



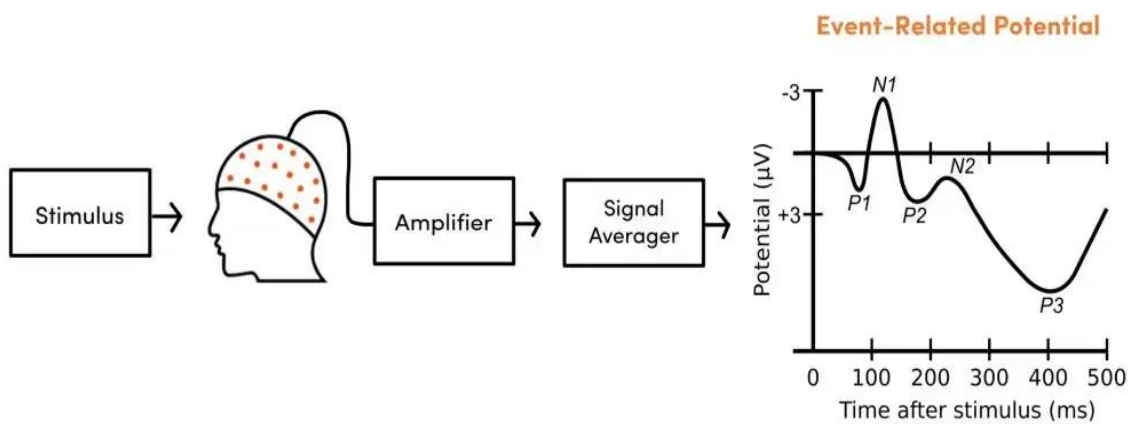
ΤΜΗΜΑ ΗΛΕΚΤΡΟΛΟΓΩΝ ΚΑΙ ΗΛΕΚΤΡΟΝΙΚΩΝ ΜΗΧΑΝΙΚΩΝ

ΣΧΟΛΗ ΜΗΧΑΝΙΚΩΝ

ΠΑΝΕΠΙΣΤΗΜΙΟ ΔΥΤΙΚΗΣ ΑΤΤΙΚΗΣ

Διπλωματική Εργασία

Event-Related Potentials (ERPs): Καταγραφή, Ανάλυση και Αξιοποίηση



Φοιτήτρια: ΤΑΤΣΗ ΧΡΙΣΤΙΝΑ

Αριθμός Μητρώου: 503262017017

Επιβλέπουσα Καθηγήτρια

Μαρία Ραγκούση

Αθήνα, Ιανουάριος 2024



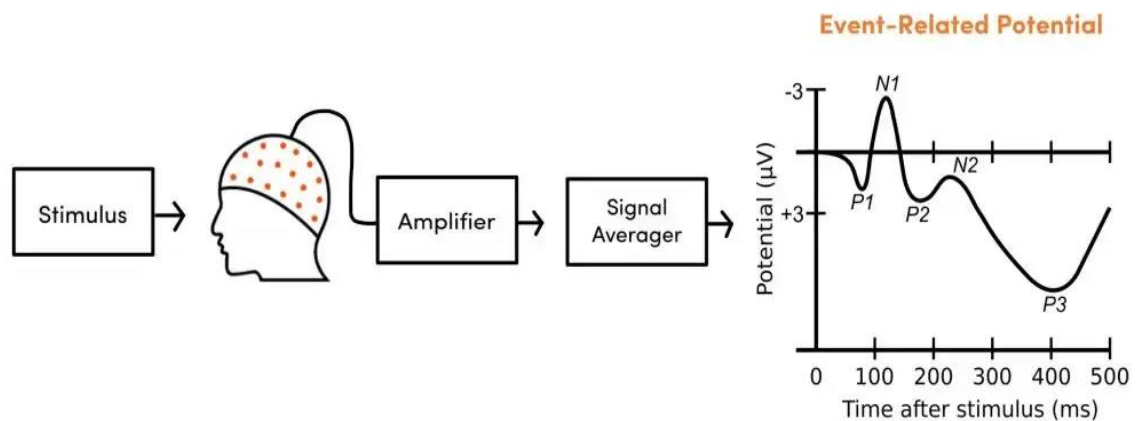
UNIVERSITY OF WEST ATTICA

FACULTY OF ENGINEERING

DEPARTMENT OF ELECTRICAL & ELECTRONICS ENGINEERING

Diploma Thesis

Event-Related Potentials (ERPs): Recording, Analysis and Uses



Student: TATSI CHRISTINA

Registration Number: 503262017017

Supervisor:

Prof. Maria Rangoussi

Athens, January 2024

Η Διπλωματική Εργασία έγινε αποδεκτή και βαθμολογήθηκε από την εξής τριμελή επιτροπή:

Μαρία Ραγκούση Καθηγήτρια	Στέλιος Ποτηράκης Καθηγητής	Σωτηρία Γαλατά Επ. Καθηγήτρια
(Υπογραφή)	(Υπογραφή)	(Υπογραφή)

Copyright © Με επιφύλαξη παντός δικαιώματος. All rights reserved.

**ΠΑΝΕΠΙΣΤΗΜΙΟ ΔΥΤΙΚΗΣ ΑΤΤΙΚΗΣ και ΤΑΤΣΗ ΧΡΙΣΤΙΝΑ,
Ιανουάριος, 2024**

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

Οι απόψεις και τα συμπεράσματα που περιέχονται σε αυτό το έγγραφο εκφράζουν τον/την συγγραφέα του και δεν πρέπει να ερμηνευθεί ότι αντιπροσωπεύουν τις θέσεις του επιβλέποντος, της επιτροπής εξέτασης ή τις επίσημες θέσεις του Τμήματος και του Ιδρύματος.

ΔΗΛΩΣΗ ΣΥΓΓΡΑΦΕΑ ΔΙΠΛΩΜΑΤΙΚΗΣ ΕΡΓΑΣΙΑΣ

Η κάτωθι υπογεγραμμένη Τάτση Χριστίνα του Ευάγγελου, με αριθμό μητρώου 503262017017 φοιτήτρια του Πανεπιστημίου Δυτικής Αττικής της Σχολής ΜΗΧΑΝΙΚΩΝ του Τμήματος ΗΛΕΚΤΡΟΛΟΓΩΝ ΚΑΙ ΗΛΕΚΤΡΟΝΙΚΩΝ ΜΗΧΑΝΙΚΩΝ,

δηλώνω υπεύθυνα ότι:

«Είμαι συγγραφέας αυτής της διπλωματικής εργασίας και ότι κάθε βοήθεια την οποία είχα για την προετοιμασία της είναι πλήρως αναγνωρισμένη και αναφέρεται στην εργασία. Επίσης, οι όποιες πηγές από τις οποίες έκανα χρήση δεδομένων, ιδεών ή λέξεων, είτε ακριβώς είτε παραφρασμένες, αναφέρονται στο σύνολό τους, με πλήρη αναφορά στους συγγραφείς, τον εκδοτικό οίκο ή το περιοδικό, συμπεριλαμβανομένων και των πηγών που ενδεχομένως χρησιμοποιήθηκαν από το διαδίκτυο. Επίσης, βεβαιώνω ότι αυτή η εργασία έχει συγγραφεί από μένα αποκλειστικά και αποτελεί προϊόν πνευματικής ιδιοκτησίας τόσο δικής μου, όσο και του Ιδρύματος.

Παράβαση της ανωτέρω ακαδημαϊκής μου ευθύνης αποτελεί ουσιώδη λόγο για την ανάκληση του διπλώματός μου.»

Η Δηλούσα



ΤΑΤΣΗ ΧΡΙΣΤΙΝΑ

ΠΕΡΙΛΗΨΗ

Η συγκεκριμένη διπλωματική εργασία εστιάζει στα Προκλητά Δυναμικά (ERPs). Πιο συγκεκριμένα αρχικά ορίζεται τι είναι αυτά, πώς και γιατί προκαλούνται αλλά και πώς χρησιμεύουν / αξιοποιούνται σε διάφορους χώρους. Η συγκεκριμένη εργασία αφορά έναν σχετικά νέο κλάδο ως προς τις μεθοδολογίες που ακολουθεί και τα συμπεράσματα που προσφέρει για τους επιστήμονες παγκοσμίως. Οι μετρήσεις που λαμβάνονται από τον εγκέφαλο, όπως θα αναλυθεί παρακάτω, είναι ένας νέος τρόπος για να μπορεί κανείς να προσδιορίσει την κατάσταση του ανθρώπου τόσο σε επίπεδο σωματικών παθήσεων όσο και σε επίπεδο ψυχολογικών και ψυχιατρικών παθήσεων. Αρκετά ενδιαφέρουσες κρίνονται οι πληροφορίες που κρύβονται στον ανθρώπινο εγκέφαλο και οι διάφορες διαγνώσεις που μπορούν να γίνουν χάρις στο ηλεκτροεγκεφαλογράφημα, πριν καν το οποιοδήποτε πρόβλημα γίνει αντιληπτό εξωτερικά. Από την βρεφική ακόμη ηλικία που το παιδί δεν μπορεί να επικοινωνήσει λεκτικά με το περιβάλλον του, μπορεί το ηλεκτροεγκεφαλογράφημα να μεταδώσει πολύτιμες πληροφορίες για την κατάστασή του.

Στην εργασία θα αναλυθούν οι μέθοδοι που επιτρέπουν να καταγραφούν τα ERPs και θα περιγραφούν όλα τα απαραίτητα εργαλεία και βήματα για τον σκοπό αυτό. Ακόμη θα παρουσιαστούν διάφορες πιθανές απεικονίσεις που μπορεί να προκύψουν από τις καταγραφές αυτές, ανάλογα με την κυματομορφή που θέλει ο εκάστοτε ερευνητής να εξετάσει. Στην συνέχεια θα παρουσιαστούν πειράματα και έρευνες που έχουν ήδη γίνει από άλλους ερευνητές μαζί με τα αποτελέσματα που προέκυψαν από τις δικές τους μελέτες.

Τέλος, στο πειραματικό μέρος της εργασίας, με την χρήση του εργαλείου Matlab και χρησιμοποιώντας ένα ελεύθερα διαθέσιμο data set με ERPs από το διαδίκτυο, θα γίνουν τα βήματα της επεξεργασίας και ανάλυσης των σημάτων ERP, ώστε να γίνει κατηγοριοποίηση των υποκειμένων σε δύο κλάσεις, υποκείμενα με ΔΕΠΥ και χωρίς ΔΕΠΥ. Για την κατηγοριοποίηση επιλέχθηκε η μέθοδος μέσω νευρωνικών δικτύων, για την καλύτερη δυνατή ανάλυση των δεδομένων και την εξαγωγή καλών αποτελεσμάτων. Συγκεκριμένα, θα παρουσιαστούν δύο τύποι νευρωνικών δικτύων και θα συγκριθούν με βάση τις επιδόσεις τους στο πρόβλημα της κατηγοριοποίησης και στο συγκεκριμένο data set. Ο τρόπος συγγραφής του κώδικα Matlab, που δίνεται στο Παράρτημα, επιδιώχθηκε να είναι απλός και επεξηγηματικός, και όχι βελτιστοποιημένος, ώστε να γίνεται εύκολα κατανοητός και με λίγες παραμετροποιήσεις να μπορεί να χρησιμοποιηθεί σε διάφορες άλλες μορφές ανάλογου τύπου δεδομένων.

