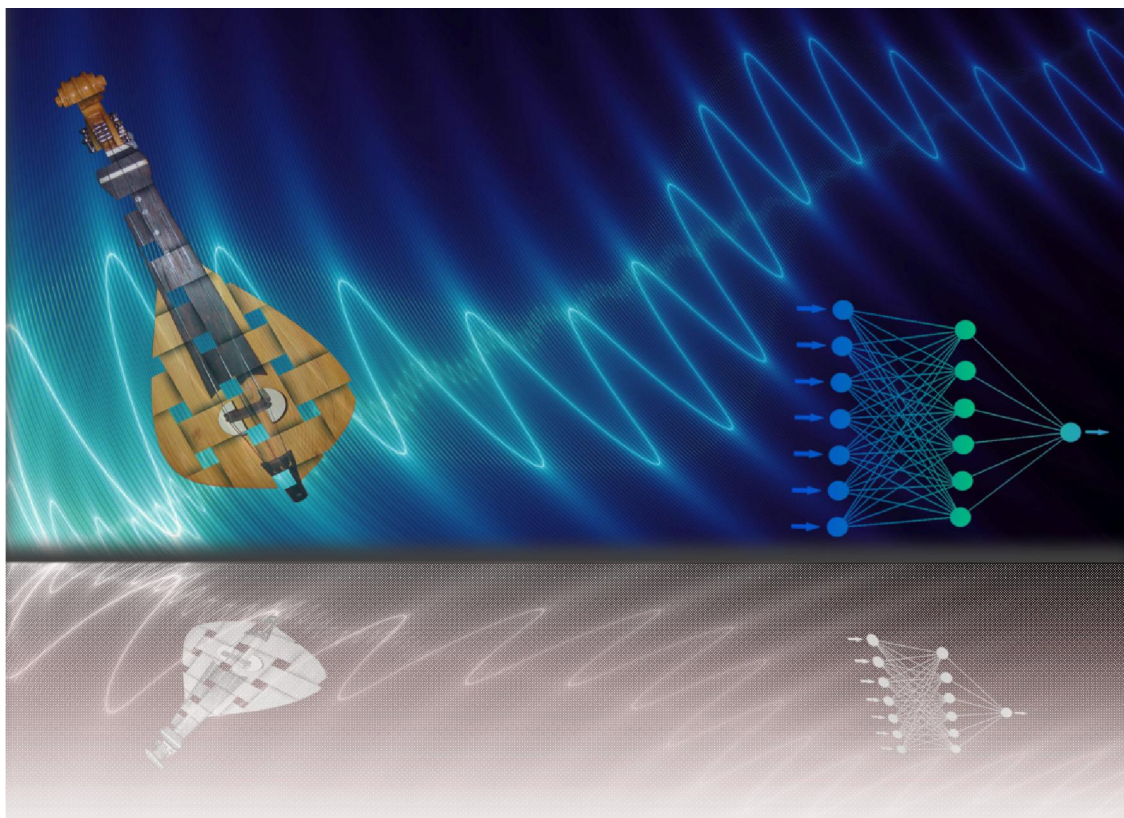




**ΑΝΩΤΑΤΟ ΤΕΧΝΟΛΟΓΙΚΟ
ΕΚΠΑΙΔΕΥΤΙΚΟ ΙΔΡΥΜΑ ΚΡΗΤΗΣ
ΠΑΡΑΡΤΗΜΑ ΡΕΘΥΜΝΟΥ
ΤΜΗΜΑ ΜΟΥΣΙΚΗΣ ΤΕΧΝΟΛΟΓΙΑΣ ΚΑΙ ΑΚΟΥΣΤΙΚΗΣ**



ΔΙΠΛΩΜΑΤΙΚΗ ΕΡΓΑΣΙΑ

**«ΑΥΤΟΜΑΤΗ ΚΑΤΗΓΟΡΙΟΠΟΙΗΣΗ ΕΙΔΩΝ ΚΡΗΤΙΚΗΣ ΜΟΥΣΙΚΗΣ ΜΕ
ΧΡΗΣΗ ΜΕΘΟΔΩΝ ΜΗΧΑΝΙΚΗΣ ΜΑΘΗΣΗΣ»**

ΣΠΟΥΛΑΣΤΗΣ

ΖΑΡΔΑΒΑΣ ΙΩΑΝΝΗΣ Α.Μ.328

ΕΠΙΒΛΕΨΗ ΠΤΥΧΙΑΚΗΣ

ΔΡ. ΖΕΡΒΑΣ ΠΑΝΑΓΙΩΤΗΣ

ΡΕΘΥΜΝΟ 2013

ΠΕΡΙΛΗΨΗ

Η παρούσα πτυχιακή εργασία έχει σκοπό την ανάπτυξη ενός μοντέλου αναγνώρισης της τοπικής κρητικής μουσικής, αναπτύσσοντας μια βάση δεδομένων μουσικών δειγμάτων για τα είδη που την περιγράφουν. Έτσι με τη χρήση μεθόδων και εργαλείων μηχανικής μάθησης (machine learning) μπορούμε να είμαστε σε θέση να αναγνωρίζουμε το εκάστοτε είδος. Με την μηχανική μάθηση και τις μεθόδους της, κυρίως την εξαγωγή δεδομένων (data mining), μπορούμε και εξάγουμε συγκεκριμένα χαρακτηριστικά του ήχου. Αυτά στη συνέχεια, μέσω αλγορίθμων αναγνώρισης διανυσμάτων και προτύπων, μπορούμε και τα ταξινομούμε, συνθέτοντας με αυτόν τον τρόπο τη λειτουργία της αυτόματης αναγνώρισης των χαρακτηριστικών αυτών. Επομένως σε επόμενη κλίμακα τα ίδια είδη της μουσικής, που επιθυμούμε, μπορούμε να τα κατηγοριοποιήσουμε.

Συγκεκριμένα με τη χρήση μιας βάσης δεδομένων που δημιουργήσαμε και η οποία αποτελείται από τετρακόσια μουσικά αρχεία των οκτώ ειδών, τα οποία περιγράφουν όσο το δυνατόν πιο αντιπροσωπευτικά την κρητική μουσική (αμανέδες, μαλεβιζιώτης, μαντινάδες, πεντοζάλης, πηδηχτός, ριζίτικα, σούστα, συρτός), συνθέτουμε το μοντέλο εκτίμησης (evaluation model) πάνω στο οποίο βασίζεται και η γενικότερη μεθοδολογία. Ως πρώτο βήμα έχουμε την εξαγωγή-εξόρυξη συγκεκριμένων χαρακτηριστικών (features extraction) και ως δεύτερο την χρήση αλγορίθμων μηχανικής μάθησης (machine learning algorithms) για την διαδικασία κατηγοριοποίησης. Στη συνέχεια της παρούσης εργασίας γίνεται εκτενής ανάλυση των παραπάνω μεθόδων καθώς και των εργαλίων ανοιχτού κώδικα που χρησιμοποιήθηκαν για την διεξαγωγή του πειραματικού μέρους.

Λέξεις κλειδιά:

Είδη κρητικής μουσικής, αυτόματη αναγνώριση ειδών κρητικής μουσικής, εξαγωγή χαρακτηριστικών MFCC - STFTMFCC, marsyas, kea, weka, αντίληψη ακουστικού συστήματος, μηχανές υποστήριξης διανυσμάτων SVM, gaussian μοντέλα, kNN, νευρωνικά δίκτυα, naïve bayes, κατηγοριοποίηση με και χωρίς επιτήρηση, χρονικός διαχωρισμός

ABSTRACT

In this thesis we cope with the task of automatic genre classification of Cretan traditional music. After identifying through literature the genres composing Cretan music, an annotated audio database was constructed. In a next step, we utilized machine learning algorithms on datasets of acoustic features from our Cretan music database. Our database was composed of 400 tracks classified in 8 genres (amanes, maleviziotis, pentozalis, pidixtos, rizitika, sousta, and syrτος). Database construction, feature extraction and classification process are described and explained in the following chapters of this thesis.

Key words:

Cretan music genres, cretan genres automatic music classification, feature extraction MFCC - STFTMFCC, marsyas, kea, weka, human auditory system, support vector machines SVM, gaussian models, kNN, neural networks, naïve bayes, supervised and unsupervised learning methods, time decomposition and segmentation

ΕΥΧΑΡΙΣΤΕΣ

Ευχαριστώ προπάντων τον καθηγητή μου, Δρ. Ζέρβα Παναγιώτη, για την υποστήριξη σε γνώση, έργο και συμβουλές καθ' όλη τη διάρκεια του χρόνου εκπόνησης αυτής της εργασίας, τους γονείς μου και την αρραβωνιαστικιά μου για την γενικότερη υποστήριξη τους, το μεταπτυχιακό φοιτητή του Τμήματος Εφαρμοσμένης Πληροφορικής του ΑΤΕΙ ΚΡΗΤΗΣ Γιώργο Βελλή, για τις συμβουλές και προτροπές του και όσους φίλους κρητικούς από Ρέθυμνο και Ηράκλειο βοήθησαν με τις μουσικές τους γνώσεις και υλικό πάνω στην παραδοσιακή κρητική μουσική και την ιστορία της.

ΠΙΝΑΚΑΣ ΠΕΡΙΕΧΟΜΕΝΩΝ

1. Εισαγωγή	9
1.1 Εισαγωγικά στοιχεία	9
1.2 Μεταδεδομένα (metadata).....	10
1.3 Αυτόματη αναγνώριση μουσικών ειδών	11
2. Θεωρητική προσέγγιση του προβλήματος	12
2.1 Ανθρώπινη αντίληψη μουσικών ειδών	12
2.2 Διαισθητικά χαρακτηριστικά του ήχου	14
2.2.1 Ακουστότητα.....	14
2.2.2 Τονικό ύψος	16
2.2.3 Χροιά.....	17
2.3 Αυτόματη αναγνώριση μουσικών ειδών	18
2.3.1 Χαρακτηριστικά φάσματος (spectral features).....	18
2.3.2 Συντελεστές Mel Frequency Cepstral (MFCCs)	20
2.3.3 Χρωματογραφική εξαγωγή χαρακτηριστικών (Chromagram feature extraction).....	23
2.3.4 Πλήθος μηδενισμού συνάρτησης (Zero-crossing Rate).....	24
2.3.5 Ενέργεια μικρού χρόνου (Short-Time Energy feature).....	24
2.3.6 Χαρακτηριστικά με βάση το ρυθμό (Rhythm & Beat features)	25
2.4 Αλγόριθμοι Κατηγοριοποίησης (Classification algorithms).....	26
2.4.1 Αλγόριθμος υποστήριξης μηχανών διανυσμάτων (SVM).....	26
2.4.2 Αλγόριθμος Gaussian μοντέλων μειγμάτων (GMM).....	27
2.4.3 Αλγόριθμος Μπεϊσιανής κατηγοριοποίησης (Naïve Bayes)	28
2.4.4 Αλγόριθμοι τεχνητών νευρωνικών δικτύων (Artificial Neural Networks).....	29
2.4.5 Αλγόριθμος C4.5 (J48)	30
2.4.6 Διαδικασία διασταυρωμένης επικύρωσης (Cross-Validation)	31
2.4.7 Κατηγοριοποίηση με και χωρίς επιτήρηση	32
2.5 Στατιστικά αλγορίθμων κατηγοριοποίησης μουσικών ειδών	33
2.6 Μέτρα αξιολόγησης των αλγορίθμων κατηγοριοποίησης	35
2.6.1 Πίνακας σύγκρισης και μέτρα αξιολόγησης αλγορίθμων	35
3. Βάση δεδομένων κρητικής μουσικής	38
3.1 Εισαγωγή.....	38

3.2 Μορφολογία κρητικής παραδοσιακής μουσικής.....	39
3.2.1 Κρητικά τραγούδια.....	39
3.2.2 Κρητικοί χοροί.....	40
4. Πειραματική Διαδικασία.....	42
4.1 Προτεινόμενη μεθοδολογία	42
4.1.1 Εξαγόμενα χαρακτηριστικά Marsyas.....	42
4.1.2 Χρονικός καταμερισμός μουσικών κομματιών (time segmentation).....	44
4.1.3 Αλγόριθμοι κατηγοριοποίησης Marsyas.....	45
4.1.4 Εκπαίδευση και εκτίμηση μοντέλου.....	46
4.1.5 Αλγόριθμοι κατηγοριοποίησης Weka.....	46
4.2 Αποτελέσματα κατηγοριοποίησης.....	47
4.3 Ανάλυση αποτελεσμάτων και συμπεράσματα	74
4.4 Επαλήθευση.....	75
Παράρτημα Α - Λίστα κομματιών κρητικής μουσικής	78
Βιβλιογραφικές αναφορές	86
Διαδικτυακές πηγές.....	89

Ευρετήριο πινάκων

Πίνακας 1: Ακρίβειες αναγνώρισης διάφορων αλγορίθμων ταξινόμησης μουσικών ειδών	33
Πίνακας 2: Στατιστικά κυριότερων συστημάτων αυτ. κατηγοριοποίησης μουσικών ειδών.....	34
Πίνακας 3: Παράδειγμα μέτρων μέγ. αξιολόγησης κατηγοριοποίησης 8 υποθετικών κλάσεων... 36	
Πίνακας 4: Παράδειγμα πίνακα σύγχυσης των παραπάνω 8 υποθετικών κλάσεων.....	37
Πίνακας 5: Στατιστικά ακρίβειας αλγορίθμων των πιθανών συνδυασμών εξαγωγής χαρακτηριστικών Marsyas.....	43
Πίνακας 6: Αποτελέσματα ZeroR κατηγοριοποίησης 30s. αρχής.....	48
Πίνακας 7: Αποτελέσματα ZeroR κατηγοριοποίησης 30s. μέσης.....	49
Πίνακας 8: Αποτελέσματα ZeroR κατηγοριοποίησης 30s. τέλους.....	50
Πίνακας 9: Αποτελέσματα GS κατηγοριοποίησης 30s. αρχής.....	53
Πίνακας 10: Αποτελέσματα GS κατηγοριοποίησης 30s. μέσης.....	54
Πίνακας 11: Αποτελέσματα GS κατηγοριοποίησης 30s. τέλους.....	55
Πίνακας 12: Αποτελέσματα SVM κατηγοριοποίησης 30s. αρχής	58
Πίνακας 13: Αποτελέσματα SVM κατηγοριοποίησης 30s. μέσης	59
Πίνακας 14: Αποτελέσματα SVM κατηγοριοποίησης 30s. τέλους	60
Πίνακας 15: Αποτελέσματα C4.5 κατηγοριοποίησης 30s. αρχής (J48 WEKA)	63

Πίνακας 16: Αποτελέσματα C4.5 κατηγοριοποίησης 30s. μέσης (J48 WEKA)	64
Πίνακας 17: Αποτελέσματα C4.5 κατηγοριοποίησης 30s. τέλους (J48 WEKA)	65
Πίνακας 18: Αποτελέσματα NaiveBayes κατηγοριοποίησης 30s. αρχής (WEKA).....	68
Πίνακας 19: Αποτελέσματα NaiveBayes κατηγοριοποίησης 30s. μέσης (WEKA)	69
Πίνακας 20: Αποτελέσματα NaiveBayes κατηγοριοποίησης 30s. τέλους (WEKA)	70

Ευρετήριο εικόνων

Εικόνα 1 (α) Δομή αρχείου IDEv2 tag και (β) παράθυρο εφαρμογής χρήσης ετικέτας IDEv2 ...	10
Εικόνα 2: Περιγραφή ακουστικής αντίληψης.....	13
Εικόνα 3: Καμπύλες ακουστότητας	15
Εικόνα 4: Ακουστική επικάλυψη	15
Εικόνα 5: Σχέσης συχνότητας – κλίμακας Mel.....	17
Εικόνα 6: Γενική αναπαράσταση αυτόματης κατηγοριοποίησης.....	18
Εικόνα 7: Εξαγωγή φασματικών χαρακτηριστικών ηχητικών σημάτων	19
Εικόνα 8: Εξαγωγή MFCC χαρακτηριστικών ηχητικών σημάτων.....	21
Εικόνα 9: Διαδικασία μετασχηματισμού των συντελεστών φάσματος σε συχνότητες Mel κλίμακας.....	21
Εικόνα 10: Τράπεζα φίλτρων με τριγωνική ζωνοπερατή απόκριση.....	22
Εικόνα 11: Εξαγωγή MFCC συντελεστών ακουστικού σήματος.....	22
Εικόνα 12: Χρωματογραφική ανάλυση μουσικού δείγματος	23
Εικόνα 13: Αναπαράσταση πλάτους σήματος με Zero-crossing τιμές	24
Εικόνα 14: Κυματομορφή πλάτους σήματος φωνής με ενέργεια μικρού χρόνου	25
Εικόνα 15: Τυπική λειτουργία κατηγοριοποίησης των SVM	26
Εικόνα 16: Λειτουργία κατηγοριοποίησης των GMM σε όργανα	27
Εικόνα 17: Μοντέλο λειτουργίας των Bayes	28
Εικόνα 18: Δομή νευρωνικών δικτύων	29
Εικόνα 19.1: Δομή δένδρου απόφασης που προκύπτει μέσω αλγορίθμου C4.5	30
Εικόνα 19.2: Θεωρητική προσέγγιση 10-fold cross-validation.....	31
Εικόνα 20: Κατηγοριοποίηση (α) με επιτήρηση και (β) χωρίς επιτήρηση.....	32
Εικόνα 21: Διάγραμμα συστήματος εξαγωγής χαρακτηριστικών Marsyas	42
Εικόνα 22: Διάγραμμα εξόρυξης μουσικής πληροφορίας σε μορφή δεδομένων κειμένου.....	44
Εικόνα 23: Χρονικός καταμερισμός μουσικών κομματιών, εξαγωγή χαρακτηριστικών & κατηγοριοποίηση	45
Εικόνα 24: Χρονικός καταμερισμός βάσης δεδομένων κρητικής μουσικής.....	47
Εικόνα 25: Διάγραμμα αποτελεσμάτων ZeroR κατηγοριοποίησης 30s. αρχής.....	51
Εικόνα 26: Διάγραμμα αποτελεσμάτων ZeroR κατηγοριοποίησης 30s. μέσης	51
Εικόνα 27: Διάγραμμα αποτελεσμάτων ZeroR κατηγοριοποίησης 30s. τέλους	51

Εικόνα 28: Διάγραμμα συνολικής κατηγοριοποίησης αρχής-μέσης-τέλους με αλγόριθμο ZeroR	52
Εικόνα 29: Διάγραμμα αποτελεσμάτων GS κατηγοριοποίησης 30s. αρχής	56
Εικόνα 30: Διάγραμμα αποτελεσμάτων GS κατηγοριοποίησης 30s. μέσης	56
Εικόνα 31: Διάγραμμα αποτελεσμάτων GS κατηγοριοποίησης 30s. τέλους	56
Εικόνα 32: Διάγραμμα συνολικής κατηγοριοποίησης αρχής-μέσης-τέλους με αλγόριθμο GS	57
Εικόνα 33: Διάγραμμα αποτελεσμάτων SVM κατηγοριοποίησης 30s. αρχής	61
Εικόνα 34: Διάγραμμα αποτελεσμάτων SVM κατηγοριοποίησης 30s. μέσης	61
Εικόνα 35: Διάγραμμα αποτελεσμάτων SVM κατηγοριοποίησης 30s. τέλους	61
Εικόνα 36: Διάγραμμα συνολικής κατηγοριοποίησης αρχής-μέσης-τέλους με αλγόριθμο SVM .	62
Εικόνα 37: Διάγραμμα αποτελεσμάτων C4.5 (J48) κατηγοριοποίησης 30s. αρχής	66
Εικόνα 38: Διάγραμμα αποτελεσμάτων C4.5 (J48) κατηγοριοποίησης 30s. μέσης	66
Εικόνα 39: Διάγραμμα αποτελεσμάτων C4.5 (J48) κατηγοριοποίησης 30s. τέλους	66
Εικόνα 40: Διάγραμμα συνολικής κατηγοριοποίησης αρχής-μέσης-τέλους με αλγόριθμο C4.5 (J48)	67
Εικόνα 41: Διάγραμμα αποτελεσμάτων NaiveBayes (WEKA) κατηγοριοποίησης 30s. αρχής	71
Εικόνα 42: Διάγραμμα αποτελεσμάτων NaiveBayes (WEKA) κατηγοριοποίησης 30s. μέσης	71
Εικόνα 43: Διάγραμμα αποτελεσμάτων NaiveBayes (WEKA) κατηγοριοποίησης 30s. τέλους ...	71
Εικόνα 44: Διάγραμμα συνολικής κατηγοριοποίησης αρχής-μέσης-τέλους με αλγόριθμο NaiveBayes	72
Εικόνα 45: Διάγραμμα επιτυχής κατηγοριοποίησης τριών datasets αρχής-μέσης-τέλους με όλους τους αλγόριθμους	73
Εικόνα 46: Διάγραμμα αξιολόγησης τυχαίων κρητικών κομματιών	76

1. Εισαγωγή

1.1 Εισαγωγικά στοιχεία

Τα τελευταία χρόνια παρουσιάζεται ένα σημαντικό ποσοστό αύξησης όσον αφορά την διανομή μουσικής σε ψηφιακή μορφή. Ένα ποσοστό το οποίο γίνεται ολοένα και πιο υψηλό, χάρη στην διαρκή αύξηση των ευρυζωνικών ταχυτήτων του internet. Σύμφωνα με τα επίσημα στοιχεία του IFPI¹ (International Federation of the Phonographic Industry) για το 2012 ο αριθμός των διαθέσιμων ψηφιακών κομματιών που προσφέρονται από τα 500 επίσημα δίκτυα παροχής αγγίζει τα 20 εκατομμύρια. Τέτοιοι παροχείς όπως iTunes², Amazon³, Google Music⁴, Napster⁵ διακινούν τη μουσική πληροφορία σε πλήθος format με κυριότερα τα .mp3, .wma και .acc. Αν σε αυτούς προστεθούν και αντίστοιχες υπηρεσίες διανομής μέσω P2P⁶ τρόπου διακίνησης καθώς και Cloud Storage⁷, τότε αντιλαμβανόμαστε τον τεράστιο όγκο των μουσικών κομματιών στα οποία μπορούμε να έχουμε πρόσβαση. Κάτω από αυτές τις συνθήκες καταλαβαίνει κανείς τη δυσκολία οργάνωσης, διαχείρισης και ανάκτησης πληροφοριών που κατηγοριοποιούν αυτόματα τα μουσικά κομμάτια, κάτι που αφορά τους χρήστες και λάτρεις της μουσικής.

Το πρόβλημα της κατηγοριοποίησης των ειδών της μουσικής (genres classification), αφορά στην ικανότητα ανίχνευσης και αναγνώρισης ενός ή και περισσότερων μουσικών ειδών που περιγράφουν την έννοια της μουσικής. Πάνω σε αυτό το εργαλείο υπολογισμού βρίσκεται το ενδιαφέρον της έρευνας της μουσικής σε επίπεδο χρήστη αλλά και στην παγκόσμια μουσική βιομηχανία. Αυτό επομένως συνεπάγεται την αναγκαιότητα να οργανωθεί μεγάλος όγκος μουσικών δεδομένων. Ένα παράδειγμα τέτοιας εφαρμογής που να είναι σε θέση να αναγνωρίζει το είδος της μουσικής καθώς και άλλες πληροφορίες που προκύπτουν από αυτήν, πχ. όνομα καλλιτέχνη, άλμπουμ, παραγωγή κ.α., είναι το Shazam⁸. Η εφαρμογή αυτή χρησιμοποιείται ήδη σε συσκευές τύπου smart phones και είναι σε θέση να ανακτά πληροφορίες για μουσικά αρχεία των χρηστών.

Η πιο διαδεδομένη υπηρεσία παγκοσμίως, που ξεκίνησε με την έλευση των cd, είναι η υπηρεσία της Gracenote⁹, μιας μεγάλης βάσης μεταδεδομένων (metadata) που αγγίζει τον αριθμό των 130 εκατομμυρίων εγγραφών, στα οποία πέραν αυτών της μουσικής συμπεριλαμβάνει και πληροφορίες για κινηματογράφηση, βιογραφίες καλλιτεχνών, ταινίες, τηλεοπτικές παραγωγές, δισκογραφίες και καλλιτεχνικό έντυπο υλικό. Στις τελευταίες αναβαθμίσεις της ήδη οι χρήστες ενημερώνουν ασύρματα και μεταξύ τους τα μεταδεδομένα.

¹ <http://ifpi.org/content/library/DR2012.pdf>

² <http://www.apple.com/itunes/>

³ <http://www.amazon.com/MP3-Music-Download/b?ie=UTF8&node=163856011>

⁴ <https://play.google.com/music/listen>

⁵ <http://www.napster.com/>

⁶ <http://en.wikipedia.org/wiki/Peer-to-peer>

⁷ http://en.wikipedia.org/wiki/Cloud_storage

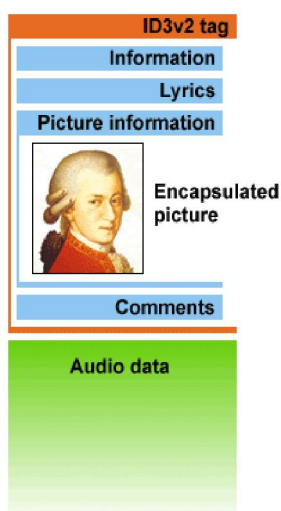
⁸ <http://www.shazam.com/>

⁹ <http://www.gracenote.com/>

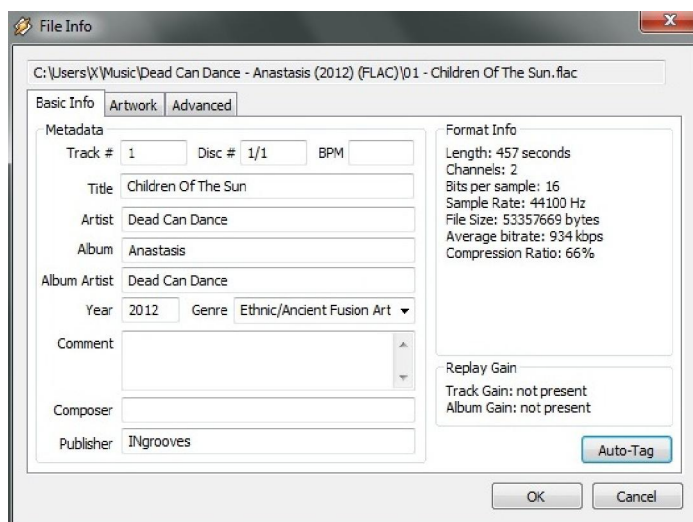
1.2 Μεταδεδομένα (metadata)

Με τον παραπάνω όρο εννοούμε τα δεδομένα που παρέχουν τις πληροφορίες οι οποίες περιγράφουν άλλα δεδομένα¹⁰. Επίσης μπορούν και περιγράφουν τις συνθήκες και τις μεθόδους συλλογής και επεξεργασίας πληροφοριών από δεδομένα που είναι αποθηκευμένα σε μια βάση δεδομένων. Στο τομέα της μουσικής βιομηχανίας, ο βασικότερος τρόπος για την ταξινόμηση και οργάνωση των κομματιών ανάλογα με το είδος που ανήκουν, είναι αυτός που γίνεται με πληροφορίες κειμένου. Συγκεκριμένα τα ID3¹¹ tags, τα οποία μεταφράζονται και ως “IDentify an mp3” . Πρόκειται για πληροφορίες-ετικέτες που περιέχονται κυρίως μέσα σε ένα ψηφιακό κομμάτι μουσικής σε μορφή .mp3 όπως και σε άλλες μορφές, οι οποίες κατά την αναπαραγωγή του, αναφέρουν στοιχεία όπως το όνομα του καλλιτέχνη, τον τίτλο του κομματιού, την χρονολογία καθώς και το είδος μουσικής στο οποίο ανήκει. Στην νεότερη έκδοση του αυτό το πρωτόκολλο εμφανίζεται με την ονομασία ID3v2.

Κάθε μια τέτοια ετικέτα κατέχει ένα ή περισσότερα κομμάτια πληροφοριών που ονομάζονται πλαίσια, μέσα στα οποία περιέχονται όλες οι παραπάνω πληροφορίες. Τα ID3v2 σχεδιάστηκαν με γνώμονα να είναι ευέλικτα και επεκτάσιμα, μιας και καθένα από τα πλαίσια τους αρκούν για να αποθηκεύσει μέχρι και 16MB όγκο πληροφοριών. Αυτό έχει σαν αποτέλεσμα ολόκληρο το μέγεθος μιας ετικέτας να φτάσει στο σύνολο των 256MB. Επίσης η υποστήριξη των ετικετών σε σύστημα γραφής UTF¹² κάνει δυνατή ακόμα και την αποθήκευση μέσα σε αυτές, μέχρι και τους στίχους του κάθε μουσικού κομματιού, γραμμένο σε οποιαδήποτε γλώσσα. Παρ’ όλα αυτά από την πρώτη έκδοση των ID3 μέχρι και την τελευταία, παράγοντες υποκειμενικότητας στην σύνταξη των ετικετών από τους χρήστες δημιουργούν πρόβλημα στην γενικότερη σωστή ταξινόμηση των κομματιών.



(α)



(β)

Εικόνα 1 (α) Δομή αρχείου ID3v2 tag και (β) παράθυρο εφαρμογής χρήσης ετικέτας ID3v2

¹⁰<http://el.wikipedia.org/wiki/%CE%9C%CE%B5%CF%84%CE%B1%CE%B4%CE%B5%CE%B4%CE%BF%CE%BC%CE%AD%CE%BD%CE%B1>

¹¹ <http://id3.org/Home> , <http://id3.org/ID3v2Easy>

¹² <http://el.wikipedia.org/wiki/Unicode>

1.3 Αυτόματη αναγνώριση των μουσικών ειδών

Η αυτόματη αναγνώριση των μουσικών ειδών είναι ένας τομέας εφαρμογών που ολοένα και αναπτύσσεται. Όμως παρά τις όποιες βελτιώσεις έχουν γίνει την τελευταία δεκαετία, παραμένει ένα ανοιχτό ζήτημα επίλυσης. Ένας από τους λόγους είναι το γεγονός ότι τα μουσικά είδη συνήθως ορίζονται από παράγοντες πολιτισμικής γνώσης διάφορων χρηστών παρά από μέτρα ποιοτικής συγκριτικής του ίδιου του ηχητικού δείγματος. Αυτός είναι και ο λόγος που τα μεταδεδομένα που αναφέραμε δεν δίνουν μια αντικειμενική ερμηνεία στην κατηγοριοποίηση των μουσικών ειδών. Για παράδειγμα σε ένα μουσικό κομμάτι μια διαισθητική περιγραφή του μουσικού είδους στο οποίο ανήκει, εμπεριέχει βασικές πληροφορίες για το συγκρότημα που αναπαράγει αυτό το κομμάτι, την χρονική περίοδο που παράχθηκε αυτό, το συναίσθημα που πηγάζει από την μουσική υφή του καθώς και από τους στίχους του και άλλα συγγενικά είδη μουσικής που δίνουν επιρροές και διάφορα άλλα στοιχεία. Σε αυτό προσθέτονται και από μουσικολογική σκοπιά τα κοινά χαρακτηριστικά του ήχου όπως ρυθμικότητα, τονικότητα και μουσική φόρμα, που συνθέτουν τη διαδικασία κατηγοριοποίησης της μουσικής σε είδη που την απαρτίζουν.

Ένα άλλο χαρακτηριστικό που ξεχωρίζει τον τρόπο περιγραφής των μουσικών ειδών αποτελεί και η μουσική χροιά. Τα επιμέρους στοιχεία που συνθέτουν την χροιά του ήχου λαμβάνουν ιδιαίτερη σημασία στα μοντέλα που χρησιμοποιούνται για την κατηγοριοποίηση της μουσικής. Ακόμα τα φασματικά συστατικά ενός ακουστικού σήματος έχουν φτάσει σε ευρύ επίπεδο έρευνας στο τομέα της επεξεργασίας σήματος και ανάκτησης δεδομένων, που το περιγράφουν. Συγκεκριμένα, σε εφαρμογές αυτόματης κατηγοριοποίησης μουσικών ειδών τα στοιχεία που αναλύουν και ερμηνεύουν την μουσική χροιά, δίνουν εμφανώς πολύ καλύτερα αποτελέσματα σε σχέση με αντίστοιχα που βασίζονται στην ρυθμικότητα. Αυτό σημαίνει πως στην μουσική κατηγοριοποίηση μέσω υπολογιστών ισχύει το ίδιο μοτίβο περί ταξινόμησης της μουσικής και των ειδών της βάσει του στοιχείου της χροιάς τους (*Gjerdingen & Perrot, 2008*).

Οι εφαρμογές σε πρακτικό επίπεδο, που συνθέτουν την διαδικασία να κατηγοριοποιηθεί ένα μουσικό είδος, περιλαμβάνουν στάδια αναζήτησης και επιλογής της αναγκαίας μουσικής π.χ. ηχητικές βάσεις δεδομένων, μέχρι και μοντελοποίηση λιστών αναπαραγωγής στο μέτρο σύγκρισης με αυτές των υπό εξέταση ηχητικών δειγμάτων. Στο πλαίσιο της μοντελοποίησης γίνεται και εφαρμογή κανόνων μηχανικής μάθησης μέσω υπολογιστικών συστημάτων. Στην υπάρχουσα εργασία ουσιαστικά γίνεται η αυτόματη αναγνώριση των μουσικών ειδών βάσει του πλήθους των χαρακτηριστικών που εξάγουμε από τα μουσικά δείγματα. Στη συνέχεια με χρήση αλγορίθμων, που βασίζονται σε μοντέλα και αρχές μηχανικής μάθησης, προχωρούμε στην ταξινόμηση των ειδών των μουσικών δειγμάτων που έχουμε συλλέξει.

2. Θεωρητική προσέγγιση του προβλήματος

Στο κεφάλαιο αυτό γίνεται επεξήγηση του όρου «αυτόματη κατηγοριοποίηση μουσικών ειδών», καθώς εξηγεί πως επιτυγχάνεται αυτή η διαδικασία από την ανθρώπινη αντίληψη αλλά και από τα υπολογιστικά συστήματα. Ο τομέας στον οποίο αναπτύσσεται η έρευνα της κατηγοριοποίησης των ειδών αλλά και της εξόρυξης πληροφοριών από τη μουσική, συνηθίζεται να χαρακτηρίζεται ως MIR (Music Information Retrieval). Η ακαδημαϊκή κοινότητα που ασχολείται με τέτοιου είδους αντικείμενα ερευνών, χαρακτηρίζεται ως ISMIR¹³. Με τον όρο «αυτόματη κατηγοριοποίηση μουσικών ειδών» εννοούμε την διαδικασία προσδιορισμού των ειδών αυτών, αν για παράδειγμα ένα μουσικό κομμάτι ανήκει σε κάποιο από τα είδη rock, pop, jazz κ.α. Η ανθρώπινη αντίληψη των μουσικών ειδών γίνεται με τη χρήση των αυτιών και του ακουστικού συστήματος του εγκεφάλου μας. Σε συστήματα υπολογιστών αυτή η διαδικασία επιτυγχάνεται με τη χρήση αλγορίθμων και σημειώνει ολοένα και αυξανόμενο ενδιαφέρον τα τελευταία δέκα χρόνια. Αυτό συμβαίνει επειδή συγκεντρώνει τομείς ερευνών μουσικής θεωρίας, ψηφιακής επεξεργασίας σημάτων, ψυχοακουστικής καθώς και τεχνητής νοημοσύνης μέσω μοντέλων μηχανικής μάθησης.

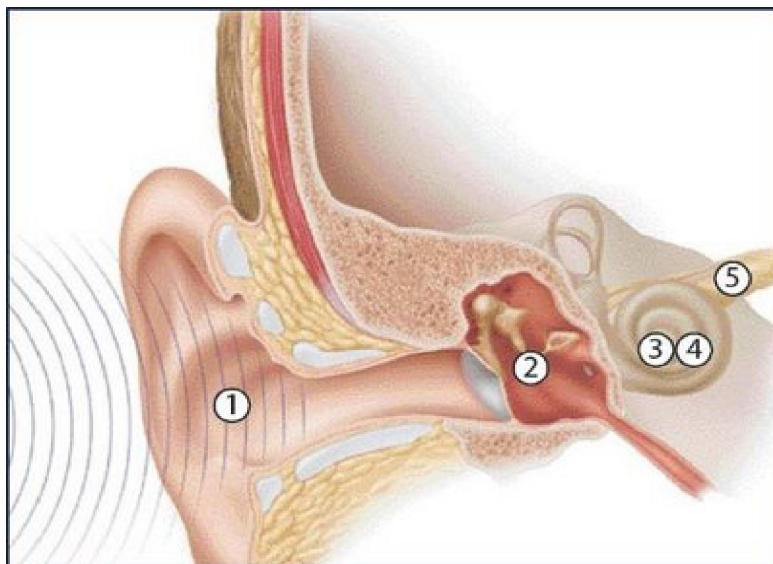
2.1 Ανθρώπινη αντίληψη μουσικών ειδών

Ο ανθρώπινος οργανισμός χρησιμοποιεί τα αυτιά ως αισθητήρες που μετατρέπουν τις μηχανικές ταλαντώσεις των ήχων σε ηλεκτρικά σήματα. Αυτά με τη σειρά τους διοχετεύονται στον εγκέφαλο και ερμηνεύονται αντίστοιχα. Έτσι ο άνθρωπος είναι σε θέση να προσδιορίσει τα είδη της μουσικής.

Στην Εικόνα 2 παρουσιάζεται η βασική λειτουργία αντίληψης των ηχητικών σημάτων. Η περιληπτική διαδικασία¹⁴ έχει ως εξής: στο στάδιο “1” το έξω αυτί συλλέγει τα ηχητικά κύματα και τα οδηγεί στον ακουστικό πόρο ώστε μέσω αυτού να συνεχίσουν τη διαδρομή τους προς το τύμπανο (τυμπανική μεμβράνη). Στο στάδιο “2” ήδη τα κύματα διεγείρουν το τύμπανο προκαλώντας δονήσεις στην μεμβράνη του. Στη συνέχεια στο στάδιο “3” και “4”, τα οστάρια στο μέσο αυτί (σφύρα, άκμονας, αναβολέας) ανιχνεύουν και μεταφέρουν αυτές τις δονήσεις μέσω του οβάλ παραθύρου στον κοχλία, θέτοντας το υγρό του κοχλία σε κίνηση. Ουσιαστικά αυτό προκαλεί το μετασχηματισμό των ηχητικών κυμάτων σε ηλεκτρικούς παλμούς που μέσω του ακουστικού νεύρου, στάδιο “5”, μεταφέρονται στον εγκέφαλο και εκεί αναγνωρίζονται από το κέντρο της ακοής.

¹³ <http://www.ismir.net/>

¹⁴ <http://www.tar.gr/content/content.php?id=3281>



Εικόνα 2: Περιγραφή ακουστικής αντίληψης

Από πλευράς ψηφιακής επεξεργασίας σήματος, το εσωτερικό του αυτιού μπορεί να αποτυπωθεί ως ένας αναλυτής συχνοτήτων και μπορεί να μοντελοποιηθεί σαν μια μπάντα επικαλυπτόμενων φίλτρων με εύρος αντίστοιχο με αυτό των κρίσιμων συχνοτήτων. Όσον αφορά την ικανότητα του ακουστικού μας συστήματος να κατηγοριοποιεί και να ταξινομεί τα μουσικά είδη, έχουν γίνει κάποιες μελέτες (*McKinney & Vallet*) που αποδεικνύουν ότι το φάσμα και η χροιά των ήχων είναι στοιχεία πάνω στα οποία βασίζεται η φυσική κατηγοριοποίηση. Σε μία από αυτές τις μελέτες (*Perrott, D. & Gjerdingen R., 1999*) χρησιμοποιήθηκαν 52 άτομα με κοινές μουσικές γνώσεις και 80 μουσικά κομμάτια από 10 είδη μουσικής (rock, pop, classical, jazz, latin, r&b, country, rap, dance, blues). Κάθε είδος είχε 8 κομμάτια σε συμπιεσμένο ήχο mp3 από τα οποία τα μισά ήταν τραγουδιστά ενώ τα άλλα μόνο μουσικά και χωρίζονταν σε 5 επιμέρους χρονικές διάρκειες των 3sec, 475ms, 400ms, 325ms και 250ms.

Μετά από ένα διάστημα ακρόασης τους με τυχαία σειρά το πείραμα απέδωσε κάποια αποτελέσματα. Το υψηλότερο ποσοστό ταξινόμησης συγκέντρωσε το χρονικό απόσπασμα κομματιών των 3sec. με 70% ακρίβεια και το χαμηλότερο ποσοστό τα δείγματα των 250ms. Οι ενδιάμεσες χρονικές διάρκειες των δειγμάτων αξιολογήθηκαν γύρω στο 44% ποσοστό ακρίβειας. Το αποτέλεσμα των μελετών αυτών απέδειξε ότι τα μουσικά δείγματα αξιολογήθηκαν βάσει της χροιάς τους παρά του ρυθμού που διέθεταν, μιας και στα μικρά χρονικά δείγματα δεν ήταν εφικτό να γίνει αντιληπτή η ρυθμικότητα των κομματιών. Επομένως κυριάρχησε το μοντέλο κατά το οποίο το ακουστικό σύστημα του ανθρώπου αντιλαμβάνεται περισσότερο την τονικότητα και το πώς ηχεί ένας ήχος έχοντας πλέον την ικανότητα να προσδιορίσει τον ήχο αυτό.

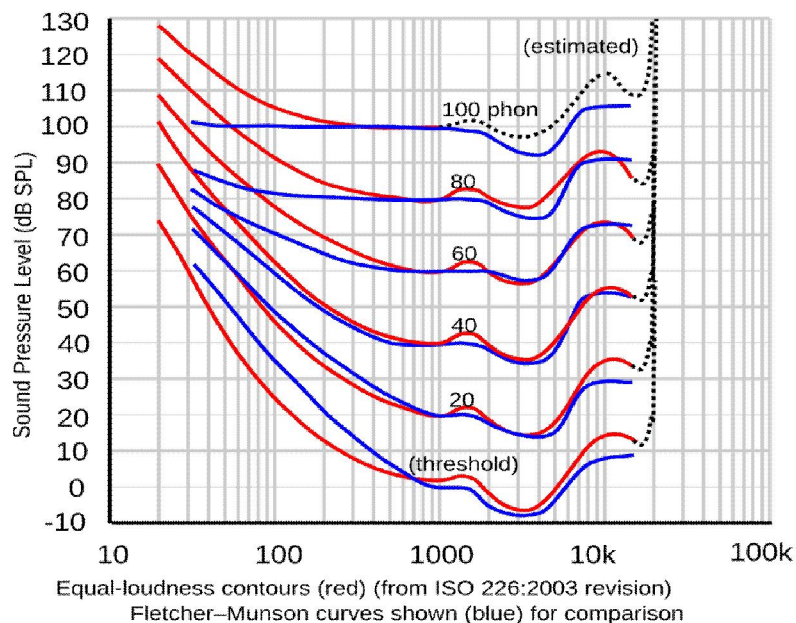
2.2 Διαισθητικά χαρακτηριστικά του ήχου

Μόλις τα τελευταία χρόνια με την ανάπτυξη των υπολογιστικών συστημάτων το πεδίο της έρευνας επεκτάθηκε και στα πολυφωνικά σήματα. Παρ' όλα αυτά όμως υπάρχουν αρκετά εμπόδια. Οι δυσκολίες που εμφανίζονται στην κατηγοριοποίηση αλλά και στην γενικότερη επεξεργασία της μουσικής είναι αρκετές. Κύριο πρόβλημα της κατηγοριοποίησης είναι η πολυπλοκότητα, μιας και αποτελεί διαισθητικό φαινόμενο και είναι δύσκολο να περιγραφεί φυσικά. Επιγραμματικά τα χαρακτηριστικά που περιγράφουν τα ακουστικά σήματα χωρίζονται σε δύο κατηγορίες (Τσινίκας, Ν. 1990): στα φυσικά χαρακτηριστικά που περιγράφονται με μαθηματικό τρόπο όπως η συχνότητα, το πλάτος και το φάσμα και στα διαισθητικά που βασίζονται στην ανθρώπινη αντίληψη, στην τονικότητα, στην ένταση-ακουστότητα και στην χροιά. Τα διαισθητικά χαρακτηριστικά δεν μπορούν να μετρηθούν με συμβατικές μεθόδους και όργανα, μιας και για τις μέχρι τώρα μαθηματικές προσεγγίσεις σε αυτά και στην μελέτη τους χρησιμοποιούνται τεστ από ομάδες ακροατών, όπως αναφερθήκαμε και στις μελέτες των *Perrott & Gjerdingen*.

2.2.1 Ακουστότητα

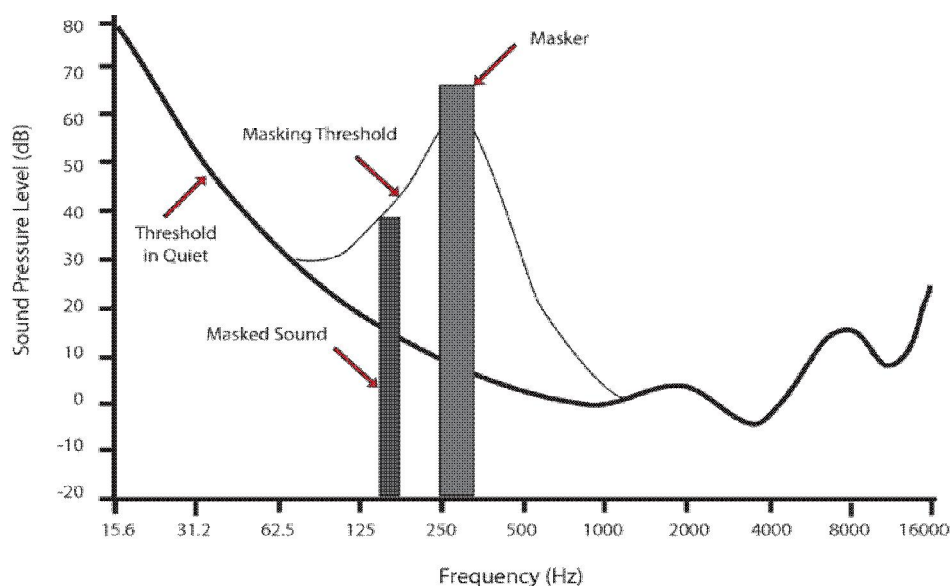
Ως ακουστότητα – ένταση εννοούμε το χαρακτηριστικό εκείνο γνώρισμα του ήχου που μας δίνει να καταλάβουμε αν ένας ήχος είναι πιο δυνατός σε σχέση με κάποιον άλλο. Ο κυριότερος τρόπος να χαρακτηρίσουμε την ακουστότητα του ήχου είναι με το να τον συγκρίνουμε με ένα σύστημα αναφοράς. Αυτό το σύστημα αναφοράς που καθιερώθηκε από τους *Fletcher & Munson*, είναι η επιλογή ήχου συχνότητας 1000Hz με μονάδα μέτρησης τα Phon που αποτελούν και στάθμη ακουστότητας (loudness level). Με τις μετρήσεις τους απέδειξαν ότι η ακουστότητα είναι μέγεθος ανάλογο με την στάθμη ηχητικής πίεσης και τη συχνότητα του ήχου και όρισαν τις καμπύλες ίσης ακουστότητας, όπως φαίνεται παρακάτω στην Εικόνα 3.

Το αποτέλεσμα που προκύπτει μέσα από αυτές τις καμπύλες είναι ότι το αυτί είναι πιο ευαίσθητο σε συχνότητες μεταξύ 1000Hz και 4000Hz. Ουσιαστικά αποδεικνύεται η διαφοροποίηση μεταξύ έντασης και συχνότητας. Αν δύο ήχοι με την ίδια ένταση αλλά με διαφορετική συχνότητα ηχούν ταυτόχρονα, τότε το αυτί είναι σε θέση να διαχωρίσει καλύτερα αυτόν με την υψηλότερη συχνότητα. Η μικρότερη ακουστότητα που μπορεί να διαχωρίσει η ανθρώπινη αντίληψη σε όλη την περιοχή του ακουστικού φάσματος είναι γύρω στα 3dB. Καθορίζοντας τη μικρότερη ένταση στην οποία ήχοι διαφορετικών συχνοτήτων γίνονται αντιληπτοί, σχεδιάζουμε την καμπύλη κατώφλι ακουστότητας (threshold). Απεναντίας, όσο η ένταση του ήχου αυξάνεται τείνει σε ένα σημείο που ο ήχος γίνεται ενοχλητικός και μπορεί να προκαλέσει πόνο.



Εικόνα 3: Καμπύλες ακουστότητας

Η περίπτωση κατά την οποία η ύπαρξη ενός ήχου μεταβάλλει το κατώφλι ακουστότητας ονομάζεται ακουστική επικάλυψη (Moore, B. 1998). Το φαινόμενο αυτό οφείλεται σε ισχυρές ταλαντώσεις από υψηλές συχνότητες σε κάποιο σημείο της τυμπανικής μεμβράνης, γεγονός που έχει ως αποτέλεσμα κάποιες χαμηλές συχνότητες να προκαλούν αμελητέα ταλάντωση.



