

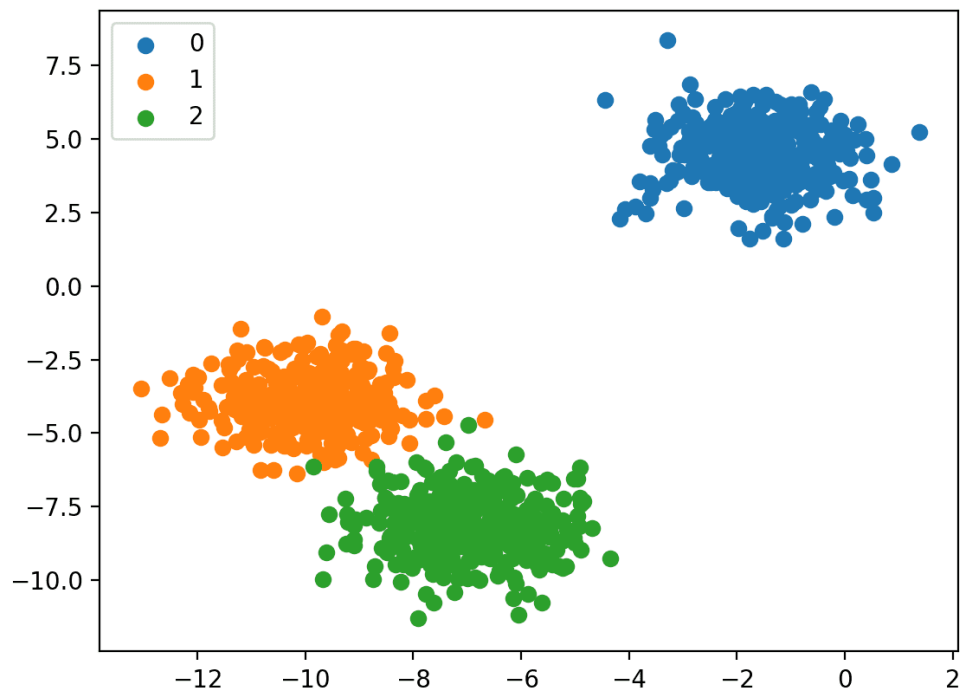


ΑΡΙΣΤΟΤΕΛΕΙΟ  
ΠΑΝΕΠΙΣΤΗΜΙΟ  
ΘΕΣΣΑΛΟΝΙΚΗΣ

Καλοκαίρι 2023

# Υπολογιστική Νοημοσύνη

Επίλυση προβλήματος ταξινόμησης με  
χρήση μοντέλων TSK



ΤΖΟΥΒΑΡΑΣ ΕΥΑΓΓΕΛΟΣ

AEM: 9659

Email: [tzouevan@ece.auth.gr](mailto:tzouevan@ece.auth.gr)

# Περιεχόμενα

Εισαγωγή.....	2
Α' Μέρος: Εφαρμογή σε απλό dataset.....	2
1. Περιγραφή του προβλήματος.....	2
2. Διαχωρισμός συνόλου δεδομένων σε υποσύνολα.....	2
3. TSK μοντέλα εκπαίδευσης .....	3
4. Παράμετροι Αξιολόγησης των μοντέλων.....	4
5. Αποτελέσματα .....	5
I. TSK_model 1 – Class Independent – Small Radius: .....	5
II. TSK_model 2 – Class Independent – Large Radius: .....	6
III. TSK_model 3 – Class Dependent – Small Radius:.....	8
IV. TSK_model 4 – Class Dependent – Large Radius:.....	9
6. Σύγκριση των αποτελεσμάτων εκπαίδευσης.....	10
Β' 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. Error Matrix .....	15
VI. Συγκεντρωτικοί Πίνακες Παραμέτρων Αξιολόγησης .....	15
VII. Σχολιασμός Αποτελεσμάτων .....	16
Βιβλιογραφία .....	16

# Εισαγωγή

Η παρούσα εργασία υλοποιήθηκε στα πλαίσια του μαθήματος “υπολογιστική νοημοσύνη” και αποτελεί το 4<sup>ο</sup> μέρος του συνολικού project. Σκοπός της εργασίας είναι η επίλυση του προβλήματος Classification με την χρήση TSK μοντέλων. Πιο συγκεκριμένα, μέσω της χρήσης ενός dataset 306 στοιχείων, γίνεται εκπαίδευση του Fuzzy Inference System (fis), με την μέθοδο του Subtractive Clustering, ώστε να προκύψουν τα ασαφή σύνολα των μεταβλητών εισόδου. Συνολικά εκπαιδεύονται 4 TSK μοντέλα. Το training αξιολογείται με βάση τον error matrix και άλλες παραμέτρους που βασίζονται στον παραπάνω πίνακα. Στο δεύτερο μέρος, χρησιμοποιείται ένα dataset με υψηλή διαστασιμότητα, με την μέθοδο του Subtractive Clustering (SC), για διάφορες τιμές των παραμέτρων ακτίνας cluster και αριθμού χαρακτηριστικών. Το βέλτιστο μοντέλο με το ελάχιστο μέσο σφάλμα, αξιολογείται με ορισμένες παραμέτρους ως προς την απόδοση του training.

## Α' Μέρος: Εφαρμογή σε απλό dataset

### 1. Περιγραφή του προβλήματος

Σκοπός της παρούσας εργασίας είναι η μελέτη και η αξιολόγηση της επίλυσης του προβλήματος classification με την χρήση Takagi-Sugeno-Kang (TSK) μοντέλων. Στο πρώτο μέρος χρησιμοποιείται το haberman dataset, που περιέχει 306 δείγματα με 3 features το καθένα. Το dataset περιέχει μία ακόμα στήλη με τον αριθμό της κλάσης που ανήκει το κάθε στοιχείο (class 1 ή class 2).

