

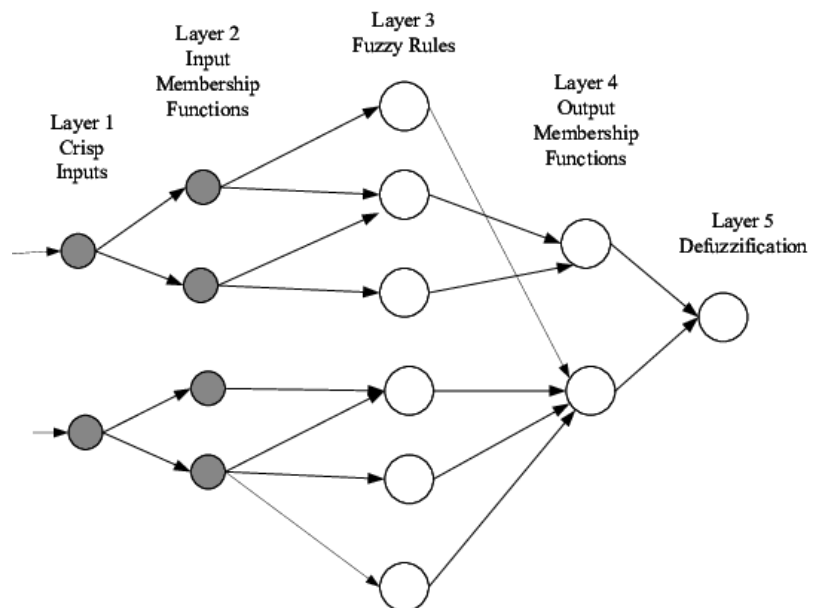


ΑΡΙΣΤΟΤΕΛΕΙΟ
ΠΑΝΕΠΙΣΤΗΜΙΟ
ΘΕΣΣΑΛΟΝΙΚΗΣ

Καλοκαίρι 2023

Υπολογιστική Νοημοσύνη

Επίλυση προβλήματος παλινδρόμησης
με χρήση μοντέλων TSK



ΤΖΟΥΒΑΡΑΣ ΕΥΑΓΓΕΛΟΣ

AEM: 9659

Email: tzouevan@ece.auth.gr

Περιεχόμενα

Εισαγωγή.....	2
A' Μέρος: Εφαρμογή σε απλό dataset.....	2
1. Περιγραφή του προβλήματος	2
2. Διαχωρισμός συνόλου δεδομένων σε υποσύνολα	3
3. TSK μοντέλα εκπαίδευσης	3
4. Παράμετροι Αξιολόγησης των μοντέλων	4
5. Αποτελέσματα	4
I. TSK_model 1:	5
II. TSK_model 2:	6
III. TSK_model 3:.....	7
IV. TSK_model 4:.....	8
V. Συγκεντρωτικός πίνακας παραμέτρων αξιολόγησης	9
6. Σύγκριση των αποτελεσμάτων εκπαίδευσης	9
I. Διαμέριση του χώρου εισόδου:.....	9
II. Αύξηση του συνόλου των μεταβλητών εξόδου:	10
III. Διαφορές στην απόδοση των μοντέλων:.....	10
B' Μέρος: Εφαρμογή σε dataset με υψηλή διαστασιμότητα	11
1. Περιγραφή του προβλήματος	11
2. Διαχωρισμός συνόλου δεδομένων σε υποσύνολα	11
3. Grid searching	11
4. Εκπαίδευση του βέλτιστου TSK μοντέλου	13
5. Αξιολόγηση της εκπαίδευσης του βέλτιστου TSK μοντέλου.....	13
I. Διάγραμμα σφάλματος πρόβλεψης	13
II. Διάγραμμα καμπυλών εκμάθησης	14
III. Ασαφή σύνολα μεταβλητών εισόδου πριν το training.....	14
IV. Ασαφή σύνολα μεταβλητών εισόδου μετά το training.....	15
V. Συγκεντρωτικός πίνακας παραμέτρων αξιολόγησης	15
VI. Σχολιασμός των αποτελεσμάτων.....	15
Βιβλιογραφία	16

Εισαγωγή

Η παρούσα εργασία υλοποιήθηκε στα πλαίσια του μαθήματος “υπολογιστική νοημοσύνη” και αποτελεί το 3^ο μέρος του συνολικού project. Σκοπός της εργασίας είναι η επίλυση του προβλήματος Regression με την χρήση Takagi-Sugeno-Kang μοντέλων. Πιο συγκεκριμένα, μέσω της χρήσης ενός dataset 1503 στοιχείων, γίνεται εκπαίδευση του Fuzzy Inference System (fis), ώστε να προκύψουν τα ασαφή σύνολα των μεταβλητών εισόδου. Τέλος, υπολογίζονται οι παράμετροι αξιολόγησης της εκπαίδευσης κάθε μοντέλου και γίνεται και σύγκριση των αποτελεσμάτων. Συνολικά δημιουργούνται τέσσερα διαφορετικά μοντέλα για εκπαίδευση, τα οποία αναλύονται στην συνέχεια. Στο δεύτερο μέρος, χρησιμοποιείται ένα dataset με υψηλή διαστασιμότητα, οπότε χρησιμοποιείται η μέθοδος του Subtractive Clustering (SC). Σε πρώτο βαθμό, γίνεται εκπαίδευση σε μοντέλα με διαφορετικές παραμέτρους (ακτίνα clusters και αριθμός features). Με βάση το μέσο σφάλμα, εξάγεται το βέλτιστο μοντέλο, όπου και μελετάται με ορισμένες παραμέτρους αξιολόγησης.

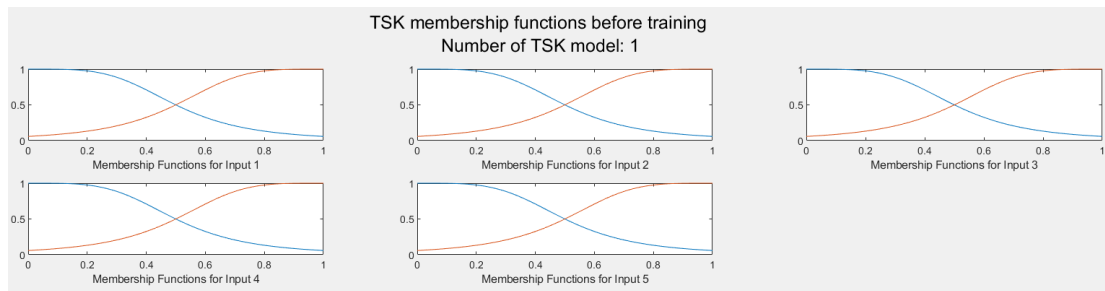
Α' Μέρος: Εφαρμογή σε απλό dataset

1. Περιγραφή του προβλήματος

Σκοπός της συνολικής υλοποίησης είναι η εκπαίδευση ενός fuzzy συστήματος, με την χρήση TSK μοντέλων ώστε να προκύψουν οι τελικές συναρτήσεις συμμετοχής για τις μεταβλητές εισόδου αλλά και οι κανόνες, σε ένα σύστημα που δεν είναι γνωστά άλλα δεδομένα για την περιγραφή του, πέρα από το dataset.

