



ΕΘΝΙΚΟ ΜΕΤΣΟΒΙΟ ΠΟΛΥΤΕΧΝΕΙΟ
ΣΧΟΛΗ ΗΛΕΚΤΡΟΛΟΓΩΝ ΜΗΧΑΝΙΚΩΝ
ΚΑΙ ΜΗΧΑΝΙΚΩΝ ΥΠΟΛΟΓΙΣΤΩΝ
ΤΟΜΕΑΣ ΣΥΣΤΗΜΑΤΩΝ ΜΕΤΑΔΟΣΗΣ ΠΛΗΡΟΦΟΡΙΑΣ
ΚΑΙ ΤΕΧΝΟΛΟΓΙΑΣ ΥΛΙΚΩΝ

**Στατιστικές και Υπολογιστικές Μέθοδοι
Ανάλυσης Ποιότητας Υπηρεσιών
σε Δίκτυα Κινητών Επικοινωνιών**

ΔΙΠΛΩΜΑΤΙΚΗ ΕΡΓΑΣΙΑ

Κωνσταντίνα Ε. Χουρδάκη

Επιβλέπων: Φίλιππος Κωνσταντίνου

Καθηγητής Ε.Μ.Π.

Αθήνα, Ιούλιος 2010



ΕΘΝΙΚΟ ΜΕΤΣΟΒΙΟ ΠΟΛΥΤΕΧΝΕΙΟ
ΣΧΟΛΗ ΗΛΕΚΤΡΟΛΟΓΩΝ ΜΗΧΑΝΙΚΩΝ
ΚΑΙ ΜΗΧΑΝΙΚΩΝ ΥΠΟΛΟΓΙΣΤΩΝ
ΤΟΜΕΑΣ ΣΥΣΤΗΜΑΤΩΝ ΜΕΤΑΔΟΣΗΣ ΠΛΗΡΟΦΟΡΙΑΣ
ΚΑΙ ΤΕΧΝΟΛΟΓΙΑΣ ΥΛΙΚΩΝ

**Στατιστικές και Υπολογιστικές Μέθοδοι
Ανάλυσης Ποιότητας Υπηρεσιών
σε Δίκτυα Κινητών Επικοινωνιών**

ΔΙΠΛΩΜΑΤΙΚΗ ΕΡΓΑΣΙΑ

Κωνσταντίνα Ε. Χουρδάκη

Επιβλέπων: Φίλιππος Κωνσταντίνου

Καθηγητής Ε.Μ.Π.

Εγκρίθηκε από την τριμελή εξεταστική επιτροπή την

.....
Φ. Κωνσταντίνου
Καθηγητής Ε.Μ.Π.

.....
Α. Παναγόπουλος
Λέκτορας Ε.Μ.Π.

.....
Μ. Θεολόγου
Καθηγητής Ε.Μ.Π.

Αθήνα, Ιούλιος 2010

.....

Κωνσταντίνα Ε. Χουρδάκη

Διπλωματούχος Ηλεκτρολόγος Μηχανικός και Μηχανικός Υπολογιστών Ε.Μ.Π.

Copyright © Κωνσταντίνα Ε. Χουρδάκη, 2010

Με επιφύλαξη παντός δικαιώματος. All rights reserved.

Απαγορεύεται η αντιγραφή, αποθήκευση και διανομή της παρούσας εργασίας, εξ ολοκλήρου ή τμήματος αυτής, για εμπορικό σκοπό. Επιτρέπεται η ανατύπωση, αποθήκευση και διανομή για σκοπό μη κερδοσκοπικό, εκπαιδευτικής ή ερευνητικής φύσης, υπό την προϋπόθεση να αναφέρεται η πηγή προέλευσης και να διατηρείται το παρόν μήνυμα. Ερωτήματα που αφορούν τη χρήση της εργασίας για κερδοσκοπικό σκοπό πρέπει να απευθύνονται προς τον συγγραφέα.

Οι απόψεις και τα συμπεράσματα που περιέχονται σε αυτό το έγγραφο εκφράζουν τον συγγραφέα και δεν πρέπει να ερμηνευθεί ότι αντιπροσωπεύουν τις επίσημες θέσεις του Εθνικού Μετσόβιου Πολυτεχνείου.

Ευχαριστίες

Ολοκληρώνοντας την παρούσα εργασία, θα ήθελα να ευχαριστήσω θερμά τον επιβλέποντα καθηγητή κ. Φίλιππο Κωνσταντίνου, για την ανάθεση της εργασίας και την ευκαιρία που μου έδωσε να ασχοληθώ με ένα τόσο ενδιαφέρον αντικείμενο. Επίσης, θα ήθελα να ευχαριστήσω τον υποψήφιο διδάκτορα κ. Χαράλαμπο Πήτα για την πολύτιμη βοήθεια και καθοδήγησή του.

Τέλος, ευχαριστώ τους γονείς και τον αδελφό μου για την αμέριστη ψυχολογική στήριξη καθόλη τη διάρκεια των σπουδών μου.

Κωνσταντίνα Ε. Χουρδάκη

Abstract

In this diploma thesis, we analyze the performance of mobile communications networks GSM and UMTS in terms of QoS of telephony and video telephony. In particular, we assess key performance indicators regarding speech and video quality standardized by ITU. The statistical analysis is referred to real mobile network measurements and presents correlations between quality indicators and radio-conditions as well as probability distributions of these indicators. Moreover, we focus on data mining tasks, evaluate specific algorithms for predicting voice and video quality and study their accuracy. For the purpose of the data mining process, the WEKA open source software is used.

Key words

Quality of Service (QoS), Mobile Telephony, Mobile Video-telephony, Radio Access Network Optimization, Data mining.

Περίληψη

Η παρούσα διπλωματική εργασία εκπονήθηκε με στόχο την ανάλυση της ποιότητας υπηρεσιών τηλεφωνίας και βιντεοτηλεφωνίας στα δίκτυα κινητών επικοινωνιών GSM και UMTS. Ειδικότερα, αξιολογήθηκαν οι κρίσιμοι δείκτες επίδοσης φωνής και βίντεο, έτσι όπως έχουν προτυποποιηθεί από την ITU. Διεξήχθη στατιστική ανάλυση επί μετρήσεων από πραγματικά δίκτυα κινητών επικοινωνιών και παρουσιάστηκαν συσχετίσεις μεταξύ των δεικτών ποιότητας και των ραδιοσυνθηκών καθώς και κατανομές πιθανότητας των δεικτών αυτών. Ιδιαίτερη έμφαση δόθηκε σε ανάλυση ποιότητας με χρήση μεθόδων εξόρυξης γνώσης από δεδομένα, όπου αξιολογήθηκαν συγκεκριμένοι αλγόριθμοι για πρόβλεψη της ποιότητας φωνής και βίντεο και μελετήθηκε η απόδοσή τους. Για το σκοπό της ανάλυσης, χρησιμοποιήθηκε το ελεύθερο λογισμικό WEKA για εργασίες εξόρυξης γνώσης.

Λέξεις Κλειδιά

Ποιότητα υπηρεσίας, Κινητή Τηλεφωνία, Κινητή Βιντεοτηλεφωνία, Βελτιστοποίηση Δικτύων Ασύρματης Πρόσβασης, Εξόρυξη Γνώσης από Δεδομένα.

Σκοπός της διπλωματικής εργασίας

Τα ασύρματα κυψελωτά δίκτυα 2^{ης} και 3^{ης} Γενιάς γνωρίζουν μεγάλη άνθηση και έχουν εξαπλωθεί σε παγκόσμιο επίπεδο, γεγονός που έχει φέρει στο προσκήνιο την ανάγκη για ολοένα και πιο βελτιωμένη ποιότητα υπηρεσιών.

Η εξόρυξη γνώσης από δεδομένα είναι μια χρήσιμη μέθοδος ανακάλυψης μοτίβων/προτύπων στα δεδομένα, η οποία έχει εφαρμογές σε πολλούς τομείς.

Σκοπός της παρούσας διπλωματικής εργασίας είναι η ανάλυση της ποιότητας υπηρεσιών στα σύγχρονα δίκτυα κινητών επικοινωνιών. Αναλυτικότερα, η μελέτη επικεντρώνεται σε δείκτες ποιότητας όπως ορίζονται σε διεθνή πρότυπα της ITU, οι οποίοι αξιολογούνται μέσω στατιστικής ανάλυσης και χρήσης αλγορίθμων εξόρυξης γνώσης.

Στο Κεφάλαιο 1 γίνεται μία σύντομη ιστορική αναδρομή στα συστήματα κινητών επικοινωνιών. Στη συνέχεια αναλύονται οι τεχνολογίες HSPA+, LTE και LTE Advanced με έμφαση στην αρχιτεκτονική και τα νέα χαρακτηριστικά που τις διαφοροποιούν από τις προηγούμενες.

Στο Κεφάλαιο 2 γίνεται μια εισαγωγή στην έννοια της ποιότητας υπηρεσίας (QoS) για συστήματα κινητών επικοινωνιών. Στη συνέχεια παρουσιάζονται διεθνή πρότυπα για δείκτες ποιότητας φωνής και βίντεο.

Στο Κεφάλαιο 3 παρουσιάζονται ορισμένες έννοιες βελτίωσης της ποιότητας υπηρεσίας και του δικτύου, όπως το benchmarking, η βελτιστοποίηση και η αυτοβελτιστοποίηση του δικτύου.

Στο Κεφάλαιο 4 παρουσιάζονται τα αποτελέσματα που προέκυψαν από την περιγραφική στατιστική ανάλυση κλήσεων και βιντεοκλήσεων, με χρήση διαγραμμάτων.

Στο Κεφάλαιο 5 περιγράφεται διεξοδικά η έννοια της εξόρυξης γνώσης από δεδομένα.

Στο Κεφάλαιο 6 παρουσιάζεται η εφαρμογή της εξόρυξης γνώσης στα διαθέσιμα σύνολα δεδομένων.

Στο Κεφάλαιο 7 εξάγονται γενικά συμπεράσματα για τη χρησιμότητα της βελτίωσης της ποιότητας και την αποδοτικότητα των εφαρμοσμένων τεχνικών εξόρυξης γνώσης ενώ προτείνονται πεδία για μελλοντική επέκταση της παρούσας διπλωματικής.

ΠΙΝΑΚΑΣ ΠΕΡΙΕΧΟΜΕΝΩΝ

1	ΕΙΣΑΓΩΓΗ ΣΤΙΣ ΤΕΧΝΟΛΟΓΙΕΣ ΤΩΝ ΚΙΝΗΤΩΝ ΕΠΙΚΟΙΝΩΝΙΩΝ	17
1.1	ΚΥΨΕΛΩΤΑ ΣΥΣΤΗΜΑΤΑ 1 ^{ης} , 2 ^{ης} , 3 ^{ης} ΓΕΝΙΑΣ	17
1.2	HSPA+ (High Speed Packet Access Evolution).....	19
1.2.1	Εξέλιξη στη ραδιοδιεπαφή	19
1.2.2	Εξέλιξη στην αρχιτεκτονική του δικτύου.....	21
1.3	LTE (Long Term Evolution)	23
1.3.1	Τεχνική OFDMA.....	24
1.3.2	Αρχιτεκτονική EPS.....	24
1.4	LTE ADVANCED	26
2	ΔΕΙΚΤΕΣ ΠΟΙΟΤΗΤΑΣ ΥΠΗΡΕΣΙΩΝ ΣΕ ΣΥΣΤΗΜΑΤΑ ΚΙΝΗΤΩΝ ΕΠΙΚΟΙΝΩΝΙΩΝ	31
2.1	ΠΟΙΟΤΗΤΑ ΥΠΗΡΕΣΙΑΣ (QoS)	31
2.2	ΔΕΙΚΤΕΣ ΠΟΙΟΤΗΤΑΣ ΦΩΝΗΣ.....	32
2.2.1	Μέση γνωμοβαθμολογία (MOS).....	32
2.2.1.1	Υποκειμενική αξιολόγηση της ποιότητας ομιλίας	32
2.2.1.2	Μεθοδολογία υποκειμενικής αξιολόγησης της ομιλίας με βάση την Απόλυτη Διαβάθμιση Κατηγορίας (ACR).....	35
2.2.2	Αντιληπτική αποτίμηση της ποιότητας ομιλίας (PESQ)	36
2.2.2.1	Λειτουργία.....	36
2.2.2.2	Επίδοση του αλγορίθμου PESQ.....	37
2.2.3	Το πρότυπο P.862.1 (PESQ-LQ).....	40
2.2.3.1	Επισκόπηση.....	40
2.2.3.2	Επίδοση του προτύπου P.862.1	41
2.3	ΔΕΙΚΤΕΣ ΠΟΙΟΤΗΤΑΣ ΒΙΝΤΕΟ	43
2.3.1	Υποκειμενικές μέθοδοι.....	43
2.3.2	Αντικειμενικές μέθοδοι	44
2.3.2.1	Γενικά	44
2.3.2.2	Αντιληπτική Αποτίμηση της Ποιότητας Βίντεο (PEVQ).....	45
3	ΣΥΓΚΡΙΤΙΚΗ ΑΞΙΟΛΟΓΗΣΗ ΚΑΙ (ΑΥΤΟ)ΒΕΛΤΙΣΤΟΠΟΙΗΣΗ ΔΙΚΤΥΟΥ ..	49
3.1	BENCHMARKING	49
3.2	ΒΕΛΤΙΣΤΟΠΟΙΗΣΗ ΔΙΚΤΥΟΥ	52
3.3	ΑΥΤΟ-ΒΕΛΤΙΣΤΟΠΟΙΗΣΗ (SELF-OPTIMIZATION) ΚΑΙ ΑΥΤΟ-ΟΡΓΑΝΩΣΗ (SELF-ORGANIZATION) ΔΙΚΤΥΟΥ	56

4	ΣΤΑΤΙΣΤΙΚΕΣ ΜΕΘΟΔΟΙ ΑΞΙΟΛΟΓΗΣΗΣ ΠΟΙΟΤΗΤΑΣ ΥΠΗΡΕΣΙΩΝ	61
4.1	ΕΙΣΑΓΩΓΗ.....	61
4.2	ΘΕΩΡΗΤΙΚΟ ΜΕΡΟΣ.....	61
4.3	ΠΡΑΚΤΙΚΟ ΜΕΡΟΣ	63
4.3.1	GSM Κλήσεις.....	63
4.3.2	UMTS Κλήσεις.....	65
4.3.3	Βιντεοκλήσεις.....	67
5	ΥΠΟΛΟΓΙΣΤΙΚΕΣ ΜΕΘΟΔΟΙ ΕΞΟΡΥΞΗΣ ΓΝΩΣΗΣ ΑΠΟ ΔΕΔΟΜΕΝΑ.....	73
5.1	ΕΙΣΑΓΩΓΗ.....	73
5.2	ΑΝΑΚΑΛΥΨΗ ΓΝΩΣΗΣ ΣΕ ΒΑΣΕΙΣ ΔΕΔΟΜΕΝΩΝ (KDD) ΚΑΙ ΕΞΟΡΥΞΗ ΓΝΩΣΗΣ ΑΠΟ ΔΕΔΟΜΕΝΑ (DATA MINING).....	74
5.3	ΒΑΣΙΚΕΣ ΕΡΓΑΣΙΕΣ ΕΞΟΡΥΞΗΣ ΓΝΩΣΗΣ ΑΠΟ ΔΕΔΟΜΕΝΑ.....	80
5.3.1	Κατηγοριοποίηση (Classification).....	80
5.3.2	Παλινδρόμηση (Regression).....	81
5.3.3	Ανάλυση χρονοσειρών (Time Series Analysis).....	81
5.3.4	Πρόβλεψη (Prediction).....	81
5.3.5	Συσταδοποίηση (Clustering)	81
5.3.6	Παρουσίαση συνόψεων (Summarization).....	82
5.3.7	Κανόνες Συσχέτισης (Association Rules)	82
5.3.8	Ανακάλυψη Ακολουθιών (Sequential Discovery).....	83
5.4	ΤΟ ΛΟΓΙΣΜΙΚΟ WEKA	83
5.5	ΑΛΓΟΡΙΘΜΟΙ ΚΑΤΗΓΟΡΙΟΠΟΙΗΣΗΣ.....	91
5.5.1	Δένδρα Απόφασης (Decision Trees)	91
5.5.2	Απλοϊκή Κατηγοριοποίηση κατά Bayes.....	100
5.5.3	Νευρωνικά Δίκτυα (Neural Networks).....	102
5.5.4	Λογιστική Παλινδρόμηση (Logistic Regression).....	110
5.5.5	Απλός αλγόριθμος απόστασης	111
5.5.6	K πλησιέστεροι γείτονες (K Nearest Neighbors-KNN)	114
6	ΑΝΑΛΥΣΗ ΠΟΙΟΤΗΤΑΣ ΤΗΛΕΦΩΝΙΑΣ ΚΑΙ ΒΙΝΤΕΟΤΗΛΕΦΩΝΙΑΣ ΜΕ ΧΡΗΣΗ ΕΞΟΡΥΞΗΣ ΓΝΩΣΗΣ.....	119
6.1	GSM ΚΛΗΣΕΙΣ	119
6.2	UMTS ΚΛΗΣΕΙΣ.....	122
6.3	ΒΙΝΤΕΟΚΛΗΣΕΙΣ	125
7	ΣΥΜΠΕΡΑΣΜΑΤΑ ΚΑΙ ΜΕΛΛΟΝΤΙΚΕΣ ΕΠΕΚΤΑΣΕΙΣ	133

ΚΑΤΑΛΟΓΟΣ ΓΡΑΦΗΜΑΤΩΝ

Γράφημα 1. Συνάρτηση απεικόνισης της PESQ [7].....	40
Γράφημα 2. Κατανομή σφάλματος μεταξύ αντικειμενικών και υποκειμενικών μετρήσεων ..	42
Γράφημα 3. Ο δείκτης P.862.1 συναρτήσει του RxLevSub.....	63
Γράφημα 4. Ο δείκτης P.862.1 συναρτήσει του RxQualSub	64
Γράφημα 5. Συνάρτηση PDF και CDF του P.862.1 για GSM	64
Γράφημα 6. Ο δείκτης P.862.1 συναρτήσει του RSCP για UMTS	65
Γράφημα 7. Ο δείκτης P.862.1 συναρτήσει του Ec/Io για UMTS	66
Γράφημα 8. Συνάρτηση PDF και CDF του P.862.1 για UMTS.....	66
Γράφημα 9. Ο δείκτης P.862.1 συναρτήσει του RSCP για βιντεοκλήσεις	67
Γράφημα 10. Ο δείκτης P.862.1 συναρτήσει του Ec/Io για βιντεοκλήσεις.....	68
Γράφημα 11. Συνάρτηση PDF και CDF του P.862.1 για βιντεοκλήσεις	68
Γράφημα 12. Ο δείκτης PSNR συναρτήσει του RSCP	69
Γράφημα 13. Ο δείκτης PSNR συναρτήσει του Ec/Io	70
Γράφημα 14. Συνάρτηση PDF και CDF του PSNR	70
Γράφημα 15. Καμπύλη λογιστικής παλινδρόμησης.....	111
Γράφημα 16. Σύγκριση της ακρίβειας μεταξύ των διαφόρων μοντέλων στη βάση GSM	122
Γράφημα 17. Σύγκριση της ακρίβειας μεταξύ των διαφόρων μοντέλων στη βάση UMTS..	125
Γράφημα 18. Σύγκριση της ακρίβειας μεταξύ των διαφόρων μοντέλων στη βάση βιντεοκλήσεων (πρόβλεψη ποιότητας φωνής)	128
Γράφημα 19. Σύγκριση της ακρίβειας μεταξύ των διαφόρων μοντέλων στη βάση βιντεοκλήσεων (πρόβλεψη ποιότητας βίντεο)	131

ΚΑΤΑΛΟΓΟΣ ΠΙΝΑΚΩΝ

Πίνακας 1. Σύγκριση ρυθμών μετάδοσης μεταξύ διαφόρων τεχνολογιών	18
Πίνακας 2. Σύγκριση μεταξύ LTE και LTE Advanced.....	28
Πίνακας 3. Κλίμακα υποκειμενικής αξιολόγησης ACR-DCR.....	34
Πίνακας 4. Σύγκριση υποκειμενικής και αντικειμενικής μεθόδου.....	39
Πίνακας 5. Σύγκριση επίδοσης PESQ και P.862.1.....	41
Πίνακας 6. Προδιαγραφές δοκιμών video.....	44
Πίνακας 7. Σύγκριση Full Reference και No Reference μεθόδου.....	45
Πίνακας 8. Πιθανή αντιστοίχιση PSNR-MOS [12].....	47

ΚΑΤΑΛΟΓΟΣ ΕΙΚΟΝΩΝ

Εικόνα 1. Πρόβλεψη διείσδυσης 3G και άνω υπηρεσιών για το 2014.....	18
Εικόνα 2. Τεχνική MIMO	20
Εικόνα 3. Σηματικός αστερισμός 16QAM και 64QAM	21
Εικόνα 4. Αρχιτεκτονική HSPA+ [3].....	22
Εικόνα 5. Αρχιτεκτονική EPS [5]	26
Εικόνα 6. Χρήση αναμεταδοτών στο LTE Advanced [4]	28
Εικόνα 7. Ιεράρχηση των συνιστωσών ποιότητας υπηρεσίας.....	32
Εικόνα 8. Σχηματικό διάγραμμα της μεθόδου PESQ [4]	37
Εικόνα 9. Μπλοκ διάγραμμα της λειτουργίας της PEVQ	45
Εικόνα 10. Διαδικασία βελτιστοποίησης δικτύου [4]	54
Εικόνα 11. Διαδικασία και συνιστώσες της αυτο-οργάνωσης [3].....	57
Εικόνα 12. Παράδειγμα αυτο-βελτιστοποίησης [3]	59
Εικόνα 13. Η διαδικασία ανακάλυψης γνώσης σε βάσεις δεδομένων (KDD).....	74
Εικόνα 14. Αρχιτεκτονική ενός τυπικού συστήματος εξόρυξης δεδομένων.....	76
Εικόνα 15. Το παράθυρο επιλογών του WEKA.....	83
Εικόνα 16. Η καρτέλα Preprocess	85
Εικόνα 17. Παράδειγμα αρχείου arff.....	85
Εικόνα 18. Η καρτέλα Select attributes.....	87
Εικόνα 19. Η καρτέλα Classify	88
Εικόνα 20. Η καρτέλα Visualize	90
Εικόνα 21. Αλγόριθμος κατηγοριοποίησης χρήσει δένδρου απόφασης.....	92
Εικόνα 22. Αλγόριθμος κατασκευής δένδρου απόφασης.....	93
Εικόνα 23. Αλγόριθμος μάθησης νευρωνικού δικτύου.....	107
Εικόνα 24. Απλό νευρωνικό δίκτυο Perceptron.....	110
Εικόνα 25. Απλός αλγόριθμος απόστασης.....	113
Εικόνα 26. Κατηγοριοποίηση με χρήση του απλού αλγορίθμου απόστασης.....	113
Εικόνα 27. Κατηγοριοποίηση με χρήση του αλγορίθμου KNN.....	114
Εικόνα 28. Αλγόριθμος KNN.....	116
Εικόνα 29. Δένδρο απόφασης για ποιότητα φωνής σε GSM	120
Εικόνα 30. Νευρωνικό δίκτυο για ποιότητα φωνής σε GSM.....	120
Εικόνα 31. Στοιχεία νευρωνικού δικτύου για GSM.....	121
Εικόνα 32. Δένδρο απόφασης για ποιότητα φωνής σε UMTS.....	123
Εικόνα 33. Νευρωνικό δίκτυο για ποιότητα φωνής σε UMTS	124
Εικόνα 34. Στοιχεία νευρωνικού δικτύου για UMTS.....	124
Εικόνα 35. Δένδρο απόφασης για ποιότητα φωνής σε βιντεοκλήσεις	126
Εικόνα 36. Νευρωνικό δίκτυο για ποιότητα φωνής σε βιντεοκλήσεις.....	127
Εικόνα 37. Στοιχεία νευρωνικού δικτύου για ποιότητα φωνής σε βιντεοκλήσεις	128
Εικόνα 38. Δένδρο απόφασης για ποιότητα βίντεο σε βιντεοκλήσεις	129
Εικόνα 39. Νευρωνικό δίκτυο για ποιότητα βίντεο σε βιντεοκλήσεις.....	130
Εικόνα 40. Στοιχεία νευρωνικού δικτύου για ποιότητα βίντεο σε βιντεοκλήσεις.....	131

AKΡΩΝΥΜΙΑ

ACR Absolute Category Rating
CCR Comparison Category Rating
DCR Degradation Category Rating
EDGE Enhanced Data for Global Evolution
EPS Evolved Packet System
FDD Frequency Division Duplex
GSM Global System for Mobile Communications
HSPA+ High Speed Packet Access Evolution
HVS Human Visual System
ITU International Telecommunications Union
KDD Knowledge Discovery in Databases
KNN K Nearest Neighbors
LTE Long Term Evolution
MIMO Multiple Input Multiple Output
MLP MultiLayer Perceptron
MOS Mean Opinion Score
MSE Mean Squared Error
OFDMA Orthogonal Frequency Division Multiple Access
PESQ Perceptual Evaluation of Speech Quality
PEVQ Perceptual Evaluation of Video Quality
PSNR Peak Signal-to-Noise Ratio
PSQM Perceptual Speech Quality Measure
QAM Quadrature Amplitude Modulation
QoS Quality of Service
RMSE Root Mean Squared Error
RSCP Received Signal Code Power
TDD Time Division Duplex
TDMA Time Division Multiple Access
UMTS Universal Mobile Telecommunications System
VoIP Voice over IP
WEKA Waikato Environment for Knowledge Analysis
WCDMA Wideband Code Division Multiple Access

1 ΕΙΣΑΓΩΓΗ ΣΤΙΣ ΤΕΧΝΟΛΟΓΙΕΣ ΤΩΝ ΚΙΝΗΤΩΝ ΕΠΙΚΟΙΝΩΝΙΩΝ

1.1 ΚΥΨΕΛΩΤΑ ΣΥΣΤΗΜΑΤΑ 1^{ης}, 2^{ης}, 3^{ης} ΓΕΝΙΑΣ

Τα ασύρματα συστήματα κινητών επικοινωνιών αναπτύσσονται από τα μέσα της δεκαετίας 1940. Τα αναλογικά κυψελωτά συστήματα, γνωστά και ως συστήματα 1^{ης} γενιάς (π.χ. NMT, AMPS, TACS), παρείχαν μόνο υπηρεσίες φωνής και η εκμετάλλευσή τους άρχισε στο τέλος της δεκαετίας του '70 και στις αρχές του '80. Τα 1G συστήματα βασίζονταν στην αναλογική διαμόρφωση FM και στην τεχνική διαίρεσης συχνότητας FDD (Frequency Division Duplex).

Τα βήματα εξέλιξης που ακολουθήθηκαν στα κυψελωτά συστήματα είναι η μετάβαση σε ψηφιακή μετάδοση και η βελτίωση των διαδικασιών ελέγχου ώστε η εγκατάσταση των κλήσεων και οι διαπομπές να γίνονται με πιο αποτελεσματικό τρόπο. Αυτό είχε ως αποτέλεσμα την εμφάνιση των κυψελωτών συστημάτων 2^{ης} γενιάς (2G), τα οποία βασίζονται όλα σε ψηφιακές τεχνικές.

Ο σημαντικότερος εκπρόσωπος των 2G, που αποτελεί και το πλέον επιτυχημένο κυψελωτό σύστημα παγκοσμίως, είναι το σύστημα GSM (Global System for Mobile Communications). Σχεδιάστηκε από τον ευρωπαϊκό οργανισμό προτυποποίησης ETSI και υλοποιήθηκε εξολοκλήρου στην Ευρώπη. Η σχεδιάσή του ξεκίνησε το 1982 ως πανευρωπαϊκή προδιαγραφή και λειτούργησε το 1992 ως το πρώτο ψηφιακό κυψελωτό σύστημα. Υποστηρίζει υπηρεσίες φωνής (13 kbps) και δεδομένων έως 9.6 kbps.

Παρά την καλή ποιότητα φωνής, η υποστήριξη υπηρεσιών δεδομένων είναι περιορισμένη στα 2G συστήματα. Γι'αυτό αναπτύχθηκαν τα συστήματα 2.5G, αναβαθμίζοντας τις δυνατότητες των 2G και επιτυγχάνοντας υψηλότερους ρυθμούς δεδομένων. Χαρακτηριστικά παραδείγματα είναι το GPRS (General Packet Radio System), το οποίο υποστηρίζει υπηρεσίες δεδομένων με τεχνολογία μεταγωγής πακέτων και το EDGE (Enhanced Data for Global Evolution), το οποίο θεωρείται μετεξέλιξη του GPRS.

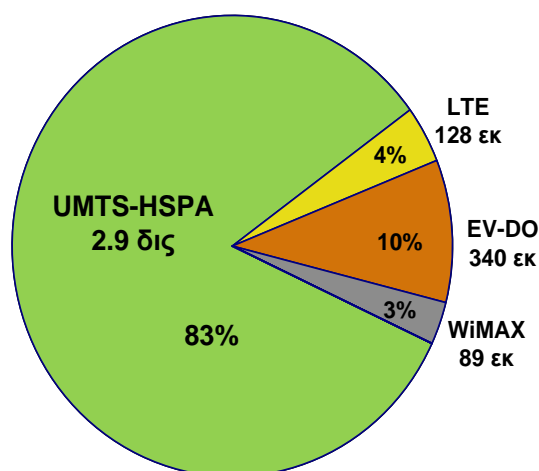
Η ανάγκη για παροχή υπηρεσιών με υψηλούς ρυθμούς μετάδοσης ώστε να μεταδίδονται εικόνες υψηλής ποιότητας και βίντεο πραγματικού χρόνου (εφαρμογές πολυμέσων) ή να παρέχεται πρόσβαση στο Διαδίκτυο με υψηλές ταχύτητες οδήγησε στα συστήματα 3^{ης} γενιάς (3G). Ο σπουδαιότερος εκπρόσωπος είναι το UMTS (Universal Mobile Telecommunications System), που χρησιμοποιεί τεχνολογία

WCDMA (Wideband Code Division Multiple Access) και έχει εξαπλωθεί παγκοσμίως.

Τεχνολογία	Τύπος πολλαπλής πρόσβασης	Τυπικός ρυθμός δεδομένων κάτω ζεύξης	Τυπικός ρυθμός δεδομένων άνω ζεύξης
GSM	TDMA	9.6 kbps	9.6 kbps
EDGE	TDMA	70-130 kbps	70-130 kbps
Evolved EDGE	TDMA	150-500 kbps	100-500 kbps
UMTS	WCDMA	200-300 kbps	200-300 kbps
HSPA	WCDMA	1-4 Mbps	0.5-2 Mbps
HSPA+	WCDMA	>5 Mbps	>3 Mbps
LTE	OFDMA	>10 Mbps	>5 Mbps

Πίνακας 1. Σύγκριση ρυθμών μετάδοσης μεταξύ διαφόρων τεχνολογιών

Παρακάτω παρουσιάζεται σχηματικά η πρόβλεψη για τη διείσδυση των 3G και άνω υπηρεσιών. Σημειώτέον ότι ο αριθμός 3G συνδρομών για το 2014 αναμένεται να φτάσει σε 3.3 δις.



Εικόνα 1. Πρόβλεψη διείσδυσης 3G και άνω υπηρεσιών για το 2014

1.2 HSPA+ (High Speed Packet Access Evolution)

Η τεχνολογία HSPA+ , η οποία προτυποποιείται στην Έκδοση'7 και Έκδοση'8 του 3GPP, υπόσχεται βελτιωμένη υποστήριξη και επίδοση υπηρεσιών πραγματικού χρόνου, όπως VoIP, διαμοιρασμό εικόνων και βίντεο κλπ. Περιλαμβάνει μια σειρά από αναβαθμίσεις στη ραδιοδιεπαφή του HSPA, όπως η διαμόρφωση υψηλότερης τάξης, η τεχνική MIMO, οι νέοι ανεπτυγμένοι δέκτες κλπ. Επίσης, εισάγει μία εξελιγμένη, επίπεδη αρχιτεκτονική, που προσεγγίζει την αρχιτεκτονική του LTE.

Οι στόχοι του HSPA+ είναι:

- να αξιοποιήσει πλήρως την CDMA προσέγγιση πριν από τη μετάβαση στην πλατφόρμα OFDMA του LTE.
- να επιτύχει επίδοση συγκρίσιμη με του LTE σε 5 MHz του φάσματος.
- να παρέχει ομαλή διαλειτουργικότητα με το LTE
- να επιτρέπει τη μεταγωγή πακέτου και για φωνή και για δεδομένα.
- να είναι συμβατό με προηγούμενα συστήματα, χωρίς να προκαλεί υποβάθμιση της επίδοσης, είτε με προηγούμενες, είτε με νεότερες συσκευές.
- να διευκολύνει τη μετάβαση από την υπάρχουσα υποδομή του HSPA στην υποδομή του LTE.

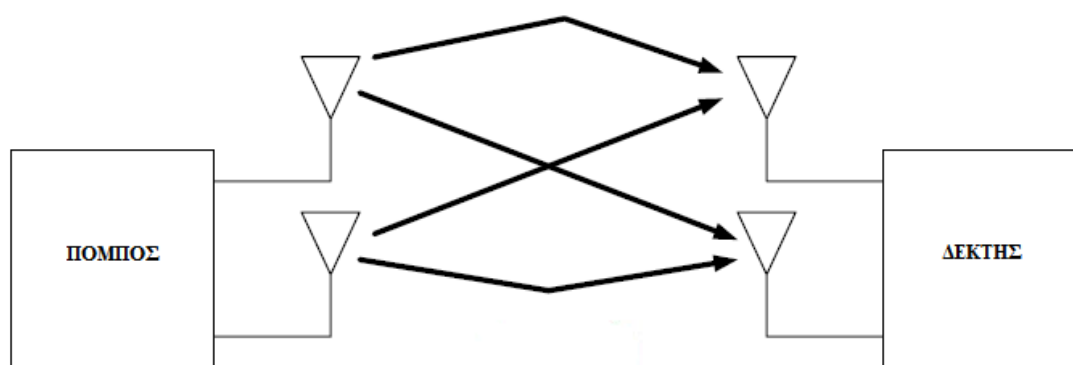
Το HSPA+ παρέχει κάποια σημαντικά πλεονέκτηματα έναντι των ανταγωνιστικών τεχνολογιών: Η δυνατότητα να υποστηρίζει υπηρεσίες φωνής και δεδομένων στο ίδιο φέρον και σε όλο το διαθέσιμο ραδιοφάσμα, να προσφέρει αυτές τις υπηρεσίες ταυτόχρονα σε πολλούς χρήστες, να παρέχει δεδομένα σε όλο και αυξανόμενους ευρυζωνικούς ρυθμούς και να το κάνει με φασματικά αποδοτικό τρόπο. Επίσης, ως δίκτυο βασισμένο πλήρως στο πρωτόκολλο IP, προσφέρει απλοποιημένη και φθηνότερη μετάδοση, καλύτερη διαλειτουργικότητα εξοπλισμού, απλοποιημένο δίκτυο κορμού και καλύτερη επεκτασιμότητα.

1.2.1 Εξέλιξη στη ραδιοδιεπαφή

Σχετικά με τη ραδιοδιεπαφή, η εισαγωγή της τεχνικής MIMO και η διαμόρφωση υψηλότερης τάξης βελτιώνουν τη ρυθμαπόδοση του HSPA.

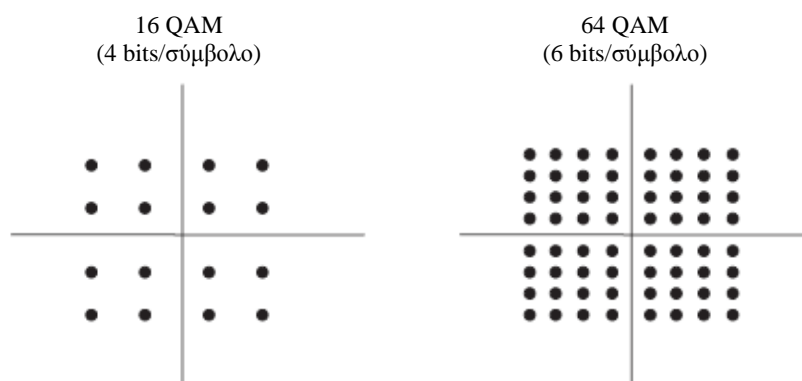
Η MIMO (Multiple Input Multiple Output) αναφέρεται σε μια τεχνική που χρησιμοποιεί πολλαπλές κεραιές για εκπομπή και λήψη, συχνά σε συνδυασμό με

πολλαπλά ραδιοκύματα και πολλαπλές παράλληλες ροές δεδομένων. Ο πομπός στέλνει διαφορετικές ροές δεδομένων από κάθε κεραία. Η MIMO εκμεταλλεύεται την πολυδιαδρομική διάδοση, βασιζόμενη σε σήματα που διαδίδονται σε διάφορες διαδρομές, παρόλο που το φαινόμενο αποτελεί πρόβλημα για άλλα ραδιοσυστήματα. Αυτό οδηγεί σε πολλαπλές διαδρομές δεδομένων που λειτουργούν κάπως παράλληλα και, μέσω κατάλληλης αποκωδικοποίησης, σε πολλαπλάσιο κέρδος στη ρυθμαπόδοση. Η χωρική πολυπλεξία MIMO είναι ωφέλιμη για “hotspots”, όπως αεροδρόμια, πανεπιστημιούπολεις, εμπορικά κέντρα, όπου η τεχνολογία MIMO αυξάνει τη χωρητικότητα και το μέγιστο ρυθμό μετάδοσης δεδομένων.



Εικόνα 2. Τεχνική MIMO

Επιπλέον, η διαμόρφωση υψηλότερης τάξης επιτρέπει μεγαλύτερο ρυθμό μετάδοσης χωρίς αύξηση του εύρους ζώνης μετάδοσης. Η Έκδοση 6 υποστηρίζει κωδικοποίηση μετάδοσης QPSK (Quadrature Phase Shift Keying) και 16QAM (Quadrature Amplitude Modulation) στην κάτω ζεύξη και διπλή BPSK (Binary Phase Shift Keying) στην άνω ζεύξη. Η έκδοση 7 εισάγει την κωδικοποίηση 64QAM για την κάτω ζεύξη και την 16QAM για την άνω ζεύξη. Η 16QAM μπορεί να διπλασιάσει το ρυθμό μετάδοσης σε σύγκριση με την QPSK, μεταδίδοντας 4 bits/ σύμβολο αντί για 2 bits/σύμβολο. Η 64QAM μπορεί να αυξήσει το μέγιστο ρυθμό μετάδοσης κατά 50% σε σύγκριση με τη 16QAM, αφού η 64QAM μεταδίδει 6 bits/σύμβολο. Επιπλέον, τα σημεία του αστερισμού είναι πιο κοντά το ένα στο άλλο για διαμόρφωση υψηλότερης τάξης και ο απαιτούμενος σηματοθορυβικός λόγος για τη σωστή λήψη είναι υψηλότερος. Η διαφορά στον απαιτούμενο σηματοθορυβικό λόγο είναι περίπου 6 dB μεταξύ 16QAM και QPSK, καθώς και μεταξύ 64QAM και 16QAM. Ως εκ τούτου, η 64QAM για την κάτω ζεύξη και η 16QAM για την άνω ζεύξη μπορούν να χρησιμοποιηθούν μόνο όταν οι συνθήκες του διαύλου είναι ευνοϊκές.



Εικόνα 3. Σηματικός αστερισμός 16QAM και 64QAM

Επίσης, χρησιμοποιούνται νέοι δέκτες, που όχι μόνο είναι σε θέση να εκτιμήσουν τις παρεμβολές της δικής τους κυψέλης, αλλά μπορούν να ανιχνεύσουν τις παρεμβολές άλλων κυψελών και προσπαθούν να τις ακυρώσουν. Αυτό βελτιώνει τη φασματική απόδοση, καθώς και την επίδοση των δεδομένων στα σύνορα της κυψέλης.

Τα οφέλη του HSPA+ είναι πολλαπλά. Εκτός από τις βελτιώσεις στη χωρητικότητα που προκύπτουν από νέα χαρακτηριστικά όπως η συνεχής συνδεσιμότητα πακέτου (CPC) στην άνω ζεύξη και η MIMO στην κάτω ζεύξη, η μείωση της καθυστέρησης είναι σημαντική σε σύγκριση με το HSUPA:

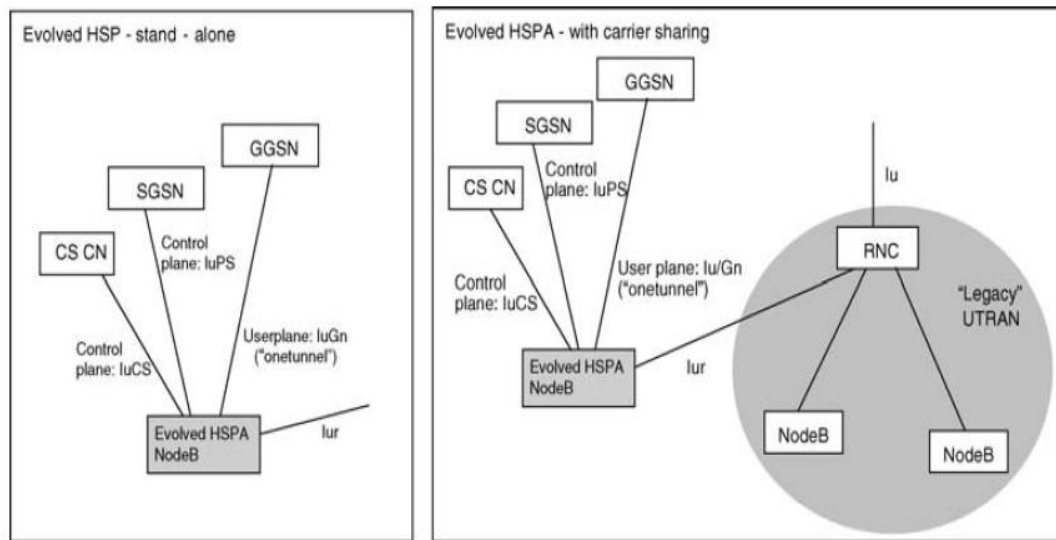
- Βελτίωση χρόνου μετ'επιστροφής (Round Trip Time) από <100 ms σε <50 ms
- Μείωση χρόνου εγκατάστασης κλήσης από ~1000 ms σε ~500 ms
- Μείωση καθυστέρησης στο επίπεδο ελέγχου, από ~1000 ms σε <100 ms.

Η βελτίωση της καθυστέρησης του δικτύου είναι κρίσιμης σημασίας, αφού εφαρμογές όπως VoIP, online παιχνίδια κλπ, απαιτούν χαμηλή καθυστέρηση.

1.2.2 Εξέλιξη στην αρχιτεκτονική του δικτύου

Βελτίωση της επίδοσης του HSPA μπορεί να γίνει και μέσω μιας επίπεδης αρχιτεκτονικής. Στην έκδοση 7 υπάρχει η επιλογή μιας αρχιτεκτονικής μιας σήραγγας (One-Tunnel Architecture) με την οποία το δίκτυο καθορίζει μια άμεση διαδρομή μετάδοσης των δεδομένων μεταξύ RNC και GGSN, ενώ το SGSN εξακολουθεί να διενεργεί όλες τις λειτουργίες ελέγχου. Αυτό αποφέρει πολλά οφέλη, όπως εξάλειψη υλικού (hardware) στο SGSN και απλοποίηση στη μορφή του δικτύου. Υπάρχει επίσης μια εκδοχή ενοποιημένου RNC/NodeB, όπου οι λειτουργίες του RNC

εντάσσονται στο Node B. Η εκδοχή αυτή συμφωνηθεί για το HSPA+ ως προαιρετική εναλλακτική αρχιτεκτονικής για υπηρεσίες μεταγωγής πακέτων.



Εικόνα 4. Αρχιτεκτονική HSPA+ [3]

Η επίπεδη αρχιτεκτονική μεταφράζεται σε βελτίωση της επίδοσης για τις υπηρεσίες δεδομένων, λόγω της μείωσης της καθυστέρησης. Η μικρή καθυστέρηση παίζει σημαντικό ρόλο κατά την παροχή των υπηρεσιών πραγματικού χρόνου, καθώς οι υπηρεσίες αυτές έχουν πολύ αυστηρές απαιτήσεις καθυστέρησης από άκρη σε άκρη. Επειδή οι πόροι του δικτύου είναι περιορισμένοι, υπάρχει ένα tradeoff μεταξύ της καθυστέρησης και του φορτίου στο δίκτυο: όσο πιο φορτωμένο είναι το δίκτυο, τόσο πιο δύσκολο είναι αυτό να επιτύχει χαμηλή καθυστέρηση. Έχοντας μικρότερη καθυστέρηση μετάδοσης, το δίκτυο λειτουργεί σε υψηλότερα επίπεδα φορτίου και πετυχαίνει μεγαλύτερη αποτελεσματικότητα στη χρησιμοποίηση των πόρων.

Ένα άλλο όφελος της αρχιτεκτονικής του HSPA+ είναι η επεκτασιμότητα και η πιθανή μείωση κόστους για μεγάλο όγκο κίνησης στο HSPA, δεδομένου ότι η αύξηση της κίνησης δεδομένων δεν θα απαιτεί επέκταση της χωρητικότητας στους RNCs. Η μείωση των εξοπλισμών RNC μπορεί να επιτευχθεί ακόμη και όταν μόνο ένα μικρό ποσοστό των κόμβων είναι Node-B τύπου HSPA+. Η υπηρεσία VoIP, η οποία δεν απαιτεί υποδομή μεταγωγής κυκλώματος και μπορεί να θεωρηθεί ως κίνηση δεδομένων, μπορεί να επιφέρει επίσης μείωση κόστους σε RNC.

