

Εξακρίβωση γνησιότητας χαρτονομισμάτων

Ερρίκος Καλτσόπουλος
AM 134099
Alexander Technological
Educational Institute of
Thessaloniki

Αχιλλέας Γκέκας
AM 164649
Alexander Technological
Educational Institute of
Thessaloniki

Ηρακλής Θεοφανίδης
AM 164664
Alexander Technological
Educational Institute of
Thessaloniki

Περίληψη

Στην συγκεκριμένη εργασία αναλύουμε πως γίνεται η εξακρίβωση γνησιότητας χαρτονομισμάτων μέσω των ασαφών συστημάτων. Αρχικά περιγράφουμε τα Ασαφή Συστήματα και κάποια από τα πλεονεκτήματα και τα μειονεκτήματα αυτών. Στη συνέχεια αναφερόμαστε στα νευρό-ασαφή συστήματα και το τρόπο λειτουργίας τους. Εστιάζουμε σε ένα νευρο-ασαφή σύστημα, το ANFIS, και αναλύουμε τις λειτουργίες του καθώς και τα πλεονεκτήματα του. Τέλος εισάγουμε και το δικό μας Project του MatLab εξηγώντας τους τρόπους και τις μεθοδολογίες για την δημιουργία του συστήματος. Χρησιμοποιώντας παραδείγματα και φωτογραφίες αιτιολογούμε τα αποτελέσματα και καταλήγουμε σε κάποια συμπεράσματα.

1. Εισαγωγή

Για την εξακρίβωση γνησιότητας των χαρτονομισμάτων χρησιμοποιήθηκαν ένα δείγμα με 1372 ασπρομαυρες εικόνες 400x400 από πλαστά και γνήσια χαρτονομίσματα. Ένα χαρτονόμισμα χαρακτηρίζεται ως γνήσιο ή πλαστό ανάλογα με την διασπορά (variance), την ασυμμετρία (skewness) και την κύρτωση του κυματιδιακού μετασχηματισμού καθώς και την εντροπία (image entropy) της εικόνας.

A/A	Variance	Skewness	Curtosis	Image entropy	Class
1	3.6216	8.6661	-2.8073	-0.44699	0
2	0.66365	-0.045533	-0.18794	0.23447	1
.
.
.
1372	-1.5768	10.843	2.5462	-2.9362	0

Πίνακας: Μορφή δειγμάτων εισόδου εξόδου για τα χαρτονομίσματα

1.1 Ασαφή Συστήματα

Ένα ασαφές σύστημα είναι ένα σύστημα ελέγχου το οποίο βασίζεται στην ασαφή λογική. Πιο συγκεκριμένα πρόκειται για ένα μαθηματικό μοντέλο το οποίο επεξεργάζεται

αναλογικές τιμές εισόδου με την μορφή λογικών μεταβλητών που παίρνουν τις τιμές από μηδέν έως ένα σε αντίθεση με την ψηφιακή λογική που παίρνει τιμές μηδέν και ένα.

Η ασαφής λογική χρησιμοποιείται με τη μορφή του προσεγγιστικού συλλογισμού (approximate reasoning) στην τεχνολογία πληροφοριών, παρέχοντας συστήματα εξαγωγής συμπεράσματος και αποτελεσματικών ικανοτήτων με τη χρήση μικρού αριθμού κανόνων.

Κάποιοι από τους τρόπους (mode) που μπορεί να χρησιμοποιηθεί ο προσεγγιστικός συλλογισμός (approximate reasoning) είναι Syllogistic Reasoning, Dispositional Reasoning, Categorical Reasoning, Fuzzy Logic Rule Base (το οποίο θα αναλύσουμε παρακάτω).

Βασικά πλεονεκτήματα μειονεκτήματα:

Πλεονεκτήματα:

- ❖ Είναι πολύ εύκολη και κατανοητή η κατασκευή τέτοιων συστημάτων
- ❖ Παρέχει λύση σε πολύπλοκα προβλήματα, πχ όπως σε προβλήματα ιατρικής.
- ❖ μπορούμε εύκολα να προσθέσουμε ή να διαγράψουμε κανόνες.

Μειονεκτήματα:

- ❖ Δεν βρίσκει πάντα την καλύτερη λύση
- ❖ Ακατάλληλο για προβλήματα που απαιτούν υψηλή ακρίβεια
- ❖ Δεν είναι ιδανικό για πολύ μεγάλα προβλήματα

1.1.1 Κανόνες Fuzzy

Οι ασαφείς κανόνες αποτελούνται από δύο βασικά μέρη.

- ❖ Το μέρος της υπόθεσης
- ❖ Το μέρος του συμπεράσματος

Η βασική μορφή ασαφούς κανόνα για μια είσοδο

Μοντέλο:

- mamdani: if x is A then y is B
- TSK(sugeno): if x is A then y is $C_0 + C_1$

Όπου A και B ασαφή σύνολα , χ η τιμή μιας εισόδου που ασαφοποιείται y η έξοδος του συστήματος που εκφράζει την απόφαση του κανόνα $C_0 + C_1$. Η έξοδος του συστήματος είναι μία συνάρτηση.

1.1.2 Λειτουργία Ασαφούς Κανόνα

Η λειτουργία του ασαφούς κανόνα αποτελείται από τρία μέρη:

- ❖ Ασαφοποίηση (fuzzification): Είναι περιγραφή αριθμητικής τιμής με λεκτικούς όρους
- ❖ Ασαφής Συνεπαγωγή (fuzzy implication)
 - μέθοδοι συνεπαγωγής στο matlab and, or, Implication, Aggregation, Defuzzification
- ❖ Αποασαφοποίηση (defuzzification) Είναι το αντίστροφο της Ασαφοποίησης

1.1.3 Παραδειγμα *mamdani*

Το πρόβλημα που θα προσπαθήσουμε να σχεδιάσουμε και να λύσουμε αφορά τα φιλοδώρηματα των σερβιτόρων τα οποία εξαρτώνται από την ποιότητα του φαγητού και το service όσο πιο υψηλή είναι η ποιότητα του service-φαγητού τόσο πιο καλό είναι το φιλοδώρημα.

