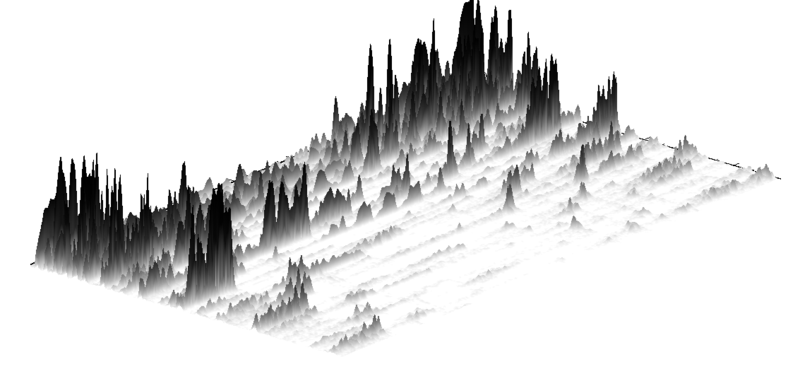
ΠΑΝΕΠΙΣΤΗΜΙΟ ΠΕΙΡΑΙΑ

Π.Μ.Σ. «Προηγμένα Συστήματα Πληροφορικής - Ανάπτυξη Λογισμικού και Τεχνητής Νοημοσύνης»



**Αναγνώριση Ομιλίας και Ήχου**

****

**Δαβράδου Αγάπη**

**Πάνου Γιώργος**

**Σπυρόπουλος Κωνσταντίνος**

Καθηγητής: Πικράκης Άγγελος

Αθήνα  
30/11/2019

##### Περίληψη

Η παρούσα εργασία υλοποιήθηκε στα πλαίσια του μαθήματος «Αναγνώριση Ομιλίας και Ήχου» και αποσκοπεί στην υλοποίηση ενός Automatic Speech Recognition (ASR) συστήματος. Το τελικό σύστημα δέχεται ως είσοδο μία ηχογράφηση, η οποία συνιστά πρόταση αποτελούμενη από 4-10 ψηφία, από το 0 έως το 9, και τα οποία έχουν ειπωθεί με αρκούντως μεγάλα διαστήματα παύσης, περίπου ένα ψηφίο ανά δευτερόλεπτο. Το σύστημα έχει υλοποιηθεί έτσι, ώστε να μην εξαρτάται από τα χαρακτηριστικά της φωνής του ομιλητή. Στην έξοδό του το σύστημα, αφού κατατμήσει την πρόταση και αναγνωρίσει κάθε λέξη, παράγει σε μορφή κειμένου τα αποτελέσματα που αναγνωρίζει.

##### Περιεχόμενα

[Περίληψη vi](#_Toc25944159)

[Περιεχόμενα vii](#_Toc25944160)

[Κεφάλαιο 1: Εισαγωγή 1](#_Toc25944161)

[1.1 Ψηφιακή επεξεργασία σήματος 1](#_Toc25944162)

[1.2 Τεχνητά Νευρωνικά Δίκτυα (Neural Networks - NN) 5](#_Toc25944163)

[1.2.1 Συνελικτικά Νευρωνικά Δίκτυα (Convolutional Neural Networks - CNN) 5](#_Toc25944164)

[Κεφάλαιο 2: Σχεδιασμός και Μοντελοποίηση 7](#_Toc25944165)

[2.1 Απλό νευρωνικό δίκτυο 7](#_Toc25944166)

[2.1.1 Προεπεξεργασία δεδομένων 7](#_Toc25944167)

[2.1.2 Εξαγωγή χαρακτηριστικών (feature extraction) 8](#_Toc25944168)

[2.1.3 Δομή 8](#_Toc25944169)

[2.2 Συνελικτικό νευρωνικό δίκτυο 8](#_Toc25944170)

[2.2.1 Προεπεξεργασία δεδομένων 8](#_Toc25944171)

[2.2.2 Δομή 8](#_Toc25944172)

[Κεφάλαιο 3: Αποτελέσματα 9](#_Toc25944173)

[3.1 Απλό νευρωνικό δίκτυο 9](#_Toc25944174)

[3.2 Συνελικτικό νευρωνικό δίκτυο 10](#_Toc25944175)

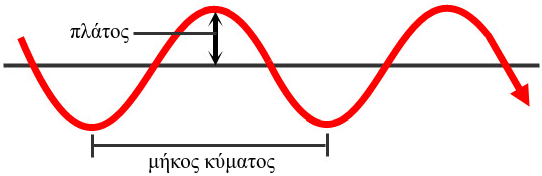
[Κεφάλαιο 4: Συμπεράσματα 11](#_Toc25944176)

[Βιβλιογραφία 12](#_Toc25944177)

# Εισαγωγή

## Ψηφιακή επεξεργασία σήματος

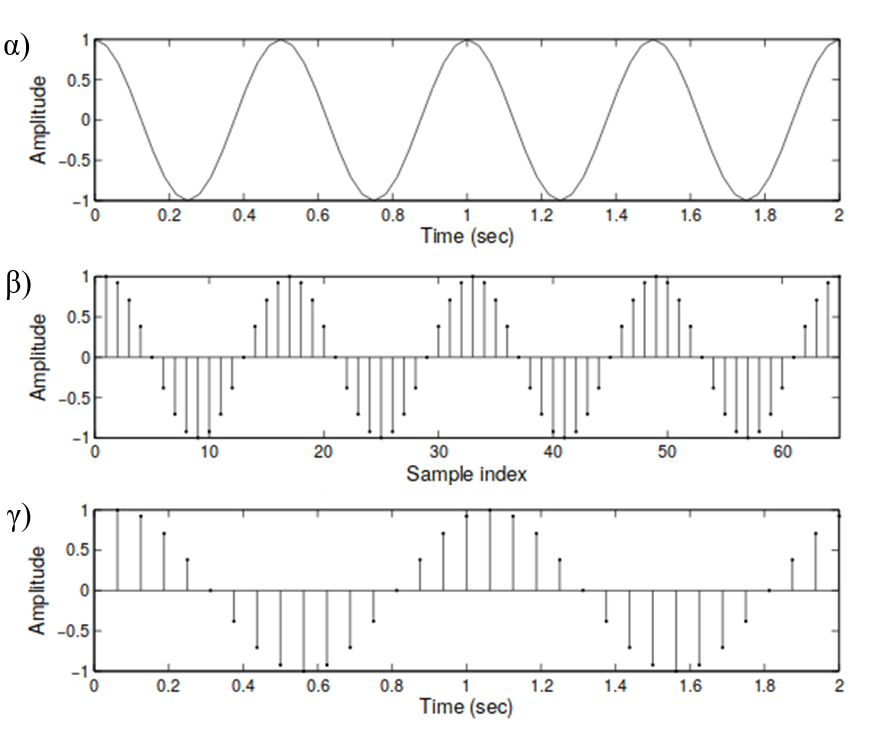
Το πρώτο βήμα της ψηφιακής επεξεργασίας σήματος είναι η μετατροπή ενός αναλογικού συστήματος σε ψηφιακό (δηλαδή η μετατροπή ενός συνεχούς σήματος σε διακριτό), κάνοντας χρήση ενός μετατροπέα αναλογικού σήματος σε ψηφιακό (analog-to-digital converter - ADC), ο οποίος μετασχηματίζει το αναλογικό σήμα σε μια ακολουθία από αριθμούς.



