



Πολυτεχνείο Κρήτης

ΣΧΟΛΗ ΜΗΧΑΝΙΚΩΝ ΠΑΡΑΓΩΓΗΣ ΚΑΙ ΔΙΟΙΚΗΣΗΣ
ΤΜΗΜΑ ΜΕΤΑΠΤΥΧΙΑΚΩΝ ΣΠΟΥΔΩΝ
ΚΑΤΕΥΘΥΝΣΗ ΟΡΓΑΝΩΣΗ ΚΑΙ ΔΙΟΙΚΗΣΗ

ΠΡΟΒΛΕΨΗ ΠΟΣΟΣΤΩΝ ΑΝΕΡΓΙΑΣ ΣΤΗΝ ΕΛΛΑΔΑ ΜΕ ΤΟ ΝΕΥΡΟ ΑΣΑΦΕΣ ΣΥΣΤΗΜΑ (ANFIS)

Επιβλέπων καθηγητής : Ατσαλάκης Γεώργιος

Επιμέλεια : Καλπακίδου Μαρία

Χανιά 2020

ΕΥΧΑΡΙΣΤΙΕΣ

Θα ήθελα να εκφράσω τις πιο θερμές ευχαριστίες μου στον καθηγητή Γεώργιο Ατσαλάκη, για την επίβλεψη, την βοήθεια και την στήριξη που μου παρείχε σε όλη τη διάρκεια της εκπόνησης της παρούσας μεταπτυχιακής εργασίας.

Επίσης, ένα μεγάλο ευχαριστώ στην οικογένεια μου, τον άντρα μου και τα παιδιά μου για την συμπαράσταση τους και την υπομονή τους σε όλη την διάρκεια των μεταπτυχιακών μου σπουδών. Σας ευχαριστώ που μου δώσατε τη δυνατότητα να κλέψω λίγο από τον χρόνο που σας αφιέρωνα για να ασχοληθώ με κάτι ακόμα που αγαπάω, τη μόρφωση.

Τέλος, ευχαριστώ την μητέρα μου για την ενθάρρυνση της να συμμετέχω σε αυτό το μεταπτυχιακό πρόγραμμα, που εκτός από τις ιδιαίτερες νέες γνώσεις που μου παρείχε ήταν μια εμπειρία ζωής.

ΠΕΡΙΕΧΟΜΕΝΑ

ΠΕΡΙΛΗΨΗ

ΚΕΦΑΛΑΙΟ 1° : Ανεργία

1. Ορισμός ανεργίας.....	6
2. Μέτρηση ανεργίας.....	9
3. Είδη ανεργίας.....	11
4. Αίτια της ανεργίας.....	14
5. Συνέπειες της ανεργίας.....	18
6. Τρόποι αντιμετώπισης ανεργίας.....	20

ΚΕΦΑΛΑΙΟ 2° : Πρόβλεψη

1. Εισαγωγικά.....	23
2. Ανάλυση χρονοσειρών.....	25
3. Βασικά χαρακτηριστικά.....	26
4. Είδη μεθόδων πρόβλεψης χρονοσειρών.....	27
5. Κυριότερες μέθοδοι πρόβλεψης χρονοσειρών.....	29
6. Ακρίβεια πρόβλεψης.....	33
7. Μελέτες πρόβλεψης ανεργίας.....	36

ΚΕΦΑΛΑΙΟ 3° : Ασαφής λογική

1. Εισαγωγικά.....	39
2. Συνάρτηση Συμμετοχής.....	39
3. Ιδιότητες των ασαφών συνόλων.....	41
4. Διαφορές ασαφούς λογικής με παρόμοιες θεωρίες.....	42
5. Εφαρμογές της ασαφούς λογικής και περιορισμοί.....	43

ΚΕΦΑΛΑΙΟ 4° : Νευρωνικά Δίκτυα

1. Ιστορικά στοιχεία.....	44
2. Νευρωνικά δίκτυα	45
3. Χρήση νευρωνικών δικτύων	46
4. Αρχιτεκτονική νευρωνικών δικτύων.....	47

ΚΕΦΑΛΑΙΟ 5° : Νευροασαφή συστήματα - Μοντέλο Anfis

1. Νευροασαφή συστήματα.....	50
2. Το μοντέλο Anfis	52
3. Αρχιτεκτονική του anfis	53
4. Εκπαίδευση μοντέλου πρόβλεψης Anfis	59
5. Πλεονεκτήματα του Anfis.....	59
6. Συναρτήσεις και σφάλματα.....	60
7. Προγραμματισμός Anfis σε περιβάλλον Matlab.....	62

ΚΕΦΑΛΑΙΟ 6° : Εφαρμογή ANFIS στην πρόβλεψη ανεργίας

1. Προέλευση των δεδομένων του δείγματος.....	64
2. Διαδικασίες - Μέτρα αξιολόγησης.....	67
3. Αποτελέσματα έρευνας	68
4. Συμπεράσματα.....	76
ΕΠΙΛΟΓΟΣ ΠΡΟΤΑΣΕΙΣ.....	77
ΒΙΒΛΙΟΓΡΑΦΙΑ.....	78

Abstract:

The purpose of this study is to present the possibility of predicting unemployment rates in Greece, taking data from 2004-2018, using the adaptive neuro fuzzy system /ANFIS.

The Anfis system is been selected after bibliographic research with other methods of forecasting in other research areas. Compared to other methods, it has high success rates and demonstrates its superiority and opportunities for evolution to the adaptive nerve fuzzy networks, which are been tested in the present study at unemployment rates.

The phenomenon of unemployment raises intense concerns and different theoretical approaches. Searching for information from the past and processing it with appropriate predictive methods enables us to gain the necessary knowledge for the present and the future. The main objective is to design active policies with medium and long-term benefits to society.

In the introduction is been presented a definition of unemployment, the types of measurement, the causes, the consequences, and the ways of dealing with it.

After, there is a reference to the prediction methods, presentation in summary, the concept of fuzzy logic, function of participation, properties of fuzzy sets, logical actions in fuzzy sets, Below, we mention the neural networks definition, historical data, artificial neural networks, neural network use and architectural neural network applications, types of architectural structures. Next, there is an introduction to the theory of adaptive neurodegenerative systems with extensive reference to the Anfis model and its architecture.

Afterwards, the case study of unemployment rates been analyzed, programming in Matlab environment and the results of the model. Finally, we come to conclusions about the forecasting abilities of Anfis system on unemployment rates.

ΠΕΡΙΛΗΨΗ

Σκοπός της εργασίας είναι η παρουσίαση της δυνατότητας πρόβλεψης των ποσοστών ανεργίας στην Ελλάδα, λαμβάνοντας στοιχεία από την περίοδο 2004-2018, μέσω της χρήσης του προσαρμοστικού νεύρο ασαφούς συστήματος ANFIS.

Η επιλογή του συστήματος Anfis έγινε κατόπιν βιβλιογραφικής έρευνας με άλλες μεθόδους προβλέψεων σε άλλους τομείς ερευνών. Σε σχέση με άλλες μεθόδους, παρουσιάζει υψηλά ποσοστά επιτυχίας και αποδεικνύει την υπεροχή του και τις δυνατότητες εξέλιξης των προσαρμοστικών νεύρο ασαφών δικτύων που δοκιμάζονται στην παρούσα έρευνα στις τιμές των ποσοστών ανεργίας.

Το φαινόμενο της ανεργίας προκαλεί έντονους προβληματισμούς και διαφορετικές θεωρητικές προσεγγίσεις. Η αναζήτηση πληροφοριών από το παρελθόν και η επεξεργασία αυτών με κατάλληλες προβλεπτικές μεθόδους δίνει τη δυνατότητα απόκτησης απαραίτητης γνώσης για το παρόν και το μέλλον. Κύριος στόχος είναι ο σχεδιασμός ενεργητικών πολιτικών με μεσοπρόθεσμα και μακροπρόθεσμα οφέλη για την κοινωνία.

Εισαγωγικά, παρουσιάζεται ο ορισμός της ανεργίας, τα είδη μέτρησης, τα αίτια, οι συνέπειες, και οι τρόποι αντιμετώπισης της.

Κατόπιν, γίνεται μια εισαγωγή στις μεθόδους πρόβλεψης, παρουσίαση και συνοπτική περιγραφή τους.

Στη συνέχεια, παρουσιάζεται η έννοια της ασαφούς λογικής, συνάρτηση συμμετοχής, ιδιότητες των ασαφών συνόλων,

Παρακάτω, γίνεται αναφορά στα νευρωνικά δίκτυα, ορισμός νευρωνικού δικτύου, ιστορικά στοιχεία, τεχνητά νευρωνικά δίκτυα, χρήση νευρωνικών δικτύων και εφαρμογές αρχιτεκτονικών νευρωνικών δικτύων.

Επόμενα, παρουσιάζετε η θεωρία των προσαρμοστικών νεύρο ασαφή συστημάτων με εκτενή αναφορά στο μοντέλο Anfis και την αρχιτεκτονική του.

Ακόλουθα, γίνεται η μελέτη περίπτωσης των ποσοστών ανεργίας, προγραμματισμός σε περιβάλλον Matlab και αναλύονται τα αποτελέσματα του μοντέλου.

Τέλος, καταλήγουμε σε συμπεράσματα για τις προβλεπτικές δυνατότητες του μοντέλου Anfis σε σχέση με τα ποσοστά της ανεργίας τα επόμενα χρόνια.

ΚΕΦΑΛΑΙΟ 1^ο : ΑΝΕΡΓΙΑ

Ένα από τα πιο σημαντικά μακροοικονομικά προβλήματα των περισσότερων σύγχρονων αναπτυγμένων κρατών είναι η ανεργία. Πολλοί αναλυτές ασχολούνται με το φαινόμενο της ανεργίας καθώς έχει ανοδική πορεία τα τελευταία χρόνια, ιδιαίτερα λόγω της οικονομικής κρίσης που παρατηρείται παγκοσμίως. Η ανεργία που αποτελεί μια μόνιμη πλέον απειλή για κάθε κοινωνικό σύστημα εντάσσεται στις άμεσες προτεραιότητες κάθε κυβέρνησης.

Η αύξηση της ανεργίας έχει γενικά άμεσες και αρνητικές επιπτώσεις στους ανέργους και σε αυτούς που δεν έχουν άλλες πηγές εισοδήματος. Η απώλεια εργασίας, έχει δυσάρεστα αποτελέσματα, όπως την εμφάνιση ατομικών και κοινωνικών προβλημάτων, τη πτώση του βιοτικού επιπέδου, την ένταση του προβλήματος της φτώχειας, την πρόκληση ψυχολογικών προβλημάτων, την αύξηση των οικονομικών και κοινωνικών ανισοτήτων, κ.α.

Στην ελληνική κοινωνία και οικονομία το φαινόμενο της ανεργίας είναι ιδιαίτερα έντονο. Αιτίες αυτής της ανοδικής της πορείας θεωρούνται οι δημογραφικές αλλαγές, η τεχνολογική πρόοδος, ο ανταγωνισμός με άλλες χώρες, ή ακόμα και η ίδια η συμπεριφορά των ανέργων.

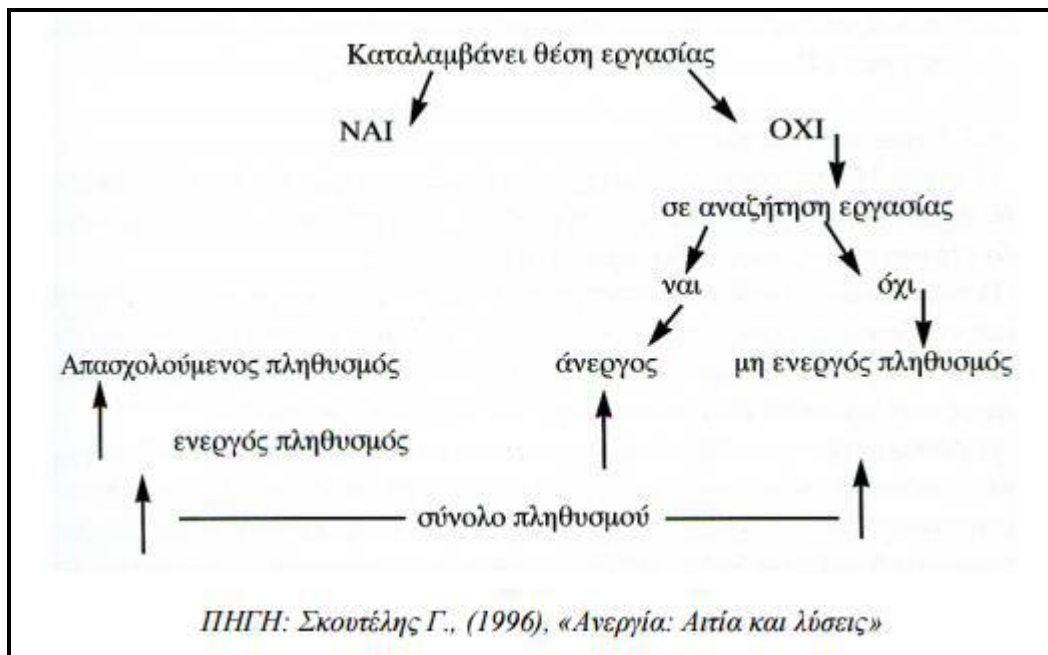
Οι υπολογιστές έχουν πια αντικαταστήσει την ανθρώπινη χειρωνακτική εργασία. Στους περισσότερους τομείς της παραγωγής εφαρμόζονται προγράμματα αυτοματοποιημένης παραγωγής αγαθών και παροχής υπηρεσιών. Η εξειδίκευση γίνεται ο κυριότερος στόχος για την επιτυχή ανάπτυξη της οικονομίας.

Σε ευρωπαϊκό επίπεδο η ευρωπαϊκή επιτροπή θεωρεί ότι μπορεί να σημειωθεί σημαντική πρόοδος στο θέμα της καταπολέμησης της ανεργίας, μέσα από το συντονισμό των πολιτικών απασχόλησης στη βάση των λεγόμενων κατευθυντήριων γραμμών, ταυτόχρονη αξιολόγηση των αποτελεσμάτων των εφαρμοζόμενων μέτρων ανά κράτος μέλος.

Στόχος της παρούσας μελέτης είναι η πρόβλεψη των ποσοστών ανεργίας βάση στατιστικών μετρήσεων στον ελληνικό χώρο από το έτος 2004 μέχρι 2018. Αρχικά αναφέρονται κάποια απαραίτητα θεωρητικά δεδομένα και στη συνέχεια μελετούνται τα αποτελέσματα της έρευνας που πραγματοποιήθηκε.

1.Ορισμός Ανεργίας

Ο ορισμός της ανεργίας ποικίλει ιστορικά. Η οικονομική επιστήμη ορίζει άνεργο, το άτομο το οποίο είναι ικανό, πρόθυμο και διαθέσιμο να εργαστεί, αλλά όλες οι προσπάθειές του για την εύρεση εργασίας δεν επιτυγχάνουν. Γενικά όμως, παρατηρείται ότι για να δοθεί ένας σαφής ορισμός για τη ανεργία υπάρχει μια αρκετά μεγάλη δυσκολία, η οποία στηρίζεται στο συνδυασμό δύο βασικών κριτηρίων: ότι κάποιος δεν κατέχει εργασία, και ότι βρίσκεται σε αναζήτηση εργασίας (Σκουτέλης, 1996). Έτσι, προκειμένου ναδειχθεί αν κάποιος θεωρείται άνεργος πρέπει να ληφθούν σοβαρά υπόψη οι απαντήσεις των εξής δύο ερωτήσεων: το άτομο καταλαμβάνει ή όχι μια θέση εργασίας; Εάν η απάντηση είναι όχι, το άτομο αυτό ψάχνει για εργασία ή όχι; (Σκουτέλης, 1996)



Σχήμα 1: Ορισμός Ανεργίας

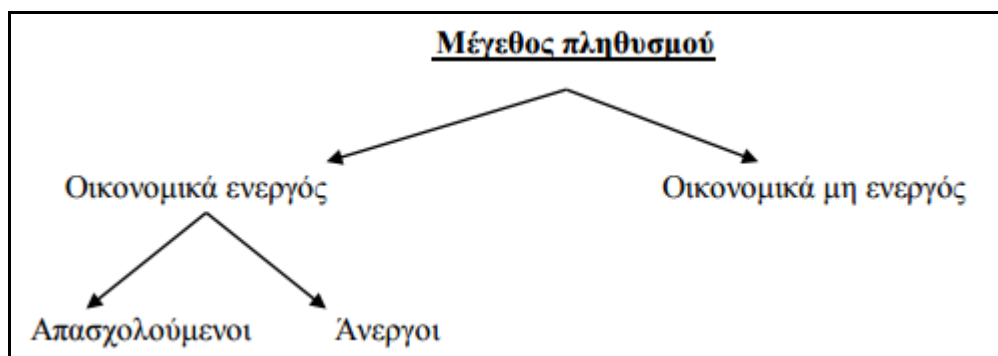
Στην Ευρωπαϊκή Ένωση, αρμόδια για τη μέτρηση του ποσοστού ανεργίας, είναι η Eurostat και ορίζει ως άνεργους τα άτομα μεταξύ 15 έως 74 ετών, τα οποία ενώ δεν εργάζονται, αναζητούν ενεργά εργασία τις τελευταίες 4 εβδομάδες, και είναι διαθέσιμα να εργαστούν μέσα σε τουλάχιστον δύο εβδομάδων.

Η καταγραφή αφορά την Ευρωπαϊκή Ένωση των 28 κρατών μελών ως σύνολο, το χώρο της κυκλοφορίας του ενιαίου νομίσματος και κάθε χώρα ξεχωριστά. Η Eurostat συμπεριλαμβάνει στις αναλύσεις της και τη μακροχρόνια ανεργία, δηλαδή τα ποσοστά της ανεργίας που αφορούν τα άτομα που αναζητούν εργασία για τουλάχιστον ένα χρόνο.

Οι επισκοπήσεις εργατικού δυναμικού της Ευρωπαϊκής Ένωσης είναι η κύρια πηγή πληροφοριών με συλλογή σε τριμηνιαία βάση. Για μηνιαίους υπολογισμούς αρμόδια είναι η επιμέρους εθνική στατιστική αρχή και οι οργανισμοί απασχόλησης. Τα δεδομένα από τους οργανισμούς χρησιμοποιούνται για επαλήθευση των μετρήσεων της Eurostat. Διασταυρώνοντας τα στοιχεία προκύπτουν τα εναρμονισμένα μηνιαία δεδομένα.

Τα δεδομένα του ποσοστού ανεργίας της παρούσας ερευνάς πάρθηκαν από την Εθνική Στατιστική Υπηρεσία Ελλάδος (ΕΣΥΕ) ως το 2010, ενώ ύστερα πηγή είναι η διάδοχος της Ελληνική Στατιστική Αρχή, μετά και από το νόμο 3832/2010 (Φ.Ε.Κ. 38/9-3-2010, τ. Α΄) «Ελληνικό Στατιστικό Σύστημα (ΕΛ.Σ.Σ.). Σύσταση της Ελληνικής Στατιστικής Αρχής (ΕΛ.ΣΤΑΤ.) , όπου και εξελίχθηκε σε Ανεξάρτητη Αρχή.

Σε κάθε οικονομία υπάρχει ένα ορισμένο πληθυσμιακό μέγεθος που στην οικονομική ανάλυση διακρίνεται σε οικονομικά ενεργό και μη ενεργό πληθυσμό. Ο ενεργός αποτελείται από το εργατικό δυναμικό μιας οικονομίας, περιλαμβάνοντας τα άτομα που είναι ικανά να εργαστούν και θέλουν να εργαστούν. Ενώ τα άτομα που δεν μπορούν να εργαστούν, π.χ. μικρά παιδιά, ηλικιωμένοι, ασθενείς, στρατιώτες κ.α., καθώς και άτομα που μπορούν να εργαστούν, αλλά δε θέλουν για προσωπικούς λόγους, αποτελούν τον οικονομικά μη ενεργό πληθυσμό. Απασχολούμενοι θεωρούνται τα ήδη εργαζόμενα άτομα. Παλαιότερα, τα διάφορα πολιτικά συμφέροντα, και η αντίληψη των στατιστικολόγων για το ποιοι ήταν οι πραγματικοί και ποιοι οι πλασματικοί άνεργοι, όριζαν την ανεργίας διαφέροντας ανάλογα με τις παρούσες συνθήκες.



Σχήμα 2 : Σχηματική Διάκριση πληθυσμού

Συμπερασματικά, θα αναφέρουμε ότι η ανεργία εμφανίζεται στις οικονομίες των χωρών όπου τα άτομα είναι διατεθειμένα να εργασθούν με αμοιβή, αλλά δεν μπορούν να βρουν εργασία. Δεν θεωρείται όμως άνεργος, κάποιος που δεν βρίσκει εργασία καθώς αναζητάει υψηλότερη αμοιβή από αυτή που επικρατεί στην αγορά.

2. Μέτρηση Ανεργίας

Ένας από τους πιο σημαντικούς δείκτες της οικονομίας ενός κράτους είναι το ποσοστό ανεργίας. Το μέγεθος του μπορεί να μετρηθεί ως απόλυτο αριθμητικό μέγεθος σε εξάρτηση από το μέγεθος του εργατικού δυναμικού. Για αυτό μετριέται ως ποσοστό επί τοις εκατό (%) του εργατικού δυναμικού, όπου εργατικό δυναμικό είναι το άθροισμα των ανέργων και των απασχολούμενων στη συγκεκριμένη περιοχή. Μάλιστα, ορίζεται ως το πηλίκο των ανέργων μιας περιοχής προς το συνολικό εργατικό δυναμικό σε αυτήν (Πουρναράκης, 1995).

Σύνολο εργατικού δυναμικού (L)=Αριθμός απασχολούμενων (E)+Αριθμό ανέργων (U)

Ποσοστό ανεργίας = $\frac{\text{Αριθμός ανέργων}}{\text{Σύνολο εργατικού δυναμικού}} \times 100$

$U\% = U / L = U / (E+U)$

Από περίοδο σε περίοδο, το ποσοστό της ανεργίας μπορεί να διαφέρει, αφού μεταβάλλεται το απόλυτο μέγεθος της ανεργίας ή του εργατικού δυναμικού ή και των δύο (αλλά με διαφορετικό ρυθμό). Η πλειοψηφία των οικονομικών αναπτυγμένων χωρών χρησιμοποιεί τους εξής βασικούς τρόπους για τη μέτρηση του ποσοστού της ανεργίας (Ματθαϊάκη, 2013):

1. Δειγματοληπτικές Έρευνες Εργατικού Δυναμικού:

Παρέχεται η δυνατότητα μέτρησης της ανεργίας ανάλογα με το φύλο ή την ηλικία, θεωρείται η πιο αξιόπιστη μέθοδος. Οι δειγματοληπτικές έρευνες είναι πολύ ακριβείς, αλλά δεν μπορούν να παρακολουθήσουν τις εποχιακές εξελίξεις, λόγω του ετήσιου χαρακτήρα τους και τις διακυμάνσεις στους οικονομικούς κύκλους. Για αυτό συνήθως εφαρμόζονται κάθε τρίμηνο.

2. Στατιστικές Κοινωνικής Ασφάλισης:

Υπολογίζονται τα άτομα που διαθέτουν κοινωνική ασφάλιση, έχουν εγγραφεί στους αρμόδιους οργανισμούς, λαμβάνουν επιδόματα ανεργία και τα άτομα που έχουν ασφαλιστεί και ανήκουν στο εργατικό δυναμικό. Οι εγγραφές στους αρμόδιους οργανισμούς όμως γίνονται ανάλογα με τις συνθήκες λειτουργίας του κάθε οργανισμού (κανόνες εγγραφής, κλπ) αλλά και τη συμπεριφορά των εγγεγραμμένων δικαιούχων (ποιότητα και διάρκεια παροχών, κλπ.).

3. Στατιστικές Γραφείων Ευρέσεως Εργασίας:

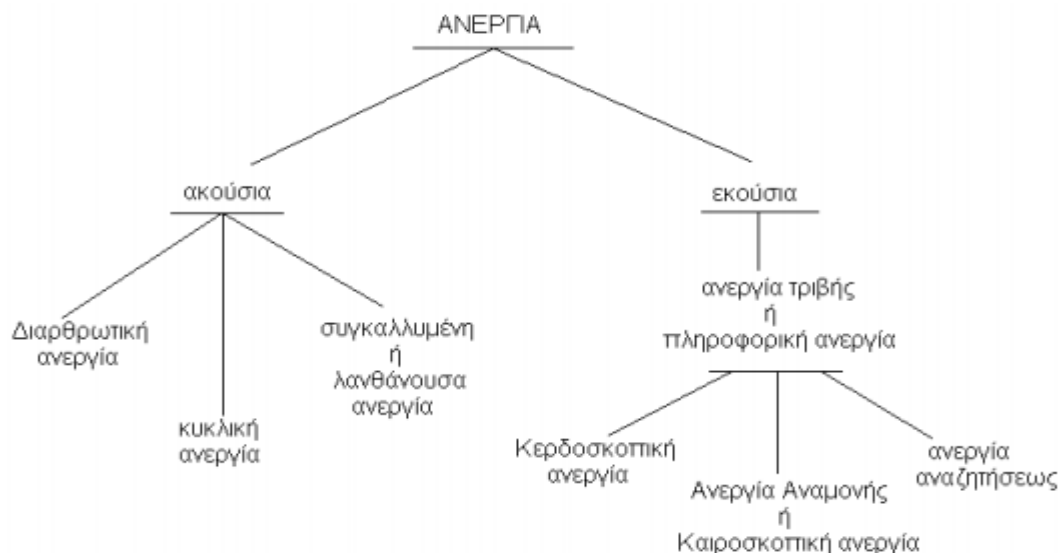
Η μέθοδος περιλαμβάνει μόνο τα άτομα που βρίσκονται εγγεγραμμένα στα γραφεία ευρέσεως εργασίας και δεν θεωρείται ιδανική για τη μέτρηση της ανεργίας. Η μέτρηση της ανεργίας στην Ελλάδα γίνεται από την Ελληνική Στατιστική Αρχή (ΕΛ.ΣΤΑΤ.) και από τον Οργανισμό Απασχόλησης Εργατικού Δυναμικού (ΟΑΕΔ). Η ΕΛ.ΣΤΑΤ. ακολουθεί την μέθοδο της Eurostat¹ για την μέτρηση της ανεργίας. Η μέτρηση της ανεργίας βασίζεται σε δειγματοληψία τυχαίου δείγματος, που κατανέμει τον πληθυσμό σε εργαζόμενους, ανέργους και ανενεργούς πολίτες. Στον ΟΑΕΔ καταγράφονται ως άνεργοι μόνον όσοι επιθυμούν να το δηλώσουν στον Οργανισμό. Για να χρησιμοποιήσει ένας άνεργος κάποιο από τα προγράμματα ή τα επιδόματα του ΟΑΕΔ για την ανεργία πρέπει απαραίτητως να εγγραφεί πρώτα στα μητρώα ανέργων του ΟΑΕΔ είτε αναζητά εργασία είτε όχι. Γίνεται μια προσπάθεια να διαχωριστούν οι αναζητούντες εργασία με τους μη αναζητούντες αλλά δυστυχώς άλλη είναι η πραγματικότητα σε σχέση με αυτά που δηλώνει ο καθένας, φοβούμενος μην χάσει τα προνόμια της ανεργίας. Επομένως, ο αριθμός των ατόμων που για διάφορους λόγους προσέρχονται και εγγράφονται στον ΟΑΕΔ ως άνεργοι, διαφέρει από τον αριθμό που δηλώνεται από την ΕΛ.ΣΤΑΤ. ως άνεργοί. Τα στοιχεία για την ανεργία που είναι επισήμως στη χώρα μας αλλά και διεθνώς αποδεκτά είναι εκείνα της ΕΛ.ΣΤΑΤ.

Επίσης, αμφίβολη είναι η εγκυρότητα και η τιμιότητα των στατιστικών δεδομένων της ανεργίας, λόγω της αβεβαιότητας του ορισμού της και των ατελών μεθόδων μέτρησης της. Όποια μέθοδος μέτρησης και αν επιλεγεί τα αποτελέσματα πολλές φορές έχουν σχέση με τις διάφορες πολιτικές επιλογές ή πιέσεις. Δεν πρέπει να παραβλέπουμε όμως και το γεγονός ότι η δυσκολία μέτρησης της οφείλεται στο ότι μεγάλα τμήματα του πληθυσμού βρίσκονται σε ενδιάμεσες καταστάσεις, δηλαδή μεταξύ εργασίας, αδράνειας και ανεργίας. Έτσι, ο ορισμός της ανεργίας απαιτεί όχι μόνο ο ενδιαφερόμενος να αναζητεί εργασία, αλλά και να είναι διαθέσιμος να εργαστεί, με αποτέλεσμα την ελάφρυνση των στατιστικών της ανεργίας και τη μεταφορά των ατόμων στον ανενεργό πληθυσμό με διάφορους πλασματικούς τρόπους.

Ολοκληρώνοντας αναφέρεται ότι βάση της ΕΛ.ΣΤΑΤ, άνεργοι ορίζονται τα άτομα ηλικίας 14 ετών και άνω, με τις εξής προϋποθέσεις:

1. δεν εργάστηκαν ούτε μία ώρα πριν από την ημέρα διεξαγωγής της έρευνας, ούτε είχαν μία εργασία από την οποία να απουσίαζαν προσωρινά λόγω άδειας, ασθένειας, αναψυχής ταξιδιού, απεργίας, καιρικών συνθηκών, κλπ.,
2. αναζητούν εργασία, είτε ως μισθωτοί, είτε ως αυτοαπασχολούμενοι,
3. είναι διαθέσιμα και μπορούν να αναλάβουν αμέσως την εργασία που θα προέκυπτε (μέσα σε διάστημα δύο εβδομάδων),
4. είχαν προσπαθήσει στο διάστημα των τεσσάρων εβδομάδων πριν από την Έρευνα να βρουν εργασία.

3.Είδη Ανεργίας



Σχήμα 3: Σχηματική απεικόνιση ειδών ανεργίας

Η ανεργία κατηγοριοποιείται σε διάφορα είδη ανάλογα με τους παράγοντες που την προκαλούν και το χρονικό ορίζοντα εμφάνισής της. Η οικονομική επιστήμη διαχωρίζει την ανεργία στα παρακάτω είδη, ανεργία τριβής, διαρθρωτική ανεργία, εποχιακή, κυκλική, τεχνολογική, λανθάνουσα και ακούσια ή εκούσια ανεργία.

1. Αθέλητη ή Ακούσια Ανεργία

Ως ακούσια ανεργία θεωρείται η κατάσταση στην οποία είναι τα άτομα που ενώ είναι πρόθυμα να εργαστούν σε μια θέση εργασίας για την οποία διαθέτουν τα απαραίτητα προσόντα, με τον τρέχοντα ή χαμηλότερο μισθό, δε μπορούν να βρουν μια τέτοια εργασία. Επομένως, η αθέλητη ανεργία αναφέρεται στο άτομο που θέλει να δουλέψει αλλά κάθε προσπάθειά του να βρει εργασία δεν έχει αποτέλεσμα.

2. Ηθελημένη ή Εκούσια Ανεργία.

Εκούσια ανεργία θεωρείται η κατάσταση που βρίσκεται το άτομο που ενώ του έχει προσφερθεί μια εργασία για την οποία διαθέτει τα κατάλληλα προσόντα και μπορεί να την αναλάβει, συνεχίζει να ψάχνει για μια καλύτερη δουλειά με υψηλότερο μισθό, χωρίς να αποδέχεται την προσφορά που του έγινε (Ντανή, 2009-2010).,

3. Συγκαλυμμένη ή Λανθάνουσα Ανεργία

Συγκαλυμμένη ανεργία παρατηρείτε όταν οι εργαζόμενοι υποαπασχολούνται και δεν είναι εντελώς ανενεργοί. Υπάρχουν στις μέρες μας πολύ περισσότερες συμβάσεις μερικής απασχόλησης απ' ότι στο παρελθόν. Οι εργαζόμενοι αν και θέλουν δεν βρίσκουν πλήρη απασχόληση και να αναγκάζονται να απασχολούνται μερικώς (Σκουτέλης, 1996).

Επιπλέον, αυτή μορφή ανεργίας αφορά τα άτομα που δεν βρίσκουν εργασία στον κλάδο εξειδίκευσης τους και καταφεύγουν σε άλλους τομείς εργασίας. Επομένως, το πρόβλημα εντοπίζεται στην πλεονάζουσα προσφορά και όχι στην υπολειμματική ζήτηση.