Από πλευρά μη ασαφούς λογικής έχουμε:

```
% Establish constants
lowTip=0.05; averTip=0.15; highTip=0.25;
tipRange=highTip-lowTip;
badService=0; okayService=3;
goodService=7; greatService=10;
serviceRange=greatService-badService;
badFood=0; greatFood=10;
foodRange=greatFood-badFood;

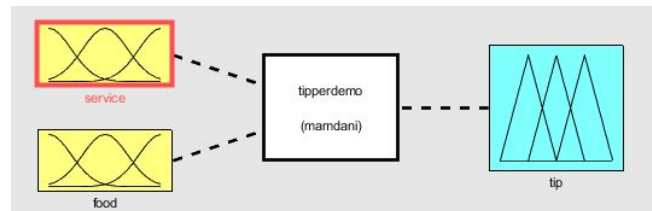
% If service is poor or food is rancid, tip is cheap
if service<okayService,
    tip=((averTip-lowTip)/(okayService-badService)) * ...
        *service+lowTip)*servRatio + ...
        (1-servRatio)*(tipRange/foodRange*food+lowTip);
% If service is good, tip is average
elseif service<goodService,
    tip=averTip*servRatio + (1-servRatio)* ...
        (tipRange/foodRange*food+lowTip);
% If service is excellent or food is delicious, tip is generous
else
    tip=((highTip-averTip)/ ...
        (greatService-goodService))* ...
        (service-goodService)+averTip)*servRatio + ...
        (1-servRatio)*(tipRange/foodRange*food+lowTip);
end
```

Το αρνητικό με αυτή την προσέγγιση είναι ότι έχουμε έναν δυσνόητο κώδικα ο οποίος είναι δύσκολος και στην συντήρησή του.

Από πλευρά ασαφούς λογικής έχουμε:

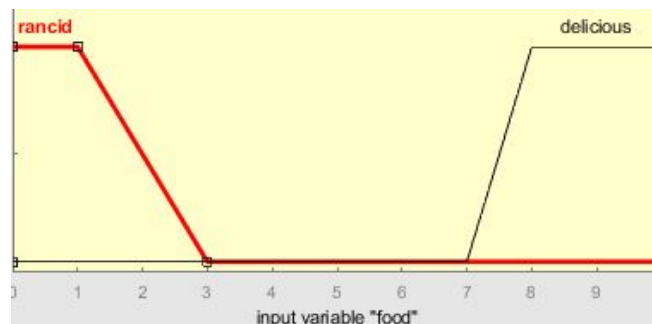
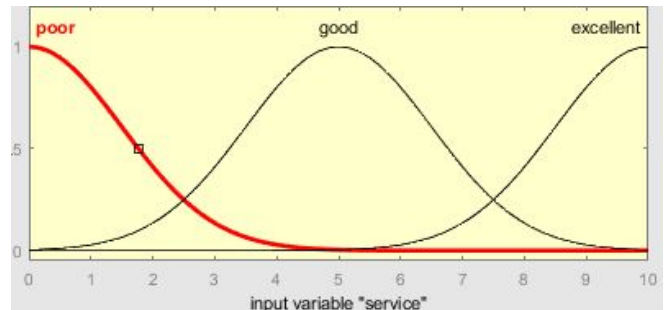
- If service is poor or food is rancid, tip is cheap
- If service is good, tip is average
- If service is excellent or food is delicious, tip is generous

με την ασαφή προσέγγιση έχουμε έναν απλό και κατανοητό κώδικα



Στην εικόνα έχουμε το σχεδιάγραμμα επίλυσης του προβλήματος το οποίο βάση των παραπάνω αποτελείται από 2 input, τους κανόνες και το output.

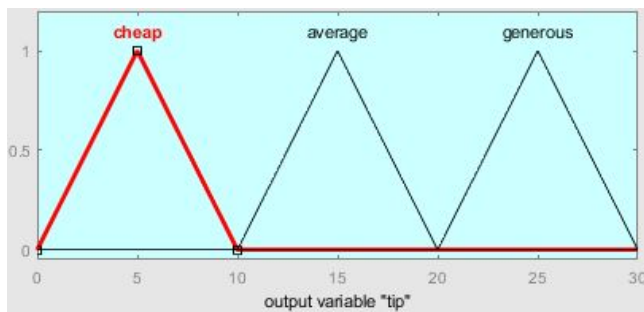
Τα δυο input έχουν την μορφή:



Οι κανόνες:

1. If (service is poor) or (food is rancid) then (tip is cheap) (1)
2. If (service is good) then (tip is average) (1)
3. If (service is excellent) or (food is delicious) then (tip is generous) (1)

Το output:



1.3 Neuro-Fuzzy Systems

Τα ασαφή συστήματα είναι κατάλληλα όταν υπάρχει αρκετή γνώση ειδικού για την εξεταζόμενη διαδικασία. Τα νευρο-ασαφή συστήματα, όμως, παρουσιάζουν τόσο συμβολικά όσο και αριθμητικά χαρακτηριστικά. Για παράδειγμα, μπορούν μέσω λειτουργιών βάσει κανόνων να κάνουν επεξεργασία των μεταχειρισμένων από αυτά συμβόλων (symbolic processing via rule-base operations).