Σχήμα **1.1:** Παράμετροι ηχητικού σήματος.

Η μετατροπή πραγματοποιείται μέσω της δειγματοληψίας (sampling), η οποία συνήθως πραγματοποιείται σε δύο στάδια, στο στάδιο της διακριτοποίησης (discretization) και της κβάντισης σήματος (quantization). Η διακριτοποίηση σημαίνει ότι το σήμα χωρίζεται σε ίσα χρονικά διαστήματα και κάθε διάστημα αντιπροσωπεύεται από μία μόνο μέτρηση πλάτους (amplitude). Η κβάντιση σήματος σημαίνει ότι η κάθε μέτρηση πλάτους προσεγγίζεται με μία τιμή από ένα πεπερασμένο σύνολο.

Η συχνότητα δειγματοληψίας η ρυθμός δειγματοληψίας μετριέται σε Hz και εκφράζει το πλήθος δειγμάτων που λαμβάνονται σε διάρκεια ενός δευτερολέπτου. Για παράδειγμα, εάν η συχνότητα = 10.000Hz, σημαίνει ότι ο δειγματολήπτης λαμβάνει 10.000 δείγματα ανά δευτερόλεπτο σήματος. Η χρονική απόσταση των δειγμάτων υπολογίζεται από τον τύπο = , όπου Τ η περίοδος της δειγματοληψίας. Αντίστοιχα, για μία συχνότητα δειγματοληψίας = 10.000Hz, η περίοδος θα είναι Τ = = 0.0001 δευτερόλεπτα.



Σχήμα **1.2:** Αναπαράσταση μίας συνεχής κυματομορφής ημιτονοειδούς κύματος (α), του αντίστοιχου δειγματοληπτικού σήματος (β) και του ανασχηματισμού του δειγματοληπτικού σήματος στο μισό του αρχικού ρυθμού δειγματοληψίας.

Σύμφωνα με το θεώρημα δειγματοληψίας Nyquist–Shannon [1], [2], το οποίο ουσιαστικά αποτελεί μία γέφυρα μεταξύ των συνεχών και των διακριτών σημάτων, ένα αναλογικό σήμα μπορεί να αναπαραχθεί από το αντίστοιχο διακριτό όταν έχει χρησιμοποιηθεί συχνότητα δειγματοληψίας η οποία είναι τουλάχιστον διπλάσια από την μέγιστη συχνότητα του αρχικού σήματος.

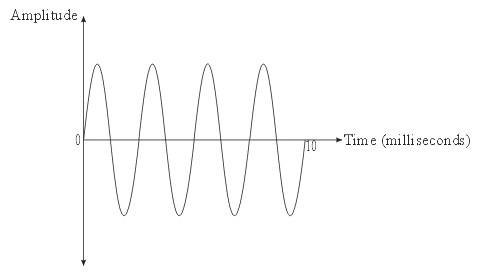
Για παράδειγμα, αν οι συχνότητες ενός συνεχούς σήματος εκτείνονται μέχρι τα 10000Hz, τότε πρέπει να χρησιμοποιηθεί συχνότητα δειγματοληψίας τουλάχιστον ίση με 20KHz. Συνηθισμένες συχνότητες δειγματοληψίας για την περίπτωση των ηχητικών σημάτων είναι 44.1KHz για μουσική και 32, 16 ή και 8KHz για ομιλία.

Επιπλέον, αν και μεγάλες συχνότητες δειγματοληψίας βελτιώνουν την ποιότητα του ψηφιακού σήματος, μπορεί να οδηγήσουν σε μεγάλες υπολογιστικές πολυπλοκότητες στους αλγορίθμους ανάλυσης, καθώς αυξάνουν το πλήθος δειγμάτων ανά δευτερόλεπτο προς επεξεργασία.

Μετά τη διακριτοποίηση του σήματος, πολλές φορές ακολουθεί η διαδικασία του φιλτραρίσματος, η οποία έχει σκοπό να αφαιρέσει ανεπιθύμητα στοιχεία ή χαρακτηριστικά από το σήμα. Συνήθως, εφαρμόζεται ένα φίλτρο προκειμένου να αφαιρεθούν ορισμένες συχνότητες ή ζώνες συχνοτήτων.

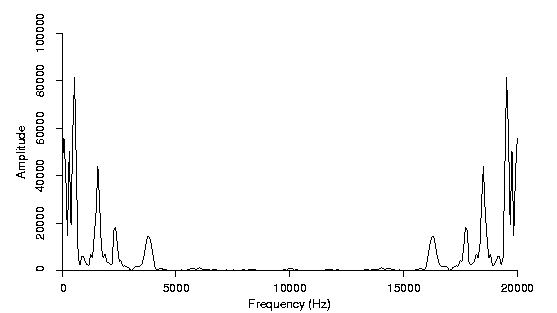
Έπειτα, ακολουθεί η εξαγωγή χαρακτηριστικών (feature extraction) από το σήμα, τα οποία αποτελούν μετέπειτα και την είσοδο στο μοντέλο προς εκπαίδευση. Υπάρχουν 3 βασικές τρόποι εξαγωγής χαρακτηριστικών ενός σήματος: αναπαράσταση του σήματος στο πεδίο του χρόνου (time domain), αναπαράσταση του σήματος στο πεδίο της συχνότητας (frequency domain) και το φασματογράφημα (spectrogram).

Στην πρώτη περίπτωση το ηχητικό σήμα αναπαριστάται από το πλάτος συναρτήσει του χρόνου, δηλαδή αποτελεί ένα διάγραμμα πλάτους-χρόνου. Ουσιαστικά, τα πλάτη που καταγράφονται σε διαφορετικά χρονικά διαστήματα αποτελούν και τα επιθυμητά χαρακτηριστικά που εξάγονται.



