρτησης:
 - I=myFunction(E,F)

Χρήσιμες πράξεις μεταξύ πινάκων

• έστω:
$$A = \begin{pmatrix} 1 & 2 \\ 3 & 4 \end{pmatrix} \quad B = \begin{pmatrix} 1 & 2 \\ 3 & 4 \end{pmatrix}$$
• τότε:
$$A + B = \begin{pmatrix} 2 & 4 \\ 3 & 4 \end{pmatrix} \quad A = B = \begin{pmatrix} 0 & 4 \\ 3 & 4 \end{pmatrix}$$

• **TÓTE:**
$$A + B = \begin{pmatrix} 2 & 4 \\ 6 & 8 \end{pmatrix}$$
 $A - B = \begin{pmatrix} 0 & 0 \\ 0 & 0 \end{pmatrix}$
 $A * B = \begin{pmatrix} 7 & 10 \\ 15 & 22 \end{pmatrix}$ $A * B = \begin{pmatrix} 1 & 4 \\ 9 & 16 \end{pmatrix}$
 $A . / B = \begin{pmatrix} 1 & 1 \\ 1 & 1 \end{pmatrix}$ $A . ^ B = \begin{pmatrix} 1 & 4 \\ 27 & 256 \end{pmatrix}$
 $A' = B' = \begin{pmatrix} 1 & 3 \\ 2 & 4 \end{pmatrix}$

Χρήσιμες Πράξεις μεταξύ Πινάκων

• Πράξεις με συναρτήσεις:

A=[1 2 3]
$$\rightarrow \sin(A) = (0.8415 \quad 0.9093 \quad 0.1411)$$

A=[1 2 3] $\rightarrow \exp(A) = (2.7183 \quad 7.3891 \quad 20.0855)$

• Λογικές πράξεις:

A = [1 2 1], B= [0 3 1]
$$\rightarrow$$

 $A > B = (1 \ 0 \ 0), A >= B = (1 \ 0 \ 1)$
 $A < B = (0 \ 1 \ 0), A <= B = (0 \ 1 \ 1)$
 $A == B = (0 \ 0 \ 1)$

• Πράξεις Μέγιστου/Ελάχιστου:

$$A = \begin{pmatrix} 1 & 2 \\ 4 & 3 \end{pmatrix} \rightarrow \max(A) = (43), \max(\max(A)) = 4$$

Αλληλουχία Πινάκων

έστω: A = [1 2 3 4]

• τότε:
$$B = [A \ A] \rightarrow B = (1 \ 2 \ 3 \ 4 \ 1 \ 2 \ 3 \ 4)$$

$$B = [A; A] \to B = \begin{pmatrix} 1 & 2 & 3 & 4 \\ 1 & 2 & 3 & 4 \end{pmatrix}$$

Ελεγχος Ροής

- if statement else statement end
- if statement elseif statement elseif ... else statement end
- while statement end
- for statement end

```
    switch switch_expression
        case case_expression(s)
        statement(s)
        case case_expression(s)
        statement(s)
        ...
        otherwise
        statement(s)
        end
```

- break
- Οχι σε άσκοπη χρήση **for** loops!!!

M-Files

- Δύο τρόποι για τη δημιουργία m-files:
 - File→New→M-File
 - edit file1.m [σε command line]
- Ένα M-File μπορεί να είναι:
 - Μια συνάρτηση (function)
 - function C = myFunction(A,B)
 C = A + 2*B;
 - Μια ακολουθία εντολών (script)
 - A, B C = A + 2*B

Σχεδίαση Γραφικής Παράστασης με τη χρήση της συνάρτησης plot

 Η plot(x,y) δέχεται ως είσοδο δύο διανύσματα και εμφανίζει μια γραφική παράσταση του y σε συνάρτηση του x

Παράδειγμα

θέλουμε να σχεδιάσουμε το sin(x) για τιμές του x από
 0 εώς 2π:

```
t = 0:pi/100:2*pi;
y = sin(t);
plot(t,y)
```

Μέρος 2°

Multilayer Perceptrons

Μάθηση Νευρωνικών Δικτύων

- Επίτευξη επιθυμητής συμπεριφοράς μέσω ανανέωσης τιμών των συναπτικών βαρών
- Διάφοροι αλγόριθμοι μάθησης
 - Επιβλεπόμενη
 - Ενισχυτική
 - Μη επιβλεπόμενη

Επιβλεπόμενη Μάθηση

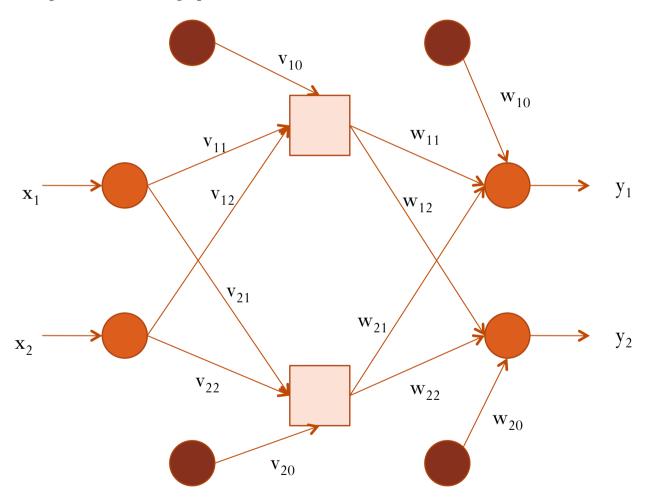
• Δάσκαλος – Σύστημα μάθησης

Πολυεπίπεδα Perceptrons (1)

- Γενικά:
 - Ενα από τα πιο συνηθισμένα Νευρωνικά Δίκτυα
 - Δίκτυο πρόσθιας τροφοδότησης (feed forward)
 - Γενίκευση του μονοστρωματικού perceptron
 - Επιβλεπόμενη(supervised) μάθηση
 - Αρχιτεκτονική:
 - 1 επίπεδο εισόδου
 - 1 ή περισσότερα κρυμμένα επίπεδα
 - 1 επίπεδο εξόδου
 - Εκπαίδευση με τον αλγόριθμο ανάστροφης διάδοσης σφάλματος (Back Propagation)