Τα υβριδικά νευρο-ασαφή συστήματα μπορούν να δημιουργηθούν με τρεις τρόπους:

1. **Neural Fuzzy System:** Σε αυτού του είδους τα συστήματα τα νευρωνικά δίκτυα χρησιμοποιούνται ως εργαλεία μέσα σε ένα ασαφές μοντέλο.
2. **Fuzzy Neural Networks:** Τα δίκτυα αυτά ουσιαστικά συνιστούν την ασαφοποίηση του συμβατικού μοντέλου νευρωνικού δικτύου.
3. **Fuzzy-neural Hybrid System:** Τα συστήματα αυτά συνίστανται στην ενσωμάτωση τεχνολογίας ασαφούς λογικής και νευρωνικών δικτύων σε υβριδικά συστήματα.

Για τις δύο πρώτες κατηγορίες, η σύνθεση νευρο-ασαφών συστημάτων προκύπτει παρέχοντας σε ένα νευρωνικό δίκτυο την ικανότητα χειρισμού ασαφούς πληροφορίας (fuzzynеural network - FNN) και ενισχύοντας ένα ασαφές σύστημα με νευρωνικά δίκτυα, προκειμένου να βελτιωθούν χαρακτηριστικά, όπως η ευελιξία, η ταχύτητα και η προσαρμοστικότητα (neural-fuzzy systems – NFS). Σε ένα FNN οι είσοδοι και τα βάρη των συνδέσεων και οι έξοδοι του δικτύου αποτελούν ασαφή υποσύνολα ή ένα σύνολο από τιμές συμμετοχής σε ασαφή σύνολα. Για τη μοντελοποίηση αυτών των δικτύων χρησιμοποιούνται λεκτικές τιμές, όπως "μικρό, μεσαίο, μεγάλο", ή ασαφείς αριθμοί. Νευρωνικά δίκτυα που χρησιμοποιούν ασαφείς νευρώνες χαρακτηρίζονται επίσης FNN, καθώς θεωρούνται ικανά να επεξεργαστούν ασαφείς πληροφορίες. Ένα νευρο-ασαφές σύστημα (NFS) από την άλλη πλευρά έχει ως σκοπό την πραγματοποίηση της διαδικασίας ασαφούς

συλλογιστικής (fuzzy reasoning), όπου τα βάρη των συνδέσεων του δικτύου αντιστοιχούν στις παραμέτρους της ασαφούς συλλογιστικής. Χρησιμοποιώντας αλγόριθμους μάθησης της μορφής backpropagation, το NFS μπορεί να αναγνωρίσει ασαφείς κανόνες και να "μάθει" τις συναρτήσεις συμμετοχής της ασαφούς συλλογιστικής. Συγκεκριμένα το NFS θα πρέπει να είναι ικανό να "μάθει" λεκτικούς κανόνες και συναρτήσεις συμμετοχής ή να βελτιστοποιεί τους ήδη υπάρχοντες κανόνες ή συναρτήσεις συμμετοχής.

Υπάρχουν τρεις προσεγγίσεις:

1. Το σύστημα ξεκινά χωρίς κανόνες και δημιουργεί νέους κανόνες μέχρι το πρόβλημα της μάθησης να επιλυθεί. Η δημιουργία ενός νέου κανόνα προκύπτει από ένα πρότυπο εκμάθησης που δεν καλύπτεται αρκετά από την τρέχουσα βάση κανόνων.
2. Το σύστημα ξεκινά με όλους εκείνους τους κανόνες που μπορούν να δημιουργηθούν από το διαμερισμό των μεταβλητών και διαγράφοντας ανεπαρκείς κανόνες από τη βάση κανόνων με βάση την αξιολόγηση της απόδοσής τους.
3. Το σύστημα ξεκινά με μια βάση κανόνων που αποτελείται από σταθερό αριθμό κανόνων. Κατά τη διαδικασία της εκμάθησης οι κανόνες αντικαθίστανται μέσω μιας διαδικασίας.

Τα κυριότερα ολοκληρωμένα νευρο-ασαφή συστήματα που παρουσιάζονται στην διεθνή βιβλιογραφία είναι :

- To Adaptive Network based Fuzzy Inference System (ANFIS)
- To Mamdani Integrated Neuro-Fuzzy System
- To Takagi-Sugeno Integrated Neuro-fuzzy system
- To Fuzzy Adaptive Learning Control Network (FALCON)
- To FuNe
- To GARIC (General Approximate Reasoning-based Intelligent Control)
- To Neuro-Fuzzy Controller (NEFCON)
- To Neuro-Fuzzy Classification (NEFCLASS)
- To Neuro-Fuzzy Function Approximation (NEFPROX)
- To Fuzzy Inference Environment Software with Tuning (FINEST)
- To Self Constructing Neural Fuzzy Inference Network (SONFIN)
- To Fuzzy Net (FUN)

- Τα Evolving Fuzzy Neural Networks (EFuNN) and Dynamic Evolving Fuzzy Neural Networks (dmFFuNNs).