1.3 LTE (Long Term Evolution)

Το 3GPP περιγράφει στην Έκδοση '8 την τεχνολογία LTE, η οποία θα επιτρέψει στους παρόχους να επιτύχουν ακόμα μεγαλύτερο ρυθμό μετάδοσης σε μεγαλύτερο εύρος ζώνης. Για να το πετύχει αυτό, το LTE χρησιμοποιεί την ευέλικτη μέθοδο πολλαπλής πρόσβασης ορθογωνικής διαίρεσης συχνότητας (Orthogonal Frequency Division Multiple Access-OFDMA) στην κάτω ζεύξη και μια παραλλαγή της στην άνω ζεύξη. Το LTE σχεδιάστηκε με στόχο να προσφέρει πλήρη κινητικότητα και να μπορεί εύκολα να συνυπάρχει με το HSPA και τα προηγούμενα δίκτυα. Οι προσεγγίσεις που αφορούν στη δρομολόγηση της κίνησης στο πεδίο της συχνότητας μπορούν επίσης να ελαχιστοποιήσουν τις παρεμβολές, ενισχύοντας έτσι την φασματική απόδοση. Το LTE θα λειτουργήσει σε διάφορα φασματικά εύρη από 1.25 έως 20 MHz.

Οι δυνατότητες του LTE περιλαμβάνουν:

- Ρυθμό μετάδοσης στην κάτω ζεύξη μέχρι 326 Mbps, με εύρος ζώνης 20 MHz.
- Ρυθμό μετάδοσης στην άνω ζεύξη μέχρι 86.4 Mbps, με εύρος ζώνης 20 MHz.
- Λειτουργία με τεχνική TDD και FDD.
- Επεκτάσιμο εύρος ζώνης έως 20 MHz, καλύπτοντας 1.25 MHz, 2.5 MHz, 5 MHz, 10 MHz, 15 MHz και 20 MHz.
- Αύξηση φασματικής απόδοσης σε σχέση με την Έκδοση 6 του HSPA
- Μείωση καθυστέρησης σε 10 ms μετ' επιστροφής μεταξύ του εξοπλισμού χρήστη και του σταθμού βάσης και σε λιγότερο από 100 ms του χρόνου μετάβασης από την αδράνεια έως την ενεργό κατάσταση.

Το LTE δεν είναι μόνο αποτελεσματικό για τη μετάδοση δεδομένων, αλλά, λόγω της υψηλής απόδοσης της άνω ζεύξης, είναι εξαιρετικά αποτελεσματικό για τη μετάδοση VoIP. Σε 10 MHz του ραδιοφάσματος, η χωρητικότητα του LTE όσον αφορά το VoIP θα φθάσει σχεδόν τους 500 χρήστες.

1.3.1 Τεχνική OFDMA

Η βασική αρχή του OFDMA (Orthogonal Frequency Division Multiple Access) είναι η διαίρεση μιας ροής δεδομένων υψηλού ρυθμού σε έναν αριθμό παράλληλων ροών χαμηλού ρυθμού, όπου κάθε ροή είναι σήμα στενής ζώνης που μεταδίδεται από ένα υπο-φέρον. Οι διαφορετικές αυτές ροές παράγονται στο πεδίο της συχνότητας και στη συνέχεια συνδυάζονται για να σχηματίσουν μια ευρυζωνική ροή, χρησιμοποιώντας έναν αλγόριθμο που ονομάζεται αντίστροφος ταχύς μετασχηματισμός Fourier (Inverse Fast Fourier Transform-IFFT) και υλοποιείται με ψηφιακούς επεξεργαστές. Στο LTE, τα υπο-φέροντα έχουν απόσταση 15 kHz μεταξύ τους, ανεξάρτητα από το συνολικό εύρος ζώνης του καναλιού. Ο αριθμός των υπο-φερόντων κυμαίνεται από 75 σε ένα κανάλι 1.25 MHz μέχρι 1200 σε ένα κανάλι 20 MHz.

Το σύνθετο σήμα που ελήφθη μετά τον IFFT επεκτείνεται, με την επανάληψη του αρχικού τμήματος του σήματος (που ονομάζεται Κυκλικό Πρόθεμα [CP]). Το αποτέλεσμα είναι σχεδόν πλήρης εξάλειψη της διασυμβολικής παρεμβολή (ISI), η οποία διαφορετικά καθιστά προβληματικές τις υψηλού ρυθμού μεταδόσεις δεδομένων. Το σύστημα ονομάζεται ορθογώνιο, επειδή τα υπο-φέροντα δημιουργούνται στο πεδίο της συχνότητας (που τα καθιστά εγγενώς ορθογώνια) και ο IFFT διατηρεί αυτό το χαρακτηριστικό. Τα OFDMA συστήματα μπορεί να χάσουν την ορθογώνια φύση τους, ως αποτέλεσμα της ολίσθησης Doppler που προκαλείται από την ταχύτητα του πομπού ή του δέκτη. Το 3GPP επέλεξε ειδικά την απόσταση των 15 kHz μεταξύ των υπο-φερόντων για να αποφευχθεί οποιαδήποτε υποβάθμιση της επίδοσης σε συνθήκες υψηλής ταχύτητας.

Η ιδιότητα της πολλαπλής πρόσβασης του OFDMA προέρχεται από τη δυνατότητα να αναθέσει σε διαφορετικούς χρήστες διαφορετικά υπο-φέροντα με την πάροδο του χρόνου. Ένα ελάχιστο μπλοκ πόρων, που το σύστημα μπορεί να αποδώσει σε μια μετάδοση χρήστη, αποτελείται από 12 υπο-φέροντα και 14 σύμβολα (περίπου 1 msec). Ελέγχοντας ποια υπο-φέροντα θα αποδοθούν σε ποιους τομείς, το LTE μπορεί να ελέγχει εύκολα την επαναχρησιμοποίηση συχνότητας.

1.3.2 Αρχιτεκτονική EPS

Το 3GPP ορίζει στην Έκδοση 8 το EPS (Evolved Packet System) ως το πλαίσιο για τη μετάβαση σε ένα βελτιστοποιημένο σύστημα με υψηλότερο ρυθμό μετάδοσης, μικρότερη καθυστέρησης που υποστηρίζει πολλαπλές τεχνολογίες ραδιοπρόσβασης.

Στο επίκεντρο αυτής της εργασίας είναι το πεδίο μεταγωγής πακέτου, με την παραδοχή ότι το σύστημα θα υποστηρίζει όλες τις υπηρεσίες, συμπεριλαμβανομένης της υπηρεσίας φωνής, σε αυτόν τον τομέα.

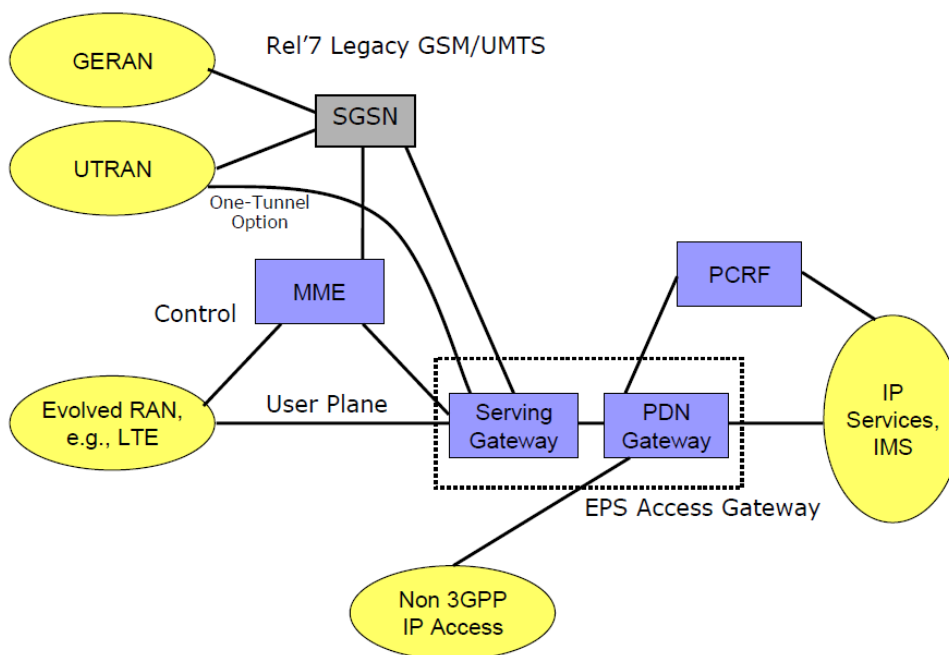
Παρόλο που πιθανότατα θα αναπτυχθεί σε συνδυασμό με το LTE, το EPS μπορεί να αξιοποιηθεί από το HSPA+. Το EPS θα βελτιστοποιηθεί για όλες τις υπηρεσίες που θα παρέχονται μέσω IP, με τρόπο που είναι όσο το δυνατόν πιο αποδοτικός, μέσω ελαχιστοποίησης της καθυστέρησης εντός του συστήματος, για παράδειγμα. Θα υποστηρίζει τη συνέχεια των υπηρεσιών μεταξύ ετερογενών δικτύων, που θα είναι σημαντικά για τους παρόχους, οι οποίοι πρέπει να υποστηρίζουν ταυτόχρονα GSM/GPRS/EDGE/UMTS/HSPA πελάτες.

Ένα σημαντικό χαρακτηριστικό του EPS είναι η επίπεδη αρχιτεκτονική. Για ροή πακέτων, το EPS περιλαμβάνει δύο στοιχεία του δικτύου, τον εξελιγμένο σταθμό βάσης (eNodeB), καθώς και τη θύρα πρόσβασης (Access Gateway-AGW). Ο eNodeB ενσωματώνει τις λειτουργίες που συνήθως εκτελεί ο ελεγκτής του ραδιοδικτύου (Radio Network Controller-RNC), ο οποίος σε προηγούμενα συστήματα ήταν ένας ξεχωριστός κόμβος για τον έλεγχο πολλών σταθμών βάσης. Εν τω μεταξύ, η AGW ενσωματώνει τις λειτουργίες που συνήθως αναλάμβανε ο SGSN. Η AGW εκτελεί τόσο λειτουργίες ελέγχου, ο χειρισμός των οποίων γίνεται από την οντότητα διαχείρισης κινητών (Mobile Management Entity-MME), όσο και λειτουργίες στο επίπεδο χρήστη. Οι λειτουργίες στο επίπεδο χρήστη αποτελούνται από δύο στοιχεία: μια πύλη εξυπηρέτησης, η οποία αντιμετωπίζει την κινητικότητα και τερματίζει τις συνδέσεις του eNodeB, καθώς και μια θύρα δικτύου πακέτων δεδομένων (Packet Data Network-PDN), η οποία αντιμετωπίζει τις απαιτήσεις των υπηρεσιών και τερματίζει την πρόσβαση από δίκτυα που δεν ορίζονται στο 3GPP. Το MME, η πύλη εξυπηρέτησης και η PDN πύλη μπορεί να συνεγκατασταθούν στον ίδιο φυσικό κόμβο ή να είναι κατανεμημένες.

Η αρχιτεκτονική του EPS είναι παρόμοια με την αρχιτεκτονική μιας σήραγγας του HSPA+, γεγονός που επιτρέπει την εύκολη ενοποίηση των HSPA δικτύων στο EPS. Το EPS χρησιμοποιεί το υποσύστημα πολυμέσων IP (IP Multimedia Subsystem-IMS) ως συνιστώσα, ενώ επίσης διαχειρίζεται την ποιότητα υπηρεσίας σε ολόκληρο το σύστημα, γεγονός που θα επιτρέψει ένα πλούσιο σύνολο υπηρεσιών που βασίζονται σε πολυμέσα.

Τα στοιχεία της αρχιτεκτονικής του EPS περιλαμβάνουν:

- Υποστήριξη για δίκτυα GERAN και UTRAN, που είναι συνδεδεμένα μέσω SGSN.
- Την πύλη εξυπηρέτησης, η οποία τερματίζει τη διασύνδεση προς δίκτυα ραδιοπρόσβασης που ορίζονται στο 3GPP.
- Την πύλη PDN που ελέγχει τις IP υπηρεσίες δεδομένων, κάνει δρομολόγηση, κατανέμει τις διευθύνσεις IP και παρέχει πρόσβαση για δίκτυα που δεν ανήκουν στο 3GPP.
- Το MME που υποστηρίζει το πλαίσιο και την ταυτότητα του εξοπλισμού χρήστη και εξουσιοδοτεί τους χρήστες.
- Τη λειτουργία ελέγχου πολιτικής και κανόνων (Policy Control and Charging Rules Function Policy Control and Charging Rules Function-PCRF) που διαχειρίζεται τις πτυχές της ποιότητας υπηρεσίας.



Εικόνα 5. Αρχιτεκτονική EPS [5]

1.4 LTE ADVANCED

Ο όρος 4G αναφέρεται σε δίκτυα που συμμορφώνονται με τις απαιτήσεις του IMT-Advanced, τα οποία ορίζονται στην έκθεση της ITU-R M.2134.

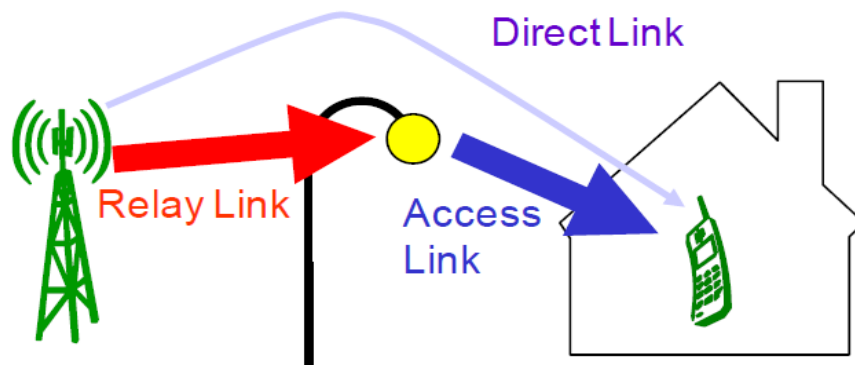
Το 3GPP προσπαθεί να ικανοποιήσει αυτές τις απαιτήσεις μέσω της τεχνολογίας LTE Advanced, στο πλαίσιο της Έκδοσης 10. Το LTE Advanced θα είναι συμβατό με το LTE, γεγονός που σημαίνει ότι οι LTE συσκευές θα λειτουργούν σε δίκτυα LTE Advanced, καθώς και οι LTE Advanced συσκευές θα λειτουργούν σε δίκτυα LTE.

Οι δυνατότητες του LTE Advanced θα είναι οι ακόλουθες:

- Υποστήριξη μεγαλύτερου εύρους ζώνης έως 100 MHz.
- Άνω ζεύξη MIMO (δύο κεραιές μετάδοσης στη συσκευή).
- Κάτω ζεύξη MIMO μέχρι 8x8.
- Συντονισμένη μετάδοση πολλών σημείων (Coordinated Multipoint Transmission-CoMP) με δύο προτεινόμενες προσεγγίσεις: συντονισμένη δρομολόγηση και/ή μορφοποίηση λοβών και από κοινού επεξεργασία/μετάδοση. Ο σκοπός είναι να συντονιστούν MIMO μεταδόσεις σε διαφορετικές περιοχές κυψελών, ώστε να επιτευχθεί μεγαλύτερη χωρητικότητα του συστήματος και βελτίωση των ρυθμών μετάδοσης στα σύνορα των κυψελών.
- Υψηλοί ρυθμοί μετάδοσης (1Gbps για χαμηλή κινητικότητα και 100Mbps για υψηλή κινητικότητα)
- Διαλειτουργικότητα (interworking) με άλλα συστήματα

Πέρα από το μεγαλύτερο εύρος ζώνης, το LTE Advanced θα επεκτείνει την επίδοση μέσω ισχυρότερων πολυ-κεραιών. Για την κάτω ζεύξη, η τεχνολογία θα είναι σε θέση να μεταδώσει μέχρι σε 8 στρώματα χρησιμοποιώντας μια τεχνική 8x8 για μέγιστη φασματική αποδοτικότητα 30 bps/Hz, υποστηρίζοντας μέγιστο ρυθμό μετάδοσης 1 Gbps σε 40 Mhz και ακόμα υψηλότερους ρυθμούς σε μεγαλύτερο εύρος ζώνης. Το LTE Advanced θα περιλαμβάνει επίσης μετάδοση τεσσάρων στρωμάτων στην άνω ζεύξη, με αποτέλεσμα η φασματική απόδοση να υπερβαίνει τα 15 bps/Hz.

Μια άλλη δυνατότητα που προβλέπεται για το LTE Advanced είναι η χρήση αναμεταδοτών, βάσει της οποίας, τα πλαίσια θα αναμεταδίδονται σε ένα ενδιάμεσο κόμβο, με αποτέλεσμα την πολύ καλύτερη διείσδυση του σήματος σε κτίρια και την επέκταση της κάλυψης.



Εικόνα 6. Χρήση αναμεταδοτών στο LTE Advanced [4]

Παρακάτω δίνεται ένας πίνακας με τη σύγκριση μεταξύ των LTE και LTE Advanced.

	LTE		LTE Advanced	
	Downlink	Uplink	Downlink	Uplink
Μέγιστος ρυθμός δεδομένων (Mbps)	326.4 (4x4 MIMO) 172.8 (2x2 MIMO)	86.4 (1x2 SIMO) 172 (Virtual MIMO)	1000 (8x8 MIMO, χαμηλή κινητικότητα)	500 (4x4 MIMO, χαμηλή κινητικότητα)
Εύρος ζώνης	Έως 20MHz	Έως 20MHz	Έως 100MHz	Έως 100MHz
Μέγιστη φασματική απόδοση	16.3 bps/Hz	4.3 bps/Hz (1x2 SIMO) 8.6 bps/Hz (Virtual MIMO)	30 bps/Hz	15 bps/Hz
Μέση φασματική απόδοση (bps/Hz/κυψέλη)	1.69 (2x2 MIMO) 1.87 (4x2 MIMO) 2.67 (4x4 MIMO)	0.74 (1x2 SIMO)	2.4 (2x2 MIMO) 2.6 (4x2 MIMO) 3.7 (4x4 MIMO)	1.2 (1x2 SIMO) 2.0 (2x4 MIMO)
Καθυστερήση	Επίπεδο δεδομένων: 10ms (μετ'επιστροφής) Επίπεδο ελέγχου: 100ms (από την αδρανή μέχρι την ενεργό κατάσταση)		Επίπεδο δεδομένων: <10ms (μετ'επιστροφής) Επίπεδο ελέγχου: 50ms (από την αδρανή μέχρι την ενεργό κατάσταση)	

Πίνακας 2. Σύγκριση μεταξύ LTE και LTE Advanced

ΒΙΒΛΙΟΓΡΑΦΙΑ ΚΕΦΑΛΑΙΟΥ 1

- [1] Α.Κανατάς, Φ.Κωνσταντίνου, Γ.Πάντος, “Συστήματα Κινητών Επικοινωνιών”, Εκδόσεις Παπασωτηρίου, 2008
- [2] Μ. Θεολόγου, “Δίκτυα Κινητών και Προσωπικών Επικοινωνιών”, Εκδόσεις Τζιόλα, 2007
- [3] Pablo Tapia, Jun Liu, Yasmin Karimli, Martin J. Feuerstein, “HSPA Performance and Evolution A Practical Perspective”, 2009
- [4] “HSPA to LTE Advanced: 3GPP Broadband Evolution to IMT-Advanced (4G)”, White paper for 3G Americas, 2009
- [5] “EDGE, HSPA and LTE: The Mobile Broadband Advantage”, White paper for 3G Americas, 2007
- [6] V.D’Amico “An Overview on LTE-Advanced”, Telecom Italia, 2009

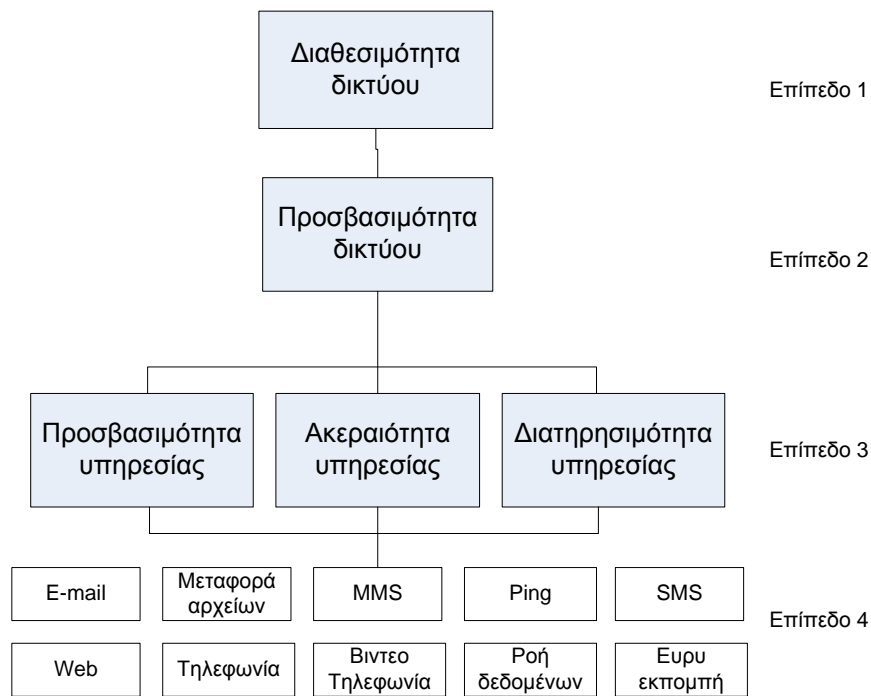
2 ΔΕΙΚΤΕΣ ΠΟΙΟΤΗΤΑΣ ΥΠΗΡΕΣΙΩΝ ΣΕ ΣΥΣΤΗΜΑΤΑ ΚΙΝΗΤΩΝ ΕΠΙΚΟΙΝΩΝΙΩΝ

2.1 ΠΟΙΟΤΗΤΑ ΥΠΗΡΕΣΙΑΣ (QoS)

Όπως ορίζεται στο πρότυπο της ITU X.902, η ποιότητα υπηρεσίας είναι ένα σύνολο απαιτήσεων ποιότητας επί της συνολικής συμπεριφοράς ενός ή παραπάνω αντικειμένων. Η ποιότητα υπηρεσίας αφορά σε χαρακτηριστικά της σύνδεσης, όπως ρυθμός μετάδοσης πληροφορίας, καθυστέρηση, πιθανότητα αποτυχίας του συστήματος κλπ.

Στο πρότυπο ETSI TS 102 250 ορίζονται οι συνιστώσες της ποιότητας υπηρεσίας, οι οποίες είναι:

- Διαθεσιμότητα δικτύου (Network Availability): Είναι η πιθανότητα οι υπηρεσίες να παρέχονται στο χρήστη.
- Προσβασιμότητα δικτύου (Network Accessibility): Είναι η πιθανότητα ο χρήστης να εγγραφεί επιτυχώς στο δημόσιο δίκτυο (Public Land Mobile Network).
- Προσβασιμότητα υπηρεσίας (Service Accessibility): Αν ο συνδρομητής επιθυμεί να χρησιμοποιήσει μια υπηρεσία, τότε ο πάροχος οφείλει να του εξασφαλίζει πρόσβαση στο δίκτυο, το συντομότερο δυνατό.
- Ακεραιότητα υπηρεσίας (Service Integrity): Περιγράφει την ποιότητα υπηρεσίας κατά τη διάρκεια της χρήσης της.
- Διατηρησιμότητα υπηρεσίας (Service Retainability): Περιγράφει τη λήξη των υπηρεσιών ηθελημένα ή άθελα από την πλευρά του χρήστη.



Εικόνα 7. Ιεράρχηση των συνιστωσών ποιότητας υπηρεσίας

Παρακάτω αναπτύσσονται οι δείκτες ποιότητας φωνής για αξιολόγηση των υπηρεσιών τηλεφωνίας και βιντεοτηλεφωνίας, καθώς και οι δείκτες ποιότητας βίντεο για αξιολόγηση των υπηρεσιών βιντεοτηλεφωνίας.

2.2 ΔΕΙΚΤΕΣ ΠΟΙΟΤΗΤΑΣ ΦΩΝΗΣ

2.2.1 Μέση γνωμοβαθμολογία (MOS)

2.2.1.1 Υποκειμενική αξιολόγηση της ποιότητας ομιλίας

Η ταχεία ανάπτυξη των ψηφιακών τεχνολογιών έχει οδηγήσει στην αυξημένη ανάγκη για αξιολόγηση των συστημάτων μετάδοσης. Το πρότυπο P.800, που συστάθηκε το 1996, περιγράφει τις μεθόδους υποκειμενικής αξιολόγησης που θεωρούνται κατάλληλες για να καθοριστεί το πόσο ικανοποιητική αναμένεται να είναι η επίδοση δεδομένων τηλεφωνικών συνδέσεων.

Η υποκειμενική αξιολόγηση βασίζεται στο μέσο όρο των βαθμολογιών γνώμης (MOS), δηλαδή των τιμών σε μια προκαθορισμένη κλίμακα στην οποία οι συμμετέχοντες εκφράζουν τη γνώμη τους για την επίδοση του τηλεφωνικού συστήματος, είτε για συνομιλία είτε για ακρόαση προφορικού υλικού.

Η MOS προορίζεται για γενική εφαρμογή, ανεξαρτήτως της μορφής που παρουσιάζουν οι παράγοντες υποβάθμισης όπως:

- απώλειες (συχνά εξαρτημένες από τη συχνότητα)
- θόρυβος κυκλώματος
- σφάλματα μετάδοσης (π.χ. τυχαία σφάλματα bit)
- θόρυβος περιβάλλοντος
- πλάγιος τόνος (sidetone)
- ηχώ ομιλητή
- μη γραμμική παραμόρφωση (π.χ. κωδικοποίηση χαμηλού bit rate)
- χρόνος διάδοσης
- επιβλαβείς επιπτώσεις των συσκευών φωνής
- παραμορφώσεις που προκύπτουν από τη μεταγωγή πακέτου
- χρονομεταβλητές υποβαθμίσεις του διαύλου επικοινωνίας.

Η υποκειμενική αξιολόγηση διεξάγεται χρησιμοποιώντας κυρίως ακουστικές ή συνομιλητικές μεθόδους. Στην παρούσα εργασία, θα αναφερθούμε στις ακουστικές μεθόδους.

Η πιο συνηθισμένη μέθοδος για ακουστικές δοκιμές είναι η Απόλυτη Διαβάθμιση Κατηγορίας (ACR), που ιεραρχεί την ποιότητα ομιλίας στην κλίμακα 1-5 και απεικονίζεται στον Πίνακα 3. Εναλλακτικά, στην ίδια κλίμακα, η ACR χρησιμοποιεί τη διαβάθμιση της προσπάθειας που καταβάλλει ο ακροατής για να κατανοήσει το νόημα των φράσεων που ακούει, ή τη διαβάθμιση της προτίμησης του ακροατή ως προς την ένταση του ήχου. Η ACR έχει εφαρμοστεί σε αναλογικές και ψηφιακές τηλεφωνικές συνδέσεις και σε τηλεπικοινωνιακές συσκευές, όπως οι ψηφιακοί κωδικοαποκωδικοποιητές (codecs).

Άλλες μέθοδοι που χρησιμοποιούνται είναι ο Βαθμός Κατηγορίας Υποβάθμισης (DCR), η Διαβάθμιση Κατηγορίας Σύγκρισης (CCR) και η Μέθοδος Κατωφλίου (Threshold Method).

Οι ακουστικές μέθοδοι έχουν άμεσες εφαρμογές στην αποτίμηση των φυσικών συστημάτων μετάδοσης τα οποία είναι ουσιαστικά μιας κατεύθυνσης, π.χ. κυκλώματα ευρυεκπομπής. Επίσης, μπορούν να εφαρμοστούν, με ορισμένες επιφυλάξεις, στην πρόβλεψη για αξιολόγηση συνομιλίας που πραγματοποιείται σε

σύστημα δύο κατευθύνσεων, όπως μια σύνδεση σε δημόσιο τηλεφωνικό δίκτυο μεταγωγής.

Βαθμολογία	Ποιότητα ομιλίας (ACR)	Επίπεδο υποβάθμισης (DCR)
5	Εξαιρετική	Ανεπαίσθητη
4	Καλή	Αισθητή αλλά όχι ενοχλητική
3	Μέτρια	Ελαφρώς ενοχλητική
2	Ασθενής	Ενοχλητική
1	Κακή	Πολύ ενοχλητική

Πίνακας 3. Κλίμακα υποκειμενικής αξιολόγησης ACR-DCR

Αξίζει επίσης να σημειωθεί ότι τα αποτελέσματα της υποκειμενικής αξιολόγησης διαφέρουν σημαντικά μεταξύ των δοκιμών, καθώς επηρεάζονται από παράγοντες όπως οι παρακάτω.

- Πολιτιστικές διαφορές: σε διαφορετικές γλώσσες και πολιτισμούς, οι έννοιες “εξαιρετικό”, “κακό” κλπ διαφέρουν. Αυτό μπορεί να έχει ως συνέπεια έως και 1.0 βαθμό MOS διαφορά κατά τη σύγκριση των αποτελεσμάτων που προέκυψαν υπό ίδιες συνθήκες και από διαφορετικά εργαστήρια.
- Ατομικές διαφορές: η προσωπική εμπειρία επηρεάζει επίσης τον τρόπο βαθμολόγησης. Καθώς κατά τις υποκειμενικές δοκιμές χρησιμοποιείται ένας σχετικά μικρός αριθμός ατόμων (συνήθως 24-32), οι συστηματικές ατομικές διαφορές μπορεί να έχουν σημαντικές επιπτώσεις στη διακύμανση της MOS.
- Συνθήκες διεξαγωγής του πειράματος: η απόλυτη μέθοδος βαθμολόγησης σημαίνει ότι οι συμμετέχοντες προσαρμόζονται έως κάποιο βαθμό στις συνθήκες μιας δοκιμής. Ένα μεγάλο μέρος των συνθηκών, που είναι από “ασθενείς” έως “κακές”, σημαίνει ότι οι καλύτερες συνθήκες είναι πιθανό να αποτιμηθούν ως “εξαιρετικές”, καθώς είναι σαφώς διακριτές. Αντιστρόφως, εάν υπάρχουν λιγότερες “κακές” συνθήκες, τότε είναι πιθανό οι συμμετέχοντες να αξιολογήσουν τις καλύτερες συνθήκες ως “καλές”, δεδομένου ότι διακρίνονται δυσκολότερα. Το γεγονός αυτό μπορεί να εξηγήσει διακυμάνσεις μέχρι 1.0 βαθμό MOS μεταξύ των δοκιμών που διενεργούνται στο ίδιο εργαστήριο.

2.2.1.2 Μεθοδολογία υποκειμενικής αξιολόγησης της ομιλίας με βάση την Απόλυτη Διαβάθμιση Κατηγορίας (ACR)

Αρχικά, τα δείγματα ομιλίας που θα αξιολογηθούν θα πρέπει να έχουν ηχογραφηθεί προκειμένου να ελαχιστοποιείται η ανεπιθύμητη μεταβλητότητα στην ομιλία. Τα δείγματα αυτά περιλαμβάνουν σύντομες ομάδες 2-5 ασυσχέτιστων φράσεων, καθεμιά από τις οποίες έχει περάσει μέσα από ορισμένες τυπικές διαδικασίες, καθώς και διαδικασίες που είναι υπό δοκιμή. Το κάθε δείγμα ηχογραφείται ταυτόχρονα σε 2 μορφές: ευρυζωνική ομιλία και τηλεφωνική ομιλία, επιτρέποντας τη σύγκριση των δύο εκδοχών, αν κριθεί απαραίτητο. Η ομιλία, που προέρχεται από άνδρες και γυναίκες, καταγράφεται από ένα γραμμικό μικρόφωνο και ενισχυτή χαμηλού θορύβου με επίπεδη απόκριση συχνότητας. Το επίπεδο ομιλίας πρέπει να είναι 20-30dB (συνιστάται 26dB) κάτω από το σημείο υπερφόρτωσης του συστήματος ηχογράφησης, ενώ ο σηματοθορυβικός λόγος στο μέσο ηχογράφησης θα πρέπει να είναι μεγαλύτερος από 40 dB (συνιστάται 50 dB). Ως προς τη διάρκεια, καμία σύνοδος δε θα πρέπει να υπερβαίνει τα 45 λεπτά, στην ιδανική περίπτωση να μη διαρκεί πάνω από 20 λεπτά.

Μετά το στάδιο της ηχογράφησης των δειγμάτων, ακολουθεί η ακουστική δοκιμή. Οι συμμετέχοντες ακροατές ακούν τα ηχογραφημένα δείγματα και αποφαινόμενοι για την ποιότητά τους. Η αίθουσα ακρόασης, όπως και η αίθουσα ηχογράφησης του δείγματος, θα πρέπει να είναι ένα ηχομονωμένο δωμάτιο με όγκο 30-120 m³ και χρόνο αντήχησης μικρότερο από 500 ms (συνιστάται 200-300 ms). Επιπλέον, συνιστάται το επίπεδο του θορύβου και το φάσμα του να μετρώνται τουλάχιστον δύο φορές: στην αρχή και στο τέλος του πειράματος. Κάθε σημαντική μεταβολή στις δύο μετρήσεις, μπορεί να προκαλέσει αμφισβήτηση στην εγκυρότητα του πειράματος. Διακυμάνσεις του επιπέδου ακρόασης, όπως απαιτούνται από το σχεδιασμό του πειράματος, μπορεί να γίνουν αποδεκτές π.χ. με χρήση εξασθενητών/ενισχυτών στο σύστημα ακρόασης. Το επίπεδο ακρόασης πρέπει πάντα να καταγράφεται. Όσον αφορά τα άτομα που συμμετέχουν στις δοκιμές, επιλέγονται τυχαία με τις εξής προϋποθέσεις:

- δεν έχουν συμμετάσχει άμεσα σε εργασίες που συνδέονται με την αξιολόγηση της επίδοσης των τηλεφωνικών κυκλωμάτων, ή παρεμφερείς εργασίες, όπως κωδικοποίηση ομιλίας

- δεν έχουν συμμετάσχει σε οποιαδήποτε υποκειμενική δοκιμή για τους έξι τουλάχιστον προηγούμενους μήνες ούτε σε οποιαδήποτε ακουστική δοκιμή για τουλάχιστον ένα χρόνο
- δεν έχουν ακούσει ποτέ πριν τις υπό εξέταση φράσεις.

Αφού ολοκληρωθεί το πείραμα, θα πρέπει να υπολογίζεται ο μέσος όρος των αποτελεσμάτων όλων των συμμετεχόντων για κάθε συνθήκη σε κάθε επίπεδο ακρόασης. Το αποτέλεσμα είναι η μέση γνωμοβαθμολογία (MOS) και αποτελεί την πλέον αξιόπιστη μέθοδο αποτίμησης της ποιότητας ομιλίας.

2.2.2 Αντιληπτική αποτίμηση της ποιότητας ομιλίας (PESQ)

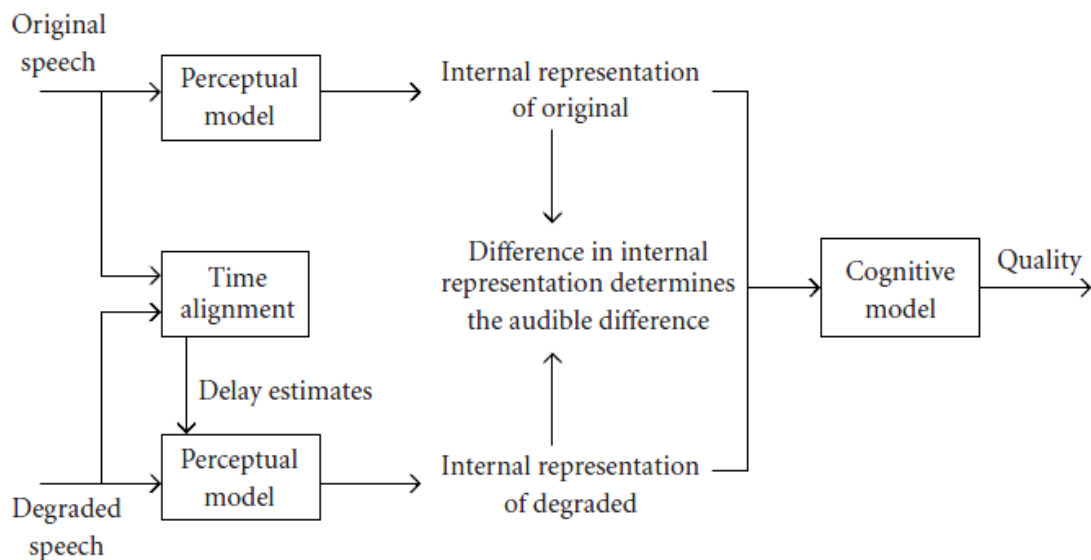
2.2.2.1 Λειτουργία

Η MOS είναι η πιο αξιόπιστη μέθοδος εκτίμησης της ποιότητας ομιλίας, αλλά είναι παράλληλα πολύ δαπανηρή και χρονοβόρα. Ως εκ τούτου, αναπτύχθηκε ένα μοντέλο για την εκτίμηση της υποκειμενικής ποιότητας που λαμβάνεται σε ακουστικές δοκιμές, την PESQ. Ορίστηκε το 2001 από την ITU-T στο πρότυπο P.862, αρχικά για επικοινωνία στενής ζώνης (3.1kHz), ενώ αργότερα επεκτάθηκε και σε ευρυζωνικά συστήματα (50-7000Hz). Σε αντίθεση με το προηγούμενο πρότυπο της ITU-T, P.861 (PSQM), η PESQ λαμβάνει υπόψη ορισμένα φαινόμενα, όπως φιλτράρισμα, μεταβλητή καθυστέρηση, παραμόρφωση κωδικοποίησης και σφάλματα καναλιού.

Πρόκειται για μια αντικειμενική μέθοδο που εντοπίζει παραμορφώσεις του ήχου μέσω μιας διαδικασίας η οποία βασίζεται στην ανθρώπινη αντίληψη και είναι εφαρμόσιμη σε codecs φωνής, καθώς και σε μετρήσεις από άκρη-σε-άκρη. Συγκεκριμένα, η PESQ συγκρίνει το πρωτότυπο σήμα ομιλίας (σήμα αναφοράς) με ένα υποβαθμισμένο σήμα, το οποίο είναι το αποτέλεσμα του πρώτου, καθώς περνά μέσα από το υπό εξέταση δίκτυο. Προκειμένου να πραγματοποιήσει τη σύγκριση, ο αλγόριθμος χρησιμοποιεί ένα αντιληπτικό (ψυχοακουστικό) και ένα γνωστικό μοντέλο. Το ψυχοακουστικό μοντέλο που εφαρμόζεται τόσο στο πρωτότυπο όσο και στο υποβαθμισμένο σήμα χρησιμοποιείται για τον υπολογισμό της εσωτερικής (ή ψυχοσωματικής) αναπαράστασης των δειγμάτων ομιλίας. Συγκεκριμένα, το μοντέλο εκτελεί ένα μετασχηματισμό από το φυσικό πεδίο που αντιπροσωπεύει το σήμα ομιλίας στο ψυχοσωματικό πεδίο το οποίο εκφράζει η ανθρώπινη αντίληψη. Αυτό επιτυγχάνεται σε διάφορα στάδια: χρονική ευθυγράμμιση, ευθυγράμμιση επιπέδου, φιλτράρισμα, μετασχηματισμός χρόνου-συχνότητας, παραμόρφωση συχνότητας,

αντιστάθμιση για τις μεταβολές κέρδους μεταξύ του πρωτότυπου και του υποβαθμισμένου σήματος και μετασχηματισμός ακουστότητας (μια υποβάθμιση που ακούγεται στο τέλος του δείγματος ομιλίας έχει μεγαλύτερο αντίκτυπο στην ανθρώπινη αντίληψη απ' ό,τι στην αρχή του δείγματος).

Για να υπολογιστεί η υποβάθμιση της ποιότητας ομιλίας που αντιπροσωπεύεται από τη διαταραχή μεταξύ των ψυχοσωματικών αναπαραστάσεων του σήματος αναφοράς και του υποβαθμισμένου σήματος, το γνωστικό μοντέλο εκτελεί σύνθετους, μη γραμμικούς υπολογισμούς. Παραδείγματα αυτών των υπολογισμών είναι επικάλυψη χρόνου-συχνότητας της ανεπαίσθητης διαταραχής, υπολογισμός ασύμμετρης διαταραχής (στάθμιση των πρόσθετων συχνοτήτων που εισάγονται γενικά από τον codec), στάθμιση των διαστημάτων σιγής, μη γραμμικός μέσος όρος της συμμετρικής και ασύμμετρης διαταραχής στο πεδίο του χρόνου και της συχνότητας, υπολογισμός ενός δισδιάστατου (εξετάζοντας τις συμμετρικές και ασύμμετρες διαταραχές) μέτρου της ποιότητας που δίνει μια τιμή και το οποίο αντιπροσωπεύει τον εκτιμητή της ποιότητας ομιλίας. Το αποτέλεσμα του αλγορίθμου βρίσκεται μέσα στο εύρος -0.5 έως 4.5, όπου το -0.5 αντιπροσωπεύει τη χαμηλότερη ποιότητα. Παρακάτω φαίνεται η βασική δομή του αλγορίθμου.



Εικόνα 8. Σχηματικό διάγραμμα της μεθόδου PESQ [4]

2.2.2.2 Επίδοση του αλγορίθμου PESQ

Μια διαδικασία παλινδρόμησης είναι απαραίτητη πριν γίνει άμεση σύγκριση PESQ-MOS, με στόχο να εξαλείψει τυχόν διακυμάνσεις (που οφείλονται σε ατομικές

διαφορές κλπ). Η προτιμώμενη μέθοδος παλινδρόμησης για τον υπολογισμό της συσχέτισης μεταξύ της βαθμολογίας PESQ και της υποκειμενικής MOS, χρησιμοποιεί 3^{ης} τάξης μονότονο πολυώνυμο. Τα μέτρα επίδοσης, όπως ορίζονται στο πρότυπο P.862, είναι:

- Συντελεστής συσχέτισης

Ο τύπος του Pearson για τη συσχέτιση δίνει:

$$R = \frac{\sum_{i=1}^N (x_i - \bar{x})(y_i - \bar{y})}{\sqrt{\sum_{i=1}^N (x_i - \bar{x})^2 \sum_{i=1}^N (y_i - \bar{y})^2}}$$

Στον παραπάνω τύπο, x_i είναι η MOS τιμή για τη συνθήκη i , \bar{x} είναι ο μέσος όρος των τιμών MOS, y_i είναι η τιμή PESQ για τη συνθήκη i και \bar{y} είναι ο μέσος όρος των τιμών PESQ.

Για να υπολογιστεί ο συντελεστής συσχέτισης, πρέπει κανονικά να έχει προηγηθεί απεικόνιση των αντικειμενικών βαθμολογιών στην κλίμακα των υποκειμενικών. Μετά από σειρά πειραμάτων της ITU, η μέση συσχέτιση υπολογίστηκε 0.935.

- Ρίζα μέσου τετραγωνικού σφάλματος (RMSE)

Η παλινδρόμηση αφαιρεί οποιοδήποτε συστηματικό offset ανάμεσα στην αντικειμενική και την υποκειμενική MOS βαθμολογία, ελαχιστοποιώντας το RMSE:

$$\text{RMSE} = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^N (x_i - y_i)^2}{N}}$$

όπου N ο αριθμός των δειγμάτων που συμμετέχουν στην ανάλυση.

- Απόλυτο σφάλμα

Το ιστόγραμμα των απολύτων σφαλμάτων $|e_i| = |x_i - y_i|$ παρέχει μια γρήγορη άποψη για το πόσο συχνά συμβαίνουν σφάλματα διαφορετικών μεγεθών. Για 22 γνωστά πειράματα της ITU, η κατανομή του μέσου σφάλματος έδειξε ότι το απόλυτο σφάλμα

ήταν μικρότερο από 0.25 MOS (± 0.25 σε κλίμακα 5 βαθμίδων) για το 69.2% των συνθηκών και λιγότερο από 0.5 MOS για το 100% των συνθηκών.

Παρακάτω δίνεται συνοπτικά μια σύγκριση μεταξύ PESQ και MOS.

Μέθοδος	Πλεονεκτήματα	Μειονεκτήματα
MOS	Αξιόπιστη	Υψηλό κόστος, εγκαταστάσεις/συσκευές
	Καλά ορισμένη διαδικασία	Χρονοβόρα
		Έλλειψη επαναληπτικότητας
PESQ	Χαμηλό κόστος	Όχι τόσο ακριβής
	Επαναληπτικότητα	Ευαίσθητη σε χρονική ευθυγράμμιση

Πίνακας 4. Σύγκριση υποκειμενικής και αντικειμενικής μεθόδου

Η PESQ είναι ένα ισχυρό εργαλείο το οποίο μπορεί να βρει εφαρμογές σε πολλούς διαφορετικούς τομείς μιας επιχείρησης, σε οποιαδήποτε τεχνολογία που αφορά στην ομιλία:

- Στο εργαστήριο έρευνας: παρέχοντας γρήγορη ανατροφοδότηση σε τομείς ανάπτυξης της επεξεργασίας σήματος, επικύρωσης της υλοποίησης του σχεδιασμού, ταξινόμησης εναλλακτικών λύσεων σχεδιασμού
- Στην αξιολόγηση εξοπλισμού του δικτύου: συγκρίνοντας διαφορετικές προσφορές προμηθευτών και καθορίζοντας τον αντίκτυπό τους στην απόδοση του δικτύου
- Στην εγκατάσταση του δικτύου και νέων τεχνολογιών: εξασφαλίζοντας ότι παρέχεται η επιθυμητή ποιότητα ομιλίας όσο η πολυπλοκότητα και το φορτίο του δικτύου αυξάνεται
- Στην αντιμετώπιση προβλημάτων του δικτύου και των πελατών: προσδιορίζοντας το μέγεθος του προβλήματος και την αποτελεσματικότητα της λύσης
- Στις πωλήσεις και το μάρκετινγκ: καταδεικνύοντας την υπεροχή ενός νέου προϊόντος, βεβαιώνοντας τον πελάτη για την απόδοση του συστήματος.