Πολυεπίπεδα Perceptrons (2)

- Ενα πολυεπίπεδο perceptron έχει τα εξής χαρακτηριστικά:
 - Κάθε κρυμμένος νευρώνας περιέχει μια MH-ΓΡΑΜΜΙΚΗ συνάρτηση ενεργοποίησης (activation function)
 - Η συνάρτηση αυτή είναι ΔΙΑΦΟΡΙΣΙΜΗ
 - Τα κρυμμένα επίπεδα προσδίδουν στο δίκτυο την δυνατότητα να «μάθει» πολύπλοκα πρότυπα
 - Δεν έπιτρέπονται συνδέσεις μεταξύ επιπέδων που δεν ανήκουν σε διαδοχικά επίπεδα
 - Δεν επιτρέπονται συνδέσεις μεταξύ νευρώνων του ίδιου επιπέδου

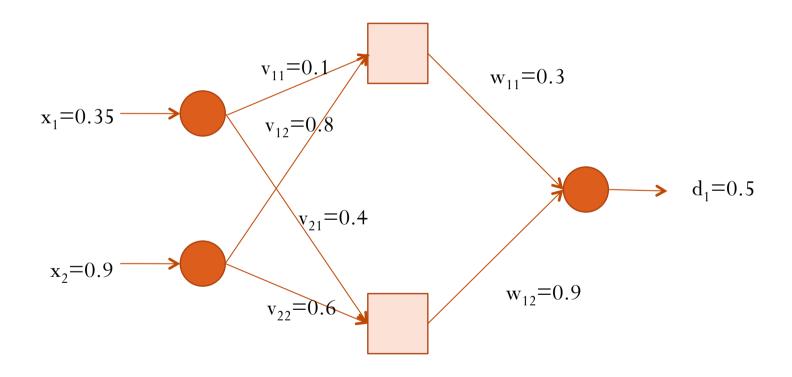


Back Propagation

- Αλγόριθμος Επιβλεπόμενης Μάθησης
- Διαδικασία Εκπαίδευσης
 - Αρχικοποιούμε τυχαία τα βάρη
 - Δίνουμε την είσοδο
 - Υπολογίζουμε την έξοδο
 - Προσαρμόζουμε τα συναπτικά βάρη ώστε να ελαχιστοποιηθεί το μέσο τετραγωνικό σφάλμα σε σχέση με την επιθυμητή έξοδο
- Τερματισμός Εκπαίδευσης
 - Μικρό σφάλμα
 - Αριθμός εποχών

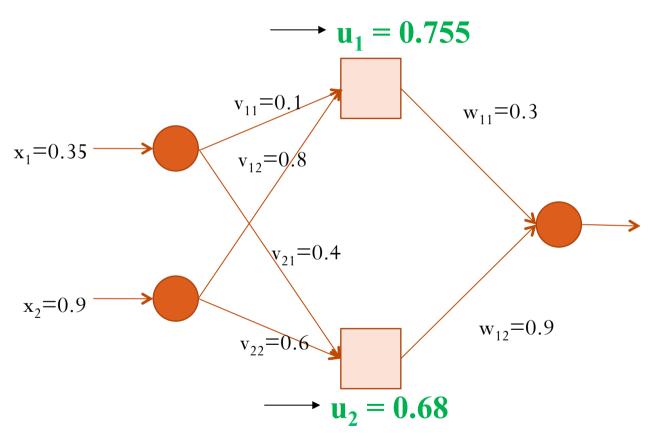
Γενίκευση

- Ικανότητα ταξινόμησης προτύπων που δεν έχουν παρουσιαστεί ποτέ
- Οταν το δίκτυο «υπερεκπαιδευτεί» χάνει την ικανότητα για γενίκευση
- Early Stopping
 - Δεδομένα εκπαίδευσης
 - Δεδομένα επαλήθευσης
 - Δεδομένα ελέγχου
 - Εκπαίδευση μόνο με τα δεδομένα εκπαίδευσης
 - Υπολογισμός σφάλματος για δεδομένα επαλήθευσης
 - Οταν το σφάλμα αρχίσει να αυξάνεται σταματάμε



Είσοδος:
$$\binom{x_1}{x_2} = \binom{0.35}{0.9}$$
 Επιθυμητή Εξοδος: $(d_1) = (0.5)$

$$u_k = \sum_i w_{ki} \cdot x_i$$

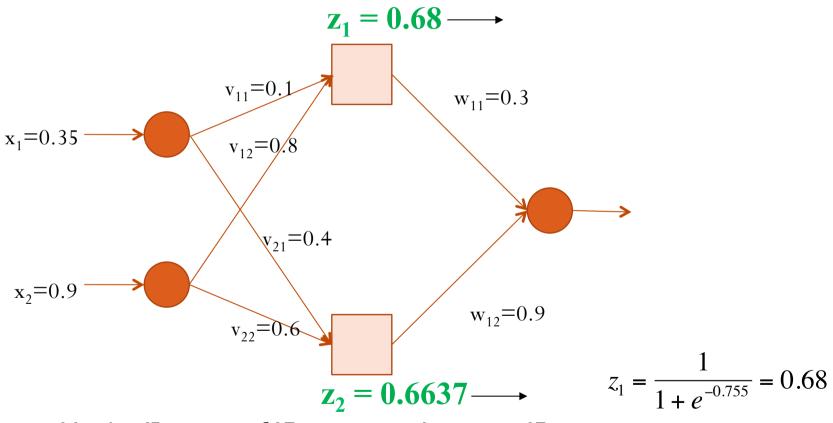


- Πέρασμα κατά την ΕΥΘΕΙΑ φορα
- Υπολογίζουμε τις ενεργοποιήσεις
 1ου επιπέδου

$$u_1 = v_{11} \cdot x_1 + v_{12} \cdot x_2 = 0.1 \cdot 0.35 + 0.8 \cdot 0.9 = 0.755$$

$$u_2 = v_{21} \cdot x_1 + v_{22} \cdot x_2 = 0.4 \cdot 0.35 + 0.6 \cdot 0.9 = 0.68$$