Λέξεις-κλειδιά:

Προκλητά Δυναμικά (ERPs), Ηλεκτροεγκεφαλογράφος, Μετασχηματισμός Fourier, Matlab, Τεχνητά Νευρωνικά Δίκτυα (ANN), Νευρωνικό Δίκτυο Εμπροσθο-τροφοδότησης (feed-forward NN), Πολυεπίπεδο Perceptron (MLP), ΔΕΠΥ, κατηγοριοποίηση

Abstract

This diploma thesis focuses on Evoked Potentials or Event-Related Potentials (ERPs). More specifically, the thesis includes definitions and descriptions as to what ERP are, the reason they are evoked and their various uses. It is referring to a rather new discipline and its methodologies, as well as the results it provides to scientists globally. In fact, through the received and registered electric brain signals, a new way is opened for the estimation of the status of a human subject, physical or psychological or even mental, as well as for the diagnosis of possible illnesses. The available methodologies for registering and evaluating ERP data, along with the necessary equipment and tools are described as well. Additionally, various possible visualizations that can be extracted from the analysis of ERPs, depending of the aims of the specific research, are described and discussed. The information hidden in human brain and revealed by diagnosis is a very interesting area, particularly since ERP can lead to diagnosis of problems before these are externally perceived. ERP can help understand the status of a child, even in the infant age, who cannot interact and communicate verbally with its environment and with the people around it.

In the following parts of the thesis, existing research and experiments carried out by researchers and scientists are surveyed, along with the results of these studies. The thesis also describes the methods to record ERPs along with all necessary tools and steps for this purpose. In addition, various possible visualizations that may result from these recordings are presented, depending on the waveform that each researcher seeks to examine.

In the experimental part of the work, Matlab is used on an ERP data set freely available on the Internet, in order to process and analyze ERP signals in this data set. The aim is to classify human subjects into two classes, subjects with ADHD and without ADHD (healthy). Artificial Neural Networks are used for classification, and experimentation is performed to define the best analysis of the data and the extraction of satisfactory results. Specifically, two types of neural networks are employed and compared based on their performance in the specific classification task and data set. Effort has been made for the developed Matlab code, given in the Appendix, to be kept simple, parametrized and self-explanatory. It is therefore easy to understand and with a few changes and little customization the same code can be reused to classify various other types of data.

Keywords:

ERPs (Event-Related Potentials), EEG (electroencephalogram), Fourier Transform, Matlab, Artificial Neural Networks (ANN), feed-forward neural network (FFNN), Multi-layer Perceptron (MLP), ADHD, classification

ΠΕΡΙΕΧΟΜΕΝΑ

ΠΕΡΙΛΗΨΗ	5
Abstract	6
ΠΕΡΙΕΧΟΜΕΝΑ	7
Κατάλογος εικόνων	9
ΕΙΣΑΓΩΓΗ.....	12
ΚΕΦΑΛΑΙΟ 1: ΟΡΙΣΜΟΙ ΚΑΙ ΧΡΗΣΕΙΣ	13
1.1 Τι είναι τα ERPs	13
1.2 Τρόπος καταγραφής σημάτων	17
1.3 Ανάλυση καταγεγραμμένων σημάτων	20
1.4 Που χρησιμοποιούνται τα αποτελέσματα της ανάλυσης	22
ΚΕΦΑΛΑΙΟ 2: ΒΙΒΛΙΟΓΡΑΦΙΚΗ ΕΠΙΣΚΟΠΗΣΗ ΜΕΛΕΤΩΝ ΜΕ ERPs	23
2.1 ERPs στον ακουστικό φλοιό σε νεογέννητα βρέφη	23
2.2 Καινοτομίες στην νευροψυχολογική αξιολόγηση με την χρήση ERP.....	25
2.3 Αξιολόγηση της κατανόησης γραπτού λόγου με νευροψυχολογικούς και εγκεφάλους που σχετίζονται με τα ERPs	30
ΚΕΦΑΛΑΙΟ 3: ΠΕΙΡΑΜΑΤΙΚΟ ΜΕΡΟΣ – ΑΝΑΛΥΣΗ - ΑΠΟΤΕΛΕΣΜΑΤΑ	37
3.1 Σύνολο δεδομένων σημάτων εγκεφάλου από ενήλικες με/χωρίς ΔΕΠΥ	37
3.2 Πειραματικός σχεδιασμός	37
3.3 Μεθοδολογία ανάλυσης μέσω Επιβλεπόμενης Μάθησης.....	41
3.3.1 Επιβλεπόμενη μάθηση με χρήση νευρωνικού δικτύου τύπου Feedforward	41
3.3.2 Επιβλεπόμενη μάθηση με χρήση νευρωνικού δικτύου τύπου Multilayer Perceptron (MLP)	42
3.4 Υλοποίηση πειραματικής διαδικασίας	44
3.4.1 Αποτελέσματα κατηγοριοποίησης με χρήση Feedforward NN.....	44
3.4.2 Αποτελέσματα κατηγοριοποίησης με χρήση MLP NN	60
ΚΕΦΑΛΑΙΟ 4: ΣΥΜΠΕΡΑΣΜΑΤΑ.....	70
Βιβλιογραφία.....	71
ΠΑΡΑΡΤΗΜΑ: Ο κώδικας που αναπτύχθηκε	72
(A) Κώδικας για τη δημιουργία excel αρχείου (/ formulateExcelTable)	72
(B) Κώδικας πίνακα βασισμένου στο excel (καλείται από το /mainprogr).....	77
(Γ) Κώδικας διαδικασίας επεξεργασίας	77
(Δ) Κώδικας διαδικασίας δημιουργίας plot.....	77
(E) Κώδικας για τη μετατροπή των δεδομένων με τον μετασχηματισμό Fourier.....	78
(Z) Κώδικας για τον πίνακα με τα μετασχηματισμένα δεδομένα	79
(H) Αρχείο επιλογής βέλτιστου μοντέλου με βάση το σφάλμα (Testing_the_best_model).....	81
(Θ) Κώδικας με την χρήση Multi-layer perceptron (MLP).....	82
(I) Βελτιστοποιημένος κώδικας με την χρήση Multi-layer perceptron (MLP.3)	86

Κατάλογος εικόνων

Εικόνα 1.1 Παράδειγμα διέγερσης και απόκρισης του εγκεφάλου με ηλεκτρικό σήμα (κυματομορφή ERP). [Πηγή: https://info.tmsi.com/blog/event-related-potentials]	13
Εικόνα 1.2 Παράδειγμα καταγραφής κυματομορφής ERP (onset, peak, offset). [Πηγή: https://en.wikipedia.org/wiki/Event-related_potential]	14
Εικόνα 1.3 Παράδειγμα καταγραφής κυματομορφής για το ERP N400. [Πηγή: Depiction of the event-related brain potential N400 component in a... Download Scientific Diagram (researchgate.net)]	14
Εικόνα 1.4 Παράδειγμα καταγραφής κυματομορφής για το ERP MMN (mismatch negativity). [Πηγή: Mismatch negativity (MMN). a The ERPs show the average voltage of the... Download Scientific Diagram (researchgate.net)]	15
Εικόνα 1.5 Παράδειγμα καταγραφής κυματομορφής για το ERP P600. [Πηγή: P600 "garden path" effect for the C versus B contrast. Grand average... Download Scientific Diagram (researchgate.net)]	15
Εικόνα 1.6 Συγκριτικό παράδειγμα καταγραφής για τα ERPs P1 & N1. [Πηγή: P1 and N1 event-related potential (ERP)-components. (A) Target-locked... Download Scientific Diagram (researchgate.net)]	16
Εικόνα 1.7 Παράδειγμα βασικής ανατομίας εγκεφάλου. [Πηγή: Βασικές Γνώσεις Ανατομίας του Εγκεφάλου (pediatric-neurosurgery.com)]	17
Εικόνα 2.1 Χάρτης σημείων τοποθέτησης των ηλεκτροδίων καθώς και καταγραφής των διάφορων ERPs. [Πηγή: (A) Resting-state EEG acquisition protocol in mind-body-brain dataset... Download Scientific Diagram (researchgate.net)].	18
Εικόνα 2.2 Παράδειγμα συστήματος ηλεκτροδίων τύπου NET. [Πηγή: Forging a new field of social neuroscience University of Chicago News (uchicago.edu)]	18
Εικόνα 2.3 Παράδειγμα συστήματος ηλεκτροδίων τύπου CAP. [Πηγή: actiCAP Xpress Twist Brain Products GmbH > Solutions]	19
Εικόνα 2.4 Παράδειγμα συστήματος φορητού ηλεκτροεγκεφαλογράφου. [Πηγή: EEG (Portable EEG System)(id:3006315) Product details - View EEG (Portable EEG System) from IC Neurotic S.L - EC21].	19
Εικόνα 3.1 Παράδειγμα scalp map. [Πηγή: Scalp Mapping – SCALP (scalpouter.netlify.app)]	21
Εικόνα 4.1 Παράδειγμα ακουστικού ERP μετρημένο στο κεντρικό σημείο Fz και στο δεξί μαστοειδές M2. Τα αριστερά πλαίσια δείχνουν τη μέση κυματομορφή στα τυπικά ερεθίσματα και τα τυχαία εμφανιζόμενα αποκλίνοντα με την διαφορά τους να απεικονίζεται με γκρι. Τα δεξιά πλαίσια δείχνουν αυτή την διαφορά ως κύμα διαφοράς με την κορυφή αρνητικότητας αντιστοιχίας (MMN) περίπου στα 200ms.Τυπικά το πλάτος των MMN στο ηλεκτρόδιο των μαστοειδών είναι θετικό. [Πηγή: http://www.sciencedirect.com/ Cortical auditory event-related potentials in newborn infants]	24
Εικόνα 4.2 Παράδειγμα ακουστικού ERP με πρότυπο παράδειγμα, αποκλίνοντες τόνους και κύμα μεταξύ τους διαφοράς που προκαλείται σε βρέφη πλήρους κύησης, σε ηλικία 2-4 ημερών και 3 μηνών αλλά και σε πρόωρα βρέφη. [Πηγή: http://www.sciencedirect.com/ Cortical auditory event-related potentials in newborn infants]	25
Εικόνα 5.1 Μεγάλες και μέσες κυματομορφές που καταγράφηκαν από τις τρεις μεσογραμμές και τις δύο οπίσθιες χρονικές θέσεις	26
Εικόνα 5.2 ένα μεγάλο μέσο όρο ERP για τις δοκιμές WISC-III WI , WAIS-R NI NI και Difficult DI Vocabulary στο ηλεκτρόδιο μέσης γραμμής για τις τοποθεσίες Fz, Cz και Pz που απεικονίζουν την απόκριση N270 σε λέξεις στις λανθασμένες κατηγορίες και το P300 σε λέξεις στις σωστές κατηγορίες. [Πηγή: 1-s2.0-S016787600000933-main.pdf Καινοτομίες στην νευροψυχολογική αξιολόγηση με την χρήση ERP	27
Εικόνα 5.3 Μεγάλος μέσος όρος ERP για το PALPA σε τρεις τοποθεσίες μεσαίας γραμμής Fz, Cz και Pz . Η απόκριση P300 στη σωστή κατάσταση αντιστοιχεί στις εικόνες που ταιριάζουν σωστά με τις γραπτές προτάσεις. [Πηγή: 1-s2.0-S016787600000933-main.pdf Καινοτομίες στην νευροψυχολογική αξιολόγηση με την χρήση ERP	28
Εικόνα 5.4 Μεγάλος μέσος όρος ERP για το μηχανογραφημένο Token Test σε τρεις τοποθεσίες μεσαίας γραμμής Fz, Cz και Pz που δείχνουν το P300 που ακολουθεί. [Πηγή: 1-s2.0-S016787600000933-main.pdf Καινοτομίες στην νευροψυχολογική αξιολόγηση με την χρήση ERP	29
Εικόνα 5.5 Ένα μεγάλο μέσο όρο ERP για τις δοκιμές ομοιοτήτων WISC-III WI και WAIS-R NI NI στις θέσεις ηλεκτροδίων μέσης γραμμής Fz, Cz και Pz που δείχνει το P300 σε λέξεις στη σωστή κατηγορία και την απόκριση N270 σε λέξεις στις λανθασμένες κατηγορίες. [Πηγή: 1-s2.0-S016787600000933-main.pdf Καινοτομίες στην νευροψυχολογική αξιολόγηση με την χρήση ERP	30
Εικόνα 6.1 Ένα δείγμα ερώτησης από το PALPA. A: Τυποποιημένη δοκιμή. B: Μηχανογραφημένη εξέταση. Ανατυπώθηκε με άδεια του Psychological Press Limited, Hove, Ηνωμένο Βασίλειο [Πηγή: evaluation-of-reading-comprehension-with-neuropsychological-and-event-related-brain-potential-erp-methods.pdf Αξιολόγηση της κατανόησης γραπτού λόγου με νευροψυχολογικές και μεθόδους που σχετίζονται με δυνητικά συμβάντα του εγκεφάλου (ERP)]	31
Εικόνα 6.2 Μεγάλος μέσος όρος ERP για το PALPA που απεικονίζει την απόκριση P300 σε εικόνες που αντιστοιχούσαν σε σωστές γραπτές προτάσεις. Ο χρόνος σε χιλιοστά του δευτερολέπτου βρίσκεται στον άξονα X και το πλάτος (mV) βρίσκεται στον άξονα Y. Σημειώστε ότι το VEOG και το HEOG έχουν μειωθεί για τους σκοπούς της απεικόνισης. [Πηγή: evaluation-of-reading-comprehension-with-neuropsychological-and-event-related-brain-potential-erp-methods.pdf Αξιολόγηση της κατανόησης γραπτού λόγου με νευροψυχολογικές και μεθόδους που σχετίζονται με δυνητικά συμβάντα του εγκεφάλου (ERP)]	33

