

Σχολή Ηλεκτρολόγων Μηχανικών και Μηχανικών Υπολογιστών
Αριστοτέλειο Πανεπιστήμιο Θεσσαλονίκης

Εργασία 3 – Regression

Αναφορά

Ασαφή Συστήματα / Υπολογιστική Νοημοσύνη

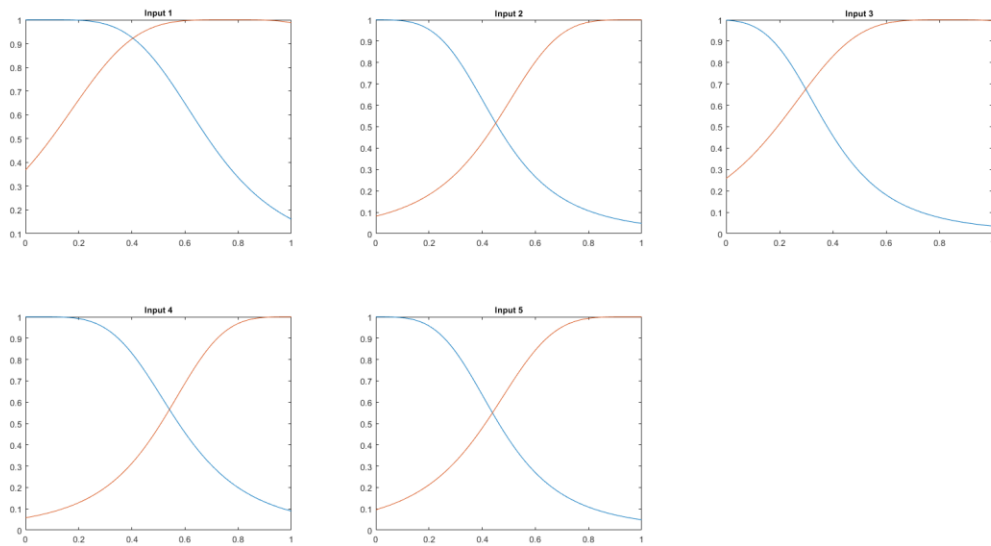
Άρης Ελευθέριος Παπαγγέλης, ariselefp@ece.auth.gr
ΑΕΜ: 8883

Μέρος Α

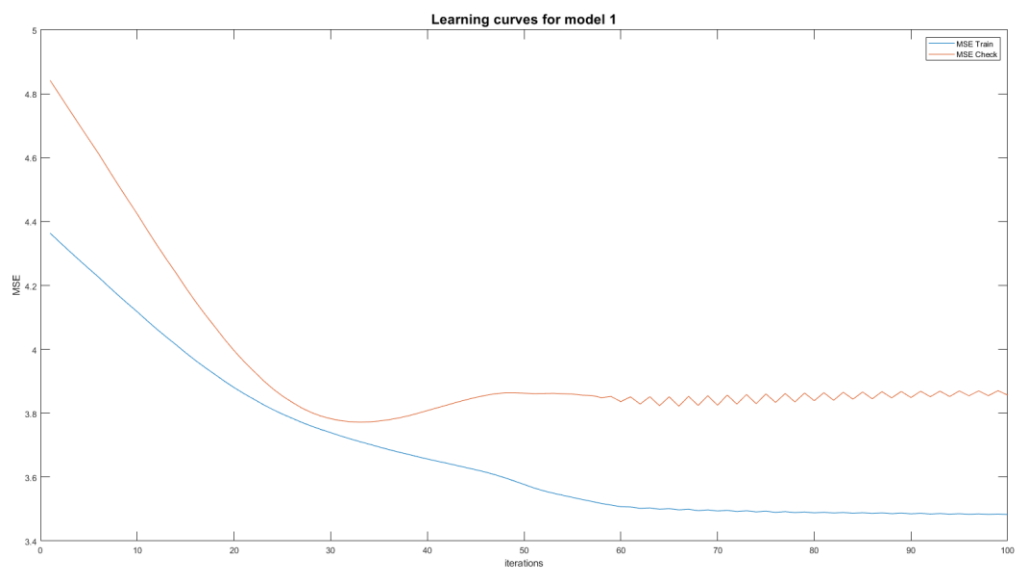
Για τις παρακάτω προσομοιώσεις χρησιμοποιήθηκαν 100 εποχές, με όλες τις υπόλοιπες παραμέτρους να είναι οι προεπιλεγμένες. Επιπλέον, στις μετρικές αξιολόγησεις παραθέτουμε και το κανονικοποιημένο RMSE.

