

Τεχνολογία Ήχου και Εικόνας 2018 Εργασία 2018-2019

Χριστίνα Θεοδωρίδου - 8055
Φρανκ Μπλάννινγκ - 6698
Αποστόλης Φανάκης - 8261

14 Ιανουαρίου 2019

Περιεχόμενα

1	Εισαγωγή	2
2	Προηγούμενες υλοποιήσεις	2
3	Η υλοποίησή μας	4
4	Χαρακτηριστικά και προεπεξεργασία δεδομένων	4
4.1	Zero Crossing Rate - ZCR	4
4.2	Spectral Centroid - SC	4
4.3	Roll Off	5
4.4	Spectral Flux	5
4.5	Envelope	5
4.6	Flatness	5
4.7	Perceptual attack time	5
4.8	Sound Decay	5
4.9	Spectral Complexity	6
4.10	Mel Frequency Cepstral Coefficient - MFCC	6
4.11	4Hz Energy Modulation	6
5	Machine Learning Model	7
5.1	Support Vector Machine - SVM	7
5.2	Decision Trees	8
5.3	Multilayer Perceptron	8
5.4	Naive Bayes	8
5.5	Random Forest	9

1 Εισαγωγή

Το ζητούμενο της εργασίας είναι η ανάπτυξη ενός μοντέλου μηχανικής μάθησης το οποίο, παρέχοντας ένα αρχείο ήχου, θα μπορεί να ξεχωρίσει ανάμεσα στα κομμάτια του χρόνου που περιέχουν ομιλία (speech) και μουσική (music).

Πρόκειται για ένα πρόβλημα ταξινόμησης που είναι σημαντικό καθώς έχει εφαρμογές σε πλατφόρμες κοινωνικών δικτύων για την αναγνώριση περιεχομένου με πνευματικά δικαιώματά, σε συστήματα αυτόματης αναγνώρισης διαφημίσεων, μοντέρνα "έξυπνα" βοηθητικά ακοής κ.α. Η πρόσφατη βιβλιογραφία περιέχει θεματολογία όπου στοχεύει είτε στην ανάπτυξη αλγορίθμων για γρήγορη και φθηνή υπολογιστικά ταξινόμηση, είτε στην αναγνώριση πολύ μεγάλης ακρίβειας. Αυτό διότι αυτή τη στιγμή η αναγνώριση με ποσοστό επιτυχίας γύρω στο 98% είναι κάτι συνηθισμένο.

2 Προηγούμενες υλοποιήσεις

Υπάρχει πληθώρα βιβλιογραφίας σχετική με το θέμα. Έχουν βρεθεί ήδη αρκετές λύσεις, ενώ οι πιο πρόσφατες πετυχαίνουν αξιοσημείωτα αποτελέσματα τόσο όσον αφορά την ταχύτητα του διαχωρισμού όσο και την ακρίβεια των αποτελεσμάτων. Κάποιες από τις δημοσιεύσεις οι οποίες αφορούν το συγκεκριμένο θέμα, καθώς και τα αποτελέσματά τους παρουσιάζονται παρακάτω.

Στο [1] οι συγγραφείς χρησιμοποιούν τα εξής χαρακτηριστικά (features):

1. Διαμόρφωση ενέργειας στα 4Hz του σήματος (4Hz modulation)
2. Διαμόρφωση εντροπίας του σήματος (entropy modulation)
3. Αριθμός των στατικών τμημάτων
4. Διάρκεια των τμημάτων

Παρατηρήθηκε πειραματικά ότι τα πρώτα 3 χαρακτηριστικά δίνουν ξεχωριστά περίπου το ίδιο ποσοστό επιτυχών ταξινομήσεων (περίπου 84%) ενώ η Μπαγιεσιανή προσέγγιση για το χαρακτηριστικό διάρκειας τμημάτων έδωσε λίγο χαμηλότερο ποσοστό (76.1%).

Για να αυξηθεί το ποσοστό των συνολικών επιτυχών ταξινομήσεων προτάθηκε ένας ιεραρχικός αλγόριθμος ταξινόμησης στον οποίο τα χαρακτηριστικά διαμόρφωσης ενέργειας του σήματος στα 4Hz και διαμόρφωσης εντροπίας του σήματος συγχωνεύονται. Σε περίπτωση που οι 2 ταξινομητές συμφωνούν αποφασίζουν για το αν το τμήμα αποτελεί ομιλία ή όχι, ενώ σε περίπτωση που δεν συμφωνούν, η απόφαση οριστικοποιείται από το χαρακτηριστικό του αριθμού τμημάτων. Αποδεικνύεται ότι τα αποτελέσματα αυτού του αλγορίθμου δίνουν 90.1% σωστές ταξινομήσεις.