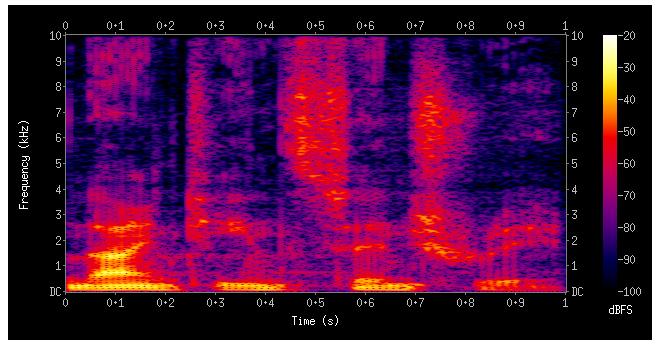
Σχήμα **1.3:** Αναπαράσταση ενός ηχητικού σήματος στο πεδίο του χρόνου.

Στη δεύτερη περίπτωση το ηχητικό σήμα αναπαριστάται από το πλάτος συναρτήσει της συχνότητας, δηλαδή αποτελεί ένα διάγραμμα πλάτους-συχνότητας. Ουσιαστικά, τα πλάτη που καταγράφονται σε διαφορετικές συχνότητες αποτελούν και τα επιθυμητά χαρακτηριστικά που εξάγονται.



Σχήμα **1.4:** Αναπαράσταση ενός ηχητικού σήματος στο πεδίο της συχνότητας.

Ο περιορισμός στις δύο προαναφερθείσες περιπτώσεις είναι ότι η μία αγνοεί την πληροφορία της άλλης, δηλαδή η ανάλυση στο πεδίο του χρόνο αγνοεί εντελώς τη συνιστώσα της συχνότητας και αντίστοιχα η ανάλυση στο πεδίο της συχνότητας αγνοεί εντελώς τη συνιστώσα του χρόνου. Υπάρχει, όμως, η δυνατότητα απεικόνισης της συχνότητας συναρτήσει του χρόνου, μέσω ενός φασματογραφήματος. Το φασματογράφημα αποτελεί ουσιαστικά ένα διάγραμμα συχνότητας-χρόνου, το οποίο αναπαριστά το πλάτος μία συγκεκριμένης συχνότητας σε ένα συγκεκριμένο χρόνο με χρώμα.



Σχήμα **1.5:** Φασματογράφημα των αγγλικών λέξεων “nineteenth century”.

## Τεχνητά Νευρωνικά Δίκτυα (Neural Networks - NN)

Η ιδέα των τεχνητών νευρωνικών δικτύων (Artificial Neural Networks) άρχισε να αναπτύσσεται την δεκαετία του ‘50 από τον Frank Rosenblatt [3], με επιρροές από προηγούμενες έρευνες των Warren McCulloch και Walter Pitts [4], ο οποίος εφηύρε το νευρώνα Perceptron.

Ο Perceptron μπορεί να χαρακτηριστεί ως ένα πολύ απλό μοντέλο νευρωνικού δικτύου και αποτελεί έναν δυαδικό ταξινομητή (binary classifier):



Όπου w είναι ένα διάνυσμα από βάρη με πραγματικές τιμές και w∙x είναι το εσωτερικό γινόμενο μεταξύ των διανυσμάτων w και x. To b είναι το 'bias', ένας σταθερός όρος ο οποίος δεν εξαρτάται από καμία τιμή εισόδου.

Αν και οι νευρώνες Perceptron φάνηκαν πολλά υποσχόμενοι στην αρχή, εν τέλει αποδείχθηκε ότι δεν μπορούν να εκπαιδευθούν για να αναγνωρίζουν πολλές κατηγορίες προτύπων, με αποτέλεσμα η έρευνα στα νευρωνικά δίκτυα να τελματώσει για πολλά χρόνια. Έπειτα, δημιουργήθηκαν τα νευρωνικά δίκτυα με δύο ή περισσότερα επίπεδα (αποκαλούμενα επίσης ως πολυεπίπεδα ή πολυστρωματικα νευρωνικά δίκτυα) και τα οποία διαθέτουνπολύ περισσότερη επεξεργαστική ισχύ από ένα Perceptron ενός επιπέδου.

Τα νευρωνικά δίκτυα είναι υπολογιστικά συστήματα εμπνευσμένα από τα βιολογικά νευρωνικά δίκτυα από τα οποία αποτελείται ο εγκέφαλος, και αποτελούν μια αρκετά απλουστευμένη εκδοχή αυτού. Αυτά τα συστήματα “μαθαίνουν” να εκτελούν ενέργειες για τις οποίες δεν έχουν άμεσα προγραμματιστεί, βασιζόμενα σε ένα πλήθος παραδειγμάτων που έχει αρχικά δοθεί.

`

### Πλήρως Συνδεδεμένα Νευρωνικά Δίκτυα (Fully Connected Neural Networks - ΝΝ)

Τα πλήρως συνδεδεμένα νευρωνικά δίκτυα (ή dense neural networks) αποτελλούν την βασικότερη εκδοχή των νευρωνικών δικτύων. Η αρχιτεκτονική τους είναι fully connected, δηλαδή κάθε νευρώνας ενός layer συνδέεται με όλους τους νευρώνες των γειτονικων layers.



Σχήμα **1.6:** Νευρωνικό δίκτυο με δύο κρυφά επίπεδα.

Η γενική ιδέα της λειτουργίας ενός τέτοιου δικτύο αποτελείται από τις εξής βασικές έννοιες:

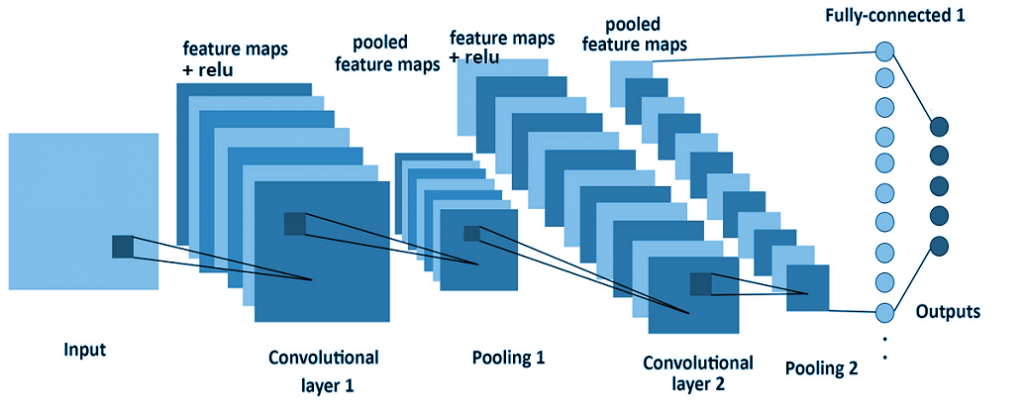
• Feed-forward: Το δίκτυο δέχεται σαν είσοδο το σύνολο δεδομένων (dataset) με το οποίο θα εκπαιδευτεί και υπολογίζει την έξοδο του μέσω των παραμέτρων του δικτύου. Η είσοδος του δικτύου αρχικά υπόκειται σε μια προ-επεξεργασία ώστε η μορφή των δεδομένων να ικανοποιεί τις ανάγκες του νευρωνικού. Οι παράμετροι αποτελλούνται από τις ακμές (weights) και τους νευρώνες (biases) ανα layer. Πάνω σε αυτές θα εφαρμοστεί η εκπαίδευση, και μαζί με την συνάρτηση ενεργοποίησης σε κάθε εξόδο του κάθε layer, καταλήγουμε στην έξοδο του δικτύου. Η έξοδος είναι και η εκτίμηση (predict) της αρχικής εισόδου.