$$y_k = f(u_k) = \frac{1}{1 + e^{-u_k}}$$

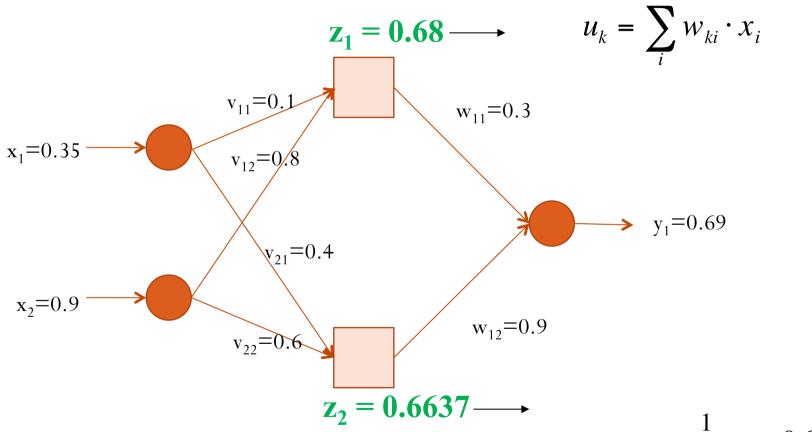


• Υπολογίζουμε τις εξόδους του πρώτου επιπέδου, Υπολογίζουμε τις εξόδους του πρώτου επιπέδου, περνώντας τις ενεργοποιήσεις που υπολογίσαμε $z_2 = \frac{1}{1 + e^{-0.68}} = 0.6637$ προηγουμένως στη συνάρτηση ενεργοποίησης:

$$z_1 = \frac{1}{1 + e^{-0.755}} = 0.68$$

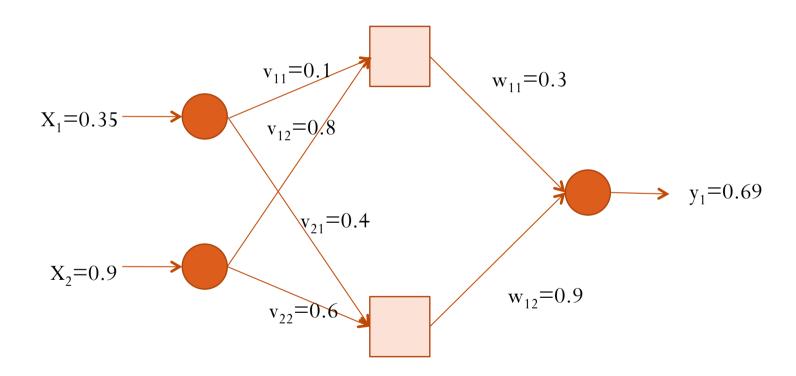
$$z_2 = \frac{1}{1 + e^{-0.68}} = 0.6637$$

$$y_k = f(u_k) = \frac{1}{1 + e^{-u_k}}$$



 Υπολογίζουμε την έξοδο του δευτέρου επιπέδου:

$$y_1 = \frac{1}{1 + e^{-0.8013}} = 0.69$$



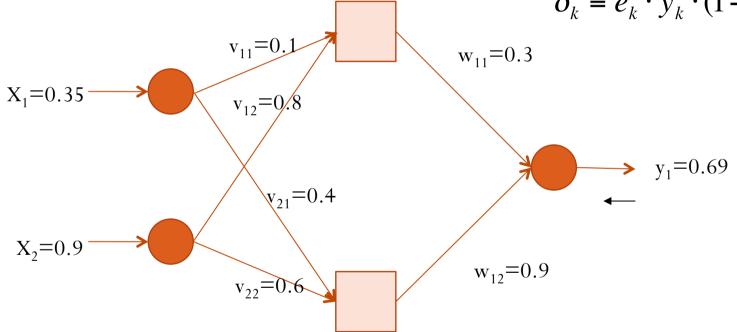
• Υπολογίζουμε το σφάλμα στην έξοδο:



$$e_k = d_k - y_k$$

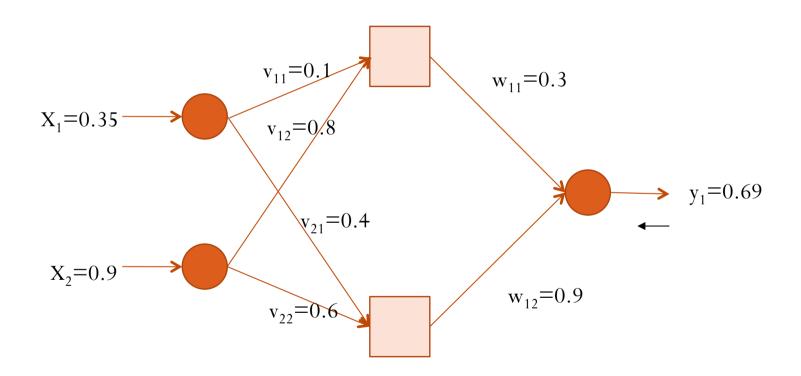
$$\delta_k = e_k \cdot f'(u_k)$$

$$\delta_k = e_k \cdot y_k \cdot (1 - y_k)$$



• Υπολογίζουμε το σφάλμα στην έξοδο $e_1 = d_1 - y_1 = 0.5 - 0.69 = -0.19$ και την τοπική κλίση: $\delta_1 = -0.19 \cdot 0.69 \cdot (1 - 0.69) = -0.0406$