Στο [2] το πρόβλημα που δόθηκε αντιμετωπίζεται ως 2 υποπροβλήματα: το πρόβλημα εντοπισμού δειγμάτων και το πρόβλημα κατηγοριοποίησής τους. Για τον εντοπισμό δειγμάτων μουσικής/φωνής εφαρμόστηκε ο αλγόριθμος Random Forest σε 2 εκδοχές του: στην πρώτη, εφαρμόστηκε μαζί με έναν Silence detection αλγόριθμο ενώ στη δεύτερη βασίστηκε μόνο στις πληροφορίες ομοιογένειας (self similarity matrix) και στην λειτουργία του ίδιου του ταξινομητή. Επίσης, για την ταξινόμηση προτάθηκαν 2 εναλλακτικές: στην πρώτη χρησιμοποιήθηκε ένα προεκπαιδευμένο μοντέλο ενώ στην δεύτερη η εκπαίδευση γίνεται κατά την αξιολόγηση των δειγμάτων.

Χρησιμοποιήθηκαν τα χαρακτηριστικά (features):

1. RMS ενέργεια
2. ZCR (Zero-Crossing Rate)
3. Spectral rolloff (Συχνότητα Αποκοπής)
4. Spectral flux (Φασματική Ροή)
5. Spectral flatness (Φασματική Επιπεδότητα)
6. Spectral flatness per Band (Φασματική Επιπεδότητα ανά συχνοτικές ομάδες)

7. MFCCs (Mel Frequency Cepstral Coefficients)

Έγινε ανάλυση κύριων συνιστωσών (Principal component analysis ή PCA) με στόχο να μειωθούν οι διαστάσεις των διανυσμάτων χαρακτηριστικών (feature vectors). Δημιουργήθηκαν οι πίνακες ομοιότητας υπολογίζοντας την ευκλείδεια απόσταση μεταξύ των δειγμάτων ήχου έτσι ώστε να χωριστούν τα τμήματα. Στη συνέχεια τα τμήματα αυτά κατηγοριοποιούνται ενώ ταυτόχρονα εφαρμόζεται ο αλγόριθμος Silence Detection και τα δείγματα αυτά προστίθενται στα προηγούμενα. Για το πρόβλημα της κατηγοριοποίησης χρησιμοποιείται ο ίδιος αλγόριθμος Random Forest για την ταξινόμηση σε επίπεδο (frame) τμημάτων ήχου. Εφόσον για κάθε αρχείο ήχου έχουν εξαχθεί τα παραπάνω χαρακτηριστικά, κάθε τμήμα ήχου ταξινομείται στην κλάση που αποφασίζεται και έπειτα ολόκληρο το αρχείο ταξινομείται στην κλάση στην οποία ταξινομήθηκαν τα τμήματά του κατά πλειοψηφία.

Στο [?] προτείνεται πως τα features μπορεί να μην καλύπτουν χαρακτηριστικά και της φωνής και της μουσικής, αλλά να βασίζονται κυρίως σε χαρακτηριστικά ενός από τα δύο. Ενδιαφέρον παρουσιάζουν τα χαρακτηριστικά της ομιλίας, τα οποία λόγω των μέσων που την παράγουν (τα χείλη, η γλώσσα και οι φωνητικές χορδές) έχουν ιδιαίτερα γνωρίσματα. Η μελέτη αυτών των χαρακτηριστικών και η χρήση τους ως features σε έναν classifier αποδεικνύεται πως μπορεί να αυξήσει την επιτυχία του διαχωρισμού.

Ενδεικτικά, πέρα από το καθιερωμένο feature των 4Hz modulation energy, λόγω του ρυθμού των συλλαβών, κάποια άλλα speech specific features βασίζονται στην αναγνώριση του ήχου που παράγεται στις φωνητικές χορδές κατά την εναλλαγή της προφοράς ενός συμφώνου σε ένα φωνήεν ή στην μελέτη της αυτοσυσχέτισης του σήματος μετά από φιλτράρισμα (Zero Frequency Filtered Signal) όπου εμφανίζονται συγκεκριμένα χαρακτηριστικά μόνο στην ομιλία.