• Cost function: Στην έξοδο του δικτύου, κατά την φάση της εκπαίδευσης, εφαρμόζεται μια συνάρτηση κόστους η οποία υπολογίζει το σφάλμα της εκτίμησης του δικτύου για όλα τα δεδομένα με τα οποία εκπαιδεύεται.

• Back propagation: Με την τεχνική της οπισθοδιάδοσης, και βάση του σφάλματος το οποίο βρέθηκε στο προηγούμενο στάδιο, οι παράμετροι “ρυθμίζονται” και η όλη διαδικασία επαναλαμβάνεται έως το σφάλμα να ελαχιστοποιηθεί. Κάθε τέτοια επανάληψη ορίζεται ως epoch. Στην οπισθοδιάδοση (όπως και στην συνάρτηση σφάλματος) μπορούν να υλοποιηθούν αρκετές εναλλακτικές τεχνικές, όπως Gradient Descent, Adam, RMSprop κτλ.

### Συνελικτικά Νευρωνικά Δίκτυα (Convolutional Neural Networks - CNN)

Το συνελικτικό νευρωνικό δίκτυο αποτελεί μια διαφορετική αρχιτεκτονική δικτύου που χρησιμοποιείται ιδιαίτερα στην ανάλυση και αναγνώριση εικόνας.



Σχήμα **1.7:** Δομή ενός συνελικτικού νευρωνικού δικτύου.

Μια βασική διαφορά των convolutional neural network από τα κλασσικά feed forward νευρωνικά είναι η ανοχή τους στα μη προ-επεξεργασμένα δεδομένα. Χωρίς δηλαδή το κατάλληλο preprocessing, τα convolutional καταφέρνουν και ανιχνεύουν τα χαρακτηριστικά των δεδομένων. Αυτό γίνεται τροποποιώντας τα δεδομένα σε μορφή πολύ πιο εύκολη προς επεξεργασία χωρίς να χάνουν σημαντικά features των δεδομένων, κάτι που είναι πολύ σημαντικό για την πρόβλεψη. Μετά την επεξεργασία αυτών των δεδομένων, καταλήγουμε σε ένα dense νευρωνικό που κάνει και την τελική πρόβλεψη των δεδομένων.

Η βασική αρχιτεκτονική των συνελικτικών (convolutional) νευρωνικών δικτύων αναλύεται σε:

* Convolutional layer: Γίνεται συνέλιξη της εισόδου με φίλτρα τα οποία έχουν προκύψει από την διαδικασία εκπαίδευσης.
* Activation layer: Γίνεται η γραμμικοποίηση της εξόδου του συνελικτικού επιπέδου, μέσω της συνάρτησης Rectified Linear Unit (ReLU).
* Pooling layer: Σε αυτό το στάδιο γίνεται υπο-δειγματοληψία των δεδομένων συνοψίζοντας τις εξόδους γειτονικών γκρουπ νευρώνων εντός ενός παραθύρου με μια αντιπροσωπευτική τιμή, μειώνοντας έτσι το μέγεθος των δεδομένων. Οι επικρατέστερες κατηγορίες του pooling είναι το max, sum και average. Στην παρούσα εργασία χρησιμοποιείται η max.
* Fully connected layer: Κάθε νευρώνας του προηγούμενου layer ενώνεται με το επόμενο και στην συνέχεια παράγονται οι έξοδοι του νευρωνικού.

# Σχεδιασμός και Μοντελοποίηση

Αρχικά δημιουργήθηκε ένα απλό νευρωνικό δίκτυο, το οποίο δε λειτουργούσε καλά. Έτσι υλοποιήθηκαν δύο διαφορετικές μεθοδολογίες, οι οποίες αποσκοπούν στην επίτευξη του καλύτερου αποτελέσματος, αλλά και στο να διευρυνθεί η γνώση για την αποδοτικότητα των νευρωνικών δικτύων σε εφαρμογές αναγνωρισης ομιλίας και ήχου.

Τα ANNs διαφοροποιούνται ανάλογα με την δομή και την λογική με την οποία υλοποιούνται. Στην παρούσα εργασία αναλύονται και χρησιμοποιούνται δυο διαφορετικές αρχιτεκτονικές νευρωνικών δικτύων, το dense (fully connected) neural network και το convolutional neural network.

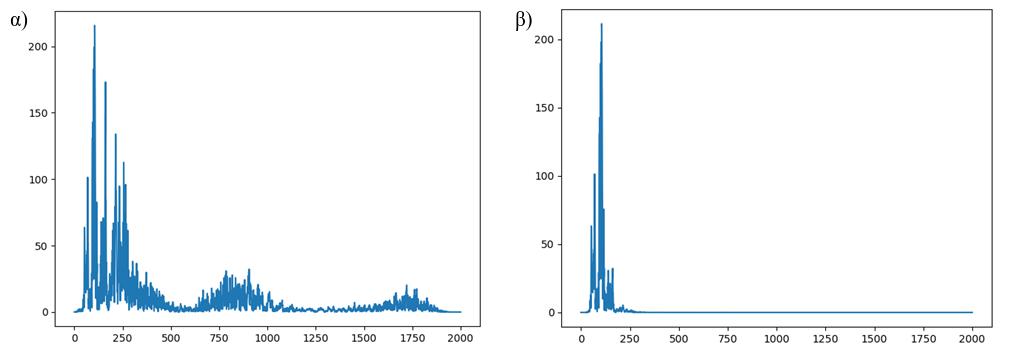
Στην εργασία υλοποιήθηκαν αρκετές παραλλαγές νευρωνικών δικτύων μέχρι να καταλήξουμε στην κατάλληλη αρχιτεκτονική. Το κάθε ένα από αυτά δέχεται σαν είσοδο το κάθε αρχείο ήχου από ένα dataset με πάνω από 23.000 audio clips. Τα δεδομένα αυτά του κάθε αρχείου, πριν την είσοδο τους στο νευρωνικό δίκτυο, πέρασαν από μια διαδικασία preprocessing, η οποία διαφοροποιείται ανάλογα με την αρχιτεκτονική του δικτύου. Στη συγκεκριμένη υλοποίηση εφαρμόστηκαν διάφοροι αλγόριθμοι για την προεπεξεργασία των δεδομένων όπως Fourier, MFCC (Mel-Frequency Cepstral Coefficients) και sampling, με την μεγαλύτερη επιτυχία εκπαίδευσης να επιτυγχάνεται μέσω του αλγορίθμου MFCC.