4. Κυκλική Ανεργία

Το φαινόμενο της κυκλικής ανεργίας, εμφανίζεται όταν η μειωμένη συνολική ζήτηση για προϊόντα έχει ως αποτέλεσμα τη μειωμένη ζήτηση για εργασία και τη μείωση του εισοδήματος με άμεση συνέπεια τη μείωση της καταναλωτικής δαπάνης για την αγορά αγαθών και την ελλιπή ζήτηση προϊόντων.(Γιώτης, 2011). Η ανεργία έχει κυκλικό χαρακτήρα, δηλαδή είναι επαναλαμβανόμενη και η διάρκεια της είναι σε εξάρτηση με τη διάρκεια του οικονομικού κύκλου. Παρατηρείται κυρίως σε περιόδους οικονομικής ύφεσης λόγω επιβράδυνση της ανάπτυξης της οικονομίας, με συνέπεια την αδυναμία απορρόφησης του εργατικού δυναμικού. Η μείωση της παραγωγής ελαττώνει τη ζήτηση της εργασίας, το ύψος των μισθών, την διάρκεια εργασίας, αυξάνονται οι απολύσεις, δεν ανανεώνονται συμβόλαια εργασίας και τελικά προκύπτει μια γενική αύξηση της ανεργίας.

5. Εποχική Ανεργία

Η ύπαρξη αγροτικών και τουριστικών απασχολήσεων σε μια χώρα παρουσιάζει επαναλαμβανόμενες μεταβολές κατά τη διάρκεια του έτους. Οι μεταβολές της παραγωγής αλλάζουν τους ρυθμούς απασχόλησης του εργατικού δυναμικού, με συνέπεια τη δημιουργία της εποχιακής ανεργίας. Κύρια χαρακτηριστικά της είναι η ετήσια επανάληψη της, η προσωρινότητα της και η μικρής διάρκειας της. Η εποχική ανεργία συμβαίνει σε ορισμένους κλάδους της οικονομίας συγκεκριμένες περιόδους του χρόνου (Δεδουσόπουλος, 2000). Δεν δημιουργεί ιδιαίτερα κοινωνικά προβλήματα, αφού εξαρτάται από το είδος της παραγωγής και η εμφάνιση της είναι σε επιχειρήσεις με μεταβολές στη διάρκεια του έτους. Επίσης, δε θεωρείται σοβαρό οικονομικό πρόβλημα γιατί αντιμετωπίζεται με εύρεση συμπληρωματικής απασχόλησης ώστε οι εργαζόμενοι να μην μένουν άνεργοι για μεγάλο χρονικό διάστημα.

6. Διαρθρωτική Ανεργία

Η διαρθρωτική ανεργία υπάρχει, όταν οι απαιτήσεις των περισσότερων κενών θέσεων δεν ικανοποιούνται από τις ικανότητες των εργαζομένων. Κυρίως οι νεοεισερχόμενοι είναι αυτοί που δεν διαθέτουν τις απαραίτητες

γνώσεις και δεξιότητες που ζητούν οι εργοδότες. Δηλαδή, ενώ υπάρχει προσφορά θέσεων εργασίας, οι άνεργοι δεν έχουν τα απαιτούμενα προσόντα για να απασχοληθούν. Οι τεχνολογικές μεταβολές οξύνουν το πρόβλημα της διαρθρωτικής ανεργίας και οφείλεται ιδιαίτερα στην εξαφάνιση συγκεκριμένων κλάδων ή τομέων της οικονομίας, αλλά και στην μη επανακατάρτισης του εργατικού δυναμικού σύμφωνα με τις μεταβολές της οικονομίας. Διαρθρωτική χαρακτηρίζεται και η ανεργία που προκύπτει από θεσμικούς παράγοντες όπως η νομοθεσία και τα εργατικά σωματεία. Η πολιτική που ασκούν ενδέχεται να γίνουν αιτία ανεργίας αφού οι θεσμοί είναι μέρος του τρόπου συγκρότησης της η οικονομία μίας χώρας.

7. Τεχνολογική Ανεργία

Τεχνολογική ανεργία ορίζεται η ανεργίας που είναι αποτέλεσμα της αντικατάσταση της ανθρώπινης εργασίας από σύγχρονες μηχανές για μείωση του κόστους παραγωγής.

Η απαίτηση εξειδικευμένων τεχνολογικών γνώσεων στερεί από τα άτομα θέσεις εργασίας. Ανεidίκευτα άτομα για μόνο χειρωνακτική εργασία μένουν άνεργα. Οι ανάγκες είναι πολύ μεγαλύτερες σε εξειδικευμένους εργάτες με γνώσεις επικαιροποιημένες στις μηχανές και τους ηλεκτρονικούς υπολογιστές. Η είσοδος όμως, των νέων τεχνολογιών είναι αναγκαία γιατί αυξάνει την ανταγωνιστικότητα των επιχειρήσεων. Θεωρείται ότι η τεχνολογική ανεργία δεν βρίσκεται σε καθαρή μορφή, αλλά ακολουθείται από άλλες μορφές ανεργίας όπως την κυκλική, ή τη διαρθρωτική ή την ανεργία ως αποτέλεσμα των μικρών ρυθμών μεγέθυνσης.

8. Ανεργία τριβής

Η ανεργία τριβής οφείλεται στο χρονικό διάστημα που μεσολαβεί , καθώς ένας εργαζόμενος μετακινείται από μια δουλειά σε μια άλλη και αποτελεί ένα μόνιμο φαινόμενο της αγοράς εργασίας.

Αναλυτικότερα, περιπτώσεις ατέλειας της αγοράς είναι όταν υπάρχει αδυναμία στον εντοπισμό των κενών θέσεων εργασίας από τους εργάτες , αλλά και από την πλευρά των επιχειρήσεων ο εντοπισμός νέου κατάλληλου προσωπικού. Επίσης, η γεωγραφική απόσταση μεταξύ της περιοχής όπου υπάρχει ανεργία και της περιοχής όπου υπάρχουν κενές θέσεις εργασίας είναι ένας σημαντικός παράγοντας.

Οι νέοι πλήττονται πιο πολύ από αυτό το είδος ανεργίας, καθώς αποφασίζουν ευκολότερα να αφήσουν μια εργασία για να ψάξουν για κάποια καλύτερη. Παράγοντας αυτής της κινητικότητας είναι ότι συχνά δε βρίσκουν από την αρχή της επαγγελματικής σταδιοδρομίας απασχόληση σύμφωνα με τα προσόντα τους αλλά ευκαιριακές εργασίες ώστε να μπορέσουν να καλύψουν πρώτα τις βιοτικές τους ανάγκες μέχρι να βρουν αυτό που τους αρέσει και τους αναλογεί.

Ουσιαστικά ακόμα και όταν η αγορά εργασίας βρίσκεται σε κατάσταση πλήρους απασχόλησης η ανεργία τριβής, αποτελεί το ελάχιστο επίπεδο ανεργίας που δεν μπορεί να μειωθεί σε μια δυναμική κοινωνία και συμβάλλει στην πλήρη χρησιμοποίηση του συντελεστή εργασίας. Είναι μια ηθελημένη ανεργία, η οποία καλυτερεύει τη θέση του ατόμου και της εθνικής οικονομίας. Επίσης, η συνύπαρξη της με κάποια άλλη ή άλλες μορφές ανεργίας, δυσκολεύει την εκτίμηση του μεγέθους της.

Τέλος, βάση του κριτηρίου της διάρκειά της, η ανεργία ταξινομείται στις παρακάτω κατηγορίες (Μαθαιάκη, 2013):

1. **Βραχυχρόνια ανεργία:** Διάρκεια ως 6 μήνες.
2. **Ανεργία μέσης διάρκειας:** Διάρκεια από 6 έως 12 μήνες.
3. **Μακροχρόνια ή χρόνια ανεργία:** Διάρκεια από 12 μήνες και άνω.
4. **Μεγάλη ή μακροχρόνια ανεργία:** Διάρκεια πάνω από 24 μήνες.

Παρατηρείται ότι όσο μεγαλύτερο είναι το χρονικό διάστημα ανεργίας κάποιου ατόμου, τόσο δυσκολότερη γίνεται η επαγγελματική του αποκατάσταση. Κάποιοι λόγοι είναι συνήθως γιατί χάνει τις δεξιότητες του, τη διάθεση για δουλειά και γιατί οι εργοδότες είναι επιφυλακτικοί και απρόθυμοι να προσλάβουν έναν μακροχρόνια άνεργο (Δεδουσόπουλος, 2010)

5. Αίτια της Ανεργίας

Πληθώρα στατιστικολόγων και οικονομολόγων μελετούν παρατηρώντας τη συνεχή αύξηση του ποσοστού ανεργίας και προσπαθήσουν να εξηγήσουν τα αίτια της. Οι αιτίες όξυνσης του φαινομένου θεωρείται ότι εξαρτώνται από τις οικονομικές, κοινωνικές, πολιτικές και πολιτιστικές συνθήκες που επικρατούν κάθε φορά με την πάροδο των ετών σε μια κοινωνία, μερικές από τις οποίες είναι οι ακόλουθες :

1. Ραγδαία τεχνολογική ανάπτυξη- αυτοματοποίηση:

Η τεχνολογία χρόνο με τον χρόνο αναπτύσσεται ραγδαία. Ένα από τα αποτελέσματα της, είναι η αλλαγή της παραγωγικής διαδικασίας και ακόλουθα η κατάργηση πολλών θέσεων εργασίας και ταυτόχρονη αντικατάσταση αυτών με μηχανές παραγωγής. Το εργατικό δυναμικό μειώνεται αισθητά και διαχωρίζεται σε εξειδικευμένο προσωπικό και ανειδίκευτο, το οποίο δεν χρειάζεται και υπόκειται σε ανεργία, περιθωριοποίηση και μείωση μισθών. Αυξάνεται η ζήτηση για ειδικευμένα άτομα με γνώσεις και δεξιότητες, αποκλείοντας έτσι ένα μεγάλο μέρος του κοινωνικού συνόλου με χαμηλό μορφωτικό επίπεδο.

2. Έλλειψη επενδύσεων, δημιουργία βιομηχανικών μονάδων

Η μη ύπαρξη κινήτρων για αύξηση των εγχώριων επενδύσεων αλλά και η μη προσέλκυση ξένων επενδυτών καθώς και η γραφειοκρατική διαδικασία του δημοσίου καθίστανται τροχοπέδη στη δημιουργία μεγάλων βιομηχανικών μονάδων.

3. Αστυφιλία (Συγκέντρωση του πληθυσμού στα μεγάλα αστικά κέντρα):

Η μετακίνηση του πληθυσμού από τις αγροτικές περιοχές προς τις αστικές περιοχές αλλάζουν αισθητά τα ποσοστά ανεργίας, εφόσον παρουσιάζεται αύξηση της ανεργίας στις πόλεις ενώ αντίθετα οι αγροτικές περιοχές μένουν χωρίς εργατικά χερίδια.

4. Οικονομική Κρίση – Μείωση Επενδύσεων & Ανταγωνιστικότητας:

Η αύξηση του ποσοστού ανεργίας επηρεάζεται σε μεγάλο βαθμό από μια οικονομική κρίση ενός κράτους και αυτό γιατί η μείωση της παραγωγικότητας ανακατανέμει το εργατικό δυναμικό και μειώνει τα εισοδήματά τους. Οι επιχειρήσεις μειώνουν την παραγωγή αφού δεν υπάρχει μεγάλη ζήτηση αγαθών λόγω χαμηλού εισοδήματος των εργαζομένων, καταναλωτών. Η ανταγωνιστικότητά τους μειώνεται, αξιοποιείται όλο και λιγότερο εργατικό δυναμικό και δυσχεραίνονται οι επενδύσεις.

5. Κορεσμός θέσεων εργασίας.

Δυστυχώς τα τελευταία χρονιά παρατηρείται κορεσμένος ορισμένων θέσεων εργασίας που θεωρούνταν δημοφιλή και προσοδοφόρα με ταυτόχρονη μαζική στροφή των νέων σε ελάχιστα επαγγέλματα, με κριτήριο τον υψηλό μισθό και την σίγουρη επαγγελματική αποκατάσταση.

6. Ανυπαρξία πολιτικού οικονομικού σχεδίου

Η έλλειψη ενός οργανωμένου σχεδίου απασχόλησης για μείωση της ανεργίας από την πλευρά της πολιτείας στοχεύοντας σε μακροπρόθεσμα οφέλη για την κοινωνία είναι σχεδόν ανύπαρκτο. Προγράμματα δυσκίνητα χωρίς σχεδιασμό προσωρινής πάντα απασχόλησης, χωρίς κίνητρα για τους εργαζομένους αλλά και τους επιχειρηματίες.

7. Υψηλή εξειδίκευση- κακή παρεχόμενη παιδεία / εκπαίδευση

Το ισχύον κάθε φορά εκπαιδευτικό σύστημα έχει μεγάλο ρολό ευθύνης γιατί δεν προσαρμόζεται γρήγορα και ευέλικτα στις απαιτήσεις της σύγχρονης οικονομίας και κοινωνίας. Η σύγχρονη βιομηχανική οικονομία χαρακτηρίζεται με συνεχή τροποποίηση των δομών της απασχόλησης, με συνέπεια να θεωρείται αναγκαία η ριζική αναμόρφωση του εκπαιδευτικού

συστήματος (Σκουτέλης, 1996). Επίσης, μεγάλος προβληματισμός δημιουργείται που σε κάθε αλλαγή κυβερνητικής πολιτικής αλλάζει και το εκπαιδευτικό σύστημα χωρίς στόχους και ξεκάθαρα κίνητρα.

8. Πολίτικές και οικονομικές σκοπιμότητες.

Οι θέσεις απασχόλησης πολλές φορές κρύβουν πολιτικές και οικονομικές σκοπιμότητες. Το φαινόμενο που παρουσιάζεται τα τελευταία χρονιά να γίνεται πρόσληψη προσωρινά απασχολούμενων ατόμων για κάλυψη κενών θέσεων 5 μηνών 8 μηνών , με προγράμματα κοινωφελούς απασχόλησης ή άλλης μορφής ετήσιας διάρκειας είτε να δίνεται παράταση αυτών , δίνει μόνο μια προσωρινή λύση στο πρόβλημα της ανεργίας. Γίνεται μια ανακύκλωση υπαλλήλων, οι οποίοι δεν προλαβαίνουν να εκπαιδευτούν και φεύγουν χωρίς να μπορούν να προσφέρουν ουσιαστικά τα προσόντα τους σε μια επιχείρηση ή υπηρεσία του δημοσίου που τους κάνει να αισθάνονται σαν επισκέπτες.

9. Υπερεπάρκεια αγαθών:

Η αύξηση του ανταγωνισμού των επιχειρήσεων τους προτρέπει να παράγουν περισσότερα αγαθά από αυτά που μπορεί να καταναλώσει η αγορά. Με αποτέλεσμα να δημιουργείται παύση επενδύσεων, αναστολή παραγωγής, και απαξίωση του κεφαλαίου με ακόλουθη αύξηση της ανεργίας. Στην ύπαρξη υπέρ συσσώρευση, το κεφάλαιο δεν μπορεί να εκμεταλλευτεί την εργασία, με αποτέλεσμα το σταμάτημα της διαδικασίας παραγωγής (Ντάνη, 2009-2010). Συνέπειες της υπερπαραγωγής είναι: α) η στασιμότητα ή ο περιορισμός της παραγωγής, β) η καταστροφή του πλεονάζοντος κεφαλαίου, και γ) η ανεργία.

10. Ελλιπής επαγγελματικός προσανατολισμός:

Ο σχολικός προσανατολισμός οδηγεί τους νέους στα ανώτατα εκπαιδευτικά ιδρύματα. Αλλά, οι ισχύουσες κοινωνικοοικονομικές συνθήκες έχουν ως συνέπεια τη μη πλήρη απορρόφηση αυτών στην παραγωγική διαδικασία, με αποτέλεσμα να αυξάνεται με ταχύτατο ρυθμό ο αριθμός των νέων ανέργων πτυχιούχων. Παράλληλα, υπάρχει η κοινωνική αντίληψη που υποτιμά αυτούς που ασχολούνται με τη χειρωνακτική εργασία, και αναδεικνύει κοινωνικά τους κατόχους επιστημονικού τίτλου.(Ντάνη, 2009-2010).

11. Εισροή μεταναστών και προσφύγων:

Η μετανάστευση είναι ένας σημαντικός λόγος δημιουργίας της ανεργίας καθώς προκύπτει από τη μη ύπαρξη θέσεων εργασίας στην πατρίδα των μεταναστών. Οι μετανάστες θέλουν να εργαστούν και καταλαμβάνουν θέσεις εργασίας που προηγουμένως τις είχαν Έλληνες οδηγώντας τους έτσι στην

ανεργία. Ιδίως, οι αδήλωτοι παράνομοι μετανάστες στη χώρα υποδοχής τους:

- αυξάνουν το εργατικό δυναμικό της χώρας με συνέπεια την ενίσχυση της ανεργίας των ημεδαπών,
- δεν φορολογούνται αφού είναι σαν να μην υπάρχουν, και
- δημιουργούν πτώση στους μισθούς και τις αμοιβές.

12. Παγκοσμιοποίηση:

Η παγκοσμιοποίηση, δηλαδή η αύξηση του διεθνούς εμπορίου και του διεθνούς ανταγωνισμού, αποτελούν κύριο παράγοντα αρνητικής επίδρασης της απασχόλησης. Για το λόγο ότι, τα εισαγόμενα προϊόντα με χαμηλό κόστος εργασίας υποβαθμίζουν τη διεθνή ανταγωνιστικότητα των ημεδαπών προϊόντων, με συνέπεια να κλείνουν οι ημεδαπές βιομηχανίες και να αυξάνεται η ανεργία. Βέβαια, δεν πρέπει να παραβλέπουμε το γεγονός ότι η παγκοσμιοποίηση δημιουργεί και θέσεις απασχόλησης ιδίως σε κράτη με οργανωμένα προγράμματα επενδύσεων.

6. Συνέπειες της Ανεργίας

Το φαινόμενο της ανεργίας δημιουργεί πολλά πολύπλοκα προβλήματα που εξαρτώνται από διάφορους παράγοντες. Ως αποτέλεσμα παρατηρείται η εμφάνιση άμεσων ή έμμεσων, βραχυπρόθεσμων ή μακροπρόθεσμων, οικονομικών, πολιτικών, κοινωνικών, ή ψυχολογικών συνεπειών στα άτομα και στην κοινωνία γενικότερα.

1. Οικονομική καχεξία και αδυναμία κάλυψης βασικών και μη αναγκών:

Η βασική συνέπεια της έλλειψης εργασίας είναι η έλλειψη του βασικού εισοδήματος διαβίωσης των ατόμων και η μείωση της αγοραστικής τους δύναμης. Στην κοινωνία που το ποσοστό ανεργίας είναι υψηλό υπάρχει σημαντικό πρόβλημα φτώχειας, αύξηση των οικονομικών και κοινωνικών ανισοτήτων σε διάφορους τομείς της ζωής και αύξηση της κοινωνικής αντιπαλότητας. (Κορρέ & Κατσίρου, 2013). Μέχρι πριν λίγα χρόνια τα άτομα που δεν εργάζονται δεν είχαν ούτε ασφάλιση, ούτε ιατροφαρμακευτική περίθαλψη, ευτυχώς υπήρξε κυβερνητική μεταρρύθμιση σε αυτό και όλοι έχουν πλέον με βάση το ΑΜΚΑ τους, περίθαλψη στα δημοσιά νοσοκομεία.

2. Βία και εγκληματικότητα:

Δυστυχώς λόγω της ανεργίας, πολλά άτομα οδηγούνται στην παρανομία για να λύσουν το οικονομικό τους πρόβλημα. Με στόχο να αυτοσυντηρηθούν δημιουργούνται αντικοινωνικές συμπεριφορές, και αισθήματα κοινωνικής αδικίας, με συνέπεια ο άνεργος να γίνεται επιρρεπής στην παρανομία και στις εγκληματικές πράξεις (Κορρέ & Κατσίρου, 2013). Πολλοί ερευνητές, θεωρούν ότι η ανεργία και η κακοπληρωμένη εργασία ενδυναμώνουν τις παράνομες επιδιώξεις. Όταν υπάρχει μεγάλη ανεργία, εμφανίζονται φαινόμενα ανομίας, χαλάρωσης της κοινωνικής συνοχής, και αποδυνάμωσης των κοινωνικών δεσμών. (Σκουτέλης, 1996). Η μακροχρόνια ανεργία είναι η βασικότερη αιτία της φτώχειας, του αλκοολισμού, της διάλυσης της οικογένειας και της τοξικομανίας.

3. Δημιουργία Αισθήματος Ενοχής και Περιθωριοποίηση του Ατόμου.

Τα νέα άτομα που ξεκινούν την καριέρα τους με αισιοδοξία είναι αυτά κυρίως που νιώθουν αργότερα το πραγματικό πρόβλημα της ανεργίας, να τους δημιουργεί συναισθήματα αβεβαιότητας, συμπλέγματα, κατωτερότητας, ανασφάλειας, απαισιοδοξία κατάθλιψη και άγχος. Πολλές φορές, ο άνεργος αισθάνεται ενοχή για την απώλεια της εργασίας και του εισοδήματος του, αφού νιώθει να ζει εις βάρος της οικογένειάς του. Δεν έχει αυτό αρκεία ούτε μπορεί να καλύψει τις βασικές ανάγκες του, περιθωριοποιείται από την οικογένεια και το κοινωνικό σύνολο.

4. Απώλεια Παραγωγικών Δυνάμεων.

Η προσφορά εργασίας των ανέργων θα μπορούσε να χρησιμοποιηθεί στην αύξηση της παραγωγική διαδικασία ώστε να μην αποτελεί απώλεια παραγωγικών δυνάμεων. Η οικονομική ανάπτυξη είναι αρνητική λόγω της περιθωριοποίησης ενός μεγάλου μέρους του εργατικού δυναμικού.

5. Επιβάρυνση του κρατικού Προϋπολογισμού.

Το κλείσιμο των επιχειρήσεων, οι πτωχεύσεις αυτών αυξάνουν το ποσοστό ανεργίας αφού μειώνονται οι θέσεις απασχόλησης. Επακόλουθη συνέπεια είναι ότι, το κράτος θέλοντας να στηρίξει οικονομικά τους πολίτες αυξάνει τα επιδόματα χορήγησης ανεργίας, επιβαρύνοντας τον κρατικό προϋπολογισμό. Επίσης όμως, το κράτος χάνει και ένα σημαντικό αριθμό πόρων από τη μείωση των εισφορών στα ασφαλιστικά ταμεία, καθώς οι άνεργοι δεν καταβάλλουν εισφορές. Επιπλέον, περιορίζονται τα φορολογικά έσοδα του δημοσίου, εφόσον οι άνεργοι δεν έχουν φορολογητέο εισόδημα, με αποτέλεσμα να καταβάλουν λιγότερους άμεσους φόρους.

6. Ένταση Μετανάστευσης.

Πολλές φορές η αύξηση της ανεργίας σε ένα κράτος αναγκάζει τους πολίτες τις να καταφύγουν σε άλλα κράτη για ανεύρεση εργασίας. Στις μέρες μας αυτό παρατηρείται έντονα από νέους που λόγο της έλλειψης θέσεων εργασίας και της ευελιξίας αυτών καταφεύγουν στο εξωτερικό για εργασία, προσδοκώντας ένα καλύτερο μέλλον.

Αποκαλυπτική είναι η έκθεση της Τράπεζας της Ελλάδας για την έκταση της μετανάστευσης νέων στα χρόνια των μνημονίων, με ανησυχητική διαπίστωση ότι η τάση φυγής συνεχίζεται ακόμη αλλά και ο επαναπατρισμός είναι αβέβαιος. Οι συνέπειες είναι δραματικές στην ελληνική οικονομία σύμφωνα με την ΤτΕ τόσο βραχυχρόνιες όσο και μακροχρόνιες. Μάλιστα το φαινόμενο αυτό χαρακτηρίζεται ως η πιο βαθιά απώλεια της κρίσης και των μνημονίων, δηλαδή η μαζική φυγή στο εξωτερικό ενός σημαντικού τμήματος του ανθρωπίνου δυναμικού με υψηλό επίπεδο εκπαίδευσης, δεξιότητες και επαγγελματικά προσόντα «διαρροή εγκεφάλων» (brain drain) που στα χρόνια της Ελληνικής κρίσης έλαβε τη μορφή μεγάλης εξόδου (the Greek exodus).

7. Τρόποι αντιμετώπισης Ανεργίας

Πρωταρχικός σκοπός των περισσότερων κοινωνιών είναι η καταπολέμηση της ανεργίας. Η επίλυση της βρίσκεται σε συνάρτηση με την οικονομική ανάπτυξη και την κοινωνική πρόοδο. Διάφορα μέτρα έχουν προταθεί για την αντιμετώπιση της. Οι στόχοι των μέτρων και των προτάσεων αλλάζει σύμφωνα με τις γενικές πολιτικές αντιλήψεις και τις απόψεις που επικρατούν κάθε φορά.

1. Νέες Νομοθετικές Ρυθμίσεις.

Η μείωση της ανεργίας είναι ένας από τους πιο βασικούς στόχους μιας κυβέρνησης. Για το σκοπό αυτό λαμβάνει μετρά δημοσιονομικά και νομισματικά για αύξηση της ζήτησης, και αύξηση των θέσεων εργασίας. Τα δημοσιονομικά μέτρα που ενδέχεται να λάβει είναι η αύξηση των κρατικών δαπανών για δημόσια έργα και την προώθηση των επενδύσεων, με στόχο την αύξηση της απασχόλησης και των εισοδημάτων. Τα νομισματικά μέτρα αποβλέπουν στη μείωση του επιτοκίου, την ενίσχυση των ιδιωτικών επενδύσεων, της παραγωγής, και της απασχόλησης.

Κάποιες ενδεικτικές ενέργειες, για να ελευθερωθούν πολλές θέσεις εργασίας μπορεί να είναι η απαγόρευση των υπερωριών, μείωση ωρών εργασίας, μείωση συνταξιοδοτικού ορίου.

2. Αύξηση των Επενδύσεων.

Οι επενδύσεις πρέπει να αυξηθούν από τις επιχειρήσεις και να επεκτείνουν την οικονομική δραστηριότητα τους σε καινοτόμες αναπτυξιακές προσπάθειες. Το οικονομικό περιβάλλον να γίνει φιλικό προς την επιχειρηματική δραστηριότητα και ταχύτερο. Αυτό μπορεί να επιτευχθεί μέσω της χρήσης νέων τεχνολογιών και επενδύσεων σε ερευνά και ανάπτυξη. Επίσης, η ενίσχυση του ανταγωνισμού μπορεί να επιτευχθεί με την παροχή κινήτρων, την εξάλειψη των φραγμών στην ίδρυση νέων επιχειρήσεων και τη μείωση της φορολογίας. Η συμβολή της δημόσιας διοίκησης για βελτίωση του επιχειρηματικού περιβάλλοντος, οφείλει να γίνει πιο αποτελεσματική , φιλική και μη γραφειοκρατική για τις επιχειρήσεις.

3. Μείωση της Διαρθρωτικής Ανεργίας.

Ένα προσαρμοσμένο εκπαιδευτικό σύστημα στις ανάγκες της αγοράς εργασίας, με εφαρμογή κατάλληλου επαγγελματικού προσανατολισμού αποτελεί ένα σημαντικό μέτρο για μείωση της διαρθρωτικής ανεργίας. Η επανεκπαίδευση των ανέργων θεωρείται επιβεβλημένη για την ένταξη τους στις σύγχρονες μεταβαλλόμενες ανάγκες των θέσεων εργασίας. Επίσης, η παροχή κινήτρων για τη μετακίνηση ορισμένων ειδικοτήτων εργαζομένων σε περιοχές όπου υπάρχει μεγαλύτερη ζήτηση θα αποτελούσε ένα πρόσθετο βοηθητικό μέτρο. Αυτό αφορά συνήθως τους εργάτες γης σε περιόδους συγκομιδής της παραγωγής αλλά και τους εποχικούς υπαλλήλους που ασχολούνται στη τουριστική περίοδο. Η συνεχιζόμενη εκπαίδευση και επαγγελματική κατάρτιση επιτυγχάνει θετικά οικονομικά αποτελέσματα,. Το κράτος οφείλει να ενδιαφερθεί ιδιαίτερα για θέματα, όπως, η πρόωρη εγκατάλειψη του σχολείου, η μετάβαση από το σχολείο στην ενεργό ζωή και η επένδυση στην απόκτηση επαγγελματικών προσόντων.

4. Μείωση της Ανεργίας Τριβής.

Η ανεργία τριβής μπορεί να αντιμετωπιστεί μέσω της άμεσης ενημέρωσης των ενδιαφερόμενων ατόμων για κενές θέσεις που δημιουργούνται στην αγορά. Η λειτουργία γραφείων ευρέσεως εργασίας ή ακόμα η δημιουργία μιας ηλεκτρονικής εφαρμογής καταχώρησης θέσεων εργασίας που θα ενημερώνεται διαρκώς από ένα ανεξάρτητο φορέα και θα καταφέρνει την

άμεση επικοινωνία εργοδότη με υποψήφιο εργαζόμενο είναι μέτρα που βοηθούν στη μείωση της ανεργίας τριβής.

5. Τόνωση Επιχειρηματικής Δραστηριότητας.

Θα ωφελούσε την ανάπτυξη της οικονομίας, η προώθηση και η δημιουργία κατάλληλων προγραμμάτων ενίσχυσης της επιχειρηματικότητας με στόχο την αύξηση της απασχόλησης. Στο παρελθόν υπήρξαν αρκετά προγράμματα επιδοτήσεων νέων επαγγελματιών, όμως δύστυχος τα αποτελέσματα των περισσότερων ήταν απογοητευτικά διότι σταμάτησαν την λειτουργία τους μετρά το πέρας της επιδότησης ή της δέσμευσης αυτών και τα περισσότερα δεν δημιουργούσαν νέες θέσεις απασχόλησης. Πρέπει να βρεθούν τα αίτια αυτού του αποτελέσματος διότι νέα προγράμματα προκύπτουν με τα ίδια λάθη του παρελθόντος. Ίσως ποιο ενδιαφέρον θα ήταν να επιδοτούνταν ήδη υγιείς επιχειρήσεις και ανάπτυξη αυτών με υποστηρικτικές ενέργειες όπως συμβουλευτική, διαφήμιση, ερευνά ,προώθησης εξαγωγών και επιδότησης άλλων ενεργειών ανάπτυξης.

6. Ενεργός Ρόλος του ΟΑΕΔ

Ο ΟΑΕΔ (Οργανισμός Απασχόλησης Εργατικού Δυναμικού) είναι ο κύριος οργανισμός που ασχολείται με τα ζητήματα απασχόλησης και επιδοτήσεων των ανέργων στην Ελλάδα. Ο ρόλος του και οι πολιτικές του αλλάζουν σύμφωνα με τους στόχους και τις επιδιώξεις της εκάστοτε κυβέρνησης. Αν και η ευρωπαϊκή ένωση έχει βάλει ένα φρένο σε πολλούς τομείς λειτουργίας του. Γίνεται προσπάθεια να ακολουθηθούν ευρωπαϊκά πρότυπα λειτουργίας παρόμοιων οργανισμών και να προσαρμοστούν στην ελληνική πραγματικότητα. Πλέον όμως ο ΟΑΕΔ έχει χάσει το κύριο ρόλο του, οι υπάλληλοι του ασχολούνται με τόσα άλλα θέματα εκτός από αυτό της προώθησης της απασχόλησης.

Παλαιότερα ήταν δυο διαφορετικές υπηρεσίες η υπηρεσία ασφάλισης και η υπηρεσία απασχόλησης, μετά ενωθήκαν και πολύ αργότερα ενσωμάτωσαν την εργατική εστία και την εργατική κατοικία. Ο ΟΑΕΔ έχει βρεθεί τώρα με πλήθος αντικειμένων και σε πολλές υπηρεσίες υποστελεχομένος. Οι περισσότεροι άνεργοι που προσέρχονται στο ΟΑΕΔ έρχονται αρχικά μήπως δικαιούνται κάποιο επίδομα, γιατί ακόμα δεν έχει κερδίσει την εμπιστοσύνη

των ανέργων για ανεύρεση εργασίας. Και ίσως να μην την κερδίσει ποτέ αν δεν ανεξαρτοποιηθεί από τα επιδόματα.

Το παθητικό μετρό των επιδομάτων μας έχει πάει χρονιά πίσω, πολλοί άνθρωποι δουλεύουν προσπαθώντας να βρουν τα ένσημα να επιδοτηθούν. Όλοι ψάχνουν το επιδόματα και πραγματικά πλέον όλοι δικαιούνται και ένα επίδομα. Είναι να αναρωτιέται κανείς αυτή είναι η πολιτική της ανάπτυξης που επιδιώκεται έτσι δημιουργούμε θέσεις εργασίας. Γιατί τόσα πολλά επιδόματα, χαμηλώσαμε τους μισθούς των εργαζομένων για να δίνουμε στους ανέργους επιδόματα αντί να τους δίνουμε κίνητρα να εργαστούν. Πρέπει να επιδοτείτε η απασχόληση πιο ενεργά με προγράμματα ευέλικτα για όλους εργοδότες- εργαζομένους και όχι να επιδοτείτε η ανεργία και να μιλάμε για τα προνόμια της κάρτας ανεργίας κάνοντας και αυτούς που δεν ψάχνουν για δουλειά να δηλώνουν άνεργοι για να έχουν δωρεάν μετακινήσεις με τις συγκοινωνίες ή να μπαίνουν στα μουσεία δωρεάν.