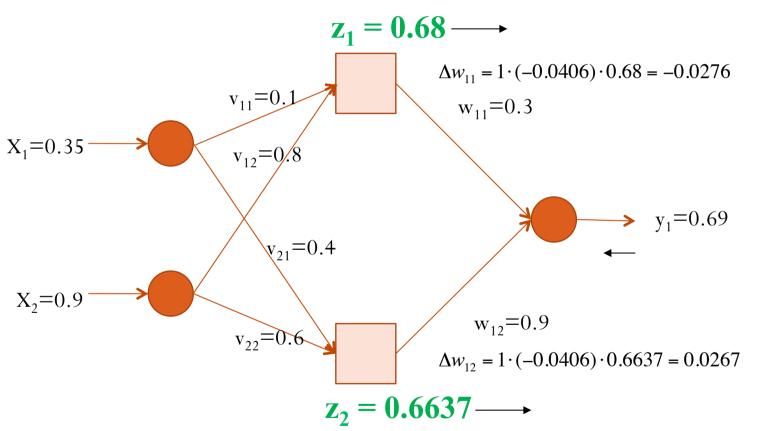
$$\Delta w_{ki} = \gamma \cdot \delta_k \cdot y_i$$



ullet Υπολογίζουμε το : $\Delta_{{oldsymbol {\mathcal W}}_{ki}}$

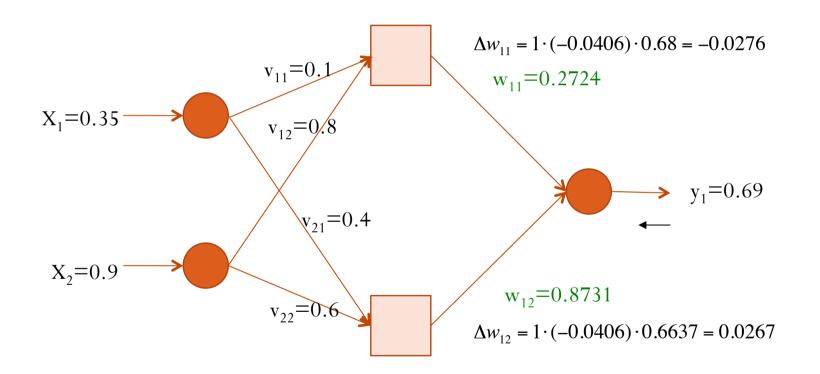
$$\delta_1 = -0.0406$$

$$\Delta w_{ki} = \gamma \cdot \delta_k \cdot y_i$$



$$\delta_1 = -0.0406$$

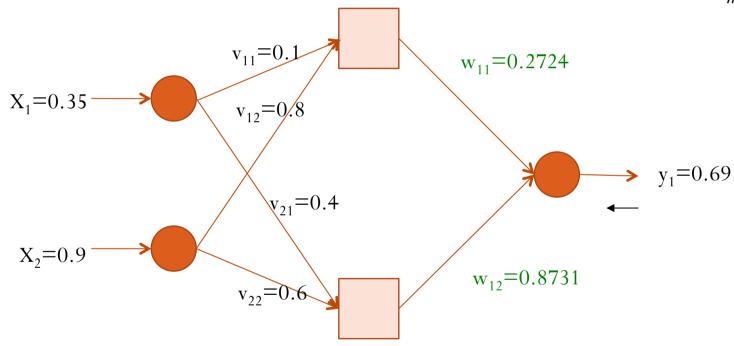
$$\Delta w_{ki} = \gamma \cdot \delta_k \cdot y_i$$



• Ανανεώνουμε τα βάρη

$$\delta_1 = -0.406$$

$$\Delta w_{ji} = \gamma \cdot \delta_j \cdot y_i$$
$$\delta_j = y_j \cdot (1 - y_i) \cdot \sum_m \delta_m \cdot w_{mj}$$

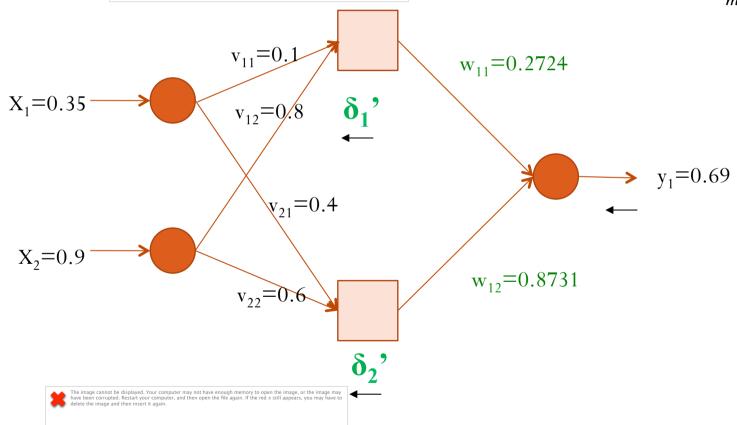


 Υπολογίζουμε το σφάλμα προς τα πίσω

The image cannot be displayed. Your computer may not have enough memory to open the image, or the image may have been corrupted. Restart your computer, and then open the file again. If the red x still appears, you may have to delete the image and then insert it again.

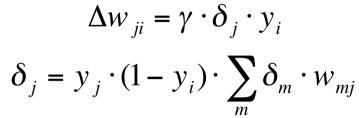
$$\Delta w_{ji} = \gamma \cdot \delta_j \cdot y_i$$

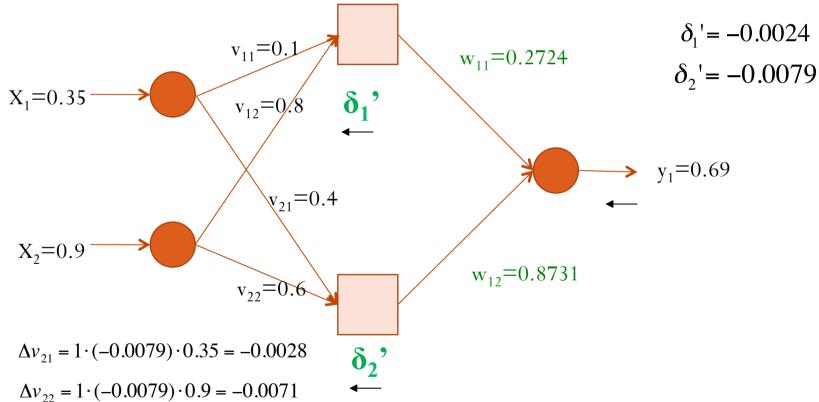
$$\delta_j = y_j \cdot (1 - y_i) \cdot \sum_m \delta_m \cdot w_{mj}$$



