



Πανεπιστήμιο Πειραιώς – Τμήμα Πληροφορικής

Πρόγραμμα Μεταπτυχιακών Σπουδών

«Προηγμένα Συστήματα Πληροφορικής»

Μεταπτυχιακή Διατριβή

Τίτλος Διατριβής	Ανάπτυξη εφαρμογής για τη δημιουργία εξατομικευμένων μουσικών επιλογών με τη χρήση Εξελιγμένων Ασαφών Γνωστικών Δικτύων Application development for the creation of personalized music choices using Advanced Fuzzy Cognitive Maps
Όνοματεπώνυμο Φοιτητή	Εμμανουήλ Μαργαρίτης
Πατρώνυμο	Γεώργιος
Αριθμός Μητρώου	ΜΠΣΠ/ 14054
Επιβλέπων	Μαρία Βίβου, Καθηγήτρια

Ημερομηνία Παράδοσης **Οκτώβριος 2020**

Τριμελής Εξεταστική Επιτροπή

(υπογραφή)

(υπογραφή)

(υπογραφή)

Μαρία Βίρβου
Καθηγήτρια

Ευθύμιος Αλέπης
Αναπληρωτής Καθηγητής

Ευάγγελος
Σακκόπουλος
Επίκουρος Καθηγητής

Περίληψη

Τα τελευταία 15 χρόνια χαρακτηρίζονται από μια τεράστια τεχνολογική ανάπτυξη κυρίως στο τομέα των κινητών τηλεφώνων. Τα έξυπνα τηλέφωνα πλέον αποτελούν αναπόσπαστο κομμάτι της ζωής του ανθρώπου. Η μουσική βιομηχανία δεν έμεινε ανεπηρέαστη από το γεγονός αυτό. Η πλειονότητα των ανθρώπων χρησιμοποιούν πλέον κυρίως ψηφιακά μέσα για την ακρόαση μουσικής. Μια από τις πιο διαδεδομένες εφαρμογές που προσφέρουν τέτοιες υπηρεσίες είναι το Spotify. Η εφαρμογή αυτή εκτός από την ακρόαση μουσικής προσφέρουν και τη δημιουργία μουσικών προτάσεων για το χρήστη. Οι προτάσεις αυτές αφορούν το γενικότερο προφίλ των μουσικών επιλογών του χρήστη. Η εργασία αυτή σαν στόχο έχει να δημιουργήσει μια εφαρμογή η οποία θα κάνει μουσικές προτάσεις στο χρήστη στοχεύοντας να ικανοποιήσει τις πιο βραχυπρόθεσμες επιθυμίες του. Για την υλοποίηση του στόχου αυτού χρησιμοποιούνται τα Εξελιγμένα Ασαφή Γνωστικά Δίκτυα. Η μέθοδος αυτή προσομοιάζει τον ανθρώπινο τρόπο σκέψης προκειμένου να μοντελοποιήσει ένα σύστημα. Αποτελεί συνδυασμό της Ασαφούς Λογικής και των Νευρωνικών Δικτύων και με τη χρήση τους επιτεύχθηκε η δημιουργία ενός σθεναρού και ταυτόχρονα ευέλικτου συστήματος μουσικής επιλογής. Η εργασία αυτή παρουσιάζει την διαδικασία που ακολουθήθηκε προκειμένου να αναπτυχθεί μια εφαρμογή σε λειτουργικό σύστημα Android και να ενσωματωθεί σε αυτή η μέθοδος των Ασαφών Γνωστικών Δικτύων.

Abstract

The last 15 years are characterized by a huge technological development mainly in the field of mobile phones. Smartphones are now an integral part of human life. The music industry was not unaffected by this. Most people now use mainly digital media to listen to music. One of the most popular applications that offer such services is Spotify. This application, in addition to listening to music, also offers the creation of music suggestions for the user. These suggestions concern the general profile of the user's music choices. The purpose of this thesis is to create an application that will make musical suggestions to the user aiming to satisfy his short-term desires. In order to achieve this goal Advanced Fuzzy Cognitive Maps are used. This methodology simulates the human way of thinking in order to model a system. It is a combination of Fuzzy Logic and Neural Networks and with their use was achieved the creation of a robust and at the same time flexible system of music selection. This work presents the process followed in order to develop an application in Android operating system and to integrate the Fuzzy Cognitive Maps methodology.

Πίνακας Περιεχομένων

Κεφάλαιο 1: Εισαγωγή.....	7
Κεφάλαιο 2: Ασαφή Γνωστικά Δίκτυα	8
2.1 Εισαγωγή.....	8
2.2 Περιγραφή Μαθηματικού Μοντέλου	10
2. 2. 1. Γενικευμένος Κανόνας Υπολογισμού	10
2. 2. 2. Ασαφές Γνωστικό Δίκτυο με αυτοτροφοδότηση κόμβων	11
2. 2. 3. Συναρτήσεις Συμπίεσης.....	12
2.3 Ανάπτυξη του Ασαφούς Γνωστικού Δικτύου.....	12
2. 3. 1. Υπολογισμός Βαθμού Συσχέτισης.....	13
2.4 Προσδιορισμός των βαρών του Ασαφούς Γνωστικού Δικτύου με Λεκτικές Μεταβλητές	15
2.5 Προσδιορισμός των βαρών του Ασαφούς Γνωστικού Δικτύου με Λεκτικούς Κανόνες.....	16
2.6 Αποασαφοποίηση Εξόδων	17
2. 6. 1. Αποασαφοποίηση μεγίστου.....	17
2. 6. 2. Αποασαφοποίηση μέσου όρου των μεγίστων (MOM).....	18
2. 6. 3. Αποασαφοποίηση κεντρώου (COA).....	18
2. 6. 4. Αποασαφοποίηση κέντρου βάρους (COG)	18
2.7 Σύνθεση Ασαφών Γνωστικών Δικτύων	20
2.8 Εξελιγμένα Ασαφή Γνωστικά Δίκτυα	22
Κεφάλαιο 3: Αρχιτεκτονική του συστήματος και τεχνολογίες που χρησιμοποιήθηκαν	25
3.1 Ανάλυση Απαιτήσεων.....	25
3.2 Αρχιτεκτονική του συστήματος	25
3.3 Τεχνολογίες που χρησιμοποιήθηκαν	26
3. 3. 1. Android Framework.....	26
3. 3. 2. External Libraries:	26
3. 3. 3. Spotify API.....	27
3. 3. 4. OpenWeatherMap API	29

3. 3. 5. Εξελιγμένα Ασαφή Γνωστικά Δίκτυα.....	30
3. 3. 6. SQLite.....	35
3. 3. 7. Smartphone sensors.....	36
Κεφάλαιο 4: Παρουσίαση και Χρήση της εφαρμογής.....	38
4.1 Use cases.....	38
4.2 Οθόνη Σύνδεσης.....	41
4.3 Οθόνη Επιλογής Μουσικών Ειδών.....	42
4.4 Οθόνη Επιλογής Υπηρεσιών Τοποθεσίας.....	43
4.5 Οθόνη Επιλογών Διάθεσης (Mood).....	43
4.6 Οθόνη Μουσικής Λίστας.....	45
4.7 Οθόνη Μουσικής Λίστας (Επιλεγμένο Μουσικό Κομμάτι).....	46
4.8 Οθόνη Μουσικής Λίστας.....	47
Κεφάλαιο 5: Συμπεράσματα και μελλοντική έρευνα.....	48
5.1 Συμπεράσματα.....	48
5.2 Μελλοντική Έρευνα.....	48
Κεφάλαιο 6: Βιβλιογραφία.....	49

Περιεχόμενα Σχημάτων

Σχήμα 1: Σχηματική απεικόνιση των Ασαφών Γνωστικών Δικτύων.....	9
Σχήμα 2: Ασαφές Γνωστικό Δίκτυο με αυτοτροφοδότηση.	11
Σχήμα 3: Συναρτήσεις συμμετοχής των λεκτικών τιμών των βαρών.	16
Σχήμα 4: Παράδειγμα αποασαφοποίησης βαρών.....	19
Σχήμα 5: Αρχιτεκτονική του συστήματος σε μια ματιά	26
Σχήμα 6: Διάγραμμα Ροής για τη λειτουργία του αλγορίθμου των Εξελεγμένων Ασαφών Γνωστικών Δικτύων	31
Σχήμα 7: Γραφική αναπαράσταση Εξελεγμένου Ασαφούς Γνωστικού Δικτύου	33
Σχήμα 8: Αποασαφοποίηση Διάθεσης Χρήστη	33
Σχήμα 9: Αποασαφοποίηση εισόδου καιρού	34
Σχήμα 10: Αποασαφοποίηση Εισόδου Ταχύτητα	34
Σχήμα 11: Αποασαφοποίηση εισόδου ηλικία.....	35
Σχήμα 12: Σχήμα της βάσης δεδομένων	36
Σχήμα 13: Οθόνη Σύνδεσης της εφαρμογής	41
Σχήμα 14: : Οθόνη επιλογής των μουσικών ειδών	42
Σχήμα 15: Οθόνη επιλογής υπηρεσιών τοποθεσίας.....	43
Σχήμα 16: Οθόνη επιλογής διάθεσης	44
Σχήμα 17: Οθόνη επιλογής μουσικής λίστας	45
Σχήμα 18: Οθόνη επιλογής μουσικής λίστας και επιλεγένο μουσικό κομμάτι	46
Σχήμα 19: Οθόνη Μουσικής Λίστας	47

Περιεχόμενα Πινάκων

Πίνακας 1: Πίνακας βαρών Ασαφούς Γνωστικού Δικτύου	35
Πίνακας 2: Προσδιορισμός βασικού use case	38
Πίνακας 3: Προσδιορισμός δευτερεύοντος use case	39

Κεφάλαιο 1: Εισαγωγή

Την τελευταία δεκαετία με την εξέλιξη της τεχνολογίας και τη μετατροπή των κινητών τηλεφώνων σε συσκευές αναγκαίες για την καθημερινότητα πολλές πλευρές της ζωής του ανθρώπου έχουν άμεσα συνδεθεί με αυτά. Η μουσική βιομηχανία δεν έμεινε ανεπηρέαστη από όλη αυτή την εξέλιξη. Στην νέα εποχή που έχει διαμορφωθεί η μουσική πλέον δεν διακινείται με φυσικά μέσα αλλά και με ηλεκτρονικά. Έχουν δημιουργηθεί εταιρίες των οποίων το κύριο προϊόν είναι να παρέχουν την δυνατότητα στον πελάτη να αποκτήσει σε ψηφιακή μορφή και έναντι κάποιου αντίτιμου, τη μουσική που επιθυμεί. Πλέον δεν είναι απαραίτητη η χρήση μηχανήματων για την αναπαραγωγή μουσικής αφού την θέση τους έχουν πάρει οι υπολογιστές αλλά και τα σύγχρονα έξυπνα κινητά τηλέφωνα μέσω ειδικά διαμορφωμένων εφαρμογών. Μια τέτοια εφαρμογή που επιτρέπει τη δωρεάν αλλά και επί πληρωμή, μέσω συνδρομής, ακρόαση μουσικής είναι το Spotify. Η εφαρμογή αυτή αποτελεί σήμερα μια από τις πιο διαδεδομένες εφαρμογές για την ακρόαση μουσικής τόσο σε ιδιωτικό όσο και σε επαγγελματικό επίπεδο αφού δίνει τη δυνατότητα επιλογής ανάμεσα σε εκατομμύρια μουσικά κομμάτια από τις πιο παλιές κυκλοφορίες μέχρι τις πιο πρόσφατες.

Ένα άλλο κομμάτι των υπηρεσιών που παρέχουν οι εταιρίες αυτές, πέρα από την ακρόαση μουσικής, είναι και η δημιουργία προτάσεων εξατομικευμένων για τον εκάστοτε χρήστη της εφαρμογής. Η μεγάλη εξέλιξη που έχει παρουσιαστεί στον τομέα της ανάλυσης δεδομένων με τη χρήση των νευρικών δικτύων και των τεχνικών μηχανικής μάθησης, έχει δώσει τη δυνατότητα στις εταιρίες αυτές να βελτιώνουν συνεχώς τις υπηρεσίες που προσφέρουν στους χρήστες τους. Εφαρμογές όπως αυτή του Spotify χρησιμοποιούν την πληθώρα των δεδομένων που είναι διαθέσιμες σχετικά με τον κάθε χρήστη και δημιουργούν προτάσεις οι οποίες γίνονται ολοένα και πιο ακριβείς [1].

Βέβαια οι προτάσεις αυτές (αφορούν την πρόταση ακρόασης καινούριων τραγουδιών και διαφορετικών καλλιτεχνών) επηρεάζονται κυρίως από τις ήδη υπάρχουσες μουσικές επιλογές του χρήστη. Το αποτέλεσμα της διαδικασίας αυτής αν και πολλά υποσχόμενο και σε πολλές περιπτώσεις ακριβές αφορά το γενικότερο πλαίσιο των μουσικών επιλογών του χρήστη και όχι τη διάθεση του και το τι επιθυμεί να ακούσει τη στιγμή που ανοίγει την εφαρμογή. Η βραχυπρόθεσμη επιλογή μουσικής συχνά επηρεάζεται από συνθήκες όπως είναι η διάθεση του ατόμου, ο καιρός, η δραστηριότητα[2]-[5]. Η παρούσα μεταπτυχιακή εργασία ασχολείται με την ανάπτυξη εφαρμογής σε περιβάλλον Android η οποία συνδέεται με την εφαρμογή του Spotify και θα βελτιώνει τον ήδη υπάρχοντα αλγόριθμο προτείνοντας μουσικές επιλογές βασισμένες στις πιο άμεσες επιθυμίες του χρήστη. Για την επεξεργασία των δεδομένων θα χρησιμοποιηθούν τα Εξελιγμένα Ασαφή Γνωστικά Δίκτυα (E-ΑΓΔ). Τα Ασαφή Γνωστικά Δίκτυα (ΑΓΔ) είναι ένας συνδυασμός της Ασαφούς Λογικής και των Νευρωνικών Δικτύων. Παρουσιάστηκαν για πρώτη φορά από τον Kosko το 1986 και είναι μια μεθοδολογία μοντελοποίησης η οποία επιτρέπει την περιγραφή ενός συστήματος με τρόπο που προσομοιάζει τον ανθρώπινο τρόπο σκέψης. Συγκεκριμένα χρησιμοποιούνται τα Εξελιγμένα Ασαφή Γνωστικά Δίκτυα τα οποία αποτελούν μια εξέλιξη της ήδη υπάρχουσας μεθόδου καθώς προσφέρει καλύτερα και πιο ακριβή αποτελέσματα.

Στη συνέχεια θα γίνει εκτενής περιγραφή των θεωρητικών εργαλείων αλλά και του πρακτικού μέρους της παρούσας εργασίας. Στο επόμενο κεφάλαιο (2) αναλύεται η μέθοδος των ασαφών γνωστικών δικτύων. Στο κεφάλαιο 3 παρουσιάζεται η αρχιτεκτονική του συστήματος και οι τεχνολογίες που χρησιμοποιήθηκαν για την ανάπτυξη της εφαρμογής. Στη συνέχεια, στο κεφάλαιο 4 γίνεται αναλυτική παρουσίαση της εφαρμογής που αναπτύχθηκε. Τέλος στο κεφάλαιο 5 παρουσιάζονται τα συνολικά συμπεράσματα που προέκυψαν από την εκπόνηση της εργασίας και γίνονται κάποιες προτάσεις για μελλοντική έρευνα.

Κεφάλαιο 2: Ασαφή Γνωστικά Δίκτυα

2.1 Εισαγωγή

Τα Ασαφή Γνωστικά Δίκτυα (ΑΓΔ) προήλθαν ως συνδυασμός των μεθόδων της ασαφούς λογικής και των Νευρωνικών Δικτύων. Αποτελούν μια υπολογιστική μέθοδο, η οποία είναι ικανή να εξετάζει καταστάσεις στις οποίες η ανθρώπινη διαδικασία συλλογισμού περιλαμβάνει ασαφείς και αβέβαιες περιγραφές. Ένα ΑΓΔ περιγράφει ένα σύστημα με μια γραφική απεικόνιση που παρουσιάζει το αιτιατό και το αίτιο μεταξύ των κόμβων, δίνουν δηλαδή τη δυνατότητα να περιγραφεί η συμπεριφορά ενός συστήματος με ένα απλό και συμβολικό τρόπο.

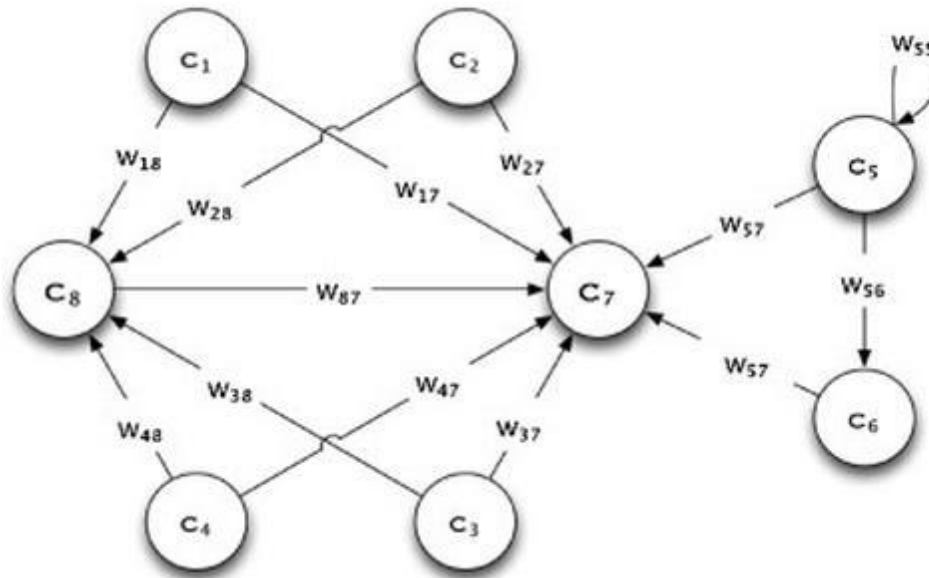
Για τη λειτουργία του συστήματος τα Ασαφή Γνωστικά Δίκτυα ενσωματώνουν τη συσσωρευμένη γνώση και την εμπειρία που προέρχεται από εμπειρογνώμονες, οι οποίοι γνωρίζουν το πως συμπεριφέρεται το σύστημα σε διάφορες περιστάσεις. Συνιστούν δηλαδή μία μέθοδο μοντελοποίησης που αποτελείται από ένα πλέγμα αλληλοσυνδεόμενων και αλληλοεξαρτώμενων κόμβων C_i (μεταβλητές), καθώς και από τις σχέσεις που υπάρχουν μεταξύ τους W (βάρη). Γενική περιγραφή των Ασαφών Γνωστικών Δικτύων.

Τα Ασαφή Γνωστικά Δίκτυα είναι μια υπολογιστική μέθοδος που δίνει τη δυνατότητα αντιμετώπισης πολύπλοκων συστημάτων ακριβώς όπως ο ανθρώπινος εγκέφαλος, χρησιμοποιώντας δηλαδή μια συλλογιστική διαδικασία που μπορεί να περιλαμβάνει διφορούμενες και αβέβαιες περιγραφές. Προσφέρουν λοιπόν μια οικονομική, ευέλικτη, ταχεία και ευπροσάρμοστη προσέγγιση σε μια πληθώρα προβλημάτων (κοινωνικά, πολιτικά, οικονομικά, περιβαλλοντικά και μηχανικά) τα οποία είναι εξαιρετικά πολύπλοκα και μια καθαρά μαθηματική προσέγγιση θα ήταν χρονοβόρα, επίπονη και θα απαιτούσε τη σπατάλη πολλών πόρων.