Εικόνα 4: Ακουστική επικάλυψη

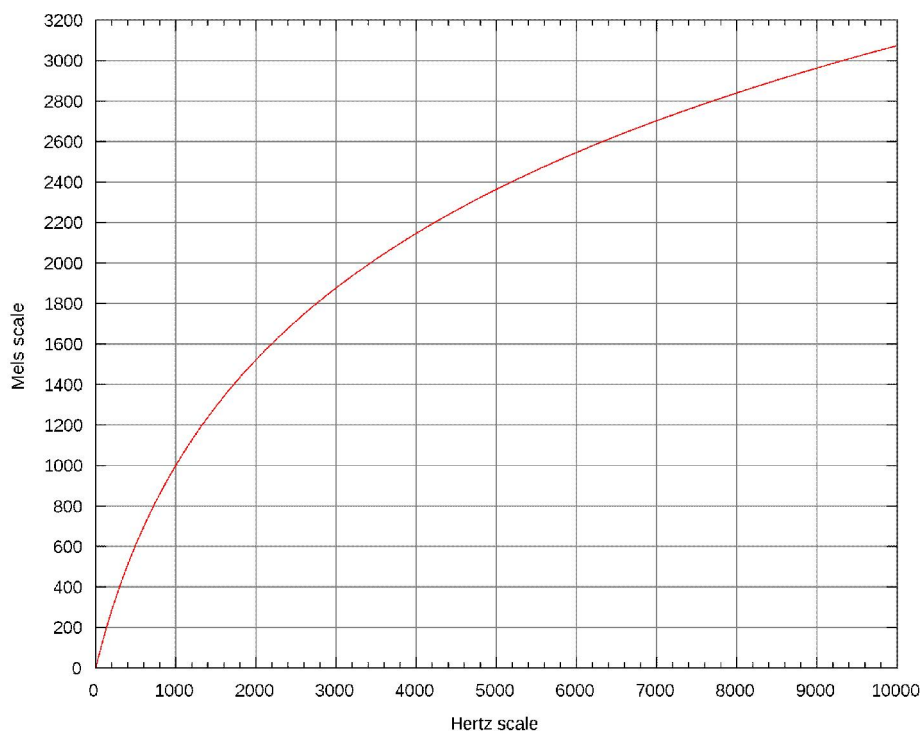
Στην Εικόνα 4, παριστάνεται το φαινόμενο της ακουστικής επικάλυψης σε ένα ακουστικό σήμα. Με την έντονη μαύρη γραμμή συμβολίζεται το κατώφλι ακουστότητας (threshold in quiet) και με την λιγότερο έντονη το κατώφλι επικάλυψης (masking threshold). Με βάση αυτό γίνεται κατανοητό ότι η μεγαλύτερη συχνότητα επικαλύπτει τις χαμηλότερες. Δηλαδή το ακουστικό σύστημα του ανθρώπου είναι ευαίσθητο σε ένα μεγάλο συχνοτικό φάσμα. Όταν όμως μεγάλο ποσοστό ενέργειας υπάρχει σε μια συχνότητα το αυτί δεν αντιλαμβάνεται τα σήματα των διπλανών συχνοτήτων επί του φάσματος. Αυτό το χαρακτηριστικό της επικάλυψης χωρίζεται επιμέρους στη συχνοτική επικάλυψη και στη χρονική.

Η συχνοτική επικάλυψη συνδέεται με τις κρίσιμες συχνοτικές ζώνες, πράγμα που σημαίνει ότι κατά την συνύπαρξη σήματος και θορύβου, μόνο το τμήμα του θορύβου συμβάλλει στην επικάλυψη, μιας και έχει συχνότητες εντός της κρίσιμης συχνοτικής ζώνης με κέντρο το σήμα. Επομένως όσο μεγαλύτερη είναι η κρίσιμη συχνοτική ζώνη τόσο χαμηλότερος είναι ο λόγος σήματος προς θόρυβο αλλά και τόσο μεγαλύτερη είναι η επικάλυψη. Η περίπτωση της χρονικής επικάλυψης εξαρτάται από το πεδίο του χρόνου και οφείλεται στις κεντρικές λειτουργίες του νευρικού συστήματος του εγκεφάλου. Χωρίζεται σε δύο περιοχές, την προεπικάλυψη και την μετεπικάλυψη. Η προεπικάλυψη είναι μικρής διάρκειας γύρω στα 20ms, ενώ η μετεπικάλυψη είναι ιδιαίτερα σημαντική και διαρκεί έως και 200ms. Κατά την διάρκεια της όσοι ήχοι χαρακτηρίζονται πιο μαλακοί από τον κεντρικό ήχο δεν γίνονται αντιληπτοί.

2.2.2 Τονικό ύψος

Αποτελώντας ένα ακόμα διαισθητικό μέγεθος της ανθρώπινης αντίληψης του ήχου, το τονικό ύψος ορίζει τους ήχους σε χαμηλούς και υψηλούς. Αν και καθορίζεται κυρίως από την συχνότητα, εξαρτάται και από την στάθμη ηχητικής πίεσης με μονάδα μέτρησης το Mel. Η κλίμακα Mel επιτρέπει την καλύτερη αναπαράσταση των μουσικών σημάτων διότι βασίζεται σε μια ψυχοακουστική τονική κλίμακα που είναι αντιληπτή στο ακουστικό σύστημα του ανθρώπου. Η κλίμακα Mel γίνεται εύκολα κατανοητή εξετάζοντας το πείραμα καθιέρωσης της από τους *Stevens, Volkman & Newman* στην προσπάθειά τους να βρουν τη σχέση μεταξύ της συχνότητας Hz και την κλίμακας Mel. Επιλέξανε ως σημείο αναφοράς την συχνότητα των 1000Hz και την αντιστοίχησαν με 1000Mel και ζήτησαν από ακροατές να αλλάξουν την φυσική συχνότητα μέχρι η τονικότητα να γίνει διπλάσια από την συχνότητα αναφοράς.

Με βάση αυτό το πείραμα κατάφεραν να δημιουργήσουν μια αντιστοιχία μεταξύ της αριθμητικής κλίμακας της συχνότητας Hz και της διαισθανόμενης κλίμακας Mel, όπως παριστάνεται και στην παρακάτω Εικόνα 5. Η λογαριθμική σχέση μεταξύ τους (1), αποδεικνύει ότι η καμπύλη της παρακάτω εικόνας είναι όμοια με την καμπύλη που προκύπτει από την απόκριση της τυμπανικής μεμβράνης ανάλογα με την συχνότητα. Το γεγονός αυτό δείχνει ότι η αντίληψη του τόνου σχετίζεται με το σημείο που διεγείρεται κάθε φορά κατά μήκος της τυμπανικής μεμβράνης.



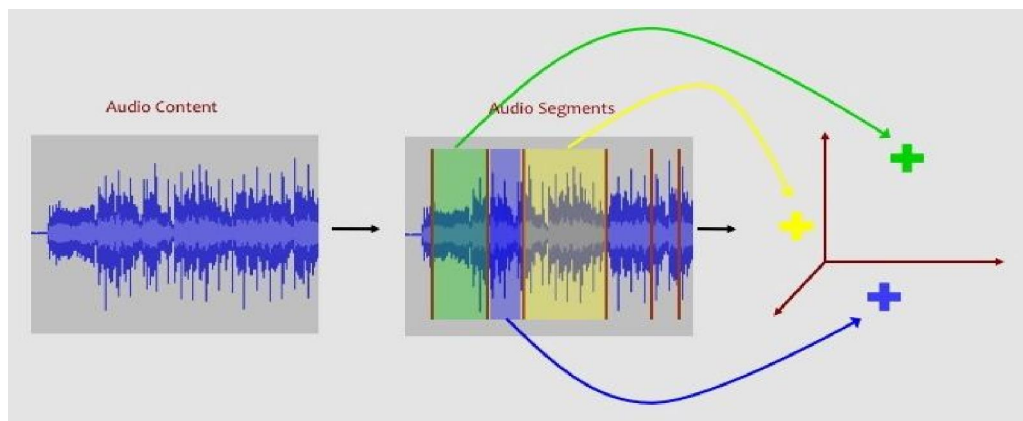
Εικόνα 5: Σχέσης συχνότητας – κλίμακας Mel

$$mel(f) = 2595 \log_{10} \left(1 + \frac{f}{700} \right) \quad (1)$$

2.2.3 Χροιά

Η χροιά είναι αυτό που κάνει δύο ή περισσότερους ήχους ίδιας ακουστότητας και έντασης να διαφέρουν μεταξύ τους. Όταν για παράδειγμα ακούγεται μια νότα από ένα μουσικό όργανο μαζί με την θεμελιώδη συχνότητα δημιουργείται παράλληλα και ένα πλήθος από αρμονικές. Η ενέργεια που μεταφέρει κάθε αρμονική εξαρτάται από το είδος του οργάνου και αυτό ακριβώς είναι που κάνει τη διαφορά ανάμεσα σε δύο όργανα. Το ακουστικό μας σύστημα που έχει την δυνατότητα να αντιλαμβάνεται και να ξεχωρίζει τις αρμονικές μπορεί με αυτό τον τρόπο να εξακριβώνει την ταυτότητα του κάθε ήχου. Η διαφορετικότητα της χροιάς έγκειται στο διαφορετικό τρόπο με τον οποίο κατανέμεται η ηχητική ενέργεια κάθε φορά. Για να περιγραφεί ως μέγεθος χρησιμοποιούνται μικρού χρόνου φασματικά διαστήματα διάρκειας 10 - 40ms (*Howard, D., Angus, J.*).

2.3 Αυτόματη αναγνώριση μουσικών ειδών



Εικόνα 6: Γενική αναπαράσταση αυτόματης κατηγοριοποίησης

Όπως προαναφέραμε και στην εισαγωγή ο κλάδος της επιστήμης υπολογιστών που ασχολείται με την αυτόματη κατηγοριοποίηση έχει αναπτυχθεί σημαντικά την τελευταία δεκαετία. Ένα τυπικό παράδειγμα για το πως αναπαριστάται η διαδικασία της αυτόματης κατηγοριοποίησης σε υπολογιστές είναι αυτό της παραπάνω Εικόνας 6, το οποίο είναι τροποποιημένο με τέτοιο τρόπο ώστε να προσομοιώνει την διαδικασία αναγνώρισης ενός ήχου όπως κάνει και το ανθρώπινο ακουστικό σύστημα. Στους υπολογιστές το μικρόφωνο αναλαμβάνει να μετατρέψει, όπως και το αντί, τις μηχανικές ταλαντώσεις των ήχων σε ηλεκτρικά σήματα (audio content). Αντίστοιχα, όπως το εσωτερικό του αυτιού αναλύει τις συχνότητες, έτσι και στα υπολογιστικά συστήματα γίνεται ένα σύνολο μετασχηματισμών των ιδιοτήτων του ήχου και εξαγωγή χαρακτηριστικών που εκφράζουν τα στοιχεία του ακουστικού σήματος.

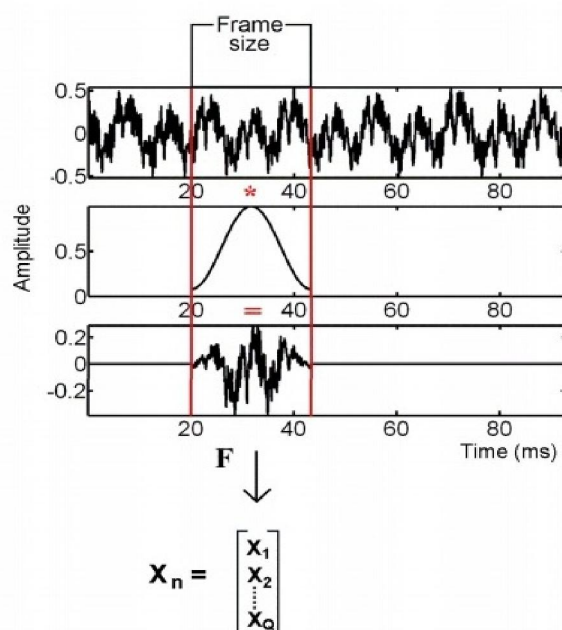
Με αντίστοιχο τρόπο όπως ο εγκέφαλος αντιλαμβάνεται τη χροιά έτσι και στην αυτόματη διαδικασία μοντελοποιούνται αυτά τα διαισθητικά χαρακτηριστικά των ήχων (audio segments). Η λειτουργίες αναγνώρισης, στην αυτόματη κατηγοριοποίηση επιτυγχάνονται με τους αλγορίθμους ταξινόμησης (classifiers) που είναι σε θέση να αναγνωρίζουν τομείς χαρακτηριστικών που εξάγονται από τα δείγματα των ήχων. Η διαδικασία να εξαχθούν τα ιδανικά χαρακτηριστικά από τα ηχητικά δείγματα που είναι ικανά να περιγράψουν το είδος της μουσικής στην οποία και ανήκουν, αποτελεί το πιο σημαντικό μέρος σε ένα σύστημα αυτόματης κατηγοριοποίησης.

2.3.1 Χαρακτηριστικά φάσματος (spectral features)

Κατά τη διαδικασία επεξεργασίας των ακουστικών σημάτων υπολογίζονται τα φασματικά χαρακτηριστικά. Αρχικά το σήμα αναλύεται σε ισάριθμα διαδοχικά χρονικά διαστήματα και υπολογίζεται το φασματικό μέτρο που περιγράφει την κατανομή των

συχνοτήτων στο αντίστοιχο χρονικό διάστημα. Στην συνέχεια χρησιμοποιείται ο ταχύς μετασχηματισμός Fourier¹⁵ σε μια τυπική περίοδο χρόνου 20ms εφαρμόζοντας ένα παράθυρο ανάλυσης 20ms με επικάλυψη 10ms. Το διάνυσμα των χαρακτηριστικών x_n υπολογίζεται από την συνάρτηση F που ορίζεται στην εξίσωση (2) στο χρονικό σημείο n , όπου S είναι το ακουστικό σήμα, w η συνάρτηση παραθύρου και N το μέγεθος του διαστήματος ανάλυσης (frame). Η συνολική διαδικασία παρουσιάζεται στην Εικόνα 7 και βάσει αυτής υπολογίζονται τα Spectral Centroid, Spectral Roll off και Spectral Flux χαρακτηριστικά (Lerch A.).

$$x_n = F(wS_n - (N - 1), \dots, w_{N-1}S_n) \quad (2)$$



Εικόνα 7: Εξαγωγή φασματικών χαρακτηριστικών ηχητικών σημάτων

Φασματικό κέντρο βάρους (Spectral Centroid)

Το φασματικό κέντρο βάρους είναι το σημείο ισοροπίας του φασματικού μέτρου και δίνεται από την παρακάτω εξίσωση (3):

$$C_t = \frac{\sum_{n=1}^N M_t[n]n}{\sum_{n=1}^N M_t[n]} \quad (3)$$

Αποτελεί ένα μέτρο που περιγράφει το φάσμα και συνδέεται άμεσα με την έννοια της φασματικής φωτεινότητας, όπου $M_t[n]$ είναι η τιμή του μετασχηματισμού Fourier στο χρονικό διάστημα t και στην μονάδα συχνότητας n .

¹⁵ <http://mathworld.wolfram.com/FastFourierTransform.html>

Φασματικό Roll off (Spectral Roll off)

Αποτελεί ένα ακόμα χαρακτηριστικό του φασματικού περιεχομένου και δηλώνει το ποσοστό κατανομής της ενέργειας στις χαμηλές τονικά συχνότητες και ορίζεται από την παρακάτω εξίσωση (4):

$$\sum_{n=1}^{R_t} N_t[n] = 0.85 \sum_{n=1}^N M_t[n] \quad (4)$$

όπου R_t η συχνότητα η οποία βρίσκεται στο 85% κάτω του ποσοστού της κατανομής της ενέργειας στις χαμηλές συχνότητες.

Φασματική ροή (Spectral Flux)

Αποτελεί ένα μέτρο για την φασματική αλλαγή και υπολογίζεται από την παρακάτω εξίσωση (5):

$$F_t = \sum_{n=1}^N (N_t[n] - N_{t-1}[n])^2 \quad (5)$$

όπου $N_t[n]$ και $N_{t-1}[n]$ τα μεγέθη του μέτρου του τμηματικού μετασχηματισμού Fourier (STFT) για το χρονικό διάστημα t .

2.3.2 Συντελεστές Mel Frequency Cepstral (MFCCs)

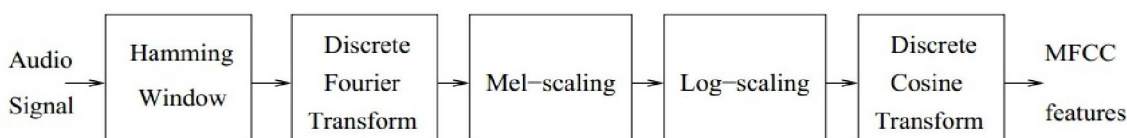
Ουσιαστικά πρόκειται για τον διακριτό μετασχηματισμό συνημίτονου (*DCT-Syed A.*) του λογαριθμικού φάσματος μετά από μια μη γραμμική στρέβλωση συχνοτήτων σε μια αντιληπτή κλίμακα που ονομάζεται κλίμακα Mel. Ο αριθμός l των c_l συντελεστών υπολογίζεται από την παρακάτω εξίσωση (6) και (7):

$$c_l = \sum_{q=1}^Q x(q) \cos\left(l \frac{\pi}{Q} \left(q - \frac{1}{2}\right)\right) \quad (6)$$

και ισχύει ότι:

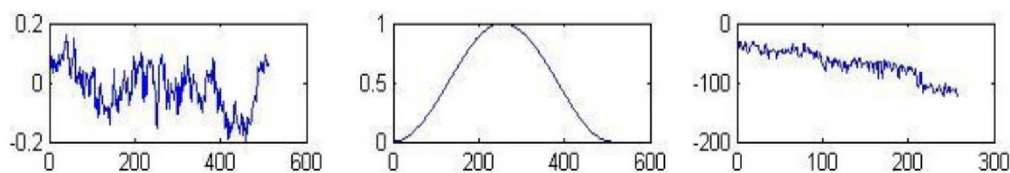
$$\chi(q) = \ln\left(\sum_{k=0}^{N-1} |X(k)| \cdot H(k, q)\right) \quad (7)$$

όπου το $q=1, \dots, Q, H(k, q)$ είναι το εύρος των Mel συχνοτήτων και Q είναι ο αριθμός των συχνοτήτων. Αρχικά οι MFCC συντελεστές χρησιμοποιήθηκαν με επιτυχία σε εφαρμογές αναγνώρισης φωνής (Rabiner & Juang) όπως και σε πειράματα αναγνώρισης της μουσικής σε είδη (Mandel & Ellis). Για τον υπολογισμό των συντελεστών MFCCs χρησιμοποιούνται φίλτρα και μετασχηματισμοί (DCT) οι οποίοι μοντελοποιούν τη λειτουργία των ακουστικών νεύρων και των χαρακτηριστικών του υπόλοιπου ακουστικού συστήματος. Όπως το σύστημα του κοχλίου μέσα στο αυτί μας έτσι και οι MFCCs μετασχηματίζουν το ακουστικό σήμα από το πεδίο του χρόνου στο πεδίο της συχνότητας. Στην Εικόνα 8 παριστάνεται η διαδικασία υπολογισμού των MFCCs.



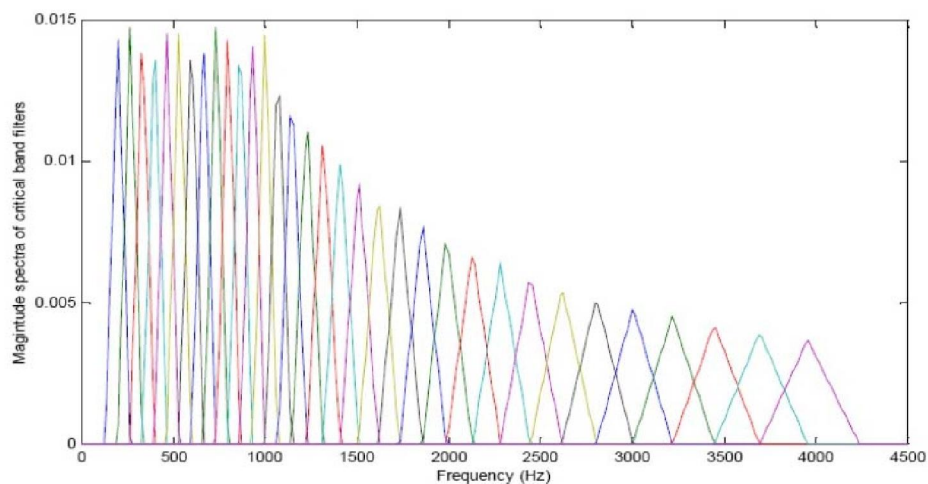
Εικόνα 8: Εξαγωγή MFCC χαρακτηριστικών ηχητικών σημάτων

Αρχικά το σήμα χωρίζεται σε διαδοχικά επικαλυπτόμενα χρονικά διαστήματα των 20ms με 50% επικάλυψη. Στην συνέχεια, εφαρμόζεται η συνάρτηση παραθύρου Hamming (Oppenheim & Schaffer) για την εξομάλυνση των άκρων του ακουστικού σήματος και υπολογίζεται το φάσμα ισχύος με τη χρήση διακριτού μετασχηματισμού Fourier για κάθε χρονικό διάστημα, πράγμα που φαίνεται και στην Εικόνα 9. Για κάθε τόνο στην κλίμακα Hz αντιστοιχεί κι ένα υποκειμενικό ύψος στην κλίμακα Mel.



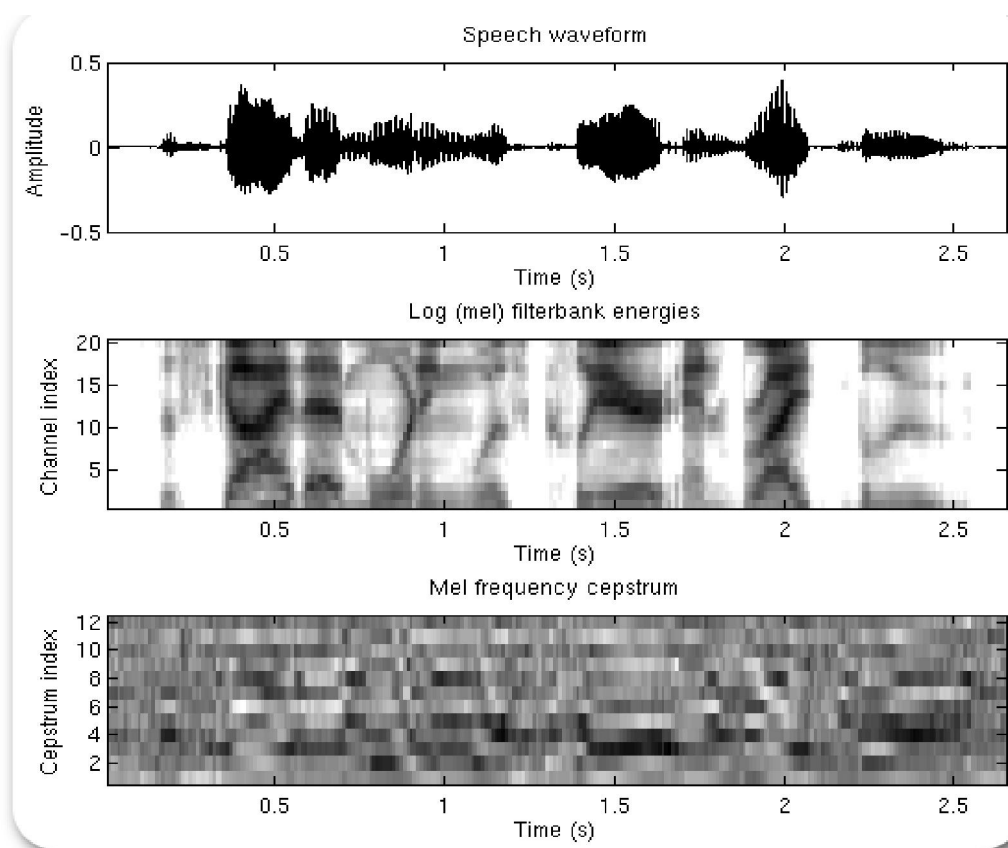
Εικόνα 9: Διαδικασία μετασχηματισμού των συντελεστών φάσματος σε συχνότητες Mel κλίμακας

Στη συνέχεια το φάσμα ισχύος μετατρέπεται σε τριγωνική ζωνοπερατή απόκριση συχνοτήτων με την βοήθεια της κλίμακας Mel και μιας τράπεζας φίλτρων 38 περιοχών. Η διάταξη και το εύρος ζώνης καθορίζονται από ένα σταθερό διάστημα συχνότητας Mel. Επειδή λοιπόν και το ανθρώπινο ακουστικό σύστημα αντιλαμβάνεται την ένταση των ήχων λογαριθμικά, αυτός είναι και ο λόγος που χρησιμοποιείται λογαριθμική κλίμακα για την μετατροπή του πλάτους της συχνότητας. Το αποτέλεσμα φαίνεται στην Εικόνα 10.



Εικόνα 10: Τράπεζα φίλτρων με τριγωνική ζωνοπερατή απόκριση

Στο τελικό στάδιο της επεξεργασίας εφαρμόζεται ο διακριτός μετασχηματισμός συνημιτόνου (DCT), με την χρήση του οποίου το τελικό διάνυσμα του σήματος έχει πιο μικρές διαστάσεις. Στην παρακάτω Εικόνα 11 παρουσιάζεται ένα παράδειγμα αρχικού ακουστικού σήματος, φασματικής λογαριθμικής απεικόνισης ενέργειας και απεικόνισης MFCC συντελεστών.



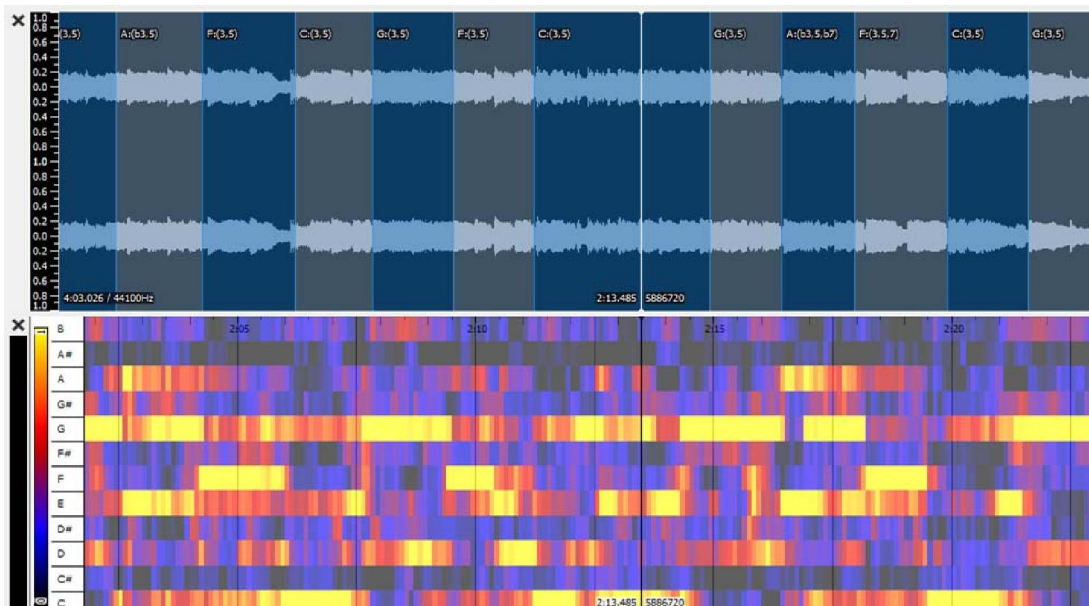
Εικόνα 11: Εξαγωγή MFCC συντελεστών ακουστικού σήματος

2.3.3 Χρωματογραφική εξαγωγή χαρακτηριστικών (Chromagram feature extraction)

Το τονικό ύψος εκφράζεται μέσω των συχνοτήτων που αναπαράγονται από τους μουσικούς φθόγγους ενός κομματιού, δηλαδή πόσο χαμηλά ή ψηλά βρίσκονται στην μουσική οκτάβα. Η ίδια η φύση του τονικού χρώματος χαρακτηρίζεται κυκλική και εκφράζει την περιοδικότητα των μουσικών διαστημάτων στην οκτάβα. Ο χρωματογράφος, όπως και οι MFCC συντελεστές υπολογίζεται από τον μετασχηματισμό Fourier, αφού βέβαια το ακουστικό σήμα χωριστεί σε διαδοχικά επικαλυπτόμενα χρονικά διαστήματα περιόδου 80-300ms. Αρχικά μέσω Fourier ανάλυσης, για κάθε χρονικό διάστημα εφαρμόζεται η συνάρτηση παραθύρου Hamming. Στη συνέχεια μέσω DFT υπολογίζεται το φάσμα ισχύος για κάθε διάστημα. Η ενέργεια της ισχύος του φάσματος κατανέμεται σε 12 διακριτές μονάδες τονικότητας, όπως ισχύει και με τους 12 μουσικούς φθόγγους μιας οκτάβας σε ένα μουσικό όργανο. Ο χρωματογράφος, τον οποίο μπορούμε να τον περιγράψουμε και σαν τονικό φάσμα, έχει χρησιμοποιηθεί και παλαιότερα σε συστήματα αναγνώρισης μελωδίας (*Jehan T, 2005*). Ορίζεται από την παρακάτω εξίσωση (7) και στην Εικόνα 12 παρουσιάζεται ένα παράδειγμα χρωματογραφικής ανάλυσης μερικών δευτερολέπτων.

$$Chroma(b) = \sum_{m=0}^M |X_{cq}(b + m\beta)| \quad (7)$$

όπου X_{cq} ο DFT του σήματος, β ο αριθμός των διαστημάτων ανά οκτάβα, $b \in [1, \beta]$ και M ο αριθμός οκτάβων (*Pampalk E, 2005*).



Εικόνα 12: Χρωματογραφική ανάλυση μουσικού δείγματος

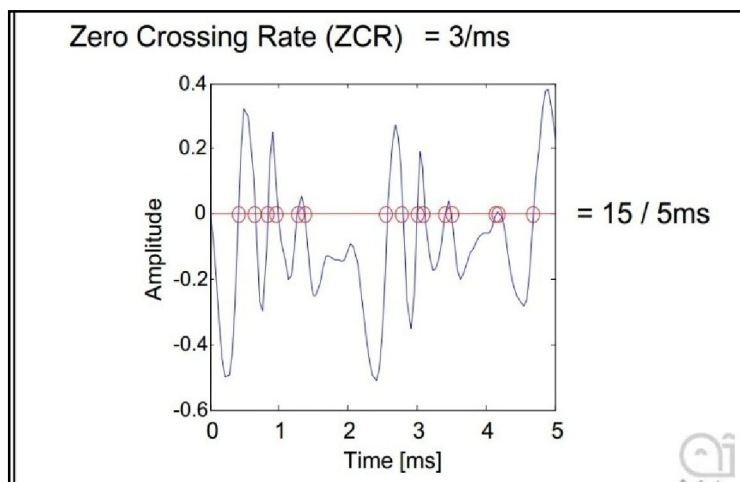
2.3.4. Πλήθος μηδενισμού συνάρτησης (Zero-crossing Rate)

Πρόκειται για ένα χαρακτηριστικό που χρησιμοποιείται αρκετά σε συστήματα αυτόματης κατηγοριοποίησης (*Lambrou, Kudumakis, Sandler, Speller & Linney*) και είναι ουσιαστικά ο αριθμός του πεδίου του χρόνου που μηδενίζει το σήμα σε ένα χρονικό παράθυρο του φάσματος. Υπολογίζεται βάσει της παρακάτω εξίσωσης (8):

$$ZCR_n = \sum_{i=n-N+1}^n |sgn(s_i) - sgn(s_{i-1})| \quad (8)$$

όπου η μεταβλητή $sgn()$ επιστρέφει το πρόσημο της εισόδου.

Για χρήση απλών τονικών φασμάτων είναι ουσιαστικά ένα μέτρο υπολογισμού της συχνότητας τους. Όπως και στην ομιλία έτσι και στην μουσική ανάλυση χρησιμεύει στο να διαχωρίσει τον λόγο-ομιλία από το ακουστικό σήμα, όπως φαίνεται και στην παρακάτω Εικόνα 13.



Εικόνα 13: Αναπαράσταση πλάτους σήματος με Zero-crossing τιμές

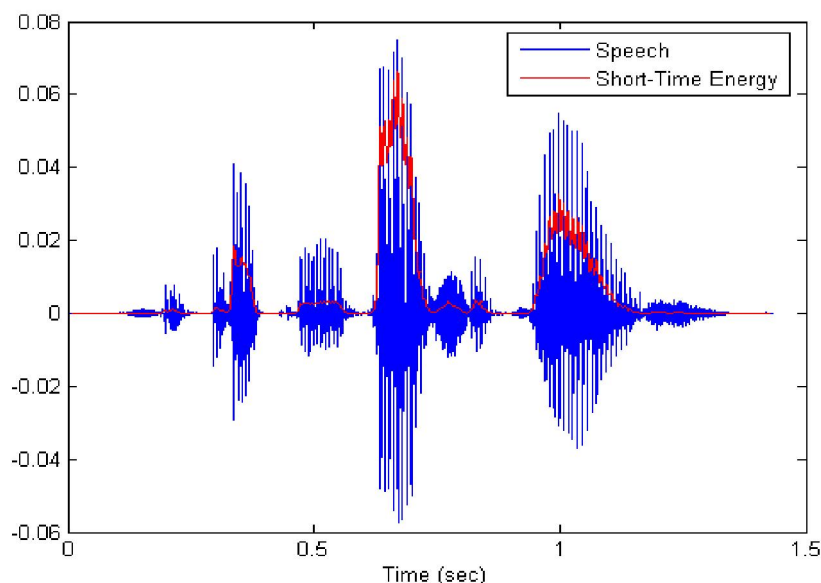
2.3.5. Ενέργεια μικρού χρόνου (Short-Time Energy feature)

Ως χαρακτηριστικό χρησιμοποιείται ευρέως και πέραν τις ανάκτησης μουσικής πληροφορίας και βασίζεται στο να διαχωρίζει το κενό μεταξύ παρουσίας ήχου και σίγασης (HSnR – high signal to noise ratio). Σε εφαρμογές όπου γίνεται αναγνώριση μουσικού είδους χρησιμεύει στο να διαχωρίσει τις συχνότητες που αναπαράγουν τα μουσικά όργανα (*Wold, Blum, Keislar & Wheaton*). Υπολογίζεται από την παρακάτω εξίσωση (9):

$$STE_n = \frac{1}{N} \sum_{i=n-N+1}^n s^2_i \quad (9)$$

όπου s_i το σήμα στην τιμή χρόνου i .

Από αυτό συμπεραίνουμε ότι η ακουστότητα (loudness) ενός ήχου είναι στενά συνδεδεμένη με την ένταση του σήματος, αρά και με την ενέργεια του μικρού χρόνου του ήχου. Παρακάτω στην Εικόνα 14 φαίνεται σε σχέση με τη κυματομορφή πλάτους του ηχητικού σήματος.



Εικόνα 14: Κυματομορφή πλάτους σήματος φωνής με ενέργεια μικρού χρόνου

2.3.6. Χαρακτηριστικά με βάση το ρυθμό (Rhythm & Beat features)

Ένα ακόμη χαρακτηριστικό των μουσικών κομματιών είναι ο ρυθμός που πηγάζει μέσα από αυτά. Στην μουσική αναγνώριση μέσω του ακουστικού μας συστήματος ο ρυθμός χρησιμοποιείται για να ξεχωρίσει εμπειρικά τα μουσικά είδη βάσει ρυθμικότητας όπως πχ την ροκ με την κλασική μουσική. Στην αυτόματη μουσική αναγνώριση, ειδικά όταν χρειαστεί να ταξινομηθούν αρκετά σύνθετοι μουσικοί ρυθμοί μεταξύ των ειδών, υπάρχει μια δυσκολία. Κύρια χαρακτηριστικά που αναλύουν τον ρυθμό στα υπολογιστικά συστήματα είναι το τέμπο (tempo) και η δυναμική του. Στο τέμπο αναφερόμαστε στην περιοδική αναπαραγωγή των ήχων ανά διαστήματα, συνήθως 250ms έως 2s. Η δυναμικότητα είναι ένα μέτρο του ρυθμού που υπολογίζει συνοπτικά τις κορυφές με το μεγαλύτερο πλάτος κατά την αναπαράσταση του σήματος σε συνάρτηση του χρόνου. Ένα τέτοιο πρωτότυπο σύστημα για την αναγνώριση του ρυθμού αποτελεί το MUGRAT¹⁶ (Kosina).

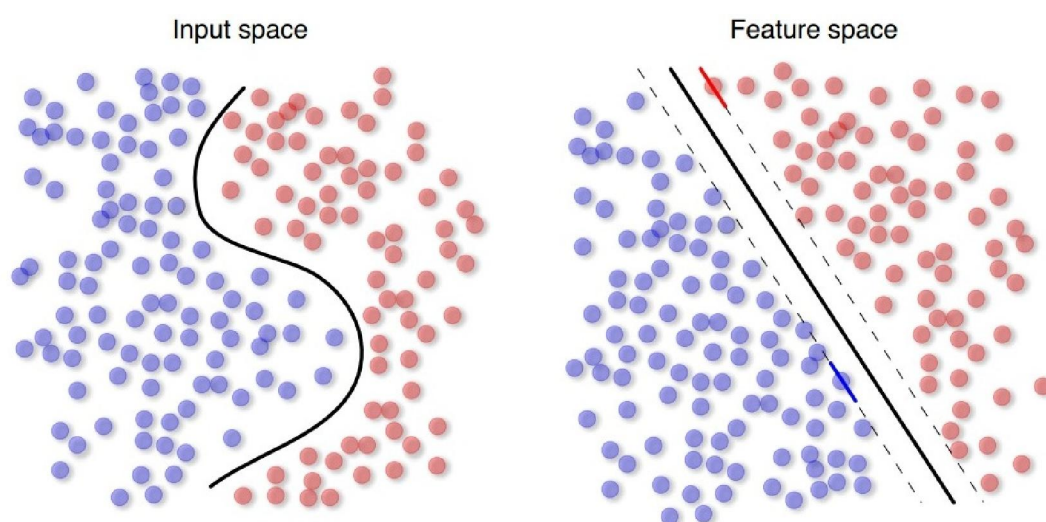
¹⁶ <http://kyrah.net/mugrat/>

2.4 Αλγόριθμοι Κατηγοριοποίησης (Classification algorithms)

Η κατηγοριοποίηση μουσικών ειδών αναφέρεται στο πρόβλημα της αυτόματης ταξινόμησης των μουσικών κομματιών σε συγκεκριμένες προκαθορισμένες κατηγορίες ή σύνολα αυτών. Οι περισσότερες από τις μεθόδους ταξινόμησης που έχουν αναπτυχθεί μέχρι σήμερα ασχολούνται μόνο με δυαδικά προβλήματα ταξινόμησης, περιπτώσεις όπου ένα μουσικό κομμάτι χαρακτηρίζεται και ταξινομείται είτε ως σχετικό ή όχι με μια προκαθορισμένη κατηγορία από ένα σύνολο αρχικοποιημένων κατηγοριών. Ωστόσο οι μεγάλου μεγέθους μουσικές συλλογές και το πλήθος μουσικών δεδομένων που διακινούνται στο διαδίκτυο χαρακτηρίζονται από πολλά διαφορετικά στοιχεία με αποτέλεσμα να υπάρχουν μουσικά κομμάτια που να σχετίζονται και με περισσότερες από μια κατηγορίες. Για την ταξινόμηση ενός μουσικού κομματιού εφαρμόζονται οι αλγόριθμοι ταξινόμησης και η πρόβλεψη τους συνδυάζεται για να εξάγουν την τελική απόφαση. Στις παραγράφους που ακολουθούν περιγράφονται περιληπτικά οι πιο συχνοί αλγόριθμοι ταξινόμησης μουσικών κομματιών.

2.4.1 Αλγόριθμος υποστήριξης μηχανών διανυσμάτων (SVM)

Πρόκειται για έναν αλγόριθμο που χρησιμοποιεί τον συγκερασμό γραμμικών μοντέλων βασισμένων σε στιγμιότυπα (*Vapnik, 1995*). Η ιδέα του αλγορίθμου αυτού είναι να επιλέξει έναν αριθμό στιγμιότυπων εκπαίδευσης από κάθε κλάση ή αλλιώς των διανυσμάτων υποστήριξης, που συνορεύουν στον χώρο του προβλήματος με στιγμιότυπα άλλων κλάσεων. Τα επιλεγμένα στιγμιότυπα χρησιμοποιούνται για την κατασκευή μιας συνάρτησης διάκρισης που τα διαχωρίζει. Οι μηχανές υποστήριξης διανυσμάτων (SVM) χρησιμοποιούνται σε διάφορα προβλήματα αναγνώρισης προτύπων. Στην Εικόνα 15 παριστάνεται η λειτουργία τους.

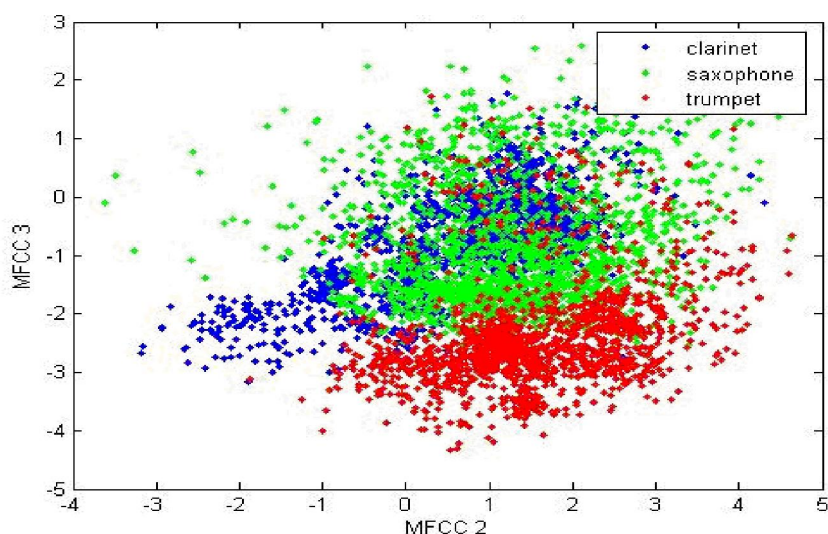


Εικόνα 15: Τυπική λειτουργία κατηγοριοποίησης των SVM (*Jehan, 2005*)

Ουσιαστικά πρόκειται για έναν απλό δυαδικό ταξινομητή ο οποίος «μαθαίνει» το σύνορο απόφασης ανάμεσα σε δύο κλάσεις. Για να βρει αυτό το σύνορο, μεγιστοποιεί την απόσταση ανάμεσα σε δύο κλάσεις επιλέγοντας γραμμικούς διαχωριστές στον χώρο των παραμέτρων. Μια συνάρτηση πυρήνα τύπου kernel χρησιμοποιείται για να προβάλλει τα δεδομένα από το χώρο εισόδου στο χώρο παραμέτρων, γραμμικά ή μη γραμμικά, αναλόγως τη μορφή των συνόρων απόφασης (*Michie, Spiegelhalter & Taylor*). Η ικανότητα των μηχανών αυτών να παράγουν και μη γραμμικές επιφάνειες απόφασης, τις καθιστά πολύ σημαντικές από άποψη υπολογιστικής ικανότητας στο να επιλύουν μεγάλο αριθμό προβλημάτων ταξινόμησης, τα οποία είναι δύσκολο να υπολογιστούν με γραμμικού τύπου μοντέλα. Επιπλέον, επειδή ακριβώς χειρίζονται μεγάλο όγκο δεδομένα, τα καθιστά ιδανική λύση σε προβλήματα κατηγοριοποίησης μουσικής πληροφορίας, καθώς είναι αρκετά αποτελεσματικά στο να δίνουν το υψηλότερο ποσοστό σωστής κατηγοριοποίησης. Στις αναφορές τους οι *Xu, Shao, Cao, Tian* παρέχουν αναλυτικά περισσότερες πληροφορίες για την εφαρμογή και τα πειράματά τους.

2.4.2 Αλγόριθμος Gaussian μοντέλων μειγμάτων (GMM)

Χρησιμοποιείται ευρέως σε εφαρμογές ανάκτησης μουσικών πληροφοριών (MIR) με σκοπό να μοντελοποιήσει την ταξινόμηση των διάφορων ειδών μουσικής. Για κάθε είδος λαμβάνουμε μια πιθανή συνάρτηση πυκνότητας, εκφραζόμενη σαν ένα μείγμα αριθμών πολυδιάστατων Gaussian διανομέων (*West et al, 1996*). Ο επαναληπτικός αλγόριθμος μέγιστης προσδοκίας (*Expectation Maximization, Dempster et al. 1977*) χρησιμοποιείται τυπικά για τον προσδιορισμό των παραμέτρων για κάθε Gaussian συνιστώσα και το βάρος των μειγμάτων. Ο συγκεκριμένος αλγόριθμος συγκριτικά με τους άλλους που αναφέραμε έχει εφαρμοστεί σε διάφορες μελέτες μουσικής κατηγοριοποίησης όπως των *Li, Pye* κα. Στη παρακάτω Εικόνα 16 δίνεται ένα παράδειγμα διαχωρισμού των χαρακτηριστικών MFCC διανυσμάτων τριών μουσικών οργάνων με τη χρήση του αλγορίθμου GMM.



Εικόνα 16¹⁷: Λειτουργία κατηγοριοποίησης των GMM σε όργανα

¹⁷ <http://cnx.org/content/m13205/latest/>

2.4.3 Αλγόριθμος Μπεϊσιανής κατηγοριοποίησης (Bayes)

Προκύπτει ουσιαστικά από το θεώρημα του Bayes, μιας και πήρε το όνομα του, που παριστάνεται από την παρακάτω εξίσωση (11):

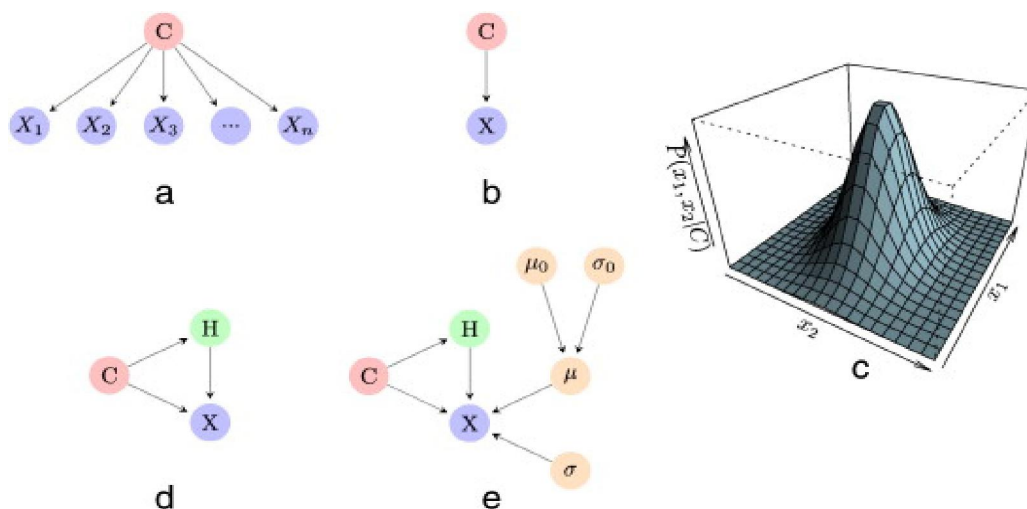
$$P(\omega_j|x) = \frac{P(x|\omega_j) \cdot P(\omega_j)}{P(x)} \quad (11)$$

όπου ω_j η πιθανότητα της κλάσης j και x το διάνυσμα των χαρακτηριστικών.

Με βάση το παραπάνω μοντέλο μπορεί να εκτιμηθεί η πιθανότητα κάθε κατηγορίας της κατηγοριοποίησης. Δημιουργείται με τη χρήση δεδομένων εκπαίδευσης αξιοποιώντας τα διανύσματα που αναπαριστούν τα δεδομένα επεξεργασίας. Πειράματα που έχουν πραγματοποιηθεί με τη χρήση διάφορων δεδομένων κειμένου, απέδειξαν ότι ο παραπάνω αλγόριθμος είναι ιδιαίτερα αποτελεσματικός για πολλές διαδικασίες κατηγοριοποίησης, κυρίως αναγνώρισης ομιλίας (Ζέρβας Π., 2007). Στην παρακάτω Εικόνα 17 βλέπουμε ένα μοντέλο του Bayes.

