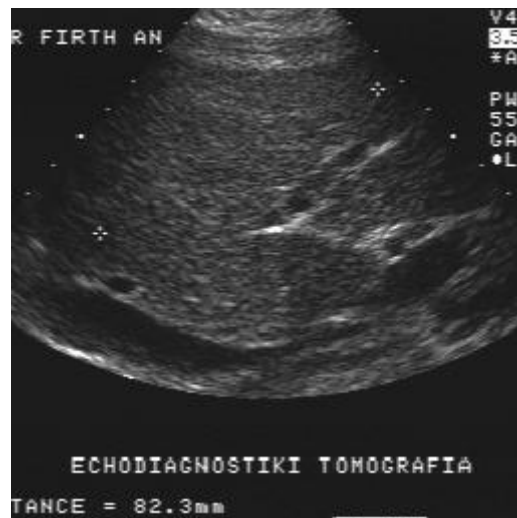




ΕΘΝΙΚΟ & ΚΑΠΟΔΙΣΤΡΙΑΚΟ ΠΑΝΕΠΙΣΤΗΜΙΟ ΑΘΗΝΩΝ
ΤΜΗΜΑ ΠΛΗΡΟΦΟΡΙΚΗΣ

Μεταπτυχιακό Πρόγραμμα Σπουδών

ΑΛΓΟΡΙΘΜΟΙ ΑΝΑΛΥΣΗΣ ΙΑΤΡΙΚΗΣ ΕΙΚΟΝΑΣ



Χάρης Γεωργίου, ΑΜ:Μ-177

Αθήνα, Μάρτιος 2000

ΤΟΠΟΘΕΤΗΣΗ ΠΡΟΒΛΗΜΑΤΟΣ [§1]

- Αντικείμενο: B-mode ultrasonic image (liver)
- Στόχος: διάγνωση μη φυσιολογικών ιστών
- Στόχος: κατηγοριοποίηση μη φυσιολογικών ιστών

Κλασική Διαγνωστική (με US)

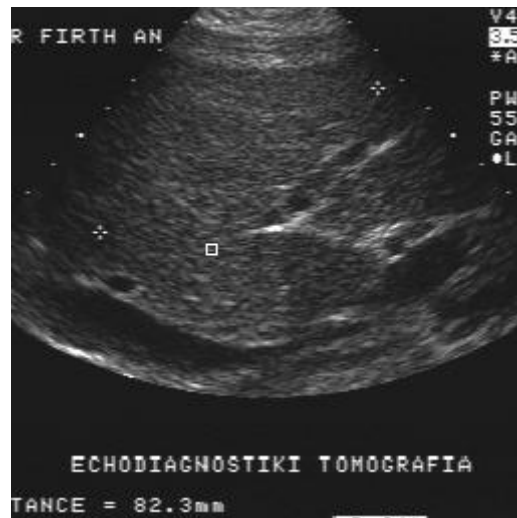
- Εξαρτάται από χειριστή
- Απόκλιση διάγνωσης μεταξύ παρατηρητών

Στατιστική Αναγνώριση Προτύπων

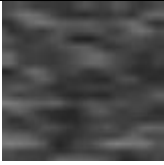
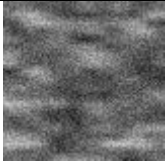
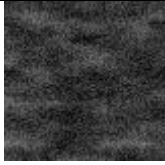
- Στόχος: ελεγχιμότητα αποτελεσμάτων
- Στόχος: βελτίωση ακρίβειας στη διάγνωση (?)

Ανάλυση Υφής

- Πρόσβαση στα δεδομένα (B-scans) → DICOM, Video
- Ποσοτικοποίηση χαρακτηριστικών υφής



υπερηχογραφική εικόνα ήπατος

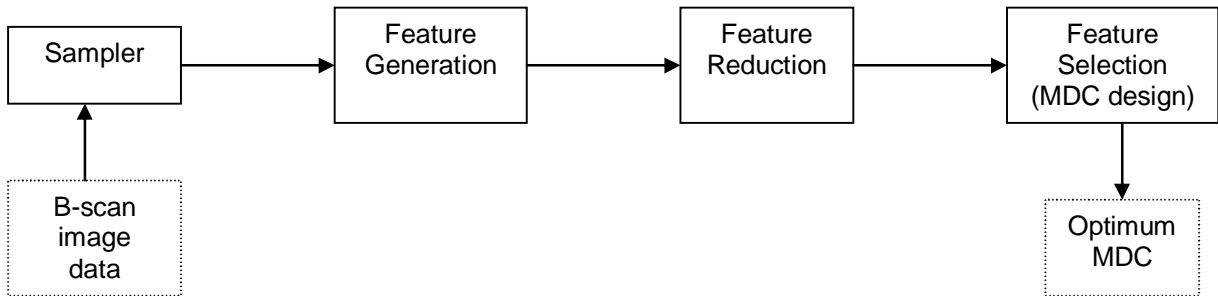
		
<p>Δείγμα φυσιολογικού ιστού</p>	<p>Δείγμα με λιπώδη διήθηση</p>	<p>Δείγμα με κίρρωση</p>

Στατιστική Ανάλυση Υφής: [§2]

- Διαχωρισμός δειγμάτων σε κλάσεις σύμφωνα με χαρακτηριστικά υφής βέλτιστου διαχωρισμού

ΑΝΑΓΝΩΡΙΣΗ ΠΡΟΤΥΠΩΝ [§3, §A1]

1. Επιλογή χαρακτηριστικών (feature selection)
2. Σχεδιασμός ταξινομητή



Ταξινόμηση 2-κλάσεων [§3]

$$C_1 : Z_{11} = \begin{bmatrix} 5 \\ 5 \end{bmatrix}, Z_{12} = \begin{bmatrix} 6 \\ 5 \end{bmatrix}, Z_{13} = \begin{bmatrix} 6 \\ 6 \end{bmatrix}, Z_{14} = \begin{bmatrix} 6 \\ 7 \end{bmatrix}, Z_{15} = \begin{bmatrix} 7 \\ 5 \end{bmatrix}$$

$$C_2 : Z_{21} = \begin{bmatrix} 0 \\ 3 \end{bmatrix}, Z_{22} = \begin{bmatrix} -1 \\ 3 \end{bmatrix}, Z_{23} = \begin{bmatrix} -2 \\ 3 \end{bmatrix}, Z_{24} = \begin{bmatrix} -3 \\ 3 \end{bmatrix}, Z_{25} = \begin{bmatrix} -4 \\ 3 \end{bmatrix}$$

