

Ασαφή συστήματα

Πασιοπούλου Ιωάννα (396)
Ταμπάκη Ειρήνη- Μαρία (401)

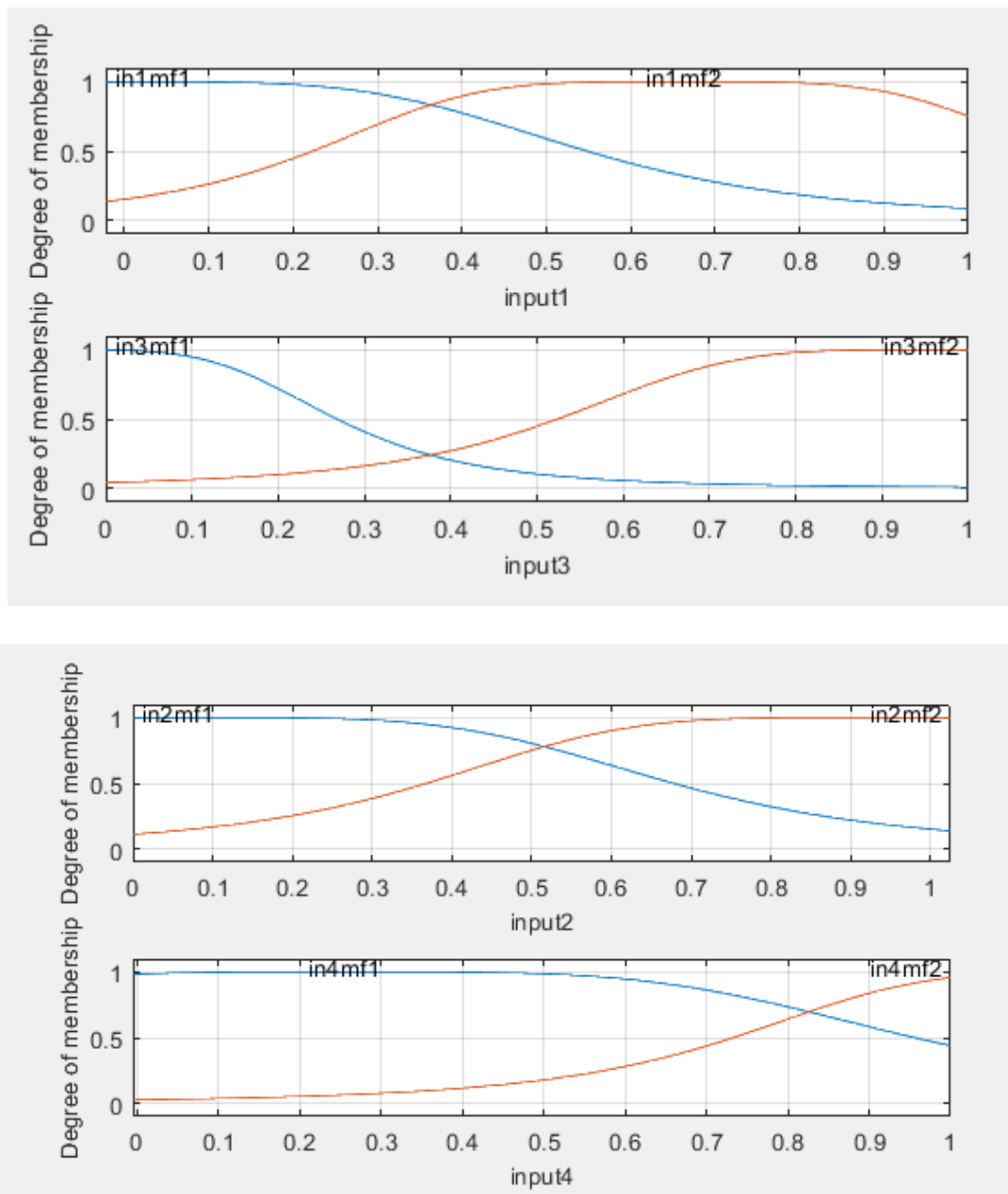
9/7/2018

Α. Παλινδρόμηση

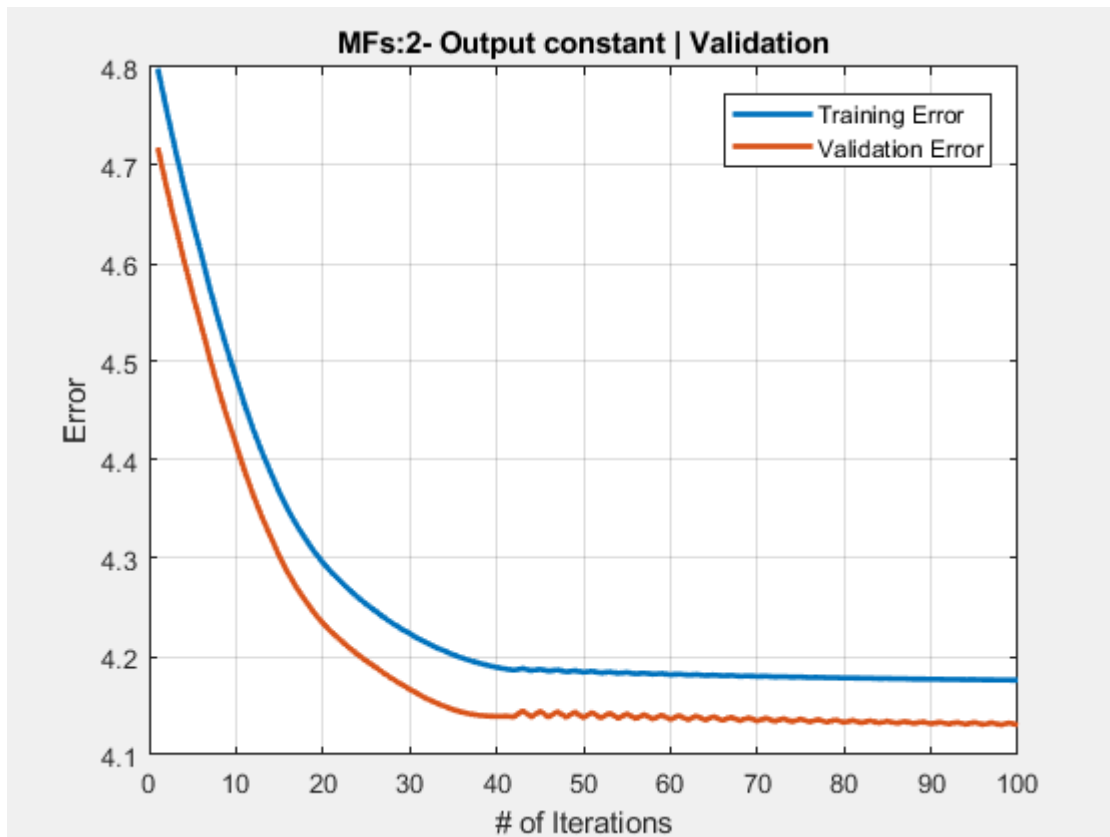
Εργασία 1

MFs:2 Output:Constant

Διαγράμματα στα οποία να απεικονίζονται οι τελικές μορφές των ασαφών συνόλων που προέκυψαν μέσω της διαδικασίας εκπαίδευσης:

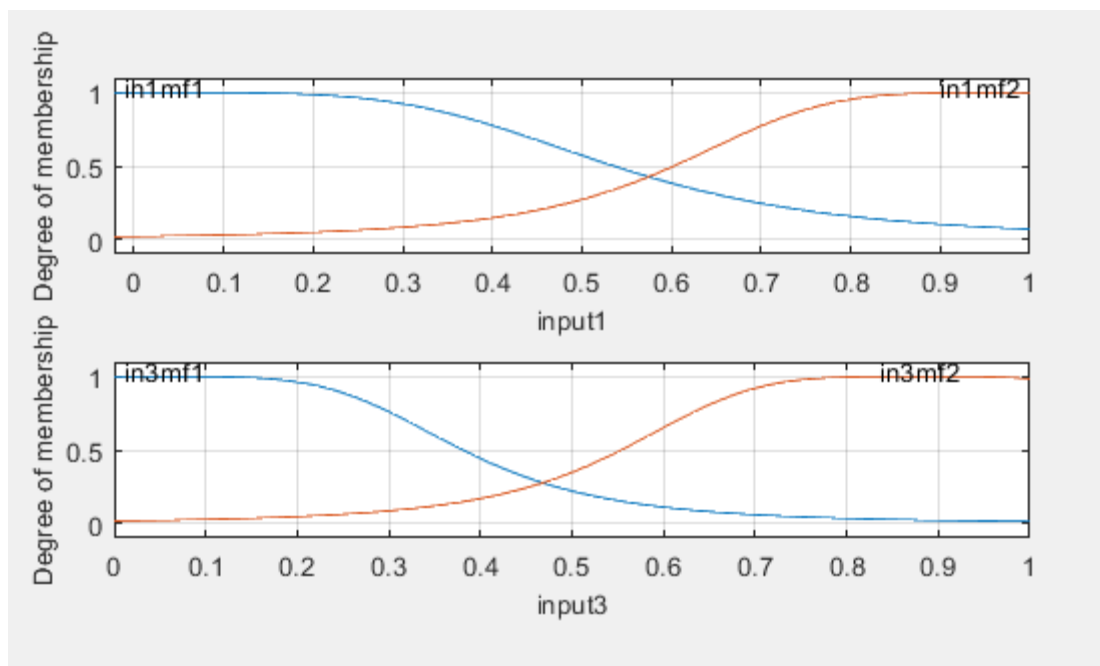


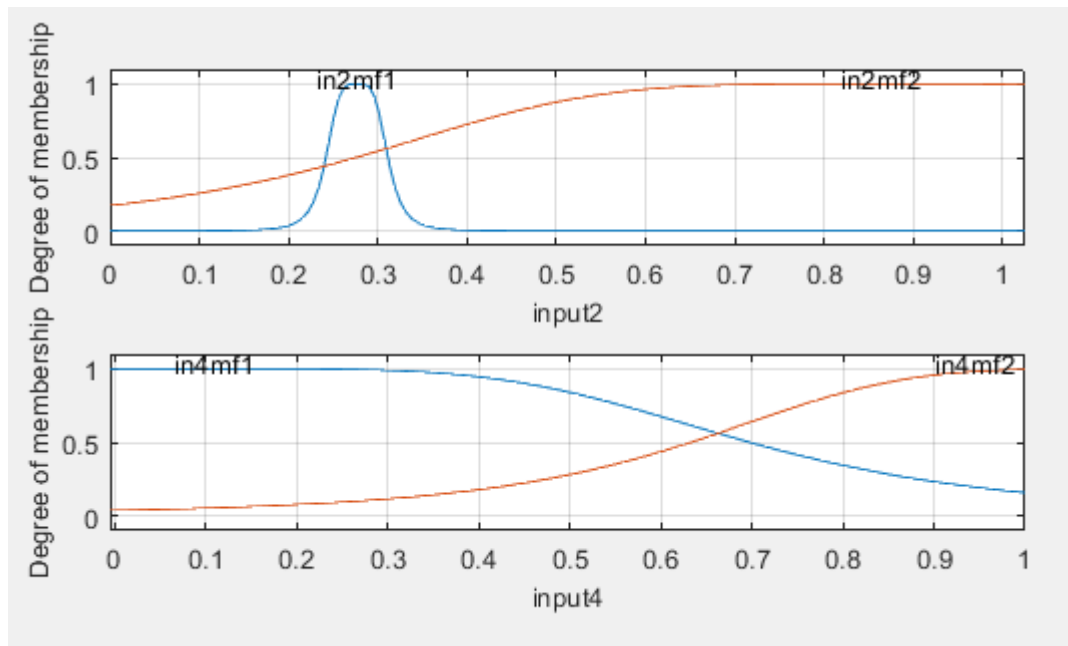
Το σφάλμα του μοντέλου και το σφάλμα πρόβλεψης συναρτήσει του αριθμού των επαναλήψεων (iterations):