Εικόνα 6.3 Μεμονωμένος μέσος όρος ERP για έναν τυπικό συμμετέχοντα στο Pz. Φιλτραρισμένο στα 20 Hz για σκοπούς απεικόνισης. Όλες οι άλλες λεπτομέρειες ρυθμισμένες όπως και για την εικόνα 3.2. [Πηγή: evaluation-of-reading-comprehension-with-neuropsychological-and-event-related-brain-potential-erp-methods.pdf Αξιολόγηση της κατανόησης γραπτού λόγου με νευροψυχολογικές και μεθόδους που σχετίζονται με δυνητικά συμβάντα του εγκεφάλου (ERP)]	34
Εικόνα 6.4 Μεγάλος μέσος όρος ERP για το PALPA που απεικονίζει τις επιπτώσεις της έκθεσης (Α) και της πρακτικής (Β) στο Pz. Όλες οι άλλες λεπτομέρειες ρυθμισμένες όπως και για την εικόνα 3.2. [Πηγή: evaluation-of-reading-comprehension-with-neuropsychological-and-event-related-brain-potential-erp-methods.pdf Αξιολόγηση της κατανόησης γραπτού λόγου με νευροψυχολογικές και μεθόδους που σχετίζονται με δυνητικά συμβάντα του εγκεφάλου (ERP)]	35
Εικόνα 7.1 Αποτελέσματα πειράματος για γυναίκες με ΔΕΠΥ. [Πηγή : matfile που παρέχεται από το dataset. A Dataset of EEG Signals from Adults with ADHD and Healthy Controls: Resting State, Cognitive function, and Sound Listening Paradigm - Mendeley Data]	37
Εικόνα 7.2 Αποτελέσματα πειράματος για γυναίκες με ΔΕΠΥ κελί 1 από 11. [Πηγή : matfile που παρέχεται από το dataset. A Dataset of EEG Signals from Adults with ADHD and Healthy Controls: Resting State, Cognitive function, and Sound Listening Paradigm - Mendeley Data]	38
Εικόνα 7.3 Αρχείο τύπου excel, με την χρήση MATLAB.	39
Εικόνα 7.4 Αρχείο τύπου excel, με την χρήση MATLAB.	39
Εικόνα 7.5 Plot για γυναίκα με ΔΕΠΥ σε συχνότητα 512Hz.	40
Εικόνα 7.6 Plot για γυναίκα χωρίς ΔΕΠΥ σε συχνότητα 512Hz.	40
Εικόνα 7.7 Παράδειγμα feed-forward νευρωνικού δικτύου με 2 κρυφά στρώματα κόμβων.	42
Εικόνα 7.8 Παράδειγμα νευρωνικού δικτύου τύπου perceptron	43
Εικόνα 7.9 Παράδειγμα νευρωνικού δικτύου τύπου MLP με 2 κρυφά στρώματα κόμβων.	43
Εικόνα 8.1 Confusion Matrix 1	45
Εικόνα 8.2 Confusion Matrix 2	45
Εικόνα 8.3 Confusion Matrix 3	46
Εικόνα 8.4 Confusion Matrix 4	46
Εικόνα 8.5 Confusion Matrix 5	47
Εικόνα 8.6 Confusion Matrix 6	47
Εικόνα 8.7 Confusion Matrix 7	48
Εικόνα 8.8 Confusion Matrix 8	48
Εικόνα 8.9 Confusion Matrix 9	49
Εικόνα 8.10 Confusion Matrix 10	49
Εικόνα 8.11 Confusion Matrix 11	50
Εικόνα 8.12 Confusion Matrix 12	50
Εικόνα 8.13 Confusion Matrix 13	51
Εικόνα 8.14 Confusion Matrix 14	51
Εικόνα 8.15 Confusion Matrix 15	52
Εικόνα 8.16 Confusion Matrix 16	52
Εικόνα 8.17 Confusion Matrix 17	53
Εικόνα 8.18 Confusion Matrix 18	53
Εικόνα 8.19 Confusion Matrix 19	54
Εικόνα 8.20 Confusion Matrix 20	54
Εικόνα 8.21 Confusion Matrix 21	55
Εικόνα 8.22 Confusion Matrix 22	55
Εικόνα 8.23 Confusion Matrix 23	56
Εικόνα 8.24 Confusion Matrix 24	56
Εικόνα 8.25 Confusion Matrix 25	57
Εικόνα 8.26 Confusion Matrix 26	57
Εικόνα 8.27 Confusion Matrix 27	58
Εικόνα 8.28 Confusion Matrix 28	58
Εικόνα 8.29 Confusion Matrix 29	59
Εικόνα 8.30 Confusion Matrix 30	59
Εικόνα 8.31 Αριθμός εποχών δικτύου τύπου MLP	61
Εικόνα 8.32 Αποτελέσματα εκπαίδευσης δικτύου στα πεδία εκπαίδευσης, επικύρωσης και δοκιμής	61
Εικόνα 8.33 Confusion Matrix στο σύνολο του data set (79 σήματα) για MLP δίκτυο σε ανάλυση 128 σημείων.	62
Εικόνα 8.34 Confusion Matrix στο σύνολο του data set (79 σήματα) για MLP δίκτυο σε ανάλυση 256 σημείων	62

Event-Related Potentials (ERPs): Καταγραφή, Ανάλυση και Αξιοποίηση

Εικόνα 8.35 Confusion Matrix στο σύνολο του data set (79 σήματα) για MLP δίκτυο σε ανάλυση 512 σημείων	63
Εικόνα 8.36 Αρχιτεκτονική για βελτιστοποιημένο δίκτυο MLP σε ανάλυση 128 σημείων	64
Εικόνα 8.37 Απόδοση εκπαίδευσης για βελτιστοποιημένο MLP δίκτυο σε ανάλυση 128 σημείων	65
Εικόνα 8.38 Confusion Matrix στο test set (12 σήματα) για βελτιστοποιημένο MLP δίκτυο σε ανάλυση 128 σημείων	65
Εικόνα 8.39 Αρχιτεκτονική για βελτιστοποιημένο δίκτυο MLP σε ανάλυση 256 σημείων	66
Εικόνα 8.40 Απόδοση εκπαίδευσης για βελτιστοποιημένο MLP δίκτυο σε ανάλυση 256 σημείων.	67
Εικόνα 8.41 Confusion Matrix στο test set (12 σήματα) για βελτιστοποιημένο MLP δίκτυο σε ανάλυση 256 σημείων	67
Εικόνα 8.42 Αρχιτεκτονική για βελτιστοποιημένο δίκτυο MLP σε ανάλυση 512 σημείων	68
Εικόνα 8.43 Απόδοση εκπαίδευσης για βελτιστοποιημένο MLP δίκτυο σε ανάλυση 512 σημείων.	69
Εικόνα 8.44 Confusion Matrix στο test set (12 σήματα) για βελτιστοποιημένο MLP δίκτυο σε ανάλυση 512 σημείων	69

ΕΙΣΑΓΩΓΗ

Τα ERPs ή αλλιώς προκλητά δυναμικά είναι μετρήσεις που λαμβάνονται από τον ανθρώπινο εγκέφαλο και προσφέρουν στους ερευνητές κάποιες σημαντικές πληροφορίες για τον ίδιο τον άνθρωπο. Στην συγκεκριμένη εργασία λοιπόν θα αναλυθούν τα σήματα αυτά, πως προκαλούνται, πως μετρούνται, τι πληροφορίες προσφέρουν για τον ίδιο τον άνθρωπο. Ακόμη θα αναλυθούν τα εργαλεία που χρειάζονται για την τεχνητή δημιουργία αλλά και λήψη των σημάτων αυτών. Στην συνέχεια θα αξιολογηθούν μετρήσεις ερευνητών σε διάφορες ομάδες πληθυσμών ως προς τον τρόπο που διεγείρουν τα νεύρα του εγκεφάλου και προκαλούν αυτά τα σήματα, δηλαδή ως προς τις μεθόδους τους, αλλά και ως προς τα αποτελέσματα που προκύπτουν από αυτές τις έρευνες. Τέλος με βάση μιας άλλης έρευνας που έχει ήδη πραγματοποιηθεί και με βάση τα αποτελέσματα αυτής, θα δημιουργηθεί σε περιβάλλον Matlab ένα σύστημα για την επεξεργασία των σημάτων με δύο διαφορετικές μεθοδολογίες και θα κριθεί ποια από αυτές προσφέρει τα καταλληλότερα αποτελέσματα.