Συνολικά δημιουργούνται 4 διαφορετικά TSK μοντέλα όπου στην συνέχεια εκπαιδεύονται. Στα 2 πρώτα μοντέλα, χρησιμοποιείται η μέθοδος του Subtractive Clustering, για το σύνολο των δεδομένων training (class independent method). Στα επόμενα 2 μοντέλα ακολουθείται πάλι η μέθοδος του Subtractive Clustering, όμως για κάθε κλάση δεδομένων ξεχωριστά (class dependent). Ο αριθμός των clusters, άρα και κατ' επέκταση η ακτίνα, σε κάθε δυάδα μοντέλων λαμβάνει ακραίες τιμές ώστε να μελετηθεί η διαφορά του training όταν υπάρχει μεγάλη διαφορά κανόνων στο FIS.

### 2. Διαχωρισμός συνόλου δεδομένων σε υποσύνολα

Όπως και στην επίλυση του προβλήματος Regression με TSK μοντέλα, αλλά και γενικότερα σε προβλήματα training με χρήση νευρωνικών δικτύων, το σύνολο δεδομένων διαχωρίζεται σε 3 μη επικαλυπτόμενα υποσύνολα. Το training set που

αποτελεί το 60% του dataset και χρησιμοποιείται για την εκπαίδευση, το validation set που αποτελεί το 20% του συνόλου και χρησιμοποιείται για την αποφυγή του φαινομένου υπερεκπαίδευσης και το check set (20% του συνόλου) όπου χρησιμοποιείται για την αξιολόγηση της εκπαίδευσης.

Η διαφορά σε αυτή την περίπτωση training είναι ότι για να επιτευχθεί καλή απόδοση θα πρέπει η συχνότητα εμφάνισης δειγμάτων που ανήκουν σε μία συγκεκριμένη κλάση, σε κάθε υποσύνολο της εκπαίδευσης, να είναι όσο το δυνατόν πιο όμοια με την αρχική συχνότητα εμφάνισης στο συνολικό dataset. Ένας εύκολος τρόπος να επιτευχθεί αυτό, είναι να ταξινομηθούν τα δεδομένα ως προς την κλάση που ανήκουν (τελευταία στήλη του dataset). Έπειτα, λόγω της μεθόδου διαχωρισμού που εφαρμόζεται με την χρήση της `split_scale` συνάρτησης, θα υπάρχει μία αρκετά όμοια συχνότητα εμφάνισης της κάθε κλάσης σε κάθε υποσύνολο δεδομένων.

Με την χρήση του script “Frequency\_appearance.m”, επιβεβαιώνεται πως η συχνότητα εμφάνισης κάθε κλάσης σε κάθε υποσύνολο είναι αρκετά κοντά, άρα και θα επιτευχθεί αρκετά καλή απόδοση κατά την εκπαίδευση.

```
>> Frequency_appearance
Percentage of training data in class 1: 73.37%
Percentage of training data in class 2: 26.63%
Percentage of check data in class 1: 77.05%
Percentage of check data in class 2: 22.95%
Percentage of test data in class 1: 70.49%
Percentage of test data in class 2: 29.51%
fx >>
```

*Εικόνα 1: Συχνότητα εμφάνισης κάθε κλάσης σε κάθε υποσύνολο δεδομένων*

### 3. TSK μοντέλα εκπαίδευσης

Όπως αναφέρθηκε και προηγουμένως, συνολικά εκπαιδεύονται 4 μοντέλα. Η κύρια διαφορά των μοντέλων είναι ο τρόπος διαμέρισης του χώρου εισόδου, class dependent όπου διαμερίζεται για το σύνολο των δεδομένων και class independent, όπου η διαμέριση γίνεται ξεχωριστά για κάθε κλάση δεδομένων. Για κάθε τρόπο διαχωρισμού του χώρου εισόδου δημιουργούνται 2 μοντέλα. Το μεν έχει μικρή ακτίνα cluster (0.2), ενώ το δε έχει μεγάλη ακτίνα cluster (0.8). Η επιλογή του μεγέθους των cluster γίνεται με εμπειρικό τρόπο και όχι με κάποιο ντετερμινιστικό. Όσον αφορά την έξοδο, επιλέγεται σε όλες τις περιπτώσεις να είναι singleton, για να υπάρχει πιο αμερόληπτος τρόπος σύγκρισης του κάθε training, χωρίς να εξαρτάται

από μία ακόμα μεταβλητή. Τα χαρακτηριστικά των μοντέλων εκπαίδευσης συνοψίζονται στον παρακάτω πίνακα.

Μοντέλο	Τρόπος διαμέρισης εισόδου	Μορφή εξόδου	Ακτίνα cluster
TSK_model_1	Class Independent	Singleton	Small (0.2)
TSK_model_2	Class Independent	Singleton	Large (0.8)
TSK_model_3	Class Dependent	Singleton	Small (0.2)
TSK_model_4	Class Dependent	Singleton	Large (0.8)

## 4. Παράμετροι Αξιολόγησης των μοντέλων

Οι παράμετροι που χρησιμοποιούνται για την αξιολόγηση της εκπαίδευσης των TSK μοντέλων στο πρόβλημα του Classification είναι διαφορετικοί σε σχέση με το πρόβλημα του Regression. Θα χρησιμοποιηθούν οι ακόλουθες παράμετροι για σύγκριση των μοντέλων:

- Error Matrix: Είναι ένας πίνακας σφαλμάτων  $k \times k$ . Τα στοιχεία  $x_{ii}$  περιλαμβάνουν το πλήθος των δειγμάτων που ανήκουν σε κάποια κλάση ορθώς, ενώ τα στοιχεία  $x_{ij}$  περιλαμβάνουν τα στοιχεία που βρίσκονται στην κλάση  $i$  μετά την προπόνηση ενώ στην πραγματικότητα ανήκουν στην κλάση  $j$ .
- Overall Accuracy (OA): Ορίζεται ως το ποσοστό των ορθώς ταξινομημένων δειγμάτων ως προς το συνολικό πλήθος δειγμάτων.

$$OA = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^k x_{ii}$$

- Producer's Accuracy (PA): Αν  $x_{jc}$  είναι το πλήθος των σημείων που ανήκουν στην κλάση  $C_j$ , τότε η ακρίβεια παραγωγού ορίζεται ως εξής:

$$PA(j) = \frac{x_{jj}}{x_{jc}}$$

- User's Accuracy (UA): Αν  $x_{ir}$  είναι το πλήθος των σημείων που ταξινομήθηκαν στην κλάση  $C_i$ , τότε η ακρίβεια χρήστη ορίζεται ως εξής:

$$UA(i) = \frac{x_{ii}}{x_{ir}}$$

- $\hat{K}$ : Είναι η εκτίμηση της πραγματικής στατιστικής παραμέτρου. Υπολογίζεται με βάση την ακόλουθη εξίσωση:

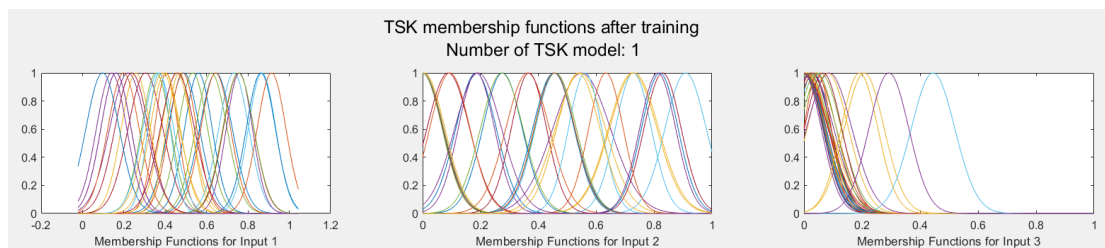
$$\hat{K} = \frac{N \sum_{i=1}^k x_{ii} - \sum_{i=1}^k x_{ir} x_{ic}}{N^2 - \sum_{i=1}^k x_{ir} x_{ic}}$$

## 5. Αποτελέσματα

Στο “TSK\_Classification\_1.m” matlab script, ορίζονται τα δύο από τα τέσσερα διαφορετικά TSK μοντέλα και δημιουργείται το αντίστοιχο FIS, το οποίο έπειτα εκπαιδεύεται, με την χρήση της συνάρτησης anfis, όπου ορίζονται και τα αντίστοιχα χαρακτηριστικά του training. Στο “TSK\_Classification\_2.m” script γίνεται η αντίστοιχη διαδικασία για τα άλλα δύο μοντέλα που ο διαμερισμός της εισόδου γίνεται σε κάθε κλάση ξεχωριστά (class dependent). Δημιουργήθηκαν 2 διαφορετικά script γιατί η μέθοδος δημιουργίας των fis είναι διαφορετική σε κάθε περίπτωση. Στην μέθοδο class independent η διαδικασία είναι πιο απλή, ενώ στην class dependent το FIS δημιουργείται από την αρχή με την χρήση των ακτινών των clusters που προκύπτουν για κάθε κλάση δεδομένων.

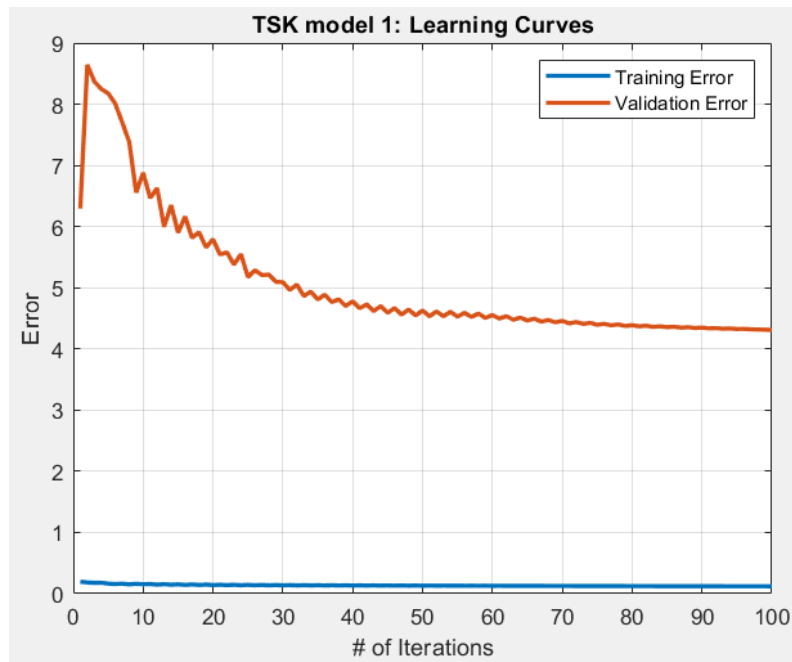
Ακολουθούν οι γραφικές παραστάσεις των membership functions και οι υπολογισμοί των παραμέτρων αξιολόγησης, για κάθε μοντέλο ξεχωριστά.