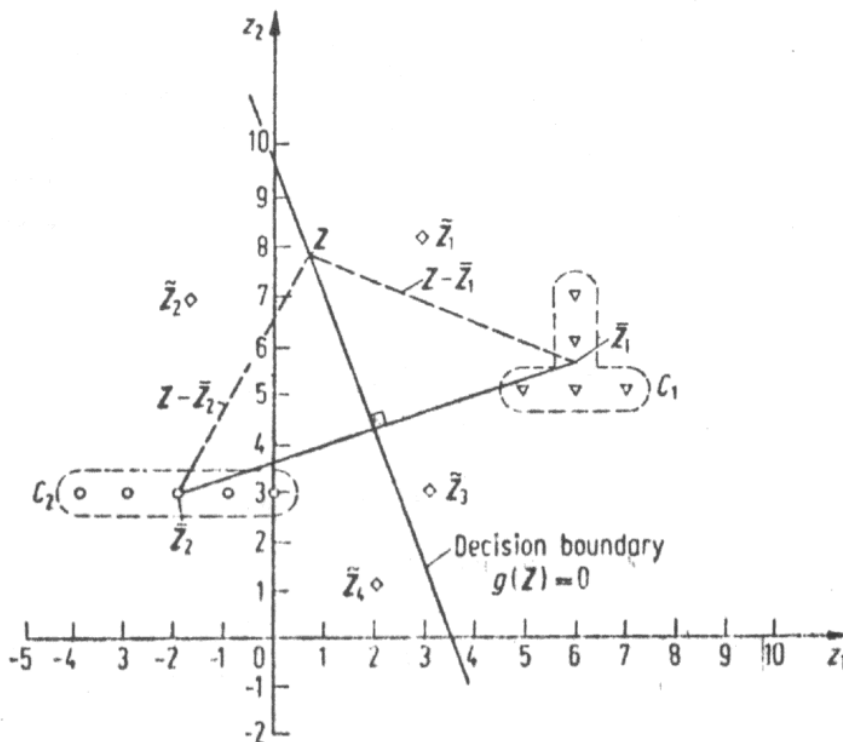


Fig. 10.2
A 2-dimensional feature space

$$\| Z - \bar{Z}_1 \| = \| Z - \bar{Z}_2 \|$$

$$(\bar{Z}_1 - \bar{Z}_2)Z = \frac{1}{2}(\| \bar{Z}_1 \|^2 - \| \bar{Z}_2 \|^2)$$

$$g(U) = (\bar{Z}_1 - \bar{Z}_2)U - \frac{1}{2}(\| \bar{Z}_1 \|^2 - \| \bar{Z}_2 \|^2)$$

$$g(U) > 0 \Rightarrow \text{class}(Z_1)$$

$$g(U) < 0 \Rightarrow \text{class}(Z_2)$$

$$8z_1 + 2.6z_2 = 27.18$$

$$U_1: g(U_1) = 8(3) + 2.6(8) - 27.18 > 0 \Rightarrow \text{class}(Z_1)$$

$$U_2: g(U_2) = 8(-2) + 2.6(7) - 27.18 < 0 \Rightarrow \text{class}(Z_2)$$

$$U_3: g(U_3) = 8(3) + 2.6(3) - 27.18 > 0 \Rightarrow \text{class}(Z_1)$$

$$U_4: g(U_4) = 8(2) + 2.6(1) - 27.18 < 0 \Rightarrow \text{class}(Z_2)$$

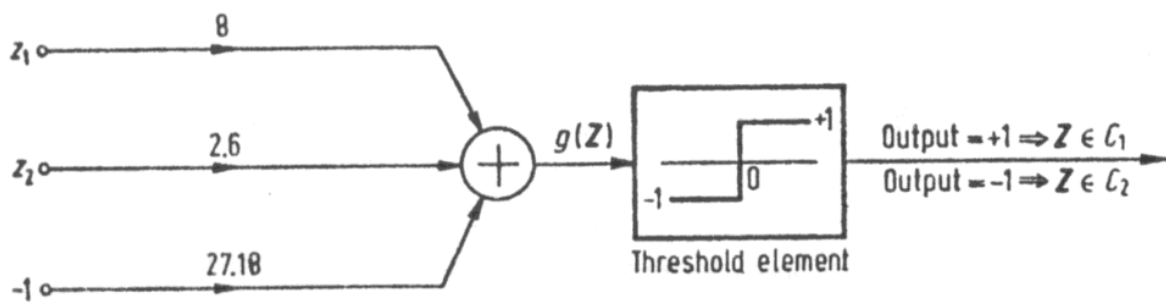


Fig. 10.3 A linear threshold logic unit (TLU)

Ταξινόμηση 3-κλάσεων [§3]