Τα ΑΓΔ εισήχθησαν από τον Kosko το 1986 για να αντιπροσωπεύσουν τη σχέση αιτιότητας μεταξύ εννοιών- κόμβων, έρχονται δηλαδή να αναπαραστήσουν τη γνώση με ένα συμβολικό τρόπο και μοντελοποιήσουν τη συμπεριφορά συστημάτων που περιέχουν στοιχεία με πολύπλοκες σχέσεις, οι οποίες πολλές φορές μπορεί να είναι κρυμμένες ή δυσανάγνωστες.[6]

Κατά τη δημιουργία ενός Ασαφούς Γνωστικού Δικτύου θα πρέπει να προσδιοριστεί ποιοι κόμβοι επηρεάζουν ποιους και ποια είναι η διασύνδεση μεταξύ τους. Έτσι το Ασαφές Γνωστικό Δίκτυο αποτελεί ένα πλέγμα αλληλοσυνδεόμενων κόμβων. Κάθε κόμβος αναπαριστά ένα βασικό χαρακτηριστικό του συστήματος. Κάθε διασύνδεση μεταξύ των κόμβων αντιπροσωπεύει μία σχέση αιτίας-αποτελέσματος που υφίσταται μεταξύ των εννοιών αυτών και καθορίζει το βαθμό και τον τρόπο, με τον οποίο η μία επηρεάζει τη διαμόρφωση της τιμής της άλλης.

Τα ΑΓΔ μπορούν να παρασταθούν σχηματικά με ένα δίκτυο αποτελούμενο από κόμβους που είναι διασυνδεδεμένοι μεταξύ τους με προσημασμένες συνδέσεις. Κάθε μία από αυτές τις συνδέσεις φέρει ένα βάρος διασύνδεσης. Οι κόμβοι αντιπροσωπεύουν τις έννοιες που χρησιμοποιούνται για να περιγράψουν τα βασικά χαρακτηριστικά του συστήματος και συνδέονται μεταξύ τους με σταθμισμένα τόξα που αντιπροσωπεύουν τις αιτιατές συνδέσεις που υπάρχουν μεταξύ των κόμβων-εννοιών. Οι διασυνδέσεις αυτές που μπορεί να υπάρχουν μεταξύ είτε μερικών είτε όλων των κόμβων του συστήματος επιτρέπουν την ανατροφοδότηση μεταξύ των κόμβων και τη δημιουργία κύκλων αλληλεπίδρασης. Στο παρακάτω σχήμα φαίνεται ο τρόπος με τον οποίο γίνεται η γραφική απεικόνιση των Ασαφών Γνωστικών Δικτύων.[7]



Σχήμα 1: Σχηματική απεικόνιση των Ασαφών Γνωστικών Δικτύων

Οι μεταβλητές που έχουν τη δυνατότητα να πάρουν είτε ασαφείς, είτε αριθμητικές τιμές ανάλογα με τη φύση του συστήματος που προσεγγίζεται. Οι τιμές των μεταβλητών αυτών κυμαίνονται στο διάστημα $[0, 1]$

Οι σχέσεις μεταξύ των δύο κόμβων περιγράφονται με τη χρήση λεκτικών μεταβλητών, οι οποίες στη συνέχεια μετατρέπονται σε αριθμητικές τιμές στο διάστημα $[-1, 1]$.

Κάθε διασύνδεση μεταξύ των δύο κόμβων καθορίζεται από το είδος και το βαθμό συσχέτισης. Το είδος της συσχέτισης περιγράφει αν η συσχέτιση είναι θετική, αρνητική ή δεν υφίσταται.

Υπάρχουν τρεις πιθανοί τύποι συσχετίσεων μεταξύ των κόμβων:

- $W_{ij} > 0$, θετική αιτιότητα. Όταν αυξάνεται η τιμή του κόμβου C_i , αυξάνεται και η τιμή του κόμβου C_j , και αντίστοιχα όταν μειώνεται η τιμή του κόμβου C_i μειώνεται και η τιμή του κόμβου C_j .
- $W_{ij} < 0$, αρνητική αιτιότητα. Όταν αυξάνεται η τιμή του κόμβου C_i , μειώνεται η τιμή του κόμβου C_j , και όταν μειώνεται η τιμή του κόμβου C_i αυξάνεται και η τιμή του κόμβου C_j .
- $W_{ij} = 0$ μηδενική αιτιότητα. Δεν υφίσταται σχέση, μεταξύ του κόμβου C_i και του κόμβου C_j .

Θεωρείται ότι δεν μπορεί να υπάρχει αιτιατή σχέση μεταξύ ενός κόμβου και του εαυτού του, αφού η συσχέτιση μεταξύ δύο κόμβων δηλώνει τη σχέση αιτίας και αποτελέσματος που υπάρχει μεταξύ τους. Άρα δεν υπάρχει διασύνδεση μεταξύ ενός κόμβου και του εαυτού του, και συνεπώς $W_{ii}=0$.

Η σχεδίαση και η ανάπτυξη του Ασαφούς Γνωστικού Δικτύου υλοποιείται από εμπειρογνώμονες που είναι γνώστες του εξεταζόμενου συστήματος και της λειτουργίας του. Αυτοί είναι υπεύθυνοι για την περιγραφή των λεκτικών μεταβλητών, οι οποίες στη συνέχεια μετατρέπονται σε αριθμητικές τιμές. Έτσι οι κόμβοι παίρνουν τιμές μεταξύ $[0, 1]$ και τα βάρη των διασυνδέσεων βρίσκονται στο διάστημα $[-1, 1]$ [8]- [10].

2.2 Περιγραφή Μαθηματικού Μοντέλου

Μετά την ανάπτυξη του Ασαφούς Γνωστικού Δικτύου μπορούμε να το χρησιμοποιήσουμε για να περιγράψουμε και να προσομοιώσουμε το σύστημα τη συμπεριφορά του οποίου έχουμε μοντελοποιήσει. Υπάρχουν δύο μέθοδοι για τον υπολογισμό σε κάθε βήμα της προσομοίωσης, την νέα τιμή της μεταβλητής του κάθε κόμβου. Η πρώτη λαμβάνει υπόψη της μόνο τις αλληλεπιδράσεις μεταξύ των διασυνδεδεμένων κόμβων ενώ η δεύτερη συμπεριλαμβάνει και την προηγούμενη τιμή της μεταβλητής του υπολογιζόμενου κόμβου. με σκοπό να συμμετέχει στον καθορισμό της νέας τιμής. [9]

Σύμφωνα με την πρώτη μέθοδο που περιγράφεται από την

$$A_i^t = f \left(\sum_{\substack{j=1 \\ j \neq i}}^N A_j^{t-1} \cdot W_{ji} \right) \quad (2.1)$$

Παρατηρούμε τα εξής:

Η τιμή του κόμβου C_i τη χρονική στιγμή t θα είναι A_i^t και εξαρτάται από τις τιμές των μεταβλητών των διασυνδεδεμένων κόμβων τη στιγμή $t-1$ πολλαπλασιασμένες με το αντίστοιχο βάρος W_{ji} . Το αποτέλεσμα του πολλαπλασιασμού αθροίζεται και στη συνέχεια μια συνάρτηση συμπίεσης f το επεξεργάζεται και το μετατρέπει σε μια τιμή που ανήκει στο διάστημα $[0,1]$, μέσα στο οποίο κυμαίνονται οι τιμές των μεταβλητών των N κόμβων του Ασαφούς Γνωστικού Δικτύου.

Η δεύτερη μέθοδος υπολογισμού των χρησιμοποιεί έναν επιπλέον όρο, ο οποίος περιλαμβάνει την προηγούμενη τιμή της μεταβλητής του υπολογιζόμενου κόμβου με σκοπό να συμμετέχει στον καθορισμό της νέας τιμής. Αυτό έχει σαν αποτέλεσμα το Ασαφές Γνωστικό Δίκτυο να οδηγείται πιο ομαλά στο επιθυμητό σημείο ισορροπίας και επομένως να γίνεται πιο ομαλά η μετάβαση από τη μια τιμή στην άλλη, αφού ο κάθε κόμβος χαρακτηρίζεται από μνήμη ενός βήματος.

Η μέθοδος αυτή περιγράφεται από την

$$A_i^t = f \left(\sum_{\substack{j=1 \\ j \neq i}}^N A_j^{t-1} \cdot W_{ji} + A_i^{t-1} \right) \quad (2.2)$$

Το A_i^{t-1} είναι η τιμή του κόμβου C_i τη χρονική στιγμή $t-1$, και το A_i^t είναι η τιμή του κόμβου C_i τη χρονική στιγμή t .

2.2.1. Γενικευμένος Κανόνας Υπολογισμού

Προκειμένου να περιγραφεί το συνολικό μοντέλο θα χρησιμοποιηθούν πίνακες, οι οποίοι στο εξής θα συμβολίζονται με κεφαλαία έντονα γράμματα. Αν το Ασαφές Γνωστικό Δίκτυο αποτελείται από N κόμβους τότε ο πίνακας \mathbf{A} θα έχει διαστάσεις $1 \times n$ και θα περιλαμβάνει τις τιμές των N κόμβων. Αντίστοιχα ο πίνακας βαρών \mathbf{W} θα έχει διάσταση $n \times n$ και κάθε στοιχείο του θα δίνει το βάρος της διασύνδεσης W_{ij} μεταξύ των κόμβων C_i και C_j . Οι τιμές της διαγωνίου είναι μηδενικές αφού θεωρείται ότι κανένας κόμβος δεν αλληλεπιδρά με τον εαυτό του, δηλαδή $W_{ij}=0$ για $i=j$. Προκύπτει

λοιπόν μία γενικευμένη εξίσωση για τον υπολογισμό των τιμών των μεταβλητών όλων των κόμβων του ΑΓΔ, η οποία είναι η εξής [11], [12]:

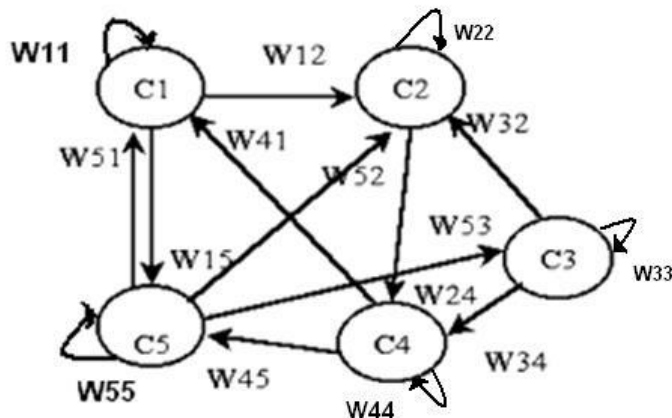
$$A^t_i = f \left(\sum_{\substack{j=1 \\ j \neq i}}^N A_j^{t-1} \cdot W_{ji} + A_i^{t-1} \right) \quad (2.3)$$

Αυτή η εξίσωση υπολογίζει την τιμή του νέου διανύσματος κατάστασης A^t που δίνει τις καινούριες τιμές των n κόμβων.

2. 2. 2. Ασαφές Γνωστικό Δίκτυο με αυτοτροφοδότηση κόμβων

Παραπάνω θεωρήθηκε ότι κανένας κόμβος δεν μπορεί να έχει σχέση αιτίας-αποτελέσματος με τον εαυτό του, δηλαδή ο κάθε κόμβος δεν επηρεάζει την τιμή της μεταβλητής του ίδιου κόμβου και συνεπώς το βάρος W_{ij} για $i=j$ θα είναι μηδενικό. Αυτό σημαίνει ότι όλα τα διαγώνια στοιχεία του πίνακα βαρών (\mathbf{W}) θα είναι μηδενικά.

Έστω για παράδειγμα το παρακάτω Ασαφές Γνωστικό Δίκτυο [13]



Σχήμα 2: Ασαφές Γνωστικό Δίκτυο με αυτοτροφοδότηση.

του οποίου ο πίνακας βαρών χωρίς αυτοτροφοδότηση κόμβων είναι:

$$\begin{bmatrix} 0 & W_{12} & 0 & 0 & W_{15} \\ 0 & 0 & 0 & W_{24} & 0 \\ 0 & W_{32} & 0 & W_{34} & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & W_{45} \\ W_{51} & W_{52} & W_{53} & 0 & 0 \end{bmatrix}$$

Αν όμως χρησιμοποιηθεί η γενικευμένη μέθοδος για τον υπολογισμό των τιμών των μεταβλητών των κόμβων (σχέση 2.3), δηλαδή χρησιμοποιηθεί η προηγούμενη τιμή του κάθε κόμβου, τότε υπεισέρχεται απευθείας ανατροφοδότηση στον υπολογισμό της τιμής του κάθε κόμβου. Οπότε χρησιμοποιώντας τη γενικευμένη εξίσωση ο πίνακας βαρών θα έχει μη μηδενικά διαγώνια

στοιχεία, ενώ όλα τα υπόλοιπα στοιχεία του θα είναι ίδια με του πίνακα βαρών W . Ο νέος πίνακας βαρών θα είναι:

$$\begin{bmatrix} W_{11} & W_{12} & 0 & 0 & W_{15} \\ 0 & W_{22} & 0 & W_{24} & 0 \\ 0 & W_{32} & W_{33} & W_{34} & 0 \\ 0 & 0 & 0 & W_{44} & W_{45} \\ W_{51} & W_{52} & W_{53} & 0 & W_{55} \end{bmatrix}$$

2. 2. 3. Συναρτήσεις Συμπίεσης

Η συνάρτηση συμπίεσης f που θα επιλεγεί, εξαρτάται από τη μέθοδο που θα χρησιμοποιηθεί για να περιγράψει τους κόμβους. Συνήθως στα ΑΓΔ χρησιμοποιούνται δύο ειδών συναρτήσεις συμπίεσης.

Η πιο συνηθισμένη συνάρτηση συμπίεσης είναι η σιγμοειδής που έχει την παρακάτω μορφή:

$$f(x) = \frac{1}{1 + e^{-\lambda x}} \quad (2.4)$$

όπου το λ καθορίζει την κύρτωση της σιγμοειδούς συνάρτησης f και είναι πάντα θετικό. Μια δεύτερη συνάρτηση συμπίεσης που χρησιμοποιείται σε κάποιες εφαρμογές των ΑΓΔ είναι η:

$$f(x) = \tanh(x) \quad (2.5)$$

η οποία μετασχηματίζει το περιεχόμενο της στο διάστημα $[-1, 1]$.

2.3 Ανάπτυξη του Ασαφούς Γνωστικού Δικτύου

Η δημιουργία και η ανάπτυξη ενός Ασαφούς Γνωστικού Δικτύου βασίζεται κυρίως στην ανθρώπινη εμπειρία και γνώση γι' αυτό και για την κατασκευή του χρησιμοποιείται ομάδα εμπειρογνομόνων που έχουν γνώση της λειτουργίας του συστήματος που μελετάται κάθε φορά. Οι έμπειροι ειδικοί περιγράφουν τη συμπεριφορά του συστήματος σαν ένα σύνολο από έννοιες, σε κάθε μία από τις οποίες θα αντιστοιχήσουν τους κόμβους του ΑΓΔ και τις σχέσεις που υπάρχουν μεταξύ αυτών των εννοιών ως σχέσεις αιτίας και αποτελέσματος μεταξύ των κόμβων.

Η διαδικασία της ανάπτυξης ενός Ασαφούς Γνωστικού Δικτύου από τους ειδικούς ακολουθεί τα παρακάτω βήματα:

- Οι ειδικοί συγκεντρώνονται και καθορίζουν από κοινού το πλήθος και το είδος των κόμβων, που θα περιγράψουν τα κύρια χαρακτηριστικά του συστήματος, και που θα αποτελούν το Ασαφές Γνωστικό Δίκτυο.
- Κάθε ειδικός ξεχωριστά πρέπει να εκφράσει τη σχέση αιτίας και αποτελέσματος που υπάρχει μεταξύ των κόμβων του ΑΓΔ. Πρέπει δηλαδή να εξετάσει όλους τους κόμβους και να βρει μεταξύ ποιων κόμβων υπάρχει συσχέτιση.
- Έπειτα ο καθένας αποφασίζει το είδος της συσχέτισης μεταξύ των κόμβων, δηλαδή αν θα υπάρχει θετική ($W_{ij} > 0$), αρνητική ($W_{ij} < 0$), ή καμία επίδραση του κόμβου C_i στον κόμβο C_j .
- Τέλος καθορίζεται ο βαθμός συσχέτισης μεταξύ δύο κόμβων, δηλαδή η ακριβής τιμή του βάρους W_{ij} .

2. 3. 1. Υπολογισμός Βαθμού Συσχέτισης

Όπως αναφέρθηκε ο κάθε εμπειρογνώμονας δίνει τη δική του εκτίμηση για την τιμή του βάρους W_{ij} μεταξύ των κόμβων i και j . Όμως απαιτείται ένας συνολικός πίνακας βαρών \mathbf{W} ο οποίος θα περιλαμβάνει τις τιμές των βαρών όλων των διασυνδέσεων μεταξύ των N κόμβων.

Για να πραγματοποιηθεί αυτό μία πρώτη προσέγγιση είναι να χρησιμοποιηθεί το άθροισμα των βαρών των διασυνδέσεων κάθε κόμβου όπως έχει προκύψει από κάθε ειδικό χωριστά, και στη συνέχεια ο υπολογισμός του συνολικού πίνακα βαρών, κάτι το οποίο περιγράφεται από τη σχέση:

$$W = f\left(\sum_1^N W_k\right) \quad (2.6)$$

όπου \mathbf{W} είναι ο συνολικός πίνακας βαρών των διασυνδέσεων του νέου επαυξημένου ΑΓΔ, όπως προκύπτει από τον συνδυασμό όλων των επιμέρους ΑΓΔ, \mathbf{W}_k είναι ο πίνακας βαρών τον οποίο ο κάθε ένας από τους N ειδικούς έχει αναπτύξει, και f είναι μία συνάρτηση κατωφλίου, συνήθως η σιγμοειδής συνάρτηση που μόλις εφαρμοσθεί το άθροισμα των βαρών των διασυνδέσεων θα απεικονισθεί στο διάστημα $[-1,1]$.

Είναι γνωστό ότι οι ειδικοί έχουν διαφορετική εμπειρία και υποκειμενική γνώση του συστήματος. Έτσι ο κάθε ειδικός έχει διαφορετική αξιοπιστία στη γνώση του συστήματος. Για το λόγο αυτό θα εισαχθεί η έννοια του βάρους αξιοπιστίας, η οποία θα χαρακτηρίζει κάθε ειδικό. Δηλαδή το προτεινόμενο από κάθε ειδικό Ασαφές Γνωστικό Δίκτυο πολλαπλασιάζεται με ένα μη αρνητικό βάρος αξιοπιστίας b_k , που χαρακτηρίζει τον κάθε ειδικό. Οπότε ο συνολικός πίνακας βαρών θα προκύψει τελικά:

$$W = f\left(\sum_1^N b_k \cdot W_k\right) \quad (2.7)$$

όπου b_k είναι το βάρος αξιοπιστίας του k ειδικού, \mathbf{W}_k είναι ο πίνακας βαρών του Ασαφούς Γνωστικού Δικτύου του k ειδικού, και N ο αριθμός των ειδικών.