### I. TSK\_model 1 – Class Independent – Small Radius:



Εικόνα 2: Τελικές μορφές ασαφών συνόλων του 1ου TSK μοντέλου

ERROR MATRIX TSK Model 1	
33	14
7	2



Εικόνα 3: Καμπύλες εκμάθησης του 1ου TSK μοντέλου

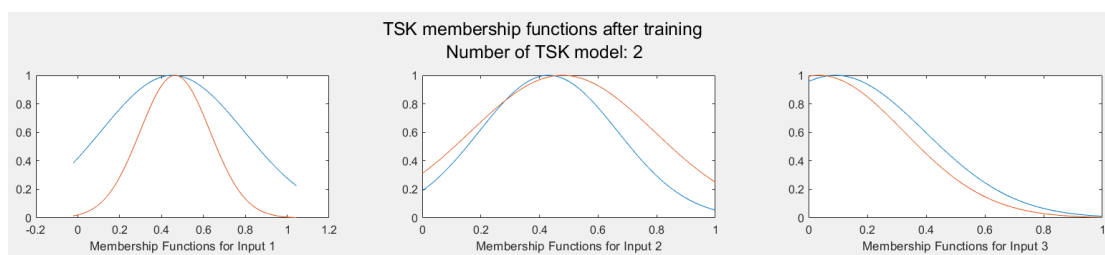
```
=====
TSK model 1

Error Matrix:
33  14
 7   2

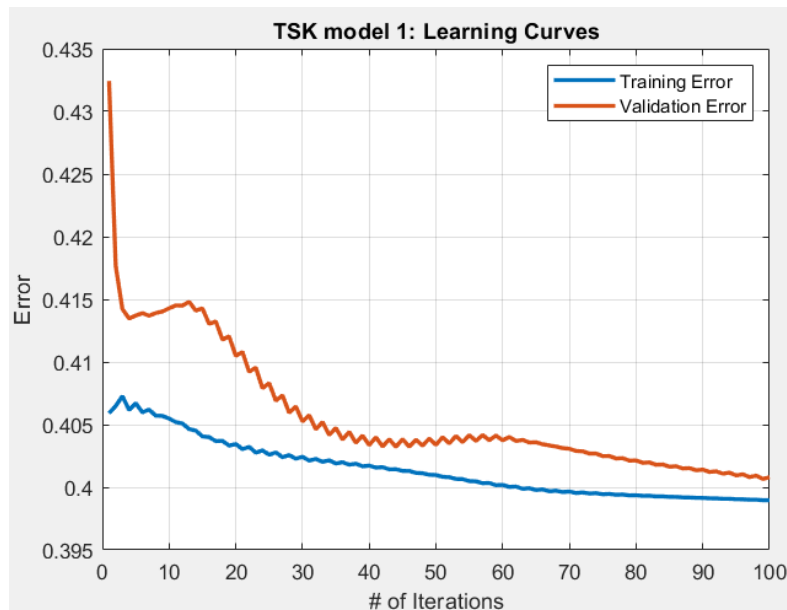
Overall Accuracy(OA): 0.57
Producer Accuracy(PA): 0.70
Producer Accuracy(PA): 0.22
User Accuracy(UA): 0.82
User Accuracy(UA): 0.12
K parameter: 0.57
=====
```

Εικόνα 4: Αποτελέσματα Matlab για το μοντέλο 1

## II. TSK\_model 2 – Class Independent – Large Radius:



Εικόνα 5: Τελικές μορφές ασαφών συνόλων του 2ου TSK μοντέλου



Εικόνα 6: Καμπύλες εκμάθησης του 2ου TSK μοντέλου

ERROR MATRIX TSK Model 2	
42	9
6	2

```
=====
TSK model 2
```

```
Error Matrix:
```

```
42  9
6   2
```

```
Overall Accuracy(OA): 0.72
```

```
Producer Accuracy(PA): 0.82
```

```
Producer Accuracy(PA): 0.25
```

```
User Accuracy(UA): 0.88
```

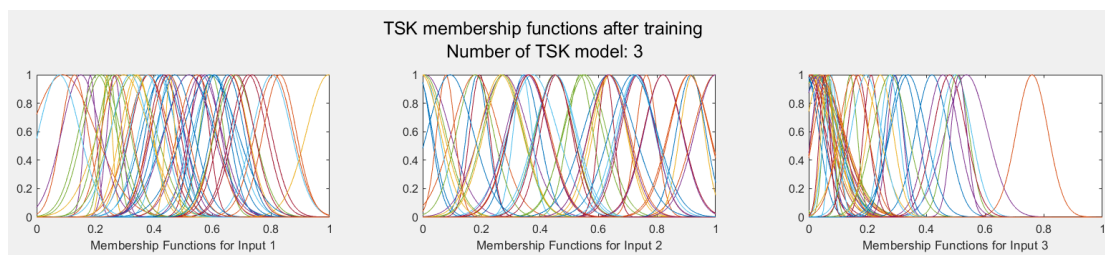
```
User Accuracy(UA): 0.18
```

```
K parameter: 0.72
=====
```

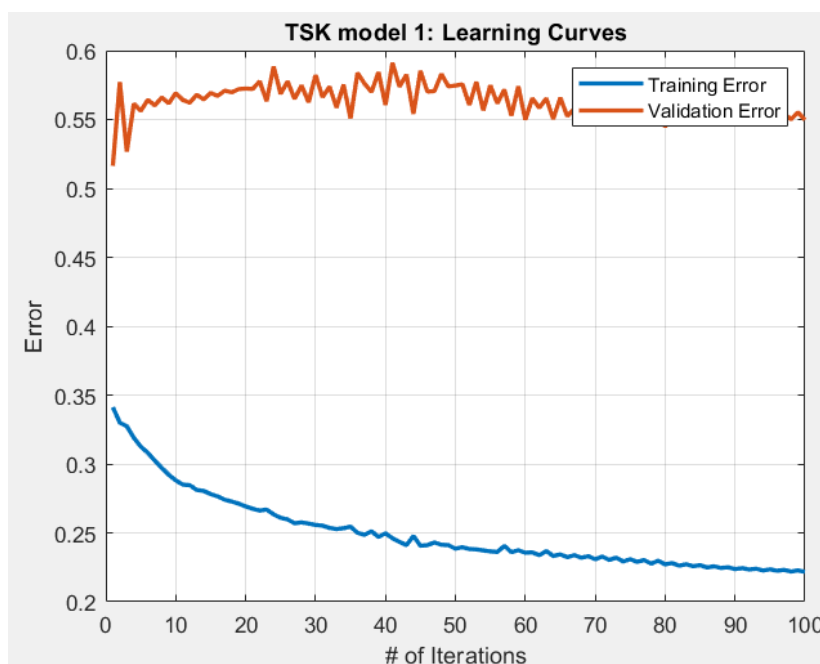
Εικόνα 7: Αποτελέσματα Matlab για το μοντέλο 2



### III. TSK\_model 3 – Class Dependent – Small Radius:



Εικόνα 8: Τελικές μορφές ασαφών συνόλων του 3ου TSK μοντέλου



Εικόνα 9: Καμπύλες εκμάθησης του 3ου TSK μοντέλου

```
=====
TSK model 3
```

```
Error Matrix:
```