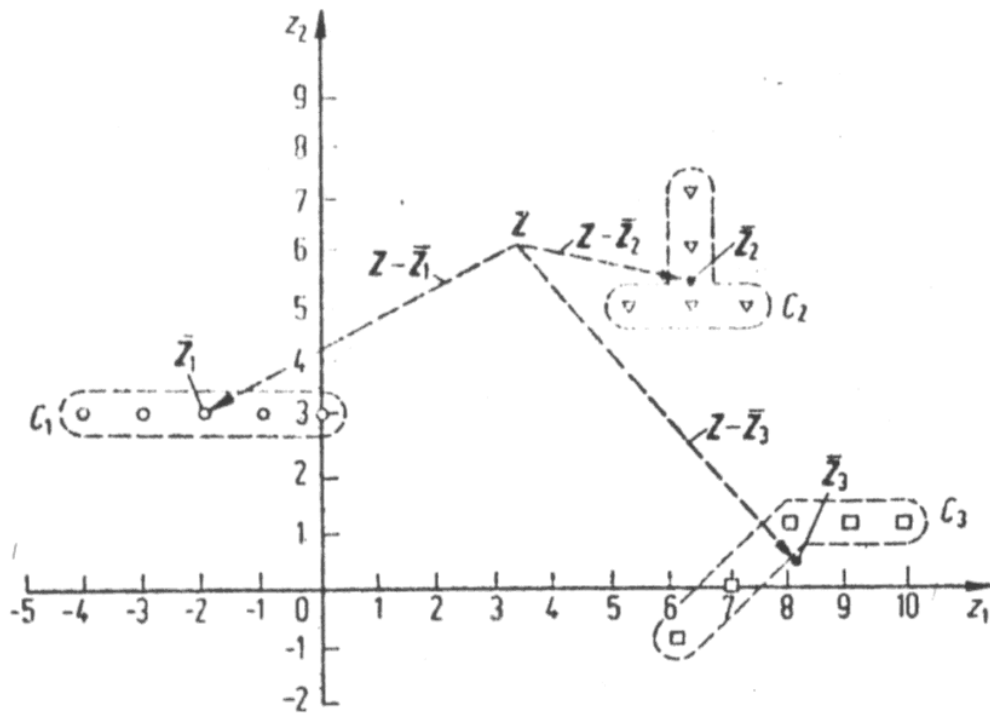


Fig. 10.5 A 2-dimensional feature space associated with C_1 , C_2 , and C_3

$$g_k(U) = \bar{Z}_k U - \frac{1}{2} \|\bar{Z}_k\|^2$$

$$\min\{g_i(U)\} = g_k(U) \Rightarrow \text{class}(Z_k)$$

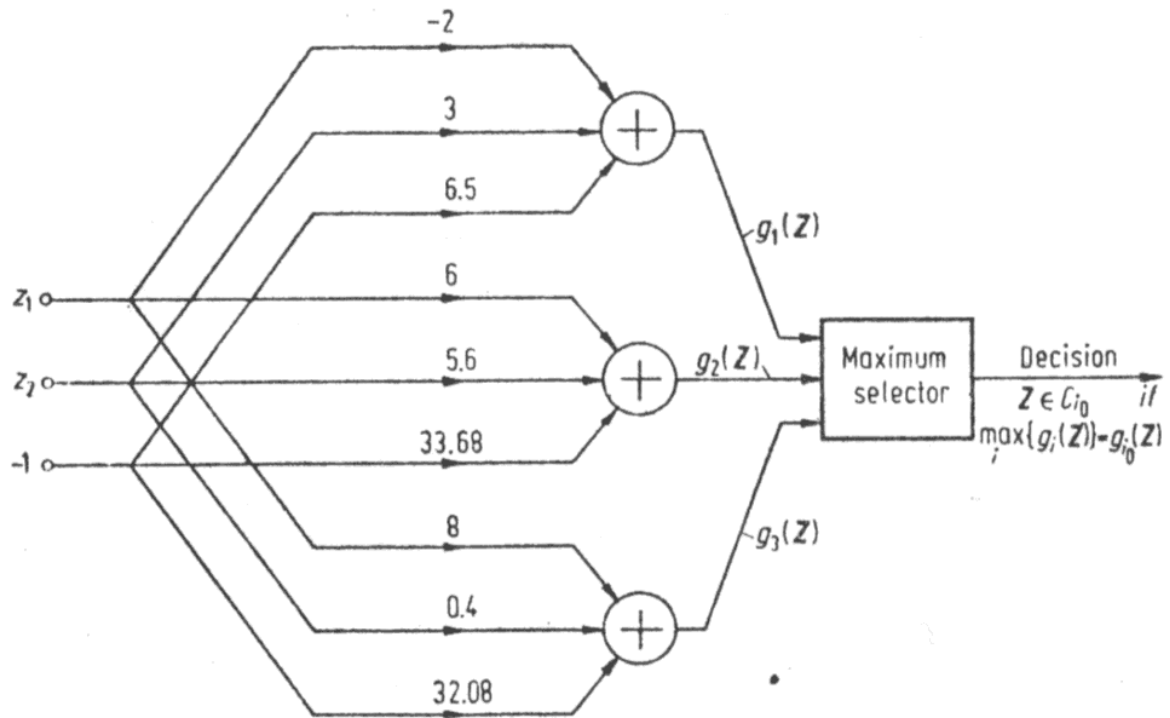
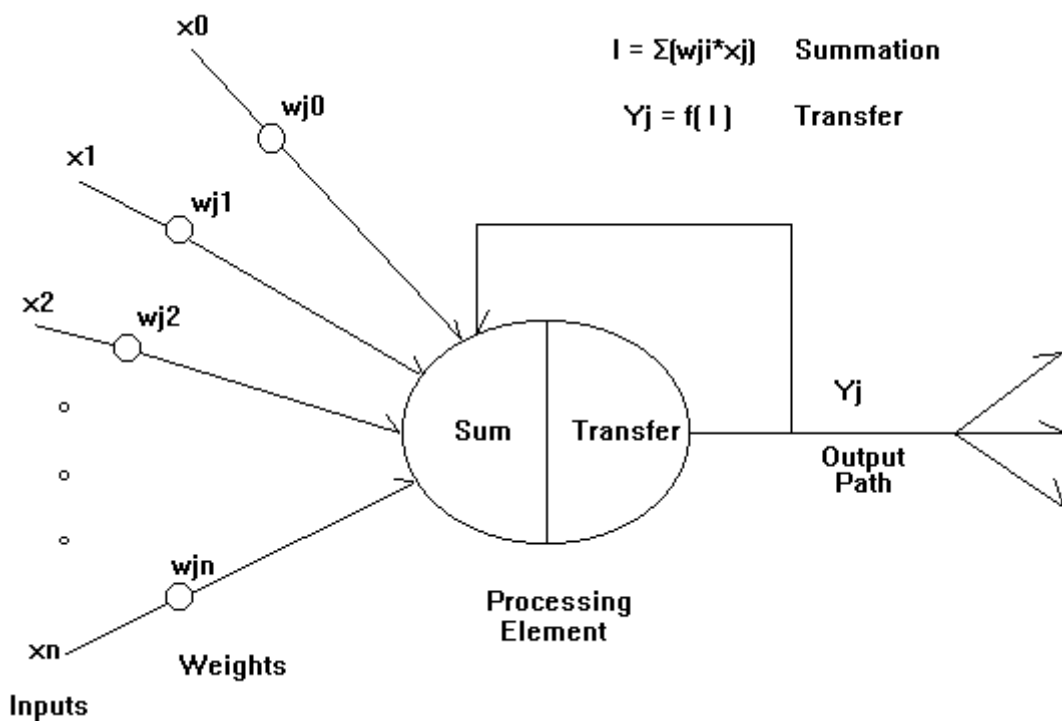
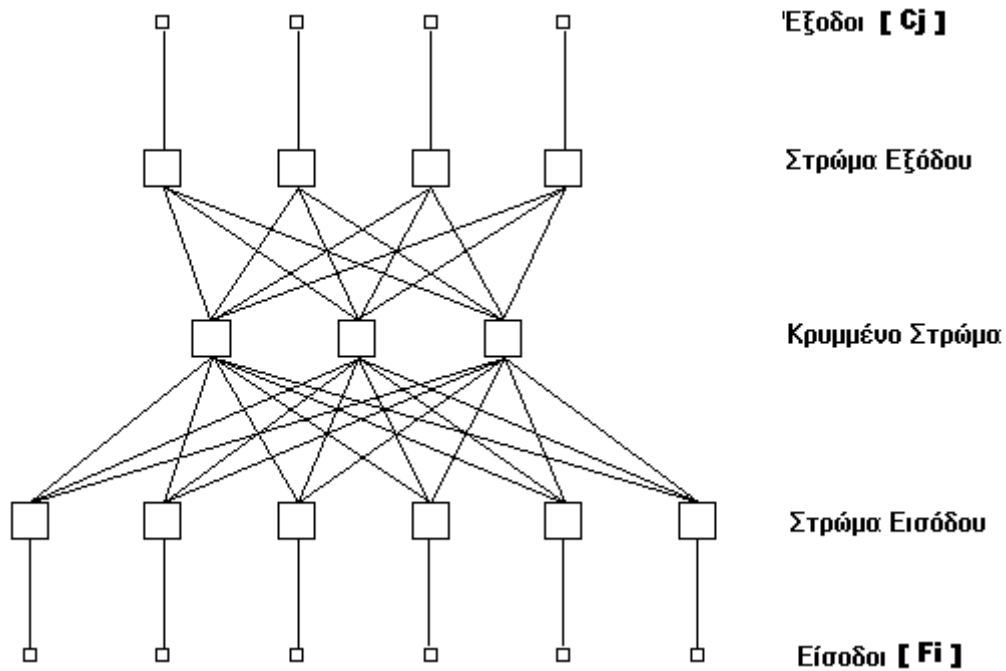