 $\Delta v_{11} = 1 \cdot (-0.0024) \cdot 0.35 = -0.00084$

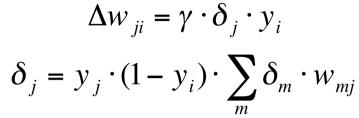
$$\Delta v_{12} = 1 \cdot (-0.0024) \cdot 0.9 = -0.0022$$

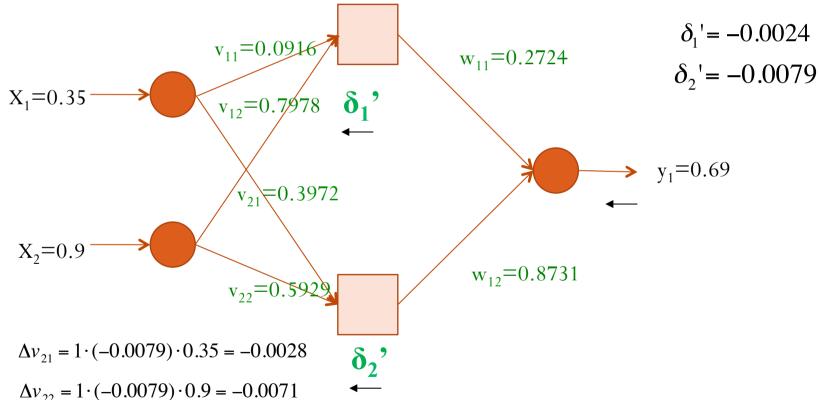




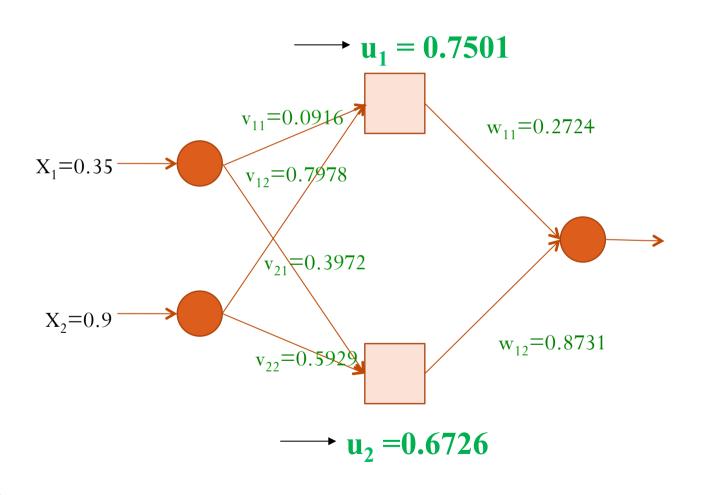
 $\Delta v_{11} = 1 \cdot (-0.0024) \cdot 0.35 = -0.00084$

$$\Delta v_{12} = 1 \cdot (-0.0024) \cdot 0.9 = -0.0022$$

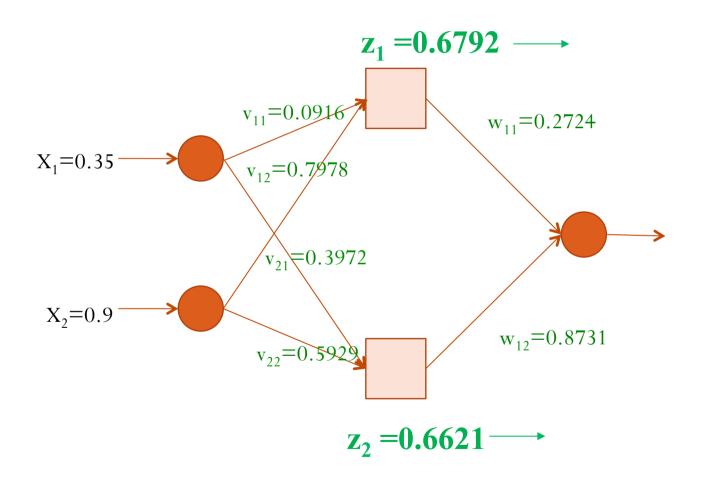




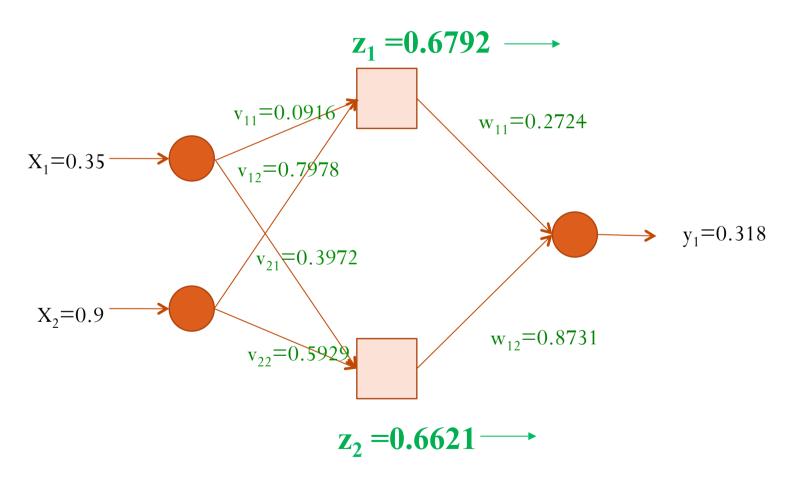
$$u_k = \sum_i w_{ki} \cdot x_i$$



$$y_k = f(u_k) = \frac{1}{1 + e^{-u_k}}$$



$$y_k = f(u_k) = \frac{1}{1 + e^{-u_k}}$$



Το σφάλμα από 0.19 έχει γίνει 0.182

Μέρος 3°

Εισαγωγή στην άσκηση

Άσκήση 1



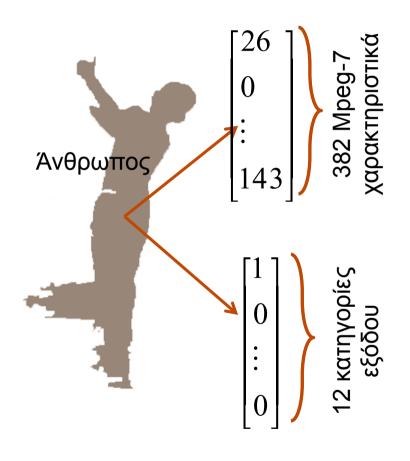
Τμηματοποίηση



Χαρακτηρισμός κάθε τμήματος της εικόνας



Κατηγορίες: Άνθρωπος, Άμμος, Κτήριο, Πεζοδρόμιο, Θάλασσα, Ουρανός, Κύμα, Φυτό, Γρασίδι, Δέντρο, Κορμός, Χώμα