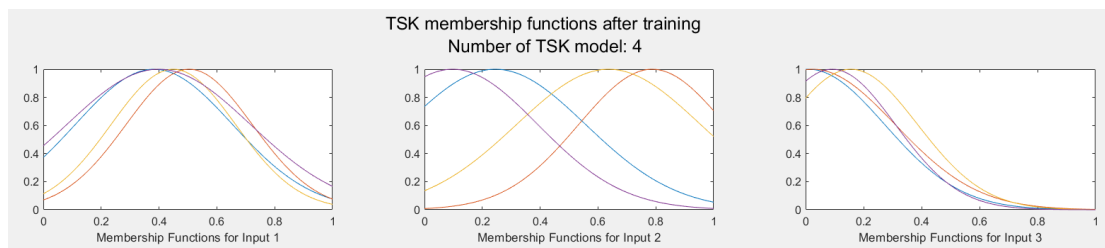
```
47  5
 7  2
```

```
Overall Accuracy(OA): 0.80
Producer Accuracy(PA): 0.90
Producer Accuracy(PA): 0.22
User Accuracy(UA): 0.87
User Accuracy(UA): 0.29
K parameter: 0.80
=====
```

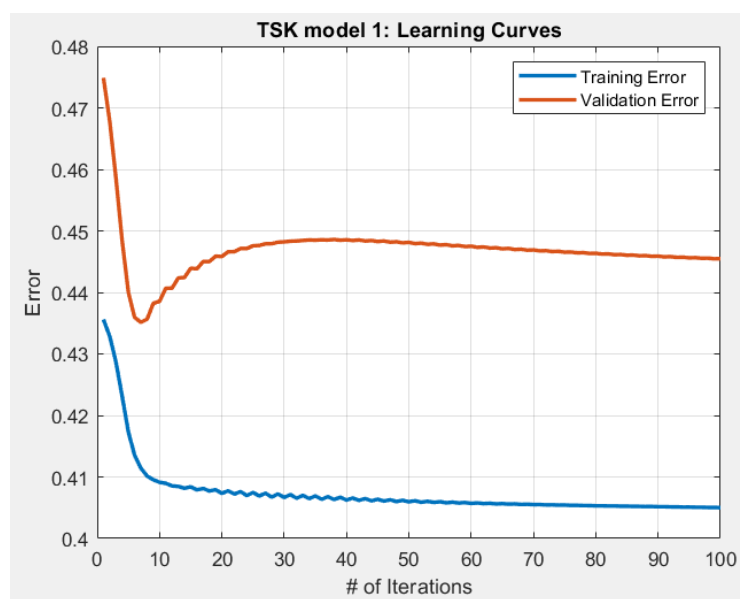
Εικόνα 10: Αποτελέσματα Matlab για το μοντέλο 3

ERROR MATRIX TSK Model 3	
47	5
7	2

#### IV. TSK\_model 4 – Class Dependent – Large Radius:



Εικόνα 11: Τελικές μορφές ασαφών συνόλων του 4ου TSK μοντέλου



Εικόνα 12: Καμπύλες εκμάθησης του 4ου TSK μοντέλου

ERROR MATRIX TSK Model 4	
47	5
9	0

```

=====
TSK model 4

Error Matrix:
47  5
 9  0

Overall Accuracy(OA): 0.77
Producer Accuracy(PA): 0.90
Producer Accuracy(PA): 0.00
User Accuracy(UA): 0.84
User Accuracy(UA): 0.00
K parameter: 0.77
=====

```

*Εικόνα 13: Αποτελέσματα Matlab για το μοντέλο 4*

## 6. Σύγκριση των αποτελεσμάτων εκπαίδευσης

Η πιο σημαντική παράμετρος για την αξιολόγηση των μοντέλων στην επίλυση του προβλήματος ταξινόμησης είναι το Overall Accuracy. Τα συγκεντρωτικά αποτελέσματα παρουσιάζονται στον ακόλουθο πίνακα.

	TSK model 1	TSK model 2	TSK model 3	TSK model 4
<b>Overall Accuracy</b>	0.57	0.72	0.8	0.77

Τα μοντέλα που εφαρμόστηκε το subtractive clustering για κάθε κλάση δεδομένων ξεχωριστά (μοντέλα 3 και 4), είναι περισσότερο αποδοτικά στην διαδικασία ταξινόμησης σε σχέση με τα class independent μοντέλα (1 και 2).

Στα class independent μοντέλα αποδοτικότερη μέθοδος είναι η χρήση μίας μεγάλης ακτίνας cluster, ενώ στα class dependent μοντέλα αποδοτικότερο είναι αυτό με μικρή ακτίνα clusters. Οπότε δεν υπάρχει κάποια συσχέτιση όσο αφορά την ακτίνα.

Στα μοντέλα 1 και 3 που έχουν μικρή ακτίνα cluster, εμφανίζονται περισσότερα fuzzy sets και περιγράφονται από περισσότερους κανόνες, γιατί δημιουργούνται παραπάνω clusters. Άρα και τα TSK μοντέλα είναι περισσότερο περίπλοκα.

Όσον αφορά την επικάλυψη των προβολών των ασαφών συνόλων, στα μοντέλα με μικρή ακτίνα clusters, υπάρχει επικάλυψη μεταξύ ασαφών συνόλων, αλλά γενικά τα σύνολα είναι απλωμένα στο πεδίο ορισμού τους. Στα σύνολα 2 και 4, με μεγάλη ακτίνα clusters, τα ασαφή σύνολα είναι λιγότερα αλλά υπάρχει μεγάλη επικάλυψη μεταξύ τους. Αυτό σημαίνει ότι υπάρχει επικάλυψη και στην ενεργοποίηση των κανόνων, κάτι που μειώνει την απόδοση του ταξινομητή. Αυτό θα μπορούσε να επιλυθεί με χρήση μιας μεγαλύτερης ακτίνας, ώστε να υπάρχουν παραπάνω κανόνες ή θα μπορούσε να γίνει δοκιμή σε χρήση διαφορετικού είδους membership functions. Διαφορετικά, θα μπορούσε να γίνει χρήση νευρωνικών δικτύων για την

επίλυση του προβλήματος ταξινόμησης που εμφανίζουν καλύτερη απόδοση συνολικά.