2. ANFIS

2.1 Τι είναι ένα σύστημα ANFIS

Το σχήμα του ANFIS συνδυάζει τα νευρωνικά δίκτυα με τα ασαφή συστήματα συμπερασμού (FIS), και συνδυάζει το πλεονέκτημα της εύκολης εφαρμογής με την ικανότητα εκπαίδευσης. Το FIS μπορεί να σώζει σημαντικά συστατικά στη βάση των κανόνων και των δεδομένων, και έπειτα να συμπεραίνει την έξοδο χρησιμοποιώντας την ανθρώπινη γνώση και ασαφή αιτιολόγηση. Δηλαδή, το FIS προσομοιώνει τη συμπεριφορά των αν-τότε (if-then) κανόνων μέσω της γνώσης των ειδικών-ερευνητών, ή με τη βοήθεια μιας διαθέσιμης βάσης δεδομένων του συστήματος (Karnik & al, 1999). Τα νευρωνικά δίκτυα έχουν σημαντική ικανότητα εκπαίδευσης, μέσω της οποίας η επιθυμητή αντιστοίχιση εισόδου-εξόδου μπορεί να ληφθεί από ένα σύνολο από «μαθητευόμενους» κανόνες και δεδομένα εκπαίδευσης. Στο ANFIS, το FIS μετατρέπεται σε ένα πέντε-στρωμάτων προσαρμοστικό δίκτυο. Ο υβριδικός κανόνας εκμάθησης, ο οποίος συνδυάζει μία βαθμίδα αντίστροφης διάδοσης και εκτίμηση ελαχίστων τετραγώνων, χρησιμοποιείται για να βελτιστοποιήσει τις παραμέτρους των ασαφών συστημάτων συμπερασμού σε ένα προσαρμοστικό δίκτυο (Kaburlasos, 2006). Με άλλα λόγια, ο βασικός στόχος του ANFIS είναι να βρει τις σχεδόν βέλτιστες συναρτήσεις συμμετοχής του αντίστοιχου FIS και να εφαρμόσει έναν υβριδικό αλγόριθμο εκμάθησης χρησιμοποιώντας σύνολα δεδομένων εισόδων-εξόδων, και έπειτα να επιτύχει την επιθυμητή αντιστοίχιση εισόδου-εξόδου (Carpenter & al, 1991).

2.2 Πλεονεκτήματα των ANFIS

Τα κύρια πλεονεκτήματά των Anfis είναι ότι συνδυάζοντας την Ασαφή Λογική και τα ΤΝΔ, ξεπερνούν το κύριο μειονέκτημα της Ασαφής Λογικής, που είναι ότι η γνώση σχετικά με το πρόβλημα που πρέπει να λυθεί, και επιπλέον, τα ΤΝΔ δίνουν περίπλοκους κανόνες δύσκολο να κατανοηθούν (Svalina, Gazlina, Lujic, & Šimunovic, 2013). Αυτό που ουσιαστικά κάνει ένα Anfis είναι να χρησιμοποιεί τα ΤΝΔ να συντονίσουν τους γλωσσικούς μεταβλητές της Ασαφής Λογικής, ακόμα και για περίπλοκα συστήματα. Η αλληλεπίδραση των νευρώνων του νευρωνικού δικτύου με τη χρήση ασαφών κανόνων παρέχει βαθιά κατανόηση του νευρωνικού δικτύου, έτσι γίνεται πιο εύκολος και καλύτερος ο σχεδιασμός των ΤΝΔ. Χρησιμοποιεί τα ΤΝΔ να συντονίσουν τους γλωσσικούς

μεταβλητές της Ασαφής Λογικής, ακόμα και για περίπλοκα συστήματα. Ως εκ τούτου, μειώνει το κόστος της υλοποίησης της εφαρμογής.

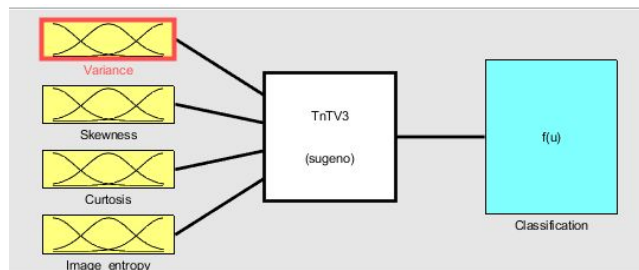
Τα νέυρο υβριδικά συστήματα ενσωματώνουν τα πλεονεκτήματα των ασαφών συστημάτων για την αντιμετώπιση της απερίφραστης γνώσης, η οποία μπορεί να εξηγηθεί και να κατανοηθεί. Από την άλλη, χρησιμοποιεί τα νευρωνικά δίκτυα για την αντιμετώπιση της έμμεσης γνώσης που μπορεί να αποκτηθεί με την εκμάθηση. Ο συνδυασμός της Ασαφούς Λογικής και τα ΤΝΔ μπορεί να χειριστεί τους περιορισμούς των δύο μεθόδων και προσφέρει μια εξαιρετική ευκαιρία για την εξόρυξη γνώσης, καθώς είναι σε θέση να λύσει κρίσιμα και σύνθετα προβλήματα (Singh, Kainthola, & Singh, 2012).

Παράλληλα, ο αλγόριθμος εκμάθησης της ANFIS συνδυάζει βαθμιαία κατάβαση της μεθόδου των ελαχίστων τετραγώνων για να καταλήξει σε αποδοτική υβριδική εκπαίδευση για την αναγνώριση του συστήματος. Το άλλο πλεονέκτημα για την πρόβλεψη σε ένα σύστημα ANFIS είναι ότι οι λιγότερες δοκιμές και απλούστερη αρχιτεκτονική που απαιτείται, σε σχέση πάντα με ένα ΤΝΔ, το οποίο απαιτεί εκτεταμένες επαναλήψεις, προκειμένου να επιτευχθεί το μοντέλο βελτιστοποίησης. Η μεγάλη αξία του ANFIS είναι ότι μπορεί να προσεγγίσει όλα τα μη γραμμικά συστήματα χρησιμοποιώντας λίγα δεδομένα εκπαίδευσης, απαιτώντας λίγο χρόνο εκμάθησης και μάλιστα με πολύ υψηλή ακρίβεια (Wei, Chen, & Ho, 2011).

3. Εφαρμογή του Matlab

3.1.Μέθοδος που χρησιμοποιήθηκε

Στην εφαρμογή μας για να εξακριβώσουμε την γνησιότητα των χαρτονομισμάτων χρησιμοποιήσαμε την μέθοδο sugeno.Βάση του dataset, βάλουμε 4 Input. Την ασυμμετρία (skewness), την διασπορά (variance) και την κύρτωση του κυματιδιακού μετασχηματισμού καθώς και την εντροπία(image entropy) της εικόνας. Στην συνέχεια δημιουργήθηκαν οι κανόνες και τέλος η συνάρτηση εξόδου η οποία είχε ως αποτέλεσμα 1 εάν τα χαρτονομίσματα ήταν πλαστά και 0 εάν ήταν γνήσια.