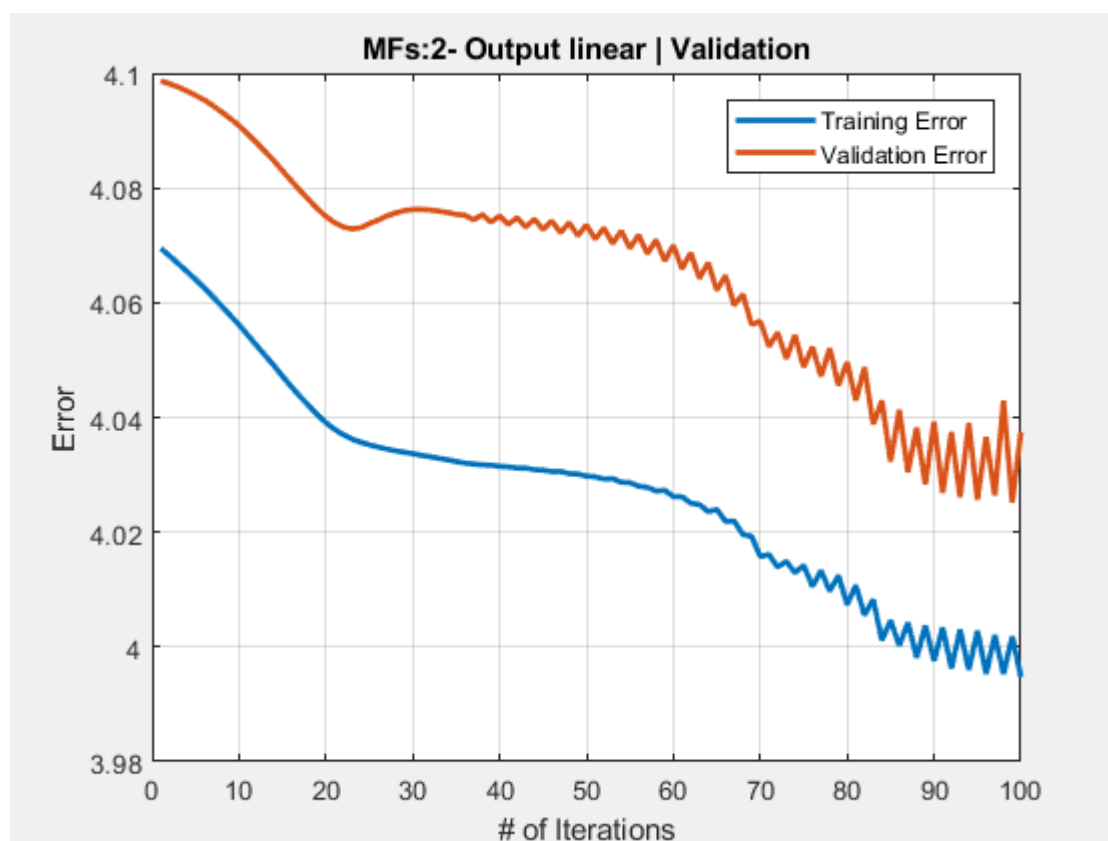
MFs:2 Output:Linear

Διαγράμματα στα οποία να απεικονίζονται οι τελικές μορφές των ασαφών συνόλων που προέκυψαν μέσω της διαδικασίας εκπαίδευσης:



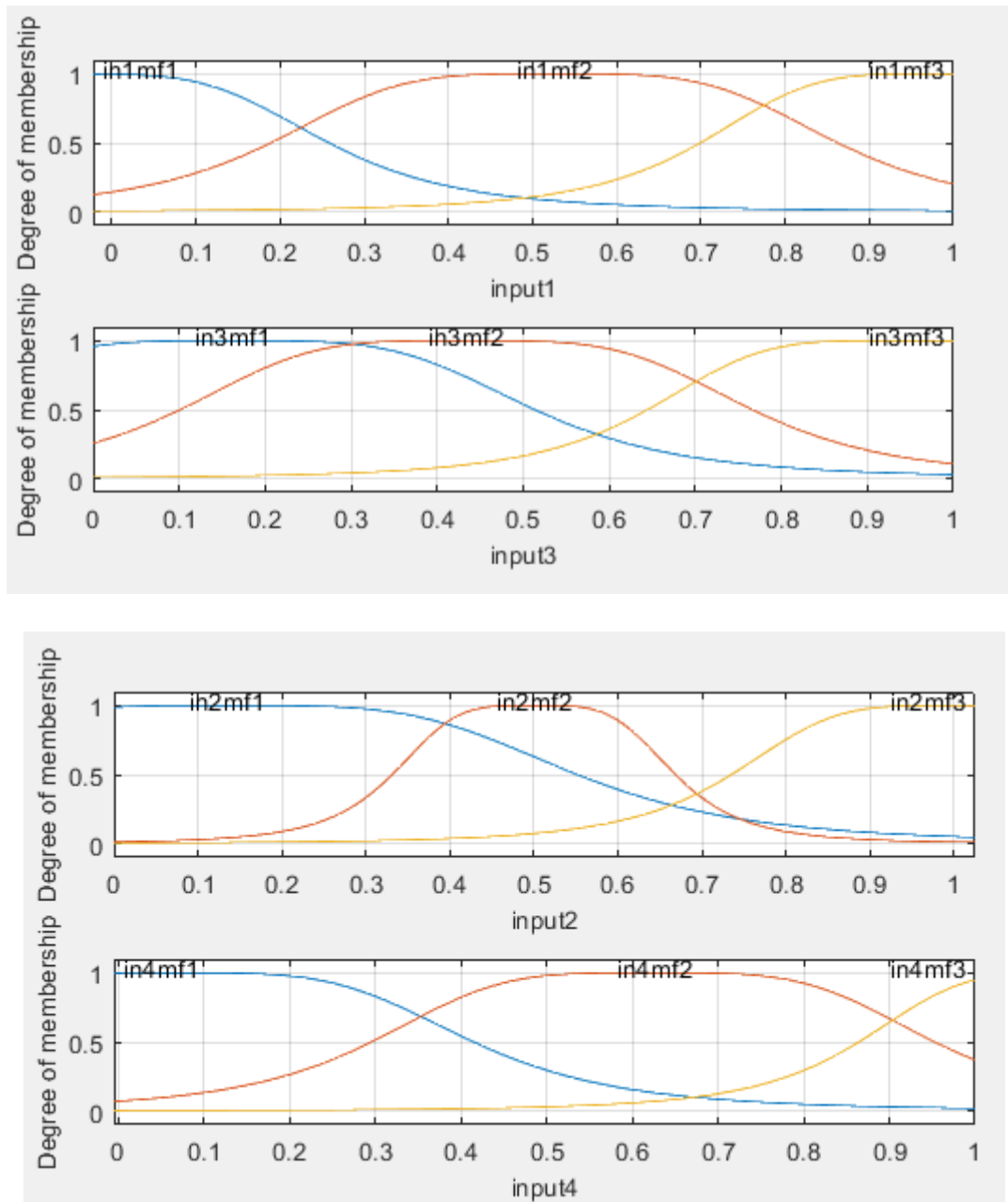


Το σφάλμα του μοντέλου και το σφάλμα πρόβλεψης συναρτήσει του αριθμού των επαναλήψεων (iterations):

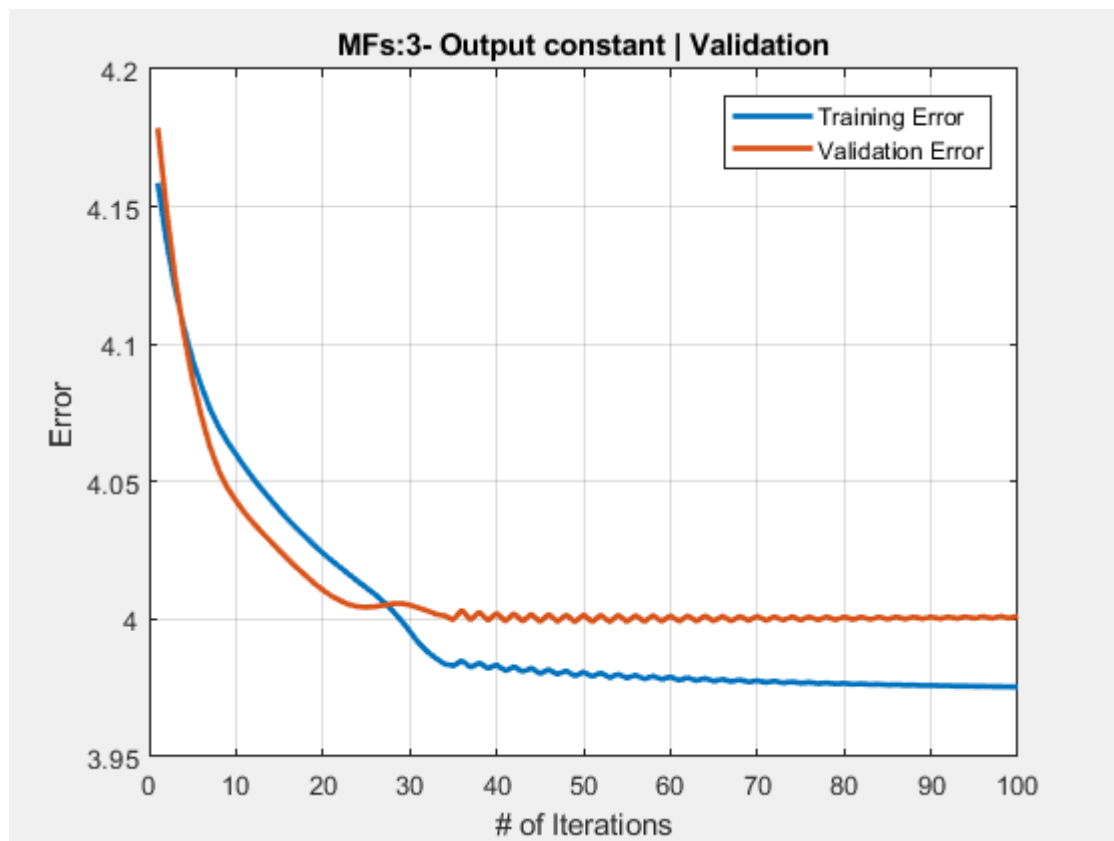


MFs:3 Output:Constant

Διαγράμματα στα οποία να απεικονίζονται οι τελικές μορφές των ασαφών συνόλων που προέκυψαν μέσω της διαδικασίας εκπαίδευσης:

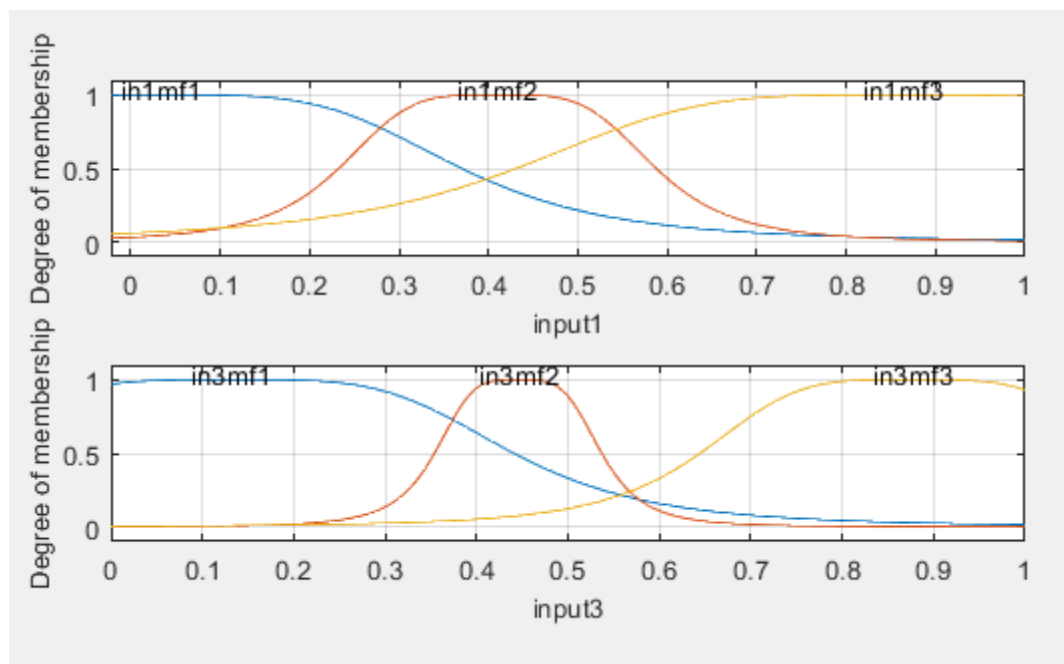


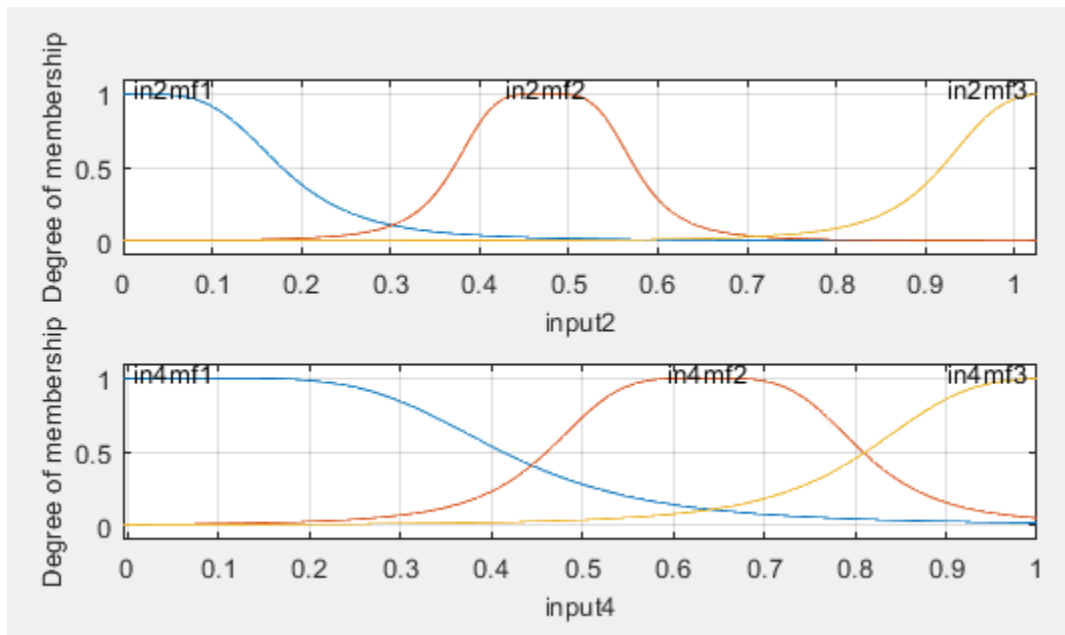
Το σφάλμα του μοντέλου και το σφάλμα πρόβλεψης συναρτήσει του αριθμού των επαναλήψεων (iterations):