Τα ERPs είναι μια νέα σχετικά μεθοδολογία για τον κλάδο των ερευνητών και ακόμα δεν είναι γνωστό πόσες πολλές πληροφορίες μπορεί κανείς να συλλέξει από έναν ανθρώπινο εγκέφαλο μόνο με την χρήση εγκεφαλογράφου και με τον συγκεκριμένο τύπο σημάτων. Πιο συγκεκριμένα είναι μια τεχνολογία που όπως θα αναλυθεί και παρακάτω μπορεί να εντοπίσει ασθένειες παθολογικής και ψυχιατρικής φύσεως. Είναι επίσης ένας τρόπος επικοινωνίας με ανθρώπους που δεν έχουν την δυνατότητα να χρησιμοποιήσουν την ομιλία με τον γνωστό τρόπο. Γενικότερα είναι ένας τρόπος να εκμαιεύσει κανείς πληροφορίες για ηθικούς σκοπούς που δεν είναι δυνατόν να λάβει με άλλον τρόπο. Γενικότερα ανοίγει ένας νέος κλάδος καθώς μέσω αυτής της μεθοδολογίας μπορεί κανείς να εντοπίσει και πληροφορίες οι οποίες δεν είναι ακόμα γνωστές από τον εγκέφαλο μιας που είναι το πιο ιδιαίτερο και ενδιαφέρον όργανο στο ανθρώπινο σώμα και σίγουρα κρύβει πολλές πληροφορίες για το σώμα που κατοικεί.

Τα αποτελέσματα που αναμένεται να προσφέρει αυτή η εργασία είναι ένας απλός και σωστός τρόπος επεξεργασίας αυτών των σημάτων, ώστε να μπορέσει κανείς με λίγες διορθώσεις να μπορέσει να αξιοποιήσει τις πληροφορίες που λαμβάνει με ηθικούς πάντα σκοπούς. Είναι δυνατό βοηθήσει ερευνητές για την απλοποίηση της διαδικασίας της επεξεργασίας ή να δώσει το έναυσμα σε μηχανικούς να εξελίξουν την μεθοδολογία για ακόμη καλύτερα αποτελέσματα ή ακόμη και για την διάνοιξη νέων δρόμων στον κλάδο της βιοϊατρικής ή και ιατρικής. Μπορεί μέσω της έρευνας να προκύψουν νέα συμπεράσματα καθοριστικά για τον συγκεκριμένο κλάδο.

Η δομή της εργασίας είναι η ακόλουθη:

Σο Κεφάλαιο 1 αναλύεται τι είναι τα ERP's, πόσα υπάρχουν και ποια είναι. Ακολουθούν οι μέθοδοι καταγραφής των σημάτων και η ανάλυση των ήδη καταγεγραμμένων σημάτων. Τέλος αναφέρεται που μπορούν να χρησιμοποιηθούν τα αποτελέσματα της ανάλυσης που προηγήθηκε.

Στο Κεφάλαιο 2 αναλύονται τρία χαρακτηριστικά παραδείγματα ερευνών που έχουν πραγματοποιηθεί. Στο πρώτο παράδειγμα αναλύεται έρευνα που πραγματοποιήθηκε σε νεογέννητα βρέφη στον ακουστικό φλοιό. Το δεύτερο παράδειγμα αφορά έρευνα για τις καινοτομίες στην νευροψυχολογική αξιολόγηση, πάντα με την χρήση των ERPs. Τέλος ακολουθεί έρευνα που αφορά την κατανόηση γραπτού λόγου.

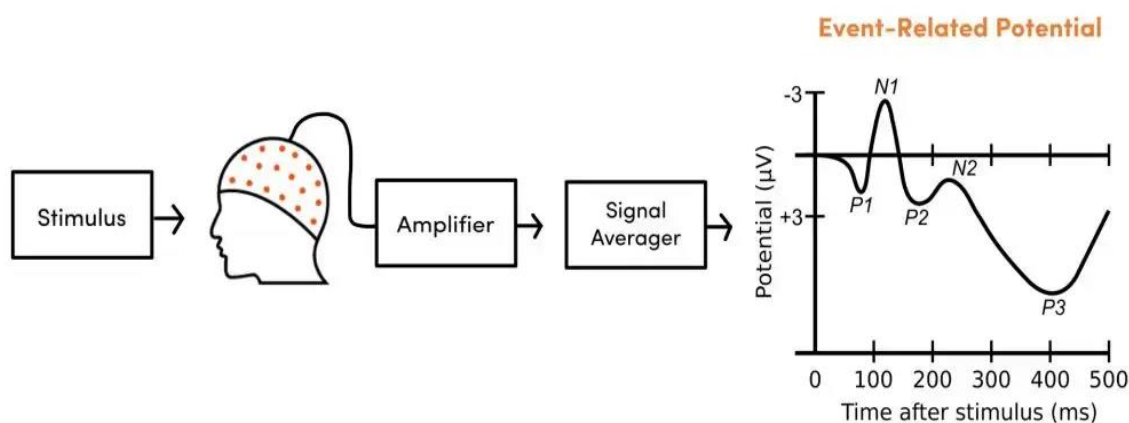
Στο Κεφάλαιο 3 αναλύεται dataset από έρευνα που αφορά ανθρώπους υγιείς και με ΔΕΠΥ. Σε αυτό το κεφάλαιο δημιουργούνται δύο διαφορετικά παραδείγματα επεξεργασίας δεδομένων με δύο διαφορετικές μεθόδους σε περιβάλλον Matlab. Η πρώτη μέθοδος είναι η επιβλεπόμενη μάθηση με την χρήση νευρωνικών δικτύων ενώ η δεύτερη είναι τα MLP.

Τέλος στο Κεφάλαιο 4 δίνονται τα συμπεράσματα που προέκυψαν από την εργασία συνολικά και από την επεξεργασία δεδομένων του τρίτου κεφαλαίου.

ΚΕΦΑΛΑΙΟ 1: ΟΡΙΣΜΟΙ ΚΑΙ ΧΡΗΣΕΙΣ

1.1 Τι είναι τα ERPs

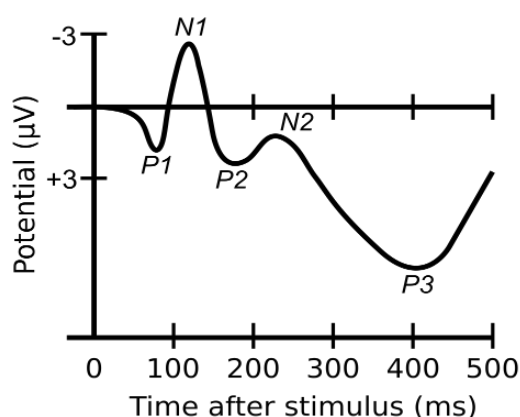
Τα ERPs (Event Related Potentials) ή αλλιώς προκλητά δυναμικά είναι ηλεκτροφυσιολογικές νευρικές αποκρίσεις ή αλλιώς μετρήσεις, οι οποίες λαμβάνονται από τον εγκέφαλο ως ηλεκτρικά σήματα που γεννά και εκπέμπει ως απόκριση όταν δεχθεί ένα ερέθισμα ο εγκέφαλος. Ουσιαστικά όταν λαμβάνει χώρα ένα γεγονός που είναι ικανό να ερεθίσει τον εγκέφαλο, αυτός απαντάει στο ερέθισμα με ηλεκτρικά σήματα (Εικόνα 1.1). Το βασικό χαρακτηριστικό αλλά και προτέρημα των ERPs είναι η χρονική ακρίβεια καθώς οι απαντήσεις του εγκεφάλου συμβαίνουν ακαριαία μετά το ερέθισμα, οπότε και είναι γνωστή η χρονική στιγμή που αυτά (θα έπρεπε να) παρουσιάζονται. Αυτό οδηγεί στο συμπέρασμα πως τα ηλεκτρικά σήματα είναι χρονικά 'κλειδωμένα' με τα ερεθίσματα καθώς και χρονικά ταυτοποιημένα με αυτά.



Εικόνα 1.1 Παράδειγμα διέγερσης και απόκρισης του εγκεφάλου με ηλεκτρικό σήμα (κυματομορφή ERP).

[Πηγή: <https://info.tmsi.com/blog/event-related-potentials>]

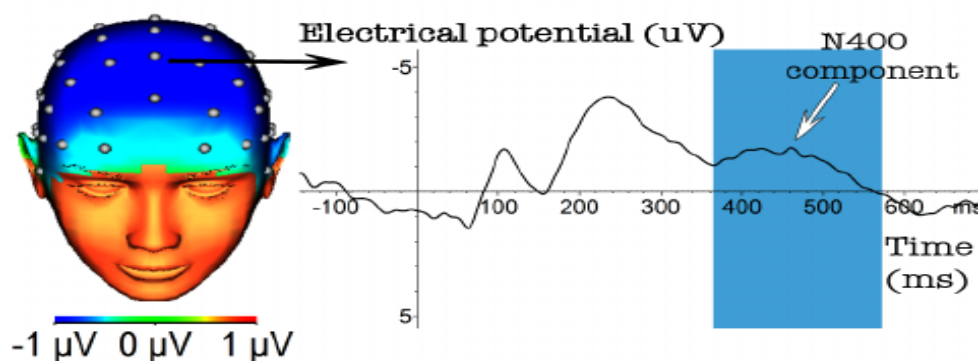
Τα χαρακτηριστικά των ERPs αντικατοπτρίζουν πώς γίνεται η διαδικασία στον εγκέφαλο με το πέρασμα του χρόνου. Τα ηλεκτρικά σήματα λαμβάνονται με την μορφή κυματομορφής η οποία έχει εκκίνηση (onset), κορύφωση (peak) και εκτόνωση (offset) (βλ. π.χ. Εικόνα 1.2). Μέσα στην απεικόνιση της κυματομορφής κρύβονται πολλές πληροφορίες. Αξίζει να αναφερθεί πως η καταγραφή της κυματομορφής γίνεται στο πεδίο του χρόνου, καθώς τα ERPs είναι μονοδιάστατα σήματα.



Εικόνα 1.2 Παράδειγμα καταγραφής κυματομορφής ERP (onset, peak, offset).