Ο Οργανισμός Απασχόλησης Εργατικού Δυναμικού (ΟΑΕΔ) θα πρέπει να συνεχίσει να παρέχει επιδοτούμενα προγράμματα απασχόλησης επιδοτώντας τους εργοδότες να προσλάβουν ανέργους, να καταβάλλει επιδόματα ανεργίας, να διευρύνει τα προγράμματα επιδότησης νέων θέσεων εργασίας, και να συνεχίσει να βρίσκει δουλειά σε ανέργους (Γριβαλάκη & Σταμούλη, 2012).

ΚΕΦΑΛΑΙΟ 2^ο :ΠΡΟΒΛΕΨΗ (Forecasting)

1. Εισαγωγικά

Η πρόβλεψη αποτελεί μια από τις σημαντικότερες ενέργειες που καλείται ένα άτομο να κάνει σε πολλούς και διαφορετικούς τομείς της ζωής του, αυτό μπορεί να αφορά την προσωπική ζωή, την επαγγελματική, την επιχειρησιακή, την οικονομική κ.α. Στόχος του κάθε ατόμου είναι η λήψη σημαντικών και καθοριστικών αποφάσεων για το μέλλον του είτε σε προσωπικό επίπεδο είτε σε κοινωνικό. Η πρόβλεψη διακρίνεται σε βραχυπρόθεσμη, μεσοπρόθεσμη ή μακροπρόθεσμη ,ανάλογα με το χρονικό ορίζοντα στον οποίο απευθύνεται και διέπεται από τις εξής βασικές αρχές:

1. Μη ύπαρξη τέλειας πρόβλεψης

Η πρόβλεψη έχει ως στόχο να περιορίσει τα σφάλματα που προκύπτουν για να μπορέσει να έχει περισσότερη ακρίβεια όμως καμία πρόβλεψη δεν είναι τέλεια

γιατί πάντα υπάρχει το στοιχείο της αβεβαιότητας όταν θέλουμε να προσεγγίσουμε τα μελλοντικά πιθανά γεγονότα.

2. Η πρόβλεψη είναι πιο ακριβής σε ομάδες στοιχείων παρά σε μεμονωμένα στοιχεία.

Σε μια ομάδα στοιχείων οι διάφορες των τιμών τους αλληλοεξουδετερώνονται. Ακόμα και αν κάποιο έχει ασταθή συμπεριφορά το αποτέλεσμα είναι ότι συνολικά οι τιμές των στοιχείων θα επιδείξουν μια σταθερότητα.

3. Η βραχυπρόθεσμη πρόβλεψη είναι πιο ακριβής από την μακροπρόθεσμη.

Η πρόβλεψη ενός γεγονότος σε ένα σύντομο χρονικό διάστημα αποδεικνύει περισσότερη ακρίβεια, εξαιτίας του μικρού βαθμού αβεβαιότητας, το σφάλμα είναι μικρό.

Η λειτουργία ενός συστήματος πρόβλεψης ακολουθεί τις παρακάτω διαδικασίες:

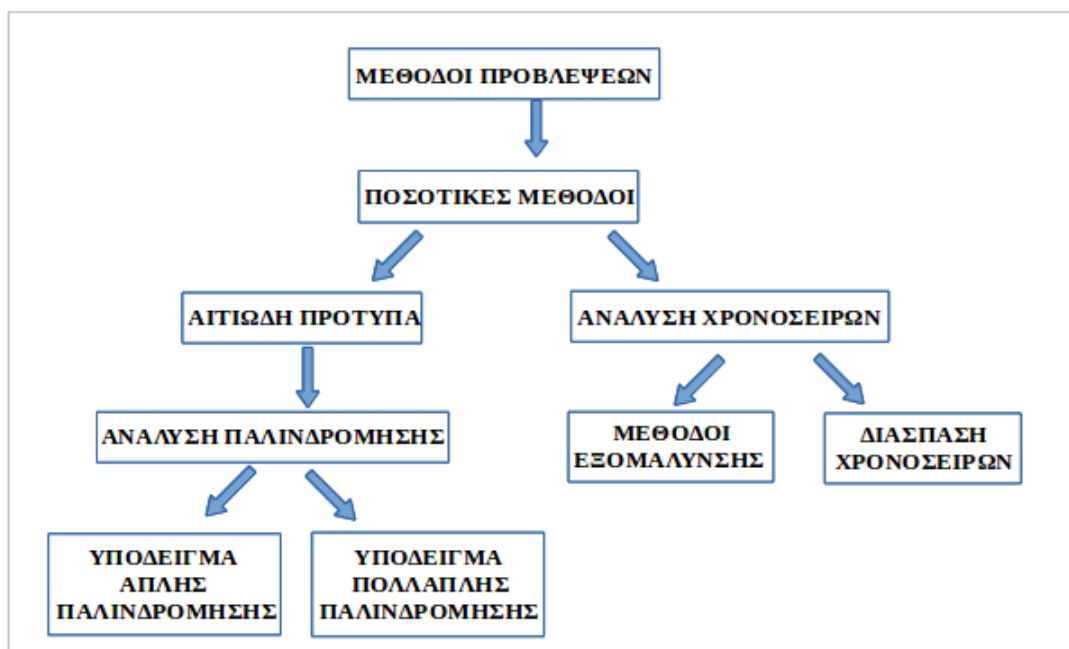
1. Καθορισμός Προβλήματος μελέτης.
2. Συγκέντρωση πληροφοριών, δεδομένων, τα οποία ονομάζονται εισροές του συστήματος πρόβλεψης.
3. Κατόπιν, επιλέγεται η μέθοδος πρόβλεψης που θα εφαρμοστεί στην επεξεργασία των δεδομένων.
4. Για την επιλογή της καταλληλότερης μεθόδου πρόβλεψης δίνεται βαρύτητα στα ακόλουθα:
5. Η ακρίβεια της πρόβλεψης
 - Η ευστάθεια της μεθόδου πρόβλεψης
 - Η αντικειμενικότητα της επεξεργασίας των δεδομένων
 - Ο απαιτούμενος χρόνος αναμονής για λήψη του αποτελέσματος πρόβλεψης
 - Το κόστος εφαρμογής της μεθόδου
6. Χρήση και αποτίμηση του μοντέλου πρόβλεψης, πλεονεκτήματα και μειονεκτήματα του.

Υπάρχουν δυστυχώς και κάποιοι περιορισμοί στη λειτουργία ενός συστήματος πρόβλεψης που πρέπει να λάβουμε υπόψη. Οι κυριότεροι είναι οι εξής:

- Ο διαθέσιμος χρόνος προετοιμασίας μιας πρόβλεψης
- Η ποιότητα και η αξιοπιστία των διαθέσιμων στοιχείων
- Η έλλειψη στοιχείων

Οι προβλέψεις στόχο έχουν την μεγαλύτερη ευστοχία και την ελαχιστοποίηση της απόκλισής τους από τις πραγματικές μελλοντικές τιμές που θέλουν να περιγράψουν. Έτσι, οι μέθοδοι πρόβλεψης συμβάλλουν στη σωστή και έγκαιρη λήψη αποφάσεων. Αν τα δεδομένα, χρήσης της της πρόβλεψης, είναι υψηλής ποιότητας μπορούμε να έχουμε ικανοποιητικά ακριβείς προβλέψεις. Στην πράξη όμως διαπιστώνεται ότι υπάρχουν παράγοντες που εισάγουν σφάλμα στις προβλέψεις. Η αβεβαιότητα είναι ένας τέτοιος παράγοντας. Αναφέρεται σε απρόβλεπτα γεγονότα που επηρέασαν την πραγματική μελλοντική πορεία της χρονοσειράς που εξετάζουμε με αποτέλεσμα την

εμφάνιση μικρής απόκλισης, έως και ολική αστοχία στις εκτιμήσεις του μοντέλου. Επίσης, άλλος παράγοντας είναι ότι ο αριθμός των δεδομένων να μην είναι αρκετός για τη διενέργεια μιας σωστής πρόβλεψης-εκτίμησης.



Σχήμα 4: Είδη μεθόδων πρόβλεψης

2. Ανάλυση χρονοσειρών

Η ανάλυση χρονοσειρών στόχο έχει την ανεύρεση των χαρακτηριστικών εκείνων που βοηθούν στην κατανόηση της ιστορικής συμπεριφοράς μιας μεταβλητής και δίνουν την δυνατότητα πρόβλεψης μελλοντικών τιμών της.

Στην ανάλυση των χρονοσειρών χρησιμοποιούνται οι ακόλουθοι συμβολισμοί:

- Y_t = πραγματική τιμή της χρονοσειράς
- T_t = Τάση
- S_t = Εποχικότητα
- C_t = Κυκλικότητα
- E_t = Τυχαίο σφάλμα

όπου $t = 1, 2, 3, \dots, n$.

Τα στοιχεία εξετάζονται με κάποιο μαθηματικό υπόδειγμα, όπως είναι το προσθετικό μοντέλο (addictive model) και το πολλαπλασιαστικό μοντέλο (multiplicative model) και φανερώνει τον τρόπο με τον οποίο οι παρατηρήσεις της χρονοσειράς προσδιορίζονται από τις συνιστώσες της χρονοσειράς. Τα μοντέλα αυτά είναι αντίστοιχα:

$$Y_t = T_t + S_t + C_t + E_t$$

$$Y_t = T_t \cdot S_t \cdot C_t \cdot E_t$$

Στο προσθετικό μοντέλο χαρακτηριστικό είναι ότι όλες οι συνιστώσες είναι ανεξάρτητες μεταξύ τους και εφαρμόζονται στην ίδια μονάδα μέτρησης με εκείνη των παρατηρήσεων της χρονοσειράς. Αντίθετα, στο πολλαπλασιαστικό μοντέλο, μόνο η τάση εκφράζεται στην ίδια μονάδα με εκείνη της χρονοσειράς Y_t , ενώ τα υπόλοιπα στοιχεία S_t , C_t και T_t είναι δείκτες ανεξάρτητοι από μονάδες μέτρησης. Το προσθετικό χρησιμοποιείται στην πρακτική λιγότερο, γιατί έχει δύσκολη ανάλυσή για υπολογιστικούς κυρίως λόγους. Οι συνιστώσες της χρονοσειράς είναι ανεξάρτητες μεταξύ τους σημαίνει ότι για παράδειγμα, η τάση δεν επηρεάζει την εποχικότητα στον υπολογισμό των τιμών της χρονοσειράς. Αυτή η παραδοχή μπορεί να είναι σωστή κυρίως σε φυσικά φαινόμενα, όμως δεν ισχύει πάντα σε επιχειρησιακές και οικονομικές εφαρμογές αφού, η τάση επηρεάζει μεταξύ των άλλων και τις εποχικές διακυμάνσεις.

3. Βασικά χαρακτηριστικά χρονοσειράς

Η μελέτη μιας χρονοσειράς ξεκινάει με την επισκόπηση του γραφήματός της στο πεδίο του χρόνου, για να ανιχνευθούν τα βασικά χαρακτηριστικά της: η τάση, η κυκλικότητα, η εποχικότητα και οι ακραίες τιμές.

1. **Η τάση (trend)** θα μπορούσε να ορισθεί ως μια μακροπρόθεσμη μεταβολή του μέσου επιπέδου των τιμών μιας χρονοσειράς. Η τάση των τιμών ενδέχεται να είναι ανοδική, πτωτική ή σταθερή σε ένα ορισμένο χρονικό διάστημα. Ένας ικανός αριθμός παρατηρήσεων αποφέρει πιο ασφαλή συμπεράσματα για την εκτίμηση ενός κατάλληλου χρονικού διαστήματος.
2. **Η κυκλικότητα (cyclic)** αντιπροσωπεύει μια μεταβολή που εμφανίζεται λόγω εξωγενών παραγόντων κατά μεγάλες περιόδους. Οι περίοδοι είναι μεγαλύτερες του έτους και συνήθως πενταετίας και δεκαετίας, χωρίς όμως αυτό να είναι απόλυτο.
3. **Η εποχικότητα (seasonal)** εκφράζεται σαν μια περιοδική διακύμανση η οποία έχει σταθερό και μικρότερο ή ίσο μήκος ενός έτους. Η διακύμανση είναι άμεσα κατανοητή και προβλέψιμη, γιατί γίνεται επανάληψη των δεδομένων ορισμένων χρονοσειρών με τον ίδιο σχεδόν τρόπο σε σχέση με το χρόνο. Λόγο ότι η εποχική διακύμανση παρουσιάζεται με συστηματικό τρόπο, είναι ένα χαρακτηριστικό εύκολα οπτικά αναγνωρίσιμο που μετρίεται και απομονώνεται, ώστε να μην επηρεάζει τα δεδομένα μας. Η νέα χρονοσειρά που προκύπτει ονομάζεται αποεποχικοποιημένη χρονοσειρά.
4. **Οι ακραίες τιμές (outliers)** είναι οι απότομες αλλαγές που παρατηρούνται και εμφανίζονται στο γράφημα της χρονοσειράς κατά το πρότυπο συμπεριφοράς της. Οι ακραίες τιμές είναι απρόβλεπτες και η επίδρασή τους είναι μικρής χρονικής διάρκειας. Η ερμηνεία τέτοιων παρατηρήσεων χρήζει ιδιαίτερης προσοχής επειδή απαιτείται θεωρητική γνώση, κριτική ικανότητα

και κοινή λογική. Ένα outlier μπορεί να είναι μια ασυνήθιστη παρατήρηση λόγο κάποιου ξαφνικού και απρόβλεπτου γεγονότος.

4. Είδη Μεθόδων Πρόβλεψης Χρονοσειρών

Η διαχρονική συλλογή ενός συνόλου δεδομένων που εκφράζουν την εξέλιξη των τιμών μιας μεταβλητής κατά τη διάρκεια ίσων διαδοχικών χρονικών περιόδων ονομάζεται χρονοσειρά (ή χρονολογική σειρά, time series). Δηλαδή, η χρονοσειρά αποτελείται από ένα σύνολο παρατηρήσεων, οι τιμές της οποίας λαμβάνονται σε ίσες χρονικές στιγμές ή περιόδους, π.χ. έτος, τρίμηνο, μήνας κ.ά. Οι χρονοσειρές απαιτούν μόνο τις παρελθοντικές τιμές της μεταβλητής των διαδοχικών καταστάσεων στο χρόνο. Έτσι, αναλύονται για εξαγωγή συμπερασμάτων σε σχέση με την συμπεριφορά της μεταβλητής. Η πληροφορία του παρελθόντος, επιτρέπει την πρόβλεψη των τιμών της στο μέλλον.

Οι μέθοδοι πρόβλεψης των χρονοσειρών, εξαρτώνται από τον τρόπο επεξεργασίας και ανάλυσης των δεδομένων, και χωρίζονται σε τρεις κύριες κατηγορίες:

1. Ποσοτικές μέθοδοι πρόβλεψης (quantitative methods)

Οι ποσοτικές μέθοδοι πρόβλεψης βασίζονται σε επιστημονικό υπόβαθρο, και σε στατιστικά μαθηματικά μοντέλα. Οι ερευνητές χρησιμοποιούν τις μεθόδους για την επεξεργασία των δεδομένων της χρονοσειράς ώστε να προβλέψουν την επόμενη κίνηση. Υστερούν όμως, στην πρόβλεψη απότομων και απρόβλεπτων αλλαγών στις τιμές της χρονοσειράς, με συνέπεια την ύπαρξη αδυναμίας στην πρόβλεψη της περίπτωσης των special event, καθώς και των επιπτώσεων τους στις μελλοντικές τιμές. Οι ποσοτικές μέθοδοι διαχωρίζονται στα εξής (Λισγάρα, 2011)

- **Μοντέλο Χρονοσειρών**

Το μοντέλο χρονοσειρών έχει εφαρμογή στην περίπτωση όπου τα δεδομένα μίας χρονοσειράς επαναλαμβάνονται σε ένα σταθερό μοτίβο. Με βασική προϋπόθεση την επανάληψη των παρελθοντικών τιμών ανά τακτά χρονικά διαστήματα, μέσω της εύρεσης του συγκεκριμένου μοτίβου είναι δυνατό να εξαχθούν μελλοντικές προβλέψεις.

- **Αιτιοκρατικό Μοντέλο**

Το αιτιοκρατικό μοντέλο στηρίζεται στο γεγονός υπάρχουν κάποιοι παράμετροι από τους οποίους εξαρτώνται οι τιμές μιας χρονοσειράς. Με την υπόθεση της ύπαρξης μίας σταθερής σχέσης μεταξύ του εξεταζόμενου μεγέθους και των παραμέτρων, αντικαθιστώντας σε αυτή τη σχέση τις νέες παραμέτρους εξάγεται η πρόβλεψη για το συγκεκριμένο μέγεθος. Η χρήση των αιτιοκρατικών μεθόδων παίζει σημαντικό ρόλο στη κατανόηση των συνθηκών που επηρεάζουν τις τιμές μίας χρονοσειράς. Ο Συνδυασμός των δεδομένων και η άσκηση επιρροής στην εξέλιξη των τιμών της χρονοσειράς, δίνει τη δυνατότητα για χρήση αιτιοκρατικών μοντέλων ώστε να επηρεάζονται οι μελλοντικές τιμές για τις αποφάσεις που λαμβάνονται στο παρόν.

2. Κριτικές μέθοδοι πρόβλεψης (judgmental methods)

Η εμφάνιση ακραίων μεταβολών στις τιμές (outliers) του μεγέθους, οδηγεί τους ερευνητές στη κρίση πως θα επιδράσει αυτή η ακραία τιμή στην εξέλιξη της χρονοσειράς. Όταν όμως υπάρχει δυσκολία αντικειμενικής αξιολόγησης, ορίζονται διάφορες επιτροπές οι οποίες χρησιμοποιούν κριτικές μεθόδους και προκειμένου να προκύψει η τελική εκτίμηση, τα αποτελέσματα ελέγχονται από άτομα σε διευθυντικές θέσεις.

3. Τεχνολογικές μέθοδοι πρόβλεψης (technological methods)

Οι τεχνολογικές μέθοδοι πρόβλεψης διακρίνονται στις εξής κύριες κατηγορίες:

- **Διερευνητικές μέθοδοι πρόβλεψης (exploratory methods)**

Οι μέθοδοι αυτής της κατηγορίας εξετάζουν όλες τις πιθανές περιπτώσεις χρησιμοποιώντας παρελθοντικά στοιχεία και στη συνέχεια οδηγούνται σε μελλοντικές προβλέψεις.

- **Κανονιστικές μέθοδοι πρόβλεψης (normative methods).**

Στις κανονιστικές μεθόδους πρόβλεψης καθορίζονται πρώτα οι μελλοντικοί στόχοι, και μετρά εξετάζεται η πιθανότητα επίτευξής τους, λαμβάνονται πάντα υπόψη η παρούσα κατάσταση και τα δεδομένα του παρελθόντος.

5. Κυριότερες Μέθοδοι Πρόβλεψης Χρονοσειρών

Η επιλογή και η προσαρμογή του κατάλληλου μοντέλου είναι ο κυριότερος στόχος στην ανάλυση χρονοσειρών ώστε να προσεγγίζονται ικανοποιητικά τα δεδομένα και να περιγράφεται ο μηχανισμός της χρονοσειράς από την οποία προέκυψε η συγκεκριμένη σειρά, καθώς και η χρησιμοποίηση του μοντέλου για πρόβλεψη. Η πρόβλεψη είναι το ζητούμενο στην ανάλυση χρονοσειρών, δηλαδή πως η ακολουθία των παρατηρήσεων θα συνεχιστεί στο μέλλον, ακολουθούμενη από μια διαδικασία που θα εξασφαλίσει ότι θα παραχθούν όσο το δυνατόν πιο ακριβείς προβλέψεις, αξιοποιώντας στο έπακρο όλη την διαθέσιμη ιστορική πληροφορία

1. Απλοϊκή Μέθοδος (Naïve)

Η Απλοϊκή Μέθοδος Πρόβλεψης θεωρείται ως η απλούστερη μέθοδο πρόβλεψης και πρακτικά η πιο συχνά χρησιμοποιούμενη. Σύμφωνα με την οποία, η πρόβλεψη της επόμενης χρονικής περιόδου έχει ακριβώς την ίδια τιμή με αυτή που παρατηρήθηκε κατά την προηγούμενη χρονική περίοδο (Βαϊδάνης, 2011).

Χρησιμοποιείται κυρίως ως μέθοδος σύγκρισης της αποτελεσματικότητας σε σχέση με άλλες μεθόδους, παρά ως μέθοδος πρόβλεψης γιατί όταν η χρονοσειρά εμφανίζει μεγάλη τάση ή υπάρχουν περισσότεροι από ένα μελλοντικοί ορίζοντες, η μέθοδος παράγει προβλέψεις με μεγάλο σφάλμα.

Η μέθοδος περιγράφεται μαθηματικός ως εξής:

$$F_t = Y_{t-1}$$

Όπου F_t η τιμή της πρόβλεψης και Y_{t-1} η τιμή των δεδομένων της χρονοσειράς της προηγούμενης χρονικής περιόδου.

Η απλότητα και το χαμηλό κόστος είναι τα κύρια πλεονεκτήματα της απλοϊκής μεθόδου. Η μέθοδος έχει εξαιρετικά αποτελέσματα όταν η τάση, ο μέσος όρος ή τα εποχιακά φαινόμενα είναι σταθερά και τα τυχαία λάθη μικρά.

2. Γραμμική Παλινδρόμηση (Linear Regression)

Το μοντέλο της γραμμικής παλινδρόμησης (multiple linear regression) (Karl Pearson, 1908) μπορεί να χρησιμοποιηθεί όταν σε μια χρονοσειρά υπάρχει γραμμική τάση, ανοδική ή καθοδική, προκειμένου να ποσοτικοποιηθεί αυτή η τάση και να χρησιμοποιηθεί στην πρόβλεψη. Η σχέση μεταξύ της εξαρτημένης και της ανεξάρτητης μεταβλητής είναι γραμμική (Λισγάρα, 2011)

Στα απλούστερα μοντέλα γραμμικής παλινδρόμησης η εξαρτημένη μεταβλητή είναι συνάρτηση μίας μόνο ανεξάρτητης μεταβλητής και συνεπώς η θεωρητική σχέση είναι μια ευθεία γραμμή.

$$Y = \alpha + b \cdot X$$

όπου : Y : εξαρτημένη μεταβλητή

X : ανεξάρτητη μεταβλητή

α : το σημείο τομής του άξονα των Y

b : η κλίση της γραμμής ελαχίστων τετραγώνων

Η ανάλυση της γραμμικής παλινδρόμησης δίνει επίσης και ένα μέτρο της ακρίβειας των προβλέψεων. Οι τρεις πιο συχνά χρησιμοποιούμενες μετρήσεις είναι :

Συντελεστής συσχέτισης (correlation coefficient)

Συντελεστής καθορισμού (coefficient of determination)

Το τυπικό λάθος εκτίμησης (standard error of the estimate)

Για την κρίση της επιτυχίας της ανεξάρτητης μεταβλητής του μοντέλου πρόβλεψης, χρησιμοποιούνται οι παραπάνω συντελεστές που συνδέονται άμεσα με την εξαρτημένη μεταβλητή .

3. Αυτοπαλίνδρομα Υποδείγματα AR (AutoRegressive Models)

Τα Αυτοπαλίνδρομα Υποδείγματα p - τάξεως χρησιμοποιούνται για την περιγραφή των σταθερών χρονοσειρών. Γίνεται εκτίμηση της μελλοντικής μεταβλητότητας στηριζόμενη στις παρελθοντικές τιμές της χρονοσειράς και ένα προσθετικό σφάλμα. Κάθε αυτοπαλινδρομικός όρος, AR, αντιστοιχεί σε προηγούμενες τιμές των υπολειπόμενων σφαλμάτων που χρησιμοποιούνται στον υπολογισμό της εξίσωσης του προσθετικού σφάλματος.

4. Η Μέθοδος Απλού Κινητού Μέσου Όρου, MA (Simple Moving Average Method)

Η μέθοδος του Απλού Κινητού Μέσου Όρου (MA) των m - περιόδων είναι μια μέθοδος προβλέψεων απλή που χρησιμοποιείται ως πρόβλεψη η τιμή του αριθμητικού μέσου όρου των m πιο πρόσφατων παρατηρήσεων της χρονοσειράς. Στο υπόδειγμα χρησιμοποιούνται μόνο οι νεότερες παρατηρήσεις και αποβάλλονται τελείως οι παλαιότερες. Όσο πιο πρόσφατες είναι οι παρατηρήσεις, τόσο πιο αντιπροσωπευτικές είναι οι προβλέψεις. Η τιμή του δεν είναι σταθερή, γι' αυτό ο μέσος όρος καλείται κινητός και αναπροσαρμόζεται κάθε φορά που μια νέα παρατήρηση της χρονοσειράς γίνεται διαθέσιμη στο δείγμα, υπολογίζεται ένας νέος μέσος απορρίπτοντας την παλαιότερη παρατήρηση του δείγματος από το μέσο και συμπεριλαμβάνοντας τη νεότερη.

Η μέθοδος αυτή είναι μια πολύ εύκολη διαδικασία πρόβλεψης, καθώς απαιτούνται λίγα στατιστικά στοιχεία. Όμως η χρήση της είναι περιορισμένη, λόγω του ότι τα δεδομένα πρέπει να είναι στάσιμα.

5. Αυτοπαλίνδρομο Υπόδειγμα Κινητού Μέσου Όρου, ARMA

Το Αυτοπαλίνδρομο Υπόδειγμα Κινητού Μέσου Όρου ARMA (p,q) αποτελεί συνδυασμό ενός απλού αυτοπαλινδρομικού υποδείγματος AR(p) και ενός υποδείγματος απλού κινητού μέσου όρου MA(q). Ένα καθαρά αυτοπαλίνδρομο υπόδειγμα ή ένα καθαρό υπόδειγμα κινητού μέσου μπορούν να θεωρηθούν ως ειδικές περιπτώσεις μιας ARMA διαδικασίας.

Κάποιες στάσιμες χρονοσειρές δεν μοντελοποιούνται αποκλειστικά ως AR ή MA χρονοσειρές, αφού μπορεί να παρουσιάζουν ιδιότητες και από τις δύο κατηγορίες. Επομένως, ο συνδυασμός ενός AR(p) μοντέλου και ενός MA(q) μοντέλου, το οποίο ονομάζεται αυτοπαλίνδρομο μοντέλο κινητού μέσου όρου τάξης (p , q). Είναι η λύση του προβλήματος σε αυτό το φαινόμενο.

6. Αυτοπαλίνδρομο Υπόδειγμα Ολοκληρωμένου Κινητού Μέσου Όρου, ARIMA

Ένα υπόδειγμα ARIMA(p, q) χρησιμοποιείτε μόνο όταν μια χρονοσειρά είναι στάσιμη. Εάν η χρονοσειρά είναι μη στάσιμη, πρέπει να επιτευχθεί σταθερότητα για την εφαρμογή του υποδείγματος. Για την ύπαρξη σταθερότητας θα πρέπει να γίνει διαφορήση της χρονοσειράς. Δηλαδή, στο υπόδειγμα εισάγεται μια διαφορική τάξη I(d), όπου κάθε μία διαφορική τάξη αντιστοιχεί στον υπολογισμό της διαφοράς της αρχικής χρονοσειράς. Επομένως, μια διαφορική τάξη I(1), σημαίνει ότι το υπόδειγμα πρόβλεψης κατασκευάζεται από την πρώτη διαφορά της αρχικής χρονοσειράς.

7. Μέθοδος Box-Jenkins

Τα μοντέλα ARIMA έχουν μελετηθεί κυρίως από τους Box και Jenkins, τόσο που τα ονόματά τους να είναι σχεδόν συνώνυμα με τις ARIMA διαδικασίες και τις εφαρμογές τους στην ανάλυση και την πρόβλεψη χρονοσειρών. Η προσέγγιση των Box-Jenkins στην ανάλυση χρονοσειρών είναι μια μέθοδος εύρεσης ενός στατιστικού υποδείγματος ARIMA που να παριστάνει ικανοποιητικά τη στοχαστική διαδικασία από την οποία προήλθαν τα δεδομένα. Η μέθοδος αυτή εφαρμόζεται όταν η χρονοσειρά δεν είναι στάσιμη και περιλαμβάνει τα εξής τέσσερα στάδια:

- **Ταυτοποίηση.** Αυτό το στάδιο καθορίζονται οι τιμές p, d και q. Αρχικά, καθορίζεται ο αριθμός d των διαφορών που χρησιμοποιούμε για να μετατραπεί μια χρονοσειρά σε στάσιμη, εφόσον δεν είναι. Έπειτα, καθορίζεται

η τάξη p της αυτοπαλίνδρομης διαδικασίας και η τάξη q της διαδικασίας κινητού μέσου.

- **Εκτίμηση.** Το δεύτερο στάδιο εκτιμούνται οι συντελεστές του υποδείγματος εξετάζετε η εκτίμηση των p παραμέτρων της αυτοπαλίνδρομης διαδικασίας και των q παραμέτρων της διαδικασίας κινητού μέσου.
- **Διαγνωστικός έλεγχος.** Ελέγχεται αν το συγκεκριμένο υπόδειγμα είναι ικανοποιητικό με την έννοια του κατά πόσο καλά προσαρμόζεται στα δεδομένα μας. Αν η διαδικασία είναι ικανοποιητική, τότε δεν πρέπει να υπάρχει αυτοσυσχέτιση μεταξύ των καταλοίπων. Αυτός ο έλεγχος για κατάλοιπα γίνεται με τη στατιστική Q των Box-Pierce.
- **Πρόβλεψη.** Στο τελευταίο στάδιο γίνεται ο έλεγχος με μια διαδικασία που ονομάζεται υπερπροσαρμογή. Ο έλεγχος της καταλληλότητας του εκτιμώμενου υποδείγματος γίνεται συγκρίνοντάς το με ένα άλλο μεγαλύτερης τάξης. Το εκτιμώμενο υπόδειγμα $ARMA(p, q)$, θα συγκριθεί με τα υποδείγματα $ARIMA(p+1, q)$ και $ARIMA(p, q+1)$ της αμέσως επόμενης τάξης. Εάν, το εκτιμώμενο υπόδειγμα είναι το καταλληλότερο για τα δεδομένα μας, τότε θα πρέπει οι επιπλέον συντελεστές στα μεγαλύτερα υποδείγματα να μην είναι στατιστικά διαφορετικοί από το μηδέν.

8. Εκθετική Εξομάλυνση

Η μέθοδος της εκθετικής εξομάλυνσης είναι μια σύνθετη μέθοδος κινούμενου μέσου όρου με συντελεστές βαρύτητας, υπολογίζει το μέσο όρο της χρονοσειράς δίνοντας σημασία κυρίως στα πρόσφατα δεδομένα. Είναι ευρέως χρησιμοποιούμενη μέθοδος γιατί είναι απλή και χρειάζεται ένα μικρό αριθμό δεδομένων.

Σε σύγκριση με την μέθοδο του κινούμενου μέσου όρου η οποία απαιτεί δεδομένα η περιόδων και η συντελεστές βαρύτητας, η μέθοδος εκθετικής εξομάλυνσης απαιτεί τρία δεδομένα :

- α) τον μέσο όρο της σειράς της πρόσφατης περιόδου ,
 - β) την ζήτηση της περιόδου αυτής και
 - γ) την παράμετρο εξομάλυνσης α (α) της οποίας η τιμή είναι μεταξύ 0 και 1.0
- Για να προσδιορίσουμε την πρόβλεψη με βάση την μέθοδο της εκθετικής εξομάλυνσης υπολογίζουμε τον μέσο όρο με συντελεστή βαρύτητας της πρόσφατης ζήτησης και τον μέσο όρο της τελευταίας περιόδου. Η σχέση που δίνει την πρόβλεψη είναι:

$A_t = \alpha (\text{Ζήτηση αυτής της περιόδου}) + (1 - \alpha) (\text{Μέσο όρο της τελευταίας περιόδου}) = \alpha D_t + (1 - \alpha) A_{t-1}$

Μια ισοδύναμη σχέση είναι :

$$A_t = A_{t-1} + \alpha (D_t - A_{t-1})$$

Η τελευταία σχέση δείχνει ότι η πρόβλεψη της επόμενης περιόδου είναι ίση με την πρόβλεψη της τρέχουσας περιόδου συν ένα μέρος του λάθους πρόβλεψης της τρέχουσας περιόδου.