Στο πρώτο μέρος γίνεται εκπαίδευση του FIS μοντέλου με την χρήση του Airfoil Self-Noise dataset, που περιέχει 1503 στοιχεία, με συνολικά 6 χαρακτηριστικά (5 είσοδοι και μία έξοδος). Εφ' όσον ο αριθμός των features του συστήματος είναι μικρός σε αριθμό, για τον συνδυασμό των εισόδων χρησιμοποιείται η τεχνική του grid partitioning. Οπότε το σύνολο των ασαφών κανόνων που θα δημιουργηθούν για το σύστημα προκύπτει από τον συνδυασμό κάθε διαφορετικού χαρακτηριστικού (2^6 ο συνολικός αριθμός των κανόνων).

Οι συναρτήσεις συμμετοχής των εισόδων αποτελούνται από 2 ή 3 (ανάλογα με το μοντέλο) bell shaped συναρτήσεις με βαθμό επικάλυψης 0.5 όπως απεικονίζεται και στην συνέχεια. Οι τελικές συναρτήσεις θα προκύψουν ύστερα από εκπαίδευση του συστήματος σε ένα μέρος των δεδομένων.



Εικόνα 1: Bell shaped inputs before training

2. Διαχωρισμός συνόλου δεδομένων σε υποσύνολα

Όπως σε κάθε παρόμοιο σύστημα που εκπαιδεύεται μέσω νευρωνικού δικτύου, γίνεται ο διαχωρισμός των δεδομένων σε τρία υποσύνολα. Το training set που είναι τα δεδομένα που χρησιμοποιούνται για την εκπαίδευση, το validation set που περιλαμβάνει τα δεδομένα που χρησιμοποιούνται για αποφυγή του δεδομένου της υπερεκπαίδευσης, και το check set που είναι ένα σύνολο δεδομένων για τον υπολογισμό των μετρικών έπειτα από το training. Ο διαχωρισμός των δεδομένων είναι 60%, 20% και 20% αντίστοιχα. Για το shuffling και τον διαχωρισμό των δεδομένων στο Matlab χρησιμοποιήθηκε η συνάρτηση *split_scale*, από τα μοντέλα TSK που είναι αναρτημένα στο e-learning του μαθήματος.

3. TSK μοντέλα εκπαίδευσης

Συνολικά χρησιμοποιούνται τέσσερα διαφορετικά μοντέλα TSK για την επίλυση του προβλήματος, και επαναλαμβάνεται η διαδικασία εκπαίδευσης για όλα τα μοντέλα ώστε να γίνει η σχετική σύγκριση.

Τα δύο μοντέλα χρησιμοποιούν 2 ασαφή σύνολα για κάθε μεταβλητή εισόδου, ενώ ο χώρος των μεταβλητών εισόδου στα άλλα δύο μοντέλα χωρίζεται στα τρία. Η άλλη διαφορά μεταξύ των μοντέλων είναι η μορφή της εισόδου. Σε δύο μοντέλα η έξοδος είναι μία σταθερά (crisp τιμή), ενώ στα άλλα δύο TSK μοντέλα η έξοδος έχει πολυωνυμική μορφή.

	Πλήθος συναρτήσεων συμμετοχής	Μορφή εξόδου
TSK_model_1	2	Singleton
TSK_model_2	3	Singleton
TSK_model_3	2	Polynomial
TSK_model_4	3	Polynomial

Εικόνα 2: Χαρακτηριστικά των TSK μοντέλων

4. Παράμετροι Αξιολόγησης των μοντέλων

Οι παράμετροι που χρησιμοποιούνται για την αξιολόγηση της εκπαίδευσης των μοντέλων είναι οι εξής:

- Mean Square Error (MSE): Είναι ουσιαστικά το μέσο τετραγωνικό σφάλμα που υπολογίζεται από το check set αφαιρώντας την έξοδο Y .
- Root Mean Square Error (RMSE): Προκύπτει από την τετραγωνική ρίζα του μέσου τετραγωνικού σφάλματος.
- Coefficient of determination factor (R^2): Αφορά το ποσοστό της διακύμανσης της πραγματικής εξόδου σε σχέση με την μέση τιμή της εξόδου. Υπολογίζεται με βάση τον συνδυασμό των ακόλουθων εξισώσεων:

$$SS_{res} = \sum_{i=1}^N (y_i - \hat{y}_i)^2$$
$$SS_{tot} = \sum_{i=1}^N (y_i - \bar{y})^2$$

Οπότε ο συντελεστής προκύπτει με τον συνδυασμό των δύο παραπάνω μεταβλητών ως εξής:

$$R^2 = 1 - \frac{SS_{res}}{SS_{tot}}$$

- Normalized Mean Squared Error (NMSE): Ορίζει τον κανονικοποιημένο συντελεστή προσδιορισμού, δηλαδή ισούται με:

$$NMSE = 1 - R^2$$

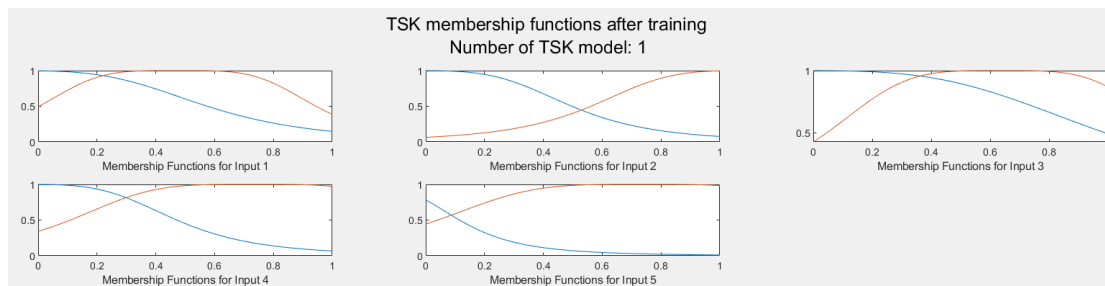
Έπειτα μπορεί να ορισθεί και η τετραγωνική ρίζα του μέσου τετραγωνικού σφάλματος και να προκύψει μία ακόμη παράμετρος σύγκρισης των αποτελεσμάτων εκπαίδευσης των μοντέλων.