Οι δομές οι οποίες ερευνήθηκαν ποικίλουν στον αριθμό των νευρώνων ανά layer, στον αριθμό των layer, στην συνάρτηση κόστους αλλά και στον αλγόριθμο του back propagation.

## Προεπεξεργασία δεδομένων

Προτού αρχίσει το στάδιο αναγνώρισης, το σήμα προεπεξεργάζεται με κατάλληλες μεθόδους. Συγκεκριμένα, εφαρμόζονται οι διαδικασίες filtering, trimming και stretching σε όλα τα δεδομένα πρωτού εισαχθούν στο μοντέλο. Αυτό πραγματοποιείται ως διαδικασία και για τα δύο μοντέλα που αναπτύχθηκαν, και για το πλήρως συνδεδεμένο και για το συνελικτικό.

Αναλυτικότερα, σε όλα τα αρχεία εισόδου εφαρμόστηκε φίλτρο ώστε να μειωθούν τα επίπεδα του θορύβου και ταυτόχρονα να διατηρηθεί η πληροφορία του σήματος που είναι επιθυμητό να αναλυθεί. Με με την εφαρμογή φίλτρου διατηρούνται τα δεδομένα του σήματος που ανήκουν στην τυπική ζώνη συχνοτήτων που σχετίζονται με τον μέσο άνθρωπο. Ένας ενήλικος άνδρας παράγει ήχους από 85 έως 180Hz, ενώ μία γυναίκα από 165 έως 255Ηz. Παρότι οι άνθρωποι όταν παράγουν αυτές τις συχνότητες παράλληλα παράγουν και ανώτερες αρμονικές τους συχνότητες δεν κρίθηκε σκόπιμο αυτές να διατηρηθούν καθώς σκοπός δεν είναι η πιστότερη αναπαραγωγή ήχου, αλλά η αναγνώριση και κατηγοριοποίησή του. Το φίλτρο που εφαρμόστηκε είναι bandpass με σημεία αποκοπής τα 85-255 Hz και είναι τύπου IIR butterworth.



Σχήμα 2.1: Απεικόνιση σήματος εισόδου πριν (α) και μετά (β) την εφαρμογή φίλτρου.

Επιπλέον, με την εφαρμογή του trimming αφαιρούνται τυχόν παύσεις πριν ή μετά την εκφώνηση των ψηφίων και έτσι το σύστημα διατηρεί μόνο την χρήσιμη πληροφορία για την αναγνώριση ομιλίας. Συγκεκριμένα, εξασφαλίζεται ότι οι φθόγγοι που προφέρονται από τον κάθε ομιλητή θα βρεθούν σε χρονικό σημείο όσο το δυνατό πιο κοντινό μεταξύ των διαφορετικών δεδομένων εισόδου. Ουσιαστικά με αυτή την επεξεργασία εξάγονται οι σχετικές θέσεις τόσο των αυτούσιων σημείων του σήματος (raw audio ή fourier) όσο και του spectrogram και των features. Εάν δεν εφαρμόζοταν trimming οι θέσεις των patterns θα βρίσκονται σε διαφορετικά σημεία στον χρόνο (άξονας X) με αποτέλεσμα να προσθέσουν θόρυβο στην διαδικασία.

Τέλος, στα σήματα εισόδου εφαρμόζεται επιπλέον και stretching. Το αποτέλεσμα της εφαρμογής του stretching είναι η χρονική διάρκεια του σήματος να είναι ίδια για όλα τα δεδομένα και με αυτό τον τρόπο επιτρέπεται στο νευρωνικό δίκτυο να εντοπίσει με μεγαλύτερη ευκολία patterns. Στην περίπτωση που δεν εφαρμοστεί stretching, τα patterns στον άξονα Χ έχουν μεγαλύτερο μήκος ανάλογα με την ταχύτητα που εκφωνούνται από τον κάθε ομιλητή. Με αυτή την μέθοδο τα δεδομένα εισόδου κανονικοποιούνται χωρίς να χάνεται χρήσιμη πληροφορία για την ταξινόμηση τους.

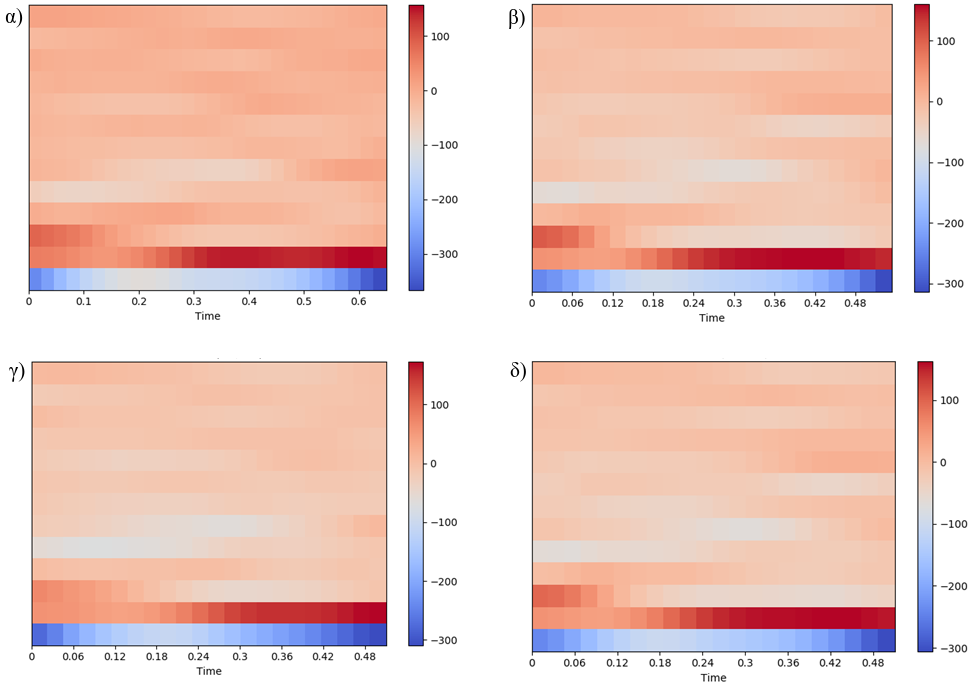
Παρατηρώντας το σχήμα των patterns χωρίς stretching προκύπτει ότι το στοιχείο στο χρονικό σημείο 0.2 σημαντική διαφορά στον χρωματισμό του, ενώ στην δεύτερη περίπτωση ο χρωματισμός είναι ο ίδιος. Τέλος όπως παρατηρούμε ο αλγόριθμός του stretch κανονικοποιεί τα δεδομένα και ως προς το magnitude.