- Για κάθε τμήμα εικόνας
 δημιουργείται ένα διάνυσμα
 εισόδου και ένα διάνυσμα εξόδου
 - Διάνυσμα εισόδου: Προκύπτει από την εξαγωγή των MPEG-7 χαρακτηριστικών του τμήματος της εικόνας (Τα χαρακτηριστικά προκύπτουν από την επεξεργασία της εικόνας και μπορεί να σχετίζονται με στοιχεία όπως το χρώμα, η υφή κ.ο.κ.)
 - Διάνυσμα εξόδου: 12-διάστατο διάνυσμα που έχει την τιμή 1 μόνο στην γραμμή που αντιστοιχεί στην έννοια άνθρωπος και 0 στις άλλες γραμμές.

Στόχος της άσκησης

- Δημιουργία Νευρωνικού Δικτύου
 - Είσοδος: MPEG-7 χαρακτηριστικά που περιγράφουν το τμήμα μιας εικόνας
 - Εξοδος: Ενα διάνυσμα 12 διαστάσεων όπου η μεγαλύτερη τιμή σε κάθε διάσταση θα προσδιορίζει σε ποια κατηγορία ανήκει το τμήμα
- Δεδομένα
 - Δεδομένα Εκπαίδευσης Νευρωνικού Δικτύου
 - TrainData: Κάθε στήλη περιέχει τα MPEG-7 χαρακτηριστικά του τμήματος μίας εικόνας
 - TrainDataTargets: Το διάνυσμα εξόδου που προσδιορίζει σέ ποια κατηγορία ανήκει το συγκεκριμένο τμήμα
 - Δεδομένα Αξιολόγησης Νευρωνικού Δικτύου
 - TestData, TestDataTargets: αντίστοιχη δομή με τα προηγούμενα δεδομένα

Επιλογή παρεμφερή αριθμού δεδομένων από κάθε κατηγορία

- Αρχικά έχουμε τα Mpeg-7 χαρακτηριστικά και τις αντίστοιχες κατηγορίες για 3510 τμήματα εικόνων.
- Μετά την επεξεργασία θα επιλέξουμε στήλες έτσι ώστε να έχουμε παρεμφερή αριθμό δεδομένων για κάθε κατηγορία.
- Δηλαδή x τμήματα που περιγράφουν άνθρωπο, x τμήματα που περιγράφουν ουρανό

TrainData

| 26 | 2 | L | 0 |
|-----|----|---|----|
| 0 | 0 | L | 0 |
| L | L | 0 | L |
| 143 | 97 | L | 79 |

TestData

Train Data Targets

| (| 0 | 0 | L | 0) |
|---|---|---|---|-----|
| ł | 0 | 0 | L | 0 |
| | 1 | 1 | L | 0 |
| | 0 | 0 | L | 0 |
| İ | 0 | 0 | L | 1 |
| ł | 0 | 0 | L | 0 |
| İ | 0 | 0 | L | 0 |
| | 0 | 0 | L | 0 |
| | 0 | 0 | L | 0 |
| l | 0 | 0 | L | 0 |
| | 0 | 0 | L | 0 |
| | 0 | 0 | L | 0 |
| ` | | | | 1 1 |

$$\begin{pmatrix} 1 & 1 & L & 0 \\ 0 & 0 & L & 0 \\ 0 & 0 & L & 0 \\ 0 & 0 & L & 0 \\ 0 & 0 & L & 0 \\ 0 & 0 & L & 0 \\ 0 & 0 & L & 0 \\ 0 & 0 & L & 1 \\ 0 & 0 & L & 0 \\ 0 & 0 & L & 0 \\ 0 & 0 & L & 0 \\ 0 & 0 & L & 0 \\ 0 & 0 & L & 0 \\ 0 & 0 & L & 0 \\ \end{pmatrix}$$

```
Αν θέλω για παράδειγμα να επιλέξω x εισόδους/εξόδους από κάθε κατηγορία:
 index1=find(TrainDataTargets(1,:),x);....
 index12=find(TrainDataTargets(12,:),x);
 %Αποθηκεύει στον πίνακα index τις 20 πρώτες στήλες που περιέχουν μονάδα στην τρίτη
 TrainDataTargets1=TrainDataTargets(:,index1);...
 TrainData1=TrainData(:,index1);...
 %Αποθηκεύει από τους πίνακες TrainDataTargets, TrainData μόνο τις στήλες που προσδιορίζονται από το index
 TrainData=[TrainData1,...,TrainData12];
 TrainDataTargets=[TrainDataTargets1,...,TrainDataTargets12];
 %Με αυτόν τον τρόπο έχουμε αποθηκεύσει 20 εισόδους/εξόδους από κάθε κατηγορία
Στη συνέχεια θα πρέπει να ανακατέψω τα δεδομένα
 order=randperm(indexesSize)
 TrainData=TrainData(:,order);
 TrainDataTargets=TrainDataTargets(:, order);
```

Removeconstantrows

 Διαγράφουμε από τον πίνακα TrainData τις γραμμές που είναι σταθερές για όλες τις στήλες

TrainData

TestData

$$\begin{pmatrix} 0 & 0 & L & 2 \\ 0 & 0 & L & 0 \\ L & L & 0 & L \\ 73 & 14 & L & 135 \end{pmatrix}$$