## Β' Μέρος: Εφαρμογή σε dataset με υψηλή διαστασιμότητα

### 1. Περιγραφή του προβλήματος

Στόχος του 2<sup>ου</sup> μέρους της παρούσας εργασίας είναι η μελέτη των TSK μοντέλων στην επίλυση του προβλήματος της ταξινόμησης όταν χρησιμοποιείται dataset με υψηλή διαστασιμότητα. Το dataset που χρησιμοποιείται είναι το “epileptic\_seizure\_data” που περιέχει 11500 δείγματα με 179 χαρακτηριστικά που περιγράφουν το κάθε δείγμα. Αν το πρόβλημα λυνόταν με την κλασική μέθοδο του grid searching, θα δημιουργούνταν πάρα πολλοί κανόνες ( $2^{179}$ ), άρα θα υπήρχε ένα δύσκολο μοντέλο για επίλυση. Για αυτό τον λόγο χρησιμοποιείται η μέθοδος του Subtractive Clustering, οπότε τα δεδομένα θα ομαδοποιηθούν σε clusters με συγκεκριμένη ακτίνα και θα περιγράφονται από μικρότερο πλήθος χαρακτηριστικών.

Η επιλογή της ακτίνας των cluster αλλά και του πλήθους των χαρακτηριστικών γίνεται με την μέθοδο του grid searching. Το TSK μοντέλο που θα έχει το μικρότερο μέσο σφάλμα θα θεωρηθεί το βέλτιστο και θα εκπαιδευτεί ώστε να γίνει η αξιολόγηση με βάση τις παραμέτρους που χρησιμοποιήθηκαν και στο Α μέρος.

### 2. Διαχωρισμός συνόλου δεδομένων σε υποσύνολα

Όπως και σε όλα τα training που χρησιμοποιήθηκαν TSK μοντέλα, το σύνολο των δεδομένων χωρίζεται σε 3 μη επικαλυπτόμενα υποσύνολα. Το training (60% των δεδομένων) που χρησιμοποιείται για την εκπαίδευση, το validation (20% των δεδομένων) που χρησιμοποιείται κατά την εκπαίδευση για την αποφυγή του φαινομένου της υπερεκπαίδευσης και το test (υπόλοιπο 20%) που χρησιμοποιείται για την αξιολόγηση του training. Για τον διαχωρισμό και σε αυτή την περίπτωση χρησιμοποιείται η συνάρτηση split\_scale.

### 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, για την

απλοποίηση του fis ώστε να περιγράφεται επαρκώς από μικρότερο αριθμό κανόνων. Με βάση την εμπειρία έχουν επιλεγθεί τα ακόλουθα σύνολα τιμών των παραμέτρων:

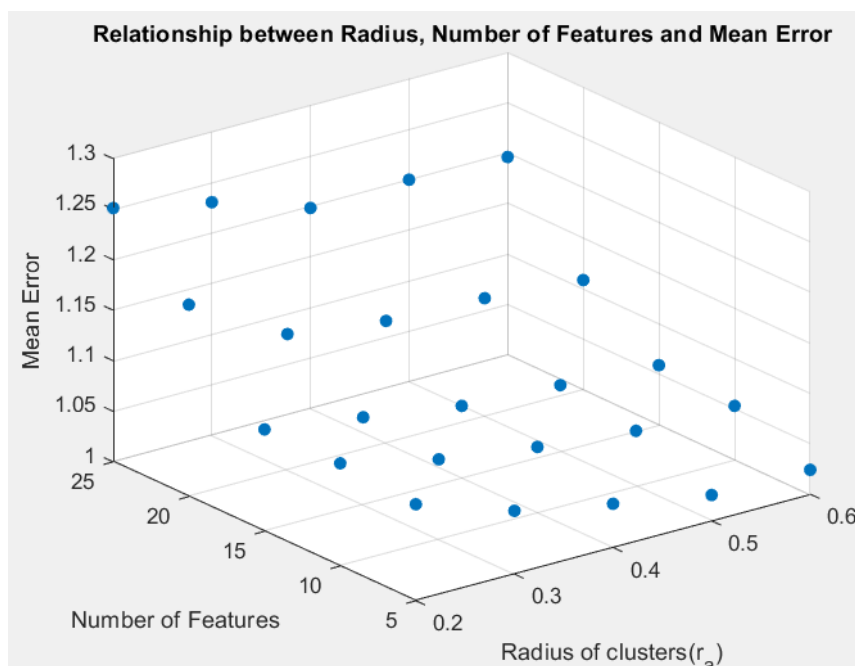
- `R_values = [0.2, 0.3, 0.4, 0.5, 0.6];`
- `features_number = [5, 10, 15, 20, 25];`

Μέσω μίας διπλής for loop, στο Matlab, γίνεται ο συνδυασμός όλων των τιμών των παραπάνω συνόλων. Για κάθε ζεύγος τιμών θα εκπαιδεύεται ένα fis μοντέλο και υπολογίζεται το error του training.

Για αύξηση της ακρίβειας εύρεσης του βέλτιστου TSK model, χρησιμοποιείται η μέθοδος του 5-fold cross validation. Πιο συγκεκριμένα, για κάθε μοντέλο που προκύπτει από τον συνδυασμό των 2 μεταβλητών, η εκπαίδευση γίνεται 5 φορές και εξάγεται το μέσο σφάλμα. Η επαναληπτική διαδικασία εκπαίδευσης γίνεται με διαφορετικό διαμοιρασμό των υποσυνόλων δεδομένων με την χρήση του cnpartitioning. Έτσι με όλη την διαδικασία του cross validation, αυξάνεται η βεβαιότητα για την εύρεση των βέλτιστων παραμέτρων του TSK fuzzy system.

Με βάση τον αριθμό των features, η επιλογή των χαρακτηριστικών που θα περιγράφει κάθε δεδομένο από το σύνολο των 176 μεταβλητών, γίνεται με την χρήση του αλγορίθμου relieff. Έτσι στον πίνακα Index αποθηκεύονται τα indexes των χαρακτηριστικών που θα χρησιμοποιηθούν στο training.

Η διαδικασία που περιγράφηκε παραπάνω, αναπτύχθηκε στο “TSK\_classification\_3.m” script, όπου και εξάγεται το ακόλουθο γράφημα μέσου σφάλματος σε συνδυασμό με τον αριθμό των χαρακτηριστικών και της ακτίνας των clusters.