Στη συνέχεια προτείνεται ένας πιο εξελιγμένος αλγόριθμος για τον υπολογισμό των βαρών της κάθε διασύνδεσης καθώς και του βάρους αξιοπιστίας των ειδικών. Κάθε ειδικός κατασκευάζει ένα ξεχωριστό Ασαφές Γνωστικό Δίκτυο. Έπειτα συλλέγεται το κάθε βάρος από κάθε ξεχωριστό χάρτη του κάθε ειδικού, και τα βάρη αυτά συγκρίνονται σύμφωνα με τον αλγόριθμο, τα βήματα του οποίου θα αναλύσουμε παρακάτω.

Πρώτα από όλα εξετάζεται το είδος της διασύνδεσης. Αν ο αριθμός των βαρών με το ίδιο πρόσημο είναι μικρότερος από $\pi \cdot N$, αυτό σημαίνει ότι δεν είναι πολύ ξεκάθαρη ανάμεσα στους ειδικούς η θετική ή αρνητική αιτιότητα ανάμεσα στους δύο κόμβους και πρέπει να ζητηθεί από τους εμπειρογνώμονες να ορίσουν εκ νέου τα βάρη. Διαφορετικά η διαδικασία συνεχίζεται και τα προτεινόμενα βάρη χρησιμοποιούνται για να αποφασιστεί τελικά το βάρος. Κάθε ειδικός που ορίζει ένα βάρος για μια συγκεκριμένη διασύνδεση, το οποίο όμως απέχει πολύ από το μέσο βάρος που έχουν προτείνει οι υπόλοιποι ειδικοί, θα τιμωρείται, μειώνοντας την αξιοπιστία του και το βάρος που πρότεινε δε θα λαμβάνεται υπόψη. Ο μηχανισμός αυτός περιγράφεται αναλυτικά από τον παρακάτω αλγόριθμο [14].

Αλγόριθμος

Βήμα 1: Για όλους τους N ειδικούς θέτουμε το βάρος αξιοπιστίας $b_k=1$.

Βήμα 2: Οι N ειδικοί καθορίζουν το είδος και το πλήθος των κόμβων και σχεδιάζουν ένα Ασαφές Γνωστικό Δίκτυο που αποτελείται από n κόμβους.

Βήμα 3: Κάθε ειδικός ξεχωριστά σχεδιάζει τις διασυνδέσεις μεταξύ των κόμβων και ταυτόχρονα προτείνει αριθμητικές τιμές για τα βάρη τους $W^{k_{ij}}$. Έτσι για κάθε διασύνδεση προτείνονται συνολικά N βάρη, ένα από κάθε ειδικό.

Βήμα 4: Για κάθε διασύνδεση εξετάζονται τα N βάρη $W^{k_{ij}}$ που έχει προτείνει ο κάθε ειδικός και ελέγχεται αν έχουν διαφορετικό πρόσημο.

Βήμα 5

Εάν

αυτά με το ίδιο πρόσημο είναι λιγότερα από $\pi \cdot N$

Τότε

ζητείται από τους ειδικούς να επανακαθορίσουν τα βάρη της συγκεκριμένης διασύνδεσης, και συνέχεια στο βήμα 3.

Αλλιώς

Λαμβάνονται υπόψη μόνο τα βάρη της διασύνδεσης με το ίδιο πρόσημο, και αγνοούνται τα υπόλοιπα βάρη, τιμωρώντας συγχρόνως τους ειδικούς που διάλεξαν βάρος με λάθος πρόσημο, μειώνοντας έτσι την αξιοπιστία τους σε $b_k = \mu \cdot b_k$

Βήμα 6: Για τα βάρη της διασύνδεσης με το ίδιο πρόσημο υπολογίζεται ο μέσος όρος τους:

$$W_{ijave} = \Sigma / N$$

Βήμα 7:

Εαν

$$|W_{ijave} - W^{k_{ij}}| > \omega_1$$

Τότε

Το βάρος της διασύνδεσης $W^{k_{ij}}$ απέχει αρκετά από τη μέση τιμή, οπότε γίνεται επιστροφή στο Βήμα 5 και υπολογίζεται ξανά ο μέσος όρος χωρίς το βάρος $W^{k_{ij}}$. Ακόμα τιμωρείται ο ειδικός k , και μειώνεται η αξιοπιστία του σε $b_k = \mu \cdot b_k$.

Βήμα 8:

Εαν

δεν έχουν εξετασθεί όλες οι $n \times n$ διασυνδέσεις γίνεται επιστροφή στο Βήμα 3

Αλλιώς

κατασκευάζεται ο νέος πίνακας βαρών W , με στοιχεία του τα βάρη $W^{k_{ij}}$.

ΤΕΛΟΣ

Αυτή η διαδικασία γίνεται για όλες τις διασυνδέσεις μεταξύ όλων των κόμβων του Ασαφούς Γνωστικού Δικτύου.

Παράδειγμα 2.1

Για να γίνουν κατανοητά τα παραπάνω θα αναλυθεί στη συνέχεια ένα παράδειγμα.

Έστω έξι ειδικοί οι οποίοι κατασκευάζουν έξι Ασαφή Γνωστικά Δίκτυα για τη διασύνδεση του κόμβου C_i με τον κόμβο C_j , οι ειδικοί προτείνουν τα ακόλουθα βάρη:

$$W_{ij} = [0.67 \ 0.25 \ -0.5 \ 0.6 \ 0.7 \ 0.65]$$

Για το συγκεκριμένο παράδειγμα ο απαιτούμενος αριθμός βαρών με το ίδιο πρόσημο είναι $\pi = 0,8$ και η απόσταση κάθε προτεινόμενου βάρους διασύνδεσης από την υπολογιζόμενη μέση τιμή των βαρών είναι μικρότερη από $\omega_1 = 0,2$, ενώ κάθε φορά που κάποιος ειδικός αποτυγχάνει να προτείνει το βάρος μιας διασύνδεσης να έχει το ίδιο πρόσημο με τα υπόλοιπα ή απέχει αρκετά από τη μέση τιμή των βαρών τότε το βάρος αξιοπιστίας του μειώνεται κατά $\mu_1 = \mu_2 = 0,9$ σε σχέση με την προηγούμενη τιμή του.

Σύμφωνα με το βήμα 4 του παραπάνω αλγορίθμου η πλειοψηφία των ειδικών έχει καθορίσει θετικό πρόσημο για τα βάρη. Άρα ο τρίτος ειδικός, ο οποίος όρισε βάρος $W_{ij} = -0.5$, με αρνητικό πρόσημο δηλαδή τιμωρείται και μειώνεται το βάρος αξιοπιστίας του. Το καινούριο βάρος αξιοπιστίας του θα είναι $b_3 = \mu_1 * b_3 = 0.9 * b_3 = 0.9$, αφού αρχικά θεωρούμε τα βάρη αξιοπιστίας όλων των ειδικών b_i ίσα με τη μονάδα. Οπότε το βάρος W_{3ij} δε συμμετέχει πια στον υπολογισμό της μέσης τιμής.

Στο βήμα 6 του αλγορίθμου υπολογίζεται ο μέσος όρος των βαρών της διασύνδεσης που θα είναι: $W^{ave}_{ij} = 0.478$ από τα υπόλοιπα πέντε βάρη. Αυτή η μέση τιμή συγκρίνεται με τα υπόλοιπα πέντε βάρη και εξετάζεται αν η απόσταση τους είναι μεγαλύτερη του $\omega_1 = 0.2$. Από τη σύγκριση αυτή προκύπτει ότι το προτεινόμενο βάρος διασύνδεσης από τον δεύτερο ειδικό με τιμή $W_{2ij} = 0.25$ και τον πέμπτο ειδικό με τιμή $W_{5ij} = 0.7$ απέχει από τη μέση τιμή W^{ave}_{ij} περισσότερο από ω_1 . Άρα τα βάρη αυτά δε θα συμπεριληφθούν στον υπολογισμό και συγχρόνως θα μειωθεί η αξιοπιστία των ειδικών σε $b_2 = \mu_2 * b_2 = 0.9$ και $b_5 = \mu_2 * b_5 = 0.9$. Τα υπόλοιπα τέσσερα βάρη χρησιμοποιούνται για να υπολογιστεί ξανά η νέα μέση τιμή, η οποία προκύπτει $W^{ave}_{ij} = 0.64$ για τη συγκεκριμένη διασύνδεση.

Η ίδια διαδικασία επαναλαμβάνεται για να υπολογιστούν τα βάρη όλων των διασυνδέσεων και να κατασκευαστεί ο συνολικός πίνακας βαρών W για τους N κόμβους του Ασαφούς Γνωστικού Δικτύου.

2.4 Προσδιορισμός των βαρών του Ασαφούς Γνωστικού Δικτύου με Λεκτικές Μεταβλητές

Σε αυτή την ενότητα περιγράφεται μία εναλλακτική μέθοδος κατασκευής ενός Ασαφούς Γνωστικού Δικτύου η οποία είναι πιο κοντά στην ασαφή λογική. Οι ειδικοί προκειμένου να αποφύγουν τη δυσκολία του να περιγράψουν το βάρος της κάθε διασύνδεσης με μια αριθμητική τιμή, χρησιμοποιούν λεκτικές μεταβλητές για να περιγράψουν τη σχέση μεταξύ δύο κόμβων. Αυτή η διαδικασία είναι πολύ πιο απλή για τους ειδικούς αφού δεν χρειάζεται να δώσουν μία ακριβή αριθμητική τιμή, αλλά να ορίσουν λεκτικά τη σχέση μεταξύ των δύο κόμβων.

Κάθε ειδικός θα καθορίσει την επίδραση του ενός κόμβου στον άλλο σαν “θετική” ή “αρνητική” και στη συνέχεια θα αποφασίσει το βαθμό της επίδρασης με μια λεκτική μεταβλητή, όπως “ισχυρή επίδραση”, “μικρή επίδραση”, “μέση επίδραση”, και πολλά άλλα. Δημιουργείται λοιπόν η λεκτική μεταβλητή Επίδραση, η οποία αντιπροσωπεύει τη συσχέτιση μεταξύ των τιμών των μεταβλητών των κόμβων, και μπορεί να πάρει τιμές στο διάστημα $[-1, 1]$.

Οι τιμές που μπορεί να πάρει η λεκτική μεταβλητή Επίδραση ανήκουν σε ένα σύνολο τιμών που συνήθως αποτελείται από 9 μέλη, κάθε ένα από τα οποία περιγράφει με λεπτομέρεια τη σχέση μεταξύ δύο μεταβλητών. Τα 9 αυτά στοιχεία είναι ικανά να περιγράψουν όλες τις επιδράσεις. Ένα μεγάλο πλεονέκτημα αυτής της μεθόδου είναι ότι είναι αντίστοιχη με τον τρόπο με τον οποίο σκέφτονται οι άνθρωποι, οπότε προκύπτει πολύ φυσιολογικά.

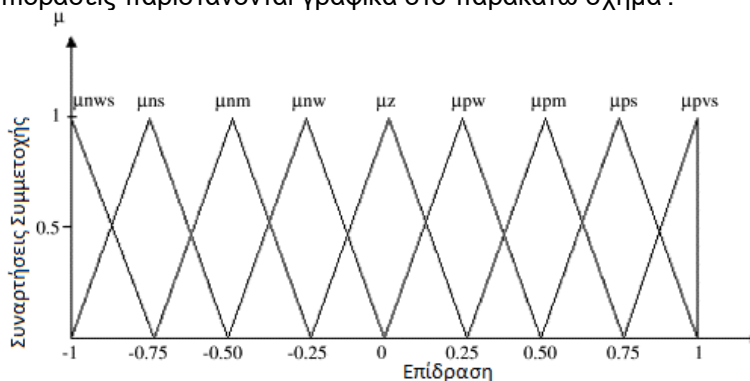
Για τις τιμές της λεκτικής μεταβλητής Επίδραση χρησιμοποιούνται τριγωνικές συναρτήσεις συμμετοχής, που καλύπτουν όλο το διάστημα $[-1, 1]$ στο οποίο η μεταβλητή του βάρους παίρνει τιμές.

Προτείνεται λοιπόν από τη βιβλιογραφία οι λεκτικές μεταβλητές Επίδραση να ανήκουν στο επόμενο σύνολο [13]:

T (Επίδραση) = {αρνητικά πολύ ισχυρή, αρνητικά ισχυρή, αρνητικά μέση, αρνητικά αδύνατη, μηδενική, θετικά αδύνατη, θετικά μέση, θετικά ισχυρή, θετικά πολύ ισχυρή} Για κάθε μία από τις λεκτικές μεταβλητές ορίζεται ένα ασαφές σύνολο M , στο οποίο οι συναρτήσεις συμμετοχής έχουν τις παρακάτω σημασίες:

- M (αρνητικά πολύ ισχυρή) = το ασαφές σύνολο έχει μια επίδραση μικρότερη από -75%, με συνάρτηση συμμετοχής μ_{nvs}
- M (αρνητικά ισχυρή) = το ασαφές σύνολο έχει μια επίδραση κοντά από -75%, με συνάρτηση συμμετοχής μ_{ns}
- M (αρνητικά μέση) = το ασαφές σύνολο έχει μια επίδραση κοντά στο -50%, με συνάρτηση συμμετοχής μ_{nm}
- M (αρνητικά αδύνατη) = το ασαφές σύνολο για μια επίδραση κοντά στο -25%, με συνάρτηση συμμετοχής μ_{nw}
- M (μηδενική) = το ασαφές σύνολο έχει μια επίδραση κοντά στο 0, με συνάρτηση συμμετοχής μ_z
- M (θετικά αδύνατη) = το ασαφές σύνολο έχει μια επίδραση κοντά στο 25%, με συνάρτηση συμμετοχής μ_{pw}
- M (θετικά μέση) = το ασαφές σύνολο έχει μια επίδραση κοντά στο 50%, με συνάρτηση συμμετοχής μ_{pm}
- M (θετικά ισχυρή) = το ασαφές σύνολο έχει μια επίδραση κοντά στο 75%, με συνάρτηση συμμετοχής μ_{ps}
- M (θετικά πολύ ισχυρή) = το ασαφές σύνολο έχει μια επίδραση μεγαλύτερη από 75%, με συνάρτηση συμμετοχής μ_{pvs}

Οι παραπάνω επιδράσεις παριστάνονται γραφικά στο παρακάτω σχήμα :



Σχήμα 3: Συναρτήσεις συμμετοχής των λεκτικών τιμών των βαρών.

Ουσιαστικά για κάθε μία διασύνδεση ο κάθε ειδικός περιγράφει την επίδραση από τον έναν κόμβο στον άλλο με μια λεκτική μεταβλητή, η οποία χαρακτηρίζει τη διασύνδεση. Οπότε για κάθε μία διασύνδεση δημιουργείται ένα σύνολο N λεκτικών μεταβλητών, όσο και το πλήθος των ειδικών. Οι N λεκτικές μεταβλητές συνδυάζονται και η συνολική λεκτική μεταβλητή που προκύπτει μετασχηματίζεται με τη διαδικασία της αποασαφοποίησης και εξάγεται μια αριθμητική τιμή στο διάστημα $[-1,1]$.

2.5 Προσδιορισμός των βαρών του Ασαφούς Γνωστικού Δικτύου με Λεκτικούς Κανόνες

Σε αυτή την ενότητα θα αναλυθεί μία νέα μέθοδος ανάπτυξης του Ασαφούς Γνωστικού Δικτύου με βελτιωμένα χαρακτηριστικά. Σύμφωνα με τη νέα αυτή μέθοδο οι ειδικοί περιγράφουν τη σχέση αιτίας και αποτελέσματος μεταξύ δύο κόμβων χρησιμοποιώντας λεκτικούς κανόνες από τους οποίους καταλήγουν σε μια λεκτική μεταβλητή για την επίδραση του ενός κόμβου στον άλλο. Στη συνέχεια συνδυάζονται οι λεκτικές μεταβλητές που έχουν προταθεί για κάθε διασύνδεση και με χρήση ενός μηχανισμού αποασαφοποίησης προκύπτει μια αριθμητική τιμή για το βάρος της κάθε διασύνδεσης [15].

Οι λεκτικοί κανόνες είναι της μορφής:

ΕΑΝ μια μεταβολή Α συμβεί στην τιμή της μεταβλητής του κόμβου C_i ΤΟΤΕ μια μεταβολή Β θα συμβεί στην τιμή της μεταβλητής του κόμβου C_j και άρα η επίδραση του κόμβου C_i στον κόμβο C_j θα είναι Γ.

Οι λεκτικοί κανόνες δηλαδή περιγράφουν τη σχέση που υπάρχει μεταξύ των τιμών των μεταβλητών των κόμβων, και μέσω αυτής συμπεραίνουν το βαθμό της σχέσης αιτιότητας οπότε φτάνουν και σε μία λεκτική μεταβλητή για το βάρος διασύνδεσης μεταξύ των δύο κόμβων.

Για να αναπτυχθεί ένα Ασαφές Γνωστικό Δίκτυο οι ειδικοί αρχικά επιλέγουν το πλήθος και το είδος των κόμβων. Έπειτα περιγράφουν τη σχέση μεταξύ των κόμβων χρησιμοποιώντας λεκτικούς κανόνες της παραπάνω μορφής, όπου τα Α, Β και Γ είναι λεκτικές μεταβλητές. Η λεκτική μεταβλητή Γ περιγράφει τη μεταβλητή του βάρους της διασύνδεσης μεταξύ των δύο κόμβων.

Γενικά οι τιμές μιας λεκτικής μεταβλητής είναι ένας σύνθετος όρος που αποτελείται από ατομικούς όρους. Εδώ οι όροι αυτοί μπορούν να έχουν τις εξής υποκατηγορίες:

- Πρωτεύοντες όροι που είναι ετικέτες ασαφών συνόλων του υπερσυνόλου αναφοράς (π.χ. Υψηλό, Χαμηλό, Μικρό, Μέσο, Μηδέν)
- Την άρνηση ΟΧΙ και τα συνδετικά ΚΑΙ και Ή
- Λεκτικά περιγράμματα όπως πολύ, ελαφρά, σχεδόν, αρνητικό, και
- Δείκτες όπως οι παρενθέσεις.

2.6 Αποασαφοποίηση Εξόδων

Η αποασαφοποίηση είναι το τελευταίο βήμα του αλγορίθμου ενός ασαφούς ελεγκτή, και με αυτή επιτυγχάνεται ο υπολογισμός μιας αριθμητικής τιμής. Υπάρχουν διάφορες τεχνικές αποασαφοποίησης, που επιλέγονται με βάση το κριτήριο της υπολογιστικής απλότητας. Οι τεχνικές αυτές είναι οι ακόλουθες [16]-[17]:

2. 6. 1. Αποασαφοποίηση μεγίστου

Στην τεχνική αυτή εξετάζεται η τελική συνάρτηση συμμετοχής και επιλέγεται ως έξοδος η τιμή της μεταβλητής y όπου η συνάρτηση συμμετοχής $\mu(y)$ είναι μέγιστη. Συνεπώς

$$y_{max} = \max \mu(y) \quad (2.8)$$

Η μέθοδος όμως αυτή δε δίνει ικανοποιητικά αποτελέσματα ειδικά όταν υπάρχουν πολλαπλά μέγιστα.