Πέρα από την επιλογή των features, η μέθοδος εκπαίδευσης έχει μεγάλη επίπτωση στην τελική αποτελεσματικότητα του αλγορίθμου. Μερικές φορές χρήση σύνθετων μεθόδων εκπαίδευσης μπορούν να επιφέρουν καλύτερα αποτελέσματα σε μεγαλύτερο ποσοστό διότι επιτρέπουν την έξοδο από τοπικά ελάχιστα. Η σύνθετες μέθοδοι μπορεί να μην είναι συμβατικές ή και να δανείζονται από παρατηρήσεις της φύσης, όπως ο συνδυασμός ενός Support Vector Machine (SVM) με τον Cuckoo Algorithm [4]. Όπου, όπως το πουλί κούκος που γεννάει τα αυγά του σε ξένες φωλιές, στις επαναλήψεις εκπαίδευσης του SVM κάποιες λύσεις πετιούνται και αντικαθίστανται από νέες οι οποίες μπορεί να επιφέρουν καλύτερα αποτελέσματα.

Στο [3] οι συγγραφείς χρησιμοποιούν τα features:

1. MFCCs (Mel Frequency Cepstral Coefficients)
2. ZCR (Zero-Crossing Rate)
3. SC (Spectral Centroid)
4. SR (Spectral Rolloff)
5. SF (Spectral Flux)

Τα χαρακτηριστικά MFCC, ZCR και SF ταξινομούν με accuracy 90% το καθένα. Το feature SR με 83%, ενώ το SC με 70%. Ο συνδυασμός όλων των features πετυχαίνει 93.5% σωστή ταξινόμηση, ενώ με χρήση ενός SVM μοντέλου το ποσοστό φτάνει στο 95.68%.

Παρατηρείται ότι η σωστή ταξινόμηση της μουσικής είναι αρκετά δυσκολότερη (με αυτά τα features) σε σχέση με αυτή της ομιλίας. Συγκεκριμένα στην ομιλία επιτυγχάνεται (με το SVM) accuracy 98.25% ενώ στη μουσική 93.1%.

Τέλος, σύμφωνα με το [5], σε εφαρμογές κατηγοριοποίησης όπου δεν επιβάλλεται η λειτουργία σε πραγματικό χρόνο, η χρήση energy features είναι επιθυμητή λόγω της μεγάλης ακρίβειας τους. Συγκεκριμένα η αναζήτηση της Minimum Energy Density δείχνει να υπερέχει από άλλες μεθόδους energy features και στην αποτελεσματικότητά της, και στην απλότητα του υπολογισμού της. Σε συνδυασμό με το χαρακτηριστικό της διαφοράς ενέργειάς στα διάφορα κανάλια μιας πολυκάναλης

εισόδου, στο [5] πέτυχαν ακρίβεια 100% στα κομμάτια εισόδου όπου περιείχαν μόνο μουσική ή φωνή και όχι τον συνδυασμό τους (όπως στις ραδιοφωνικές διατιμήσεις).

3 Η υλοποίησή μας

Η υλοποίησή μας αναπτύχθηκε σε γλώσσα Python και χρησιμοποιήθηκαν πληθώρα βιβλιοθηκών όπως η *essentia* για την εξαγωγή χαρακτηριστικών, η *sklearn* για την προεπεξεργασία δεδομένων ενώ στην εκπαίδευση των μοντέλων χρησιμοποιήθηκε η *numpy*. Χρησιμοποιήθηκε επίσης η *matplotlib* για την εξαγωγή διαγραμμάτων και την οπτικοποίηση των χαρακτηριστικών. Τέλος, σε συνδυασμό με όλες αυτές χρησιμοποιήθηκαν και άλλες βιβλιοθήκες όπως η *radas*, η *seaborn*, η *multiprocessing*, η *os*, η *pyaudio* κα.