Για να επηρεαστούν όσο το δυνατό λιγότερο τα στοιχεία των αρχείων υπολογίζεται η μέση διάρκεια ενός clip ήχου και προσαρμόζονται όλα τα clips στην διάρκεια αυτή.

## Εξαγωγή χαρακτηριστικών (feature extraction)

Blab la bla blab la blab la blab la bla bla bla bla blab la blab la blab la bla bla bla bla blab la blab la blab la bla bla bla bla blab la blab la blab la bla bla bla bla blab la blab la blab la bla bla bla bla blab la blab la blab la bla bla bla bla blab la blab la blab la bla bla bla bla blab la blab la blab la bla bla bla.

Εφαρμόζοντας stretching μετά το trimming οι τιμές που επιστρέφει ο αλγόριθμος MFCC είναι πολύ πιο κοντά μεταξύ τους σε σχέση με το αρχικό σήμα.

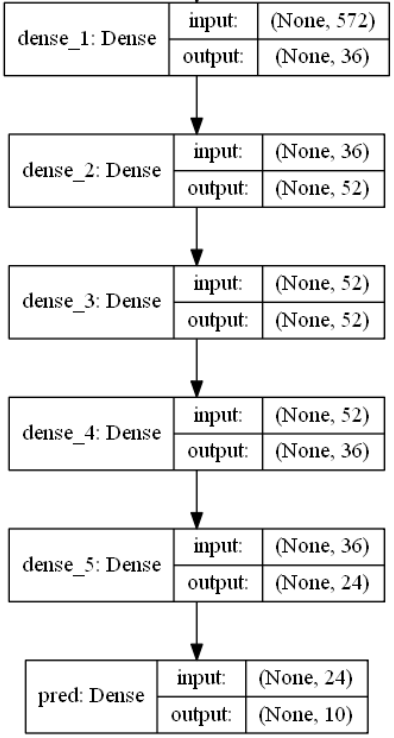


Σχήμα 2.2: Απεικόνιση σήματος εισόδου πριν (α) και μετά (β) την εφαρμογή φίλτρου.

## Δομή

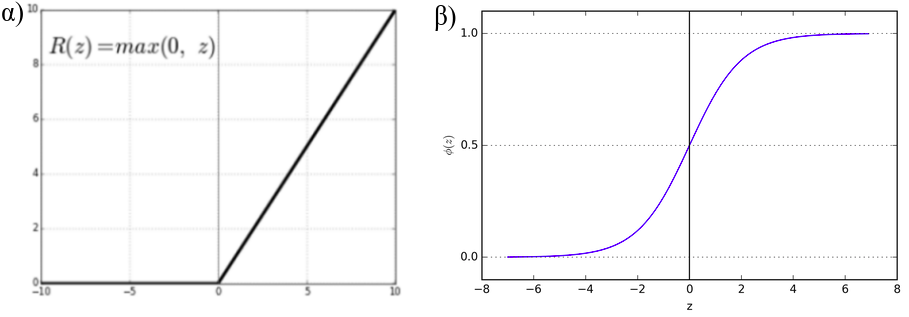
### Πλήρως συνδεδεμένο δίκτυο

Η τελική μορφή του πλήρως συνδεδεμένου νευρωνικού δικτύου αποτελλείται από 572 νευρώνες στο επίπεδο εισόδου, 5 κρυφά επίπεδα με 36, 52, 52, 36 και 24 νευρώνες αντίστοιχα και τέλος, το επίπεδο εξόδου διαθέτει 10 νευρώνες (όσες και οι πιθανές κατηγορίες ταξινόμησης).



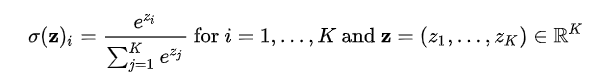
Σχήμα 2.1: Δομή του πλήρως συνδεδεμένου μοντέλου μου αναπτύχθηκε.

Ως συνάρτηση ενεργοποίησης σε κάθε κρυφό layer χρησιμοποιήθηκε η ReLU, ενώ στο επίπεδο εξόδου έγινε χρήση της συνάρτησης softmax, καθώς η τελική έξοδος αποτελείται από 10 εξόδους.

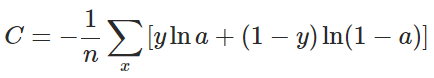


Σχήμα 2.1: Γραφική απεικόνιση της συνάρτησης ενεργοποίησης ReLU (α) και της συνάρτησης softmax (β).

Η ReLU είναι μια υπολογιστικά εύκολη συνάρτηση ενεργοποίησης όπου είναι γραμμική για όλες τις θετικές τιμές εξόδου και μηδέν για όλες τις αρνητικές. Στο τελικό layer, εφαρμόστηκε η συνάρτηση ενεργοποίησης softmax, όπου δέχεται ένα vector K αριθμών (10 στο παρόν πρόβλημα προς επίλυση) και το κάνει normalize σε μια κατανομή πιθανοτήτων.



Ως συνάρτηση κόστους χρησιμοποιήθηκε η cross-entropy.

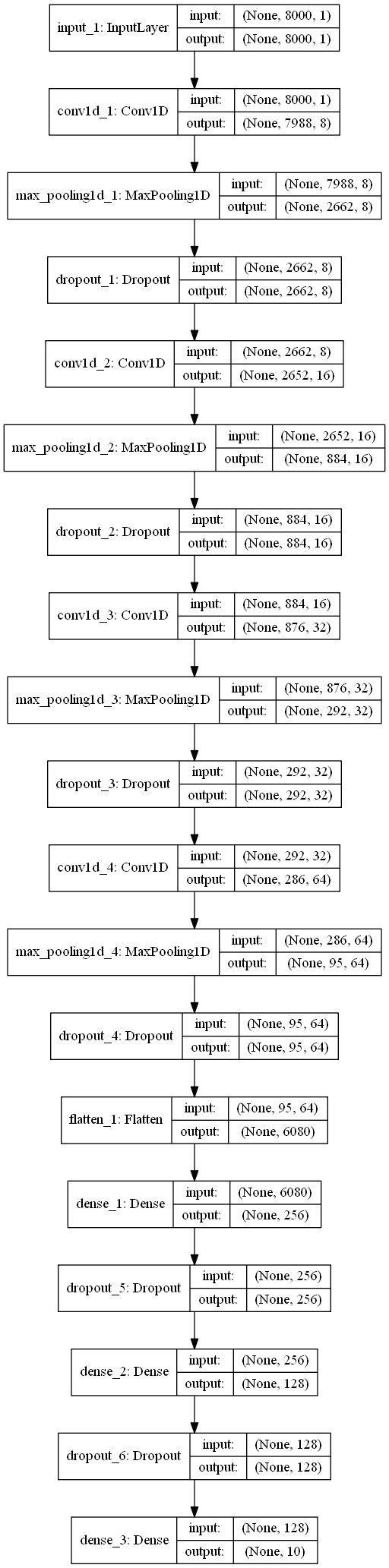


Τέλος για την οπισθοδιάδοση έγινε χρήση του αλγορίθμου RMSprop. Αντίστοιχα αποτελέσματα υπήρξαν και με την χρήση του αλγορίθμου Adam, που αποτελεί μια βελτιωμένη έκδοση του gradient descent.