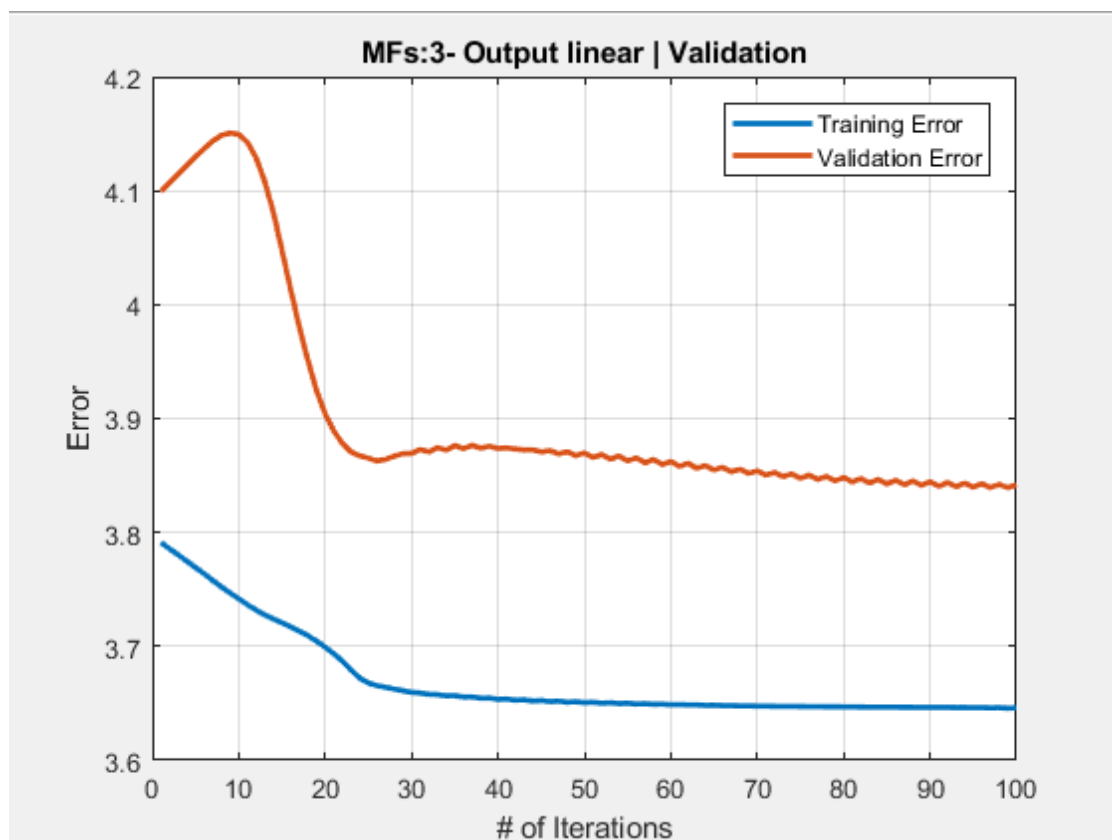
MFs:3 Output:Linear

Διαγράμματα στα οποία να απεικονίζονται οι τελικές μορφές των ασαφών συνόλων που προέκυψαν μέσω της διαδικασίας εκπαίδευσης:





Το σφάλμα του μοντέλου και το σφάλμα πρόβλεψης συναρτήσει του αριθμού των επαναλήψεων (iterations):



Τέλος, να παρουσιαστούν σε μορφή πίνακα οι τιμές των δεικτών απόδοσης RMSE, NMSE, NDEI, R2 .

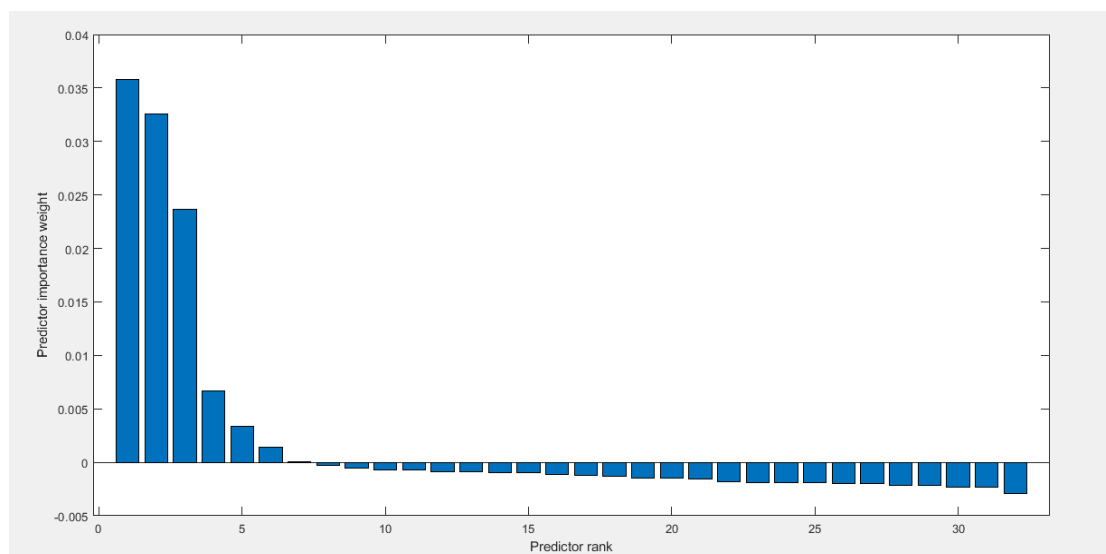
	RMSE	NMSE	NDEI	R2
MFs 2- Constant	4.1303	0.0627	0.2505	0.9408
MFs 2- Linear	4.0252	0.0590	0.2428	0.9438
MFs 3- Constant	3.9991	0.0582	0.2412	0.9445
MFs 3- Linear	3.8393	0.0529	0.2301	0.9489

Η σταθερή έξοδος οδηγεί σε υπερεκπαίδευση του μοντέλου ενώ η γραμμική όχι στην περίπτωση των 2 συναρτήσεων συμμετοχής. Για τις 3 συναρτήσεις συμμετοχής φαίνεται ότι η υπερεκπαίδευση αποφεύγεται ευκολότερα. Πιο συγκεκριμένα, για το σταθερό μοντέλο εξόδου μετά τις 30 επαναλήψεις το validation error είναι μεγαλύτερο από το training, ενώ για το γραμμικό είναι πάντα μεγαλύτερο. Άρα και εδώ το γραμμικό είναι καλύτερο.

Όπως βλέπουμε και από τον παραπάνω πίνακα το σφάλμα μειώνεται για περισσότερες συναρτήσεις συμμετοχής και για γραμμικές συναρτήσεις εξόδου.

Εργασία 2

Στην παρούσα εργασία χρησιμοποιήσαμε τον αλγόριθμο Relief και την συνάρτηση της matlab reliefF. Η συνάρτηση επιστρέφει τις τάξεις και τα βάρη για τα δεδομένα μας. Από την βιβλιογραφία[1,2] φαίνεται ότι δεν απαιτείται διαχωρισμός του dataset, αντιθέτως όσο περισσότερα δεδομένα τόσο ασφαλέστερο το αποτέλεσμα που λαμβάνουμε.

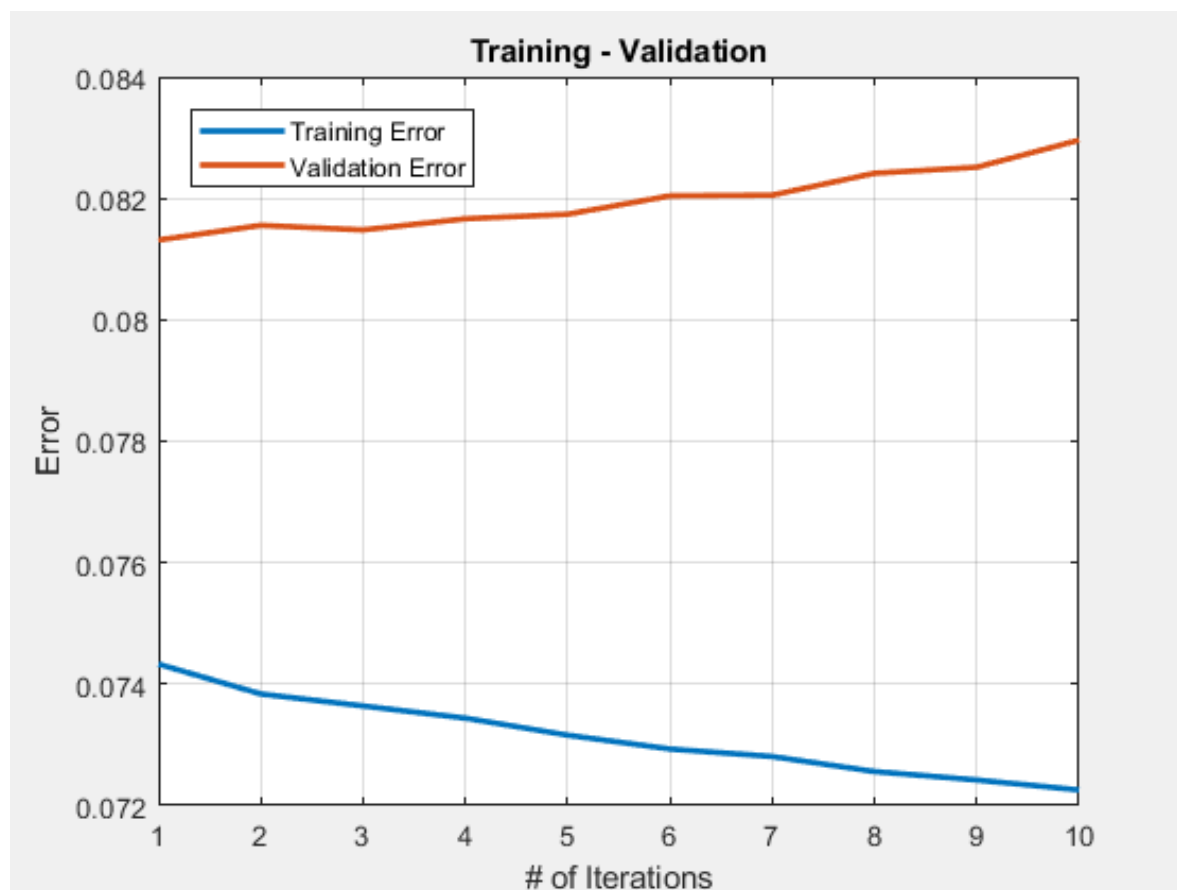


Από το παραπάνω διάγραμμα βλέπουμε ότι οι 7 από τις 32 μεταβλητές είναι αυτές που έχουν θετικό βάρος. Επιλέγουμε τις 6 από τις 7, καθώς η 7^η πλησιάζει στο 0. Αυτές είναι οι: 12, 18, 6, 23, 27 και 19.

Η ακτίνα που επιλέξαμε συναρτήσει των παραπάνω χαρακτηριστικών, λόγω της καλύτερης απόδοσης του συστήματος, είναι 0,3.

Ο αριθμός κανόνων είναι: 48. Παρατηρούμε ότι ο αριθμός κανόνων 8 φορές πολλαπλάσιος των εισόδων.