$$NDEI = \sqrt{NMSE}$$

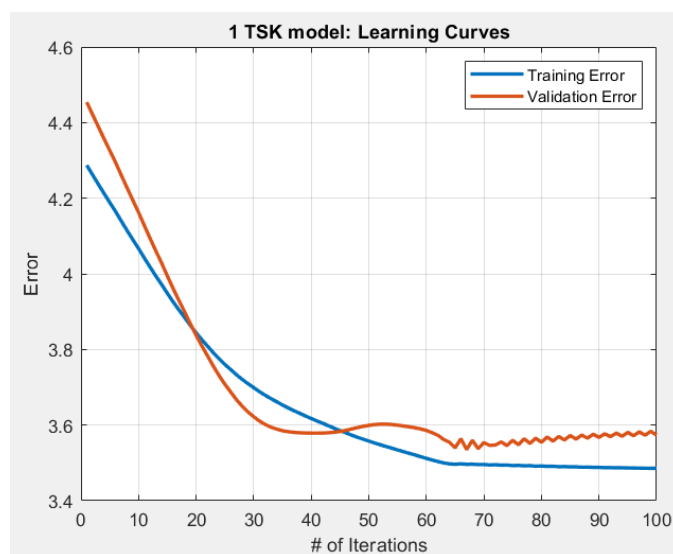
5. Αποτελέσματα

Στο TSK_Regression_1.m matlab script, ορίζονται τα τέσσερα διαφορετικά TSK μοντέλα (μέσα σε μία for loop), και δημιουργείται το αντίστοιχο FIS, το οποίο έπειτα εκπαιδεύεται, με την χρήση της συνάρτησης anfis, όπου ορίζονται και τα αντίστοιχα χαρακτηριστικά του training. Ακολουθούν οι γραφικές παραστάσεις των membership functions και οι υπολογισμοί των παραμέτρων αξιολόγησης, οι οποίες παρουσιάζονται στην συνέχεια.

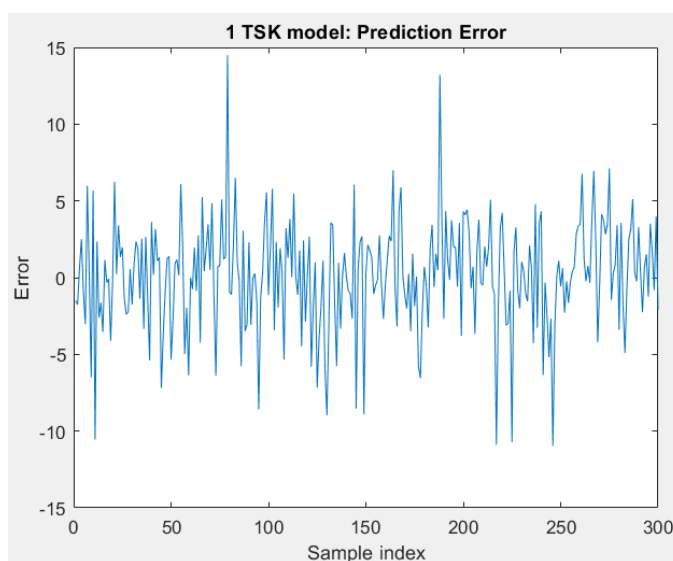
I. TSK_model 1:



Εικόνα 3: Membership functions του 1ου TSK μοντέλου

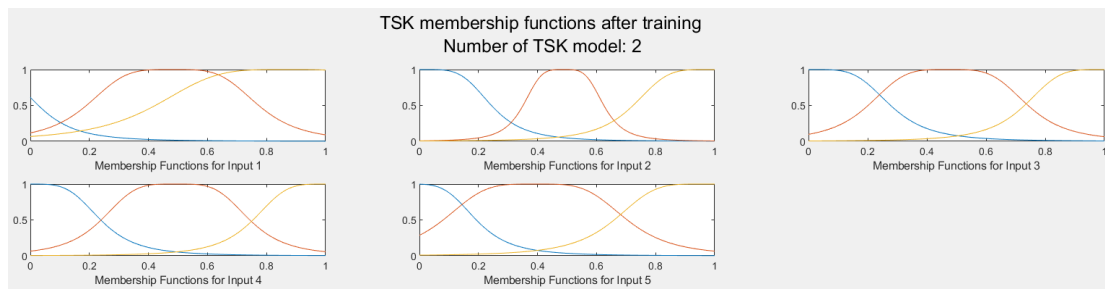


Εικόνα 4: Καμπύλες εκμάθησης του 1ου TSK μοντέλου

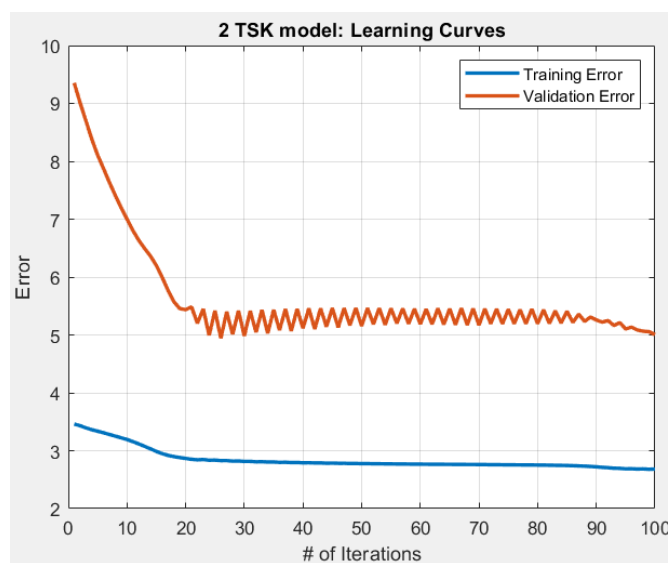


Εικόνα 5: Σφάλμα πρόβλεψης του 1ου TSK μοντέλου

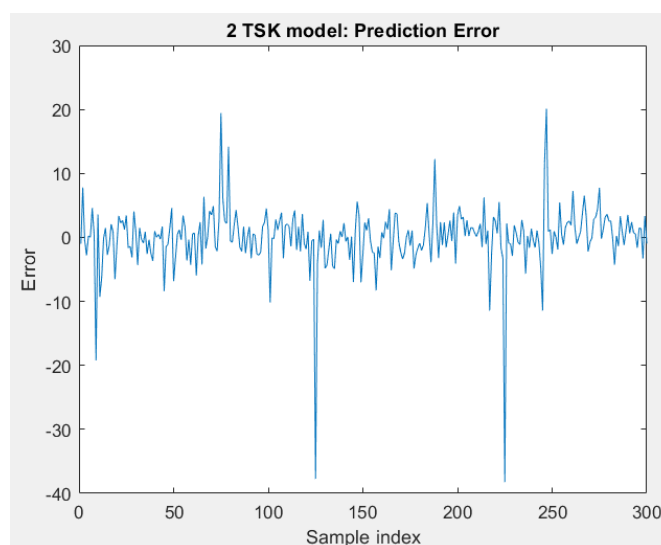
II. TSK_model 2:



Εικόνα 6: Membership functions του 2ου TSK μοντέλου

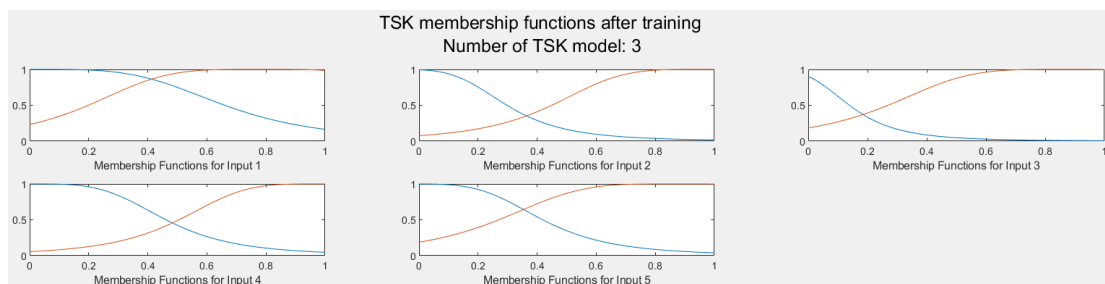


Εικόνα 7: Καμπύλες εκμάθησης του 2ου TSK μοντέλου

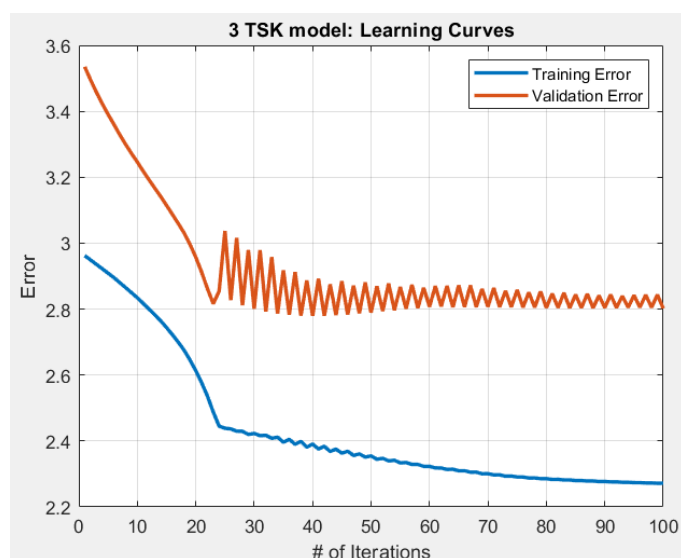


Εικόνα 8: Σφάλμα πρόβλεψης του 2ου TSK μοντέλου

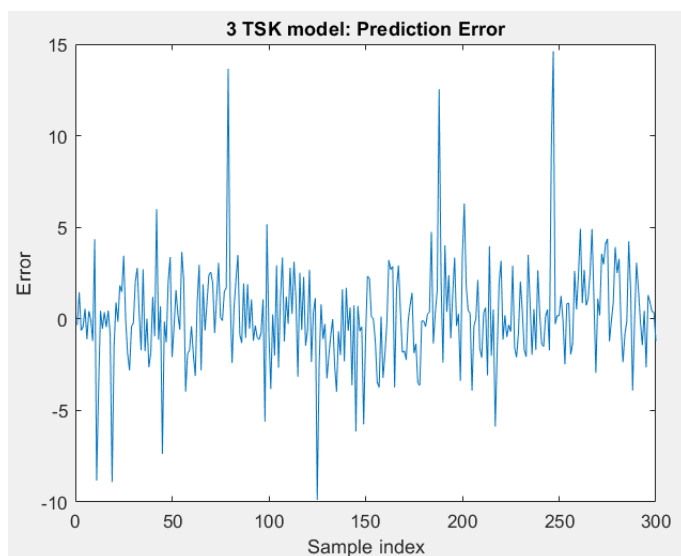
III. TSK_model 3:



Εικόνα 9: Membership functions του 3ου TSK μοντέλου

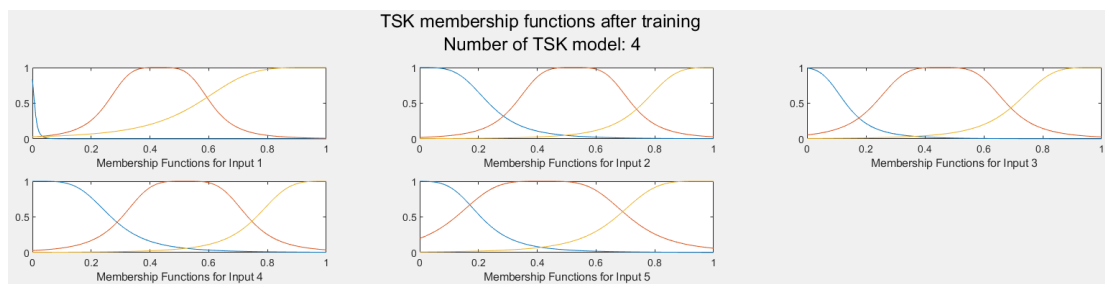


Εικόνα 10: Καμπύλες εκμάθησης του 3ου TSK μοντέλου

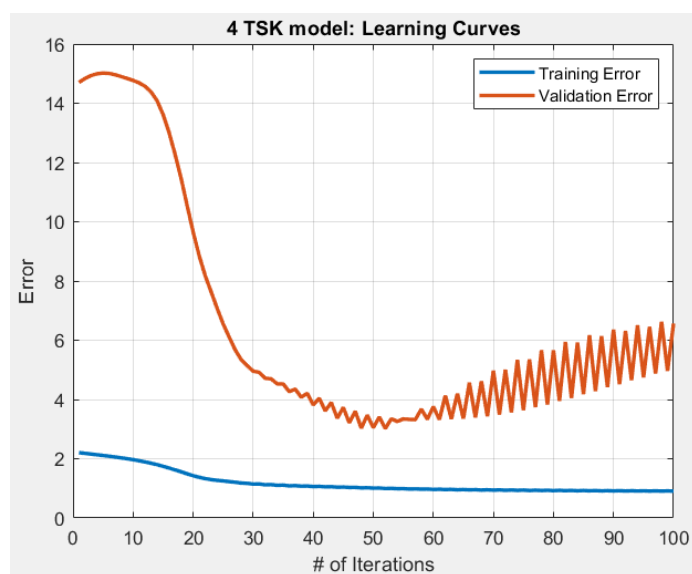


Εικόνα 11: Σφάλμα πρόβλεψης του 3ου TSK μοντέλου

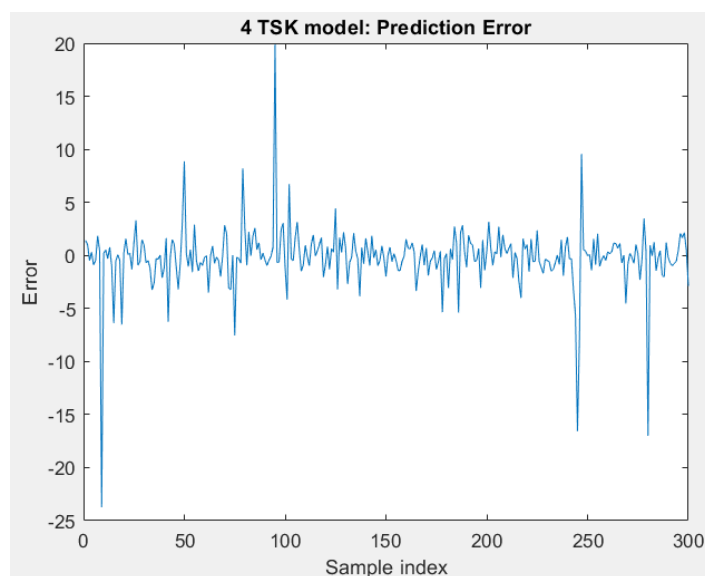
IV. TSK_model 4:



Εικόνα 12: Membership functions του 4ου TSK μοντέλου



Εικόνα 13: Καμπύλες εκμάθησης του 4ου TSK μοντέλου



Εικόνα 14: Σφάλμα πρόβλεψης του 4ου TSK μοντέλου

V. Συγκεντρωτικός πίνακας παραμέτρων αξιολόγησης

Model	RMSE	NMSE	NDEI	R ²
TSK model 1	3.535285	0.256367	0.506327	0.743633
TSK model 2	4.943704	0.501324	0.708043	0.498676
TSK model 3	2.779734	0.158497	0.398117	0.841503
TSK model 4	3.019600	0.187031	0.432470	0.812969

6. Σύγκριση των αποτελεσμάτων εκπαίδευσης

I. Διαμέριση του χώρου εισόδου:

Στο 1^ο μοντέλο υπάρχει μετατόπιση σε όλες τις συναρτήσεις συμμετοχής των μεταβλητών με περισσότερο χώρο να καταλαμβάνει το 2^ο σύνολο σχεδόν σε όλες τις μεταβλητές με εξαίρεση την δεύτερη μεταβλητή.

Στο 2^ο μοντέλο, όπου περιέχει ένα παραπάνω σύνολο σε κάθε μεταβλητή, τον περισσότερο χώρο καταλαμβάνει το σύνολο 2, ενώ τα υπόλοιπα συμπιέζονται, με εξαίρεση πάλι την 2^η μεταβλητή, όπου η κατανομή είναι περισσότερο ομοιόμορφη και στα τρία ασαφή σύνολα.

Και στο 3^ο μοντέλο, όπου περιέχει 2 μεταβλητές αλλά η έξοδος είναι πλέον πολυωνυμική, το 2^ο ασαφές σύνολο σε κάθε μεταβλητή επεκτείνεται. Όσο αφορά το 1^ο ασαφές σύνολο, τις συνήθως συμπιέζεται, εκτός από την 1^η μεταβλητή του συστήματος, όπου και αυτό επεκτείνεται.

Όσον αφορά το 4^ο TSK μοντέλο, όπου περιλαμβάνει 3 σύνολα σε κάθε μεταβλητή αλλά και πολυωνυμική έξοδο, τα ασαφή σύνολα της 1^{ης} και της 4^{ης} μεταβλητής δέχονται την μεγαλύτερη αλλαγή σε σχέση με τα αρχικά. Στην 1^η μεταβλητή εισόδου, το αριστερό ασαφές σύνολο σχεδόν εξαφανίζεται, ενώ στην τελευταία μεταβλητή, επεκτείνεται περισσότερο το μεσαίο σύνολο.

Σαν γενική παρατήρηση, η εκπαίδευση επηρέασε σημαντικά τα ασαφή σύνολα, καθώς τα αρχικά συμμετρικά δεν περιέγραφαν σωστά το σύστημα. Σαν απόρροια αυτού του γεγονότος, παρατηρείται και μείωση στο σφάλμα πρόβλεψης μετά το training, όπως και αναμενόταν.

II. Αύξηση του συνόλου των μεταβλητών εξόδου:

Με βάση τον συγκεντρωτικό πίνακα των παραμέτρων αξιολόγησης, συγκρίνοντας τα μοντέλα 1 και 2 και αντίστοιχα τα μοντέλα 3 και 4, που διαφέρουν στο πλήθος των συνόλων των μεταβλητών εισόδου, παρατηρείται ότι εμφανίζεται μεγαλύτερο σφάλμα (RMSE), στα TSK models που περιγράφονται από 3 μεταβλητές. Επίσης ο συντελεστής R^2 που είναι μεγαλύτερος στα μοντέλα των δύο ασαφών συνόλων επιβεβαιώνει ότι θα ήταν προτιμότερο να χρησιμοποιηθεί κάποιο από τα μοντέλα 1 ή 3.

III. Διαφορές στην απόδοση των μοντέλων:

Σε σχέση με την έξοδο, καλύτερη απόδοση εμφανίζουν τα μοντέλα που έχουν πολυωνυμική έξοδο σε σχέση με τα μοντέλα της σταθερής εξόδου. Βέβαια για να εκπαιδευτούν τα μοντέλα αυτά χρειάστηκε παραπάνω χρόνος προσομοίωσης στο Matlab.

Γενικά το πιο αποδοτικό μοντέλο φαίνεται να είναι το 3, που περιγράφεται από 2 ασαφή σύνολα στις μεταβλητές εισόδου και έχει πολυωνυμική έξοδο, καθώς εμφανίζει το μικρότερο μέσο τετραγωνικό σφάλμα με βάση τον συγκριτικό πίνακα.

Επίσης παρατηρείται ότι μετά από ένα σημείο (διαφορετικός αριθμός iteration για κάθε μοντέλο), το validation error εμφανίζει ανεβοκατεβάσματα, ενώ το training error ελαττώνεται με πολύ πιο αργό ρυθμό. Οπότε εμφανίζεται σε όλες τις περιπτώσεις το φαινόμενο της υπερεκπαίδευσης. Αυτό σημαίνει ότι και με μικρότερο ρυθμό επαναλήψεων θα μπορούσαμε να πάρουμε ικανοποιητικά αποτελέσματα με παρόμοιο σφάλμα εκπαίδευσης.