Μοντέλο 1

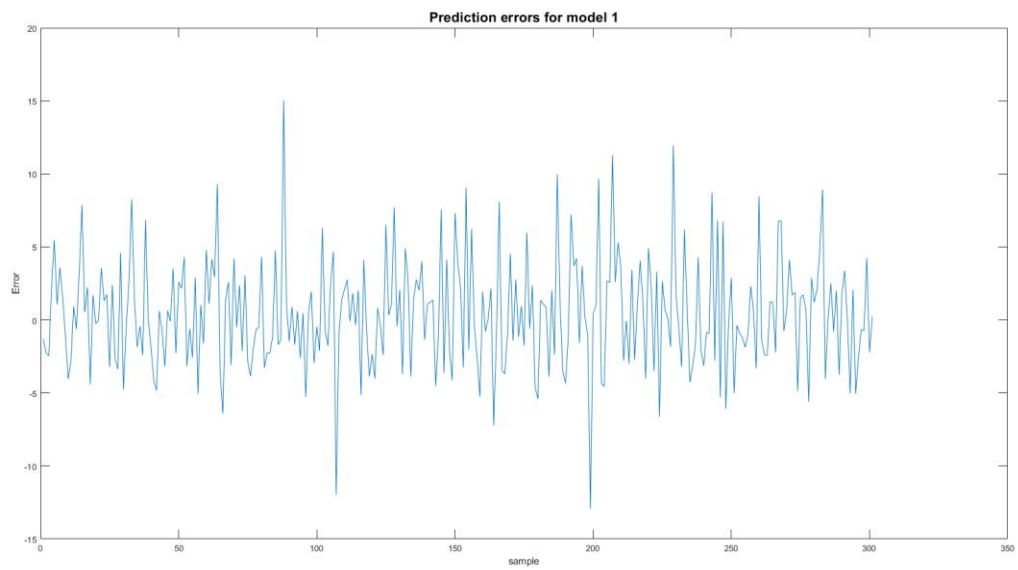
Συναρτήσεις συμμετοχής



Διάγραμμα μάθησης



Σφάλματα πρόβλεψης

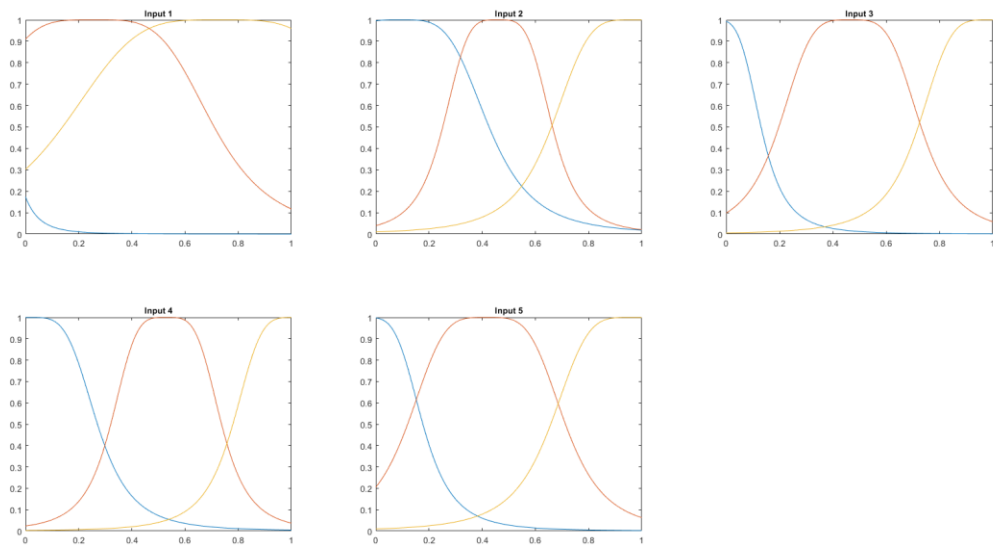


Μετρικές αξιολόγησης

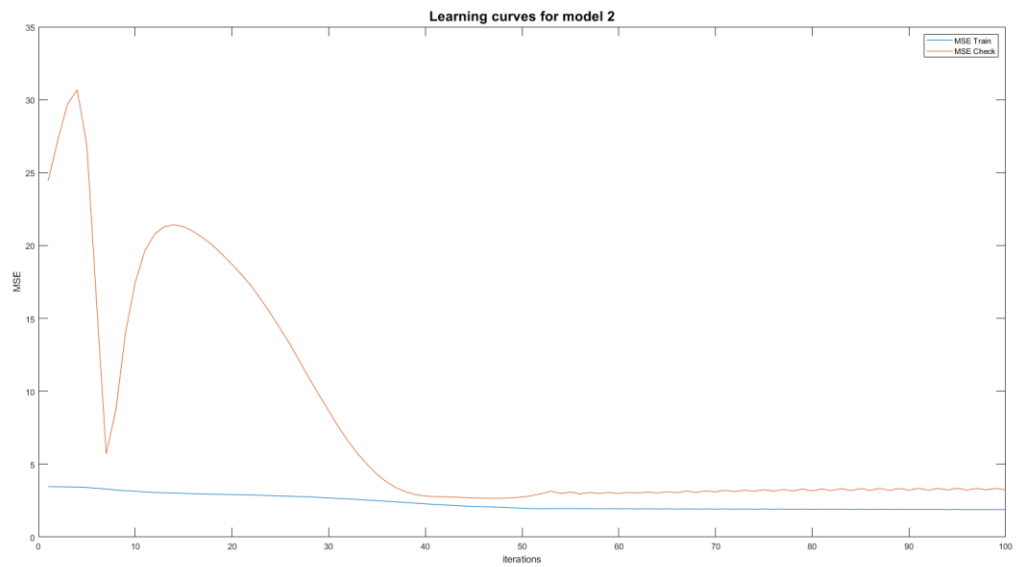
RMSE	3.8281
Normalised RMSE	0.0307
NMSE	0.4691
NDEI	0.6849
R^2	0.5309