2.2.3 Το πρότυπο P.862.1 (PESQ-LQ)

2.2.3.1 Επισκόπηση

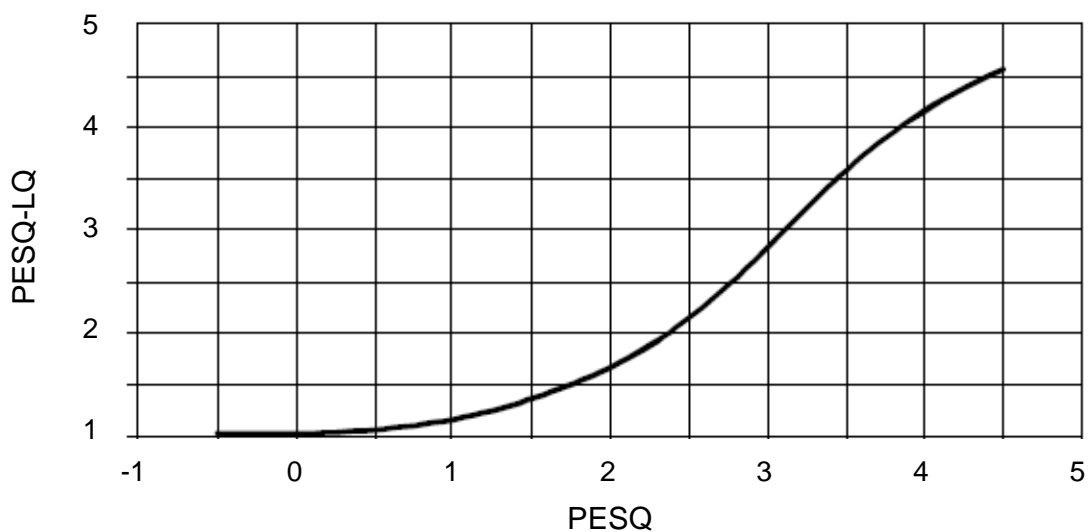
Το πρότυπο P.862 παρέχει αποτελέσματα εντός του εύρους -0.5 έως 4.5, γεγονός που δεν επιτρέπει μια γραμμική σύγκριση με τη MOS βαθμολογία. Το 2003, η ITU-T ορίζει το πρότυπο P.862.1 ώστε να παρέχει μια συνάρτηση που θα απεικονίζει τα αποτελέσματα της μεθοδολογίας PESQ στην κλίμακα MOS. Ειδικότερα, το πρότυπο P.862.1 σχεδιάστηκε με στόχο:

- να παράγει τιμές εντός του εύρους [1, 4.5]
- να δώσει αποτελέσματα που είναι κοντά στο μέσο όρο MOS για μεγάλο μέρος υποκειμενικών δοκιμών
- να εφαρμόζεται σε διάφορους τύπους δικτύου (σταθερό, κινητό, VoIP)
- να εφαρμόζεται σε διάφορες γλώσσες / χώρες.

Σύμφωνα με αυτό, η συνάρτηση απεικόνισης δίνεται από την παρακάτω εξίσωση.

$$y = 0.999 + \frac{4.999 - 0.999}{1 + e^{-1.4945x + 4.6607}}$$

Το διάγραμμα της συνάρτησης παρουσιάζεται στο Γράφημα 1.



Γράφημα 1. Συνάρτηση απεικόνισης της PESQ [7]

Η αντίστροφη συνάρτηση που επιτρέπει τη μετατροπή από τη βαθμολογία P.862.1 στην αρχική βαθμολογία PESQ δίνεται από την ακόλουθη εξίσωση.

$$x = \frac{4.6607 - \ln\left(\frac{4.999 - y}{y - 0.999}\right)}{1.4945}$$

2.2.3.2 Επίδοση του προτύπου P.862.1

Η συνάρτηση απεικόνισης έχει εφαρμοστεί σε πολλά δείγματα που προκύπτουν τόσο από προσομοίωση όσο και από μετρήσεις πεδίου και καλύπτουν VoIP, ασύρματα και σταθερά δίκτυα. Το υλικό ομιλίας, που προέρχεται από γυναίκες και άνδρες, αποτελείται από ζεύγη φράσεων σε εννέα γλώσσες (βρετανικά αγγλικά, αμερικανικά αγγλικά, σουηδικά, γαλλικά, ιταλικά, γερμανικά, φινλανδικά, ολλανδικά και ιαπωνικά). Έχουν χρησιμοποιηθεί τουλάχιστον 24 ψήφοι ανά συνθήκη, ενώ όλες οι βάσεις δεδομένων βασίζονται σε υποκειμενικές δοκιμές σύμφωνα με την ACR κλίμακα.

Τρία στατιστικά μεγέθη χρησιμοποιήθηκαν για την ανάλυση της επίδοσης της εν λόγω συνάρτησης απεικόνισης:

- ο συντελεστής συσχέτισης Pearson $R = \frac{\sum_{i=1}^N (x_i - \bar{x})(y_i - \bar{y})}{\sqrt{\sum_{i=1}^N (x_i - \bar{x})^2 \sum_{i=1}^N (y_i - \bar{y})^2}}$

- το σφάλμα πρόβλεψης $Ep = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^N (x_i - y_i)^2}{N}}$

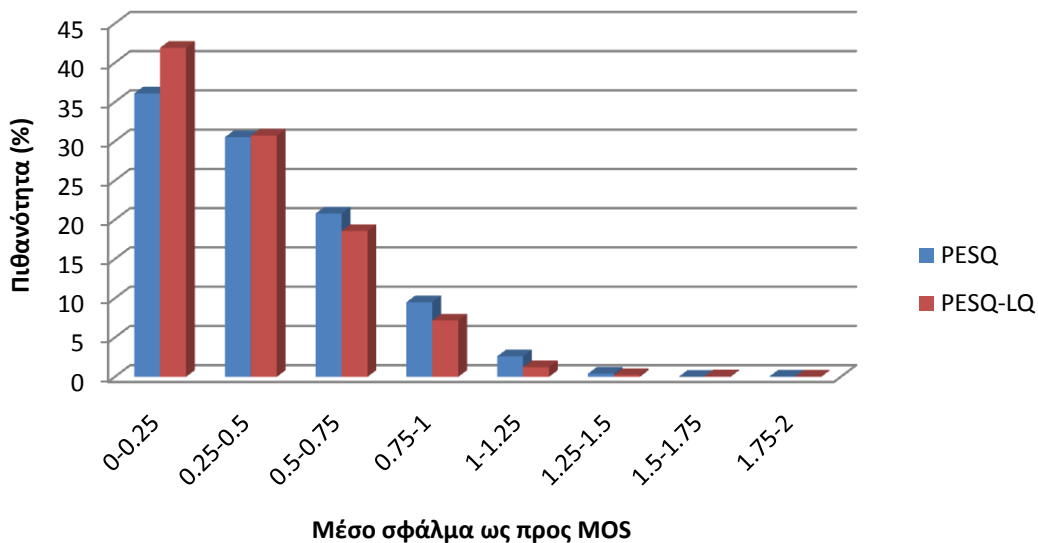
- το μέσο σφάλμα $Em = \frac{\sum_{i=1}^N (x_i - y_i)}{N}$

Επιπλέον, έχει προσδιοριστεί η κατανομή του μέσου σφάλματος.

Παρακάτω φαίνεται η επίδοση αυτής της συνάρτησης απεικόνισης, η οποία έχει αναλυθεί στο σύνολο των δειγμάτων, σε σύγκριση με την επίδοση της PESQ.

Μέτρο επίδοσης	PESQ	P.862.1
R	0.876	0.879
Ep	0.492	0.441
Em	-0.121	0.031

Πίνακας 5. Σύγκριση επίδοσης PESQ και P.862.1



Γράφημα 2. Κατανομή σφάλματος μεταξύ αντικειμενικών και υποκειμενικών μετρήσεων

Η συνάρτηση απεικόνισης της PESQ έχει βελτιστοποιηθεί για ένα μεγάλο πλήθος υποκειμενικών δεδομένων που αντιπροσωπεύουν διαφορετικές εφαρμογές και γλώσσες.

Η επίδοσή της είναι καλύτερη από αυτή του προτύπου P.862, αφού μειώνει σημαντικά τα σφάλματα και παρουσιάζει μεγαλύτερη συσχέτιση με την υποκειμενική βαθμολογία. Επιπλέον, διευκολύνει την ερμηνεία των αποτελεσμάτων στην υποκειμενική κλίμακα ποιότητας φωνής, χωρίς καμία ουσιαστική μείωση της ακρίβειας του μοντέλου, εξασφαλίζοντας αλλαγή κλίμακας από -0.5 έως 4.5 που ήταν στο P.862, σε 1.02 έως 4.56.

Η συνάρτηση, ως εκ τούτου, συνιστάται να εφαρμοστεί για όλους τους τύπους των εφαρμογών, έχοντας όμως κάποιους πρακτικούς περιορισμούς:

- Η συνάρτηση απεικόνισης έχει βελτιστοποιηθεί για βάσεις δεδομένων που προέρχονται από όλους τους τύπους εφαρμογών. Άλλες συναρτήσεις απεικόνισης, που βελτιστοποιήθηκαν μόνο για μια συγκεκριμένη εφαρμογή ή γλώσσα, θα μπορούσαν να έχουν καλύτερη επίδοση για τη συγκεκριμένη εφαρμογή ή γλώσσα, σε σύγκριση με τη συνάρτηση του προτύπου P.862.1.
- Αν και οι βάσεις δεδομένων εκπαίδευσης περιέχουν μεγάλο ποσοστό δειγμάτων με αποτελέσματα στη χαμηλή περιοχή MOS, υπάρχει έλλειψη δειγμάτων στο διάστημα -0.5 έως 1 της κλίμακας PESQ. Μέσα σε αυτό το

εύρος, η αντιστοιχισμένη συνάρτηση καθορίζει ένα σφάλμα πρόβλεψης E_p και ένα μέσο σφάλμα E_m , που θα μπορούσε να είναι ελαφρώς υψηλότερο από αυτό που παρουσιάζεται στον Πίνακα 3. Ωστόσο, αναμένεται ότι το σφάλμα βρίσκεται εντός του διαστήματος εμπιστοσύνης, με πιθανότητα 95% του E_p , αντίστοιχα του E_m .

2.3 ΔΕΙΚΤΕΣ ΠΟΙΟΤΗΤΑΣ ΒΙΝΤΕΟ

2.3.1 Υποκειμενικές μέθοδοι

Η διαδικασία υποκειμενικής αξιολόγησης του βίντεο είναι αρκετά παρόμοια με τη διαδικασία αξιολόγησης της φωνής, που αναπτύχθηκε σε προηγούμενη ενότητα. Μια ομάδα 15-40 ατόμων, που δεν εμπλέκονται άμεσα στην αξιολόγηση της ποιότητας βίντεο ως μέρος της εργασίας τους και δεν είναι έμπειροι κριτές, καλείται να βαθμολογήσει στην κλίμακα 1-5 την ποιότητα του βίντεο που παρακολούθησε (μέθοδος ACR) ή την υποβάθμιση μεταξύ του πρωτότυπου σήματος και του υποβαθμισμένου σήματος (μέθοδος DCR). Γι' αυτό, εξάλλου, η ACR ονομάζεται μέθοδος μιας διέγερσης (single stimulus method), ενώ η DCR μέθοδος διπλής διέγερσης (double stimulus method). Σύμφωνα με την ACR, ο θεατής παρακολουθεί κάθε βίντεο (test) για περίπου 10 δευτερόλεπτα, ενώ έχει στη διάθεσή του χρόνο μικρότερο ή ίσο με 10 δευτερόλεπτα έως ότου βαθμολογήσει και προβληθεί το επόμενο test. Αντίστοιχα, κατά τη DCR μέθοδο, ο θεατής αρχικά παρακολουθεί το πρωτότυπο βίντεο για περίπου 10 δευτερόλεπτα κι έπειτα από 2 δευτερόλεπτα προβάλλεται η υποβαθμισμένη εκδοχή του. Μέσα σε χρόνο μικρότερο ή ίσο με 10 δευτερόλεπτα καλείται να βαθμολογήσει μέχρις ότου να προβληθεί το επόμενο ζεύγος tests. Ο χρόνος παρουσίασης κάθε test μπορεί να αυξηθεί/μειωθεί ανάλογα με το περιεχόμενό του. Μετά την ολοκλήρωση του πειράματος, υπολογίζεται ο μέσος όρος των αποτελεσμάτων όλων των συμμετεχόντων για κάθε συνθήκη, δηλαδή η MOS.

Παρακάτω δίνονται οι προδιαγραφές της δοκιμής, όπως ορίζει το πρότυπο ITU-T P.910.

Παράμετρος	Ρύθμιση
Απόσταση του βαθμολογητή από την οθόνη	1-8 φορές το ύψος της βίντεο
Μέγιστη φωτεινότητα της οθόνης	100-200 cd/m
Λόγος φωτεινότητας ανενεργής οθόνης προς μέγιστη φωτεινότητα	≤ 0.05
Λόγος φωτεινότητας οθόνης, όταν προβάλλεται μόνο μαύρο σε σκοτεινό δωμάτιο, προς την αντίστοιχη όταν προβάλλεται λευκό	≤ 0.01
Λόγος φωτεινότητας background προς τη μέγιστη φωτεινότητα της βίντεο	≤ 0.2
Χρωματικότητα background	πρότυπο D65
Φωτισμός δωματίου background	≤ 20 lux

Πίνακας 6. Προδιαγραφές δοκιμών video

2.3.2 Αντικειμενικές μέθοδοι

2.3.2.1 Γενικά

Προκειμένου να αξιολογηθεί αντικειμενικά η ποιότητα βίντεο, χρησιμοποιούνται οι ακόλουθες μέθοδοι:

- Πλήρους Αναφοράς (Full Reference Method-FR): Το αρχικό βίντεο (αναφορά) και η παραμορφωμένη εκδοχή του συγκρίνονται για να παραχθεί μια τιμή που αντιπροσωπεύει την ποιότητα του δείγματος.
- Μειωμένης Αναφοράς (Reduced Reference Method-RR): Ορισμένα χαρακτηριστικά από το βίντεο αναφοράς και την παραμορφωμένη εκδοχή του συγκρίνονται για την παραγωγή του αποτελέσματος.
- Καμίας Αναφοράς (No Reference Method-NR): Δεν απαιτείται κανένα πλαίσιο αναφοράς και το αποτέλεσμα βασίζεται μόνο στο παραμορφωμένο σήμα.

Οι μέθοδοι FR-NR μπορούν να συγκριθούν ως προς διάφορα χαρακτηριστικά, όπως φαίνεται παρακάτω.

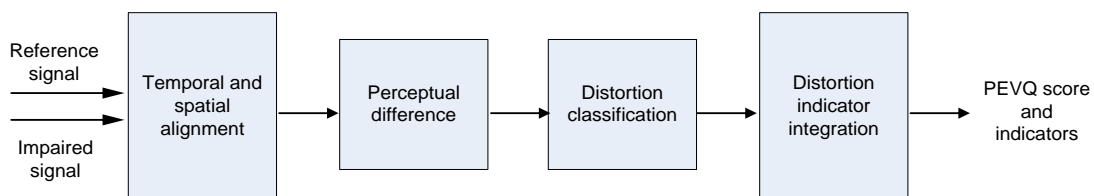
	FR	NR
Τεχνολογία	Απευθείας σύγκριση πρωτότυπου-υποβαθμισμένου σήματος	Ανάλυση χωρίς δεδομένο σήμα αναφοράς
Τύπος μέτρησης	Παρεισοφρητική: Απαιτείται σήμα αναφοράς	Μη παρεισοφρητική: Δεν απαιτείται σήμα αναφοράς
Ακρίβεια	Υψηλή	Μεσαία
Περιορισμοί	Υψηλές απαιτήσεις πόρων (CPU και αποθήκευση). Ενδέχεται το επεξεργασμένο σήμα να έχει καλύτερη ποιότητα από το θορυβώδες αρχικό σήμα, λόγω φίλτρων θορύβου. Πιθανά σφάλματα ευθυγράμμισης.	Ενδέχεται μαύρες εικόνες που έχουν ληφθεί να δώσουν υψηλή τιμή ποιότητας, ενώ οι αρχικές εικόνες δεν ήταν μαύρες (σύγχυση)
Απαιτήσεις συστήματος	Ισχυρή CPU και αρκετή μνήμη	Υψηλή ταχύτητα

Πίνακας 7. Σύγκριση Full Reference και No Reference μεθόδου

2.3.2.2 Αντιληπτική Αποτίμηση της Ποιότητας Βίντεο (PEVQ)

Η PEVQ είναι ένα Full Reference μοντέλο που σχεδιάστηκε για να προβλέψει τις επιπτώσεις των δυσλειτουργιών μετάδοσης στην ποιότητα βίντεο, όπως τις αντιλαμβάνεται ο άνθρωπος μέσω του ανθρώπινου οπτικού συστήματος (HVS). Οι κύριες εφαρμογές της είναι στις κινητές επικοινωνίες (π.χ. βιντεοτηλεφωνία, streaming video) και στην IPTV.

Ο αλγόριθμος μπορεί να διαιρεθεί σε 4 τμήματα, τα οποία φαίνονται στο παρακάτω σχήμα.



Εικόνα 9. Μπλοκ διάγραμμα της λειτουργίας της PEVQ

Το πρώτο τμήμα (στάδιο προ-επεξεργασίας) είναι υπεύθυνο για την χωρική και χρονική ευθυγράμμιση του σήματος αναφοράς και του υποβαθμισμένου σήματος. Αυτή η διαδικασία εξασφαλίζει ότι μόνο τα αντίστοιχα πλαίσια συγκρίνονται μεταξύ

τους. Λαμβάνει υπόψη ότι, λόγω της διαδικασίας κωδικοποίησης, μπορεί να έχουν προκύψει μεταβλητές καθυστερήσεις πακέτων, καθώς και ολισθήσεις των περιεχομένων των πακέτων.

Το δεύτερο τμήμα υπολογίζει την αντιληπτική διαφορά των ευθυγραμμισμένων σημάτων. Η αντιληπτική διαφορά είναι η σταθμισμένη διαφορά πρωτότυπου και παραμορφωμένου σήματος, με έμφαση στα χαρακτηριστικά που γίνονται αντιληπτά από το θεατή. Η βαθμίδα αυτή λαμβάνει υπόψη τις διαφορές στη φωτεινότητα και τη χρωματικότητα και από αυτές υπολογίζει δείκτες ποιότητας. Επιπλέον, η ταχύτητα της κίνησης στο σήμα αναφοράς παρέχει έναν άλλο σημαντικό δείκτη, ο οποίος λαμβάνει υπόψη ότι σε μια σειρά πακέτων με αργή κίνηση, η αντίληψη των λεπτομερειών είναι πολύ μεγαλύτερη απ'ό,τι σε μια σειρά με γρήγορη κίνηση.

Η τρίτη βαθμίδα κατηγοριοποιεί τους ήδη υπολογισμένους δείκτες και εντοπίζει ορισμένους τύπους παραμορφώσεων.

Στην τελευταία βαθμίδα, οι δείκτες συναθροίζονται κατάλληλα για να παράγουν το τελικό αποτέλεσμα της ποιότητας του βίντεο, που είναι μια τιμή στην κλίμακα 1-5.

Στην έξοδο του αλγορίθμου παρέχονται επίσης και οι εξής δείκτες:

- Καθυστέρηση: η ελάχιστη, μέγιστη και μέση καθυστέρηση για κάθε πλαίσιο σε σχέση με το αντίστοιχο του σήματος αναφοράς.
- Φωτεινότητα του πρωτότυπου και του παραμορφωμένου σήματος.
- Αντίθεση του πρωτότυπου και του παραμορφωμένου σήματος.
- PSNR: Είναι το μέγεθος $10\log_{10}\left(\frac{255^2}{MSE}\right)$ όπου MSE είναι το σφάλμα μεταξύ

του βίντεο αναφοράς και του υποβαθμισμένου βίντεο το οποίο προκύπτει από

τον τύπο $MSE = \frac{1}{N} \sum_{i,j} (Y_{out}(i,j) - Y_{in}(i,j))^2$, όπου N είναι ο συνολικός

αριθμός των pixels και το $Y(i,j)$ είναι η φωτεινότητα (0-255) στη θέση pixels (i, j). Μια πρόταση αντιστοίχισης με την κλίμακα MOS είναι η ακόλουθη:

PSNR (dB)	MOS
>37	5
31-37	4
25-31	3
20-25	2
<20	1

Πίνακας 8. Πιθανή αντιστοίχιση PSNR-MOS [12]

- Δείκτες παραμόρφωσης: για πιο λεπτομερή ανάλυση, παρέχεται το αντιληπτικό επίπεδο φωτεινότητας και χρωματικότητας.
- Σπασμωδικότητα κίνησης (Jerkiness): περιγράφει μια κίνηση που ενώ στο αρχικό σήμα είναι ομαλή και συνεχής, γίνεται αντιληπτή σαν μια σειρά από ξεχωριστά στιγμιότυπα.
- Θολότητα (blurring): παραμόρφωση που χαρακτηρίζεται από μειωμένη χωρική λεπτομέρεια.
- Blockiness: είναι συχνά το αποτέλεσμα της κωδικοποίησης χαμηλού ρυθμού bit που χρησιμοποιεί έναν αλγόριθμο αντιστοίχισης των μπλοκ (σύνολα από pixels) για την εκτίμηση της κίνησης και την κβαντοποίηση των μπλοκ.
- Παραλείψεις και 'πάγωμα' πλαισίων: προκύπτουν κατά τη μετάδοση π.χ. λόγω υπερφορτωμένων δικτύων.
- Ρυθμός πλαισίων: ο δείκτης αυτός είναι χρήσιμος διότι υποδεικνύει απώλειες πλαισίων που οδηγούν στην υποβάθμιση του σήματος.
- Κίνηση και χωρική πολυπλοκότητα: περιγράφουν το μέγεθος της κίνησης και της χωρικής λεπτομέρειας του βίντεο.

Η επίδοση της PEVQ, όπως φαίνεται στο πρότυπο της ITU-T J247, είναι αρκετά καλή, αφού η συσχέτιση με την υποκειμενική βαθμολογία είναι 0.808-0.841 (ανάλογα με την ανάλυση οθόνης) και το RMSE 0.516-0.571.

BIBΛΙΟΓΡΑΦΙΑ ΚΕΦΑΛΑΙΟΥ 2

- [1] ETSI TS 102 250-1, “Speech Processing, Transmission and Quality Aspects (STQ); QoS aspects for popular services in GSM and 3G networks; Part 1: Identification of Quality of Service criteria”, V1.2.1, Technical Specification, 2007
- [2] ITU-T Rec. P.800, “Methods for subjective determination of transmission quality”, International Telecommunication Union, 1996
- [3] A. W. Rix, “Comparison between subjective listening quality and P.862 PESQ score,” White paper for Psytechnics, 2003
- [4] ITU-T Rec. P.862, “Perceptual evaluation of speech quality (PESQ): an objective method for end-to-end speech quality assessment of narrow-band telephone networks and speech codecs”, International Telecommunication Union, 2001
- [5] “The PESQ Algorithm as the Solution for Speech Quality Evaluation on 2.5G and 3G Networks”, Technical Paper by Ascom, 2009
- [6] Malden Electronics Ltd, “PESQ-Perceptual Evaluation of Speech Quality” online <http://www.malden.co.uk/pesq.htm>
- [7] ITU-T Rec. P.862.1, “Mapping function for transforming P.862 raw result scores to MOS-LQO”, International Telecommunication Union, 2003
- [8] ITU-T Rec. P.910, “Subjective video quality assessment methods for multimedia applications”, International Telecommunication Union, 2008
- [9] ETSI TR 102 493, “Speech and multimedia Transmission Quality (STQ); Guidelines for the use of Video Quality Algorithms for Mobile Applications”, V1.2.1, Technical Report, 2009
- [10] “PEVQ Advanced Perceptual Evaluation of video quality”, White paper by Opticom GmbH, Germany, 2005
- [11] ITU-T Rec. X.902, “Information Technology-Open Distributed Processing-Reference Model: Foundations”, International Telecommunication Union, 1996
- [12] Jens-Rainer Ohm. Bildsignalverarbeitung fuer multimedia-systeme. Skript, 1999

3 ΣΥΓΚΡΙΤΙΚΗ ΑΞΙΟΛΟΓΗΣΗ ΚΑΙ (ΑΥΤΟ)ΒΕΛΤΙΣΤΟΠΟΙΗΣΗ ΔΙΚΤΥΟΥ

3.1 BENCHMARKING

Το benchmarking είναι η διαδικασία συγκριτικής αξιολόγησης των επιχειρηματικών διαδικασιών και της επίδοσης μεταξύ διαφορετικών επιχειρήσεων. Τα μεγέθη που συνήθως μετρώνται και αξιολογούνται είναι η ποιότητα, ο χρόνος και το κόστος.

Ο κύριος στόχος του benchmarking είναι να κοιτάξει με σαφή και ανεξάρτητη ματιά την επίδοση του δικτύου από την πλευρά του πελάτη. Το benchmarking είναι αντιπροσωπευτικό στιγμιότυπο της ποιότητας από άκρη σε άκρη. Πρόκειται για μια διαδικασία που δεν αντικαθιστά τη διαχείριση επίδοσης του παρόχου ή τις εργασίες βελτιστοποίησης του ραδιοδικτύου και αναδεικνύει σημαντικές διαφορές μεταξύ ανταγωνιστών ή περιοχών, καθώς και σημαντικές ελλείψεις των δικτύων.

Το benchmarking μπορεί να γίνει με πολλούς τρόπους που οδηγούν σε εντελώς διαφορετικά αποτελέσματα και ερμηνείες. Ως εκ τούτου, είναι απαραίτητο να καθοριστούν ορισμένα κριτήρια και να ληφθεί υπόψη η περαιτέρω επεξεργασία των αποτελεσμάτων.

Ουσιαστικά, υπάρχουν δύο διαφορετικά σημεία εστίασης για τις μετρήσεις benchmarking:

- **Μέτρηση των τεχνικών δυνατοτήτων του δικτύου:** Το επίκεντρο αυτής της μεθόδου είναι η τεχνική ικανότητα των δικτύων κινητών επικοινωνιών για την υποστήριξη υπηρεσιών, όπως περιήγηση στο Web κλπ. Οι ιδιότητες του δικτύου που ενδιαφέρουν εδώ είναι η ραδιοκάλυψη, η ποιότητα του σήματος, η χωρητικότητα, η διαθέσιμη τεχνολογία (2G, 2.5 G, UMTS, HSPA) και η επίδοση (π.χ. ρυθμαπόδοση).

Συνήθως, η συγκριτική αξιολόγηση αυτού του είδους γίνεται με μετρήσεις scanner, καθώς και με δοκιμές υπηρεσιών δεδομένων. Οι δοκιμές υπηρεσιών δεδομένων βασίζονται σε απλές δοκιμές, όπως οι κλήσεις από κινητά προς σταθερά δίκτυα. Επιπλέον, το μετρητικό υλικό και λογισμικό επιλέγεται κατά τρόπο που να παρέχει συνεπή και συγκρίσιμα αποτελέσματα σε όλα τα δίκτυα που μετρώνται κι όχι να αντικατοπτρίζει τον τυπικό εξοπλισμό που πωλείται και χρησιμοποιείται από τον τελικό καταναλωτή.

Ένας βασικός στόχος της μεθόδου αυτής είναι να δώσει μια βίντεο του συνολικού δικτύου όσον αφορά τις ιδιότητες που ενδιαφέρουν και που αναφέρθηκαν παραπάνω. Ως εκ τούτου, ο τρόπος εκτέλεσης των δοκιμών είναι κυρίως εξωτερικές δοκιμές εν κινήσει (drive tests), σε συνδυασμό με δοκιμές εν στάσει (stationary), προκειμένου να εκτιμηθεί το μέγιστο της επίδοσης του δικτύου. Τα drive tests καλύπτουν σημαντικά τμήματα της γεωγραφικής περιοχής των ανταγωνιστικών δικτύων, ενώ τα stationary tests επικεντρώνονται σε hotspots και κέντρα πόλεων.

- **Μέτρηση της επίδοσης των υπηρεσιών του δικτύου από άκρη σε άκρη:** σε αντίθεση με την αξιολόγηση της επίδοσης του δικτύου από την τεχνική σκοπιά, το benchmarking της υπηρεσίας από άκρη σε άκρη εκτελείται για να παρατηρηθεί η επίδοση του ραδιοδικτύου από την πλευρά του πελάτη, δηλαδή οι υπηρεσίες μετρώνται με χρήση εφαρμογών και εξοπλισμού παρόμοιων με αυτά που χρησιμοποιεί ο τελικός χρήστης. Αυτό σημαίνει ότι οι εφαρμογές τελικού χρήστη πρέπει να χρησιμοποιούνται για δοκιμές, καθώς έχουν μεγάλο αντίκτυπο στην αντιλαμβανόμενη ποιότητα ενός δικτύου.

Για τη συγκριτική αξιολόγηση αυτού του είδους, ο τρόπος εκτέλεσης των μετρήσεων και οι θέσεις μέτρησης πρέπει να “αντιγράφουν” τη συμπεριφορά του τελικού χρήστη. Αυτό σημαίνει ότι οι θέσεις μέτρησης πρέπει να είναι αντιπροσωπευτικές για τις θέσεις όπου οι πελάτες χρησιμοποιούν ή θέλουν να χρησιμοποιούν το δίκτυο, π.χ. σε κλειστούς χώρους στα αστικά κέντρα, στα μέσα μεταφοράς, στα αυτοκίνητα, κ.λ.π. Ως εκ τούτου, οι μετρήσεις πρέπει να εκτελούνται κατά κύριο λόγο εν στάσει, σε κέντρα πόλεων και περιοχές με αρκετή πυκνότητα πληθυσμού.

Τόσο η προσέγγιση που εστιάζει στο δίκτυο, όσο και η προσέγγιση που εστιάζει στην υπηρεσία, έχουν πλεονεκτήματα και μειονεκτήματα. Η μέτρηση των τεχνικών δυνατοτήτων του δικτύου παρέχει μια καλή σύγκριση επίδοσης όσον αφορά το σχεδιασμό, την ανάπτυξη και τη διαστασιολόγηση του ραδιοδικτύου, ενώ το benchmarking της υπηρεσίας από άκρη σε άκρη παρέχει μια σύγκριση της ποιότητας υπηρεσίας που προσφέρεται και γίνεται αντιληπτή από τους πελάτες.

Τέσσερις τύποι συγκριτικής αξιολόγησης μπορούν να προσδιοριστούν:

1. **Ανταγωνιστικό benchmarking (Competitive benchmarking)**, το οποίο βασίζεται σε άμεση σύγκριση της επίδοσης ενός παρόχου σε σχέση με την επίδοση των ανταγωνιστών. Μια τέτοια συγκριτική αξιολόγηση έχει ωστόσο το μειονέκτημα ότι οι απαιτούμενες πληροφορίες για τους ανταγωνιστές είναι συνήθως δύσκολο να αποκτηθούν.
2. **Λειτουργικό benchmarking (Functional benchmarking)**, το οποίο είναι παρόμοιο με το ανταγωνιστικό benchmarking, αλλά στην προκειμένη περίπτωση η σύγκριση γίνεται με μη ανταγωνιστικούς παρόχους, οι οποίοι μπορούν, για παράδειγμα, να βρίσκονται σε διαφορετικές γεωγραφικές περιοχές. Οι πάροχοι, οι οποίοι συνήθως προσφέρουν παρόμοια προϊόντα και υπηρεσίες (π.χ. GSM, GPRS), συνεργάζονται και παρέχουν δεδομένα επίδοσης για τον αμοιβαίο προσδιορισμό δυνατών και αδύνατων σημείων. Μπορεί επίσης να χρησιμοποιηθεί μια αξιόπιστη τρίτη πλευρά για την επεξεργασία των συγκριτικών στοιχείων με τη μορφή ανώνυμων στατιστικών. Οι στατιστικές αυτές προσδιορίζουν συνήθως τη βέλτιστη και τη μέση πρακτική σε ορισμένους τομείς. Τα αποτελέσματα επιτρέπουν στους συμμετέχοντες να βελτιώσουν την επίδοσή τους στις αντίστοιχες αγορές.
3. **Benchmarking εσωτερικών λειτουργιών (Internal operations benchmarking)**, το οποίο συγκρίνει παρόμοιες λειτουργίες σε διαφορετικές επιχειρηματικές μονάδες της ίδιας εταιρείας. Για παράδειγμα, η συγκριτική αξιολόγηση ορισμένων χαρακτηριστικών της ποιότητας υπηρεσίας του κινητού δικτύου κορμού σε σχέση με λειτουργίες του σταθερού. Το αποτέλεσμα είναι η σύγκριση παρόμοιων λειτουργιών μέσα στον ίδιο οργανισμό.
4. **Διαδικαστικό benchmarking (Process benchmarking)**, το οποίο χρησιμοποιείται για να συγκριθεί μια συγκεκριμένη επιχειρηματική διαδικασία με παρόμοιες διαδικασίες σε διαφορετικούς κλάδους. Για παράδειγμα, η χρέωση του πελάτη από μια εταιρεία κινητής τηλεφωνίας θα μπορούσε να συγκριθεί με έναν άλλο κλάδο, π.χ. παροχή ηλεκτρικής ενέργειας, όπου χρησιμοποιείται περιοδική χρέωση πελάτη με βάση τη μετρούμενη χρήση. Επειδή η διαδικασία αυτή πραγματοποιείται μεταξύ κλάδων, έχει τη δυνατότητα να προσδιορίσει τις βέλτιστες πρακτικές.

3.2 ΒΕΛΤΙΣΤΟΠΟΙΗΣΗ ΔΙΚΤΥΟΥ

Για τα σημερινά δίκτυα επικοινωνιών, η βελτιστοποίηση του δικτύου αποτελεί έναν από τους βασικούς παράγοντες για τη βελτίωση και διασφάλιση της ποιότητας υπηρεσίας και της ποιότητας του δικτύου. Οι προκλήσεις και οι δραστηριότητες για τη βελτιστοποίηση του δικτύου είναι πολλές, όπως και οι διάφορες τεχνολογίες και τα στοιχεία του δικτύου. Είναι απαραίτητο να χειριστούμε όλες τις ιδιότητες του δικτύου με τρόπο που να ικανοποιούνται οι απαιτήσεις της ποιότητας υπηρεσίας. Κάθε επιτυχημένη δραστηριότητα βελτιστοποίησης του δικτύου βασίζεται σε:

- Μια καλά δομημένη προσέγγιση
- Επιχειρησιακή εμπειρία
- Τεχνικές γνώσεις
- Βέλτιστες πρακτικές μεθοδολογιών και διαδικασιών
- Εργαλεία και υποδομές

Η διαδικασία της αξιολόγησης της επίδοσης και της βελτιστοποίησης αποτελείται από τα ακόλουθα βασικά βήματα:

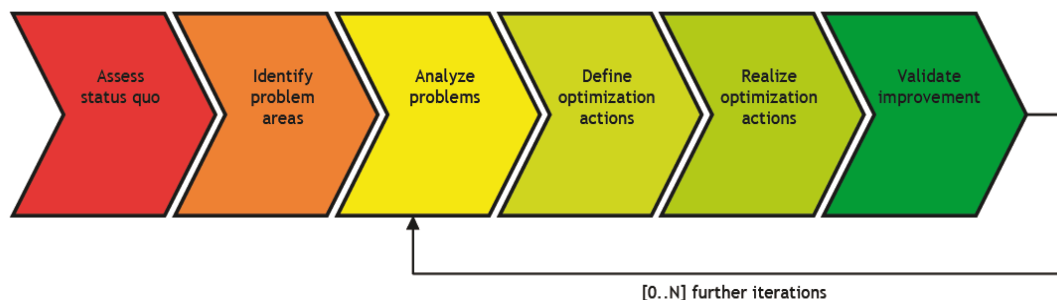
1. **Αξιολόγηση της παρούσας κατάστασης (status quo):** εάν δεν είναι γνωστά συγκεκριμένα προβλήματα δικτύου ή εάν είναι γνωστά μόνο ορισμένα συμπτώματα, τότε συνιστάται μια γενική δοκιμή πεδίου προκειμένου να εκτιμηθεί η τρέχουσα ποιότητα υπηρεσίας και η κατάσταση της επίδοσης του δικτύου. Οι υπό δοκιμή υπηρεσίες θα πρέπει να επιλεγούν για να καλύπτουν τις προβληματικές περιοχές του δικτύου που εξετάζεται. Κατά τη διάρκεια των δοκιμών πεδίου, πρέπει να συλλέγονται πληροφορίες από την πλευρά του κινητού και από κατάλληλες διεπαφές του δικτύου. Οι δοκιμές πεδίου πρέπει να γίνονται με τρόπο ώστε να ανακαλύπτονται αστοχίες του δικτύου ή πρότυπα χαμηλής επίδοσης, που επιτρέπουν τον εντοπισμό και την ταξινόμηση των προβληματικών περιοχών. Το status quo αντικατοπτρίζεται σε μια σειρά βασικών δεικτών επίδοσης, που μετρώνται για τις διάφορες υπηρεσίες. Συνιστάται να γίνουν όλες οι αξιολογήσεις της επίδοσης σύμφωνα με καθιερωμένες μεθόδους μέτρησης, εργαλεία και ορισμούς KPI. Με αυτό τον τρόπο μπορεί να διασφαλιστεί ότι οι μετρήσεις και τα αποτελέσματα της ανάλυσης μπορούν να συγκριθούν με άλλα υπάρχοντα αποτελέσματα και γνώσεις.

2. **Αναγνώριση και ταξινόμηση των προβληματικών περιοχών:** από το πρώτο βήμα προκύπτουν τα στατιστικά των KPI's και τα ίχνη των πρωτοκόλλων (protocol traces) από τις υπό δοκιμή διεπαφές. Για να προσδιοριστούν οι προβληματικές περιοχές, τα protocol traces πρέπει να αναλυθούν για να βρεθούν οι αιτίες που ορισμένες τιμές KPI υποδεικνύουν χαμηλή επίδοση του δικτύου. Εάν το δίκτυο παρουσιάζει συστηματικές αποτυχίες, μπορεί να παραχθεί μια ταξινόμηση από την ανάλυση αποτυχιών όπου θα εντοπιστούν τα προβληματικά στοιχεία του δικτύου. Εκτός από τα αποτελέσματα του πρώτου βήματος, μετρητές επίδοσης του δικτύου μπορούν επίσης να χρησιμοποιηθούν, εάν είναι αναγκαίο, για τον εντοπισμό προβλημάτων και των αιτιών τους. Ένα από τα αποτελέσματα αυτού του βήματος είναι μια λίστα συγκεκριμένων προβλημάτων, προτύπων αποτυχίας και προβληματικών στοιχείων του δικτύου.
3. **Λεπτομερής ανάλυση του προβλήματος:** Εάν τα διαθέσιμα δεδομένα δεν επιτρέπουν την εύρεση των αιτιών για τις προσδιοριζόμενες κατηγορίες προβλημάτων, μια λεπτομερέστερη και πιο συγκεκριμένη μέτρηση πρέπει να γίνει για να συλλεχθούν τα στοιχεία που εξηγούν το πρόβλημα. Αυτές οι μετρήσεις δεν είναι απαραίτητο να είναι ενεργητικές μετρήσεις. Μπορεί να είναι αρκετή μια παθητική διερεύνηση, δηλαδή καταγραφή της κίνησης του δικτύου ή συλλογή μετρητών επίδοσης των στοιχείων του δικτύου. Ωστόσο, αν απαιτείται οπτική επαφή από άκρη σε άκρη, οι ενεργητικές μετρήσεις είναι απαραίτητες. Η λεπτομερής ανάλυση των προβλημάτων μπορεί να απαιτήσει επίσης δοκιμές για να γίνει κατανοητή η συμπεριφορά του δικτύου.
4. **Προσδιορισμός των ενεργειών βελτιστοποίησης:** στις περισσότερες περιπτώσεις, τα προτεινόμενα μέτρα βελτιστοποίησης δεν επηρεάζουν μόνο ένα στοιχείο του δικτύου ή μια παράμετρο, γι'αυτό πρέπει να οριστεί ένα συνολικό πλάνο βελτιστοποίησης παρά ένας αριθμός ανεξάρτητων ενεργειών βελτιστοποίησης. Βεβαίως, στο μέτρο του δυνατού, οι συγκεκριμένες διαδικασίες βελτιστοποίησης πρέπει να πραγματοποιούνται ανεξάρτητα από τις άλλες.
5. **Υλοποίηση ενεργειών βελτιστοποίησης:** Για ορισμένες από τις ενέργειες βελτιστοποίησης, η υλοποίηση ενδέχεται να απαιτήσει πολύ χρόνο και προσπάθεια, καθώς και αλληλεπίδραση με τον κατασκευαστή του δικτύου. Ως

εκ τούτου, οι ενέργειες θα πρέπει να ευθυγραμμιστούν με το χρονοδιάγραμμα υλοποίησης.

6. **Επαλήθευση βελτίωσης:** η επαλήθευση θα πρέπει να γίνεται ως ένα είδος επανάληψης των δοκιμών και των παρατηρήσεων του μετρητή επίδοσης που πραγματοποιούνται για την αξιολόγηση του status quo και τη λεπτομερή ανάλυση των προβλημάτων. Ο στόχος είναι να αποδειχθεί η αποτελεσματικότητα των ενεργειών βελτιστοποίησης που εκτελούνται. Επιπλέον, η επαλήθευση βελτίωσης συνιστάται προκειμένου να ελεγχθεί αν η βελτιστοποίηση έχει παρενέργειες που επηρεάζουν το δίκτυο ή την επίδοση των υπηρεσιών. Επομένως, αν τα μέτρα βελτιστοποίησης έχουν τέτοιες παρενέργειες, η επαλήθευση της επίδοσης θα πρέπει να καλύψει ένα ευρύ φάσμα υπηρεσιών και στοιχείων του δικτύου και να αντικατοπτρίζει την επίδοση των διαφόρων υπηρεσιών από άκρη σε άκρη.

Τα βήματα 3 έως 6, μπορούν να επαναλαμβάνονται, εάν τα αποτελέσματα των ενεργειών βελτιστοποίησης δεν μπορούν να προβλεφθούν με ακρίβεια, ή εάν άλλα προβλήματα προκύπτουν κατά την διάρκεια της επαλήθευσης της βελτίωσης. Το παρακάτω σχήμα δείχνει τη ροή της διαδικασίας.



Εικόνα 10. Διαδικασία βελτιστοποίησης δικτύου [4]

Οι σχεδιαστές του δικτύου έχουν στόχο την μεγιστοποίηση της κάλυψης του δικτύου και της χωρητικότητας με ταυτόχρονη διατήρηση του κόστους υλοποίησης στο ελάχιστο δυνατό επίπεδο. Οι στόχοι του σχεδιασμού του ραδιοδικτύου μπορούν να επιτευχθούν με την αξιοποίηση των τεχνικών βελτιστοποίησης, ορισμένες από τις οποίες είναι:

- Η αλλαγή της κλίσης της κεραίας (antenna down tilting) είναι μια αποτελεσματική μέθοδος βάσει της οποίας η εκπεμπόμενη ισχύς της κεραίας κατευθύνεται στην επιθυμητή περιοχή της κυψέλης. Η τεχνική αυτή μπορεί να είναι είτε μηχανική (MDT) είτε ηλεκτρική (EDT). Η MDT πραγματοποιείται στρέφοντας την κεραία προς το έδαφος, ενώ το διάγραμμα ακτινοβολίας της EDT διαμορφώνεται αλλάζοντας τις διαφορές φάσης μεταξύ των στοιχείων της κεραίας. Ένα πλεονέκτημα της EDT είναι η ικανότητα να μειώνει επίσης την κλίση των δευτερευόντων λοβών της κεραίας, χωρίς σχετική διεύρυνση του διαγράμματος ακτινοβολίας που προκαλεί η MDT. Η διαδικασία αυτή αυξάνει τη στάθμη του σήματος στην επιθυμητή περιοχή της κυψέλης, ενώ η παρεμβάλλουσα ακτινοβολία στις γειτονικές κυψέλες μειώνεται. Δευτερεύουσες επιδράσεις της μεθόδου είναι, για παράδειγμα, μειωμένη επικάλυψη κυψελών, μικρότερος φόρτος ήπιων διαπομπών (Soft Handover), πιθανή υποβάθμιση της κάλυψης στα σύνορα των κυψελών.
- Οι επαναλήπτες (repeaters) είναι ενισχυτές ραδιοσημάτων, οι οποίοι συνήθως χρησιμοποιούνται για να επεκτείνουν την κάλυψη μιας μακροκυψέλης και να παρέχουν κάλυψη σε περιοχές που σκιάζονται από εμπόδια. Ωστόσο, έχει διαπιστωθεί πως οι επαναλήπτες είναι επίσης χρήσιμοι σε δίκτυα περιορισμένης χωρητικότητας για την αύξηση της ρυθμαπόδοσης της κάτω ζεύξης, που επιτυγχάνεται με μείωση της απαιτούμενης ισχύος εκπομπής του σταθμού βάσης. Ο επαναλήπτης έχει δύο κεραίες: η μία κεραία είναι στραμμένη προς την κατεύθυνση της κεραίας του σταθμού βάσης, για τη λήψη του σήματος που πρέπει να ενισχυθεί. Η άλλη κεραία είναι προσανατολισμένη προς την περιοχή κάλυψης του επαναλήπτη. Ο επαναλήπτης έχει προσαρμοζόμενο ποσοστό ενίσχυσης (κέρδος επαναλήπτη). Μικρό κόστος και χρόνος ανάπτυξης είναι τα βασικά χαρακτηριστικά κατά τη βελτιστοποίηση ενός κυψελωτού δικτύου με την εγκατάσταση επαναληπτών. Αν και οι επαναλήπτες έχουν τη δυνατότητα μείωσης της απαιτούμενης ισχύος εκπομπής, η ενίσχυση του θορύβου περιορίζει την επίδοση του επαναλήπτη με υψηλό κέρδος. Αυτό είναι σημαντικό πρόβλημα, κυρίως στην άνω ζεύξη, όταν ο επαναλήπτης μειώνει την ευαισθησία του δέκτη του σταθμού βάσης, αυξάνοντας τη λαμβανόμενη στάθμη θορύβου του σταθμού

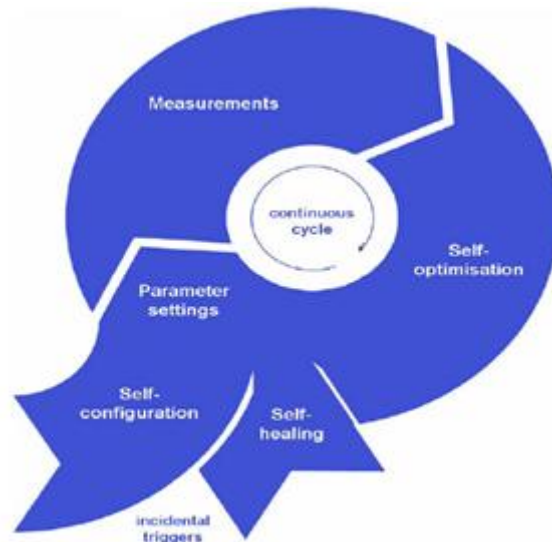
βάσης. Επιπλέον, τα παρεμβάλλοντα σήματα από τους άλλους χρήστες ενισχύονται από τον επαναλήπτη.