Η διαδικασία μάθησης έχει οριστεί στα 100 epochs με δυνατότητα διακοπής εάν το accuracy δεν βελτιώνεται για πάνω από 10 epochs. Με αυτή την τεχνική διατηρούνται οι παράμετροι της καλύτερης εποχής και μειώνεται αισθητά ο χρόνος εκπαίδευσης του δικτύου.

### Συνελικτικό Νευρωνικό Δίκτυο

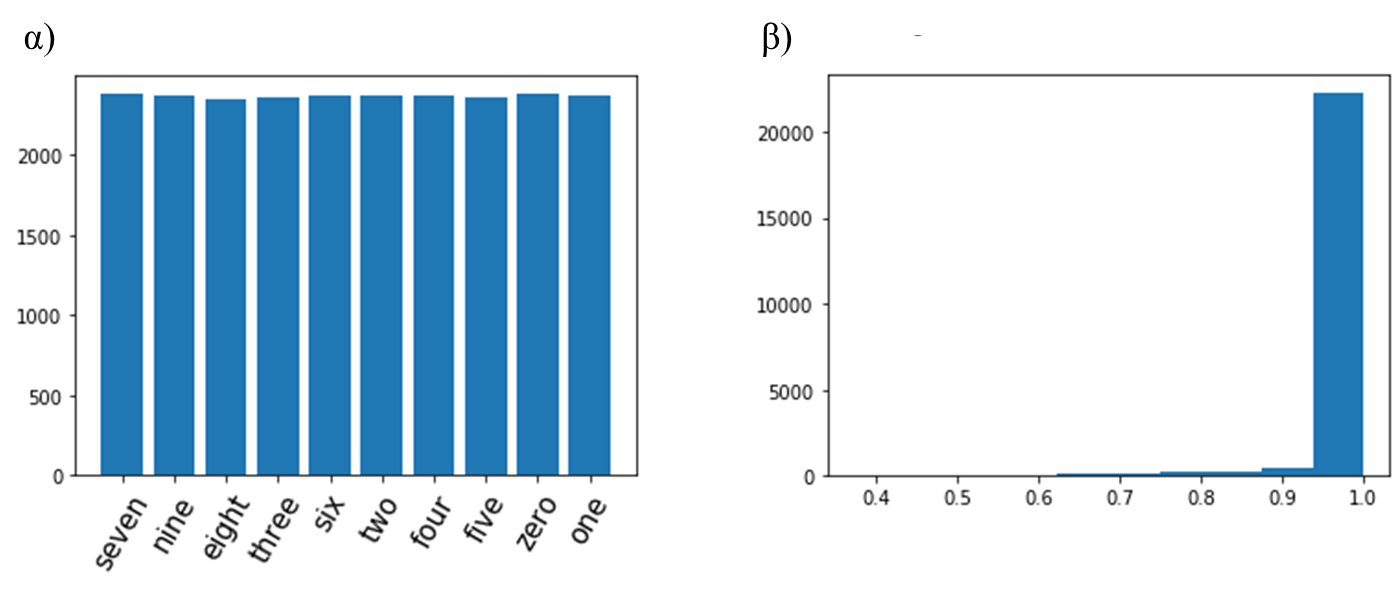
Η δομή του συνελικτικού μοντέλου είναι αρκετά πιο πολύπλοκή και παρουσιάζεται στο Σχήμα 44232432.



Σχήμα 2.1: Δομή του συνελικτικού μοντέλου μου αναπτύχθηκε.

# Αποτελέσματα

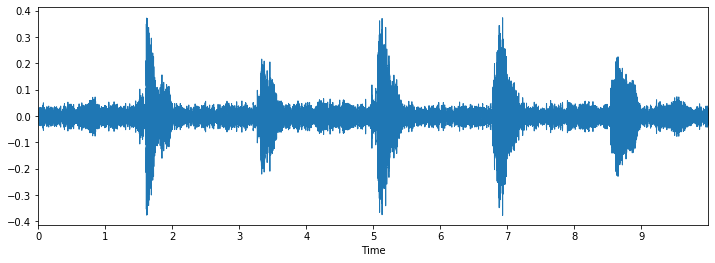
Για την εκπαίδευση του μοντέλου χρησιμοποιήθηκε ένα σύνολο δεδομένων με εγγραφές εκφωνούμενων ψηφίων από 997 διαφορετικούς ομιλητές []. Συγκεκριμένα, το σύνολο περιλαμβάνει 10.000 εγγραφές για εκπαίδευση και 1.000 για αξιολόγηση του μοντέλου, διαθέτοντας 10 κατηγορίες (classes) που αντιστοιχούν στα ψηφία από το 0 μέχρι και το 9.



Σχήμα 3.1: Γραφική αναπαράσταση του πλήθους κάθε κατηγορίας (α) και της διάρκειας (β) του συνόλου δεδομένων που χρησιμοποιήθηκε για εκπαίδευση και αξιολόγηση.

Επιπλέον, εκτός από την αξιολόγηση στα δεδομένα του test set, χρησιμοποιήθηκαν και δύο ηχογραφήσεις, μίας γυναικείας και μίας ανδρικής φωνής, προκειμένου να δοκιμαστούν σε αυτές τα μοντέλα που αναπτύχθηκαν.

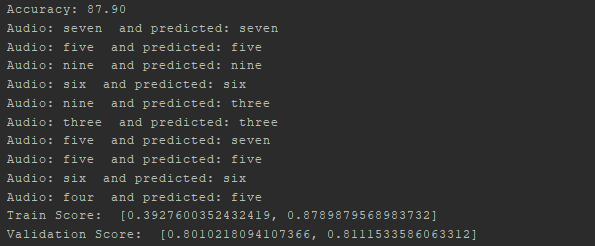
Η απεικόνιση αυτών των δύο ηχητικών σημάτων παρουσιάζεται στα Σχήμα 432 και 342 αντίστοιχα, όπου μπορούν εύκολα να διακριθούν οι παύσεις τα σημεία εκφώνησης ψηφίων.