Μοντέλο 2

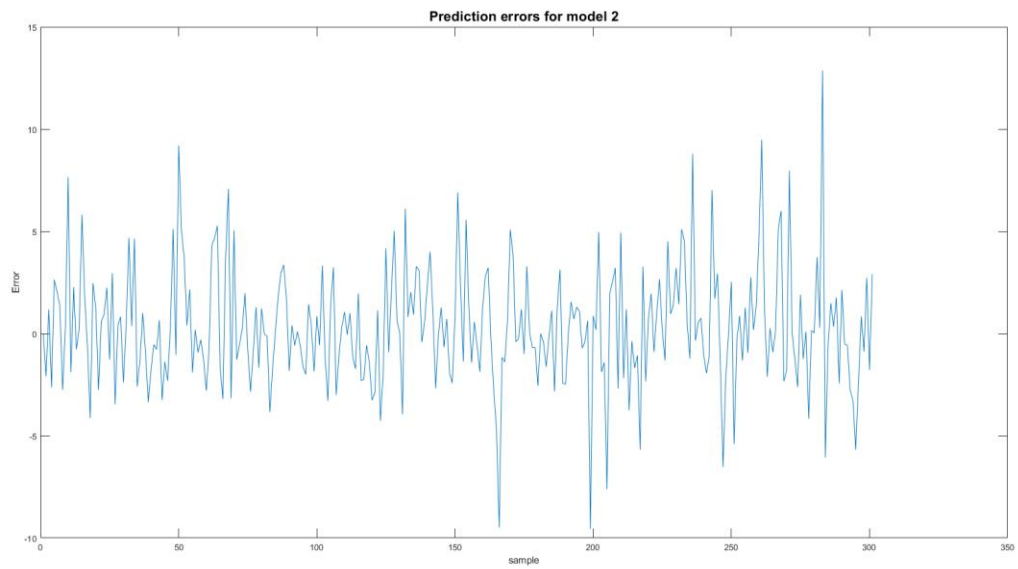
Συναρτήσεις συμμετοχής



Διάγραμμα μάθησης



Σφάλματα πρόβλεψης

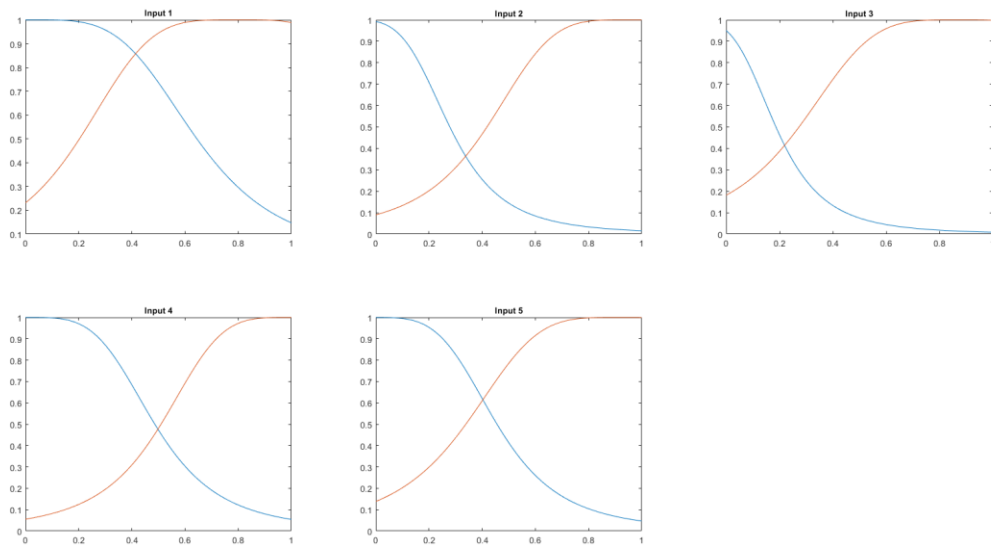


Μετρικές αξιολόγησης

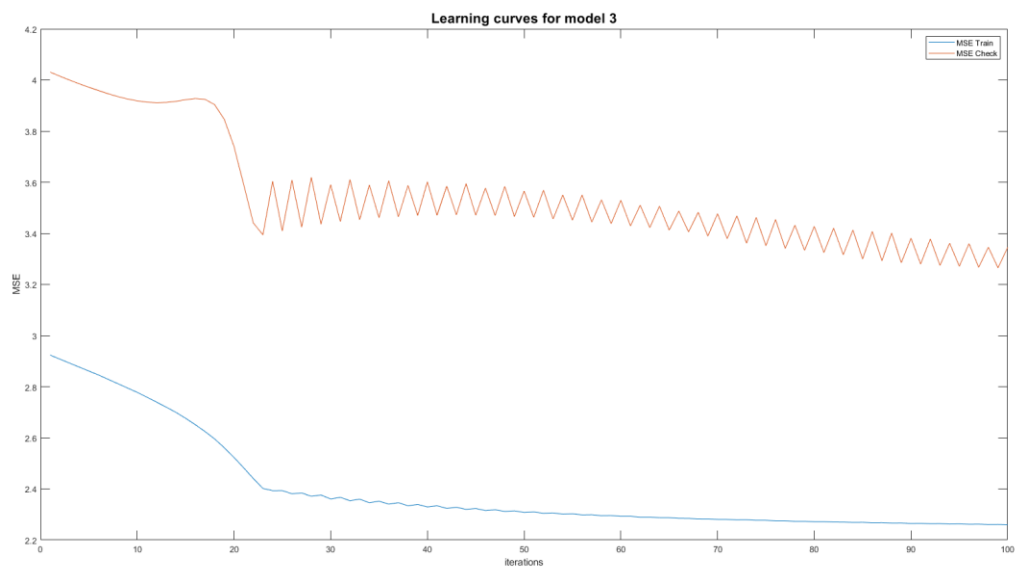
RMSE	2.9363
Normalised RMSE	0.0236
NMSE	0.2027
NDEI	0.4502
R^2	0.7973