3.2 Χωρισμός του Dataset

Αρχικά χωρίσαμε το dataset σε train(1098) και test(274). Ο λόγος που το χωρίσαμε είναι για να εκπαιδευτεί το σύστημα με το train dataset και να δοκιμάσουμε τις επιδόσεις του σε άγνωστα δεδομένα τα οποία δεν ανήκουν στο train dataset, δηλαδή το test dataset ,ώστε να έχουμε πιο αληθινά αποτελέσματα.

PD = 0.80 ; % percentage 80%

```
cv = cvpartition(size(P,1),'HoldOut',PD);
```

```
Ptrain = P(cv.training,:);
```

```
Ptest = P(cv.test,:);
```

Ένας ιδανικός τρόπος για να χωρίσεις τα train και test είναι με τον κώδικα που βλέπουμε από πάνω , ο οποίος τοποθετεί το 80% στο train dataset και το 20% στο test dataset.

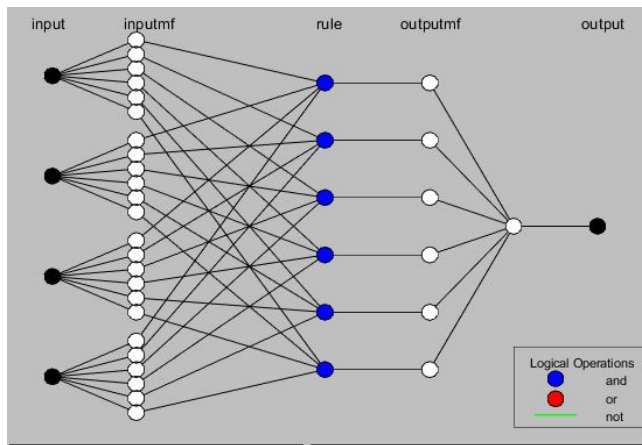
3.2 Μέθοδοι εκπαίδευσης

Αρχικά χρησιμοποιήσαμε το sub.clustering για 100 εποχές.

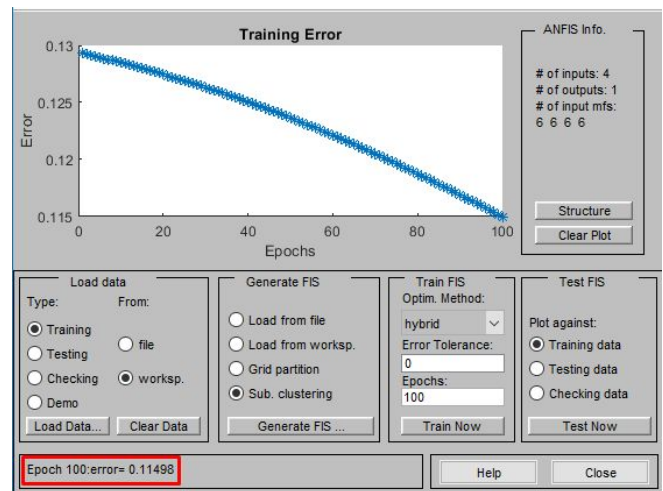
Η ομαδοποίηση (clustering) στα δεδομένα εισόδου μπορεί να οδηγήσει στην σχεδίαση ενός sugeno με λιγότερους κανόνες.

Η δομή που προέκυψε από το sub.clustering είναι η εξής:

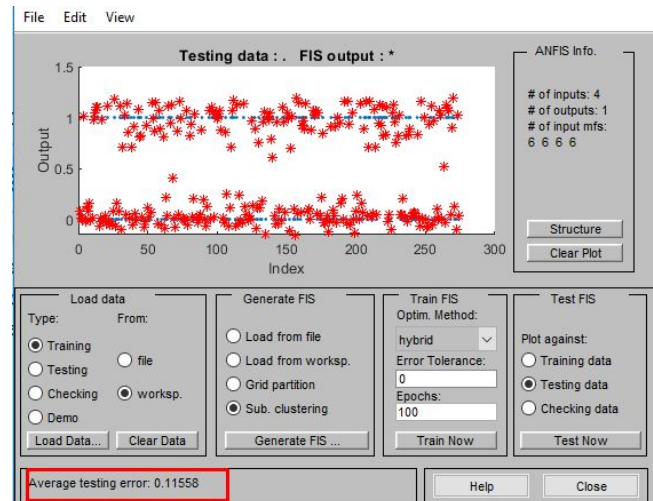
Αποτελείται από 4 Input, το κάθε input αποτελείται από 6 Inputmf , τους κανόνες, όπου ο κάθε κανόνας έχει ένα outputmf και το τελικό αποτέλεσμα βγαίνει στο Output .