Η εξέλιξη από έναν Bayes κατηγοριοποιητή στα ιεραρχικά μοντέλα Bayes

- η κατηγοριοποίηση όπου το “c” αναπαριστά την κλάση και το “x” τα χαρακτηριστικά
- ένα γραφικό μοντέλο του Bayes αλγορίθμου
- ο Bayes αλγόριθμος μαζί με ένα κρυμμένο χαρακτηριστικό “H”
- ένα μοντέλο ιεραρχίας του Bayes όπου “ μ_0 ” και “ σ_0 ” περιγράφουν την προγενέστερη κατανομή της “ μ ”
- αναπαράσταση της κατανομής

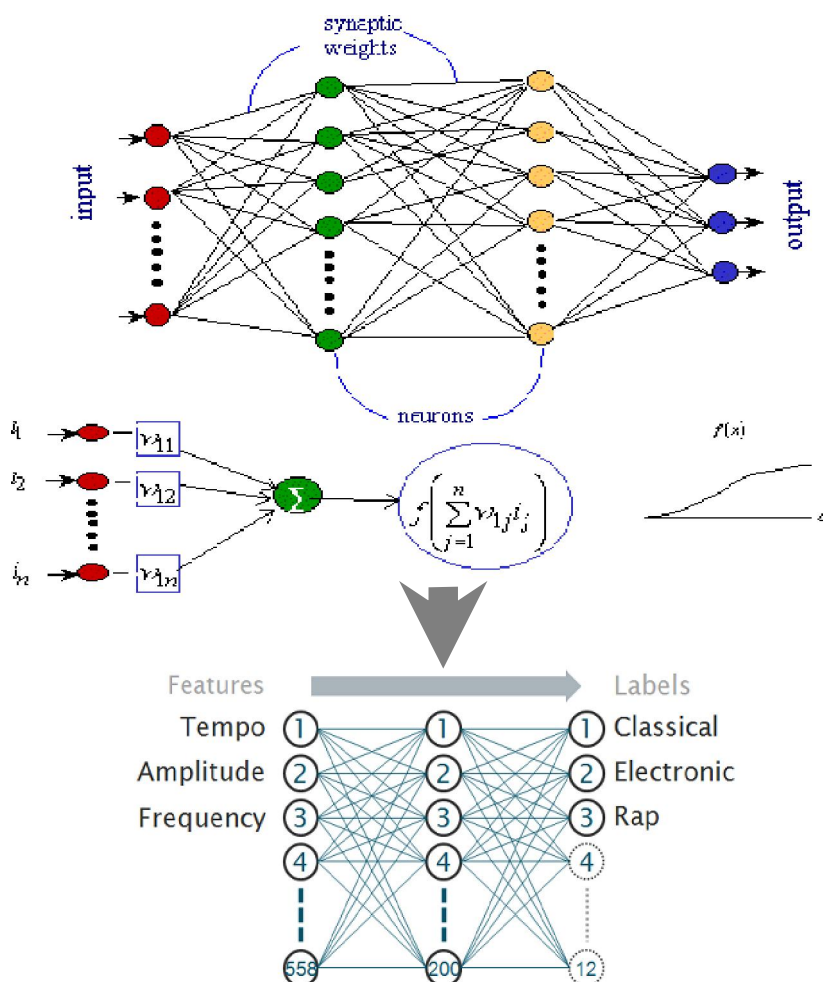


Εικόνα 17: Μοντέλο λειτουργίας των Bayes

2.4.4 Αλγόριθμοι τεχνητών νευρωνικών δικτύων (Artificial Neural Networks)

Πρόκειται για αλγορίθμους που αρχικά ξεκίνησαν ως μαθηματικά μοντέλα προσομοίωσης της λειτουργίας του ανθρώπινου εγκεφάλου και στην ουσία είναι ένα σύνολο τεχνητών νευρώνων που αλληλεπιδρούν, συνδυασμένοι μεταξύ τους με τις λεγόμενες συνάψεις (synapses). Περισσότερες πληροφορίες αναλυτικά με την λειτουργία μπορούμε να πάρουμε από τον *Haykin (1999)*. Ο βαθμός αλληλεπίδρασης είναι διαφορετικός για κάθε ζεύγος νευρώνων, καθορισμένος από τα συναπτικά βάρη (synaptic weights). Καθώς το δίκτυο νευρώνων αλληλεπιδρά με τα δεδομένα εισόδου και μαθαίνει από αυτά, τα συναπτικά βάρη μεταβάλλουν την κατεύθυνση πληροφορίας, μεταβάλλοντας έτσι την ισχύ του κάθε δεσμού τους. Αυτό το χαρακτηριστικό δίνει την ικανότητα στα νευρωνικά δίκτυα να προσαρμόζονται στο περιβάλλον. Σε αρκετές εφαρμογές κατηγοριοποίησης των μουσικών ειδών έχει γίνει η χρήση τους από τους *Koerich & Poitevin, Fujinaga, Soltau et al* κα.

Στη παρακάτω Εικόνα 18 παριστάνεται η βασική δομή ενός δικτύου νευρώνων. Στην πρώτη δομή των νευρώνων διακρίνεται η μαθηματική ακολουθία ανάμεσα στις εισόδους τους και στην λειτουργία τους, εξάγοντας τα αποτελέσματα των συσχετισμών. Στη δεύτερη δομή παριστάνεται συνοπτικά ο διαχωρισμός των ακουστικών χαρακτηριστικών των ήχων και μέσω νευρώνων γίνεται ο διαχωρισμός στα μουσικά είδη στα οποία ανήκουν.



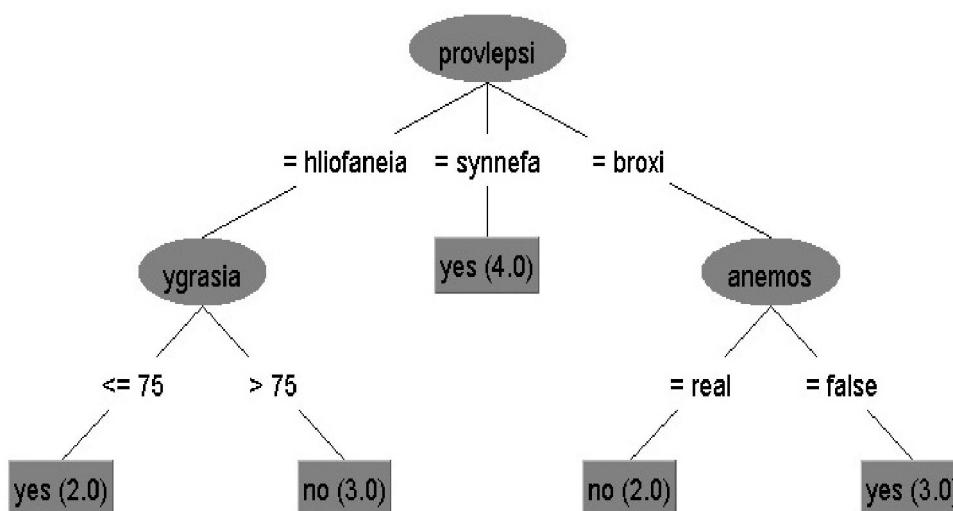
Εικόνα 18: Δομή νευρωνικών δικτύων

2.4.5 Αλγόριθμος C4.5 (J48)

Πρόκειται για αλγόριθμο που ανήκει στη κατηγορία αλγορίθμων ταξινόμησης οι οποίοι δημιουργούν δένδρα απόφασης και αποτελεί ουσιαστικά βελτίωση του ID3. Τέτοια βελτίωση είναι να μπορεί να χειριστεί συνεχή δεδομένα, κενές τιμές των χαρακτηριστικών καθώς και να περικόπτει κλαδιά που δεν είναι χρήσιμα, αντικαθιστώντας τα με φύλλα (Quinlan 1993). Ένα δένδρο απόφασης αποτελείται από κόμβους που αντιστοιχούν σε κάποιο χαρακτηριστικό του συνόλου εκπαίδευσης και ο κάθε ένας από αυτούς διακρίνεται από τα εξής:

- Ρίζα (root): που είναι ο κόμβος ο οποίος βρίσκεται στην κορυφή του δένδρου και χωρίζει το σύνολο εκπαίδευσης σε 2 ή περισσότερα υποσύνολα.
- Εσωτερικοί κόμβοι (internal node): αποτελούν τους κόμβους που βρίσκονται στο ενδιάμεσο και οι οποίοι με τη σειρά τους χωρίζουν το κάθε υποσύνολο της διακλάδωσης του δένδρου σε μικρότερα υποσύνολα.
- Φύλλα (leafs): αποτελούν τους τερματικούς κόμβους και αντιπροσωπεύουν μια κλάση από το γενικότερο σύνολο των κλάσεων που συνθέτουν το σύνολο εκπαίδευσης.

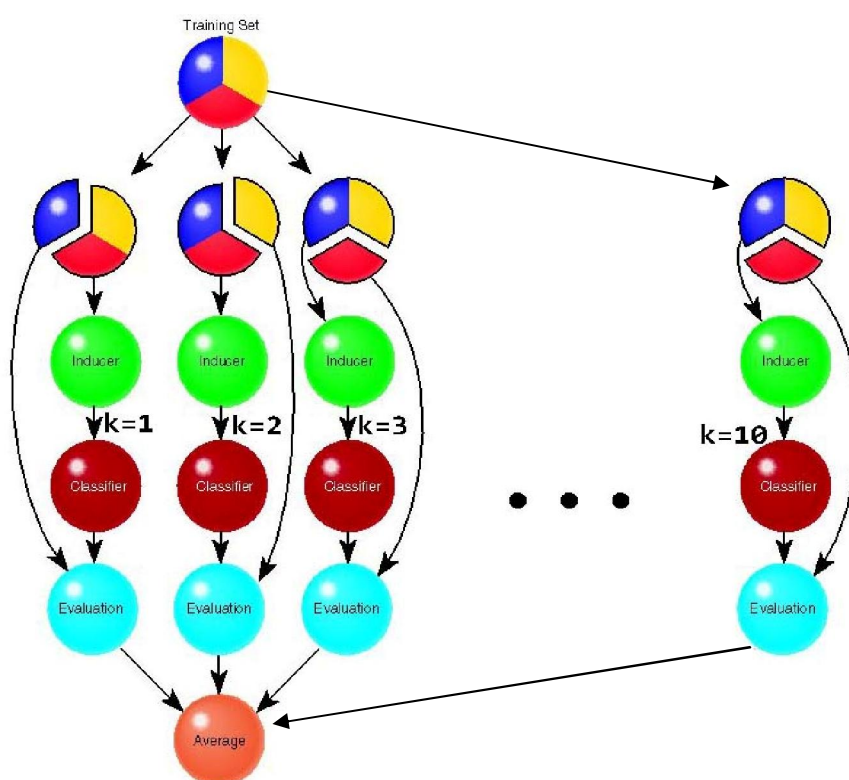
Όλοι οι κόμβοι εκτός από τα φύλλα έχουν εξερχόμενες διακλαδώσεις οι οποίες αντιστοιχούν σε μια συνθήκη βάσης της οποίας γίνεται ο διαχωρισμός των δεδομένων, γνωστή και ως συνθήκη διάσπασης (split criteria). Η επιλογή του κατάλληλου κόμβου διαχωριστή επιτυγχάνεται μέσω ενός ποσοτικού μέτρου, του κέρδους πληροφορίας (information gain) και το οποίο βασίζεται στην εντροπία πληροφορίας (entropy). Το ποσοτικό αυτό μέτρο υπολογίζεται για όλα τα χαρακτηριστικά του συνόλου και επιλέγεται το χαρακτηριστικό που έχει την καλύτερη τιμή. Η παραπάνω διαδικασία επαναλαμβάνεται μέχρι το σημείο που όλα τα στιγμιότυπα του υποσυνόλου να ανήκουν σε μια κλάση. Με αυτόν το τρόπο δομείται το δένδρο απόφασης, όπως φαίνεται και στην παρακάτω Εικόνα 19.1 που αφορά την πρόβλεψη καιρού.



Εικόνα 19.1: Δομή δένδρου απόφασης που προκύπτει μέσω αλγορίθμου C4.5

2.4.6 Διαδικασία διασταυρωμένης επικύρωσης (Cross-Validation)

Για την αξιολόγηση μιας μεθόδου αυτόματης κατηγοριοποίησης μουσικής πληροφορίας χρειάζεται πάντα ένα σύνολο δεδομένων το οποίο και χρησιμοποιείται για την διαδικασία της πρόβλεψης. Η πιο απλή διαδικασία διασταυρωμένης επικύρωσης χωρίζει το σύνολο των δεδομένων σε δύο τυχαία σύνολα με τρόπο ώστε το ένα από αυτά να χρησιμοποιηθεί για την διαδικασία της εκπαίδευσης και το άλλο για την διαδικασία της πρόβλεψης. Η παραπάνω προσέγγιση παρουσιάζει πρόβλημα, διότι μπορεί να προκύψει το φαινόμενο της επικάλυψης μεταξύ των συνόλων των δεδομένων (*Moore A.*). Για να το αποφύγουμε αυτό χρησιμοποιείται η διαδικασία 10-fold cross-validation. Σύμφωνα με αυτή το σύνολο των δεδομένων εκπαίδευσης χωρίζεται σε 10 υποσύνολα ίδιου αριθμού, από τα οποία τα 9 από αυτά χρησιμοποιούνται για το μοντέλο εκπαίδευσης και το ένα από αυτά για την επαλήθευση. Η διαδικασία της μάθησης πραγματοποιείται για 10 επαναλήψεις, χρησιμοποιώντας διαφορετικό σύνολο δεδομένων για κάθε επανάληψη. Παρακάτω στην Εικόνα 19.2 παρουσιάζεται ένα παράδειγμα θεωρητικής προσέγγισης για την διασταυρωμένη επικύρωση 10 σημείων.

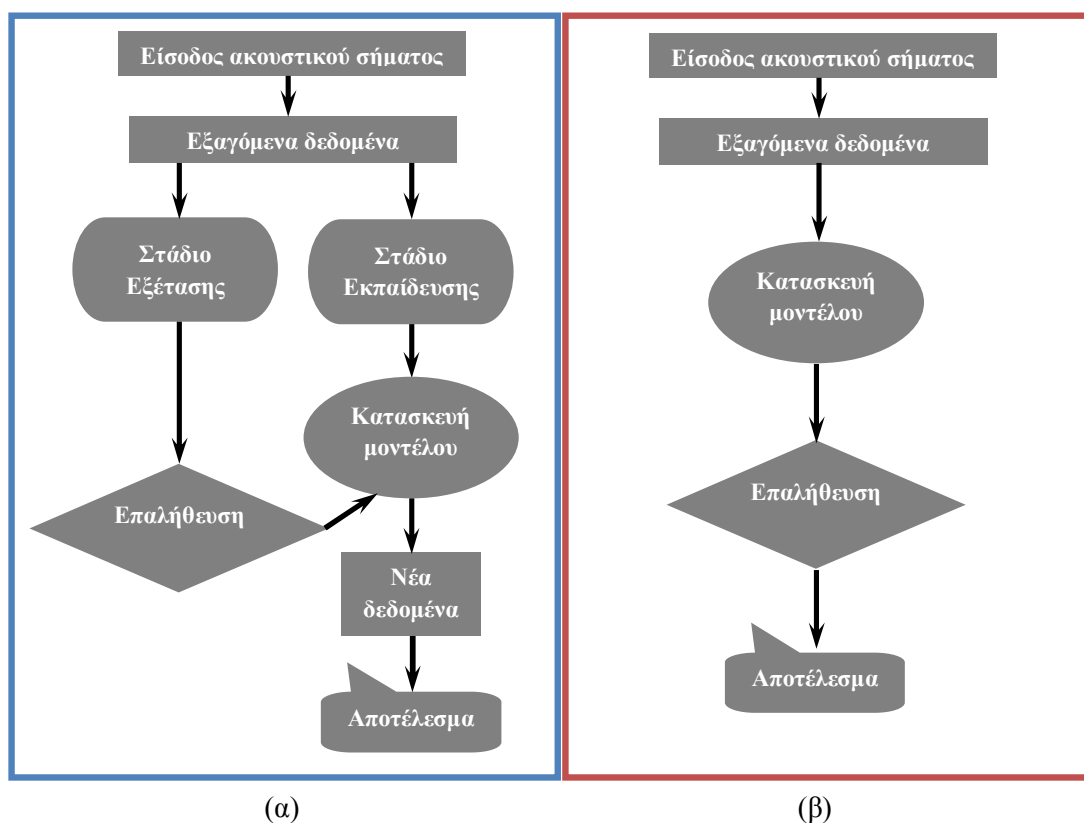


Εικόνα 19.2: Θεωρητική προσέγγιση 10-fold cross-validation (*Bernal J.*)

2.4.7 Κατηγοριοποίηση με και χωρίς επιτήρηση

Η κατηγοριοποίηση χωρίζεται σε δύο κατηγορίες ανάλογα με το είδος γνώσης που προσφέρεται για εκπαίδευση. Η πρώτη κατηγορία αφορά την επιτηρούμενη κατηγοριοποίηση, όπου κάθε παράδειγμα εκπαίδευσης αντιστοιχεί σε ένα διάνυσμα εισόδου $\{x_1, x_2, \dots, x_n\} = y$, όπου x είναι το σύνολο χαρακτηριστικών και y είναι η τιμή της κλάσης εξόδου η οποία περιγράφει ένα συγκεκριμένο γεγονός για την έννοια στόχο (Τροχίδης Κ. 2009). Για ένα σύνολο παραδειγμάτων εκπαίδευσης συσχετισμένων εισόδων και εξόδων, το ζητούμενο είναι η παραγωγή μιας συνάρτησης, που αντιπροσωπεύει την υποκείμενη σχέση ανάμεσα σε δύο ζευγάρια τιμών εισόδου και εξόδου και η οποία συνάρτηση να μπορεί να χρησιμοποιηθεί για να προβλέψει τις τιμές εξόδου για τις άγνωστες εισόδους. Συγκεκριμένο παράδειγμα της επιτηρούμενης κατηγοριοποίησης είναι τα νευρωνικά δίκτυα (neural networks) και οι μηχανές υποστήριξης διανυσμάτων (SVM) που περιγράφηκαν πιο πάνω.

Η δεύτερη κατηγορία αφορά την μη επιτηρούμενη κατηγοριοποίηση στην οποία δεν υπάρχει προκαθορισμένο σύνολο τιμών. Τα παραδείγματα εκπαίδευσης χωρίζονται σε άγνωστες ομάδες βάσει των χαρακτηριστικών τους. Από εκεί και μετά γίνεται προσπάθεια να ανακτηθούν οι υπάρχουσες σχέσεις ανάμεσα σε ένα σύνολο χαρακτηριστικών. Χαρακτηριστικό παράδειγμα των μη επιτηρούμενων συστημάτων κατηγοριοποίησης αποτελεί η εύρεση κανόνων συσχέτισης (association rules) χαρακτηριστικών τιμών των διανυσμάτων εκπαίδευσης. Ο αλγόριθμος που χρησιμοποιείται σε αυτή τη κατηγορία είναι αυτός που βασίζεται στα Μπείσιανά μοντέλα (Bayes) που προαναφέραμε. Στις παρακάτω δύο εικόνες παριστάνονται τα διαγράμματα ροής των δύο κατηγοριών.



Εικόνα 20: Κατηγοριοποίηση (α) με επιτήρηση και (β) χωρίς επιτήρηση

2.5 Στατιστικά αλγορίθμων κατηγοριοποίησης μουσικών ειδών

Στον παρακάτω πίνακα παρουσιάζονται συγκεντρωτικά τα αποτελέσματα των πιο αξιόλογων αλγορίθμων αναγνώρισης των μουσικών ειδών. Το βασικό πρόβλημα των αποτελεσμάτων είναι ότι δεν είναι άμεσα συγκρίσιμα μεταξύ τους, το οποίο βασίζεται στο γεγονός ότι κατά την πειραματική διαδικασία δεν ακολουθείται κοινό πρωτόκολλο πειραμάτων. Για παράδειγμα σε κάποιες έρευνες αναφέρεται ως τελικό αποτέλεσμα μόνο το καλύτερο στατιστικά από ένα σύνολο πειραμάτων, σε άλλες χρησιμοποιείται διασταυρωμένη επικύρωση 10-fold ενώ σε άλλες αντίστοιχη επικύρωση των 5-fold. Στον Πίνακα 1 συνοψίζονται τα αποτελέσματα των καλύτερων αλγορίθμων για την αναγνώριση των μουσικών ειδών που έχουν περιγραφεί παραπάνω.

Πίνακας 1¹⁸: Ακρίβειες αναγνώρισης διάφορων αλγορίθμων ταξινόμησης μουσικών ειδών

Αναφορά	Βάσεις δεδομένων	Ακρίβεια
Bergstra <i>et al.</i> ¹⁹	GTZAN	82.50%
Li <i>et al.</i> ²⁰	GTZAN	78.50%
Lidy <i>et al.</i> ²¹	GTZAN	76.80%
Benetos <i>et al.</i> ²²	GTZAN	75.00%
Holzapfel <i>et al.</i> ²³	GTZAN	74.00%
Tzanetakis <i>et al.</i> ²⁴	GTZAN	61.00%
Holzapfel <i>et al.</i>	ISMIR2004	83.50%
Pampalk <i>et al.</i> ²⁵	ISMIR2004	82.30%
Lidy <i>et al.</i>	ISMIR2004	79.70%
Bergstra <i>et al.</i>	MIREX2005	82.34%
Lidy <i>et al.</i>	MIREX2007	75.57%
Mandel <i>et al.</i> ²⁶	MIREX2007	75.03%

¹⁸ Παναγάκης, Ι., Αναγνώριση μουσικού είδους: μια βιο-εμπνευσμένη πολυγραμμική προσέγγιση, ΑΠΘ - Τμήμα Πληροφορικής & Επικοινωνιών, Διδακτορική διατριβή, σελ. 56-57, 2007.

¹⁹ J. Bergstra, N. Casagrande, D. Erhan, D. Eck, and B. Kegl, "Aggregate features and AdaBoost for music classification", *Machine Learning*, Vol. 65, No. 2-3, pp. 473-484, 2006.

²⁰ T. Li, M. Ogihara, and Q. Li, "A comparative study on content-based music genre classification", in *Proc. 26th Annual International ACM SIGIR Conf. on Research and Development in Information Retrieval*, Toronto, Canada, 2003

²¹ T. Lidy, and A. Rauber, "Evaluation of feature extractors and psycho-acoustic transformations for music genre classification", in *Proc. Sixth Int. Symp. on Music Information Retrieval*, London, UK, 2005

²² Benetos, E. and Kotropoulos C. "A tensor-based approach for automatic music genre classification", in *Proc. 2008 European Signal Processing Conference*, Lausanne, Switzerland, 2008.

²³ A. Holzapfel, and Y. Stylianou, "Musical genre classification using nonnegative matrix factorization-based features", *IEEE Transactions Audio, Speech, and Language Processing*, Vol. 16, No. 2, pp. 424-434, 2008

²⁴ G. Tzanetakis, and P. Cook, "Musical genre classification of audio signal", *IEEE Transactions Speech and Audio Processing*, Vol. 10, No. 3, pp. 293-302, July 2002.

²⁵ E. Pampalk, A. Flexer, and G. Widmer, "Improvements of audio based music similarity and genre classification", in *Proc. Sixth Int. Symp. Music Information Retrieval*, pp. 628-633, 2005

²⁶ Mandel, M. and Ellis, D. "Labrosas: audio music similarity and classification submissions", *Music Information Retrieval Information Exchange (MIREX)*, 2007.

Στον Πίνακα 2 παρουσιάζονται τα κυριότερα συστήματα κατηγοριοποίησης μουσικών ειδών ως προς τα τεχνικά τους χαρακτηριστικά, το πλήθος των ειδών αλλά και των κομματιών καθώς και το ποσοστό επιτυχίας τους με τη χρήση των εκάστοτε αλγορίθμων.

Πίνακας 2²⁷: Στατιστικά κυριότερων συστημάτων αυτ. κατηγοριοποίησης μουσικών ειδών

Article	Genres	DB tracks	Features	Classifiers	Accuracy
Soltau <i>et al.</i> ²⁸ , (1998)	4	360	Cepstrum	HMM ETN-NN	79% 86%
Pye ²⁹ , (2000)	6	350	MFCC	GMM TreeQ	92% 90%
Jiang <i>et al.</i> ³⁰ , (2002)	5	1500	Spectral Contrast	GMM	82%
Tzanetakis <i>et al.</i> (2002)	10	1000	Timbral texture Beat histogram Pitch content	GMM	61%
Burred <i>et al.</i> ³¹ , (2003)	13	850	Timbral texture Beat histogram MPEG-7 LLD	GMM	52%
Li <i>et al.</i> (2003)	10	1000	DWCH	GMM k-NN LDA SVM	64% 62% 71% 79%
Xu <i>et al.</i> ³² , (2003)	4	100	MFCC LPC cepstrum Spectral power ZCR – Beat	GMM HMM k-NN SVM	88% 88% 79% 93%

²⁷ Heittola, T., Tampere University of Technology Department of Information Technology, Automatic Classification of Music Signals, Master of Science Thesis, page 15, 2003

²⁸ H. Soltau, T. Schultz, M. Westphal and A. Waibel. Recognition of Music Types. Seattle, W A, 1998. IEEE International Conference on Acoustics, Speech and Signal Processing (ICASSP)

²⁹ D. Pye. Content-based methods for the management of digital music. vol. 4, pages 2437-2440. IEEE International Conference on, Acoustics, Speech, and Signal Processing, 2000

³⁰ D.-N. Jiang, L. Lu and H.-J. Zhang. Music Type Classification by Spectral Contrast Features. vol. 1, pages 113-116, Lausanne Switzerland, August 2002. IEEE International Conference on Multimedia and Expo (ICME).

³¹ J. J. Burred and A. Lerch. A Hierarchical approach to automatic musical genre classification. pages 308-311, London, UK, September 2003. International Conference on Digital Audio Effects (DAFx-03)

³² C. Xu, N. C. Maddage, X. Shao, F. Cao and Q. Tian. Musical Genre Classification Using Support Vector Machines. vol. 5, pages 429-432. IEEE International Conference on Acoustics, Speech, and Signal Processing (ICASSP), 2003.

2.6 Μέτρα αξιολόγησης των αλγορίθμων κατηγοριοποίησης

Ο έλεγχος των δεδομένων και της ποιότητας αυτών στα αποτελέσματα των αλγορίθμων κατηγοριοποίησης γίνεται με τον υπολογισμό και την εκτίμηση του σφάλματος. Παρακάτω αναφερόμαστε μόνο σε εκείνα τα οποία χρησιμοποιούνται σε προβλήματα προσδιορισμού μουσικού είδους.

2.6.1 Πίνακας σύγχυσης και μέτρα αξιολόγησης αλγορίθμων

Σε προβλήματα ταξινόμησης στα οποία το αποτέλεσμα εξόδου λαμβάνει διακριτές τιμές χρησιμοποιείται ο πίνακας σύγχυσης (confusion table) για να υποδείξει την ακρίβεια της λύσης σε ένα πρόβλημα (Kohavi and Provost, 1998). Πρόκειται για ένα πίνακα τιμών που περιέχει πληροφορίες σχετικά με τις πραγματικές και προβλεπόμενες ταξινομήσεις που εξάγονται από ένα σύστημα κατηγοριοποίησης. Με δεδομένες m κατηγορίες ένας πίνακας σύγχυσης έχει διαστάσεις $m \times m$ όπου κάθε καταχώρηση c_{ij} δείχνει τον αριθμό των στιγμιότυπων που εκχωρήθηκαν στην κατηγορία c_j των οποίων όμως η κατηγορία ήταν c_i . Από τα παραπάνω διαπιστώνεται ότι τα καλύτερα μοντέλα κατηγοριοποίησης θα έχουν μηδενικές τιμές στα στοιχεία έξω από την διαγώνιο (Zέρβας Π., 2007).

Πέραν του πίνακα σύγχυσης, παρακάτω αναφέρονται και τα υπόλοιπα μέτρα που χρησιμοποιήθηκαν για την αξιολόγηση των αποτελεσμάτων που προκύπτουν από τους αλγορίθμους κατηγοριοποίησης. Αυτά είναι τα ακόλουθα,

- Μέτρο πραγματικά θετικών στιγμιότυπων (true positive): Πραγματικά θετικά στιγμιότυπα ως προς μια κλάση $i \in [1, \dots, k]$, καλούμε το πλήθος από αυτά που ταξινομήθηκαν σωστά από τον εκάστοτε αλγόριθμο. Ο αριθμός αυτών των στιγμιότυπων δίνεται από την εξίσωση (12)

$$tp_i = \sum y'_i | Y = y_i \quad (12)$$

- Μέτρο εσφαλμένα θετικών στιγμιότυπων (false positive): Εσφαλμένα θετικά στιγμιότυπα καλούμε το πλήθος από τα παραδείγματα εξέτασης τα οποία ταξινομήθηκαν στην κατηγορία ως προς μια κλάση i αλλά δεν ανήκουν σε αυτή. Ο αριθμός αυτών των στιγμιότυπων υπολογίζεται από την εξίσωση (13)

$$fp_i = \sum y'_i | Y \neq y_i \quad (13)$$

- Μέτρο ακρίβειας (precision): Η ακρίβεια ως προς μια κατηγορία $i \in [1, \dots, k]$, ορίζεται ως το πηλίκο των πραγματικά θετικών προς το σύνολο των πραγματικά θετικών και εσφαλμένων θετικών περιπτώσεων και δίνεται από την εξίσωση (14)

$$P = \frac{tp}{tp + fp} \quad (14)$$

- Μέτρο ανάκλησης (recall): Η ανάκληση ως προς μια κατηγορία $i \in [1, \dots, k]$, ορίζεται ως το πηλίκο των πραγματικά θετικών προς τον αριθμό των συνολικά θετικών παραδειγμάτων και δίνεται από την εξίσωση (15)

$$R = \frac{tp}{tp + fn} \quad (15)$$

- Μέτρηση $-f$: Ως μέτρηση $-f$ εννοούμε τον αρμονικό μέσο της ακρίβειας και της ανάκλησης και αποτελεί ένα συγκεντρωτικό μέτρο όσον αφορά την ικανότητα ταξινόμησης της κλάσης $i \in [1, \dots, k]$. Ορίζεται από την εξίσωση (16) όπου a ο συντελεστής που δηλώνει το βάρος προς το P ή R

$$F = \frac{1}{\left(a \frac{1}{P} + (1 - a) \frac{1}{R}\right)} \quad (16)$$

Στους παρακάτω Πίνακες 3 & 4 παρουσιάζεται η μορφή των αποτελεσμάτων που προκύπτουν από τους αλγόριθμους κατηγοριοποίησης και χρησιμοποιούνται για την αξιολόγηση αυτών.

Πίνακας 3: Παράδειγμα μέτρων μέγιστης αξιολόγησης κατηγοριοποίησης 8 υποθετικών κλάσεων

==== Stratified cross-validation ====

==== Summary ====

Correctly Classified Instances	800	100 %
Incorrectly Classified Instances	0	0 %
Kappa statistic	1	
Total Number of Instances	800	

=== Detailed Accuracy By Class ===

TP Rate	FP Rate	Precision	Recall	F-Measure	Class
1	0,000	1,000	1	1,000	class1
1	0,000	1,000	1	1,000	class2
1	0,000	1,000	1	1,000	class3
1	0,000	1,000	1	1,000	class4
1	0,000	1,000	1	1,000	class5
1	0,000	1,000	1	1,000	class6
1	0,000	1,000	1	1,000	class7
1	0,000	1,000	1	1,000	class8

Πίνακας 4: Παράδειγμα πίνακα σύγχυσης των παραπάνω 8 υποθετικών κλάσεων

=== Confusion Matrix ===

a	b	c	d	e	f	g	h	< --	Classes
100	0	0	0	0	0	0	0	a=	class1
0	100	0	0	0	0	0	0	b=	class2
0	0	100	0	0	0	0	0	c=	class3
0	0	0	100	0	0	0	0	d=	class4
0	0	0	0	100	0	0	0	e=	class5
0	0	0	0	0	100	0	0	f=	class6
0	0	0	0	0	0	100	0	g=	class7
0	0	0	0	0	0	0	100	h=	class8

3. Βάση δεδομένων κρητικής μουσικής

3.1 Εισαγωγή

Ένα από τα σημαντικότερα σημεία ενός συστήματος αυτόματης κατηγοριοποίησης μουσικής είναι το σύνολο των δεδομένων (βάση δεδομένων), το οποίο και θα αποτελέσει τη δομή πάνω στην οποία θα πραγματοποιηθεί η διαδικασία μάθησης και αξιολόγησης των ταξινομητών μουσικής. Στην συγκεκριμένη περίπτωση, η βάση δεδομένων αποτελείται από έναν αριθμό μουσικών τραγουδιών από 8 είδη που περιγράφουν τη κρητική μουσική, καταναμημένα έτσι ώστε κάθε κατηγορία να περιγράφεται όσο το δυνατόν ικανοποιητικά σε σχέση με το είδος της αλλά και τα κομμάτια που την αντιπροσωπεύουν. Η συλλογή μεγαλύτερου αριθμού μουσικών δεδομένων δεν ήταν εφικτή λόγω της απουσίας ύπαρξης πηγών συλλεγμένου μουσικού υλικού (όπως γίνεται διαδικτυακά με τις εκάστοτε υπηρεσίες μουσικής) ταξινομημένου από ειδικούς για πειραματική χρήση. Η παρούσα βάση δεδομένων κρητικής μουσικής συλλέχθηκε, επεξεργάστηκε και ταξινομήθηκε με βοήθεια τρίτων και προσωπικά, με γνώμονα την χρόνια εμπειρία σε ακούσματα κρητικών καλλιτεχνών, έχοντας ως στόχο να περιγράψει όσο γίνεται ικανοποιητικά την ιδιομορφία της κρητικής μουσικής.

Για την πραγματοποίηση των πειραμάτων στη συγκεκριμένη εργασία χρησιμοποιήθηκαν 400 κομμάτια, από 8 είδη της κρητικής μουσικής, όπως αμανέδες, μαλεβιζιώτης, μαντινάδες, πεντοζάλης, πηδηχτός, ριζίτικα, σούστα και συρτός. Στο [Παράρτημα Α](#) περιλαμβάνονται αναλυτικά όλα τα κομμάτια με τα στοιχεία καλλιτεχνών καθώς και στοιχεία των τεχνικών τους χαρακτηριστικών (φορμάτ ήχου, κωδικοποιητές σήματος, διάρκειες). Η συγκεκριμένη βάση δεδομένων της κρητικής μουσικής δημιουργήθηκε με τέτοιο τρόπο ώστε να ανταποκρίνεται από τεχνική άποψη στα πειράματά μας, όπως και η ευρύτατα χρησιμοποιημένη σε έρευνες ανάκτησης μουσικών πληροφοριών βάση δεδομένων δυτικής μουσικής GTZAN³³. Συγκεκριμένα η μορφή των δειγμάτων είναι σε συμπιεσμένη κατάληξη ήχου .au (NeXT/Sun-PCM Signed-Motorola), δειγματοληψίας 22,05 KHz, με ροή δεδομένων 352 Kbps και μονοφωνικής ανάλυσης των 16 bit. Η μονοφωνική μορφή των δειγμάτων χρησιμοποιείται ως γνώμονας και σε άλλες βάσεις δεδομένων μουσικής για την εξαγωγή χαρακτηριστικών μέσα από αυτές³⁴. Ο κυριότερος λόγος για τον οποίο τα αρχικά δείγματα μουσικής από στερεοφωνικά μετατρέπονται σε μονοφωνικά είναι ότι με αυτό τον τρόπο μειώνεται σημαντικά ο αριθμός των δεδομένων, με αποτέλεσμα να χρειάζεται λιγότερη υπολογιστική ισχύς (Kirss P., 2007). Στην παρακάτω ενότητα γίνεται αναφορά στα είδη της κρητικής μουσικής, τα οποία περιγράφουν τη βάση δεδομένων που αναπτύξαμε.

³³ http://marsyas.info/download/data_sets

³⁴ http://www.music-ir.org/mirex/wiki/2010:Audio_Classification_%28Train/Test%29_Tasks

3.2 Μορφολογία κρητικής παραδοσιακής μουσικής

3.2.1 Κρητικά τραγούδια

Η Κρήτη είναι μία από τις Ελληνικές περιοχές, που ακόμη και σήμερα συντηρεί μια πλούσια μουσική παράδοση, οι ρίζες της οποίας περνούν μέσα από την Τουρκοκρατία, την Ενετοκρατία και το Βυζάντιο και φτάνουν ως την κλασική αρχαιότητα. Ο φυσικός διαμελισμός του νησιού σε επιμέρους διαμερίσματα, οι ιδιαίτερες ασχολίες των κατοίκων και οι ειδικές κοινωνικοοικονομικές συνθήκες ζωής σε κάθε περιοχή, συντέλεσαν στη δημιουργία μιας μεγάλης ποικιλίας οργανικών μελωδιών και τραγουδιών. Από τα τραγούδια αυτά άλλα έχουν τοπική μόνο και άλλα παγκρήτεια διάδοση. Στην πρώτη κατηγορία ανήκουν τα λεγόμενα ριζίτικα τραγούδια της Δυτικής Κρήτης, από την έρευνα των οποίων έχει διαπιστωθεί ότι αποτελούν μια ξεχωριστή ομάδα ελληνικών δημοτικών τραγουδιών, που περιλαμβάνει όλα τα είδη και τις κατηγορίες των δημοτικών τραγουδιών των άλλων ελληνικών περιοχών, πλην του κύκλου των κλέφτικων τραγουδιών. Στη δεύτερη κατηγορία ανήκουν οι λεγόμενες ρίμες και ιδίως οι μαντινάδες που συνεχίζουν να αποτελούν, ακόμη και σήμερα, ένα από τα σημαντικότερα μέσα καλλιτεχνικής έκφρασης του Κρητικού λαού όπως επίσης και η μουσική των παραδοσιακών χορών. Τα χρησιμοποιούμενα όργανα είναι η λύρα, το βιολί, το λαούτο, η κιθάρα, το μαντολίνο, το μπουλγαρί, η ασκομπαντούρα (άσκαυλος) κ.α., τα οποία συνδυάζονται σε ζυγίες, όπως λ.χ. λύρα με λαούτο, βιολί με κιθάρα ή λαούτο κοκ. Συνοψίζοντας, έχουμε αρχικά τρία είδη των κρητικών τραγουδιών: ριζίτικα, μαντινάδες, ταμπαχανιώτικα-αμανέδες (*Αντουράκης Γ. & Κωνστόπουλος Ν – Σύλλογος Κρητικών Ημαθίας*).

Ριζίτικα: Τα ριζίτικα τραγούδια είναι η κύρια δημοτική ποίηση της Κρήτης και διακρίνονται σε δυο βασικές κατηγορίες, σε αυτά «τση στράτας», που ονομάζονται έτσι, επειδή τραγουδιούνται βαδίζοντας (της στράτας = ο δρόμος) και σε αυτά «τση τάβλας», που ονομάζονται έτσι, επειδή τραγουδιούνται όταν καθόμαστε στο τραπέζι (της τάβλας = του τραπέζιου, τάβλα = η σανίδα που στρώνεται για φαγητό). Τα ριζίτικα τραγούδια είναι κατά βάση δεκαπεντασύλλαβοι, ανομοιοκατάληκτοι στίχοι, οι οποίοι τραγουδιούνται χωρίς τη συνοδεία μουσικών οργάνων. Οι μελωδίες των ριζιτικών τραγουδιών μοιάζουν με τη βυζαντινή μουσική και σε αντίθεση με τις μαντινάδες, τα ριζίτικα τραγούδια δεν είναι ποιήματα στιγμιαίου αυτοσχεδιασμού, αλλά λαϊκά που διαδίδονται από στόμα σε στόμα και δεν εκφράζουν μια στιγμιαία ψυχική κατάσταση.

Μαντινάδες: Οι μαντινάδες είναι η πιο συνηθισμένη μορφή λαϊκού τραγουδιού και αποτελούν ποιητικό είδος το οποίο απαντάται σε ολόκληρη την Κρήτη. Είναι δίστιχα τραγούδια, που αποτελούνται από δεκαπεντασύλλαβους ομοιοκατάληκτους στίχους. Ο όρος μαντινάδα προέρχεται από τη βενετσιάνικη λέξη *matinada*, που μεταφράζεται ως «πρωινή καντάδα» και σημαίνει το ερωτικό τραγούδι που τραγουδιόταν τις πρωινές ώρες κάτω από το παράθυρο της αγαπημένης. Η σύνθεση των μαντινάδων είναι πραγματικά αξιοθαύμαστη, αφού μέσα σε ένα αυτοσχέδιο δίστιχο περικλείεται ένα πλήρες νόημα. Οι περισσότερες μαντινάδες αναφέρονται στον έρωτα και την αγάπη. Υπάρχουν, όμως, και πολλές άλλες όπως γνωμικές, διδακτικές, φιλοσοφικές, πειραχτικές, σκωπτικές, τολμηρές κ.λπ. Έχουμε ακόμα δίστιχα της βάπτισης, του αρραβώνα, του γάμου, του Κλήδονα, της κλεψιάς, της βεντέτας, της φυλακής κ.λπ. Τραγουδιούνται με ή χωρίς συνοδεία μουσικών οργάνων, πάνω στις μελωδίες των παραδοσιακών κρητικών χορών - χανιώτικου (συρτού), σιγανού, σούστας (Ρεθύμνου), μαλεβιζιώτη, αγκαλιαστού κ.λπ. - των σκοπών της ρίμας, του Ερωτόκριτου και άλλων.

Ταμπαχανιώτικα: Τα ταμπαχανιώτικα και οι αμανέδες είναι τα αστικά νταλκαδιάρικα τραγούδια της Κρήτης στα οποία συνδυάζονται αρμονικά η κρητική λαϊκή μουσική με τη μικρασιάτικη και τη ρεμπέτικη. Αποδίδονται με μπουλγαρί ή λαούτο και ήταν ιδιαίτερα δημοφιλή την περίοδο του Μεσοπολέμου στα Χανιά, το Ρέθυμνο και το Ηράκλειο. Τα παλαιότερα ταμπαχανιώτικα εντοπίζονται στα Χανιά. Ένα από αυτά είναι ο περίφημος «Σταφιδιανός» του εξωμότη Κρητικού Μεχμέτ Μπέη Σταφιδάκη. Η ετυμολογία του όρου ταμπαχανιώτικα συνδέεται με τους ταμπάκηδες, δηλαδή τους βυρσοδέψες (ταμπαχαν = βυρσοδεψία).

3.2.2 Κρητικοί χοροί

Οι παραδοσιακοί χοροί που χορεύονται από άνδρες και γυναίκες ντυμένους με τη Κρητική φορεσιά, είναι άλλοτε γρήγοροι και άλλοτε αργοί, πάντα όμως δυναμικοί και επιβλητικοί (*Κρασανάκης Α.*). Πάντα με το ρυθμό της λύρας οι χορευτές σε κύκλο αναπτύσσουν την τέχνη τους και παρουσιάζουν τον πολύπλοκο βηματισμό στα βασικά είδη χορών που είναι ο πεντοζάλης, ο συρτός και ο πηδηχτός. Σε κάθε περίπτωση ο πρώτος του κύκλου, συνήθως άνδρας, στηριζόμενος στο δεξί χέρι του δεύτερου αναπτύσσει με μεγάλη δεξιοτεχνία ξεχωριστές φιγούρες, τα περίφημα «ταλίμια». Πέντε είναι σήμερα οι κυριότεροι χοροί της Κρήτης (*Τσουχλάκης Ι.*), υπάρχουν όμως και άλλοι με καθαρά τοπικό χαρακτήρα και πολύ περιορισμένη διάδοση. Οι μελωδίες των χορών αυτών, παίζονται στη λύρα ή το βιολί με τη συνοδεία λαούτου ή κιθάρας, δεν έχουν αυστηρά καθορισμένη μορφολογική δομή. Αποτελούνται από μερικές αυτονομίες και απλές προς τον πυρήνα τους μελωδικές φράσεις, τις κοντυλιές, που επιδέχονται καλλωπισμούς με τη μέθοδο του περιορισμένου αυτοσχεδιασμού και μπορούν να συνδυαστούν κατά ποικίλους τρόπους.

Μαλεβιζιώτης: Ο Μαλεβιζιώτης είναι ο γρηγορότερος και ζωνρότερος χορός της Κρήτης. Παρουσιάζει μια ξεχωριστή ιδιομορφία στα πηδήματα, στις πηδηχτές κοφτές πλαγιαστές φιγούρες και στις εντυπωσιακές όρτσες, δηλαδή τις αυτοσχέδιες κινητικές δημιουργίες του πρωτοχορευτή. Προκειμένου να εκτελέσει τις φιγούρες αυτές, τα 8 από τα 16 βήματα του χορού μπορεί να γίνουν κι επιτόπου. Ο χορός διαφοροποιείται από τις ορεινές στις καμπίσιες περιοχές. Σήμερα ο μελεβιζιώτης βρίσκεται στην πρώτη θέση του χορευτικού ρεπερτορίου των Κρητικών και χορεύεται κυρίως από άνδρες, χωρίς όμως να αποκλείεται και η δυναμική παρουσία των γυναικών. Τοπικές μαρτυρίες τον φέρνουν ως κατάλοιπο του αρχαίου πολεμικού Ορσίτη ή άλλου πολεμικού χορού που παριστά τις περιπέτειες της μάχης και της προσπάθειας κατάληψης ή άμυνας του Κάστρου (Ηρακλείου).

Πεντοζάλης: Ο Πεντοζάλης, ανήκει στην κατηγορία των πηδηχτών χορών και χορεύεται σ' όλη την Κρήτη, ίσως περισσότερο στις ανατολικές επαρχίες του νησιού. Χορεύεται μόνο από άνδρες και γι' αυτό τον αποκαλούν «αντρίστικο» χορό. Τον χορεύουν σε μικρές ομάδες, πιασμένοι σφιχτά από τους ώμους, με πεταχτούς διασκελισμούς και συνεχόμενες εναλλαγές. Το ύφος του θυμίζει απομεινάρια πανάρχαιας μορφής πολεμικού χορού, άποψη που ενισχύεται από την παρατήρηση ότι μέχρι πριν από λίγα χρόνια χορευόταν από άνδρες οπλισμένους. Ο γρήγορος πεντοζάλης δεν συνοδεύεται από μαντινάδες.

Συρτός: Ο πιο διαδεδομένος χορός του νησιού είναι ο χανιώτικος ή χανιώτης ή απλά συρτός. Συχνά του δίνουν διάφορους άλλους χαρακτηρισμούς όπως κισσαμίτικος, σελινιώτικος,

ρεθυμνιώτικος, μεσσαρίτικος κλπ εννοώντας τις ιδιόμορφες τοπικές μελωδίες, κάθε αντίστοιχης περιοχής. Ο χορός είναι ήρεμος και παραλλάζει ανάλογα με τη διάθεση της συντροφιάς ή του οργανοπαίκτη. Χορεύεται σε ανοικτό κύκλο από άνδρες και γυναίκες με συχνές αντίστροφες κινήσεις και «γυροστριψίματα». Στην Κρήτη τον λένε και χορό της αγάπης επειδή αποδίδεται με χάρη και «λεπτοφιγουράτη μελαγχολία».

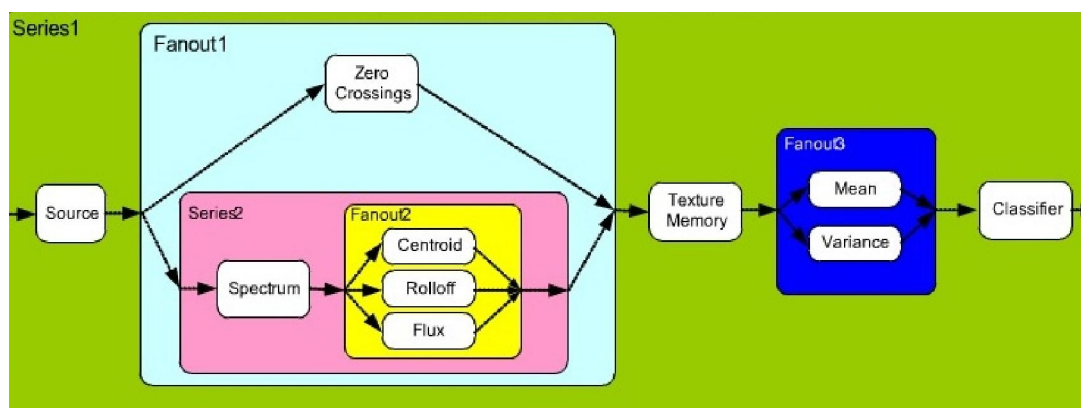
Σούστα: Η Σούστα είναι ο πιο σύνθετος χορογραφικός χορός του νησιού. Πηδηχτή και γρήγορη, ξεφεύγει από τη σχηματική των υπόλοιπων χορών, με θεαματικούς σχηματικούς συνδυασμούς και χορευτικές μεταλλάξεις. Ξεκινά ως κυκλικός χορός και μετασχηματίζεται σε αντικριστές σειρές ανδρών και γυναικών (Ρέθυμνο), ή χορεύεται ομαδικά σε ζευγάρια, χωρίς πειθαρχημένη μορφή (Ηράκλειο, Λασιθί). Θεωρείται μορφή αρχαίου πολεμικού χορού, που διατηρήθηκε ως τη νεότερη εποχή και μεταπλάστηκε σε συγγενικές μορφές. Καθοριστικό ρόλο έπαιξε η παρουσία της χορεύτριας, που διαμόρφωσε τον αρχικό χαρακτήρα του χορού και τον πολιτογράφησε σε χορό της αγάπης και του έρωτα.

Πηδηχτός: Έτσι λέγεται ένας χορός της επαρχίας Μυλοποτάμου του νομού Ρεθύμνου, που αποδίδεται μόνο από άνδρες. Το μουσικό μέτρο του χορού είναι 2/4 , τα βήματά του 12 (6 μπροστά, 6 πίσω) και η λαβή χιαστί. Χορεύεται σε κύκλο. Τις τελευταίες δεκαετίες είναι περισσότερο γνωστός ως ανωγειανός πηδηχτός, επειδή προβλήθηκε ιδιαιτέρως από Ανωγειανούς μουσικούς και χορευτές. Μια ακόμα εκδοχή του Πηδηχτού χορού της Κρήτης είναι και ο Εθιανός Πηδηχτός. Ο πρώτος μουσικός της περιοχής που παρουσίασε τον Εθιανό Πηδηχτό (πήρε την ονομασία του από το χωριό Εθιά στα Αστερούσια Όρη), είναι ο μουσικός Φουστάνης, από τους πρωτομάστορες μουσικούς, του οποίου όμως δεν έχουν διασωθεί μουσικές του συνθέσεις.