2. 6. 2. Αποασαφοποίηση μέσου όρου των μεγίστων (MOM)

Στην τεχνική αυτή εξετάζεται η συνάρτηση συμμετοχής $\mu(y)$ για να βρεθούν οι τιμές του y όπου η συνάρτηση συμμετοχής $\mu(y)$ γίνεται μέγιστη. Στη συνέχεια υπολογίζεται ο μέσος όρος των τιμών της εξόδου που αντιστοιχούν στη συνθήκη αυτή, δηλαδή:

$$y_{MOM} = \frac{1}{m} \sum_{j=1}^m \max \mu(y_j) \quad (2.9)$$

Στην περίπτωση που υπάρχει μόνο ένα μέγιστο η τεχνική αυτή είναι ίδια με την προηγούμενη. Στην περίπτωση που υπάρχει πλήθος τιμών με μέγιστη τιμή υπολογίζεται ο μέσος όρος κανονικά.

2. 6. 3. Αποασαφοποίηση κεντρώου (COA)

Στην τεχνική αυτή υπολογίζεται το κέντρο του εμβαδού της σύνθετης συνάρτησης συμμετοχής της εξόδου $\mu(y)$, η οποία θεωρείται ως το τελικό αποτέλεσμα, δηλαδή η αριθμητική τιμή της εξόδου. Δηλαδή:

$$y_{COA} = \frac{\int_S y_i \mu(y_i)}{\int_S \mu(y_i)} \quad (2.10)$$

όπου S είναι το σύνολο στήριξης της συνάρτησης $\mu(y)$.

Στην τεχνική αυτή τα σχήματα των συναρτήσεων συμμετοχής παίζουν μεγάλο ρόλο στο τελικό αποτέλεσμα.

2. 6. 4. Αποασαφοποίηση κέντρου βάρους (COG)

Στην τεχνική αυτή υπολογίζεται το κέντρο βάρους όλων των συναρτήσεων συμμετοχής των I κανόνων που έχουν ενεργοποιηθεί σταθμισμένοι με το βαθμό εκπλήρωσης σί κάθε κανόνα. Εδώ δεν υπολογίζεται το συνδυαστικό ΕΙΤΕ, έτσι το τελικό αποτέλεσμα στην περίπτωση που οι συναρτήσεις είναι συμμετρικές είναι:

$$y_{COG} = \frac{\sum_{i=1}^I \sigma_i \mu^i(y_i)}{\sum_{i=1}^I \mu^i(y_i)} \quad (2.11)$$

Συγκρίνοντας τις παραπάνω τέσσερις τεχνικές αποασαφοποίησης συμπεραίνεται ότι η τεχνική μέσου όρου των μεγίστων MOM καταλήγει σε καλύτερη μεταβατική συμπεριφορά ενώ η τεχνική κεντρώου COA παρουσιάζει μικρότερο μόνιμο σφάλμα.

Η τεχνική κεντρώου COA είναι η πιο συνηθισμένη μέθοδος [17]. Την κάθε συνάρτηση συμμετοχής μ , που μας έχει δώσει ο κάθε ειδικός την χωρίζουμε σε δυο κομμάτια, για παράδειγμα την τριγωνική που είναι από 0.25 έως 0.75 με κέντρο 0.5 την χωρίζουμε σε δυο ορθογώνια τρίγωνα, ένα από 0.25 έως 0.5 και ένα από 0.5 έως 0.75. Το καθένα από αυτά έχει κέντρο περιοχής $(0.5+0.25)/2$ και $(0.75+0.5)/2$. Για να πάρουμε λοιπόν το συνολικό κέντρο περιοχής για μια διασύνδεση, από τις λεκτικές μεταβλητές που μας έχουν δώσει οι ειδικοί, κάνουμε αυτό το απλό βήμα για κάθε συνάρτηση που έχει προτείνει ο κάθε ειδικός.

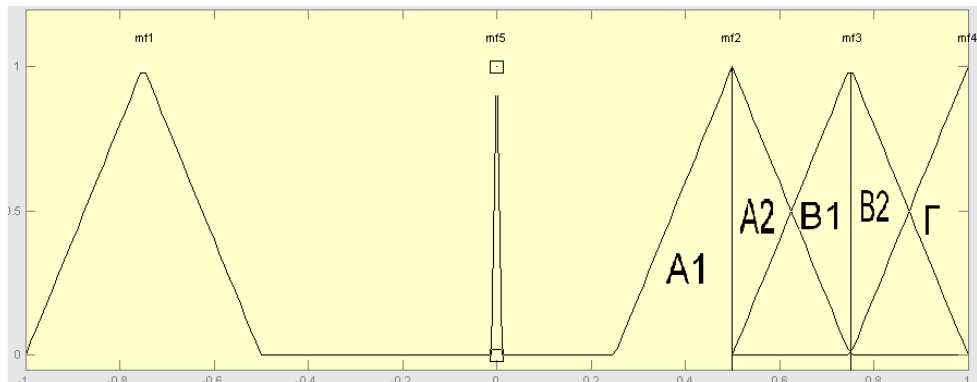
Για να γίνει κατανοητή η μέθοδος θα δοθεί ένα παράδειγμα.

Παράδειγμα

Έστω ότι ερωτούνται πέντε ειδικοί για την τιμή της διασύνδεσης από τον κόμβο i στον κόμβο j και λεκτικές μεταβλητές που έδωσαν είναι:

- M (θετικά μέση)
- M (θετικά ισχυρή)
- M (θετικά πολύ ισχυρή)
- M (αρνητικά ισχυρή)
- M (μηδενική)

Δηλαδή σχηματικά:



Σχήμα 4: Παράδειγμα αποασαφοποίησης βαρών

Πρώτα απ' όλα οι λεκτικές μεταβλητές του τέταρτου και του πέμπτου ειδικού δε θα ληφθεί καθόλου υπόψη στον υπολογισμό του βάρους διασύνδεσης αφού απέχει πάρα πολύ από τις μεταβλητές που έχουν προτείνει οι υπόλοιποι ειδικοί. Άρα λοιπόν θα χρησιμοποιηθούν οι συναρτήσεις συμμετοχής των τριών πρώτων ειδικών. Η συνάρτηση συμμετοχής του πρώτου ειδικού θα χωριστεί σε δύο ορθογώνια τρίγωνα A1 και A2 με κέντρο κάθε περιοχής:

$$\alpha_1 = \frac{(0.25 + 0.5)}{2} = 0.375$$

$$\alpha_2 = \frac{(0.5 + 0.75)}{2} = 0.625$$

Η συνάρτηση συμμετοχής του δεύτερου ειδικού χωρίζεται στα τρίγωνα B1 και B2 με:

$$\beta_1 = \frac{(0.5 + 0.75)}{2} = 0.625$$

$$\beta_2 = \frac{(0.75 + 1)}{2} = 0.875$$

και η συνάρτηση συμμετοχής του τρίτου ειδικού έχει κέντρο περιοχής το:

$$\gamma = \frac{(0.75 + 1)}{2} = 0.875$$

Η συνολική τιμή του βάρους διασύνδεσης του κόμβου i στον κόμβο j θα είναι:

$$w = \frac{\alpha_1 + \alpha_2 + \beta_1 + \beta_2 + \gamma}{\Sigma \text{τριγώνων}}$$

όπου Σ (τριγώνων) είναι το άθροισμα των χωρισμένων ορθογωνίων τριγώνων, που στο συγκεκριμένο παράδειγμα είναι 5.

Επομένως:

$$w = \frac{0.375 + 0.625 + 0.625 + 0.875 + 0.875}{5} = 0.675$$

που είναι η τελική τιμή του βάρους διασύνδεσης του κόμβου i στον κόμβο j .

2.7 Σύνθεση Ασαφών Γνωστικών Δικτύων

Όπως αναφέρθηκε οι ειδικοί γνώστες καθορίζουν τους κόμβους και τις αιτιατές διασυνδέσεις. Η διαδικασία αυτή θα ήταν πολύ πιο εύκολη για τους ειδικούς αν ο καθένας ασχολούνταν με ένα μόνο τμήμα του συστήματος το οποίο γνωρίζει καλύτερα, και είναι πιο έμπειρος σε αυτό.

Προτείνεται λοιπόν να χωριστεί το σύστημα σε επιμέρους τμήματα, για καθένα από τα οποία αναπτύσσεται ένα Ασαφές Γνωστικό Δίκτυο, και στη συνέχεια συνδυάζονται όλα αυτά μαζί και δημιουργείται ένα επαυξημένο πλήρες Ασαφές Γνωστικό Δίκτυο για ολόκληρο το σύστημα.

Για να γίνει πιο κατανοητή η διαδικασία θεωρείται ότι το σύστημα χωρίζεται σε K υποσυστήματα και για κάθε ένα αναπτύσσεται ένα ξεχωριστό Ασαφές Γνωστικό Δίκτυο F_i με πίνακα βαρών W_i . Υπάρχουν δύο περιπτώσεις:

1. Τα υποσυστήματα είναι πλήρως ανεξάρτητα και δεν υπάρχουν επικαλύψεις μεταξύ τους.
2. Υπάρχουν κοινοί κόμβοι μεταξύ των K Ασαφών Γνωστικών Δικτύων.

Στην πρώτη περίπτωση το συνολικό Ασαφές Γνωστικό Δίκτυο που προκύπτει θα έχει τον παρακάτω πίνακα βαρών:

$$W = \begin{bmatrix} W_1 & & & & \\ & W_2 & 0 & & \\ & 0 & \ddots & & \\ & & & & W_k \end{bmatrix} \quad (2.12)$$

Όπου υπάρχουν K διαφορετικά ΑΓΔ και ο συνολικός πίνακας βαρών θα έχει διαστάσεις $n \times n$, με n να είναι ο συνολικός αριθμός των κόμβων των K Ασαφών Γνωστικών Δικτύων.

Στη δεύτερη περίπτωση που υπάρχουν κοινοί κόμβοι μεταξύ των K Ασαφών Γνωστικών Δικτύων, ο πίνακας βαρών που περιγράφεται από την εξίσωση (2.12) θα είναι διαφορετικός καθώς θα υπάρξει επικάλυψη μεταξύ των υποπινάκων που είναι στοιχεία της διαγωνίου της σχέσης (2.12). Οι επικαλύψεις αντιπροσωπεύουν τα βάρη των διασυνδέσεων μεταξύ κόμβων που ανήκουν συγχρόνως σε διαφορετικά Ασαφή Γνωστικά Δίκτυα. Άρα μπορεί να προτείνονται δύο ή περισσότερα βάρη για την ίδια διασύνδεση και σε αυτή την περίπτωση χρησιμοποιείται ο μέσος όρος των βαρών για να υπολογιστεί η νέα τιμή του βάρους και στη συνέχεια εφαρμόζεται η εξίσωση (2.12).

Για να γίνουν κατανοητά τα παραπάνω χρησιμοποιούνται δύο παραδείγματα.

Παράδειγμα 2.2

Θεωρείται ότι υπάρχουν δύο Ασαφή Γνωστικά Δίκτυα, άρα $K=2$, χωρίς κοινούς κόμβους μεταξύ τους. Το πρώτο ΑΓΔ F_1 έχει κόμβους C_1, C_2 , και C_3 , και το δεύτερο ΑΓΔ F_2 έχει κόμβους C_4, C_5, C_6 . Οι πίνακες βαρών για τα δύο Ασαφή Γνωστικά Δίκτυα θα είναι:

$$\mathbf{W}_1 = \begin{bmatrix} 0 & 0 & W_{13} \\ W_{21} & 0 & 0 \\ W_{31} & W_{32} & 0 \end{bmatrix}$$

$$\mathbf{W}_2 = \begin{bmatrix} 0 & W_{45} & W_{46} \\ W_{54} & 0 & W_{56} \\ 0 & W_{65} & 0 \end{bmatrix}$$

Οπότε ο επαυξημένος πίνακας βαρών για το συνολικό Ασαφές Γνωστικό Δίκτυο, το οποίο θα αποτελείται από $n=6$ κόμβους (n είναι ο συνολικός αριθμός των κόμβων των K Ασαφών Γνωστικών Δικτύων), θα είναι ο 6×6 πίνακας:

$$\mathbf{W} = \begin{bmatrix} \mathbf{W}_1 & 0 \\ 0 & \mathbf{W}_2 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 0 & 0 & W_{13} & 0 & 0 & 0 \\ W_{21} & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ W_{31} & W_{32} & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & W_{45} & W_{46} \\ 0 & 0 & 0 & W_{54} & 0 & W_{56} \\ 0 & 0 & 0 & 0 & W_{65} & 0 \end{bmatrix}$$

Παράδειγμα 2.3

Έστω ότι το συνολικό σύστημα αποτελείται από δύο υποσυστήματα, οπότε $K=2$, τα οποία έχουν κοινούς κόμβους. Θεωρείται ότι υπάρχουν δύο κοινοί κόμβοι μεταξύ των Ασαφών Γνωστικών Δικτύων. Το ΑΓΔ F_1 περιλαμβάνει τους κόμβους C_1, C_2 , και C_3 και το δεύτερο ΑΓΔ F_2 έχει τους κόμβους C_2, C_3, C_4 και C_5 . Είναι φανερό ότι οι κόμβοι C_2 και C_3 είναι κοινοί για τα δυο δίκτυα. Οι πίνακες βαρών για τα δύο Ασαφή Γνωστικά Δίκτυα θα είναι:

$$\mathbf{W}_1 = \begin{bmatrix} 0 & 0 & W_{13} \\ W_{21} & 0 & 0 \\ W_{31} & W_{32} & 0 \end{bmatrix}$$

$$\mathbf{W}_2 = \begin{bmatrix} 0 & W_{23} & W_{24} & 0 \\ W_{32} & 0 & W_{34} & W_{35} \\ W_{42} & W_{43} & 0 & 0 \\ W_{52} & W_{53} & W_{54} & 0 \end{bmatrix}$$

Ο αριθμός των κόμβων του επαυξημένου Ασαφούς Γνωστικού Δικτύου είναι το άθροισμα των διαφορετικών κόμβων των δυο ΑΓΔ. Άρα το συνολικό δίκτυο θα έχει $n=5$ κόμβους. Ο επαυξημένος πίνακας βαρών θα είναι διαστάσεων 5×5 και θα προκύψει από το συνδυασμό των δύο πινάκων βαρών \mathbf{W}_1 και \mathbf{W}_2 . Στην περίπτωση που για κάποια διασύνδεση υπάρχουν δύο βάρη ένα στον πίνακα \mathbf{W}_1 και ένα στον πίνακα \mathbf{W}_2 θα υπολογίζεται ο μέσος όρος των βαρών. Έτσι στο συγκεκριμένο παράδειγμα θα είναι:

$$W_{32}^{ave} = \frac{W_{32}^1 + W_{32}^2}{2}$$

Δηλαδή ο επαυξημένος πίνακας βαρών που προκύπτει θα είναι:

$$\mathbf{W} = \begin{bmatrix} 0 & 0 & W_{13} & 0 & 0 \\ W_{21} & 0 & W_{23} & W_{24} & 0 \\ W_{31} & W_{32}^{ave} & 0 & W_{34} & W_{35} \\ 0 & W_{42} & W_{43} & 0 & 0 \\ 0 & W_{52} & W_{53} & W_{54} & 0 \end{bmatrix}$$

Η κατασκευή των Ασαφών Γνωστικών Δικτύων βασίζεται στη γνώση των ειδικών που αποφασίζουν τους κόμβους και τα βάρη των διασυνδέσεων. Αυτή η μεθοδολογία όμως είναι δυνατόν να οδηγήσει σε ένα παραμορφωμένο μοντέλο του συστήματος επειδή ο ανθρώπινος παράγοντας δεν είναι πάντα αξιόπιστος.

Τα ΑΓΔ μπορούν να θεωρηθούν μια ειδική κατηγορία Νευρωνικών Δικτύων, οπότε οι αλγόριθμοι εκπαίδευσης που χρησιμοποιούνται από τα Νευρωνικά Δίκτυα μπορούν να χρησιμοποιηθούν για την εκπαίδευση των βαρών των διασυνδέσεων μεταξύ των κόμβων του Ασαφούς Γνωστικού Δικτύου. Έχει προταθεί η χρήση του Διαφορίσιμου Hebbian ως αλγόριθμου εκπαίδευσης, για την εκπαίδευση των βαρών των ΑΓΔ. Ο συγκεκριμένος αλγόριθμος προσαρμόζει το βάρος μιας διασύνδεσης ανάμεσα σε δύο κόμβους ανάλογα με τις μεταβολές των τιμών των κόμβων. Υπάρχει θετική μεταβολή του βάρους μιας διασύνδεσης μεταξύ των δύο κόμβων αν οι τιμές των μεταβλητών και των δύο κόμβων αυξάνονται ή μειώνονται ταυτόχρονα. Αντίστοιχα υπάρχει φθίνουσα μεταβολή του βάρους μιας διασύνδεσης όταν οι τιμές των μεταβλητών των κόμβων κινούνται σε αντίθετες κατευθύνσεις.

Προσαρμόζοντας λοιπόν αυτόν τον αλγόριθμο εκπαίδευσης στα Ασαφή Γνωστικά Δίκτυα, προτείνεται η εφαρμογή του ακόλουθου κανόνα για τον υπολογισμό της μεταβολής της τιμής του βάρους μιας διασύνδεσης μεταξύ δύο κόμβων σε σχέση με τη μεταβολή των τιμών των μεταβλητών των κόμβων:

$$\dot{w}_{ji} = -w_{ji} + s(A_j^t) \cdot s(A_i^t) + \dot{s}(A_j^{t-1}) \cdot \dot{s}(A_i^{t-1}) \quad (2.13)$$

Όπου $s(x) = \frac{1}{1+e^{-\lambda x}}$ και \dot{w}_{ji} είναι η μεταβολή του βάρους της διασύνδεσης από τον κόμβο C_i προς τον κόμβο C_j , το οποίο εξαρτάται από την προηγούμενη τιμή A_i^{t-1} της μεταβλητής του κόμβου C_i και τη νέα τιμή A_i^t της μεταβλητής του κόμβου C_i .

Οι κατάλληλοι αλγόριθμοι εκπαίδευσης χρειάζονται περισσότερη έρευνα. Υπάρχουν κανόνες που δίνουν στα Ασαφή Γνωστικά Δίκτυα χρήσιμα χαρακτηριστικά όπως την ικανότητα να μαθαίνουν οποιαδήποτε μη γραμμική σχέση, ή να προσαρμόζονται και να δείχνουν ανεκτικότητα στα λάθη.

2.8 Εξελιγμένα Ασαφή Γνωστικά Δίκτυα

Όπως αναφέρθηκε στην προηγούμενη ενότητα τα Ασαφή Γνωστικά Δίκτυα είναι μια πολλά υποσχόμενη μεθοδολογία μοντελοποίησης συστημάτων, η οποία παρέχει αξιόλογα αποτελέσματα ειδικά σε περιπτώσεις που απαιτείται η μοντελοποίηση πολύπλοκων συστημάτων τα οποία είναι μη γραμμικά και περιλαμβάνουν ασαφείς και αβέβαιες καταστάσεις. Τα Εξελιγμένα

Ασαφή Γνωστικά Δίκτυα αποτελούν μια εξέλιξη των κλασικών ΑΓΔ και συμβάλλουν στην εξαγωγή πιο ακριβών αποτελεσμάτων. Η μεθοδολογία αυτή παρουσιάζεται αναλυτικά στα [18]-[20] και παρουσιάζεται εν συντομία στη συνέχεια.