Μοντέλο 3

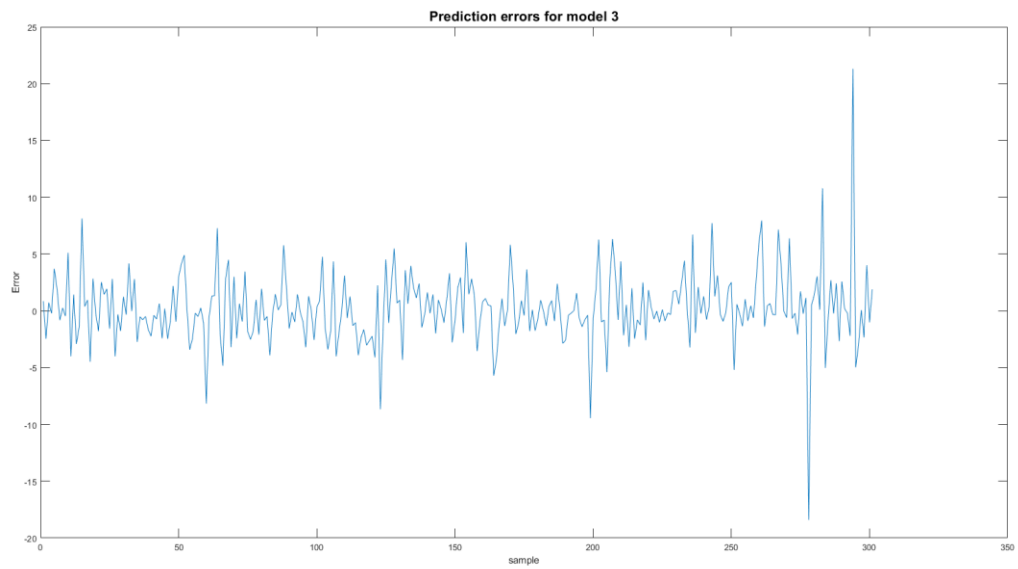
Συναρτήσεις συμμετοχής



Διάγραμμα μάθησης



Σφάλματα πρόβλεψης

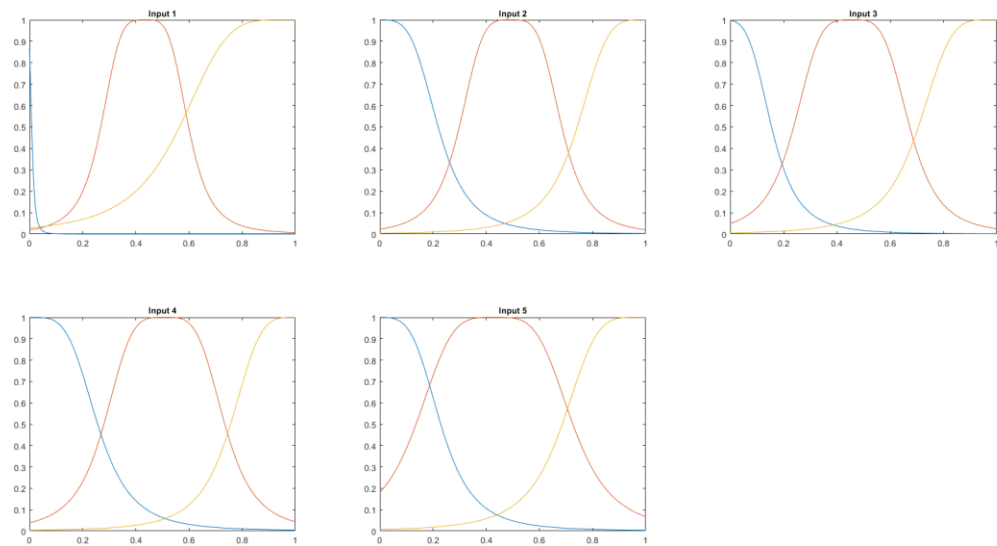


Μετρικές αξιολόγησης

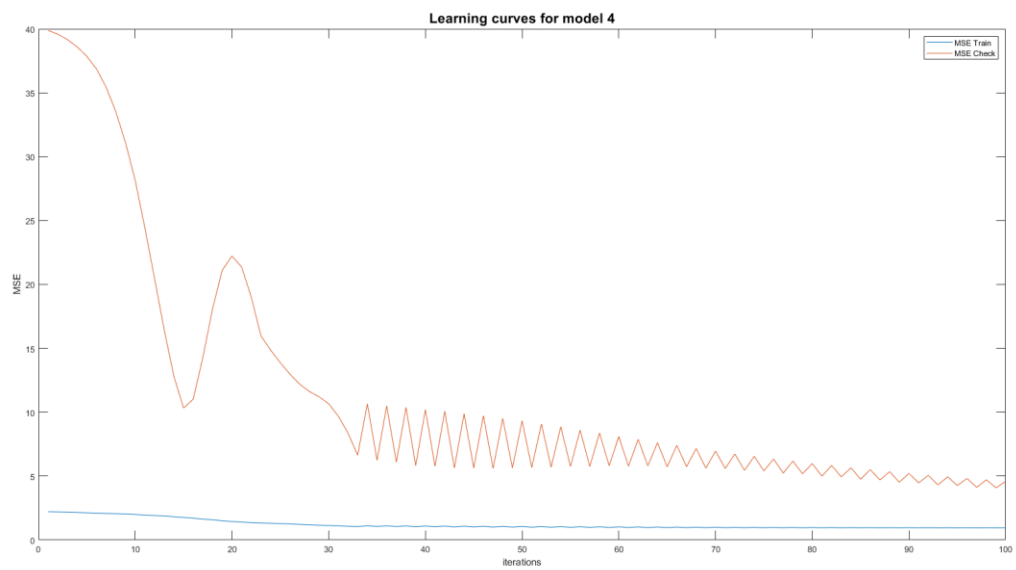
RMSE	3.1896
Normalised RMSE	0.0256
NMSE	0.2472
NDEI	0.4972
R^2	0.7528