4. Πειραματική Διαδικασία

4.1 Προτεινόμενη μεθοδολογία

Η μεθοδολογία η οποία χρησιμοποιήθηκε κατά την πειραματική διαδικασία βασίζεται στο μοντέλο εξαγωγής μουσικών χαρακτηριστικών της εφαρμογής εργαλείων ανοιχτού κώδικα (open source software framework) MARSYAS v.0.2³⁵. Με τη χρήση διάφορων μετασχηματισμών τύπου FFT μας δίνει την δυνατότητα μέσα από το περιβάλλον γραμμής εντολών της να εξάγουμε συγκεκριμένα χαρακτηριστικά των ηχητικών δειγμάτων από την βάση δεδομένων μας. Αυτά τα χαρακτηριστικά μετέπειτα σε ιδανική μορφή κειμένου - διανυσμάτων (feature vectors) είναι σε θέση με χρήση αλγορίθμων μάθησης να δίνουν και το αποτέλεσμα της ταξινόμησης του μουσικού είδους στο οποίο ανήκουν. Αναλυτικά η διαδικασία γίνεται με βάση την αναφορά του *Tzanetakis – Marsyas Submissions to Mirex 2009*. Στο παρακάτω διάγραμμα ροής της Εικόνας 21 παρουσιάζεται συμβολικά η διαδικασία.



Εικόνα 21: Διάγραμμα συστήματος εξαγωγής χαρακτηριστικών Marsyas

4.1.1 Εξαγόμενα χαρακτηριστικά Marsyas

Τα εξαγόμενα χαρακτηριστικά που προκύπτουν από την χρήση του περιβάλλοντος Marsyas και τα οποία προτείνονται για εφαρμογές ανάκτησης δεδομένων μουσικής πληροφορίας για την κατηγοριοποίηση μουσικών ειδών είναι τα παρακάτω:

STFTMFCC: Spectral Centroid, Spectral Roll Off, Spectral Flux, Zero Crossings, Mel-frequency Cepstral Coefficients.

Όλα τα παραπάνω χαρακτηριστικά που συνθέτουν την ενιαία κατηγορία των STFTMFCC δεδομένων τα έχουμε περιγράψει στις ενότητες [2.3.1](#), [2.3.2](#), [2.3.3](#)

³⁵ MARSYAS: Music Analysis Retrieval and SYNthesis for Audio Signals by G. Tzanetakis <http://citeseerx.ist.psu.edu/viewdoc/summary?doi=10.1.1.20.5058>

Η απόδοση των παραπάνω χαρακτηριστικών ανταποκρίνεται στο καλύτερο δυνατό βαθμό για την περιγραφή των μουσικών δειγμάτων σε δεδομένα ικανά για την σωστή ταξινόμηση των μουσικών κομματιών βάσει είδους. Ο παρακάτω Πίνακας 5 (από την αναφορά των Li & Tzanetakis – “Factors in automatic music genre classification of audio signals”) δίνει τα αποτελέσματα κατηγοριοποίησης για την βάση δεδομένων του Marsyas όλων των πιθανών εξαγωγίμων χαρακτηριστικά που περιγράφουν τα μουσικά δείγματα.

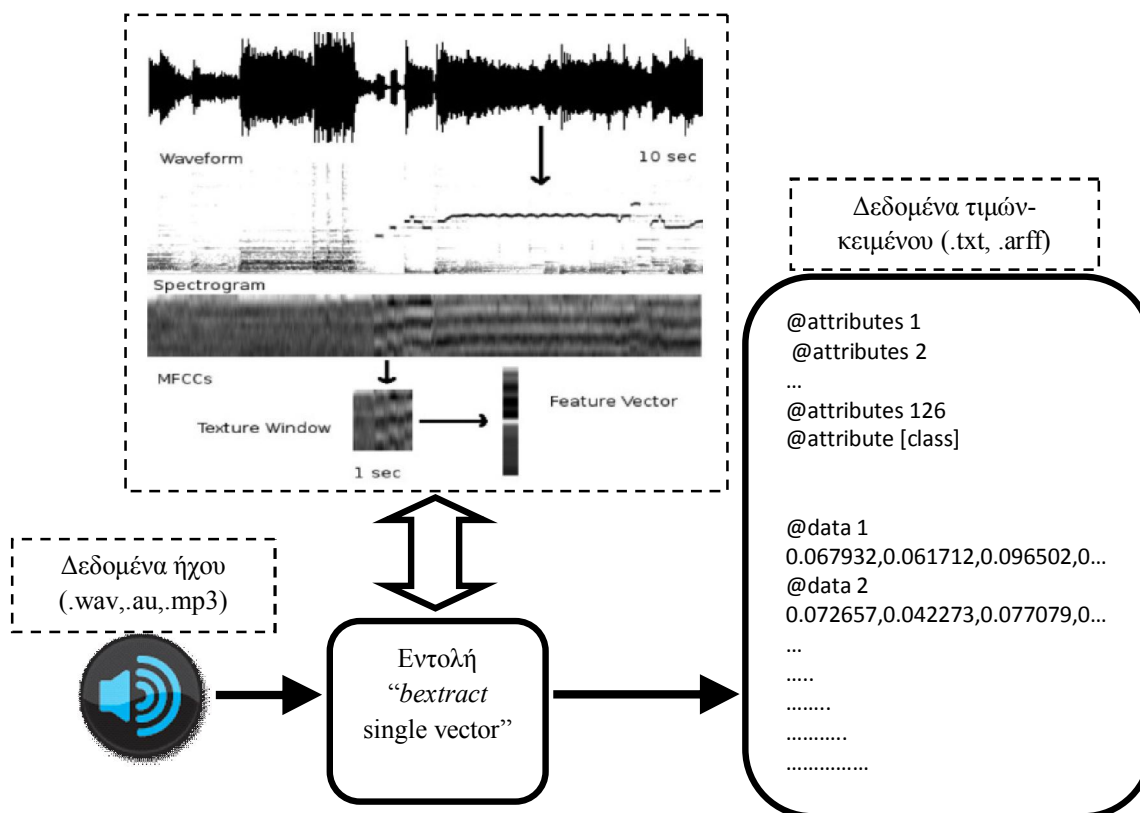
Πίνακας 5³⁶: Στατιστικά ακρίβειας αλγορίθμων των πιθανών συνδυασμών εξαγωγής χαρακτηριστικών Marsyas

Features \ Methods	SVM	MPSVM	LDA
Full Beat	28.3(3.36)	28.1(4.75)	29.0(3.68)
Full Pitch	35.9(2.51)	35.0(3.74)	37.5(2.68)
Full Beat + Pitch	35.9(2.51)	35.0(3.74)	36.6(2.84)
Full Beat + other	64.4(5.60)	63.8(5.12)	68.4(5.56)
Full Pitch + other	63.5(5.28)	65.6(3.20)	69.7(4.35)
Full Beat + Pitch + other	60.5(5.15)	62.5(5.68)	60.3(4.52)
Full Beat + pitch + other -Beat	60.3(5.66)	61.9(5.63)	60.5(5.52)
Full Beat + pitch + other -pitch	60.8(4.51)	61.1(4.82)	60.0(4.40)
Full Beat + pitch + other -pitch-beat	60.2(4.31)	61.1(5.67)	60.2(5.13)
Beat+FFT+MFCC+Pitch	65.5(4.88)	66.9(5.74)	71.1(7.27)
Beat+FFT+MFCC	65.8(4.18)	64.7(6.49)	69.6(8.29)
Beat+FFT+Pitch	55.8(3.74)	56.0(4.67)	60.3(6.27)
Beat+MFCC+Pitch	59.9(3.67)	57.8(3.82)	61.0(5.49)
FFT+MFCC+Pitch	67.2(4.80)	65.7(5.21)	67.9(7.78)
Beat+FFT	53.0(4.11)	50.8(5.16)	55.5(7.75)
Beat+MFCC	53.3(4.69)	53.5(4.45)	55.5(4.47)
Beat+Pitch	36.8(3.29)	35.6(4.27)	36.9(4.58)
FFT+MFCC	69.1(5.30)	64.1(5.76)	68.4(7.49)
FFT+Pitch	59.4(4.58)	56.1(5.82)	59.2(6.75)
MFCC+Pitch	55.9(5.57)	53.3(2.95)	56.9(5.02)
Beat	24.3(2.50)	22.1(3.04)	22.6(2.63)
FFT	61.8(4.18)	50.6(5.76)	54.7(8.03)
MFCC	56.2(4.64)	49.4(2.27)	53.2(3.22)
Pitch	36.6(2.95)	29.9(3.76)	30.4(3.53)

Στην παρακάτω Εικόνα 22 φαίνεται ο τρόπος με τον οποίο αναπαριστάνονται οι τιμές που περιγράφουν τα μουσικά χαρακτηριστικά που είναι πλέον σε μορφή δεδομένων τιμών κειμένου (text). Το περιβάλλον Marsyas δίνει επιπλέον την δυνατότητα για κάθε μια μουσική συλλογή που εξάγεται σε μορφή δεδομένων να περιγράφεται για κάθε ένα κομμάτι της με την αντίστοιχη μορφή ενός διανύσματος συνόλου δεδομένων των χαρακτηριστικών του. Όλη αυτή η παραπάνω διαδικασία βοηθά κυρίως στη μείωση του όγκου δεδομένων της μουσικής πληροφορίας καθώς επίσης και στο να είναι συμβατή η οποιαδήποτε βελτίωση της κατηγοριοποίησης με τα λογισμικά και τις εφαρμογές εξόρυξης γνώσης (data mining) όπως το περιβάλλον εφαρμογής WEKA³⁷

³⁶ Tzanetakis, G., Li, T., FACTORS IN AUTOMATIC MUSICAL GENRE CLASSIFICATION OF AUDIO SIGNALS, IEEE Workshop on Applications of Signal Processing to Audio and Acoustics, 2003

³⁷ <http://www.cs.waikato.ac.nz/ml/weka/>

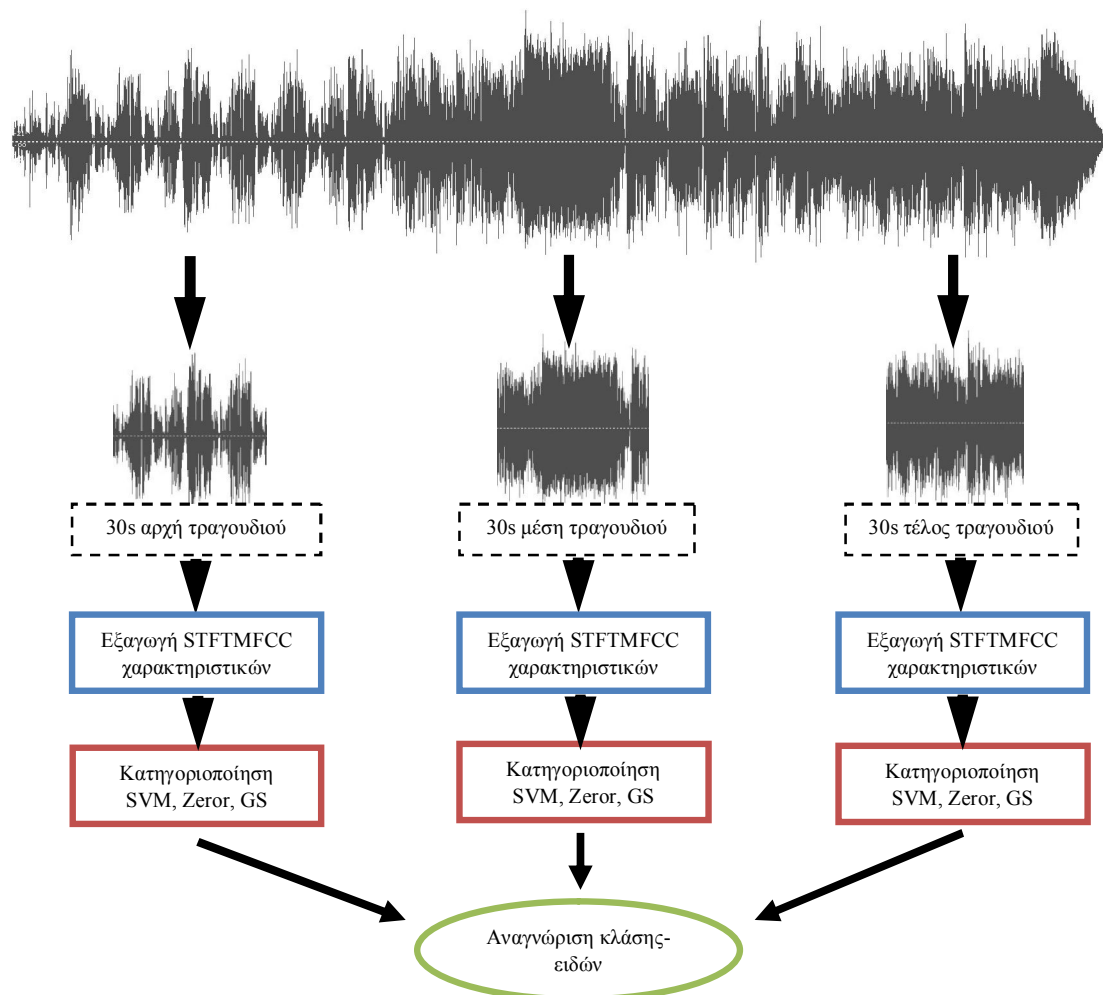


Εικόνα 22: Διάγραμμα εξόρυξης μουσικής πληροφορίας σε μορφή δεδομένων κειμένου

4.1.2 Χρονικός καταμερισμός μουσικών κομματιών (time segmentation)

Σε βάσεις δεδομένων ηχητικών δειγμάτων που περιγράφουν τη γενικότερη δυτική μουσική (ποπ, ροκ, κλασική, κα.) συνηθίζεται κατά τη διαδικασία, στην οποία γίνεται η εξαγωγή των χαρακτηριστικών, να επιλέγεται ένα σημείο διάρκειας 30sec. από την μέση του χρόνου του μουσικού κομματιού. Αντιθέτως όμως με τις βάσεις δεδομένων που περιγράφουν τοπικά είδη μουσικής όπως για παράδειγμα η Latin³⁸ μουσική, η συσχέτιση των ειδών που την περιγράφουν μεταξύ τους είναι αρκετά συχνή με αποτέλεσμα το στάδιο της κατηγοριοποίησης να μην αποδίδει σωστά την ταξινόμηση. Για αυτό το λόγο, όπως φαίνεται και στην Εικόνα 23 (αλλά και στις πληροφορίες που αντλούμε από τις αναφορές των *Lampropoulos - Tsihrintzis & Silla - Kaestner - Koerich*), ο ιδανικότερος τρόπος να κατηγοριοποιήσουμε τα είδη της κρητικής βάσης δεδομένων που αναπτύξαμε, είναι μέσω του διαχωρισμού των κομματιών σε ηχητικά δείγματα 30sec. που να οριοθετούν την αρχή, τη μέση και το τέλος των τραγουδιών.

³⁸ <http://www.ppgia.pucpr.br/~silla/lmd/index.html>



Εικόνα 23: Χρονικός καταμερισμός μουσικών κομματιών, εξαγωγή χαρακτηριστικών & κατηγοριοποίηση

4.1.3 Αλγόριθμοι κατηγοριοποίησης Marsyas

Οι αλγόριθμοι που χρησιμοποιούνται κατά τη διαδικασία της επιτηρούμενης μάθησης των χαρακτηριστικών που εξαγάγαμε στο περιβάλλον Marsyas είναι ο Zeror κατηγοριοποιητής, ο Gaussian και οι μηχανές υποστήριξης διανυσμάτων (SVM).

- **Zeror:** Πρόκειται για την πιο απλή δομή αλγορίθμου που βασίζεται αποκλειστικά στις εισόδους των δεδομένων χωρίς να έχει οποιαδήποτε δυνατότητα πρόβλεψης³⁹. Απλά χρησιμοποιείται για να κατηγοριοποιήσει την μέγιστη τιμή των κλασεων εισόδου και χρησιμεύει για να καθορίσει την ελάχιστη τιμή ταξινόμησης σε στατιστικά αποτελέσματα σε σχέση με τους υπόλοιπους αλγορίθμους.

³⁹ <http://www.saedsayad.com/zeror.htm>

- **Gaussian:** Τον τρόπο λειτουργίας αυτών των αλγορίθμων τον έχουμε παραθέσει στην ενότητα 2.4.2. Ως αλγόριθμος βασίζεται και αναπαρίσταται στη μέθοδο σημειογραφίας γραφικών σημείων για να μοντελοποιήσει με μορφή χρωμάτων την ενεργειακή κατανομή ενός αντικειμένου ώστε να εφαρμόσει πραγματικού χρόνου διαδικασία εντοπισμού και κατάτμησης σε σχέση με το υπολοιπο σύνολο αυτών. Η χρησιμότητά τους είναι αρκετά συγχη μιας και διακρίνονται για την ευελιξία, την ταχύτητα και την ακρίβεια τους.
- **Support vector machine:** Όπως και σε άλλες εφαρμογές ταξινόμησης μουσικών κομματιών έτσι και στο περιβάλλον χρήσης Marsyas χρησιμοποιείται ως αλγόριθμος για την καλύτερη δυνατή αξιολόγηση των χαρακτηριστικών των μουσικών δειγμάτων. Η λειτουργία του περιγράφεται στην ενότητα 2.4.1 και αποτελεί την κατηγορία αλγορίθμων των οποίων η χρήση δίνει την πιο σωστή αξιολόγηση των δεδομένων, μουσικών και ηχητικών χαρακτηριστικών. Διακρίνεται επίσης για την περιπλοκότητα και την υπολογιστική ισχύ που απαιτεί για την μοντελοποίηση των χαρακτηριστικών που ταξινομεί. Στον πίνακα 5 που παρουσιάσαμε στην ενότητα 42 μεταξύ χαρακτηριστικών και αλγορίθμων ταξινόμησης δίνεται το αποτέλεσμα της υψηλότερης κατηγοριοποίησης που επιτυγχάνεται 69.1% - FFT + MFCC (Li & Tzanetakis – 2003 IEEE Workshop on Applications of Signal Processing to Audio and Acoustics).

4.1.4 Εκπαίδευση και εκτίμηση μοντέλου

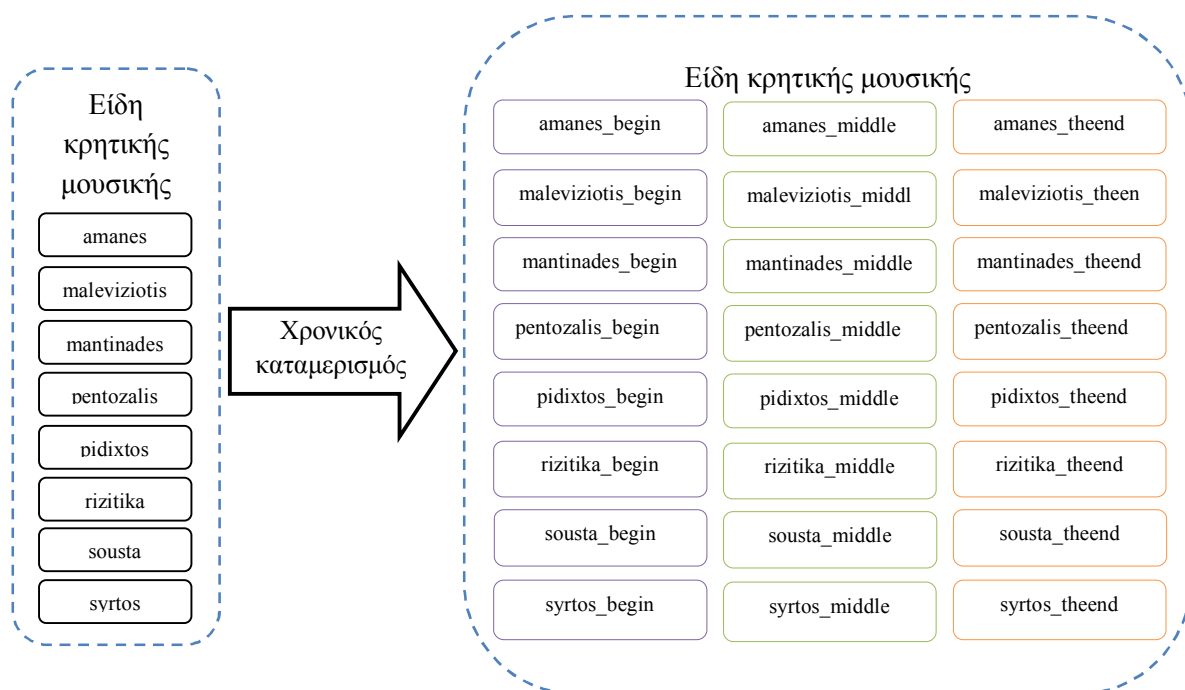
Μέσω της λειτουργίας “train” (εκπαίδευση) και “predict” (πρόβλεψη) που προσφέρονται ως ομάδες εντολών παραμέτρων “kea” (αντίστοιχο του Weka) του περιβάλλοντος χρήσης Marsyas, δίνεται η δυνατότητα να γίνει επιτηρούμενη εκμάθηση των παραπάνω τριών αλγορίθμων πάνω στα αποτελέσματα κατηγοριοποίησης των χαρακτηριστικών, που έχουμε εξάγει από τα μουσικά δείγματα. Με την λειτουργία εκπαίδευσης ουσιαστικά μοντελοποιείται το αποτέλεσμα της κατηγοριοποίησης των αλγορίθμων των αρχικών δειγμάτων και με την λειτουργία πρόβλεψης υλοποιείται η αυτόματη ταξινόμηση των υπόλοιπων μουσικών δειγμάτων ανά είδος.

4.1.5 Αλγόριθμοι κατηγοριοποίησης Weka

Ως ένα πιο λεπτομερές περιβάλλον στην εξόρυξη δεδομένων (σε σχέση με τους αλγορίθμους που χρησιμοποιήσαμε στο Marsyas), η εφαρμογή WEKA παρέχει περισσότερους αλγορίθμους που χρησιμοποιούνται για εκμάθηση δεδομένων. Όσον αφορά τα δικά μας πειράματα πάνω στην κατηγοριοποίηση μουσικών ειδών, οι αλγόριθμοι που χρησιμοποιούνται είναι αυτοί των δένδρων απόφασης C4.5, τα οποία στο περιβάλλον εφαρμογής WEKA καλούνται ως J48. Επίσης γίνεται χρήση στα πειράματα μετρήσεων μας και του αλγορίθμου NaïveBayes, μιας και τον προαναφέραμε στην ενότητα 2.4.3.

4.2 Αποτελέσματα κατηγοριοποίησης

Ακολουθώντας την παραπάνω μεθοδολογία του χρονικού καταμερισμού των μουσικών δειγμάτων της βάσης δεδομένων κρητικής μουσικής που αναπτύξαμε, προχωρήσαμε στην εξαγωγή των STFTMFCC χαρακτηριστικών των μουσικών κομματιών. Πλέον με την χρονική διάσπαση των μουσικών δειγμάτων το σύνολο όλων των κομματιών είναι το τριπλάσιο μιας και πλέον το κάθε είδος αποτελείται από αρχή, μέση και τέλος, όπως φαίνεται στο σχήμα της παρακάτω Εικόνας 24.



Εικόνα 24: Χρονικός καταμερισμός βάσης δεδομένων κρητικής μουσικής

Η αρχή όλων των κομματιών οριοθετήθηκε με ένα τυπικό πρόγραμμα επεξεργασίας ήχου (cropping) στο χρονικό διάστημα των 30sec. και το οποίο αντιπροσωπεύει την εισαγωγή και τον τρόπο ουσιαστικά που η ανθρώπινη αντίληψη προσδιορίζει το γνώρισμα του εκάστοτε κρητικού τραγουδιού. Την μέση των τραγουδιών την οριοθετήσαμε σε άλλα 30sec, στα οποία αναμένεται να επιτευχθεί το περισσότερο ποσοστό κατανομής ενέργειας των κομματιών (κεντρικό ρεφρέν) και αποτελεί το σημείο στο οποίο συμμετέχουν όλα τα μουσικά όργανα καθώς και ο παράγοντας της ανθρώπινης ομιλίας. Το τέλος αντίστοιχα των κομματιών ουσιαστικά οριοθετείται σε διάστημα άλλων 30sec. και είναι ένα χαρακτηριστικό δείγμα «σθησίματος» της φασματικής ενέργειας των κομματιών, το οποίο μεταφράζεται σε λιγότερη χρήση των μουσικών στοιχείων λίγο πριν το τέλος κάθε κομματιού. Στη συνέχεια για κάθε χαρακτηριστικό που εξαγάγαμε και των τριών χρονικών καταμερισμών αρχής, μέσης και τέλους, προχωρήσαμε στην κατηγοριοποίηση αυτών με την χρήση των αλγορίθμων εκμάθησης ZeroR, GS και SVM, που δίνονται από το περιβάλλον Marsyas, καθώς και με την χρήση των C4.5 και NaiveBayes του περιβάλλοντος WEKA. Τα αποτελέσματα αυτών παρουσιάζονται στους παρακάτω πίνακες με τα αντίστοιχα διαγράμματα τους.

Πίνακας 6: Αποτελέσματα ZeroR κατηγοριοποίησης 30s. αρχής

=== Detailed Accuracy By Class ===

Correctly Classified Instances	25	6,25%
Incorrectly Classified Instances	375	93,75%
Kappa statistic	-0,07	
Total Number of Instances	400	

TP Rate	FP Rate	Precision	Recall	F-Measure	Class
0,04	0,109	0,050	0,04	0,044	amanes
0,04	0,109	0,050	0,04	0,044	maleviziotis
0,06	0,106	0,075	0,06	0,067	mantinades
0,1	0,214	0,063	0,1	0,077	pentozalis
0,16	0,320	0,067	0,16	0,094	pidixtos
0,04	0,109	0,050	0,04	0,044	rizitika
0,06	0,106	0,075	0,06	0,067	sousta
0	0,000	0	0	0	syrτος

=== Confusion Matrix ===

a	b	c	d	e	f	g	h	< --- classified as
2	5	4	11	17	3	8	0	a= amanes
6	2	4	14	17	3	4	0	b= maleviziotis
3	5	3	10	16	9	4	0	c= mantinades
8	10	3	5	13	7	4	0	d= pentozalis
2	5	8	12	8	9	6	0	e= pidixtos
8	5	4	7	17	2	7	0	f= rizitika
7	4	7	10	17	2	3	0	g= sousta
4	4	7	11	15	5	4	0	h= syrτος

Πίνακας 7: Αποτελέσματα ZeroR κατηγοριοποίησης 30s. μέσης

=== Detailed Accuracy By Class ===

Correctly Classified Instances	25	6,25%
Incorrectly Classified Instances	375	93,75%
Kappa statistic	-0,07	
Total Number of Instances	400	

TP Rate	FP Rate	Precision	Recall	F-Measure	Class
0,04	0,109	0,050	0,04	0,044	amanes
0,04	0,109	0,050	0,04	0,044	maleviziotis
0,06	0,106	0,075	0,06	0,067	mantinades
0,1	0,214	0,063	0,1	0,077	pentozalis
0,16	0,320	0,067	0,16	0,094	pidixtos
0,04	0,109	0,050	0,04	0,044	rizitika
0,06	0,106	0,075	0,06	0,067	sousta
0	0,000	0	0	0	syrtos

=== Confusion Matrix ===

a	b	c	d	e	f	g	h	< --- classified as
2	5	4	11	17	3	8	0	a= amanes
6	2	4	14	17	3	4	0	b= maleviziotis
3	5	3	10	16	9	4	0	c= mantinades
8	10	3	5	13	7	4	0	d= pentozalis
2	5	8	12	8	9	6	0	e= pidixtos
8	5	4	7	17	2	7	0	f= rizitika
7	4	7	10	17	2	3	0	g= sousta
4	4	7	11	15	5	4	0	h= syrto

Πίνακας 8: Αποτελέσματα ZeroR κατηγοριοποίησης 30s. τέλους

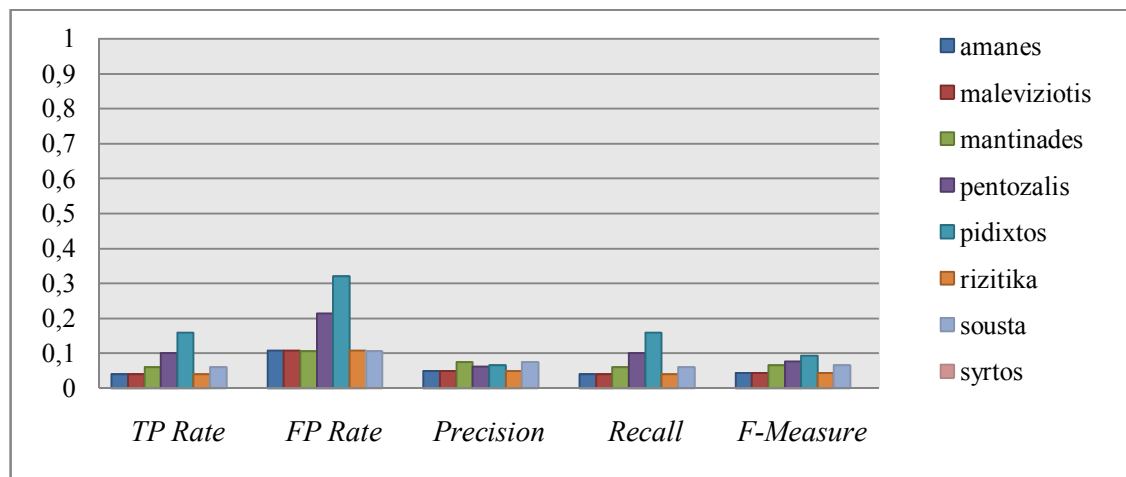
=== Detailed Accuracy By Class ===

Correctly Classified Instances	25	6,25%
Incorrectly Classified Instances	375	93,75%
Kappa statistic	-0,07	
Total Number of Instances	400	

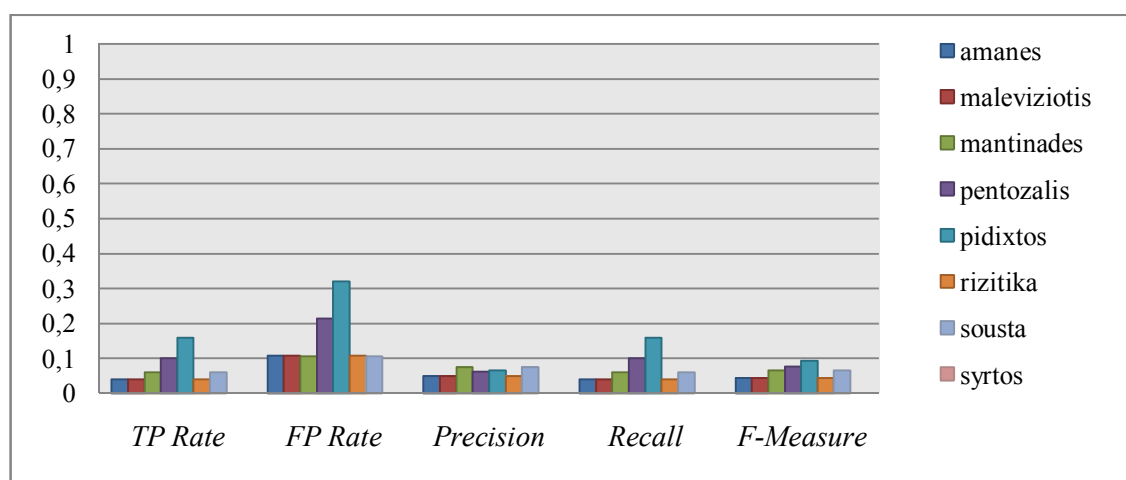
TP Rate	FP Rate	Precision	Recall	F-Measure	Class
0,04	0,109	0,050	0,04	0,044	amanes
0,04	0,109	0,050	0,04	0,044	maleviziotis
0,06	0,106	0,075	0,06	0,067	mantinades
0,1	0,214	0,063	0,1	0,077	pentozalis
0,16	0,320	0,067	0,16	0,094	pidixtos
0,04	0,109	0,050	0,04	0,044	rizitika
0,06	0,106	0,075	0,06	0,067	sousta
0	0,000	0	0	0	syrtos

=== Confusion Matrix ===

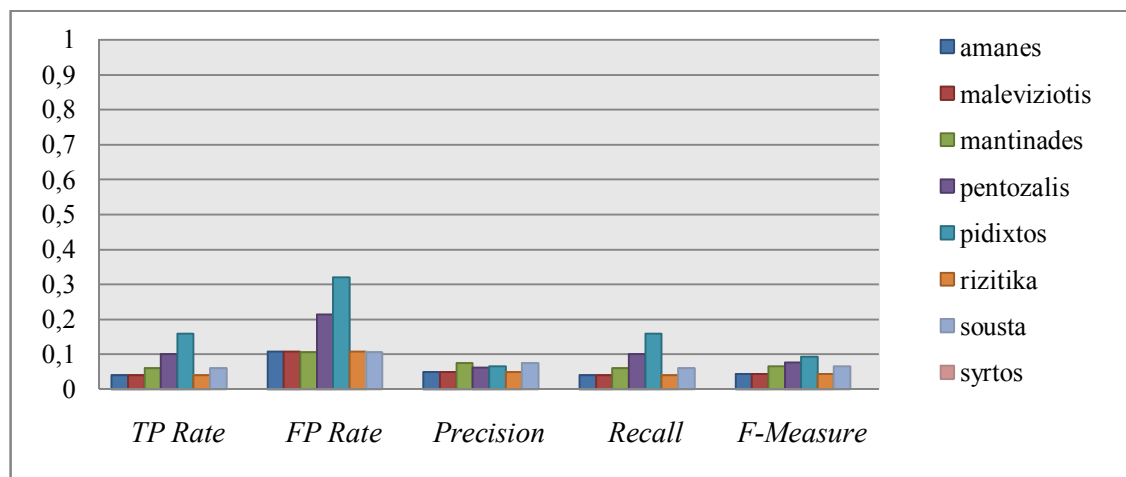
a	b	c	d	e	f	g	h	< --- classified as
2	5	4	11	17	3	8	0	a= amanes
6	2	4	14	17	3	4	0	b= maleviziotis
3	5	3	10	16	9	4	0	c= mantinades
8	10	3	5	13	7	4	0	d= pentozalis
2	5	8	12	8	9	6	0	e= pidixtos
8	5	4	7	17	2	7	0	f= rizitika
7	4	7	10	17	2	3	0	g= sousta
4	4	7	11	15	5	4	0	h= syrtos



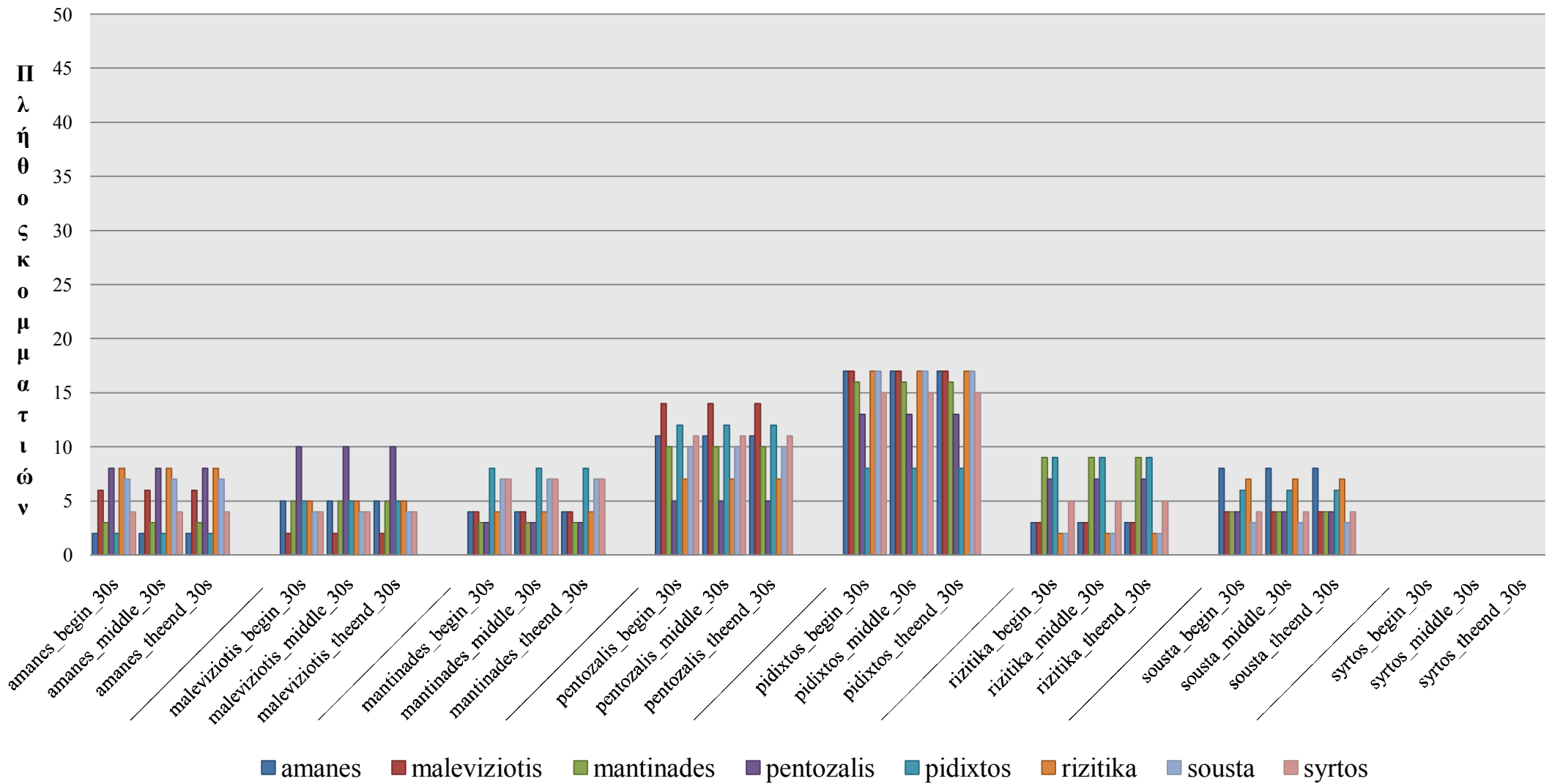
Εικόνα 25: Διάγραμμα αποτελεσμάτων ZeroR κατηγοριοποίησης 30s. αρχής



Εικόνα 26: Διάγραμμα αποτελεσμάτων ZeroR κατηγοριοποίησης 30s. μέσης



Εικόνα 27: Διάγραμμα αποτελεσμάτων ZeroR κατηγοριοποίησης 30s. τέλους



Εικόνα 28: Διάγραμμα συνολικής κατηγοριοποίησης αρχής-μέσης-τέλους με αλγόριθμο ZeroR

Πίνακας 9: Αποτελέσματα GS κατηγοριοποίησης 30s. αρχής

=== Detailed Accuracy By Class ===

Correctly Classified Instances	160	40%
Incorrectly Classified Instances	240	60%
Kappa statistic	0,31	
Total Number of Instances	400	

TP Rate	FP Rate	Precision	Recall	F-Measure	Class
0,26	0,014	0,722	0,26	0,382	amanes
0,32	0,031	0,593	0,32	0,416	maleviziotis
0,24	0,014	0,706	0,24	0,358	mantinades
0,3	0,111	0,278	0,3	0,288	pentozalis
0,3	0,049	0,469	0,3	0,366	pidixtos
0,88	0,083	0,603	0,88	0,715	rizitika
0,56	0,157	0,337	0,56	0,421	sousta
0,34	0,226	0,177	0,34	0,233	syrτος

=== Confusion Matrix ===

a	b	c	d	e	f	g	h	< --- classified as
13	1	0	1	0	20	0	15	a= amanes
0	16	0	10	7	0	6	11	b= maleviziotis
0	0	12	5	0	7	6	20	c= mantinades
0	1	1	15	5	1	14	13	d= pentozalis
0	7	0	10	15	0	13	5	e= pidixtos
0	0	0	0	0	44	2	4	f= rizitika
2	0	1	5	3	0	28	11	g= sousta
3	2	3	8	2	1	14	17	h= syrτος

Πίνακας 10: Αποτελέσματα GS κατηγοριοποίησης 30s. μέσης

=== Detailed Accuracy By Class ===

Correctly Classified Instances	162	40,5%
Incorrectly Classified Instances	238	59,5%
Kappa statistic	0,32	
Total Number of Instances	400	

TP Rate	FP Rate	Precision	Recall	F-Measure	Class
0,3	0,014	0,750	0,3	0,429	amanes
0,56	0,077	0,509	0,56	0,533	maleviziotis
0,2	0,009	0,769	0,2	0,317	mantinades
0,28	0,157	0,203	0,28	0,235	pentozalis
0,24	0,057	0,375	0,24	0,293	pidixtos
0,92	0,089	0,597	0,92	0,724	rizitika
0,3	0,083	0,341	0,3	0,319	sousta
0,44	0,194	0,244	0,44	0,314	syrτος

=== Confusion Matrix ===

a	b	c	d	e	f	g	h	< --- classified as
15	1	1	2	0	20	0	11	a= amanes
0	28	0	11	4	0	2	5	b= maleviziotis
0	0	10	1	0	6	6	27	c= mantinades
0	9	0	14	12	0	5	10	d= pentozalis
0	8	0	21	12	0	8	1	e= pidixtos
0	0	0	0	0	46	1	3	f= rizitika
1	8	1	10	3	1	15	11	g= sousta
4	1	1	10	1	4	7	22	h= syrτος

Πίνακας 11: Αποτελέσματα GS κατηγοριοποίησης 30s. τέλους

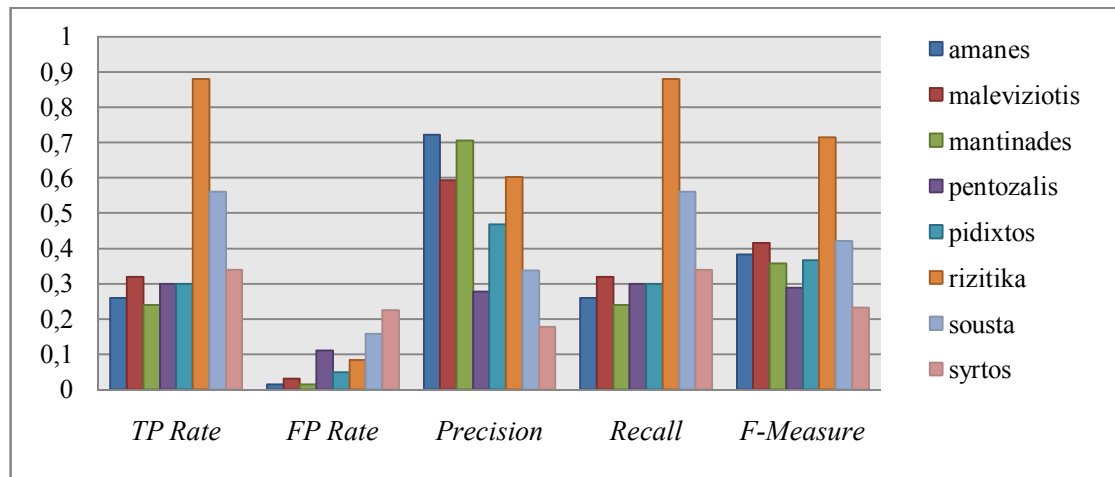
=== Detailed Accuracy By Class ===

Correctly Classified Instances	171	42,75%
Incorrectly Classified Instances	229	57,25%
Kappa statistic	0,35	
Total Number of Instances	400	

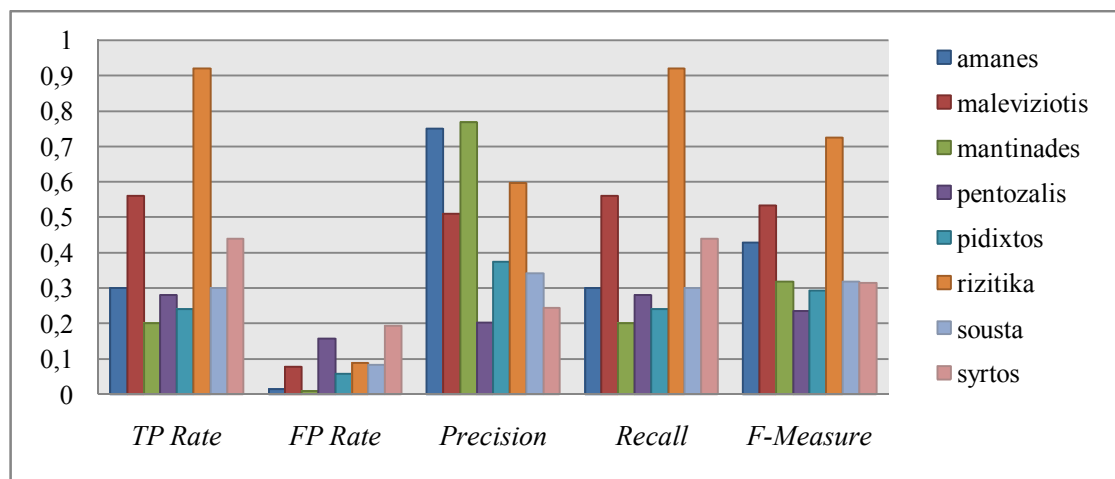
TP Rate	FP Rate	Precision	Recall	F-Measure	Class
0,32	0,031	0,593	0,32	0,416	amanes
0,6	0,191	0,309	0,6	0,408	maleviziotis
0,32	0,029	0,615	0,32	0,421	mantinades
0,26	0,086	0,302	0,26	0,280	pentozalis
0,26	0,040	0,481	0,26	0,338	pidixtos
0,84	0,083	0,592	0,84	0,694	rizitika
0,34	0,046	0,515	0,34	0,410	sousta
0,48	0,149	0,316	0,48	0,381	syrτος

=== Confusion Matrix ===

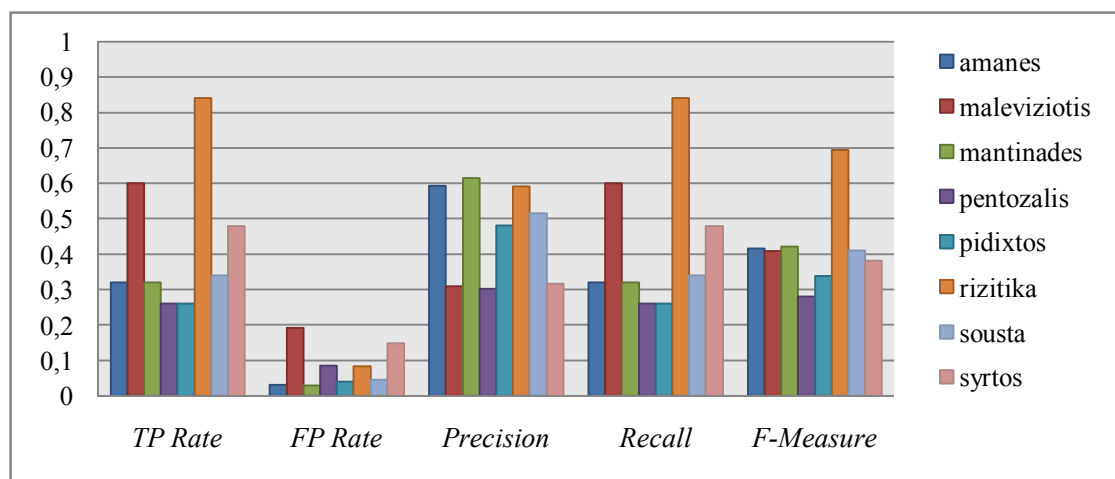
a	b	c	d	e	f	g	h	< --- classified as
16	1	3	0	0	20	0	10	a= amanes
0	30	0	6	2	0	4	8	b= maleviziotis
4	5	16	2	1	4	6	12	c= mantinades
0	18	0	13	9	0	3	7	d= pentozalis
0	23	0	12	13	0	1	1	e= pidixtos
3	0	0	0	0	42	0	5	f= rizitika
2	12	2	5	2	1	17	9	g= sousta
2	8	5	5	0	4	2	24	h= syrτος