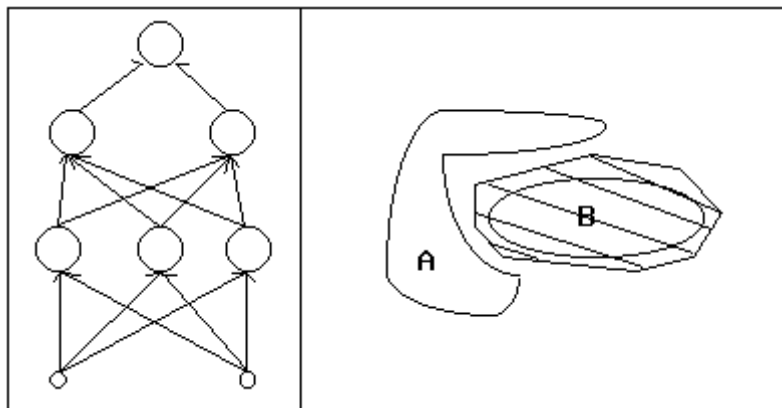
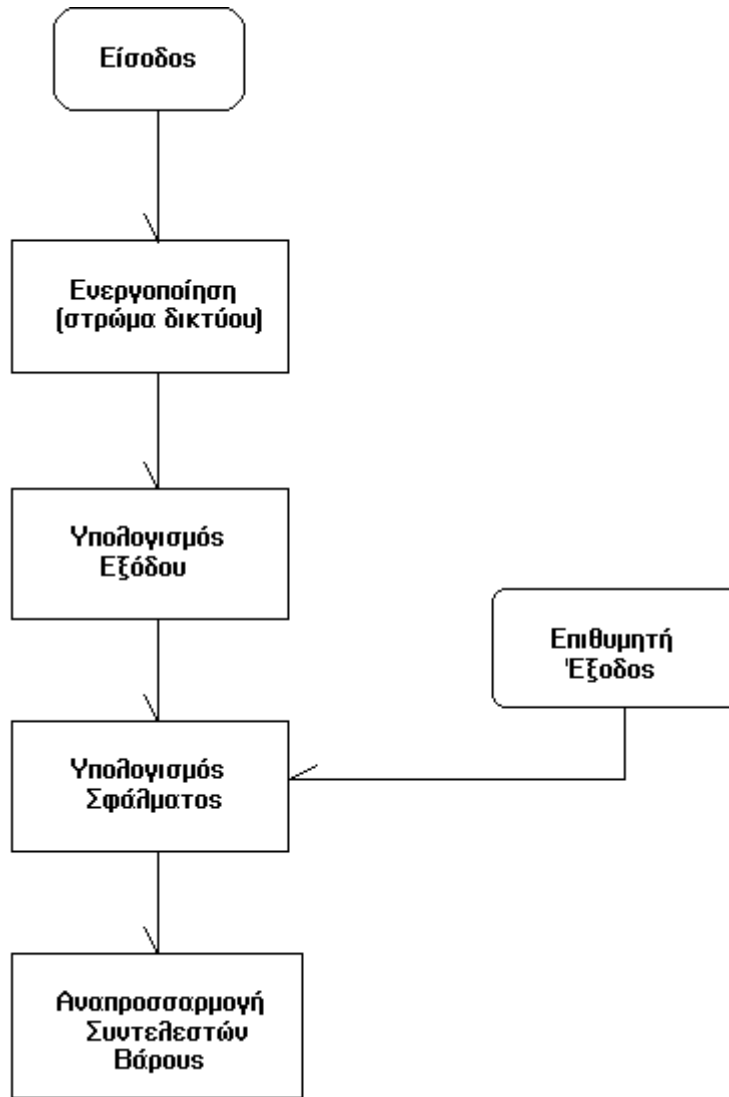
Fig. 10.6 3-class minimum-distance classifier

Γενίκευση:

- Γραμμικός ταξινομητής ελάχιστης απόστασης (K)-κλάσεων
- Απόσταση: Euclidean, Mahalanobis
- Βέλτιστη γραμμική ταξινόμηση: Least Squares MDC [§A1]
- Μη γραμμική ταξινόμηση: Τεχνητά Νευρωνικά Δίκτυα

Τεχνητά Νευρωνικά Δίκτυα (ΤΝΔ) [§2, §9]