Μοντέλο 4

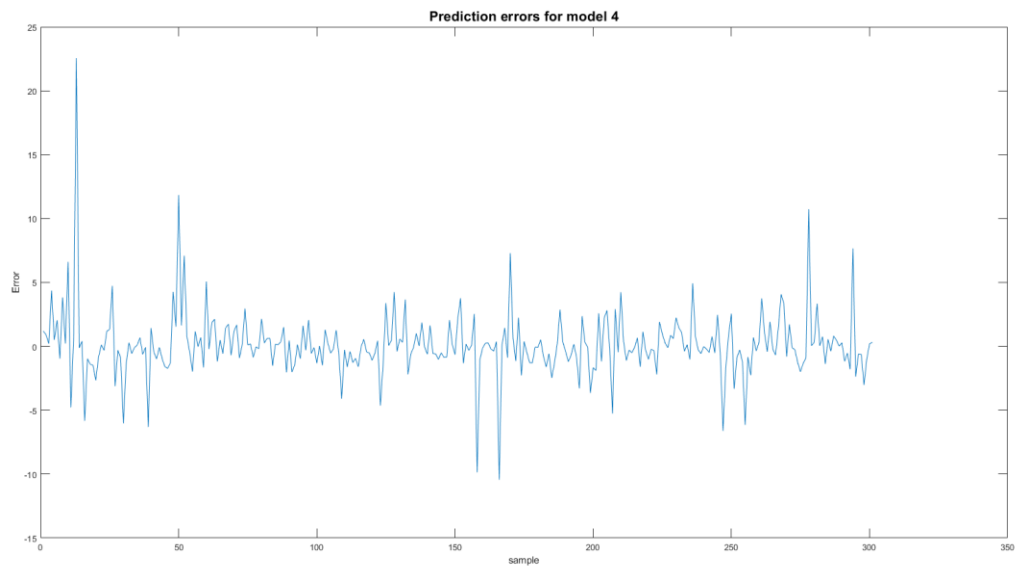
Συναρτήσεις συμμετοχής



Διάγραμμα μάθησης



Σφάλματα πρόβλεψης



Μετρικές αξιολόγησης

RMSE	2.6452
Normalised RMSE	0.0212
NMSE	0.1384
NDEI	0.3720
R^2	0.8616

Παρατηρήσεις

Η αρχική σύγκριση μπορεί να γίνει με βάση 2 παραμέτρους:

- Αριθμός ασαφών συνόλων εισόδου
- Μορφή εξόδου

Ως προς τα σύνολα εισόδου παρατηρείται καλύτερη συμπεριφορά για αυτά που έχουν μεγαλύτερο πλήθος (δεδομένου ότι μορφή εξόδου είναι η ίδια), δηλαδή για τα μοντέλα 2 και 4. Ως προς τα σύνολα εξόδου συμπεριφέρονται καλύτερα τα συστήματα με πολυωνυμική μορφή εξόδου (δεδομένου ότι ο αριθμός ασαφών συνόλων εισόδου είναι ο ίδιος), δηλαδή τα μοντέλα 3 και 4. Αυτό είναι αναμενόμενο εξαιτίας του γεγονότος ότι η πολυωνυμική έξοδος είναι γενίκευση της singleton. Τέλος, ενδιαφέρουσα διαπίστωση είναι ότι ένα μοντέλο singleton με περισσότερες εισόδους (μοντέλο 2) έχει καλύτερα αποτελέσματα από ένα μοντέλο με λιγότερες εισόδους και πολυωνυμική έξοδο (μοντέλο 3). Συνολικά, τα μοντέλα κατατάσσονται κατά φθίνουσα σειρά ακρίβειας ως εξής:

4 -> 2 -> 3 -> 1

Αυτό είναι φανερό από τις μετρικές λάθους που υπολογίσαμε, που ακολουθούν την παραπάνω πορεία για το κάθε μοντέλο.

Και τα 4 μοντέλα συγκλίνουν πολύ πριν τα 100 epochs, συνήθως ανάμεσα στο epoch 20 με 40 επιτυγχάνονται τα βέλτιστα αποτελέσματα.

Για το αν εμφανίζεται υπερεκπαίδευση στα μοντέλα, παρατηρούμε πως, ενώ υπάρχουν αυξομειώσεις στα αρχικά epochs των καμπυλών μάθησης, στα τελευταία epochs το σφάλμα είναι στα χαμηλότερα του επίπεδα και μένει περίπου σταθερό (έχοντας συγκλίνει βέβαια αρκετά πιο πριν όπως αναφέραμε παραπάνω), οπότε δεν παρατηρείται κάποια σημαντική υπερεκπαίδευση, τουλάχιστον για τα μοντέλα 2, 3 και 4.

Μόνο για το μοντέλο 1 θα μπορούσαμε να πούμε πως υπάρχει μια μικρή υπερεκπαίδευση, αφού το σφάλμα στα δεδομένα εκπαίδευσης συνεχώς μειώνεται (μπλε γραμμή), ενώ το σφάλμα στα δεδομένα ελέγχου (πορτοκαλί γραμμή) μειώνεται μέχρι περίπου και τις 30 εποχές και έπειτα αυξάνεται ελαφρά. Αυτό σημαίνει ότι από εκεί και πέρα το μοντέλο έχει αρχίσει να χάνει σε μικρό βαθμό τη δυνατότητα να γενικεύει, τουλάχιστον σε σχέση με την εποχή 30, και άρα γι' αυτό μπορούμε να συμπεράνουμε ότι εμφανίζεται το φαινόμενο της υπερεκπαίδευσης.