- Η τομεοποίηση (sectoring) είναι μια αποτελεσματική μέθοδος για την αύξηση της χωρητικότητας των κυψελωτών συστημάτων, γεγονός που απαιτεί κατάλληλα διαμορφωμένες κεραιές. Προκειμένου να διατηρηθεί η επικάλυψη των τομέων σε κατάλληλο επίπεδο, οι κεραιές πρέπει να έχουν επιλεγεί σύμφωνα με το σχήμα τομεοποίησης. Δηλαδή, το πλάτος της οριζόντιας δέσμης πρέπει να έχει περιοριστεί επαρκώς, καθώς θα προστίθενται τομείς στην περιοχή. Επιπροσθέτως, αυτό έχει ως αποτέλεσμα την εκτεταμένη κάλυψη λόγω του υψηλότερου κέρδους της κεραιάς και την αυξημένη χωρητικότητα λόγω της μειωμένης παρεμβολής μεταξύ των τομέων. Τυπικές διαμορφώσεις είναι 3 και 6 τομείς, με πλάτος οριζόντιας δέσμης 65° και 33° αντίστοιχα.

3.3 ΑΥΤΟ-ΒΕΛΤΙΣΤΟΠΟΙΗΣΗ (SELF-OPTIMIZATION) ΚΑΙ ΑΥΤΟ-ΟΡΓΑΝΩΣΗ (SELF-ORGANIZATION) ΔΙΚΤΥΟΥ

Οι κύριοι στόχοι της αυτο-οργάνωσης σε ασύρματα δίκτυα πρόσβασης είναι η επίτευξη ουσιαστικών μειώσεων στις λειτουργικές και τις κεφαλαιουχικές δαπάνες (O/CAPEX) μέσω της μείωσης της ανθρώπινης συμμετοχής στις εργασίες του δικτύου, καθώς και η βελτιστοποίηση της χωρητικότητας του δικτύου, της ραδιοκάλυψης και της ποιότητας υπηρεσιών. Η γενική ιδέα είναι να ενσωματωθεί ο σχεδιασμός του δικτύου, η διαμόρφωση και η βελτιστοποίηση σε μια ενιαία, ως επί το πλείστον αυτοματοποιημένη, διαδικασία, που απαιτεί ελάχιστη ανθρώπινη παρέμβαση.

Οι καινούργιοι σταθμοί βάσης θα αυτο-ρυθμίζονται, ενώ οι υπάρχοντες σταθμοί βάσης θα αυτο-βελτιστοποιούνται διαρκώς με λειτουργικούς αλγόριθμους και παραμέτρους ανάλογα με τις αλλαγές στο δίκτυο, την κίνηση και τις περιβαλλοντικές συνθήκες. Οι προσαρμογές αυτές θα πραγματοποιούνται για να παρέχουν την επιδιωκόμενη διαθεσιμότητα και ποιότητα της υπηρεσίας όσο το δυνατόν αποτελεσματικότερα. Σε περίπτωση που έχουμε μια αποτυχία, μέθοδοι αυτο-ίασης (self-healing) θα ενεργοποιούνται για να αντιμετωπιστεί όσο το δυνατόν καλύτερα το εν λόγω πρόβλημα κάλυψης/χωρητικότητας. Η διαδικασία, καθώς και οι συνιστώσες της αυτο-οργάνωσης, φαίνονται στο επόμενο σχήμα.



Εικόνα 11. Διαδικασία και συνιστώσες της αυτο-οργάνωσης [3]

Ας θεωρήσουμε ένα πλήρως ρυθμισμένο και λειτουργικό δίκτυο πρόσβασης. Η φάση των μετρήσεων δείχνει μια συνεχή δραστηριότητα, όπου ένα πλήθος μετρήσεων συλλέγονται μέσω διαφόρων πηγών. Οι μετρήσεις αυτές, π.χ. χαρακτηριστικά ραδιοδιαύλου, χαρακτηριστικά της κίνησης και της κινητικότητας των χρηστών, επεξεργάζονται προκειμένου να παρέχουν τις σχετικές πληροφορίες για τις διάφορες εργασίες αυτο-βελτιστοποίησης. Η απαιτούμενη μορφή, η ακρίβεια και η περιοδικότητα των πληροφοριών εξαρτώνται από το συγκεκριμένο μηχανισμό που πρέπει να αυτο-βελτιστοποιηθεί. Στη φάση της αυτο-βελτιστοποίησης, έξυπνες μέθοδοι εφαρμόζονται στις επεξεργασμένες μετρήσεις για να καθοριστεί μια αναθεωρημένη σειρά από παραμέτρους, συμπεριλαμβανομένων των παραμέτρων της κεραίας (κλίση, αζιμούθιο), των ρυθμίσεων ισχύος (διάυλοι έλεγχου, κίνησης), των χαρακτηριστικών των γειτονικών κυψελών και των παραμέτρων της διαχείρισης πόρων (αποδοχή/συμφόρηση/έλεγχος διαπομπής και προγραμματισμός πακέτων). Σε περίπτωση που οι μέθοδοι αυτο-βελτιστοποίησης δεν είναι σε θέση να πετύχουν τους στόχους επίδοσης, τότε είναι απαραίτητη η επέκταση της χωρητικότητας.

Η φάση της αυτο-ρύθμισης (self-configuration) ενεργοποιείται από ορισμένα γεγονότα, όπως η προσθήκη μιας νέας περιοχής, η εισαγωγή μιας νέας υπηρεσίας ή ενός νέου χαρακτηριστικού του δικτύου. Αυτές οι αναβαθμίσεις απαιτούν μια αρχική ρύθμιση ορισμένων παραμέτρων ή αλγόριθμων διαχείρισης πόρων.

Οι μέθοδοι αυτο-ίασης ενεργοποιούνται από γεγονότα, όπως η αποτυχία σε μια κυψέλη και έχουν ως στόχο τη διευθέτηση όσο το δυνατόν καλύτερα της απώλειας

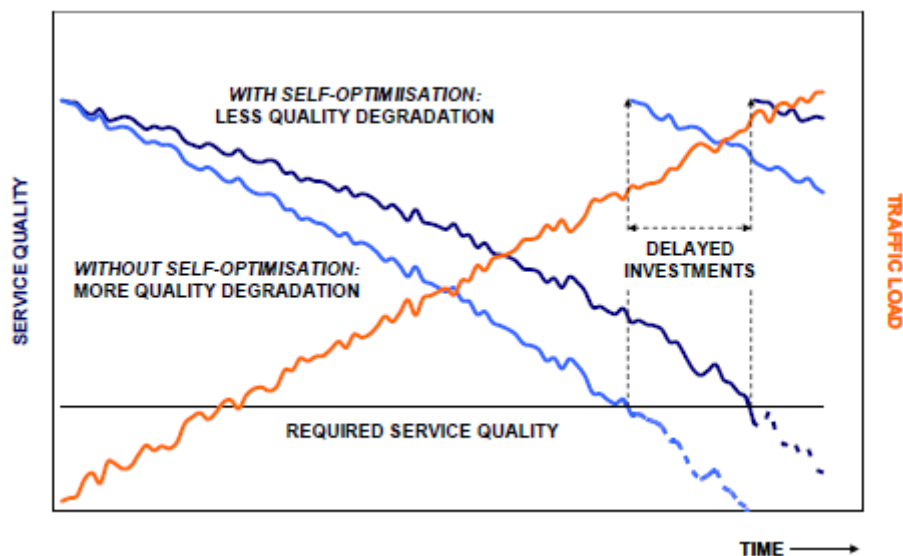
κάλυψης/χωρητικότητας που προκλήθηκε από τέτοια γεγονότα. Αυτό γίνεται με κατάλληλη προσαρμογή των παραμέτρων και των αλγορίθμων στις γύρω κυψέλες. Εάν η αποτυχία διορθωθεί, τότε όλες οι παράμετροι επανέρχονται στις αρχικές τους ρυθμίσεις.

Ο βαθμός της αυτο-οργάνωσης που έχει αναπτυχθεί καθορίζει τις ενέργειες που απομένουν για τους παρόχους. Σε ορισμένες περιπτώσεις, ο πάροχος πρέπει απλώς να τροφοδοτήσει τις μεθόδους αυτο-οργάνωσης με ορισμένα θέματα π.χ. η επιθυμητή ισορροπία στα trade-offs που υπάρχουν μεταξύ της κάλυψης, της χωρητικότητας, της ποιότητας και του κόστους. Έπειτα, οι μέθοδοι αυτο-οργάνωσης τροφοδοτούν τον πάροχο αφενός με την έγκαιρη ειδοποίηση για επέκταση της χωρητικότητας με τη μορφή νέων περιοχών, προτείνοντας έξυπνα μια καλή τοποθεσία, ή άλλα ζητήματα υλικού (π.χ. έναν πιο ισχυρό ενισχυτή, μια μηχανική αλλαγή στην κλίση) και αφετέρου με άμεσο συναγερμό σε περίπτωση αποτυχιών των στοιχείων του δικτύου.

Τα σημαντικά κέρδη από την εφαρμογή της αυτο-οργάνωσης στα ασύρματα δίκτυα αφορούν σε μείωση των λειτουργικών/κεφαλαιουχικών δαπανών και ενίσχυση της επίδοσης. Η μείωση των δαπανών είναι αναμενόμενη, καθώς θα μειωθεί η ανθρώπινη συμμετοχή στις δοκιμές, στο σχεδιασμό του δικτύου, στην παρακολούθηση και στη βελτιστοποίηση. Η διαδικασία των δοκιμών μπορεί να αντικατασταθεί από μετρήσεις από τα τερματικά των χρηστών και από τους σταθμούς βάσης. Η χρησιμοποίηση των μετρήσεων από τα τερματικά των χρηστών έχει επίσης το πλεονέκτημα ότι οι μετρήσεις λαμβάνονται από πρόσθετες τοποθεσίες, όπως το εσωτερικό των κτιρίων. Η ανθρώπινη προσπάθεια που εμπλέκεται σήμερα στο σχεδιασμό του δικτύου, τη διαμόρφωση, την παρακολούθηση και τη βελτιστοποίηση είναι μεγάλη, λαμβανομένου υπόψη του μεγάλου αριθμού των κυψελών που πρέπει να εξεταστούν. Η εφαρμογή των μεθόδων αυτο-οργάνωσης μπορεί να μειώσει σημαντικά την προσπάθεια αυτή. Όσον αφορά την παρακολούθηση του δικτύου, εάν το δίκτυο ή μια κυψέλη δεν λειτουργεί όπως είναι επιθυμητό, τότε απαιτείται σημαντική ανθρώπινη συμμετοχή για τον εντοπισμό του προβλήματος.

Εκτός από αυτά τα βασικά πλεονεκτήματα που σχετίζονται με τη μείωση των λειτουργικών εξόδων, η εφαρμογή της αυτο-οργάνωσης ενισχύει επίσης την επίδοση του δικτύου και την ποιότητα των υπηρεσιών που αντιλαμβάνεται ο χρήστης, με την καλύτερη προσαρμογή σε συγκεκριμένα χαρακτηριστικά και απαιτήσεις. Βελτιώσεις στην επίδοση μπορούν να επιτύχουν μείωση σε κεφαλαιουχικές δαπάνες (ακόμα και αν τα στοιχεία του δικτύου της αυτο-οργάνωσης είναι περισσότερο δαπανηρά).

Επίσης, αναμένονται βελτιώσεις και σε άλλους τομείς. Για παράδειγμα, με τη βέλτιστη ρύθμιση των παραμέτρων διαχείρισης πόρων ανάλογα με την κίνηση, την κινητικότητα και τις συνθήκες διάδοσης, η χωρητικότητα του δικτύου μεγιστοποιείται και ένας βέλτιστος αριθμός κλήσεων μπορεί να εξυπηρετηθεί στο επιθυμητό επίπεδο ποιότητας υπηρεσίας. Όσον αφορά την κάλυψη, είναι παραδοσιακά δύσκολο για τους παρόχους να προσφέρουν επαρκή κάλυψη για τις εφαρμογές υψηλού ρυθμού δεδομένων σε εσωτερικούς χώρους, όπως σπίτια και γραφεία. Επιπλέον, η χρήση των τεχνικών αυτο-ρύθμισης επιτρέπει στους παρόχους να εγκαταστήσουν νέες (femto/micro/macro) περιοχές και τεχνολογικά χαρακτηριστικά που θα επιταχύνουν αναβαθμίσεις και επεκτάσεις, ενώ παράλληλα διασφαλίζεται η αξιοπιστία του δικτύου. Παρακάτω παρουσιάζεται ένα παράδειγμα στο οποίο φαίνεται η μικρότερη υποβάθμιση της ποιότητας που επιτυγχάνεται από την αυτο-βελτιστοποίηση του δικτύου.



Εικόνα 12. Παράδειγμα αυτο-βελτιστοποίησης [3]

ΒΙΒΛΙΟΓΡΑΦΙΑ ΚΕΦΑΛΑΙΟΥ 3

- [1] J. C. Francis and M. Abu El-Ata, “Benchmarking Mobile Network QoS”, IEEE, 2002
- [2] P3 Communications, “European Benchmark”, White paper, 2010
- [3] European Cooperation in the field of Scientific and Technical Research
“SOCRATES: self-Optimisation and self-Configuration in wireless networks”, 2008
- [4] P3 Communications, “Network Engineering Services”, White paper, 2010
- [5] Jakub Borkowski, Pahu Lahdekorpi, Tero Isotalo, Jukka Lempiainen,
“Optimization aspects for cellular service performance and mobile positioning in
WCDMA radio networks”

4 ΣΤΑΤΙΣΤΙΚΕΣ ΜΕΘΟΔΟΙ ΑΞΙΟΛΟΓΗΣΗΣ ΠΟΙΟΤΗΤΑΣ ΥΠΗΡΕΣΙΩΝ

4.1 ΕΙΣΑΓΩΓΗ

Στο συγκεκριμένο κεφάλαιο γίνεται μια παρουσίαση των δεικτών ποιότητας φωνής και βίντεο, συναρτήσεων των ραδιοσυνθηκών. Συγκεκριμένα, δίνονται διαγράμματα για τους δείκτες P.862.1 και PSNR, συναρτήσεων του RSCP και Ec/Io αν πρόκειται για δίκτυο UMTS και συναρτήσεων του RxLev και RxQual αν πρόκειται για δίκτυο GSM. Προσδιορίζονται συσχετίσεις, ενώ επίσης παρουσιάζονται και γραφήματα των συναρτήσεων πυκνότητας πιθανότητας (pdf) και συναρτήσεων κατανομής πιθανότητας (cdf) των δεικτών ποιότητας. Αρχικά όμως, είναι χρήσιμο να αναφερθούμε στις ποσότητες RSCP, Ec/Io, RxLev και RxQual, συναρτήσεων των οποίων πραγματοποιείται η στατιστική ανάλυση.

4.2 ΘΕΩΡΗΤΙΚΟ ΜΕΡΟΣ

RSCP (Received Signal Code Power)

Η λαμβανόμενη ισχύς κώδικα (RSCP), που μετράται συνήθως σε dBm, είναι η ενέργεια ραδιοσυχνοτήτων που έχει συλλεχθεί μετά τη διαδικασία συσχέτισης/αποπερίπλεξης (descrambling process). Επειδή αυτή η διαδικασία έχει ήδη “φιλτράρει” το σήμα με το σωστό κώδικα (δηλαδή τον κώδικα που προορίζεται για τη συγκεκριμένη συσκευή χρήστη - UE), το RSCP πρέπει να μετράται μόνο για το συγκεκριμένο κώδικα χρήστη ενός δέκτη συσχέτισης. Μόνο αυτή η ισχύς κώδικα έχει ενδιαφέρον για τα επόμενα στάδια του δέκτη, όσον αφορά την εκτίμηση για την ποιότητα της λήψης.

Ec/Io

Είναι ο λόγος της λαμβανόμενης ενέργειας ανά chip (=κωδικοποιημένο bit) προς τη στάθμη παρεμβολών και συνήθως μετράται σε dB. Σε περίπτωση που δεν υπάρχουν παρεμβολές, η στάθμη παρεμβολών είναι ίση με τη στάθμη θορύβου. Ωστόσο, σε ένα δίκτυο UMTS η συσκευή χρήστη (UE) λαμβάνει σήματα από πολλούς σταθμούς βάσης, που εκπέμπουν στην ίδια συχνότητα. Συνεπώς, είναι πιθανό, ακόμη και σε μια τοποθεσία κοντά σε σταθμό βάσης, με υψηλό RSCP, να μην είναι εφικτή η σύνδεση, λόγω των υψηλών επιπέδων παρεμβολών από ένα δεύτερο κοντινό σταθμό βάσης. Για να αντιμετωπιστεί το φαινόμενο αυτό (pilot pollution), οι σχεδιαστές του δικτύου

προσπαθούν να αποφύγουν την τοποθέτηση των σταθμών βάσης σε πολύ κοντινή απόσταση μεταξύ τους.

RxLev (Received Level)

Κάθε GSM κινητό μετρά την παράμετρο RxLev. Κατά τη διάρκεια της κλήσης, αυτή η παράμετρος αντιστοιχεί στη στάθμη της ισχύος που λαμβάνει το κινητό από το κανάλι μετάδοσης. Το εύρος των τιμών είναι από -110 dBm έως -47 dBm, αν και το κινητό αναφέρει μια άλλη τιμή (βήμα), η οποία κυμαίνεται από 0 έως 63, με το 0 να αντιστοιχεί στα -110 dBm και το 63 να αντιστοιχεί σε τιμή ίση ή μεγαλύτερη από -47 dBm.

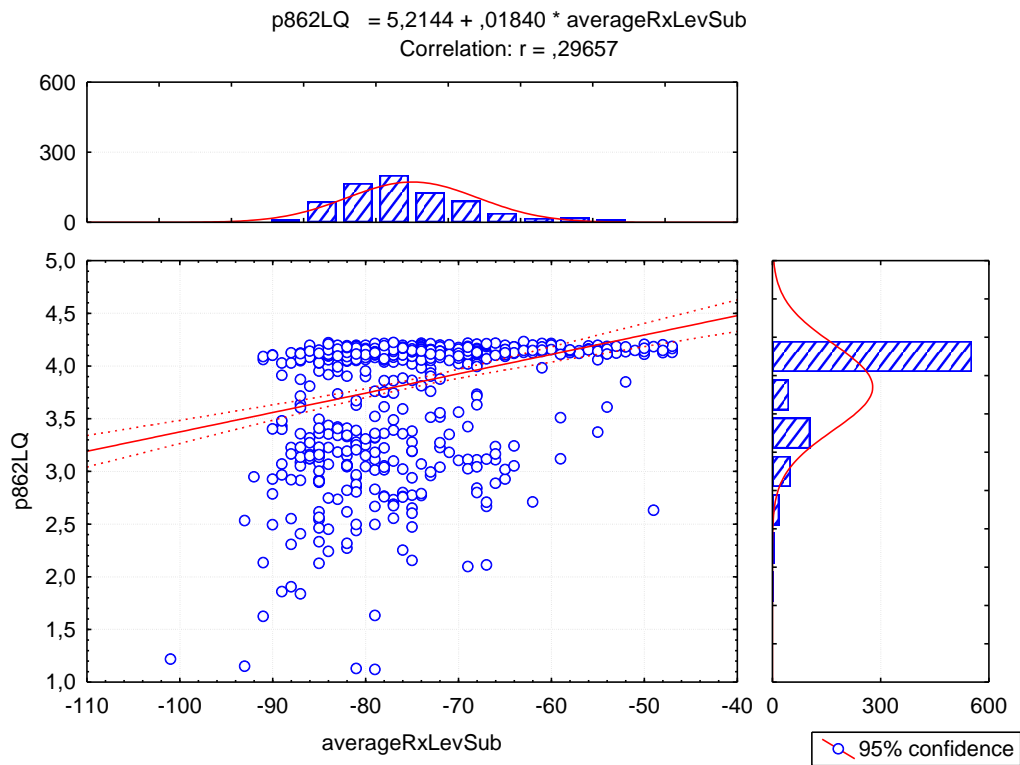
RxQual (Received Quality)

Κατά τη διάρκεια της GSM κλήσης μετράται επίσης η παράμετρος RxQual, η οποία αντιπροσωπεύει την ποιότητα της κλήσης και εξαρτάται από το BER. Η τιμή αυτή κυμαίνεται από 0 (χαμηλό BER) μέχρι 7 (υψηλό BER).

Οι παράμετροι RxLev και RxQual χρησιμοποιούνται για τον καθορισμό του κριτηρίου απόφασης περί του αν έχουμε κάλυψη μιας περιοχής ή όχι. Ενδεικτικά κατώφλια είναι: $RxLev \geq -92$ dBm (ισοδύναμα $RxLev \geq 18$ (βήμα)) και $RxQual \leq 5$

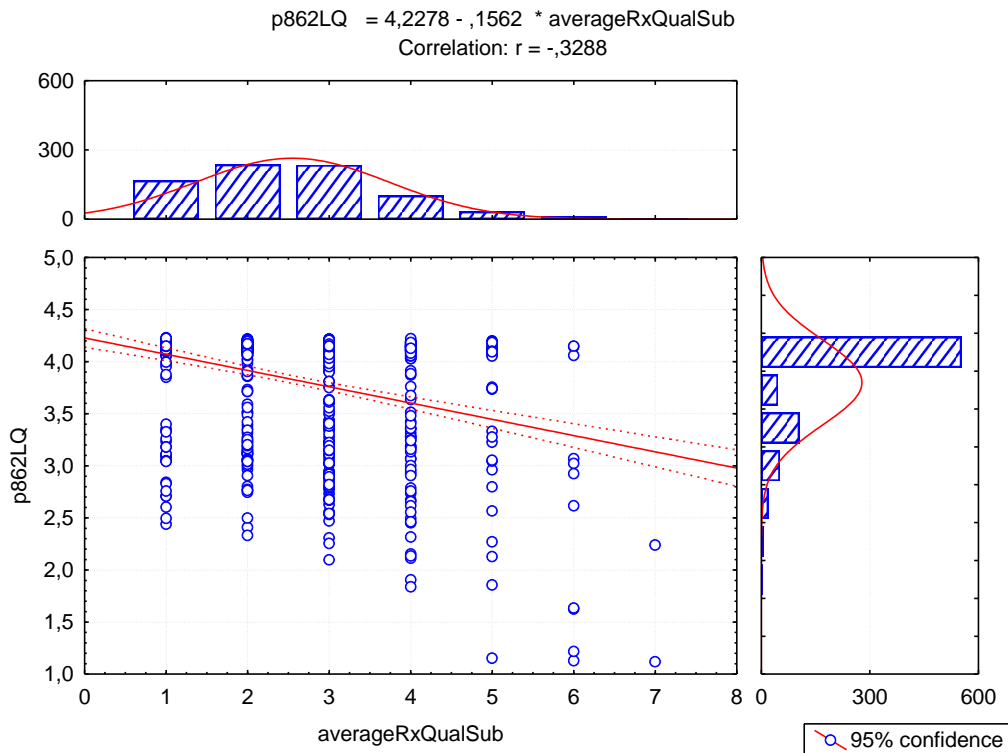
4.3 ΠΡΑΚΤΙΚΟ ΜΕΡΟΣ

4.3.1 GSM Κλήσεις



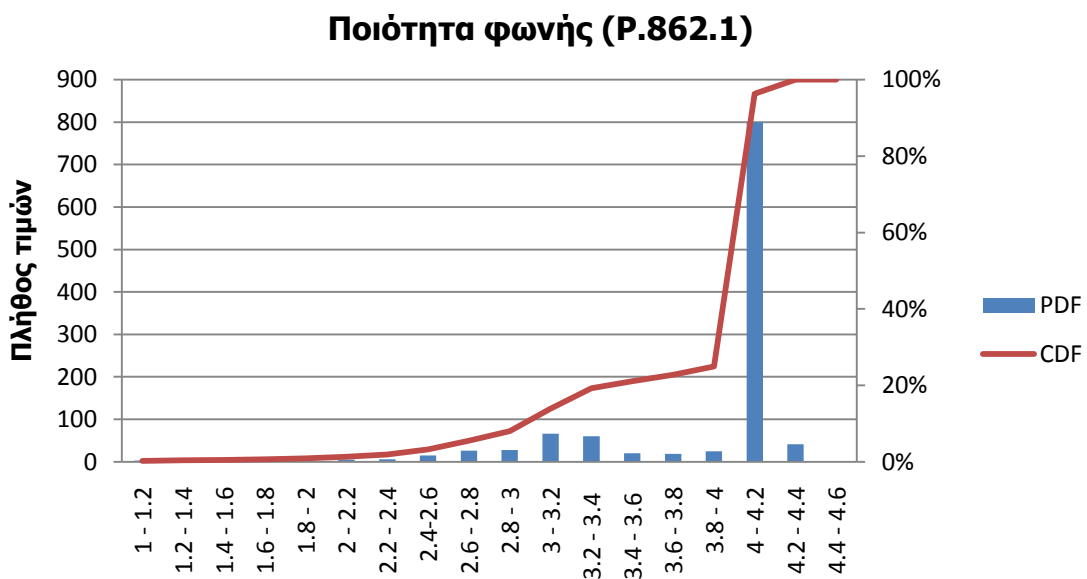
Γράφημα 3. Ο δείκτης P.862.1 συναρτήσει του RxLevSub

Παρατηρούμε πως τα μεγέθη RxLev και PESQ-LQ δεν εμφανίζουν μεγάλη συσχέτιση. Οι τιμές του PESQ-LQ έχουν σημαντική διασπορά στο εύρος 1-4.5, ενώ η πλειοψηφία των μετρήσεων για το RxLev βρίσκεται στο διάστημα -90 έως -50 dBm.



Γράφημα 4. Ο δείκτης P.862.1 συναρτήσει του RxQualSub

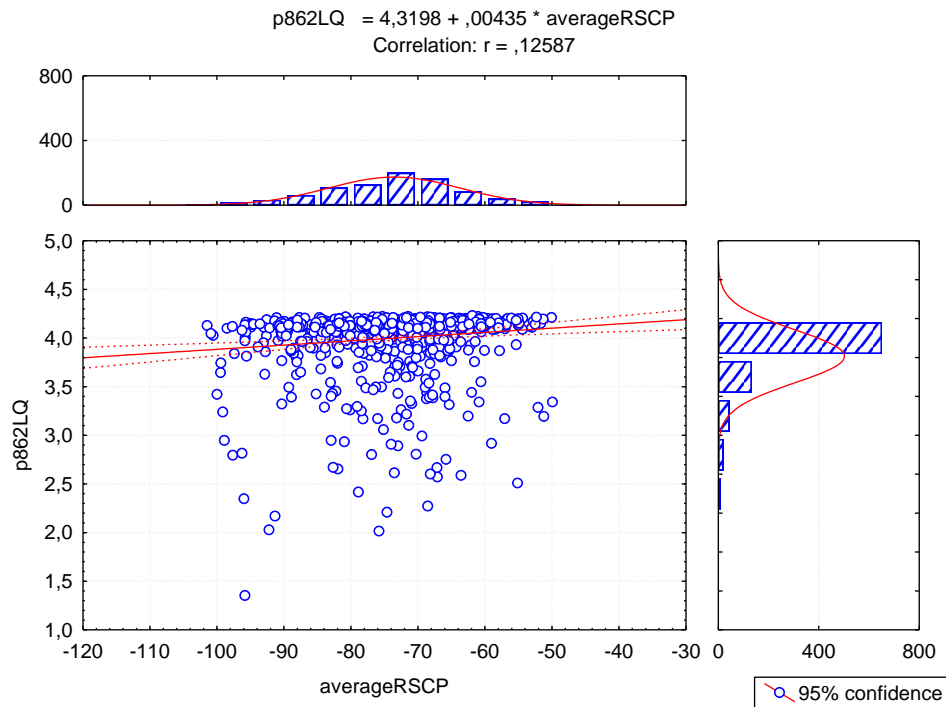
Σε αυτό το γράφημα, τα μεγέθη RxQual και PESQ-LQ εμφανίζουν αρνητική συσχέτιση, δηλαδή αυξανόμενου του RxQual, το PESQ-LQ μειώνεται. Τα περισσότερα δείγματα έχουν τιμές 2 και 3 για το RxQual, ενώ το ιδανικότερο είναι να έχουμε τιμές κοντά στο 0.



Γράφημα 5. Συνάρτηση PDF και CDF του P.862.1 για GSM

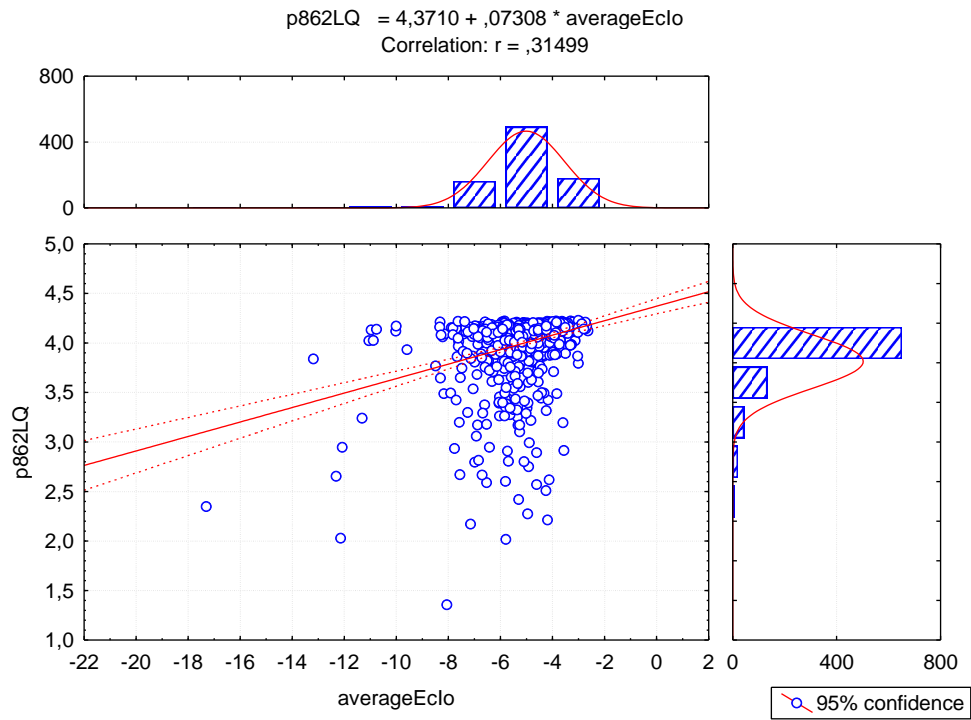
Η κατανομή του δείκτη PESQ-LQ για το δίκτυο GSM παρουσιάζει μεγάλη ανομοιομορφία, με τις περισσότερες μετρήσεις στο εύρος 4-4.2, σε ποσοστό 71%. Υπενθυμίζουμε πως δείγματα με τιμή PESQ-LQ άνω του 4 υποδηλώνουν εξαιρετική ποιότητα ομιλίας.

4.3.2 UMTS Κλήσεις



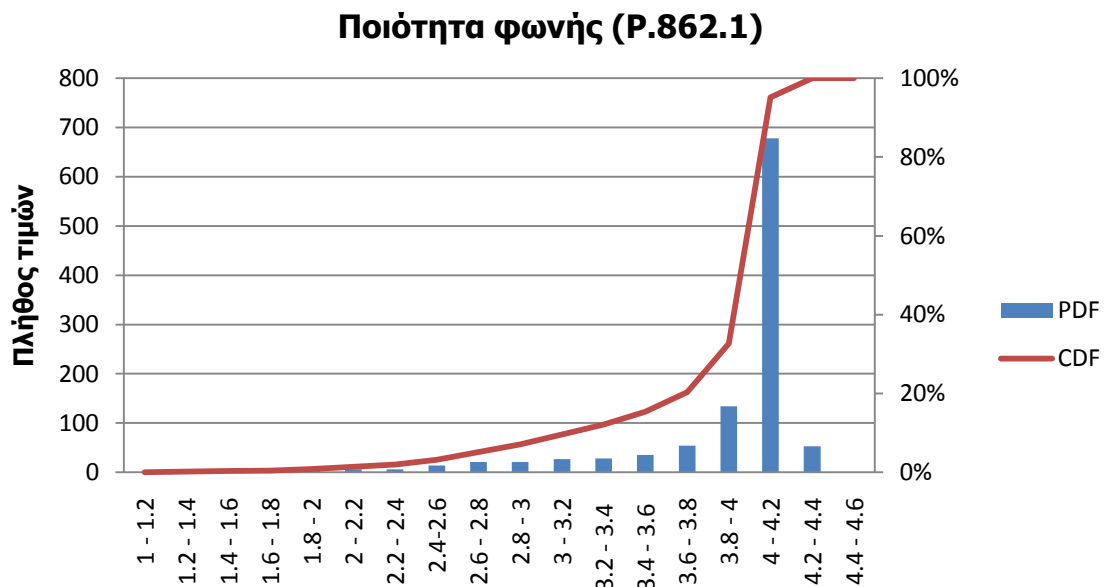
Γράφημα 6. Ο δείκτης P.862.1 συναρτήσει του RSCP για UMTS

Η συσχέτιση των μεγεθών RSCP και PESQ-LQ είναι μικρή. Η πλειοψηφία των μετρήσεων για το PESQ-LQ συγκεντρώνεται γύρω από το 4, ενώ η διασπορά είναι μικρότερη από εκείνη των μετρήσεων για το δίκτυο GSM. Το RSCP κυμαίνεται περίπου από -100 έως -50 dBm.



Γράφημα 7. Ο δείκτης P.862.1 συναρτήσει του Ec/Io για UMTS

Εδώ παρατηρούμε ότι η συσχέτιση του PESQ-LQ με το λόγο Ec/Io είναι μεγαλύτερη από ότι με το RSCP. Επίσης, η υψηλότερη συγκέντρωση δειγμάτων Ec/Io περιορίζεται στο εύρος -9 έως -3 dB.

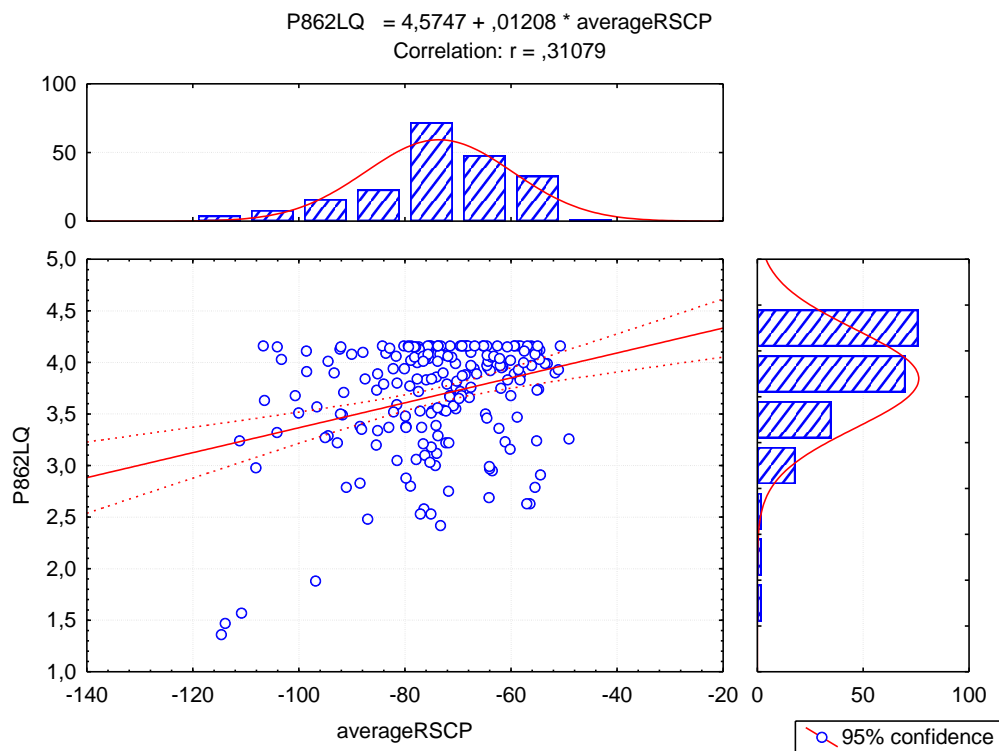


Γράφημα 8. Συνάρτηση PDF και CDF του P.862.1 για UMTS

Όπως και στις κλήσεις GSM, η κατανομή του δείκτη PESQ-LQ χαρακτηρίζεται από ιδιαίτερα υψηλό ποσοστό μετρήσεων (περίπου 62%) στην κλάση 4-4.2 (εξαιρετική ποιότητα).

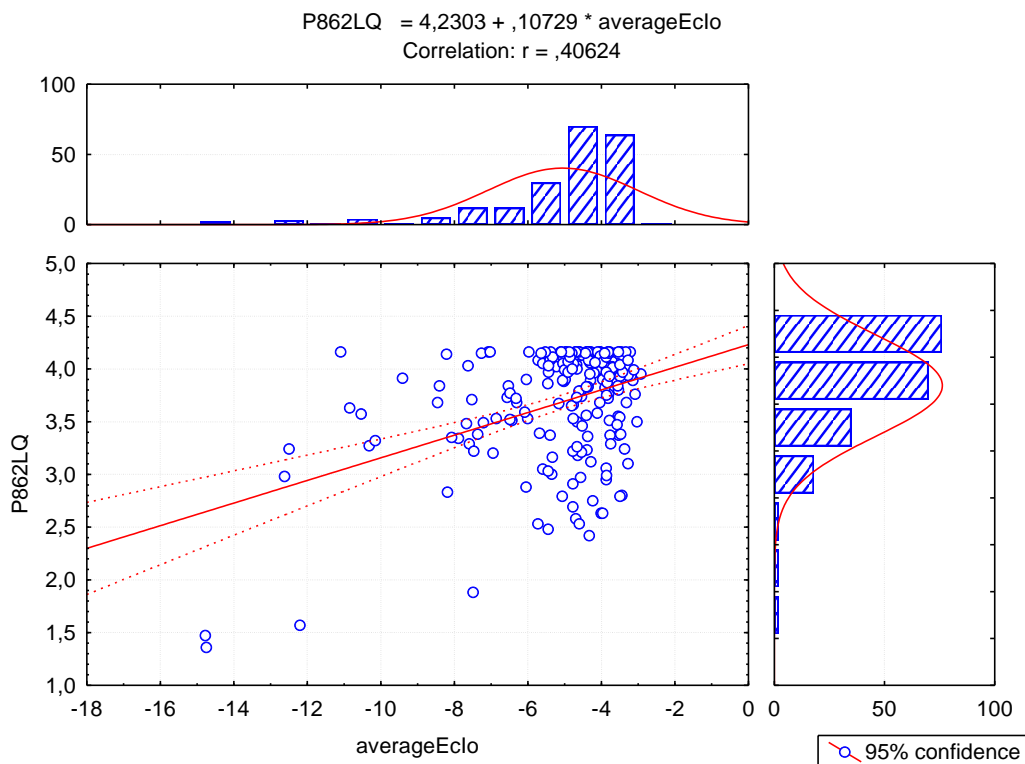
4.3.3 Βιντεοκλήσεις

- Ποιότητα φωνής



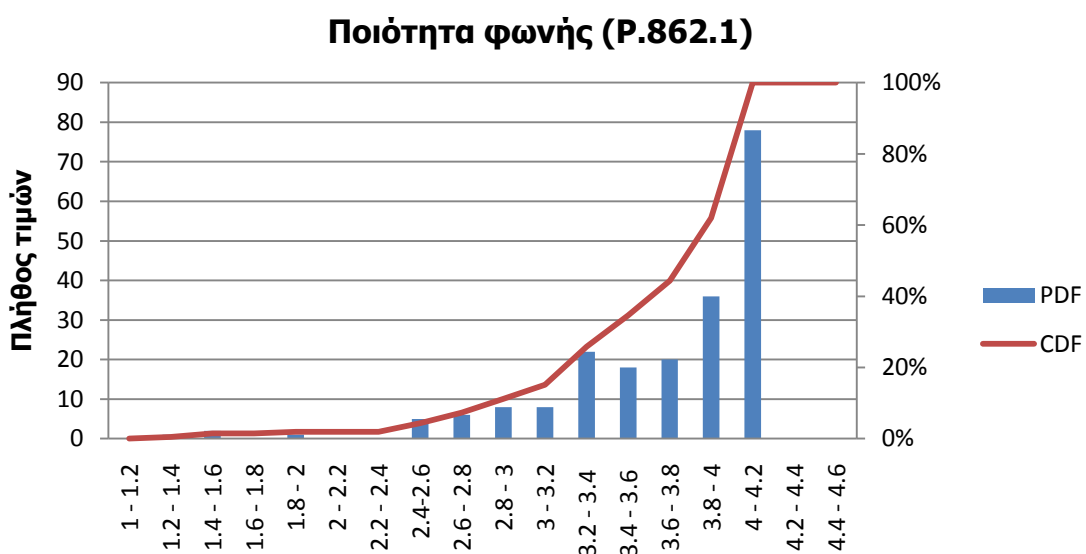
Γράφημα 9. Ο δείκτης P.862.1 συναρτήσει του RSCP για βιντεοκλήσεις

Η συσχέτιση του PESQ-LQ με το RSCP είναι λίγο μεγαλύτερη από την αντίστοιχη συσχέτιση στις κλήσεις UMTS. Παρόλα αυτά, τόσο οι τιμές PESQ-LQ όσο και οι τιμές RSCP παρουσιάζουν μεγαλύτερη διασπορά από ότι τα δείγματα UMTS. Το γεγονός αυτό εξηγεί γιατί η μέση τιμή του PESQ-LQ είναι μικρότερη στις βιντεοκλήσεις.



Γράφημα 10. Ο δείκτης P.862.1 συναρτήσει του Ec/Io για βιντεοκλήσεις

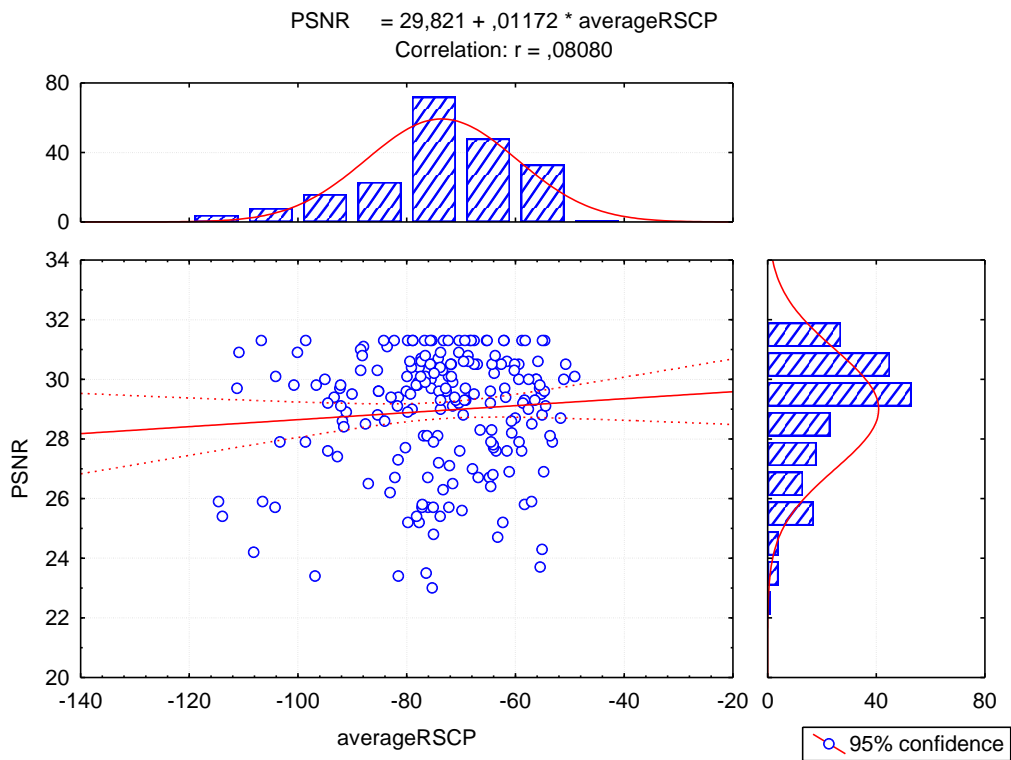
Συγκριτικά με τις κλήσεις UMTS, στις βιντεοκλήσεις η συσχέτιση μεταξύ PESQ-LQ και Ec/Io είναι ελαφρώς μεγαλύτερη. Η πλειοψηφία των δειγμάτων παρατηρείται σε υψηλότερες τιμές Ec/Io, ωστόσο τα δείγματα είναι περισσότερο διεσπαρμένα από ό,τι στις κλήσεις UMTS.