Β' Μέρος: Εφαρμογή σε dataset με υψηλή διαστασιμότητα

1. Περιγραφή του προβλήματος

Στο δεύτερο μέρος, σκοπός είναι η εκπαίδευση ενός TSK model, με βάση το Superconduct.csv dataset, που έχει υψηλή διαστασιμότητα (81 features). Αν χρησιμοποιούνταν η μέθοδος grid partitioning, για αυτό τον αριθμό χαρακτηριστικών, τότε θα δημιουργούνταν 2^{81} κανόνες. Για την αποφυγή αυτής της πολυπλοκότητας του μοντέλου, θα χρησιμοποιηθεί η μέθοδος του subtractive clustering. Οπότε και τα features θα ομαδοποιηθούν μεταξύ τους, και εν τέλει θα προκύψει ένα TSK μοντέλο με πολύ μικρότερο αριθμό χαρακτηριστικών που θα περιγράφεται ικανοποιητικά.

Για την επίλυση του προβλήματος θα χρησιμοποιηθεί η τεχνική του grid search, για εύρεση των καλύτερων τιμών για τις μεταβλητές του αριθμού των features και της ακτίνας των clusters. Το βέλτιστο TSK model που θα προκύψει θα εκπαιδευτεί και θα μελετηθούν οι παράμετροι αξιολόγησης όπως έγινε και στο Α' μέρος.

2. Διαχωρισμός συνόλου δεδομένων σε υποσύνολα

Με παρόμοιο τρόπο, το σύνολο δεδομένων χωρίζεται σε τρία υποσύνολα, το training set, το validation set και το check set, σε ποσοστά 60%, 20% και 20% αντίστοιχα. Για τον διαχωρισμό του dataset και το normalization των δεδομένων, γίνεται η χρήση της συνάρτησης split_scale, από το e-Learning του μαθήματος.

3. Grid searching

Το grid searching είναι μία μέθοδος εύρεσης των βέλτιστων τιμών για τις παραμέτρους της ακτίνας των clusters και του αριθμού των features. Με βάση την εμπειρία έχουν επιλεγεί τα ακόλουθα σύνολα τιμών των παραμέτρων:

- `R_values = [0.2, 0.3, 0.4, 0.5, 0.6];`
- `features_number = [5, 10, 15, 20, 25];`

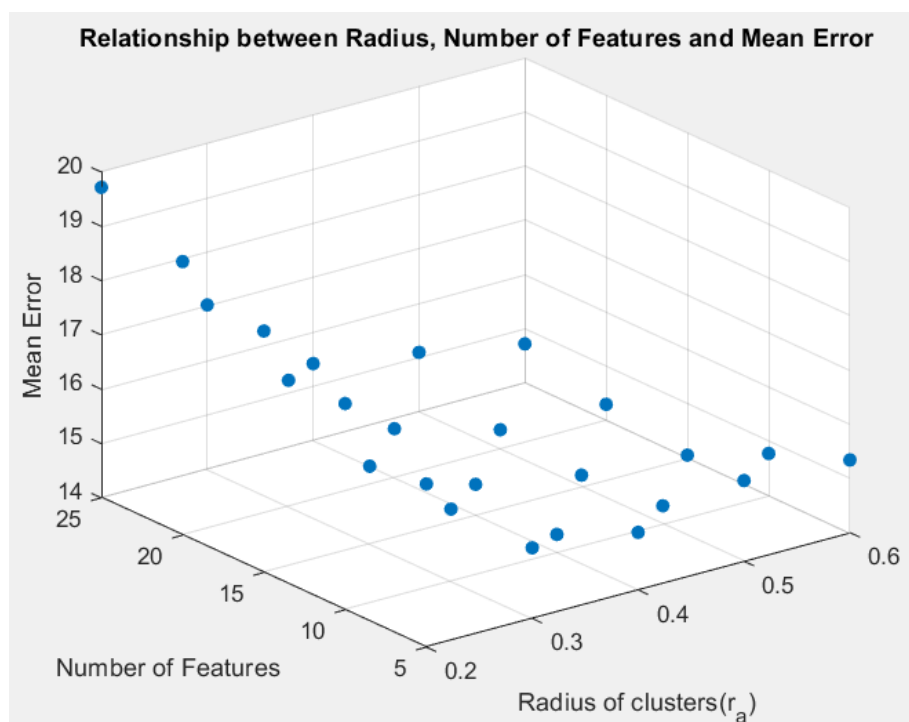
Μέσω μίας διπλής for loop, στο Matlab, γίνεται ο συνδυασμός όλων των τιμών των παραπάνω συνόλων. Για κάθε ζεύγος τιμών θα εκπαιδευτεί ένα fis μοντέλο και θα υπολογιστεί το mean error.

Η επιλογή συγκεκριμένων χαρακτηριστικών με βάση τον αριθμό των features, από το σύνολο των $83^{ων}$, γίνεται με χρήση του relieff αλγορίθμου (υπάρχει έτοιμη ρουτίνα προς χρήση στο Matlab). Οπότε με βάση τον αριθμό των features που επιλέγεται σε κάθε επανάληψη, η χρήση του relieff αλγορίθμου εξάγει τα indexes των χαρακτηριστικών που θα επιλεγθούν.

Για αύξηση της εγκυρότητας των προσομοιώσεων και των υπολογισμών του μέσου σφάλματος, χρησιμοποιείται και η μέθοδος του 5-fold cross validation. Πιο συγκεκριμένα, η ίδια διαδικασία για κάθε ζεύγος τιμών των παραμέτρων, επαναλαμβάνεται 5 φορές με διαφορετικό διαμερισμό κάθε φορά (αυτό υλοποιείται στο Matlab με την βοήθεια της συνάρτησης cvpartition). Μετά το partitioning των training data, δημιουργούνται δύο υποσύνολα, το training και το testing, βάση των οποίων θα ακολουθήσει εκπαίδευση για να εξαχθεί το mean error.

Από το σύνολο των 5 επαναλήψεων, εν τέλει υπολογίζεται το mean error του training μοντέλου, για κάθε ζεύγος παραμέτρων και αποθηκεύεται σε έναν πίνακα τιμών. Εφ' όσον ολοκληρωθεί η διαδικασία για όλα τα ζεύγη των παραμέτρων εισόδου, υπολογίζεται το ελάχιστο από τα μέσα σφάλματα. Με αυτό τον τρόπο βρίσκονται οι καλύτερες παράμετροι για το TSK model.

Μέσω του Matlab script, TSK_Regression_2, δημιουργείται το ακόλουθο διάγραμμα, που απεικονίζει τον mean error για όλους τους επιμέρους συνδυασμούς των τιμών των εισόδων.