Σαν γενική παρατήρηση πάντως, το πλήθος των στοιχείων του dataset είναι αρκετά μικρό, μόλις 1503 στοιχεία, επομένως για διαφορετική αντιμετάθεση των στοιχείων για τα σύνολα training, validation και checking, ίσως παρουσιάζονταν διαφορετικά αποτελέσματα. Δηλαδή, δεν μπορούμε απαραίτητα να εξασφαλίσουμε ότι το κάθε υποσύνολο του dataset είναι αντιπροσωπευτικό, για τόσο μικρό πλήθος στοιχείων.

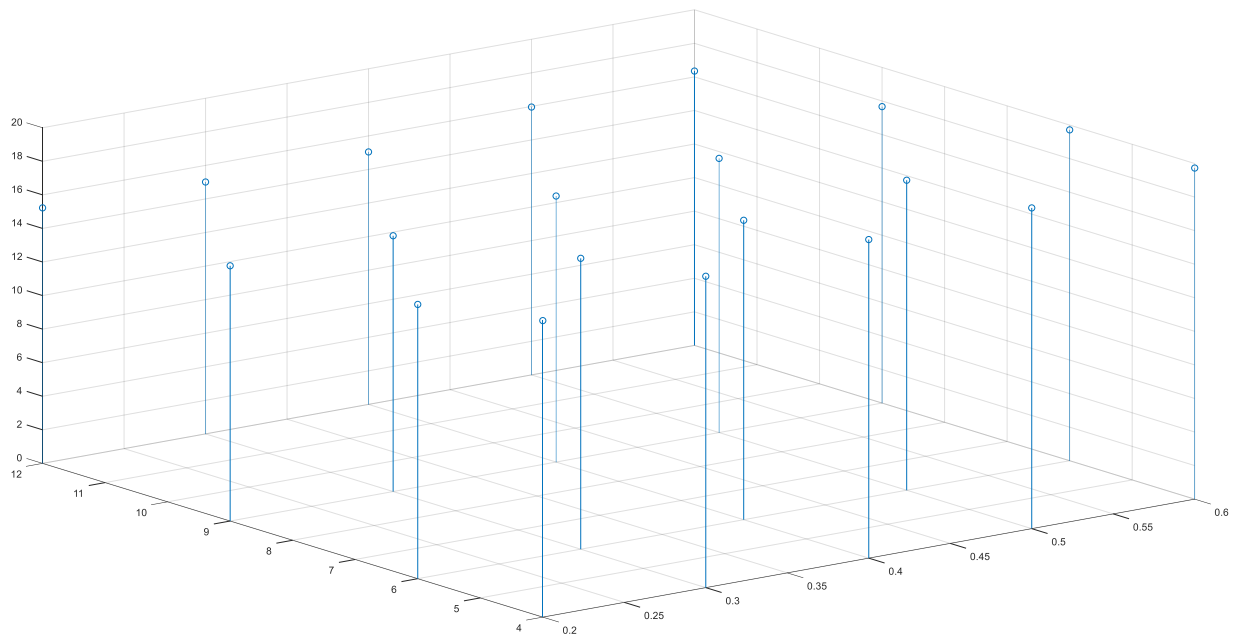
Μέρος Β

Οι προσομοιώσεις έγιναν για τα εξής σύνολα:

$$N_F = [4, 6, 9, 12]$$

$$C_R = [0.2, 0.3, 0.4, 0.5, 0.6]$$

Διάγραμμα σφαλμάτων



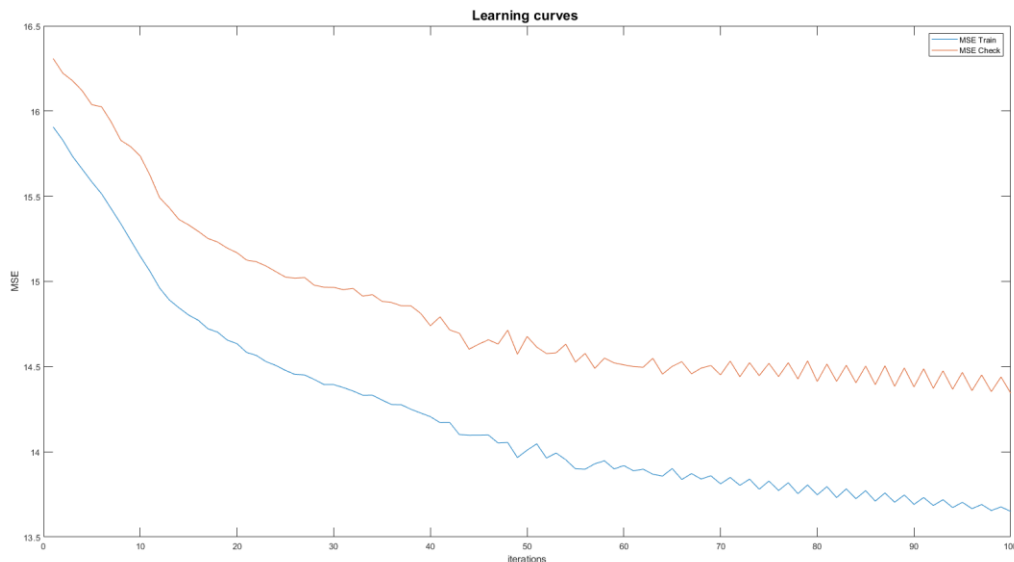
Τα αποτελέσματα εμφανίζονται συγκεντρωτικά και στον παρακάτω πίνακα:

NF \ CR	0.2	0.3	0.4	0.5	0.6
4	17.6678	18.5536	18.9828	19.1113	19.7295
6	16.3417	17.3324	17.8420	18.4711	19.7140
9	15.2089	15.2411	15.8517	16.3368	17.6640
12	15.2250	15.0093	15.0431	15.9609	16.3482

Από τον παραπάνω πίνακα τα συμπεράσματα είναι τα εξής:

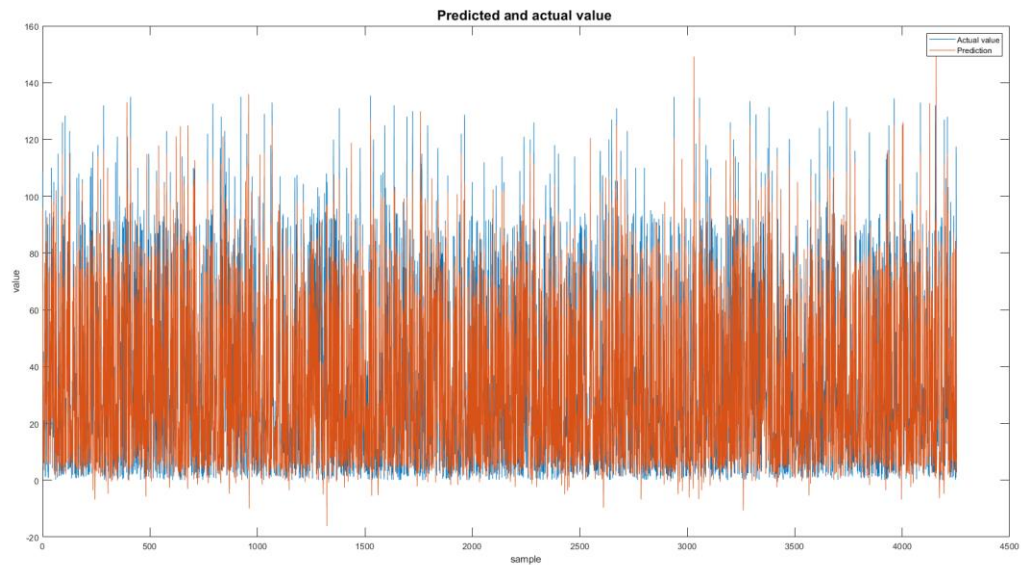
- Σαν γενική παρατήρηση, φαίνεται πως όσο πληθαίνουν τα χαρακτηριστικά η ακρίβεια βελτιώνεται για δεδομένη ακτίνα, και αντίστοιχα για δεδομένο αριθμό χαρακτηριστικών, η ακρίβεια βελτιώνεται όσο μικραίνει η ακτίνα, με εξαίρεση την περίπτωση των 12 χαρακτηριστικών.
- Ως προς την ακτίνα των clusters, τα καλύτερα αποτελέσματα παρατηρούνται για radius 0.2 και 0.3 .
- Ως προς τον αριθμό χαρακτηριστικών, τα 9 και 12 συμπεριφέρονται με εμφανώς καλύτερο τρόπο από τα 4 ή 6, παρουσιάζοντας μικρότερο σφάλμα.
- Το βέλτιστο σύστημα, όπως βλέπουμε από τον παραπάνω πίνακα, προκύπτει να είναι αυτό με **0.3 ακτίνα** και **12 χαρακτηριστικά**.