Γράφημα 11. Συνάρτηση PDF και CDF του P.862.1 για βιντεοκλήσεις

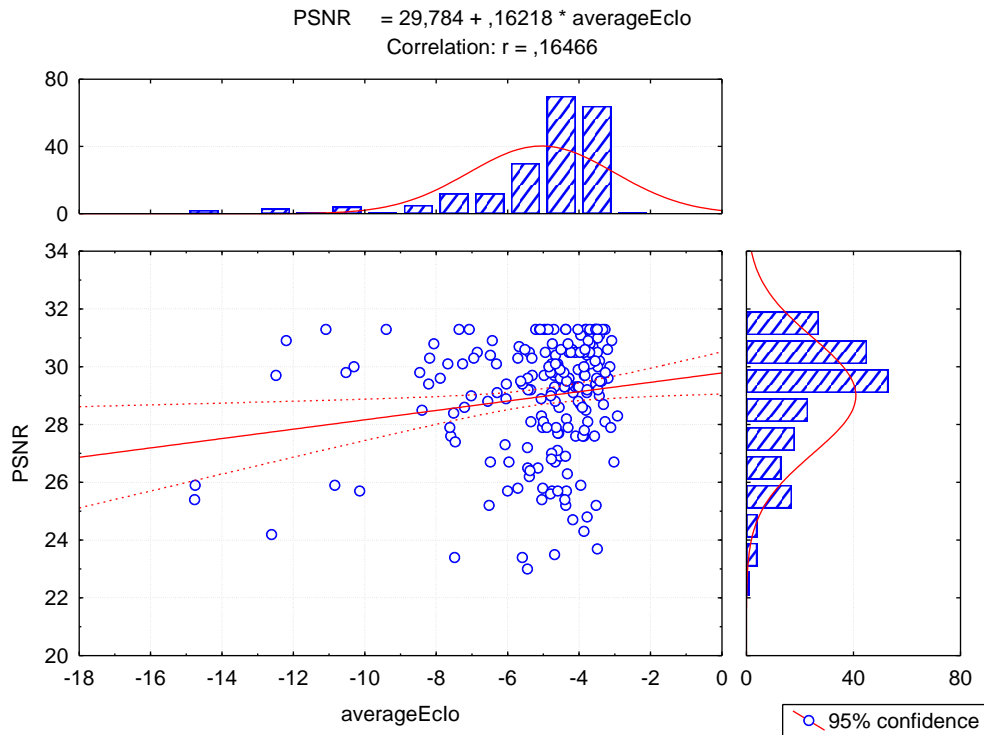
Παρόλο που οι περισσότερες μετρήσεις του δείκτη PESQ-LQ βρίσκονται εντός του εύρους 4-4.2, όπως παρατηρήθηκε και στις κλήσεις UMTS και GSM, το ποσοστό σε αυτή την κλάση είναι πολύ μικρότερο (περίπου 38%).

- **Ποιότητα βίντεο**



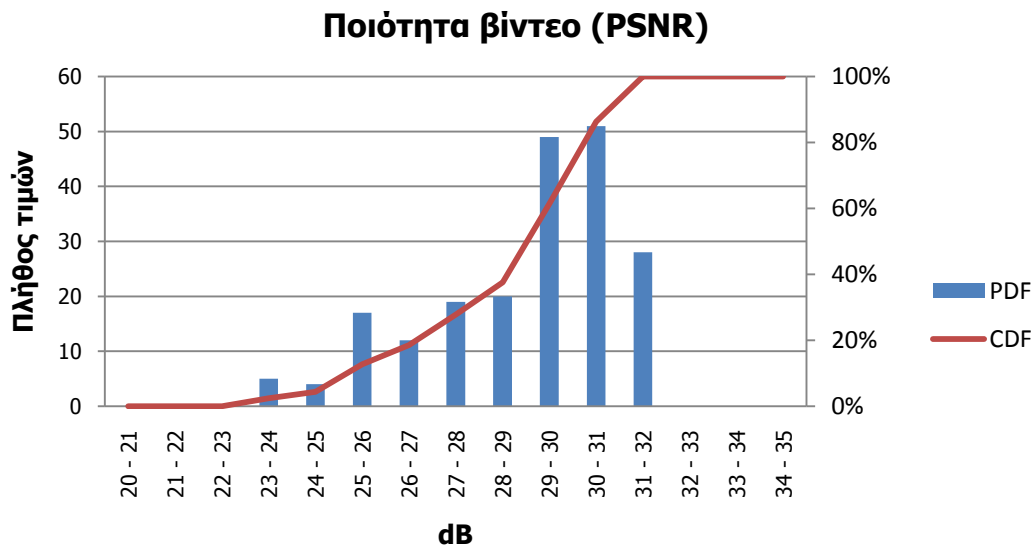
Γράφημα 12. Ο δείκτης PSNR συναρτήσει του RSCP

Όσον αφορά τις τιμές PSNR, δε συσχετίζονται σχεδόν καθόλου με τις τιμές του RSCP. Η διασπορά των δειγμάτων είναι σημαντική, με τα περισσότερα δείγματα PSNR να βρίσκονται μέσα στο εύρος 24-32dB.



Γράφημα 13. Ο δείκτης PSNR συναρτήσει του Ec/Io

Χαμηλή συσχέτιση του PSNR παρατηρείται και με το λόγο Ec/Io. Οι περισσότερες μετρήσεις βρίσκονται γύρω από τα 30dB για το PSNR και γύρω από τα -4 dB για το Ec/Io.



Γράφημα 14. Συνάρτηση PDF και CDF του PSNR

Στο διάγραμμα αυτό παρατηρούμε ότι το PSNR κυμαίνεται από 23 έως και 32 dB, με τη μεγαλύτερη συγκέντρωση στο εύρος 29-31 dB, σε ποσοστό 48%.

ΒΙΒΛΙΟΓΡΑΦΙΑ ΚΕΦΑΛΑΙΟΥ 4

[1] Electronic Communications Committee (ECC) within the European Conference of Postal and Telecommunications Administrations (CEPT), “UMTS Coverage Measurements”, Report 103, 2007

[2] Electronic Communications Committee (ECC) within the European Conference of Postal and Telecommunications Administrations (CEPT), “Monitoring methodology to assess the performance of GSM Networks”, Report 118, 2008

5 ΥΠΟΛΟΓΙΣΤΙΚΕΣ ΜΕΘΟΔΟΙ ΕΞΟΡΥΞΗΣ ΓΝΩΣΗΣ ΑΠΟ ΔΕΔΟΜΕΝΑ

5.1 ΕΙΣΑΓΩΓΗ

Από τη δεκαετία του 1960, η τεχνολογία των πληροφοριών και των βάσεων δεδομένων εξελίσσεται συστηματικά από τα πρωτόγονα συστήματα επεξεργασίας αρχείων σε περίπλοκα και ισχυρά συστήματα βάσεων δεδομένων. Η έρευνα και η ανάπτυξη στα συστήματα βάσεων δεδομένων από τη δεκαετία του 1970 έχει προοδεύσει από τα πρώτα ιεραρχικά και δικτυακά συστήματα βάσεων δεδομένων στην ανάπτυξη συστημάτων σχεσιακών βάσεων δεδομένων (όπου τα στοιχεία αποθηκεύονται σε δομές σχεσιακών πινάκων), εργαλείων μοντελοποίησης και μεθόδων ευρετηριοποίησης. Επίσης, οι χρήστες πέτυχαν εύκολη και ευέλικτη πρόσβαση στα δεδομένα μέσω της δομημένης γλώσσας ερωτημάτων (SQL), των διεπαφών του χρήστη, της βελτιστοποιημένης επεξεργασίας των ερωτημάτων και της διαχείρισης των συναλλαγών. Αποδοτικές μέθοδοι για την online επεξεργασία των συναλλαγών-OLTP έχουν συμβάλει ουσιαστικά στην εξέλιξη και την ευρεία αποδοχή της σχεσιακής τεχνολογίας ως σημαντικό εργαλείο για αποδοτική αποθήκευση, ανάκτηση και διαχείριση μεγάλης ποσότητας δεδομένων.

Η τεχνολογία των βάσεων δεδομένων από τα μέσα της δεκαετίας του 1980 έχει χαρακτηριστεί από εργασίες έρευνας και ανάπτυξης σε νέα και ισχυρά συστήματα βάσεων δεδομένων. Έχουν αναπτυχθεί συστήματα βάσεων δεδομένων πολυμέσων, χωρικών/χρονικών βάσεων, συστήματα βασισμένα στο διαδίκτυο (world wide web) κλπ.

Η πρόοδος της τεχνολογίας υλικού (hardware) τις προηγούμενες τρεις δεκαετίες έχει οδηγήσει στην κατασκευή ισχυρών υπολογιστών, εξοπλισμού συλλογής δεδομένων και μέσων αποθήκευσης. Αυτή η τεχνολογία παρέχει μεγάλη ώθηση στη βιομηχανία των βάσεων δεδομένων και της πληροφορίας και κάνει διαθέσιμο έναν τεράστιο αριθμό από βάσεις δεδομένων και αποθήκες πληροφοριών για διαχείριση συναλλαγών, ανάκτηση πληροφοριών και ανάλυση δεδομένων.

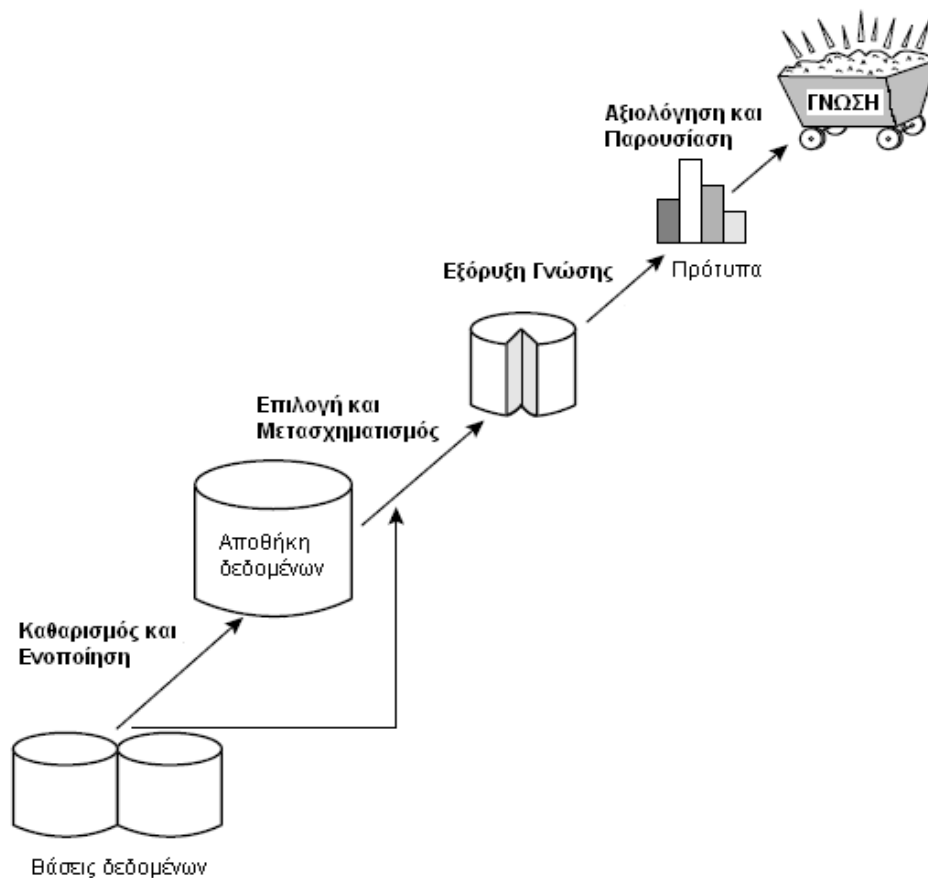
Σε πολλούς κλάδους τα δεδομένα συλλέγονται και συσσωρεύονται με καλπάζοντα ρυθμό. Δημιουργείται έτσι η ανάγκη για εξαγωγή χρήσιμης πληροφορίας (γνώσης) από το ραγδαία αυξανόμενο όγκο των δεδομένων. Η παραδοσιακή μέθοδος μετατροπής των δεδομένων σε γνώση βασίζεται σε χειρωνακτική ανάλυση από ειδικούς. Όμως αυτή η διαδικασία είναι υποκειμενική, χρονοβόρα και δαπανηρή. Τα εργαλεία εξόρυξης γνώσης από δεδομένα πραγματοποιούν ανάλυση δεδομένων και

αποκαλύπτουν σημαντικά πρότυπα, συμβάλλοντας σε επιχειρηματικές στρατηγικές, επιστημονική και ιατρική έρευνα.

5.2 ΑΝΑΚΑΛΥΨΗ ΓΝΩΣΗΣ ΣΕ ΒΑΣΕΙΣ ΔΕΔΟΜΕΝΩΝ (KDD) ΚΑΙ ΕΞΟΡΥΞΗ ΓΝΩΣΗΣ ΑΠΟ ΔΕΔΟΜΕΝΑ (DATA MINING)

Ο όρος ανακάλυψη γνώσης σε βάσεις δεδομένων χρησιμοποιείται για να εκφράσει μια διαδικασία που αποτελείται από πολλά βήματα, ένα από τα οποία είναι η εξόρυξη γνώσης από δεδομένα. Ειδικότερα, η ανακάλυψη γνώσης σε βάσεις δεδομένων (KDD) ορίζεται ως η διαδικασία εύρεσης έγκυρων, νέων, χρήσιμων και πλήρως κατανοητών προτύπων στα δεδομένα. Η εξόρυξη γνώσης από δεδομένα είναι ένα βήμα στη διαδικασία KDD, που συνίσταται στην ανάλυση δεδομένων και χρήση αλγορίθμων που (κάτω από αποδεκτά όρια υπολογιστικής αποδοτικότητας) παράγουν πρότυπα/μοντέλα στα δεδομένα.

Η ανακάλυψη γνώσης ως διαδικασία αποτελείται από μια επαναλαμβανόμενη αλληλουχία των ακόλουθων βημάτων:

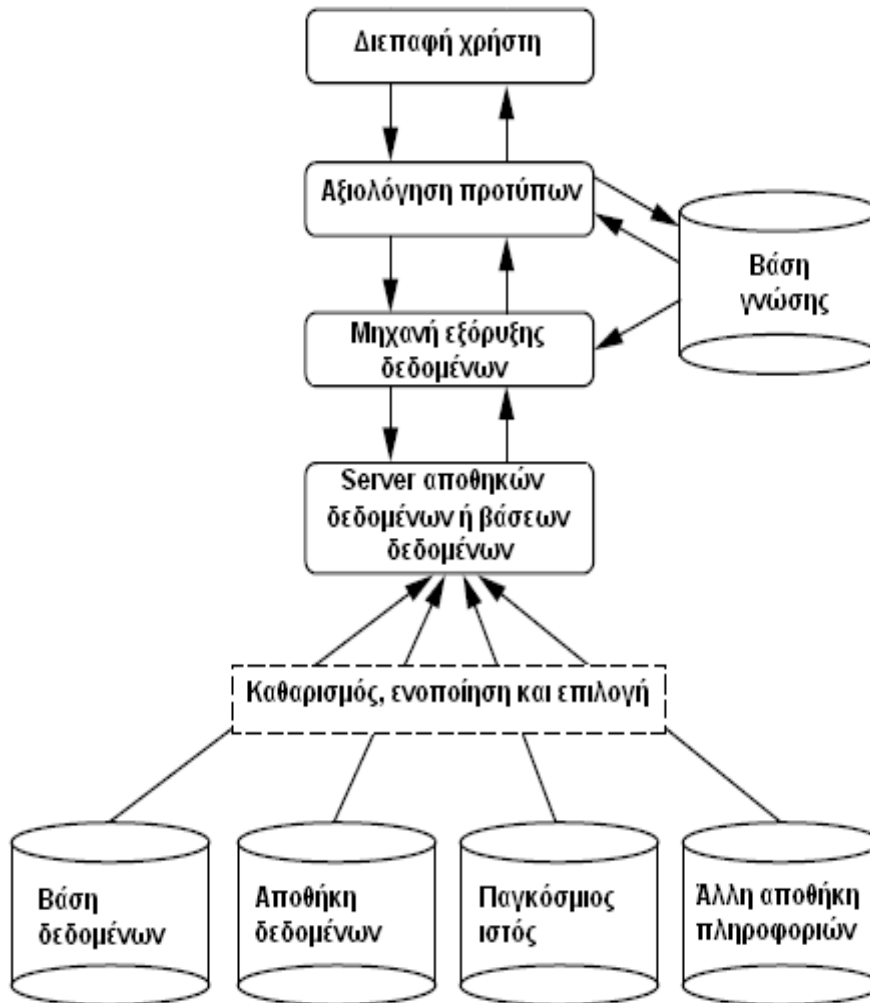


Εικόνα 13. Η διαδικασία ανακάλυψης γνώσης σε βάσεις δεδομένων (KDD)

1. **Καθαρισμός των δεδομένων:** διαδικασία η οποία περιλαμβάνει χειρισμό ελλιπών δεδομένων, εξομάλυνση θορύβου με εντοπισμό των ακραίων σημείων, διόρθωση ασυνεπειών στα δεδομένα
2. **Ενοποίηση δεδομένων:** συγχώνευση δεδομένων από πολλαπλές πηγές
3. **Επιλογή δεδομένων:** τα δεδομένα που είναι σχετικά με τη διαδικασία της ανάλυσης ανακτώνται από τη βάση
4. **Μετασχηματισμός δεδομένων:** στο στάδιο αυτό, τα δεδομένα μετασχηματίζονται ή παγιώνονται σε μορφές κατάλληλες για την εξόρυξη, π.χ. με εφαρμογή συνάθροισης, γενίκευσης, κανονικοποίησης
5. **Εξόρυξη δεδομένων:** διαδικασία όπου εφαρμόζονται μέθοδοι ευφυΐας προκειμένου να εξαχθούν πρότυπα
6. **Αξιολόγηση προτύπων:** αναγνώριση των προτύπων που πραγματικά ενδιαφέρουν και που αντιπροσωπεύουν γνώση
7. **Παρουσίαση γνώσης:** χρησιμοποίηση μεθόδων απεικόνισης και αναπαράστασης της γνώσης

Ο καθαρισμός, η ενοποίηση, η επιλογή και ο μετασχηματισμός των δεδομένων συναποτελούν την προεπεξεργασία των δεδομένων.

Με βάση την παραπάνω προσέγγιση, ένα τυπικό σύστημα εξόρυξης γνώσης από δεδομένα μπορεί να αποτελείται από τις εξής συνιστώσες:



Εικόνα 14. Αρχιτεκτονική ενός τυπικού συστήματος εξόρυξης δεδομένων

- **Βάση δεδομένων, αποθήκη δεδομένων, παγκόσμιος ιστός, ή άλλη αποθήκη πληροφοριών:** Πρόκειται για μία ή περισσότερες βάσεις δεδομένων, αποθήκες δεδομένων, λογιστικά φύλλα, ή άλλα είδη αποθηκών πληροφοριών. Ο καθαρισμός δεδομένων και οι τεχνικές ενοποίησης δεδομένων εφαρμόζονται στα δεδομένα.
- **Server αποθηκών δεδομένων ή βάσεων δεδομένων:** Ο server αυτός είναι υπεύθυνος για να εξάγει τα σχετικά δεδομένα, ανάλογα με το αίτημα του χρήστη για εξόρυξη δεδομένων.
- **Βάση γνώσης:** Είναι η περιοχή γνώσης που χρησιμοποιείται για να καθοδηγήσει την αναζήτηση ή να αξιολογήσει την σημαντικότητα των προτύπων που προκύπτουν. Τέτοια γνώση μπορεί να περιλαμβάνει ιεραρχίες

εννοιών, που χρησιμοποιούνται για να οργανώσουν τα χαρακτηριστικά ή τις τιμές των χαρακτηριστικών στα διαφορετικά επίπεδα αφαίρεσης. μπορεί επίσης να συμπεριληφθεί γνώση όπως η πεποίθηση του χρήστη, που μπορεί να χρησιμοποιηθεί για να αξιολογήσει την σημαντικότητα ενός προτύπου ανάλογα με την προσδοκία του. Άλλα παραδείγματα είναι οι πρόσθετοι περιορισμοί ή κατώφλια σημαντικότητας και μετα-δεδομένα (που περιγράφουν π.χ. δεδομένα από πολλαπλές ετερογενείς πηγές).

- **Μηχανή εξόρυξης δεδομένων:** Είναι απαραίτητη στο σύστημα εξόρυξης δεδομένων και αποτελείται ιδανικά από ένα σύνολο λειτουργικών βαθμίδων για ανάλυση χαρακτηρισμού και συσχετισμού, κατηγοριοποίηση, πρόβλεψη, ανάλυση συστάδων, ανάλυση ακραίων σημείων και ανάλυση εξέλιξης.
- **Βαθμίδα αξιολόγησης προτύπων:** Αυτή η συνιστώσα χρησιμοποιεί μέτρα σημαντικότητας και αλληλεπιδρά με τις βαθμίδες εξόρυξης δεδομένων ώστε να εστιάσει την αναζήτηση προς τα ενδιαφέροντα πρότυπα. Μπορεί να χρησιμοποιήσει κατώφλια σημαντικότητας για να φιλτράρει τα πρότυπα που ανακαλύφθηκαν. Εναλλακτικά, η βαθμίδα αξιολόγησης προτύπων μπορεί να ενσωματωθεί στη βαθμίδα εξόρυξης, ανάλογα με την εφαρμογή της μεθόδου εξόρυξης δεδομένων που χρησιμοποιείται.
- **Διεπαφή με τον χρήστη:** Είναι η βαθμίδα επικοινωνίας μεταξύ των χρηστών και του συστήματος εξόρυξης δεδομένων, που επιτρέπει στο χρήστη να αλληλεπιδρά με το σύστημα ορίζοντας ένα ερώτημα ή μία εργασία εξόρυξης δεδομένων, παρέχοντας πληροφορίες για να βοηθήσει στην εστίαση της αναζήτησης και εκτελώντας διερευνητική εξόρυξη δεδομένων βασισμένη στα ενδιαμέσα αποτελέσματα εξόρυξης δεδομένων. Επιπλέον, αυτή η συνιστώσα επιτρέπει στο χρήστη να ψάξει στις βάσεις δεδομένων και στα σχήματα των αποθηκών δεδομένων ή στις δομές των δεδομένων, να αξιολογήσει τα εξορυγμένα πρότυπα και να τα απεικονίσει σε διάφορες μορφές.

Ορισμένοι τομείς όπου βρίσκει εφαρμογές η εξόρυξη γνώσης από δεδομένα είναι:

- **Marketing:** τα συστήματα βάσεων δεδομένων αναλύουν τις προτιμήσεις των πελατών ώστε να αναγνωρίσουν διαφορετικές ομάδες καταναλωτών και να προβλέψουν τη συμπεριφορά τους. Μια άλλη εφαρμογή είναι τα συστήματα ανάλυσης του καλαθιού αγοράς (market basket analysis) που

ανακαλύπτουν πρότυπα όπως: «αν ο καταναλωτής αγοράσει το προϊόν X, τότε πιθανόν να αγοράσει και το Y».

- **Επενδύσεις:** εφαρμογές διαχείρισης επενδυτικού ρίσκου χρησιμοποιούν την εξόρυξη γνώσης για να βοηθήσουν στον προσδιορισμό επιτοκίων ασφάλισης, τη διαχείριση χαρτοφυλακίου επενδύσεων και τη διάκριση μεταξύ εταιριών ή ατόμων που συνιστούν μεγάλο ή μικρό πιστωτικό ρίσκο.
- **Τράπεζες:** οι τράπεζες χρησιμοποιούν την εξόρυξη γνώσης για να προσδιορίσουν τα τραπεζικά προϊόντα που χρησιμοποιούν οι πελάτες τους ώστε να μπορούν να προσφέρουν τη σωστή αναλογία προϊόντων και υπηρεσιών για να ικανοποιούν καλύτερα τις ανάγκες των πελατών.
- **Εντοπισμός απάτης:** συστήματα που παρακολουθούν την κίνηση λογαριασμών μπορούν να εντοπίζουν πιθανές περιπτώσεις απάτης σε συναλλαγές με πιστωτικές κάρτες ή ξέπλυμα χρήματος σε μεγάλες συναλλαγές μετρητών.
- **Παραγωγή:** μέθοδοι συσταδοποίησης έχουν χρησιμοποιηθεί από αεροπορικές εταιρίες προκειμένου να διαγνώσουν και να προβλέψουν προβλήματα στα αεροσκάφη τους.
- **Τηλεπικοινωνίες:** εξόρυξη πληροφορίας και αποθήκες δεδομένων χρησιμοποιούνται για να καθοριστούν οι τάσεις και οι ανάγκες των συνδρομητών, με βάση χαρακτηριστικά όπως ο μέσος όρος ηλικίας των μελών της οικογένειας και η τοποθεσία διαμονής.
- **Ιατρική μέριμνα:** χρησιμοποιούνται συστήματα εξόρυξης γνώσης για τον εντοπισμό φθηνής αλλά αποτελεσματικής φαρμακευτικής αγωγής για συγκεκριμένους τύπους ασθενειών.

Αξίζει να σημειώσουμε επίσης κάποια σημαντικά θέματα υλοποίησης που αντιμετωπίζει η εξόρυξη γνώσης από δεδομένα:

- **Μεγάλες βάσεις δεδομένων:** συχνά τα δεδομένα βρίσκονται σε βάσεις με εκατοντάδες χαρακτηριστικά και πίνακες με εκατομμύρια εγγραφές μεγέθους ορισμένων gigabyte ή και terabyte. Μέθοδοι χειρισμού ενός μεγάλου όγκου δεδομένων περιλαμβάνουν αποδοτικότερους αλγόριθμους, δειγματοληψία, προσέγγιση και μαζικά παράλληλη επεξεργασία.

- **Υψηλές διαστάσεις:** ο μεγάλος αριθμός των χαρακτηριστικών (attributes) συνεπάγεται υψηλές διαστάσεις του προβλήματος. Ένα σύνολο δεδομένων πολλών διαστάσεων δημιουργεί προβλήματα αύξησης του χώρου αναζήτησης για την επαγωγή του μοντέλου. Επίσης, αυξάνονται οι πιθανότητες ο αλγόριθμος εξόρυξης γνώσης να ανακαλύψει ψευδή πρότυπα που δεν ισχύουν γενικότερα. Λύσεις του προβλήματος αυτού αποτελούν οι μέθοδοι μείωσης των διαστάσεων και η χρήση προηγούμενης γνώσης για να εντοπιστούν μεταβλητές που δεν είναι σχετικές.
- **Υπερπροσαρμογή (overfitting):** όταν ο αλγόριθμος αναζητά τις καλύτερες παραμέτρους για ένα συγκεκριμένο μοντέλο, χρησιμοποιώντας ένα περιορισμένο σύνολο δεδομένων, μπορεί να μοντελοποιήσει όχι μόνο τα γενικά πρότυπα στα δεδομένα αλλά και το θόρυβο των δεδομένων, οδηγώντας σε χαμηλή απόδοση του μοντέλου. Πιθανές λύσεις περιλαμβάνουν διασταύρωση επαλήθευσης (cross validation), ομαλοποίηση και άλλες σύνθετες στατιστικές στρατηγικές.
- **Μεταβαλλόμενα δεδομένα και γνώση:** τα προηγούμενα πρότυπα παύουν να ισχύουν όταν τα δεδομένα μεταβάλλονται ραγδαία. Επιπλέον, οι μεταβλητές σε μια βάση δεδομένων μπορούν να τροποποιηθούν, να διαγραφούν, ή να αυξηθούν λόγω νέων μετρήσεων. Μέθοδοι ανανέωσης των προτύπων μπορούν να χρησιμοποιηθούν για να αντιμετωπίσουν αυτό το πρόβλημα.
- **Ελλιπή δεδομένα και δεδομένα με θόρυβο:** το πρόβλημα αυτό είναι ιδιαίτερα έντονο σε βάσεις δεδομένων επιχειρήσεων. Σημαντικά χαρακτηριστικά μπορεί να λείπουν αν μια βάση δεδομένων δε σχεδιάστηκε με σκοπό την ανακάλυψη γνώσης. Πιθανές λύσεις περιλαμβάνουν σύνθετες στατιστικές στρατηγικές για τον εντοπισμό κρυμμένων μεταβλητών και εξαρτήσεων.
- **Κατανοησιμότητα των προτύπων:** σε πολλές εφαρμογές είναι σημαντικό να κάνουμε τα αποτελέσματα της εξόρυξης γνώσης κατανοητά κι αυτό μπορεί να επιτευχθεί μέσω γραφικών αναπαραστάσεων, δόμησης κανόνων και τεχνικών οπτικοποίησης των δεδομένων και της γνώσης.
- **Διαδραστικότητα με το χρήστη και προηγούμενη γνώση:** πολλές μέθοδοι και εργαλεία ανακάλυψης γνώσης σε βάσεις δεδομένων δεν είναι πραγματικά διαδραστικές-ά και δεν μπορούν εύκολα να ενσωματώσουν προηγούμενη

γνώση σχετικά με κάποιο πρόβλημα. Όμως, τεχνικές όπως η προσέγγιση κατά Bayes χρησιμοποιούν τις εκ των προτέρων πιθανότητες και κατανομές σαν μια μορφή κωδικοποίησης της προηγούμενης γνώσης.

- **Ενοποίηση με άλλα συστήματα:** τυπικά ζητήματα περιλαμβάνουν ενοποίηση με ένα σύστημα διαχείρισης βάσεων δεδομένων (για παράδειγμα, μέσω μιας διεπαφής ερωτημάτων), ενοποίηση με λογιστικά φύλλα και εργαλεία οπτικοποίησης.

5.3 ΒΑΣΙΚΕΣ ΕΡΓΑΣΙΕΣ ΕΞΟΡΥΞΗΣ ΓΝΩΣΗΣ ΑΠΟ ΔΕΔΟΜΕΝΑ

Το μοντέλο που δημιουργείται από τη διαδικασία εξόρυξης μπορεί να είναι είτε προβλεπτικό είτε περιγραφικό. Το προβλεπτικό μοντέλο κάνει μία πρόβλεψη για τις τιμές των δεδομένων, χρησιμοποιώντας γνωστά αποτελέσματα που έχει βρει από άλλα δεδομένα. Παραδείγματα προβλεπτικών μοντέλων είναι η κατηγοριοποίηση, η παλινδρόμηση, η ανάλυση χρονοσειρών, η πρόβλεψη. Το περιγραφικό μοντέλο αναγνωρίζει πρότυπα ή συσχετίσεις στα δεδομένα, ενώ επίσης λειτουργεί σαν ένα μέσο που διερευνά τις ιδιότητες των δεδομένων τα οποία εξετάζονται, χωρίς να προβλέπει νέες ιδιότητες. Παραδείγματα περιγραφικών μοντέλων είναι η συσταδοποίηση, η παρουσίαση συνόψεων, οι κανόνες συσχετίσεων και η ανακάλυψη ακολουθιών.

5.3.1 Κατηγοριοποίηση (Classification)

Η κατηγοριοποίηση απεικονίζει τα δεδομένα σε προκαθορισμένες ομάδες ή κατηγορίες-κλάσεις (classes). Αναφέρεται συχνά σαν εποπτευόμενη μάθηση, επειδή οι κατηγορίες-κλάσεις καθορίζονται πριν ακόμη εξεταστούν τα δεδομένα. Παραδείγματα κατηγοριοποίησης είναι ο καθορισμός, εάν θα δοθεί ένα τραπεζικό δάνειο και ο προσδιορισμός πιστωτικού ρίσκου. Οι αλγόριθμοι κατηγοριοποίησης απαιτούν οι κατηγορίες να ορίζονται με βάση τις τιμές των γνωρισμάτων των δεδομένων. Συχνά περιγράφουν αυτές τις κατηγορίες κοιτάζοντας τα χαρακτηριστικά δεδομένων που είναι ήδη γνωστό ότι ανήκουν στις κατηγορίες. Η αναγνώριση προτύπου (pattern recognition) αποτελεί ένα είδος κατηγοριοποίησης, όπου ένα πρότυπο εισόδου κατηγοριοποιείται σε μία από διάφορες κλάσεις, με βάση την εγγύτητά του ως προς αυτές τις προκαθορισμένες κλάσεις.

5.3.2 Παλινδρόμηση (Regression)

Η παλινδρόμηση χρησιμοποιείται για να απεικονιστεί ένα στοιχειώδες δεδομένο σε μια πραγματική μεταβλητή πρόβλεψης. Στην πραγματικότητα, η παλινδρόμηση περιλαμβάνει την εκμάθηση της συνάρτησης που κάνει αυτή την απεικόνιση. Η παλινδρόμηση προϋποθέτει ότι τα σχετικά δεδομένα ταιριάζουν με μερικά γνωστά είδη συνάρτησης (π.χ. γραμμική, λογαριθμική κλπ.) και μετά καθορίζει την καλύτερη συνάρτηση αυτού του είδους που μοντελοποιεί τα δεδομένα που έχουν δοθεί. Ένα είδος ανάλυσης σφάλματος χρησιμοποιείται για να καθορίσει ποια συνάρτηση είναι η «καλύτερη».

5.3.3 Ανάλυση χρονοσειρών (Time Series Analysis)

Με την ανάλυση χρονολογικών σειρών ή χρονοσειρών, μελετάται η τιμή ενός γνωρίσματος καθώς μεταβάλλεται στο χρόνο. Οι τιμές συνήθως λαμβάνονται σε ίσα χρονικά διαστήματα (ημερήσια, εβδομαδιαία κλπ.). Για να παρασταθούν οπτικά οι χρονοσειρές, χρησιμοποιείται ένα διάγραμμα χρονοσειρών. Υπάρχουν τρεις βασικές λειτουργίες που πραγματοποιούνται στην ανάλυση χρονοσειρών. Στη μία περίπτωση, χρησιμοποιούνται μονάδες μέτρησης απόστασης για να καθορίσουν την ομοιότητα ανάμεσα σε διαφορετικές χρονοσειρές. Στη δεύτερη περίπτωση εξετάζεται η δομή της χρονοσειράς για να καθορίσει (και ίσως να κατηγοριοποιήσει) τη συμπεριφορά της. Μια τρίτη εφαρμογή θα μπορούσε να είναι η χρήση διαγραμμάτων χρονοσειρών για την πρόβλεψη μελλοντικών τιμών.

5.3.4 Πρόβλεψη (Prediction)

Πολλές από τις πρακτικές εφαρμογές εξόρυξης γνώσης μπορούν να θεωρηθούν ως πρόβλεψη μελλοντικών καταστάσεων με γνώση των προηγούμενων και των σημερινών δεδομένων. Η πρόβλεψη μπορεί να θεωρηθεί είδος κατηγοριοποίησης. Η διαφορά είναι ότι ως πρόβλεψη θεωρείται περισσότερο το να δίνεται τιμή σε μια μελλοντική κατάσταση παρά σε μια τρέχουσα. Εφαρμογές πρόβλεψης είναι η πρόγνωση πλημμυρών, η αναγνώριση ομιλίας, η μηχανική μάθηση. Αν και μπορούν να προβλεφθούν οι μελλοντικές τιμές με τεχνικές ανάλυσης χρονοσειρών ή παλινδρόμησης, μπορούν να χρησιμοποιηθούν και άλλες προσεγγίσεις.

5.3.5 Συσταδοποίηση (Clustering)

Η συσταδοποίηση είναι παρόμοια με την κατηγοριοποίηση, εκτός από το ότι οι συστάδες-ομάδες δεδομένων δεν είναι προκαθορισμένες αλλά ορίζονται κυρίως από

τα ίδια τα δεδομένα. Η συσταδοποίηση αναφέρεται εναλλακτικά και ως μη εποπτευόμενη μάθηση ή τμηματοποίηση. Μπορεί να θεωρηθεί σαν μια διαμέριση ή τμηματοποίηση των δεδομένων σε ομάδες που μπορεί να είναι ή να μην είναι διακριτές μεταξύ τους. Η συσταδοποίηση συνήθως επιτυγχάνεται με τον καθορισμό της ομοιότητας, ως προς προκαθορισμένα γνωρίσματα, ανάμεσα στα δεδομένα. Τα πιο σχετικά δεδομένα ομαδοποιούνται στις ίδιες συστάδες.

5.3.6 Παρουσίαση συνόψεων (Summarization)

Η παρουσίαση συνόψεων απεικονίζει τα δεδομένα σε υποσύνολά τους με συνοδευτικές απλές περιγραφές. Η σύνοψη των δεδομένων ονομάζεται επίσης και χαρακτηρισμός (characterization) ή γενίκευση (generalization). Εξάγει ή παράγει αντιπροσωπευτικές πληροφορίες σχετικά με τις βάσεις δεδομένων. Αυτό γίνεται ανακτώντας, στην πραγματικότητα, τμήματα από τα δεδομένα. Εναλλακτικά, μπορούν να εξαχθούν από τα δεδομένα συνοπτικές πληροφορίες (όπως είναι ο μέσος όρος κάποιου αριθμητικού γνωρίσματος). Εν ολίγοις, η παρουσίαση συνόψεων χαρακτηρίζει τα περιεχόμενα της βάσης δεδομένων.

5.3.7 Κανόνες Συσχέτισης (Association Rules)

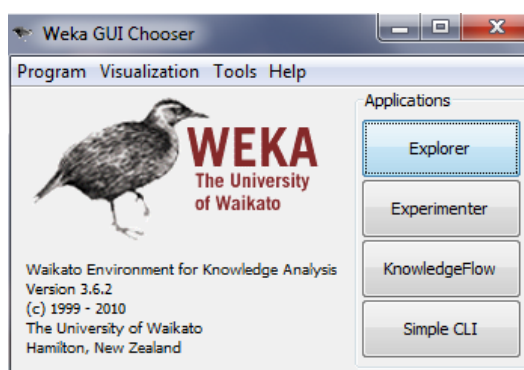
Η ανάλυση συνδέσμων (link analysis), που εναλλακτικά αναφέρεται και ως ανάλυση συγγένειας (affinity analysis) ή συσχέτιση (association) αναφέρεται στη διαδικασία εκείνη της εξόρυξης γνώσης που αποκαλύπτει συσχετίσεις μεταξύ των δεδομένων. Το καλύτερο παράδειγμα αυτού του είδους της εφαρμογής είναι ο προσδιορισμός κανόνων συσχετίσεων. Ένας κανόνας συσχέτισης είναι ένα μοντέλο που αναγνωρίζει ειδικούς τύπους συσχέτισης μεταξύ δεδομένων. Ένα παράδειγμα κανόνα είναι: $X \rightarrow Y$, δηλ. αν X τότε Y . Υπάρχουν δύο μεγέθη που χρησιμοποιούνται στους κανόνες συσχέτισης: η υποστήριξη (support), η οποία δείχνει το ποσοστό των εγγραφών στη βάση δεδομένων όπου ισχύει ο συνδυασμός X και Y και η εμπιστοσύνη (confidence) που δείχνει το ποσοστό των εγγραφών που όταν ισχύει το X ισχύει και το Y (δεσμευμένη πιθανότητα). Οι συσχετίσεις συχνά χρησιμοποιούνται στις λιανικές πωλήσεις για να αναγνωριστούν προϊόντα που συχνά αγοράζονται μαζί, βοηθώντας έτσι τη διοίκηση των καταστημάτων στην αποτελεσματική διαφήμιση, στο marketing και στον έλεγχο της αποθήκης. Συσχετίσεις χρησιμοποιούνται επίσης σε πολλές άλλες εφαρμογές όπως είναι η πρόβλεψη της αποτυχίας λειτουργίας των τηλεπικοινωνιακών διακοπών.

5.3.8 Ανακάλυψη Ακολουθιών (Sequential Discovery)

Η ακολουθιακή ανάλυση (Sequential Discovery) ή αλλιώς ανακάλυψη ακολουθιών (Sequential Discovery) χρησιμοποιείται για να καθοριστούν σειριακά πρότυπα στα δεδομένα. Αυτά τα πρότυπα βασίζονται σε μια χρονική ακολουθία ενεργειών και είναι παρόμοια με τις συσχετίσεις στο ό,τι συσχετίζονται τα δεδομένα (ή τα γεγονότα) που εξάγονται, με τη διαφορά ότι η συσχέτισή τους αυτή βασίζεται στο χρόνο. Για παράδειγμα, αντίθετα με την ανάλυση καλαθιού αγορών (market basket analysis) που προϋποθέτει να γνωρίζουμε ποια προϊόντα αγοράστηκαν ταυτόχρονα, στην ανακάλυψη ακολουθιών τα προϊόντα αγοράζονται με κάποια σειρά κατά τη διάρκεια μιας περιόδου.

5.4 ΤΟ ΛΟΓΙΣΜΙΚΟ WEKA

Το Weka (WAIKATO ENVIRONMENT FOR KNOWLEDGE ANALYSIS) είναι μια συλλογή από αλγορίθμους μηχανικής μάθησης για την εξόρυξη δεδομένων. Οι αλγόριθμοι μπορεί είτε να εφαρμόζονται απευθείας σε ένα σύνολο δεδομένων είτε να καλούνται από έναν κώδικα Java. Το Weka περιλαμβάνει εργαλεία για προεπεξεργασία των δεδομένων, κατηγοριοποίηση, παλινδρόμηση, συσταδοποίηση, κανόνες συσχέτισης και απεικόνιση, ενώ είναι κατάλληλο και για την ανάπτυξη νέων σχημάτων μηχανικής μάθησης. Πρόκειται για λογισμικό ανοικτού κώδικα, γραμμένο σε Java, που αναπτύσσεται από το 1993 στο πανεπιστήμιο του Waikato στη Νέα Ζηλανδία και εκδίδεται υπό τη γενική δημόσια άδεια GNU. Το Weka διατίθεται δωρεάν από το <http://www.cs.waikato.ac.nz/~ml/weka/index.html>.



Εικόνα 15. Το παράθυρο επιλογών του WEKA

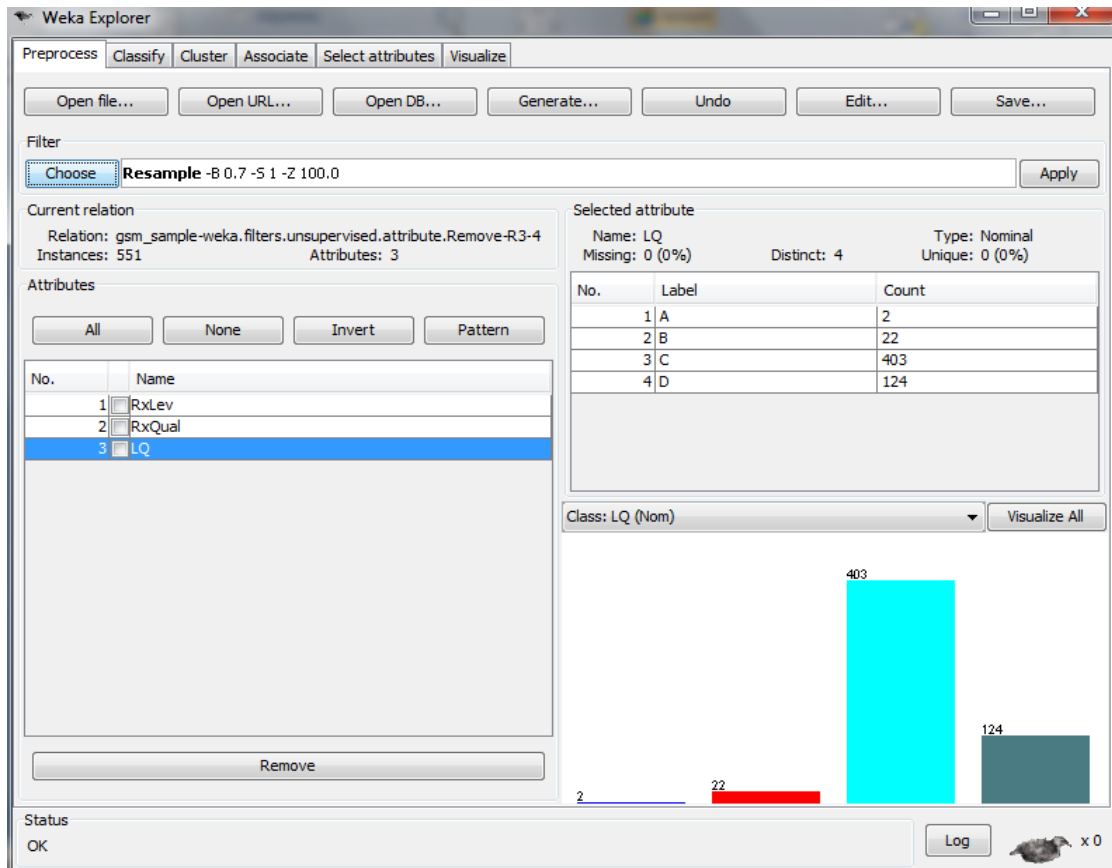
Η γραφική διεπαφή χρήστη (GUI) που φαίνεται στην Εικόνα 15, δίνει τη δυνατότητα επιλογής μεταξύ τεσσάρων μενού (Program, Visualization, Tools, Help) και μεταξύ τεσσάρων εφαρμογών:

- **Explorer**: περιβάλλον για επεξεργασία δεδομένων (φιλτράρισμα χαρακτηριστικών, κατηγοριοποίηση κλπ)
- **Experimenter**: περιβάλλον για εκτέλεση πειραμάτων και στατιστικών δοκιμών μεταξύ σχημάτων μάθησης
- **Knowledge Flow**: υποστηρίζει τις ίδιες λειτουργίες με το Explorer αλλά με μια διεπαφή drag-and-drop
- **Simple CLI**: παρέχει μια απλή γραμμή εντολών που επιτρέπει την απευθείας εκτέλεση εντολών του weka για λειτουργικά συστήματα που δεν έχουν δική τους γραμμή εντολών.

Το περιβάλλον “Explorer”, με το οποίο θα ασχοληθούμε στη συνέχεια της εργασίας, αποτελείται από τις εξής καρτέλες:

- **Preprocess** (Προεπεξεργασία): Επιλογή και τροποποίηση των δεδομένων
- **Classify** (Κατηγοριοποίηση): Σχήματα μάθησης μέσω εκπαίδευσης και δοκιμής τα οποία κατηγοριοποιούν ή πραγματοποιούν παλινδρόμηση
- **Cluster** (Συσταδοποίηση): Σχήματα μάθησης που δημιουργούν συστάδες
- **Associate** (Κανόνες συσχέτισης): Σχήματα μάθησης που κατασκευάζουν κανόνες συσχέτισης
- **Select attributes** (Επιλογή χαρακτηριστικών): Επιλογή των πιο σχετικών χαρακτηριστικών των δεδομένων
- **Visualize** (Απεικόνιση): Απεικόνιση διδιάστατων διαγραμμάτων

Στην καρτέλα Preprocess, μπορούμε να φορτώσουμε τα δεδομένα που θα αναλύσουμε είτε από αρχείο μορφής arff (Open file) είτε από συγκεκριμένη url (Open URL) είτε από βάση δεδομένων (Open DB) είτε από γεννήτρια τεχνητών δεδομένων (Generate).