Όπως και προηγουμένως, υπολογίζουμε τον μέσο όρο της τρέχουσας περιόδου τον οποίο χρησιμοποιούμε σαν πρόβλεψη για την επόμενη περίοδο

6. Ακρίβεια Πρόβλεψης

Τα κριτήρια αξιολόγησης των μεθόδων προβλέψεων χρησιμοποιούνται για την επιλογή της κατάλληλης μεθόδου. Τα κριτήρια αυτά βασίζονται στις τιμές των αποκλίσεων των προβλεπόμενων τιμών από τις αντίστοιχες πραγματικές τιμές της χρονοσειράς. Πιο συγκεκριμένα, για μία μεταβλητή Y , η απόκλιση της προβλεπόμενης τιμής της bY_t από την αντίστοιχη πραγματική τιμή της Y_t για την περίοδο t , όπου $t = 1, 2, 3, \dots, n$, ονομάζεται σφάλμα της πρόβλεψης (forecast error), συμβολίζεται με e_t και ορίζεται ως:

$$e_t = Y_t - bY_t$$

Η σχέση εκφράζει για κάθε περίοδο t τη διαφορά μεταξύ της πραγματικής τιμής Y_t και της αντίστοιχης προβλεπόμενης τιμής bY_t που προήλθε από τη μέθοδο πρόβλεψης που χρησιμοποιήθηκε.

Επομένως, για να προσδιορίσουμε την αξιοπιστία μιας συγκεκριμένης μεθόδου πρόβλεψης, θα πρέπει να μελετήσουμε τη διαχρονική συμπεριφορά των τιμών των σφαλμάτων της πρόβλεψης. Αυτό γίνεται με την εφαρμογή διάφορων κριτηρίων, σύμφωνα με τα οποία αξιολογούμε τη χρησιμοποιούμενη μέθοδο πρόβλεψης. Κάθε ένα από τα κριτήρια αυτά ορίζεται από μία συγκεκριμένη συναρτησιακή σχέση των

σφαλμάτων της πρόβλεψης και μπορεί να χρησιμοποιηθεί όχι μόνο για την αξιολόγηση μιας μεθόδου πρόβλεψης αλλά και για την επιλογή της " καλύτερης " μεταξύ δύο ή περισσότερων εναλλακτικών μεθόδων προβλέψεων.

Τα κριτήρια αυτά είναι:

- **Μέση απόλυτη απόκλιση MAD (Mean Absolute Deviation)**

Η μέση απόλυτη απόκλιση ορίζεται ως το άθροισμα των απόλυτων τιμών του σφάλματος της πρόβλεψης διαιρούμενο με τον αριθμό των περιόδων n , στις οποίες έγιναν προβλέψεις, δηλαδή:

Το MAD εκφράζει τη μέση τιμή των απολύτων αποκλίσεων των προβλεπόμενων τιμών της χρονοσειράς από τις αντίστοιχες πραγματικές και έχει τα ακόλουθα χαρακτηριστικά. Πρώτον, η μονάδα μέτρησης του είναι η ίδια με εκείνη των τιμών της χρονοσειράς και έτσι είναι εύκολη η ερμηνεία του. Δεύτερον, στον υπολογισμό του λαμβάνονται υπ' όψιν μόνο οι απόλυτες τιμές των σφαλμάτων και όχι οι πραγματικές τιμές τους. Αυτό σημαίνει ότι το MAD είναι ανεξάρτητο από θετικές ή αρνητικές τιμές του σφάλματος, δηλαδή είναι ανεξάρτητο από το αν οι τιμές των προβλέψεων είναι μικρότερες ή μεγαλύτερες των πραγματικών τιμών. Και τέλος, το MAD βασίζεται στην υπόθεση ότι η αξιοπιστία του σφάλματος ή το κόστος που δημιουργείται από το σφάλμα της πρόβλεψης, σχετίζεται γραμμικά με το μέγεθος του σφάλματος.

- **Μέσο σφάλμα τετραγώνου MSE (Mean Squared Error)**

Το μέσο σφάλμα τετραγώνου ορίζεται ως το άθροισμα των τετραγώνων των σφαλμάτων διαιρούμενο με τον αριθμό των χρονικών περιόδων n , στις οποίες έγιναν οι προβλέψεις, δηλαδή:

Το MSE είναι η μέση τιμή των τετραγώνων των αποκλίσεων των προβλεπόμενων τιμών της χρονοσειράς από τις αντίστοιχες πραγματικές. Η μονάδα μέτρησης του MSE είναι εκφρασμένη στη μονάδα μέτρησης των τιμών των παρατηρήσεων υψωμένη στο τετράγωνο. Η ύπαρξη προβλέψεων που απέχουν πολύ από τις αντίστοιχες πραγματικές τιμές γίνεται πολύ περισσότερο αισθητή με το κριτήριο MSE από ότι με το κριτήριο MAD, επειδή οι τιμές των σφαλμάτων της πρόβλεψης υψώνονται στο τετράγωνο

$$MSE = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (\hat{Y}_i - Y_i)^2$$

- **Ρίζα μέσου σφάλματος τετραγώνου RMSE (Root Mean Squared Error)**

Η τετραγωνική ρίζα μέσου σφάλματος τετραγώνου είναι η θετική τιμή της τετραγωνικής του ρίζας, δηλαδή είναι:

$$RMSE = \sqrt{\frac{\sum_{t=1}^N e_t^2}{N}}$$

Το RMSE εκφράζεται στην ίδια μονάδα μέτρησης με εκείνη των τιμών της χρονοσειράς.

- **Μέσο απόλυτο ποσοστιαίο σφάλμα MAPE (Mean Absolute Percentage Error)**

Το μέσο απόλυτο ποσοστιαίο σφάλμα ορίζει τη συμπεριφορά της απόλυτης τιμής του σφάλματος της πρόβλεψης σε σχέση με την πραγματική τιμή της χρονοσειράς. Το MAPE ορίζεται ως το άθροισμα των απόλυτων τιμών των σφαλμάτων της πρόβλεψης προς τις αντίστοιχες πραγματικές τιμές της χρονοσειράς διαιρούμενο με τον αριθμό των χρονικών περιόδων n , στις οποίες έγιναν προβλέψεις, δηλαδή: Το κριτήριο αυτό είναι απαλλαγμένο από μονάδες μέτρησης και το χρησιμοποιούμε για να συγκρίνουμε την ακρίβεια μιας ή περισσότερων μεθόδων προβλέψεων και για περισσότερες από μια χρονοσειρές.

$$MAPE = \frac{100}{N} \cdot \sum_{t=1}^N \left| \frac{F_t - A_t}{A_t} \right|$$

- **Μέσο ποσοστιαίο σφάλμα MPE (Mean Percentage Error)**

Το μέσο ποσοστιαίο σφάλμα χρησιμοποιείται όταν το ενδιαφέρον είναι ο προσδιορισμός κατά πόσο η μέθοδος πρόβλεψης είναι μεροληπτική, δηλαδή αν οι προβλεπόμενες τιμές είναι συστηματικά μεγαλύτερες ή μικρότερες από τις αντίστοιχες πραγματικές. Όσο πιο κοντά στο μηδέν είναι η τιμή του MPE, τόσο πιο αμερόληπτη και καλή είναι η μέθοδος πρόβλεψης που χρησιμοποιείται. Αντίθετα, μεγάλες απόλυτες τιμές του MPE αποδεικνύουν μεγάλη μεροληψία της μεθόδου

7. Μελέτες πρόβλεψης ανεργίας

Πολλές μελέτες υπάρχουν που στόχο έχουν την πρόβλεψη του δείκτη ανεργίας με χρήση ευφυών μεθόδων πληροφορικής. Κάποιες από αυτές αναφέρονται παρακάτω.

Οι **Freisleben και Ripper** για να προβλέψουν τις μελλοντικές αξίες των τριών χρονοσειρών σχετικών με την αξιολόγηση της γερμανικής οικονομίας εφάρμοσαν νευρωνικά δίκτυα που εκπαιδεύτηκαν με τον αλγόριθμο backpropagation τα οποία ήταν: το ακαθάριστο εθνικό προϊόν, το ποσοστό ανεργίας και ο αριθμός των εργαζομένων. Η αξιολόγηση των αποτελεσμάτων των νευρωνικών δικτύων έγινε σε σύγκρισή με τεχνικές γραμμικής παλινδρόμησης και τα μοντέλα ARIMA. Συγκριτικά τα δίκτυα παράγουν καλύτερα αποτελέσματα από εκείνα της γραμμικής παλινδρόμησης.

Η **Vasanthha Kandasamy και η Subhaashree** για να μελετήσουν τα προβλήματα ανεργίας χρησιμοποίησαν multivalent ασαφείς γνωστικούς χάρτες. Το πρόβλημα της ανεργίας το αντιμετωπίζουν όλοι οι άνθρωποι, είτε είναι πλούσιοι ή φτωχοί, είτε αμόρφωτοι ή μορφωμένοι. Οι λόγοι είναι διάφοροι, όπως η αύξηση του πληθυσμού, η στροφή σε ορισμένους τομείς της εκπαίδευσης, η αξιοπρέπεια της εργασίας, η αμοιβή, η προτίμηση γι' απασχόληση στο δημόσιο. Καθώς οι περισσότερες από τις έννοιες είναι αβέβαιες και κυριαρχούνται από έντονα συναισθήματα, οι multivalent Ασαφείς Γνωστικοί Χάρτες (MFCM) ήταν κατάλληλοι.

Ο **Kasabov** με δεδομένα του παρελθόντος προέβλεψε την ανεργία για το επόμενο τρίμηνο. Χρησιμοποιήθηκαν οι παρακάτω μεταβλητές Χρόνος, Τρίμηνο. Δαπάνες ιδιωτικής κατανάλωσης, Κρατικές δαπάνες, Εξαγωγές αγαθών και υπηρεσιών. Αριθμός ανέργων (σε χιλιάδες) το προηγούμενο τρίμηνο. Αριθμός ανέργων στο τρέχον τρίμηνο. Τα δεδομένα χωρίστηκαν σε τρία σύνολα Α, Β και Γ. Τα πειράματα δείχνουν ότι επικαιροποιώντας τα ασαφή νευρωνικά δίκτυα μέσω του MTZ είναι πιο ισχυρά στο να αποτρέπουν να ξεχάσουν, προσαρμόζονται γρήγορα και καλύτερα και παρέχουν μια καλή γενίκευση. Μπορούν να χρησιμοποιηθούν για την κατασκευή πρακτικών προσαρμοσμένων συστημάτων σε πραγματικό χρόνο.

Ο **Arzu N.** Για την ανεργία και το ΑΕΠ ο Arzu χρησιμοποίησε ασαφείς εξισώσεις. Το σύνολο δεδομένων του περιέχει δύο μεταβλητές που είναι η ανεργία και το ακαθάριστο εγχώριο προϊόν ($\times 1$) στο Ηνωμένο Βασίλειο μεταξύ 1955 και 1969. Το ANFIS σε μικρή περίοδο απόδωσε μικρότερα σφάλματα από ό, τι το ANFIS σε μεγαλύτερη περίοδο. Αυτό ήταν ένα αναμενόμενο αποτέλεσμα, καθώς κατά τη διάρκεια της φάσης εκπαίδευσης, το μοντέλο χρησιμοποίησε την ηλεκτρονική μάθηση. Το σφάλμα που λαμβάνεται για ένα δείγμα είναι ένα σωρευτικό σφάλμα που περιέχει σφάλμα σε όλο το χρονικό διάστημα.

Οι **Moshiri S.** και **Brown L.** παρουσίασαν μια σύγκριση των μεθόδων πρόβλεψης για τη μεταβολή της ανεργίας. Εφαρμόστηκαν δύο μοντέλα ANN, ένα μοντέλο οπίσθιας διάδοσης και ένα γενικευμένο μοντέλο νευρωνικού δικτύου παλινδρόμησης για την εκτίμηση και την πρόβλεψη μεταπολεμικών συνολικών ποσοστών ανεργίας στις ΗΠΑ, τον Καναδά, το Ηνωμένο Βασίλειο, τη Γαλλία και την Ιαπωνία. Συγκρίθηκαν τα εκτός δείγματος αποτελέσματα προβλέψεων που προέκυψαν από τα μοντέλα ANN με εκείνα που λαμβάνονται από πολλά γραμμικά και μη γραμμικά μοντέλα χρονοσειρών που χρησιμοποιούνται στη βιβλιογραφία. Αποδεικνύεται ότι τα μοντέλα των τεχνητών νευρωνικών δικτύων είναι σε θέση να προβλέψουν την πιθανότητα ανεργίας και σε ορισμένες περιπτώσεις, καλύτερα από αλλά οικονομετρικά μοντέλα.

Οι **Hampel** και **Kunz** παρουσίασαν μοντέλα διαρθρωτικών στοιχείων για την πρόβλεψη περιφερειακής ανεργίας. Προέβλεπαν την περιφερειακή ανεργία στις 176 γερμανικές περιφέρειες της αγοράς εργασίας χρησιμοποιώντας ένα ενισχυμένο μοντέλο δομικού στοιχείου (SC) και συγκρίναν τα αποτελέσματα από αυτό το μοντέλο με τα μοντέλα βασικών μοντέλων SC και αυτοπαλινδρόμου κινητού μέσου όρου (ARIMA). Χρησιμοποιώντας δεδομένα ανεργίας από τις Ομοσπονδιακές Υπηρεσίες Απασχόλησης στη Γερμανία για την περίοδο από το Δεκέμβριο του 1997 έως το Δεκέμβριο του 2005, εκτίμησαν αρχικά τα βασικά μοντέλα SC με στοιχεία για διαρθρωτικά διαλείμματα και μοντέλα ARIMA χωριστά για κάθε χωρική μονάδα. Σε ένα δεύτερο στάδιο, τα αυτοπαλινδρόμα στοιχεία προστέθηκαν στο μοντέλο SC. Τα αποτελέσματα δείχνουν ότι το μοντέλο SC με αυτοπαλινδρόμα στοιχεία δεν είναι ανώτερο από τα βασικά μοντέλα SC και ARIMA στις περισσότερες γερμανικές περιφέρειες της αγοράς εργασίας. Το μοντέλο SC με μερική αυτοσυσχέτιση αποδίδει καλύτερα από τα άλλα μοντέλα στις περιοχές της αγοράς εργασίας που έχουν χαμηλή εποχιακή κλίμακα και σχετικά υψηλό ποσοστό ανεργίας.

Οι **Pattueli et al** προέβλεψαν την περιφερειακή απασχόληση χρησιμοποιώντας νευρωνικά δίκτυα. Ένα σύνολο μοντέλων νευρωνικών δικτύων (N.Δ) δημιουργείται για τον υπολογισμό των βραχυπρόθεσμων προβλέψεων των περιφερειακών προτύπων απασχόλησης στη Γερμανία. Το έρευνα συνέκρινε δύο μεθοδολογίες Νευρωνικών δικτύων. Πρώτον, χρησιμοποιεί Νευρωνικά δίκτυα για την πρόβλεψη περιφερειακής απασχόλησης τόσο στην πρώην Δυτική όσο και στην Ανατολική Γερμανία. Στη συνέχεια, υπολογίζονται πρόσθετες προβλέψεις, συνδυάζοντας τη μεθοδολογία NΔ με την ανάλυση μεριδίων μετατόπισης (SSA).

Δεδομένου ότι η SSA στοχεύει στον προσδιορισμό παραλλαγών που παρατηρούνται μεταξύ των περιοχών εργασίας, τα αποτελέσματά της χρησιμοποιούνται ως περαιτέρω επεξηγηματικές μεταβλητές στα μοντέλα Νευρωνικών δικτύων. Το σύνολο δεδομένων που χρησιμοποιήθηκε συνίστατο σε μια

ομάδα 439 γερμανικών περιοχών (NUTS 3). Η μη προβλεπτική ικανότητα δειγματοληψίας των μοντέλων αξιολογείται με αρκετούς κατάλληλους στατιστικούς δείκτες.

Οι **Partridge M. D. και Rickman D.S. (1998)** παρουσίασαν μια περιφερειακή πρόβλεψη για την απασχόληση μεταξύ των βιομηχανιών. Η προσέγγιση της προσέγγισης της απασχόλησης-πρόβλεψης της διεύρυνσης του φορέα Bayesian (BVAR) γενικεύθηκε χρησιμοποιώντας δεδομένα για την κατάσταση της Γεωργίας. Η μελέτη αυτή προωθεί τις προηγούμενες περιφερειακές προσεγγίσεις του BVAR ενσωματώνοντας τους συντελεστές περιφερειακής εισόδου-εξόδου χρησιμοποιώντας τους συντελεστές τόσο για να προσδιορίσουν τα προηγούμενα μέσα σε ένα μοντέλο όσο και για να σταθμίσουν τις διακυμάνσεις ενός τύπου Minnesota πριν από ένα δεύτερο μοντέλο και να συμπεριλάβουν αποτελέσματα τελικής ζήτησης και συνδέσεις με την εθνική και την παγκόσμια οικονομία. Οι προβλέψεις εκτός του δείγματος που παράγονται από τα γενικευμένα μοντέλα BVAR συγκρίνονται με τις προβλέψεις που παράγονται από ένα αυτορυθμιζόμενο μοντέλο, ένα μοντέλο VAR χωρίς περιορισμούς και από ένα μοντέλο της Μινεσότα BVAR.

Οι **Pelaez και Rolando F. (2006)** εφάρμοσαν νευρωνικά δίκτυα για να υπολογίσουν την πρόβλεψη του ποσοστού ανεργίας. Εντόπισαν τους κύριους δείκτες και οι προβλέψεις λήφθηκαν με ένα οικονομετρικό μοντέλο και με ένα τεχνητό νευρωνικό δίκτυο. Και οι δύο προβλέψεις βάσει μοντέλων ξεπερνούν τις προβλέψεις της έρευνας Survey of Professional Forecasters. Αυτό ήταν σημαντικό επειδή το ποσοστό ανεργίας που προέβλεπε η έρευνα των επαγγελματιών προγνώσεων υπερέβη τις επιδόσεις.

G. Atsalakis, C.I. Ucenic, D. Nezis, C. H. Skiadas

Η έρευνα παρουσίαζε ένα μοντέλο ANFIS. Τα αποτελέσματα παρουσιάστηκαν και συγκρίθηκαν με βάση τέσσερα διαφορετικά είδη σφαλμάτων: MSE, RMSE, MAE και MAPE. Το μοντέλο ANFIS έδινε τα καλύτερα αποτελέσματα για την περίπτωση των λειτουργιών συμμετοχής έξι Gauss και 250.000 εποχών. Αυτή η έρευνα στόχευε να αποδείξει ότι μια νευρο-ασαφής προσέγγιση μπορεί να χρησιμοποιηθεί για την πρόβλεψη του ποσοστού ανεργίας. Οι αδύναμες πτυχές άλλων μεθοδολογιών πρόβλεψης για χρονολογικές σειρές θα μπορούσαν να ξεπεραστούν με το προτεινόμενο προσαρμοστικό σύστημα ασαφούς συμπερασμού (ANFIS). Τα διαθέσιμα δεδομένα με τη μορφή ζευγών εξόδου εισόδου μπορούν να χρησιμοποιηθούν στο ANFIS με σχετική ευκολία. Χωρίς να υπάρχει ο ισχυρισμός ότι επιλύθηκε ολόκληρο το πρόβλημα της πρόβλεψης του ποσοστού ανεργίας, μπόρεσαν να επισημάνουν ότι τα ευρήματα αυτής της μελέτης είχαν διαχειριστικές και πρακτικές επιπτώσεις.

ΚΕΦΑΛΑΙΟ 3^ο :ΑΣΑΦΗΣ ΛΟΓΙΚΗ

Το 1962, ο καθηγητής L.A. Zadeh του πανεπιστημίου της Καλιφόρνιας στο Berkley των ΗΠΑ ήταν αυτός που εισήγαγε και υλοποίησε πρώτος την Ασαφή Λογική (Fuzzy Logic). Το 1965, ο Zadeh στη θεμελιώδη δημοσίευσή του με τίτλο "Fuzzy Sets", παρουσίασε τη θεωρία των ασαφών συνόλων (fuzzy set theory) χρησιμοποιώντας τον όρο Ασαφή Λογική και πρωτοστάτησε σε ένα νέο και σημαντικό κύμα επιστημονικής δραστηριότητας. Η θεωρία του αμφισβητήθηκε από πολλούς, το ενδιαφέρον της όμως συνεχίζεται μέχρι σήμερα αφού καθιερώθηκε σαν μια μέθοδος διαχείρισης της ανακρίβειας που αντιμετωπίζεται σε πολλά πρακτικά προβλήματα.

Οι σκέψεις των ανθρώπων είναι συνήθως ασαφείς όχι με όρους ακριβών συμβόλων και αριθμών. Αυτοί οι ασαφείς όροι προσδιορίζουν κατηγορίες όχι όμως απόλυτα διαχωρισμένα και σαφώς καθορισμένα σύνολα. Από τη μια κατηγορία στην άλλη η μετάβαση γίνεται σταδιακά, πηγαίνοντας από καταστάσεις με περισσότερη ή λιγότερη συσχέτιση με την κατηγορία. Παρατηρώντας, την πρακτική των ανθρώπων να χρησιμοποιούν ελαστικά σύνολα, ο Zadeh πρότεινε την ιδέα των ασαφών συνόλων.

Τα ασαφή σύνολα είναι συναρτήσεις που απεικονίζουν μια τιμή, η οποία μπορεί να είναι μέλος του συνόλου, σε έναν αριθμό από το 0 έως το 1. Ο αριθμός αυτός δηλώνει το βαθμό συσχέτισης της τιμής με το ασαφές σύνολο. Όταν ο βαθμός αυτός είναι 0 τότε αυτό υποδηλώνει ότι η τιμή δεν ανήκει στο σύνολο, ενώ όταν είναι 1 τότε αυτό σημαίνει ότι η τιμή αυτή αντιπροσωπεύει πλήρως το ασαφές σύνολο. Ο βαθμός αυτός καθορίζεται από τη συνάρτηση συμμετοχής του ασαφούς συνόλου.

1. Συνάρτηση συμμετοχής

Ένας βασικός όρος της ασαφούς λογικής είναι το ασαφές σύνολο (fuzzy set). Ένα ασαφές σύνολο είναι ένα σύνολο του οποίου τα όρια δεν είναι απόλυτα καθορισμένα και το οποίο περιέχει στοιχεία με διαφορετικούς βαθμούς συμμετοχής. Ένα ασαφές σύνολο A ορίζεται ως ένα σύνολο διατεταγμένων ζευγών $(x, \mu_A(x))$ όπου $x \in X$ και $\mu_A(x) \in [0,1]$. Το σύνολο X αποτελεί ένα ευρύτερο σύνολο αναφοράς (universe of discourse) που περιλαμβάνει όλα τα αντικείμενα στα οποία μπορεί να γίνει αναφορά. Η τιμή $\mu_A(x)$ λέγεται βαθμός αλήθειας, συμβολίζει το βαθμό

συγγένειας του x στο A και παίρνει τιμές στο διάστημα $[0,1]$. Τέλος η συνάρτηση μ_A ονομάζεται συνάρτηση συμμετοχής (membership function).

Η διαφορά των ασαφών συνόλων συγκριτικά με την κλασική θεωρία συνόλων είναι ότι στη δεύτερη ισχύει

$\mu_A(x) \in \{0,1\}$, δηλαδή το x είτε ανήκει στο A [$\mu_A(x)=1$] ή δεν ανήκει [$\mu_A(x)=0$].

Άρα η ασαφής θεωρία συνόλων μεταπίπτει στην αντίστοιχη κλασική, όταν οι δυνατές τιμές της συνάρτησης συμμετοχής είναι μόνο 0 ή 1. Στην πράξη η συνάρτηση συμμετοχής μπορεί να προέρχεται από:

- Υποκειμενικές εκτιμήσεις
- Προκαθορισμένες (ad hoc) και απλοποιημένες μορφές
- Συχνότητες εμφανίσεων και πιθανότητες
- Φυσικές μετρήσεις
- Διαδικασίες μάθησης και προσαρμογής (π.χ. με νευρωνικά δίκτυα)

Παρακάτω αναπτύσσεται ένα παράδειγμα με το οποίο μπορεί να γίνει περισσότερο κατανοητή η έννοια της συνάρτησης συμμετοχής.

Ας υποθέσουμε ότι ο χώρος αναφοράς X είναι το σύνολο όλων των ανθρώπων. Ένα ασαφές υποσύνολο του χώρου αυτού είναι οι ψηλοί άνθρωποι. Τα πιθανά ύψη έστω ότι κυμαίνονται από 1.20 μέχρι 2.50. Η λέξη ψηλός μπορεί να συσχετισθεί με μια καμπύλη η οποία δείχνει κατά πόσο ένας άνθρωπος είναι ψηλός ή όχι. Αν χρησιμοποιήσουμε τις αρχές των κλασικών συνόλων τότε για να ορίσουμε το σύνολο των ψηλών ανθρώπων θα πρέπει να ορίσουμε μια συγκεκριμένη τιμή ύψους, η οποία θα διαχωρίζει τους ανθρώπους σε ψηλούς και κοντούς. Π.χ. ας υποθέσουμε ότι η τιμή αυτού του ύψους είναι 1.75m τότε ένας άνθρωπος με ύψος 1.73 θα χαρακτηρίζεται κοντός ενώ ένας άνθρωπος με ύψος 1.77 θα χαρακτηρίζεται ψηλός. Ο διαχωρισμός φαίνεται παράλογος αφού έχουμε σε δύο ανθρώπους με αμελητέα διαφορά ύψους δύο αντίθετες μεταξύ τους έννοιες.

Ένας άλλος τρόπος να ορίσουμε την έννοια ψηλός είναι μέσω μιας καμπύλης που έχει ομαλή διακύμανση και μεταβαίνει από την έννοια ψηλός στην έννοια κοντός. Αυτή η καμπύλη είναι η συνάρτηση συμμετοχής του ασαφούς συνόλου των ψηλών ανθρώπων. Με άλλα λόγια δεχόμαστε ότι όλοι οι άνθρωποι είναι σε κάποιο βαθμό ψηλοί αλλά δεν είναι όλοι στον ίδιο βαθμό.

Υποκειμενικοί παράγοντες υπάρχουν στα χαρακτηριστικά της δομής ενός ασαφούς συνόλου. Η μορφή της καμπύλης δεν μπορεί να είναι η ίδια όταν αναφερόμαστε σε ενήλικες και ανήλικες, σε γυναίκες και άντρες κλπ. Η μορφή επίσης της καμπύλης επιλέγεται αυθαίρετα σύμφωνα με την αντίληψη που έχει κάθε άνθρωπος για την έννοια ψηλός. Η μόνη προϋπόθεση που πρέπει να ικανοποιεί μια συνάρτηση συμμετοχής είναι να βρίσκεται στο διάστημα τιμών $[0,1]$. Το σχήμα της επιλέγεται μεν αυθαίρετα αλλά και με τρόπο που να διασφαλίζει όσο είναι δυνατό την απλότητα.

2. Ιδιότητες των ασαφών συνόλων

Έστω X ένα σύνολο αντικειμένων, του οποίου τα στοιχεία συμβολίζονται με το γράμμα x . Η συμμετοχή σε ένα υποσύνολο A του συνόλου X είναι μια συνάρτηση συμμετοχής μ_A από το X στο διάστημα $[0, 1]$. Το A είναι ένα ασαφές υποσύνολο του X , το οποίο όμως δεν έχει αυστηρά καθορισμένα σύνορα, μ_A είναι ο βαθμός συμμετοχής του στοιχείου x στο A . Όσο πιο κοντά στο 1 είναι το μ_A τόσο πιο πολύ ανήκει το x στο A .

$$A = \sum_{x_i \in X} \mu_A(x_i) / x_i$$

Το σύνολο A μπορεί να προσδιοριστεί επομένως από το σύνολο των παρακάτω ζευγών:

$$A = \{(x, \mu_A(x)), x \in X\}$$

Κάθε ζευγάρι $(x, \mu_A(x))$ ονομάζεται μονοσύνολο

Χώρος αναφοράς του ασαφούς συνόλου A είναι το σύνολο των στοιχείων του X που έχουν μη μηδενικό βαθμό συμμετοχής στο A .

$$\text{Supp } A = \{x \in X / \mu_A(x) > 0\}$$

1. Κανονικό ασαφές σύνολο

Ένα ασαφές σύνολο A που ορίζεται στο χώρο αναφοράς X , λέγεται κανονικό αν υπάρχει τουλάχιστο ένα στοιχείο x του X για το οποίο η συνάρτηση συμμετοχής να παίρνει τιμή ίση με τη μονάδα.

2. Ισότητα ασαφών συνόλων

Δύο ασαφή σύνολα A και B που ορίζονται στο χώρο αναφοράς X , λέγονται ίσα αν για κάθε στοιχείο x του X οι συναρτήσεις συμμετοχής των A και B είναι ίσες.

3. Συστολή ασαφών συνόλων

Έστω ασαφές σύνολο A που ορίζεται στο χώρο αναφοράς X . Η συστολή, $\text{CON}(A)$ του συνόλου αυτού είναι ένα νέο ασαφές σύνολο με συνάρτηση συμμετοχής. Η συστολή του ασαφούς συνόλου αντιστοιχεί στην προσθήκη του όρου πολύ, μπροστά από τη λεκτική μεταβλητή που περιγράφει το ασαφές σύνολο. Δηλαδή η συστολή του ασαφούς συνόλου ψηλός είναι ένα νέο ασαφές σύνολο που αντιστοιχεί στην έννοια πολύ ψηλός.

4. Διαστολή ασαφών συνόλων

Αντιστοίχως η διαστολή ενός ασαφούς συνόλου A , είναι ένα νέο ασαφές σύνολο που συμβολίζεται με $\text{DIL}(A)$ και έχει συνάρτηση συμμετοχής. Η

διαστολή του ασαφούς συνόλου αντιστοιχεί στην προσθήκη του όρου λίγο, μπροστά από τη λεκτική μεταβλητή που περιγράφει το ασαφές σύνολο. Δηλαδή η διαστολή του ασαφούς συνόλου ψηλός είναι ένα νέο ασαφές σύνολο που αντιστοιχεί στην έννοια λίγο ψηλός.

3. Διαφορές ασαφούς λογικής με παρόμοιες θεωρίες

Ο Earl Cox (1992, April) στην μελέτη του «The Seven Noble Truths of Fuzzy Logic» συνοψίζει τις ιδιότητες της ασαφούς λογικής, σε επτά χαρακτηριστικές αλήθειες που την διαφοροποιούν από τη θεωρία των πιθανοτήτων:

Αρχικά, θεωρεί ότι η ασαφή λογική δεν είναι ασαφή. Δεν είναι στην πραγματικότητα ανακριβής, δεν βεβηλώνει και δεν καταπατεί την κοινή λογική. Παράγει ξεκάθαρα αποτελέσματα. Η «κλασσική» δυαδική λογική είναι μία ειδική περίπτωση της.

Δεύτερο, η ασαφή λογική διαφέρει από την πιθανότητα. Με την πιθανότητα προσπαθούμε να καθορίσουμε όλες τις δυνατές εκβάσεις κάποιου προβλήματος, ενώ με την ασαφή λογική προσπαθούμε να καθορίσουμε το κατά πόσο είναι σωστό ένα γεγονός γι' αυτό και η ασάφεια είναι εκφραζόμενη συχνά ως αμφιβολία και όχι σαν ανακρίβεια.

Τρίτο, η σχεδίαση των ασαφών συνόλων είναι εύκολη. Τα ασαφή σύνολα αντανakλούν στην πραγματικότητα τον τρόπο που σκέπτονται οι άνθρωποι. Συνήθως η κατά προσέγγιση σκιαγράφηση της μορφής ενός ασαφούς συνόλου είναι εύκολη και γρήγορη.

Τέταρτο, τα ασαφή συστήματα είναι σταθερά και μπορούν να ελεγχτούν για την αξιοπιστία τους. Λόγω του ότι η ασαφή λογική έχει τη δυνατότητα να ανταπεξέρθει με όλους τους εμπλεκόμενους βαθμούς ελευθερίας, είναι πιο εύκολο να δημιουργήσεις ασαφή σύνολα και να κατασκευάσεις ένα ασαφές σύστημα παρά να φτιάξεις ένα συμβατικό, βασισμένο στη γνώση σύστημα.

Πέμπτο, τα ασαφή συστήματα δεν είναι νευρωνικά δίκτυα. Ένα ασαφές σύστημα προσπαθεί να βρει την τομή, την ένωση και το συμπλήρωμα των ασαφών μεταβλητών ελέγχου. Παρόλο που μοιάζει με τα νευρωνικά δίκτυα και τον δυναμικό προγραμματισμό, τα ασαφή συστήματα προσεγγίζουν αλλιώς το πρόβλημα.

Έκτο, η ασαφή λογική είναι κάτι παραπάνω από μια διαδικασία ελέγχου. Είναι επιπλέον ένας τρόπος αναπαράστασης και ανάλυσης πληροφοριών ανεξάρτητα από συγκεκριμένες εφαρμογές και

Έβδομο, η ασαφή λογική είναι μία παραστατική και συλλογική διαδικασία ελέγχου. Δεν λύνει όλα τα προβλήματα, αλλά μας βοηθάει να μοντελοποιήσουμε ακόμα και δυσεπίλυτα προβλήματα.