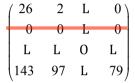
TrainDataTargets

$$\begin{pmatrix} 1 & 1 & L & 0 \\ 0 & 0 & L & 0 \\ 0 & 0 & L & 0 \\ 0 & 0 & L & 0 \\ 0 & 0 & L & 0 \\ 0 & 0 & L & 0 \\ 0 & 0 & L & 0 \\ 0 & 0 & L & 1 \\ 0 & 0 & L & 0 \\ 0 & 0 & L & 0 \\ 0 & 0 & L & 0 \\ 0 & 0 & L & 0 \\ 0 & 0 & L & 0 \\ 0 & 0 & L & 0 \\ \end{pmatrix}$$

Removeconstantrows

- Διαγράφουμε από τον πίνακα TrainData τις γραμμές που είναι σταθερές για όλες τις στήλες
- Τις ίδιες γραμμές πρέπει να τις διαγράψουμε και από τον πίνακα TestData χρησιμοποιώντας την συνάρτηση removeconstantrows με παράμετρο 'apply'

TrainData



TestData

| (| 0 | 0 | L | 2) |
|---|----|----|---|-----|
| | 0 | 0 | L | 0 |
| ļ | L | L | 0 | L |
| | 73 | 14 | L | 135 |

TrainDataTargets

$$\begin{pmatrix} 1 & & 1 & L & & 0 \\ 0 & & 0 & L & & 0 \\ 0 & & 0 & L & & 0 \\ 0 & & 0 & L & & 0 \\ 0 & & 0 & L & & 0 \\ 0 & & 0 & L & & 0 \\ 0 & & 0 & L & & 0 \\ 0 & & 0 & L & & 0 \\ 0 & & 0 & L & & 0 \\ 0 & & 0 & L & & 0 \\ 0 & & 0 & L & & 0 \\ 0 & & 0 & L & & 0 \\ 0 & & 0 & L & & 0 \\ \end{pmatrix}$$

Processpca

Εφαρμόζουμε τη συνάρτηση processpca στον πίνακα TrainData με παράμετρο τέτοια ώστε να προκύψει ένας πίνακας με περίπου 20 γραμμές

[TrainData, ps]= processpca(TrainData, 0.002)

TrainData

TestData

TrainDataTargets

$$\begin{pmatrix} 0 & 0 & L & 0 \\ 0 & 0 & L & 0 \\ 1 & 1 & L & 0 \\ 0 & 0 & L & 0 \\ 0 & 0 & L & 0 \\ 0 & 0 & L & 0 \\ 0 & 0 & L & 0 \\ 0 & 0 & L & 0 \\ 0 & 0 & L & 0 \\ 0 & 0 & L & 0 \\ 0 & 0 & L & 0 \\ 0 & 0 & L & 0 \\ 0 & 0 & L & 0 \\ 0 & 0 & L & 0 \\ \end{pmatrix}$$

Processpca

 Εφαρμόζουμε τη συνάρτηση processpca στον πίνακα TrainData με παράμετρο τέτοια ώστε να προκύψει ένας πίνακας με περίπου 20 γραμμές

[TrainData, ps]= processpca(TrainData, 0.002)

 Εφαρμόζουμε τον ίδιο μετασχηματισμό και στα TestData με παράμετρο 'apply' στη συνάρτηση processpca

TrainData

C = 3.66 -1.27L -4.26 -3.64 -6.25L 8.13 L L O L -1.32 1.41L -0.56

TestData

Q 0 0 L 2 0 L 0 L L 0 L 73 14 L 135

TrainDataTargets

gets TestDataTargets

 $\begin{pmatrix} 0 & 0 & L & 0 \\ 0 & 0 & L & 0 \\ 1 & 1 & L & 0 \\ 0 & 0 & L & 0 \\ 0 & 0 & L & 1 \\ 0 & 0 & L & 0 \\ 0 & 0 & L & 0 \\ 0 & 0 & L & 0 \\ 0 & 0 & L & 0 \\ 0 & 0 & L & 0 \\ 0 & 0 & L & 0 \\ 0 & 0 & L & 0 \\ 0 & 0 & L & 0 \\ \end{pmatrix}$

Processpca

 Εφαρμόζουμε τη συνάρτηση processpca στον πίνακα TrainData με παράμετρο τέτοια ώστε να προκύψει ένας πίνακας με περίπου 20 γραμμές

[TrainData, ps]= processpca(TrainData, 0.002)

 Εφαρμόζουμε τον ίδιο μετασχηματισμό και στα TestData με παράμετρο 'apply' στη συνάρτηση processpca

TrainData

-3.66 -1.27L -4.26 -3.64 -6.25L 8.13 L L O L -1.32 1.41L -0.56

TestData

-2.60 15.9 L -2.08 -1.15 -4.68 L 4.61 L L O L -0.93 -0.30 L -0.07

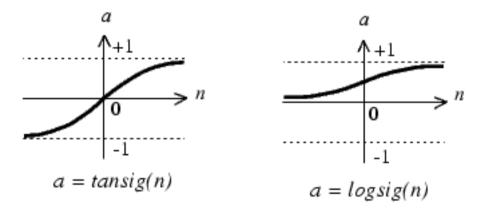
TrainDataTargets

TestDataTargets

 $\begin{pmatrix} 0 & 0 & L & 0 \\ 0 & 0 & L & 0 \\ 1 & 1 & L & 0 \\ 0 & 0 & L & 0 \\ 0 & 0 & L & 1 \\ 0 & 0 & L & 0 \\ 0 & 0 & L & 0 \\ 0 & 0 & L & 0 \\ 0 & 0 & L & 0 \\ 0 & 0 & L & 0 \\ 0 & 0 & L & 0 \\ 0 & 0 & L & 0 \\ 0 & 0 & L & 0 \\ 0 & 0 & L & 0 \\ \end{pmatrix}$

Επιλογή κατάλληλης συνάρτησης ενεργοποίησης

Με δεδομένο ότι η συνάρτηση newff που χρησιμοποιείται για την δημιουργία του νευρωνικού δικτύου κανονικοποιεί τα δεδομένα σε τιμές από [-1,1] να διαλέξετε ποια από τις συναρτήσεις 'tansig', 'logsig' είναι καταλληλότερη για συνάρτηση ενεργοποίησης στο επίπεδο της εξόδου. Στα κρυμμένα επίπεδα θεωρείστε την 'tansig' σαν συνάρτηση ενεργοποίησης.