4 Χαρακτηριστικά και προεπεξεργασία δεδομένων

Για την εξαγωγή των χαρακτηριστικών που φαίνονται στο από τα αρχεία ήχου του σετ δεδομένων, αρχικά τμηματήσαμε κάθε σήμα αρχείου σε frames με μέγεθος 6144 δείγματα, το οποίο προέκυψε μετά από επαναλαμβανόμενες δοκιμές. Έπειτα, τα frames αυτά, παραθυροποιήθηκαν με παράθυρο τύπου Hamming, ίσου μεγέθους. Στη συνέχεια, έγινε η εξαγωγή των χαρακτηριστικών στο πεδίο του χρόνου, καθώς και στο πεδίο της συχνότητας. Παράλληλα, έγινε και η εξαγωγή των συντελεστών MFCC έτσι ώστε να είναι εφικτός ο υπολογισμός της διαμόρφωσης της ενέργειας σήματος στα 4 Hz. Τα χαρακτηριστικά που εξήχθηκαν είναι 27 και θα αναλυθούν στη συνέχεια. Ως προεπεξεργασία, τα δεδομένα κλιμακοποιήθηκαν με την βοήθεια της συνάρτησης *scale* που ανήκει στο module *preprocessing* της βιβλιοθήκης *sklearn*, έτσι ώστε να έχουν μέσο 0 και τυπική απόκλιση ίση με 1 για κάθε συνιστώσα. Τέλος, δίνουμε την δυνατότητα στον κώδικά μας να εφαρμοστεί και η μέθοδος *Principal Component Analysis - PCA*, αν αυτή είναι αναγκαία, έτσι ώστε να μειωθούν οι τελικές διαστάσεις των χαρακτηριστικών. Στην δική μας υλοποίηση, μειώνουμε τις διαστάσεις από 27 σε 10, έτσι ώστε να έχουν αξιοσημείωτη μείωση και να ελέγξουμε τι γίνεται σε αυτήν την περίπτωση με την απόδοση.

4.1 Zero Crossing Rate - ZCR

Είναι ο ρυθμός της αλλαγής προσήμου κατά τη διάρκεια του σήματος, δηλαδή ο ρυθμός με τον οποίο το σήμα αλλάζει από θετικό και αρνητικό και αντίστροφα. Σε κάποιο βαθμό, δείχνει την μέση συχνότητα του σήματος ως εξής:

$$ZCR = \frac{\sum_{m=1}^N |sgn x(n) - sgn x(n-1)|}{2N} \quad (1)$$

όπου $sgn()$ η συνάρτηση προσήμου και $x(m)$ το διακριτό σήμα ήχου. Στη γενική περίπτωση, το ZCR για την μουσική είναι αρκετά υψηλότερο από ότι στην φωνή.

4.2 Spectral Centroid - SC

Το spectral centroid ή αλλιώς φασματικό κέντρο, όπως αναφέρεται στο ¹, είναι μία μετρική που χρησιμοποιείται ώστε να χαρακτηρίσει ένα φάσμα. Υποδεικνύει πού βρίσκεται το κέντρο του φάσματος. Έχει ισχυρή σύνδεση με την "φωτεινότητα" ενός ήχου δηλαδή με την χροιά. Συνήθως, το κέντρο του φάσματος της φωνής συγκεντρώνεται σε χαμηλές συχνότητες και έπειτα συμπύσσεται πολύ γρήγορα στις υψηλότερες συχνότητες ενώ δεν υπάρχει DC συνιστώσα. Αντίθετα, στην μουσική δεν έχει παρατηρηθεί κάποιο συγκεκριμένο σχήμα του φάσματος.

¹ Speech and Music Classification and Separation: A Review Abdullah I. Al-Shoshan Department of Computer Science, College of Computer, Qassim University, Saudi Arabia

4.3 Roll Off

Το συγκεκριμένο χαρακτηριστικό αναπαριστά την τιμή της συχνότητας, κάτω από την οποία βρίσκεται το 95% της ενέργειας του σήματος. Όπως προαναφέρθηκε, η ενέργεια του μουσικού σήματος συγκεντρώνεται σε υψηλότερες συχνότητες σε σχέση με το φωνητικό σήμα. Η μαθηματική του έκφραση δίνεται ως:

$$\sum_{k < v} X(k) = 0.95 \cdot \sum_k X(k) \quad (2)$$

όπου το $X(k)$ είναι ο διακριτός μετασχηματισμός Fourier (DFT) του $x(t)$, το αριστερό μέρος της παραπάνω εξίσωσης είναι το άθροισμα της ενέργειας κάτω από την συχνότητα v , ενώ το δεξί είναι 95% της συνολικής ενέργειας του σήματος στο συγκεκριμένο χρονικό frame.

4.4 Spectral Flux

Το χαρακτηριστικό Spectral Flux ή αλλιώς της φασματικής ροής, όπως αναφέρεται στο cite το oragaranw footnote μετράει την φασματική διαφορά ανάμεσα στα frames. Η μουσική έχει μεγαλύτερο ρυθμό διαφοράς ενώ έχει πιο δραστικές αλλαγές ανάμεσα στα frames από ότι η φωνή. Σημειώνεται ότι η μουσική εναλλάσσεται ανάμεσα σε περιόδους μετάβασης και στατικές περιόδους ενώ η φωνή, γενικότερα, έχει έναν πιο σταθερό ρυθμό εναλλαγών. Ως αποτέλεσμα, η τιμή της φασματικής ροής είναι υψηλότερη για την μουσική σε σχέση με την φωνή.