4. Εφαρμογές της ασαφής λογικής και περιορισμοί

Η ασαφής λογική είναι περισσότερο μια πρακτική επιστημονική θεωρία, προσανατολίζεται στην επίλυση ή τουλάχιστον στην επίτευξη καλύτερων λύσεων από άλλες επιστήμες, ικανή για επίλυση αβέβαιων προβλημάτων. Η θεωρία, η τεχνολογία και οι εφαρμογές της ασαφούς λογικής έχουν σημειώσει τα τελευταία χρόνια ταχύτατη ανάπτυξη και έχουν καταστεί αξιόπιστο και εύχρηστο εργαλείο σε πολλές επιστημονικές και ερευνητικές περιοχές. Για παράδειγμα πολλές οικιακές συσκευές χρησιμοποιούν την ασαφή λογική. Μερικές απ' αυτές είναι τα πλυντήρια πιάτων ή ρούχων που από μόνα τους έχουν τη δυνατότητα να καθορίζουν την κατάλληλη ποσότητα απορρυπαντικού που πρέπει να χρησιμοποιήσουν καθώς και την σωστή πίεση νερού που απαιτείται, ώστε να καθαρίζουν αποτελεσματικά και με ασφάλεια (Kaburlasos & Petridis, 2000) & (Mandami & Assilian, 1975).

Η ασαφής λογική χρησιμοποιείται επίσης στα υπόγεια συστήματα τρένων, τα αναπτυσσόμενα συστήματα έγχρωμων φιλμ, τα μετεωρολογικά συστήματα, τα αντικλεπτικά συστήματα, στους ελεγκτές αυτοκίνητων μηχανών, τα συστήματα απόφασης, ακόμη και σε αυτόματης εστίασης κάμερες. Επιπλέον, στην ιατρική η χρήση της είναι σημαντική για διάφορες διαγνώσεις και προβλέψεις κληρονομικών χαρακτηριστικών.

Γενικότερα, η ασαφής λογική μπορεί να χρησιμοποιηθεί σε συστήματα υψηλού επιπέδου αυτόματου ελέγχου (αναγνώριση ήχου και εικόνας, αυτόματο σχέδιο, ανάκτηση δεδομένων, ανάλυση ρίσκου, βάση δεδομένων, ανίχνευση σφάλματος), στην ιατρική (ιατρική διάγνωση, ρομπότ νοσοκόμους, τεχνητά μέλη), στο πεδίο των επιχειρήσεων (συστήματα διοίκησης και απόφασης, μάρκετινγκ, σύμβουλος επιχειρήσεων και επένδυσης, αυτοματοποίηση γραφείου), στις ανθρωπιστικές και κοινωνικές επιστήμες όπως τη ψυχολογία, στην δημόσια παιδεία και εκπαίδευση, στα θέματα που αφορούν τη τάξη και την ασφάλεια μιας κοινωνίας, καθώς και σε άλλες ειδικές επιστήμες όπως η σεισμολογία και η γεωργική μετεωρολογία (Aebib 2003) & (Klir & Yuan, 1995).

Η ασαφής λογική δε χρησιμοποιείται σε αδύνατα προβλήματα. Αυτό ακούγεται λογικό και προφανές αλλά συχνά, λόγω της τυχαιότητας που χαρακτηρίζει την ασαφή λογική, οι άνθρωποι πιστεύουν ότι μπορεί να χρησιμοποιηθεί παντού. Επίσης μια αδυναμία της ασαφούς λογικής είναι ότι τα αποτελέσματά της δεν είναι πάντα σωστά ακριβής επειδή παρουσιάζονται ως εικασίες. Αντίθετα, αυτά της «κλασσικής» λογικής μπορούν να είναι πλήρως αξιόπιστα.

Τέλος, ενδέχεται να συγχίσει κανείς την ασαφή λογική με την θεωρία των πιθανοτήτων (Kaburlasos & Kehagias, 2007). Οι οπαδοί της «κλασσικής» λογικής θεωρούν ότι η ασαφή λογική δεν έχει καμία χρησιμότητα. Υποστηρίζουν ότι η «γκρίζα» περιοχή μεταξύ του 0 και του 1 είναι ανακριβής σε αντίθεση με το πραγματικό 1 ή 0.

Είναι δύσκολο να υπάρξει αντιδικία για συγκεκριμένες θεωρίες αν αυτές δεν είναι πλήρως αποδεκτές από την επιστημονική κοινότητα. Χρειάζεται ανοικτό μυαλό και πάνω απ' όλα διάθεση για να τις αποδεκτή κανείς (Goguen, 1967).

ΚΕΦΑΛΑΙΟ 4^ο : ΝΕΥΡΩΝΙΚΑ ΔΙΚΤΥΑ

1. Ιστορικά στοιχεία

Τα νευρωνικά δίκτυα είναι συστήματα που αναπαριστούν μια νέα υπολογιστική τεχνική που βασίζεται στον τρόπο διαχείρισης πληροφοριών από τον ανθρώπινο εγκέφαλο και επεξεργάζονται παράλληλα ένα μεγάλο όγκο δεδομένων. Η εξέλιξη τεχνητών νευρωνικών δικτύων πέρασε πολλά στάδια από την αρχική ιδέα του νευροφυσιολόγου Heb (1949) για τη δομή και τη συμπεριφορά ενός βιολογικού νευρωνικού δικτύου έως το πιο πρόσφατο μοντέλο τεχνητών νευρωνικών δικτύων. Οι νευρολόγοι McCulloch και Pitts (1943) ήταν οι πρώτοι που χρησιμοποίησαν κοινή λογική και μοντελοποίησαν νευρωνικά δίκτυα με τους νευρώνες ως δυαδικές συσκευές με προσδιορισμένα κατώφλια που συνδέονται μέσω συνάψεων. Το 1949 ο Hebb με το βιβλίο του "The Organization of Behavior", έκανε για πρώτη φορά μια ιδιαίτερη δήλωση ενός φυσιολογικού κανόνα μάθησης για συνοπτικές τροποποιήσεις. Ο Hebb επισήμανε ότι η συνδεσιμότητα του εγκεφάλου συνεχώς αλλάζει καθώς ο οργανισμός μαθαίνει διάφορες εργασίες, και ότι οι νευρωνικοί συγκεντρωτές δημιουργούνται από αυτές τις αλλαγές. Επίσης πρότεινε το διάσημο αίτημα μάθησης, με το οποίο η αποδοτικότητα μιας σύναψης μεταβλητής ανάμεσα σε δύο νευρώνες μεγαλώνει με την επαναλαμβανόμενη ενεργοποίηση του ενός νευρώνα από τον άλλο κατά μήκος της σύναψης.

Το 1958 ο Frank Rosenblatt ανέπτυξε το πρώτο νευρωνικό δίκτυο που ονομάστηκε perceptron. Όμως, το ενδιαφέρον γι' αυτό έμεινε μειωμένο μέχρι το 1980 που παρουσιάστηκε ο αλγόριθμος ανάστροφου σφάλματος. Το 1980 έγιναν πολλές εργασίες πάνω στην θεωρία και στον σχεδιασμό των νευρωνικών δικτύων.

Ο Grossberg (1980) ανέπτυξε μια νέα αρχή αυτοοργάνωσης που συνδυάζει φιλτράρισμα από "κάτω προς τα πάνω" και αντίθετη αύξηση σε μικρή μνήμη με από "πάνω προς τα κάτω" ταίριασμα προτύπων και σταθεροποίηση του κώδικα μάθησης. Με μια τέτοια ικανότητα, και αν το πρότυπο εισόδου συμφωνεί με την ανάδραση μάθησης, πραγματοποιείται μία δυναμική κατάσταση που καλείται *adaptive resonance*. Δίνεται επομένως η βάση για μια νέα κατηγορία νευρωνικών δικτύων ονομαζόμενα *adaptive resonance theory* (ART).

Το 1982 ο Hopfield έγινε γνωστός με τα περιφημά δίκτυα Hopfield που χρησιμοποίησε την ιδέα μιας συνάρτησης ενέργειας για να φτιάξει ένα νέο τρόπο κατανόησης του υπολογισμού που γίνεται από τα δίκτυα με συμμετρικές συνοπτικές συνδέσεις. Επιπλέον καθιέρωσε τον ισομορφισμό ανάμεσα σε τέτοια περιοδικά δίκτυα και σε ένα Ising μοντέλο της στατιστικής. Αργότερα, ακολούθησε ένας κατακλυσμός θεωριών για τα νευρωνικά δίκτυα.

Το 1986 Οι Rumelhart και McClelland ανέπτυξαν τον αλγόριθμο για πίσω διάδοση (*back-propagation algorithm*) και έδειξαν στην πραγματικότητα ότι τα νευρωνικά δίκτυα πολλών στρωμάτων έχουν μεγάλες δυνατότητες και ικανότητες να εκπαιδεύονται σε πολύ πιο σύνθετα συστήματα μέσω του αλγορίθμου ανάστροφου σφάλματος.

Μέχρι σήμερα, τα πιο μελετημένα και πιο πολύ διαδεδομένα, είναι τα νευρωνικά δίκτυα πολλών στρωμάτων (*Multilayer Perceptrons - MLPs*). Τα MLPs είναι νευρωνικά δίκτυα εμπρόσθιας τροφοδότησης που αποτελούνται από ένα στρώμα εισόδου (*Input Layer*), ένα ή περισσότερα κρυφά στρώματα (*Hidden Layers*) και ένα στρώμα εξόδου (*Output Layer*). Από νευρώνες αποτελείται κάθε στρώμα και καθένας από αυτούς συνδέεται με τους νευρώνες στο γειτονικό στρώμα με διαφορετικά βάρη (Haykin 1994).

2. Νευρωνικά δίκτυα

Τα τεχνητά νευρωνικά δίκτυα (*Artificial Neural Networks*), ή απλώς νευρωνικά δίκτυα (*Neural Networks*) είναι ένα μαθηματικό μοντέλο με στόχο την επεξεργασία πληροφορίας με υπολογιστικές και αναπαραστατικές δυνατότητες μέσω συνάψεων. Το μοντέλο βασίζεται σε βιολογικούς ορούς και λειτουργίες και συγκεκριμένα στα διηλεκτρικά δίκτυα που δημιουργούνται στον εγκέφαλο ανάμεσα στους νευρώνες και στις συνάψεις. Τα δομικά στοιχεία του δικτύου είναι οι νευρώνες που ταξινομούνται σε δύο είδη, οι νευρώνες εισόδου και οι υπολογιστικοί νευρώνες. Οι πρώτοι δεν υπολογίζουν τίποτα, μεσολαβούν ανάμεσα στις εισόδους του δικτύου και τους υπολογιστικούς νευρώνες. Οι δεύτεροι πολλαπλασιάζουν τις εισόδους τους με τα συνοπτικά βάρη και υπολογίζουν το άθροισμα του γινομένου. Το άθροισμα που προκύπτει είναι το όρισμα της συνάρτησης μεταφοράς. Όλοι οι νευρώνες

αποτελούνται από τα ίδια βασικά μέρη τα οποία είναι το κυτταρικό σώμα, τους δενδρίτες και τον άξονά τους

Τα τεχνητά νευρωνικά δίκτυα προσπαθούν να μοιάσουν τον τρόπο λειτουργίας του ανθρώπινου εγκεφάλου, τα ΝΔ έχουν παρόμοιες ιδιότητες, όπως η ικανότητα μάθησης από εμπειρίες, η γενίκευση της γνώσης που υπάρχει και να προβαίνει σε λογικές αφαιρέσεις.

Ένα Τ.Ν.Δ. μοιάζει με το βιολογικό στα εξής:

- Η γνώση προκύπτει από το δίκτυο μέσα από μια διαδικασία μάθησης.
- Οι δυνάμεις σύνδεσης των νευρώνων χρησιμοποιούνται για την αποθήκευση γνώσης, γνωστά σαν συνοπτικά βάρη.
- Η διαδικασία εκμάθησης ονομάζεται "αλγόριθμος μάθησης". Ο καθορισμός του τρόπου μεταβολής των συνοπτικών (synaptic) βαρών, αποτελεί την παραδοσιακή μέθοδο για το σχεδιασμό των νευρωνικών δικτύων.

Μεγάλο ενδιαφέρον υπάρχει για την εφαρμογή της τεχνητής νοημοσύνης στις βιομηχανίες. Βασικό πλεονέκτημά τους είναι ότι δεν απαιτείται περίπλοκη μαθηματική σχηματοποίηση ή ποσοτική συσχέτιση μεταξύ των εισόδων και εξόδων ενός συστήματος δηλαδή μοντελοποιούν ένα πολυδιάστατο πρόβλημα χωρίς να απαιτούν περίπλοκες υποθέσεις ανάμεσα στις μεταβλητές εισόδου. Επίσης, δεν είναι απαραίτητα τα δεδομένα πολλών ετών.

3. Χρήση νευρωνικών δικτύων

Τα νευρωνικά δίκτυα, λόγω της πρακτικότητάς τους είναι ένα σημαντικό εργαλείο για την ταξινόμηση δεδομένων, ανάλυση σημάτων, εξαγωγή χαρακτηριστικών, αναγνώριση σχεδίων κτλ. Η διεύρυνση των δικτύων βρίσκει μεγάλη ανταπόκριση από μηχανικούς και ερευνητές σαν εργαλείο επεξεργασίας και ανάλυσης δεδομένων. Η ικανότητας εκπαίδευσης τους και η δυνατότητα να γενικεύουν δεδομένα παρατηρήσεων είναι ένα ακόμα πλεονέκτημα που έχουν έναντι άλλων. Τα νευρωνικά δίκτυα μειώνουν σε μεγάλο βαθμό τον υπολογιστικό φόρτο για επίλυση προβλημάτων, και δουλεύουν παράλληλα, επιταχύνοντας τη διαδικασία επίλυσης.

Η πρακτική λειτουργία των νευρωνικών δικτύων έγκειται στα παρακάτω χαρακτηριστικά τους που συνοψίζονται παρακάτω.

Υπάρχει η δυνατότητα μη ύπαρξης γραμμικής συσχέτισης ανάμεσα σε υποσύνολο παρελθούσης χρονοσειράς και μελλοντικής προς πρόβλεψη χρονοσειράς. Ουσιώδεις λειτουργικές σχέσεις μπορούν να ανακύψουν ανάμεσα στα δεδομένα, πολύ χρήσιμες ιδίως όταν αυτές δεν είναι γνωστές εξ αρχής ή έχουν δυσκολία στη μαθηματική περιγραφή τους ή ακόμα αν περιέχουν θόρυβο τα δεδομένα. Έχει την ικανότητα κανονικοποίησης συναρτήσεων και μοντελοποίησης αυθαίρετων συνεχών μη γραμμικών συναρτήσεων σε κάθε βαθμό ακρίβειας.

Η επιβλεπόμενη μάθηση είναι ένα παράδειγμα μάθησης που εμπλέκει μεταβολή των synaptic βαρών του Νευρωνικού Δικτύου, εφαρμόζει ένα σύνολο δειγμάτων εξάσκησης ή παραδείγματα έργων. Κάθε παράδειγμα αποτελείται από ένα μοναδικό σήμα εισόδου και την επιθυμητή απόκριση. Η εξάσκηση του δικτύου επαναλαμβάνεται για πολλά παραδείγματα, ώσπου να σταθεροποιηθεί το δίκτυο μέχρι να σταματήσουν οι αλλαγές στα βάρη. Το δίκτυο εκπαιδεύεται από τα παραδείγματα, κατασκευάζοντας ένα σχεδιασμό εισόδου-εξόδου.

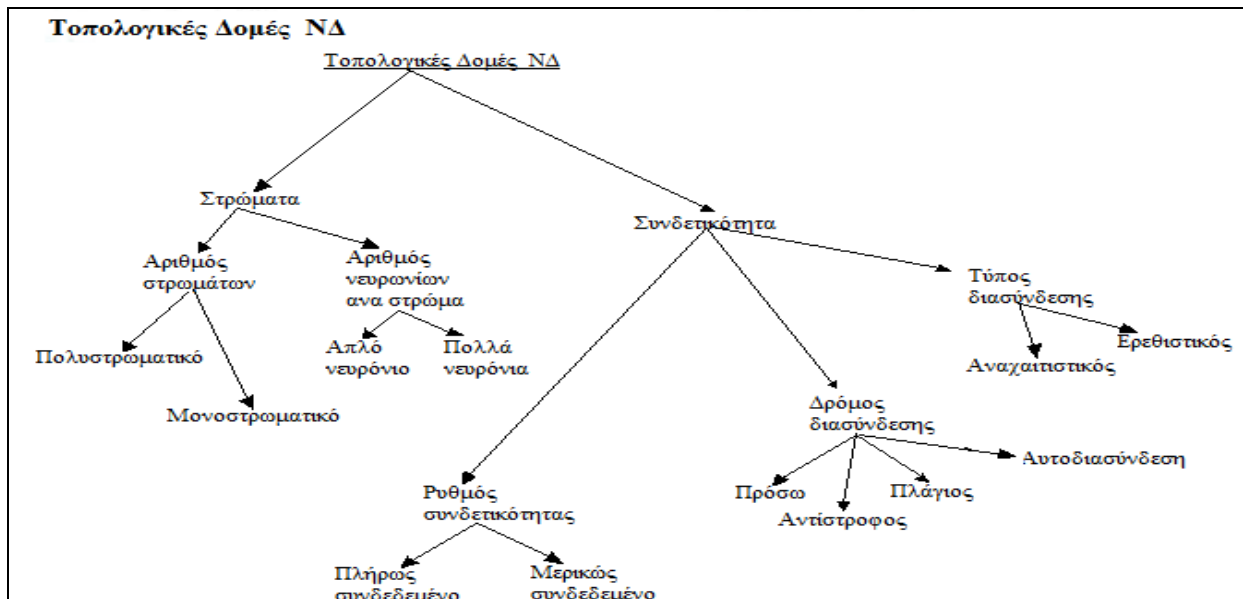
Τα Νευρωνικά Δίκτυα έχουν τη δυνατότητα να προσαρμόζονται και να διαμορφώνουν τα βάρη τους στις αλλαγές του περιβάλλοντός τους. Μερικές φορές οι προσαρμογές οδηγούν σε μείωση της απόδοσης του συστήματος, γι' αυτό υπάρχει μερικές φορές ένα δίλημμα σταθερότητας-πλαστικότητας. Ο σχεδιασμός του δικτύου είναι για παροχή πληροφοριών όχι μόνο για το συγκεκριμένο υπόδειγμα που επιλέγεται αλλά και για την εμπιστοσύνη στην απόφαση που παίρνεται. Αυτό βελτιώνει την απόδοση του συστήματος.

Η γνώση αναπαριστάται από την πολύ δομημένη και ενεργή κατάσταση του Νευρωνικού Δικτύου. Ένα νευρωνικό δίκτυο, υλοποιημένο σε υλικό (hardware) έχει τη σημαντική ιδιότητα να είναι "ανεκτικό σε σφάλματα", με την έννοια ότι η απόδοσή του μειώνεται κάτω από αντίξοες λειτουργικές συνθήκες. Υπάρχει ομοιομορφία ανάλυσης και σχεδιασμού κατά την εφαρμογή νευρωνικών δικτύων.

Τα νευρωνικά δίκτυα έχουν ευρεία εφαρμογή σε μία ποικιλία προβλημάτων και επίπεδων κάνοντας τα πολύ ελκυστικά. Η ανάπτυξη της τεχνολογίας των υπολογιστών και οι αλγόριθμοι έχουν κάνει δυνατή την χρήση νευρωνικών δικτύων στην επίλυση πολύπλοκων βιομηχανικών προβλημάτων, που χρειάζονται πολλούς υπολογισμούς.

4. Αρχιτεκτονική νευρωνικών δικτύων

Το κύριο χαρακτηριστικό των νευρωνικών δικτύων είναι η τοπολογική δομή τους, δηλαδή η αρχιτεκτονική στην οποία διευθετούνται και διασυνδέονται πολλαπλοί νευρώνες. Οι δύο βασικές ιδιότητες καθορισμού της αρχιτεκτονικής τους είναι το πλήθος των στρωμάτων και οι συνδέσεις ανάμεσα στους νευρώνες. Πολύ σημαντική παράμετρος είναι ο αλγόριθμος μάθησης που χρησιμοποιείται για την εκπαίδευση του δικτύου. Στο σχήμα 5 δίνονται οι τοπολογικές δομές των νευρωνικών δικτύων.



Σχήμα 5: Τοπολογικές δομές νευρωνικών δικτύων

Το βασικό στοιχείο ενός νευρωνικού δικτύου είναι το perceptron όπως έχει πρωτοανακαλυφθεί από τους Widrow και Hoff (1960) και χρησιμοποιείται μέχρι σήμερα. Το προσδιόρισαν ως το προσαρμοστικό στοιχείο που μοιάζει με το νευρώνα. Ένας νευρώνας καθώς είναι το θεμέλιο ενός νευρωνικού συστήματος επεξεργασίας πληροφοριών, αποτελείται από:

1. το σώμα (cellbody) που περιέχει ένα νουκλεόνιο
2. τους δενδρίτες που τροφοδοτούν με εξωτερικά σήματα το σώμα
3. τους νευρίτες (αξονς) που μεταφέρουν το σήμα από το σώμα στα υπόλοιπα σώματα

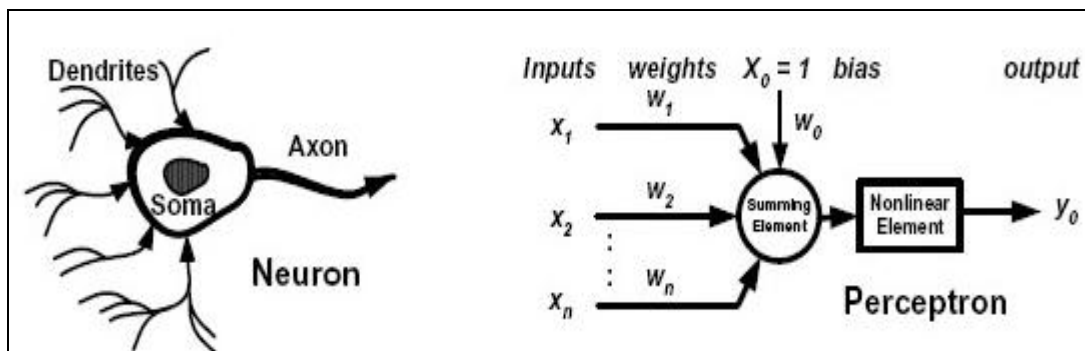
Αυτή η διάταξη μπορεί να αντιστοιχιστεί με ανάλογους όρους υπολογιστικής τεχνολογίας, με τον εξής τρόπο:

1. το κομμάτι του πυρήνα του στοιχείου, που ονομάζεται perceptron, περιέχει ένα αθροιστικό στοιχείο Σ και ένα μη γραμμικό στοιχείο NL
2. τα πολλαπλά σήματα εισόδου x_i συνδέονται μέσω βαρών που μπορούν να ρυθμιστούν και να επαναπροσδιοριστούν, με τον πυρήνα του στοιχείου
3. το σήμα εξόδου (που πολλές φορές μπορεί να είναι παραπάνω από ένα) y_d

Εάν x_{ki} είναι η i -οστή είσοδος του k νευρώνα, w_{ki} το i -οστό συναπτικό βάρος του k νευρώνα και ϕ η συνάρτηση μεταφοράς (ή "συνάρτηση ενεργοποίησης") του νευρωνικού δικτύου, τότε η έξοδος y_k του k νευρώνα δίνεται από την εξίσωση:

$$y_k = \phi\left(\sum_{i=0}^N x_{ki} w_{ki}\right)$$

Ένα επιπρόσθετο perceptron εισόδου W_0 , που ονομάζεται πόλωση (bias) και είναι ουσιαστικά το κατώφλι. Η τιμή που παίρνει πάντα είναι μονάδα. Εάν το συνολικό άθροισμα από τις υπόλοιπες εισόδους του νευρώνα είναι μεγαλύτερο από την τιμή αυτή, τότε ο νευρώνας ενεργοποιείται. Εάν είναι μικρότερο, τότε ο νευρώνας παραμένει ανενεργός.



Σχήμα 6: Σχηματική απεικόνιση νευρώνα και perceptron

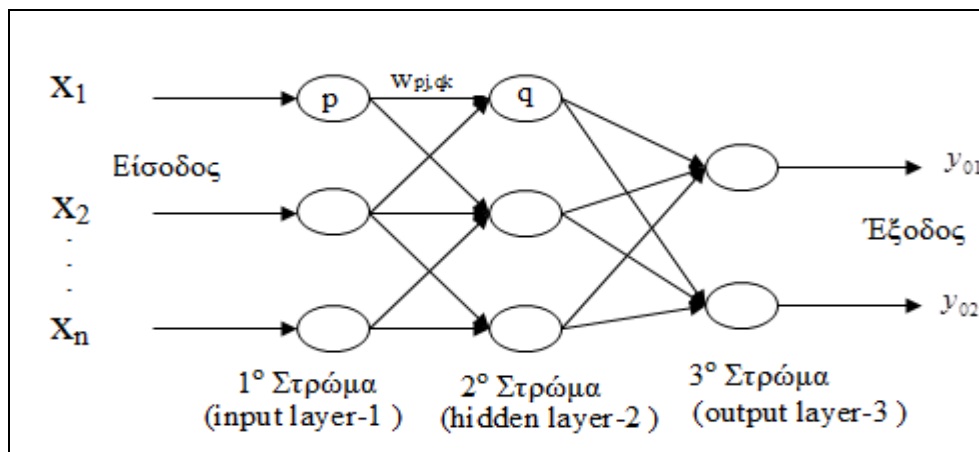
Το perceptron ουσιαστικά μαθαίνει μέσω μιας διαδικασίας εκπαίδευσης βάση συλλογής δεδομένων. Κατά τη διαδικασία της εκπαίδευσης, το perceptron αυξομειώνει τα βάρη διασύνδεσης ανάλογα με τα δεδομένα εισόδου του.

Παρόλο την απλότητα της μεθόδου εκπαίδευσης έχει στην πλειονότητα των περιπτώσεων επιδείξει μεγάλη ακρίβεια, αποτελεσματικότητα και υψηλή ταχύτητα σύγκλισης. Όμως, ένα μοναχό perceptron δεν δίνεται να εκπαιδευτεί τόσο ώστε να επιλύει ικανοποιητικά σύνθετα προβλήματα επειδή η ακτίνα υπολογιστικής της δράσης είναι περιορισμένη από την απλότητα της δομής του. Στην πραγματικότητα είναι ικανό να επιλύσει μόνο γραμμικά προβλήματα, με αποτέλεσμα να το καθιστά αναποτελεσματικό μηχανισμό γενικής επίλυσης. Την άποψη του Minsky ότι ακόμα και perceptrons πολλών επιπέδων δεν μπορούσαν να λειτουργήσουν ικανοποιητικά, ήρθε να καταρρίψει η κατασκευή πολυστρωματικών, multilayer perceptrons (MLPs).

Τα MLPs αποτελούνται από το στρώμα εισόδου (inputlayer), το στρώμα εξόδου (outputlayer) και τα κρυφά στρώματα (hiddenlayers), δημιουργώντας μια δομή με προχωρημένες ικανότητες διασύνδεσης. Στο σχήμα 7 που ακολουθεί, παρουσιάζεται ένα νευρωνικό δίκτυο με 3 νευρώνες στο στρώμα εισόδου, 3 νευρώνες στο κρυφό στρώμα, και 2 νευρώνες στο στρώμα εξόδου. Αυτό το νευρωνικό δίκτυο συμβολίζεται ως δίκτυο αρχιτεκτονικής 3-3-2 (από τους αριθμούς των νευρώνων στο στρώμα εισόδου, το κρυφό στρώμα, και το στρώμα εξόδου αντίστοιχα).

Το νευρωνικό αυτό δίκτυο έχει $3 \cdot 3 = 9$ συνδέσεις μεταξύ των 3 νευρώνων εισόδου και των 3 κρυφών νευρώνων, και $3 \cdot 2 = 6$ συνδέσεις μεταξύ των 3 κρυφών νευρώνων και των 2 νευρώνων εξόδου. Συνολικά το δίκτυο έχει 15 συνδέσεις (links). Σε κάθε

σύνδεση αντιστοιχεί και μια τιμή βάρους $w_{pj,qk}$ που ενώνει το νευρώνα p του στρώματος j με το νευρώνα q του στρώματος k . Οι κρυφοί νευρώνες και οι νευρώνες εξόδου του νευρωνικού αυτού δικτύου έχουν μηδενικές πολώσεις. Στους κρυφούς νευρώνες και στους νευρώνες εξόδου χρησιμοποιείται κάποια συνάρτηση ενεργοποίησης (μεταφοράς), για παράδειγμα η σιγμοειδής συνάρτηση.



Σχήμα 7: Νευρωνικό δίκτυο με τρεις νευρώνες

ΚΕΦΑΛΑΙΟ 5° :Νευροασαφή συστήματα – μοντέλο Anfis

1. Νευροασαφή συστήματα

Τα νευροασαφή συστήματα συνδυάζουν τα καλύτερα στοιχεία των νευρωνικών δικτύων και των ασαφή συστημάτων και μοντελοποιούν τη συμπεριφορά ενός ειδικού για αντιμετώπιση ενός προβλήματος. Στόχος του σχεδιασμό τέτοιων συστημάτων δεν είναι η μοντελοποίηση του ίδιου του προβλήματος και η κατασκευή ενός αναλυτικού μαθηματικού μοντέλου, αλλά η αξιοποίηση της γνώσης και της εμπειρίας ενός ειδικού και η κατασκευή ενός συστήματος ελέγχου που θα ελέγχει τη διεργασία όπως ο ειδικός.

Όμως, οι αρχές της ασαφούς λογικής και των ΤΝΔ διαφέρουν. Η ασαφής λογική αναπαράγει τους μηχανισμούς της ανθρώπινης σκέψης και την ικανότητα συλλογισμού, ενώ τα νευρωνικά δίκτυα προσπαθούν να μιμηθούν τους μηχανισμούς του ανθρώπινου νου σε βιολογικό επίπεδο. Το πιο κυριότερο προτέρημα των νευρωνικών δικτύων είναι η ικανότητα μάθησης μέσω παραδειγμάτων. Χρησιμοποιώντας τους ήδη γνωστούς αλγόριθμους μάθησης, εκπαιδεύονται επεξεργαζόμενοι ένα σύνολο δεδομένων.

Το κύριο μειονέκτημα των νευρωνικών δικτύων είναι ότι δεν είναι δυνατό να υπάρξει απόδειξη ότι δουλεύουν όπως ήταν αναμενόμενο. Δηλαδή, δεν είναι σίγουρο το αν το δίκτυο έχει εκπαιδευτεί σωστά. Ένα νευρωνικό δίκτυο μαθαίνει, αλλά ο χρήστης δε μπορεί να μάθει απ' το δίκτυο. Για το χρήστη αποτελεί ένα «μαύρο κουτί».

Τα ασαφή συστήματα είναι πιο κατανοητά από τα νευρωνικά δίκτυα γιατί ακολουθούν κατά την διαδικασία συμπερασμού διαδοχικά βήματα με επεξήγηση των κανόνων ενεργοποίησης τους. Όμως ακόλουθα, δεν είναι δυνατό να ρυθμιστούν μέσω των αλγορίθμων μάθησης αλλά με ασαφείς κανόνες, οι οποίοι δεν είναι αρκετή για να καθοριστούν οι παράμετροι τους με ακρίβεια. Όταν υπάρχει μη ικανοποιητική απόδοση του συστήματος, οι παράμετροι ρυθμίζονται χειροκίνητα το οποίο είναι χρονοβόρο και ενδέχεται να προκύψουν λάθος αποτελέσματα. Βέλτιστο θα ήταν να υπάρξει η εφαρμογή ενός αλγόριθμου εκμάθησης στα ασαφή συστήματα, όπως των νευρωνικών συστημάτων.

Η ικανότητα εκπαίδευσης των νευρωνικών συστημάτων είναι ο κύριος λόγος συνδυασμού τους με τα ασαφή συστήματα. Ο συνδυασμός τους δημιουργήσει κανόνες για το ασαφές σύστημα ή βελτιστοποιήσει τους ήδη υπάρχοντες, αυτοματοποιώντας τη ρύθμιση των παραμέτρων του ασαφούς συστήματος, περιορίζοντας επίσης το απαιτούμενο χρόνο της διαδικασίας εκμάθησης.