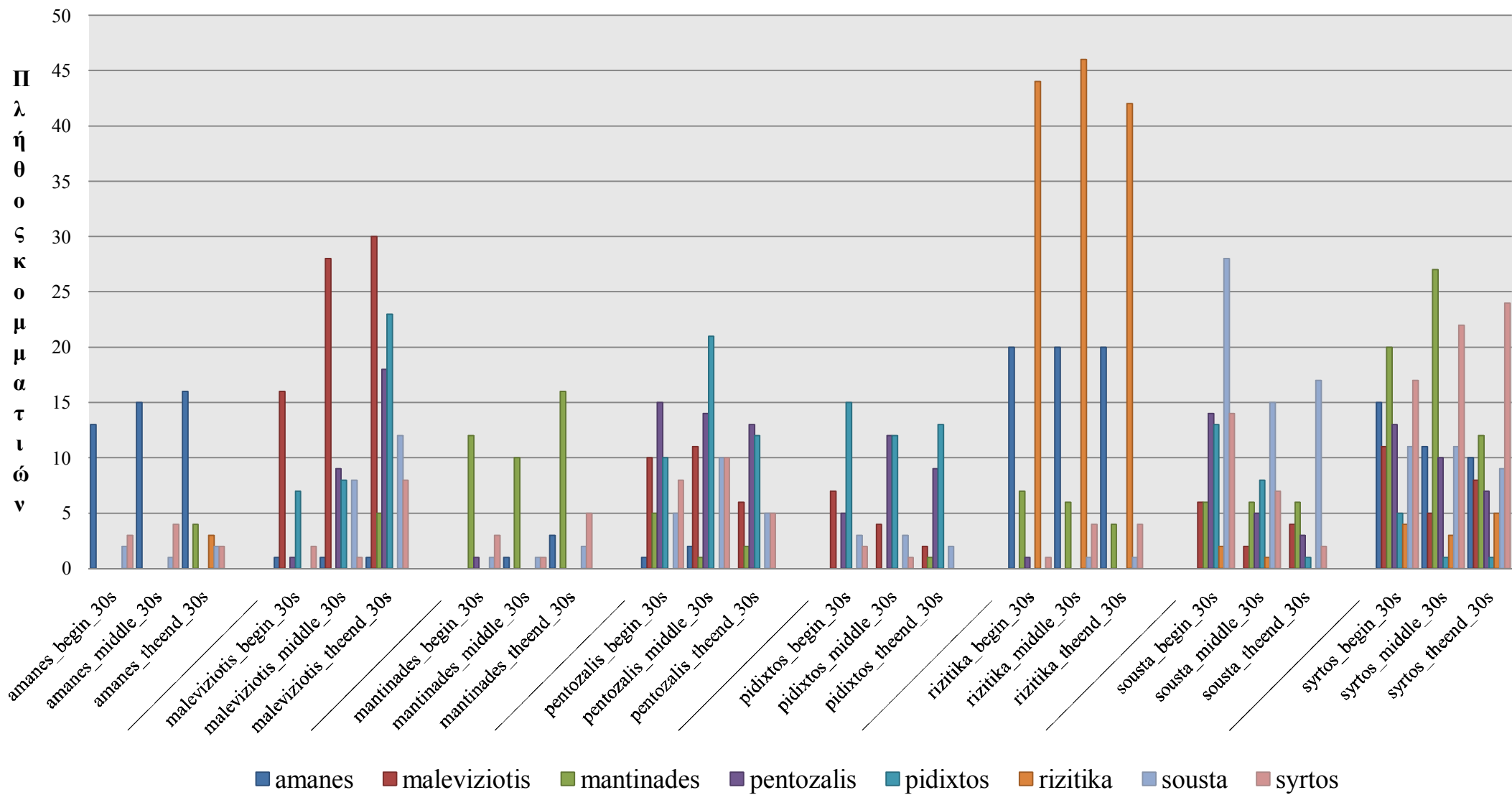
Εικόνα 29: Διάγραμμα αποτελεσμάτων GS κατηγοριοποίησης 30s. αρχής



Εικόνα 30: Διάγραμμα αποτελεσμάτων GS κατηγοριοποίησης 30s. μέσης



Εικόνα 31: Διάγραμμα αποτελεσμάτων GS κατηγοριοποίησης 30s. τέλους



Εικόνα 32: Διάγραμμα συνολικής κατηγοριοποίησης αρχής-μέσης-τέλους με αλγόριθμο GS

Πίνακας 12: Αποτελέσματα SVM κατηγοριοποίησης 30s. αρχής

=== Detailed Accuracy By Class ===

Correctly Classified Instances	235	58,75%
Incorrectly Classified Instances	165	41,25%
Kappa statistic	0,53	
Total Number of Instances	400	

TP Rate	FP Rate	Precision	Recall	F-Measure	Class
0,72	0,043	0,706	0,72	0,713	amanes
0,72	0,049	0,679	0,72	0,699	maleviziotis
0,7	0,066	0,603	0,7	0,648	mantinades
0,36	0,077	0,400	0,36	0,379	pentozalis
0,5	0,089	0,446	0,5	0,472	pidixtos
0,86	0,017	0,878	0,86	0,869	rizitika
0,48	0,054	0,558	0,48	0,516	sousta
0,36	0,077	0,400	0,36	0,379	syrτος

=== Confusion Matrix ===

a	b	c	d	e	f	g	h	< --- classified as
36	2	3	0	0	5	0	4	a= amanes
0	36	0	2	8	0	1	3	b= maleviziotis
3	0	35	4	0	1	0	7	c= mantinades
1	2	3	18	10	0	7	9	d= pentozalis
0	11	0	4	25	0	7	3	e= pidixtos
4	0	3	0	0	43	0	0	f= rizitika
1	0	6	8	10	0	24	1	g= sousta
6	2	8	9	3	0	4	18	h= syrτος

Πίνακας 13: Αποτελέσματα SVM κατηγοριοποίησης 30s. μέσης

=== Detailed Accuracy By Class ===

Correctly Classified Instances	197	49,25%
Incorrectly Classified Instances	203	50,75%
Kappa statistic	0,42	
Total Number of Instances	400	

TP Rate	FP Rate	Precision	Recall	F-Measure	Class
0,58	0,054	0,604	0,58	0,592	amanes
0,54	0,097	0,443	0,54	0,486	maleviziotis
0,66	0,069	0,579	0,66	0,617	mantinades
0,34	0,089	0,354	0,34	0,347	pentozalis
0,34	0,106	0,315	0,34	0,327	pidixtos
0,82	0,029	0,804	0,82	0,812	rizitika
0,38	0,071	0,432	0,38	0,404	sousta
0,28	0,066	0,378	0,28	0,322	syrtos

=== Confusion Matrix ===

a	b	c	d	e	f	g	h	< --- classified as
29	2	5	0	1	8	0	5	a= amanes
0	27	0	3	12	0	4	4	b= maleviziotis
2	1	33	0	0	1	6	7	c= mantinades
0	10	1	17	13	0	5	4	d= pentozalis
0	14	0	12	17	0	7	0	e= pidixtos
6	0	2	0	0	41	0	1	f= rizitika
1	6	7	7	8	0	19	2	g= sousta
10	1	9	9	3	1	3	14	h= syrtos

Πίνακας 14: Αποτελέσματα SVM κατηγοριοποίησης 30s. τέλους

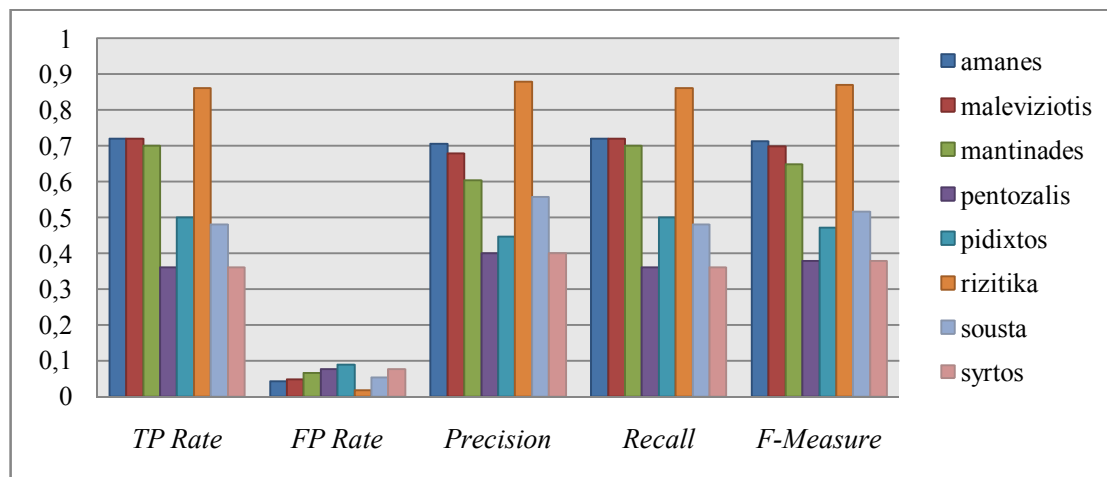
=== Detailed Accuracy By Class ===

Correctly Classified Instances	195	48,75%
Incorrectly Classified Instances	205	51,25%
Kappa statistic	0,41	
Total Number of Instances	400	

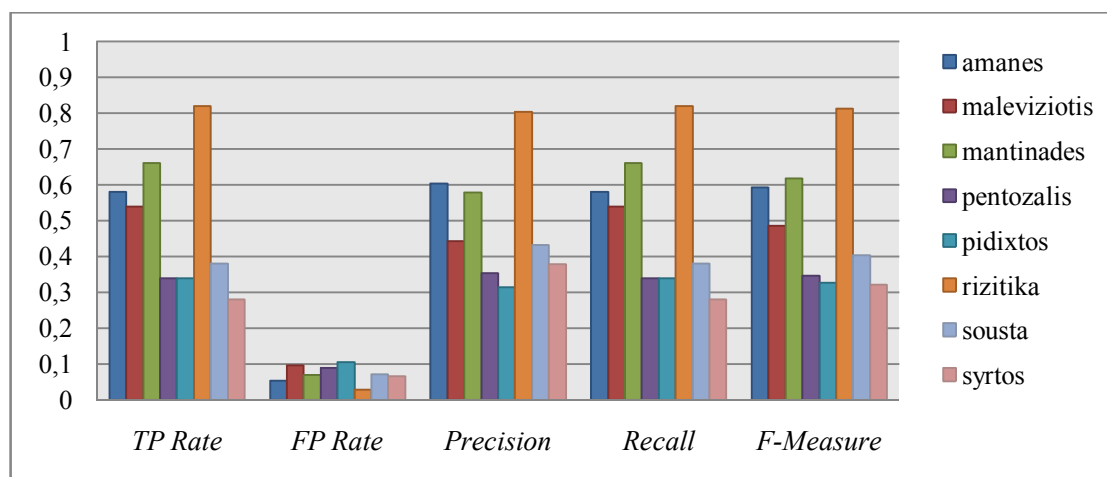
TP Rate	FP Rate	Precision	Recall	F-Measure	Class
0,56	0,069	0,538	0,56	0,549	amanes
0,42	0,077	0,438	0,42	0,429	maleviziotis
0,58	0,071	0,537	0,58	0,558	mantinades
0,26	0,111	0,250	0,26	0,255	pentozalis
0,46	0,103	0,390	0,46	0,422	pidixtos
0,76	0,023	0,826	0,76	0,792	rizitika
0,42	0,054	0,525	0,42	0,467	sousta
0,44	0,077	0,449	0,44	0,444	syrτος

=== Confusion Matrix ===

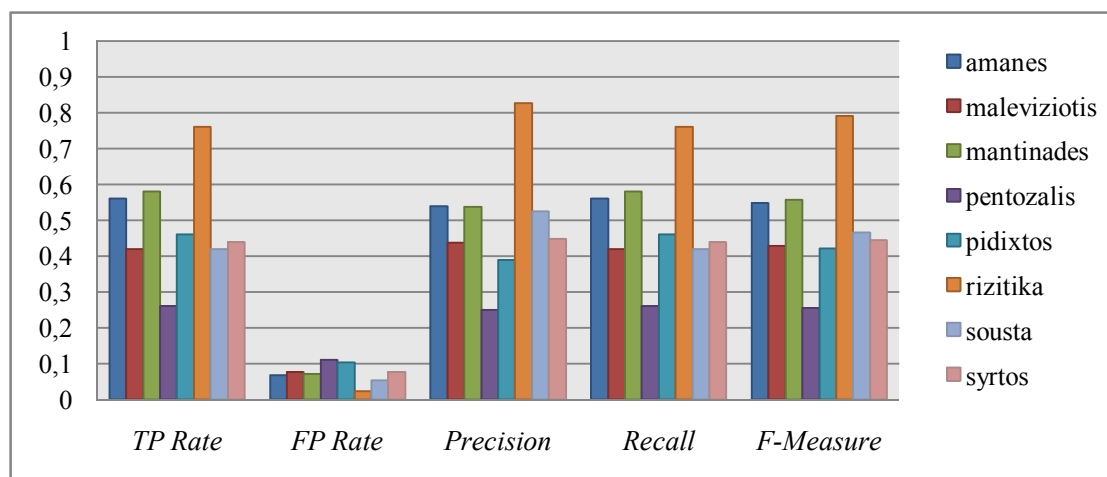
a	b	c	d	e	f	g	h	< --- classified as
28	1	5	0	0	8	0	8	a= amanes
1	21	1	8	11	0	5	3	b= maleviziotis
5	3	29	2	2	0	4	5	c= mantinades
0	9	2	13	17	0	3	6	d= pentozalis
0	9	0	15	23	0	2	1	e= pidixtos
10	0	1	0	0	38	0	1	f= rizitika
1	4	9	8	4	0	21	3	g= sousta
7	1	7	6	2	0	5	22	h= syrτος



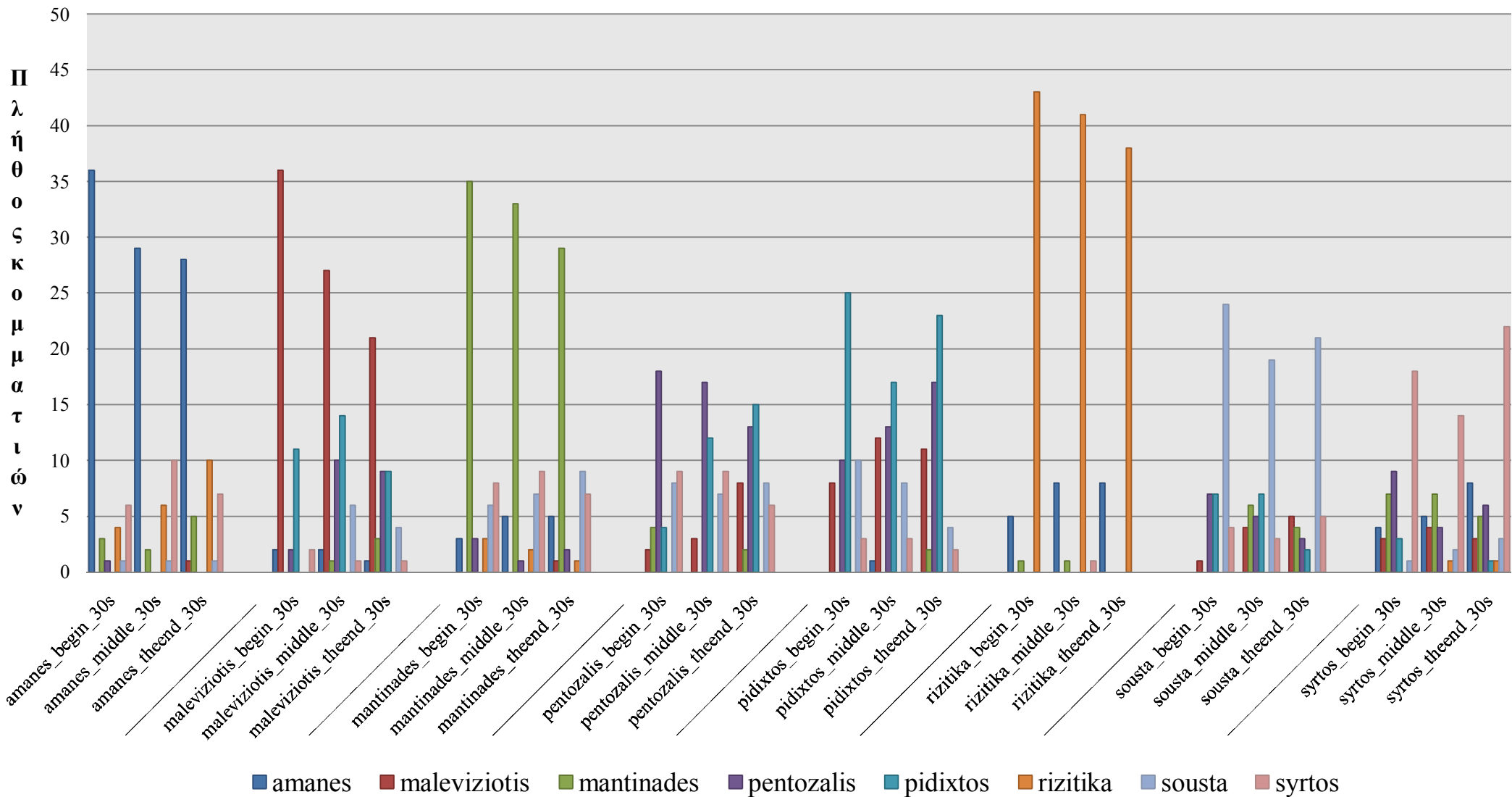
Εικόνα 33: Διάγραμμα αποτελεσμάτων SVM κατηγοριοποίησης 30s. αρχής



Εικόνα 34: Διάγραμμα αποτελεσμάτων SVM κατηγοριοποίησης 30s. μέσης



Εικόνα 35: Διάγραμμα αποτελεσμάτων SVM κατηγοριοποίησης 30s. τέλους



Εικόνα 36: Διάγραμμα συνολικής κατηγοριοποίησης αρχής-μέσης-τέλους με αλγόριθμο SVM

Πίνακας 15: Αποτελέσματα C4.5 κατηγοριοποίησης 30s. αρχής (J48 WEKA)

=== Detailed Accuracy By Class ===

Correctly Classified Instances	172	43%
Incorrectly Classified Instances	228	57%
Kappa statistic	0,35	
Total Number of Instances	400	

TP Rate	FP Rate	Precision	Recall	F-Measure	Class
0,48	0,097	0,414	0,48	0,444	amanes
0,52	0,071	0,510	0,52	0,515	maleviziotis
0,52	0,074	0,500	0,52	0,510	mantinades
0,28	0,100	0,286	0,28	0,283	pentozalis
0,46	0,071	0,479	0,46	0,469	pidixtos
0,6	0,046	0,652	0,6	0,625	rizitika
0,44	0,097	0,393	0,44	0,415	sousta
0,14	0,094	0,175	0,14	0,156	syrτος

=== Confusion Matrix ===

a	b	c	d	e	f	g	h	< --- classified as
24	2	5	3	0	5	2	9	a= amanes
4	26	2	7	7	0	0	4	b= maleviziotis
2	3	26	2	1	4	5	7	c= mantinades
1	6	2	14	9	3	9	6	d= pentozalis
1	9	0	9	23	0	6	2	e= pidixtos
9	0	4	1	0	30	4	2	f= rizitika
8	1	6	6	4	0	22	3	g= sousta
9	4	7	7	4	4	8	7	h= syrτος

Πίνακας 16: Αποτελέσματα C4.5 κατηγοριοποίησης 30s. μέσης (J48 WEKA)

=== Detailed Accuracy By Class ===

Correctly Classified Instances	137	34,25%
Incorrectly Classified Instances	263	65,75%
Kappa statistic	0,25	
Total Number of Instances	400	

TP Rate	FP Rate	Precision	Recall	F-Measure	Class
0,3	0,103	0,294	0,3	0,297	amanes
0,46	0,111	0,371	0,46	0,411	maleviziotis
0,22	0,074	0,297	0,22	0,253	mantinades
0,22	0,106	0,229	0,22	0,224	pentozalis
0,34	0,091	0,347	0,34	0,343	pidixtos
0,7	0,051	0,660	0,7	0,680	rizitika
0,26	0,080	0,317	0,26	0,286	sousta
0,24	0,134	0,203	0,24	0,220	syrτος

=== Confusion Matrix ===

a	b	c	d	e	f	g	h	< --- classified as
15	3	3	4	1	13	1	10	a= amanes
1	23	2	8	10	0	5	1	b= maleviziotis
8	0	11	6	3	0	3	19	c= mantinades
1	14	1	11	8	1	9	5	d= pentozalis
1	17	1	10	17	0	3	1	e= pidixtos
12	0	1	1	0	35	0	1	f= rizitika
3	4	9	5	5	1	13	10	g= sousta
10	1	9	3	5	3	7	12	h= syrτος

Πίνακας 17: Αποτελέσματα C4.5 κατηγοριοποίησης 30s. τέλους (J48 WEKA)

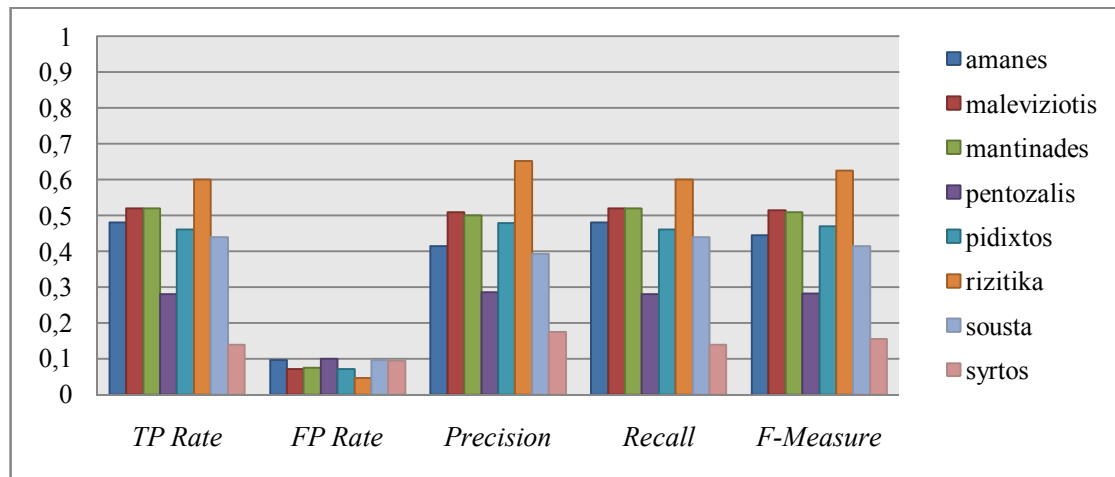
=== Detailed Accuracy By Class ===

Correctly Classified Instances	140	35%
Incorrectly Classified Instances	260	65%
Kappa statistic	0,26	
Total Number of Instances	400	

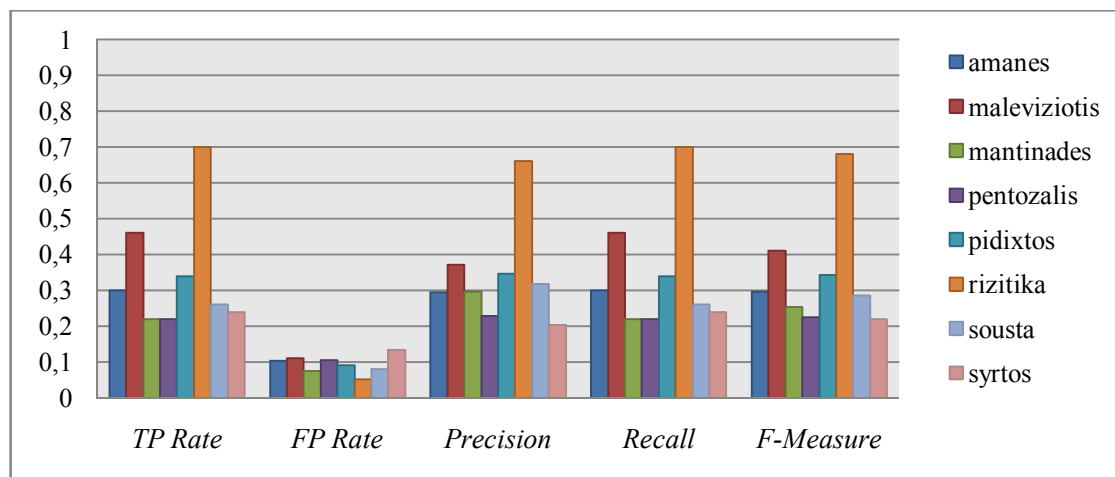
TP Rate	FP Rate	Precision	Recall	F-Measure	Class
0,44	0,097	0,393	0,44	0,415	amanes
0,3	0,097	0,306	0,3	0,303	maleviziotis
0,3	0,123	0,259	0,3	0,278	mantinades
0,26	0,100	0,271	0,26	0,265	pentozalis
0,52	0,077	0,491	0,52	0,505	pidixtos
0,58	0,051	0,617	0,58	0,598	rizitika
0,22	0,086	0,268	0,22	0,242	sousta
0,18	0,111	0,188	0,18	0,184	syrτος

=== Confusion Matrix ===

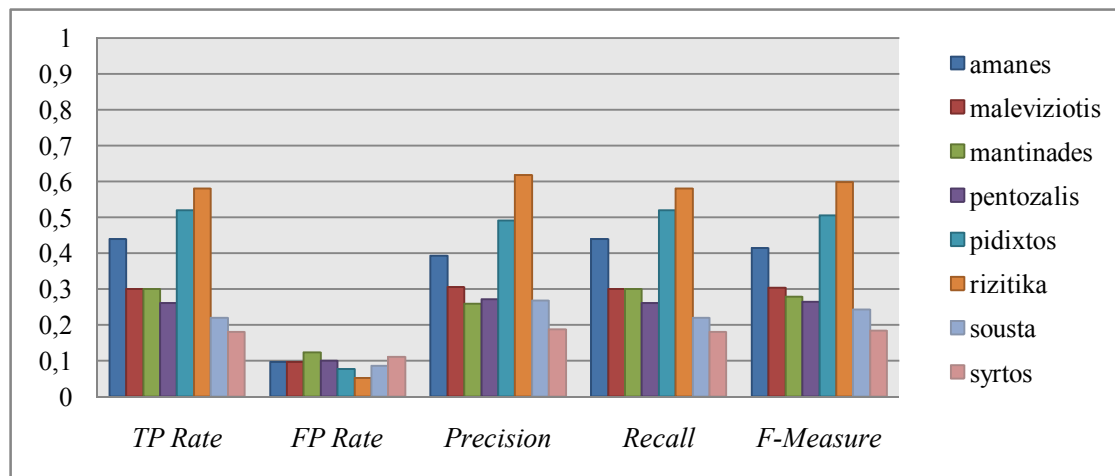
a	b	c	d	e	f	g	h	< --- classified as
22	2	6	1	1	7	2	9	a= amanes
0	15	6	8	10	1	5	5	b= maleviziotis
7	5	15	2	2	4	6	9	c= mantinades
2	8	6	13	6	1	6	8	d= pentozalis
0	9	1	13	26	0	1	0	e= pidixtos
15	0	1	0	0	29	2	3	f= rizitika
4	5	12	8	4	1	11	5	g= sousta
6	5	11	3	4	4	8	9	h= syrτος



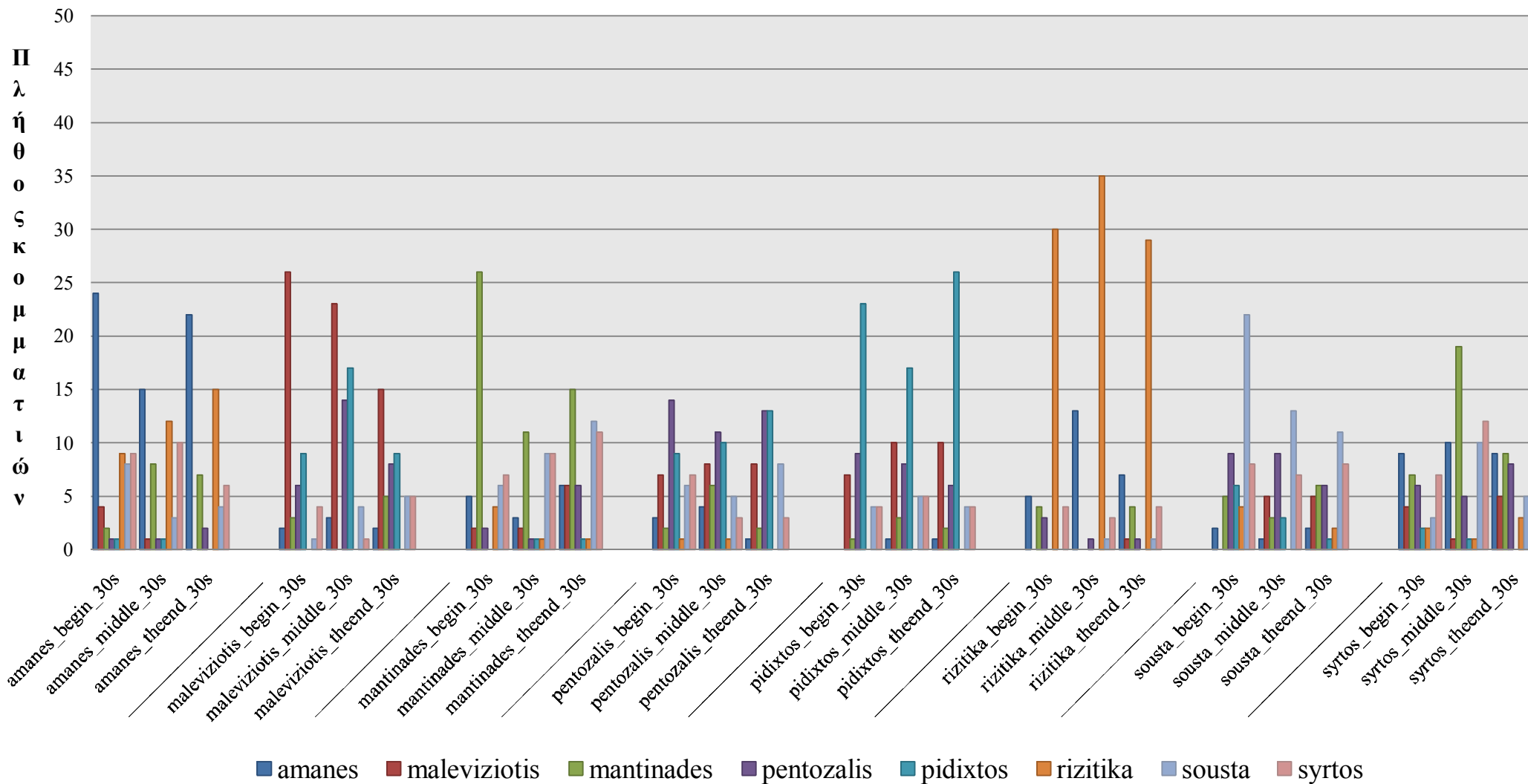
Εικόνα 37: Διάγραμμα αποτελεσμάτων C4.5 (J48) κατηγοριοποίησης 30s. αρχής



Εικόνα 38: Διάγραμμα αποτελεσμάτων C4.5 (J48) κατηγοριοποίησης 30s. μέσης



Εικόνα 39: Διάγραμμα αποτελεσμάτων C4.5 (J48) κατηγοριοποίησης 30s. τέλους



Εικόνα 40: Διάγραμμα συνολικής κατηγοριοποίησης αρχής-μέσης-τέλους με αλγόριθμο C4.5 (J48)

Πίνακας 18: Αποτελέσματα NaiveBayes κατηγοριοποίησης 30s. αρχής (WEKA)

=== Detailed Accuracy By Class ===

Correctly Classified Instances	197	49,25%
Incorrectly Classified Instances	203	50,75%
Kappa statistic	0,42	
Total Number of Instances	400	

TP Rate	FP Rate	Precision	Recall	F-Measure	Class
0,68	0,049	0,667	0,68	0,673	amanes
0,66	0,1	0,485	0,66	0,559	maleviziotis
0,62	0,071	0,554	0,62	0,585	mantinades
0,22	0,086	0,268	0,22	0,242	pentozalis
0,44	0,12	0,344	0,44	0,386	pidixtos
0,78	0,023	0,830	0,78	0,804	rizitika
0,36	0,049	0,514	0,36	0,424	sousta
0,18	0,083	0,237	0,18	0,205	syrtos

=== Confusion Matrix ===

a	b	c	d	e	f	g	h	< --- classified as
34	3	5	1	0	4	0	3	a= amanes
0	33	1	4	10	0	1	1	b= maleviziotis
6	2	31	2	1	3	0	5	c= mantinades
0	2	2	11	20	0	5	10	d= pentozalis
0	18	1	4	22	0	3	2	e= pidixtos
4	0	2	0	0	39	1	4	f= rizitika
1	1	6	12	8	0	18	4	g= sousta
6	9	8	7	3	1	7	9	h= syrtos

Πίνακας 19: Αποτελέσματα NaiveBayes κατηγοριοποίησης 30s. μέσης (WEKA)

=== Detailed Accuracy By Class ===

Correctly Classified Instances	166	41,5%
Incorrectly Classified Instances	234	58,5%
Kappa statistic	0,33	
Total Number of Instances	400	

TP Rate	FP Rate	Precision	Recall	F-Measure	Class
0,56	0,094	0,459	0,56	0,505	amanes
0,28	0,049	0,452	0,28	0,346	maleviziotis
0,6	0,100	0,462	0,6	0,522	mantinades
0,14	0,077	0,206	0,14	0,167	pentozalis
0,66	0,186	0,337	0,66	0,446	pidixtos
0,64	0,026	0,780	0,64	0,703	rizitika
0,3	0,069	0,385	0,3	0,337	sousta
0,14	0,069	0,226	0,14	0,173	syrτος

=== Confusion Matrix ===

a	b	c	d	e	f	g	h	< --- classified as
28	1	6	2	2	7	0	4	a= amanes
2	14	1	4	23	0	3	3	b= maleviziotis
5	0	30	1	0	1	6	7	c= mantinades
1	5	1	7	27	0	5	4	d= pentozalis
0	5	0	8	33	0	2	2	e= pidixtos
13	0	2	0	0	32	2	1	f= rizitika
2	4	11	6	9	0	15	3	g= sousta
10	2	14	6	4	1	6	7	h= syrτος

Πίνακας 20: Αποτελέσματα NaiveBayes κατηγοριοποίησης 30s. τέλους (WEKA)

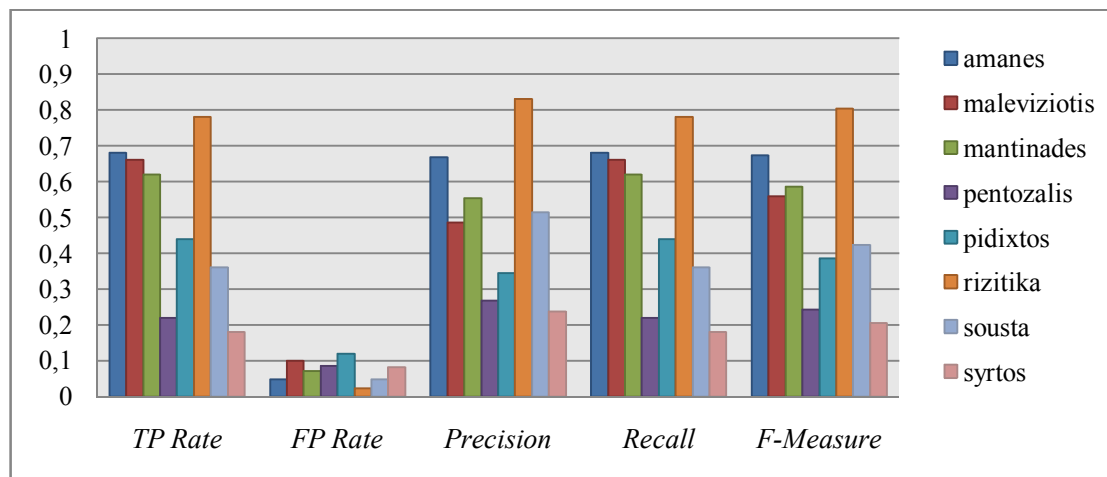
=== Detailed Accuracy By Class ===

Correctly Classified Instances	183	45,75%
Incorrectly Classified Instances	217	54,25%
Kappa statistic	0,38	
Total Number of Instances	400	

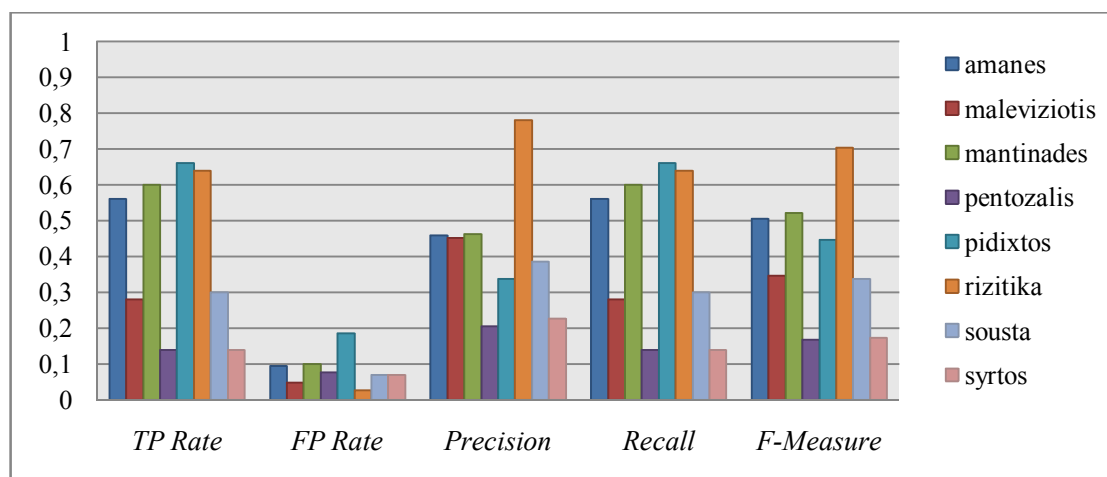
TP Rate	FP Rate	Precision	Recall	F-Measure	Class
0,66	0,077	0,550	0,66	0,600	amanes
0,22	0,063	0,333	0,22	0,265	maleviziotis
0,54	0,097	0,443	0,54	0,486	mantinades
0,2	0,074	0,278	0,2	0,233	pentozalis
0,68	0,171	0,362	0,68	0,472	pidixtos
0,7	0,020	0,833	0,7	0,761	rizitika
0,4	0,049	0,541	0,4	0,460	sousta
0,26	0,069	0,351	0,26	0,299	syrτος

=== Confusion Matrix ===

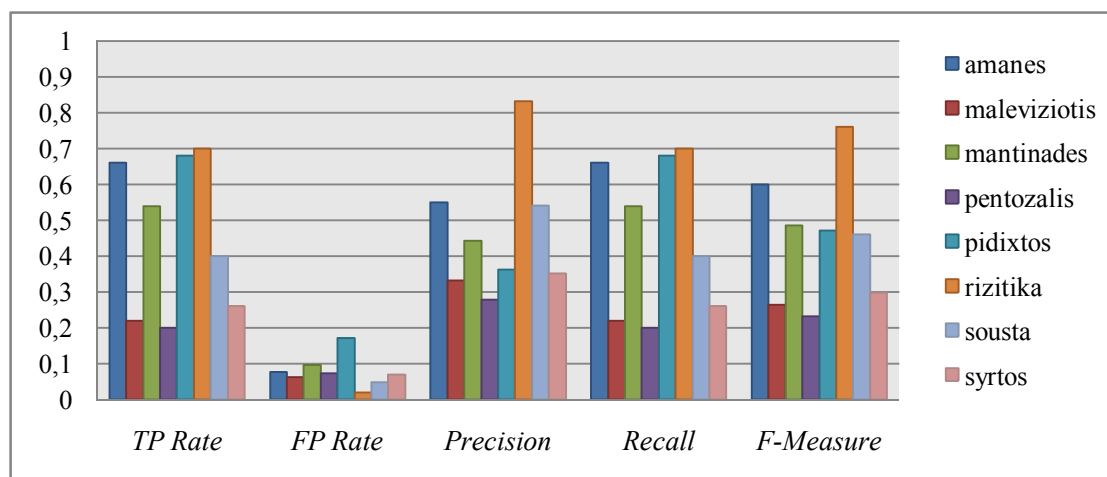
a	b	c	d	e	f	g	h	< --- classified as
33	0	4	1	0	6	0	6	a= amanes
1	11	1	5	22	0	6	4	b= maleviziotis
7	2	27	1	5	1	3	4	c= mantinades
0	5	3	10	25	0	4	3	d= pentozalis
0	7	0	7	34	0	0	2	e= pidixtos
12	0	1	0	0	35	0	2	f= rizitika
2	4	9	7	5	0	20	3	g= sousta
5	4	16	5	3	0	4	13	h= syrτος



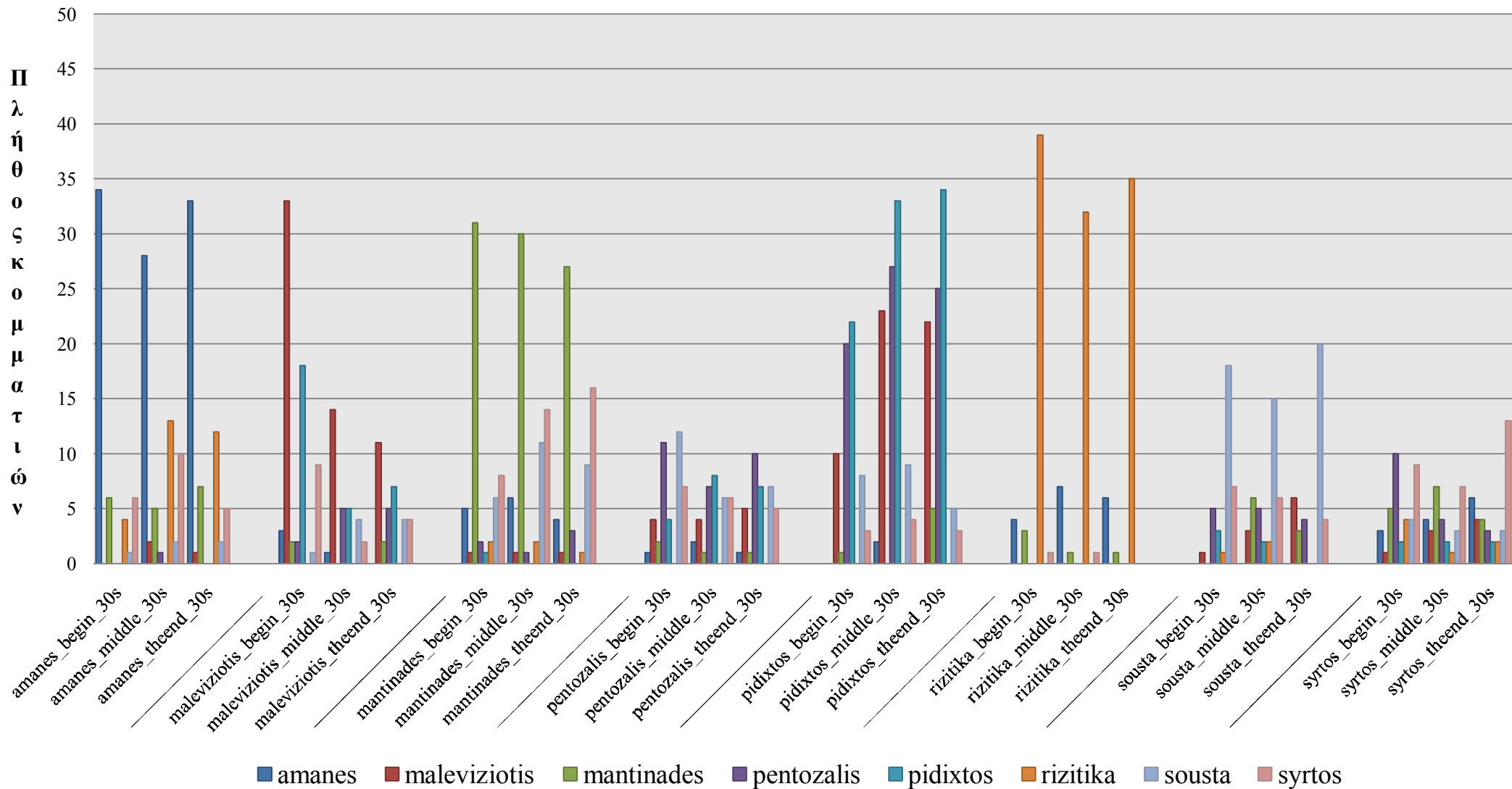
Εικόνα 41: Διάγραμμα αποτελεσμάτων NaiveBayes (WEKA) κατηγοριοποίησης 30s. αρχής



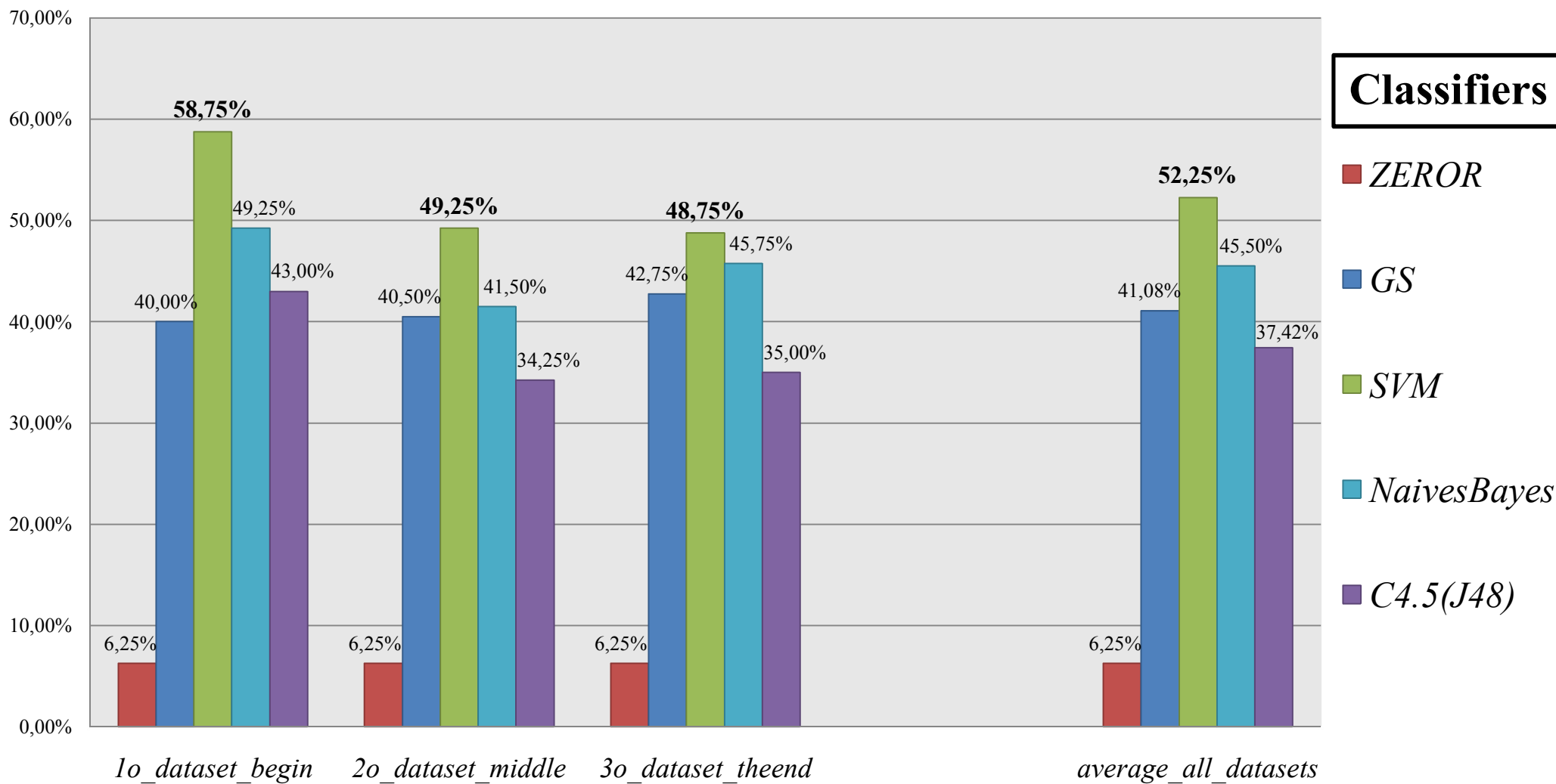
Εικόνα 42: Διάγραμμα αποτελεσμάτων NaiveBayes (WEKA) κατηγοριοποίησης 30s. μέσης



Εικόνα 43: Διάγραμμα αποτελεσμάτων NaiveBayes (WEKA) κατηγοριοποίησης 30s. τέλους



Εικόνα 44: Διάγραμμα συνολικής κατηγοριοποίησης αρχής-μέσης-τέλους με αλγόριθμο NaiveBayes



Εικόνα 45: Διάγραμμα επιτυχούς κατηγοριοποίησης τριών datasets αρχής-μέσης-τέλους με όλους τους αλγόριθμους

4.3 Ανάλυση αποτελεσμάτων και συμπεράσματα

Με βάση των παραπάνω πινάκων και διαγραμμάτων, από τη χρήση του ταξινομητή *Zeror* πετυχαίνουμε 6.25% ποσοστό σωστής κατηγοριοποίησης και στα τρία datasets, θέτοντας τον ακατάλληλο ως προς τη χρήση του. Είναι αναμενόμενο το χαμηλό ποσοστό, επειδή είναι ο πιο απλός αλγόριθμος κατηγοριοποίησης και όπως προαναφέραμε η χρήση του βασίζεται στο να παραμένει απλώς ένα μέτρο σύγκρισης σε σχέση με τους υπόλοιπους αλγόριθμους. Παρακάτω με την χρήση του αλγορίθμου *Gaussian(GS)* επιτυγχάνουμε για τα τρία datasets *αρχής-μέσης-τέλους*, 40%-40.5%-42.75% αντίστοιχα ποσοστά σωστής κατηγοριοποίησης. Συγκεκριμένα, με βάση τους Πίνακες 9,10 &11 υπάρχει αρκετή διασπορά σε όλα τα είδη κρητικής μουσικής, όπως με αλληλοσυσχετίσεις σε αμανέ με μαλεβιζιώτη και με πεντοζάλη, όπως και τις μαντινάδες με τη σούστα. Το μόνο αξιόλογο αποτέλεσμα σωστής κατηγοριοποίησης δίνεται στην κατηγορία ριζίτικα στην οποία από τα 50 δείγματα της τα 44 ήταν ορθά ταξινομημένα στο Πίνακα 9 , 46 σωστά ταξινομημένα στον Πίνακα 10 και 42 αντίστοιχα στον Πίνακα 11. Οφείλουμε να λάβουμε υπόψη ότι ο συγκεκριμένος ταξινομητής έχει την ιδανική χρήση σε μοντέλα δεδομένων τα οποία σε σχέση με το σύνολο των δεδομένων προς αξιολόγηση τους παρουσιάζουν μια σχετική διαφοροποίηση στη δομή τους. Επομένως, είναι αναμενόμενο η κατηγορία ριζίτικα, μιας και διαφέρει αρκετά σε σχέση με τις άλλες 7 κατηγορίες ειδών λόγω απαγγελίας ως τρόπο εκτέλεσης των αντίστοιχων κομματιών, να σημειώνει υψηλή τιμή ορθής ταξινόμησης.