[Πηγή: https://en.wikipedia.org/wiki/Event-related_potential/]

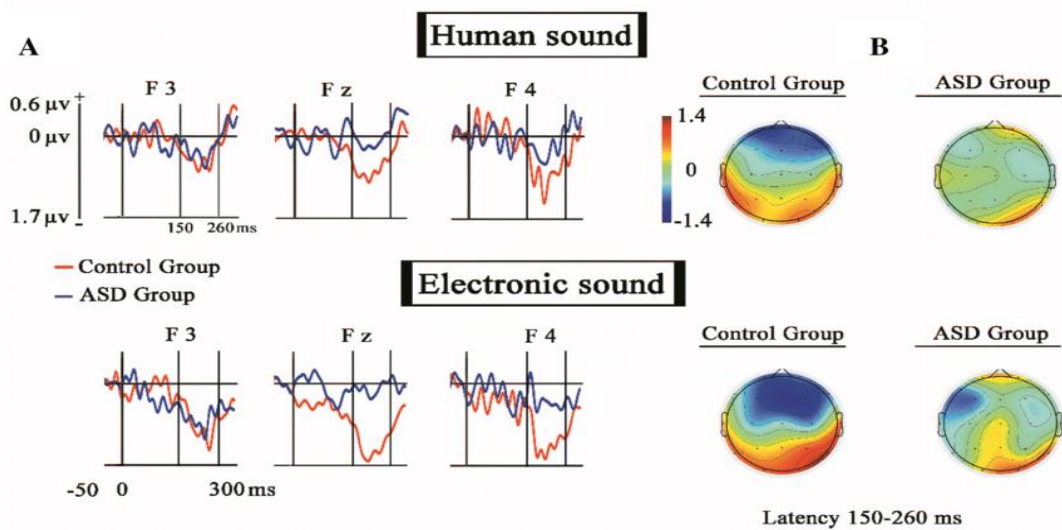
Τα περισσότερα στοιχεία ERP ονοματοδοτούνται από την κατεύθυνση (πολικότητα) που έχει η τάση των σημάτων, κυρίως στην κορύφωσή της. Παραδείγματος χάριν, το στοιχείο N400 έχει αρνητική τάση (Negative) με peak στα 400ms, δηλαδή μέγιστη (αρνητική) τιμή τάσης στην χρονική στιγμή 400ms μετά το ερέθισμα. Ως προς τη σημασία του, το συγκεκριμένο στοιχείο N400 συνδέεται με τον σχηματισμό λέξεων και φράσεων καθώς και με την επεξεργασία τους από το υποκείμενο. Άλλο παράδειγμα είναι το στοιχείο MMN (Mismatch Negativity). Τα συγκεκριμένα στοιχεία (MMN) είναι από τα πιο σπάνια, καταγράφονται μετά από ερέθισμα ηχητικό και παίρνουν τη μεγαλύτερη (αρνητική) τιμή τάσης τους στη χρονική στιγμή της τάξεως των 100-250ms μετά το ερέθισμα. Αυτά τα σήματα χρησιμεύουν στην μάθηση μιας νέας γλώσσας καθώς γίνεται συνδυασμός ήχου και λέξεων της νέας γλώσσας. Η δυσκολία στην καταγραφή τους και κατά συνέπεια η σπανιότητά τους έγκειται στο ότι εάν η διαφορά ήχου (π.χ. ανάμεσα σε δύο γλώσσες, την μητρική και τη νέα) είναι μικρή, τότε αυτά τα σήματα δεν είναι ευκόλως παρατηρήσιμα και καταγράψιμα. Ένα ακόμα παράδειγμα ERP είναι το P600 το οποίο με βάση την μεθοδολογία ονομασίας που προαναφέρθηκε, είναι θετικό (positive) με peak στα 600ms μετά το ερέθισμα. Το συγκεκριμένο στοιχείο παρατηρείται κατά την συντακτική συμβατότητα, δηλαδή όταν το υποκείμενο προσπαθεί να δημιουργήσει και να συντάξει σωστά ένα κείμενο. Άλλο ERP είναι το ERN το οποίο χρησιμοποιείται για την εύρεση λαθών. Το ERP P1 ή P50 είναι ένα θετικό σήμα και εντοπίζεται περίπου στα 50 ms μετά το ερέθισμα. Παράγεται στον ακουστικό φλοιό και αντανακλά τον κορεσμό της αίσθησης ενώ συναντάται εντονότερα σε παιδιά από ότι σε ενήλικες καθώς σε αυτά είναι μεγαλύτερο. Τέλος υπάρχει και το ERP N1 ή N100 που είναι αρνητικό σήμα και είναι γνωστό πως αντικατοπτρίζει την αλλαγή στην ακουστική διέγερση.



Εικόνα 1.3 Παράδειγμα καταγραφής κυματομορφής για το ERP N400.

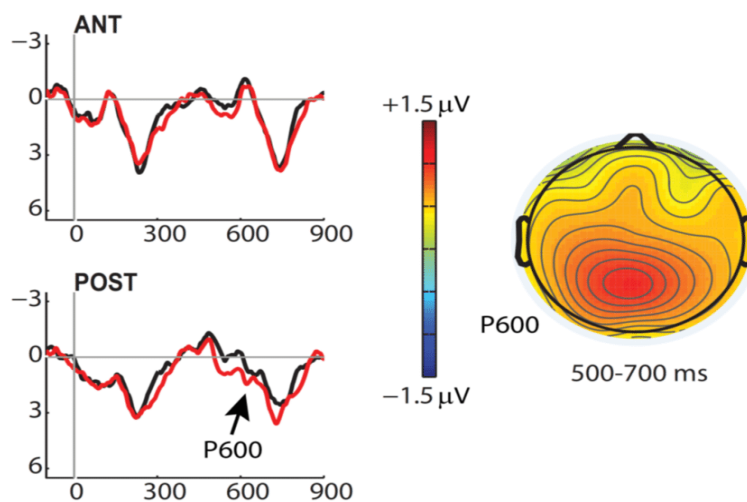
[Πηγή: [Depiction of the event-related brain potential N400 component in a...](#) | [Download Scientific Diagram \(researchgate.net\)](#)]

Mismatch Negativity



Εικόνα 1.4 Παράδειγμα καταγραφής κυματομορφής για το ERP MMN (mismatch negativity).

[Πηγή: [Mismatch negativity \(MMN\). a The ERPs show the average voltage of the... | Download Scientific Diagram \(researchgate.net\)](#)]

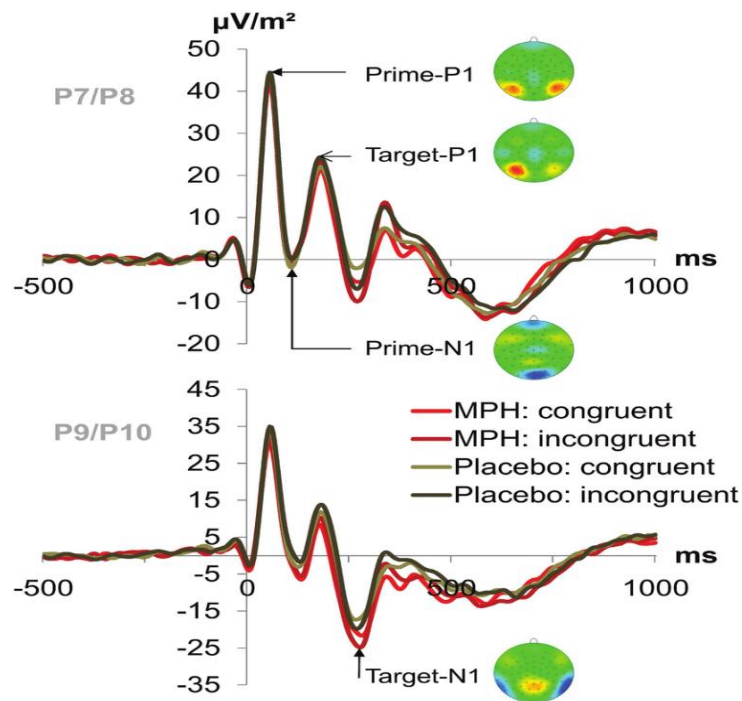


(B) While the boy was browsing, the book **slipped** off the table.

(C) While the boy was browsing the book **slipped** off the table.

Εικόνα 1.5 Παράδειγμα καταγραφής κυματομορφής για το ERP P600.

[Πηγή: [P600 "garden path" effect for the C versus B contrast. Grand average... | Download Scientific Diagram \(researchgate.net\)](#)]



Εικόνα 1.6 Συγκριτικό παράδειγμα καταγραφής για τα ERPs P1 & N1.

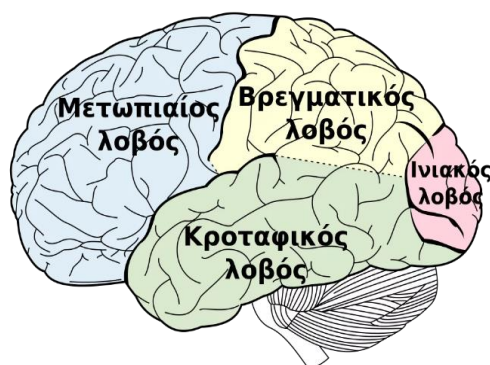
[Πηγή: [P1 and N1 event-related potential \(ERP\)-components. \(A\) Target-locked... | Download Scientific Diagram \(researchgate.net\)](#)]

Ένας επιπλέον τρόπος κατηγοριοποίησης των ERPs είναι ανάλογα με τα σημεία εντοπισμού της πηγής του σήματος και συνεπώς κατάλληλης τοποθέτησης των ηλεκτροδίων πάνω στο κεφάλι για την λήψη των ηλεκτρικών σημάτων. Ένα ERP το οποίο αφορά οπτικές αισθητηριακές αντιδράσεις και εντοπίζεται στον πρωτογενή οπτικό φλοιό είναι το C1. Εδώ μπορεί να παρατηρήσει κανείς πως είναι ίσως το μόνο ERP που δεν χαρακτηρίζεται από ‘P’ ή ‘N’, καθώς η πολικότητα του μπορεί να διαφέρει κατά περίπτωση, ενώ είναι και ένα μικρής τάσης σήμα συγκριτικά με τα υπόλοιπα. Άλλο παρόμοιο ERP είναι το P1 που αναφέρθηκε και προηγουμένως. Ο βέλτιστος εντοπισμός του P1 διαφέρει μεταξύ ερευνητών, καθώς κάποιιοι προτείνουν τον ραχιαίο έξω-ραβδωτό φλοιό, ενώ κάποιιοι άλλοι προτείνουν τον οπτικό έξω-ραβδωτό φλοιό. Άλλο παράδειγμα αποτελεί το ERP N1 από το οποίο ένα τμήμα εντοπίζεται στον βρεγματικό φλοιό και το άλλο στον πλευρικό ινιακό φλοιό. Με την σειρά του αναφέρεται και το P2 που εντοπίζεται στην πρόσθια και κεντρική θέση του τριχωτού της κεφαλής, ενώ το N170 στην κορυφή της κεφαλής.