Γενικά, οι συνδυασμοί είναι δύο ανάμεσα στα νευρωνικά και στα ασαφή συστήματα. Ο πρώτος όταν, το νευρωνικό και το ασαφές σύστημα δουλεύουν ανεξάρτητα το ένα από το άλλο και το νευρωνικό σύστημα καθορίζει διάφορες παραμέτρους του ασαφούς, σε πραγματικό ή μη πραγματικό χρόνο. Αυτός ο συνδυασμός ονομάζεται νευρο-ασαφές σύστημα συνεργασίας (cooperative neurofuzzy system), διότι το νευρωνικό δίκτυο συνεργάζεται με το ασαφές ώστε να το βοηθήσει να βρει τις κατάλληλες παραμέτρους του. Ο δεύτερος συνδυασμός νευρωνικού και ασαφούς συστήματος είναι το υβριδικό νευρο-ασαφές σύστημα. Η χρήση του ορού υβριδικό προκύπτει γιατί το σύστημα μπορεί να αντιμετωπιστεί είτε ως νευρωνικό είτε ως ασαφές σύστημα, αλλά είναι ένα ομογενές σύστημα που δεν διαιρείται σε δύο ξεχωριστά υποσυστήματα. Το μοντέλο ANFIS αποτελεί ένα γνωστό παράδειγμα υβριδικού νευρο-ασαφής ελεγκτή. (Adaptive Network Based Fuzzy Inference System).

2. Το μοντέλο ANFIS (Adaptive Network Based Fuzzy Inference System)

Το Adaptive Network based Fuzzy Inference System (ANFIS) δημιουργήθηκε από τον J.-S.R. Jang (Jang, 1993). Το ANFIS ανήκει στα προσαρμοστικά δίκτυα (adaptive networks) είναι ένας συνδυασμός των νευρωνικών δικτύων με τα ασαφή συστήματα συμπερασμού (FIS) και ωφελείτε από το πλεονέκτημα της εύκολης εφαρμογής με την ικανότητα εκπαίδευσης. Το FIS αποθηκεύει το κύρια 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 μίας 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).

Το προσαρμοστικό δίκτυο αποτελείται από τους προσαρμοστικούς και τους μη προσαρμοστικούς κόμβους (adaptive, non-adaptive nodes) στο οποίο κάθε κόμβος εκτελεί μία συγκεκριμένη λειτουργία πάνω στα εισερχόμενα σήματα και πάνω στο σύνολο των παραμέτρων που αντιστοιχούν στο συγκεκριμένο κόμβο. Οι κόμβοι συνδέονται μέσω κατευθυντήριων συνδέσμων (directional links). Μερικοί ή όλοι οι κόμβοι είναι προσαρμόσιμοι, δηλαδή το αποτέλεσμα καθενός από αυτούς τους κόμβους εξαρτάται από τις παραμέτρους που σχετίζονται με αυτόν τον κόμβο, και ο κανόνας μάθησης προσδιορίζει πώς αυτοί οι παράμετροι θα πρέπει να μεταβληθούν για την ελαχιστοποίηση ενός προκαθορισμένου μέτρου σφάλματος. Το είδος της λειτουργίας του κάθε κόμβου μπορεί να ποικίλει από κόμβο σε κόμβο, και η επιλογή της λειτουργίας ενός κόμβου εξαρτάται από τη συνολική επεξεργασία πάνω στις εισόδους και την έξοδο που το προσαρμοστικό δίκτυο πρέπει να εκτελέσει.

Με ένα σύνολο δεδομένων εισόδου/εξόδου, ρυθμίζονται οι συναρτήσεις συμμετοχής ενός ασαφούς συστήματος ελέγχου, χρησιμοποιώντας είτε αποκλειστικά τον αλγόριθμο μάθησης οπισθόδρομης διάδοσης, είτε τον συνδυασμό του με τη μέθοδο των ελαχίστων τετραγώνων.

Ο βασικός στόχος του ANFIS είναι να βρει τις σχεδόν βέλτιστες συναρτήσεις συμμετοχής του αντίστοιχου FIS και να εφαρμόσει έναν υβριδικό αλγόριθμο εκμάθησης με τη χρήση συνόλων δεδομένων εισόδων-εξόδων, και αργότερα να επιτύχει την επιθυμητή αντιστοίχιση εισόδου-εξόδου (Carpenter & al, 1991).

Η αποδοτικότητα αυτού του μοντέλου φαίνεται όταν τα δεδομένα εκπαίδευσης αντιπροσωπεύουν ικανοποιητικά τα χαρακτηριστικά που πρόκειται να μοντελοποιήσουν. Το μοντέλο ANFIS υποστηρίζει μόνο ασαφή συστήματα τύπου Sugeno.

3. Αρχιτεκτονική του ANFIS

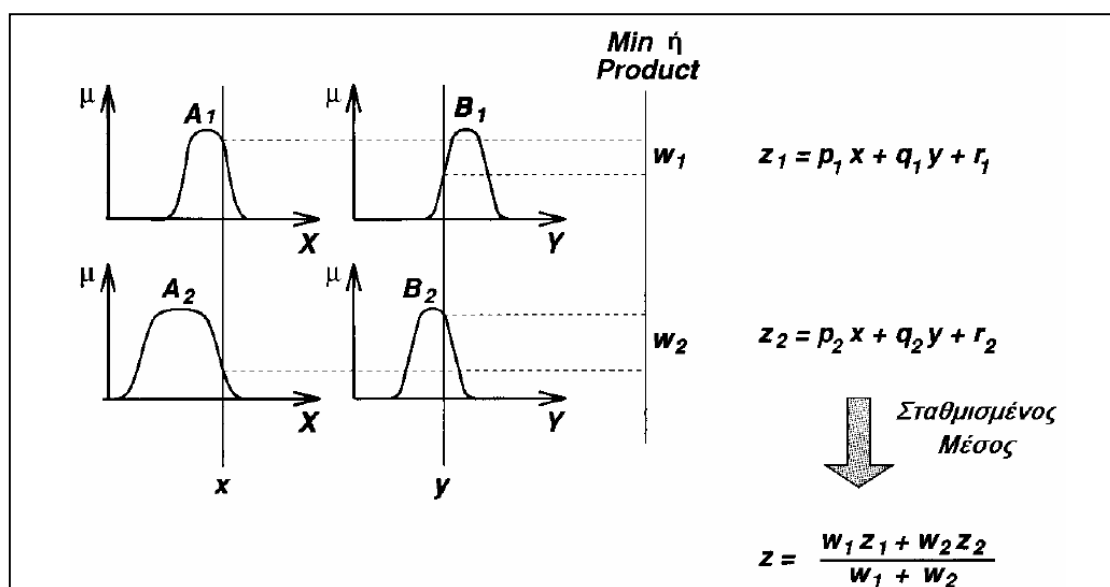
Ο αλγόριθμος ANFIS αποτελεί έναν από τους πρώτους και κυριότερους αλγόριθμους που εφαρμόστηκαν για την επίλυση προβλημάτων στο πεδίο των νευροασαφών συστημάτων.

Παρακάτω γίνεται περιγραφή του δικτύου, υποθέτοντας ότι το πρόβλημα του οποίου προσπαθούμε να βρούμε τη λύση, έχει δύο εισόδους (x, y) και μια έξοδο (z). Κάνοντας την υπόθεση ότι έχουμε ένα πρώτης τάξης μοντέλο sugeno, μία τυπική βάση κανόνων (rulebase). Η βάση των κανόνων περιέχει δύο ασαφείς αν-τότε κανόνες για το ασαφές μοντέλο Takagi και Sugeno (1985), οι οποίοι εκφράζονται ως εξής:

Rule 1: If x is A_1 and y is B_1 then $f_1 = p_1x + q_1y + r_1$

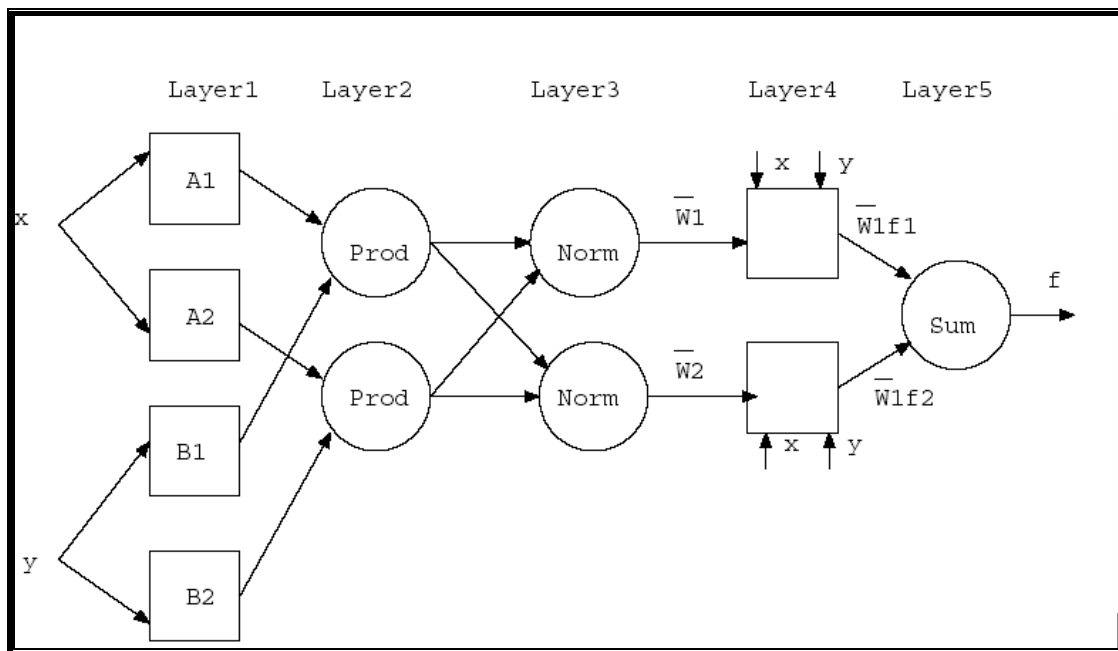
Rule 2: If x is A_2 and y is B_2 then $f_2 = p_2x + q_2y + r_2$

Το παρακάτω σχήμα δείχνει με απλό τρόπο τη διαδικασία συμπερασμού (inference procedure) του μοντέλου sugeno, στην περίπτωση όπου για t -operator έχουμε επιλέξει την τομή των δύο ασαφών συνόλων (A, B)



Σχήμα 8 : Τα σχήματα FIS και ANFIS

Η έξοδος z του πρωτοβάθμιου μοντέλου Sugeno είναι ένας σταθμικός μέσος όρος. Η αναπαράσταση του δικτύου ANFIS παρουσιάζεται στο σχήμα 9.



Σχήμα 9: Αρχιτεκτονική του Anfis

Το ANFIS είναι ένα πολύ-επίπεδο μονόδρομο δίκτυο, όπου κάθε κόμβος εκτελεί μία ειδική λειτουργία στα εισερχόμενα σήματα ανάλογα με ένα σύνολο παραμέτρων συσχετιζόμενων με αυτόν τον κόμβο. Οι χαρακτήρες των λειτουργιών των κόμβων ενδέχεται να διαφέρουν από κόμβο σε κόμβο, και η επιλογή της λειτουργίας εξαρτάται από τη συνολική λειτουργία εισόδου-εξόδου του προσαρμοστικού δικτύου.

Στο σχήμα 9 κάθε κόμβος παριστάνεται είτε από ένα τετράγωνο είτε από έναν κύκλο, ορίζοντας τις διαφορετικές προσαρμοστικές ικανότητες των κόμβων. Οι τετράγωνοι κόμβοι με παραμέτρους είναι οι προσαρμοστικοί κόμβοι, ενώ οι κυκλικοί είναι σταθεροί, χωρίς παραμέτρους. Η αρχιτεκτονική του προσαρμοστικού νευρο-ασαφούς συστήματος συμπερασμού χωρίζεται σε 5 επίπεδα (Simpson, 1992) νευρωνικά δίκτυα για την αντιμετώπιση της έμμεσης γνώσης που αποκτάτε με την εκμάθηση. Ο συνδυασμός της Ασαφούς Λογικής και τα ΤΝΔ μπορεί να χειριστεί τους περιορισμούς των δύο μεθόδων και δίνει ευκαιρία για νέα γνώσης, αφού μπορεί να λύσει κρίσιμα και σύνθετα προβλήματα (Singh, Kainthola, & Singh, 2012).

Τα πέντε στρώματα του αλγορίθμου ANFIS αναλύονται παρακάτω ανά επίπεδο.

Επίπεδο 1: Κάθε κόμβος i του επιπέδου είναι ένας προσαρμοστικός (adaptive) κόμβος με μια συνάρτηση κόμβου

$$\begin{aligned} O_{1,i} &= \mu_{A_i}(x), & \text{for } i = 1, 2, \text{ or} \\ O_{1,i} &= \mu_{B_{i-2}}(y), & \text{for } i = 3, 4, \end{aligned}$$

όπου x (ή y) η είσοδος στον κόμβο και A_i (or B_{i-2}) η γλωσσική μεταβλητή (small, large, κλπ.) που έχει σχέση με αυτή τη συνάρτηση του κόμβου.

Δηλαδή, το $O_{1,i}$ είναι ο βαθμός συμμετοχής του

A ($= A_1, A_2, B_1$ or B_2)

και καθορίζει το βαθμό στον οποίο η είσοδος x (ή y) ικανοποιεί τον ποσοτικοποιητή A . Εδώ η συνάρτηση συμμετοχής για το A μπορεί να είναι οποιαδήποτε κατάλληλη παραμετρική συνάρτηση συμμετοχής όπως η καμπανοειδής για παράδειγμα :

$$\mu_A(x_1) = \frac{1}{1 + \left| \frac{x_1 - c_i}{a_i} \right|^{2b}}$$

Όπου $\{a_i, b_i, c_i\}$ είναι το σύνολο των παραμέτρων.

Καθώς οι τιμές αυτών των παραμέτρων αλλάζουν, οι συναρτήσεις ποικίλουν ανάλογα, παρουσιάζονται διαφορετικές μορφές της συνάρτησης συμμετοχής για το ασαφές σύνολο A . Οι παράμετροι εδώ είναι οι αρχικές παράμετροι (premise parameters).

Επίπεδο 2: Κάθε κόμβος του επιπέδου είναι ένας σταθερός (fixed) κόμβος Π, του οποίου η έξοδος είναι το γινόμενο όλων των εισερχόμενων σημάτων:

$$O_{2,i} = w_i = \mu_{A_i}(x_1) \mu_{B_i}(x_2) \quad (\text{for } i=1,2)$$

Κάθε κόμβος-έξοδος αντιπροσωπεύει το βαθμό ενεργοποίησης ενός κανόνα (firing strength). Οποιοσδήποτε άλλες T-norm (operators) που σημαίνουν τον ασαφή

τελεστή AND μπορούν να χρησιμοποιηθούν σαν συνάρτηση κόμβων σε αυτό το επίπεδο.

Επίπεδο 3: Σε αυτό το στάδιο γίνεται η κανονικοποίηση των βαθμών ενεργοποίησης. Κάθε κόμβος εδώ είναι ένας σταθερός κόμβος N. Ο i-ιστός κόμβος υπολογίζει το λόγο της βαθμού ενεργοποίησης (firing strength) του i-οστού κανόνα στο άθροισμα των βαθμών ενεργοποίησης όλων των κανόνων:

$$O_{3,i} = \bar{w}_i = \frac{w_i}{w_1 + w_2} \quad (\text{for } i=1,2)$$

Οι έξοδοι αυτού του επιπέδου ονομάζονται κανονικοποιημένοι βαθμοί ενεργοποίησης (normalized firing strengths).

Επίπεδο 4: Στο στάδιο αυτό πραγματοποιείται η αξιολόγηση του δεξιού μέρους των πολυωνύμων. Κάθε κόμβος i του επιπέδου είναι ένας προσαρμόσιμος κόμβος με μία συνάρτηση κόμβου:

$$O_{4,i} = \bar{w}_i f_i = \bar{w}_i (p_i x_1 + q_i x_2 + r_i)$$

Όπου \bar{w}_i είναι ο κανονικοποιημένος βαθμός ενεργοποίησης του επιπέδου 3, και (p_1, q_1, r_1) το σύνολο των παραμέτρων. Οι παράμετροι ονομάζονται επακόλουθοι (consequent parameters).

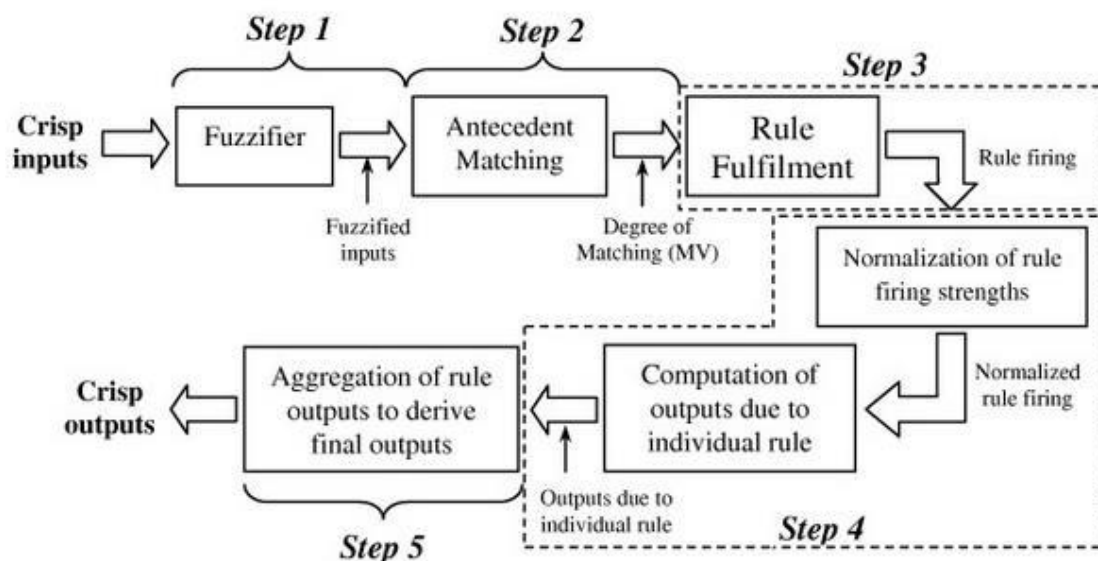
Επίπεδο 5: Ο μόνος κόμβος του επιπέδου είναι ένας σταθερός κόμβος Σ που υπολογίζει τη συνολική έξοδο σαν το ολικό άθροισμα όλων των εισερχόμενων σημάτων:

$$O_{5,1} = \sum_i \bar{w}_i f_i = \frac{\sum_i w_i f_i}{\sum_i w_i}$$

$$\begin{aligned} &= \frac{w_1}{w_1 + w_2} f_1 + \frac{w_2}{w_1 + w_2} f_2 \\ &= \bar{w}_1 (p_1 x_1 + q_1 x_2 + r_1) + \bar{w}_2 (p_2 x_1 + q_2 x_2 + r_2) \\ &= (\bar{w}_1 x_1) p_1 + (\bar{w}_1 x_2) q_1 + (\bar{w}_1) r_1 + (\bar{w}_2 x_1) p_2 + (\bar{w}_2 x_2) q_2 + (\bar{w}_2) r_2 \end{aligned}$$

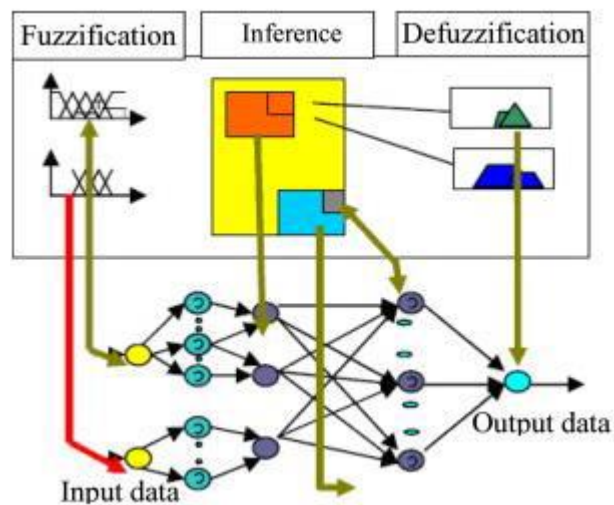
Προκύπτει ένας γραμμικός συνδυασμός των προκυπτουσών παραμέτρων όταν οι τιμές των εισαγωγικών παραμέτρων είναι δεδομένες. Παρατηρείτε ότι η αρχιτεκτονική του μοντέλου ANFIS έχει δύο προσαρμοστικά στρώματα: Τα στρώματα 1 και 4. Το στρώμα 1 έχει τροποποιήσιμες παραμέτρους (a_i, b_i, c_i) και

(a_j, b_j, c_j) που έχουν σχέση με τις συναρτήσεις συμμετοχή εισαγωγής. Το στρώμα 4 έχει τροποποιήσιμες παραμέτρους (p_{ij}, q_{ij}, r_{ij}) που ανήκουν στο πολυώνυμο πρώτου βαθμού.

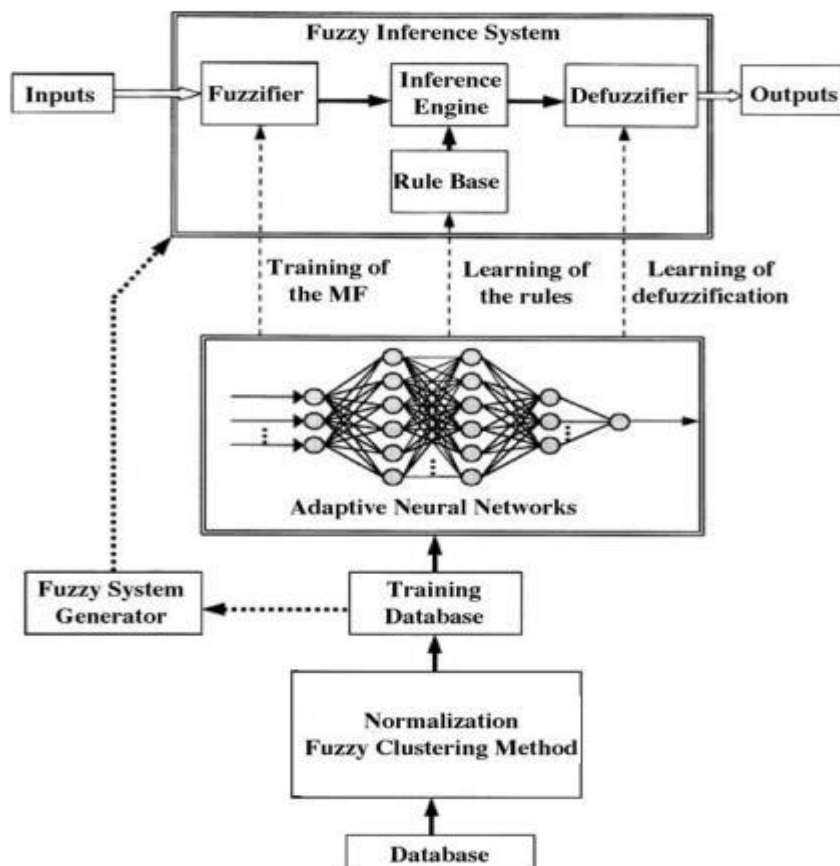


Διάγραμμα 1: Υπολογιστική πολυπλοκότητα του συστήματος ANFIS (Bonissone, 2012)

προσ απαιτούμενο για την ανάπτυξη του μοντέλου. Η επαρκής και ακριβής πληροφορία της βάσης δεδομένων καθορίζει την ποιότητα της εκπαίδευσης της.



Διάγραμμα 2 :Γενική αρχιτεκτονική ενός μοντέλου ANFIS (Bey και Benhammadi, 2010)



Διάγραμμα 3 :Αρχιτεκτονική μοντέλου ANFIS, όπως αναπτύχθηκε από τον Jang το 1992 (Wanb et.al, 2011)

4. Εκπαίδευση μοντέλου ANFIS

Ακολουθώντας την διαδικασία για να προκύψει το ασαφές σύστημα παρατηρούμε ότι παρέχει να αρχικό ασαφές μοντέλο και έχουν καθοριστεί ο αριθμός των κανόνων και η αρχική τους θέση. Αν όμως, εισάγουμε τις τιμές εισόδου βλέπουμε ότι αποκλίνουν από τις επιθυμητές τιμές που ενδέχεται να μην είναι και αποδεκτές. Μετακινώντας τα ασαφή σύνολα λίγο στην είσοδο και την έξοδο ενισχύουμε την βελτίωση της κατάστασης. Η τελευταία φάση κατά το σχεδιασμό του συστήματος είναι να προσδιορίσουμε με ακρίβεια τις παραμέτρους του, δηλαδή των κέντρων και των αποκλίσεων των ασαφών συνόλων ώστε να υπάρχει καλύτερη προσαρμογή στις δοθείσες προδιαγραφές. Η προσαρμογή αυτή, ονομάζεται εκπαίδευση του συστήματος και πραγματοποιείται με μεθόδους μη γραμμικής βελτιστοποίησης. Οι γενετικοί αλγόριθμοι έχουν αυτή την κυρία θέση στο σύστημα.

Η διαδικασία της εκπαίδευσης του αλγορίθμου είναι να «ρυθμίσει» όλες τις τροποποιήσιμες παραμέτρους ώστε το αποτέλεσμα του ANFIS να «ταιριάζει» με τα δεδομένα εκπαίδευσης. Η εκπαίδευση ή η προσαρμογή των τροποποιήσιμων μεταβλητών είναι μία διαδικασία δύο βημάτων, η οποία είναι γνωστή ως υβριδικός αλγόριθμος εκπαίδευσης. Αυτός ο αλγόριθμος συνδυάζει τη μέθοδο βαθμωτής καθόδου με τη μέθοδο ελαχίστων τετραγώνων ώστε να ενημερώνει τις παραμέτρους του προσαρμοστικού δικτύου. Κάθε εποχή της υβριδικής διαδικασίας εκπαίδευσης αποτελείται από ένα εμπρόσθιο και ένα οπισθόδρομο πέρασμα.

Οι παράμετροι του ANFIS που μπορούν να μεταβληθούν κατά τη μάθηση είναι οι παράμετροι των μη γραμμικών κόμβων του πρώτου στρώματος και οι παράμετροι των γραμμικών κόμβων του τετάρτου στρώματος. Αν S το σύνολο των παραμέτρων τότε: « $S = S1 \cup S2$ », όπου $S1$ το σύνολο των μη γραμμικών και $S2$ το σύνολο των γραμμικών παραμέτρων.

5. Πλεονεκτήματα του ANFIS

Τα κύρια πλεονεκτήματά του 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). Ένα Anfis ουσιαστικά χρησιμοποιεί τα ΤΝΔ στο συντονισμό των γλωσσικών μεταβλητών 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. Μπορεί να χρησιμοποιεί τα ΤΝΔ να συντονίζουν τους γλωσσικούς μεταβλητές της Ασαφής Λογικής, ακόμα και για περίπλοκα συστήματα. Επίσης, 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 τη μέθοδο ελαχίστων τετραγώνων για να καταλήξει σε αποδοτική υβριδική εκπαίδευση για την αναγνώριση του συστήματος.

Επιπλέον, ένα σύστημα ANFIS χρειάζεται λιγότερες δοκιμές και απλούστερη αρχιτεκτονική, σε σχέση πάντα με ένα ΤΝΔ, το οποίο απαιτεί εκτεταμένες επαναλήψεις, προκειμένου να υπάρξει βελτιστοποίηση. Το ANFIS αξίζει περισσότερο από τα άλλα συστήματα, γιατί δύναται 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).

6. Συναρτήσεις & σφάλματα

Υπάρχουν διάφορες συναρτήσεις ασαφής λογικής. Θα χρησιμοποιούμε τις παρακάτω με τη χρήση του προγράμματος MATLAB, ώστε να βρούμε το κατάλληλο μοντέλο ανεργίας, με τα ελάχιστα σφάλματα:

- Η **Gbellmf (Generalized Bell-Shaped Membership Function)** είναι μία συνάρτηση καμπάνας που επιτυγχάνει την ομαλή διακύμανση. Η συνάρτηση Gbellmf εξαρτάται από τρεις παραμέτρους a , b , και c , όπως δίνεται από την σχέση:

$$f(x; a, b, c) = \frac{1}{1 + \left| \frac{x - c}{a} \right|^{2b}}$$

- Η συνάρτηση **Trimf (Triangular Curve Function)** η τριγωνική καμπύλη είναι μία συνάρτηση ενός φορέα, x , και εξαρτάται από τρεις βαθμωτούς παραμέτρους a , b , και c , όπως δίνεται από τη σχέση:

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

- Η συνάρτηση **Gaussmf (Gaussian Function)** είναι μία συμμετρική συνάρτηση Gauss εξαρτάται από δύο παραμέτρους σ και c , όπως δίνεται από τη σχέση:

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

Οι παράμετροι για την συνάρτηση `gaussmf` αντιπροσωπεύουν τις παραμέτρους σ και c που αναφέρονται σε μία μεταβλητή που ονομάζεται $[\sigma \ c]$.

- Η συνάρτηση **Gauss2mf** είναι ένας συνδυασμός δύο συναρτήσεων των δύο παραπάνω παραμέτρων, σ και c . Η πρώτη συνάρτηση, που καθορίζεται από σ_1 και c_1 , καθορίζει το σχήμα της αριστερής καμπύλης. Η δεύτερη συνάρτηση καθορίζεται από σ_2 και c_2 σχηματίζει το σχήμα της δεξιάς καμπύλης. Όποτε, αν $c_1 < c_2$, η συνάρτηση `gauss2mf` φθάνει μια μέγιστη τιμή 1. Διαφορετικά, η μέγιστη τιμή είναι μικρότερη από ένα. Οι παράμετροι αναφέρονται με τη σειρά: $[\sigma_1, c_1, \sigma_2, c_2]$.
- Η συνάρτηση **Trapmf** (**Trapezoidal Turve**) σχηματίζει ένα τραπεζοειδή σχήμα ενός φορέα, x , και εξαρτάται από τέσσερις βαθμωτους παραμέτρους a , b , c , και d , όπως δίνεται από την σχέση:

$$f(x; a, b, c, d) = \max\left(\min\left(\frac{x-a}{b-a}, 1, \frac{d-x}{d-c}\right), 0\right)$$

Τα σφάλματα που υπολογίζονται για να βρεθεί το μικρότερο δυνατό είναι τα παρακάτω.

1. Ρίζα μέσου τετραγωνικού σφάλματος (Root Mean Squared Error):

$$RMSE = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^N e_i^2}{N}}$$

2. Μέσο τετραγωνικό σφάλμα (Mean Square Error):

$$MSE = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (\hat{Y}_i - Y_i)^2$$

3. Μέσο απόλυτο σφάλμα (Mean Absolute Error):

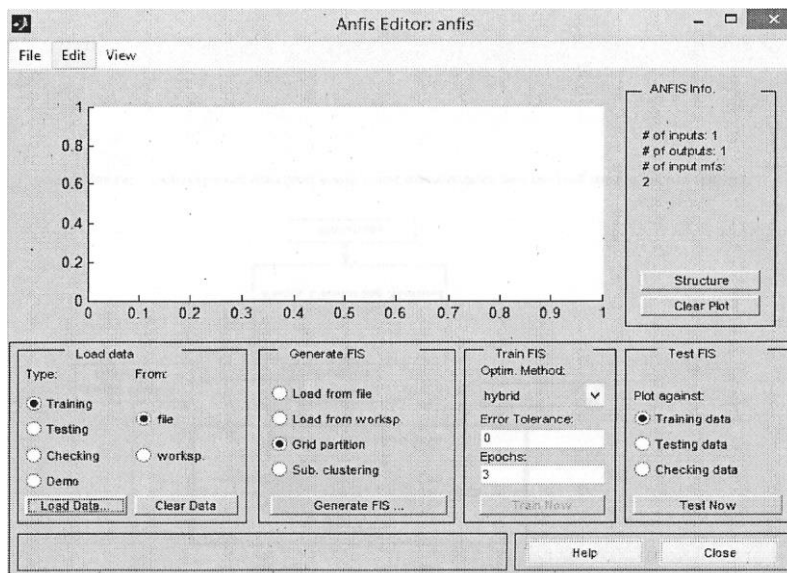
$$MAE = \frac{1}{N} \cdot \sum_{i=1}^N |e_i|$$

4. Μέσο απόλυτο ποσοστιαίο σφάλμα (Mean Absolute Percentage Error):

$$MAPE = \frac{100}{N} \cdot \sum_{i=1}^N \left| \frac{F_i - A_i}{A_i} \right|$$

5. Προγραμματισμός ANFIS σε περιβάλλον MATLAB

Έχει αποδειχτεί από τους Tay και Zhang (1999) ότι η γλώσσα προγραμματισμού Matlab, είναι η καταλληλότερη για τον προγραμματισμό μοντέλων ANFIS, επειδή περιέχει συνάρτηση γέννησης ασαφών συστημάτων. Μέσω της εντολής «anfisedit», η γραφική αναπαράσταση των αποτελεσμάτων ενός ANFIS μοντέλου είναι δυνατή. Ο χρήστης χρησιμοποιεί είτε το περιβάλλον γραμμής εντολών, είτε m-file προγράμματα για να εισάγει δεδομένα στον αλγόριθμο. Επίσης, υπάρχουν συναρτήσεις που παράγουν, εκπαιδεύουν, ελέγχουν και χρησιμοποιούν αυτά τα συστήματα.