4.5 Envelope

Το envelope είναι ουσιαστικά μία ομαλή καμπύλη που καλύπτει το περίγραμμα ενός ταλαντούμενου σήματος. Εκφράζει, ουσιαστικά, τις χρονικές αλλαγές στο πλάτος του σήματος. Οι αλλαγές αυτές είναι υπεύθυνες για πολλές πτυχές της ακουστικής αντίληψης, συμπεριλαμβανομένου της έντασης, της χροιάς, της οξύτητας και τις χωρικής ακουστότητας.

4.6 Flatness

Το flatness ή αλλιώς επιπεδότητα του ήχου, είναι μία μετρική η οποία χρησιμοποιείται στην ανάλυση ψηφιακών σημάτων για να χαρακτηρίσει το φάσμα ενός ηχητικού σήματος. Συνήθως μετριέται σε decibels (DB), και αποτελεί έναν τρόπο να ποσοτικοποιήσει το πόσο κοντά είναι ένας ήχος σε θόρυβο και πόσο σε τονικότητα.² Η αναφορά στην τονικότητα γίνεται με την έννοια του αριθμού των κορυφών σε ένα φάσμα συχνοτήτων που θα υπήρχαν λόγω των πολλαπλών ημιτόνων σε αντίθεση με το επίπεδο φάσμα του λευκού θορύβου. Τα μουσικά σήματα, τείνουν να αποτελούνται από πολλαπλούς τόνους, ο καθένας με την δική του κατανομή αρμονικών ενώ στην φωνή δεν εμφανίζεται αυτό.

4.7 Perceptual attack time

Αυτό το χαρακτηριστικό αναφέρεται στην χρονική διάρκεια ανάμεσα στη χρονική στιγμή που το σήμα γίνεται ακουστικά αντιληπτό μέχρι τη χρονική στιγμή που φτάνει την μέγιστη έντασή του.

4.8 Sound Decay

Η προοδευτική μείωση του πλάτους ενός σήματος με την πάροδο του χρόνου. Αυτή η φάση ξεκινάει μόλις το perceptual attack time φτάσει στο μέγιστό του. Σε αυτήν την φάση το πλάτος του σήματος μειώνεται μέχρι να φτάσει σε ένα συγκεκριμένο πλάτος στο οποίο διατηρείται μέχρι να αρχίσει να σβήνει.

²https://en.wikipedia.org/wiki/Spectral_flatness

4.9 Spectral Complexity

Το spectral complexity ή αλλιώς η φασματική πολυπλοκότητα, βασίζεται στον αριθμό των κορυφών του φάσματος του σήματος.

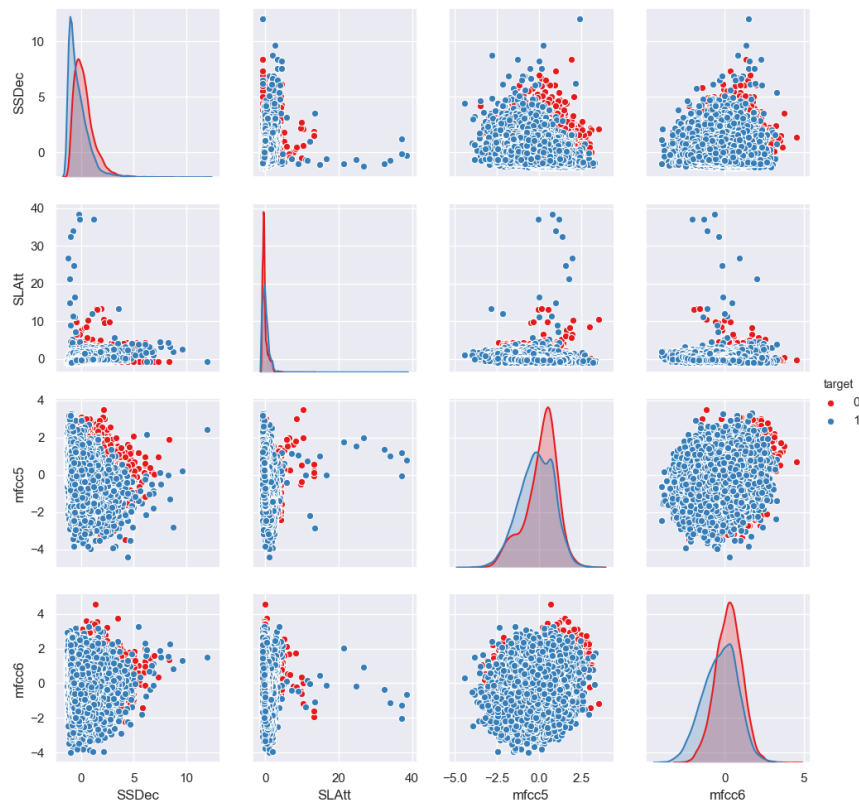
4.10 Mel Frequency Cepstral Coefficient - MFCC