Εικόνα 16. Η καρτέλα Preprocess

Στην περίπτωση που τα δεδομένα φορτωθούν υπό μορφή ειδικού αρχείου (arff – Attribute Relation File Format), αυτό θα έχει την ακόλουθη δομή

```

@relation gsm_sample
@attribute RxLev real
@attribute RxQual real
@attribute LQ {A,B,C,D}

@data

-73,0,C
-75,0,C
-76,1,D
-71,0,C
-73,0,C
-71,0,C
-66,0,D
-73,0,D
-83,1,C
-57,0,D
-60,0,C
-63,0,B
-69,0,C

```

Εικόνα 17. Παράδειγμα αρχείου arff

Στην πρώτη γραμμή γραμμή δηλώνεται το όνομα του συνόλου δεδομένων στη μορφή @relation <όνομα συνόλου>. Έπειτα αναφέρονται τα χαρακτηριστικά και το πεδίο τιμών τους στη μορφή @attribute <όνομα χαρακτηριστικού> <τύπος χαρακτηριστικού>. Τέσσερις διαφορετικοί τύποι δεδομένων υποστηρίζονται από το Weka:

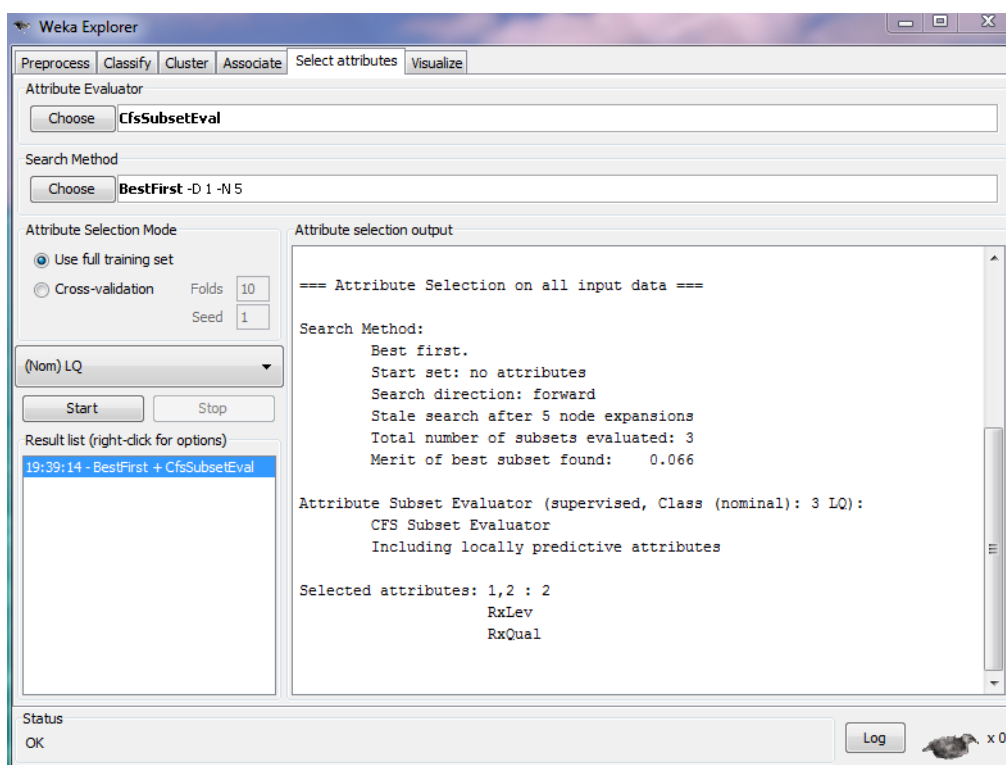
- Αριθμητικά (numeric), τα οποία μπορεί να είναι είτε πραγματικοί αριθμοί (real) είτε ακέραιοι (integer).
- Δεδομένα που ορίζουν κατηγορία (nominal), με τις πιθανές τιμές να ορίζονται όλες μέσα σε αγκύλες, π.χ. {A, B, C, D}.
- Αλφαριθμητικά (string).
- Ημερομηνίες (date), οι οποίες πρέπει να είναι στη μορφή "yyyy-MM-dd'T'HH:mm:ss".

Το weka αναγνωρίζει το τελευταίο κατά σειρά χαρακτηριστικό ως τη μεταβλητή κατηγοριοποίησης. Έπειτα από τον προσδιορισμό των χαρακτηριστικών, ακολουθεί η απαραίτητη φράση @ data και στη συνέχεια δηλώνονται όλες οι πλειάδες (instances) στη μορφή <τιμή χαρακτηριστικού 1>,<τιμή χαρακτηριστικού 2>, κοκ.

Αφού φορτωθεί το σύνολο δεδομένων προς ανάλυση, στην καρτέλα Preprocess και συγκεκριμένα στην ενότητα "Current relation" παρουσιάζονται πληροφορίες όπως το όνομα του συνόλου δεδομένων (relation), το πλήθος των πλειάδων (instances), καθώς και το πλήθος των χαρακτηριστικών (attributes). Εάν επιλεγεί κάποιο από τα χαρακτηριστικά, τότε εμφανίζεται το ιστόγραμμα του, καθώς και το πλήθος των πλειάδων που ανήκουν σε κάθε κατηγορία (αν πρόκειται για χαρακτηριστικό κατηγορίας) ή στατιστικά όπως ο μέσος όρος, το μέγιστο, το ελάχιστο και η τυπική απόκλιση (αν πρόκειται για αριθμητικό χαρακτηριστικό). Ενδέχεται, όπως φαίνεται στο παράδειγμα της Εικόνας 16, να υπάρχει ανισοκατανομή των πλειάδων ανάμεσα στις κλάσεις. Για να αποφευχθεί λανθασμένη εκπαίδευση του μοντέλου εξόρυξης γνώσης, υπάρχει η δυνατότητα αναδειγματοληψίας των δεδομένων εκπαίδευσης με ρύθμιση της παραμέτρου biastoUniformclass του φίλτρου resample, που επιλέγεται από την ενότητα filter: choose→filters→supervised→instances→resample. Το πεδίο biastoUniformclass παίρνει τιμές από 0 έως 1, όπου το 0 αντιστοιχεί στην περίπτωση που τα δεδομένα παραμένουν στην αρχική τους μορφή και το 1 αντιστοιχεί στην περίπτωση που τα

δεδομένα έχουν αναδειγματοληφθεί έτσι ώστε περίπου ίσο πλήθος δειγμάτων να ανήκει σε κάθε κλάση.

Στην καρτέλα Select Attributes δίνεται η δυνατότητα επιλογής των πιο σημαντικών χαρακτηριστικών που θα συμμετέχουν στην ανάλυση. Η διαδικασία της επιλογής περιλαμβάνει αναζήτηση σε όλους τους πιθανούς συνδυασμούς των χαρακτηριστικών προκειμένου να βρεθεί ποιο υποσύνολο χαρακτηριστικών είναι καταλληλότερο για την πρόβλεψη. Για το σκοπό αυτό, χρησιμοποιείται ένας αξιολογητής χαρακτηριστικών (attribute evaluator) -ο οποίος αποφασίζει ποια μέθοδος θα επιλεγεί για να προσδιορίσει την αξία κάθε υποσυνόλου- καθώς και μια μέθοδος αναζήτησης (search method), η οποία καθορίζει το είδος της αναζήτησης που εκτελείται. Στην παρούσα εργασία, τα αποτελέσματα προέκυψαν με επιλεγμένο το CfsSubsetEval ως αξιολογητή χαρακτηριστικών και τη BestFirst ως μέθοδο αναζήτησης.



Εικόνα 18. Η καρτέλα Select attributes

Στην καρτέλα Classify και συγκεκριμένα στην ενότητα classifier μπορούμε να επιλέξουμε τη μέθοδο κατηγοριοποίησης και να ρυθμίσουμε τις παραμέτρους της. Όσον αφορά το σύνολο δεδομένων εκπαίδευσης και το σύνολο δοκιμής, οι επιλογές παρέχονται στην ενότητα Test options και είναι οι εξής:

- **Use training set:** το ίδιο σύνολο που χρησιμεύει για εκπαίδευση του μοντέλου κατηγοριοποίησης, χρησιμεύει και για δοκιμή. Αυτή είναι μια πολύ αισιόδοξη προσέγγιση, καθώς σπάνια ανταποκρίνεται στην πραγματικότητα.
- **Supplied test set:** είναι δυνατή η φόρτωση ενός ξεχωριστού αρχείου που περιέχει το σύνολο δοκιμής.
- **Cross validation:** πρόκειται για μια μέθοδο σύμφωνα με την οποία το αρχικό σύνολο δεδομένων που έχουμε φορτώσει διαιρείται τυχαία σε N εν γένει υποσύνολα (folds). Τα $N-1$ υποσύνολα χρησιμοποιούνται για την εκπαίδευση του μοντέλου, ενώ 1 υποσύνολο χρησιμεύει για δοκιμή. Η διαδικασία επαναλαμβάνεται N φορές, ώστε κάθε υποσύνολο να συμμετέχει μία φορά στη δοκιμή του κατηγοριοποιητή. Στη συνέχεια προκύπτει ο μέσος όρος των N αποτελεσμάτων. Η συνήθης τιμή του N είναι 10.
- **Percentage split:** με αυτή τη μέθοδο, ο χρήστης επιλέγει το ποσοστό του αρχικού συνόλου δεδομένων που θα χρησιμοποιηθεί για εκπαίδευση και το ποσοστό για δοκιμή. Είθισται τα $2/3$ να συμμετέχουν στην εκπαίδευση και $1/3$ στη δοκιμή. Σε αυτήν την περίπτωση το πεδίο “%” πρέπει να συμπληρωθεί με 66%.

The screenshot shows the Weka Explorer interface. The 'Classify' tab is active, and the 'Classifier' dropdown is set to 'J48 - C 0.25 - M2'. The 'Test options' section on the left has 'Cross-validation' selected with 'Folds' set to 10 and 'Percentage split' set to 66%. The 'Classifier output' pane on the right displays the following results:

```

Time taken to build model: 0.19 seconds

=== Stratified cross-validation ===
=== Summary ===
Correctly Classified Instances      393          71.3249 %
Incorrectly Classified Instances    158          28.6751 %
Kappa statistic                    0.5994
Mean absolute error                 0.1864
Root mean squared error             0.3178
Relative absolute error             51.1383 %
Root relative squared error         74.4529 %
Total Number of Instances          551

=== Detailed Accuracy By Class ===

      TP Rate  FP Rate  Precision  Recall  F-Measure  ROC Area  Class
      -----  -
      1         0.009   0.963     1       0.981     0.993    A
      0.651   0.061   0.724     0.651   0.686     0.896    B
      0.809   0.271   0.697     0.809   0.713     0.824    C
      0.4      0.079   0.621     0.4     0.486     0.793    D
Weighted Avg.  0.713   0.133   0.711     0.713   0.702     0.862

=== Confusion Matrix ===
 a  b  c  d  <-- classified as
103  0  0  0 | a = A
 4  71  22  12 | b = B
 0  18  165  21 | c = C
 0  9  72  54 | d = D

```

Εικόνα 19. Η καρτέλα Classify

Στην ενότητα “classifier output” διακρίνουμε τα αποτελέσματα που αφορούν στην απόδοση του κατηγοριοποιητή που έχουμε επιλέξει. Εδώ βλέπουμε χαρακτηριστικά όπως τον αριθμό και το ποσοστό των πλειάδων που έχουν κατηγοριοποιηθεί σωστά/λάθος, το μέσο απόλυτο σφάλμα, τη ρίζα του μέσου τετραγωνικού σφάλματος, το σχετικό απόλυτο σφάλμα, τη ρίζα του σχετικού τετραγωνικού σφάλματος. Επιπλέον, παρουσιάζονται αναλυτικά για κάθε κλάση μεγέθη επίδοσης όπως: ρυθμός αληθώς θετικών πλειάδων (TP rate), ρυθμός ψευδώς θετικών πλειάδων (FP rate), ακρίβεια (precision), ανάκληση (recall), μέτρο F (F measure) και περιοχή ROC (ROC area). Σημειώτεον ότι με δεδομένη μια συγκεκριμένη κατηγορία C_j και μια πλειάδα της βάσης δεδομένων t_i , η t_i είτε θα εκχωρηθεί σε αυτή την κατηγορία είτε όχι, ενώ στην πραγματικότητα μπορεί να ανήκει ή να μην ανήκει σε αυτή την κατηγορία. Αυτή η παρατήρηση μας δίνει τα εξής τέσσερα τεταρτημόρια:

TP Αληθώς θετικό (το t_i εκτιμάται ότι ανήκει στην κατηγορία C_j και πράγματι ανήκει σε αυτή)	FN Ψευδώς αρνητικό (το t_i εκτιμάται ότι δεν ανήκει στην κατηγορία C_j ενώ στην πραγματικότητα ανήκει σε αυτή)
FP Ψευδώς θετικό (το t_i εκτιμάται ότι ανήκει στην κατηγορία C_j ενώ στην πραγματικότητα δεν ανήκει σε αυτή)	TN Αληθώς αρνητικό (το t_i εκτιμάται ότι δεν ανήκει στην κατηγορία C_j και πράγματι δεν ανήκει σε αυτή)

Οι προαναφερθείσες παράμετροι περιγράφονται από τις σχέσεις:

$$TP\ rate = \frac{TP}{TP + FN}$$

$$FP\ rate = \frac{FP}{FP + TN}$$

$$PRECISION = \frac{TP}{TP + FP}$$

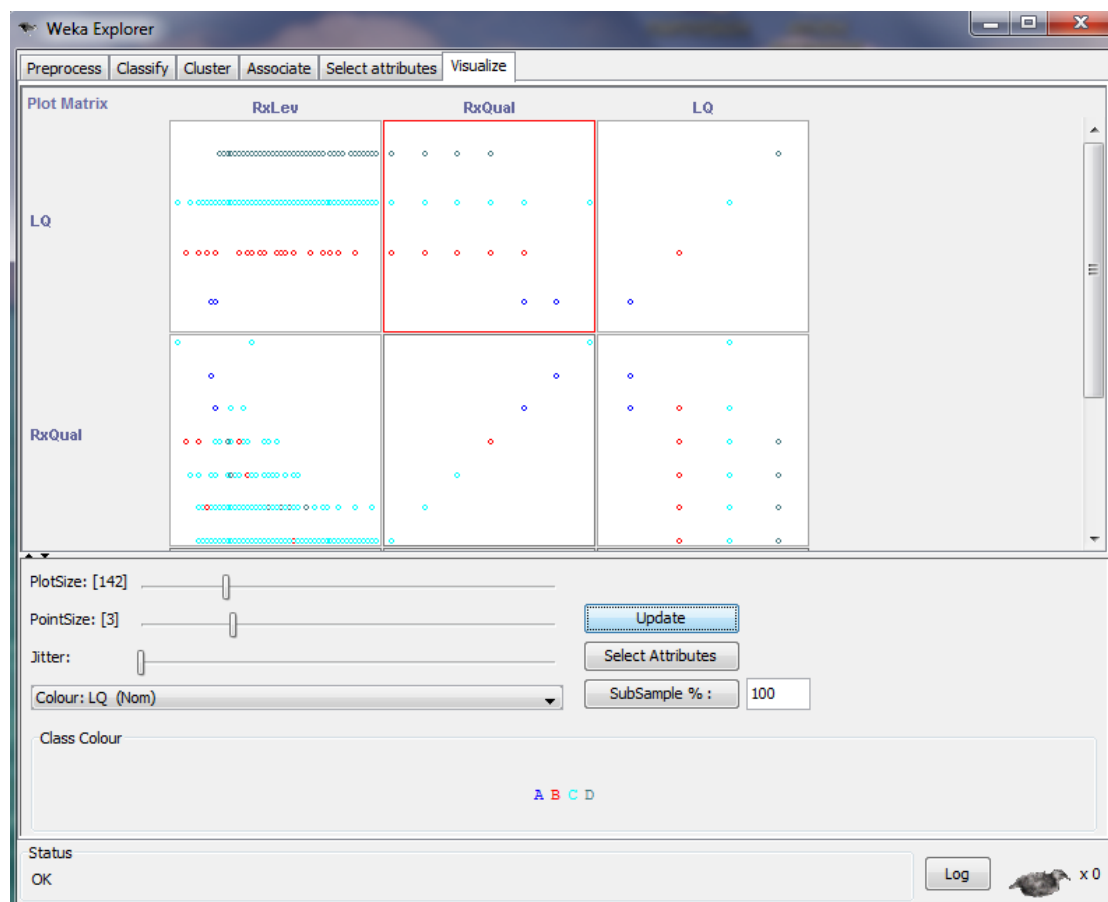
$$RECALL = TP\ rate = \frac{TP}{TP + FN}$$

$$F\ -\ measure = \frac{2 \cdot PRECISION \cdot RECALL}{PRECISION + RECALL} = \frac{2 \cdot TP}{2 \cdot TP + FP + FN}$$

Ένα άλλο μέγεθος που δείχνει την ακρίβεια της λύσης σε ένα πρόβλημα κατηγοριοποίησης είναι ο πίνακας σύγχυσης (confusion matrix). Με δεδομένες m κατηγορίες, ο πίνακας σύγχυσης είναι ένας πίνακας $m \times m$, όπου κάθε στοιχείο c_{ij} δείχνει τον αριθμό των πλειάδων που κατηγοριοποιήθηκαν στην κλάση C_j (όπου j η τρέχουσα στήλη του πίνακα), ενώ στην πραγματικότητα ανήκουν στην κλάση C_i (όπου i η τρέχουσα γραμμή του πίνακα). Προφανώς οι καλύτερες λύσεις θα έχουν μηδενικές τιμές εκτός της διαγωνίου.

Επιπλέον, μια χαρακτηριστική καμπύλη λειτουργίας δέκτη (receiver operating characteristic-ROC) δείχνει τη σχέση μεταξύ των ψευδώς θετικών και των αληθώς θετικών στοιχείων. Στον οριζόντιο άξονα της καμπύλης ROC υπάρχει το FP rate, ενώ στον κάθετο άξονα υπάρχει το TP rate.

Τέλος, στην καρτέλα Visualize απεικονίζονται διδιάστατα διαγράμματα διασποράς (scatter plots) μεταξύ των διαφόρων χαρακτηριστικών για καλύτερη οπτικοποίηση των αποτελεσμάτων.



Εικόνα 20. Η καρτέλα Visualize

5.5 ΑΛΓΟΡΙΘΜΟΙ ΚΑΤΗΓΟΡΙΟΠΟΙΗΣΗΣ

5.5.1 Δένδρα Απόφασης (Decision Trees)

Η προσέγγιση του δένδρου απόφασης είναι πολύ χρήσιμη στα προβλήματα κατηγοριοποίησης. Με αυτή την τεχνική, κατασκευάζεται ένα δένδρο για να μοντελοποιήσει τη διαδικασία της κατηγοριοποίησης. Μόλις χτιστεί ένα δένδρο, εφαρμόζεται σε κάθε μια πλειάδα στη βάση δεδομένων και καταλήγει σε μια κατηγοριοποίηση για κάθε πλειάδα. Υπάρχουν δύο βασικά βήματα στην τεχνική αυτή: η κατασκευή του δένδρου και η εφαρμογή του στη βάση δεδομένων.

Η προσέγγιση των αποφάσεων για την κατηγοριοποίηση βασίζεται στη διαίρεση του χώρου αναζήτησης σε ορθογώνιες περιοχές. Μια πλειάδα κατηγοριοποιείται με βάση την περιοχή μέσα στην οποία ανήκει.

Ένας ορισμός για ένα δένδρο απόφασης που χρησιμοποιείται στην κατηγοριοποίηση, είναι ο ακόλουθος.

Ορισμός: Δεδομένης μιας βάσης δεδομένων $D = \{t_1, \dots, t_n\}$, όπου $t_i = t_{i1}, \dots, t_{ih}$ και δεδομένου ότι το σχήμα της βάσης δεδομένων περιέχει τα ακόλουθα χαρακτηριστικά $\{A_1, \dots, A_h\}$. Επίσης, δίνεται ένα σύνολο κατηγοριών $C = \{C_1, \dots, C_m\}$. Ένα δένδρο απόφασης ή δένδρο κατηγοριοποίησης είναι ένα δένδρο που συσχετίζεται με τη D και έχει τις ακόλουθες ιδιότητες:

- Κάθε εσωτερικός κόμβος παίρνει το όνομά του από ένα χαρακτηριστικό, A_i .
- Κάθε τόξο παίρνει το όνομα του από ένα κατηγορήμα το οποίο μπορεί να εφαρμοστεί στο χαρακτηριστικό που συνδέεται με τον πατέρα – κόμβο.
- Κάθε φύλλο έχει ως όνομα μια κατηγορία C_j .

Η λύση του προβλήματος κατηγοριοποίησης, με τη χρήση δένδρων αποφάσεων είναι μια διαδικασία δύο βημάτων:

1. Επαγωγή δένδρου απόφασης: Η κατασκευή ενός δένδρου απόφασης χρησιμοποιώντας δεδομένα εκπαίδευσης.
2. Για κάθε $t_i \in D$, εφαρμογή του δένδρου απόφασης για τον προσδιορισμό της κατηγορίας του.

Είσοδος:	T	//Δένδρο απόφασης
	D	//Βάση Δεδομένων
Έξοδος:	M	//Πρόβλεψη μοντέλου (Κατηγοριοποίηση)
Αλγόριθμος DTProc		
	Για κάθε $t \in D$ επανάλαβε	
	n = ρίζα του T ;	
	Όσο το n δεν είναι φύλλο επανάλαβε	
	Επίλεξε την απάντηση στην ερώτηση του κόμβου n όπου εφαρμόζεται το t ;	
	Αναγνώρισε το τόξο που περιέχει την σωστή απάντηση;	
	n = κόμβος στον οποίο καταλήγει το τόξο;	
	Τέλος επανάληψης	
	Τοποθέτησε το t στην κατηγορία που ορίζει ο κόμβος n ;	
	Τέλος επανάληψης	
	Τέλος	

Εικόνα 21. Αλγόριθμος κατηγοριοποίησης χρήσει δένδρου απόφασης

Υπάρχουν πολλά πλεονεκτήματα από τη χρήση των δένδρων απόφασης για την κατηγοριοποίηση. Τα δένδρα απόφασης είναι εύκολα στη χρήση και αποτελεσματικά. Μπορούν να δημιουργηθούν κανόνες οι οποίοι μπορούν εύκολα να κατανοηθούν και να ερμηνευθούν. Επιπλέον, αποδίδουν καλά για μεγάλες βάσεις δεδομένων επειδή το μέγεθος του δένδρου είναι ανεξάρτητο από το μέγεθος της βάσης δεδομένων. Κάθε πλειάδα της βάσης πρέπει να φιλτραριστεί μέσα από το δένδρο. Η διαδικασία αυτή παίρνει χρόνο ανάλογο με το ύψος του δένδρου, το οποίο είναι συγκεκριμένο. Επίσης, μπορούμε να κατασκευάσουμε δένδρα για δεδομένα με πολλά χαρακτηριστικά.

Στον αντίποδα, υπάρχουν και μειονεκτήματα για τους αλγορίθμους των δένδρων απόφασης. Κατά πρώτον, δεν μπορούν να χειριστούν εύκολα συνεχή δεδομένα και για το λόγο αυτό πρέπει να χωρίσουμε τα πεδία αυτών των χαρακτηριστικών σε διαστήματα. Επίσης, γίνεται η προσέγγιση, χωρίς να είναι πάντα αποτελεσματική, ότι ο χώρος του πεδίου διαιρείται σε ορθογώνιες περιοχές. Επιπλέον, ο χειρισμός των ελλιπών δεδομένων είναι δύσκολος γιατί δεν μπορούν να βρεθούν οι σωστές διακλαδώσεις του δένδρου για να ακολουθηθούν. Επειδή το δένδρο απόφασης δημιουργείται βάσει των δεδομένων εκπαίδευσης, μπορεί να εμφανιστεί υπερπροσαρμογή. Αυτό θα μπορούσε να αποφευχθεί με τη διαδικασία περικοπής του

δένδρου. Τέλος, οι πιθανές συσχετίσεις μεταξύ των χαρακτηριστικών της βάσης δεδομένων δε λαμβάνονται υπόψη κατά την εφαρμογή του αλγορίθμου.

Υπάρχουν πολλοί αλγόριθμοι για δένδρα αποφάσεων. Παρακάτω παρουσιάζεται η κατασκευή του δένδρου με τον απλουστευμένο αλγόριθμο DTBuild.

<p>Είσοδος: D //Δεδομένα εκπαίδευσης</p> <p>Έξοδος: T //Δένδρο απόφασης</p> <p>Αλγόριθμος DTBuild</p> <p>$T = \emptyset$;</p> <p>Καθόρισε το καλύτερο κριτήριο διάσπασης;</p> <p>$T =$ Δημιούργησε τον κόμβο ρίζα και ονόμασέ τον με το όνομα του χαρακτηριστικού διάσπασης;</p> <p>$T =$ Πρόσθεσε ένα τόξο από τον κόμβο ρίζα για κάθε κατηγορία διάσπασης και ονόμασέ το</p> <p>Για κάθε τόξο επανάλαβε</p> <p style="padding-left: 40px;">$D =$ Δεδομένα εκπαίδευσης που παραμένουν εφαρμόζοντας το κατηγορημα διάσπασης στο D</p> <p style="padding-left: 40px;">Αν ικανοποιείται το κριτήριο τερματισμού για αυτό το μονοπάτι τότε</p> <p style="padding-left: 80px;">$T' =$ Δημιούργησε έναν κόμβο φύλλο και ονόμασέ τον με το όνομα της κλάσης</p> <p style="padding-left: 40px;">Αλλιώς</p> <p style="padding-left: 80px;">$T' =$ DTBuild (D);</p> <p style="padding-left: 40px;">Τέλος αν</p> <p style="padding-left: 40px;">$T =$ πρόσθεσε το T' στο τόξο</p> <p>Τέλος επανάληψης</p> <p>Τέλος</p>
--

Εικόνα 22. Αλγόριθμος κατασκευής δένδρου απόφασης

Τα χαρακτηριστικά από το σχήμα της βάσης δεδομένων, που θα χρησιμοποιηθούν για να ονοματίσουν τους κόμβους του δένδρου και γύρω από τα οποία θα λάβουν χώρα οι διαιρέσεις, ονομάζονται χαρακτηριστικά διάσπασης (splitting attributes). Τα κατηγορήματα που χρησιμοποιούνται για να ονοματίσουν τα τόξα του δένδρου, ονομάζονται κατηγορήματα διάσπασης (splitting predicates).

Αυτός ο αναδρομικός αλγόριθμος κατασκευάζει το δένδρο σε μια μορφή «από πάνω προς τα κάτω» εξετάζοντας τα δεδομένα εκπαίδευσης. Χρησιμοποιώντας τα αρχικά δεδομένα εκπαίδευσης, το καλύτερο χαρακτηριστικό διάσπασης επιλέγεται πρώτο. Οι αλγόριθμοι κατασκευής δένδρων απόφασης διαφέρουν στο πώς καθορίζουν το «καλύτερο» χαρακτηριστικό και τα αντίστοιχα «καλύτερα» κατηγορήματα που θα χρησιμοποιήσουν για τη διάσπαση. Με το που θα καθοριστεί αυτό, δημιουργούνται ο κόμβος με τα τόξα του και προστίθενται στο δένδρο που έχει δημιουργηθεί. Ο αλγόριθμος συνεχίζει αναδρομικά, προσθέτοντας νέα υποδένδρα σε κάθε τόξο διακλάδωσης. Ο αλγόριθμος φτάνει στο τέλος όταν ικανοποιούνται κάποια κριτήρια τερματισμού, αλλά και πάλι κάθε αλγόριθμος έχει τα δικά του κριτήρια τερματισμού. Μια απλή προσέγγιση είναι να σταματήσει ο αλγόριθμος όταν οι πλειάδες του περιορισμένου συνόλου εκπαίδευσης ανήκουν όλες στην ίδια κατηγορία και στην συνέχεια αυτή η κατηγορία χρησιμοποιείται για να δώσει όνομα στο φύλλο του δένδρου. Σημειωτέον ότι οι κυριότεροι παράγοντες που επηρεάζουν την απόδοση ενός αλγορίθμου που κατασκευάζει ένα δένδρο απόφασης είναι το μέγεθος του συνόλου εκπαίδευσης και το πώς επιλέγεται το καλύτερο χαρακτηριστικό διάσπασης.

Τα ζητήματα που ακολουθούν αντιμετωπίζονται από τους περισσότερους αλγορίθμους κατασκευής δένδρων:

- **Επιλογή των χαρακτηριστικών διάσπασης:** Το ποια χαρακτηριστικά χρησιμοποιούνται ως χαρακτηριστικά διάσπασης επηρεάζει την απόδοση του δένδρου απόφασης, αφού μερικά χαρακτηριστικά είναι καλύτερα από τα άλλα. Η επιλογή του χαρακτηριστικού περιλαμβάνει όχι μόνο την εξέταση των δεδομένων του συνόλου εκπαίδευσης, αλλά και την εμπειριστατωμένη άποψη των ειδικών στο συγκεκριμένο τομέα.
- **Διάταξη των χαρακτηριστικών διάσπασης:** Η σειρά με την οποία επιλέγονται τα χαρακτηριστικά διάσπασης είναι επίσης σημαντική. Σε περίπτωση όπου κάποιο χαρακτηριστικό εξετάζεται δύο (ή περισσότερες) φορές, απαιτούνται επιπλέον συγκρίσεις.
- **Διασπάσεις:** Ο αριθμός των διασπάσεων που παίρνουμε σχετίζεται με τη διάταξη των χαρακτηριστικών. Σε μερικά χαρακτηριστικά, το πεδίο είναι μικρό, έτσι ο αριθμός των διασπάσεων είναι μικρός. Ωστόσο, αν το πεδίο είναι

συνεχές ή έχει μεγάλο πλήθος διαφορετικών τιμών, ο αριθμός των διασπάσεων δεν είναι εύκολο να καθοριστεί.

- **Δομή του δένδρου:** Για να βελτιώσουμε την απόδοση του δένδρου στην κατηγοριοποίηση, είναι επιθυμητό ένα ισοζυγισμένο δένδρο (δηλ. δένδρο που έχει το ίδιο βάθος για οποιοδήποτε μονοπάτι από τη ρίζα προς τα φύλλα) με τα λιγότερα δυνατά επίπεδα. Ωστόσο, σε αυτή την περίπτωση, ίσως να χρειάζονται πιο πολύπλοκες συγκρίσεις με πολλαπλές διακλαδώσεις. Μερικοί αλγόριθμοι κατασκευάζουν μόνο δυαδικά δένδρα.
- **Κριτήρια τερματισμού:** Όπως είναι φυσικό, η κατασκευή του δένδρου τερματίζει όταν τα δεδομένα εκπαίδευσης κατηγοριοποιούνται τέλεια. Ίσως όμως να υπάρξουν περιπτώσεις, όπου αν σταματήσουμε νωρίτερα, να πετύχουμε καλύτερη απόδοση του δένδρου. Κάτι τέτοιο αποτελεί συμβιβασμό μεταξύ ακρίβειας στην κατηγοριοποίηση και απόδοσης. Επιπλέον, είναι επιθυμητό να σταματήσουμε την ανάπτυξη του δένδρου ώστε να αποφύγουμε φαινόμενα υπερπροσαρμογής. Είναι επίσης κατανοητό ότι θα μπορούσαν να δημιουργηθούν περισσότερα επίπεδα από ό,τι χρειάζεται, εάν είναι γνωστό ότι υπάρχουν κατανομές δεδομένων οι οποίες δεν αναπαρίστανται στα δεδομένα εκπαίδευσης.
- **Δεδομένα εκπαίδευσης:** Η δομή του δένδρου απόφασης εξαρτάται από τα δεδομένα εκπαίδευσης που χρησιμοποιούνται. Αν το σύνολο αυτό είναι πολύ μικρό, τότε ίσως το δένδρο να μην είναι αρκετά συγκεκριμένο ώστε να μπορεί να εφαρμοστεί σε πιο γενικά δεδομένα και αντιθέτως, αν το σύνολο εκπαίδευσης είναι πολύ μεγάλο, τότε ίσως εμφανιστούν φαινόμενα υπερπροσαρμογής.
- **Κλάδεμα:** Αφού κατασκευαστεί ένα δένδρο, είναι πιθανό να χρειάζονται κάποιες τροποποιήσεις σε αυτό, ώστε να βελτιωθεί η απόδοσή του. Κατά τη φάση του κλαδέματος (pruning), αφαιρούνται κάποιες περιττές συγκρίσεις ή διαγράφονται κάποια υποδένδρα, με στόχο την επίτευξη καλύτερης απόδοσης. Σε περίπτωση υπερπροσαρμογής, θα πρέπει να αφαιρεθούν εντελώς χαμηλότερου επιπέδου υποδένδρα. Το κλάδεμα μπορεί να εκτελεστεί είτε μετά την κατασκευή του δένδρου είτε κατά τη διάρκεια κατασκευής του, αποτρέποντας έτσι το δένδρο να γίνει πολύ μεγάλο.

Ένα δένδρο, με μεγάλο ύψος, συνεπάγεται ότι θα έχει μια ελαφρώς χειρότερη συμπεριφορά από ό,τι ένα ισοζυγισμένο όταν χρησιμοποιείται για κατηγοριοποίηση. Παρόλα αυτά, οι παραπάνω παράγοντες επηρεάζουν τον χρόνο που απαιτείται για την κατηγοριοποίηση, αλλά δεν είναι τόσο σημαντικοί για την απόδοση της κατηγοριοποίησης (εκτός αν πρόκειται για μεγάλες βάσεις δεδομένων). Στην περίπτωση των μεγάλων βάσεων δεδομένων, είναι επιθυμητή η χρήση ενός ισοζυγισμένου και ρηχού (μικρού ύψους) δένδρου.

Η πολυπλοκότητα σε χρόνο και χώρο των αλγορίθμων δένδρων απόφασης εξαρτάται από το μέγεθος των δεδομένων εκπαίδευσης q , τον αριθμό των χαρακτηριστικών h , και το σχήμα του δένδρου. Καθώς το δένδρο κατασκευάζεται για κάθε ένα από αυτούς τους κόμβους, κάθε χαρακτηριστικό θα εξεταστεί για να καθοριστεί αν είναι το καλύτερο. Αυτό δίνει μια πολυπλοκότητα στο χρόνο για να κατασκευαστεί το δένδρο της τάξης $O(hq \log q)$. Ο χρόνος για να κατηγοριοποιήσουμε μια βάση δεδομένων μεγέθους n βασίζεται στο ύψος του δένδρου. Υποθέτοντας ένα ύψος της τάξης $O(\log q)$, αυτός ο χρόνος γίνεται $O(n \log q)$.

- **Ο αλγόριθμος ID3**

Η τεχνική ID3 για την κατασκευή δένδρων απόφασης βασίζεται στη θεωρία πληροφορίας και προσπαθεί να ελαχιστοποιήσει τον αναμενόμενο αριθμό των συγκρίσεων. Η βασική ιδέα ενός αλγορίθμου επαγωγής είναι να κάνει ερωτήσεις των οποίων οι απαντήσεις παρέχουν την περισσότερη πληροφορία. Η βασική στρατηγική που εκτελείται από τον ID3 είναι η επιλογή χαρακτηριστικών διάσπασης με το μεγαλύτερο κέρδος πληροφορίας πρώτα. Το ποσό της πληροφορίας, το οποίο συνδέεται με την τιμή ενός χαρακτηριστικού, εξαρτάται από την πιθανότητα εμφάνισής του.

Η έννοια που χρησιμοποιείται για να μετρηθεί η πληροφορία καλείται εντροπία. Η εντροπία χρησιμοποιείται για να μετρήσει την ποσότητα της αβεβαιότητας ή της τυχειότητας σε ένα σύνολο δεδομένων. Εννοείται πως όταν όλα τα δεδομένα ενός συνόλου ανήκουν σε μία μόνο κατηγορία, δεν υπάρχει καθόλου αβεβαιότητα. Σε αυτήν την περίπτωση, η εντροπία είναι 0. Ο τυπικός ορισμός της εντροπίας, η οποία παίρνει τιμές στο διάστημα $[0,1]$ και η μέγιστη τιμή της επιτυγχάνεται όταν όλες οι πιθανότητες είναι ίδιες, φαίνεται παρακάτω:

Ορισμός: Με δεδομένες τις πιθανότητες p_1, p_2, \dots, p_s όπου $\sum_{i=1}^s p_i = 1$

η εντροπία ορίζεται ως:

$$H(p_1, p_2, \dots, p_s) = \sum_{i=1}^s \left(p_i \log \left(\frac{1}{p_i} \right) \right)$$

Δεδομένης μιας κατάστασης της βάσης δεδομένων, D , το $H(D)$ βρίσκει την ποσότητα της τάξης (ή την έλλειψη αυτής) σε αυτή την κατάσταση. Όταν εκείνη η κατάσταση διασπάται σε s καινούργιες καταστάσεις $S = \{D_1, D_2, \dots, D_s\}$, η εντροπία μπορεί να εφαρμοστεί στις νέες καταστάσεις. Κάθε βήμα του ID3 επιλέγει την κατάσταση η οποία διατάσσει περισσότερο τη διάσπαση. Μια κατάσταση της βάσης δεδομένων είναι απολύτως διατεταγμένη εάν όλες οι πλειάδες σε αυτή ανήκουν στην ίδια κατηγορία. Ο ID3 επιλέγει το χαρακτηριστικό διάσπασης με το υψηλότερο κέρδος πληροφορίας, όπου το κέρδος (gain) ορίζεται ως η διαφορά μεταξύ της πληροφορίας που είναι απαραίτητη για να γίνει μια σωστή κατηγοριοποίηση πριν από τη διάσπαση και της πληροφορίας που χρειαζόμαστε μετά από τη διάσπαση. Φυσικά, η διάσπαση θα πρέπει να μειώσει την πληροφορία που απαιτείται κατά το μεγαλύτερο ποσό. Για τον υπολογισμό του κέρδους μιας συγκεκριμένης διάσπασης, ο ID3 χρησιμοποιεί τον ακόλουθο τύπο:

$$Gain(D, S) = H(D) - \sum_{i=1}^s P(D_i) H(D_i)$$

- **Οι αλγόριθμοι C4.5 και C5.0**

Ο αλγόριθμος δένδρου απόφασης C4.5 βελτιώνει τον αλγόριθμο ID3 με τους εξής τρόπους:

- **Ελλιπή δεδομένα:** Όταν το δένδρο απόφασης κατασκευάζεται, τα ελλιπή δεδομένα απλώς αγνοούνται. Αυτό σημαίνει ότι το κέρδος υπολογίζεται λαμβάνοντας υπόψη μόνο τις πλειάδες που έχουν κάποια τιμή για εκείνο το χαρακτηριστικό. Για να κατηγοριοποιήσουμε μια πλειάδα με ελλιπή τιμή σε ένα χαρακτηριστικό, η τιμή για αυτό το στοιχείο μπορεί να προβλεφθεί με βάση το τι είναι γνωστό για τις τιμές του χαρακτηριστικού από τις άλλες πλειάδες.

- **Συνεχή δεδομένα:** η κεντρική ιδέα είναι να χωρίσουμε τα δεδομένα σε διαστήματα με βάση τις τιμές των χαρακτηριστικών για εκείνα τα στοιχεία τα οποία ανήκουν στο δείγμα εκπαίδευσης.
- **Κλάδεμα:** Υπάρχουν δύο βασικές στρατηγικές κλαδέματος που προτείνονται και αυτές είναι:
 - ✓ **Αντικατάσταση του υποδένδρου (subtree replacement):** ένα υποδένδρο αντικαθίσταται από ένα φύλλο εάν αυτή η αντικατάσταση έχει ως αποτέλεσμα ένα σφάλμα κοντά σε αυτό του αρχικού δένδρου. Αυτή η μέθοδος εφαρμόζεται ξεκινώντας από το κάτω μέρος του δένδρου και ανεβαίνοντας προς τη ρίζα.
 - ✓ **Ανύψωση υποδένδρου (subtree raising):** αντικαθιστά ένα υποδένδρο με το πιο χρησιμοποιημένο υποδένδρο του. Σε αυτή την περίπτωση, ένα υποδένδρο ανυψώνεται από την τρέχουσα θέση του σε έναν κόμβο που βρίσκεται υψηλότερα στο δένδρο. Πάλι όμως, πρέπει να καθορίσουμε την αύξηση στη συχνότητα εμφάνισης λαθών για αυτήν την αντικατάσταση.
- **Κανόνες:** Ο C4.5 επιτρέπει την κατηγοριοποίηση είτε μέσω δένδρων αποφάσεων είτε μέσω κανόνων οι οποίοι δημιουργούνται από αυτά. Επιπλέον, προτείνονται μερικές τεχνικές για την απλούστευση των πολύπλοκων κανόνων. Μία προσέγγιση είναι η αντικατάσταση της αριστερής πλευράς ενός κανόνα από μια απλούστερη έκδοση, εάν όλες οι εγγραφές του συνόλου εκπαίδευσης αντιμετωπίζονται με τον ίδιο τρόπο. Ένας «εναλλακτικού» τύπου κανόνας μπορεί να χρησιμοποιηθεί για να δείξει τι πρέπει να γίνει αν κανένας άλλος κανόνας δεν μπορεί να εφαρμοστεί.
- **Διάσπαση:** Η προσέγγιση που χρησιμοποιεί ο ID3 προτιμά τα χαρακτηριστικά με πολλές διαιρέσεις και αυτό μπορεί να οδηγήσει σε υπερπροσαρμογή. Στην πιο ακραία περίπτωση, ένα χαρακτηριστικό το οποίο έχει μια μοναδική τιμή για κάθε πλειάδα στο σύνολο εκπαίδευσης θα ήταν το καλύτερο, επειδή θα υπήρχε μόνο μια πλειάδα (και άρα μόνο μια κατηγορία) για κάθε διαίρεση. Μια βελτίωση θα μπορούσε να γίνει εάν λάβουμε υπόψη την πληθικότητα της κάθε διαίρεσης. Αυτή η προσέγγιση χρησιμοποιεί το GainRatio και όχι το Gain και ορίζεται ως εξής:

$$GainRatio(D, S) = \frac{Gain(D, S)}{H\left(\frac{|D_1|}{|D|}, \dots, \frac{|D_s|}{|D|}\right)}$$

Για την διάσπαση, ο C4.5 χρησιμοποιεί το μεγαλύτερο Gain Ratio το οποίο εξασφαλίζει ένα μεγαλύτερο από το μέσο όρο κέρδος στην πληροφορία. Αυτό αντισταθμίζει το γεγονός ότι η τιμή του Gain Ratio κλίνει προς τις διασπάσεις όπου το μέγεθος του ενός υποσυνόλου είναι κοντά προς το μέγεθος του αρχικού.

Ο C5.0 είναι μια εμπορική έκδοση του C4.5 που χρησιμοποιείται εκτενώς σε πακέτα εξόρυξης γνώσης. Ο προσανατολισμός του είναι προς τη χρήση μεγάλων συνόλων δεδομένων. Η επαγωγή του δένδρου στο C5.0 είναι όμοια με αυτή του C4.5 με τη διαφορά ότι η δημιουργία κανόνων είναι διαφορετική. Σε αντιδιαστολή με τον C4.5, οι ακριβείς αλγόριθμοι που χρησιμοποιούνται στον C5.0 δεν έχουν αποκαλυφθεί από τους δημιουργούς τους. Ο C5.0 περιλαμβάνει βελτιώσεις στη δημιουργία των κανόνων και τα αποτελέσματα δείχνουν ότι ο αλγόριθμος βελτιώνει τη χρήση της μνήμης κατά 90%, τρέχει μεταξύ 5.7 και 240 φορές πιο γρήγορα από τον C4.5 και παράγει πιο ακριβείς κανόνες.

Μια πολύ σημαντική βελτίωση στην ακρίβεια του C5.0 βασίζεται στην ενίσχυση (boosting) η οποία είναι μία προσέγγιση που συνδυάζει διάφορους ταξινομητές (κατηγοριοποιητές). Παρόλο που η ενίσχυση κανονικά αυξάνει το χρόνο για το τρέξιμο ενός συγκεκριμένου κατηγοριοποιητή, βελτιώνει όμως την ακρίβεια. Το σφάλμα που προκύπτει έχει βρεθεί να είναι λιγότερο από το μισό αυτού που βρέθηκε για τον C4.5 σε μερικά σύνολα δεδομένων. Η ενίσχυση δεν βοηθάει πάντα όταν τα δεδομένα εκπαίδευσης έχουν πολύ θόρυβο, λειτουργεί όμως με τη δημιουργία πολλαπλών συνόλων εκπαίδευσης από ένα σύνολο εκπαίδευσης. Σε κάθε στοιχείο του συνόλου εκπαίδευσης αποδίδεται ένα βάρος το οποίο δείχνει το πόσο σημαντικό είναι το στοιχείο αυτό για την κατηγοριοποίηση. Δημιουργείται ένας κατηγοριοποιητής για κάθε συνδυασμό των βαρών που χρησιμοποιούνται και έτσι δημιουργούνται πολλαπλοί ταξινομητές. Όταν ο C5.0 εκτελεί την κατηγοριοποίηση, κάθε κατηγοριοποιητής λαμβάνει μία ψήφο, η ψηφοφορία εκτελείται και η εν λόγω πλειάδα εκχωρείται στην κατηγορία με τον μεγαλύτερο αριθμό ψήφων.

5.5.2 Απλοϊκή Κατηγοριοποίηση κατά Bayes

Θεωρώντας ότι η συνεισφορά όλων των χαρακτηριστικών του συνόλου εκπαίδευσης είναι ανεξάρτητη και ότι κάθε ένα συνεισφέρει εξίσου στο πρόβλημα της κατηγοριοποίησης, μια απλή μέθοδος κατηγοριοποίησης έχει προταθεί, η οποία καλείται απλοϊκή κατηγοριοποίηση κατά Bayes και βασίζεται στον κανόνα του Bayes για την υπό συνθήκη πιθανότητα. Ο κανόνας Bayes είναι μια τεχνική που εκτιμά την πιθανοφάνεια μιας ιδιότητας, παίρνοντας το σύνολο των δεδομένων σαν απόδειξη ή σαν είσοδο. Ας υποθέσουμε ότι έχουμε m διαφορετικές υποθέσεις και ότι μόνο μια από τις υποθέσεις h_1, h_2, \dots, h_m πρέπει να συμβεί. Επίσης ας υποθέσουμε ότι το x_i είναι το γεγονός που έχει παρατηρηθεί.

Ορισμός: Κανόνας Bayes ή θεώρημα Bayes είναι:

$$P(h_1 | x_i) = \frac{P(x_i | h_1)P(h_1)}{\sum_{j=1}^m P(x_i | h_j)P(h_j)}$$

όπου $P(x_i) = \sum_{j=1}^m P(x_i | h_j)P(h_j)$.