Σχήμα 10: Παράθυρο διαλόγου Matlab

Σε περιβάλλον λειτουργίας προγράμματος Matlab, τα βήματα που εφαρμόζονται σε ένα σύστημα ANFIS είναι τα ακόλουθα:

Βήμα «Προετοιμασία»:

1. Η εντολή «FIS = GENFIS1(DATA)» δημιουργεί ένα ασαφές σύστημα συμπερασμού τύπου Sugeno (Fuzzy inference system -FIS) χρησιμοποιώντας δικτυωτό διαμελισμό στα δεδομένα. Το σύστημα FIS έχει σκοπό να παρέχει αρχικές συνθήκες για την μεταγενέστερη εκπαίδευση του μοντέλου ANFIS. Τα δεδομένα είναι ουσιαστικά ένα πίνακας με $N+1$ στήλες, όπου οι πρώτες N στήλες περιέχουν δεδομένα για κάθε εισερχόμενη παράμετρο στο FIS, ενώ η τελευταία στήλη περιέχει εξερχόμενα δεδομένα.
2. Από προεπιλογή, η GENFIS1 εντολή χρησιμοποιεί δύο συναρτήσεις τύπου «gbellmf» (g bell membership function) για κάθε δεδομένο που εισάγεται. Κάθε κανόνας που προκύπτει, ένα μία συνάρτηση συμμετοχής ως έξοδος/αποτέλεσμα, η οποία είναι από προεπιλογή (by default) γραμμικού τύπου. Παρέχεται η δυνατότητα ακριβούς προσδιορισμού των παραμέτρων χρησιμοποιώντας την εντολή: «FIS = GENFIS1(DATA, NUMMFS, INRUTMF)».
3. Η εντολή «GENFIS2» παράγει ένα FIS σύστημα τύπου Sugeno χρησιμοποιώντας αφαιρετική ομαδοποίηση (subtractive clustering) και μέσω της εκμαίευεται ένα σύνολο κανόνων οι οποίοι μοντελοποιούν τη συμπεριφορά των δεδομένων.
4. Η μέθοδος εξαγωγής του κανόνα πρώτα καθορίζει τον αριθμό των κανόνων και των προγενέστερων συναρτήσεων συμμετοχής και έπειτα χρησιμοποιεί τη μέθοδο ελαχίστων τετραγώνων για να καθορίσει τις εξισώσεις που προκύπτουν για κάθε κανόνα.

Βήμα «Εκπαίδευση»:

1. Το ANFIS χρησιμοποιεί έναν υβριδικό αλγόριθμο για να προσδιορίσει τις παραμέτρους συνάρτησης συμμετοχής, του τύπου SugenoFIS σύστημα. Υπάρχουν ποικίλοι τρόπους χρήσης αυτής της συνάρτησης/λειτουργίας.

Βήμα «Χρήση»

1. Η εντολή «EVALFIS» αξιολογεί το FIS σύστημα.
2. Η εντολή «Y = EVALFIS(U,FIS)» προσομοιώνει το σύστημα FIS για δεδομένα εισόδου U και επιστρέφει το αποτέλεσμα Y .

ΚΕΦΑΛΑΙΟ 7^ο : ΕΦΑΡΜΟΓΗ ANFIS ΣΤΗΝ ΠΡΟΒΛΕΨΗ ΑΝΕΡΓΙΑΣ

1. Προέλευση των δεδομένων του δείγματος

Η Έρευνα Εργατικού Δυναμικού διενεργείται από το 1981. Μέχρι το 1997 τα αποτελέσματα εξάγονταν σε ετήσια βάση, με περίοδο αναφοράς το 2ο τρίμηνο του έτους, ενώ από το 1998 και εξής η έρευνα είναι συνεχής και παράγει τριμηνιαία αποτελέσματα. Βασικός σκοπός της είναι η κατανομή του πληθυσμού εργάσιμης ηλικίας (15 ετών και άνω) σε τρεις πλήρως διακριτές ομάδες: τους απασχολούμενους, τους άνεργους και τους οικονομικά μη ενεργούς. Επιπλέον, συλλέγει πρόσθετες πληροφορίες που αφορούν δημογραφικά χαρακτηριστικά της κύριας εργασίας, ύπαρξη και χαρακτηριστικά δεύτερης εργασίας. Ολοκληρωμένο εκπαιδευτικό επίπεδο, συμμετοχή σε εκπαιδευτικές δραστηριότητες, προηγούμενη εργασιακή εμπειρία και αναζήτηση εργασίας.

Από τον Ιανουάριο 2007, η ΕΛΣΤΑΤ ανακοινώνει μηνιαίες εκτιμήσεις για το πλήθος των απασχολούμενων, των ανέργων και το ποσοστό ανεργίας. Οι εκτιμήσεις αυτές, παράγονται βάσει των στοιχείων που συλλέγονται στα πλαίσια της τριμηνιαίας έρευνας.

Η τριμηνιαία Έρευνα Εργατικού Δυναμικού συγκεντρώνει πληροφορίες από ένα δείγμα 27.000 περίπου νοικοκυριών ανά τρίμηνο. Τα νοικοκυριά αυτά επιλέγονται μέσω μιας διαδικασίας που καλείται δισταδιακή στρωματοποιημένη δειγματοληψία. Η διαδικασία αυτή, εν συντομία, έχει ως εξής:

- Όλοι οι οικισμοί της Ελλάδας κατανέμονται σε τρεις βαθμούς «αστικότητας»: Οικισμοί με πληθυσμό 10.000 και άνω κατοίκων, οικισμοί με πληθυσμό 2.000 έως 9.999 κατοίκων και οικισμοί με πληθυσμό έως 1.999 κατοίκων.
- Στη συνέχεια, κάθε νομός της χώρας διαιρείται σε 2 ή 3 «τελικά στρώματα», όπου το κάθε τελικό στρώμα αποτελείται από τους οικισμούς ίδιας «αστικότητας». Εξαίρεση αποτελούν τα πολεοδομικά συγκροτήματα Αθηνών και Θεσσαλονίκης, τα οποία διαιρέθηκαν σε 31 και 9, αντίστοιχα, τελικά στρώματα.
- Με τη διαδικασία αυτή η Ελλάδα διαιρείται 182 τελικά στρώματα, σε κάθε ένα από τα οποία επιλέγεται με δισταδιακή δειγματοληψία ένα δείγμα νοικοκυριών. Το δείγμα της έρευνας επιλέγεται με τέτοιο τρόπο ώστε κάθε περιοχή της χώρας να «αντιπροσωπεύεται» από ένα πλήθος νοικοκυριών ανάλογο με τον πληθυσμό της.
- Στο πρώτο στάδιο της δειγματοληψίας επιλέγονται «μονάδες επιφανείας», δηλαδή μικρές γεωγραφικές περιοχές με πληθυσμό 70 - 250 νοικοκυριά, και

στο δεύτερο στάδιο της δειγματοληψίας επιλέγεται ένα δείγμα νοικοκυριών από κάθε μονάδα επιφανείας.

Είναι σημαντικό να επισημάνουμε ότι η έρευνα Εργατικού Δυναμικού αποτυπώνει την κατάσταση απασχόλησης των ερευνούμενων ατόμων (δηλαδή, το αν είναι απασχολούμενοι, άνεργοι ή μη ενεργοί) για μια συγκεκριμένη περίοδο: συγκεκριμένα, τα ερευνώμενα άτομα καλούνται να απαντήσουν κατά πόσο έχουν εργαστεί (έστω και μια ώρα) στη διάρκεια μιας συγκεκριμένης περιόδου 7 ημερών και αν αναζητούσαν εργασία κατά τη διάρκεια της ίδιας περιόδου ή τις προηγούμενες τρεις εβδομάδες, αν δεν εργάστηκαν.

Αυτή η περίοδος των 7 ημερών καλείται εβδομάδα αναφοράς. Οι εβδομάδες αναφοράς διαρκούν από Δευτέρα έως Κυριακή και είναι καθορισμένες με κοινό τρόπο για όλες τις χώρες της Ευρωπαϊκής Ένωσης.

Επισημαίνουμε τα εξής: Κάθε τρίμηνο αποτελείται από 13 εβδομάδες αναφοράς και κάθε έτος από 52 (ή 13 και αντίστοιχα 53, σε σπάνιες περιπτώσεις).

Το δείγμα της Έρευνας Εργατικού Δυναμικού κατανέμεται με τέτοιο τρόπο, ώστε να καλύπτει αντιπροσωπευτικά όλες τις περιοχές της χώρας. Συγκεκριμένα, κατά την κατανομή του δείγματος εφαρμόζονται οι εξής βασικοί κανόνες:

Α) Περιοχές με μεγαλύτερο πληθυσμό έχουν μεγαλύτερο δείγμα (για παράδειγμα, στις αστικές περιοχές του νομού Λάρισας ερευνώνται περίπου 350 νοικοκυριά ανά τρίμηνο ενώ στις αγροτικές 170)

Β) Το μέγεθος του δείγματος σε κάθε νομό λαμβάνει υπόψη και την επιθυμητή ακρίβεια (τυπικό σφάλμα) των εκτιμήσεων. Για αυτό το λόγο, το κλάσμα δειγματοληψίας (δηλαδή, το ποσοστό των νοικοκυριών που ερευνώνται ως προς το συνολικό πληθυσμό) είναι μεγαλύτερο σε νομούς με μικρό πληθυσμό.

Παράλληλα με την αντιπροσωπευτική κατανομή του δείγματος γεωγραφικά, υπάρχει πρόνοια και για την αντιπροσωπευτική κατανομή του δείγματος και χρονικά. Κάθε μονάδα επιφανείας αντιστοιχείται σε μια συγκεκριμένη εβδομάδα αναφοράς και τα άτομα που ερευνώνται σε αυτή τη μονάδα επιφανείας δίνουν απαντήσεις σχετικά με την κατάσταση απασχόλησης κατά την αντίστοιχη εβδομάδα. Κατά την αντιστοίχιση των μονάδων επιφανείας σε εβδομάδες αναφοράς γίνεται προσπάθεια ώστε το δείγμα που ερευνάται σε οποιαδήποτε εβδομάδα αναφοράς να είναι «μικρογραφία» του συνολικού δείγματος (με άλλα λόγια, αν για παράδειγμα κατά τη διάρκεια ενός τριμήνου ερευνώνται 3000 νοικοκυριά στην ΥΠΑ Ανατολικής Μακεδονίας-Θράκης, κάθε εβδομάδα αναφοράς να ερευνώνται σε αυτήν την ΥΠΑ περίπου $3000/13 = 230$ νοικοκυριά). (ΠΗΓΗ:ΕΛΣΤΑΤ)

- **Τριμηνιαίες εκτιμήσεις στην Έρευνα Εργατικού Δυναμικού**

Οι εκτιμήσεις της Έρευνας Εργατικού Δυναμικού παράγονται με την αναγωγή των αποτελεσμάτων της έρευνας στον συνολικό πληθυσμό των ιδιωτικών

νοικοκυριών. Η αναγωγή αυτή επιτυγχάνεται με την κατάλληλη στάθμιση των αποτελεσμάτων (δειγματικών τιμών). Ο συντελεστής στάθμισης κάθε ατόμου που συμμετείχε στην έρευνα υπολογίζεται σε τρία στάδια.

Στο πρώτο στάδιο, σε κάθε άτομο αντιστοιχείται ένας συντελεστής στάθμισης που προκύπτει από το αντίστροφο της πιθανότητας επιλογής του νοικοκυριού, στο οποίο ανήκει το εν λόγω άτομο.

Στο δεύτερο στάδιο, οι παραπάνω συντελεστές στάθμισης, των ατόμων που περιλαμβάνονται σε μια μονάδα επιφανείας, τροποποιούνται για να αντιμετωπιστεί η μη απόκριση στην έρευνα. Η διόρθωση γίνεται στο επίπεδο της μονάδας επιφανείας.

Στο τρίτο στάδιο, τα αποτελέσματα που προκύπτουν από τη στάθμιση των τιμών του δείγματος με τους συντελεστές που προέκυψαν από τα πρώτα δύο στάδια, προσαρμόζονται έτσι ώστε να συμφωνούν με γνωστά πληθυσμιακά μεγέθη για το αντίστοιχο τρίμηνο. Τα πληθυσμιακά αυτά μεγέθη είναι οι εκτιμήσεις για το σύνολο των ανδρών και γυναικών, σε πενταετείς ομάδες ηλικιών, για κάθε Υπηρεσία Περιφερειακής Ανάπτυξης της Ελλάδας. Κάθε έτος, οι εκτιμήσεις αυτές προκύπτουν από τον πληθυσμό κατά την απογραφή του 2011 τις γεννήσεις και τους θανάτους στο ενδιάμεσο διάστημα και τη νόμιμη μετανάστευση. (ΠΗΓΗ: ΕΛΣΤΑΤ)

- **Μηνιαίες εκτιμήσεις στην Έρευνα Εργατικού Δυναμικού**

Σε ένα πρώτο βήμα, οι μηνιαίες εκτιμήσεις της Έρευνας Εργατικού Δυναμικού παράγονται με τον ίδιο ακριβώς τρόπο όπως οι τριμηνιαίες, με τη διαφορά ότι χρησιμοποιείται μόνο το δείγμα που έχει ερευνηθεί σε μονάδες επιφανείας που έχουν εβδομάδα αναφοράς του αντίστοιχου μήνα. Με αυτόν τον τρόπο παράγονται κάθε μήνα εκτιμήσεις ορισμένων βασικών χαρακτηριστικών.

Σε ένα δεύτερο βήμα, οι εκτιμήσεις που παράγονται μόλις ολοκληρωθεί η επεξεργασία των δεδομένων ενός μήνα, προστίθενται στις εκτιμήσεις των αντίστοιχων μεγεθών για τους προηγούμενους μήνες και οι προκύπτουσες χρονοσειρές προσαρμόζονται εποχικά.

Η εποχική προσαρμογή είναι μια στατιστική τεχνική που «απομακρύνει» την επίδραση της εποχικότητας από μια χρονολογική σειρά, καθιστώντας με αυτό τον τρόπο περισσότερο ορατή την υποκείμενη τάση στη μεταβολή ενός μεγέθους. Για την εφαρμογή της εποχικής προσαρμογής, η ΕΛΣΤΑΤ χρησιμοποιεί το λογισμικό Demetra 2.0 το οποίο έχει αναπτυχθεί από τη Eurostat. Η παραγωγή των προσαρμοσμένων χρονοσειρών έγινε με τον αλγόριθμο TRAMO & SEATS. (ΠΗΓΗ: ΕΛΣΤΑΤ)

2. Διαδικασίες- Μετρά αξιολόγησης (measures values)

Τα δεδομένα της μελέτης αντλήθηκαν από το site www.statistics.gr της Ελληνικής στατιστικής υπηρεσίας ΕΛΣΤΑΤ.

Η έρευνα της ΕΛΣΤΑΤ αποτελεί ένα καλό δείγμα του ποσοστού ανεργίας της Ελλάδας. Έχουμε στην διάθεση μας ένα σύνολο από 182 μηνιαίες παρατηρήσεις. Ο χρονικός ορίζοντας των παρατηρήσεων είναι από 1/1/2004 έως 31/12/2018. Με αυτά τα δεδομένα, 102 παρατηρήσεις χρησιμοποιήθηκαν για εκπαίδευση του μοντέλου και 80 για τον έλεγχο του.

Στο παράρτημα παρουσιάζονται αναλυτικά τα δεδομένα. Επιπλέον, πρέπει να σημειωθεί ότι η έκδοση Matlab που 'έτρεξε' τα μοντέλα είναι η έκδοση R2012b, σε λειτουργικό περιβάλλον Mac OS X.

Σύμφωνα με τον κώδικα που αναπτύχθηκε και έγινε σύγχυση των μοντέλων, ορίστηκε για τις συναρτήσεις του συστήματος ANFIS στο Matlab ως epoch_no = 500, που σημαίνει ότι έγινε επανάληψη για εκπαίδευση του μοντέλου 500 φορές.

Ο αριθμός γλωσσικών μεταβλητών (membership functions - mf_no) κατά την είσοδο κυμαίνεται από 2 έως 5. Δηλαδή, τα δεδομένα προς εκπαίδευση έχουν χωριστεί σε 2 σετ δεδομένων (x,y) και από 2 μέχρι 5 γλωσσικές μεταβλητές. Τα δεδομένα x,y έχουν μεταξύ τους μια χρονική υστέρηση, ισχύει $x+1=y$.

Οι συναρτήσεις συμμετοχής είναι οι: Gbellmf, η Trimf, (συνάρτηση συμμετοχής τριγωνικής μορφής) η Gaussmf, και Gauss2mf (γκουσιανή συνάρτηση συμμετοχής) και η Trapmf (τραπεζοειδής συνάρτηση συμμετοχής).

Το μέγεθος βήματος (step size - ss_no) είναι ίσο με 0,1. Για τις συναρτήσεις του ANFIS ελέγχθηκαν τα εξής σφάλματα: RMSE, MSE, MAE και MAPE.

3. Αποτελέσματα της έρευνας

Σε αυτό το σημείο θα παρουσιάσουμε τα δεδομένα που εισχώρησαν στο Matlab και το γραφικό τους σχηματισμό.

	2004	2005	2006	2007	2008	2009	2010	2011	2012	2013	2014	2015	2016	2017	2018	2019
Ιανουάριος	11,1	10,2	9,5	8,8	7,8	9,1	11,0	15,0	21,5	26,7	27,2	25,8	24,3	23,1	20,6	18,6
Φεβρουάριος	10,9	10,1	9,5	8,8	7,9	9,0	11,4	15,5	22,2	26,9	27,2	25,8	24,0	22,5	20,6	18,4
Μάρτιος	10,8	10,1	9,2	8,8	8,1	9,1	11,6	16,1	22,8	27,3	27,1	26,0	23,8	22,1	20,2	18,1
Απρίλιος	10,6	10,0	9,2	8,7	7,9	9,2	11,9	16,4	23,5	27,6	27,2	25,4	23,5	21,7	19,8	
Μάιος	10,6	10,0	9,1	8,3	7,3	9,3	12,2	16,9	24,0	27,7	27,0	24,8	23,6	21,6	19,4	
Ιούνιος	10,5	10,0	8,9	8,3	7,5	9,5	12,5	17,3	24,8	27,7	26,6	25,0	23,4	21,3	19,2	
Ιούλιος	10,5	10,1	8,8	8,3	7,6	9,7	12,7	17,8	25,2	27,8	26,3	24,9	23,3	21,0	19,0	
Αύγουστος	10,5	10,2	8,7	8,3	7,7	9,8	13,0	18,6	25,5	27,6	26,1	24,5	23,3	20,8	18,9	
Σεπτέμβριος	10,4	10,2	8,6	8,3	7,7	10,0	13,4	19,1	25,9	27,8	26,1	24,8	23,1	20,9	18,8	
Οκτώβριος	10,4	10,0	8,6	8,3	7,7	10,2	13,9	20,1	26,0	27,6	26,0	24,6	23,3	21,0	18,6	
Νοέμβριος	10,4	9,7	8,9	8,0	7,9	10,5	14,2	20,6	26,4	27,7	25,9	24,4	23,4	21,0	18,6	
Δεκέμβριος	10,3	9,6	8,9	8,0	8,4	10,6	14,7	21,2	26,4	27,4	25,8	23,9	23,4	20,9	18,5	

Σχήμα 11 : Παρουσίαση δεδομένων σε μορφή Excel

Η συλλογή και αποθήκευση των παραπάνω δεδομένων έγινε σε φύλλα excel, ώστε να γίνει εύκολα η επεξεργασία τους από το μοντέλο (ANFIS) μέσω του προγράμματος της Matlab.

Παρακάτω οι πίνακες από 1 μέχρι 4 παρουσιάζουν αυτά τα αποτελέσματα με δεδομένα τον αριθμό επαναλήψεων (epoch_no=500) και την αύξηση του μεγέθους βήματος (ss_no) = 0.1.

Πίνακας 1 :Αποτελέσματα για τα σφάλματα Anfis για αριθμό γλωσσικών μεταβλητών (mf_no) = 2

mf type	MSE_anfis	RMSE_anfis_c	MAE_anfis_c	MAPE_anfis_c
gbellmf	0,5160	0,7222	0,6770	2,9202
trimf	0,7740	0,8797	0,7808	3,2809
gauss2mf	0,5252	0,7247	0,6829	2,9322
gaussmf	0,5911	0,7688	0,7340	3,1063
trapmf	0,5054	0,7109	0,6625	2,8620

Πίνακας 2:Αποτελέσματα για τα σφάλματα Anfis για αριθμό γλωσσικών μεταβλητών (mf_no) = 3

mf type	MSE_anfis	RMSE_anfis_c	MAE_anfis_c	MAPE_anfis_c
gbellmf	0,5538	0,7442	0,7059	3,0209
trimf	2,1049	1,4508	1,1801	4,7606
gauss2mf	0,5501	0,7417	0,7032	3,0078
gaussmf	0,5092	0,7136	0,6640	2,8768
trapmf				

Πίνακας 3:Αποτελέσματα για τα σφάλματα Anfis για αριθμό γλωσσικών μεταβλητών (mf_no) = 4

mf type	MSE_anfis	RMSE_anfis_c	MAE_anfis_c	MAPE_anfis_c
gbellmf	1,9297	1,3892	1,1844	4,7982
trimf	1,1951	1,0932	0,9215	3,8146
gauss2mf	0,6050	0,7778	0,7427	3,1589
gaussmf	10,2577	3,2028	2,2252	8,6266
trapmf	0,6558	0,8098	0,7708	3,2692

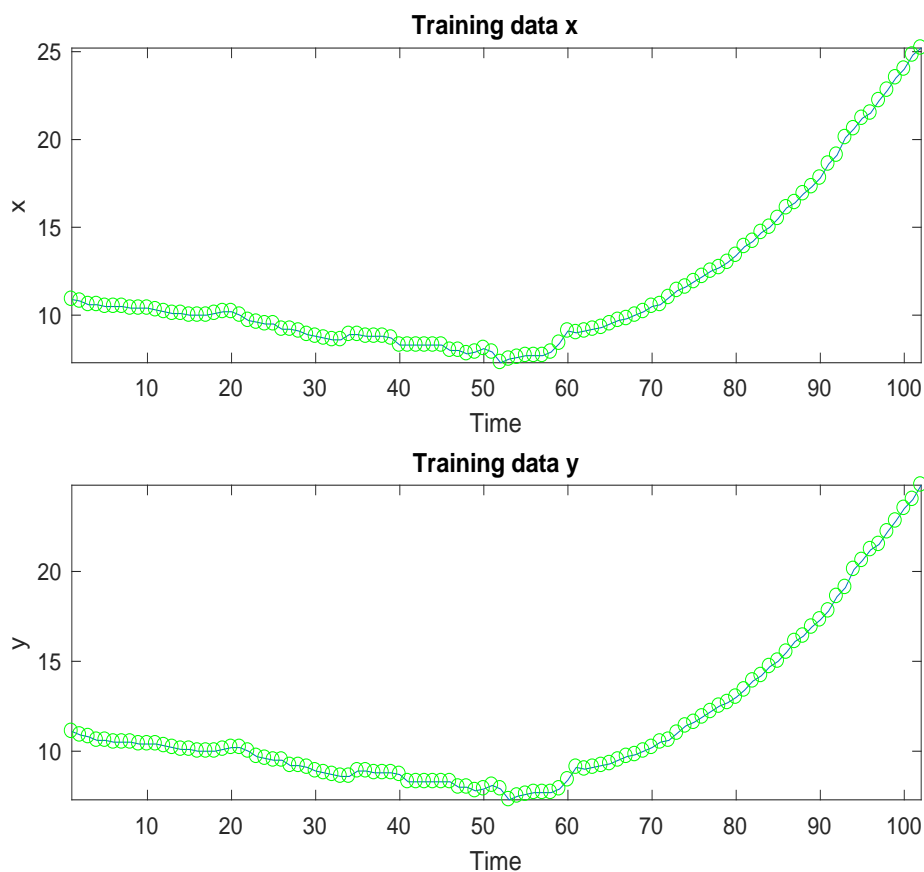
Πίνακας 4:Αποτελέσματα για τα σφάλματα Anfis για αριθμό γλωσσικών μεταβλητών (mf_no) = 5

mf type	MSE_anfis	RMSE_anfis_c	MAE_anfis_c	MAPE_anfis_c
gbellmf	27,2004	5,2154	3,0335	11,5297
trimf	50,0774	7,0765	4,5034	17,0509
gauss2mf	0,4547	0,6743	0,5824	2,5939
gaussmf	0,5279	0,7266	0,6551	2,8194
trapmf	0,4674	0,6837	0,5978	2,6451

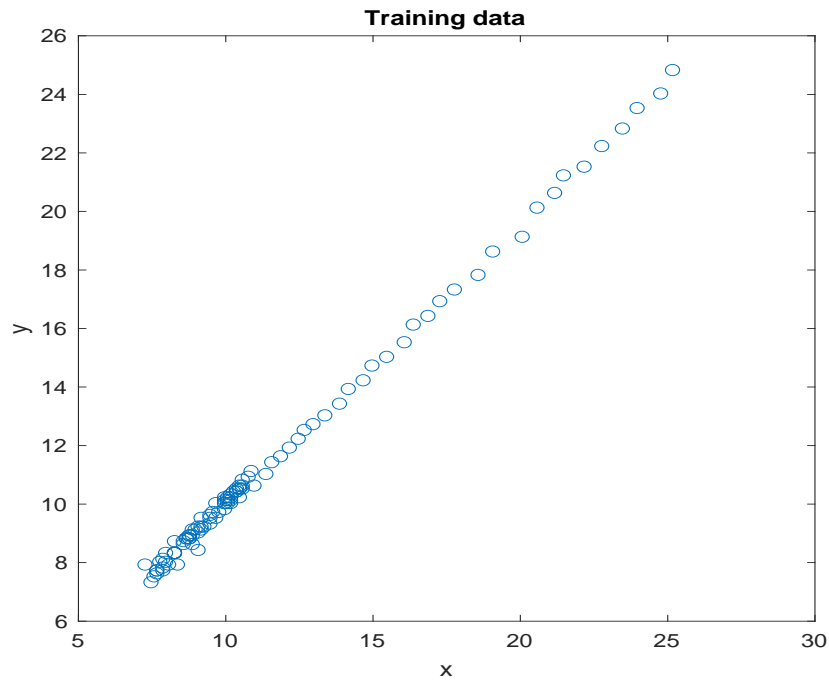
Ο δείκτης κλειδί είναι ο RMSE με τιμή 0,6743. Όπως υπολογίστηκε στον πίνακα 4 με την συνάρτηση gauss2.

Παρακάτω παρουσιάζονται τα γραφήματα επεξεργασίας δεδομένων, παρουσίασης σφαλμάτων και την ικανότητα πρόβλεψης για μοντέλα Anfis με τις τιμές προβλέψεις και τις πραγματικές τιμές.

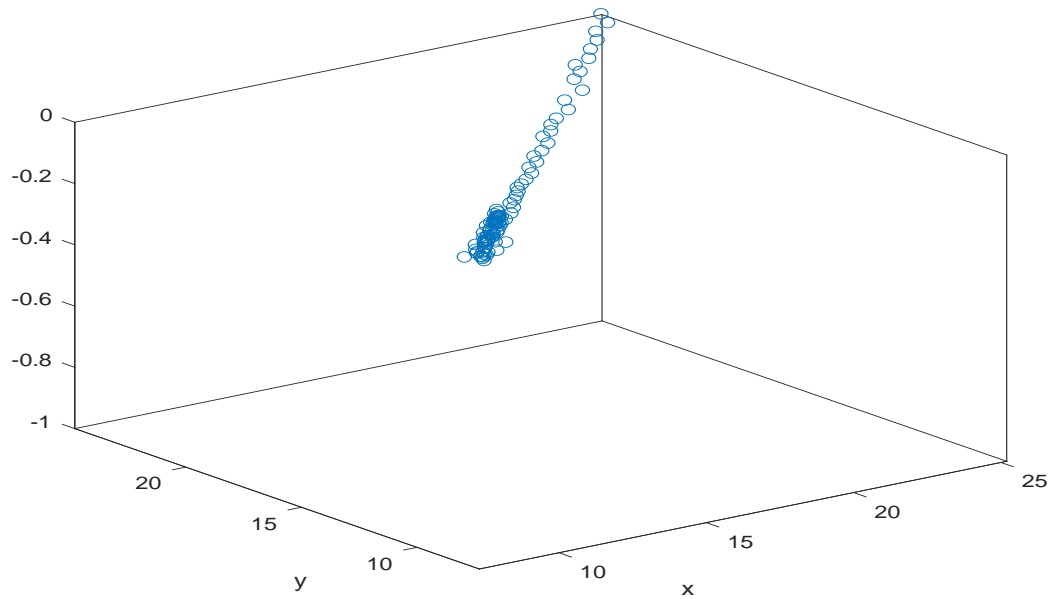
Σε αυτό το σημείο θα πρέπει να πούμε ότι τα σχήματα που ακολουθούν για το σύστημα Anfis, αφορούν την συνάρτηση Gauss2 και συγκεκριμένα στο σημείο όπου τα σφάλματα έχουν την μικρότερη τιμή. Δηλαδή, όταν έχουμε αριθμό εισόδου 5 γλωσσικών μεταβλητών



Γράφημα 1 Δεδομένα εκπαίδευσης (διασπορά)



Γράφημα 2 : Δεδομένα εκπαίδευσης (διασπορά) σε δισδιάστατη μορφή

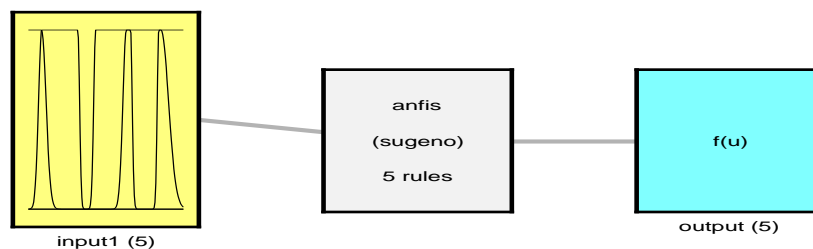


Γράφημα 3: Δεδομένα εκπαίδευσης (διασπορά) σε τρισδιάστατη μορφή

Πίνακας 5 : Οι τύποι παραμέτρων ANFIS και οι τιμές τους που χρησιμοποιούνται για την εκπαίδευση

Παράμετροι ANFIS	Τιμή
Τύποι MF	<i>Gauss, Gbell, Gauss2, Trim, Tram</i>
Αριθμός γλωσσικών μεταβλητών (MFs)	2 έως 5
Output MF	Γραμμική
Αριθμός κόμβων	24
Αριθμός γραμμικών παραμέτρων	10
Αριθμός μη γραμμικών παραμέτρων	20
Συνολικός αριθμός των παραμέτρων	30
Αριθμός δεδομένων εκπαίδευσης ανά ζεύγος	102
Αριθμός δεδομένων αξιολόγησης ανά ζεύγος	80
Αριθμός ασαφών κανόνων	5

Πίνακας 5, περιγράφει το είδος και τις τιμές των παραμέτρων ANFIS για τις μεταβλητές εισόδου και τις γλωσσικών μεταβλητών ανά είσοδο. Η τεχνική επιλογής εισόδου που έχει χρησιμοποιηθεί έχει μειώσει τους κανόνες σε 5.