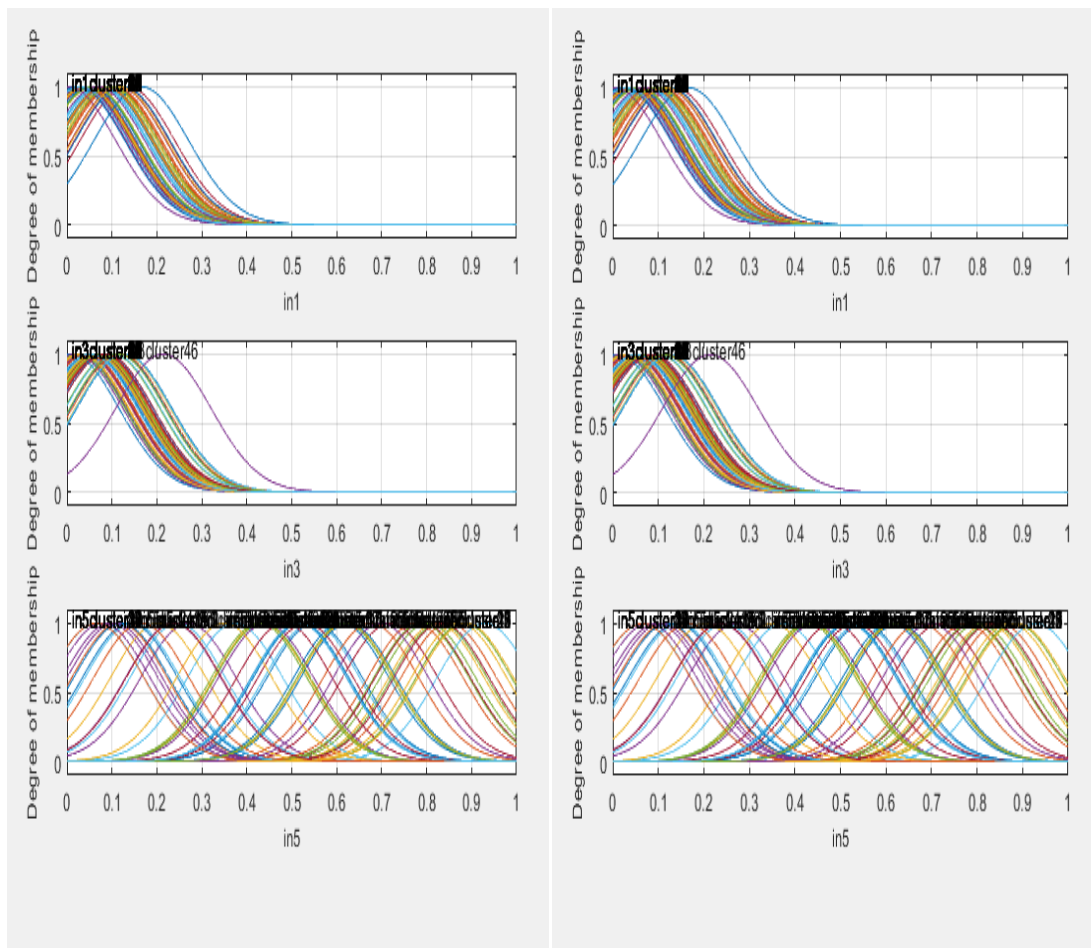
Training & validation σφάλματα συναρτήσει του αριθμού επαναλήψεων:



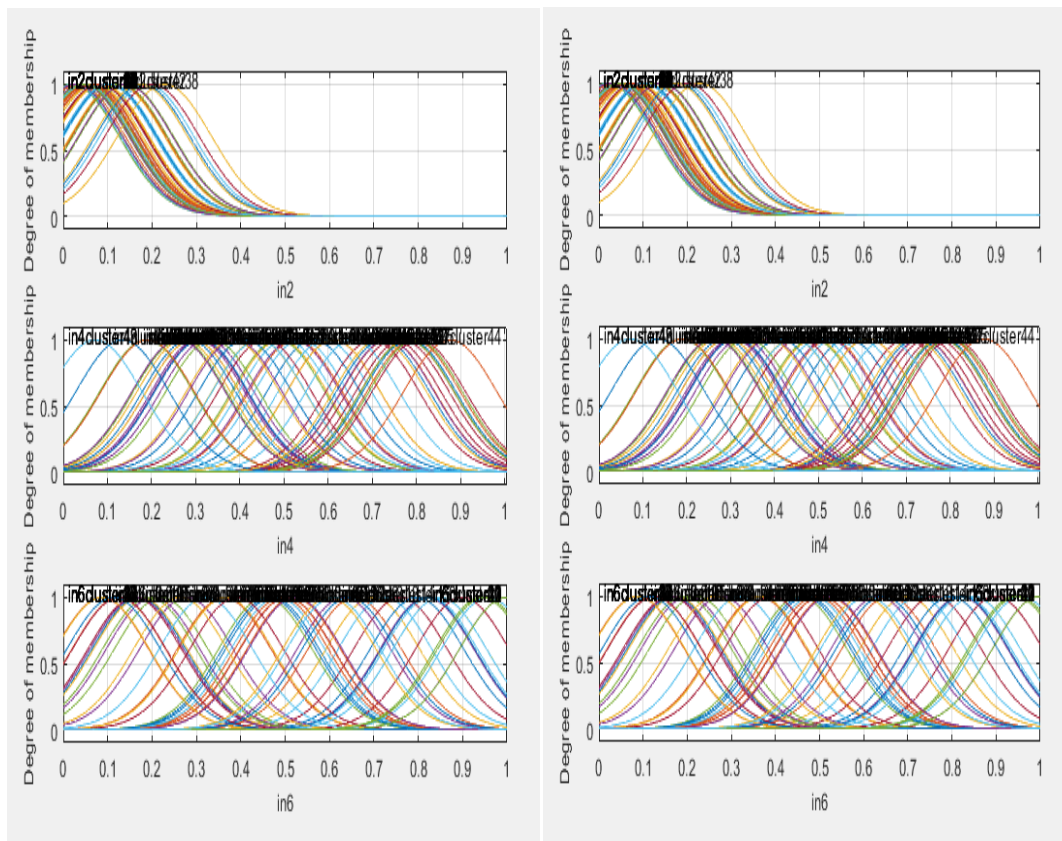
Οι τιμές των δεικτών απόδοσης RMSE, NMSE, NDEI, R2 .

RMSE	NMSE	NDEI	R2
0.0813	0.2959	0.5439	0.7626

Ασαφή σύνολα στην αρχική (αριστερά) και τελική (δεξιά) τους μορφή:



Γενικά παρατηρούμε ότι τα σύνολα που αντιστοιχούν στις εισόδους :1, 2 και 3 μαζεύονται στην ίδια περιοχή $[0,0,5]$, ενώ στις εισόδους 5, 6 και 7 κατανέμονται σε όλο το μήκος $[0,1]$.



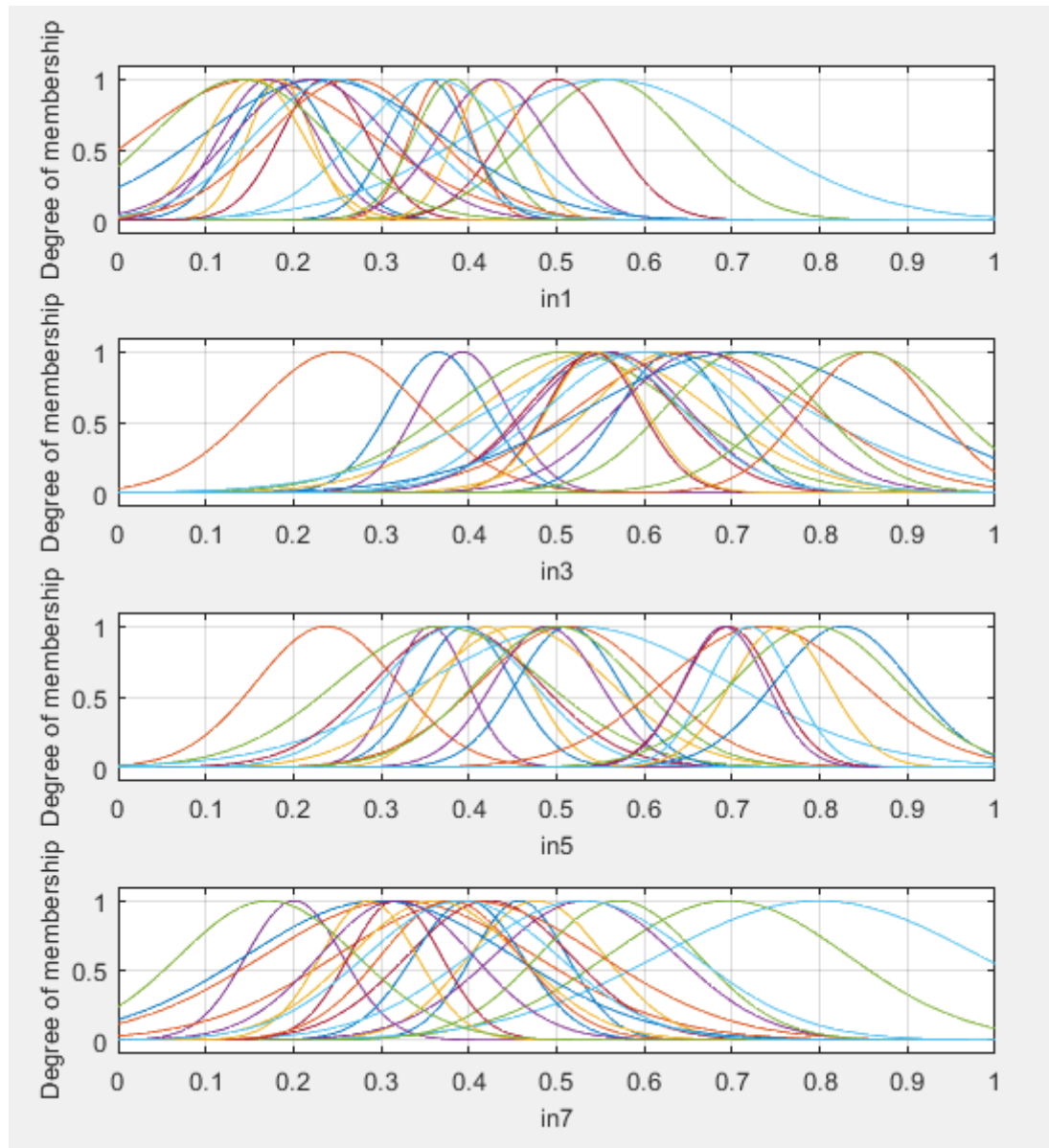
Τέλος, δημιουργήσαμε ένα grid partitioning με 3 ασαφή σύνολα. Η δημιουργία αυτού είναι χρονοβόρα- συνολικά περισσότερο από μία ώρα (κι έκλεινε ο υπολογιστής) σε σχέση με την Subtractive clustering μέθοδο που διήρκεσε μερικά δευτερόλεπτα.