Στην επεξεργασία ήχου, το cepstrum συχνοτήτων Mel (Mel frequency cepstrum - MFC) είναι μια αναπαράσταση του βραχυπρόθεσμου φάσματος έντασης ενός ήχου, βασισμένου σε έναν γραμμικό μετασχηματισμό συνημιτόνου του λογαριθμισμένου φάσματος έντασης σε μια μη γραμμική κλίμακα της συχνότητας (μη γραμμικής κλίμακας Mel). Οι συντελεστές του cepstrum συχνότητας Μελ (MFCCs – Mel Frequency Cepstrum Coefficients) είναι οι συντελεστές εκείνοι που αποτελούν στο σύνολο τους το φάσμα MFC.

4.11 4Hz Energy Modulation

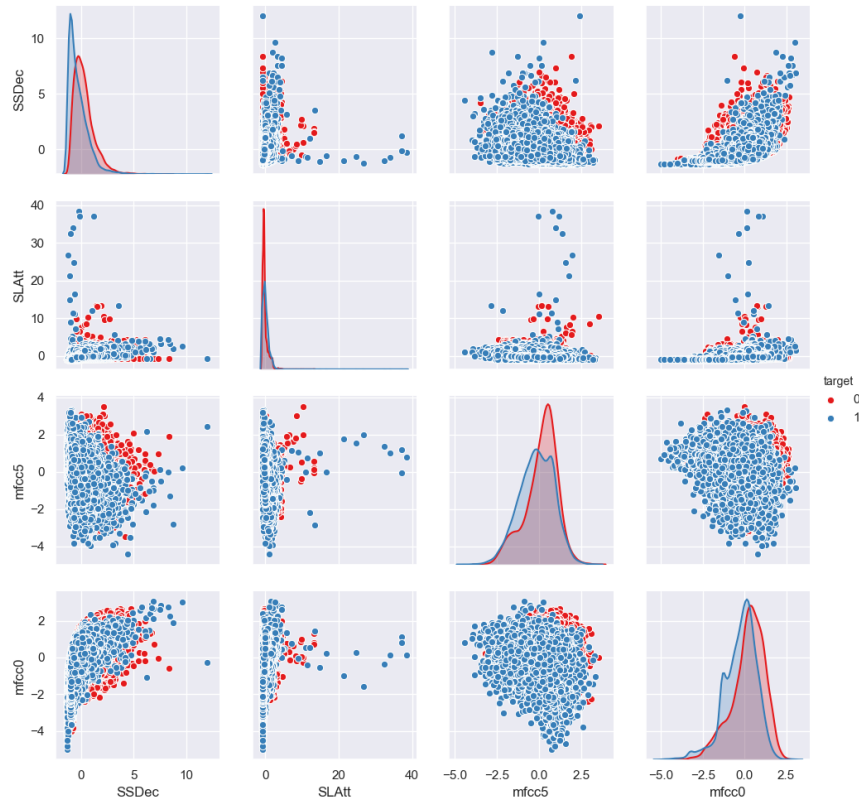
Τα φωνητικά σήματα έχουν χαρακτηριστικό μέγιστο στη διαμόρφωση ενέργειας γύρω στα 4Hz του ρυθμού συλλαβών. Για να μοντελοποιηθεί αυτή η ιδιότητα ακολουθείται η παρακάτω διαδικασία:³ Το σήμα τμηματοποιείται σε frames και εξάγονται οι Mel Frequency Spectrum Coefficients⁴ και υπολογίζεται η ενέργεια σε 40 κανάλια αντίληψης. Αυτή η ενέργεια έπειτα φιλτράρεται με ένα ζωνοδιαβατό φίλτρο, κεντραρισμένο στα 4Hz. Η ενέργεια αθροίζεται για όλα τα κανάλια, και κανονικοποιείται με βάση το μέσο του κάθε frame. Η διαμόρφωση δίνεται από τον υπολογισμό της μεταβλητότητας της φιλτραρισμένης ενέργειας σε dB σε ένα δευτερόλεπτο του σήματος. Η φωνή περιέχει περισσότερη διαμόρφωση από την μουσική.