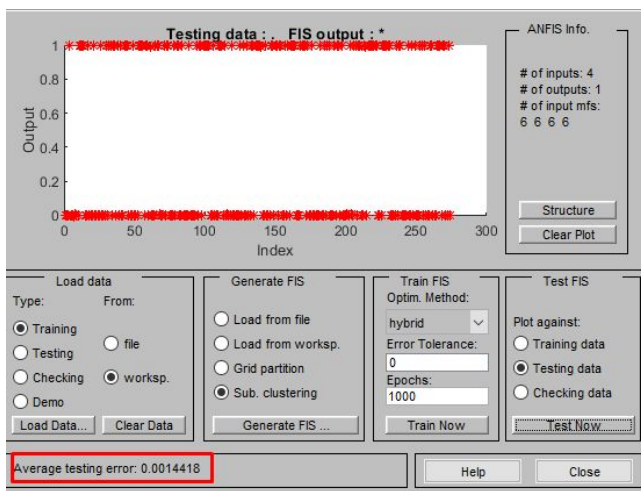
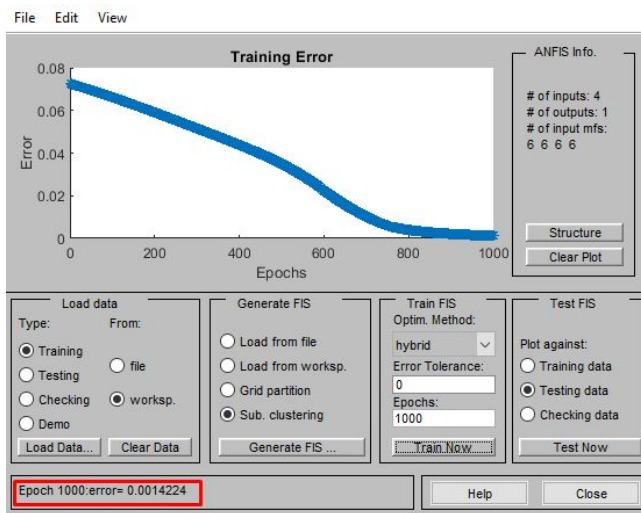
Για το train χρησιμοποιήθηκαν 100 εποχές. Παρατηρούμε στο επόμενο διάγραμμα , ότι το error από 0,13 πέφτει στο 0.11



Στο επόμενο διάγραμμα παρατηρούμε ότι το error κυμαίνεται στα ίδια ποσοστά και βάση του διαγράμματος συμπεραίνουμε ότι στο subclustering η κλάση 0 έχει μικρότερη διασπορά σε σχέση με την κλάση 1.



Εδώ χρησιμοποιήθηκαν 1000 εποχές και όπως φαίνεται παρακάτω το RMSE έχει πέσει πάρα πολύ.

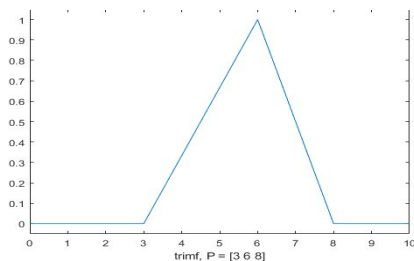


Στο παραπάνω Testing παρατηρούμε ότι το sub clustering έχει προβλέψει σωστά όλες τις τιμές του testing

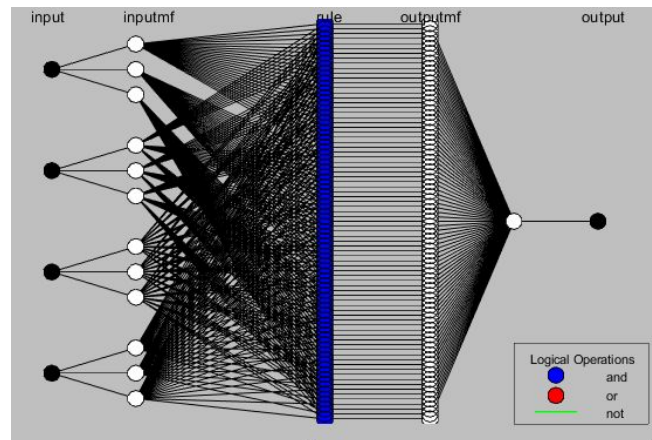
Παρακάτω χρησιμοποιούμε το Grid partition. Πιο συγκεκριμένα το mftype:TrimMf και outputMftype:Linear. TrimMF είναι η triangular membership function η οποία έχει τύπο:

$$f(x,a,b,c) = \max\left(\min\left(\frac{x-a}{b-a}, \frac{c-x}{c-b}\right), 0\right)$$

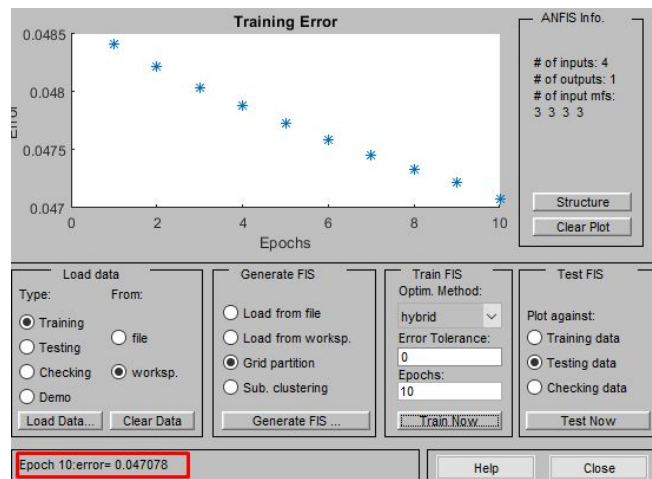
και γραφικό σχήμα



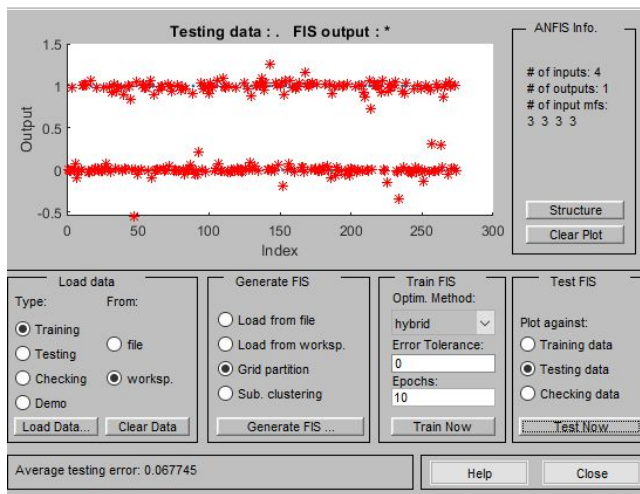
Η δομή του Νευρώ Ασαφούς Μοντέλου:Αποτελείται απο 4 input 3 inputmf το κάθε input ,81 κανόνες ,ο κάθε κανόνας αποτελείται από ένα outputmf Και τέλος το output