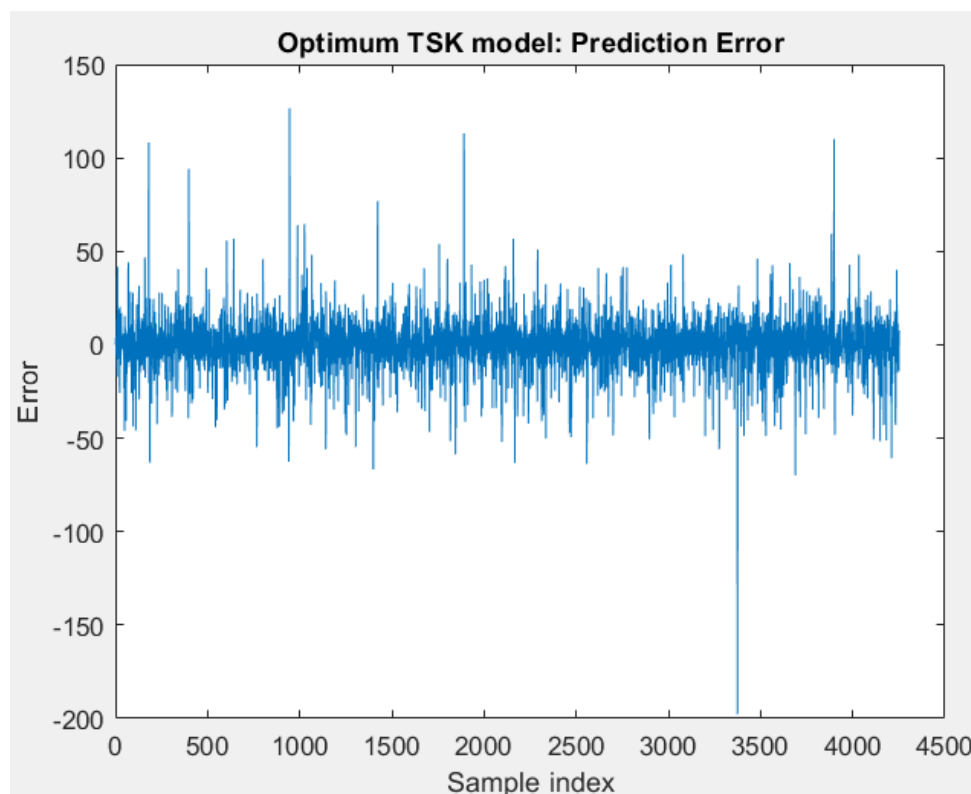
Εικόνα 15: Διάγραμμα μέσου σφάλματος συναρτήσει του αριθμού χαρακτηριστικών και της ακτίνας των cluster

4. Εκπαίδευση του βέλτιστου TSK μοντέλου

Με βάση τις τιμές παραμέτρων που υπολογίστηκαν από την μέθοδο του grid searching, δημιουργείται το βέλτιστο μοντέλο fis, με την χρήση της μεθόδου subtractive clustering. Οπότε το fis θα περιγράφεται από **25** features και η ακτίνα του κάθε cluster θα είναι **0.4**. Η επιλογή των συγκεκριμένων παραμέτρων που θα περιγράφουν το μοντέλο, γίνεται ξανά με την χρήση της συνάρτησης relieff, όπως και προηγουμένως. Μετά το σχετικό training, ακολουθεί η αξιολόγηση με παρόμοιες μετρικές που χρησιμοποιήθηκαν στο Α' Μέρος της εργασίας και αναλύονται στην συνέχεια.

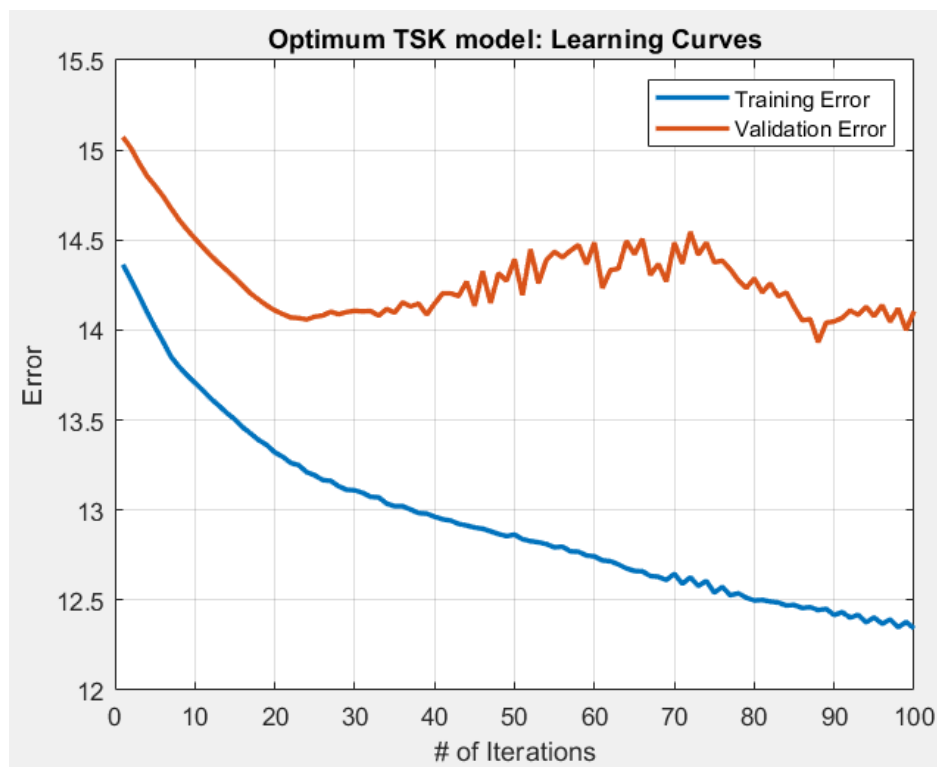
5. Αξιολόγηση της εκπαίδευσης του βέλτιστου TSK μοντέλου