Παρακάτω φαίνονται ενδεικτικά κάποια από τα παραπάνω χαρακτηριστικά και το πόσο αποτελεσματικά είναι στον διαχωρισμό:



³<https://www.irit.fr/recherches/SAMOVA/FeaturesExtraction.htm#me4hz>

⁴https://en.wikipedia.org/wiki/Mel-frequency_cepstrum



Επιπλέον, ελέγξαμε όλα τα χαρακτηριστικά ένα προς ένα έτσι ώστε να δούμε εάν υπάρχει τρόπος να φτάσουμε την πλήρη ακρίβεια του μοντέλου μας με λιγότερα ή να φτάσουμε αρκετά κοντά ίσως ακόμα και με μόνο ένα. Τα αποτελέσματα έδειξαν ότι κανένα χαρακτηριστικό από μόνο του δεν είναι ικανό να δώσει ικανοποιητικό ποσοστό απόδοσης στο μοντέλο. Αν πάρουμε το καλύτερο feature και το δοκιμάσουμε σε συνδυασμό με τα υπόλοιπα βλέπουμε ότι η ακρίβεια αυξάνεται λίγο αλλά όχι αρκετά. Τέλος, αν συνδυάσουμε ξανά αυτά τα features με τα επόμενα καλύτερα βλέπουμε ότι έχουμε και πάλι μια μικρή αύξηση στην ακρίβεια, η οποία όμως είναι αρκετά μακριά από την ακρίβεια που πετυχαίνουμε εν τέλει.

Άρα, είναι προφανές ότι δεν είναι κάποιο συγκεκριμένο feature το οποίο ευθύνεται για το μεγαλύτερο ποσοστό της ακρίβειας του μοντέλου αλλά ο συνδυασμός τους.

5 Machine Learning Model

Για την υλοποίηση του ταξινομητή δοκιμάστηκαν διάφορες μέθοδοι οι οποίες πετυχαίνουν διαφορετική ακρίβεια. Επίσης, για την μέτρηση της απόδοσης των μοντέλων εφαρμόστηκε η μέθοδος K-Fold cross validation. Στη συνέχεια αναφέρεται συνοπτικά η λειτουργία των μοντέλων που χρησιμοποιήθηκαν (Οι ορισμοί είναι σύμφωνα με την ιστοσελίδα της analytics vidhya⁵) ενώ στο τέλος παρατίθεται ένας πίνακας στο οποίο φαίνονται οι διάφορες μέθοδοι και οι ακρίβειες που πέτυχαν.

5.1 Support Vector Machine - SVM

Τα SVMs ανήκουν στα μοντέλα επιβλεπόμενης μάθησης, και ο σκοπός τους είναι η εύρεση ενός γραμμικού υπερεπιπέδου (σύνορο απόφασης) το οποίο θα διαχωρίσει τα δεδομένα. Σε αυτόν τον αλγόριθμο, σχεδιάζουμε κάθε δεδομένο ως ένα σημείο σε έναν n -διάστατο χώρο (όπου n είναι ο αριθμός των features) με την τιμή κάθε feature να είναι η τιμή της εκάστοτε συντεταγμένης. Έπειτα, κατηγοριοποιούμε βρίσκοντας ένα υπερεπίπεδο το οποίο διαχωρίζει τις 2 κλάσεις καλύτερα.

⁵<https://www.analyticsvidhya.com/>

Accuracy	Individually	with best 1	with best 2
4Hz Mod	0.58	0.66	0.73
Flat	0.63	0.71	0.75
HFC	0.58	0.65	0.72
LAtt	0.62	0.71	0.75
SC	0.59	0.66	0.73
Scomp	0.57	0.66	0.73
SDec	0.63	0.65	0.72
SEFlat	0.51	0.65	0.72
SF	0.55	0.69	0.75
SFlat	0.57	0.66	0.72
SLAtt	0.63	0.71	0.74
SR	0.60	0.66	0.72
SSDec	0.65	-	-
ZCR	0.58	0.65	0.72
mfcc0	0.61	0.66	0.73
mfcc1	0.58	0.67	0.73
mfcc2	0.52	0.66	0.73
mfcc3	0.56	0.69	0.76
mfcc4	0.54	0.67	0.74
mfcc5	0.57	0.70	0.75
mfcc6	0.61	0.72	-
mfcc7	0.57	0.68	0.75
mfcc8	0.55	0.67	0.74
mfcc9	0.54	0.67	0.73
mfcc10	0.54	0.65	0.73
mfcc11	0.51	0.66	0.73
mfcc12	0.54	0.67	0.73