Παρακάτω παρατηρούμε ότι στο training το rmse απο 0,0485 κατεβαίνει στο 0,047 μέσα σε 10 εποχές



Στο παρακάτω testing data παρατηρούμε ότι το rmse είναι στο 0,06 .Στο γράφημα βλέπουμε ότι έχει πολύ μικρή διασπορά ιδιαίτερα στην 0 κλάση

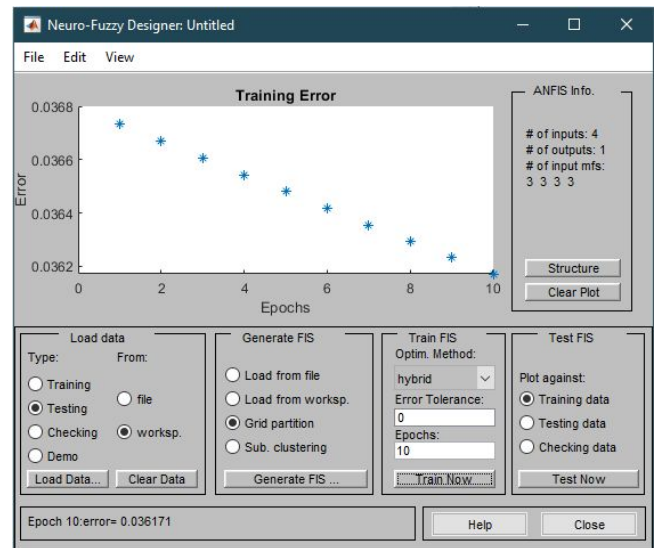
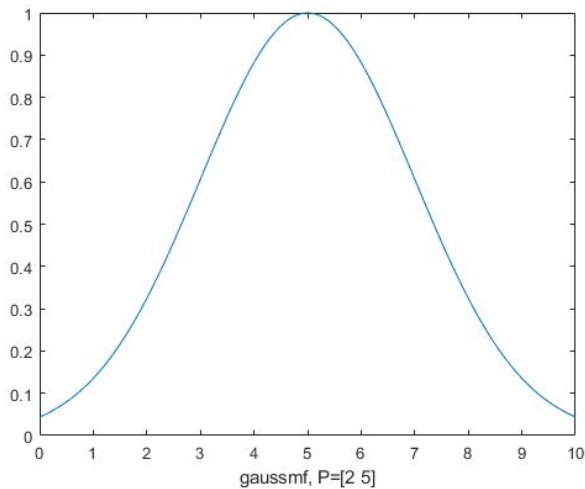


Εδώ χρησιμοποιήσαμε πάλι το Grid partition. Πιο συγκεκριμένα το mftype:Gaussian και outputMftype:Linear.

Gaussian Function

$$f(x, \sigma, c) = e^{-\frac{(x-c)^2}{2\sigma^2}}$$

Γραφικό Σχημα:

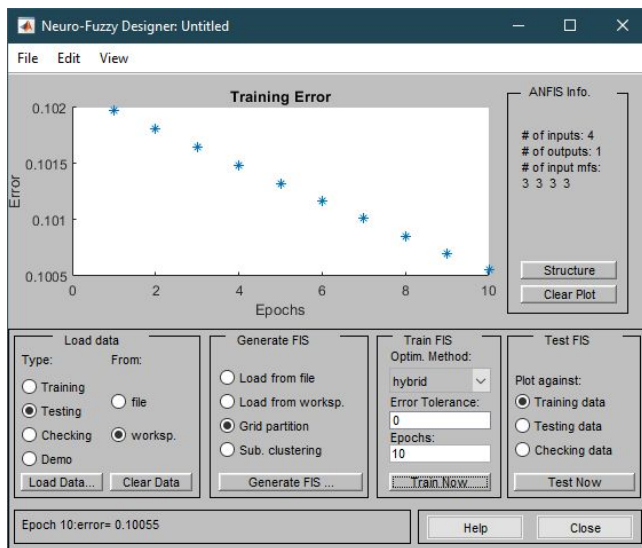


Στο παρακάτω testing data παρατηρούμε ότι το rmse είναι στο 0,04. Στο γράφημα βλέπουμε ότι έχει διασπορά ιδιαίτερα στην 0 κλάση αλλά είναι πολύ μικρότερη σε σχέση με την προηγούμενη

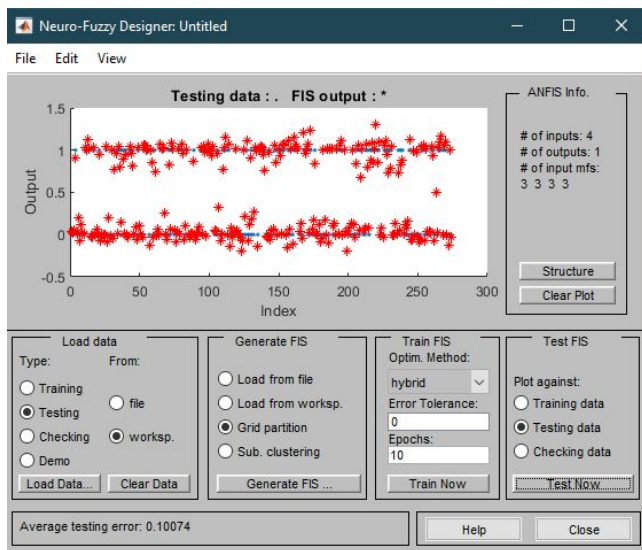


Εδώ χρησιμοποιήσαμε πάλι το Grid partition. Πιο συγκεκριμένα το mftype:Gaussian και outputMftype:Constant.