Διάγραμμα μάθησης

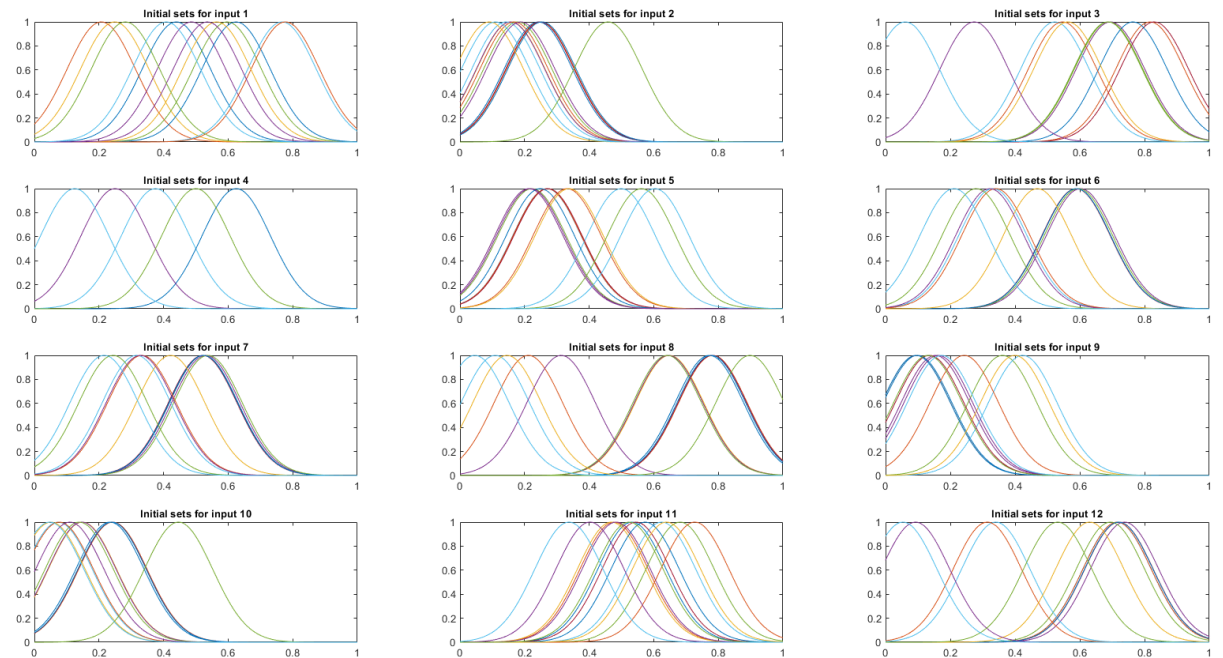


Το σφάλμα στα δεδομένα ελέγχου συνεχίζει να μειώνεται μέχρι τέλους, αλλά από τις 50 περίπου εποχές και μετά με αργό σχετικά ρυθμό, επομένως είναι κοντά στη σύγκλιση.

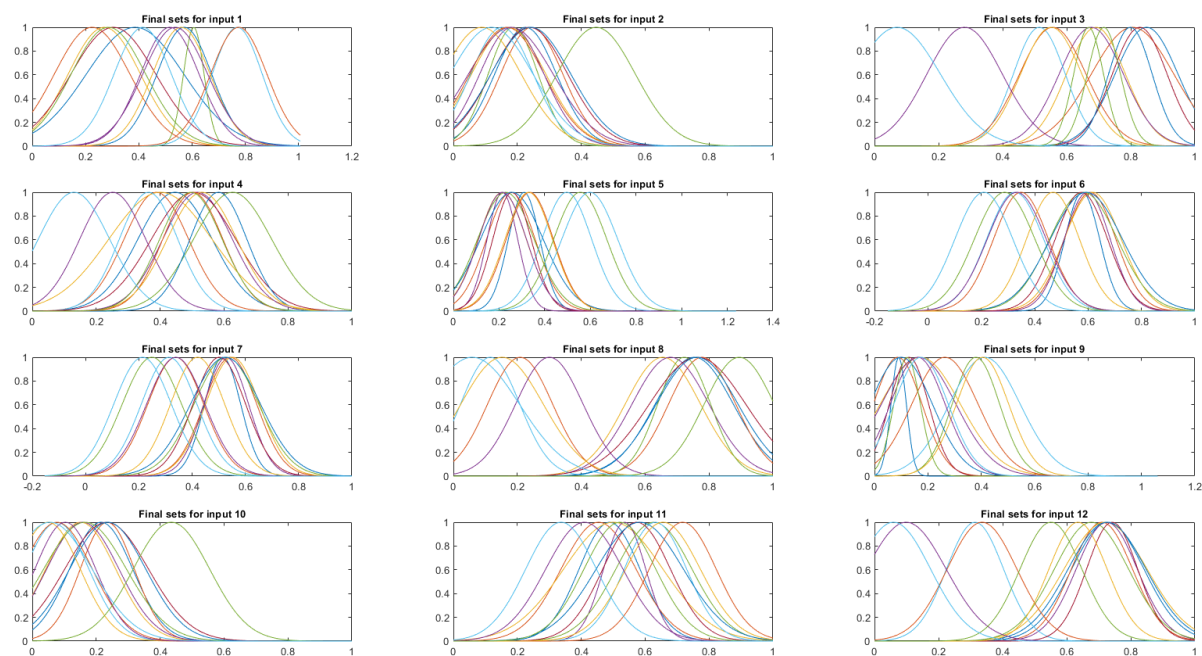
Διάγραμμα πρόβλεψης – πραγματικών δεδομένων



Αρχικά σύνολα



Τελικά σύνολα



Οι διαφορές σε σχέση με τα αρχικά σύνολα είναι αρκετές, όπως μπορεί να διαπιστωθεί γραφικά από τα 2 παραπάνω διαγράμματα.

Μετρικές αξιολόγησης

$$RMSE = 15.1385$$

$$Normalised\ RMSE = 0.4436$$

$$NMSE = 0.2372$$

$$NDEI = 0.4871$$

$$R^2 = 0.7628$$

Το σφάλμα $RMSE$ είναι σχετικά μεγάλο, τα υπόλοιπα όμως είναι σε ικανοποιητικά επίπεδα. Σίγουρα τα αποτελέσματα είναι χειρότερα βέβαια σε σχέση με τα αντίστοιχα του Μέρους Α. Αυτό είναι λογικό, διότι αφενός έχουμε εντελώς διαφορετικά dataset, και αφετέρου στο Μέρος Α χρησιμοποιήθηκαν όλες οι εισοδοί που περιγράφουν το πρόβλημα, ενώ στο Μέρος Β χρησιμοποιούνται μόνο 12 από τα συνολικά 81 χαρακτηριστικά.

Σχολιασμός

Συνολικά, η απόδοση του συστήματος είναι ικανοποιητική, ειδικά αν ληφθεί υπόψιν ο πολύ μικρός αριθμός κανόνων που χρησιμοποιήθηκε σε συνδυασμό και με τον μικρό αριθμό χαρακτηριστικών. Σίγουρα, ακολουθώντας την κλασσική μέθοδο του grid partitioning θα υπήρχαν καλύτερα αποτελέσματα από άποψη ακρίβειας, όμως θα έπρεπε να χρησιμοποιηθούν 2^{81} ή 3^{81} κανόνες, τη στιγμή που τώρα χρησιμοποιούνται μόλις 13. Άρα το εν λόγω σύστημα εμφανίζει μια πολύ καλή ισορροπία μεταξύ πολυπλοκότητας/χρόνου υλοποίησης και ακρίβειας.