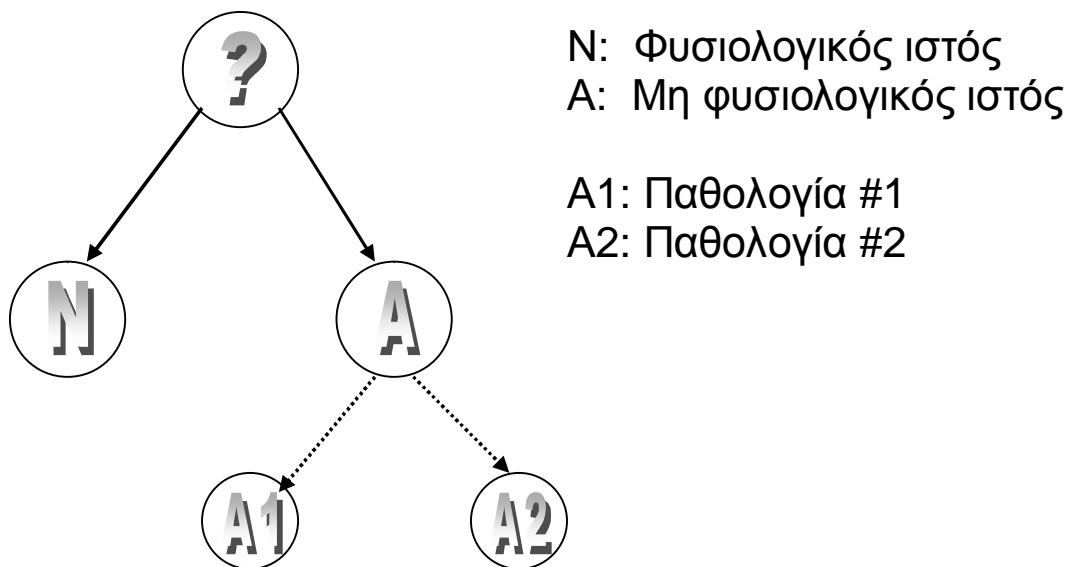


ΜΕΘΟΔΟΛΟΓΙΑ: ΕΠΙΛΟΓΗ ΧΑΡΑΚΤΗΡΙΣΤΙΚΩΝ & ΣΧΕΔΙΑΣΗ

ΤΑΞΙΝΟΜΗΤΗ

1. Feature Generation
2. Feature Reduction
3. Feature Selection

Κλάσεις ταξινόμησης



FEATURE GENERATION

Βασική ιδέα: μετασχηματισμός δεδομένων εισόδου (εικόνας) για ανάδειξη χαρακτηριστικών διαχωρισμού μεταξύ των κλάσεων.

Συναρτήσεις-Παράμετροι:

1. Συνολική κατανομή κλίμακας αποχρώσεων (gray levels) [§1]
στατιστικές παράμετροι 1^{ης} τάξης: mean, variance, skewness, kurtosis

$$g_{ave} = \frac{1}{N} \sum_{(i,j) \in R} g(i,j)$$

$$g_{var} = \frac{1}{N} \sum_{(i,j) \in R} [g(i,j) - g_{ave}]^2$$

$$g_{skew} = \frac{\frac{1}{N} \sum_{(i,j) \in R} [g(i,j) - g_{ave}]^3}{\left[\sqrt{\sum_{(i,j) \in R} [g(i,j) - g_{ave}]^2} \right]^3}$$

$$g_{curt} = \frac{\frac{1}{N} \sum_{(i,j) \in R} [g(i,j) - g_{ave}]^4}{\left[\sqrt{\sum_{(i,j) \in R} [g(i,j) - g_{ave}]^2} \right]^4}$$

2. Χωρική συσχέτιση κλίμακας αποχρώσεων (gray levels)
στατιστικές παράμετροι 2^{ης} τάξης: angular second moment, contrast, correlation, ... [§4]

$$f_{asm} = \sum_{i=1}^{Ng} \sum_{j=1}^{Ng} p(i,j)^2 \quad \{\text{ομοιογένεια εικόνας}\}$$

$$f_{contrast} = \sum_{n=0}^{Ng-1} n^2 \left[\sum_{i=1}^{Ng} \sum_{j=1}^{Ng} p(i,j) \right]_{|i-j|=n} \quad \{\text{τοπικές διαφοροποιήσεις}\}$$

$$f_{corrl} = \frac{\left[\sum_{i=1}^{Ng} \sum_{j=1}^{Ng} (ij)p(i,j) \right] - \mu_x \mu_y}{\sigma_x \sigma_y} \quad \{\text{γραμμική εξάρτηση}\}$$

3. Χωρική διακύμανση κλίμακας αποχρώσεων (gray levels) [§6]

(α) υπολογισμός run-lengths, (β) στατιστικά χαρακτηριστικά

$$RF3(GLNU) = \frac{\sum_{i=1}^{Ng} \left(\sum_{j=1}^{Nr} r(i, j) \right)^2}{\sum_{i=1}^{Ng} \sum_{j=1}^{Nr} r(i, j)}$$

4. Φασματική ανάλυση εικόνας

επεξεργασία στο πεδίο των συχνοτήτων

FEATURE REDUCTION

Βασική ιδέα: ελάττωση features (χαρακτηριστικών), μείωση διάστασης χώρου βελτιστοποίησης ταξινόμησης (ελαχιστοποίηση πολυπλοκότητας). [§5]

- Διερεύνηση συνδυασμών features
- Εφαρμογή αναζήτησης για: 2, 3, 4 features

↪ Αρχικά features: (N)

$$\left. \begin{aligned} C_2(N,2) &= \frac{N(N-1)}{2} \\ C_3(N,3) &= \frac{N(N-1)(N-2)}{6} \\ C_4(N,4) &= \frac{N(N-1)(N-2)(N-3)}{24} \end{aligned} \right\} \Rightarrow O(N^4)$$

↪ Ανάγκη για περιορισμό σε πρωταρχικό στάδιο

Μέθοδοι

- Απλές στατιστικές τεχνικές «δοκιμής» (T-test, F-test)
- Πολυδιάστατη στατιστική ανάλυση

FEATURE SELECTION

Βασική ιδέα: επιλογή κατάλληλου συνδυασμού features για σχεδίαση βέλτιστου ταξινομητή.

- Διερεύνηση απόδοσης για κάθε συνδυασμό features

Αλγόριθμος “Leave-1-Out”

1. Κατασκευή συνόλου προτύπων εκπαίδευσης
2. Επιλογή ενός προτύπου ως «άγνωστο»
3. Σχεδίαση ταξινομητή με υπόλοιπα πρότυπα
4. Ταξινόμηση «άγνωστου» προτύπου
5. Καταγραφή ταξινόμησης (σωστή/λάθος) & συνέχεια (βήμα-2)