Τα συγκεκριμένα ERPs που ακολουθούν αφορούν ακουστικά σήματα και όχι οπτικά, οπότε και ο εντοπισμός τους διαφέρει. Με αυτή την λογική λοιπόν το N1 εντοπίζεται στους κροταφικούς λοβούς και όχι στον βρεγματικό ή ινιακό φλοιό. Τα MMN λαμβάνονται εντονότερα από τα κεντρικά σημεία του τριχωτού της κεφαλής μέσης γραμμής ενώ όταν το υποκείμενο εκτίθεται σε επαναλαμβανόμενα γεγονότα, το σήμα που προκύπτει είναι αρνητικό. Στην οικογένεια των N2 υπάρχουν έντονες διαφορές. Εάν προκύψει ένα συνεχόμενο γεγονός μας οδηγεί σε βασικό N2 σήμα, ενώ εάν προκύψει άλλο γεγονός στην πορεία με συνεχόμενη δομή, τότε παρατηρείται πιο έντονα στο N2 εύρος καθυστέρησης. Παρόλα αυτά υπάρχει και μία τρίτη περίπτωση όπου το καταγραφόμενο σήμα δεν αποτελεί προκλητό δυναμικό: τότε θα προκύψει ένα MMN αρνητικό σήμα, ενώ εάν είναι προκλητό δυναμικό τότε θα παρατηρηθεί αργότερα ένα N2B σήμα. Αντίστοιχα τα P3 (ή P3b ή P300) παρατηρούνται μόνο εάν υπάρχει σχετικότητα.

Στην συνέχεια ακολουθούν τα στοιχεία γλωσσικών σημάτων. Ένα από τα βασικά είναι το N400 το οποίο εντοπίζεται εντονότερα στο κεντρικό σημείο και στους βρεγματικούς φλοιούς. Το συγκεκριμένο στοιχείο συμβάλλει στον εντοπισμό πιθανών σφαλμάτων. Είναι σημαντικό να αντιληφθεί κανείς πως εάν συγκριθούν αυτά τα σφάλματα με τις αποκρίσεις των ηλεκτρικών

σημάτων, τότε είναι πιθανό να βρεθεί τι προκάλεσε τα σφάλματα και ποια ήταν η αντίδραση των νευρώνων του εγκεφάλου. Επόμενα είναι αυτά που είναι response related, δηλαδή αυτά που σχετίζονται με τις αντιδράσεις. Αυτά εντοπίζονται με τις ονομασίες BP ή RP και εξαρτώνται από τους παράγοντες που θα χρησιμοποιηθούν για να προκύψουν οι εκάστοτε αντιδράσεις. Τέλος εντοπίζονται τα LRP τα οποία χρησιμοποιούνται σε γνωστικές μελέτες.



Εικόνα 1.7 Παράδειγμα βασικής ανατομίας εγκεφάλου.

[Πηγή: [Βασικές Γνώσεις Ανατομίας του Εγκεφάλου \(pediatric-neurosurgery.com\)](http://pediatric-neurosurgery.com)]

1.2 Τρόπος καταγραφής σημάτων

Η μέτρηση των ERPs γίνεται μέσα από αισθητήρες (ηλεκτρόδια) που τοποθετούνται στο κεφάλι καθώς διαβάζουν και καταγράφουν τα ηλεκτρικά σήματα. Συνήθως τα συστήματα που χρησιμοποιούνται είναι με 32 ή 64 ηλεκτρόδια ώστε να υπάρχει καλύτερη ακρίβεια στο πεδίο του χρόνου και της τάσης. Παρόλα αυτά υπάρχουν και συστήματα με 128 και 256 ηλεκτρόδια τα οποία τα καθιστούν πολύ πιο ακριβά αφού χρειάζονται συστήματα με 128 ή 256 εισόδους για τις καταγραφές. Τα ηλεκτρόδια τοποθετούνται στο κεφάλι με ένα καπέλο το οποίο τα κρατάει σταθερά, ενώ ανάμεσα στα ηλεκτρόδια και το κεφάλι τοποθετείται τζελ για την καλύτερη δυνατή αγωγή των ηλεκτρικών σημάτων από το κεφάλι προς τα ηλεκτρόδια. Πέρα από αυτή την μέθοδο υπάρχουν και ηλεκτρόδια νέας μορφής που δεν απαιτούν τζελ (dry) ωστόσο δεν είναι σίγουρο εάν είναι δυνατό να διαβαστούν σήματα τόσο χαμηλής συχνότητας με αυτά. Τα ηλεκτρόδια ονομάζονται με βάση τα σημεία που τοποθετούνται όπως προαναφέρθηκε. Αυτό οδηγεί στην δημιουργία ενός χάρτη για πιο συγκεκριμένες τοποθετήσεις ηλεκτροδίων με κριτήριο την μέγιστη ένταση που μπορεί κανείς εντοπίσει για την καλύτερη λήψη αυτών. Οι ονομασίες των θέσεων είναι οι εξής: FP (frontal port - μετωπική θύρα), F (frontal - μετωπική), FC (fronto-central - μετωποκεντρική), C (central - κεντρική), CP (centroparietal - κεντροβρεγματική), P (parietal - βρεγματική), PO (parieto-occipital - βρεγματική ινιακή), O (occipital - ινιακή), T (temporal- κοσμική), FT (frontotemporal - κεντρικοκοσμική), TP (temporoparietal - κοσμικοβρεγματική).



Εικόνα 2.3 Παράδειγμα συστήματος ηλεκτροδίων τύπου CAP.

[Πηγή: [actiCAP Xpress Twist | Brain Products GmbH > Solutions](#)]

Σημαντική είναι και η τοποθέτηση των ηλεκτροδίων. Κάποια ηλεκτρόδια τοποθετούνται πολύ κοντά στα μάτια ώστε να μπορούν να εντοπιστούν οι κινήσεις των μυών και να λαμβάνονται σήματα και από εκείνα τα σημεία, όμως δεν είναι μια διαδικασία που συμβαίνει σε παιδιά καθώς αυτά δεν ανέχονται τα ηλεκτρόδια στο πρόσωπο τους και για αυτόν τον λόγο προτιμάται να τοποθετούνται στο μέτωπο για να γίνονται από εκεί οι λήψεις των σημάτων. Ένα ακόμη σημείο είναι τα οστά πίσω από τα αφτιά καθώς είναι σημαντικές και οι κινήσεις των οστών σε αυτό το σημείο.

Μετά από την τοποθέτηση των ηλεκτροδίων στο κρανίο τα άκρα τους καταλήγουν σε ένα κουτί το οποίο επιτυγχάνει την ενίσχυση των σημάτων και την μετατροπή τους σε ψηφιακά ώστε να είναι ευανάγνωστα για έναν υπολογιστή. Αντίθετα με το MRI το κουτί που περιέχει τα συστήματα αυτά είναι εύκολο στην μετακίνηση του καθώς είναι και πολύ μικρότερο ως προς τον όγκο του.



Εικόνα 2.4 Παράδειγμα συστήματος φορητού ηλεκτροεγκεφαλογράφου.

[Πηγή: [EEG \(Portable EEG System\)\(id:3006315\) Product details - View EEG \(Portable EEG System\) from IC Neuronic S.L - EC21](#)].

Από την στιγμή που θα γίνουν σωστά οι τοποθετήσεις των ηλεκτροδίων το πείραμα είναι έτοιμο να ξεκινήσει. Απαραίτητο για να προκύψουν σήματα καθαρά από θόρυβο και παρεμβολές είναι το υποκείμενο να μένει σταθερό αλλά και τα ηλεκτρόδια να τοποθετηθούν σωστά.

Κάτι ακόμα που κρίνεται σημαντικό σαν πληροφορία είναι πως η τάση σε κάθε ηλεκτρόδιο δηλώνει κινητικότητα σε διαφορετικά σημεία του εγκεφάλου. Για να επιτευχθεί σωστή σύγκριση με κάποια παλαιότερη έρευνα είναι σημαντικό τα ηλεκτρόδια να τοποθετηθούν στα ίδια σημεία του κεφαλιού. Το επόμενο στάδιο είναι αυτό της ανάλυσης όπου το εργαλείο που χρησιμοποιείται είναι ο μετασχηματισμός Fourier. Είναι σημαντικό να αναφερθεί πως τα ERPs είναι μια νέα τεχνολογία που δεν έχει μελετηθεί αρκετά καθώς δεν υπήρχε η απαραίτητη υπολογιστική δύναμη για την σωστή εύρεση και επεξεργασία των σημάτων.

Η ποιότητα των σημάτων είναι μια δύσκολη διαδικασία και δεν είναι εύκολο να επιτευχθεί άριστη ποιότητα σήματος απευθείας. Με την χρήση του μετασχηματισμού Fourier επιτυγχάνεται ο υπολογισμός της φασματικής ισχύς. Η ζώνη συχνοτήτων για του ενήλικες είναι 4 έως 8 Hz ενώ για τα παιδιά είναι 8 έως 13 Hz. Οι ζώνες αυτές συνδέονται με διαφορετικές συμπεριφορές ή ψυχικές διαδικασίες.

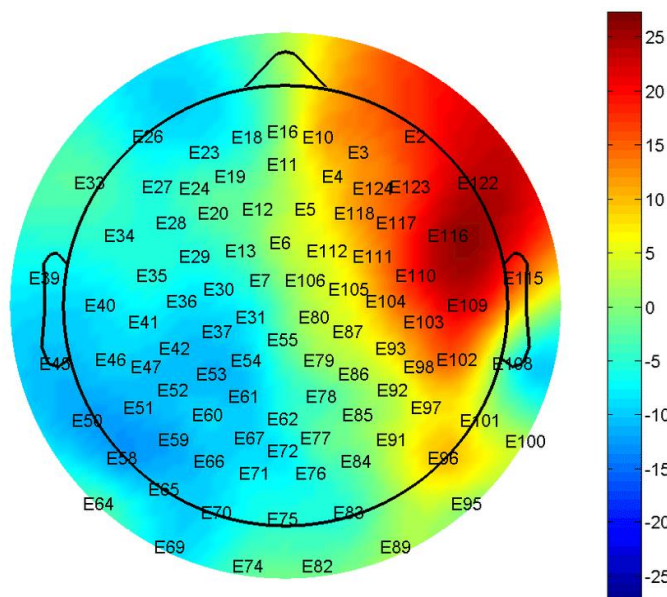
1.3 Ανάλυση καταγεγραμμένων σημάτων

Για την καλύτερη ανάλυση των σημάτων χρησιμοποιείται πρόγραμμα υπολογιστή για πιο ευκρινή αποτελέσματα στα ερεθίσματα. Μία ένδειξη στέλνεται από το λογισμικό κάθε φορά που λαμβάνεται και ένα σήμα, δηλαδή σε κάθε καταγραφή ενός ERP. Με αυτόν τον τρόπο δημιουργείται ένα στιγμιότυπο, όπου εάν είναι γνωστός ο χρόνος που λήφθηκε το κάθε σήμα και ποιο σήμα λήφθηκε, δηλαδή εάν δυνατό να γίνει χρονική ταυτοποίηση, μπορεί να απομονωθεί και να ερευνηθεί ο τύπος του ερεθίσματος.