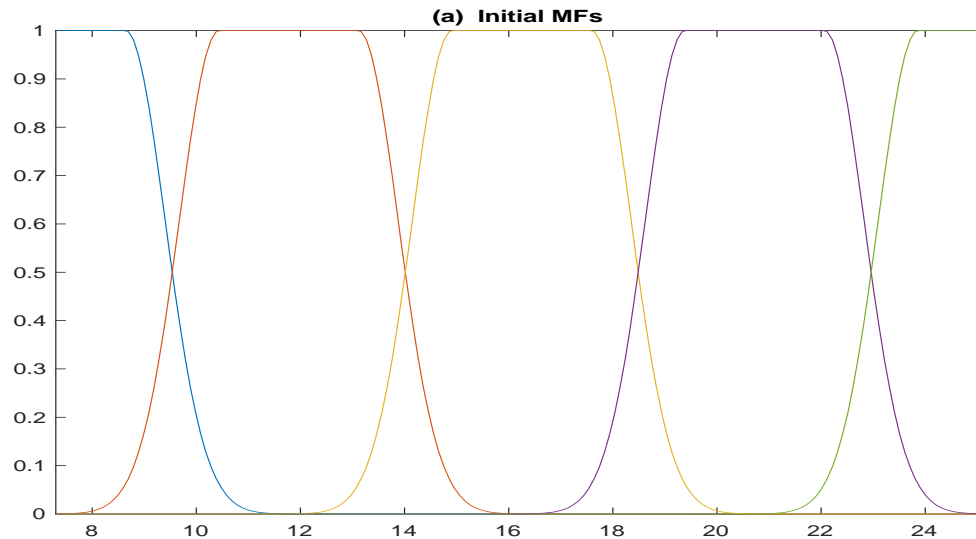


System anfis: 1 inputs, 1 outputs, 5 rules

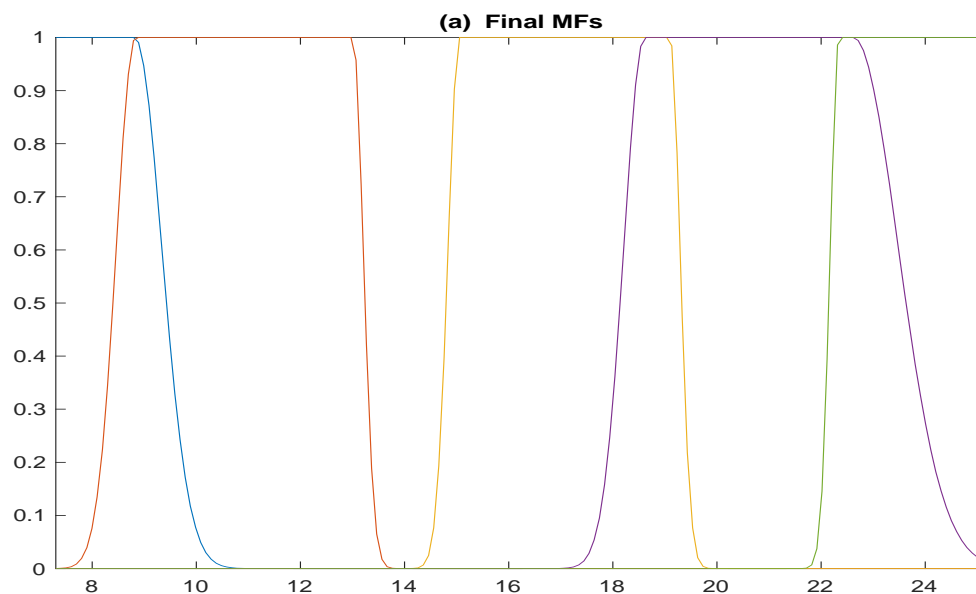
Σχήμα 12: Το μοντέλο Anfis

Στο σχήμα 12 παρατηρούμε ότι έχουν εισαχθεί πέντε γλωσσικοί μεταβλητές και έχει γίνει χρήση συστήματος Sugeno. Το σύστημα Sugeno θα αρχικοποιήσει το μοντέλο μέσω της μεθόδου ομαδοποίησης δεδομένων Subtractive Clustering και της μεθόδου βελτιστοποίησης Linear Least Squares Estimation. Στην συνέχεια η έξοδος εκφράζεται σε μια συνάρτηση, όπως φαίνεται και στο σχήμα δηλαδή :

System anfis: 1 inputs, 1 outputs, 5 rules

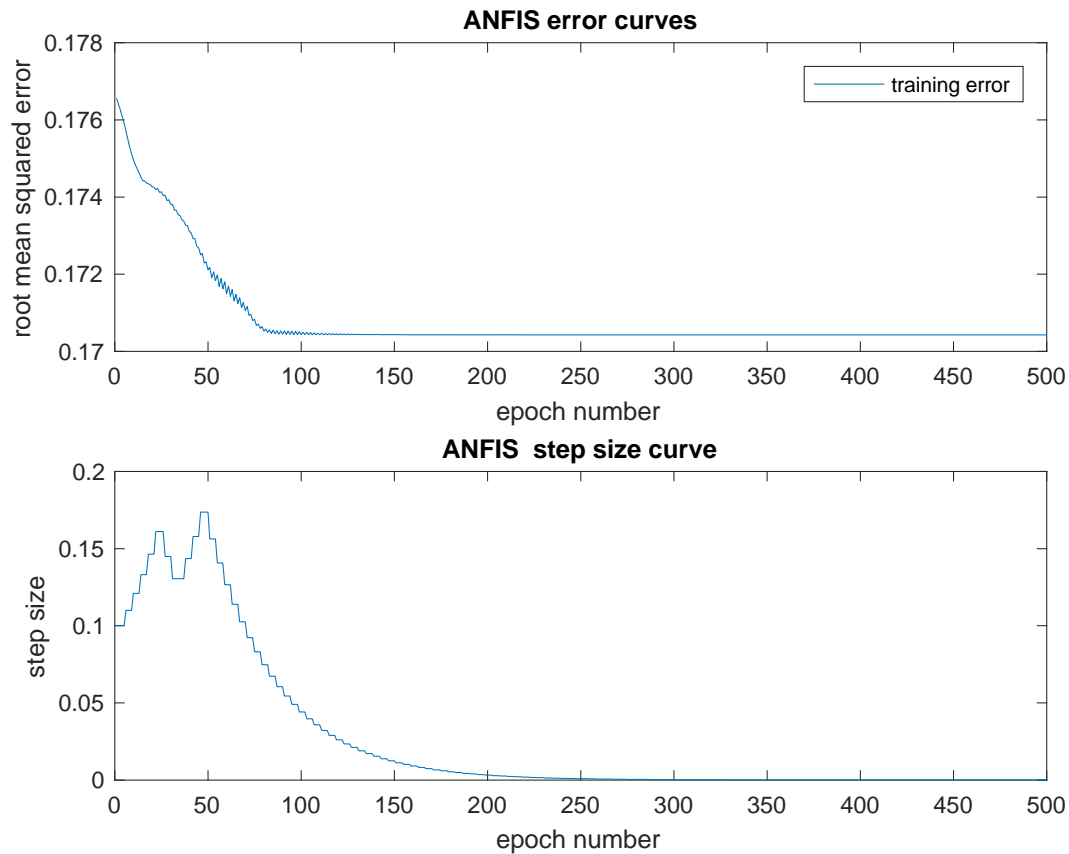


Γραφημα 4 : Αρχική διάταξη των γλωσσικών μεταβλητών



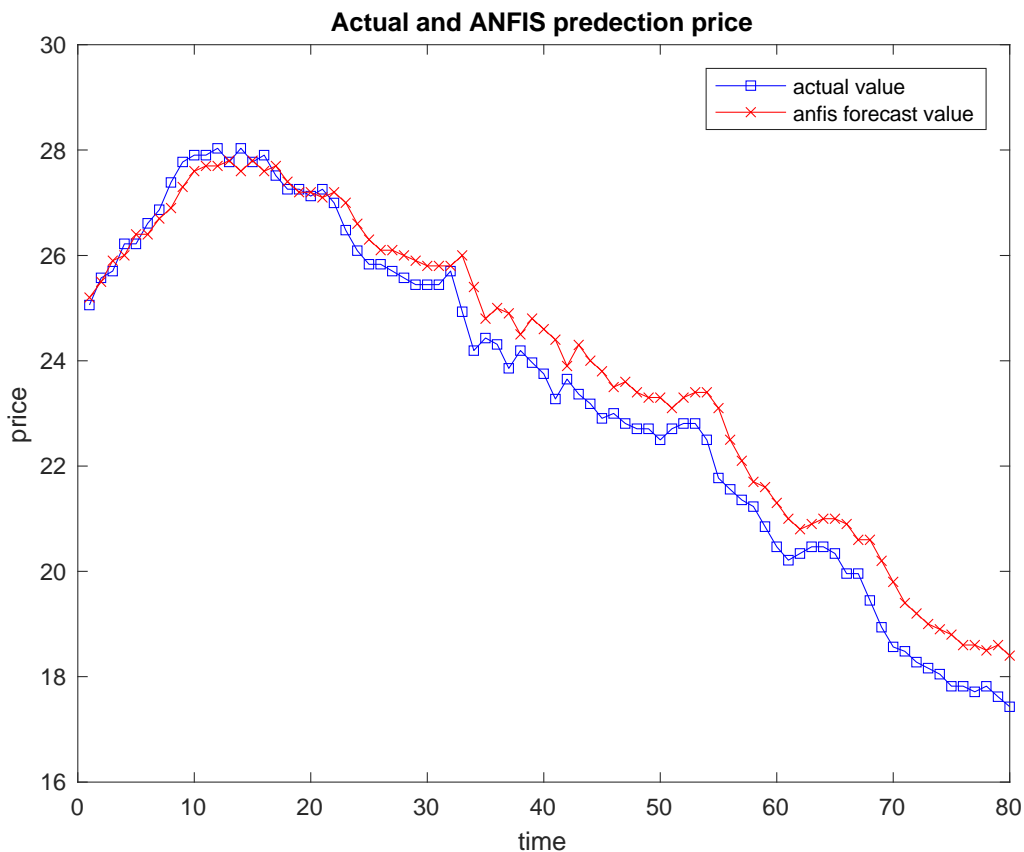
Γράφημα 5 : Τελική διάταξη γλωσσικών μεταβλητών

Στα γραφήματα 4 και 5 είναι τοποθετημένοι οι γλωσσικοί μεταβλητές πριν και μετά την εκπαίδευση του μοντέλου. Αυτό που παρατηρούμε είναι ότι το Anfis ενοποιεί μία ασαφή μηχανή συμπερασμού με ένα προσαρμοστικό δίκτυο, το οποίο μαθαίνει τη σχέση μεταξύ των εισόδων και του εξόδου. Η τελική έξοδος προκύπτει από έναν σταθμικό μέσο όρο.



Γράφημα 6: Καμπύλες σφαλμάτων και καμπύλες μεγέθους βήματος της δοκιμής

Στο Γραφημα 6 παρατηρούμε ότι καθώς ο αριθμός επανάληψης κατά την εκπαίδευση αυξάνεται σταθεροποιείται η ρίζα του μέσου τετραγωνικό σφάλματος και μειώνονται οι διακυμάνσεις του. Παρομοια εικόνα μας δίνει και το δευτερο διάγραμμα, όπου με την αύξηση επαναλήψεων της εκπαίδευσης μειώνεται και το βήμα μείωσης του σφάλματος.



Γράφημα 7 :Σύγκριση προβλέψεων του ANFIS έναντι των επιθυμητών τιμών της δοκιμής

Στο διάγραμμα 7 παρατηρούμε μια γραφική απεικόνιση της πρόβλεψης με το μοντέλο ANFIS. Η κόκκινη γραμμή με αστεράκια απεικονίζει τις προβλέψεις του μοντέλου ANFIS. Οι μπλε γραμμή με τα τετράγωνα απεικονίζει τις πραγματικές τιμές. Κάνοντας διαγραμματική σύγκριση των πραγματικών τιμών με τις τιμές πρόβλεψης οπτικά φαίνεται ότι τα αποτελέσματα του μοντέλου ANFIS πλησιάζουν με μεγάλη ακρίβεια τις πραγματικές τιμές. Το μοντέλο συλλαμβάνει τη σωστή τάση και αυτό μας δείχνει την σχετικά μεγάλη αποδοτικότητα του.

4. Συμπεράσματα

Η πρόβλεψη του ποσοστού ανεργίας έγινε με ένα προσαρμοστικό δίκτυο με σύστημα ασαφούς συμπερασμού (ANFIS). Το μοντέλο προβλέπει σχέδιο πρόβλεψης ένα βήμα μπροστά. Η μέθοδος δοκιμής και σφάλματος χρησιμοποιήθηκε για να αποφασιστεί ο τύπος της συνάρτησης μέλους που περιγράφει καλύτερα το μοντέλο και παρέχει το ελάχιστο λάθος. Η συνάρτηση μέλους gauss2 έδωσε τα καλύτερα αποτελέσματα με τιμή 0,6743.

Τα αποτελέσματα παρουσιάστηκαν και συγκρίθηκαν με βάση τέσσερα διαφορετικά είδη σφαλμάτων: MSE, RMSE, MAE και MAPE. Το μοντέλο ANFIS δίνει τα καλύτερα αποτελέσματα για την περίπτωση των λειτουργιών συμμετοχής πέντε Gauss2 και 500 εποχών. Αυτή η έρευνα στόχευε να αποδείξει ότι μια νευρο-ασαφής προσέγγιση μπορεί να χρησιμοποιηθεί για την πρόβλεψη του ποσοστού ανεργίας. Οι αδύναμες πτυχές άλλων μεθοδολογιών πρόβλεψης για χρονολογικές σειρές μπορούν να ξεπεραστούν με το προτεινόμενο προσαρμοστικό δίκτυο με σύστημα ασαφούς συμπερασμού (ANFIS). Τα διαθέσιμα δεδομένα με τη μορφή ζευγών εξόδου εισόδου μπορούν να χρησιμοποιηθούν στο ANFIS με σχετική ευκολία.

Χωρίς να έχουμε τον ισχυρισμό ότι επιλύθηκε ολόκληρο το πρόβλημα της πρόβλεψης του ποσοστού ανεργίας, μπορούμε να επισημάνουμε ότι τα ευρήματα αυτής της μελέτης έχουν διαχειριστικές και πρακτικές επιπτώσεις. Περαιτέρω βελτιώσεις είναι ακόμα δυνατές εάν εισαχθούν πολλές πληροφορίες στον αλγόριθμο εκμάθησης.

Η έρευνα που πραγματοποιήθηκε απέδειξε επίσης, ότι τα αποτελέσματα του ANFIS είναι πολύ κοντά με τις πραγματικές τιμές. Αυτό είναι κατανοητό από τα σχήματα και τους συγκριτικούς πίνακες που παρουσιάστηκαν. Βάση των αποτελεσμάτων, το μοντέλο Anfis είχε επιτυχία στις προβλέψεις του αποτελώντας ένα εξαιρετικό συμβουλευτικό σύστημα με προβλεπτικές δυνατότητες.

Σημαντικό πλεονέκτημα του συστήματος Anfis είναι η δυνατότητα της γρήγορης ενσωμάτωσης των νέων δεδομένων για να επανεκπαιδευτεί. Στο πρόγραμμα Matlab προσφέρεται ειδικό παράθυρο διαλόγου όπου ο χρήστης μπορεί, μετά την επεξεργασία των δεδομένων και την εκπαίδευση του συστήματος, να κάνει χρήση ή να εκπαιδεύσει καινούργιο.

Η ευκολία του χειρισμού του είναι ένα ακόμα από τα προτερήματα του. Ο ερευνητής μπορεί να τρέξει κάποιο μοντέλο, να το εκπαιδεύσει ή να κατασκευάσει ένα καινούργιο, χωρίς δυσκολία. Η χρήση του συστήματος ANFIS απαιτεί από τον μελετητή να κατέχει κάποιες ιδιαίτερες γνώσεις, όπως στατιστικές μεθόδους, αριθμητική ανάλυση, αλγεβρικά συστήματα και πίνακες. Να γνωρίζει τα νευρωνικά δίκτυα και πως μπορούν να εκπαιδευτούν, καθώς και την προσαρμογή τους με τη θεωρία της ασαφούς λογικής.

Οφείλουμε να αναφέρουμε ότι χαμηλές τιμές στα σφάλματα δεν εξασφαλίζουν μεγαλύτερο ποσοστό επιτυχίας στην πρόβλεψη της ανεργίας. Πρέπει επίσης να

σημειωθεί, ότι αν και υπάρχει βελτίωση του ποσοστού σωστής πρόβλεψης του χρήστη αυτό δεν οδηγεί πάντα σε αυξημένα ποσοστά πρόβλεψης της διαδικασίας.

Υπάρχει ακόμα η δυνατότητα, μέσα από τους κανόνες και τα γραφήματα που εξάγονται να ανακαλυφθούν προβλήματα τα οποία μπορούμε να τα λύσουμε με ευκολία κατά την διάρκεια εκπαίδευσης του μοντέλου. Δυστυχώς, απαιτούνται επενδύσεις και πρόσβαση σε τεχνολογικό εξοπλισμό από τους ερευνητές γιατί οι ανάγκες για επεξεργαστική ισχύ μεγαλώνουν, όμως τα αποτελέσματα που μπορούν να αντληθούν, αντισταθμίζουν αυτό το γεγονός.

Συμπερασματικά αναφέρουμε ότι ο συνδυασμός της ασαφούς λογικής και των νευρωνικών δικτύων χρειάζεται λίγο χρόνο και χαμηλό κόστος ανάπτυξης του μοντέλου, για τον επιτυχή σχεδιασμό και τη βελτιστοποίηση των συναρτήσεων συμμετοχής με στόχο την μεγαλύτερη απόδοση του συστήματος.

5. Επίλογος - Προτάσεις

Η κρίση χρέους της Ελλάδας και τα μέτρα που ψηφίστηκαν στο πλαίσιο των Μνημονίων έχουν ως συνέπεια την εκτίναξη των ποσοστών ανεργίας σε πρωτόγνωρα για την ελληνική αγορά εργασίας επίπεδα. Δυστυχώς όμως, αυτό που παρατηρείται είναι ότι η Ελλάδα αντιμετωπίζει ένα από τα μεγαλύτερα ποσοστά ανεργίας στην Ευρώπη, κατακτώντας τη θλιβερή αυτή πρωτιά ανά τακτά χρονικά διαστήματα διαχρονικά μέσα στην πάροδο των ετών.

Η εφαρμογή του συστήματος ANFIS στην πρόβλεψη του ποσοστού ανεργίας απέδωσε ικανοποιητικές αποδόσεις. Βέβαια, θα ήταν βέλτιστο να υπήρχαν περισσότερα στατιστικά στοιχεία παλαιότερων ετών που θα δύναται να χρησιμοποιηθούν, αλλά πηγες τέτοιων στοιχείων δεν ήταν εύκολο να ανευρεθούν. Είναι πολύ σημαντικό για ένα μελετητή να έχει πρόσβαση σε πηγες στατιστικών δεδομένων, για το λόγο ότι μπορεί να εξάγει καλύτερα και πιο σίγουρα συμπεράσματα και να δώσει λύση σε ουσιαστικά προβλήματα.

Παρόλο το σχετικά μικρό διάστημα λήψης των στοιχείων, το μοντέλο επιβεβαίωσε την απόδοση του προτεινόμενου συστήματος πρόβλεψης. Η ασαφής λογική μπορεί να ενσωματώσει τη γνώση των ειδικών με άμεσο και εύκολο τρόπο χρησιμοποιώντας κανόνες και γλωσσικές μεταβλητές.

Τα τελευταία χρονιά όλο και περισσότεροι ερευνητές χρησιμοποιούν τα συστήματα ασαφούς λογικής και τα νευρωνικά δίκτυα για τις επιστημονικές τους εφαρμογές. Η λειτουργία των συστημάτων θα λέγαμε ότι είναι συμπληρωματική παρά ανταγωνιστική των συμβατικών μεθόδων. Για το λόγο αυτό θα πρέπει να χρησιμοποιούνται παράλληλα και σε συνεργασία και όχι κατά αποκλειστικότητα για την έρευνα της λύσης των διάφορων προβλημάτων.

ΒΙΒΛΙΟΓΡΑΦΙΑ

1. Arzu N. (2003) - A Temporal Neuro-Fuzzy Approach For Time Series Analysis, The Middle East Technical University
2. Atsalakis, G. S. and K. P. Valavanis (2009). "Surveying stock market forecasting techniques - Part II: Soft computing methods." *Expert Systems with Applications* 36(3, Part 2): 59325941
3. Atsalakis, G. S., & Valavanis, K. P. (2009). Forecasting stock market short-term trends using a neuro-fuzzy based methodology. *Journal of Expert Systems with Applications*, 36, pp. 10696-10707.
4. Atsalakis, G., Bellonias, L., & Zopounidis, C. (2008). Federal funds effective rate forecasting by a neuro-fuzzy system. The 7 th Conference of Hellenic Finance and Accounting Association. Chania: Technical University of Crete.
5. Cox, E. (1992, April). The Seven Noble Truths of Fuzzy Logic. *Computer Design*. Retrieved from <http://www.vgt.bme.hu/okt/fuzzy/seven.htm>
6. Freisleben, B. Ripper, K. (1998) - Economic forecasting using neural networks, *Neural Networks, Proceedings., IEEE International Conference on Volume 2, Issue , Nov/Dec, Page(s):833 - 838 vol.2*
7. Hampel K. and Kunz M. (2006) - Regional Unemployment Forecasting Using Structural-Component Models with Spatial Autocorrelation, *European Regional Science Association in its series ERSA conference papers with number ersa06p196.*
8. Kaburlasos, V. G., & Kehagias, A. (2007). Novel fuzzy inference system (FIS) analysis and design based on lattice theory. *IEEE Transactions on Fuzzy Systems*, 15(2), pp. 243-260.
9. Kaburlasos, V. G., & Kehagias, A. (2014). Fuzzy inference system (FIS) extensions based Goguen, J. A. (1967). L-fuzzy sets. *Journal of Mathematical Analysis and Applications*, 18(1), pp. 145-174. *Fuzzy Systems*, 22(3), pp. 531-546.
10. Kaburlasos, V. G., Papadakis, S. E., & Papakostas, G. A. (2013). Lattice computing extension of the FAM neural classifier for human facial expression recognition. *IEEE Transactions on Neural Networks and Learning Systems*, 24(10), pp. 1526-1538.
11. Kaburlasos, V., & Petridis, V. (2000). Fuzzy lattice neurocomputing (FLN) models. *Neural Networks*, 13(10), pp. 1145-1170
12. Kasabov N. - Investigating the Adaptation and Forgetting in Fuzzy Neural Networks Through a Method of Training and Zeroing, University of Otago, P.O.Box 56, Dunedin, New Zealand
13. Klir, G. J., & Yuan, B. (1995). *Fuzzy Sets and Fuzzy Logic: Theory and Applications*. Upper Saddle River, NJ: Prentice Hall.
14. Mamdani, E. H., & Assilian, S. (1975). An experiment in linguistic synthesis with a fuzzy logic controller. *Intl. Journal of Man-Machine Studies*, 7(1), pp. 1-13.

15. Moshiri S. and Brown L. (2008) - Unemployment Variation over the Business Cycles: A Comparison of Forecasting Models, Journal of Forecasting, Forthcoming
16. Partridge M. D. and Rickman D.S. (1998) - Generalizing the Bayesian Vector Autoregression Approach for Regional Interindustry Employment Forecasting, American Statistical Association in its journal Journal of Business and Economic Statistics, Volume (Year): 16 (1998) Issue (Month): 1 (January), Pages: 62-72
17. Pattuelli et al (2006) - New Neural Network Methods for Forecasting Regional Employment: an Analysis of German Labour Markets, Journal of Spatial Economic Analysis, Volume (Year): 1 Issue (Month): 1 (June), Pages: 7-30
18. Pelaez and Rolando F. (2006) - Using Neural Nets To Forecast The Unemployment Rate: A Promising Application Of An Emerging Quantitative Method, Publication: Business Economics Date: Sunday, January 1 2006
19. Seferiades S. (2003) - The European Employment Strategy Against a Greek Benchmark: A Critique, European Journal of Industrial Relations, Vol. 9, No. 2, 189-203, SAGE Publications
20. Takagi, T., & Sugeno, M. (1985). Fuzzy identification of systems and its applications to modeling and control. IEEE Trans. on Systems, Man and Cybernetics, 15(1), pp. 116-13
21. Vasantha Kandasamy, Subhaashree S. (2000) - Multivalent fuzzy cognitive maps to study the unemployment problems, Symposium on mathematical methods and Applications, Indian Institute of Technology, Chennai, India
22. Zadeh, L. A. (1965). Fuzzy sets. Information and Control, 8, pp. 338-353.
23. Zadeh, L. A. (1975). The concept of a linguistic variable and its application to approximate reasoning - I. Information Sciences, 8(3), pp. 199-249.
24. Zadeh, L. A. (1999). From computing with numbers to computing with words. From manipulation of measurements to manipulation of perceptions. IEEE Trans. on Circuits and Systems - I, 46(1), pp. 105-119.
25. Άγγελος Ευστράτογλου, Πρόσφατες Εξελίξεις Στην Απασχόληση Και Παραγωγικό Υπόδειγμα Της Ελληνικής Οικονομίας Κείμενα Παρέμβασης Για Την Προώθηση Του Διαλόγου Στην Πολιτική, Την Οικονομία, Την Εκπαίδευση ΙΝΕ ΓΣΕΕ
26. Βρυώνης Μιχαήλ Γαβριήλ , Υπόδειγμα Ερμηνείας-Πρόβλεψης Του Ποσοστού Ανεργίας Στην Ελλάδα Πανεπιστήμιο Πελοποννήσου Τμήμα Οικονομικών Επιστημών ΠΤΜΣ Οργάνωση και Διοίκηση Δημοσίων Υπηρεσιών, Δημοσίων Οργανισμών και Επιχειρήσεων 2014
27. Γ.Κοκολάκης, (2004), Αθήνα, «Ανάλυση Χρονοσειρών», Available from: <http://www.math.ntua.gr/~kokolakis>
28. Γεωργία Καλαμβόκη, Μέθοδοι Πρόβλεψης Χρονοσειρών: Χρονοσειρές Στην Ελληνική Οικονομία , Μεταπτυχιακή Διπλωματική Εργασία Πάτρα, Φεβρουάριος 2017
29. Γεωργία Μαργιά, (2009), Θεσσαλονίκη, «Ανάλυση & Πρόβλεψη Χρονοσειρών»,
30. Γεώργιος Γαρδέρης, (2015), Αθήνα, «Μελέτη Κριτηρίων Λογαρίθμησης προς Βελτίωση της Προβλεπτικής Ικανότητας της Μεθόδου Theta (Θ)»

31. Γιαννακης Περικλής, Ιεραρχική Νευρο-Ασαφής Δομή Δέντρου Για Την Μοντελοποίηση Πολυεπιπεδων Δυναμικών Συστημάτων, Θεσσαλονίκη Φεβρουάριος 2010
32. Γιωργιος Ιωαννιδης ,Χρίστος Πιερρος, Αντιμετωπίζοντας την κρίση της απασχόλησης: « Μια πρόταση για τη μείωση του ποσοστού ανεργίας κατά δέκα ποσοστιαίες μονάδες εντός τριών ετών» ΙΝΣΤΙΤΟΥΤΟ ΕΡΓΑΣΙΑΣ ΓΣΕΕ Παρατηρητήριο Οικονομικών και Κοινωνικών Εξελίξεων Φεβρουάριος 2015
33. Γιώργος Κρητικίδη, Αποτύπωση Της Μισθωτής Εργασίας Και Της Ανεργίας Στην Ελλάδα Από Το 2010 - 2017 Και Η Γεωγραφική Κατανομή Της. Μάιος 2018
34. Γραβός Ελευθέριος, (2005), Ιωάννινα, «Η Ανεργία στο Νομό Ιωαννίνων»,
35. Δεδουσόπουλος Α., (2000), Αθήνα, «Η κρίση στην αγορά εργασίας »,Εκδόσεις ΤΥΠΩΘΗΤΩ - Δαρδάνος
36. Δεδουσόπουλος Α., (2000), Αθήνα, «Θεωρίες Ανεργίας», Εκδόσεις ΤΥΠΩΘΗΤΩ
37. Δημήτριος Παπαϊωάννου, Πρόβλεψη Κατανάλωσης Ηλεκτρικής Ενέργειας Στην Κρήτη Με Το Νευρο-Ασαφές Σύστημα Anfis Χρησιμοποιώντας Χρονοσειρές Κατανάλωσης Ηλεκτρικής Ενέργειας, Χανιά Σεπτέμβριος 2004
38. Διπλωματική Διατριβή Μεταπτυχιακού Διπλώματος Ειδίκευσης Κατεύθυνση : «Εφαρμοσμένα Και Υπολογιστικά Μαθηματικά»
39. ΕΛΣΤΑΤ, Ιστοσελίδα Πηγή Στατιστικών Στοιχείων Ποσοστών Ανεργίας.
40. Ευαγγελία Γιρβαλάκη & Μαρία Σταμούλη, (2012), Ηράκλειο, «Ανεργία & Απασχόληση στην Ελληνική Αγορά Εργασίας την Τελευταία Δεκαετία
41. Ευθύμιος Ι. Νικολάου, (2007), Χανιά, «Συγκριτική Ανάλυση & Εφαρμογή
42. ΙΝΕ ΓΣΕΕ (2018). Η Ελληνική Οικονομία Και Η Απασχόληση , Ετήσια Έκθεση 2018
43. Ιωάννου Σοφία-Ευαγγελία, Πρόβλεψη Εισαγωγής Φυσικού Αερίου Με Νευροασαφή Συστήματα (Anfis) Και Νευρωνικά Δίκτυα, Διπλωματική Εργασία Χανιά 2013
44. Κοντέος, 2008, «Οικονομετρικές Μέθοδοι Αξιολόγησης Ενεργητικών Πολιτικών Απασχόλησης στην Ελλάδα,
45. Κορρέ Νικολία & Κατσίρου Ιωάννα - Μαρία, (2013), Πειραιάς, «Η στατιστική Απεικόνιση της Ανεργίας στην Ελλάδα & στην Ευρώπη & ο Ρόλος του ΟΑΕΔ»,
46. Κουγιουμτζής, (2007), Θεσσαλονίκη, «Κεφάλαιο 6: Χρονοσειρές», Available from: <http://users.auth.gr/dkugiu/Teach/DataAnalysis/Chr6.pdf>,
47. Κουτσοθαναση Βασιλική, Μεθοδοι Πρόβλεψης, Ανάλυση Και Εφαρμογή Πειραιάς 2015
48. Κώστας Συριόπουλος, (2004), Αθήνα, «Ανάλυση & Έλεγχοι Μονομεταβλητών Χρηματοοικονομικών Χρονολογικών Σειρών»
49. Λιανός Π., (1998), Αθήνα, «Οικονομική της Εργασίας», Εκδόσεις Ευγ.Μπενού
50. Λιβιέρης Ι., 2008, «Αποτίμηση Μεθόδων Εκπαίδευσης Τεχνητών Νευρωνικών Δικτύων & Εφαρμογές»,
51. Λυκοθανάσης Δ., & Μπεληγιάννης Γ., 1999, Πάτρα, «Υπολογιστική Νοημοσύνη ΙΙ», Πανεπιστήμιο Πατρών.
52. Ματθαίακη Βέρα, 2013, Καλαμάτα, «Διαχρονική μελέτη της ανεργίας σε περιφέρειες της χώρας: Η περίπτωση της Κρήτης»,
53. Μιχαήλ Μπεκιρης «Πρόβλεψη Πωλήσεων Με Τα Νευροασαφή Συστήματα (Anfis)» Διατριβή Για Το Μεταπτυχιακό Δίπλωμα Ειδίκευσης «Οργάνωση & Διοίκηση» Ιούνιος 2017

54. Μιχάλης Βαϊδάνης, (2005), Αθήνα, «Πρόβλεψη: Σημειώσεις για το μάθημα Αρχές Διοίκησης & Οργάνωσης Παραγωγής»,
55. Ντανή Αγγελική, (2009 - 2010), Πρέβεζα, «Η Εξέλιξη της Ανεργίας στην Ελλάδα»,
56. Θεόδωρος Παλυβός, Μιχάλης Χλέτσος, Πολιτικές απασχόλησης και ανεργία, Παρατηρητήριο απασχόλησης ερευνητική πληροφορική Α.Ε.
57. Παπαγιάννη Χ., 2009, Αθήνα, «Αποδοτικοί Αλγόριθμοι Σχεδίασης Δικτύων Επικοινωνιών Με Έμφαση Στην Ποιότητα Υπηρεσίας»,
58. Παπαδάκης Στυλιανός, Το νεύρο-ασαφές μοντέλο ANFIS Πρόβλεψη τιμών συναλλάγματος με νεύρο-ασαφή συστήματα, Ιούνιος 2014
59. Παπαδοπούλου Γεωργία, Μέθοδοι Πρόβλεψης, Διατριβή Μεταπτυχιακού Διπλώματος Ειδίκευσης Κατεύθυνση : «Εφαρμοσμένα Και Υπολογιστικά Μαθηματικά» Χανιά 2016
60. Πλέσσας Τ., 2012, «Εισαγωγή Αβεβαιότητας στη Βελτιστοποίηση Βασικών Χαρακτηριστικών Πλοίου»
61. Πούλη Ιωάννα « Ανασκόπηση Των Προσαρμοστικών Νεύρο Ασαφών Μεθόδων (Review Of Anfis) » Διπλωματική Εργασία, Χανιά 2011
62. Σκουτέλης Γιώργος, (1996), Αθήνα, «Η ανεργία: Αίτια και Λύσεις», Εκδόσεις International Forum
63. Σταυρούλα Γαζή, (2015), Πάτρα, «Γραμμικά Μοντέλα Χρονοσειρών & Αυτοσυσχέτισης»,.
64. Στρατογιάννη Αικατερίνη ,Πρόβλεψη Μελλοντικών Ακροτάτων Χρονοσειρών: «Η Περίπτωση Της Ανεργίας» Πάτρα 2017
65. Χριστίνα Καρακιουλάφη Μάνος Σπυριδάκης Ελένη Γιαννακοπούλου Δημήτρης Καραλής Γιώργος Σώρος « Ανεργία και εργασιακή επισφάλεια Διαστάσεις και επιπτώσεις σε καιρό κρίσης» ΙΝΣΤΙΤΟΥΤΟ ΕΡΓΑΣΙΑΣ ΓΣΕΕ Παρατηρητήριο Οικονομικών και Κοινωνικών Εξελίξεων Οκτώβριος 2014