Εδώ το $P(h_1 | x_i)$ ονομάζεται εκ των υστέρων πιθανότητα, ενώ το $P(h_1)$ είναι η εκ των προτέρων πιθανότητα που σχετίζεται με την υπόθεση h_1 . $P(x_i)$ είναι η πιθανότητα να συμβεί το δεδομένο με τιμή x_i και $P(x_i | h_1)$ είναι η υπό συνθήκη πιθανότητα να ικανοποιείται από την πλειάδα η δεδομένη υπόθεση.

Ο κανόνας Bayes μας επιτρέπει να προσδιορίζουμε τις πιθανότητες των υποθέσεων, με δεδομένη την τιμή κάποιου δεδομένου, $P(h_j | x_i)$. Εδώ μιλάμε για πλειάδες όπου στην πραγματικότητα κάθε x_i μπορεί να είναι τιμή ενός χαρακτηριστικού των δεδομένων. Κάθε h_i μπορεί να είναι η τιμή ενός γνωρίσματος, ένα σύνολο από τιμές χαρακτηριστικών ή ακόμη ένας συνδυασμός από τιμές χαρακτηριστικών.

Αναλύοντας τη συνεισφορά κάθε ενός “ανεξάρτητου” χαρακτηριστικού, καθορίζεται μια υπό συνθήκη πιθανότητα. Η κατηγοριοποίηση γίνεται με τον συνδυασμό της συνέπειας που έχουν τα διαφορετικά χαρακτηριστικά στην πρόβλεψη που γίνεται. Η προσέγγιση ονομάζεται “απλοϊκή” επειδή θεωρεί ότι υπάρχει ανεξαρτησία μεταξύ των τιμών των διαφόρων χαρακτηριστικών. Δεδομένης μιας τιμής για ένα δεδομένο

x_i , η πιθανότητα ότι μια σχετική πλειάδα, t_i , ανήκει στην κατηγορία C_j περιγράφεται από την πιθανότητα $P(C_j | x_i)$. Τα δεδομένα εκπαίδευσης μπορούν να χρησιμοποιηθούν για να καθορίσουν τις $P(x_i)$, $P(x_i | C_j)$ και $P(C_j)$. Από αυτές τις τιμές, το θεώρημα Bayes μας επιτρέπει να εκτιμήσουμε την εκ των υστέρων πιθανότητα $P(C_j | x_i)$ και στη συνέχεια την $P(C_j | t_i)$.

Δοθέντος ενός συνόλου εκπαίδευσης, ο απλοϊκός αλγόριθμος Bayes αρχικά εκτιμά την εκ των προτέρων πιθανότητα $P(C_j)$ για κάθε κατηγορία, μετρώντας το πόσο συχνά κάθε κατηγορία εμφανίζεται στα δεδομένα εκπαίδευσης. Για κάθε χαρακτηριστικό, x_i , μπορεί να μετρηθεί ο αριθμός των εμφανίσεων κάθε τιμής του χαρακτηριστικού x_i για να καθορίσει την $P(x_i)$. Παρόμοια, η πιθανότητα $P(x_i | C_j)$ μπορεί να εκτιμηθεί μετρώντας πόσο συχνά κάθε τιμή εμφανίζεται στην κατηγορία στα δεδομένα εκπαίδευσης. Σημειώτεον ότι λαμβάνουμε υπόψη όλες τις τιμές των χαρακτηριστικών. Μια πλειάδα στα δεδομένα εκπαίδευσης μπορεί να έχει πολλά διαφορετικά χαρακτηριστικά, κάθε ένα με πολλές τιμές. Αυτό πρέπει να γίνει για όλα τα χαρακτηριστικά και για όλες τις τιμές των χαρακτηριστικών. Στη συνέχεια χρησιμοποιούμε τις πιθανότητες που έχουν παραχθεί με αυτόν τον τρόπο όταν πρέπει να κατηγοριοποιηθεί μια νέα πλειάδα. Αυτός είναι ο λόγος γιατί η απλοϊκή κατηγοριοποίηση κατά Bayes μπορεί να θεωρηθεί σαν ένας τύπος αλγορίθμου που μπορεί να χρησιμοποιηθεί και για την περιγραφή και για την πρόβλεψη των δεδομένων. Οι πιθανότητες είναι περιγραφικές και χρησιμοποιούνται για να προβλέψουν τη συμμετοχή σε μια κατηγορία για την υπό μελέτη πλειάδα.

Όταν κατηγοριοποιούμε μια πλειάδα, η υπό συνθήκη και οι εκ των προτέρων πιθανότητες, που δημιουργήθηκαν από το σύνολο εκπαίδευσης, χρησιμοποιούνται για την πρόβλεψη. Αυτό γίνεται με το συνδυασμό των αποτελεσμάτων των διαφόρων τιμών των χαρακτηριστικών από την πλειάδα. Ας υποθέσουμε ότι η πλειάδα t_i έχει p διαφορετικές τιμές χαρακτηριστικών $\{x_{i1}, x_{i2}, \dots, x_{ip}\}$. Από τη φάση της περιγραφής ξέρουμε την τιμή της πιθανότητας $P(x_{ik} | C_j)$ για κάθε κατηγορία C_j και κάθε χαρακτηριστικό x_{ik} . Στη συνέχεια εκτιμούμε την πιθανότητα $P(t_i | C_j)$ με την χρήση του τύπου:

$$P(t_i | C_j) = \prod_{k=1}^p P(x_{ik} | C_j)$$

Σε αυτό το σημείο του αλγορίθμου έχουμε τις εκ των προτέρων πιθανότητες $P(C_j)$ για κάθε κατηγορία και την υπό συνθήκη πιθανότητα $P(t_i | C_j)$. Για να υπολογιστεί το $P(t_i)$, μπορούμε να εκτιμήσουμε την πιθανοφάνεια ότι το t_i ανήκει στην κάθε κατηγορία. Αυτό μπορεί να γίνει με την εύρεση της πιθανοφάνειας ότι αυτή η πλειάδα ανήκει στην συγκεκριμένη κατηγορία και αφού στη συνέχεια προσθέσουμε όλες αυτές τις τιμές. Η πιθανότητα ότι η t_i ανήκει σε μια κατηγορία είναι το γινόμενο των υπό συνθήκη πιθανοτήτων για κάθε τιμή του χαρακτηριστικού. Στην συνέχεια υπολογίζεται η εκ των υστέρων πιθανότητα $P(C_j | t_i)$ για κάθε κατηγορία. Η κατηγορία με την υψηλότερη πιθανότητα είναι αυτή που επιλέγεται για την πλειάδα.

Η προσέγγιση της απλής κατηγοριοποίησης κατά Bayes έχει αρκετά πλεονεκτήματα. Κατά πρώτον, είναι εύκολο να χρησιμοποιηθεί. Δεύτερον, αντίθετα με άλλες προσεγγίσεις κατηγοριοποίησης, απαιτείται μόνο ένα πέρασμα των δεδομένων εκπαίδευσης. Επίσης, η προσέγγιση του Bayes μπορεί εύκολα να χειριστεί ελλιπή δεδομένα, απλά παραλείποντας εκείνη την πιθανότητα όταν υπολογίζει τις πιθανοφάνειες του μέλους για κάθε κατηγορία. Σε περιπτώσεις όπου υπάρχουν απλές συσχετίσεις στα δεδομένα, η τεχνική συνήθως δίνει καλά αποτελέσματα.

Από την άλλη πλευρά, υπάρχουν πολλές περιπτώσεις όπου ο αλγόριθμος κατηγοριοποίησης κατά Bayes δεν δίνει πάντα ικανοποιητικά αποτελέσματα. Πρώτον, τα χαρακτηριστικά δεν είναι ανεξάρτητα. Θα μπορούσαμε να χρησιμοποιήσουμε ένα υποσύνολο των χαρακτηριστικών αγνοώντας τα χαρακτηριστικά που εξαρτώνται από άλλα. Επιπλέον, η τεχνική αυτή δεν μπορεί να χειριστεί συνεχή δεδομένα. Μια λύση θα ήταν η διαίρεση των συνεχών τιμών των χαρακτηριστικών σε διαστήματα, όμως δεν πρόκειται για απλή λειτουργία και ο τρόπος με το οποίο θα γίνει αυτό μπορεί να επηρεάσει τα αποτελέσματα.

5.5.3 Νευρωνικά Δίκτυα (Neural Networks)

Ένα νευρωνικό δίκτυο είναι ένας παράλληλος κατανεμημένος επεξεργαστής που έχει κατασκευαστεί από απλές μονάδες επεξεργασίας, και αποθηκεύει εμπειρική γνώση για να την κάνει διαθέσιμη για χρήση. Η λειτουργία του μοιάζει με αυτή του εγκεφάλου από δύο απόψεις:

1. Η γνώση αποκτάται από το νευρωνικό δίκτυο μέσα από μια διαδικασία μάθησης
2. Δυνάμεις σύνδεσης μεταξύ νευρώνων, γνωστές και ως συναπτικά βάρη, χρησιμοποιούνται για να αποθηκεύσουν τη γνώση που αποκτάται.

Η διεργασία που χρησιμοποιείται για να εκτελέσει τη διαδικασία μάθησης ονομάζεται “αλγόριθμος μάθησης”, η λειτουργία του οποίου είναι να τροποποιεί τα συναπτικά βάρη του νευρωνικού με ένα μεθοδικό τρόπο για να επιτευχθεί ο επιθυμητός σχεδιαστικός στόχος.

Το νευρωνικό δίκτυο μπορεί να θεωρηθεί σαν ένας κατευθυνόμενος γράφος με κόμβους εισόδου, κόμβους εξόδου και εσωτερικούς (κρυμμένους) κόμβους καθώς και τόξα μεταξύ αυτών. Οι κόμβοι είναι σαν ανεξάρτητοι νευρώνες ενώ τα τόξα είναι οι σύνδεσμοί τους. Κάθε ένας κόμβος (στοιχείο επεξεργασίας) λειτουργεί ανεξάρτητα από τους άλλους και χρησιμοποιεί μόνο τοπικά δεδομένα (είσοδο και έξοδο στον κόμβο) που καθοδηγούν την επεξεργασία του. Αυτή η ιδιότητα διευκολύνει τη χρήση των νευρωνικών δικτύων σε ένα καταναμημένο ή/και παράλληλο περιβάλλον.

Με βάση αυτή τη θεώρηση, ένας απλουστευμένος ορισμός του νευρωνικού δικτύου είναι:

Ορισμός: Ένα νευρωνικό δίκτυο είναι ένας κατευθυνόμενος γράφος $F = \langle V, A \rangle$ με κορυφές $V = \{1, 2, \dots, n\}$ και τόξα $A = \{ \langle i, j \rangle \mid 1 \leq i, j \leq n \}$, με τους παρακάτω περιορισμούς:

- Το V χωρίζεται σε ένα σύνολο από κόμβους εισόδου V_i , κρυμμένους κόμβους V_h και κόμβους εξόδου V_o .
- Οι κορυφές χωρίζονται σε στρώματα $\{1, 2, \dots, k\}$ με τους κόμβους εισόδου στο στρώμα 1, τους κρυμμένους κόμβους στα στρώματα $2, \dots, k-1$ (κρυμμένα στρώματα) και τους κόμβους εξόδους στο στρώμα k .
- Κάθε τόξο $\langle i, j \rangle$ πρέπει να έχει τον κόμβο i στο στρώμα $h-1$ και τον κόμβο j στο στρώμα h .
- Το τόξο $\langle i, j \rangle$ έχει σαν ετικέτα την αριθμητική τιμή w_{ij} .
- Ο κόμβος i έχει για ετικέτα τη συνάρτηση f_i .

Ο παραπάνω ορισμός δίνει μια απλουστευμένη όψη των νευρωνικών δικτύων. Πιο πολύπλοκοι τύποι περιλαμβάνουν νευρωνικά δίκτυα με τόξα μεταξύ δύο οποιωνδήποτε κόμβων οποιουδήποτε στρώματος.

Ένα μοντέλο νευρωνικού δικτύου είναι ένα υπολογιστικό μοντέλο που αποτελείται από τρία μέρη:

1. Τον γράφο, ο οποίος ορίζει τη δομή δεδομένων του νευρωνικού δικτύου.
2. Τον αλγόριθμο μάθησης, που δείχνει με ποιον τρόπο γίνεται η μάθηση.
3. Τις τεχνικές ανάκλησης, που καθορίζουν πώς η πληροφορία παρέχεται μέσω του δικτύου.

Για να εκτελέσουμε τη λειτουργία της εξόρυξης γνώσης, μια εγγραφή δίνεται στην είσοδο, μέσω των κόμβων εισόδου και ο κόμβος εξόδου καθορίζει ποια είναι η πρόβλεψη. Αντίθετα με τα δένδρα απόφασης, τα οποία έχουν μόνο έναν κόμβο εισόδου (ρίζα), το νευρωνικό δίκτυο έχει έναν κόμβο εισόδου για κάθε τιμή χαρακτηριστικού που θα εξεταστεί για να επιλυθεί το πρόβλημα. Αφού επεξεργαστούμε μια εγγραφή, το δίκτυο μπορεί να αλλάξει για να βελτιώσει τη μελλοντική απόδοσή του. Εκτός από την επίλυση δύσκολων προβλημάτων, τα νευρωνικά δίκτυα μπορούν να «μάθουν» από προηγούμενες εφαρμογές. Έτσι, αν έχει δοθεί μια ανεπαρκής λύση στο πρόβλημα, το δίκτυο τροποποιείται για να παράγει μια καλύτερη λύση την επόμενη φορά.

Όλα τα τόξα έχουν ονόματα από βάρη, όπου w_{ij} είναι το βάρος μεταξύ των κόμβων i και j . Όταν το w_{ij} είναι μεγάλο, τότε η συνεισφορά του σήματος από τον κόμβο i είναι μεγάλη και το αντίθετο. Κάθε κόμβος έχει το όνομα μιας συνάρτησης (συνάρτηση ενεργοποίησης), η οποία δείχνει τη λειτουργία του κόμβου στα δεδομένα που έρχονται μέσα από αυτόν. Οι συναρτήσεις του στρώματος εισόδου απλά παίρνουν τις αντίστοιχες τιμές των χαρακτηριστικών και τις αναπαράγουν στις εξόδους τους. Οι συναρτήσεις των άλλων στρωμάτων επιτελούν πιο πολύπλοκες λειτουργίες. Η έξοδος κάθε κόμβου μεταδίδεται σε όλα τα τόξα εξόδου του κόμβου. Οι πιο συνηθισμένες συναρτήσεις ενεργοποίησης είναι:

- Η συνάρτηση βήματος (ή κατωφλίου) που δίνεται από τον τύπο

$$f(S) = \begin{cases} 1, & \text{αν } S > T \\ 0 \text{ (ή } -1), & \text{αν } S < T \end{cases} \quad \text{όπου } T \text{ το κατώφλι}$$

- Η σιγμοειδής συνάρτηση με καμπύλη σε σχήμα “S” και με τιμές εξόδου μεταξύ του -1 και του 1 (ή του 0 και του 1), η οποία δίνεται από τον τύπο

$$f(S) = \frac{1}{1 + e^{-cS}} \quad \text{όπου } c \text{ είναι μια σταθερά που λαμβάνει θετικές τιμές και αλλάζει την κλίση της συνάρτησης.}$$

Για να καθορίσουμε την έξοδο ενός κόμβου, πρέπει να ξέρουμε: τις τιμές της εισόδου σε κάθε τόξο, τα βάρη σε όλα τα τόξα εισόδου, την τεχνική που χρησιμοποιείται για να συνδυάσει τις τιμές εισόδου (π.χ. ένα σταθμισμένο άθροισμα) και τον ορισμό της σχετικής συνάρτησης.

Τα τεχνητά νευρωνικά δίκτυα μπορούν να κατηγοριοποιηθούν με βάση τον τύπο της συνεκτικότητας και μάθησης. Ο βασικός τύπος της συνεκτικότητας είναι προς τα εμπρός τροφοδοτούμενο (feedforward) όπου οι συνδέσεις γίνονται μόνο με στρώματα που βρίσκονται προς τα εμπρός της δομής του δικτύου. Εναλλακτικά, ένα νευρωνικό μπορεί να είναι τύπου ανάδρασης (feedback) όπου μερικοί σύνδεσμοι είναι προς τα πίσω, δηλαδή προς προηγούμενα στρώματα. Η μάθηση μπορεί να είναι εποπτευόμενη ή μη εποπτευόμενη. Εποπτευόμενη μάθηση έχουμε όταν είναι γνωστό εκ των προτέρων ποια θα πρέπει να είναι η επιθυμητή τιμή της εξόδου. Μη εποπτευόμενη μάθηση έχουμε όταν η έξοδος δεν είναι γνωστή.

Ένα σημαντικό πρόβλημα είναι ότι το νευρωνικό δίκτυο μπορεί να παρουσιάσει προσαρμογή όταν έχει εκπαιδευτεί για να ταιριάζει, σχεδόν ακριβώς, με ένα σύνολο δεδομένων. Το λάθος που παρουσιάζεται με αυτά τα δεδομένα εκπαίδευσης είναι συνήθως μικρό, ωστόσο όταν εξετάζονται καινούργια δεδομένα, το λάθος είναι συνήθως πολύ μεγάλο. Στην πράξη, το νευρωνικό έχει «απομνημονεύσει» το σύνολο εκπαίδευσης και δεν μπορεί να γενικεύσει σε άλλα/περισσότερα δεδομένα. Μεγαλύτερα και πιο πολύπλοκα νευρωνικά δίκτυα μπορούν να εκπαιδευτούν για να αναπαραστήσουν πιο πολύπλοκες συναρτήσεις. Για να αποφύγουμε την υπερπροσαρμογή, συνήθως προτείνεται η χρήση μικρότερων δικτύων. Ωστόσο, αυτό είναι δύσκολο να καθοριστεί εκ των προτέρων. Μια άλλη προσέγγιση για να

αποφύγουμε την υπερπροσαρμογή είναι να σταματήσουμε νωρίς τη διαδικασία εκπαίδευσης. Επίσης βοηθά η χρήση ενός μεγαλύτερου συνόλου εκπαίδευσης.

Η πιο γνωστή προσέγγιση για επεξεργασία στα νευρωνικά δίκτυα ονομάζεται διάδοση (propagation). Με δεδομένη μια πλειάδα τιμών της εισόδου $X = \langle x_1, \dots, x_h \rangle$, μια τιμή δίνεται ως είσοδος σε κάθε κόμβο του στρώματος εισόδου. Στη συνέχεια σε κάθε κόμβο εφαρμόζονται συνάθροιση και συναρτήσεις ενεργοποίησης και μια τιμή για την έξοδο δημιουργείται μια κάθε τόξο εξόδου από εκείνο τον κόμβο. Αυτές οι τιμές στη συνέχεια στέλνονται στους επόμενους κόμβους. Αυτή η διαδικασία συνεχίζεται μέχρις ότου να δημιουργηθεί μια πλειάδα από τιμές εξόδου, $Y = \langle y_1, \dots, y_m \rangle$, από τους κόμβους του στρώματος εξόδου, η οποία διαδίδεται σε όλα τα τόξα του κόμβου. Έτσι οι κόμβοι του επόμενου στρώματος δέχονται τιμές στις εισόδους τους. Αυτή η διαδικασία συνεχίζεται μέχρι οι τιμές να διαδοθούν στο στρώμα εξόδου.

Η (εποπτευόμενη) μάθηση είναι η διαδικασία προσαρμογής των βαρών με βάση την απόδοση του νευρωνικού δικτύου. Η έξοδος από το δίκτυο συγκρίνεται με την επιθυμητή συμπεριφορά. Σε κάθε επανάληψη της διαδικασίας της εκπαίδευσης είναι επιθυμητό το σφάλμα της κατηγοριοποίησης να μειώνεται συνεχώς, αυτό όμως δε συμβαίνει πάντα. Το γεγονός αυτό μπορεί να οφείλεται στην τεχνική υπολογισμού του σφάλματος ή στην προσέγγιση που χρησιμοποιείται για τον υπολογισμό στα βάρη. Συνεπώς τα νευρωνικά δίκτυα δεν εγγυώνται σύγκλιση ή βελτιστοποίηση. Τα βήματα της μάθησης συνοψίζονται στον αλγόριθμο της Εικόνας 23. Ο αλγόριθμος αυτός πρέπει να συνδυαστεί με κάποιο τρόπο υπολογισμού του σφάλματος, όπως επίσης και με μια τεχνική προσαρμογής των βαρών. Πολλές τεχνικές έχουν προταθεί για τον υπολογισμό του σφάλματος, όπως το μέσο τετραγωνικό σφάλμα-MSE, ενώ οι κανόνες hebb και δέλτα είναι προσεγγίσεις για την αλλαγή των βαρών.

Είσοδος:	N	//Νευρωνικό δίκτυο
	X	//Πλειάδα εισόδου του συνόλου εκπαίδευσης
	D	//Επιθυμητή τιμή εξόδου
Έξοδος:	N	//Βελτιωμένο Νευρωνικό δίκτυο
Αλγόριθμος SupLearn		
	Διάδωσε το X μέσω του N και παρήγαγε την έξοδο Y ;	
	Υπολόγισε το σφάλμα συγκρίνοντας το Y με το D ;	
	Ενημέρωσε τα βάρη του N ώστε να μειωθεί το σφάλμα;	
Τέλος		

Εικόνα 23. Αλγόριθμος μάθησης νευρωνικού δικτύου

Η επίλυση του προβλήματος της κατηγοριοποίησης με χρήση νευρωνικών δικτύων περιλαμβάνει τα εξής βήματα:

1. Πρέπει να καθοριστεί ο αριθμός των κόμβων εξόδου και των χαρακτηριστικών που θα χρησιμοποιηθούν ως εισοδοί. Επίσης πρέπει να αποφασιστεί ο αριθμός των κρυμμένων στρωμάτων. Αυτό το βήμα εκτελείται από έναν ειδικό.
2. Πρέπει να καθοριστούν τα βάρη και οι συναρτήσεις που θα χρησιμοποιηθούν.
3. Η κάθε πλειάδα του συνόλου εκπαίδευσης πρέπει να μεταδοθεί μέσω του δικτύου και να αξιολογηθεί η πρόβλεψη της εξόδου ως προς το πραγματικό αποτέλεσμα. Αν η πρόβλεψη είναι ακριβής, τα βάρη πρέπει να προσαρμοστούν έτσι ώστε να εξασφαλιστεί ότι αυτή η πρόβλεψη έχει υψηλότερο βάρος για την έξοδο την επόμενη φορά. Διαφορετικά, αν η πρόβλεψη δεν είναι σωστή, τα βάρη πρέπει να προσαρμοστούν έτσι ώστε να δώσουν μια χαμηλότερη τιμή για αυτή την κατηγορία.
4. Για κάθε πλειάδα $t_i \in D$, η t_i πρέπει να μεταδοθεί μέσα από το δίκτυο και να γίνει η κατάλληλη κατηγοριοποίηση.

Υπάρχουν πολλά ζητήματα που πρέπει να εξεταστούν:

- **Χαρακτηριστικά (αριθμός κόμβων εισόδου):** αυτό είναι το ίδιο ζήτημα όπως ο καθορισμός των χαρακτηριστικών διάσπασης στα δένδρα απόφασης.
- **Αριθμός κρυμμένων στρωμάτων:** Στην απλούστερη περίπτωση υπάρχει μόνο ένα κρυμμένο στρώμα.

- **Αριθμός κρυμμένων κόμβων:** Έχουν γίνει πολλές μελέτες που προσπαθούν να απαντήσουν σε αυτό το δύσκολο ζήτημα. Ο αριθμός των κρυμμένων κόμβων εξαρτάται από τη δομή του νευρωνικού δικτύου, τους τύπους των συναρτήσεων ενεργοποίησης, τον αλγόριθμο εκπαίδευσης και το πρόβλημα που λύνεται. Αν χρησιμοποιηθούν πολλοί λίγοι κρυμμένοι κόμβοι, η συνάρτηση ίσως και να μη μαθευτεί (υποπροσαρμογή). Αντίθετα, αν χρησιμοποιηθούν πολλοί κόμβοι, τότε μπορεί να παρουσιαστεί υπερπροσαρμογή. Συχνά δίνονται εμπειρικοί κανόνες οι οποίοι βασίζονται στο μέγεθος του συνόλου εκπαίδευσης.
- **Δεδομένα εκπαίδευσης:** όπως με τα δέντρα αποφάσεων, αν υπάρχουν πολλά δεδομένα εκπαίδευσης, τότε το νευρωνικό δίκτυο μπορεί να αντιμετωπίσει υπερπροσαρμογή, ενώ με λίγα δεδομένα μπορεί να μην είναι ικανό να κατηγοριοποιήσει με αρκετή ακρίβεια.
- **Αριθμός εξόδων:** αν και συνήθως υποτίθεται ότι ο αριθμός των κόμβων εξόδου είναι ο ίδιος με τον αριθμό των κατηγοριών, αυτό δε συμβαίνει πάντα στην πράξη. Για παράδειγμα, για δύο κατηγορίες θα μπορούσε να υπάρχει μόνο ένας κόμβος εξόδου με την τιμή του αποτελέσματος να δείχνει την πιθανότητα της αντίστοιχης κατηγορίας. Αφαιρώντας αυτή την τιμή από τη μονάδα, θα μπορούσαμε να πάρουμε την πιθανότητα για τη δεύτερη κατηγορία.
- **Διασυνδέσεις:** Στην απλούστερη περίπτωση, κάθε κόμβος συνδέεται με όλους τους κόμβους του επόμενου επιπέδου.
- **Βάρη:** Το βάρος ενός τόξου δείχνει το σχετικό βάρος μεταξύ των κόμβων που συνδέει. Τα αρχικά βάρη συνήθως υποθέτουμε ότι είναι μικροί, θετικοί αριθμοί και συνήθως εκχωρούνται τυχαία.
- **Συναρτήσεις ενεργοποίησης:** Μπορούν να χρησιμοποιηθούν πολλοί διαφορετικοί τύποι συναρτήσεων, π.χ. σιγμοειδής, Gauss, κατωφλίου κλπ.
- **Τεχνική μάθησης:** Η τεχνική που χρησιμοποιείται για τον καθορισμό των βαρών λέγεται τεχνική μάθησης. Η πιο κοινή προσέγγιση είναι κάποια μορφή οπισθοδιάδοσης (backpropagation). Η οπισθοδιάδοση είναι μια τεχνική μάθησης που προσαρμόζει τα βάρη με το να μεταδίδει τις αλλαγές στα βάρη προς τα πίσω, δηλαδή από τους κόμβους εξόδου στους κόμβους εισόδου.

- **Τερματισμός:** Η μάθηση τερματίζει είτε όταν όλες οι πλειάδες του συνόλου εκπαίδευσης έχουν διαδοθεί μέσω του δικτύου, είτε χρησιμοποιώντας κάποιες ενδείξεις του χρόνου ή του ρυθμού εμφάνισης λαθών.

Η τεχνική των νευρωνικών δικτύων σε προβλήματα κατηγοριοποίησης προσφέρει ορισμένα πλεονεκτήματα:

- Τα νευρωνικά δίκτυα είναι πιο ισχυρά από τα δένδρα απόφασης, εξαιτίας των βαρών
- Τα νευρωνικά δίκτυα βελτιώνουν την απόδοσή τους με τη μάθηση. Αυτό μπορεί να συνεχιστεί ακόμη και μετά την εφαρμογή του συνόλου εκπαίδευσης
- Η χρήση των νευρωνικών δικτύων μπορεί να παραλληλοποιηθεί για καλύτερη απόδοση.
- Υπάρχει χαμηλό σφάλμα κι επομένως υψηλός βαθμός ακρίβειας, εφόσον έχει εφαρμοστεί το κατάλληλο σύνολο εκπαίδευσης.
- Τα νευρωνικά δίκτυα είναι περισσότερο εύρωστα από τα δένδρα απόφασης σε περιβάλλοντα όπου υπάρχει θόρυβος.

Τα μειονεκτήματα χρήσης νευρωνικών δικτύων σε προβλήματα κατηγοριοποίησης είναι:

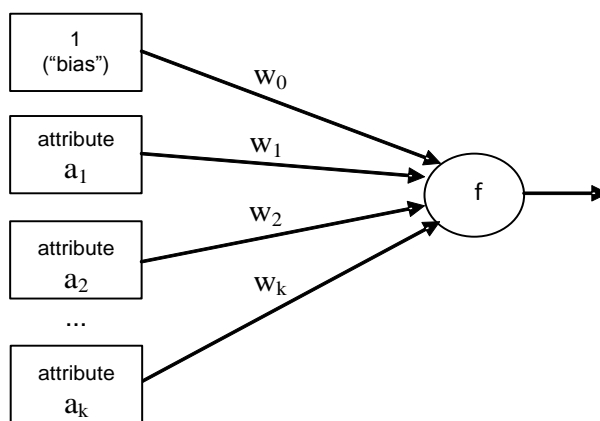
- Τα νευρωνικά δίκτυα είναι δύσκολα στην κατανόηση (σε σύγκριση με τα δένδρα απόφασης), ιδιαιτέρως από μη ειδικούς χρήστες
- Η δημιουργία κανόνων από νευρωνικά δίκτυα δεν είναι εύκολη
- Οι τιμές των χαρακτηριστικών εισόδου πρέπει να είναι αριθμητικές
- Δοκιμές
- Επαλήθευση
- Όπως και στα δένδρα αποφάσεων μπορεί να παρουσιαστεί υπερπροσαρμογή.
- Η φάση της μάθησης μπορεί να αποτύχει να συγκλίνει.
- Τα νευρωνικά δίκτυα μπορεί να είναι αρκετά ακριβά στη χρήση τους.

Τα νευρωνικά δίκτυα εφαρμόζονται στην αναγνώριση προτύπων, αναγνώριση και σύνθεση φωνής, ιατρικές εφαρμογές (διάγνωση, σχεδιασμό φαρμάκων), ανίχνευση λαθών, διάγνωση προβλημάτων, έλεγχο ρομποτικών συσκευών και όραση με τη χρήση υπολογιστή. Στον επιχειρηματικό τομέα τα νευρωνικά δίκτυα έχουν

χρησιμοποιηθεί για να παράσχουν συμβουλές στην κράτηση θέσεων για τις αεροπορικές εταιρίες, έτσι ώστε να αυξηθεί το κέρδος. Αν και τα νευρωνικά δίκτυα μπορούν να λύσουν προβλήματα τα οποία φαίνονται περισσότερο δύσκολα για άλλες τεχνικές, απαιτούν μεγάλο χρόνο εκπαίδευσης (είναι ο χρόνος κατά τον οποίο λαμβάνει χώρα η μάθηση του νευρωνικού) κι έτσι δεν είναι κατάλληλα για εφαρμογές πραγματικού χρόνου. Τα νευρωνικά δίκτυα μπορεί να περιέχουν πολλά υπολογιστικά στοιχεία, γι'αυτό μπορούν να χρησιμοποιηθούν σε μαζικά παράλληλα συστήματα.

Τα απλούστερα νευρωνικά δίκτυα είναι τα Perceptron. Ένα Perceptron είναι ένας νευρώνας με πολλαπλές εισόδους και μια έξοδο. Ένα απλό Perceptron μπορεί να χρησιμοποιηθεί για την κατηγοριοποίηση σε δύο κλάσεις. Χρησιμοποιώντας μια μονοπολική συνάρτηση ενεργοποίησης, η έξοδος 1 θα χρησιμοποιηθεί για να κατηγοριοποιήσει τη μια κατηγορία, ενώ η έξοδος 0 θα χρησιμοποιηθεί για να κατηγοριοποιήσει την άλλη κατηγορία. Η Εικόνα 24 παρουσιάζει ένα απλό Perceptron με $k+1$ εισόδους και συνάρτηση ενεργοποίησης f , η οποία εφαρμόζεται στην τιμή $S=w_0+w_1a_1+w_2a_2+\dots+w_ka_k$. Μια απλή συνάρτηση ενεργοποίησης που

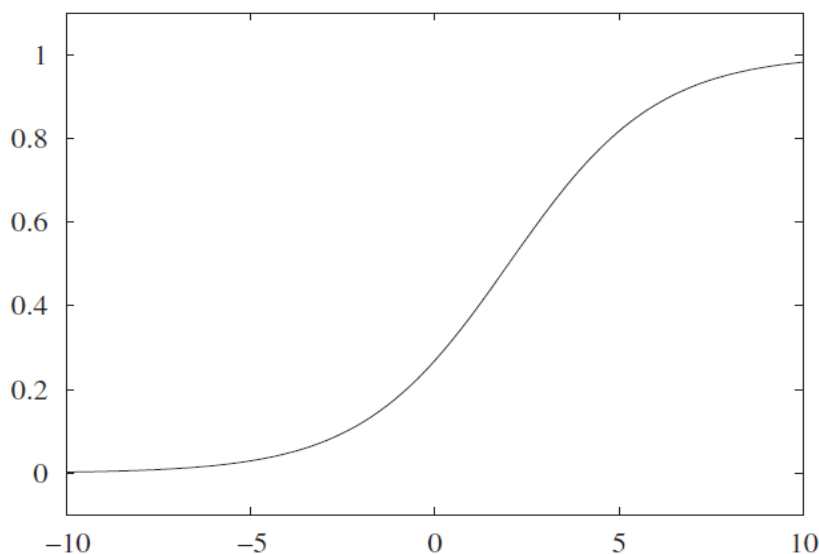
μπορεί να χρησιμοποιηθεί είναι η συνάρτηση κατωφλίου: $f = \begin{cases} 1, & \text{αν } S > 0 \\ 0, & \text{αλλιώς} \end{cases}$



Εικόνα 24. Απλό νευρωνικό δίκτυο Perceptron

5.5.4 Λογιστική Παλινδρόμηση (Logistic Regression)

Σε αντίθεση με τη γραμμική παλινδρόμηση, όπου ταιριάζουμε τα δεδομένα σε μια ευθεία γραμμή, η λογιστική παλινδρόμηση χρησιμοποιεί μια λογιστική καμπύλη, όπως παρουσιάζεται στο Γράφημα 15.



Γράφημα 15. Καμπύλη λογιστικής παλινδρόμησης

Ο τύπος για μια λογιστική καμπύλη μιας μεταβλητής είναι

$$p = \frac{e^{(c_0+c_1x_1)}}{1 + e^{(c_0+c_1x_1)}}$$

Η λογιστική καμπύλη δίνει μια τιμή μεταξύ 0 και 1 έτσι ώστε να μπορεί να θεωρηθεί σαν την πιθανότητα συμμετοχής σε κάποια κατηγορία. Όπως και με τη γραμμική παλινδρόμηση, μπορεί να χρησιμοποιηθεί όταν απαιτείται η κατηγοριοποίηση σε δύο κλάσεις. Για να εκτελέσουμε την παλινδρόμηση, μπορεί να εφαρμοστεί η λογαριθμική συνάρτηση έτσι ώστε να πάρουμε τη λογιστική συνάρτηση

$$\ln\left(\frac{p}{1-p}\right) = c_0 + c_1x_1$$

Στον παραπάνω τύπο, p είναι η πιθανότητα το στοιχείο να ανήκει στην κατηγορία και $1-p$ είναι η πιθανότητα να μην ανήκει σε αυτήν. Ωστόσο, η διαδικασία επιλέγει τιμές για το c_0 και το c_1 , οι οποίες μεγιστοποιούν την πιθανότητα εμφάνισης των δεδομένων τιμών.

5.5.5 Απλός αλγόριθμος απόστασης

Αν έχουμε έναν αντιπρόσωπο από κάθε κατηγορία μπορούμε να πραγματοποιήσουμε την κατηγοριοποίηση εκχωρώντας κάθε πλειάδα στην κατηγορία με την οποία μοιάζει περισσότερο. Υποθέτουμε εδώ ότι κάθε πλειάδα, t_i , της βάσης δεδομένων

ορίζεται ως ένα διάνυσμα $t_{i1}, t_{i2}, \dots, t_{ik}$ από αριθμητικές τιμές. Ομοίως υποθέτουμε ότι κάθε κατηγορία C_j είναι ορισμένη από μια πλειάδα $C_{j1}, C_{j2}, \dots, C_{jk}$ από αριθμητικές τιμές. Σε αυτή την περίπτωση, το πρόβλημα της κατηγοριοποίησης ορίζεται ως εξής:

Ορισμός: Δεδομένης μιας βάσης δεδομένων $D = \{t_1, t_2, \dots, t_n\}$, με n πλειάδες, όπου κάθε πλειάδα $t_i = \langle t_{i1}, t_{i2}, \dots, t_{ik} \rangle$ περιέχει αριθμητικές τιμές και ενός συνόλου από κατηγορίες $C = \{C_1, C_2, \dots, C_m\}$, όπου κάθε κατηγορία $C_j = \langle C_{j1}, C_{j2}, \dots, C_{jk} \rangle$ έχει αριθμητικές τιμές, το πρόβλημα της κατηγοριοποίησης έγκειται στο να εκχωρήσουμε κάθε μια πλειάδα t_i στην κατηγορία C_j έτσι ώστε $\text{dis}(t_i, C_j) \leq \text{dis}(t_i, C_l) \forall C_l \in C$ όπου $C_l \neq C_j$.

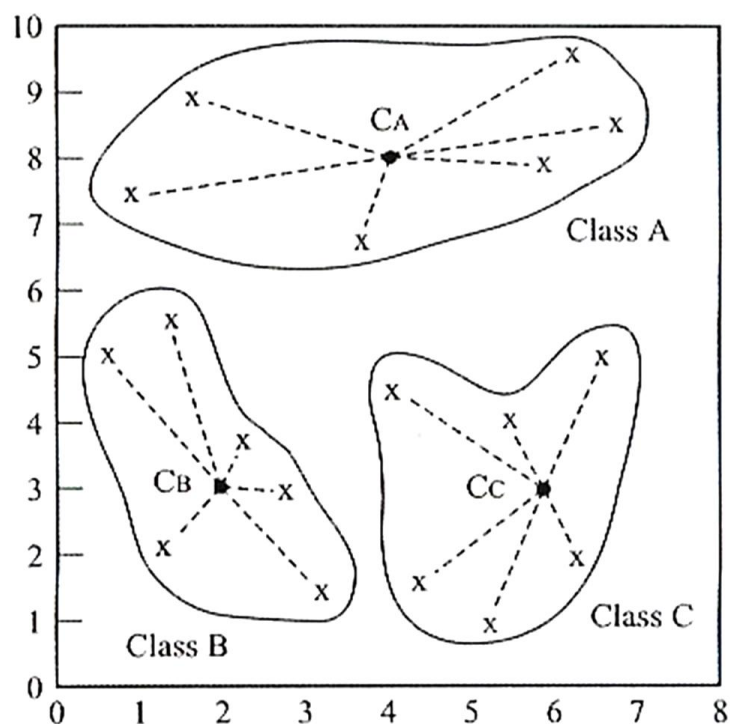
Για να μετρήσουμε αυτά τα μέτρα απόστασης, πρέπει να καθοριστεί το αντιπροσωπευτικό διάνυσμα για κάθε μια κατηγορία. Για παράδειγμα, αν διαιρέσουμε το χώρο σε ορθογώνιες περιοχές και ορίσουμε το κέντρο κάθε περιοχής ως το αντιπροσωπευτικό διάνυσμα για κάθε κατηγορία, τότε μια απλή τεχνική κατηγοριοποίησης θα ήταν η τοποθέτηση κάθε στοιχείου στην κατηγορία στην οποία το στοιχείο αυτό θα ήταν πλησιέστερο στο κέντρο της κατηγορίας αυτής. Το αντιπροσωπευτικό διάνυσμα της κάθε κατηγορίας μπορεί να βρεθεί με διάφορους τρόπους, όπως για παράδειγμα, στα προβλήματα αναγνώρισης προτύπου, ένα πρότυπο ορισμένο εκ των προτέρων μπορεί να χρησιμοποιηθεί για να αντιπροσωπεύσει κάθε κατηγορία. Κάθε στοιχείο που πρόκειται να κατηγοριοποιηθεί, συγκρίνεται με κάθε ένα από τα εκ των προτέρων ορισμένα πρότυπα και το στοιχείο θα τοποθετηθεί σε εκείνη την κατηγορία με τη μικρότερη τιμή απόστασης.

Ο αλγόριθμος που δίνεται παρακάτω παρουσιάζει μια απλή προσέγγιση που βασίζεται στην απόσταση, δεδομένου ότι κάθε κατηγορία, c_i , αναπαριστάται από το κέντρο της ή από το κέντρο βάρους. Στον αλγόριθμο χρησιμοποιούμε το c_i ως το κέντρο της κάθε κατηγορίας. Αφού η κάθε πλειάδα πρέπει να συγκριθεί με το κέντρο της κάθε κατηγορίας και αφού υπάρχει ένας σταθερός (συνήθως μικρός) αριθμός από κατηγορίες, η πολυπλοκότητα για την κατηγοριοποίηση μιας πλειάδας είναι $O(n)$.

Είσοδος:	c_1, c_2, \dots, c_m	// Κέντρα κλάσεων
	t	// Πλειάδα προς κατηγοριοποίηση
Έξοδος:	c	// Κλάση όπου θα κατηγοριοποιηθεί η t
Απλός αλγόριθμος βασισμένος στην απόσταση		
	Απόσταση = ∞ ;	
	Για i από 1 μέχρι m επανέλαβε	
	Αν $\text{dis}(c_i, t) < \text{Απόσταση}$ τότε	
	$c = i$	
	Απόσταση = $\text{dis}(c_i, t)$;	
	Τέλος αν	
Τέλος		

Εικόνα 25. Απλός αλγόριθμος απόστασης

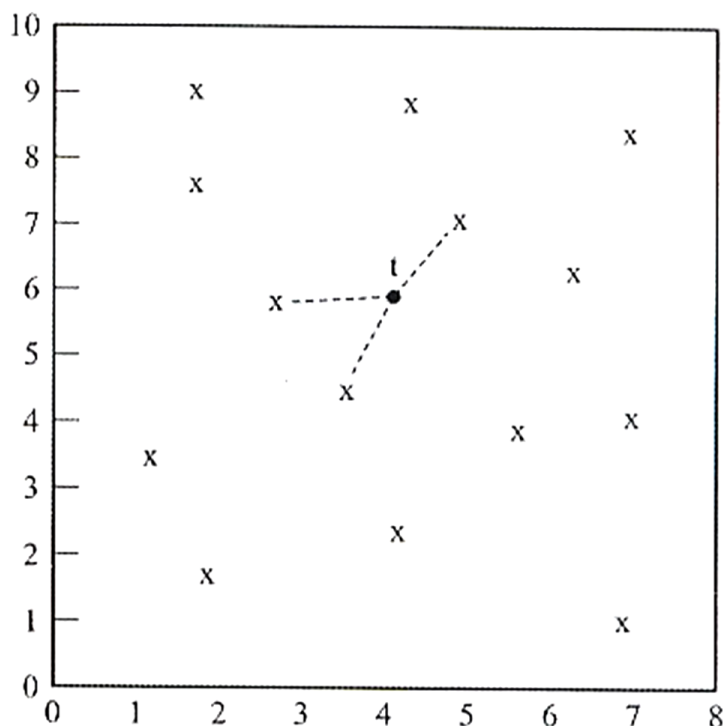
Το ακόλουθο σχήμα επεξηγεί τη χρήση αυτής της προσέγγισης που πραγματοποιεί την κατηγοριοποίηση, παρουσιάζοντας τρεις κατηγορίες και την απόσταση κάθε στοιχείου από το κοντινότερο κέντρο κατηγορίας (διακεκομμένη γραμμή).



Εικόνα 26. Κατηγοριοποίηση με χρήση του απλού αλγορίθμου απόστασης

5.5.6 K πλησιέστεροι γείτονες (K Nearest Neighbors-KNN)

Η μέθοδος κατηγοριοποίησης των K πλησιέστερων γειτόνων στηρίζεται στη χρήση μέτρων βασισμένων στην απόσταση. Η τεχνική KNN προϋποθέτει ότι το σύνολο εκπαίδευσης δεν περιλαμβάνει μόνο τα δεδομένα αλλά επίσης και την επιθυμητή κατηγοριοποίηση για κάθε στοιχείο. Αυτό έχει ως αποτέλεσμα τα δεδομένα εκπαίδευσης να αποτελούν το μοντέλο κατηγοριοποίησης. Όταν πρόκειται να γίνει μια κατηγοριοποίηση για ένα καινούργιο στοιχείο, πρέπει να καθοριστεί η απόστασή του από κάθε στοιχείο του συνόλου εκπαίδευσης και μόνο οι K πλησιέστερες εκχωρήσεις στο σύνολο εκπαίδευσης λαμβάνονται υπόψη στη συνέχεια. Το νέο στοιχείο τοποθετείται στην κατηγορία που περιέχει τα περισσότερα στοιχεία από το σύνολο των \hat{E} κοντινότερων στοιχείων. Η Εικόνα 28 παρουσιάζει ένα παράδειγμα χρησιμοποίησης του αλγορίθμου KNN, όπου φαίνονται τα σημεία του συνόλου εκπαίδευσης και τα τρία κοντινότερα στοιχεία στο προς κατηγοριοποίηση στοιχείο t. Το t θα τοποθετηθεί στην κατηγορία στην οποία ανήκουν τα περισσότερα από αυτά τα \hat{E} στοιχεία.



Εικόνα 27. Κατηγοριοποίηση με χρήση του αλγορίθμου KNN

Ο αλγόριθμος που δίνεται παρακάτω περιγράφει τη χρήση του KNN αλγορίθμου. Κάθε πλειάδα που θα κατηγοριοποιηθεί θα πρέπει να συγκριθεί με κάθε ένα στοιχείο

του συνόλου των δεδομένων εκπαίδευσης και αν υπάρχουν q στοιχεία στο σύνολο εκπαίδευσης, τότε το πρόβλημα αυτό είναι $O(q)$ πρόβλημα, ενώ αν τα στοιχεία που θα κατηγοριοποιηθούν είναι n , τότε αυτό γίνεται $O(nq)$ πρόβλημα. Δεδομένου ότι τα δεδομένα εκπαίδευσης είναι σταθερού μεγέθους (αν και ίσως αρκετά μεγάλου), μπορεί να θεωρηθεί σαν $O(n)$ πρόβλημα.