Παρακάτω παρατηρούμε ότι στο training το rmse από 0,0102 κατεβαίνει στο 0,0100 μέσα σε 10 εποχές

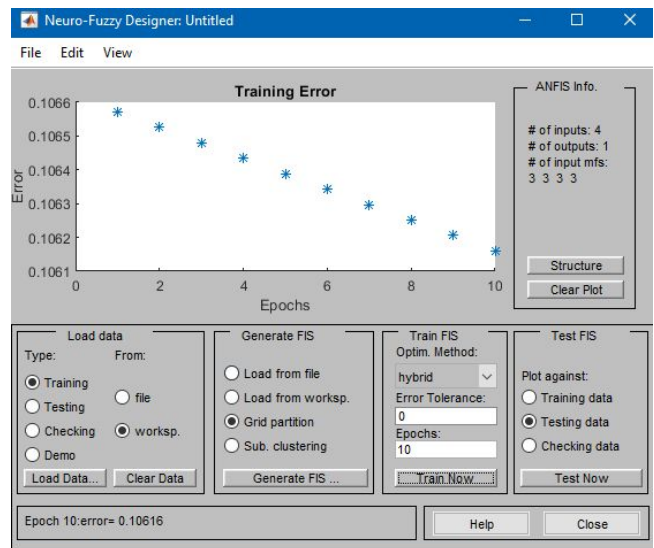


Στο παρακάτω testing data παρατηρούμε ότι το rmse είναι στο 0,010074 .Στο γράφημα βλέπουμε ότι έχει υπάρξει διασπορά και είναι αυξημένη και στις 2 κλάσεις και πολύ περισσότερο στην πρώτη .Επίσης παρατηρούμε ότι έχει μειωθεί και ο αριθμός των προβλέψεων που έχουν πέσει ακριβώς πάνω στην προβλεπόμενη κλάση

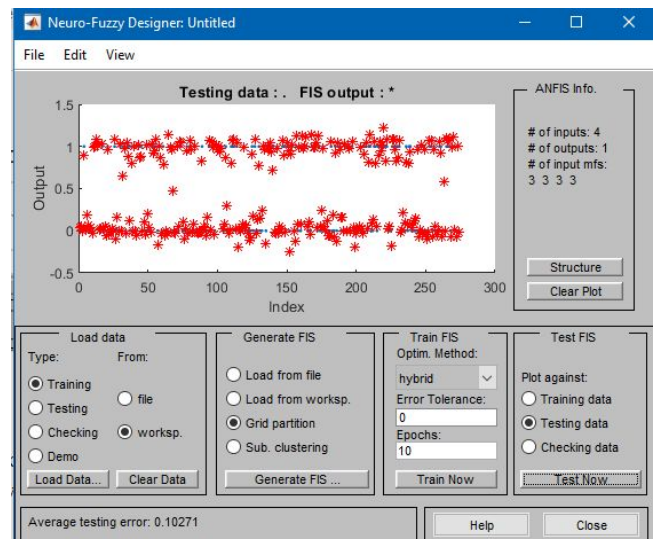


Παρακάτω χρησιμοποιούμε το Grid partition. Πιο συγκεκριμένα το mftype:TrimMf και outputMftype:Constant.

Παρακατω παρατηρουμε οτι στο training το rmse απο 0,01066 κατεβαινει στο 0,01061 μεσα σε 10 εποχες



Στο παρακάτω testing data παρατηρούμε ότι το rmse είναι στο 0,10 .Στο γράφημα βλέπουμε ότι υπάρχει αρκετή διασπορά



4. Αποτελέσματα και Συμπεράσματα

Στο Grid partition παρατηρούμε ότι όταν χρησιμοποιούμε σαν MF output το Linear , το αποτέλεσμα είναι πολύ καλύτερο,αφού με τον ίδιο αριθμό εποχών έχει πολύ μικρότερο test και train error από ότι το constant.

MF Input	MF Output	Epoch	Test Error	Train Error
TrimMf	Linear	10	0.047078	0.067745

Gaussian	Linear	10	0.036171	0.04807
TrimMf	Constant	10	0.10271	0.10616
Gaussian	Constant	10	0.10074	0.10055
SubCluster		10	0.12777	0.12934

Το πιο χαμηλό training -testing error για τις 10 εποχές το έχει το Gaussian Linear με 0,036171 και 0,04807 RMSE .Το sub clustering για 10 εποχές είχε την χειρότερη απόδοση 0,12777 και 0,12934 RMSE .Επίσης παρατηρήθηκε ότι το Linear πολύ πιο αργό για να ολοκληρωθεί σε σχέση με το constant και το sub clustering.Το subclustering αποδείχθηκε το πιο γρήγορο γεγονός το οποίο οφείλεται κατά ένα μεγάλο ποσοστό στους λίγους κανόνες .Έτσι μπορέσαμε να το τρέξουμε για πολλές περισσότερες εποχές(1000) και έτσι πετύχαμε πολύ μεγαλύτερη ακρίβεια.Επίσης παρατηρήθηκε ότι κατά το πέρας των εποχών μειώθηκε το μέσο τετραγωνικό σφάλμα πράγμα που σημαίνει μεγαλύτερη ακρίβεια .

5.Βιβλιογραφία

- [1]<https://aetos.it.teithe.gr/~adamidis/IntelSys/>
- [2]https://moodle.teithe.gr/pluginfile.php/94753/mod_resource/content/1/IS_2019_20_lecture_1_igeorg_NEW.pdf
- [3]https://www.tutorialspoint.com/fuzzy_logic/fuzzy_logic_approximate_reasoning.htm
- [4]<https://data-flair.training/blogs/fuzzy-logic-system>