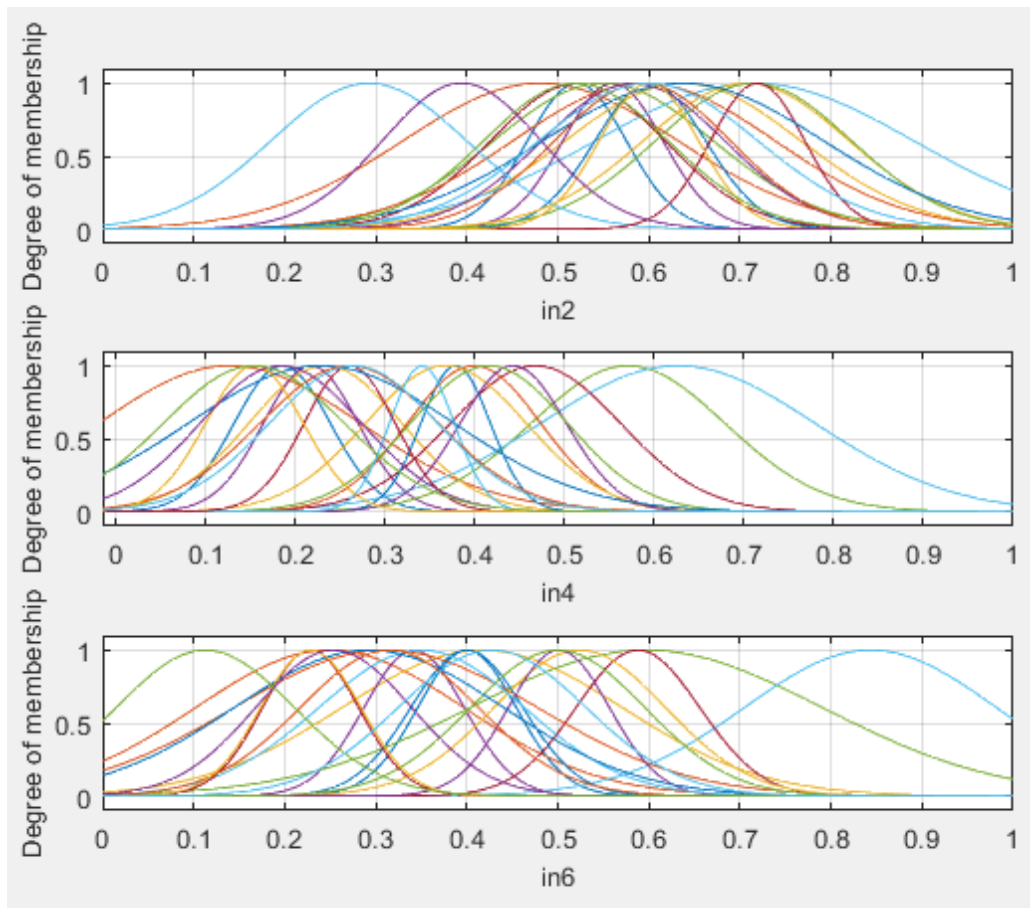
Β. Ταξινόμηση

Εργασία 1

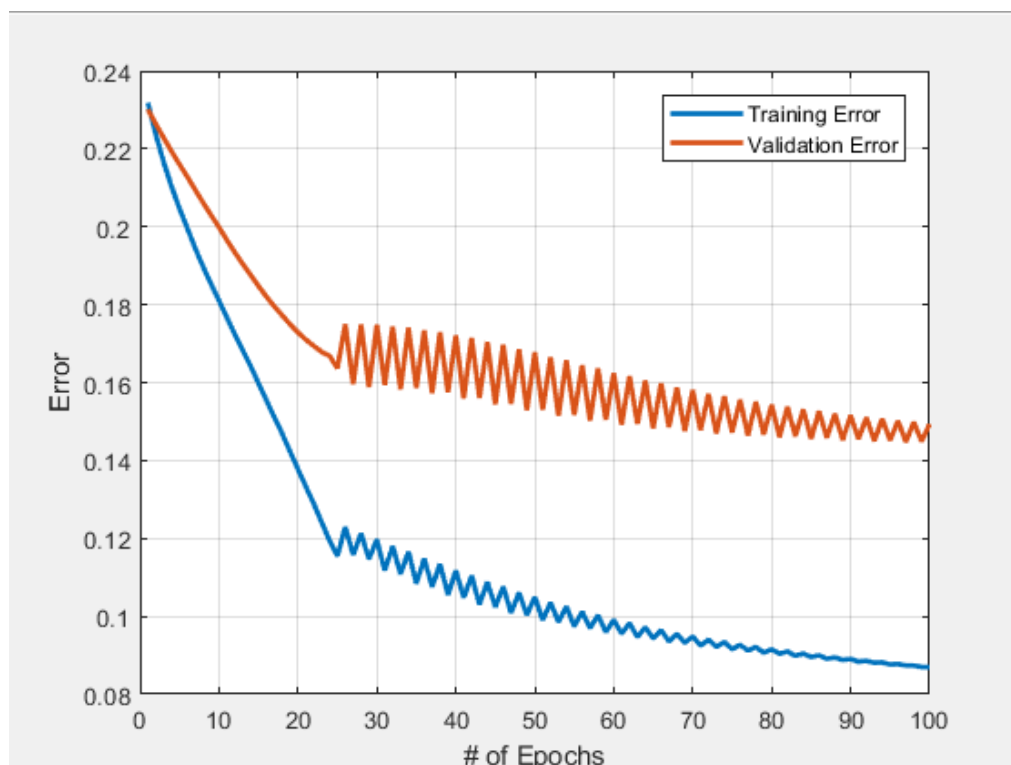
Class dependent- radius=0.5

Τα διαγράμματα στα οποία να απεικονίζονται οι τελικές μορφές των ασαφών συνόλων που προέκυψαν μέσω της διαδικασίας εκπαίδευσης:





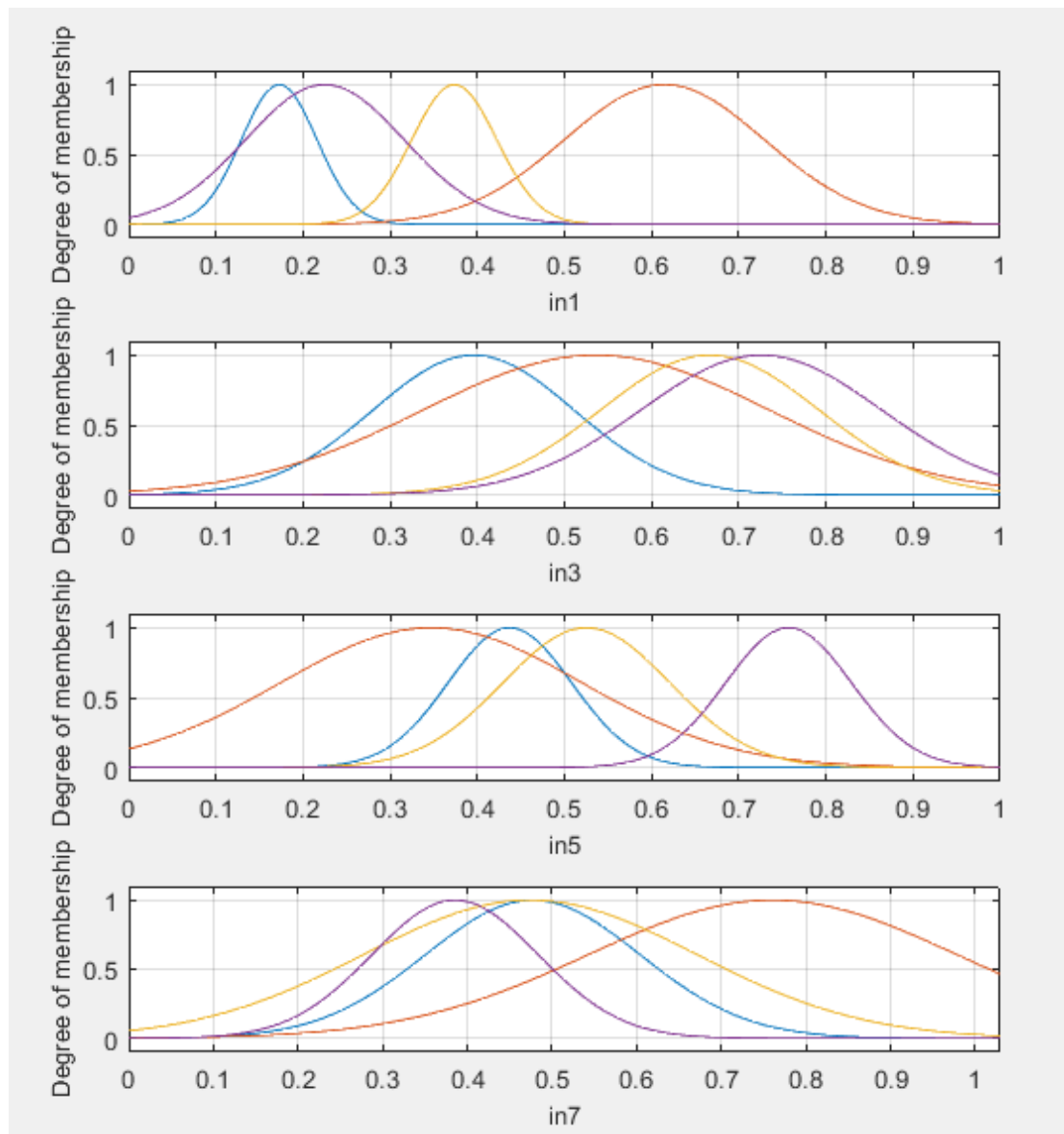
Το διαγράμματα μάθησης (learning curves) όπου να απεικονίζεται το σφάλμα του μοντέλου συναρτήσει του αριθμού των επαναλήψεων (iterations):

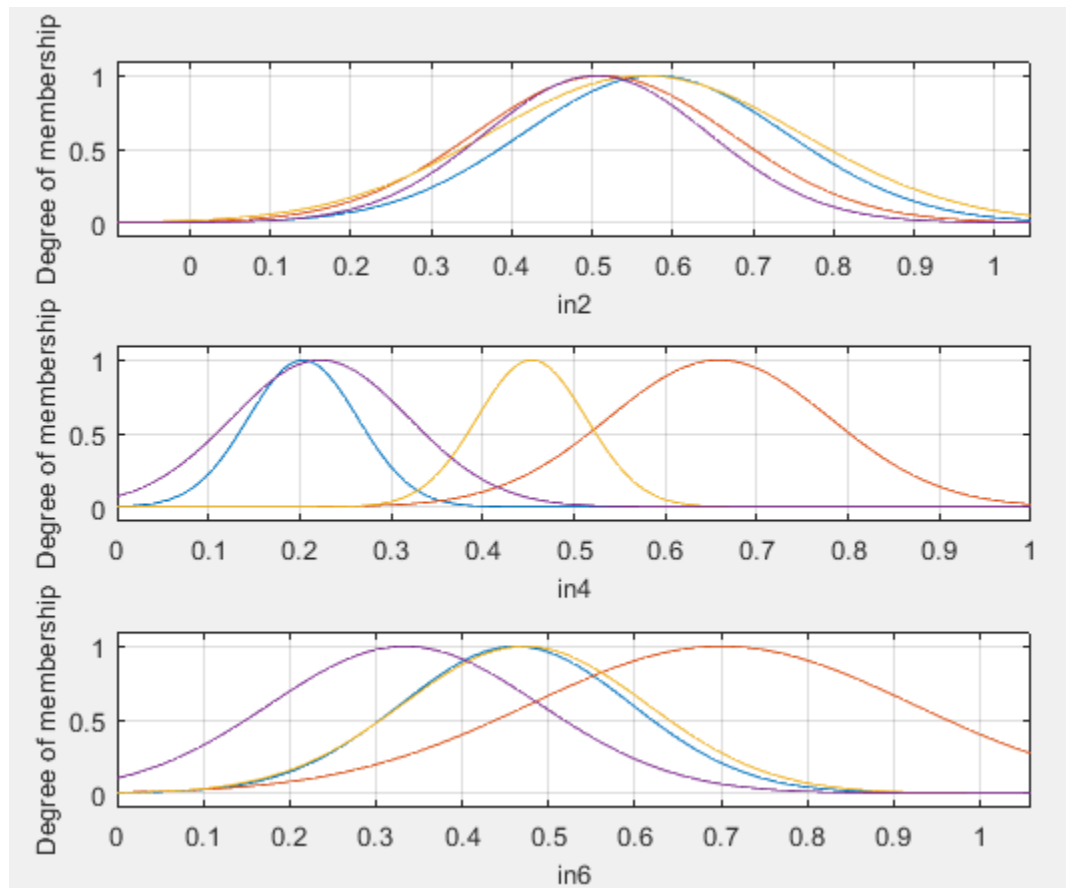


Error matrix			
94	0	1	1
3	100	0	0
0	1	102	0
0	0	1	97

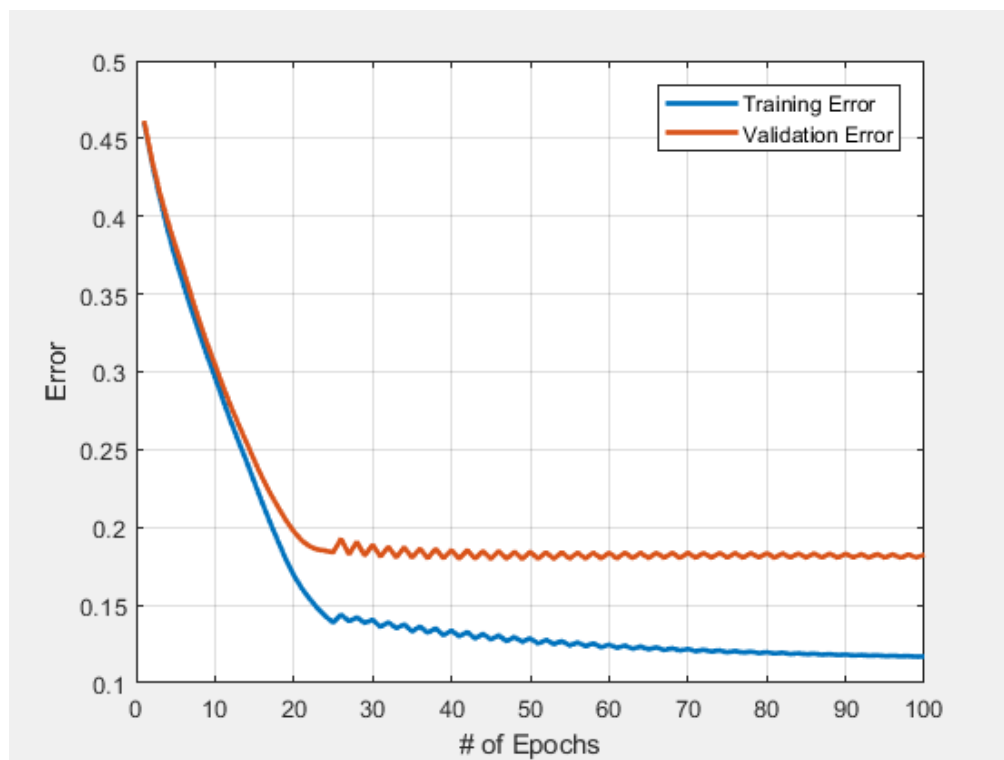
Class dependent- radius=1

Τα διαγράμματα στα οποία να απεικονίζονται οι τελικές μορφές των ασαφών συνόλων που προέκυψαν μέσω της διαδικασίας εκπαίδευσης:





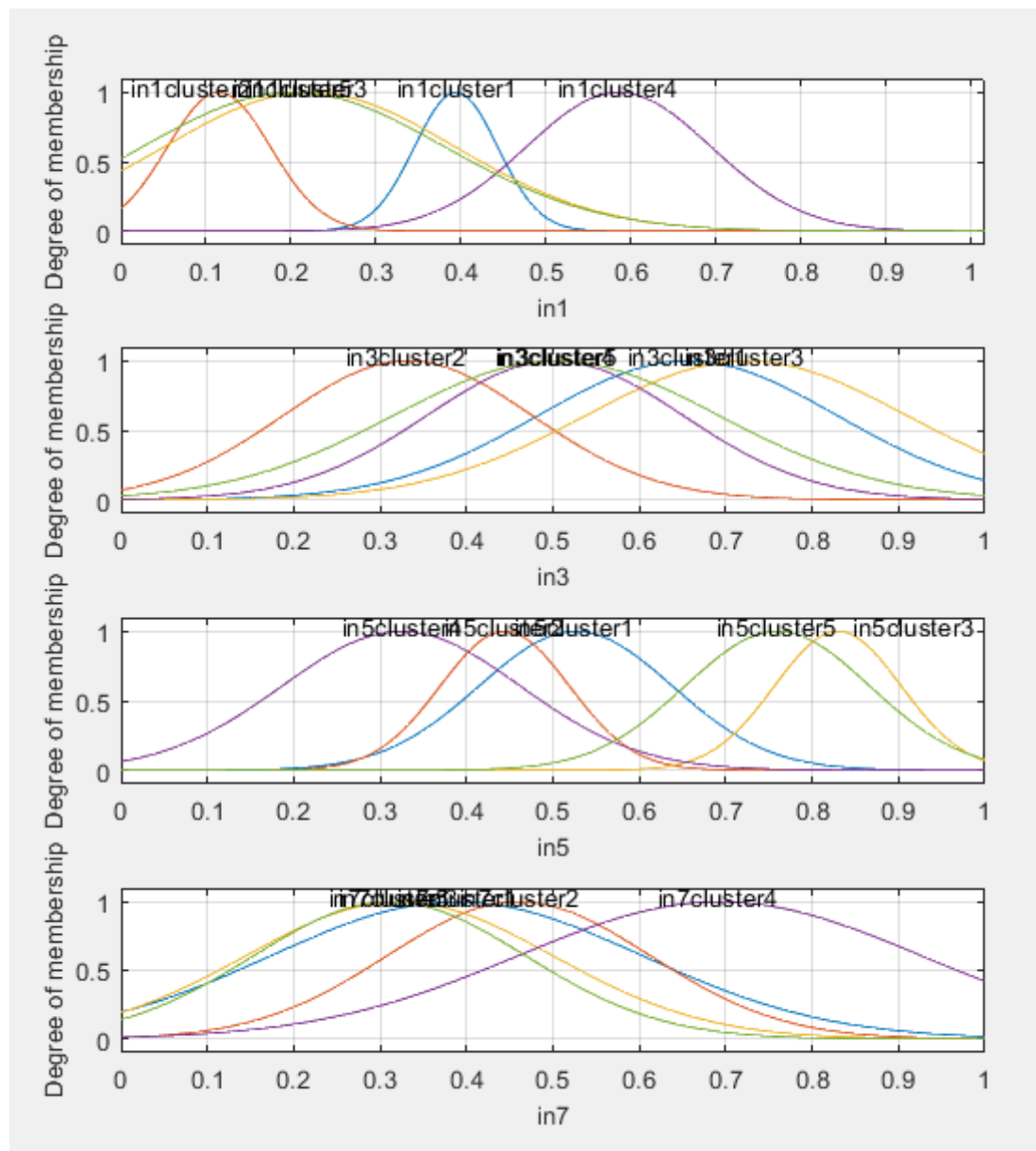
Το διαγράμματα μάθησης (learning curves) όπου να απεικονίζεται το σφάλμα του μοντέλου συναρτήσει του αριθμού των επαναλήψεων (iterations):

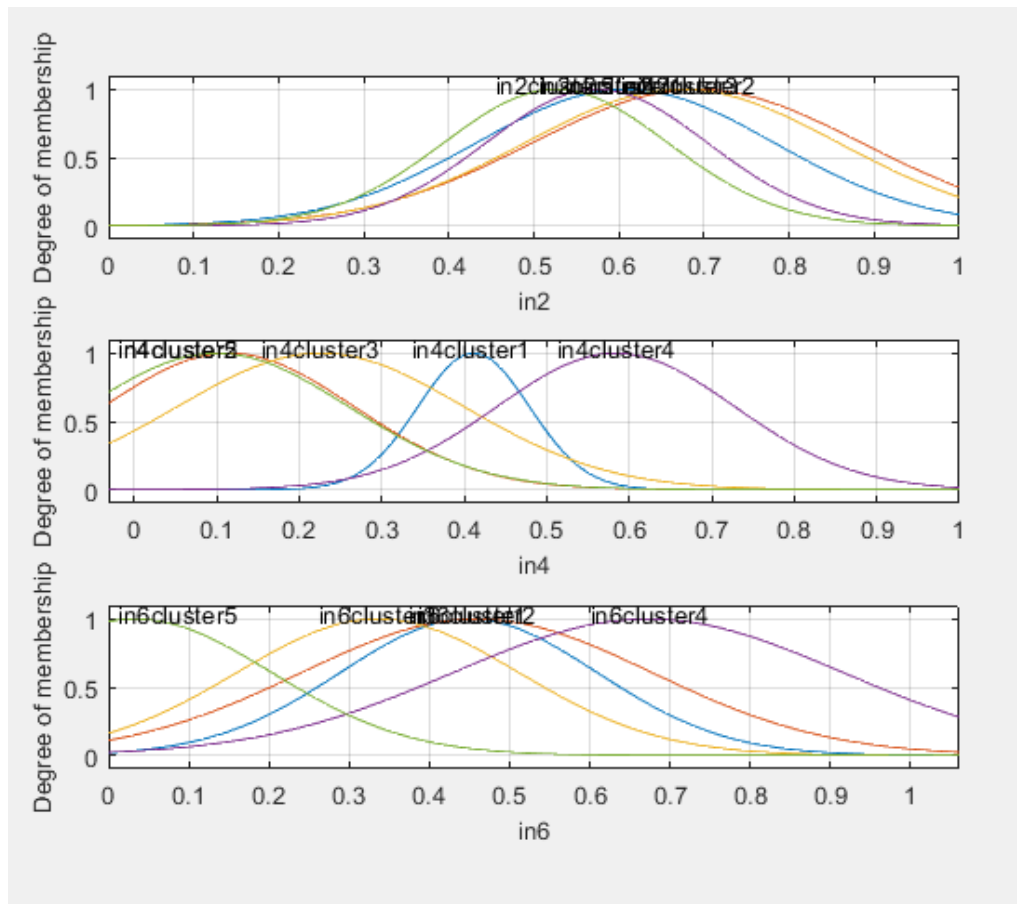


Error matrix			
105	0	0	1
0	98	1	0
0	1	100	0
0	0	1	91

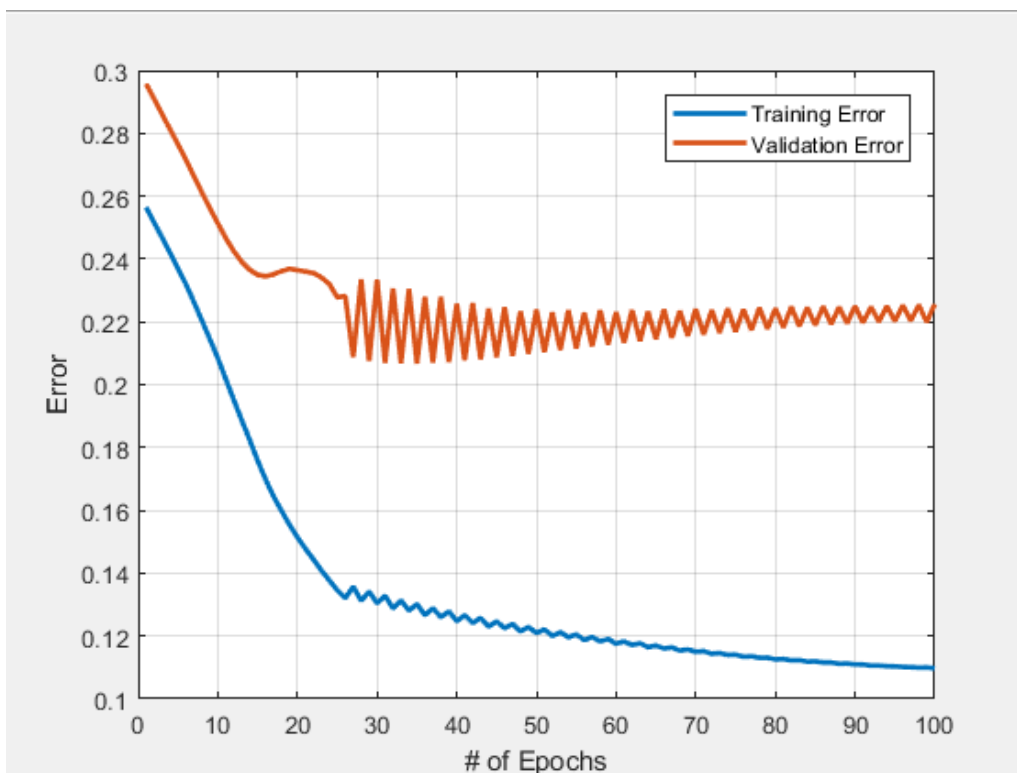
Class independent- radius=0.5

Τα διαγράμματα στα οποία απεικονίζονται οι τελικές μορφές των ασαφών συνόλων που προέκυψαν μέσω της διαδικασίας εκπαίδευσης:





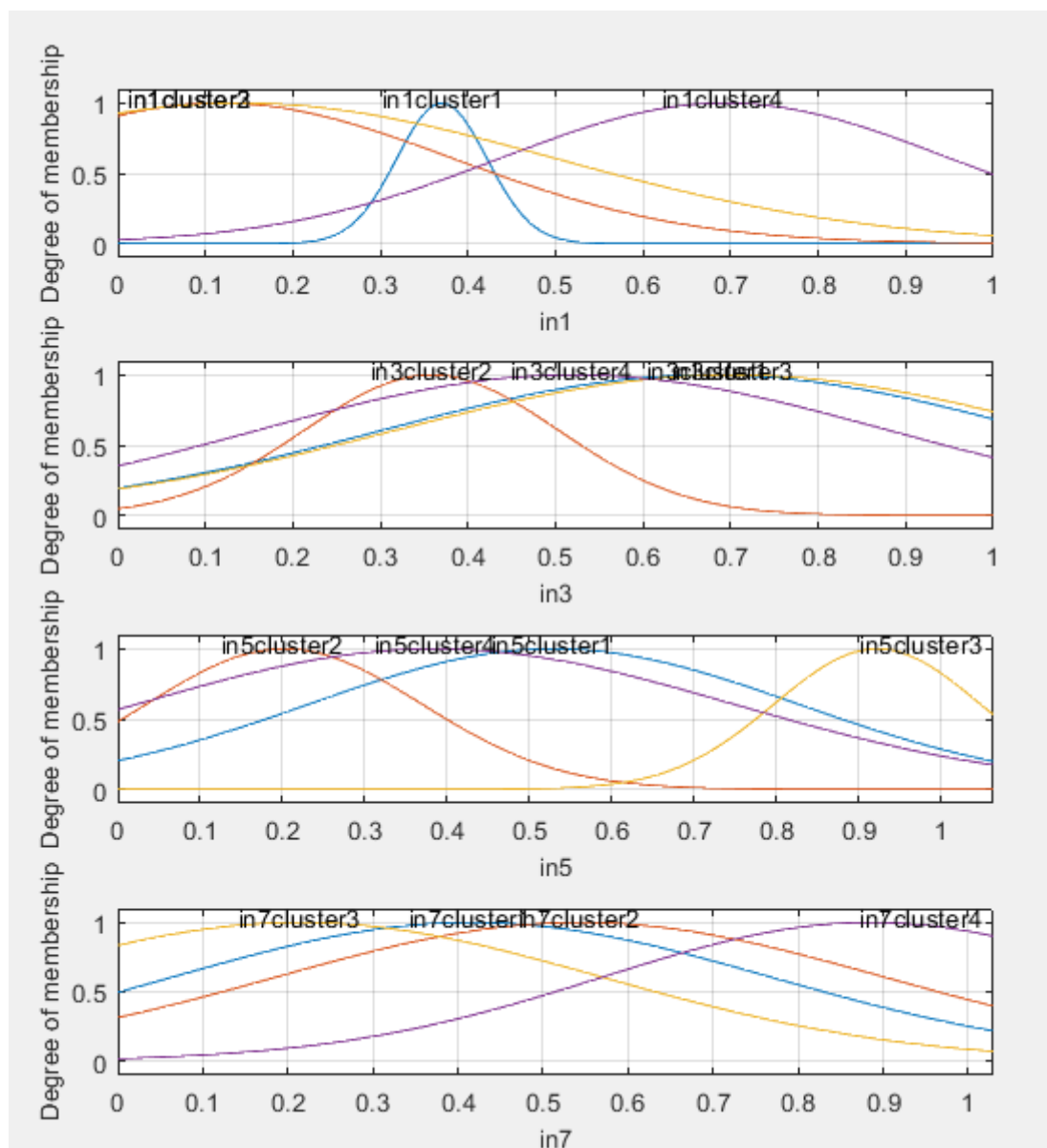
Το διαγράμματα μάθησης (learning curves) όπου να απεικονίζεται το σφάλμα του μοντέλου συναρτήσει του αριθμού των επαναλήψεων (iterations):