Η καινούργια μέθοδος προσέγγισης των Ασαφών Γνωστικών Δικτύων εν συντομία μέσω των παρακάτω εξισώσεων:

$$x_{k+1} = x_k + \frac{\Delta x_{k+1}}{\sum_{j=1, j \neq i}^n |w_{ji}|} \quad (2.14)$$

$$y_{k+1} = y_k + \frac{\Delta y_{k+1}}{\sum_{j=1, j \neq i}^n |w_{ji}|} \quad (2.15)$$

Όπου ισχύει:

$$\Delta x_{k+1} = A \Delta x_k + B \Delta u_k \quad (2.16)$$

$$\Delta y_k = C \Delta x_k + D \Delta u_k \quad (2.17)$$

Στην κλασική θεωρία των Ασαφών Γνωστικών Δικτύων όλες οι μεταβλητές εκτός από αυτές της εξόδου (Outputs) αντιμετωπίζονται με τον ίδιο τρόπο ακόμα και αν αυτές ήταν διαφορετικών ειδών (Inputs, States). Για το λόγο αυτό, στην καινούργια προσέγγιση γίνεται ο εξής διαχωρισμός των μεταβλητών [21]- [23]:

Κόμβοι Κατάστασης: Οι μεταβλητές αυτές περιγράφουν την λειτουργία του συστήματος, (x).

Κόμβοι Εισόδου: Αποτελούν τις μεταβλητές εισόδου του συστήματος, (u).

Κόμβοι Εξόδου: Αποτελούν τις μεταβλητές εξόδου του συστήματος, (y).

Με αυτόν τον διαχωρισμό μπορούμε να κατανοήσουμε ακόμα καλύτερα το σύστημα.

Όταν μελετάμε την αιτία και την επίδραση μεταξύ δύο μεταβλητών ενός συστήματος μελετάμε ουσιαστικά την αλλαγή (είτε θετική είτε αρνητική) που μπορεί να προκληθεί σε μία μεταβλητή C_2 όταν μία αλλαγή (είτε θετική είτε αρνητική) πραγματοποιείται σε κάποια άλλη μεταβλητή C_1 . Για το λόγο αυτό, προτάθηκε να αλλαχθεί ο τρόπος με τον οποίο υπολογίζεται η επίδραση μεταξύ των μεταβλητών αντικαθιστώντας τον όρο $A_j[k]$ της εξίσωσης υπολογισμού με τον όρο $DA_j[k]$ ο οποίος δείχνει την αλλαγή που γίνεται σε κάθε μεταβλητή ($A_{\text{new}} - A_{\text{previous}}$). Με αυτόν τον τρόπο μπορούμε να υπολογίσουμε με μεγαλύτερη ακρίβεια τη μεταβολή που μπορεί να προκληθεί σε μία μεταβλητή από όλες τις άλλες ενώ παράλληλα τα αποτελέσματα είναι εντός του επιθυμητού διαστήματος.

Διαχωρίζοντας τις μεταβλητές σε κατηγορίες, μας δόθηκε η δυνατότητα να υπολογίζουμε τις τιμές τους με διαφορετικό τρόπο. Για το σκοπό αυτό, χρησιμοποιήσαμε μία προσέγγιση της μεθόδου του χώρου κατάστασης έτσι ώστε να περιγράψουμε το σύστημα. Οι κλασικές εξισώσεις

$$x_{k+1} = Ax_k + Bu_k \quad (2.18)$$

$$y_k = Cx_k + Du_k \quad (2.19)$$

χρησιμοποιούνται πλέον για να υπολογίζουν τις μεταβολές που πραγματοποιούνται από τις μεταβλητές εισόδου και τις ενδιάμεσες μεταβλητές στις μεταβλητές εξόδου και τις ενδιάμεσες

μεταβλητές σε κάθε βήμα (k). Σε αυτήν την παράσταση, τα Δx_{k+1} , Δx_k , Δy_k και Δu_k αποτελούν διανύσματα στήλης και σειράς και περιέχουν τις μεταβολές των μεταβλητών εισόδου, των ενδιάμεσων μεταβλητών και των μεταβλητών εξόδου αντίστοιχα.[24]

Οι πίνακες A,B,C,D προέρχονται από τον αρχικό πίνακα βαρών και έχουν τις κατάλληλες διαστάσεις.

Στην κλασσική θεωρία των Ασαφών Γνωστικών Δικτύων, για να υπολογίσουμε την τιμή μιας μεταβλητής απαιτείται μία επαναληπτική διαδικασία έτσι ώστε ο k όρος (1) να αντιπροσωπεύει το βήμα επανάληψης. Στην νέα προσέγγιση πρόκειται να διαχωρίσουμε το βήμα επανάληψης (n) από το χρονικό βήμα (k). Στις περισσότερες περιπτώσεις η επαναληπτική διαδικασία δεν είναι πλέον απαραίτητη, ωστόσο σε μία τέτοια περίπτωση, όταν χρειάζεται να εισάγουμε μία καθυστέρηση έτσι ώστε να δώσουμε τη δυνατότητα στις ενδιάμεσες μεταβλητές να αλληλεπιδράσουν μεταξύ τους μπορούμε να χρησιμοποιήσουμε μία επαναληπτική διαδικασία. Η διαδικασία αυτή, θα τερματιστεί όταν η διαφορά μεταξύ δύο διαδοχικών τιμών να είναι αρκετά κοντά στο μηδέν.

$$F = |C_j^{n+1} - C_j^n| \leq \varepsilon \quad (2.20)$$

Όπως αναφέρθηκε και προηγουμένως, η σιγμοειδής συνάρτηση χρησιμοποιείται για να συμπίεσει ξανά τις τιμές των μεταβλητών στο διάστημα $[0,1]$. Παρ' όλα αυτά, όσο χρήσιμη και αν είναι η σιγμοειδής καμπύλη προκαλεί αρκετά προβλήματα στο σύστημά μας. Η επίλυση των προβλημάτων αυτών έγινε αντικαθιστώντας τη σιγμοειδή συνάρτηση με τη συνάρτηση συμμετοχής έτσι ώστε να αντιστοιχίσουμε τις σαφείς τιμές σε λεκτικές μεταβλητές. Τέλος, ανάλογα με το είδος της εξόδου μπορούμε να χρησιμοποιήσουμε και την κατάλληλη συνάρτηση συμμετοχής έτσι ώστε να μεταφράσουμε το αποτέλεσμα στην κατάλληλη μορφή **Error! Reference source not found.**[27].

Κεφάλαιο 3: Αρχιτεκτονική του συστήματος και τεχνολογίες που χρησιμοποιήθηκαν

Όπως αναφέρθηκε προηγούμενα το Spotify είναι μια εφαρμογή η οποία εκτός από απλή ακρόαση μουσικής προσφέρει στο χρήστη και κάποιες εξατομικευμένες επιλογές μουσικών κομματιών[1], [3]. Οι επιλογές αυτές βέβαια αφορούν το γενικότερο πλαίσιο των προτιμήσεων του χρήστη και δεν λαμβάνουν υπόψιν τους πιο βραχυπρόθεσμες παραμέτρους όπως η διάθεση του χρήστη ή κάποια πιθανή δραστηριότητα. Αυτός ήταν ο λόγος που οδήγησε στην ανάπτυξη της εφαρμογής η οποία θα παρουσιαστεί αναλυτικά στη συνέχεια.

Στο κεφάλαιο αυτό θα παρουσιαστεί η αρχιτεκτονική του συστήματος καθώς και οι τεχνολογίες που χρησιμοποιήθηκαν κατά τη διαδικασία ανάπτυξης της εφαρμογής.

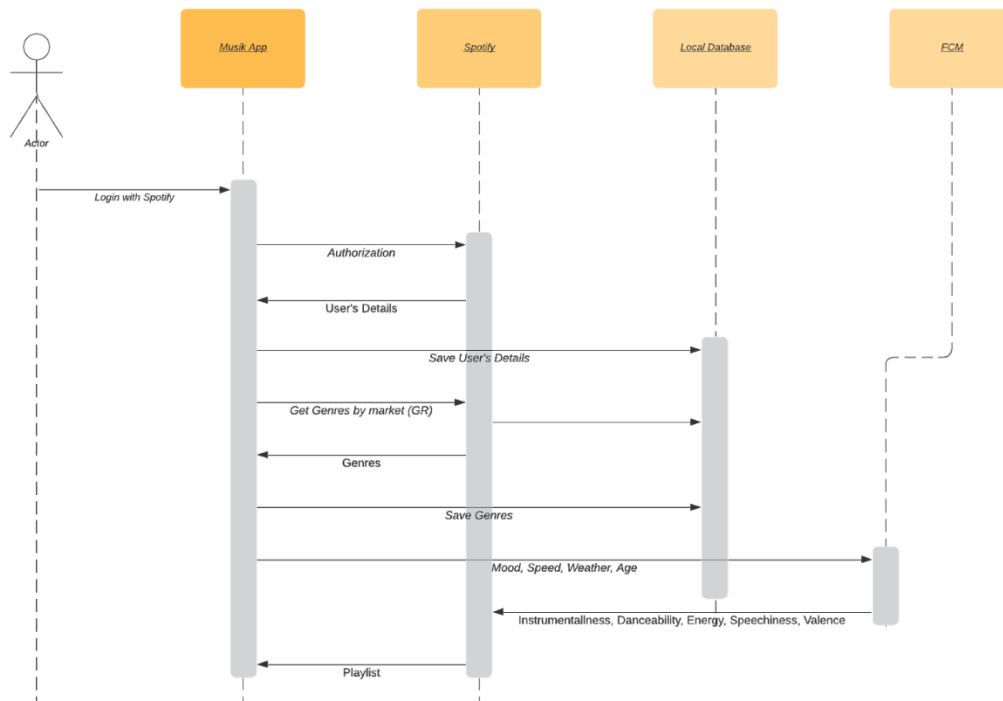
3.1 Ανάλυση Απαιτήσεων

Κύριος γνώμονας για την ανάπτυξη της εφαρμογής ήταν η παροχή καλύτερης εμπειρίας στο χρήστη (UX). Μέσω της εφαρμογής προσφέρονται στο χρήστη οι εξής δυνατότητες:

- α. Σύνδεση μέσω της εφαρμογής Spotify αν αυτή είναι ήδη εγκατεστημένη στη συσκευή.
- β. Σύνδεση μέσω εσωτερικού περιηγητή αν η εφαρμογή Spotify δεν είναι ήδη εγκατεστημένη στη συσκευή.
- γ. Επιλογή ενός ή περισσότερων μουσικών ειδών
- δ. Χρήση των αισθητήρων θέσης (GPS) της συσκευής
- ε. Επιλογή διάθεσης (διαφορετικό κάθε φορά)
- στ. Αναζήτηση διάθεσης από τις διαθέσιμες
- ζ. Επιλογής ολόκληρης μουσικής λίστας ή και μεμονωμένων κομματιών
- η. Χειρισμός της ακρόασης του κομματιού (αναπαραγωγή, παύση) μέσω της εφαρμογής
- θ. Χειρισμός της ακρόασης του κομματιού (αναπαραγωγή, παύση, επόμενο, προηγούμενο) από την μπάρα ειδοποιήσεων της συσκευής
- ι. Αποθήκευση στη βάση δεδομένων των στοιχείων και επιλογών του χρήστη για ταχύτερη εξυπηρέτηση

3.2 Αρχιτεκτονική του συστήματος

Στο παρακάτω διάγραμμα ακολουθίας απεικονίζεται εν συντομία η αρχιτεκτονική του συστήματος. Πιο συγκεκριμένα παρουσιάζεται η διαδρομή του χρήστη από τη στιγμή που ανοίγει την εφαρμογή για πρώτη φορά μέχρις ότου γίνει η πρόταση της playlist η οποία έχει δημιουργηθεί δυναμικά για εκείνον, σύμφωνα πάντα με τις πληροφορίες που παρέχει ο ίδιος.



Σχήμα 5: Αρχιτεκτονική του συστήματος σε μια ματιά

3.3 Τεχνολογίες που χρησιμοποιήθηκαν

3.3.1. Android Framework

Το Android επιλέχθηκε ως ο τεχνολογικός πυρήνας της εφαρμογής, καθώς προσφέρει:

- Δυνατότητα προγραμματισμού αλλά και emulation από οποιοδήποτε λειτουργικό (Windows, Linux, MacOS) δωρεάν.
- Το διαδεδομένο και εύχρηστο Android Studio ως IDE, προσφέροντας μια πάρα πολύ καλή λύση οργανωμένη για android προγραμματισμό.
- Δυνατότητα προγραμματισμού στην γλώσσα Java η οποία είναι πολύ διαδεδομένη και σθεναρή.
- Όντας αρκετά χρόνια σε παραγωγή και σε χρήση από εκατομμύρια συσκευές, έχει πλέον μια τεράστια βάση προγραμματιστών και υποστήριξης από την κοινότητα

Ως κατώτατο όριο έκδοσης λειτουργικού συστήματος θέσαμε το Android 4.1 και ως στόχο θέσαμε το Android 9

3.3.2. External Libraries:

- Picasso: Μια ισχυρή βιβλιοθήκη λήψης και caching φωτογραφιών
- Dexter: Μια βιβλιοθήκη που απλοποιεί τη διαδικασία αίτησης αδειών κατά το χρόνο εκτέλεσης.
- Volley: Μια βιβλιοθήκη πραγματοποίησης HTTP requests

- Material: Μια βιβλιοθήκη με UI συστατικά σε material σχέδιο
- Spotify auth: Μια βιβλιοθήκη για χρήση authentication μέσω Spotify
- Retrofit: Μια βιβλιοθήκη για δημιουργία HTTP client
- Gson: Μια βιβλιοθήκη για μετατροπή JSON οντοτήτων σε Java και αντίστροφα
- Google Mobile Services: Μια βιβλιοθήκη για χρήση του framework ειδοποιήσεων
- Dagger: Μια βιβλιοθήκη για χρήση του dependency injection

3.3.3. Spotify API

Το Spotify είναι ίσως η πιο γνωστή υπηρεσία αναπαραγωγής μουσικής στον κόσμο.

Ιδιαίτερα όμως διαθέτει δωρεάν API για προγραμματιστές ώστε να το χρησιμοποιήσουν είτε για σκοπούς δοκιμής, όπως η συγκεκριμένη διπλωματική εργασία, είτε για χρήση σε εμπορικές εφαρμογές.

Το Spotify επιλέχθηκε διότι προσφέρει τη δυνατότητα για authentication και εφόσον ο χρήστης έχει ήδη την εφαρμογή Spotify ήδη εγκατεστημένη στη συσκευή του, τότε με ένα και μόνο πατημα μπορεί να συνδεθεί και στην εφαρμογή αυτή. Σε αντίθετη περίπτωση το Spotify προσφέρει failsafe μηχανισμό και ανοίγει η σελίδα login του Spotify για ad-hoc σύνδεση. Έτσι έχουμε 2 σημεία διασύνδεσης με το Spotify:

- Spotify auth για χρήση του authentication μηχανισμού του Spotify
- Spotify API για χρήση των παρακάτω μεθόδων
 - getToken Για ανάκτηση του authentication token οποιαδήποτε στιγμή για χρήση του API
 - getCurrentUser Για ανάκτηση της οντότητας του χρήστη, συμπεριλαμβανομένων των πληροφοριών του
 - getSpotifyGenres Για ανάκτηση των διαθέσιμων υφών μουσικής με παράμετρο τον market (πχ Ελλάδα)
 - getCategories Για ανάκτηση των ειδών μουσικής με παραμέτρους την χώρα και το locale.
 - getSpotifyPlaylist Για ανάκτηση συγκεκριμένης λίστας μουσικών κομματιών με παράμετρο το id της playlist
 - getRecommendations Για ανάκτηση των προτεινόμενων playlists με τιμές των παραμέτρων τα αποτελέσματα του αλγορίθμου. Στον παρακάτω πίνακα παρουσιάζονται οι παράμετροι που μπορούν να ρυθμιστούν ώστε να γίνει διαμόρφωση της playlist.

Όνομα Παραμέτρου	Τύπος τιμής	Περιγραφή Παραμέτρου
Acousticness (Ακουστικότητα)	float	Αν το μουσικό κομμάτι είναι ακουστικό ή όχι. Η παράμετρος παίρνει τιμές μεταξύ του 0 και του 1. Το 1 υποδεικνύει ότι το κομμάτι είναι ακουστικό
Danceability (Χορευτικότητα)	float	Αν το κομμάτι είναι χορευτικό το οποίο εξαρτάται από παραμέτρους όπως tempo, rhythm stability,

		beat strength, overall regularity. Η τιμή μεταβάλλεται ανάμεσα στο 0 και το 1, με το 0 να αντιστοιχί σε μικρή χορευτικότητα και το 1 σε μεγάλη.
Duration_ms (Διάρκεια σε ms)	int	Διάρκεια του τραγουδιού σε ms.
Energy (Ενέργεια)	float	Η παράμετρος αυτή μεταβάλλεται μεταξύ του 0 και του 1 και αντιπροσωπεύει τη συνεχή μέτρηση της έντασης και της δραστηριότητας. Τυπικά κομμάτια που χαρακτηρίζονται ως ενεργητικά είναι κομμάτια γρήγορα, μεγάλης έντασης και θορυβώδη.
Instrumentalness (ορχηστρική)	float	Προβλέπει αν η όχι το κομμάτι περιέχει φωνητικά. Όσο πιο κοντά είναι η παράμετρος στο 1 τόσο μεγαλύτερη είναι η πιθανότητα το κομμάτι να μην περιέχει φωνητικά. Τιμές μεγαλύτερες του 0.5 περιγράφουν κομμάτια τα οποία είναι καταβάση ορχηστρικά, όσο η τιμή πλησιάζει το 1 τόσο η πιθανότητα αυτή αυξάνεται.
Key	int	Το μουσικό κλειδί στο οποίο έχει γραφτεί το κομμάτι
Liveness	float	Περιγράφει αν ή όχι το κομμάτι προέρχεται από live ηχογράφηση.
Loudness	float	Απεικονίζει το πόσο θορυβώδες είναι το κομμάτι σε decibel (db). Τυπικές τιμές κυμαίνονται μεταξύ των -60 και 0 db
Mode	int	Δείχνει την κλίμακα του τραγουδιού major (1) ή minor(0).
Popularity	int	Πόσο δημοφιλές είναι το τραγούδι. Η τιμή κυμαίνεται μεταξύ του 0

		και του 100, ε το 100 να είναι το πιο δημοφιλές.
Speechiness	float	Εντοπίζει την παρουσία προφορικού λόγου στο κομμάτι. Όσο πιο κοντά είναι η τιμή στο 1 τόσο πιο πιθανό είναι το κομμάτι να είναι κάποια εκπομπή, ανάγνωση κάποιου ποιήματος ή κάποιο ακουστικό βιβλίο. Τιμές μεταξύ του 0.33 και του 0.66 περιγράφουν κομμάτια τα οποία συνήθως περιλαμβάνουν και μουσική και λόγο.
Tempo	float	Το συνολικό tempo του κομματιού μετρούμενο σε beats per minute (bpm)
Time Signature	int	Υπολογιζόμενη συνολική υπογραφή χρόνου ενός κομματιού. Η υπογραφή χρόνου είναι μια συμβολική σύμβαση για τον προσδιορισμό του αριθμού των παλμών σε κάθε γραμμή (ή μέτρο).
Valence	float	Περιγράφει τη διάθεση που κατά κοινή ομολογία προκαλεί το κομμάτι στο χρήστη. Η τιμή της παραμέτρου κυμαίνεται μεταξύ του 0 και του 1. Κομμάτια με μεγάλο valence θεωρείται ότι προκαλούν περισσότερο θετικά συναισθήματα ενώ όσων η τιμή πλησιάζει στο 0 πιο αρνητικά.