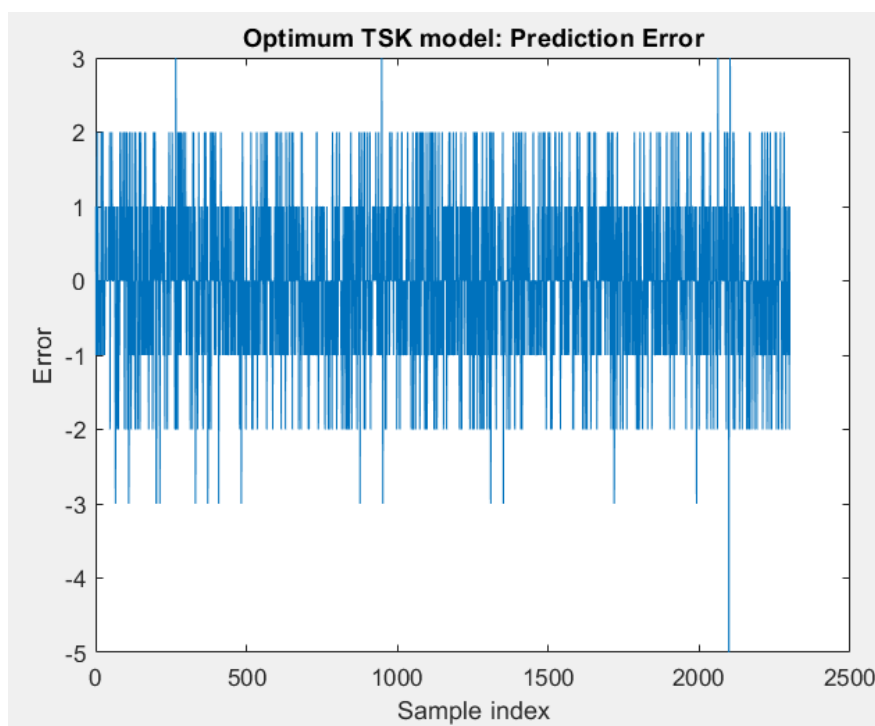
*Εικόνα 14: Διάγραμμα μέσου σφάλματος συναρτήσει του αριθμού χαρακτηριστικών και της ακτίνας των cluster*

#### 4. Εκπαίδευση του βέλτιστου TSK μοντέλου

Από την παραπάνω 3-D απεικόνιση φαίνεται ότι το μικρότερο σφάλμα δίνεται για το μοντέλο που χρησιμοποιεί **25** χαρακτηριστικά και ακτίνα cluster ίση με **0.2**. Με βάση αυτά τα χαρακτηριστικά, ακολουθώντας πάλι την διαδικασία subtractive clustering γίνεται η εκπαίδευση του βέλτιστου μοντέλου. Ακολουθεί η αξιολόγηση του βέλτιστου TSK model μετά την εκπαίδευση.

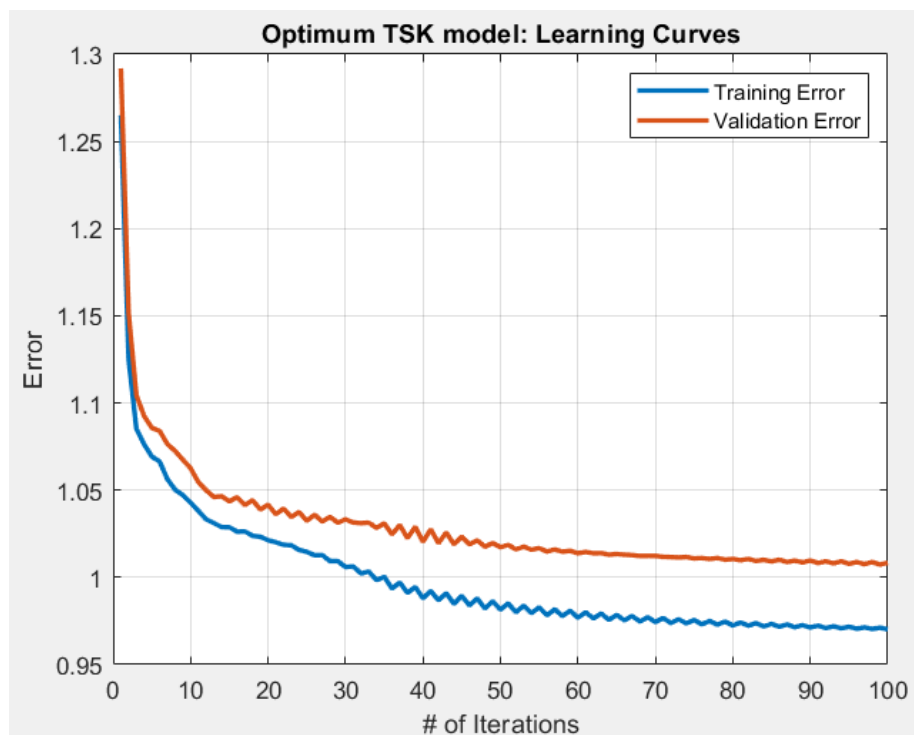
#### 5. Αξιολόγηση της εκπαίδευσης του βέλτιστου TSK μοντέλου