5.2 Decision Trees

Τα δένδρα απόφασης ή decision trees ανήκουν στα μοντέλα επιβλεπόμενης μάθησης και εφαρμόζονται τόσο σε κατηγορικά όσο και συνεχή δεδομένα. Σε αυτόν τον αλγόριθμο, χωρίζουμε τα δείγματα σε πιο ομοιογενείς υποομάδες βασιζόμενοι στο χαρακτηριστικό που τα διαχωρίζει καλύτερα κάθε φορά.

5.3 Multilayer Perceptron

Ένα perceptron, μπορεί να κατανοηθεί ως οτιδήποτε δέχεται πολλαπλές εισόδους και παράγει μία έξοδο. Ο τρόπος όμως με τον οποίο συσχετίζεται η είσοδος την έξοδο εμφανίζει ενδιαφέρον. Αρχικά σε κάθε είσοδο προστίθεται ένα βάρος, το οποίο σημαίνει ουσιαστικά το πόσο σημασία να δοθεί σε κάθε μία ενώ στην έξοδο ένα κατώφλι. Τέλος, προστίθεται και μία πόλωση η οποία μπορεί να θεωρηθεί ως το ποσό ευελιξίας του perceptron. Για λόγους απόδοσης, χρησιμοποιούνται πολλά perceptrons σε layers, τα οποία είναι πλήρως συνδεδεμένα μεταξύ τους.

5.4 Naive Bayes

Είναι μία τεχνική ταξινόμησης η οποία βασίζεται στο θεώρημα του Bayes⁶ με την υπόθεση ανεξαρτησίας ανάμεσα στους προβλέπτες. Με απλά λόγια, ο ταξινομητής Naive Bayes, υποθέτει ότι η ύπαρξη ενός συγκεκριμένου feature σε μια κλάση είναι ασυσχέτιστη με την ύπαρξη οποιουδήποτε άλλου.

⁶https://en.wikipedia.org/wiki/Bayes%27_theorem

5.5 Random Forest

Ο Random Forest είναι ένας αλγόριθμος τύπου Bootstrap, με δένδρα απόφασης. Αυτό που πορσπαθεί να κάνει, είναι να φτιάξει διάφορα δένδρα με διαφορετικά δείγματα και διαφορετικές αρχικές τιμές. Επαναλαμβάνει την διαδικασία και κάνει μια τελική πρόβλεψη για κάθε παρατήρηση, η οποία είναι συνάρτηση όλων των προβλέψεων.

Παρατίθεται στη συνέχεια ο πίνακας στον οποίο φαίνονται οι ακρίβειες των μοντέλων για την ταξινόμηση.

Method	Fold-0	Fold-1	Fold-2	Fold-3	Fold-4
SVM	95.47%	95.05%	95.60%	95.44%	96.06%
Decision Tree	85.96%	86.15%	86.40%	86.51%	86.20%
MultiLayer Perceptron	90.22%	90.34%	88.65%	89.83%	90.34%
Naive Bayes	70.25%	69.83%	69.59%	69.39%	68.75%
Random Forest	95.29%	94.36%	95.42%	95.33%	95.49%

Όπως φαίνεται παραπάνω, η καλύτερες μέθοδοι είναι τα Support Vector Machines και ο αλγόριθμος Random Forest με 96% και 95% ακρίβεια αντίστοιχα, ενώ κοντά βρίσκεται και ο αλγόριθμος του Multilayer perceptron. Τέλος, βλέπουμε ότι ο χειρότερος είναι ο Naive Bayes με περίπου 70% ακρίβεια.

Αναφορές

- [1]
- [2]
- [3]
- [4] Wenlei Shi and Xinhai Fan. Speech classification based on cuckoo algorithm and support vector machines. *2nd IEEE International Conference on Computational Intelligence and Applications*, 2017.
- [5] Błażej Chwiećko Stanisław Kacprzak and Bartosz Ziółko. Speech/music discrimination for analysis of radio stations. *2017 International Conference on Systems, Signals and Image Processing (IWSSIP)*, 2017.