3. 3. 4. OpenWeatherMap API

Το API του OpenWeatherMap επιλέχθηκε καθώς προσφέρει δωρεάν χρήση για σκοπούς δοκιμής και χρησιμοποιήθηκε για ανάκτηση του καιρού σε πραγματικό χρόνο βάσει του latitude και του longitude του χρήστη

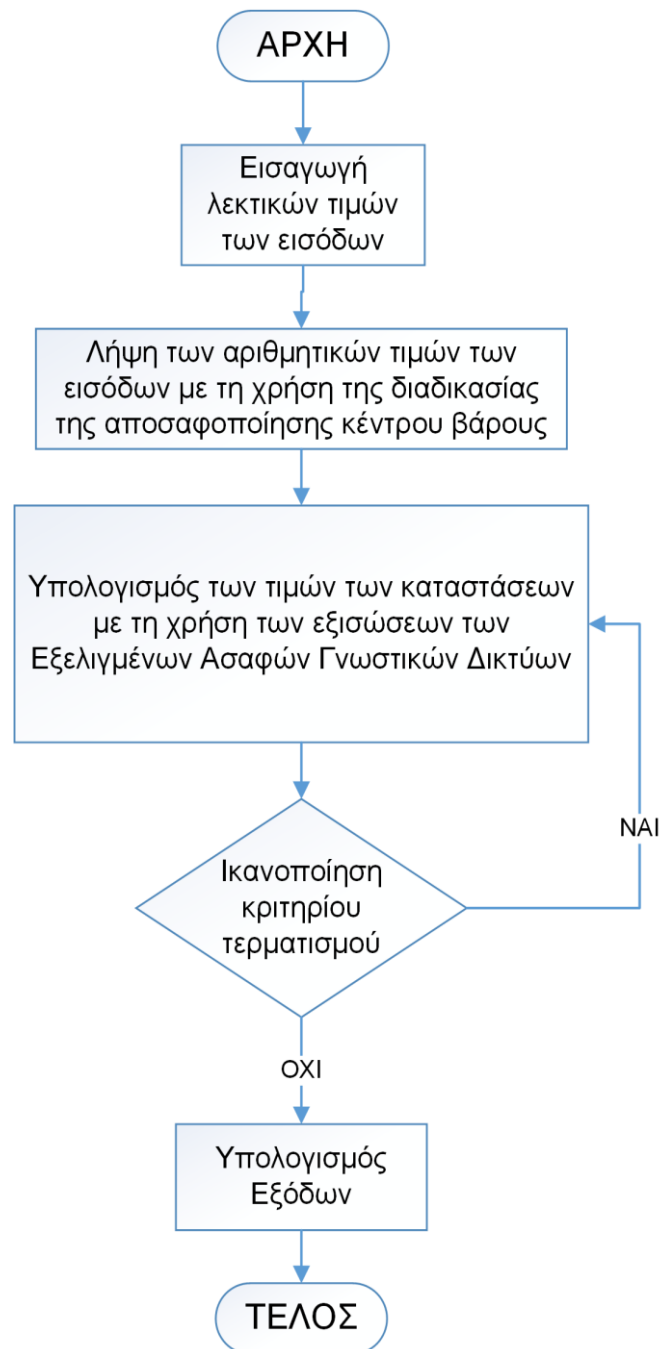
3. 3. 5. Εξελιγμένα Ασαφή Γνωστικά Δίκτυα

Τα εξελιγμένα Ασαφή Γνωστικά Δίκτυα επιλέχθηκαν ως η μεθοδολογία που θα χρησιμοποιηθεί για να γίνει ο καθορισμός των τιμών των παραμέτρων που χρησιμοποιούνται από το Spotify κατά τη διαδικασία επιλογής μουσικής.

Ο κύριοι λόγοι που χρησιμοποιήθηκε η μέθοδος αυτή είναι οι εξής:

- α. Αυξάνει τη γνώση του συστήματος. Είναι μια περιγραφική μεθοδολογία η οποία δεν βασίζεται στην απλή μαθηματική περιγραφή ενός συστήματος. Προσφέρει μια συμβολική αναπαράσταση της γνώσης δίνοντας τη δυνατότητα σε όποιον επιθυμεί να ασχοληθεί αυτή και να τη χρησιμοποιήσει να αποκτήσει μια πιο βαθιά κατανόηση του συστήματος που καλείται να μοντελοποιήσει.
- β. Δυνατότητα χρήσης του ανθρώπινου παράγοντα. Το γεγονός ότι χρησιμοποιούνται οι ειδικοί κάνει το σύστημα πιο ανθρωποκεντρικό και δίνει τη δυνατότητα να ληφθούν υπόψη παράμετροι που δεν θα συμπεριελάμβανε μια καθαρά συστημική προσέγγιση.
- γ. Ευελιξία. Η μορφή του ασαφούς γνωστικού δικτύου το καθιστά αρκετά ευέλικτο καθώς είναι πολύ εύκολο να προστεθούν ή και να αφαιρεθούν παράμετροι από το σύστημα χωρίς να απαιτείται εξ ολοκλήρου επαναπροσδιορισμός του συστήματος

Στο παρακάτω διάγραμμα παρουσιάζεται η λειτουργία του αλγορίθμου που αναπτύχθηκε για να υλοποιήσει την μέθοδο των Εξελιγμένων Ασαφών Γνωστικών Δικτύων.



Σχήμα 6: Διάγραμμα Ροής για τη λειτουργία του αλγορίθμου των Εξελεγμένων Ασαφών Γνωστικών Δικτύων

Οι παράμετροι που θα μελετηθούν για τη δημιουργία του αλγορίθμου επιλογής μουσικού κομματιού είναι οι ακόλουθοι:

- Διάθεση του χρήστη (Mood)
 - Ήρεμη/ Ειρηνική (calm/ peaceful)
 - Ενεργητική/ Ενθουσιασμός (Energetic/ Excited)
 - Χαρούμενη (Happy)
 - Αγχωμένη (Cranky/ Stressed)

- Μελαγχολική (Gloomy/Melancholic)
- Λυπημένη (Sad)
- Ταχύτητα του χρήστη (Speed)
 - Ακίνητος (Still)
 - Μέτρια (Medium)
 - Μεγάλη (Fast)
- Καιρός (Weather)
 - Βροχερός (Rainy)
 - Συννεφιασμένος (Cloudy)
 - Ηλιόλουστος (Sunny)
- Ηλικιακή Ομάδα (Age)
 - <17
 - 18- 35
 - >36
- Instrumentalness: Ορχηστρικότητα του κομματιού (0- 1)
- Danceability: Χορευτικότητα του κομματιού (0- 1)
- Energy: Ενέργεια κομματιού (0- 1)
- Speechiness: Παρουσία προφορικού Λογου (0- 1)
- Valence: Διάθεση που προκαλεί το κομμάτι στο χρήστη (0- 1)

Διαχωρισμός Παραμέτρων:

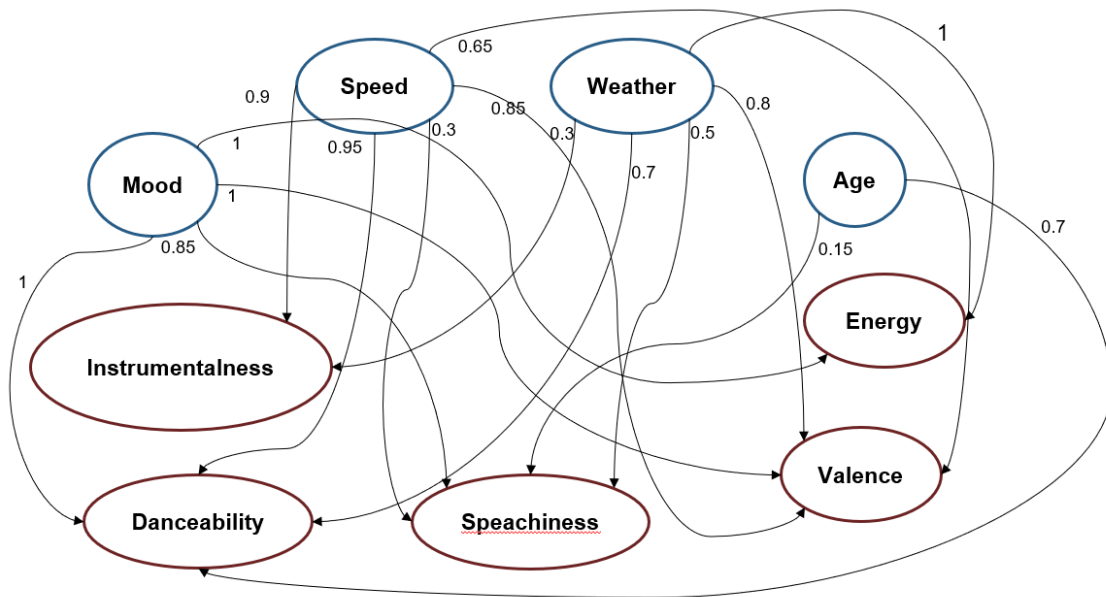
Είσοδοι: Προκύπτουν από τους αισθητήρες του έξυπνου τηλεφώνου και τις επιλογές του χρήστη.

- Διάθεση
- Ταχύτητα του Χρήστη
- Καιρός
- Ηλικιακή Ομάδα

Έξοδοι/ Καταστάσεις: Στην παρούσα προσέγγιση οι κόμβοι κατάστασης και εξόδου του συστήματος ταυτίζονται. Αυτό συμβαίνει εξαιτίας του Spotify API καθώς οι παράμετροι εξόδου θεωρούνται ανεξάρτητες μεταξύ τους, οπότε δεν προκύπτει ανάγκη για διαχωρισμό καταστάσεων.

- Instrumentalness
- Danceability
- Energy
- Speechiness

Στο παρακάτω σχήμα παρουσιάζεται μια γραφική αναπαράσταση του Εξελιγμένου Ασαφούς Γνωστικού Δικτύου που χρησιμοποιήθηκε.

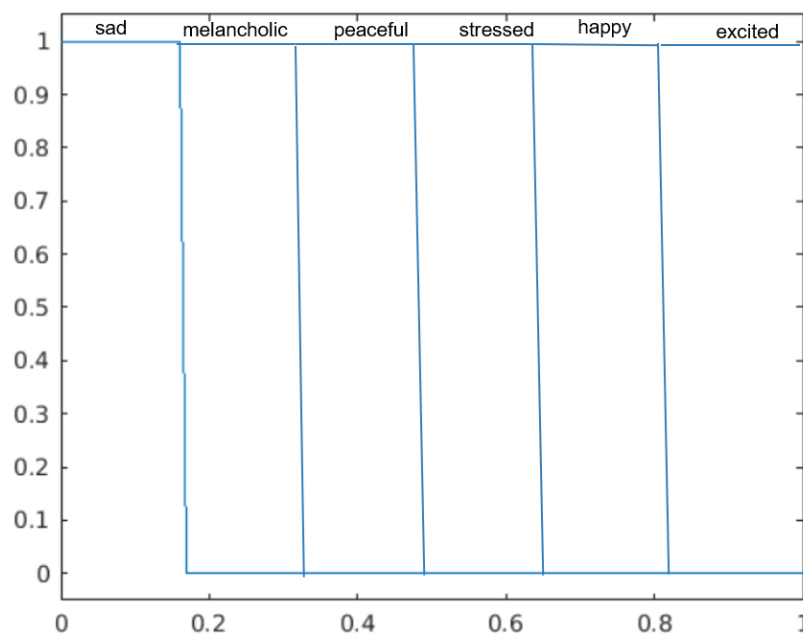


Σχήμα 7: Γραφική αναπαράσταση Εξελιγμένου Ασαφούς Γνωστικού Δικτύου

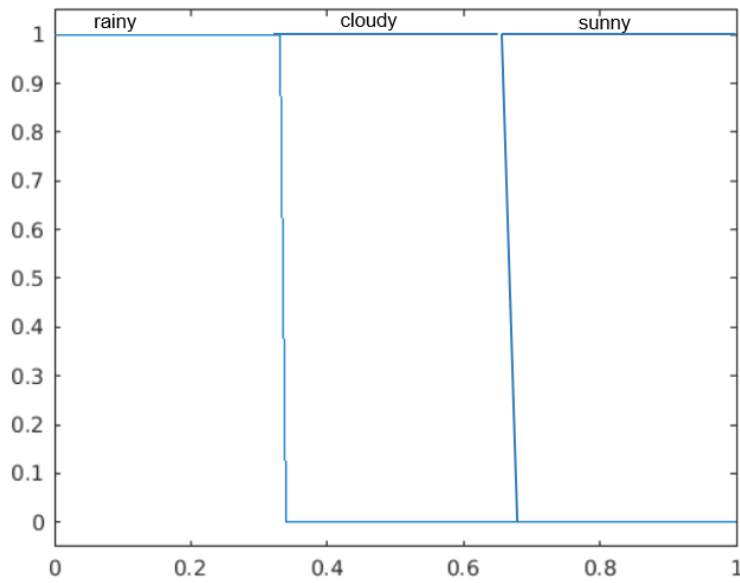
Από-ασαφοποίηση Παραμέτρων Εισόδου.

Προκειμένου οι εισοδοί του συστήματος να λάβουν αριθμητικές τιμές ώστε να μπορέσουν να χρησιμοποιηθούν από το Ασαφές Γνωστικό Δίκτυο χρησιμοποιείται από-ασαφοποίηση κέντρου βάρους όπως αυτή περιγράφηκε στην ενότητα 2.6.4.

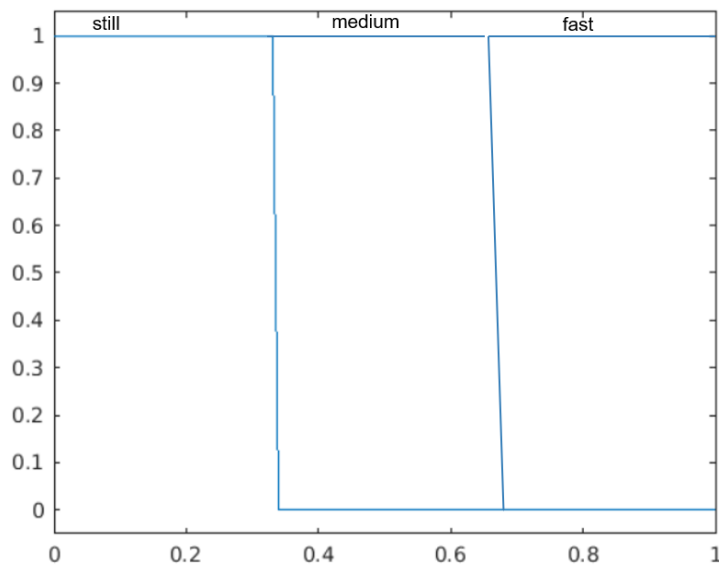
Εδώ πρέπει να σημειωθεί ότι για την ανάπτυξη του Ασαφούς Γνωστικού Δικτύου χρησιμοποιήθηκε ένας εμπειρογνώμονας και οι συναρτήσεις συμμετοχής που προέκυψαν για την από-ασαφοποίηση των εισόδων περιγράφονται στα ακόλουθα διαγράμματα.



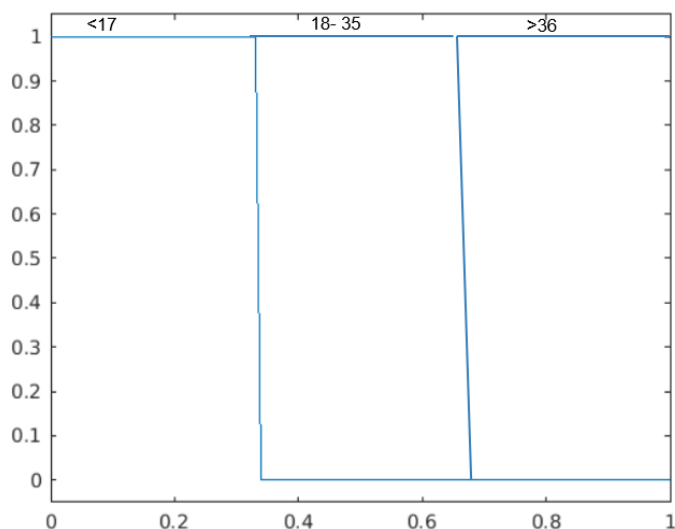
Σχήμα 8: Αποασαφοποίηση Διάθεσης Χρήστη



Σχήμα 9: Αποασαφοποίηση εισόδου καιρού



Σχήμα 10: Αποασαφοποίηση Εισόδου Ταχύτητα



Σχήμα 11: Αποασαφοποίηση εισόδου ηλικία

Πίνακας Βαρών

Πίνακας 1: Πίνακας βαρών Ασαφούς Γνωστικού Δικτύου

	Instrumentallness	Danceability	Energy	Speechiness	Valence
Mood	0	1	1	0.85	1
Speed	0.9	0.95	0.65	0.3	0.85
Weather	0.3	0.7	0.6	0.5	0.8
Age	0	0.7	0.15	0	0

3.3.6. SQLite

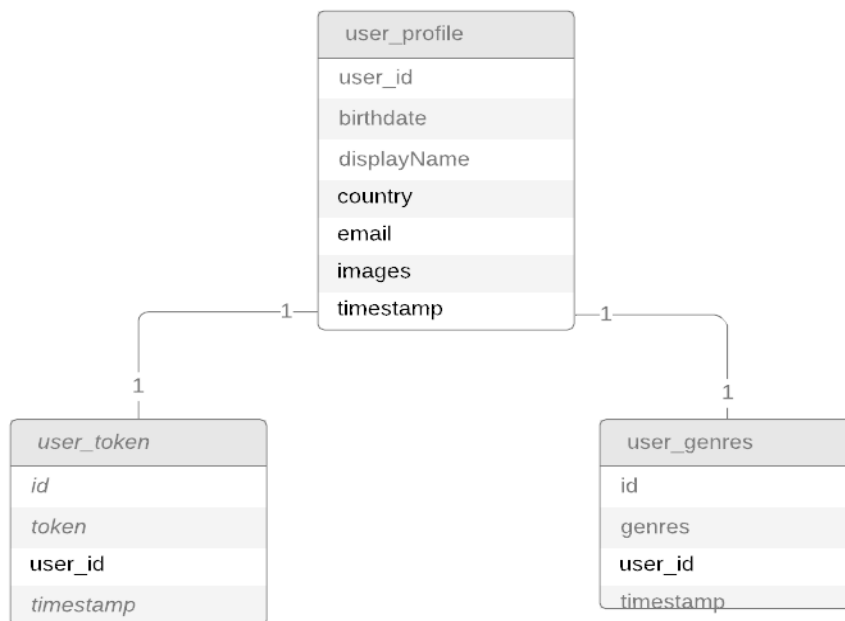
Το SQLite είναι μια ελαφριά και εύχρηστη έκδοση βάσεων δεδομένων η οποία έρχεται by default ενεργοποιημένη στο Android λειτουργικό.

Χρησιμοποιήθηκε στην συγκεκριμένη εφαρμογή ώστε να προσφέρει μεγαλύτερη αποδοτικότητα στην ίδια την εφαρμογή αλλά και σημαντική βελτίωση στην εμπειρία του χρήστη κατά τη διάρκεια περιήγησης του στην εφαρμογή.