Δημιουργία νευρωνικού δικτύου

• Δημιουργούμε ένα νευρωνικό με 2 κρυμμένα επίπεδα που το πρώτο έχει 10 και το δεύτερο 15 νευρώνες. Η συνάρτηση ενεργοποίησης για κάθε κρυμμένο επίπεδο είναι η tansig και για το κρυμμένο επίπεδο η purelin.

net=newff(TrainData,TrainDataTargets,[10 15])

• Χωρίζουμε τα δεδομένα μας σε ένα σύνολο εκπαίδευσης και ένα σύνολο επαλήθευσης έτσι ώστε να χρησιμοποιηθεί η μέθοδος Early Stopping για τον τερματισμό της εκπαίδευσης του νευρωνικού

net.divideParam.trainRatio=0.8 net.divideParam.valRatio=0.2 net.divideParam.testRation=0

• Επιλέγω μέγιστο αριθμό εποχών για την εκπαίδευση τις 300

net.trainParam.epochs=300

Εκπαίδευση νευρωνικού δικτύου

• Εκπαιδεύω το νευρωνικό δίκτυο χρησιμοποιώντας την συνάρτηση train με εισόδους τα TrainData και TrainDataTargets.

net=train(net,TrainData,TrainDataTargets)

• Σκοπός της εκπαίδευσης είναι να μάθει το νευρωνικό δίκτυο τα δεδομένα που βρίσκονται στον πίνακα TrainData και σε κάθε είσοδο από το TrainData να βγάζει την αντίστοιχη έξοδο από το TrainDataTargets.

Αξιολόγηση νευρωνικού δικτύου

- Αξιολογώ το νευρωνικό δίκτυο χρησιμοποιώντας τα δεδομένα των πινάκων TestData και TestDataTargets.
- Εφαρμόζω τα δεδομένα του TestData στο νευρωνικό δίκτυο και στην έξοδο παίρνω τον πίνακα TestDataOutput



TestDataOutput=sim(net,TestData)

Αξιολόγηση νευρωνικού δικτύου

• Χρησιμοποιώντας την συνάρτηση eval_Accuracy_Precision_Recall που μου δίνεται από τη σελίδα του μαθήματος υπολογίζω το accuracy το precision και το recall για τα TestData:

```
[accuracy,precision,recall]=
eval_Accuracy_Precision_Recall(TestDataOutput,TestDataTargets)
```

Μελέτη της επίδρασης του αριθμού των νευρώνων και των επιπέδων

- Εργαζόμενος όπως στο Βήμα 4 υπολογίζω τα accuracy, τα precision και recall για διάφορους συνδυασμούς αριθμού νευρώνων με ένα ή δύο κρυμμένα επίπεδα.
- Επιλέγω τον συνδυασμό και το νευρωνικό που μου δίνει τα καλύτερα αποτελέσματα.

Άσκήση 1-Βήματα 6,7

- Για τα βήματα αυτά εργαζόμαστε αλλάζοντας κάποιες από τις παραμέτρους του νευρωνικού δικτύου με τα καλύτερα χαρακτηριστικά που κατασκευάσαμε στο βήμα 5.
- Η αξιολόγηση γίνεται με παρόμοιο τρόπο.

Μέρος 4°

Μέθοδος Ανάλυσης σε Κύριες Συνιστώσες

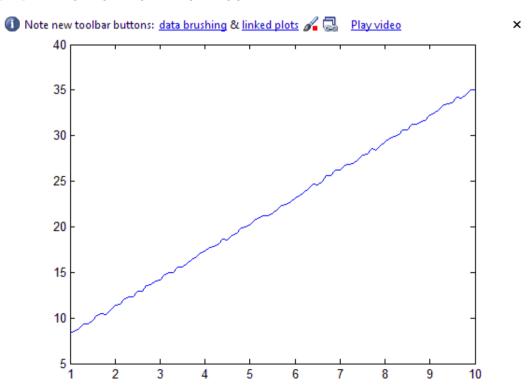
Ανάλυση σε Κύριες Συνιστώσες (processpca)

- Μας επιτρέπει σε ένα σύνολο δεδομένων να μειώσουμε τις διαστάσεις των δεδομένων χωρίς να χάσουμε σημαντική πληροφορία.
- Χρησιμοποιεί έναν ορθογώνιο μετασχηματισμό για να μετατρέξει ένα σύνολο συσχετιζόμενων τιμών σε γραμμικά ασυσχέτιστες

Ανάλυση Κυρίων Συνιστωσών

Παράδειγμα

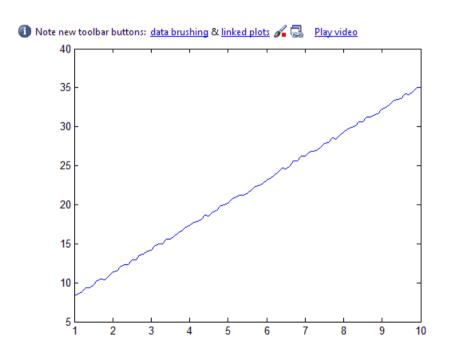
- x=1:0.1:10;y=3*x+5+rand(1,length(x))*0.5;
- A=[x;y]; plot(A(1,:), A(2,:));

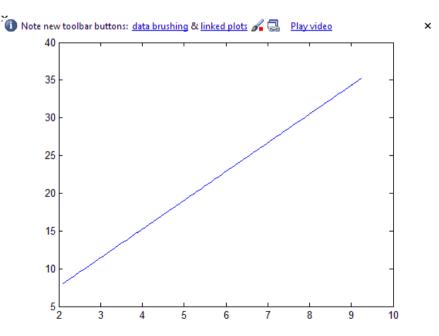


Ανάλυση Κυρίων Συνιστωσών

Παράδειγμα

- [A2,ps]=processpca(A,0.1);
- A_new=processpca('reverse',A2,ps);
- plot(A_new(1,:), A_new(2,:));





Ανάλυση Κυρίων Συνιστωσών

Παράδειγμα

- Επαναλάβετε τη διαδικασία για y=x.^2;
- Τί παρατηρείτε;