↪ Τελικά: πίνακες αξιολόγησης για «άγνωστα» πρότυπα

	Class-N(MDC)	Class-A(MDC)
Class-N(TRUE)	40	17
Class-A(TRUE)	13	30

$$\text{Correct\%} = \frac{\sum_{(i)}[c(i,i)]}{\sum_{(i,j)}[c(i,j)]} = 70\%$$

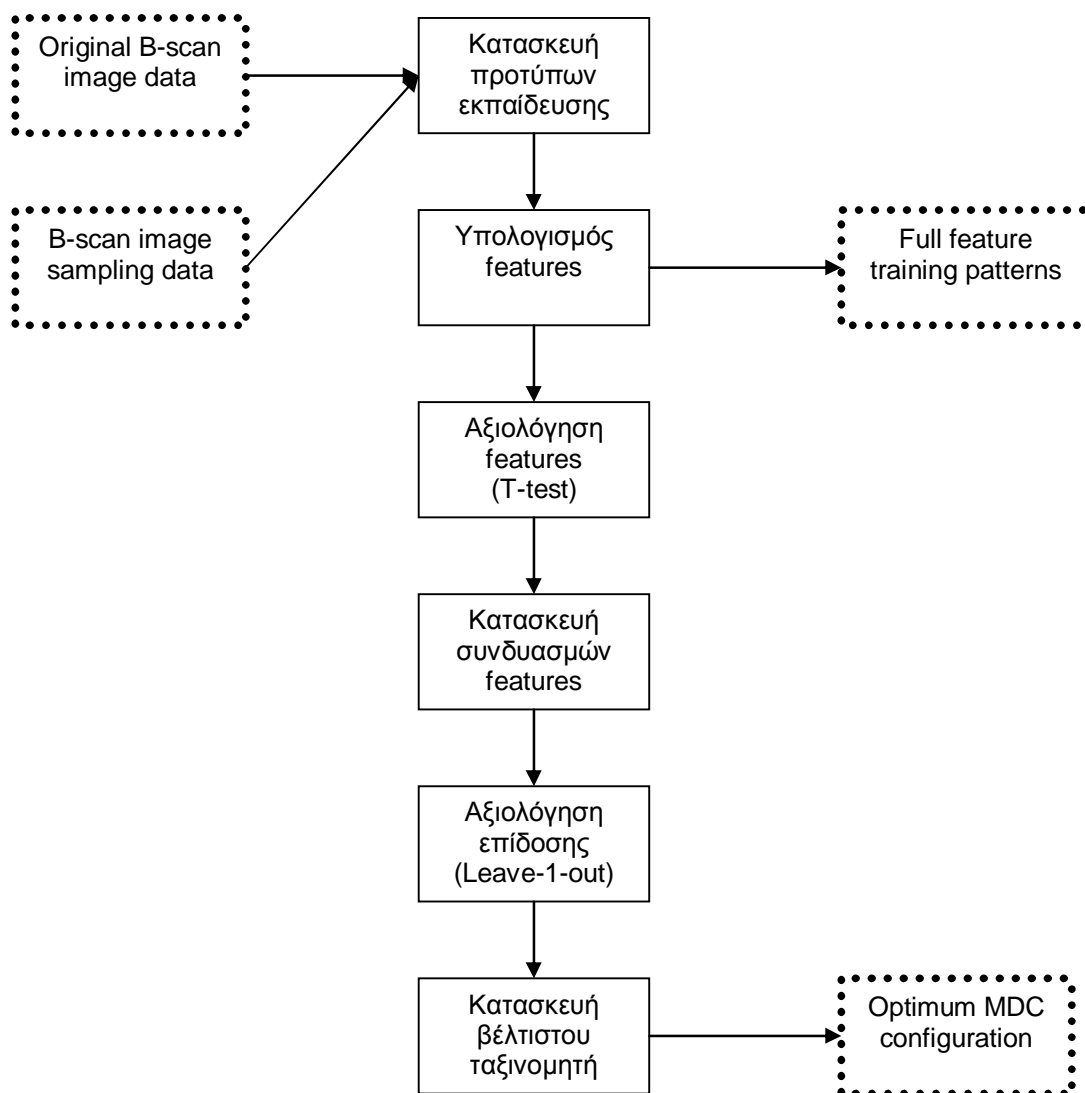
↪ Πολυπλοκότητα ανάλογη με:

- Αλγόριθμος “Leave-1-out” → Σύνολο προτύπων εκπαίδευσης
- Ταξινόμηση → πλήθος features (dim) & πλήθος κλάσεων (MDC)

ΥΛΟΠΟΙΗΣΗ – ΕΦΑΡΜΟΓΗ

ΠΡΟΤΥΠΗ ΕΦΑΡΜΟΓΗ

1. Κατασκευή προτύπων εκπαίδευσης (προσομοίωση)
2. Εξαγωγή χαρακτηριστικών παραμέτρων (feature gen.)
3. Αξιολόγηση χαρακτηριστικών παραμέτρων (feature red.)
4. Κατασκευή συνδυασμών πολλαπλών features
5. Αξιολόγηση επίδοσης διαμορφώσεων ταξινομητή
6. Επιλογή & αξιολόγηση βέλτιστου MDC ταξινομητή



Κατασκευή προτύπων εκπαίδευσης

1. Εφαρμογή για υπερηχογραφική εικόνα 256x256
2. Δείγματα (50) 5x5 από ομοιόμορφη περιοχή της εικόνας (N)
3. Κατασκευή δειγμάτων (2x50) με πρόσθεση (A1) & αφαίρεση (A2) τυχαίας τιμής διαχωρισμού (bias)
4. Προσθήκη λευκού θορύβου στα κατασκευασμένα δείγματα
5. Υπολογισμός spatial co-occurrence matrices ($N_g \times N_g$) για όλα τα δείγματα

Εξαγωγή χαρακτηριστικών παραμέτρων

1. 1st order statistics [f_1 - f_4 : mean, variance, skewness, kurtosis]
2. 2nd order statistics [f_5 - f_{16} : Haralick]

Αξιολόγηση χαρακτηριστικών παραμέτρων

- Διερεύνηση μεμονωμένων features μέσω T-test για επιλεγμένο επίπεδο σημαντικότητας (συνήθως: $\alpha=0.001$ για $n_N=50$, $n_A=100$)
- Δυνατότητα επιλογής K καλύτερων features (τουλάχιστον)

```
Sorted feature selection:
feature 03 -> tval=4.2732      -> +[Selected]
feature 15 -> tval=2.8149      -> +[Selected]
feature 10 -> tval=2.7438      -> +[Selected]
feature 14 -> tval=2.7385      -> +[Selected]
feature 06 -> tval=2.3835      -> +[Selected]
feature 04 -> tval=2.3318      -> [Rejected]
feature 12 -> tval=2.2839      -> [Rejected]
feature 02 -> tval=1.8961      -> [Rejected]
feature 13 -> tval=1.4402      -> [Rejected]
feature 08 -> tval=1.3874      -> [Rejected]
feature 05 -> tval=1.2815      -> [Rejected]
feature 01 -> tval=0.8490      -> [Rejected]
feature 09 -> tval=0.7559      -> [Rejected]
feature 07 -> tval=0.6724      -> [Rejected]
feature 11 -> tval=0.0221      -> [Rejected]
T-Test Results:  selected 5 out of 15 features (limit=2.352)
```