Πιο συγκεκριμένα η βάση δεδομένων χρησιμοποιήθηκε για τις παρακάτω λειτουργικότητες:

- Αποθήκευση των βασικών λεπτομερειών του χρήστη μετά την πρώτη φορά σύνδεσης μέσω Spotify , όπως του ονόματος του και της ηλικίας του
- Αποθήκευση των υφών μουσικής (moods) που έχει επιλέξει ώστε από τη δεύτερη φορά χρήσης της εφαρμογής η εμπειρία του χρήστη (UX) να έχει αυξηθεί κατακόρυφα- καθώς χωρίς καμία επιπλέον κίνηση του προτείνεται μια playlist από την εφαρμογή. Επίσης οποιαδήποτε στιγμή μπορεί να αλλάξει την επιλογή του στα αγαπημένα του ύφη.
- Τοπική αποθήκευση του authorization token του που έχει επιστρέψει από το Spotify προσφέροντας έτσι μια πολύ γρήγορη ταυτοποίηση και ανάκτηση της μουσικής.

Στο παρακάτω σχήμα παρουσιάζεται το σχήμα της βάσης δεδομένων που χρησιμοποιείται για την τοπική αποθήκευση των στοιχείων και των επιλογών του χρήστη.



Σχήμα 12: Σχήμα της βάσης δεδομένων

3. 3. 7. Smartphone sensors

Οι αισθητήρες της συσκευής μας επιτρέπουν να χρησιμοποιούμε μετρήσεις σε πραγματικό χρόνο οι οποίες είναι πραγματικά ωφέλιμες στην συγκεκριμένη εφαρμογή αν και προαιρετικές καθώς το ζήτημα είναι να δοθεί στον χρήστη η καλύτερη τεχνολογική εμπειρία.

Δυο κύριοι αισθητήρες χρησιμοποιήθηκαν στην εφαρμογή:

- Το επιταχυνσιόμετρο το οποίο διαθέτει η συσκευή έτσι ώστε να προσδιοριστεί η ταχύτητα του χρήστη και να υπολογιστεί εάν είναι ακίνητος, περπατάει, τρέχει ή βρίσκεται σε κάποιο μεταφορικό μέσο. Το αποτέλεσμα της μέτρησης διατίθεται έπειτα σαν παράμετρος στον αλγόριθμο.

- Το GPS το οποίο διαθέτει η συσκευή έτσι ώστε να προσδιοριστεί η θέση του χρήστη στο χάρτη σε πραγματικό χρόνο. Το αποτέλεσμα της μέτρησης διατίθεται έπειτα σαν παράμετρος στο OpenWeatherMap API ώστε να διευκρινιστεί ο καιρός που επικρατεί σε εκείνη την περιοχή.

Κεφάλαιο 4: Παρουσίαση και Χρήση της εφαρμογής

Το Spotify προσφέρει προσωποποιημένες playlists στον χρήστη εδώ και αρκετό καιρό, αλλά βασισμένη αποκλειστικά στα παρελθοντικές και τωρινές επιλογές του ίδιου.

Η συγκεκριμένη διατριβή οφείλει την σύλληψη της στην ανάγκη να προσθέσει στις παραμέτρους της πρότασης και στοιχεία του χρήστη χωρίς να χρειάζεται την δική του ενεργή συμμετοχή. Έχει λοιπόν ως στόχο να προσομοιώσει την επιλογή διάθεσης του χρήστη και να την βελτιώσει, προτείνοντας του μια playlist η οποία ταιριάζει με την δεδομένη στιγμή και με τον συγκεκριμένο ακροατή.

Πιο συγκεκριμένα, λαμβάνοντας όλα τα παραπάνω υπόψη, συλλέγοντας από διαφορετικές πηγές, προσωπικά στοιχεία (ηλικία), στοιχεία κίνησης (ταχύτητα), καιρικές συνθήκες και το mood (διάθεση) του χρήστη, παρέχουμε εισόδους στον αλγόριθμο των Ασαφών Γνωστικών Δικτύων και τα αποτελέσματα αυτού έπειτα συνδυαζόμενα με τις μουσικές επιρροές του χρήστη δίνονται σαν εισοδος στην ήδη υπάρχουσα υπηρεσία του Spotify προτάσεων μουσικών λιστών. Έτσι επηρεάζοντας τις παραμέτρους προτάσεων, προσφέρει η συγκεκριμένη εφαρμογή μια πιο δυναμική και προσωποποιημένη λύση.

Παρακάτω παρουσιάζεται η εφαρμογή η οποία υλοποιήθηκε σε Android λειτουργικό με material design, μέσω στιγμιότυπων οθόνης από την τελική της μορφή στα πλαίσια της διατριβής:

4.1 Use cases

Στους επόμενους δύο πίνακες παρουσιάζονται τα δύο βασικά use cases τα οποία περιγράφουν επιγραμματικά και βήμα- βήμα τη λειτουργία της εφαρμογής.

Πίνακας 2: Προσδιορισμός βασικού use case

Προσδιορισμός βασικού Use Case	
Στοιχείο του Use Case	Τιμή
AA	1
Όνομα του Use Case	Πρώτη διεπαφή του χρήστη με την εφαρμογή
Σκοπός	Σύνδεση του χρήστη και περιήγηση του στην εφαρμογή
Πρωταρχικός actor	Νέος χρήστης της εφαρμογής
Προϋποθέσεις	<ul style="list-style-type: none"> • Η εφαρμογή να έχει εγκατασταθεί στην συσκευή • Να υπάρχει σύνδεση με το διαδίκτυο
Αποτέλεσμα	Επιτυχής σύνδεση του χρήστη στην εφαρμογή και παρουσίαση σε αυτόν της μουσικής λίστας

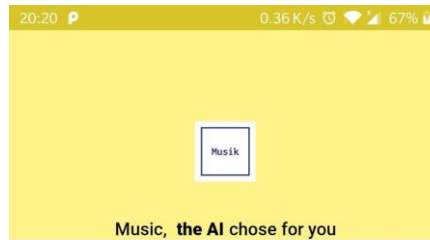
Ροή Εργασίας 1 (Σύνδεση μέσω της εφαρμογής του Spotify)	
Βήμα 1	Ο χρήστης επιλέγει το "Continue with Spotify"
Βήμα 2	Η οθόνη επιλογής μουσικών ειδών παρουσιάζεται και ο χρήστης καλείται να επιλέξει ένα ή περισσότερα είδη από αυτά. Ο χρήστης πατάει "Next"
Βήμα 3	Η οθόνη επιλογής υπηρεσιών τοποθεσίας παρουσιάζεται στον χρήστη. Ο χρήστης πατάει "OK"
Βήμα 4	Η οθόνη επιλογής διάθεσης παρουσιάζεται στον χρήστη. Ο χρήστης επιλέγει μια διάθεση από τις διαθέσιμες.
Βήμα 5	Η οθόνη της μουσικής λίστας παρουσιάζεται στον χρήστη. Ο χρήστης επιλέγει ένα από τα διαθέσιμα μουσικά κομμάτια.
Ροή Εργασίας 2 (Σύνδεση μέσω web browser)	
Βήμα 1	Ο χρήστης επιλέγει το "Continue with Spotify"
Βήμα 2	Ένας εσωτερικός περιηγητής ανοίγει και ανακατευθύνεται αυτόματα στην σελίδα εισόδου του Spotify
Βήμα 3	Ο χρήστης πληκτρολογεί τα διαπιστευτήριά του και πατάει την επιλογή είσοδος.
Βήμα 4	Από εδώ και έπειτα ακολουθούνται τα ίδια βήματα με την ροή εργασίας 1, βήματα 2-5

Πίνακας 3: Προσδιορισμός δευτερεύοντος use case

Προσδιορισμός δευτερεύοντος Use Case	
Στοιχείο του Use Case	Τιμή
AA	2

Όνομα του Use Case	Επιστροφή του χρήστη στην εφαρμογή
Σκοπός	Παρουσίαση της μουσικής λίστας στον χρήστη με ένα βήμα
Πρωταρχικός actor	Υπάρχων χρήστης της εφαρμογής
Προϋποθέσεις	<ul style="list-style-type: none"> • Ο χρήστης να έχει ήδη συνδεθεί μια τουλάχιστον φορά στην εφαρμογή • Να υπάρχει σύνδεση με το διαδίκτυο
Αποτέλεσμα	Παρουσίαση της μουσικής λίστας στον χρήστη με ένα βήμα
Ροή Εργασίας 1	
Βήμα 1	<p>Ο χρήστης ανοίγει την εφαρμογή και του παρουσιάζεται απευθείας η οθόνη επιλογής διάθεσης, καθώς τα στοιχεία του υπάρχουν ήδη στην τοπική βάση δεδομένων.</p> <p>Ο χρήστης πληκτρολογεί τα αρχικά από ένα από τα διαθέσιμα ύφη.</p>
Βήμα 2	<p>Η εφαρμογή παρουσιάζει στον χρήστη μόνο εκείνα τα ύφη που πληρούν τα στοιχεία αναζήτησης.</p> <p>Ο χρήστης επιλέγει τη διάθεση που επιθυμεί.</p>
Βήμα 3	<p>Η οθόνη της μουσικής λίστας παρουσιάζεται στον χρήστη.</p> <p>Ο χρήστης επιλέγει ένα από τα διαθέσιμα μουσικά κομμάτια.</p> <p>Ο χρήστης μπορεί να φύγει από την εφαρμογή ακόμα και να κλειδώσει τη συσκευή του, και η μουσική θα συνεχίζει να παράγεται.</p>

4.2 Οθόνη Σύνδεσης



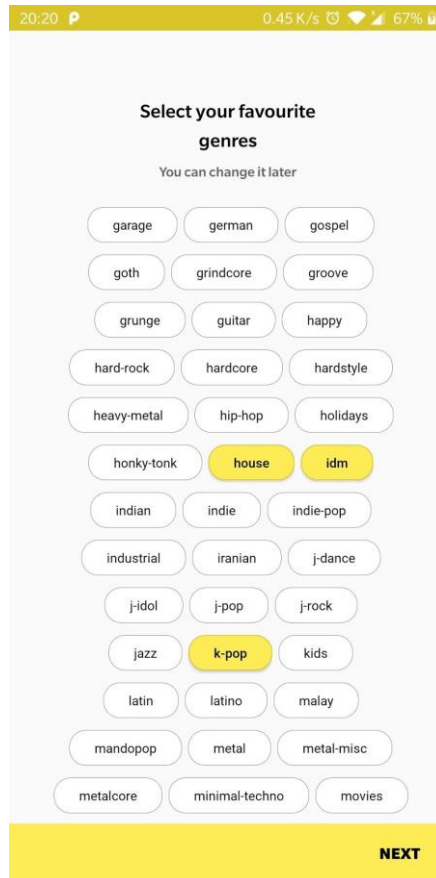
Σχήμα 13: Οθόνη Σύνδεσης της εφαρμογής

Η εικόνα παρουσιάζει το πρώτο στιγμιότυπο της εφαρμογής που απεικονίζει την Login οθόνη. Αυτή η οθόνη εμφανίζεται μόνο την πρώτη φορά στον χρήστη και δεν εμφανίζεται ξανά καθώς εφόσον πραγματοποιήσει επιτυχή σύνδεση τα διαπιστευτήρια αποθηκεύονται τοπικά στην εφαρμογή (SQLite).

Η σύνδεση πραγματοποιείται μέσω του Spotify:

- Στην περίπτωση που η εφαρμογή του Spotify είναι ήδη εγκατεστημένη στην συσκευή τότε η αυθεντικοποίηση του χρήστη γίνεται αυτόματα στο background.
- Σε άλλη περίπτωση ένας περιηγητής ανοίγει με την σελίδα σύνδεσης του Spotify ώστε ο χρήστης να πληκτρολογήσει τα διαπιστευτήρια.
- Τα στοιχεία του χρήστη αποθηκεύονται τοπικά σε βάση δεδομένων για να χρησιμοποιηθούν την επόμενη φορά, για μελλοντική χρήση αλλά και για βελτίωση του UX.

4.3 Οθόνη Επιλογής Μουσικών Ειδών



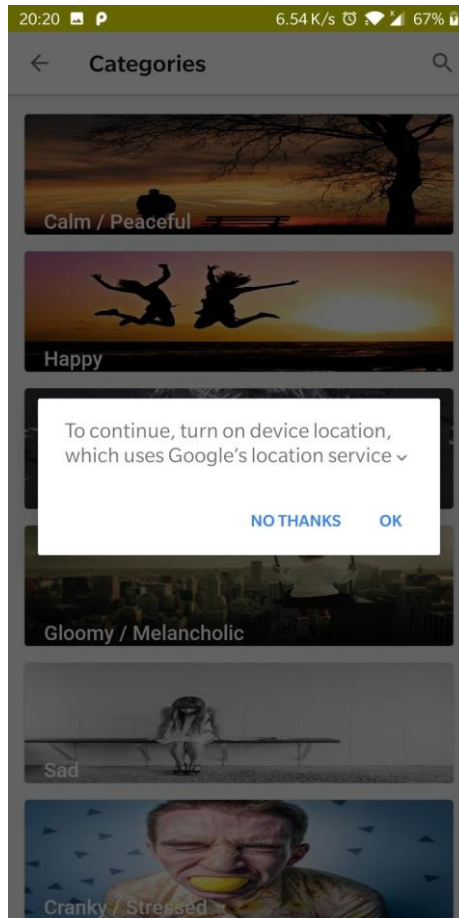
Σχήμα 14: : Οθόνη επιλογής των μουσικών ειδών

Η εικόνα παρουσιάζει το επόμενο στιγμιότυπο της εφαρμογής που απεικονίζει την οθόνη επιλογής μουσικών ειδών. Αυτή η οθόνη εμφανίζεται την πρώτη φορά εισόδου του χρήστη στην εφαρμογή και μπορεί να εμφανιστεί πάλι στο μέλλον μόνο με επιλογή του χρήστη.

Είναι επίσης το δεύτερο επίπεδο διασύνδεσης με το Spotify:

- Το Spotify API καλείται και συγκεκριμένα η μέθοδος `available-genre-seeds` για να επιστρέψει με την σειρά της τα διαθέσιμα μουσικά είδη.
- Ο χρήστης μπορεί να επιλέξει ένα ή περισσότερα είδη.
- Οι επιλογές του αποθηκεύονται τοπικά στη βάση δεδομένων για μελλοντική χρήση και για βελτίωση του UX.
- Οι επιλογές του επίσης προσφέρονται σαν είσοδος στη μέθοδο του Spotify που καλούμε αργότερα για να επιστρέψει την τελική πρόταση μουσικών λιστών.

4.4 Οθόνη Επιλογής Υπηρεσιών Τοποθεσίας

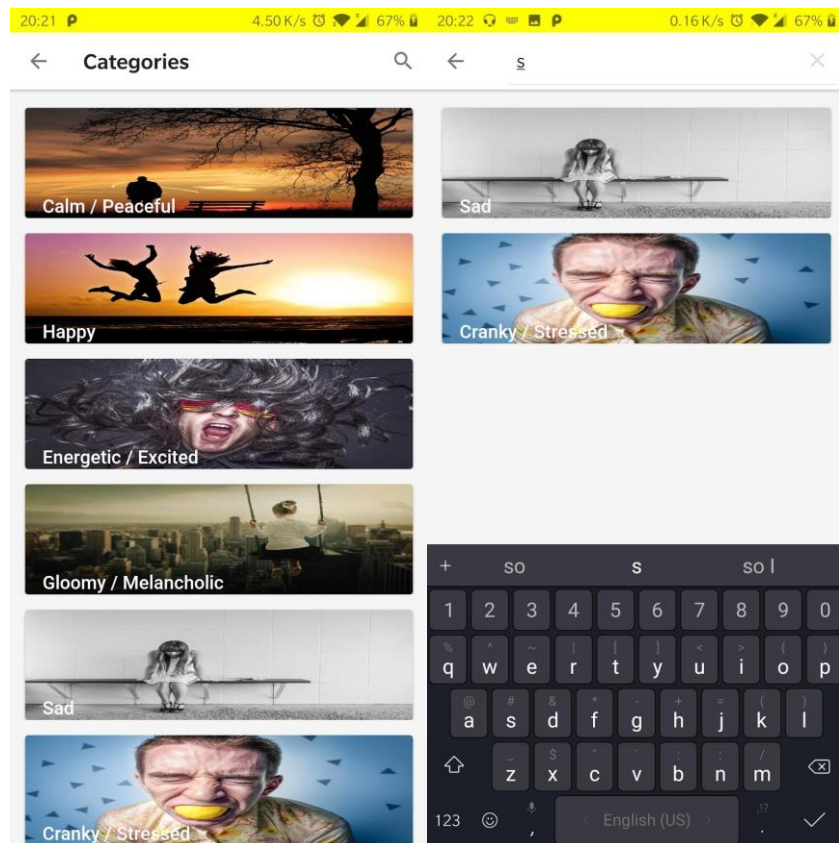


Σχήμα 15: Οθόνη επιλογής υπηρεσιών τοποθεσίας

Η εικόνα παρουσιάζει το επόμενο στιγμιότυπο της εφαρμογής που απεικονίζει την οθόνη επιλογής υπηρεσιών τοποθεσίας. Αυτή η οθόνη εμφανίζεται την πρώτη φορά εισόδου του χρήστη στην εφαρμογή και εμφανίζεται πάλι εάν φτάσει ο χρήστης σε επόμενη φορά σε αυτή την οθόνη και οι υπηρεσίες τοποθεσίας στη συσκευή του είναι απενεργοποιημένες, έτσι προτρέπει τον χρήστη ώστε να επιτρέψει στην εφαρμογή να χρησιμοποιεί αυτόν τον αισθητήρα της συσκευής και έπειτα να τον ενεργοποιήσει.

Η ενεργοποίηση του GPS είναι προαιρετική αλλά προτείνεται από την εφαρμογή καθώς μέσω της τοποθεσίας του χρήστη ανιχνεύονται οι καιρικές συνθήκες της περιοχής στην οποία βρίσκεται χρησιμοποιώντας την διασύνδεση με το OpenWeatherMap API.

4.5 Οθόνη Επιλογών Διάθεσης (Mood)



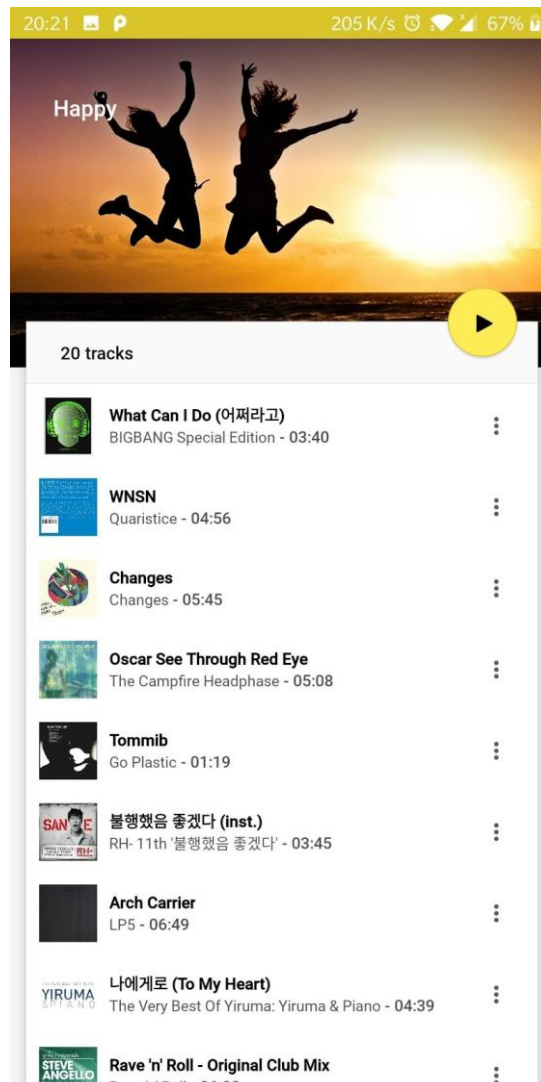
Σχήμα 16: Οθόνη επιλογής διάθεσης

Η εικόνα παρουσιάζει το επόμενο στιγμιότυπο της εφαρμογής που απεικονίζει την οθόνη επιλογής διάθεσης. Αυτή η οθόνη εμφανίζεται πάντα στον χρήστη καθώς η διάθεση του μπορεί να αλλάξει πολλές φορές ακόμα και στην ίδια συνέδρια με την εφαρμογή. Τα μουσικά υφή που εμφανίζονται στην οθόνη είναι κατηγοριοποιημένα έτσι ο χρήστης καλείται να επιλέξει ένα από αυτά.