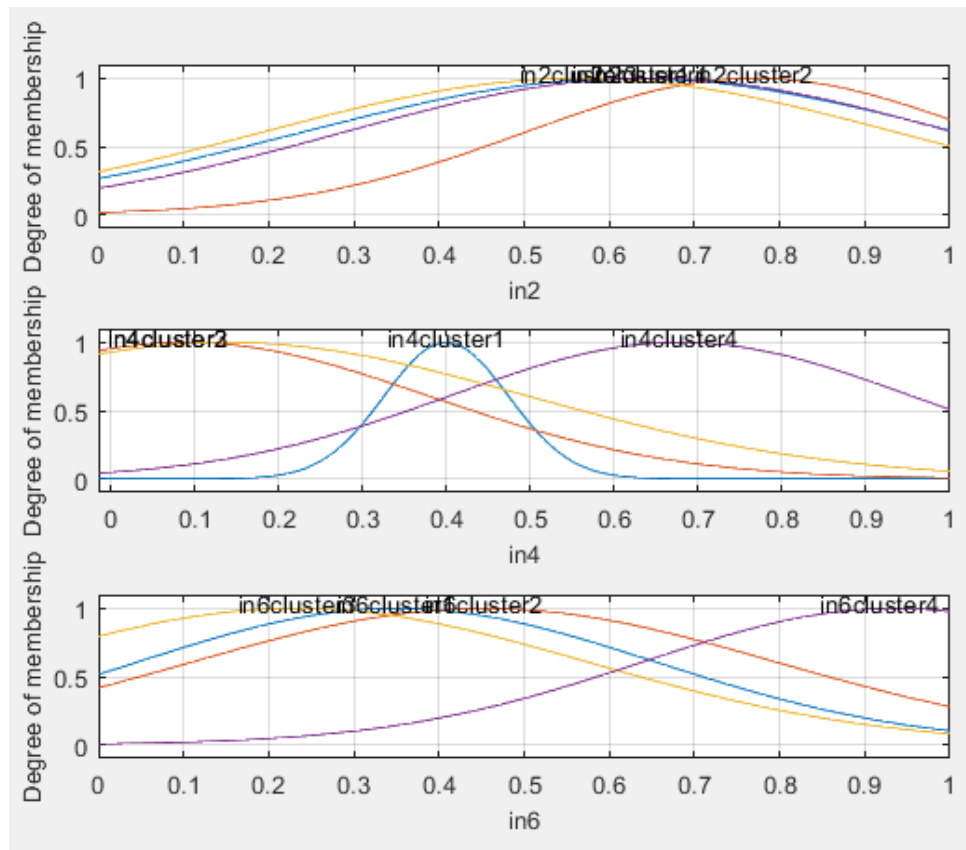


Error matrix			
107	0	0	0
1	101	1	0
0	4	88	1
0	0	0	97

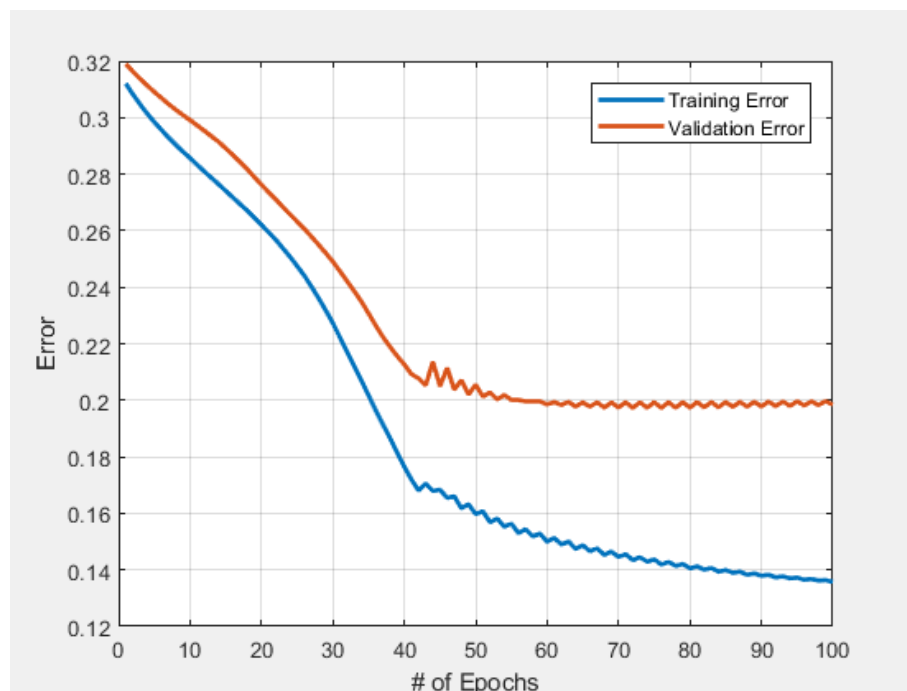
Class dependent- radius=1

Τα διαγράμματα στα οποία να απεικονίζονται οι τελικές μορφές των ασαφών συνόλων που προέκυψαν μέσω της διαδικασίας εκπαίδευσης:





Το διαγράμματα μάθησης (learning curves) όπου να απεικονίζεται το σφάλμα του μοντέλου συναρτήσει του αριθμού των επαναλήψεων (iterations):



Error matrix			
96	0	0	1
3	98	0	0
0	4	104	2
0	0	1	91

Οι τιμές των δεικτών απόδοσης OA,PA,UA, \hat{K} για class dependent και class independent.

	Overall accuracy	Producer's accuracy	User's accuracy	\hat{K}
Class dependent-radius=0.5	98.25	[0.969072164948454 0.990099009900990 0.980769230769231 0.989795918367347]	[0.979166666666667 0.970873786407767 0.990291262135922 0.989795918367347]	0.9767
Class dependent-radius=1	98.50	[0.977777777777778 0.982608695652174 0.988235294117647 0.990909090909091]	[1 0.982608695652174 0.965517241379310 0.990909090909091]	0.9799
Class independent-radius=0.5	98.25	[0.990740740740741 0.961904761904762 0.988764044943820 0.989795918367347]	[1 0.980582524271845 0.946236559139785 1]	0.9766
Class independent-radius=1	97.25	[0.969696969696970 0.960784313725490 0.990476190476191 0.968085106382979]	[0.989690721649485 0.970297029702970 0.945454545454545 0.989130434782609]	0.9633

Στα παραπάνω διαγράμματα παρατηρούμε ότι όσον αφορά τα class dependent μεταξύ τους έχουν μεγάλη διαφορά στον αριθμό των κανόνων. Καλύπτουν περίπου

το ίδιο εύρος του input. Στην περίπτωση του class dependent με ακτίνα 0,5 παρατηρούμε μεγάλη επικάλυψη μεταξύ των κανόνων.

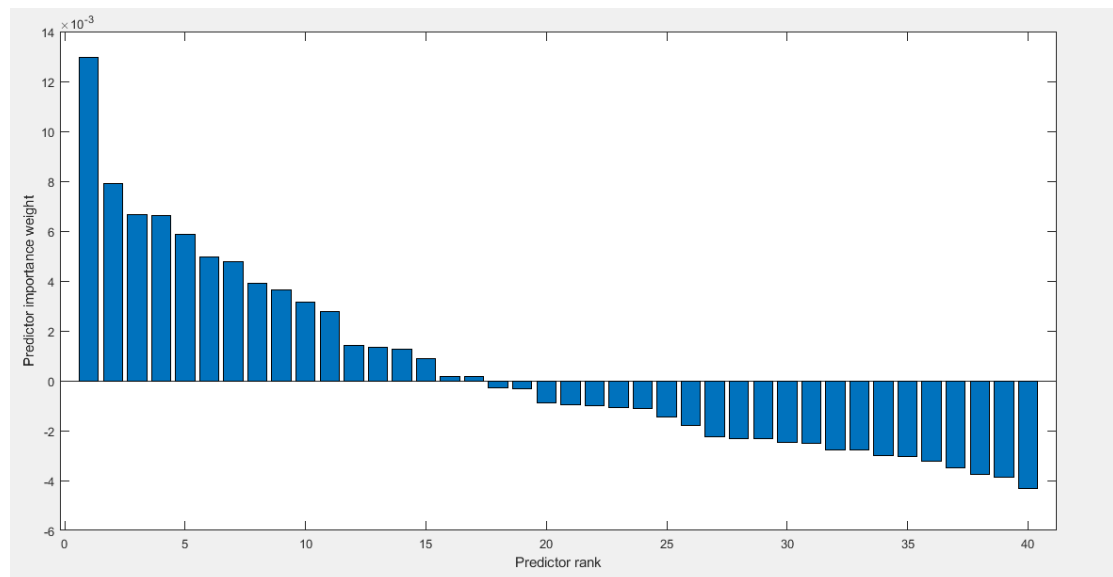
Συγκρίνοντας τα class independent βλέπουμε ότι έχουν παρόμοιο αριθμό κανόνων, με περίπου το ίδιο εύρος του input, όμως για ακτίνα ίση με 1 έχουμε μεγαλύτερη επικάλυψη μεταξύ των κανόνων.

Τέλος, στην σύγκριση μεταξύ class dependent και class independent, παρατηρούμε ότι το class dependent με ακτίνα 1 συμπεριφέρεται και ως class independent με ακτίνα 1(ίδιος αριθμός κανόνων), και ως class independent με ακτίνα 0.5(όμοια συμπεριφορά κανόνων),

Φαίνεται πως στην περίπτωση του class dependent ο μεγαλύτερος αριθμός των κανόνων οδηγεί σε μικρότερη ακρίβεια. Αντίθετα στην περίπτωση του class independent ο μεγαλύτερος αριθμός κλάσεων δίνει μεγαλύτερη ακρίβεια.

Εργασία 2

Παρόμοια με παραπάνω, επιλέχθηκε ο αλγόριθμος relief της matlab.