Σημειωτέον ότι η τεχνική KNN είναι υπερβολικά ευαίσθητη στην τιμή του \hat{E} , δηλαδή στον αριθμό των πλησιέστερων γειτόνων που χρησιμοποιούνται για την κατηγοριοποίηση. Οι αλγόριθμοι του εμπορίου χρησιμοποιούν συχνά ως προεπιλεγμένη τιμή το 10. Σύμφωνα με μια εμπειρική μέθοδο πρέπει να ισχύει ότι:

$$\hat{E} \leq \sqrt{\text{αριθμός στοιχείων εκπαίδευσης}}$$

Τα μέτρα απόστασης που χρησιμοποιούνται συνήθως για να δώσουν την απόσταση μεταξύ δύο πλειάδων t_i και t_j είναι τα εξής:

- **Ευκλείδεια απόσταση**

$$dis(t_i, t_j) = \sqrt{\sum_{h=1}^k (t_{ih} - t_{jh})^2}$$

- **Απόσταση Manhattan**

$$dis(t_i, t_j) = \sum_{h=1}^k |t_{ih} - t_{jh}|$$

Στους παραπάνω μαθηματικούς τύπους, ο δείκτης h υποδηλώνει το κάθε χαρακτηριστικό (attribute) της πλειάδας. Για να υπάρξει μια προσαρμογή για τις διαφορετικές κλίμακες που υπάρχουν ανάμεσα στις τιμές των διαφορετικών χαρακτηριστικών, οι τιμές μπορούν να κανονικοποιηθούν στο διάστημα $[0, 1]$. Εάν χρησιμοποιούνται ονομαστικές παρά αριθμητικές τιμές, χρειάζεται μια προσέγγιση η οποία θα καθορίσει τη διαφορά. Μια μέθοδος είναι να οριστεί μια διαφορά 0, εάν οι τιμές είναι ίδιες, και 1 εάν οι τιμές είναι διαφορετικές.

Είσοδος: T // Σύνολο δεδομένων εκπαίδευσης
 K // Αριθμός κοντινότερων γειτόνων
 T // πλειάδα προς κατηγοριοποίηση
Έξοδος: c // Κλάση όπου θα κατηγοριοποιηθεί η t

Αλγόριθμος KNN

$N = \emptyset$

Για κάθε $d \in T$ επανάλαβε

Αν $|N| \leq K$ τότε

$N = N \cup \{d\}$;

Αλλιώς

Αν $\exists u \in N$ τέτοιο ώστε $\text{dis}(t, u) \geq \text{dis}(t, d)$, τότε

$N = N - \{u\}$;

$N = N \cup \{d\}$;

Τέλος αν

Τέλος αν

Τέλος επανάληψης

$c =$ κλάση όπου κατηγοριοποιούνται τα περισσότερα $u \in N$

Τέλος

Εικόνα 28. Αλγόριθμος KNN

ΒΙΒΛΙΟΓΡΑΦΙΑ ΚΕΦΑΛΑΙΟΥ 5

- [1] U. M. Fayyad, G. Piatetsky-Shapiro, and P. Smyth, “From Data Mining to Knowledge Discovery”, AI Magazine Vol. 17, 1996
- [2] R. R. Bouckaert, E. Frank, M. Hall, R. Kirkby, P. Reutemann, A. Seewald, D. Scuse, “WEKA Manual for Version 3-6-2”, 2010
- [3] S. Haykin, “Neural Networks: A Comprehensive Foundation”, Macmillan Publishing Company, N.Y, 1999
- [4] M. H. Dunham, “Data Mining: Εισαγωγικά και προηγμένα θέματα Εξόρυξης Γνώσης από Δεδομένα”, Εκδόσεις Νέων Τεχνολογιών, 2004
- [5] R.J.Roiger, M.W.Geatz, “Εξόρυξη Πληροφορίας: ένας εισαγωγικός οδηγός με παραδείγματα”, Εκδόσεις Κλειδάριθμος, 2008
- [6] Jan H. Witten & Eibe Frank. “Data mining: practical machine learning tools and techniques”, Morgan Kaufmann publishers, 2005
- [7] Jiawei Han & Micheline Kamber, “Data mining: concepts and techniques”, Morgan Kaufmann publishers, 2006

6 ΑΝΑΛΥΣΗ ΠΟΙΟΤΗΤΑΣ ΤΗΛΕΦΩΝΙΑΣ ΚΑΙ ΒΙΝΤΕΟΤΗΛΕΦΩΝΙΑΣ ΜΕ ΧΡΗΣΗ ΕΞΟΡΥΞΗΣ ΓΝΩΣΗΣ

Σε αυτό το μέρος παρουσιάζουμε ορισμένες τεχνικές πρόβλεψης της ποιότητας φωνής (LQ) και της ποιότητας βίντεο (PSNR) με τη μέθοδο της κατηγοριοποίησης στις κλάσεις A [1, 2), B [2, 3), C [3, 4), D [4, 5) και 22-24, 24-26, 26-28, 28-30, 30-32 dB αντίστοιχα. Τα δεδομένα εκπαίδευσης/δοκιμής προέρχονται από βάσεις που περιλαμβάνουν κλήσεις (σε δίκτυο GSM και UMTS) και βιντεοκλήσεις. Τα μοντέλα κατηγοριοποίησης που χρησιμοποιήθηκαν ήταν: δένδρο απόφασης (αλγόριθμος J48), νευρωνικό δίκτυο (Multilayer Perceptron-MLP), απλοϊκή κατηγοριοποίηση κατά Bayes (naïve Bayes), K πλησιέστεροι γείτονες (αλγόριθμος IBk). Όλες οι τεχνικές έχουν περιγραφεί σε προηγούμενη ενότητα. Παρακάτω θα δοθεί έμφαση στο δένδρο απόφασης και στο νευρωνικό δίκτυο, καθώς προσφέρονται για καλύτερη οπτικοποίηση των αποτελεσμάτων, ενώ θα πραγματοποιηθεί σύγκριση μεταξύ των διαφόρων τεχνικών ως προς την ακρίβειά τους.

6.1 GSM ΚΛΗΣΕΙΣ

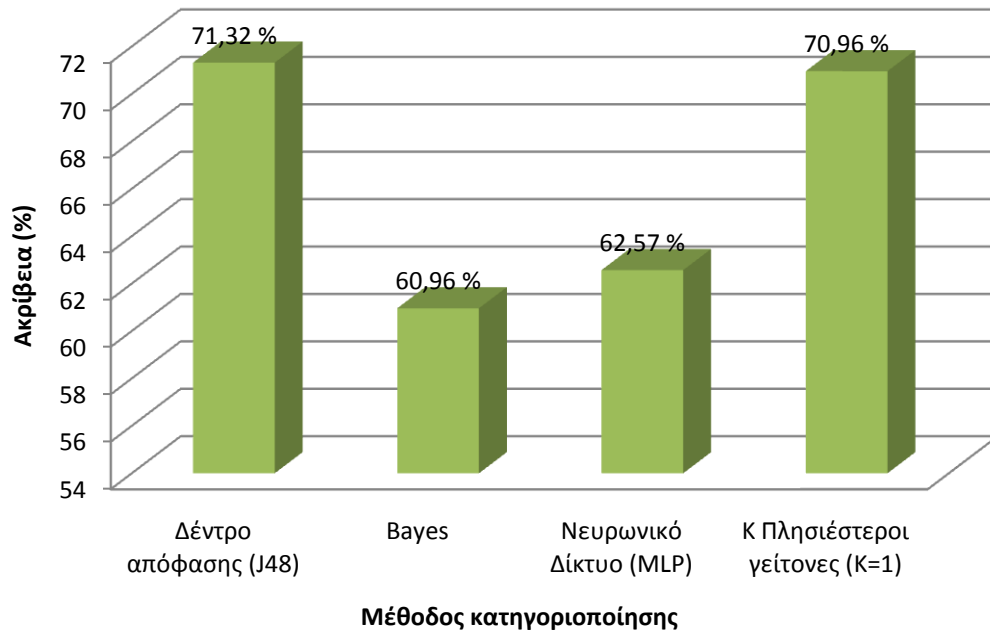
Χρησιμοποιήθηκε ένα σύνολο με τα χαρακτηριστικά RxQual, RxLev και στόχος ήταν η πρόβλεψη της ποιότητας φωνής. Προκειμένου να εξομαλύνουμε την ανισοκατανομή που παρουσίασαν τα δεδομένα (μεγάλο πλήθος δειγμάτων ήταν συγκεντρωμένο στις κλάσεις C και D), χρησιμοποιήσαμε το φίλτρο resample με τιμή 0.7 στο πεδίο biasToUniformClass. Η μέθοδος επιλογής των σημαντικότερων χαρακτηριστικών Best First υπέδειξε και τα δύο χαρακτηριστικά ως απαραίτητα για να ληφθούν υπόψη στην ανάλυση. Η βέλτιστη μέθοδος δοκιμής για τους αλγορίθμους J48, MLP, IBk ήταν η 10-fold cross validation, ενώ για τον αλγόριθμο naïve Bayes ήταν η percentage split 66%.

Ο αλγόριθμος J48 παράγει ένα δένδρο, με ή χωρίς κλάδεμα, τύπου C4.5. Το μέγεθος του δένδρου (δηλ. το σύνολο των κόμβων) είναι 47 και ο αριθμός των φύλλων 24. Σε κάθε φύλλο αναγράφεται το όνομα της κλάσης, ο αριθμός των κατηγοριοποιήσεων στη συγκεκριμένη κατηγορία και ο αριθμός των λανθασμένων κατηγοριοποιήσεων (αν υπάρχουν), οποίος διαχωρίζεται με ένα “/”.

Sigmoid Node 0	Sigmoid Node 4
Inputs Weights	Inputs Weights
Threshold 0.6196950393421946	Threshold -2.9366697433565663
Node 4 4.43380274242429	Attrib RxLev 2.825197261804398
Node 5 -6.48589135182957	Attrib RxQual 9.29635903504641
Node 6 -2.83843830562642	Sigmoid Node 5
Node 7 -2.6023405613246555	Inputs Weights
Node 8 1.2608269194874417	Threshold 5.142233763517633
Sigmoid Node 1	Attrib RxLev 1.222362483637872
Inputs Weights	Attrib RxQual -8.525731584564102
Threshold -3.736249919627331	Sigmoid Node 6
Node 4 -7.240438199127923	Inputs Weights
Node 5 2.8363087197736476	Threshold -10.960778951737163
Node 6 -3.158839974863409	Attrib RxLev -0.35970153597661564
Node 7 1.4759677617415503	Attrib RxQual -11.994559023258565
Node 8 4.909026596260737	Sigmoid Node 7
Sigmoid Node 2	Inputs Weights
Inputs Weights	Threshold -7.5276415245578745
Threshold -1.7288747523669756	Attrib RxLev 16.078194536937257
Node 4 1.8917786935558547	Attrib RxQual -15.466638207689224
Node 5 2.5624067414775946	Sigmoid Node 8
Node 6 1.3343946318553206	Inputs Weights
Node 7 -2.03480436405933	Threshold -5.863532926679337
Node 8 -6.348236533958327	Attrib RxLev -5.417572263235511
Sigmoid Node 3	Attrib RxQual 9.830118414369103
Inputs Weights	
Threshold -2.8733510574118095	
Node 4 -1.9833945225355247	
Node 5 -0.12363337617340053	
Node 6 1.6600056138830963	
Node 7 1.5501150779040112	
Node 8 -0.9551636422846835	

Εικόνα 31. Στοιχεία νευρωνικού δικτύου για GSM

Στο ακόλουθο γράφημα απεικονίζεται η ακρίβεια για τις πέντε διαφορετικές μεθόδους κατηγοριοποίησης που χρησιμοποιήθηκαν. Η ακρίβεια (ή απόδοση) ενός μοντέλου περιγράφεται από το συνολικό ποσοστό των σωστών κατηγοριοποιήσεων.

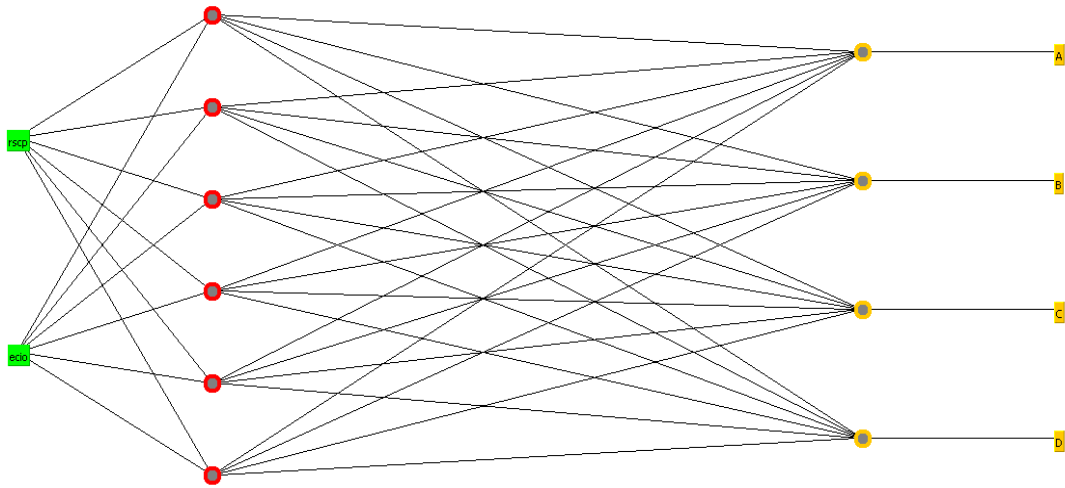


Γράφημα 16. Σύγκριση της ακρίβειας μεταξύ των διαφόρων μοντέλων στη βάση GSM

6.2 UMTS ΚΑΗΣΕΙΣ

Το σύνολο δεδομένων που χρησιμοποιήθηκε, είχε τα χαρακτηριστικά RSCP, EcIo σαν είσοδο, και το χαρακτηριστικό LQ σαν έξοδο. Η ανισοκατανομή των δεδομένων αντιμετωπίστηκε με χρήση του φίλτρου resample με την παράμετρο biasToUniformClass ρυθμισμένη στο 0.6. Η μέθοδος επιλογής των σημαντικότερων χαρακτηριστικών Best First θεώρησε και τα δύο χαρακτηριστικά RSCP και EcIo ως σημαντικά. Η βέλτιστη μέθοδος δοκιμής για τους αλγορίθμους J48 και IBk ήταν η 10-fold cross validation ενώ για τους αλγορίθμους naïve Bayes και MLP ήταν η percentage split 66%.

Όσον αφορά στο δένδρο, το μέγεθός του είναι 71 και ο αριθμός των φύλλων 36.

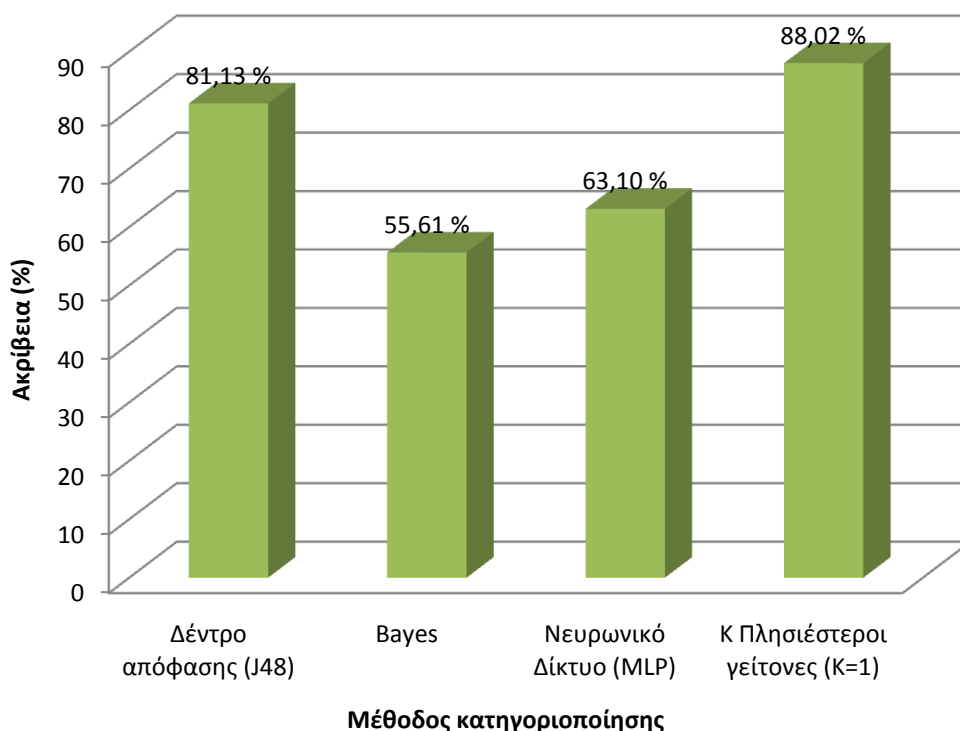


Εικόνα 33. Νευρωνικό δίκτυο για ποιότητα φωνής σε UMTS

Sigmoid Node 0		Node 7	0.4305522960587569
Inputs	Weights	Node 8	2.3007031349418097
Threshold	3.888826633287054	Node 9	-5.881082060755742
Node 4	-6.6864740515118175	Sigmoid Node 4	
Node 5	-3.6283427380256725	Inputs	Weights
Node 6	-8.112301160209087	Threshold	-1.222804619364163
Node 7	-7.754301079099322	Attrib rscp	-11.004009450154141
Node 8	-12.177123624786233	Attrib ecio	10.545987575064766
Node 9	9.362380252235498	Sigmoid Node 5	
Sigmoid Node 1		Inputs	Weights
Inputs	Weights	Threshold	-5.2773880385078025
Threshold	-6.0216914812784745	Attrib rscp	-8.013491743637992
Node 4	7.8633593568752165	Attrib ecio	13.04697149864231
Node 5	-4.962455404497026	Sigmoid Node 6	
Node 6	10.811402066381103	Inputs	Weights
Node 7	-3.549974077023676	Threshold	-7.4647670219549855
Node 8	3.732656575377205	Attrib rscp	12.879069123783589
Node 9	7.57762671430623	Attrib ecio	-11.34769277606562
Sigmoid Node 2		Sigmoid Node 7	
Inputs	Weights	Inputs	Weights
Threshold	-1.081357332548935	Threshold	1.276793582584467
Node 4	0.3610363395357313	Attrib rscp	-3.855749849562543
Node 5	1.2872250443748317	Attrib ecio	-12.559398395280324
Node 6	-0.061147416982853114	Sigmoid Node 8	
Node 7	0.5530568088002025	Inputs	Weights
Node 8	-0.3930814757801662	Threshold	-6.027531112085024
Node 9	-3.650958450760106	Attrib rscp	13.010590431194986
Sigmoid Node 3		Attrib ecio	-0.6212862965079564
Inputs	Weights	Sigmoid Node 9	
Threshold	-2.519739092010057	Inputs	Weights
Node 4	0.9139730694931755	Threshold	-11.354843205048228
Node 5	0.07772972197240224	Attrib rscp	-3.1916719740165442
Node 6	0.15643967552489116	Attrib ecio	-11.23716752853968

Εικόνα 34. Στοιχεία νευρωνικού δικτύου για UMTS

Στο παρακάτω γράφημα παρουσιάζεται η ακρίβεια για τις πέντε διαφορετικές μεθόδους κατηγοριοποίησης που χρησιμοποιήθηκαν.



Γράφημα 17. Σύγκριση της ακρίβειας μεταξύ των διαφόρων μοντέλων στη βάση UMTS

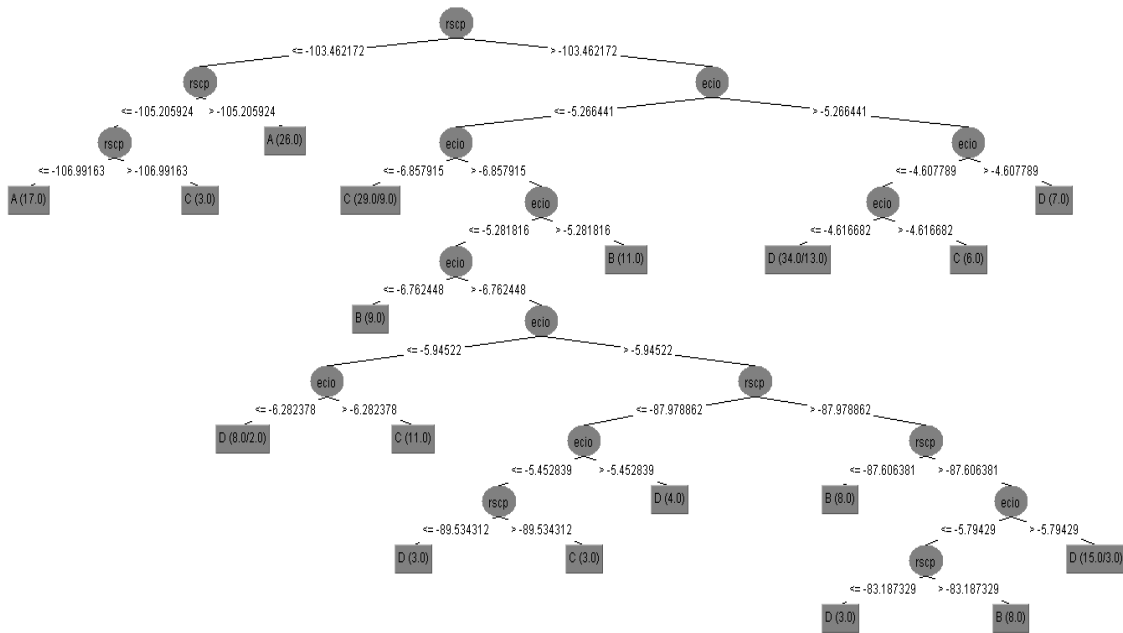
6.3 ΒΙΝΤΕΟΚΛΗΣΕΙΣ

Στην ενότητα αυτή έχει γίνει ξεχωριστή ανάλυση για την πρόβλεψη της ποιότητας φωνής και για την πρόβλεψη της ποιότητας βίντεο.

- **Ποιότητα φωνής**

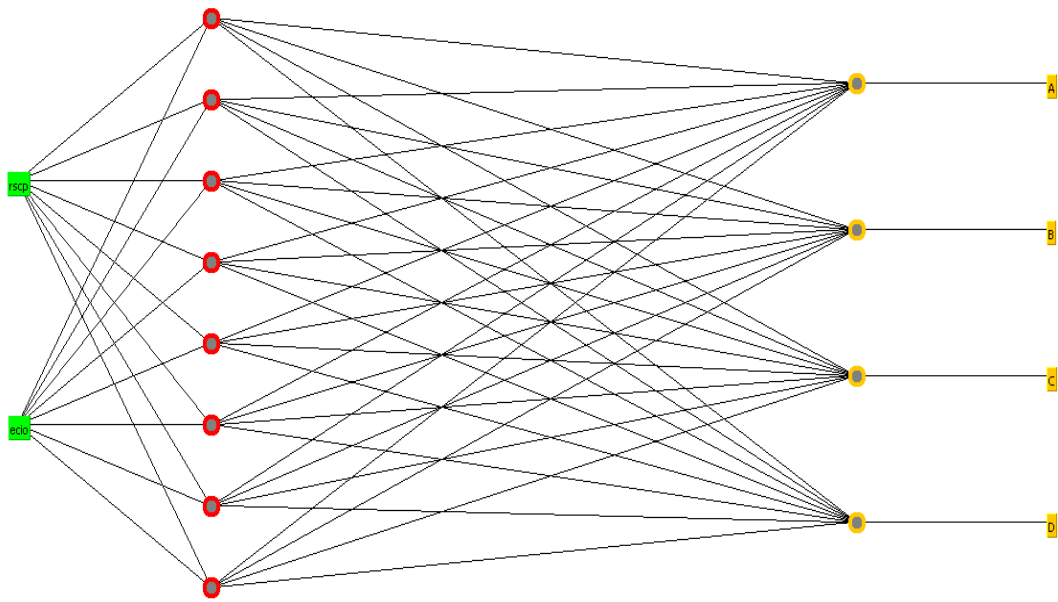
Το σύνολο δεδομένων που χρησιμοποιήθηκε είχε σαν είσοδο τα χαρακτηριστικά RSCP και EcIo και σαν έξοδο το χαρακτηριστικό LQ. Η ανισοκατανομή των δεδομένων αντιμετωπίστηκε με χρήση του φίλτρου resample με την τιμή biasToUniformClass ίση με 0.7. Σύμφωνα με τη μέθοδο επιλογής των σημαντικότερων χαρακτηριστικών Best First τα χαρακτηριστικά RSCP και EcIo χρησιμοποιούνται στη διαδικασία κατηγοριοποίησης. Η βέλτιστη μέθοδος δοκιμής για τους αλγορίθμους naïve Bayes, MLP και IBk ήταν η 10-fold cross validation ενώ για τον αλγόριθμο J48 ήταν η percentage split 66%.

Όσον αφορά στο δένδρο, το μέγεθός του είναι 35 και ο αριθμός των φύλλων 18.



Εικόνα 35. Δένδρο απόφασης για ποιότητα φωνής σε βιντεοκλήσεις

Το νευρωνικό δίκτυο έχει σαν είσοδο τα χαρακτηριστικά RSCP και EcIo ενώ μεταξύ εισόδου και εξόδου μεσολαβεί ένα κρυμμένο στρώμα με 8 κρυμμένους κόμβους. Οι συναρτήσεις ενεργοποίησης των κόμβων είναι σιγμοειδείς. Το κατώφλι ενεργοποίησης κάθε κόμβου και το βάρος κάθε τόξου απεικονίζονται παρακάτω, όπου οι κόμβοι 0, 1, 2, 3 αναπαριστούν τις κατηγορίες A, B, C, D αντίστοιχα, ενώ οι κόμβοι 4-11 είναι οι κρυμμένοι κόμβοι.



Εικόνα 36. Νευρωνικό δίκτυο για ποιότητα φωνής σε βιντεοκλήσεις

Sigmoid Node 0
 Inputs Weights
 Threshold -4.014001440593491
 Node 4 -4.620008701191168
 Node 5 4.674737332384028
 Node 6 -1.9435081157159124
 Node 7 2.927278585466158
 Node 8 0.21741240863518177
 Node 9 -4.48895813730103
 Node 10 -2.2414367983617507
 Node 11 4.76810983953883

Sigmoid Node 1
 Inputs Weights
 Threshold 1.5825690190861592
 Node 4 2.788541908956329
 Node 5 -3.7853763904496374
 Node 6 -8.801407679878464
 Node 7 -6.349588242353708
 Node 8 -4.898533044564678
 Node 9 -7.805392025431951
 Node 10 6.958827939929435
 Node 11 -2.6919265474563936

Sigmoid Node 2
 Inputs Weights
 Threshold -2.7770295171886983
 Node 4 3.29242234754946
 Node 5 -3.639272370663738
 Node 6 2.190025077198449
 Node 7 4.550529229091848
 Node 8 -3.4533613812587345
 Node 9 0.5830045927016674
 Node 10 -4.113384725181961
 Node 11 -1.4871645432062706

Sigmoid Node 3
 Inputs Weights

Sigmoid Node 4
 Inputs Weights
 Threshold 5.126826900115941
 Attrib rscp 7.018637361681977
 Attrib ecio -5.58662144431249

Sigmoid Node 5
 Inputs Weights
 Threshold -4.556436271413263
 Attrib rscp -7.806353924135504
 Attrib ecio -0.2178086461323342

Sigmoid Node 6
 Inputs Weights
 Threshold -12.823957194148083
 Attrib rscp 5.69416676216997
 Attrib ecio 15.076870762879969

Sigmoid Node 7
 Inputs Weights
 Threshold 0.4729971202638636
 Attrib rscp 0.14813650991333027
 Attrib ecio -10.927050780939267

Sigmoid Node 8
 Inputs Weights
 Threshold 1.1715357966850728
 Attrib rscp 4.1804637466677805
 Attrib ecio -11.606547158814154

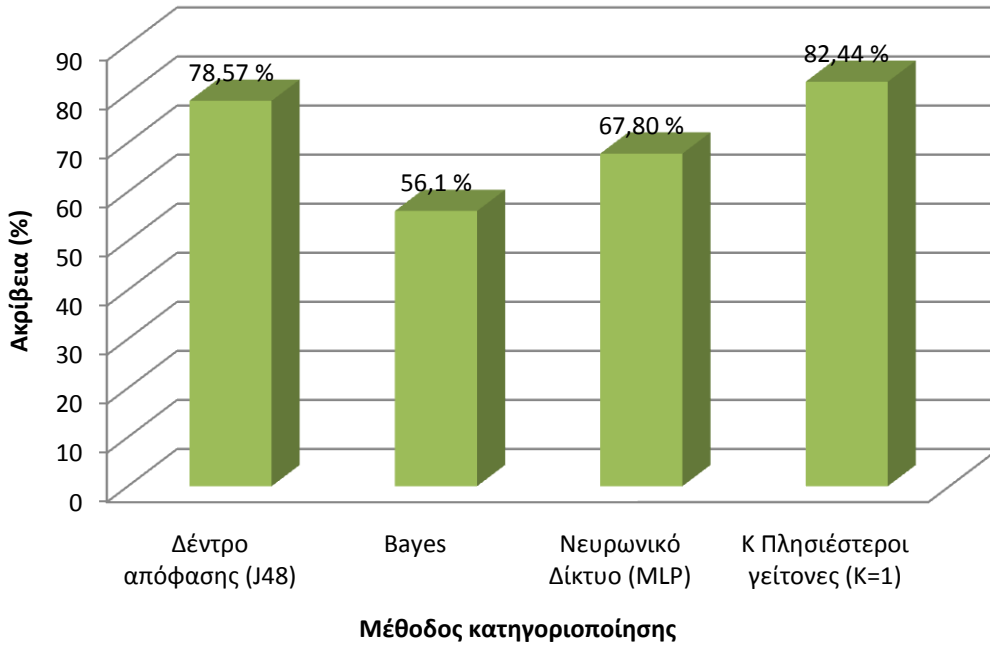
Sigmoid Node 9
 Inputs Weights
 Threshold -0.4682311255588137
 Attrib rscp 7.208269668742939
 Attrib ecio 6.859550760270256

Sigmoid Node 10
 Inputs Weights
 Threshold -9.518673920876225
 Attrib rscp 7.499824352482721
 Attrib ecio 12.705230334535992

Threshold	2.243036869506346	Sigmoid Node 11	
Node 4	-5.372142651506196	Inputs	Weights
Node 5	0.3444298443262364	Threshold	-5.1210483083890725
Node 6	2.8128564479814893	Attrib rscp	-6.160837332559143
Node 7	-2.2402474054036423	Attrib ecio	-2.891379020816468
Node 8	3.454001700826745		
Node 9	2.1796015575204857		
Node 10	-0.26942725246482596		
Node 11	-2.104130433192681		

Εικόνα 37. Στοιχεία νευρωνικού δικτύου για ποιότητα φωνής σε βιντεοκλήσεις

Παρακάτω απεικονίζεται η ακρίβεια για τις πέντε διαφορετικές μεθόδους κατηγοριοποίησης που χρησιμοποιήθηκαν.



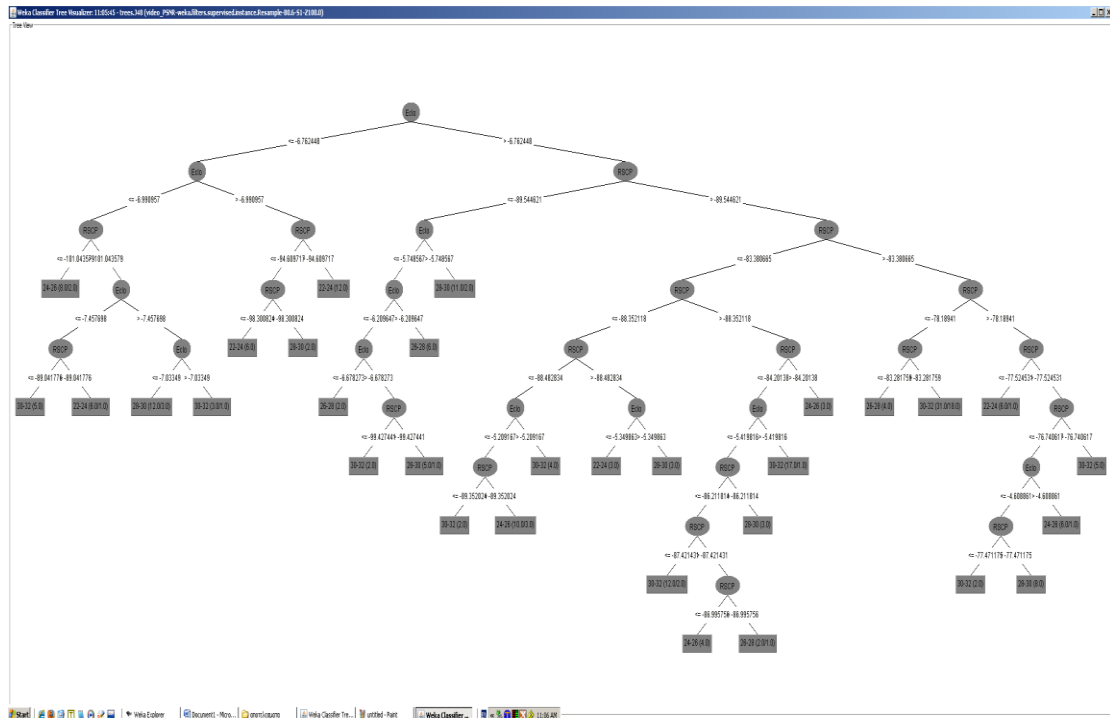
Γράφημα 18. Σύγκριση της ακρίβειας μεταξύ των διαφόρων μοντέλων στη βάση βιντεοκλήσεων (πρόβλεψη ποιότητας φωνής)

- **Ποιότητα βίντεο**

Το σύνολο δεδομένων που χρησιμοποιήθηκε είχε ως χαρακτηριστικά εισόδου RSCP και EcIo και χαρακτηριστικό εξόδου το PSNR. Η παράμετρος του φίλτρου resample biasToUniformClass ρυθμίστηκε στο 0.6. Η μέθοδος επιλογής των σημαντικότερων

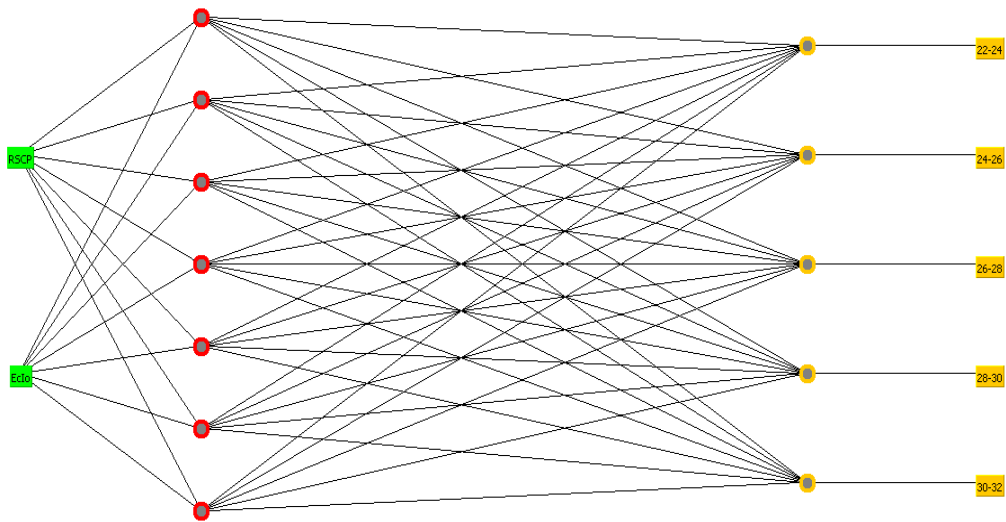
χαρακτηριστικών Best First προτείνει και τα δύο χαρακτηριστικά εισόδου στην κατασκευή των μοντέλων κατηγοριοποίησης. Η βέλτιστη μέθοδος δοκιμής και για τους τέσσερις αλγορίθμους ήταν η 10-fold cross validation.

Το μέγεθος του δένδρου είναι 61 ενώ ο αριθμός των φύλλων 31.



Εικόνα 38. Δένδρο απόφασης για ποιότητα βίντεο σε βιντεοκλήσεις

Το κρυμμένο στρώμα του νευρωνικού δικτύου αποτελείται από 7 κρυμμένους κόμβους. Οι συναρτήσεις ενεργοποίησης των κόμβων είναι σιγμοειδείς. Το κατώφλι ενεργοποίησης κάθε κόμβου και το βάρος κάθε τόξου απεικονίζονται παρακάτω, όπου οι κόμβοι 0, 1, 2, 3, 4 αναπαριστούν τις κατηγορίες 22-24, 24-26, 26-28, 28-30, 30-32 dB αντίστοιχα, ενώ οι κόμβοι 5-11 είναι οι κρυμμένοι κόμβοι.



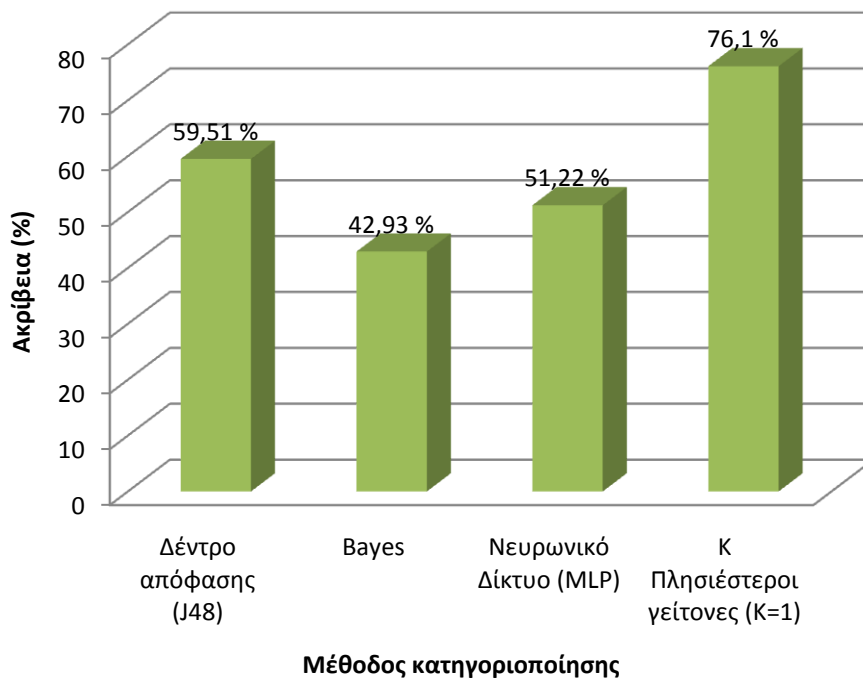
Εικόνα 39. Νευρωνικό δίκτυο για ποιότητα βίντεο σε βιντεοκλήσεις

<p>Sigmoid Node 0</p> <p>Inputs Weights</p> <p>Threshold 14.844307287939312</p> <p>Node 5 -21.49474483350092</p> <p>Node 6 -8.244949391439917</p> <p>Node 7 6.822716954562708</p> <p>Node 8 3.9321872689634656</p> <p>Node 9 -16.686169607255632</p> <p>Node 10 -25.48290453203524</p> <p>Node 11 2.7467648560372058</p>	<p>Sigmoid Node 4</p> <p>Inputs Weights</p> <p>Threshold -9.554312858892336</p> <p>Node 5 10.317934268227832</p> <p>Node 6 -15.63191801375374</p> <p>Node 7 13.420398183939753</p> <p>Node 8 -1.6628564910267547</p> <p>Node 9 -3.142932641082603</p> <p>Node 10 12.022886580596245</p> <p>Node 11 -0.4158862114076944</p>
<p>Sigmoid Node 1</p> <p>Inputs Weights</p> <p>Threshold -4.595779267964058</p> <p>Node 5 3.1716773582594877</p> <p>Node 6 11.077813811009985</p> <p>Node 7 0.0658240893619891</p> <p>Node 8 -1.2518237337452143</p> <p>Node 9 -2.67107330066587</p> <p>Node 10 -1.4312481529385466</p> <p>Node 11 0.2635091460713834</p>	<p>Sigmoid Node 5</p> <p>Inputs Weights</p> <p>Threshold -1.7710399912037469</p> <p>Attrib RSCP 10.0200148492045</p> <p>Attrib Eclo 32.855850038047826</p>
<p>Sigmoid Node 2</p> <p>Inputs Weights</p> <p>Threshold -1.8306743087614665</p> <p>Node 5 -0.5552751466305479</p> <p>Node 6 2.9022892665680518</p> <p>Node 7 -1.1004055485265258</p> <p>Node 8 1.5851156732456841</p> <p>Node 9 1.461247409532339</p> <p>Node 10 -4.67567881822812</p> <p>Node 11 -2.5352803362621357</p>	<p>Sigmoid Node 6</p> <p>Inputs Weights</p> <p>Threshold -8.525362504300995</p> <p>Attrib RSCP -11.467706137822676</p> <p>Attrib Eclo -8.817944411687217</p>
<p>Sigmoid Node 3</p> <p>Inputs Weights</p> <p>Threshold -3.131940958404725</p> <p>Node 5 -0.7466455904434085</p> <p>Node 6 0.811775235008573</p> <p>Node 7 -10.088703848801591</p> <p>Node 8 3.0673824243481786</p> <p>Node 9 4.778022403618501</p>	<p>Sigmoid Node 7</p> <p>Inputs Weights</p> <p>Threshold -7.331482644522606</p> <p>Attrib RSCP -19.84411841108339</p> <p>Attrib Eclo -13.754078806423284</p>
	<p>Sigmoid Node 8</p> <p>Inputs Weights</p> <p>Threshold 0.5667745133229525</p> <p>Attrib RSCP 18.041785136046514</p> <p>Attrib Eclo -17.332091344074414</p>
	<p>Sigmoid Node 9</p> <p>Inputs Weights</p> <p>Threshold -7.8716454251365</p> <p>Attrib RSCP -33.89305867801532</p> <p>Attrib Eclo 16.265098885620773</p>
	<p>Sigmoid Node 10</p> <p>Inputs Weights</p> <p>Threshold -2.2390051578447854</p>

Node 10	-4.258513936768485	Attrib RSCP	-0.4341228531927593
Node 11	-3.4497428534229977	Attrib Eclo	-22.09497537714947
		Sigmoid Node 11	
		Inputs Weights	
		Threshold	-20.132767902662657
		Attrib RSCP	8.048117113661329
		Attrib Eclo	21.389884780802255

Εικόνα 40. Στοιχεία νευρωνικού δικτύου για ποιότητα βίντεο σε βιντεοκλήσεις

Τέλος, στο παρακάτω γράφημα απεικονίζεται η ακρίβεια για τις πέντε διαφορετικές μεθόδους κατηγοριοποίησης που χρησιμοποιήθηκαν.



Γράφημα 19. Σύγκριση της ακρίβειας μεταξύ των διαφόρων μοντέλων στη βάση βιντεοκλήσεων (πρόβλεψη ποιότητας βίντεο)

7 ΣΥΜΠΕΡΑΣΜΑΤΑ ΚΑΙ ΜΕΛΛΟΝΤΙΚΕΣ ΕΠΕΚΤΑΣΕΙΣ

Η ταχύτατη ανάπτυξη νέων τεχνολογιών στις κινητές επικοινωνίες έχει καταστήσει αναγκαία την αξιολόγηση των δεικτών ποιότητας υπηρεσίας.

Τα αποτελέσματα της αξιολόγησης, καθώς και της συγκριτικής αξιολόγησης (benchmarking) της ποιότητας υπηρεσίας θα μπορούσαν να αξιοποιηθούν από τους παρόχους για την αύξηση της ανταγωνιστικότητας και τη βελτιστοποίηση του δικτύου. Κατ'έπекταση, οι τελικοί χρήστες θα απολαμβάνουν νέες, βελτιωμένες υπηρεσίες με ολοένα αυξανόμενο ρυθμό μετάδοσης της πληροφορίας και χαμηλότερο κόστος. Κάτι τέτοιο μπορεί να υλοποιηθεί σε εθνικό ή και ευρωπαϊκό επίπεδο.

Στην παρούσα διπλωματική εργασία επιχειρήθηκε μία ανάλυση των δεικτών ποιότητας φωνής και βίντεο τόσο με χρήση περιγραφικής στατιστικής όσο και με χρήση αλγορίθμων εξόρυξης γνώσης. Έγινε εκτενής αναφορά στην εξόρυξη γνώσης, ενώ περιγράφηκαν οι βασικές διεργασίες και οι αλγόριθμοι αυτής.

Αυτό που προκύπτει από τη μελέτη που πραγματοποιήθηκε με σκοπό τη συγγραφή της διπλωματικής εργασίας είναι ότι οι μέθοδοι εξόρυξης γνώσης που χρησιμοποιήθηκαν παρείχαν αποτελέσματα με σημαντική ακρίβεια, γεγονός που τις καθιστά ιδιαίτερα χρήσιμες στην ανάλυση ποιότητας υπηρεσιών τηλεφωνίας και βιντεοτηλεφωνίας. Συνολικά, συμπεραίνουμε πως η μέθοδος των K πλησιέστερων γειτόνων (με $K=1$) ήταν η ακριβέστερη, ενώ το δένδρο απόφασης και το νευρωνικό δίκτυο δίνουν ικανοποιητικά αποτελέσματα. Η κατηγοριοποίηση με την απλοϊκή μέθοδο Bayes έδινε τη χαμηλότερη ακρίβεια σε όλα τα σύνολα δεδομένων που αναλύθηκαν.

Τέλος, μια μελλοντική επέκταση θα μπορούσε να είναι η ανάλυση της ποιότητας υπηρεσιών δεδομένων, όπως γραπτά μηνύματα και εικονομηνύματα (sms, mms), μεταφορά αρχείων μέσω FTP, πλοήγηση στο διαδίκτυο (web browsing), αποστολή/λήψη email, streaming, VoIP, υπηρεσίες στις οποίες επικεντρώνονται οι νέες τεχνολογίες 3G και άνω. Για το σκοπό αυτό, θα μπορούσαν να γίνουν μετρήσεις σε εθνικό επίπεδο για να διερευνηθούν πιθανές ανισότητες από περιοχή σε περιοχή. Επίσης, η ανάλυση μπορεί να διεξαχθεί με χρήση άλλων μεθόδων (π.χ. δένδρα CART) ή εργαλείων εξόρυξης γνώσης από αυτές-ά που αναλύθηκαν σε προηγούμενα κεφάλαια, που ενδεχομένως να παρέχουν καλύτερα και ακριβέστερα αποτελέσματα.