Με την χρήση του αλγορίθμου *SVM* έχουμε το υψηλότερο ποσοστό σωστής κατηγοριοποίησης 58,75% στο πρώτο dataset, ακολουθούν 49.25% το δεύτερο dataset και 48.75% στο τρίτο. Αναλυτικά στο πρώτο dataset, που αφορά τα δείγματα 30sec. στην αρχή των μουσικών κομματιών, διαπιστώνουμε ότι τα είδη *αμανές*, *μαλεβιζιώτης*, *μαντινάδες* και *ριζίτικα* σημειώνουν τα υψηλότερα ποσοστά σωστής πρόβλεψης. Ουσιαστικά, ο λόγος που στα πρώτα στιγμιότυπα των μουσικών δειγμάτων της κρητικής μουσικής έχουμε και καλύτερη αναγνώριση του είδους στο οποίο ανήκουν αυτά, είναι διότι εκεί ακριβώς συναντάμε και το χαρακτηριστικό γνώρισμα κάθε είδους, όπως για παράδειγμα στον *αμανέ* και τα *ριζίτικα* είναι το στοιχείο της φωνής και ο τραγουδιστός τους τρόπος που τα διαχωρίζει εύκολα σε σχέση με τα υπόλοιπα ενόργανα κρητικά μουσικά είδη. Κρίνοντας από τα αποτελέσματα που αναπαριστούνται στο διάγραμμα της *Εικόνας 34*, ο *SVM* ταξινομητής είναι και ο πιο κατάλληλος για την διαδικασία της σωστής κατηγοριοποίησης κρητικών μουσικών ειδών.

Σε επίπεδο περαιτέρω σύγκρισης, με τη χρήση του περιβάλλοντος μηχανικής μάθησης WEKA, παραθέσαμε και άλλους δύο αλγορίθμους που χρησιμοποιούνται συχνά για την κατηγοριοποίηση τιμών σε θέματα μουσικής ανάκτησης πληροφορίας. Τα αποτελέσματα των αλγορίθμων *C4.5 (J48)* και *NaiveBayes* από τους πίνακες 15-20, κυμαίνονται κατά μέσο όρο συγκριτικά παραπλήσια με τα αποτελέσματα του αλγορίθμου *GS*. Ο ταξινομητής *C4.5* επιτυγχάνει 43% ποσοστό σωστής κατηγοριοποίησης στο dataset 30s. αρχής, 34,25% στο dataset 30s. μέσης και 35% στο dataset 30s. τέλους. Αντίστοιχα, ο ταξινομητής *NaiveBayes* τα καταφέρνει καλύτερα, έχοντας επιτύχει 49,25% σωστή κατηγοριοποίηση κλάσης στο dataset 30s. αρχής, 41,5% στο dataset 30s. μέσης και 45,75% στο dataset 30s. τέλους. Οι δύο παραπάνω αλγόριθμοι δεν καταφέρνουν να φτάσουν τα αποτελέσματα σωστής κατηγοριοποίησης που επιτυγχάνει ο *SVM*. Αυτό δικαιολογείται λόγω της πιο απλής δομής τους και της λιγότερης συνθετικότητας τους σε σχέση με τον αλγόριθμο *μηχανές υποστήριξης διανυσμάτων*. Από τη μία ο *C4.5* χρησιμοποιεί μια βελτιστοποιημένη δομή των απλών δένδρων απόφασης και από την άλλη ο αλγόριθμος *NaiveBayes* βασίζεται σε μοντέλα πιθανοτήτων *Bayes*. Με αυτόν τον τρόπο αρκεί μικρή επεξεργαστική ισχύς για να δώσουν τα

ανάλογα αποτελέσματα, γεγονός που τους καθιστά ιδανικούς αλγορίθμους σε εφαρμογές αναγνώρισης προτύπων πάνω σε ομιλία πραγματικού χρόνου, πάρα σε αντίστοιχες εφαρμογές που αποδίδουν την κλάση του μουσικού είδους.

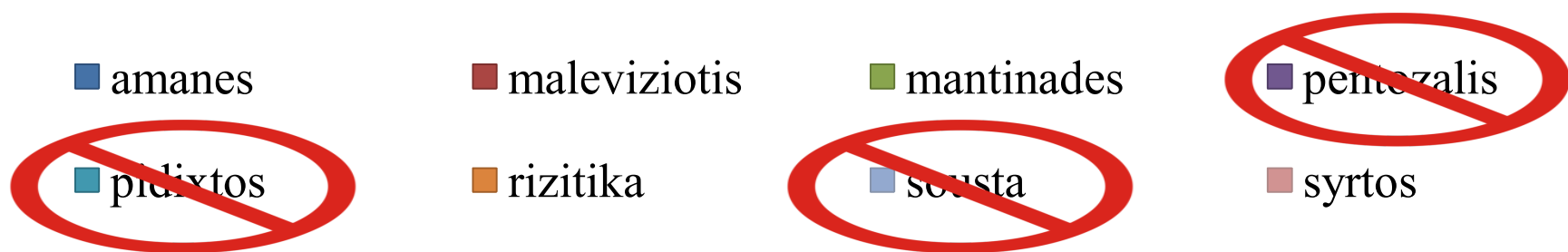
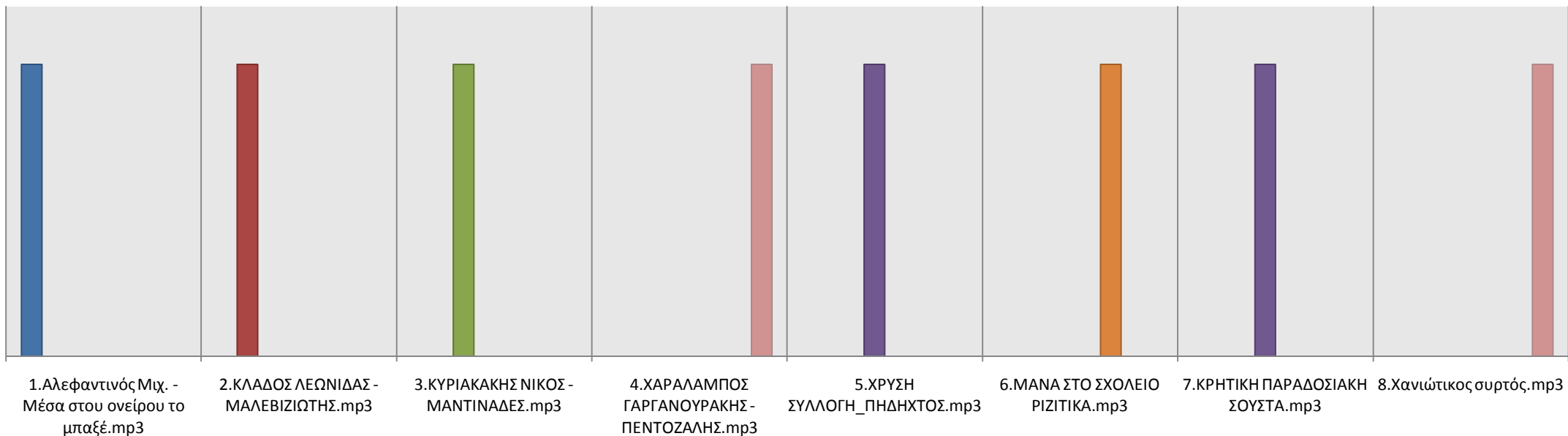
Αξίζει να επισημανθεί ότι στη κρητική μουσική σχεδόν σε όλα τα είδη της εκτός από τα ριζίτικα και τους αμανέδες, επειδή σε αυτά προστίθενται και φωνή, τα υπόλοιπα είδη εκτελούνται με τα ίδια όργανα αλλά και παραπλήσιους οργανικούς τρόπους μουσικής έκφρασης. Έτσι, τα είδη με τα χαμηλότερα ποσοστά σωστής κατηγοριοποίησης, όπως πεντοζάλης, σούστα, συρτός, είναι αυτά που έχουν μεταξύ τους αρκετά κοινά γνωρίσματα καθώς και σε πολλές περιπτώσεις στις εκτελέσεις τους, το ένα είδος προδιαθέτει και συνδέεται με το άλλο. Για παράδειγμα πολλές φορές ένας πεντοζάλης ξεκινάει με συρτό αλλά μπορεί και ο εκτελεστής του να το συνεχίσει σε σούστα. Οπότε σε σχέση με την γενικότερη δυτική μουσική (κλασική, ποπ, ροκ, κτλ.) τα μουσικά είδη που διαχωρίζονται στην κρητική μουσική παρουσιάζουν αρκετές συσχετίσεις μεταξύ τους μορφολογικά αλλά και οργανικά. Αυτό ερμηνεύεται με το συνολικό ποσό σωστής κατηγοριοποίησης στα μισά και παραπάνω μουσικά δείγματα της βάσης δεδομένων κρητικής μουσικής που αναπτύξαμε και δημιουργήσαμε (52.25% κατά μέσο όρο και των τριών datasets με χρήση αλγορίθμου SVM $\approx 209/400$ κομμάτια).

4.4 Επαλήθευση

Στα πλαίσια των δυνατοτήτων που μας παρέχει το περιβάλλον Marsyas μέσω kea εντολών, δοκιμάσαμε να κατηγοριοποιήσουμε 8 τυχαία κρητικά μουσικά κομμάτια κανονικής διάρκειας (ένα για κάθε είδος που περιγράψαμε). Τα προμηθευτήκαμε από μια συλλογή κρητικής δισκογραφίας, ανεξάρτητης από τα δείγματα των κομματιών της βάσης δεδομένων που αναπτύξαμε. Εφαρμόζοντας τη διαδικασία της μη επιτηρούμενης κατηγοριοποίησης επιλέξαμε τυχαία χρονική διάρκεια 30s από την αρχή των νέων κομματιών. Στη συνέχεια με μοντέλο εκπαίδευσης τα χαρακτηριστικά που εξαγάγαμε για το 1^ο dataset με χρήση SVM (μιας και δίνει την υψηλότερη τιμή σωστής κατηγοριοποίησης), το οποίο αναλύσαμε στους προηγούμενους πίνακες, προσπαθήσαμε να βγάλουμε τα αποτελέσματα της ταξινόμησης αυτών των μουσικών κομματιών. Παρακάτω στο διάγραμμα της Εικόνας 44 παρουσιάζεται το αποτέλεσμα.

Παρακάτω παρουσιάζονται τα οκτώ τυχαία κομμάτια κρητικής μουσικής:

1. *amanes_Μέσα στ ονείρου το μπαζέ. Αλεφαντινός Μιχάλης _ Νικόλας.mp3*
2. *maleviziotis_ΚΛΑΔΟΣ ΛΕΩΝΙΔΑΣ – ΜΑΛΕΒΙΖΙΩΤΗΣ.mp3*
3. *mantinades_ΚΥΡΙΑΚΑΚΗΣ ΝΙΚΟΣ – ΜΑΝΤΙΝΑΔΕΣ.mp3*
4. *pentozali_ΧΑΡΑΛΑΜΠΟΣ ΓΑΡΓΑΝΟΥΡΑΚΗΣ – ΠΕΝΤΟΖΑΛΗΣ.mp3*
5. *pidixtos_ΧΡΥΣΗ ΣΥΛΛΟΓΗ ΠΗΛΗΧΤΟΣ.mp3*
6. *rizitika_MANA ΣΤΟ ΣΧΟΛΕΙΟ ΡΙΖΙΤΙΚΑ.mp3*
7. *sousta_ΚΡΗΤΙΚΗ ΠΑΡΑΔΟΣΙΑΚΗ ΣΟΥΣΤΑ.mp3*
8. *syrtos_Χανιώτικος συρτός.mp3*



Εικόνα 46: Διάγραμμα αξιολόγησης τυχαίων κρητικών κομματιών

Όπως φαίνεται, σωστά ταξινομήθηκαν τα πέντε από αυτά (κομμάτια 1,2,3,6, και 8), σύμφωνα με το μοντέλο εκμάθησης κατά την διαδικασία επιτηρούμενης κατηγοριοποίησης. Με βάση την παραπάνω διαδικασία ολοκληρώνεται και ο τομέας της αυτόματης ταξινόμησης της μουσικής βάσει ειδών. Η συγκεκριμένη μεθοδολογία μπορεί να χρησιμοποιηθεί σε εφαρμογές ήχου για θέματα αναζήτησης και ταξινόμησης με κριτήριο το είδος αυτών. Τα αποτελέσματα αξιολογήθηκαν μέσω μιας σειράς πειραμάτων χρησιμοποιώντας βάση δεδομένων δειγμάτων κρητικής μουσικής που αναπτύξαμε μόνοι μας και η οποία είναι στη διάθεση των ενδιαφερόμενων για οποιαδήποτε ερευνητική ή ακαδημαϊκή χρήση.

Παράρτημα Α - Λίστα κομματιών κρητικής μουσικής

Class	File name	Track name	Length	File type	Sample	Bit rate	Bit depth
"amanes"	amanes.0001.wav	03-Βαρύς Χανιώτικος (αμανές)-Δερμιτζιγιάννης	30 sec.	".au" [NeXT/Sun(Java) - PCM	22,05 KHz	352 Kbps	16 bit mono
"amanes"	amanes.0002.wav	04_Arxontissa amanes Petsakis G	30 sec.	".au" [NeXT/Sun(Java) - PCM	22,05 KHz	352 Kbps	16 bit mono
"amanes"	amanes.0003.wav	06_Sou 'xa xarisei mia zwi NStratakis_ amane_syrtos	30 sec.	".au" [NeXT/Sun(Java) - PCM	22,05 KHz	352 Kbps	16 bit mono
"amanes"	amanes.0004.wav	07 stafidianos amanes antkareklas	30 sec.	".au" [NeXT/Sun(Java) - PCM	22,05 KHz	352 Kbps	16 bit mono
"amanes"	amanes.0005.wav	10 ponemeni kardia amanes foystalieris	30 sec.	".au" [NeXT/Sun(Java) - PCM	22,05 KHz	352 Kbps	16 bit mono
"amanes"	amanes.0006.wav	11 Dinw dikaiwma sto nou NManioudakis KSaridakis amanes	30 sec.	".au" [NeXT/Sun(Java) - PCM	22,05 KHz	352 Kbps	16 bit mono
"amanes"	amanes.0007.wav	11 Me to sevnta tou syntrofia amanes Gmanwlioudis	30 sec.	".au" [NeXT/Sun(Java) - PCM	22,05 KHz	352 Kbps	16 bit mono
"amanes"	amanes.0008.wav	14 i monaksia tw_n_xronwn XGaraganourakis_ amanes	30 sec.	".au" [NeXT/Sun(Java) - PCM	22,05 KHz	352 Kbps	16 bit mono
"amanes"	amanes.0009.wav	19 Ta Vasana Mou Xairomai Kritikos Amanes	30 sec.	".au" [NeXT/Sun(Java) - PCM	22,05 KHz	352 Kbps	16 bit mono
"amanes"	amanes.0010.wav	BAMBOYKAKHS GIAN_10_ MAYPO ΔΑΚΡΥ	30 sec.	".au" [NeXT/Sun(Java) - PCM	22,05 KHz	352 Kbps	16 bit mono
"amanes"	amanes.0011.wav	Drakogiannakis Giwrgos_5.Wra Pou O Hlios(Amanes)	30 sec.	".au" [NeXT/Sun(Java) - PCM	22,05 KHz	352 Kbps	16 bit mono
"amanes"	amanes.0012.wav	KARPOUZAKHS MANWLHS_02 - Na 'xa th xarh t' aetou (amanes)	30 sec.	".au" [NeXT/Sun(Java) - PCM	22,05 KHz	352 Kbps	16 bit mono
"amanes"	amanes.0013.wav	katsamas basilis_ ΧΩΡΙΣΑΜΕ ΚΙ Ο ΧΩΡΙΣΜΟΣ(Αμανές)	30 sec.	".au" [NeXT/Sun(Java) - PCM	22,05 KHz	352 Kbps	16 bit mono
"amanes"	amanes.0014.wav	Klados L. - Tzouganakis M. 05-Amanes	30 sec.	".au" [NeXT/Sun(Java) - PCM	22,05 KHz	352 Kbps	16 bit mono
"amanes"	amanes.0015.wav	M.ALEKSAKHS-N.STRATAKHS_021 Mantarini (amanes)	30 sec.	".au" [NeXT/Sun(Java) - PCM	22,05 KHz	352 Kbps	16 bit mono
"amanes"	amanes.0016.wav	M.MOYLAKAKHS-D.PRINARHS_03 - Panta prosmenw t' oneiro (X.Garganouraks)-amanes	30 sec.	".au" [NeXT/Sun(Java) - PCM	22,05 KHz	352 Kbps	16 bit mono
"amanes"	amanes.0017.wav	MAN. ANASTASAKHS_03 - Ton kathe xtypo tsh kardias (amanes)Man. Anastaskhs	30 sec.	".au" [NeXT/Sun(Java) - PCM	22,05 KHz	352 Kbps	16 bit mono
"amanes"	amanes.0018.wav	Manias Nikos - Krasadakis Pantelhs_05-Siga Siga (Amanes)	30 sec.	".au" [NeXT/Sun(Java) - PCM	22,05 KHz	352 Kbps	16 bit mono
"amanes"	amanes.0019.wav	Manias Nikos_ H Varka Mou Mpoqiantismenh(Amanes)	30 sec.	".au" [NeXT/Sun(Java) - PCM	22,05 KHz	352 Kbps	16 bit mono
"amanes"	amanes.0020.wav	MANWLIODHS-XALKIADAKHS_06 - Sta methysmena logia mou (amanes)	30 sec.	".au" [NeXT/Sun(Java) - PCM	22,05 KHz	352 Kbps	16 bit mono
"amanes"	amanes.0021.wav	Mpikakis Stelios - 11-Arxontopoula (amanes)	30 sec.	".au" [NeXT/Sun(Java) - PCM	22,05 KHz	352 Kbps	16 bit mono
"amanes"	amanes.0022.wav	MYRIDAKHS_09 - Hlie mou kai fegari mou (amanes)	30 sec.	".au" [NeXT/Sun(Java) - PCM	22,05 KHz	352 Kbps	16 bit mono
"amanes"	amanes.0023.wav	PAPADAKHS DHM. 07 - Pouli ksenitemeno (amanes)	30 sec.	".au" [NeXT/Sun(Java) - PCM	22,05 KHz	352 Kbps	16 bit mono
"amanes"	amanes.0024.wav	POLYXRONAKHS GIANNHS_07 - Thalassa mou (amanes)	30 sec.	".au" [NeXT/Sun(Java) - PCM	22,05 KHz	352 Kbps	16 bit mono
"amanes"	amanes.0025.wav	PYTHAROYLHS_09 - H apousia sou (amanes)	30 sec.	".au" [NeXT/Sun(Java) - PCM	22,05 KHz	352 Kbps	16 bit mono
"amanes"	amanes.0026.wav	SALOUSTROS PANTELHS_04 - Esvyse h floga tou sevnta (amanes)	30 sec.	".au" [NeXT/Sun(Java) - PCM	22,05 KHz	352 Kbps	16 bit mono
"amanes"	amanes.0027.wav	SKORDALOS THANASHS_03 - To merakliiiko pouli (amanes)	30 sec.	".au" [NeXT/Sun(Java) - PCM	22,05 KHz	352 Kbps	16 bit mono
"amanes"	amanes.0028.wav	Staurianoudakis Kuriakos_10-Prospathisa Na S'Arithw(Amanes)	30 sec.	".au" [NeXT/Sun(Java) - PCM	22,05 KHz	352 Kbps	16 bit mono
"amanes"	amanes.0029.wav	STAVRAKAKHS GIWRGHS_05 - Synnefa mavra (amanes)	30 sec.	".au" [NeXT/Sun(Java) - PCM	22,05 KHz	352 Kbps	16 bit mono
"amanes"	amanes.0030.wav	Xilourhs Giannhs_16-Anastenzw (Amanes)	30 sec.	".au" [NeXT/Sun(Java) - PCM	22,05 KHz	352 Kbps	16 bit mono
"amanes"	amanes.0031.wav	ΑΛΕΞΑΚΗΣ-ΚΑΚΛΗΣ_03-Αμανές (Κουβεντιάζε μου του σεβντά)	30 sec.	".au" [NeXT/Sun(Java) - PCM	22,05 KHz	352 Kbps	16 bit mono
"amanes"	amanes.0032.wav	ΑΜΑΝΕΣ ΦΙΑΝΤΕΜ [ΑΒΥΣΣΙΝΟΣ Γ]	30 sec.	".au" [NeXT/Sun(Java) - PCM	22,05 KHz	352 Kbps	16 bit mono
"amanes"	amanes.0033.wav	Βρέντζος Γιώργης_07-Όλοι μου λένε γιάντα κλαις (αμανές)	30 sec.	".au" [NeXT/Sun(Java) - PCM	22,05 KHz	352 Kbps	16 bit mono
"amanes"	amanes.0034.wav	ΓΙΑΛΑΦΤΗΣ-ΨΑΡΟΓΙΩΡΓΗΣ_05-Μικιά κοπέλι ο σεβντάς (αμανές)	30 sec.	".au" [NeXT/Sun(Java) - PCM	22,05 KHz	352 Kbps	16 bit mono
"amanes"	amanes.0035.wav	Δραμοντάνης Αχιλλέας_3β.όσο βαρούν τα σίδερα	30 sec.	".au" [NeXT/Sun(Java) - PCM	22,05 KHz	352 Kbps	16 bit mono
"amanes"	amanes.0036.wav	ΚΑΛΛΕΡΓΗΣ ΚΩΣΤΑΣ_04 - Παράπονο (αμανές)	30 sec.	".au" [NeXT/Sun(Java) - PCM	22,05 KHz	352 Kbps	16 bit mono
"amanes"	amanes.0037.wav	ΜΑΝΩΛΙΟΥΔΗΣ ΓΙΩΡΓΗΣ_10. ΤΟ ΛΑΘΟΣ ΠΟΥ ΑΓΑΠΗΣΑ (ΑΜΑΝΕΣ)	30 sec.	".au" [NeXT/Sun(Java) - PCM	22,05 KHz	352 Kbps	16 bit mono
"amanes"	amanes.0038.wav	ΜΟΥΝΤΑΚΗΣ_12-Αυτό το άγι το 'χουνε (αμανές)	30 sec.	".au" [NeXT/Sun(Java) - PCM	22,05 KHz	352 Kbps	16 bit mono
"amanes"	amanes.0039.wav	ΜΥΡΩΝ ΣΚΟΥΛΑΣ_09-Δεν τηνε θέλω τη ζωή (αμανές)	30 sec.	".au" [NeXT/Sun(Java) - PCM	22,05 KHz	352 Kbps	16 bit mono
"amanes"	amanes.0040.wav	N.MANIAΣ-B.ΣΚΟΥΛΑΣ-Μ.ΜΑΝΟΥΡΑΣ_06-06-Βάρκα μου μογογιαντισμένη (αμανές)	30 sec.	".au" [NeXT/Sun(Java) - PCM	22,05 KHz	352 Kbps	16 bit mono
"amanes"	amanes.0041.wav	ΞΥΛΟΥΡΗΣ ΝΙΚΟΣ_20-Σώσε με γιατρέ μου (αμανές)	30 sec.	".au" [NeXT/Sun(Java) - PCM	22,05 KHz	352 Kbps	16 bit mono
"amanes"	amanes.0042.wav	ΠΑΡΑΠΟΝΟ ΑΜΑΝΕΣ Ν ΚΕΦΑΛΟΓΙΑΝΝΗΣ!!s	30 sec.	".au" [NeXT/Sun(Java) - PCM	22,05 KHz	352 Kbps	16 bit mono
"amanes"	amanes.0043.wav	ΠΕΤΡΟΣ ΣΑΡΙΑΔΑΚΗΣ_04 ΠΙΑΝΤΑ ΝΑ ΘΥΜΑΣΑΙ (Αμανές)	30 sec.	".au" [NeXT/Sun(Java) - PCM	22,05 KHz	352 Kbps	16 bit mono
"amanes"	amanes.0044.wav	Πισκοπιανος amanes	30 sec.	".au" [NeXT/Sun(Java) - PCM	22,05 KHz	352 Kbps	16 bit mono
"amanes"	amanes.0045wav	Ρίξε ταγγάνα τα χαρτιά (αμανές)	30 sec.	".au" [NeXT/Sun(Java) - PCM	22,05 KHz	352 Kbps	16 bit mono
"amanes"	amanes.0046.wav	ΣΚΟΥΛΑΣ ΜΙΑΤΠΑΔΗΣ_06-Αν έχεις πόνο στη καρδιά (αμανές)	30 sec.	".au" [NeXT/Sun(Java) - PCM	22,05 KHz	352 Kbps	16 bit mono
"amanes"	amanes.0047.wav	ΣΤΑ ΒΑΣΑΝΑ ΜΟΥ ΧΑΙΡΟΜΑΙ ΑΜΑΝΕΣ	30 sec.	".au" [NeXT/Sun(Java) - PCM	22,05 KHz	352 Kbps	16 bit mono
"amanes"	amanes.0048.wav	ΤΖΟΥΤΑΝΑΚΗΣ ΜΙΧΑΛΗΣ - ΑΜΑΝΕΣ	30 sec.	".au" [NeXT/Sun(Java) - PCM	22,05 KHz	352 Kbps	16 bit mono
"amanes"	amanes.0049.wav	ΦΑΣΟΥΛΑΣ ΓΙΩΡΓΗΣ_11 - Στην αγκαλιά σου (αμανές)	30 sec.	".au" [NeXT/Sun(Java) - PCM	22,05 KHz	352 Kbps	16 bit mono
"amanes"	amanes.0050.wav	Ω ΤΗΝ ΠΑΝΤΕΡΜΗ ΝΙΟΤΗ ΑΜΑΝΕΣ Ν ΚΕΦΑΛΟΓΙΑΝΝΗΣ!!s	30 sec.	".au" [NeXT/Sun(Java) - PCM	22,05 KHz	352 Kbps	16 bit mono

Class	File name	Track name	Length	File type	Sample	Bit rate	Bit depth
"maleviziotis"	maleviziotis.0001.wav	4.ΜΑΛΕΒΙΖΙ 4.ΜΑΛΕΒΙΖΙΩΤΗΣ	30 sec.	".au" [NeXT/Sun(Java) - PCM	22,05 KHz	352 Kbps	16 bit mono
"maleviziotis"	maleviziotis.0002.wav	15-Μαλεβιζιώτικος χορός	30 sec.	".au" [NeXT/Sun(Java) - PCM	22,05 KHz	352 Kbps	16 bit mono
"maleviziotis"	maleviziotis.0003.wav	Alexakis - Maleviziwtis	30 sec.	".au" [NeXT/Sun(Java) - PCM	22,05 KHz	352 Kbps	16 bit mono
"maleviziotis"	maleviziotis.0004.wav	Baggelis Pytharoulis - malebiziotikos	30 sec.	".au" [NeXT/Sun(Java) - PCM	22,05 KHz	352 Kbps	16 bit mono
"maleviziotis"	maleviziotis.0005.wav	Garganourakhs Xaralamos_ 1-16 Maleviziwtikos Horos	30 sec.	".au" [NeXT/Sun(Java) - PCM	22,05 KHz	352 Kbps	16 bit mono
"maleviziotis"	maleviziotis.0006.wav	Klwstrakis Nektarios - Xilouris Giwrgos 13-Maleviziwtis	30 sec.	".au" [NeXT/Sun(Java) - PCM	22,05 KHz	352 Kbps	16 bit mono
"maleviziotis"	maleviziotis.0007.wav	Manolis Mantadakis - Maleviziotis	30 sec.	".au" [NeXT/Sun(Java) - PCM	22,05 KHz	352 Kbps	16 bit mono
"maleviziotis"	maleviziotis.0008.wav	PSARANTWNHS - RODON LIVE 2 - 11 - MALEBYZWTHS	30 sec.	".au" [NeXT/Sun(Java) - PCM	22,05 KHz	352 Kbps	16 bit mono
"maleviziotis"	maleviziotis.0009.wav	STEFANAKHS TRIAN 23.Μαλεβιζιώτης Καστρινός Χορός	30 sec.	".au" [NeXT/Sun(Java) - PCM	22,05 KHz	352 Kbps	16 bit mono
"maleviziotis"	maleviziotis.0010.wav	Xrisi Syllogh 02 - Maleviziotikos Horos	30 sec.	".au" [NeXT/Sun(Java) - PCM	22,05 KHz	352 Kbps	16 bit mono
"maleviziotis"	maleviziotis.0011.wav	XRONAKHS KOSTHS 11 - ΜΑΛΕΒΙΖΙΩΤΗΣ	30 sec.	".au" [NeXT/Sun(Java) - PCM	22,05 KHz	352 Kbps	16 bit mono
"maleviziotis"	maleviziotis.0012.wav	ΑΛΕΞΑΝΔΡΟΣ ΠΑΠΑΔΑΚΗΣ 13. ΜΑΛΕΒΙΖΙΩΤΗΣ	30 sec.	".au" [NeXT/Sun(Java) - PCM	22,05 KHz	352 Kbps	16 bit mono
"maleviziotis"	maleviziotis.0013.wav	Αφοι ΦΡΑΓΚΙΑΔΑΚΗ 18-Μαλεβιζιώτικος χορός (Μ.Αλεξιάκης)	30 sec.	".au" [NeXT/Sun(Java) - PCM	22,05 KHz	352 Kbps	16 bit mono
"maleviziotis"	maleviziotis.0014.wav	ΒΑΣΙΛΗΣ ΣΚΟΥΛΑΣ 24 ΜΑΛΕΒΙΖΙΩΤΙΚΟΣ ΧΟΡΟΣ	30 sec.	".au" [NeXT/Sun(Java) - PCM	22,05 KHz	352 Kbps	16 bit mono
"maleviziotis"	maleviziotis.0015.wav	ΓΙΑΝΝΗΣ ΜΑΚΡΙΑΔΑΚΗΣ - ΜΑΛΕΒΙΖΙΩΤΗΣ	30 sec.	".au" [NeXT/Sun(Java) - PCM	22,05 KHz	352 Kbps	16 bit mono
"maleviziotis"	maleviziotis.0016.wav	ΓΙΩΡΓΟΣ ΛΕΚΑΚΗΣ 04- ΜΑΛΕΒΙΖΙΩΤΗΣ 2	30 sec.	".au" [NeXT/Sun(Java) - PCM	22,05 KHz	352 Kbps	16 bit mono
"maleviziotis"	maleviziotis.0017.wav	ΓΙΩΡΓΟΣ ΛΕΚΑΚΗΣ 07- ΜΑΛΕΒΙΖΙΩΤΗΣ 3	30 sec.	".au" [NeXT/Sun(Java) - PCM	22,05 KHz	352 Kbps	16 bit mono
"maleviziotis"	maleviziotis.0018.wav	ΔΡΑΚΟΓΙΑΝΝΑΚΗΣ ΓΙΩΡΓΗΣ 12.ΜΑΛΕΒΙΖΙΩΤΗΣ	30 sec.	".au" [NeXT/Sun(Java) - PCM	22,05 KHz	352 Kbps	16 bit mono
"maleviziotis"	maleviziotis.0019.wav	ΔΡΑΚΟΓΙΑΝΝΑΚΗΣ ΓΙΩΡΓΟΣ 12-Μαλεβιζιώτης (παραιοσιακό)	30 sec.	".au" [NeXT/Sun(Java) - PCM	22,05 KHz	352 Kbps	16 bit mono
"maleviziotis"	maleviziotis.0020.wav	Δραμουτάνης Αχιλλέας 07.Μαλεβιζιώτης	30 sec.	".au" [NeXT/Sun(Java) - PCM	22,05 KHz	352 Kbps	16 bit mono
"maleviziotis"	maleviziotis.0021.wav	ΖΕΡΒΑΚΗΣ ΓΙΩΡΓΟΣ 10. ΜΑΛΕΒΙΖΙΩΤΙΚΟΣ	30 sec.	".au" [NeXT/Sun(Java) - PCM	22,05 KHz	352 Kbps	16 bit mono
"maleviziotis"	maleviziotis.0022.wav	ΖΩΙΑΔΑΚΗΣ ΝΙΚΟΣ 19 - ΜΑΛΕΒΙΖΙΩΤΗΣ	30 sec.	".au" [NeXT/Sun(Java) - PCM	22,05 KHz	352 Kbps	16 bit mono
"maleviziotis"	maleviziotis.0023.wav	ΚΑΚΛΗΣ Μ.-ΚΑΡΠΙΟΥΤΖΑΚΗΣ Μ.-ΑΛΕΦΑΝΤΙΝΟΣ Ν.-ΖΑΜΠΟΥΛΑΚΗΣ Γ. 12-Μαλεβιζιώτικος χορός	30 sec.	".au" [NeXT/Sun(Java) - PCM	22,05 KHz	352 Kbps	16 bit mono
"maleviziotis"	maleviziotis.0024.wav	ΚΑΚΛΗΣ-ΜΑΝΙΑΣ-ΜΑΝΩΛΙΟΥΔΗΣ-ΧΑΛΚΙΑΔΑΚΗΣ 05. ΜΑΛΕΒΙΖΙΩΤΗΣ	30 sec.	".au" [NeXT/Sun(Java) - PCM	22,05 KHz	352 Kbps	16 bit mono
"maleviziotis"	maleviziotis.0025.wav	ΚΑΚΛΗΣ-ΜΑΝΙΑΣ-ΜΑΝΩΛΙΟΥΔΗΣ-ΧΑΛΚΙΑΔΑΚΗΣ 07. ΜΑΛΕΒΙΖΙΩΤΗΣ	30 sec.	".au" [NeXT/Sun(Java) - PCM	22,05 KHz	352 Kbps	16 bit mono
"maleviziotis"	maleviziotis.0026.wav	ΚΛΑΔΟΣ Α.-ΚΑΚΛΗΣ Μ. 07-Πηδηγτός μαλεβιζιώτικος	30 sec.	".au" [NeXT/Sun(Java) - PCM	22,05 KHz	352 Kbps	16 bit mono
"maleviziotis"	maleviziotis.0027.wav	ΚΥΡΙΑΚΑΚΗΣ ΝΙΚΟΣ - ΜΑΛΕΒΙΖΙΩΤΗΣ	30 sec.	".au" [NeXT/Sun(Java) - PCM	22,05 KHz	352 Kbps	16 bit mono
"maleviziotis"	maleviziotis.0028.wav	ΛΕΚΑΚΗΣ ΓΙΩΡΓΟΣ - ΜΑΛΕΒΙΖΙΩΤΗΣ	30 sec.	".au" [NeXT/Sun(Java) - PCM	22,05 KHz	352 Kbps	16 bit mono
"maleviziotis"	maleviziotis.0029.wav	ΜΑΚΡΙΑΔΑΚΗΣ ΓΙΑΝΝΗΣ - ΜΑΛΕΒΙΖΙΩΤΗΣ	30 sec.	".au" [NeXT/Sun(Java) - PCM	22,05 KHz	352 Kbps	16 bit mono
"maleviziotis"	maleviziotis.0030.wav	ΜΑΚΡΙΑΔΑΚΗΣ ΓΙΑΝΝΗΣ 10 - Μαλεβιζιώτης	30 sec.	".au" [NeXT/Sun(Java) - PCM	22,05 KHz	352 Kbps	16 bit mono
"maleviziotis"	maleviziotis.0031.wav	ΜΑΛΕΒΙΖΙΩΤΗΣ [ΜΠΚΑΚΗΣ ΣΤ]	30 sec.	".au" [NeXT/Sun(Java) - PCM	22,05 KHz	352 Kbps	16 bit mono
"maleviziotis"	maleviziotis.0032.wav	Μαλεβιζιώτικος - Κλάδος	30 sec.	".au" [NeXT/Sun(Java) - PCM	22,05 KHz	352 Kbps	16 bit mono
"maleviziotis"	maleviziotis.0033.wav	ΜΑΝΩΛΙΟΥΔΗΣ ΓΙΩΡΓΟΣ - ΜΑΛΕΒΙΖΙΩΤΙΚΟΣ	30 sec.	".au" [NeXT/Sun(Java) - PCM	22,05 KHz	352 Kbps	16 bit mono
"maleviziotis"	maleviziotis.0034.wav	ΜΑΥΡΟΜΑΝΩΛΑΚΗΣ ΝΙΚΗΤΑΣ 11-Μαλεβιζιώτης	30 sec.	".au" [NeXT/Sun(Java) - PCM	22,05 KHz	352 Kbps	16 bit mono
"maleviziotis"	maleviziotis.0035.wav	ΜΕΛΕΞΑΝΑΚΗΣ ΖΑΧ.-ΚΑΚΛΗΣ ΜΑΝΩΛΗΣ 05 - Μαλεβιζιώτικος (οργανικό)	30 sec.	".au" [NeXT/Sun(Java) - PCM	22,05 KHz	352 Kbps	16 bit mono
"maleviziotis"	maleviziotis.0036.wav	ΜΕΛΕΞΑΝΑΚΗΣ-ΑΝΑΣΤΑΣΑΚΗΣ 07-Μαλεβιζιώτης	30 sec.	".au" [NeXT/Sun(Java) - PCM	22,05 KHz	352 Kbps	16 bit mono
"maleviziotis"	maleviziotis.0037.wav	ΜΙΧΑΛΗΣ ΚΑΛΛΕΡΓΗΣ 10 ΜΑΛΕΒΙΖΙΩΤΙΚΟΣ ΧΟΡΟΣ	30 sec.	".au" [NeXT/Sun(Java) - PCM	22,05 KHz	352 Kbps	16 bit mono
"maleviziotis"	maleviziotis.0038.wav	ΜΙΧΑΛΗΣ ΞΕΝΑΚΗΣ - ΜΑΛΕΒΙΖΙΩΤΗΣ	30 sec.	".au" [NeXT/Sun(Java) - PCM	22,05 KHz	352 Kbps	16 bit mono
"maleviziotis"	maleviziotis.0039.wav	ΜΟΥΝΤΑΚΗΣ 16-Μαλεβιζιώτης	30 sec.	".au" [NeXT/Sun(Java) - PCM	22,05 KHz	352 Kbps	16 bit mono
"maleviziotis"	maleviziotis.0040.wav	ΜΠΑΚΑΤΣΑΚΗΣ-ΚΡΑΣΑΔΑΚΗΣ 08 - Μαλεβιζιώτης	30 sec.	".au" [NeXT/Sun(Java) - PCM	22,05 KHz	352 Kbps	16 bit mono
"maleviziotis"	maleviziotis.0041.wav	ΜΥΡΩΝ ΣΚΟΥΛΑΣ -ΔΡΑΚΟΓΙΑΝΝΑΚΗΣ-ΠΙΡΝΙΑΝΑΚΗΣ 08-Μαλεβιζιώτης	30 sec.	".au" [NeXT/Sun(Java) - PCM	22,05 KHz	352 Kbps	16 bit mono
"maleviziotis"	maleviziotis.0042.wav	ΝΙΚΟΣ ΖΩΙΑΔΑΚΗΣ - ΜΑΛΕΒΙΖΙΩΤΗΣ	30 sec.	".au" [NeXT/Sun(Java) - PCM	22,05 KHz	352 Kbps	16 bit mono
"maleviziotis"	maleviziotis.0043.wav	ΝΙΚΟΣ ΜΑΝΙΑΣ 17-ΜΑΛΕΒΙΖΙΩΤΙΚΟΣ (ΟΡΧΗΣΤΡΙΚΟ)	30 sec.	".au" [NeXT/Sun(Java) - PCM	22,05 KHz	352 Kbps	16 bit mono
"maleviziotis"	maleviziotis.0044.wav	ΞΥΛΟΥΡΗΣ ΝΙΚΟΣ 05-Μαλεβιζιώτικος χορός	30 sec.	".au" [NeXT/Sun(Java) - PCM	22,05 KHz	352 Kbps	16 bit mono
"maleviziotis"	maleviziotis.0045.wav	ΞΥΛΟΥΡΗΣ ΝΙΚΟΣ 14-Μαλεβιζιώτικος καστρινός χορός	30 sec.	".au" [NeXT/Sun(Java) - PCM	22,05 KHz	352 Kbps	16 bit mono
"maleviziotis"	maleviziotis.0046.wav	ΞΥΛΟΥΡΗΣ ΝΙΚΟΣ 20-Μαλεβιζιώτικος χορός	30 sec.	".au" [NeXT/Sun(Java) - PCM	22,05 KHz	352 Kbps	16 bit mono
"maleviziotis"	maleviziotis.0047.wav	ΠΕΤΡΟΣ ΣΑΡΙΑΔΑΚΗΣ 12 ΜΑΛΕΒΥΖΙΩΤΙΚΟΣ	30 sec.	".au" [NeXT/Sun(Java) - PCM	22,05 KHz	352 Kbps	16 bit mono
"maleviziotis"	maleviziotis.0048.wav	ΠΥΘΑΡΟΥΛΗΣ ΒΑΓΓΕΛΗΣ - ΜΑΛΕΒΙΖΙΩΤΗΣ	30 sec.	".au" [NeXT/Sun(Java) - PCM	22,05 KHz	352 Kbps	16 bit mono
"maleviziotis"	maleviziotis.0049.wav	ΣΑΜΟΛΗΣ ΝΕΚΤΑΡΙΟΣ - ΜΑΛΕΒΙΖΙΩΤΗΣ	30 sec.	".au" [NeXT/Sun(Java) - PCM	22,05 KHz	352 Kbps	16 bit mono
"maleviziotis"	maleviziotis.0050.wav	ΦΑΝΤΑΚΗΣ ΜΑΝΩΛΗΣ 04. ΜΑΛΕΒΥΖΙΩΤΙΚΟΣ ΧΟΡΟΣ	30 sec.	".au" [NeXT/Sun(Java) - PCM	22,05 KHz	352 Kbps	16 bit mono