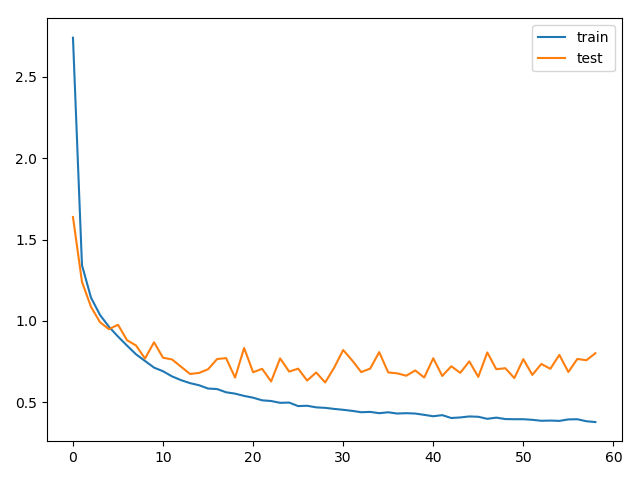
Σχήμα 3.1: Γραφική απεικόνιση ηχογράφησης γυναικείας φωνής.

## Απλό νευρωνικό δίκτυο

Τα αποτελέσματα που είχαμε με είσοδο την διακριτοποίηση της συχνότητας των αρχείων ήχου στα 8000 δείγματα δεν ήταν τόσο καλά. Κάνοντας δοκιμές στην επεξεργασία των δεδομένων μέσω των αλγορίθμων Fourier και MFCC, είχαμε καλύτερα αποτελέσματα. Συγκεκριμένα, κάνοντας preprocessing με τον αλγόριθμο MFCC, πετύχαμε accuracy του train στο 87% και του test στο 81% με προοπτικές βελτίωσης.



Σχήμα 3.1: Γραφική αναπαράσταση του πλήθους κάθε κατηγορίας (α) και της διάρκειας (β) του.

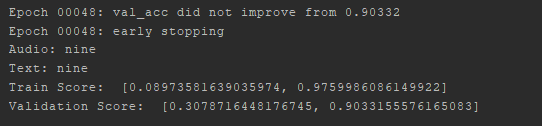


Σχήμα 3.1: Γραφική απεικόνιση σφάλματος κατά την διάρκεια της εκπαίδευσης σε train και test data.

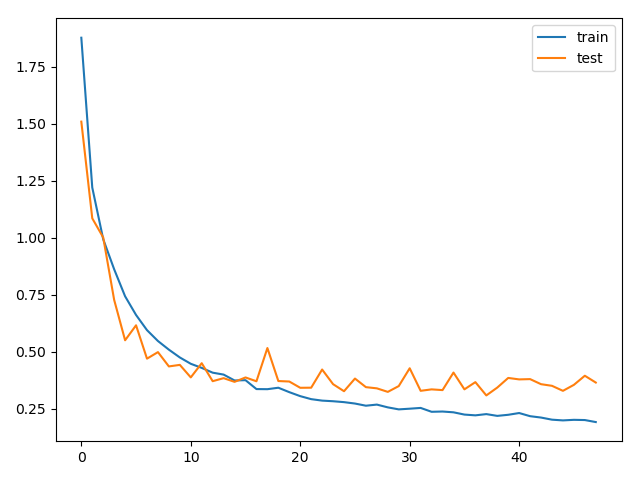
## Συνελικτικό νευρωνικό δίκτυο

Η επιλογή αυτής της αρχιτεκτονικής βοήθησε πολύ και στην αντιμετώπιση του overfitting. Κατά την υλοποίηση του fully-connected νευρωνικού, το πρόβλημα του overfitting παρουσιάστηκε αρκετές φορές λόγω της μη επιθυμητής αναλογίας των features των δεδομένων (8000) με τον αριθμό των δεδομένων για εκπαίδευση (23000). Κάνοντας και την χρήση του preprocessing που προαναφέρθηκε, το overfitting υπήρχε ακόμα και με τεχνικές αντιμετώπισης του όπως regularization και dropouts σε κάθε layer. Τα convolutional και pooling layers ανιχνεύουν τα high-level features της εισόδου ώστε αυτό το πρόβλημα να αποφεύγεται με επιτυχία.

Τα αποτελέσματα του σε σχέση με το dense είναι αρκετά ικανοποιητικά, καθώς φτάνουμε accuracy στο train της τάξης του 97% και 90% στο test. Η διαδικασία μαθησης είχε οριστεί στα 100 epochs, παρ’όλα αυτα έφτασε το μεγαλύτερο accuracy στα 48 epochs.



Σχήμα 3.1: Γραφική απεικόνιση σφάλματος κατά την διάρκεια της εκπαίδευσης σε train και test data.



Σχήμα 3.1: Γραφική απεικόνιση σφάλματος κατά την διάρκεια της εκπαίδευσης σε train και test data.

# Συμπεράσματα

Μετά από έρευνα πάνω στην ανάλυση ήχου έγινε αντιληπτό ότι χωρίς το κατάλληλο preprocessing, η επιλογή ενός dense νευρωνικού δικτύου για αναγνώριση ψηφίων δεν είναι αρκετά αποτελεσματική.

##### Βιβλιογραφία

[1] Marks, R.J.(II): [*Introduction to Shannon Sampling and Interpolation Theory*](http://marksmannet.com/RobertMarks/REPRINTS/1999_IntroductionToShannonSamplingAndInterpolationTheory.pdf), Springer-Verlag, 1991.

[2] Marks, R.J.(II), Editor: [Advanced Topics in Shannon Sampling and Interpolation Theory](http://marksmannet.com/RobertMarks/REPRINTS/1993_AdvancedTopicsOnShannon.pdf), Springer-Verlag, 1993.

[3] Rosenblatt, Frank (1957). "The Perceptron—a perceiving and recognizing automaton". *Report 85-460-1*. Cornell Aeronautical Laboratory.

[4]  McCulloch, Warren; Walter Pitts (1943). "A Logical Calculus of Ideas Immanent in Nervous Activity". Bulletin of Mathematical Biophysics. **5** (4): 115–133. [*doi*](https://en.wikipedia.org/wiki/Digital_object_identifier):[*10.1007/BF02478259*](https://doi.org/10.1007%2FBF02478259).

[] Wolfram Research, "Spoken Digit Commands" from the Wolfram Data Repository (2018)

[

Adam optimizer: (Kingma & Ba, 2015).

###### Παράρτημα A

**Κώδικες**