Το στιγμιότυπο που λαμβάνεται δείχνει ουσιαστικά πως αλλάζει η τάση στα σήματα σε πολύ μικρό χρονικό διάστημα της τάξης των ms. Όπως γίνεται αντιληπτό οι δύο βασικές μονάδες μέτρησης είναι ο χρόνος και η τάση, όπου το πλάτος δείχνει πόσο μεγάλη είναι η τάση που παράγεται, ενώ το μήκος δηλώνει το πότε παράγεται αυτό το σήμα καθώς και την χρονική του διάρκεια.

Για την καλύτερη επεξεργασία των σημάτων υπάρχουν πολλά βασικά βήματα, όπως και πολλές προδιαγραφές που οφείλουν να τηρηθούν. Πρώτο βήμα είναι το φιλτράρισμα. Σε αυτό πρέπει να φιλτραριστούν οι πληροφορίες που λαμβάνονται από τον εγκεφαλογράφο ώστε τα σήματα να είναι σχετικά με αυτά που αναζητούνται. Για το φιλτράρισμα χρησιμοποιείται υπερπέρατο φίλτρο, το οποίο κόβει συχνότητες κάτω των 0,1-0,3 Hz ή χαμηλοπερατό φίλτρο όπου κόβει συχνότητες μεγαλύτερες των 100 Hz. Ακόμη τοποθετούνται φίλτρα εγκοπής ή αλλιώς ζωνοφρακτικά φίλτρα (notch filters) τα οποία κόβουν μεμονωμένες συχνότητες. Το επόμενο βήμα είναι η διαλογή. Εδώ εντοπίζονται και καθαρίζονται τα σήματα και στην συνέχεια είτε διορθώνονται είτε αποδεσμεύονται από την έρευνα. Η πιο κοινή διαδικασία είναι το blinking (βλεφάρισμα), όπου γίνονται απότομες εναλλαγές στην τάση και αντιγράφεται το βλεφάρισμα που κάνουν οι μύες των ματιών, εξ ου και η ονομασία του. Στην συνέχεια ακολουθεί η ανάλυση (ICA- Independent Component Analysis) όπου με αυτή την μεθοδολογία αυξάνονται τα ποσοστά χρήσιμων σημάτων. Ακολουθεί η τμηματοποίηση (segmentation) όπου τα δεδομένα χωρίζονται σε τμήματα τα οποία αποκαλούνται εποχές (epochs) τα οποία τμήματα είναι περίοδοι γύρω από ένα γεγονός ή ερέθισμα. Αυτές δημιουργούνται με βάση τις ενδείξεις που στέλνονται κατά την πραγμάτωση των ερεθισμάτων. Κάθε εποχή έχει το ίδιο μήκος (από 50 έως 200 ms) πριν ξεκινήσει το ερέθισμα έως λίγο πριν εμφανιστεί το επόμενο ερέθισμα. Στην συνέχεια ακολουθεί ένας ακόμη ενδιάμεσος καθαρισμός με την μέση τάση (dc offset) όπου ανάμεσα σε κάθε δοκιμαστική αρχική τιμή αυτή είναι αφαιρούμενη από το μετά-ερεθίσματος σήμα. Κάθε τι που είναι περιττό πρέπει να εντοπίζεται μέσα στα αρχεία των καταγραφών και να απομακρύνεται. Μία ακόμη μέθοδος καθαρισμού είναι να εξετάζεται πόσο αλλάζει η τάση, δηλαδή πόσο μεταβάλλεται με βάση την αναμενόμενη τιμή τάσης. Αυτή η διαδικασία τηρείται για κάθε εποχή ανά 200ms. Τέλος αφού τα σήματα καθαριστούν από τον θόρυβο οι εποχές στοιβάζονται ομαδοποιημένα.

Τα ERPs μπορούν να απεικονιστούν και με scalp maps όπου φαίνεται πόσο θετικό ή αρνητικό είναι το σήμα σε μια συγκεκριμένη χρονική στιγμή. Ουσιαστικά δημιουργείται ένας συνεχόμενος χάρτης από τάσεις όπου τα αρνητικά χρωματίζονται με μπλε για πιο ευκρινή αποτελέσματα.



Εικόνα 3.1 Παράδειγμα scalp map.

[Πηγή: [Scalp Mapping – SCALP \(scalpouter.netlify.app\)](http://Scalp Mapping – SCALP (scalpouter.netlify.app))]

Αξίζει να σημειωθεί πως επειδή ένα σήμα εντοπίζεται σε συγκεκριμένο σημείο του εγκεφάλου δεν σημαίνει πως παράγεται και σε εκείνο το σημείο. Ο εντοπισμός αυτός ονομάζεται localization και είναι μια δύσκολη διαδικασία η οποία για να γίνει πρέπει να γίνουν υποθέσεις για το που παράχθηκαν αυτά. Αυτό παραμένει ένα από τα μεγαλύτερα προβλήματα σε αυτόν τον τομέα.

Με υπολογιστική οπτική η επεξεργασία γίνεται με την χρήση του μετασχηματισμού Fourier. Ουσιαστικά πρέπει να εντοπιστούν οι σχέσεις μεταξύ των ERPs και τον τρόπο που αυτά συνδέονται μεταξύ τους. Είναι τόσο στοχαστικά σήματα, όσο και κλασσικά με την ντετερμινιστική έννοια. Υπάρχουν δύο βασικές μέθοδοι για τις διαφορετικές κατηγορίες, τις παραμετρικές και τις μη παραμετρικές.

Τα παραμετρικά μοντέλα όπως είναι και τα auto regressive (AR) και τα auto regressive moving average (ARMA) είναι φίλτρα. Η πιο διαδεδομένη μέθοδος για αυτά είναι η φασματική ανάλυση. Για την φασματική ανάλυση ωστόσο είναι απαραίτητη η χρήση του μετασχηματισμού Fourier. Αυτός ο μετασχηματισμός εμφανίζει τις ιδιότητες των δεδομένων σαν μια function συχνότητα και υπολογίζει το φάσμα της συχνότητας ενός σήματος. Η συνάρτηση συνοχής είναι

$$C_{xy}^2(f) = S_{xy}(f)^2 \sqrt{\frac{\square}{S_{xx}(f) * S_{yy}(f)}}$$

Η σταθερή χρονική περίοδος μπορεί να ευνοηθεί μόνο για μικρές εποχές. Με τον κλασσικό μετασχηματισμό Fourier επιτρέπεται η παρατήρηση εάν κάποιος συγκεκριμένος ρυθμός εμφανίστηκε στην περίοδο μιας εποχής που αναλύθηκε. Εάν αυτή η πληροφορία δεν απαντάει κάποιο ερώτημα τότε μπορεί να αγνοηθεί. Ο αλγόριθμος των ARMA models επιτρέπει την προσαρμοστικότητα σε δομικές αλλαγές στα σήματα και επιτρέπει συνεχή έρευνα σε ειδικές παραμέτρους με υψηλής συχνότητας λύσεις. Αυτά γίνονται με βάση τις δυναμικές αλλαγές των σημάτων και οδηγεί στην δημιουργία ομαλών και υψηλής ποιότητας φασμάτων από την αρχή. Ο υπολογισμός της συνοχής δίνει αναλυτικά εργαλεία όπου δύο σήματα μπορούν να εποπτεύονται και να ποσοτικοποιούνται. Προσοχή χρειάζεται στην περίπτωση εξωτερικού θορύβου καθώς τα σήματα μπορούν να αλλάξουν αφού προστίθενται νέα συχνοτικά μέρη και αλλάζουν τα εύρη συχνοτήτων. Σκοπός είναι η υψηλή συνοχή μεταξύ δύο σημάτων, δηλαδή και η υψηλή συνεργασία και

συγχρονισμός μεταξύ δύο υποκείμενων περιοχών του εγκεφάλου εντός μιας συγκεκριμένης ζώνης συχνοτήτων.

1.4 Που χρησιμοποιούνται τα αποτελέσματα της ανάλυσης

Πλέον είναι γνωστό πως τα ERPs με την συμπεριφορά δεν έχουν σχέση “1 προς 1”. Εάν είχαν, τότε δεν θα υπήρχε λόγος μελέτης τους γιατί απλώς θα μπορούσε κανείς να μελετήσει την συμπεριφορά. Τα ERPs βοηθούν λοιπόν στην κατανόηση των ανθρώπων όταν αυτό δεν είναι δυνατό να συμβεί μέσα από την συμπεριφορά του. Αυτό αυτόματα σημαίνει πως δεν γίνεται χρήση των ERPs όταν μπορεί κανείς να πάρει τις απαραίτητες εξηγήσεις από την συμπεριφορά ενός ανθρώπου, οπότε και η χρήση τους είναι περιττή.

Ακόμη τα ERPs χρησιμοποιούνται σαν εργαλεία για την έρευνα τόσο της γλώσσας όσο και των διαταραχών της επικοινωνίας. Υπάρχουν και κάποια ERPs όπως τα MMN που χρησιμοποιούνται για ηχητική έρευνα αλλά και για οπτική σπανιότερα. Τα ERPs που χρησιμοποιούνται για ηχητική έρευνα είναι ιδιαίτερα χρήσιμα και για την ακουστική παθολογία και ειδικά για νεογνά τα οποία δεν έχουν την δυνατότητα να επικοινωνήσουν με τον περίγυρο τους. Τα ERPs γενικότερα έχουν χρησιμοποιηθεί και σε μελέτες για δυσλεξία που ωστόσο λόγω αντικρουόμενων αποτελεσμάτων δεν συνεχίστηκαν. Ακόμη έχουν γίνει έρευνες που συνδέουν τα ERPs και με ψυχικές ασθένειες όπως είναι η σχιζοφρένεια και άλλες.

Δεδομένου ότι είναι μια νέα σχετικά έρευνα θα χρειαστούν πολλά χρόνια για να μπορέσουν να χρησιμοποιηθούν σε κλινικές εφαρμογές και όχι ερευνητικά. Ακόμη υπάρχει υποψία πως θα φανούν χρήσιμα και τα N100 συγκεκριμένα για την τμηματοποίηση της ομιλίας όπως στην στατιστική.