Class	File name	Track name	Length	File type	Sample	Bit rate	Bit depth
"mantinades"	mantinades.0001.wav	05. ΖΩΙΔΑΚΗΣ ΚΑΡΑΓΙΩΡΓΗΣ - ΜΑΝΤΙΝΑΔΕΣ	30 sec.	".au" [NeXT/Sun(Java) - PCM	22,05 KHz	352 Kbps	16 bit mono
"mantinades"	mantinades.0002.wav	07. ΧΡΗΣΤΟΣ ΦΟΥΡΝΑΡΑΚΗΣ - ΜΑΝΤΙΝΑΔΕΣ	30 sec.	".au" [NeXT/Sun(Java) - PCM	22,05 KHz	352 Kbps	16 bit mono
"mantinades"	mantinades.0003.wav	Aleksakis Manwlhs 020 Oλου Του kosμου Ts'Omorfies , Mantinades	30 sec.	".au" [NeXT/Sun(Java) - PCM	22,05 KHz	352 Kbps	16 bit mono
"mantinades"	mantinades.0004.wav	Kallerghs Kyriakos - Mantinades	30 sec.	".au" [NeXT/Sun(Java) - PCM	22,05 KHz	352 Kbps	16 bit mono
"mantinades"	mantinades.0005.wav	ΚΥΡΙΑΚΑΚΗΣ - ΜΕ ΑΓΑΡΗ - Track 5	30 sec.	".au" [NeXT/Sun(Java) - PCM	22,05 KHz	352 Kbps	16 bit mono
"mantinades"	mantinades.0006.wav	Manolis Mantadakis - Mantinades	30 sec.	".au" [NeXT/Sun(Java) - PCM	22,05 KHz	352 Kbps	16 bit mono
"mantinades"	mantinades.0007.wav	Mihalis Tzouganakis - Milw-Milw(mantinades)	30 sec.	".au" [NeXT/Sun(Java) - PCM	22,05 KHz	352 Kbps	16 bit mono
"mantinades"	mantinades.0008.wav	ΧΡΟΝΑΚΗΣ ΚΟΣΤΗΣ 09 - ΜΑΝΤΙΝΑΔΕΣ	30 sec.	".au" [NeXT/Sun(Java) - PCM	22,05 KHz	352 Kbps	16 bit mono
"mantinades"	mantinades.0009.wav	ΑΕΡΑΚΗΣ - ΜΑΝΤΙΝΑΔΕΣ	30 sec.	".au" [NeXT/Sun(Java) - PCM	22,05 KHz	352 Kbps	16 bit mono
"mantinades"	mantinades.0010.wav	ΑΛΕΞΑΚΗΣ ΜΑΝΩΛΗΣ 01. Μ' εβάλεις εις τον ταραχτα	30 sec.	".au" [NeXT/Sun(Java) - PCM	22,05 KHz	352 Kbps	16 bit mono
"mantinades"	mantinades.0011.wav	ΑΝΔΡΕΑΣ ΧΑΣΟΥΡΑΚΗΣ 06. ΝΑ ΞΕΠΕΡΑΣΩ ΠΡΟΣΠΛΑΘΩ- ΜΑΝΤΙΝΑΔΕΣ - ΑΠΟ ΤΗΝ ΚΡΗΤΗ ΜΕ ΑΓΑΠΗ CD	30 sec.	".au" [NeXT/Sun(Java) - PCM	22,05 KHz	352 Kbps	16 bit mono
"mantinades"	mantinades.0012.wav	ΑΝΤΙΚΡΙΣΤΕΣ ΜΑΝΤΙΝΑΔΕΣ	30 sec.	".au" [NeXT/Sun(Java) - PCM	22,05 KHz	352 Kbps	16 bit mono
"mantinades"	mantinades.0013.wav	ΑΝΤΩΝΗΣ ΚΑΡΑΤΖΗΣ 07. ΠΟΙΟ ΚΥΜΑ ΦΕΡΝΕΙ ΤΗΝ ΧΑΡΑ - ΜΑΝΤΙΝΑΔΕΣ - ΑΠΟ ΤΗΝ ΚΡΗΤΗ ΜΕ ΑΓΑΠΗ	30 sec.	".au" [NeXT/Sun(Java) - PCM	22,05 KHz	352 Kbps	16 bit mono
"mantinades"	mantinades.0014.wav	ΑΡΙΣΤΕΙΔΗΣ ΧΑΙΡΕΤΗΣ(ΓΙΑΛΛΑΦΤΗΣ) 05 ΣΤΟΝ ΑΓΚΡΕΜΟ ΤΟΥ ΕΡΩΝΤΑ	30 sec.	".au" [NeXT/Sun(Java) - PCM	22,05 KHz	352 Kbps	16 bit mono
"mantinades"	mantinades.0015.wav	ΑΧΙΛΛΕΑΣ ΔΡΑΜΟΥΝΤΑΝΗΣ 01 ΜΠΟΡΕΙ ΝΑ ΠΕΣΕΙ Ο ΟΥΡΑΝΟΣ	30 sec.	".au" [NeXT/Sun(Java) - PCM	22,05 KHz	352 Kbps	16 bit mono
"mantinades"	mantinades.0016.wav	ΒΑΣΙΛΗΣ ΣΤΑΥΡΑΚΑΚΗΣ 06 ΕΡΩΝΤΙΚΑ ΚΑΛΕΣΜΑΤΑ	30 sec.	".au" [NeXT/Sun(Java) - PCM	22,05 KHz	352 Kbps	16 bit mono
"mantinades"	mantinades.0017.wav	ΓΙΑΝΝΗΣ ΚΑΛΟΜΟΙΡΗΣ 03. ΕΙΣΑΙ ΓΙΑ ΜΕΝΑ Τ'ΟΝΕΙΡΟ - ΜΑΝΤΙΝΑΔΕΣ - ΑΠΟ ΤΗΝ ΚΡΗΤΗ ΜΕ ΑΓΑΠΗ	30 sec.	".au" [NeXT/Sun(Java) - PCM	22,05 KHz	352 Kbps	16 bit mono
"mantinades"	mantinades.0018.wav	ΓΙΩΡΓΗΣ ΜΠΙΤΖΑΝΑΚΗΣ 03. ΣΤΗΣ ΜΟΝΑΞΙΑΣ ΤΟ ΧΡΩΜΑ - ΜΑΝΤΙΝΑΔΕΣ - ΑΠΟ ΤΗΝ ΚΡΗΤΗ ΜΕ ΑΓΑΠΗ	30 sec.	".au" [NeXT/Sun(Java) - PCM	22,05 KHz	352 Kbps	16 bit mono
"mantinades"	mantinades.0019.wav	ΓΙΩΡΓΗΣ ΣΑΜΠΑΡΙΩΤΗΣ 07. ΤΟ Σ'ΑΓΑΠΩ - ΜΑΝΤΙΝΑΔΕΣ - ΑΠΟ ΤΗΝ ΚΡΗΤΗ ΜΕ ΑΓΑΠΗ CD 2	30 sec.	".au" [NeXT/Sun(Java) - PCM	22,05 KHz	352 Kbps	16 bit mono
"mantinades"	mantinades.0020.wav	ΓΙΩΡΓΗΣ ΣΜΑΡΑΓΔΑΚΗΣ 05. ΠΟΣΟΥΣ ΚΑΥΜΟΥΣ ΜΟΥ ΔΙΝΕΙΣ - ΜΑΝΤΙΝΑΔΕΣ - ΑΠΟ ΤΗΝ ΚΡΗΤΗ ΜΕ	30 sec.	".au" [NeXT/Sun(Java) - PCM	22,05 KHz	352 Kbps	16 bit mono
"mantinades"	mantinades.0021.wav	ΓΩΝΙΑΝΑΚΗΣ ΝΙΚΟΣ 03-Στην ακρογιαλιά (μαντινάδες)	30 sec.	".au" [NeXT/Sun(Java) - PCM	22,05 KHz	352 Kbps	16 bit mono
"mantinades"	mantinades.0022.wav	ΖΑΧΑΡΗΣ ΒΑΡΔΑΣ 03. ΣΚΟΤΩΣΑ ΤΟΝ ΕΡΩΙΣΜΟ - ΜΑΝΤΙΝΑΔΕΣ - ΑΠΟ ΤΗΝ ΚΡΗΤΗ ΜΕ ΑΓΑΠΗ CD 2	30 sec.	".au" [NeXT/Sun(Java) - PCM	22,05 KHz	352 Kbps	16 bit mono
"mantinades"	mantinades.0023.wav	ΖΕΡΒΑΚΗΣ ΓΙΩΡΓΟΣ 05. ΜΑΝΤΙΝΑΔΕΣ	30 sec.	".au" [NeXT/Sun(Java) - PCM	22,05 KHz	352 Kbps	16 bit mono
"mantinades"	mantinades.0024.wav	ΖΩΙΔΑΚΗΣ ΝΙΚΟΣ 17 - ΜΑΝΤΙΝΑΔΕΣ	30 sec.	".au" [NeXT/Sun(Java) - PCM	22,05 KHz	352 Kbps	16 bit mono
"mantinades"	mantinades.0025.wav	ΚΑΚΛΗΣ-ΜΑΝΙΑΣ-ΜΑΝΩΛΙΟΥΔΗΣ-ΧΑΛΚΙΑΔΑΚΗΣ 04. ΜΑΝΤΙΝΑΔΕΣ	30 sec.	".au" [NeXT/Sun(Java) - PCM	22,05 KHz	352 Kbps	16 bit mono
"mantinades"	mantinades.0026.wav	ΚΑΛΕΡΓΗΣ ΜΙΧΑΛΗΣ 03-Καλόγνομη είναι η σκέψη μου (μαντινάδες)	30 sec.	".au" [NeXT/Sun(Java) - PCM	22,05 KHz	352 Kbps	16 bit mono
"mantinades"	mantinades.0027.wav	ΚΟΝΤΑΡΟΣ ΜΑΝΩΛΗΣ - ΜΑΝΤΙΝΑΔΕΣ 1	30 sec.	".au" [NeXT/Sun(Java) - PCM	22,05 KHz	352 Kbps	16 bit mono
"mantinades"	mantinades.0028.wav	ΚΥΡΙΑΚΑΚΗΣ ΝΙΚΟΣ - ΜΑΝΤΙΝΑΔΕΣ 1	30 sec.	".au" [NeXT/Sun(Java) - PCM	22,05 KHz	352 Kbps	16 bit mono
"mantinades"	mantinades.0029.wav	ΚΩΣΤΑΣ ΚΑΡΑΝΤΙΝΟΣ 02. ΓΥΡΝΑ ΣΕΛΙΔΑ ΣΤΟ ΠΑΡΟΝ - ΜΑΝΤΙΝΑΔΕΣ - ΑΠΟ ΤΗΝ ΚΡΗΤΗ ΜΕ ΑΓΑΠΗ CD 2	30 sec.	".au" [NeXT/Sun(Java) - PCM	22,05 KHz	352 Kbps	16 bit mono
"mantinades"	mantinades.0030.wav	Μ. ΚΑΖΑΜΙΑΣ Κ. ΓΑΡΓΑΝΟΥΡΑΚΗ 04. ΤΟ ΝΟΥ ΜΟΥ ΞΕΦΥΛΛΙΖΩ - ΜΑΝΤΙΝΑΔΕΣ - ΑΠΟ ΤΗΝ ΚΡΗΤΗ ΜΕ	30 sec.	".au" [NeXT/Sun(Java) - PCM	22,05 KHz	352 Kbps	16 bit mono
"mantinades"	mantinades.0031.wav	ΜΑΝΩΛΗΣ ΠΟΥΜΕΛΙΩΤΗΣ 02 ΡΟΔΙΖΕΙ Η ΑΝΑΤΟΛΗ	30 sec.	".au" [NeXT/Sun(Java) - PCM	22,05 KHz	352 Kbps	16 bit mono
"mantinades"	mantinades.0032.wav	ΜΑΝΩΛΗΣ ΡΑΣΙΔΑΚΗΣ 01. ΝΑ ΠΕΡΙΠΛΕΚΩ Τ'ΟΝΕΙΡΟ - ΜΑΝΤΙΝΑΔΕΣ - ΑΠΟ ΤΗΝ ΚΡΗΤΗ ΜΕ ΑΓΑΠΗ CD 3	30 sec.	".au" [NeXT/Sun(Java) - PCM	22,05 KHz	352 Kbps	16 bit mono
"mantinades"	mantinades.0033.wav	ΜΑΝΩΛΗΣ ΣΤΕΦΑΝΑΚΗΣ 01. ΚΑΘΕ ΦΟΡΑ ΠΟΥ ΘΑ ΤΗΝ ΔΩ - ΜΑΝΤΙΝΑΔΕΣ - ΑΠΟ ΤΗΝ ΚΡΗΤΗ ΜΕ ΑΓΑΠΗ	30 sec.	".au" [NeXT/Sun(Java) - PCM	22,05 KHz	352 Kbps	16 bit mono
"mantinades"	mantinades.0034.wav	ΜΑΝΩΛΙΟΥΔΗΣ-ΧΑΛΚΙΑΔΑΚΗΣ 05 - Μαντινάδες	30 sec.	".au" [NeXT/Sun(Java) - PCM	22,05 KHz	352 Kbps	16 bit mono
"mantinades"	mantinades.0035.wav	ΜΙΧΑΛΗΣ ΚΑΛΛΕΡΓΗΣ 04 ΕΓΕΡΑΣΑ ΜΕ ΤΟΝ ΚΑΗΜΟ	30 sec.	".au" [NeXT/Sun(Java) - PCM	22,05 KHz	352 Kbps	16 bit mono
"mantinades"	mantinades.0036.wav	ΜΙΧΑΛΗΣ ΠΕΤΣΑΚΗΣ - ΜΑΝΤΙΝΑΔΕΣ	30 sec.	".au" [NeXT/Sun(Java) - PCM	22,05 KHz	352 Kbps	16 bit mono
"mantinades"	mantinades.0037.wav	ΜΟΥΝΤΑΚΗΣ 04-Κρητικόπουλο κι αγάς (μαντινάδες)	30 sec.	".au" [NeXT/Sun(Java) - PCM	22,05 KHz	352 Kbps	16 bit mono
"mantinades"	mantinades.0038.wav	ΜΥΡΩΝ & ΜΙΛΤΙΑΔΗΣ ΣΚΟΥΛΑΣ 02-Κακομοίρα μου καρδιά (μαντινάδες)	30 sec.	".au" [NeXT/Sun(Java) - PCM	22,05 KHz	352 Kbps	16 bit mono
"mantinades"	mantinades.0039.wav	Ν. ΣΤΑΥΡΑΚΑΚΗΣ-ΠΑΡΕΑ 09 ΣΚΟΤΩΝΕΙ Ο ΕΡΩΤΑΣ ΚΑΡΔΙΕΣ(ΑΝΩΓΕΙΑΚΗ ΠΑΡΕΑ)	30 sec.	".au" [NeXT/Sun(Java) - PCM	22,05 KHz	352 Kbps	16 bit mono
"mantinades"	mantinades.0040.wav	Ν.ΣΕΒΑΣΤΑΚΗΣ 05. ΕΓΩ ΤΗ ΛΕΞΗ Σ'ΑΓΑΠΩ - ΜΑΝΤΙΝΑΔΕΣ - ΑΠΟ ΤΗΝ ΚΡΗΤΗ ΜΕ ΑΓΑΠΗ	30 sec.	".au" [NeXT/Sun(Java) - PCM	22,05 KHz	352 Kbps	16 bit mono
"mantinades"	mantinades.0041.wav	ΝΕΚΤΑΡΙΟΣ ΑΤΣΑΛΑΚΗΣ 07 ΟΝΕΙΡΟΚΑΛΕΣΜΕΝΗ ΜΟΥ	30 sec.	".au" [NeXT/Sun(Java) - PCM	22,05 KHz	352 Kbps	16 bit mono
"mantinades"	mantinades.0042.wav	ΝΙΚΟΣ ΚΟΥΡΜΟΥΛΑΚΗΣ 04. ΜΕΡΑ ΔΕΝ ΕΞΗΜΕΡΩΣΕ - ΜΑΝΤΙΝΑΔΕΣ - ΑΠΟ ΤΗΝ ΚΡΗΤΗ ΜΕ ΑΓΑΠΗ CD 3	30 sec.	".au" [NeXT/Sun(Java) - PCM	22,05 KHz	352 Kbps	16 bit mono
"mantinades"	mantinades.0043.wav	ΠΑΥΛΟΣ ΖΑΜΠΕΤΑΚΗΣ 02. Ο ΚΟΣΜΟΣ ΚΑΝΕΙ ΟΝΕΙΡΑ - ΜΑΝΤΙΝΑΔΕΣ - ΑΠΟ ΤΗΝ ΚΡΗΤΗ ΜΕ ΑΓΑΠΗ	30 sec.	".au" [NeXT/Sun(Java) - PCM	22,05 KHz	352 Kbps	16 bit mono
"mantinades"	mantinades.0044.wav	ΠΑΥΛΟΣ ΖΑΜΠΕΤΑΚΗΣ 04. ΟΝΕΙΡΑ ΚΑΝΟΥΝΕ ΠΟΛΛΟΙ - ΜΑΝΤΙΝΑΔΕΣ - ΑΠΟ ΤΗΝ ΚΡΗΤΗ ΜΕ ΑΓΑΠΗ CD	30 sec.	".au" [NeXT/Sun(Java) - PCM	22,05 KHz	352 Kbps	16 bit mono
"mantinades"	mantinades.0045wav	ΣΤΑΥΡΑΚΑΚΗΣ ΝΙΚΟΣ 02-Μαντινάδες στη παρέα	30 sec.	".au" [NeXT/Sun(Java) - PCM	22,05 KHz	352 Kbps	16 bit mono
"mantinades"	mantinades.0046.wav	ΣΤΕΛΙΟΣ ΜΠΙΚΑΚΗΣ 08 ΑΝ ΕΙΣΑΙ ΦΩΣ ΜΟΥ ΟΝΕΙΡΟ	30 sec.	".au" [NeXT/Sun(Java) - PCM	22,05 KHz	352 Kbps	16 bit mono
"mantinades"	mantinades.0047.wav	ΦΑΝΗΣ ΧΑΛΚΙΑΔΑΚΗΣ 02. ΣΤΗΝ ΑΚΡΟΓΙΑΛΙΑ ΣΤΗΝ ΑΜΜΟ - ΜΑΝΤΙΝΑΔΕΣ - ΑΠΟ ΤΗΝ ΚΡΗΤΗ ΜΕ	30 sec.	".au" [NeXT/Sun(Java) - PCM	22,05 KHz	352 Kbps	16 bit mono
"mantinades"	mantinades.0048.wav	Φουκάκης Αναστορούμια Στα Παλιά(1)	30 sec.	".au" [NeXT/Sun(Java) - PCM	22,05 KHz	352 Kbps	16 bit mono
"mantinades"	mantinades.0049.wav	Χ&Γ ΠΑΝΤΕΡΜΑΚΗΣ 07 ΣΚΕΨΗ ΚΡΥΦΗ ΤΟΥ ΛΟΓΙΣΜΟΥ	30 sec.	".au" [NeXT/Sun(Java) - PCM	22,05 KHz	352 Kbps	16 bit mono
"mantinades"	mantinades.0050.wav	ΧΑΡΑΛΑΜΠΟΣ ΓΑΡΓΑΝΟΥΡΑΚΗΣ - ΑΣΤΡΑ ΜΗΝ ΜΕ ΜΑΛΩΝΕΤΕ	30 sec.	".au" [NeXT/Sun(Java) - PCM	22,05 KHz	352 Kbps	16 bit mono

Class	File name	Track name	Length	File type	Sample	Bit rate	Bit depth
"pentozalis"	pentozalis.0001.wav	Alekos Karavitis_Amariotika pentozalia	30 sec.	".au" [NeXT/Sun(Java) - PCM	22,05 KHz	352 Kbps	16 bit mono
"pentozalis"	pentozalis.0002.wav	Aleksandros Papadakis-Giorgis Koutroumpas - Amariotika pentolia	30 sec.	".au" [NeXT/Sun(Java) - PCM	22,05 KHz	352 Kbps	16 bit mono
"pentozalis"	pentozalis.0003.wav	Antonis Kareklas_Rethemniotika pentozalia	30 sec.	".au" [NeXT/Sun(Java) - PCM	22,05 KHz	352 Kbps	16 bit mono
"pentozalis"	pentozalis.0004.wav	Basilis Skoulas_PIENTOZAΛHΣ	30 sec.	".au" [NeXT/Sun(Java) - PCM	22,05 KHz	352 Kbps	16 bit mono
"pentozalis"	pentozalis.0005.wav	Fantakis Manwlis_PIENTOZAΛHΣ	30 sec.	".au" [NeXT/Sun(Java) - PCM	22,05 KHz	352 Kbps	16 bit mono
"pentozalis"	pentozalis.0006.wav	Garganourakis_Xaralampos_Pentozalis	30 sec.	".au" [NeXT/Sun(Java) - PCM	22,05 KHz	352 Kbps	16 bit mono
"pentozalis"	pentozalis.0007.wav	Giorgis Kalogridis_Pentozalia Kritika	30 sec.	".au" [NeXT/Sun(Java) - PCM	22,05 KHz	352 Kbps	16 bit mono
"pentozalis"	pentozalis.0008.wav	katsamas basilis_zaxarioudakis astrinos_Ο ΕΡΩΤΑΣ ΣΟΥ ΚΟΠΕΛΙΑ_Pεντοζάλης	30 sec.	".au" [NeXT/Sun(Java) - PCM	22,05 KHz	352 Kbps	16 bit mono
"pentozalis"	pentozalis.0009.wav	Klwstrakis Nektarios_Pentozalhs	30 sec.	".au" [NeXT/Sun(Java) - PCM	22,05 KHz	352 Kbps	16 bit mono
"pentozalis"	pentozalis.0010.wav	Κονταρος - ΘΕΕ ΜΟΥ ΜΕΓ ΑΛΟΔΥΝΑΜΕ-ΠΕΝΤΟΖΑΛΗΣ	30 sec.	".au" [NeXT/Sun(Java) - PCM	22,05 KHz	352 Kbps	16 bit mono
"pentozalis"	pentozalis.0011.wav	Manolis Lagos_Ma go'me o pervolaris sou (pentozalis Kastrinos)	30 sec.	".au" [NeXT/Sun(Java) - PCM	22,05 KHz	352 Kbps	16 bit mono
"pentozalis"	pentozalis.0012.wav	Mountakis Kwstas_TsElies Sto Magoulo Sou_Pentozalhs	30 sec.	".au" [NeXT/Sun(Java) - PCM	22,05 KHz	352 Kbps	16 bit mono
"pentozalis"	pentozalis.0013.wav	Mparitantiwnakis Pantelis_PIENTOZAΛHΣ	30 sec.	".au" [NeXT/Sun(Java) - PCM	22,05 KHz	352 Kbps	16 bit mono
"pentozalis"	pentozalis.0014.wav	Nikos Manioudakis_Pεντοζάλης	30 sec.	".au" [NeXT/Sun(Java) - PCM	22,05 KHz	352 Kbps	16 bit mono
"pentozalis"	pentozalis.0015.wav	Nikos Xilouris_Pentozalia	30 sec.	".au" [NeXT/Sun(Java) - PCM	22,05 KHz	352 Kbps	16 bit mono
"pentozalis"	pentozalis.0016.wav	Petros Saridakis_PIENTOZAΛI	30 sec.	".au" [NeXT/Sun(Java) - PCM	22,05 KHz	352 Kbps	16 bit mono
"pentozalis"	pentozalis.0017.wav	Ross Daly-Pεντοζάλης	30 sec.	".au" [NeXT/Sun(Java) - PCM	22,05 KHz	352 Kbps	16 bit mono
"pentozalis"	pentozalis.0018.wav	STEFANAKHS TRIAN_Pεντοζάλης	30 sec.	".au" [NeXT/Sun(Java) - PCM	22,05 KHz	352 Kbps	16 bit mono
"pentozalis"	pentozalis.0019.wav	Stelios Foustalieris_Irakiotikos pentozalis	30 sec.	".au" [NeXT/Sun(Java) - PCM	22,05 KHz	352 Kbps	16 bit mono
"pentozalis"	pentozalis.0020.wav	Thanasis Skordalos_Irthe keros na sou to po_Amariotika pentozalia	30 sec.	".au" [NeXT/Sun(Java) - PCM	22,05 KHz	352 Kbps	16 bit mono
"pentozalis"	pentozalis.0021.wav	Xrisi Sillogi_Pentozalis	30 sec.	".au" [NeXT/Sun(Java) - PCM	22,05 KHz	352 Kbps	16 bit mono
"pentozalis"	pentozalis.0022.wav	Zwidakis Nikos_PIENTOZAΛHΣ	30 sec.	".au" [NeXT/Sun(Java) - PCM	22,05 KHz	352 Kbps	16 bit mono
"pentozalis"	pentozalis.0023.wav	ΑΜΑΡΙΩΤΙΚΑ ΠΕΝΤΟΖΑΛΙΑ [ΚΑΛΟΓΡΙΔΗΣ ΓΙΩΡ]	30 sec.	".au" [NeXT/Sun(Java) - PCM	22,05 KHz	352 Kbps	16 bit mono
"pentozalis"	pentozalis.0024.wav	ΑΜΑΡΙΩΤΙΚΑ ΠΕΝΤΟΖΑΛΙΑ [ΚΑΡΑΒΙΤΗΣ ΑΛΕΚΟΣ]	30 sec.	".au" [NeXT/Sun(Java) - PCM	22,05 KHz	352 Kbps	16 bit mono
"pentozalis"	pentozalis.0025.wav	ΑΣΠΑΣΙΑ ΠΑΠΑΔΑΚΗ - ΠΕΝΤΟΖΑΛΙ	30 sec.	".au" [NeXT/Sun(Java) - PCM	22,05 KHz	352 Kbps	16 bit mono
"pentozalis"	pentozalis.0026.wav	ΒΟΓΙΑΤΖΗΣ ΓΙΩΡΓΟΣ_08-ΑΥΤΟΣΧΕΔΙΑΣΜΟΙ ΠΕΝΤΟΖΑΛΗΣ	30 sec.	".au" [NeXT/Sun(Java) - PCM	22,05 KHz	352 Kbps	16 bit mono
"pentozalis"	pentozalis.0027.wav	ΓΙΩΡΓΟΣ ΛΕΚΑΚΗΣ_05-ΠΕΝΤΟΖΑΛΗΣ	30 sec.	".au" [NeXT/Sun(Java) - PCM	22,05 KHz	352 Kbps	16 bit mono
"pentozalis"	pentozalis.0028.wav	ΔΕΡΜΙΤΖΟΓΙΑΝΝΗΣ-Γ.ΠΑΠΑΧΑΤΖΑΚΗΣ_04-Πόνιο κρυφό η αγάπη σου (πεντοζάλια)	30 sec.	".au" [NeXT/Sun(Java) - PCM	22,05 KHz	352 Kbps	16 bit mono
"pentozalis"	pentozalis.0029.wav	ΗΡΑΚΛΕΙΟΤΙΚΟΣ ΠΕΝΤΟΖΑΛΗΣ [ΦΟΥΣΤΑΛΙΕΡΗΣ ΣΤΕΛΙΟΣ]	30 sec.	".au" [NeXT/Sun(Java) - PCM	22,05 KHz	352 Kbps	16 bit mono
"pentozalis"	pentozalis.0030.wav	ΚΛΑΔΟΣ Α.-ΚΑΚΛΗΣ Μ.03-Πεντοζάλια	30 sec.	".au" [NeXT/Sun(Java) - PCM	22,05 KHz	352 Kbps	16 bit mono
"pentozalis"	pentozalis.0031.wav	ΚΟΝΤΑΡΟΣ ΜΑΝΩΛΗΣ - ΠΕΝΤΟΖΑΛΗΣ	30 sec.	".au" [NeXT/Sun(Java) - PCM	22,05 KHz	352 Kbps	16 bit mono
"pentozalis"	pentozalis.0032.wav	ΚΥΡΙΑΚΑΚΗΣ ΝΙΚΟΣ - ΠΕΝΤΟΖΑΛΗΣ	30 sec.	".au" [NeXT/Sun(Java) - PCM	22,05 KHz	352 Kbps	16 bit mono
"pentozalis"	pentozalis.0033.wav	ΚΩΣΤΑΣ ΠΑΠΑΔΑΚΗΣ (ΝΑΥΤΗΣ) - ΠΕΝΤΟΖΑΛΙ ΤΟΥ ΚΙΟΡΟΥ	30 sec.	".au" [NeXT/Sun(Java) - PCM	22,05 KHz	352 Kbps	16 bit mono
"pentozalis"	pentozalis.0034.wav	ΜΑΝΙΑΣ ΝΙΚΟΣ - ΖΩΤ'ΑΚΗΣ ΝΙΚΟΣ - ΠΕΝΤΟΖΑΛΙ	30 sec.	".au" [NeXT/Sun(Java) - PCM	22,05 KHz	352 Kbps	16 bit mono
"pentozalis"	pentozalis.0035.wav	ΜΙΑ ΣΟΥ ΚΑΚΗ,ΔΥΟ ΣΟΥ ΚΑΚΕΣ-ΠΕΝΤΟΖΑΛΙ [ΡΟΔΑΜΑΝΘΟΣ-ΚΑΚΛΗΣ ΜΑΝ]	30 sec.	".au" [NeXT/Sun(Java) - PCM	22,05 KHz	352 Kbps	16 bit mono
"pentozalis"	pentozalis.0036.wav	ΜΙΧΑΛΗΣ ΤΖΟΥΓ'ΑΝΑΚΗΣ_07_ΠΕΝΤΟΖΑΛΗΣ	30 sec.	".au" [NeXT/Sun(Java) - PCM	22,05 KHz	352 Kbps	16 bit mono
"pentozalis"	pentozalis.0037.wav	ΜΟΥΝΤΑΚΗΣ_19-Πεντοζάλης	30 sec.	".au" [NeXT/Sun(Java) - PCM	22,05 KHz	352 Kbps	16 bit mono
"pentozalis"	pentozalis.0038.wav	ΜΥΡΩΝ ΣΚΟΥΛΑΣ -ΔΡΑΚΟΓΙΑΝΝΑΚΗΣ-ΠΙΡΙΝΙΑΝΑΚΗΣ_05-Πεντοζάλης	30 sec.	".au" [NeXT/Sun(Java) - PCM	22,05 KHz	352 Kbps	16 bit mono
"pentozalis"	pentozalis.0039.wav	ΝΙΚΟΣ ΖΩΙΔΑΚΗΣ - ΠΕΝΤΟΖΑΛΙΑ	30 sec.	".au" [NeXT/Sun(Java) - PCM	22,05 KHz	352 Kbps	16 bit mono
"pentozalis"	pentozalis.0040.wav	Νίκος Οικονομίδης - Πεντοζάλης (οργανικό)	30 sec.	".au" [NeXT/Sun(Java) - PCM	22,05 KHz	352 Kbps	16 bit mono
"pentozalis"	pentozalis.0041.wav	ΞΥΛΟΥΡΗΣ ΓΙΑΝΝΗΣ_05 - Πεντοζάλης	30 sec.	".au" [NeXT/Sun(Java) - PCM	22,05 KHz	352 Kbps	16 bit mono
"pentozalis"	pentozalis.0042.wav	ΞΥΛΟΥΡΗΣ ΝΙΚΟΣ_05-Πεντοζάλια	30 sec.	".au" [NeXT/Sun(Java) - PCM	22,05 KHz	352 Kbps	16 bit mono
"pentozalis"	pentozalis.0043.wav	ΠΕΝΤΟΖΑΛΗΣ ΜΟΥΝΤΑΚΗΣ	30 sec.	".au" [NeXT/Sun(Java) - PCM	22,05 KHz	352 Kbps	16 bit mono
"pentozalis"	pentozalis.0044.wav	ΠΕΝΤΟΖΑΛΗΣ ΓΡΗΓΟΡΟ-μουσική παραδ	30 sec.	".au" [NeXT/Sun(Java) - PCM	22,05 KHz	352 Kbps	16 bit mono
"pentozalis"	pentozalis.0045.wav	ΠΕΝΤΟΖΑΛΗΣ -ΔΗΜΗΤΡΗΣ ΣΓΟΥΡΟΣ	30 sec.	".au" [NeXT/Sun(Java) - PCM	22,05 KHz	352 Kbps	16 bit mono
"pentozalis"	pentozalis.0046.wav	Πεντοζάλια - Κλάδος	30 sec.	".au" [NeXT/Sun(Java) - PCM	22,05 KHz	352 Kbps	16 bit mono
"pentozalis"	pentozalis.0047.wav	ΡΕΘΕΜΙΩΤΙΚΑ ΠΕΝΤΟΖΑΛΙΑ [ΣΤΑΜΑΤΟΓΙΑΝΝΑΚΗΣ ΓΕΡΑΣΙΜΟΣ]	30 sec.	".au" [NeXT/Sun(Java) - PCM	22,05 KHz	352 Kbps	16 bit mono
"pentozalis"	pentozalis.0048.wav	ΡΕΘΥΜΝΙΩΤΙΚΟ ΠΕΝΤΟΖΑΛΙ [ΜΑΜΑΓΚΑΚΗΣ ΝΙΚΟΣ]	30 sec.	".au" [NeXT/Sun(Java) - PCM	22,05 KHz	352 Kbps	16 bit mono
"pentozalis"	pentozalis.0049.wav	ΣΚΟΡΔΑΛΟΣ ΘΑΝΑΣΗΣ - Αμαριώτικα πεντοζάλια	30 sec.	".au" [NeXT/Sun(Java) - PCM	22,05 KHz	352 Kbps	16 bit mono
"pentozalis"	pentozalis.0050.wav	ΣΤΑΥΡΙΑΝΟΥΔΑΚΗΣ ΚΥΡΙΑΚΟΣ - ΠΕΝΤΟΖΑΛΗΣ	30 sec.	".au" [NeXT/Sun(Java) - PCM	22,05 KHz	352 Kbps	16 bit mono

Class	File name	Track name	Length	File type	Sample	Bit rate	Bit depth
"pidixtos"	pidixtos.0001.wav	03. ΕΘΙΑΝΟΣ ΠΗΔΗΧΤΟΣ	30 sec.	".au" [NeXT/Sun(Java) - PCM	22,05 KHz	352 Kbps	16 bit mono
"pidixtos"	pidixtos.0002.wav	05 ΑΝΩΓΕΙΑΝΟΣ ΠΙΔΙΧΤΟΣ	30 sec.	".au" [NeXT/Sun(Java) - PCM	22,05 KHz	352 Kbps	16 bit mono
"pidixtos"	pidixtos.0003.wav	09-Pidixtos Xoros (Gwnianakis Nikos)	30 sec.	".au" [NeXT/Sun(Java) - PCM	22,05 KHz	352 Kbps	16 bit mono
"pidixtos"	pidixtos.0004.wav	12. ΣΤΕΙΑΚΟΣ ΠΗΔΗΧΤΟΣ ΧΩΡΟΣ	30 sec.	".au" [NeXT/Sun(Java) - PCM	22,05 KHz	352 Kbps	16 bit mono
"pidixtos"	pidixtos.0005.wav	12.Kallerghs Kyriakos - Asterousianos phdixtos	30 sec.	".au" [NeXT/Sun(Java) - PCM	22,05 KHz	352 Kbps	16 bit mono
"pidixtos"	pidixtos.0006.wav	13. Ζ. ΦΑΣΟΥΛΑΣ - ΑΝΩΓΙΑΝΟΣ ΠΗΔΗΧΤΟΣ	30 sec.	".au" [NeXT/Sun(Java) - PCM	22,05 KHz	352 Kbps	16 bit mono
"pidixtos"	pidixtos.0007.wav	16-Anwgeianos Pidixtos	30 sec.	".au" [NeXT/Sun(Java) - PCM	22,05 KHz	352 Kbps	16 bit mono
"pidixtos"	pidixtos.0008.wav	17 Ανωγειανός πηδηχτός	30 sec.	".au" [NeXT/Sun(Java) - PCM	22,05 KHz	352 Kbps	16 bit mono
"pidixtos"	pidixtos.0009.wav	AERAKIS NIKHFOROS ΑΝΩΓΕΙΑΝΟΣ ΠΗΔΗΧΤΟΣ	30 sec.	".au" [NeXT/Sun(Java) - PCM	22,05 KHz	352 Kbps	16 bit mono
"pidixtos"	pidixtos.0010.wav	anogianos pidixtos 1-4-10 ntelina SKOULAS MAUROKOSTAS	30 sec.	".au" [NeXT/Sun(Java) - PCM	22,05 KHz	352 Kbps	16 bit mono
"pidixtos"	pidixtos.0011.wav	Dermitzogiannis 08 Pidihtos horas	30 sec.	".au" [NeXT/Sun(Java) - PCM	22,05 KHz	352 Kbps	16 bit mono
"pidixtos"	pidixtos.0012.wav	Dermitzogiannis-Abbinsinos - Phdixtos Steiakos	30 sec.	".au" [NeXT/Sun(Java) - PCM	22,05 KHz	352 Kbps	16 bit mono
"pidixtos"	pidixtos.0013.wav	Gwnianakis Nikos 16-Pidixtos xoros	30 sec.	".au" [NeXT/Sun(Java) - PCM	22,05 KHz	352 Kbps	16 bit mono
"pidixtos"	pidixtos.0014.wav	Kallerghs Kyriakos - Asterousianos phdixtos	30 sec.	".au" [NeXT/Sun(Java) - PCM	22,05 KHz	352 Kbps	16 bit mono
"pidixtos"	pidixtos.0015.wav	Palia Organa Kritis 07-Kastrinos Pidixtos me viololira	30 sec.	".au" [NeXT/Sun(Java) - PCM	22,05 KHz	352 Kbps	16 bit mono
"pidixtos"	pidixtos.0016.wav	Psarantwnis 12-Pidixtos	30 sec.	".au" [NeXT/Sun(Java) - PCM	22,05 KHz	352 Kbps	16 bit mono
"pidixtos"	pidixtos.0017.wav	Silloges 06-Anwgeianos pidixtos	30 sec.	".au" [NeXT/Sun(Java) - PCM	22,05 KHz	352 Kbps	16 bit mono
"pidixtos"	pidixtos.0018.wav	Skopoi Kai Tragoudia Ths Krhths 05 Ανωγειανός Πηδηχτός	30 sec.	".au" [NeXT/Sun(Java) - PCM	22,05 KHz	352 Kbps	16 bit mono
"pidixtos"	pidixtos.0019.wav	Skoulas Dimitris 12-Kastrinos pidixtos	30 sec.	".au" [NeXT/Sun(Java) - PCM	22,05 KHz	352 Kbps	16 bit mono
"pidixtos"	pidixtos.0020.wav	Skoulas Vasilhs 17-Anwgianos pidixtos	30 sec.	".au" [NeXT/Sun(Java) - PCM	22,05 KHz	352 Kbps	16 bit mono
"pidixtos"	pidixtos.0021.wav	Xamezanes Athivoles 03-Siteiakos pidixtos	30 sec.	".au" [NeXT/Sun(Java) - PCM	22,05 KHz	352 Kbps	16 bit mono
"pidixtos"	pidixtos.0022.wav	Xrisi Syllogh 09 - Pidiktos Horos	30 sec.	".au" [NeXT/Sun(Java) - PCM	22,05 KHz	352 Kbps	16 bit mono
"pidixtos"	pidixtos.0023.wav	ΑΕΡΑΚΗΣ ΝΙΚΗΦΟΡΟΣ (ΠΟΛΙΟΣ) 02 - Ανωγειανός πηδηχτός	30 sec.	".au" [NeXT/Sun(Java) - PCM	22,05 KHz	352 Kbps	16 bit mono
"pidixtos"	pidixtos.0024.wav	ΑΛΕΞΑΝΔΡΟΣ ΠΑΠΑΔΑΚΗΣ 06. ΑΝΩΓΕΙΑΝΟΣ ΠΗΔΗΧΤΟΣ	30 sec.	".au" [NeXT/Sun(Java) - PCM	22,05 KHz	352 Kbps	16 bit mono
"pidixtos"	pidixtos.0025.wav	ΑΛΕΦΑΝΤΙΝΟΣ 08-ΣΗΤΕΙΑΚΟΣ ΠΗΔΗΧΤΟΣ	30 sec.	".au" [NeXT/Sun(Java) - PCM	22,05 KHz	352 Kbps	16 bit mono
"pidixtos"	pidixtos.0026.wav	Ανωγειανός Πηδηχτός - Χ. Φασουλός, Αντ. Κοντόκαλος	30 sec.	".au" [NeXT/Sun(Java) - PCM	22,05 KHz	352 Kbps	16 bit mono
"pidixtos"	pidixtos.0027.wav	ΑΝΩΓΕΙΑΝΟΣ ΠΗΔΗΧΤΟΣ ΜΕ ΒΑΣΙΛΗ ΣΚΟΥΛΑ	30 sec.	".au" [NeXT/Sun(Java) - PCM	22,05 KHz	352 Kbps	16 bit mono
"pidixtos"	pidixtos.0028.wav	Ανωγειανός πηδηχτός	30 sec.	".au" [NeXT/Sun(Java) - PCM	22,05 KHz	352 Kbps	16 bit mono
"pidixtos"	pidixtos.0029.wav	Ανωγειανός πηδηχτός 2	30 sec.	".au" [NeXT/Sun(Java) - PCM	22,05 KHz	352 Kbps	16 bit mono
"pidixtos"	pidixtos.0030.wav	ΒΑΣΙΛΗΣ ΣΚΟΥΛΑΣ ΜΑΥΡΟΚΩΣΤΑΣ ΑΝΩΓΕΙΑΝΟΣ ΠΗΔΗΧΤΟΣ	30 sec.	".au" [NeXT/Sun(Java) - PCM	22,05 KHz	352 Kbps	16 bit mono
"pidixtos"	pidixtos.0031.wav	ΒΑΣΙΛΗΣ ΣΚΟΥΛΑΣ 17 ΑΝΩΓΙΑΝΟΣ ΠΗΔΗΧΤΟΣ	30 sec.	".au" [NeXT/Sun(Java) - PCM	22,05 KHz	352 Kbps	16 bit mono
"pidixtos"	pidixtos.0032.wav	ΒΑΣΙΛΗΣ ΣΚΟΥΛΑΣ-ΑΝΩΓΕΙΑΝΟΣ ΠΗΔΗΧΤΟΣ	30 sec.	".au" [NeXT/Sun(Java) - PCM	22,05 KHz	352 Kbps	16 bit mono
"pidixtos"	pidixtos.0033.wav	ΓΩΝΙΑΝΑΚΗΣ ΝΙΚΟΣ 04-Ανωγειανός πηδηχτός	30 sec.	".au" [NeXT/Sun(Java) - PCM	22,05 KHz	352 Kbps	16 bit mono
"pidixtos"	pidixtos.0034.wav	ΓΩΝΙΑΝΑΚΗΣ 16-Πηδηχτός χορός	30 sec.	".au" [NeXT/Sun(Java) - PCM	22,05 KHz	352 Kbps	16 bit mono
"pidixtos"	pidixtos.0035.wav	Δραμουντάνης Αχιλλέας 10.Ανωγειανός πηδηχτός	30 sec.	".au" [NeXT/Sun(Java) - PCM	22,05 KHz	352 Kbps	16 bit mono
"pidixtos"	pidixtos.0036.wav	ΕΘΙΑΝΟΣ ΠΗΔΗΧΤΟΣ ΣΠΥΡΟΣ ΠΑΡΑΚΑΤΣΕΛΑΚΗΣ	30 sec.	".au" [NeXT/Sun(Java) - PCM	22,05 KHz	352 Kbps	16 bit mono
"pidixtos"	pidixtos.0037.wav	ΜΑΝΩΛΗΣ ΜΑΝΟΥΡΑΣ-ΒΑΣΙΛΗΣ ΞΥΛΟΥΡΗΣ 09-Ανωγειανός πηδηχτός χορός	30 sec.	".au" [NeXT/Sun(Java) - PCM	22,05 KHz	352 Kbps	16 bit mono
"pidixtos"	pidixtos.0038.wav	ΜΑΥΡΟΚΩΣΤΑΣ ΑΝΩΓΕΙΑΝΟΣ ΠΗΔΗΧΤΟΣ 10-4-2004	30 sec.	".au" [NeXT/Sun(Java) - PCM	22,05 KHz	352 Kbps	16 bit mono
"pidixtos"	pidixtos.0039.wav	ΜΑΥΡΟΜΑΝΩΛΑΚΗΣ ΝΙΚΗΤΑΣ 10-Εθιανός πηδηχτός	30 sec.	".au" [NeXT/Sun(Java) - PCM	22,05 KHz	352 Kbps	16 bit mono
"pidixtos"	pidixtos.0040.wav	ΞΥΛΟΥΡΗΣ ΓΙΑΝΝΗΣ 11 - Ανωγειανός πηδηχτός	30 sec.	".au" [NeXT/Sun(Java) - PCM	22,05 KHz	352 Kbps	16 bit mono
"pidixtos"	pidixtos.0041.wav	ΠΑΡΑΔΟΣΙΑΚΟΣ ΞΥΛΛΟΓΟΣ ΕΡΦΟΛΗ- ΑΝΩΓΕΙΑΝΟΣ ΠΗΔΗΧΤΟΣ	30 sec.	".au" [NeXT/Sun(Java) - PCM	22,05 KHz	352 Kbps	16 bit mono
"pidixtos"	pidixtos.0042.wav	ΠΑΣΠΑΡΑΚΗΣ ΔΗΜΗΤΡΗΣ 06 - Ανωγειανός πηδηχτός	30 sec.	".au" [NeXT/Sun(Java) - PCM	22,05 KHz	352 Kbps	16 bit mono
"pidixtos"	pidixtos.0043.wav	ΠΑΣΠΑΡΑΚΗΣ ΔΗΜΗΤΡΗΣ 20 - Πηδηχτός	30 sec.	".au" [NeXT/Sun(Java) - PCM	22,05 KHz	352 Kbps	16 bit mono
"pidixtos"	pidixtos.0044.wav	ΠΕΤΡΟΣ ΣΑΡΙΔΑΚΗΣ 03 ΕΘΙΑΝΟΣ ΠΗΔΗΧΤΟΣ	30 sec.	".au" [NeXT/Sun(Java) - PCM	22,05 KHz	352 Kbps	16 bit mono
"pidixtos"	pidixtos.0045wav	ΠΗΔΗΧΤΟΣ ΧΟΡΟΣ [ΒΑΡΔΑΚΗΣ ΒΑΓΓΕΛΗΣ]	30 sec.	".au" [NeXT/Sun(Java) - PCM	22,05 KHz	352 Kbps	16 bit mono
"pidixtos"	pidixtos.0046.wav	ΠΗΔΗΧΤΟΣ ΧΟΡΟΣ [ΔΕΡΜΙΤΖΟΓΙΑΝΝΗΣ]	30 sec.	".au" [NeXT/Sun(Java) - PCM	22,05 KHz	352 Kbps	16 bit mono
"pidixtos"	pidixtos.0047.wav	ΡΟΜΠΟΓΙΑΝΝΑΚΗΣ ΑΝΩΓΕΙΑΝΟΣ ΠΗΔΗΧΤΟΣ ΑΣΚΟΜΑΝΤΟΥΡΑ	30 sec.	".au" [NeXT/Sun(Java) - PCM	22,05 KHz	352 Kbps	16 bit mono
"pidixtos"	pidixtos.0048.wav	ΤΖΟΥΓΑΝΑΚΗΣ ΜΙΧΑΛΗΣ - ΕΘΙΑΝΟΣ ΠΗΔΗΧΤΟΣ	30 sec.	".au" [NeXT/Sun(Java) - PCM	22,05 KHz	352 Kbps	16 bit mono
"pidixtos"	pidixtos.0049.wav	ΦΡΑΓΚΙΑΔΑΚΗΣ ΑΝΤ.-ΚΑΖΑΜΙΑΣ ΜΙΧ.-Γ ΑΡΓΑΝΟΥΡΑΚΗ ΚΑΤΕΡΙΝΑ 12-Στειακός πηδηχτός χορός	30 sec.	".au" [NeXT/Sun(Java) - PCM	22,05 KHz	352 Kbps	16 bit mono
"pidixtos"	pidixtos.0050.wav	ΨΑΡΑΝΤΩΝΗΣ - ΠΗΔΗΧΤΟΣ	30 sec.	".au" [NeXT/Sun(Java) - PCM	22,05 KHz	352 Kbps	16 bit mono

Class	File name	Track name	Length	File type	Sample	Bit rate	Bit depth
"rizitika"	rizitika.0001.wav	02-Kosme xyrese (rizitiko)	30 sec.	".au" [NeXT/Sun(Java) - PCM	22,05 KHz	352 Kbps	16 bit mono
"rizitika"	rizitika.0002.wav	02-T' agrimi stekei sto tzougri (rizitiko)	30 sec.	".au" [NeXT/Sun(Java) - PCM	22,05 KHz	352 Kbps	16 bit mono
"rizitika"	rizitika.0003.wav	02-Από την άκρη των ακριών (ριζίτικο)-Συζήτηση	30 sec.	".au" [NeXT/Sun(Java) - PCM	22,05 KHz	352 Kbps	16 bit mono
"rizitika"	rizitika.0004.wav	02-Ριζίτικο-Αντάρτες και σταυραετοί	30 sec.	".au" [NeXT/Sun(Java) - PCM	22,05 KHz	352 Kbps	16 bit mono
"rizitika"	rizitika.0005.wav	03-Se psilo vouno (rizitiko)	30 sec.	".au" [NeXT/Sun(Java) - PCM	22,05 KHz	352 Kbps	16 bit mono
"rizitika"	rizitika.0006.wav	04-Apo vora ksekinhsa (rizitiko)	30 sec.	".au" [NeXT/Sun(Java) - PCM	22,05 KHz	352 Kbps	16 bit mono
"rizitika"	rizitika.0007.wav	04-Τραγούδι της νόψης-Ριζίτικο	30 sec.	".au" [NeXT/Sun(Java) - PCM	22,05 KHz	352 Kbps	16 bit mono
"rizitika"	rizitika.0008.wav	06 - trote kai pinete arxontes (rizitiko)	30 sec.	".au" [NeXT/Sun(Java) - PCM	22,05 KHz	352 Kbps	16 bit mono
"rizitika"	rizitika.0009.wav	06. ΚΡΗΤΗ - ΤΡΩΤΕ ΚΑΙ ΠΙΝΕΤΕ ΑΡΧΟΝΤΕΣ ΡΙΖΙΤΙΚΟ	30 sec.	".au" [NeXT/Sun(Java) - PCM	22,05 KHz	352 Kbps	16 bit mono
"rizitika"	rizitika.0010.wav	07 - trexoun ta nera (rizitiko tragoudi)	30 sec.	".au" [NeXT/Sun(Java) - PCM	22,05 KHz	352 Kbps	16 bit mono
"rizitika"	rizitika.0011.wav	07-Αετός (ριζίτικο)	30 sec.	".au" [NeXT/Sun(Java) - PCM	22,05 KHz	352 Kbps	16 bit mono
"rizitika"	rizitika.0012.wav	7 Rizitiko, O Digenhs	30 sec.	".au" [NeXT/Sun(Java) - PCM	22,05 KHz	352 Kbps	16 bit mono
"rizitika"	rizitika.0013.wav	09-Gia des pervoli omorfo (rizitiko)	30 sec.	".au" [NeXT/Sun(Java) - PCM	22,05 KHz	352 Kbps	16 bit mono
"rizitika"	rizitika.0014.wav	19 - Rizitiko (Kantilierhs Shfhs)	30 sec.	".au" [NeXT/Sun(Java) - PCM	22,05 KHz	352 Kbps	16 bit mono
"rizitika"	rizitika.0015.wav	43 ΜΑΝΙΑΣ ΝΙΚΟΣ - 1 Ριζίτικο τραγούδι	30 sec.	".au" [NeXT/Sun(Java) - PCM	22,05 KHz	352 Kbps	16 bit mono
"rizitika"	rizitika.0016.wav	44 ΝΙΚΗΦΟΡΟΣ ΑΕΡΑΚΗΣ - Ο ΧΑΡΟΣ	30 sec.	".au" [NeXT/Sun(Java) - PCM	22,05 KHz	352 Kbps	16 bit mono
"rizitika"	rizitika.0017.wav	45 ΝΙΚΟΣ ΓΩΝΙΑΝΑΚΗΣ - ΡΙΖΙΤΙΚΑ	30 sec.	".au" [NeXT/Sun(Java) - PCM	22,05 KHz	352 Kbps	16 bit mono
"rizitika"	rizitika.0018.wav	47 ΡΙΖΙΤΙΚΟ ΨΑΡΑΝΤΩΝΗΣ - ΖΗΛΕΥΓΩ ΤΟΥ ΣΤΑΥΡΑΕΤΟΥ	30 sec.	".au" [NeXT/Sun(Java) - PCM	22,05 KHz	352 Kbps	16 bit mono
"rizitika"	rizitika.0019.wav	50 08 ΕΜΑΛΩΝΕ ΜΕ Η ΜΑΝΑ ΜΟΥ	30 sec.	".au" [NeXT/Sun(Java) - PCM	22,05 KHz	352 Kbps	16 bit mono
"rizitika"	rizitika.0020.wav	DHMHTRHS BAKAKHS 09 - Ta pathi tsh zhws (rizitiko)	30 sec.	".au" [NeXT/Sun(Java) - PCM	22,05 KHz	352 Kbps	16 bit mono
"rizitika"	rizitika.0021.wav	Kallergis Mixalhs 11-San Drosiniasoun Ta Laga (Rizitiko)	30 sec.	".au" [NeXT/Sun(Java) - PCM	22,05 KHz	352 Kbps	16 bit mono
"rizitika"	rizitika.0022.wav	KATSAMADES 11 - Rizitiko	30 sec.	".au" [NeXT/Sun(Java) - PCM	22,05 KHz	352 Kbps	16 bit mono
"rizitika"	rizitika.0023.wav	KLADOS L.-MANIAS N. 04 - Rizitiko	30 sec.	".au" [NeXT/Sun(Java) - PCM	22,05 KHz	352 Kbps	16 bit mono
"rizitika"	rizitika.0024.wav	MANOLHS LIDAKHS 02 - Pervoli (rizitiko-paradosiako)	30 sec.	".au" [NeXT/Sun(Java) - PCM	22,05 KHz	352 Kbps	16 bit mono
"rizitika"	rizitika.0025.wav	Martsakis Antwnhs 01-Omilia To Rodon Rizitiko	30 sec.	".au" [NeXT/Sun(Java) - PCM	22,05 KHz	352 Kbps	16 bit mono
"rizitika"	rizitika.0026.wav	Mountakis Kwstas 38 15-Xoros Tsh Nufhs,Rizitiko	30 sec.	".au" [NeXT/Sun(Java) - PCM	22,05 KHz	352 Kbps	16 bit mono
"rizitika"	rizitika.0027.wav	papaggelos psilakis-t alithina rizitika O ΠΙΘΟΣ	30 sec.	".au" [NeXT/Sun(Java) - PCM	22,05 KHz	352 Kbps	16 bit mono
"rizitika"	rizitika.0028.wav	RODAMANTHOS-KAKLHS 08 - Gia to xathri mias ksantheias (rizitiko)	30 sec.	".au" [NeXT/Sun(Java) - PCM	22,05 KHz	352 Kbps	16 bit mono
"rizitika"	rizitika.0029.wav	ROSS DALY-ΨΑΡΟΓΙΩΡΓΗΣ-Β.ΣΤΑΥΡΑΚΑΚΗΣ 02-Ριζίτικο (Ψαρογιώργης)	30 sec.	".au" [NeXT/Sun(Java) - PCM	22,05 KHz	352 Kbps	16 bit mono
"rizitika"	rizitika.0030.wav	Sgouros Dhmhtrhs 01.H VroXH(Rizitiko),Ara Kai Pou(Surto)	30 sec.	".au" [NeXT/Sun(Java) - PCM	22,05 KHz	352 Kbps	16 bit mono
"rizitika"	rizitika.0031.wav	Skoulas Vasilhs 5.Rizitiko,Ahte Pou Kathese Psila	30 sec.	".au" [NeXT/Sun(Java) - PCM	22,05 KHz	352 Kbps	16 bit mono
"rizitika"	rizitika.0032.wav	SOPASHS NIKOS - 30 XRONIA 42 Track 10	30 sec.	".au" [NeXT/Sun(Java) - PCM	22,05 KHz	352 Kbps	16 bit mono
"rizitika"	rizitika.0033.wav	Staurakakis Vasilis - Staurakakis Mitsos 09-Rizitiko	30 sec.	".au" [NeXT/Sun(Java) - PCM	22,05 KHz	352 Kbps	16 bit mono
"rizitika"	rizitika.0034.wav	Stayrakakis Mixalis 01.Rizitiko	30 sec.	".au" [NeXT/Sun(Java) - PCM	22,05 KHz	352 Kbps	16 bit mono
"rizitika"	rizitika.0035.wav	ΑΕΡΑΚΗΣ ΝΙΚΗΦΟΡΟΣ 09-Πάρε με λογισμό (ριζίτικο)	30 sec.	".au" [NeXT/Sun(Java) - PCM	22,05 KHz	352 Kbps	16 bit mono
"rizitika"	rizitika.0036.wav	Β. ΣΚΟΥΛΑΣ 35 13 ΧΡΙΣΤΕ ΝΑ ΣΠΟΥΣΑΝ ΟΙ ΦΥΛΑΚΕΣ	30 sec.	".au" [NeXT/Sun(Java) - PCM	22,05 KHz	352 Kbps	16 bit mono
"rizitika"	rizitika.0037.wav	ΒΑΣΙΛΗΣ ΣΚΟΥΛΑΣ - ΝΙΚΟΣ ΚΑΡΑΒΙΡΑΚΗΣ - ΡΙΖΙΤΙΚΑ	30 sec.	".au" [NeXT/Sun(Java) - PCM	22,05 KHz	352 Kbps	16 bit mono
"rizitika"	rizitika.0038.wav	ΓΩΝΙΑΝΑΚΗΣ ΝΙΚΟΣ 07-Ριζίτικο	30 sec.	".au" [NeXT/Sun(Java) - PCM	22,05 KHz	352 Kbps	16 bit mono
"rizitika"	rizitika.0039.wav	Δραμουντάνης Αχιλλέας 04 01.Μάνα πολλά μαλώνεις με (ριζίτικο)	30 sec.	".au" [NeXT/Sun(Java) - PCM	22,05 KHz	352 Kbps	16 bit mono
"rizitika"	rizitika.0040.wav	Δραμουντάνης Αχιλλέας 34 12.α.ο μυριολής (ριζίτικο)	30 sec.	".au" [NeXT/Sun(Java) - PCM	22,05 KHz	352 Kbps	16 bit mono
"rizitika"	rizitika.0041.wav	ΕΙΡ.ΜΠΙΡΙΑΚΗ-Γ.ΚΑΛΟΓΡΙΔΗΣ-Τρώτε και πίνετε άργοντες (ριζίτικο)	30 sec.	".au" [NeXT/Sun(Java) - PCM	22,05 KHz	352 Kbps	16 bit mono
"rizitika"	rizitika.0042.wav	ΚΑΚΛΗΣ-ΜΑΝΙΑΣ-ΜΑΝΩΛΙΟΥΔΗΣ-ΧΑΛΚΙΑΔΑΚΗΣ 02. ΓΕΥΤΕΣΕ ΓΙΕ ΜΟΥ-ΡΙΖΙΤΙΚΟ	30 sec.	".au" [NeXT/Sun(Java) - PCM	22,05 KHz	352 Kbps	16 bit mono
"rizitika"	rizitika.0043.wav	ΚΑΛΛΙΤΕΧΝΙΚΟΣ-ΠΑΡΑΔΟΣΙΑΚΟΣ ΣΥΛΛΟΓΟΣ "ΕΤΕΟΚΡΗΤΕΣ" 19 05. ΠΟΙΟΣ ΕΙΝΑΙ ΠΟΥ ΤΟ ΠΕΤΑΞΕ ΤΟ	30 sec.	".au" [NeXT/Sun(Java) - PCM	22,05 KHz	352 Kbps	16 bit mono
"rizitika"	rizitika.0044.wav	ΜΟΥΝΤΑΚΗΣ 02-Αετόπουλα απ' τον Ομαλό (ριζίτικο)	30 sec.	".au" [NeXT/Sun(Java) - PCM	22,05 KHz	352 Kbps	16 bit mono
"rizitika"	rizitika.0045wav	ΜΠΑΚΑΤΣΑΚΗΣ-ΚΡΑΣΑΔΑΚΗΣ 07 - Ριζίτικο	30 sec.	".au" [NeXT/Sun(Java) - PCM	22,05 KHz	352 Kbps	16 bit mono
"rizitika"	rizitika.0046.wav	N. ΜΑΝΙΑΣ 11 03 ΤΗ ΣΥΝΤΡΟΦΙΑ ΣΑΣ ΡΕΓΟΜΑΙ	30 sec.	".au" [NeXT/Sun(Java) - PCM	22,05 KHz	352 Kbps	16 bit mono
"rizitika"	rizitika.0047.wav	ΝΙΚΟΣ ΜΑΝΙΑΣ 11-ΑΕΤΕ ΠΟΥ ΤΑ ΧΕΙΣ ΤΑ ΦΤΕΡΑ (ΡΙΖΙΤΙΚΟ)	30 sec.	".au" [NeXT/Sun(Java) - PCM	22,05 KHz	352 Kbps	16 bit mono
"rizitika"	rizitika.0048.wav	ΝΙΚΟΣ ΞΥΛΟΥΡΗΣ 07 - Eis tou Varsamou to nero [Rizitiko]	30 sec.	".au" [NeXT/Sun(Java) - PCM	22,05 KHz	352 Kbps	16 bit mono
"rizitika"	rizitika.0049.wav	Ξυλουρης 05 01 01 Pote Tha Kanei Xasteria	30 sec.	".au" [NeXT/Sun(Java) - PCM	22,05 KHz	352 Kbps	16 bit mono
"rizitika"	rizitika.0050.wav	X. ΓΑΡΓΑΝΟΥΡΑΚΗΣ 36 14 Ο ΘΑΝΑΤΟΣ ΤΟΥ ΛΟΓΙΟΥ	30 sec.	".au" [NeXT/Sun(Java) - PCM	22,05 KHz	352 Kbps	16 bit mono