##### I. Διάγραμμα σφάλματος πρόβλεψης



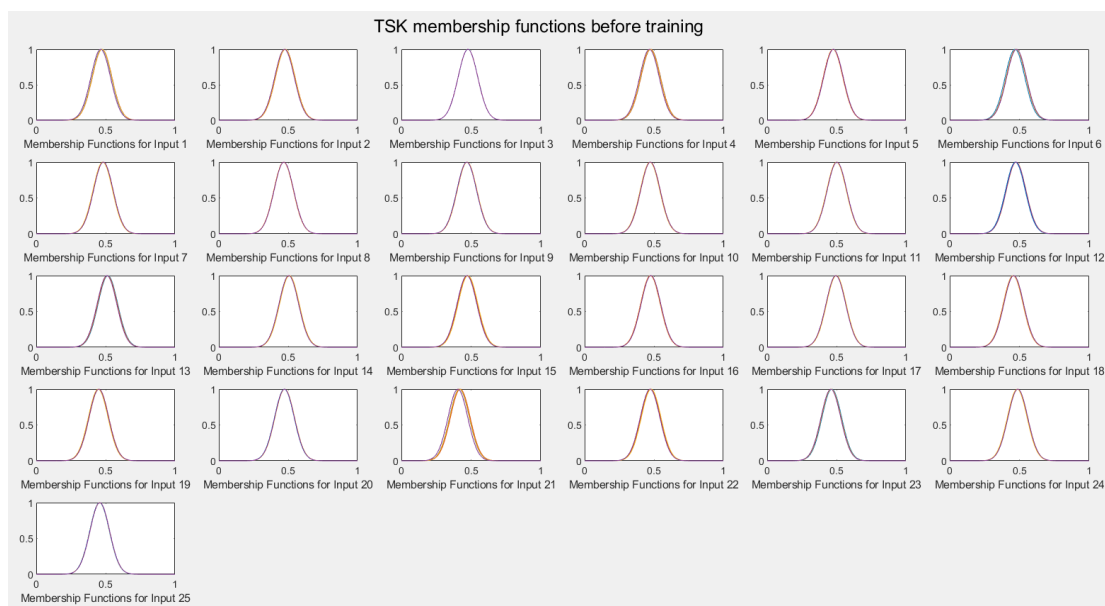
Εικόνα 15: Διάγραμμα σφάλματος πρόβλεψης για το ιδανικό TSK μοντέλο

## II. Διάγραμμα καμπυλών εκμάθησης



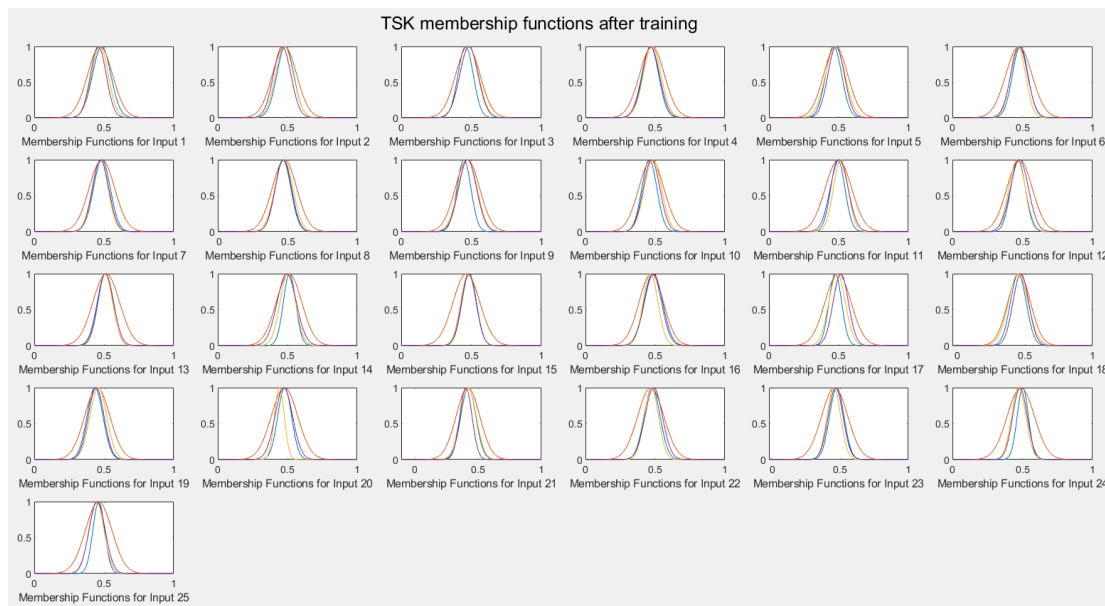
Εικόνα 16: Διάγραμμα καμπυλών εκμάθησης του βέλτιστου TSK μοντέλου

## III. Ασαφή σύνολα μεταβλητών εισόδου πριν το training



Εικόνα 17: Ασαφή σύνολα εισόδων πριν το training

#### IV. Ασαφή σύνολα μεταβλητών εισόδου μετά το training



Εικόνα 18: Ασαφή σύνολα εισόδων μετά το training

#### V. Error Matrix

ERROR MATRIX Optimum TSK Model				
76	31	175	164	8
77	20	193	158	3
86	21	186	168	12
83	28	179	177	5
70	33	172	157	10

#### VI. Συγκεντρωτικοί Πίνακες Παραμέτρων Αξιολόγησης

Model	Overall Accuracy	K
Optimum TSK	0.2	0.2

	Class 1	Class 2	Class 3	Class 4	Class 5
Producer Accuracy	0.17	0.04	0.39	0.38	0.02

	Class 1	Class 2	Class 3	Class 4	Class 5
User Accuracy	0.19	0.15	0.21	0.21	0.26



## VII. Σχολιασμός Αποτελεσμάτων

- Με αύξηση των number of features και της ακτίνας των clusters παρατηρείται γενικά μία αυξητική τάξη στο mean error του μοντέλου.
- Ακόμα και για το βέλτιστο μοντέλο, το σφάλμα εκπαίδευσης παρατηρείται ότι είναι μεγαλύτερο σε σχέση με τα μοντέλα που χρησιμοποιούσαν dataset με λιγότερα features. Αυτό είναι λογικό, γιατί με χρήση λιγότερων χαρακτηριστικών και κανόνων για την περιγραφή του fis, απλοποιείται το μοντέλο αλλά γίνεται λιγότερο ακριβές. Σαφώς βέβαια η μέθοδος του grid searching είναι καλύτερη σε σχέση με την μέθοδο του grid partitioning που θα δημιουργούσε υπερβολικά μεγάλο αριθμό κανόνων.
- Όσον αφορά την επίδοση του ταξινομητή, έχει παρουσιάσει δραστική μείωση σε σχέση με τα αποτελέσματα του Α' μέρους. Με 20% ακρίβεια φαίνεται δύσκολη η επίλυση του προβλήματος ταξινόμησης σε dataset με υψηλή διαστασιμότητα με χρήση TSK μοντέλων.
- Ακόμα και μετά την εκπαίδευση, τα ασαφή σύνολα παρουσιάζουν μεγάλη επικάλυψη μεταξύ τους, κάτι που επηρεάζει τους ασαφείς κανόνες που μοντέλου άρα και την τελική απόδοση του ταξινομητή.

## 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>