Κατασκευή συνδυασμών πολλαπλών features

- Συνδυασμοί με {2, 3, 4} features από αυτά που αξιολογήθηκαν ως αξιόπιστα

Αξιολόγηση επίδοσης διαμορφώσεων ταξινομητή

- Εφαρμογή μεθόδου “Leave-1-out” για κάθε πιθανή διαμόρφωση (συνδυασμό features) του ταξινομητή με ολόκληρο το αρχικό σύνολο προτύπων εκπαίδευσης
- Μεγαλύτερη βαρύτητα σε διαμόρφωση με λίγα features

```

Class-0 configuration:
MDCinfo:
  tag = { 3 15 }
  center = [ 0.0029 -894.749 ]
  stddev = [ 0.00384838 388.742 ]
Class-1 configuration:
MDCinfo:
  tag = { 3 15 }
  center = [ 0.00688 -696.549 ]
  stddev = [ 0.0059553 412.049 ]
CPMinfo:
      cN      cA
      +-----+
pN:  |  26  |  24  |
      +-----+
pA   |  16  |  84  |
      +-----+
      succ =  73.3%
  
```

Κατασκευή βέλτιστου (τελικού) ταξινομητή

- Επιλογή βέλτιστης διαμόρφωσης
- Σχεδίαση με το πλήρες σύνολο προτύπων εκπαίδευσης
- Τελική αξιολόγηση απόδοσης ταξινομητή
- Αποθήκευση βέλτιστης διαμόρφωσης

OPTIMUM MDC:

Class-0 configuration:

MDCinfo:

```

tag = { 3 6 10 14 }
center = [ 0.0029 27.72 22774.7 -3247.86 ]
stddev = [ 0.00384838 22.6513 7575.01 6399.36 ]

```

Class-1 configuration:

MDCinfo:

```

tag = { 3 6 10 14 }
center = [ 0.00688 19.04 18956.6 -568.13 ]
stddev = [ 0.0059553 20.008 8193.41 5193.38 ]

```

CPMinfo:

```

          cN      cA
      +-----+
pN: |   30 |   20 |
      +-----+
pA  |   10 |   90 |
      +-----+
succ =  80.0%

```

OPTIMUM MDC Configuration file:

```

4
3 0.002900 0.000015
6 27.720000 513.081600
10 22774.740000 57380738.472400
14 -3247.860000 40951805.320400
4
3 0.006880 0.000035
6 19.040000 400.318400
10 18956.610000 67131898.817900
14 -568.130000 26971160.533100
150
30 20
10 90

```

ΜΕΛΛΟΝΤΙΚΕΣ ΕΠΕΚΤΑΣΕΙΣ

Αξιολόγηση & επιλογή αξιόπιστων features

- Διερεύνηση βασικών features (1st & 2nd order)
- Διερεύνηση features RF1-RF5 (run-lengths)

Βελτίωση ταξινομητή

- Βέλτιστη γραμμική ταξινόμηση: Least Squares MDC
- Μη γραμμική ταξινόμηση: Τεχνητά Νευρωνικά Δίκτυα (BP)

Επέκταση ταξινόμησης

- Ταξινομητής ελάχιστης απόστασης (K)-κλάσεων

Ολοκλήρωση εφαρμογής

- Γραφικό περιβάλλον αλληλεπίδρασης (GUI)
- Υλοποίηση σε πλατφόρμα Win32 SDK
- Εκμετάλλευση πόρων συστήματος (multi-threading)

Βιβλιογραφία-Αναφορές

- [01] Raeth, Schalaps, Limberg, Zuna, Lorenz, Kaick, J. Lorenz, Kommerell
“Diagnostic Accuracy of Computerized B-Scan Texture Analysis and Conventional Ultrasonography in Diffuse Parenchymal and Malignant Liver Disease”
J Clin Ultrasound 13:87-99, Feb. 1985
- [02] Bocchi, Coppini, Dominics, Valli
“Tissue characterization from X-ray images”
Med. Eng. Phys. Vol. 19, No 4, pp. 336-342, 1997
- [03] (Feature Selection in Pattern Recognition)
- [04] Haralick, Shanmugam, Dinstein
“Textural Features for Image Classification”
IEEE Trans. on Systems, Man and Cybernetics, Vol.smc-3,No.6, Nov. '73
- [05] Lerski, Smith, Morley, Barnett, Mills, Watkinson, MacSween
“Discriminant Analysis of Ultrasonic Texture Data in Diffuse Alcoholic Liver Disease”
Ultrasonic Imaging 3, 164-172 (1981)
- [06] Galloway
“Texture Analysis Using Gray Level Run Lengths”
Computer Graphics and Image Processing 4, 172-179 (1975)
- [07] Bleck, Ranft, Gebel, Hecker, Westhoff, Thiesemann, Wanger, Manns
“Random Field Models in the Textural Analysis of Ultrasonic Images of the Liver”
IEEE Trans. on Medical Imaging, Vol. 15, No 6, Dec. '96
- [08] Haralick
“Statistical and Structural Approaches to Texture”
Proceedings of the IEEE, Vol. 67, No 5, May '79
- [09] Khotaznad
“Classification of Invariant Image Representations Using a Neural Network”
IEEE Trans. on Acoustics, Speech, and Signal Proc., Vol. 38, No 6, 1990
- [A1] “Αναγνώριση Προτύπων και Εφαρμογές σε Ανάλυση Εικόνων”
Σ. Θεοδωρίδης (σημ. διδ.) – 1996

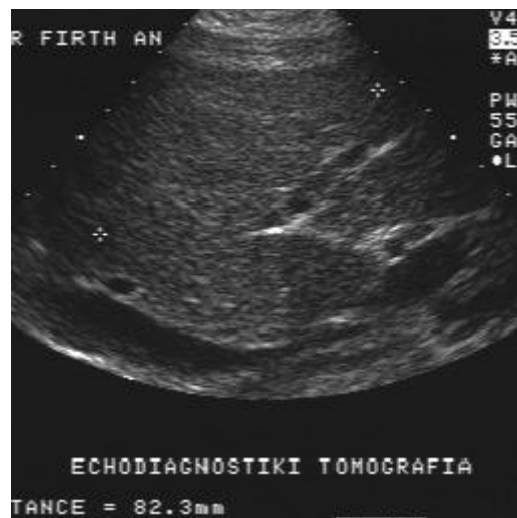
Χάρης Γεωργίου, AM:M-177
<mailto:grad0177@di.uoa.gr>
<http://www.di.uoa.gr/~grad0177>