I. Διάγραμμα σφάλματος πρόβλεψης



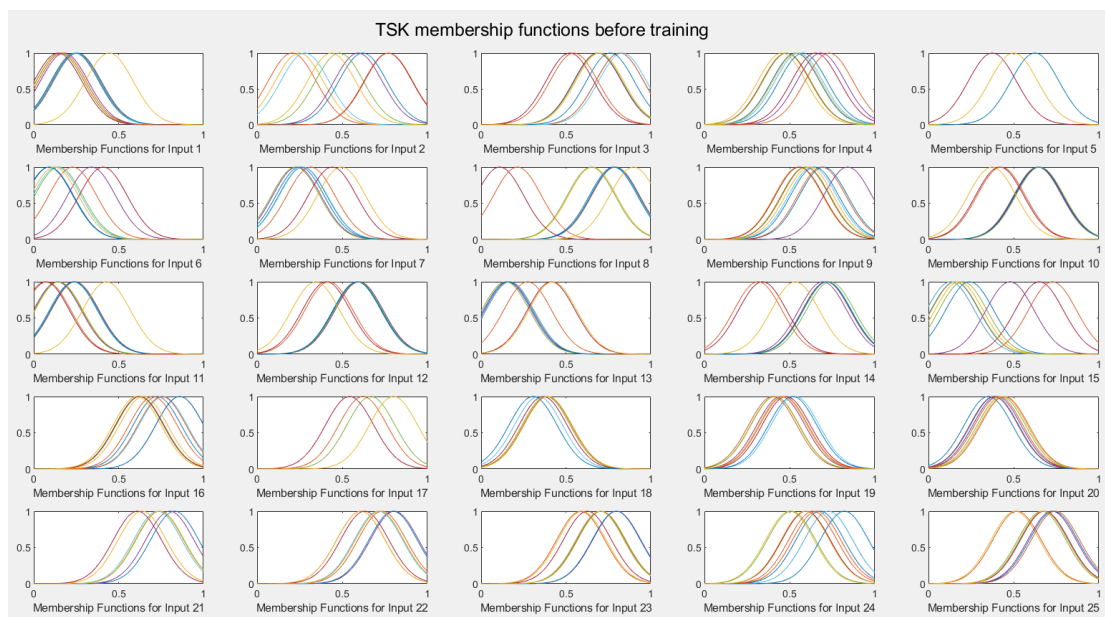
Εικόνα 16: Διάγραμμα σφάλματος πρόβλεψης για το ιδανικό TSK μοντέλο

II. Διάγραμμα καμπυλών εκμάθησης



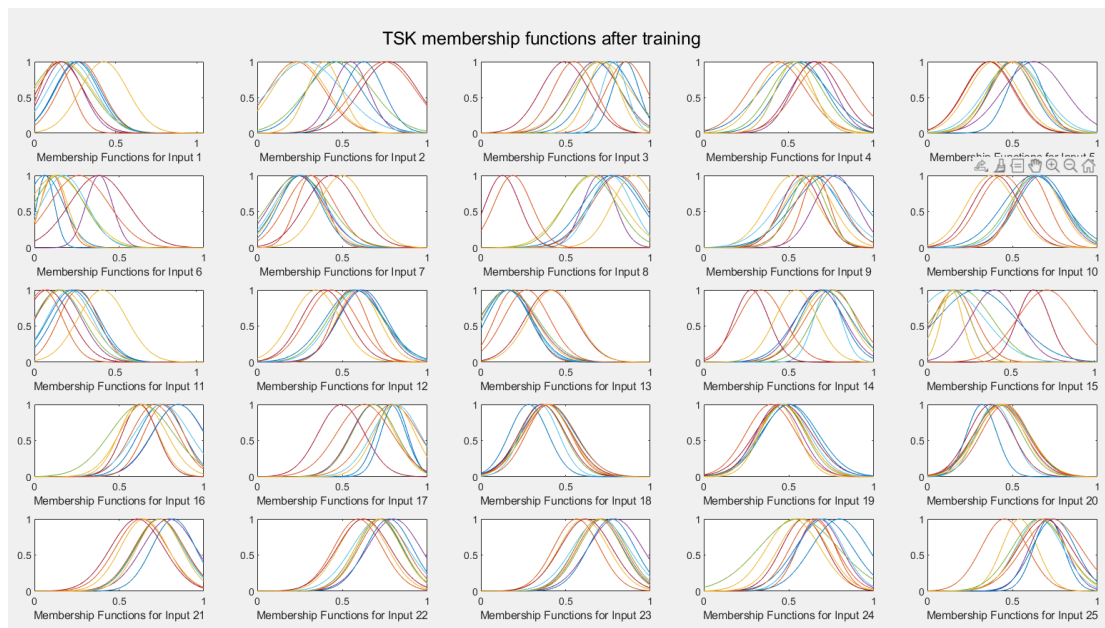
Εικόνα 17: Διάγραμμα καμπυλών εκμάθησης του βέλτιστου TSK μοντέλου

III. Ασαφή σύνολα μεταβλητών εισόδου πριν το training



Εικόνα 18: Ασαφή σύνολα εισόδων πριν το training

IV. Ασαφή σύνολα μεταβλητών εισόδου μετά το training



Εικόνα 19: Ασαφή σύνολα εισόδων μετά το training

V. Συγκεντρωτικός πίνακας παραμέτρων αξιολόγησης

Model	RMSE	NMSE	NDEI	R ²
Optimum TSK	13.933101	0.163010	0.403745	0.836990

VI. Σχολιασμός των αποτελεσμάτων

- Από τα 83 features, η βέλτιστη περιγραφή του μοντέλου γίνεται με επιλογή 25 από αυτά, με τον relieff αλγόριθμο. Αυτό σημαίνει ότι όσα περισσότερα features επιλέγονται, τόσο καλύτερη είναι η περιγραφή του μοντέλου. Βέβαια για μείωση της πολυπλοκότητας του μοντέλου (ώστε να υπάρχουν λιγότεροι IF-THEN rules), θα μπορούσαν να χρησιμοποιηθούν και λιγότερα features (π.χ. 10), όπου πάλι το μέσο σφάλμα θα ήταν σε παρόμοια κλίμακα.
- Γενικά παρατηρείται διαφορά στις παραμέτρους αξιολόγησης των μοντέλων σε σχέση με την μέθοδο grid partitioning. Η RMSE παράμετρος είναι μεγαλύτερη σε σχέση με τα TSK models του Α μέρους, κάτι απόλυτα λογικό, γιατί εκεί υπήρχε πιο ακριβής περιγραφή του μοντέλου, ενώ στο Β μέρος υλοποιείται μία προσεγγιστική περιγραφή.

- Η μέθοδος του grid partitioning είναι απαγορευτική για datasets με υψηλή διασπορά, και γι αυτό προτιμάται η μέθοδος του subtractive clustering, θυσιάζοντας την απόδοση του training.
- Όσον αφορά τα ασαφή σύνολα, παρατηρείται μεταβολή στα fuzzy sets, όπως και αναμενόταν, λόγω της διαδικασίας της εκπαίδευσης.

Βιβλιογραφία

- Υπολογιστική Νοημοσύνη, eLearning AUTH,
<https://elearning.auth.gr/course/view.php?id=12762>
- Matlab, Design, test and tune fuzzy inference systems
<https://www.mathworks.com/help/fuzzy/fuzzylogicdesigner-app.html>
- TSK fuzzy model with minimal parameters,
<https://www.sciencedirect.com/science/article/abs/pii/S1568494615001180>
- Matlab, anfis – Fuzzy Inference System Tuning
<https://www.mathworks.com/help/fuzzy/anfis.html>
- Matlab, partition for data cross validation ,
<https://www.mathworks.com/help/stats/cvpartition.html>
- Matlab, Rank importance of predictors using ReliefF Algorithm
<https://www.mathworks.com/help/stats/relieff.html>