Class	File name	Track name	Length	File type	Sample	Bit rate	Bit depth
"sousta"	sousta.0001.wav	08 - Aropse mousafiris sou [Soysta]	30 sec.	".au" [NeXT/Sun(Java) - PCM	22,05 KHz	352 Kbps	16 bit mono
"sousta"	sousta.0002.wav	Alekos Karavitis 06 Sousta Rethemniotiki	30 sec.	".au" [NeXT/Sun(Java) - PCM	22,05 KHz	352 Kbps	16 bit mono
"sousta"	sousta.0003.wav	Garganourakhs Xaralampos 2-08 Sousta	30 sec.	".au" [NeXT/Sun(Java) - PCM	22,05 KHz	352 Kbps	16 bit mono
"sousta"	sousta.0004.wav	katsamas basilis zaxarioudakis astrinos ΣΟΥΣΤΑ	30 sec.	".au" [NeXT/Sun(Java) - PCM	22,05 KHz	352 Kbps	16 bit mono
"sousta"	sousta.0005.wav	Manolis Lagos 12 Agiovasiliotiki sousta	30 sec.	".au" [NeXT/Sun(Java) - PCM	22,05 KHz	352 Kbps	16 bit mono
"sousta"	sousta.0006.wav	Nikos Kyriakakis - Me poio dikaiwma 11. Σούστα 3.20	30 sec.	".au" [NeXT/Sun(Java) - PCM	22,05 KHz	352 Kbps	16 bit mono
"sousta"	sousta.0007.wav	ΣΤΕΦΑΝΑΚΗΣ ΤΡΙΑΝ 21.Λουλούδι Είναι Ο Έρωτας(Σούστα)	30 sec.	".au" [NeXT/Sun(Java) - PCM	22,05 KHz	352 Kbps	16 bit mono
"sousta"	sousta.0008.wav	ΑΛΕΞΑΝΔΡΟΣ ΠΑΠΑΔΑΚΗΣ 13. ΣΟΥΣΤΑ	30 sec.	".au" [NeXT/Sun(Java) - PCM	22,05 KHz	352 Kbps	16 bit mono
"sousta"	sousta.0009.wav	ΒΑΣΙΛΗΣ ΣΚΟΥΛΑΣ 15 ΣΟΥΣΤΑ	30 sec.	".au" [NeXT/Sun(Java) - PCM	22,05 KHz	352 Kbps	16 bit mono
"sousta"	sousta.0010.wav	ΖΩΙΔΑΚΗΣ ΝΙΚΟΣ 24 - ΣΟΥΣΤΑ	30 sec.	".au" [NeXT/Sun(Java) - PCM	22,05 KHz	352 Kbps	16 bit mono
"sousta"	sousta.0011.wav	ΜΠΑΡΙΤΑΝΤΩΝΑΚΗΣ ΣΟΥΣΤΑ ΓΕΡΑΠΕΤΡΙΤΙΚΗ	30 sec.	".au" [NeXT/Sun(Java) - PCM	22,05 KHz	352 Kbps	16 bit mono
"sousta"	sousta.0012.wav	Nikos Manioudakis Σούστα	30 sec.	".au" [NeXT/Sun(Java) - PCM	22,05 KHz	352 Kbps	16 bit mono
"sousta"	sousta.0013.wav	ΝΙΚΟΣ ΞΥΛΟΥΡΗΣ 08 - Aropse mousafiris sou_Soysta	30 sec.	".au" [NeXT/Sun(Java) - PCM	22,05 KHz	352 Kbps	16 bit mono
"sousta"	sousta.0014.wav	ΣΟΥΣΤΑ [ΚΟΥΦΑΛΙΤΑΚΗΣ Γ]	30 sec.	".au" [NeXT/Sun(Java) - PCM	22,05 KHz	352 Kbps	16 bit mono
"sousta"	sousta.0015.wav	ΣΟΥΣΤΑ[ΠΑΡΑΤΗΞΕ ΤΑ ΠΕΙΣΜΑΤΑ] [ΠΑΠΑΔΑΚΗΣ Γ]	30 sec.	".au" [NeXT/Sun(Java) - PCM	22,05 KHz	352 Kbps	16 bit mono
"sousta"	sousta.0016.wav	ΣΟΥΣΤΑ[ΠΟΛΥ ΚΑΙΡΟ ΧΑ ΝΑ ΣΕ ΔΩ] [ΚΛΑΔΟΣ Λ-ΣΚΟΥΛΑΣ Δ]	30 sec.	".au" [NeXT/Sun(Java) - PCM	22,05 KHz	352 Kbps	16 bit mono
"sousta"	sousta.0017.wav	ΣΟΥΣΤΑ[ΧΙΛΙΩ ΛΟΓΩ ΜΕΤΑΦΡΑΣΗ] [ΚΑΚΛΗΣ-ΡΟΔΑΜΑΝΘΟΣ]	30 sec.	".au" [NeXT/Sun(Java) - PCM	22,05 KHz	352 Kbps	16 bit mono
"sousta"	sousta.0018.wav	ΣΟΥΣΤΑ [ΠΑΣΠΑΡΑΚΗΣ Β ΣΤΑΥΡΑΚΑΚΗΣ]	30 sec.	".au" [NeXT/Sun(Java) - PCM	22,05 KHz	352 Kbps	16 bit mono
"sousta"	sousta.0019.wav	ΣΟΥΣΤΑ [ΑΝΑΣΤΑΣΑΚΗΣ-ΣΗΦΑΚΗΣ]	30 sec.	".au" [NeXT/Sun(Java) - PCM	22,05 KHz	352 Kbps	16 bit mono
"sousta"	sousta.0020.wav	ΣΟΥΣΤΑ [ΓΩΝΙΑΝΑΚΗΣ ΝΙΚΟΣ]	30 sec.	".au" [NeXT/Sun(Java) - PCM	22,05 KHz	352 Kbps	16 bit mono
"sousta"	sousta.0021.wav	ΣΟΥΣΤΑ [ΖΟΥΜΠΟΥΛΑΚΗΣ ΚΩΣ]	30 sec.	".au" [NeXT/Sun(Java) - PCM	22,05 KHz	352 Kbps	16 bit mono
"sousta"	sousta.0022.wav	ΣΟΥΣΤΑ [ΚΑΡΑΓΙΩΡΓΗΣ-ΖΩΙΔΑΚΗΣ]	30 sec.	".au" [NeXT/Sun(Java) - PCM	22,05 KHz	352 Kbps	16 bit mono
"sousta"	sousta.0023.wav	ΣΟΥΣΤΑ [Μ.ΑΛΕΞΑΚΗΣ]	30 sec.	".au" [NeXT/Sun(Java) - PCM	22,05 KHz	352 Kbps	16 bit mono
"sousta"	sousta.0024.wav	ΣΟΥΣΤΑ [ΜΑΡΓΑΡΙΤΗΣ ΜΑΝ-ΧΑΧΑΡΙΔΑΚΗΣ ΓΙΑΝ]	30 sec.	".au" [NeXT/Sun(Java) - PCM	22,05 KHz	352 Kbps	16 bit mono
"sousta"	sousta.0025.wav	ΣΟΥΣΤΑ [ΜΑΡΟΥΛΗΣ ΠΕΤΡΟΣ]	30 sec.	".au" [NeXT/Sun(Java) - PCM	22,05 KHz	352 Kbps	16 bit mono
"sousta"	sousta.0026.wav	ΣΟΥΣΤΑ [Μ-Ν ΑΛΕΦΑΝΤΙΝΟΣ]	30 sec.	".au" [NeXT/Sun(Java) - PCM	22,05 KHz	352 Kbps	16 bit mono
"sousta"	sousta.0027.wav	ΣΟΥΣΤΑ [ΝΤΑΓΑΚΗ ΓΕΩΡΓΙΑ-ΠΥΡΟΒΟΛΑΚΗΣ]	30 sec.	".au" [NeXT/Sun(Java) - PCM	22,05 KHz	352 Kbps	16 bit mono
"sousta"	sousta.0028.wav	ΣΟΥΣΤΑ [ΠΑΛΑΙΝΑ ΣΕΦΕΡΙΑ]	30 sec.	".au" [NeXT/Sun(Java) - PCM	22,05 KHz	352 Kbps	16 bit mono
"sousta"	sousta.0029.wav	ΣΟΥΣΤΑ [ΣΚΟΥΛΑΣ Μ]	30 sec.	".au" [NeXT/Sun(Java) - PCM	22,05 KHz	352 Kbps	16 bit mono
"sousta"	sousta.0030.wav	ΣΟΥΣΤΑ [ΣΤ-ΒΑΣΙΛΑΚΗΣ]	30 sec.	".au" [NeXT/Sun(Java) - PCM	22,05 KHz	352 Kbps	16 bit mono
"sousta"	sousta.0031.wav	ΣΟΥΣΤΑ [ΣΤΕΦΑΝΑΚΗΣ ΜΑΝ]	30 sec.	".au" [NeXT/Sun(Java) - PCM	22,05 KHz	352 Kbps	16 bit mono
"sousta"	sousta.0032.wav	ΣΟΥΣΤΑ [ΣΤΕΦΑΝΑΚΗΣ ΠΑΝΤΕΛΗΣ]	30 sec.	".au" [NeXT/Sun(Java) - PCM	22,05 KHz	352 Kbps	16 bit mono
"sousta"	sousta.0033.wav	ΣΟΥΣΤΑ [ΤΣΑΚΑΛΑΚΗΣ ΝΑΠ]	30 sec.	".au" [NeXT/Sun(Java) - PCM	22,05 KHz	352 Kbps	16 bit mono
"sousta"	sousta.0034.wav	ΣΟΥΣΤΑ-ΑΝΕ ΠΕΘΑΝΩ ΑΠΟ ΚΡΑΣΙ [ΚΑΡΠΟΥΖΑΚΗΣ ΑΡΗΣ]	30 sec.	".au" [NeXT/Sun(Java) - PCM	22,05 KHz	352 Kbps	16 bit mono
"sousta"	sousta.0035.wav	ΣΟΥΣΤΑ-ΕΙΣΕ ΚΕΡΙ ΚΑΙ ΕΙΜΑΙ ΦΩΤΙΑ [ΜΕΛΕΣΑΝΑΚΗΣ Ζ - ΤΣΑΦΑΝΤΑΚΗΣ Β]	30 sec.	".au" [NeXT/Sun(Java) - PCM	22,05 KHz	352 Kbps	16 bit mono
"sousta"	sousta.0036.wav	ΣΟΥΣΤΑ-Η ΒΙΟΛΑ ΤΟΥ ΚΑΣΤΡΟΥ [ΒΑΣΙΛΑΚΗΣ ΣΤΕΛ]	30 sec.	".au" [NeXT/Sun(Java) - PCM	22,05 KHz	352 Kbps	16 bit mono
"sousta"	sousta.0037.wav	ΣΟΥΣΤΑ-ΚΑΚΟ ΚΥΝΗΓΙ [ΣΗΦΟΓΙΩΡΓΑΚΗΣ ΣΠ]	30 sec.	".au" [NeXT/Sun(Java) - PCM	22,05 KHz	352 Kbps	16 bit mono
"sousta"	sousta.0038.wav	ΣΟΥΣΤΑ-ΚΡΑΣΙ ΣΤΗ ΛΙΓΝΗ [ΖΩΙΔΑΚΗΣ ΝΙΚ]	30 sec.	".au" [NeXT/Sun(Java) - PCM	22,05 KHz	352 Kbps	16 bit mono
"sousta"	sousta.0039.wav	ΣΟΥΣΤΑ-ΛΟΥΛΟΥΔΙ ΕΙΝΑΙ Ο ΕΡΩΤΑΣ [ΣΤΕΦΑΝΑΚΗΣ ΤΡΙΑΝΤΑΦΥΛΛΟΣ]	30 sec.	".au" [NeXT/Sun(Java) - PCM	22,05 KHz	352 Kbps	16 bit mono
"sousta"	sousta.0040.wav	ΣΟΥΣΤΑ-ΛΟΥΛΟΥΔΙ ΜΟΧΟΜΥΡΙΣΤΟ [ΓΟΥΝΑΚΗΣ ΣΤΡΑΤΟΣ]	30 sec.	".au" [NeXT/Sun(Java) - PCM	22,05 KHz	352 Kbps	16 bit mono
"sousta"	sousta.0041.wav	ΣΟΥΣΤΑ-ΜΕΣ ΣΤΟ ΛΙΟΠΥΡΙ ΤΟΥ ΣΕΒΝΤΑ [ΠΑΝΤΕΡΜΑΚΗΣ ΓΙΩΡ Κ ΧΑΡΗΣ]	30 sec.	".au" [NeXT/Sun(Java) - PCM	22,05 KHz	352 Kbps	16 bit mono
"sousta"	sousta.0042.wav	ΣΟΥΣΤΑ-ΜΟΙΑΖΕΙ Η ΜΑΤΙΑ ΣΟΥ ΣΙΔΕΡΟ [ΚΑΡΠΟΥΤΖΑΚΗΣ ΜΑΝ]	30 sec.	".au" [NeXT/Sun(Java) - PCM	22,05 KHz	352 Kbps	16 bit mono
"sousta"	sousta.0043.wav	ΣΟΥΣΤΑ-ΝΑ ΣΕ ΘΩΡΩ ΝΑ ΚΑΙΓΕΣ [ΒΑΡΔΑΣ ΖΑΧ]	30 sec.	".au" [NeXT/Sun(Java) - PCM	22,05 KHz	352 Kbps	16 bit mono
"sousta"	sousta.0044.wav	ΣΟΥΣΤΑ-ΟΛΟΣ Ο ΚΟΣΜΟΣ ΣΤΟ ΧΟΡΟ [ΚΟΥΦΑΛΙΤΑΚΗΣ Γ]	30 sec.	".au" [NeXT/Sun(Java) - PCM	22,05 KHz	352 Kbps	16 bit mono
"sousta"	sousta.0045.wav	ΣΟΥΣΤΑ-ΟΜΟΡΦΟ ΠΟΥΝΕ Ν' ΑΓ ΑΠΑΣ [ΣΑΛΟΥΣΤΡΟΣ ΠΑΝ]	30 sec.	".au" [NeXT/Sun(Java) - PCM	22,05 KHz	352 Kbps	16 bit mono
"sousta"	sousta.0046.wav	ΣΟΥΣΤΑ-ΟΥΤΕ ΠΑΠΑΣ ΔΕΝ ΘΑ ΒΡΕΘΕΙ(LIVE) [ΚΑΚΛΗΣ ΜΑΝ-ΒΕΝΙΑΝΑΚΗΣ ΝΙΚΟΣ]	30 sec.	".au" [NeXT/Sun(Java) - PCM	22,05 KHz	352 Kbps	16 bit mono
"sousta"	sousta.0047.wav	ΣΟΥΣΤΑ-ΡΕΘΥΜΙΩΤΙΚΗ [Ν ΞΥΛΟΥΡΗΣ]	30 sec.	".au" [NeXT/Sun(Java) - PCM	22,05 KHz	352 Kbps	16 bit mono
"sousta"	sousta.0048.wav	ΣΟΥΣΤΑ-ΣΤΗ ΓΛΩΣΣΑ ΤΗ ΣΙΩΠΗΣ ΜΙΛΩ [ΖΩΙΔΑΚΗΣ ΝΙΚ]	30 sec.	".au" [NeXT/Sun(Java) - PCM	22,05 KHz	352 Kbps	16 bit mono
"sousta"	sousta.0049.wav	ΣΟΥΣΤΑ-ΧΟΡΕΥΕ ΣΟΥΣΤΑ ΚΟΠΕΛΙΑ [ΣΗΦΟΓΙΩΡΓΑΚΗΣ ΣΠ]	30 sec.	".au" [NeXT/Sun(Java) - PCM	22,05 KHz	352 Kbps	16 bit mono
"sousta"	sousta.0050.wav	ΤΑ ΧΡΟΝΙΑ ΠΑΝΕ ΚΙ ΕΡΧΟΝΤΑΙ ΣΟΥΣΤΑ ΜΟΥΝΤΑΚΗΣ	30 sec.	".au" [NeXT/Sun(Java) - PCM	22,05 KHz	352 Kbps	16 bit mono

Class	File name	Track name	Length	File type	Sample	Bit rate	Bit depth
"syrtos"	syrtos.0001.wav	Alekos Karavitis 07 Syrtos Rizitikos	30 sec.	".au" [NeXT/Sun(Java) - PCM	22,05 KHz	352 Kbps	16 bit mono
"syrtos"	syrtos.0002.wav	Baggelis Pytharoulis - ajemethisa xoris na pio b)san to	30 sec.	".au" [NeXT/Sun(Java) - PCM	22,05 KHz	352 Kbps	16 bit mono
"syrtos"	syrtos.0003.wav	Bakakis Dhmhtrhs 02 - Barypetranios syrtos	30 sec.	".au" [NeXT/Sun(Java) - PCM	22,05 KHz	352 Kbps	16 bit mono
"syrtos"	syrtos.0004.wav	BAMBOYKAKHS GIAN-STO AGGIGMA TOY FEGGARIOY 01. O ΠΡΟΣΚΥΝΗΤΗΣ	30 sec.	".au" [NeXT/Sun(Java) - PCM	22,05 KHz	352 Kbps	16 bit mono
"syrtos"	syrtos.0005.wav	D.PASPARAKHS 01 - Lene polloi pws ama klais (syrtos)	30 sec.	".au" [NeXT/Sun(Java) - PCM	22,05 KHz	352 Kbps	16 bit mono
"syrtos"	syrtos.0006.wav	Dermitziogiannis 04 Syrtos Haniotikos	30 sec.	".au" [NeXT/Sun(Java) - PCM	22,05 KHz	352 Kbps	16 bit mono
"syrtos"	syrtos.0007.wav	DHMHTRHS BAKAKHS 01 - Metaksodermatenia mou (syrtos)	30 sec.	".au" [NeXT/Sun(Java) - PCM	22,05 KHz	352 Kbps	16 bit mono
"syrtos"	syrtos.0008.wav	Garganourakhs Xaralamos 2-16 Syrta Rodinou	30 sec.	".au" [NeXT/Sun(Java) - PCM	22,05 KHz	352 Kbps	16 bit mono
"syrtos"	syrtos.0009.wav	Giorgis Kalogridis 04 Syrtos Irakliotikos	30 sec.	".au" [NeXT/Sun(Java) - PCM	22,05 KHz	352 Kbps	16 bit mono
"syrtos"	syrtos.0010.wav	Kallerghs Kyriakos - Panta to dakry syntrofia	30 sec.	".au" [NeXT/Sun(Java) - PCM	22,05 KHz	352 Kbps	16 bit mono
"syrtos"	syrtos.0011.wav	L.KLADOS-M.KAKLHS 01 - Poio kyma fernei th xara (syrtos)	30 sec.	".au" [NeXT/Sun(Java) - PCM	22,05 KHz	352 Kbps	16 bit mono
"syrtos"	syrtos.0012.wav	M.ALEKSAKHS-F.XALKIADAKHS 01 - Krypse kardia to pono sou (Syrtos)	30 sec.	".au" [NeXT/Sun(Java) - PCM	22,05 KHz	352 Kbps	16 bit mono
"syrtos"	syrtos.0013.wav	Manolis Mantadakis - Syrta	30 sec.	".au" [NeXT/Sun(Java) - PCM	22,05 KHz	352 Kbps	16 bit mono
"syrtos"	syrtos.0014.wav	MAZOKOPAKHS ANTWNHS 01 - Koursaros (syrtos)	30 sec.	".au" [NeXT/Sun(Java) - PCM	22,05 KHz	352 Kbps	16 bit mono
"syrtos"	syrtos.0015.wav	MELESANAKHS-TSAFANTAKHS 02 - Komatia na me kanounε (syrtos)	30 sec.	".au" [NeXT/Sun(Java) - PCM	22,05 KHz	352 Kbps	16 bit mono
"syrtos"	syrtos.0016.wav	Mountakis Kwstas 06-Kalia Tha Valw Th Zwh (Surto)	30 sec.	".au" [NeXT/Sun(Java) - PCM	22,05 KHz	352 Kbps	16 bit mono
"syrtos"	syrtos.0017.wav	MOYNTAKHS KWSTAS 08 - Rethemniwtikos syrtos	30 sec.	".au" [NeXT/Sun(Java) - PCM	22,05 KHz	352 Kbps	16 bit mono
"syrtos"	syrtos.0018.wav	Nikos Kyriakakis - Me poio dikaiwma 01. Μη μου μιλείς για τον σεβντά (Συρτός)	30 sec.	".au" [NeXT/Sun(Java) - PCM	22,05 KHz	352 Kbps	16 bit mono
"syrtos"	syrtos.0019.wav	P.SALOYSTROS 08 - Prwtos syrtos	30 sec.	".au" [NeXT/Sun(Java) - PCM	22,05 KHz	352 Kbps	16 bit mono
"syrtos"	syrtos.0020.wav	PAPADAKHS G - LIVE STON AXENTRIA 04-Με το δικό σου το σεβντά (συρτά)	30 sec.	".au" [NeXT/Sun(Java) - PCM	22,05 KHz	352 Kbps	16 bit mono
"syrtos"	syrtos.0021.wav	RODAMANTHOS-KAKLHS 01 - Sto riziko mou epistepsa (syrtos)	30 sec.	".au" [NeXT/Sun(Java) - PCM	22,05 KHz	352 Kbps	16 bit mono
"syrtos"	syrtos.0022.wav	Rodinos & Mpaxevanis 10 Ela san eheis orexi (Syrtos Apokoronas)	30 sec.	".au" [NeXT/Sun(Java) - PCM	22,05 KHz	352 Kbps	16 bit mono
"syrtos"	syrtos.0023.wav	ROSS DALY--o kyklos sto stayrodromi 02 - Συρτά Του Κ.Μουντάκη	30 sec.	".au" [NeXT/Sun(Java) - PCM	22,05 KHz	352 Kbps	16 bit mono
"syrtos"	syrtos.0024.wav	SGOYROS DHMHTRHS ARA KAI POY 9. Το πεθόμιο (συρτό)	30 sec.	".au" [NeXT/Sun(Java) - PCM	22,05 KHz	352 Kbps	16 bit mono
"syrtos"	syrtos.0025.wav	STEFANAKHS TRIAN - XROMA APO TRIANTAFYLLO 14.Με Το Θεό Σε Σύγκρινα(Συρτός)	30 sec.	".au" [NeXT/Sun(Java) - PCM	22,05 KHz	352 Kbps	16 bit mono
"syrtos"	syrtos.0026.wav	Stelios Foustalieris 05 Syrtos protos	30 sec.	".au" [NeXT/Sun(Java) - PCM	22,05 KHz	352 Kbps	16 bit mono
"syrtos"	syrtos.0027.wav	Thanasis Skordalos 02 Ston amathion sou ti fotia (syrtos Amariotikos)	30 sec.	".au" [NeXT/Sun(Java) - PCM	22,05 KHz	352 Kbps	16 bit mono
"syrtos"	syrtos.0028.wav	Xarilaos Kareklas Stravos Papadogiannis Mountakis 04 Haniotikos syrtos (Harilaos)	30 sec.	".au" [NeXT/Sun(Java) - PCM	22,05 KHz	352 Kbps	16 bit mono
"syrtos"	syrtos.0029.wav	XRONAKHS KOSTHS 01 - ΞΕΠΙΕΤΑΣΑΡΙΚΟ ΠΟΥΛΙ	30 sec.	".au" [NeXT/Sun(Java) - PCM	22,05 KHz	352 Kbps	16 bit mono
"syrtos"	syrtos.0030.wav	ΑΛΕΞΑΚΗΣ ΜΑΝΩΛΗΣ 02. Αναθεμα σε μοιρα μου	30 sec.	".au" [NeXT/Sun(Java) - PCM	22,05 KHz	352 Kbps	16 bit mono
"syrtos"	syrtos.0031.wav	ΑΛΕΞΑΝΔΡΟΣ ΠΑΠΑΔΑΚΗΣ 07. ΣΥΡΤΑ ΤΖΕΚΑ	30 sec.	".au" [NeXT/Sun(Java) - PCM	22,05 KHz	352 Kbps	16 bit mono
"syrtos"	syrtos.0032.wav	ΒΑΣΙΛΗΣ ΣΚΟΥΛΑΣ 13 ΣΥΡΤΟ ΡΕΘΕΜΝΙΩΤΙΚΟ	30 sec.	".au" [NeXT/Sun(Java) - PCM	22,05 KHz	352 Kbps	16 bit mono
"syrtos"	syrtos.0033.wav	ΒΟΤΑΝΙ ΑΗΣΜΟΝΙΑΣ ΖΗΤΩ(Συρτός)	30 sec.	".au" [NeXT/Sun(Java) - PCM	22,05 KHz	352 Kbps	16 bit mono
"syrtos"	syrtos.0034.wav	Δραμουντάνης Αγγλέας 08.Το ξηροστεριανό νερό (συρτός)	30 sec.	".au" [NeXT/Sun(Java) - PCM	22,05 KHz	352 Kbps	16 bit mono
"syrtos"	syrtos.0035.wav	Ζαχαρίας Μελεσσανακης - Prwtos syrtos	30 sec.	".au" [NeXT/Sun(Java) - PCM	22,05 KHz	352 Kbps	16 bit mono
"syrtos"	syrtos.0036.wav	ΖΕΡΒΑΚΗΣ ΓΙΩΡΓΟΣ 01. ΜΕ ΤΗΝ ΑΝΑΜΝΗΣΗ ΣΟΥ ΖΩ	30 sec.	".au" [NeXT/Sun(Java) - PCM	22,05 KHz	352 Kbps	16 bit mono
"syrtos"	syrtos.0037.wav	ΖΩΙΔΑΚΗΣ ΝΙΚΟΣ 04.Τα μαύρα (συρτός)	30 sec.	".au" [NeXT/Sun(Java) - PCM	22,05 KHz	352 Kbps	16 bit mono
"syrtos"	syrtos.0038.wav	ΜΑΝΙΑΣ ΝΙΚΟΣ - 2 Ρεθεμνιωτικός συρτός	30 sec.	".au" [NeXT/Sun(Java) - PCM	22,05 KHz	352 Kbps	16 bit mono
"syrtos"	syrtos.0039.wav	ΜΑΝΩΛΗΣ ΛΑΓΟΣ - ΒΑΓΓΕΛΗΣ ΤΣΑΦΑΝΤΑΚΗΣ 01 ΠΑΠΑΔΟΠΟΥΛΑ(ΣΥΡΤΟΣ)	30 sec.	".au" [NeXT/Sun(Java) - PCM	22,05 KHz	352 Kbps	16 bit mono
"syrtos"	syrtos.0040.wav	ΜΑΝΩΛΙΟΥΔΗΣ ΓΙΩΡΓΗΣ 04. ΕΙΝΑΙ ΣΤΗΓΜΕΣ (ΣΥΡΤΟ)	30 sec.	".au" [NeXT/Sun(Java) - PCM	22,05 KHz	352 Kbps	16 bit mono
"syrtos"	syrtos.0041.wav	Μέξ Του Σεβντά Την Ζάλη(1)	30 sec.	".au" [NeXT/Sun(Java) - PCM	22,05 KHz	352 Kbps	16 bit mono
"syrtos"	syrtos.0042.wav	ΝΕΚΤΑΡΙΟΣ ΑΤΣΑΛΑΚΗΣ 01 ΗΡΘΕΣ ΚΙ ΑΠΟΨΕ	30 sec.	".au" [NeXT/Sun(Java) - PCM	22,05 KHz	352 Kbps	16 bit mono
"syrtos"	syrtos.0043.wav	ΝΕΚΤΑΡΙΟΣ ΣΑΜΟΛΗΣ 03-Τ ΑΣΤΡΑ ΘΩΡΩ-ΜΑΚΡΥΑ ΠΟ ΜΕΝΑ-ΣΥΡΤΟΣ	30 sec.	".au" [NeXT/Sun(Java) - PCM	22,05 KHz	352 Kbps	16 bit mono
"syrtos"	syrtos.0044.wav	ΝΙΚΟΣ ΚΑΡΑΝΤΙΝΑΚΗΣ 04. ΣΤΑ ΔΥΟ ΣΟΥ ΧΕΡΙΑ (ΣΥΡΤΟΣ)	30 sec.	".au" [NeXT/Sun(Java) - PCM	22,05 KHz	352 Kbps	16 bit mono
"syrtos"	syrtos.0045.wav	ΝΙΚΟΣ ΞΥΛΟΥΡΗΣ 04 - Mia Pantremeni Agapw (Filentem) [Syrtos]	30 sec.	".au" [NeXT/Sun(Java) - PCM	22,05 KHz	352 Kbps	16 bit mono
"syrtos"	syrtos.0046.wav	ΠΕΤΡΟΣ ΣΑΡΙΑΔΑΚΗΣ 05 ΣΠΙΘΑ.(Συρτό)	30 sec.	".au" [NeXT/Sun(Java) - PCM	22,05 KHz	352 Kbps	16 bit mono
"syrtos"	syrtos.0047.wav	ΠΕΤΡΟΣ ΣΑΡΙΑΔΑΚΗΣ 10 ΜΙΛΑ ΚΑΡΔΙΑ ΜΟΥ.(Συρτό)	30 sec.	".au" [NeXT/Sun(Java) - PCM	22,05 KHz	352 Kbps	16 bit mono
"syrtos"	syrtos.0048.wav	ΣΚΑΛΙΑΔΗΣ ΓΙΑΝΝΗΣ 03 ΣΥΡΤΟΣ	30 sec.	".au" [NeXT/Sun(Java) - PCM	22,05 KHz	352 Kbps	16 bit mono
"syrtos"	syrtos.0049.wav	ΧΑΛΑΣΕ Ο ΚΟΣΜΟΣ (ΣΥΡΤΟΣ)	30 sec.	".au" [NeXT/Sun(Java) - PCM	22,05 KHz	352 Kbps	16 bit mono
"syrtos"	syrtos.0050.wav	ΨΑΡΑΝΤΩΝΗΣ 07 - ΣΥΡΤΟΣ	30 sec.	".au" [NeXT/Sun(Java) - PCM	22,05 KHz	352 Kbps	16 bit mono

Βιβλιογραφικές αναφορές

- Ahrendt P. H., Kai L, Music Genre Classification Systems - A Computational Approach, (IMM-PHD-2006-164), p 11-18, 2006
- Benetos, E., and Kotropoulos, C., A tensor-based approach for automatic music genre classification, in Proc. European Signal Processing Conference, Lausanne, Switzerland, 2008
- Bergstra, J., Casagrande, N., Erhan, D., Eck, D., Kegl, B., Aggregate features and AdaBoost for music classification, Machine Learning, Vol. 65, No. 2-3, pp. 473-484, 2006
- Bernal, J., Data Mining and Cross-Validation over distributed / grid enabled networks: current state of the art Introduction to Data Mining, Florida Atlantic University, Spring, 2008
- Carlos, N., Silla, Jr., Celso, A., Kaestner, A., Koerich, A., Automatic Music Genre Classification Using Ensemble of Classifiers, Tenth IEEE International Symposium on Multimedia
- Fletcher, H. and Munson, W.A., Loudness, its definition, measurement and calculation, Journal of the Acoustic Society of America 5, pp. 82-108, 1933
- Fukunaga, K., Introduction to Statistical Pattern Recognition, Second Edition, Academic Press, 2nd edition, October 1990
- Gjerdingen, R., & Perrott, D. (2008). Scanning the dial: the rapid recognition of music genres. Journal of New Music Research. Vol. 37 (2).
- Grey J. M., Gordon J. W., Perceptual effects of spectral modifications on musical timbres. Journal of the Acoustical Society of America 63 (5), p 1493–1500, 1978
- Guaus, E., Universitat Pompeu Fabra, Audio content processing for automatic music genre classification: descriptors, databases and classifiers, Doctor per la Universitat Pompeu Fabra, 2009
- Hartmann, M. A., University of Jyväskylä, Testing a spectral-based feature set for audio genre classification, Master's Thesis, 2011
- Haykin, S., Neural Networks, A Comprehensive Foundation. Prentice Hall International, Inc, New Jersey. pp. 23-59, 1999
- Heittola, T., Tampere University of Technology Department of Information Technology, Automatic Classification of Music Signals, Master of Science Thesis, 2003
- Holzapfel, A., University of Crete, Similarity methods for computational ethnomusicology, Ph.D Thesis, 2010
- Howard, D., Angus, J., Acoustics and Psychoacoustics, 4th edition, Focal Press, pp. 235-236, 2009
- Jehan, T., Creating Music by Listening, MASSACHUSETTS INSTITUTE OF TECHNOLOGY, PhD Thesis, pp. 85, figure 5-4, 2005
- Kirss, P., University of Jyväskylä, Music, Mind and Technology, Master's Thesis, 2007

- Kosina, K., Music genre recognition, Tech. Rep., Fachhochschul Hagenberg, 2002
- Lampropoulos, A., Lampropoulou, P., Tsihrantzis, G., MUSICAL GENRE CLASSIFICATION ENHANCED BY IMPROVED SOURCE SEPARATION TECHNIQUES, University of Piraeus Department of Informatics
- Lambrou, T., Kudumakis, P., Sandler, M., Speller, R., and Linney, A. Classification of audio signals using statistical features on time and wavelet transform domains. In IEEE ICASSP, 1998
- Laurier, C., Universitat Pompeu Fabra, Automatic Classification of Musical Mood by Content Based Analysis, Tesi Doctoral Upf, 2011
- Lerch A., "An introduction to audio content analysis: applications in signal processing and music informatics", 1st Edition, Published by John Wiley & Sons, , Chapter 3.3, p 42-45, 2012
- Li, T., Ogihara, M., and Li, Q., A comparative study on content-based music genre classification, in Proc. 26th Annual International ACM SIGIR Conf. on Research and Development in Information Retrieval, Toronto, Canada, 2003
- Lidy, T., and Rauber, A., Evaluation of feature extractors and psycho-acoustic transformations for music genre classification, in Proc. Sixth Int. Symp. on Music Information Retrieval, London, UK, 2005
- Li, T., Tzanetakis, G., Factors in automatic musical genre classification of audio signals. In Workshop on Applications of Signal Processing to Audio and Acoustics IEEE., pp. 143–146, 2003
- Lippens, S., Martens, J.P., and De Mulder, T., A comparison of human and automatic musical genre classification. Proceedings of the IEEE (ICASSP), 2004
- Logan, B., Mel Frequency cepstral coefficients for music modeling, ISMIR, 2000
- Mandel M., Ellis D., Song-level features and support vector machines for music classification. In Int. Conf on MIR ISMIR-05, 2005
- Mandel, M., Ellis, D., Labrosas: audio music similarity and classification submissions" Music Information Retrieval Information Exchange (MIREX), 2007.
- McKay, C., Fujinaga, I., Automatic genre classification using large high-level musical feature sets. In ISMIR, pp 525–530, 2004
- McKay, C., Music Technology Area Department of Music Research Schulich School Of Music McGill University, Montreal, Automatic Music Classification with jMir, Ph.D Thesis, 2010
- McKinney, M., & Vallet, F., Perceptual constraints for automatic vocal detection in music recordings, in Proc. of the third Conference on Interdisciplinary Musicology (CIM07)
- Michie, D., Spiegelhalter, D.J., and Taylor, C.C., Machine Learning, Neural and Statistical Classification, Ellis Horwood, New York, 1994
- Moore, A., Cross-validation for detecting and preventing overfitting, School of Computer Science Carnegie Mellon University

Moore, B., *An Introduction to the Psychology of Hearing*, 6th Edition, 2003

Moore, B., *Cochlear Hearing Loss*, London, Whurr Publishers Ltd, 1998

Mporas, I., Ganchev, T., Zervas, P., Fakotakis, N., Recognition of Greek Phonemes Using Support Vector Machines, *Advances in Artificial Intelligence, Lecture Notes in Computer Science* Volume 3955, pp. 290-300, 2006

Oppenheim, A.V., and R.W. Schaffer, *Discrete-Time Signal Processing*, Prentice-Hall, 2nd Edition, pp. 468-470

Pampalk, E., Flexer, A., Widmer, G., Improvements of audio based music similarity and genre classification, in *Proc. Sixth Int. Symp. Music Information Retrieval*, pp. 628-633, 2005

Pampalk E., *Music Similarity Report*, Information Society Technologic, pp. 50-51, 2005

Perrott, D., & Gjerdingen, R., Scanning the dial: An exploration of factors in the identification of musical style, *Society for Music Perception and Cognition*, 1999

Pye, D., Content-based methods for the management of digital music. In *Proceedings of the IEEE International Conference on Acoustics, Speech, and Signal Processing (ICASSP)*, volume 6, pp. 2437–2440, vol.4, 2000

Quinlan J. Ross : “C4.5 : programs for Machine Learning”, Morgan Kaufmann Publishers, 1993.

Rabiner, L. R., Juang, B., *Fundamental of Speech Recognition*.Prentice Hall, 1993

Rodriguez, J., Kuncheva, L., Alonso, C., Rotation Forest: A New Classifier Ensemble Method, *IEEE TRANSACTIONS ON PATTERN ANALYSIS AND MACHINE INTELLIGENCE*, VOL. 28, NO. 10, OCTOBER 2006, pp. 1619-1630

STEVENS, S. S., VOLKMANN, J., & NEWMAN, E. B., A scale for the measurement of the psychological magnitude of pitch. *Journal of the Acoustical Society of America*, volume 8, Issue 3, pp. 185-190, 1937

Syed, A. K., *The Discrete Cosine Transform. (DCT): Theory and Application 1*, Department of Electrical & Computer Engineering. Michigan State University, pp 4-6, 2003

Tzanetakis G., Cook P., Sound analysis using mpeg-compressed audio. In *Proceedings of the International Conference on Audio, Speech and Signal Processing*, 2000

Tzanetakis, G., Cook, P., Musical genre classification of audio signal, *IEEE Transactions Speech and Audio Processing*, Vol. 10, No. 3, pp. 293-302, 2002

Tzanetakis, G., Li, T., *FACTORS IN AUTOMATIC MUSICAL GENRE CLASSIFICATION OF AUDIO SIGNALS*, *IEEE Workshop on Applications of Signal Processing to Audio and Acoustics*, 2003

Tzanetakis, G., *MARSYAS SUBMISSIONS TO MIREX 2009*

Tzanetakis, G., *MARSYAS-0.2: a case study in implementing Music Information Retrieval Systems*”, Department of Computer Science, University of Victoria

West, M., Muller, P., and Escobar, M. D., Hierarchical priors and mixture models with applications in regression and density estimation. In P. R. Freeman and A. F. M. Smith (editors), *Aspects of Uncertainty*, pp. 363–386. John Wiley, 1994

Wold, E., Blum, T., Keislar, D., and Wheaton, J. Content-based classification, search and retrieval of audio. *IEEE Multimedia* 3, pp. 27–36, 1996

Xu, C., Maddage, N.C., Shao, X., Cao, F., and Tian, Q., Musical genre classification using support vector machines. In *IEEE International Conference on Acoustics, Speech, and Signal Processing (ICASSP)*, volume 5, pages 429–432, 2003

Zervas, P., Fakotakis, N., Kokkinakis, G., Development and evaluation of a prosodic database for Greek speech synthesis and research, *Journal of Quantitative Linguistics*. 15 (2), pp. 154-184, 2008

Αντουράκης Γ., Κωνστόπουλος Ν., Κρήτη, το αφιέρωμα, μουσική, Αθηνά, 1985

Ζέρβας, Π., Μοντελοποίηση και ψηφιακή επεξεργασία προσωδιακών φαινομένων της Ελληνικής γλώσσας με εφαρμογή στην σύνθεση ομιλίας, Διδακτορική διατριβή, Πολυτεχνική Σχολή Πανεπιστημίου Πατρών, Τμήμα Ηλεκτρ. Μηχαν. και Τεχνολ. Υπολογιστών, 2007

Κοκκινάκης, Γ., Τεχνολογία Ομιλίας, Πανεπιστήμιο Πατρών, 1999

Κρασανάκης, Α., Οι χοροί και τα τραγούδια της Κρήτης

Παναγάκης, Ι., Αναγνώριση μουσικού είδους: μια βιο-εμπνευσμένη πολυγραμμική προσέγγιση, ΑΠΘ - Τμήμα Πληροφορικής & Επικοινωνιών, Διδακτορική διατριβή, σελ. 56-57, 2007

Σύλλογος Κρητικών ν. Ημαθίας, Τα κρητικά τραγούδια

Τροχίδης, Κ., Αριστοτέλειο Πανεπιστήμιο Θεσσαλονίκης, Ανάκτηση μουσικών πληροφοριών για το ραδιόφωνο, Διδακτορική διατριβή, 2009

Τσινίκας, Ν., Ακουστικός σχεδιασμός χώρων, University Studio Press, Έκδοση 1990

Τσουχλαράκης, Ι., Οι χοροί της Κρήτης, μύθος, ιστορία, παράδοση, Κέντρο Σπουδής Κρητικού Πολιτισμού, Αθήνα 2000

Διαδικτυακές Πηγές:

<http://www.iis.fraunhofer.de/en/bf/amm/produkte/audiocodec/audiocodecs/mp3.html>

<http://ifpi.org/content/library/DMR2012.pdf>

<http://www.apple.com/itunes/>

<http://www.amazon.com/MP3-Music-Download/b?ie=UTF8&node=163856011>

<https://play.google.com/music/listen>

<http://www.napster.com/>

<http://en.wikipedia.org/wiki/Peer-to-peer>

http://en.wikipedia.org/wiki/Cloud_storage

<http://www.shazam.com/>

<http://www.gracenote.com/>

<http://id3.org/Home> , <http://id3.org/ID3v2Easy>

<http://www.ismir.net/>

http://en.wikipedia.org/wiki/Fletcher-Munson_curves

http://en.wikipedia.org/wiki/Mel_scale

<http://www.tar.gr/content/content.php?id=3281>

<http://mathworld.wolfram.com/FastFourierTransform.html>

<http://www.mathworks.com/matlabcentral/fileexchange/32849-htk-mfcc-matlab/content/mfcc/mfcc.m>

<http://ismir2004.ismir.net/proceedings/p019-page-96-paper142.pdf>

<http://kyrah.net/mugrat/>

http://www.scholarpedia.org/article/K-nearest_neighbor

<http://cnx.org/content/m13205/latest/>

<http://ars.els-cdn.com/content/image/1-s2.0-S1053811911009086-gr1.jpg>

<http://www.cs.waikato.ac.nz/ml/weka/>

<http://www.ppgia.pucpr.br/~silla/lmd/index.html> (Latin Music Database)

<http://www.saedsayad.com/zeror.htm>

<http://www.autonlab.org/tutorials/overfit10.pdf>

<http://www.musicheaven.gr/html/modules.php?name=News&file=article&sid=345rizitiko.org/xori.html>

<http://sites.google.com/site/imakrhtikoi/e-kretike-mousike>

<http://www.kontilies.gr/Page.aspx?pageID=39&lang=gr>

<http://www.e4nar.gr/large.php?id=13&l=2&pid=397>

<http://www.hellinon.net/Cretanmusic.htm>

<http://www.kritikoi.gr/index.php>

<http://blog.mantinades.gr/2011/05/02/chori-tis-kritis/rizitiko.org/xori.html>

<http://www.megalakakis.gr/Page.aspx?lang=gr&newsID=95>

<http://www.tsouchlarakis.com/XOROIKRITIS.htm>

<http://www.rethymnon.gr/index.php?mousikinom>