ΕΘΝΙΚΟ & ΚΑΠΟΔΙΣΤΡΙΑΚΟ ΠΑΝΕΠΙΣΤΗΜΙΟ ΑΘΗΝΩΝ
ΤΜΗΜΑ ΠΛΗΡΟΦΟΡΙΚΗΣ

Μεταπτυχιακό Πρόγραμμα Σπουδών

ΑΛΓΟΡΙΘΜΟΙ ΑΝΑΛΥΣΗΣ ΙΑΤΡΙΚΗΣ ΕΙΚΟΝΑΣ
Ταξινομητές Τεχνητών Νευρωνικών Δικτύων



Χάρης Γεωργίου, ΑΜ:Μ-177

Αθήνα, Ιούλιος 2000

ΤΑΞΙΝΟΜΗΤΕΣ ΤΝΔ (NNC)

Εργαστηριακά Πειράματα

- **Φάση Α:** σύγκριση MDC/NNC σε διαφορετικά separation levels & training sets
- **Φάση Β:** σύγκριση NNC σε διαφορετικά separation levels με εφαρμογή μεθόδου Leave-Half-Out (LHO)
- **Φάση Γ:** σύγκριση NNC για 1 & 2 layers μεταβλητού πλήθους νευρώνων, στο πλήρες MDC-optimum training set.
- **Φάση Δ:** σύγκριση NNC για 1 & 2 layers μεταβλητού πλήθους νευρώνων, με εφαρμογή μεθόδου LHO.

ΠΙΝΑΚΕΣ ΑΠΟΔΟΣΗΣ – TRUTH TABLESMDC: $sp=10\%$, $p=750$ (LOO)

	CN	CA
PN	117	133
PA	82	418

Correct = 71,3%

NNC (L=1,n=15): $sp=10\%$, $p=750$

	CN	CA
PN	119	131
PA	116	384

Correct = 67,1%

NNC (L=2,n=15): $sp=10\%$, $p=750$

	CN	CA
PN	152	98
PA	111	389

Correct = 72,1%

NNC (L=1,n=15): $sp=10\%$, $p=2250$ (LHO)

	CN	CA
PN	626	124
PA	149	1351

Correct = 87,9%

NNC (L=2,n=15): $sp=10\%$, $p=2250$ (LHO)

	CN	CA
PN	618	132
PA	129	1371

Correct = 88,4%

ΤΕΧΝΙΚΕΣ ΠΛΗΡΟΦΟΡΙΕΣ

Προγράμματα

- **SIFX**: κατασκευή sim. data (ns/asp/asm), feature calculations (glv, sdm, rlm).
- **FCD**: T-test feature selection, feature combinations (2-3-4) & Leave-One-Out method.
- **BPM**: NNC param. (topology, λ , μ , maxepoch, goodval%), sets (LHO: trn=50%, val=50%, tst=100%), total #weights, shuffled patterns.

Δεδομένα

- 3 εικόνες, 250 δείγματα ανά εικόνα, +2x250 simulated data.
- Set-A: 1 εικόνα, 750 patterns συνολικά (full set)
- Set-B: 3 εικόνες, 2250 patterns συνολικά (LHO method)
- Input: διάνυσμα feature values, μεταβλητό μέγεθος (2-9)

ΣΥΜΠΕΡΑΣΜΑΤΑ

Μελέτη Προβλήματος

- Εφικτότητα λύσης: τελική ακρίβεια > 85%
- Αποτελεσματικότητα μη-γραμμικών μεθόδων (2%-20%)
- Δεν υπάρχει βέλτιστο feature set, ευνοούνται ορισμένα κατά περίπτωση { $f_{01}:5, f_{12}:3, f_{05}:2, f_{07}:2, f_{19}:2, \dots$ }

Αξιολόγηση Ταξινομητών

- Ταξινομητής NNC σχεδόν πάντα καλύτερος του MDC.
- Καλύτερη απόδοση NNC με χρήση όλων των (επιλεγμένων από T-test) features, με το MDC-optimal set.
- Εφαρμογή LHO (με full feature set) \Rightarrow γενίκευση, αλλά ελαφρά μικρότερη τελική απόδοση.
- Για separation level $\leq 10\%$, απόδοση 1-layer NNC χαμηλότερη (-10%) από 2-layer NNC.
- Τόσο για 1-layer NNC όσο και για 2-layer NNC, βέλτιστο μέγεθος τοπολογίας γύρω στο $n=15$ νευρώνες.
- Καλή ικανότητα αναγνώρισης παθολογικού ιστού (pA/cA).

Θέματα Υλοποίησης

- Σχεδίαση NNC (BPM) μία τάξη μεγέθους πιο χρονοβόρα από τη σχεδίαση του MDC (FCD).
- Δύσκολο να βρεθεί η βέλτιστη τοπολογία για το NNC.
- Σχετικά σταθερή απόδοση NNC για iterations ≥ 400 epochs

Βιβλιογραφία-Αναφορές

- [10] A. Tanenbaum, Y. Langsam, M. Augenstein
“Data Structures Using C”
Prentice-Hall International Ed. – 1990
- [11] Γ. Παπαδουράκης, Γ. Μπέμπης
“Τεχνητά Νευρωνικά Δίκτυα – Ι”
Ενημερωτικό Άρθρο Τεχν. Χρον. Β, τόμος 11, τεύχος 3 – 1991
- [12] Γ. Παπαδουράκης, Γ. Μπέμπης
“Τεχνητά Νευρωνικά Δίκτυα – ΙΙ”
Ενημερωτικό Άρθρο Τεχν. Χρον. Β, τόμος 12, τεύχος 1 – 1992
- [13] “3^ο Πανελλήνιο Συνέδριο Πληροφορικής – Πρακτικά”
Ελληνική Εταιρία Επιστήμης Η/Υ & Πληροφορικής – 1990
- [14] I. Guyon, J. Makhoul
“What size test set gives good error rate estimates?”
IEEE CS 105690 – 1998
- [A2] “Μέθοδοι Εκπαίδευσης και Μοντέλα Τεχνητών Νευρωνικών Δικτύων”
Χ. Γεωργίου, Σ. Μελισσόβας, Δ. Παπαδόπουλος (εργασία) – 1995.
- [A3] “Τεχνητά Νευρωνικά Δίκτυα: Θεωρία & Εφαρμογές”
Δ. Καρράς
Πανεπ. Ιωαννίνων (σημειώσεις διδασκαλίας) – 1996
- [A4] “Νευρωνικά Δίκτυα”
Κ. Κουτρούμπας
Πανεπ. Αθηνών ΜΠΣ (σημειώσεις διδασκαλίας) - 1999

Χάρης Γεωργίου, AM:M-177
<mailto:grad0177@di.uoa.gr>
<http://www.di.uoa.gr/~grad0177>