Είναι επίσης το τρίτο επίπεδο διασύνδεσης με το Spotify:

- Το Spotify API καλείται και συγκεκριμένα η μέθοδος available-mood-seeds για να επιστρέψει με την σειρά της τις διαθέσιμες διαθέσεις βάσει της χώρας.
- Στην οθόνη παρέχεται δυνατότητα δυναμικής αναζήτησης για βελτιστοποίηση της εμπειρίας του χρήστη.

4.6 Οθόνη Μουσικής Λίστας



Σχήμα 17: Οθόνη επιλογής μουσικής λίστας

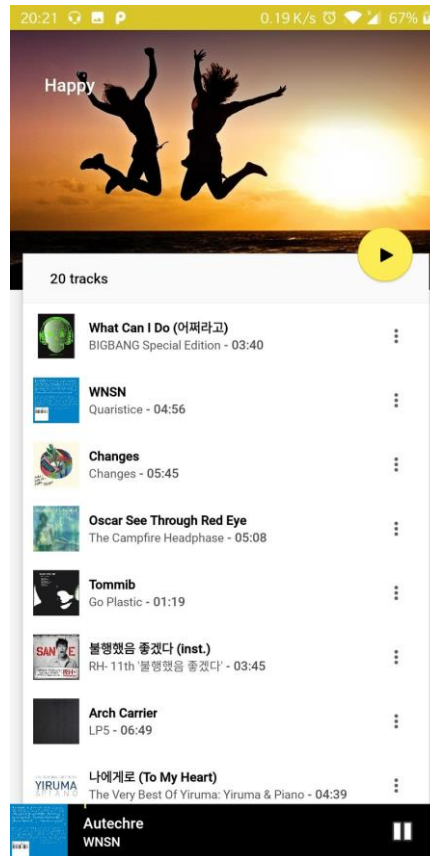
Η εικόνα παρουσιάζει το επόμενο στιγμιότυπο της εφαρμογής που απεικονίζει την οθόνη αποτελεσμάτων παρουσιάζοντας την προτεινομένη μουσική λίστα όπως αυτή έχει προέλθει συνδυάζοντας όλες τις διαθέσιμες παραμέτρους και χρησιμοποιώντας τον αλγόριθμο FCM αλλά και την υπηρεσία προτάσεων του Spotify. Αυτή η οθόνη εμφανίζεται πάντα στο χρήστη και παρέχονται οι πληροφορίες της μουσικής λίστας.

Επίσης έχουμε το τέταρτο επίπεδο διασύνδεσης με το Spotify:

- Το Spotify API καλείται και συγκεκριμένα η μέθοδος `get-recommendations` με εισόδους τα αποτελέσματα του αλγορίθμου του FCM μαζί με τα επιλεγμένα μουσικά είδη του χρήστη για να επιστρέψει με τη σειρά του μια προσωποποιημένη μουσική λίστα
- Το επιλεγμένο ύφος από την προηγούμενη οθόνη εμφανίζεται καθώς και η φωτογραφία του.
- Το κουμπί Play ξεκινάει την λίστα από την αρχή με συνεχόμενη ροή.
- Κάθε μουσικό κομμάτι μπορεί να επιλεγθεί ξεχωριστά και να ξεκινήσει άμεσα.

- Ορατά είναι ο τίτλος του κομματιού, το album στο οποίο ανήκει και η διάρκεια του

4.7 Οθόνη Μουσικής Λίστας (Επιλεγμένο Μουσικό Κομμάτι)



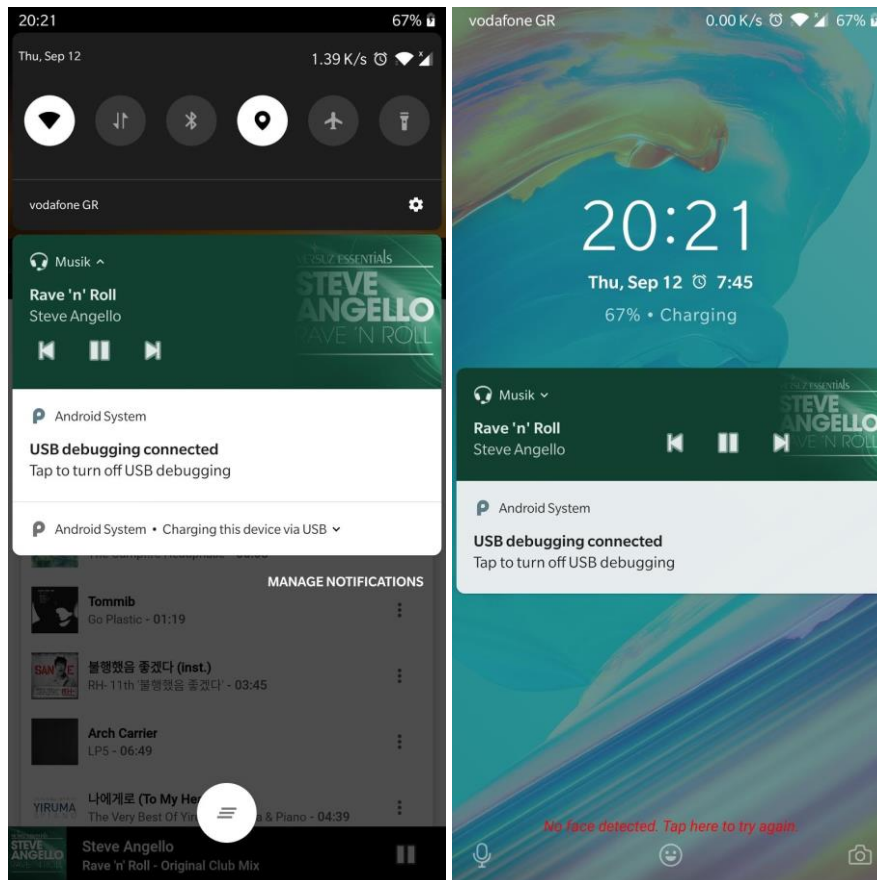
Σχήμα 18: Οθόνη επιλογής μουσικής λίστας και επιλεγμένο μουσικό κομμάτι

Η εικόνα παρουσιάζει το επόμενο και τελευταίο σε σειρά στιγμιότυπο της εφαρμογής. Αυτή η οθόνη εμφανίζεται στον χρήστη αφού έχει επιλέξει είτε μεμονωμένα ένα μουσικό κομμάτι από τη προτεινομένη λίστα, είτε έχοντας πατήσει το κουμπί play.

Αφού πατηθεί ένα μουσικό κομμάτι, μια μπάρα εμφανίζεται στο κάτω μέρος της οθόνης δείχνοντας την εικόνα του album στο οποίο ανήκει το μουσικό κομμάτι, πληροφορίες για το κομμάτι αυτό όπως το όνομα του μουσικού και ο τίτλος του, αλλά και η πρόδος του κομματιού σε ξεχωριστή μπάρα.

Το τραγούδι μπορεί να έρθει σε παύση αλλά και να ξαναξεκινήσει χρησιμοποιώντας το κουμπί που βρίσκεται πάνω στη μπάρα και δεξιά.

4.8 Οθόνη Μουσικής Λίστας



Σχήμα 19: Οθόνη Μουσικής Λίστας

Η εικόνα παρουσιάζει το στιγμιότυπα της εφαρμογής από τις μπάρες ειδοποιήσεων της. Αυτές οι οθόνες εμφανίζονται εφόσον ένα μουσικό κομμάτι είσαι σε κατάσταση αναπαραγωγής.

Αφού ο χρήστης πατήσει πάνω σε ένα μουσικό κομμάτι, μια μόνιμη μπάρα ειδοποιήσεων δημιουργείται η οποία προσφέρει την εικόνα του album του κομματιού, μαζί με πληροφορίες όπως ο μουσικός του και ο τίτλος του, όπως επίσης και γρήγοροι έλεγχοι:

- Προηγούμενο κομμάτι
- Αναπαραγωγή/ παύση
- Επόμενο κομμάτι

Οι παραπάνω μπάρες ειδοποιήσεων εμφανίζονται κατά σειρά η πρώτη όταν η συσκευή είναι ξεκλειδωτή ενώ η δεύτερη όταν η συσκευή είναι κλειδωμένη προσφέροντας τις ίδιες πληροφορίες και ελέγχους, προσφέροντας στον χρήστη βελτιστοποιημένη εμπειρία χρήστης της εφαρμογής.

Κεφάλαιο 5: Συμπεράσματα και μελλοντική έρευνα

5.1 Συμπεράσματα

Η τεράστια τεχνολογική πρόοδος και η μεγάλη ανάπτυξη των μεθόδων επεξεργασίας δεδομένων έχει οδηγήσει στη δυνατότητα προσφοράς εξατομικευμένων επιλογών για το χρήστη σε μια μεγάλη ποικιλία υπηρεσιών. Μια τέτοια υπηρεσία η οποία σχετίζεται άμεσα με την προσωπική επιλογή είναι αυτή της ακρόασης μουσικής. Οι μουσικές προτιμήσεις διαφέρουν από άτομο σε άτομο τόσο γενικά τα είδη μουσικής που προτιμά ο καθένας, όσο και ειδικά σε σχέση δηλαδή με τη διάθεση του. Η πλατφόρμα του Spotify είναι μια αρκετά διαδεδομένη πλατφόρμα ακρόασης μουσικής η οποία προσφέρει εξατομικευμένες επιλογές για τον κάθε χρήστη βασισμένες όμως στις γενικότερες προτιμήσεις του. Η παρούσα μεταπτυχιακή εργασία προτείνει μια διαφορετική προσέγγιση. Χρησιμοποιεί την ήδη υπάρχουσα πλατφόρμα εκμεταλλευόμενη τη μεγάλη ποικιλία τραγουδιών αλλά στοχεύει να ικανοποιήσει τις πιο βραχυπρόθεσμες επιθυμίες του χρήστη. Να προτείνει δηλαδή μουσικές επιλογές που βασίζονται σε στοιχεία όπως η διάθεση του χρήστη, ο καιρός κλπ. Για το λόγο αυτό χρησιμοποιήθηκε η μέθοδος των Εξελιγμένων Ασαφών Γνωστικών Δικτύων. Τα Εξελιγμένα Ασαφή Γνωστικά Δίκτυα αποτελούν μια μεθοδολογία μοντελοποίησης συστημάτων τα οποία προσομοιώνουν τον ανθρώπινο τρόπο σκέψης και δίνουν τη δυνατότητα περιγραφής ενός συστήματος με έναν σθεναρό αλλά και ευέλικτο τρόπο. Η εφαρμογή η οποία αναπτύχθηκε είναι ιδιαίτερα εύχρηστη, προσφέρει στο χρήστη μια εξαιρετική εμπειρία καθώς επιτελεί το σκοπό της χωρίς να απαιτεί πολύπλοκα βήματα που θα μείωναν την εμπειρία του χρήστη.

Τα Εξελιγμένα Ασαφή Γνωστικά Δίκτυα ενσωματώθηκαν αποτέλεσαν σημαντικό κομμάτι της εργασίας αυτής ήταν η μέθοδος που έδωσε τη δυνατότητα να πάρουμε τις πληροφορίες που παρείχε ο χρήστης και να διαμορφώσουμε τα κριτήρια επιλογής μουσικής από την πλατφόρμα του Spotify. Τα κριτήρια επιλογής που χρησιμοποιήθηκαν ως έξοδοι στο σύστημα και επιλέχθηκαν από τα διαθέσιμα κριτήρια του Spotify API ήταν εκείνα που κατά τη γνώμη μας ήταν τα πιο αντιπροσωπευτικά αλλά είχαν και την πιο άμεση σχέση με τις εισόδους που χρησιμοποιήσαμε.

Η μέθοδος αυτή αν και μια αρκετά νέα μέθοδος προσαρμόζεται πολύ καλά σε συστήματα που αφορούν την παροχή εξατομικευμένων ψηφιακών επιλογών στο χρήστη. Και δίνουν τη δυνατότητα για την ανάπτυξη πολλών περισσότερων εφαρμογών.

5.2 Μελλοντική Έρευνα

Λόγω της δομής της προτεινόμενης μεθόδου το σύστημα αυτό μπορεί να επεκταθεί ώστε να περιλαμβάνει ακόμα περισσότερες παραμέτρους εισόδου και εξόδου ώστε να προσφέρει μια καλύτερα εξατομικευμένη εμπειρία στο χρήστη. Επίσης προτείνεται να χρησιμοποιηθούν και αλγόριθμοι εκμάθησης ώστε η περιγραφή του συστήματος να είναι περισσότερο ακριβής και να προσαρμόζεται στον εκάστοτε χρήστη ξεχωριστά.

Κεφάλαιο 6: Βιβλιογραφία

- [1] Eriksson, M., Fleischer, R., Johansson, A., Snickars, P., & Vonderau, P. (2019). Spotify teardown: Inside the black box of streaming music. Mit Press.
- [2] Germain, A., & Chakareski, J. (2013, September). Spotify me: Facebook-assisted automatic playlist generation. In 2013 IEEE 15th International Workshop on Multimedia Signal Processing (MMSP) (pp. 025-028). IEEE.
- [3] Millecamp, M., Htun, N. N., Jin, Y., & Verbert, K. (2018, July). Controlling Spotify recommendations: effects of personal characteristics on music recommender user Interfaces. In Proceedings of the 26th Conference on User Modeling, Adaptation and Personalization (pp. 101-109).
- [4] Pichl, M., Zangerle, E., & Specht, G. (2014). Combining Spotify and Twitter Data for Generating a Recent and Public Dataset for Music Recommendation. In Grundlagen von Datenbanken (pp. 35-40).
- [5] Schettino, V. J., Braga, R., David, J. M. N., & Araújo, M. A. P. (2017, September). Spotify characterization as a software ecosystem. In Proceedings of the 11th Brazilian Symposium on Software Components, Architectures, and Reuse (pp. 1-10).
- [6] Papageorgiou E.I., Groumos P.P. A new hybrid method using evolutionary algorithms to train Fuzzy Cognitive Maps. Applied Soft Computing, Elsevier, 2005, Vol. 5, pp. 409-431
- [7] Groumos P. P. Fuzzy Cognitive Maps: Basic Theories and their Application to Complex Systems. In Proceedings of 19th Mediterranean Conference on Control and Automation MED 2011, (20-23 June 2011), Corfu, Greece, pp. 1490 – 1497
- [8] Mpelogianni, V., Marnetta, P., & Groumos, P. P. (2015). Fuzzy cognitive maps in the service of energy efficiency. IFAC-PapersOnLine, 48(24), 1-6.
- [9] Papageorgiou, E. I. (2011, June). Review study on fuzzy cognitive maps and their applications during the last decade. In 2011 IEEE international conference on fuzzy systems (FUZZ-IEEE 2011) (pp. 828-835). IEEE.
- [10] Groumos, P. P., & Mpelogianni, V. (2016, July). An overview of fuzzy cognitive maps for energy efficiency in intelligent buildings. In 2016 7th International Conference on Information, Intelligence, Systems & Applications (IISA) (pp. 1-6). IEEE.
- [11] Mpelogianni, V., & Groumos, P. P. (2016, July). Towards a new approach of fuzzy cognitive maps. In 2016 7th International Conference on Information, Intelligence, Systems & Applications (IISA) (pp. 1-6). IEEE.

- [12] Groumpos P. P. Fuzzy Cognitive Maps: Basic Theories and their Application to Complex Systems. in Proceedings of 19th Mediterranean Conference on Control and Automation MED 2011, (20-23 June 2011), Corfu, Greece, pp. 1490 – 1497
- [13] Papageorgiou, E. I. (Ed.). (2013). Fuzzy cognitive maps for applied sciences and engineering: from fundamentals to extensions and learning algorithms (Vol. 54). Springer Science & Business Media.
- [14] Groumpos, P. P. (2010). Fuzzy cognitive maps: Basic theories and their application to complex systems. In Fuzzy cognitive maps (pp. 1-22). Springer, Berlin, Heidelberg.
- [15] Papageorgiou, E. I. (2011). A new methodology for decisions in medical informatics using fuzzy cognitive maps based on fuzzy rule-extraction techniques. *Applied Soft Computing*, 11(1), 500-513.
- [16] Saade J. J. A unifying approach to defuzzification and comparison of the outputs of fuzzy controller. *IEEE Trans. Fuzzy Syst.*, vol. 4, 227 -237 (1996)
- [17] Runkler T. A. Selection of appropriate defuzzification methods using application specific properties. *IEEE Transaction on Fuzzy Systems*, 5(1), 72-79 , 1997
- [18] Mpelogianni, V., & Groumpos, P. P. (2018). Re-approaching fuzzy cognitive maps to increase the knowledge of a system. *Ai & Society*, 33(2), 175-188.
- [19] Vassiliki, M., & Peter, G. P. (2018). Increasing the energy efficiency of buildings using human cognition; via fuzzy cognitive maps. *IFAC-PapersOnLine*, 51(30), 727-732.
- [20] Mpelogianni, V., & Groumpos, P. P. (2019). Building Energy Management System Modelling via State Fuzzy Cognitive Maps and Learning Algorithms. *IFAC-PapersOnLine*, 52(25), 513-518.
- [21] Vassiliki, M., & Groumpos, P. P. (2016, June). A revised approach in modeling fuzzy cognitive maps. In 2016 24th Mediterranean Conference on Control and Automation (MED) (pp. 350-354). IEEE.
- [22] Groumpos, P. P. (2018). Intelligence and fuzzy cognitive maps: scientific issues, challenges and opportunities. *Studies in Informatics and Control*, 27(3), 247-264.
- [23] Groumpos, P. P. (2018, July). Overcoming Intelligently Some of the Drawbacks of Fuzzy Cognitive Maps. In 2018 9th International Conference on Information, Intelligence, Systems and Applications (IISA) (pp. 1-6). IEEE.
- [24] Mpelogianni, V., Kosmas, G., & Groumpos, P. P. (2019, September). Modeling a Microgrid Using Fuzzy Cognitive Maps. In Conference on Creativity in Intelligent Technologies and Data Science (pp. 334-343). Springer, Cham.

[25] Mpelogianni, V., Arvanitakis, I., & Groumpos, P. P. (2018). State Feedback of Complex Systems Using Fuzzy Cognitive Maps. *International Journal of Business and Technology*, 6(3), 1-6.

[26] Mpelogianni, V., & Groumpos, P. P. (2019). Modeling the building energy management system of a building using a revised approach of fuzzy cognitive maps. *Системная инженерия и информационные технологии*, 1(1), 47-53.

[27] Mpelogianni, V., & Groumpos, P. P. (2015). A Comparison Study of Fuzzy Control versus Fuzzy Cognitive Maps for Energy Efficiency of Buildings. *Recent Advances in Environmental and Earth Sciences and Economics*, 318-323.