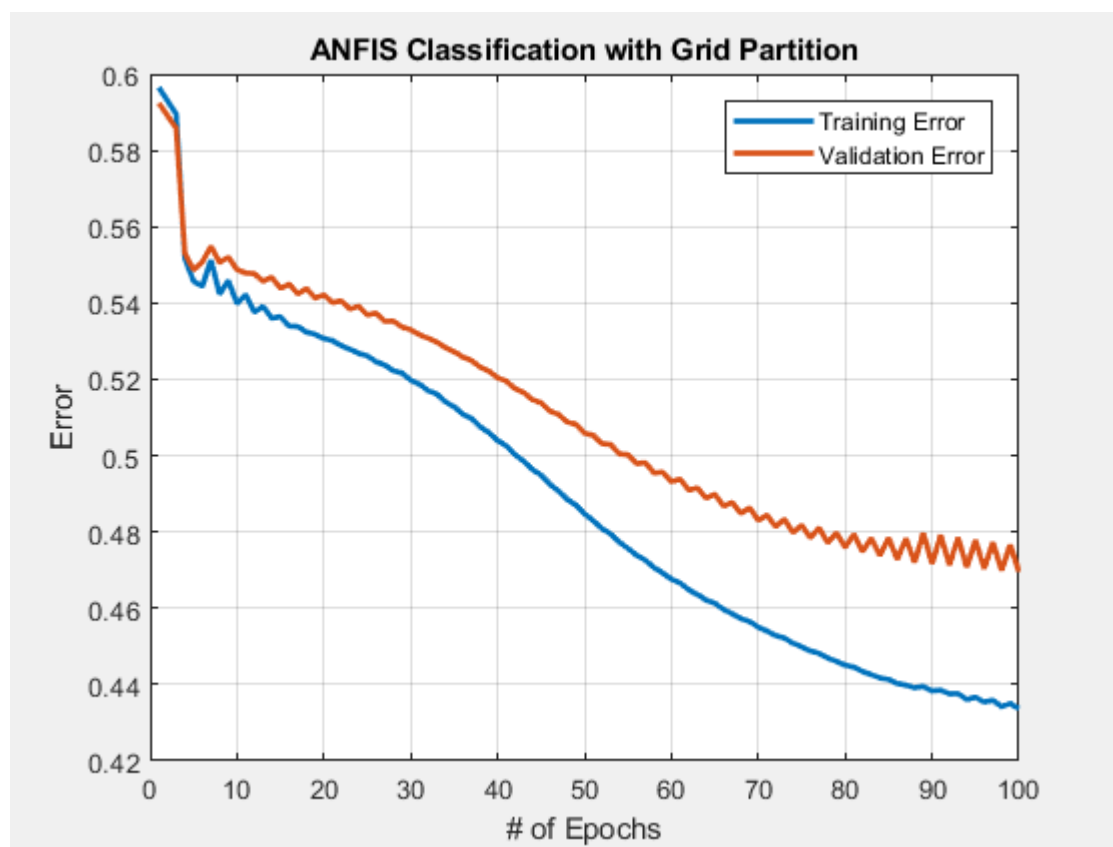


Όπως φαίνεται στο παραπάνω διάγραμμα βλέπουμε ότι οι 17 από τις 40 μεταβλητές είναι αυτές που έχουν θετικό βάρος. Αυτές είναι οι: 11, 10, 13, 12, 5, 7, 6, 17, 16, 9, 15, 8, 14, 18, 38, 4 και 24, δηλαδή περίπου το 40% του συνόλου των μεταβλητών. Επιπλέον, από το παραπάνω διάγραμμα βλέπουμε ότι η μεταβλητή 11 υπερτερεί όλων των άλλων ως προς το βάρος της.

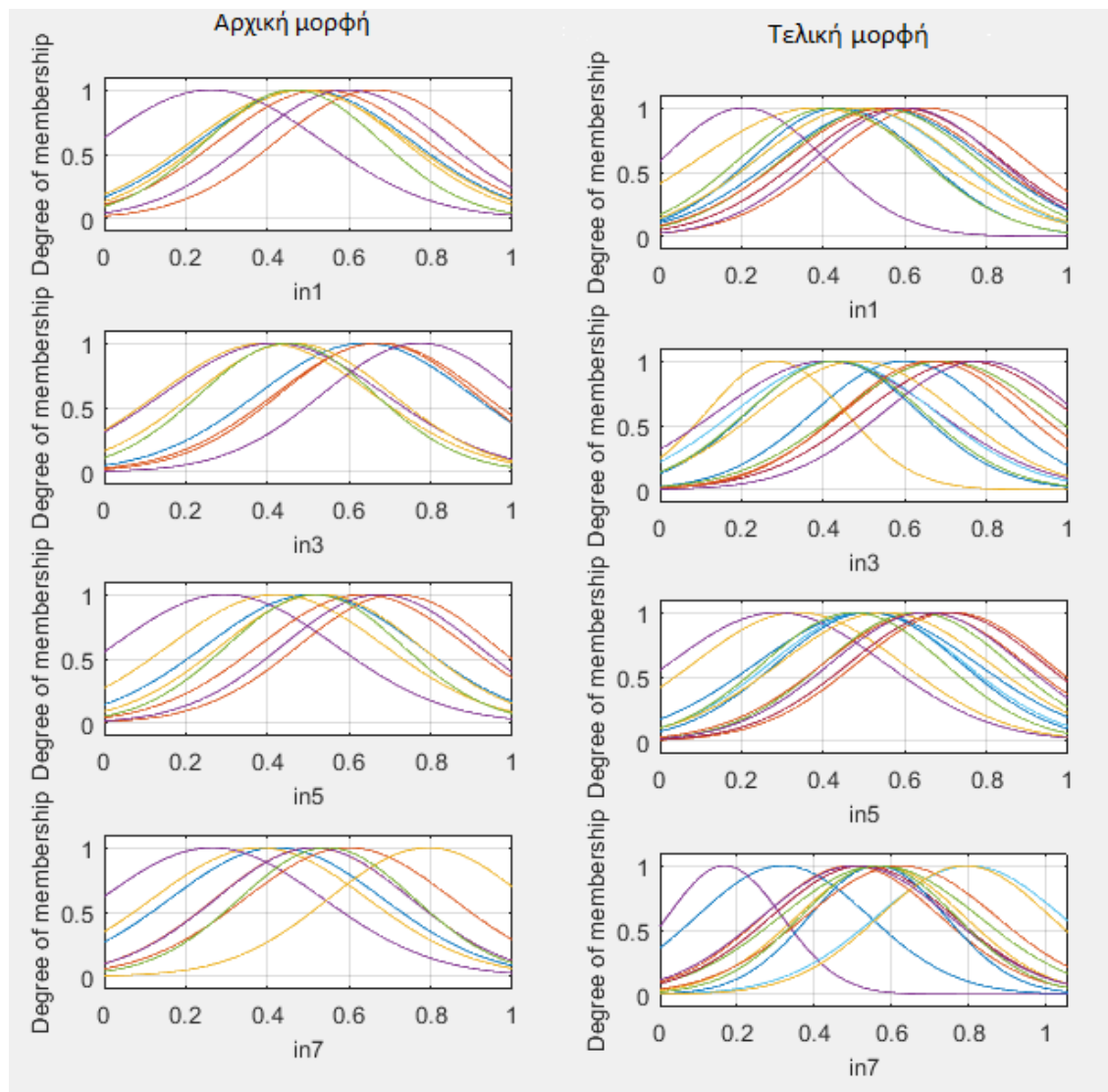
Για την επίλυση της άσκησης, δοκιμάστηκε πληθώρα τιμών για την τιμή της ακτίνας. Το βέλτιστο αποτέλεσμα το λάβαμε για ακτίνα ίση με 0.8 και αριθμό κανόνων ίσο με 12, για accuracy και overall accuracy ίσα με 81. Επιπλέον, παρατηρήσαμε ότι για ακτίνα ίση με 0.9 είχαμε Overall accuracy= 80.50 με τον ίδιο αριθμό κανόνων και για ακτίνα ίση με 0.7 είχαμε Overall accuracy=80.30 και αριθμό κανόνων ίσο με 12. Παρατηρούμε ,λοιπόν, ότι δεν παίζει ρόλο μόνο ο αριθμός των κανόνων ή η ακτίνα που επιλέγηκε, αλλά ο συνδυασμός όλων αυτών θα μας δώσει το βέλτιστο αποτέλεσμα.

Τέλος, βλέπουμε ότι ο αριθμός των κανόνων στην καλύτερη λύση μας είναι μικρότερος των αριθμών των μεταβλητών.

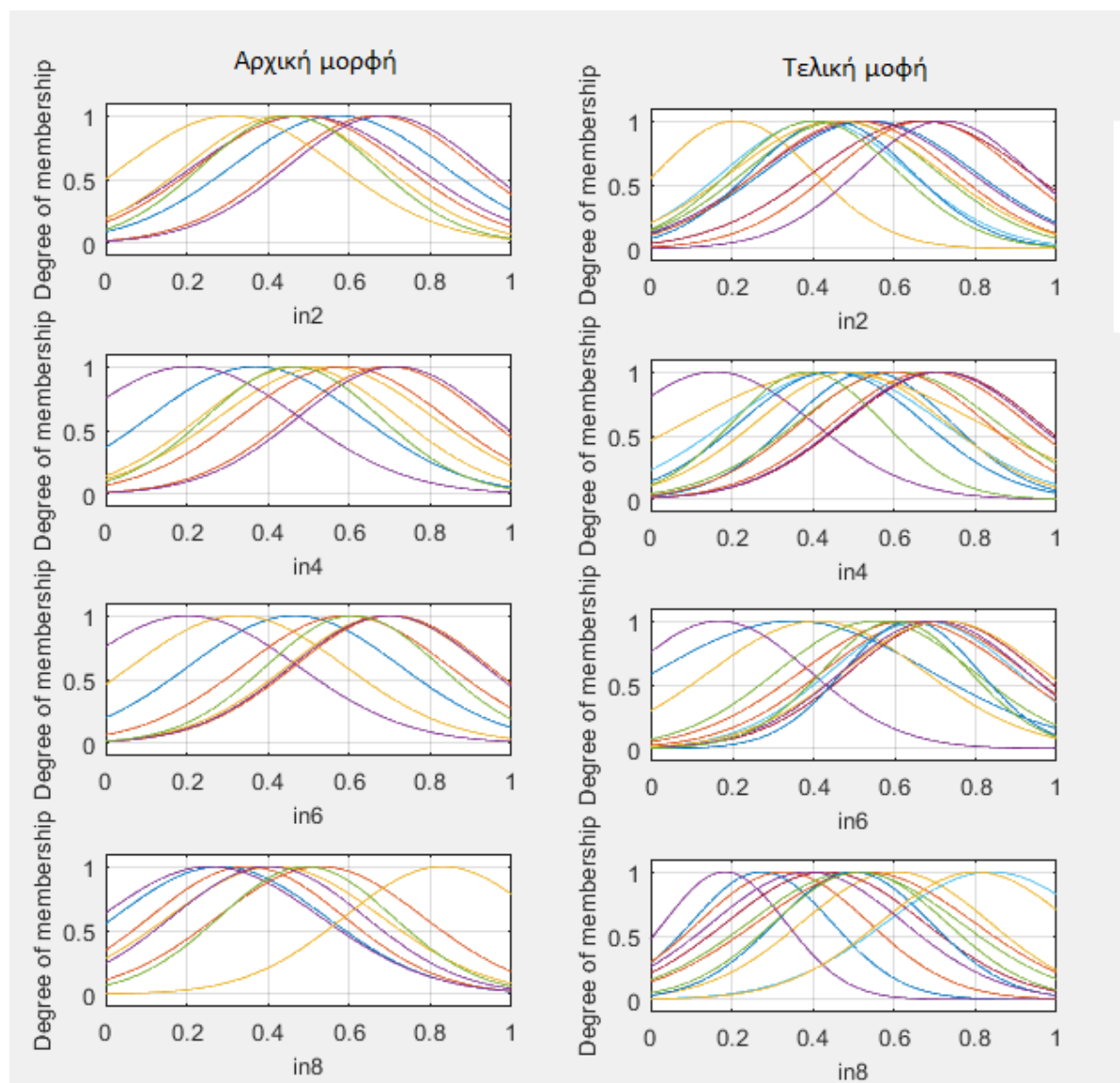
Το διάγραμμα που απεικονίζει τα training και validation σφάλματα συναρτήσει του αριθμού επαναλήψεων.



Ενδεικτικά μερικά ασαφή σύνολα στην αρχική και τελική τους μορφή.



Από την σύγκριση των κανόνων στην αρχική και στην τελική μορφή τους, παρατηρούμε ότι οι βαθμοί ελευθερία των κανόνων μειώνονται. Επιπλέον, βλέπουμε ότι τείνουν οι περισσότεροι (συνήθως πλην 2 κανόνες) στο 1. Γενικά, περιορίζεται ο 'χώρος' που ορίζει κάθε κανόνας. Τέλος, παρατηρούμε ότι οι κανόνες κατανέμονται σε όλο το μήκος του άξονα x .



Error matrix			
96	0	0	1
3	98	0	0
0	4	104	2
0	0	1	91

Οι τιμές των δεικτών απόδοσης OA,PA,UA, \hat{K} για class dependent και class independent.

Overall accuracy	Producer's accuracy	User's accuracy	\hat{K}
81	[0.777777777777778 0.904347826086957 0.744117647058824]	[0.917602996254682 0.685714285714286 0.910071942446043]	0.7140

Τέλος, δημιουργήσαμε ένα grid partitioning με 3 ασαφή σύνολα. Η δημιουργία αυτού είναι χρονοβόρα- συνολικά περισσότερο από μία ώρα (κι έκλεινε ο υπολογιστής) σε σχέση με την Subtractive clustering μέθοδο που διήρκησε μερικά δευτερόλεπτα.

[1] Huang, Li-Li, et al. "Feature Selection Algorithm Based on Multi-Label ReliefF." Journal of Computer Applications, vol. 32, no. 10, 2013, pp. 2888–2890., doi:10.3724/sp.j.1087.2012.02888.

[2] Zafra, Amelia, et al. "Feature Selection Is the ReliefF for Multiple Instance Learning." 2010 10th International Conference on Intelligent Systems Design and Applications, 2010, doi:10.1109/isda.2010.5687210.