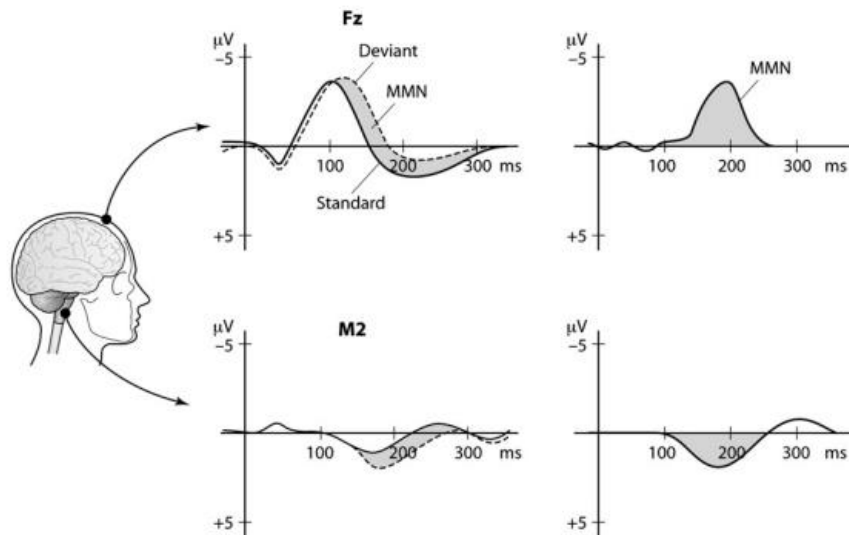
ΚΕΦΑΛΑΙΟ 2: ΒΙΒΛΙΟΓΡΑΦΙΚΗ ΕΠΙΣΚΟΠΗΣΗ ΜΕΛΕΤΩΝ ΜΕ ERPs

2.1 ERPs στον ακουστικό φλοιό σε νεογέννητα βρέφη

Η κλινική μελέτη των Vineta Fellman & Minna Huotilainen πραγματοποιήθηκε σε νεογέννητα βρέφη και χρησιμοποιήθηκε ο διεθνής εγκεφαλογράφος συστήματος 10-20 όπου τυπικά χρησιμοποιήθηκαν από 8 έως 16 κανάλια ηλεκτροδίων. Τα σημεία που τοποθετήθηκαν τα ηλεκτρόδια ήταν τα F3, FZ, F4, C3, CZ, C4, P3, PZ, P4, O1 και O2. Η ψηφιοποιημένη καταγραφή ενισχύθηκε και επεξεργάστηκε με την χρήση συγκεκριμένου λογισμικού και φίλτρου on-line band pass μεταξύ 0.05 και 70 Hz με δειγματοληπτική ταχύτητα 500e1000 Hz. Το ερέθισμα που χρησιμοποιήθηκε για την διεξαγωγή της μελέτης ήταν ο ήχος στα 70db, όπου αναπαράχθηκε είτε μέσω ακουστικών, είτε με την χρήση ενός καλού συστήματος ήχου σε ένα ήσυχο χώρο. Τα σήματα που καταγράφηκαν όπως θα φανεί και παρακάτω ήταν κυρίων MMN και P3-P300-P3α-P3β.

Είναι γνωστό πως τα ερεθίσματα ήχου εντοπίζονται στον ακουστικό φλοιό και πιο συγκεκριμένα στο οπίσθιο τμήμα της σχισμής Sylvan. Η κυματομορφή ακουστικής απόκρισης του εγκεφάλου παράγεται από τους σταθμούς αναμετάδοσης του κοχλία προς τον φλοιό 10 ms μετά το ερέθισμα για τους ενήλικες, ενώ στα βρέφη είναι κάπως μεγαλύτερος ο χρόνος και αντανάκλα την επεξεργασία σε χαμηλότερα επίπεδα από τον φλοιό. Τα ακουστικά ERP μακράς λανθάνουσας κατάστασης που προκαλούνται σε χρόνο μεγαλύτερο των 50 ms μετά το ερέθισμα, αντικατοπτρίζουν την δραστηριότητα των φλοιωδών δομών στην επεξεργασία ήχων.

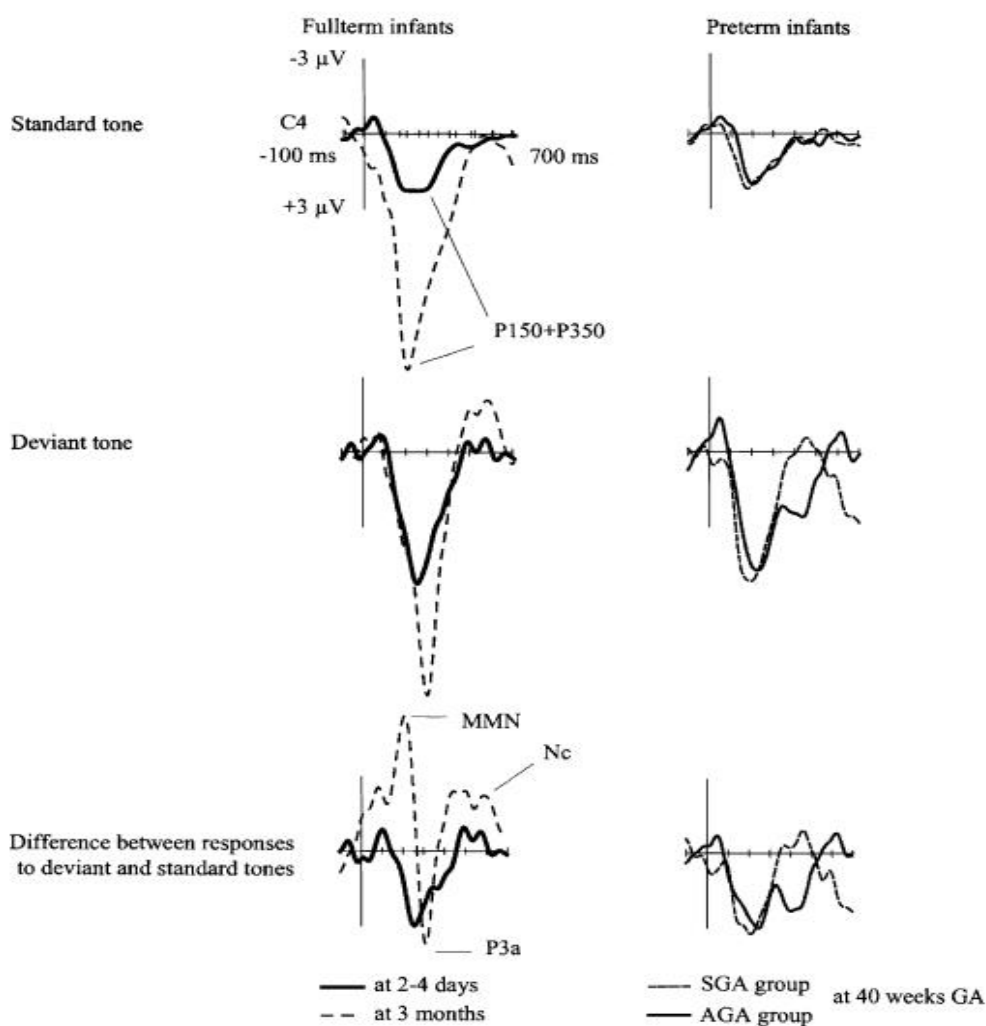
Κατά την διεξαγωγή της μελέτης παρατηρήθηκε πως τα παιδιά παρουσίαζαν ελλείψεις στα ενδογενή AERPs και ειδικότερα στα MMN, γεγονός που τα συνδέει με μαθησιακές δυσκολίες, αυτισμό, λυκόστομα, κατάθλιψη, διαταραχή ελλειμματικής προσοχής και σύνδρομο Asperger. Στα νεογνά που γεννιούνται με πολύ χαμηλό βάρος και έχουν γλωσσικές δυσκολίες, βρέθηκε σήμα MMN σε ηλικία 4 έως 6 ετών. Στα νεογνά ωστόσο που γεννήθηκαν με σωστό ρυθμό ανάπτυξης δεν παρατηρήθηκε διαφορά στα 9 έως 10 έτη με παιδιά που γεννήθηκαν με φυσιολογικό βάρος. Σε επόμενη έρευνα που πραγματοποιήθηκε δεν παρατηρήθηκε διακριτό MMN στην ηλικία του ενός έτους σε παιδιά που γεννήθηκαν με χαμηλό βάρος, ωστόσο εντοπίστηκε ένα P3 με μεγάλο εύρος. Στην ηλικία των 40 εβδομάδων κύησης το AERP ήταν πανομοιότυπο με αυτό των πρόωρων νεογνών ακόμη και σε επίπεδο ελέγχου. Παρόλα αυτά σε σύγκριση που έγινε στους 3 μήνες ζωής εντοπίστηκαν διαφορές. Σε επόμενη μελέτη που ακολούθησε, 11 νεογνά που γεννήθηκαν σε κοντινές ημερομηνίες (near term-infants) με ανεπαρκή ανάπτυξη της κεφαλής, συγκρίθηκαν με νεογνά επαρκούς ανάπτυξης. Εκεί εντοπίστηκε διαφορά στα AERP, γεγονός που δηλώνει ενισχυμένη ωρίμανση. Βρέθηκε ακόμη πως η θετικότητα στο P3α και λανθάνουσα κατάσταση στο κύμα διαφοράς συσχετίζεται με τον αναπτυξιακό δείκτη Bayley στα 2 έτη ζωής. Έτσι προτείνεται πιθανή προγνωστική αξία. Συμπερασματικά, η σωστή ανάπτυξη των νεογνών είναι σημαντικός παράγοντας, αφού στα υγιή νεογνά μόνο το 80% θα εμφανίσει MMN και θα εξαρτάται από το πιο παράδειγμα θα χρησιμοποιηθεί αλλά και ποια φίλτρα θα εφαρμοστούν.



Εικόνα 4.1 Παράδειγμα ακουστικού ERP μετρημένο στο κεντρικό σημείο Fz και στο δεξί μαστοειδές M2. Τα αριστερά πλαίσια δείχνουν τη μέση κυματομορφή στα τυπικά ερεθίσματα και τα τυχαία εμφανιζόμενα αποκλίνοντα με την διαφορά τους να απεικονίζεται με γκρι. Τα δεξιά πλαίσια δείχνουν αυτή την διαφορά ως κύμα διαφοράς με την κορυφή αρνητικότητας αντιστοιχίας (MMN) περίπου στα 200ms. Τυπικά το πλάτος των MMN στο ηλεκτρόδιο των μαστοειδών είναι θετικό.

[Πηγή: [http://www.sciencedirect.com/Cortical auditory event-related potentials in newborn infants](http://www.sciencedirect.com/Cortical%20auditory%20event-related%20potentials%20in%20newborn%20infants)]

Δυστυχώς παρά τις έρευνες και τις μελέτες που εφαρμόζονται η μέθοδος αυτή δεν είναι δυνατό να έχει κλινική εφαρμογή αυτή την στιγμή. Στα μη υγιή νεογνά που γεννήθηκαν πρόωρα και εμφάνιζαν κίνδυνο για μεταγενέστερη γνωστική δυσλειτουργία η πολυ-παραγοντική παθολογία μπορεί να δημιουργήσει πολλαπλούς συγχυτικούς παράγοντες που επηρεάζουν τα AERPs. Σε αυτή την περίπτωση απαιτούνται παραπάνω έρευνες σε μεγαλύτερη πληθυσμιακή μερίδα με δημιουργία scalp map σε συνδυασμό με άλλες μη επεμβατικές μεθόδους όπως είναι το MRI.



Εικόνα 4.2 Παράδειγμα ακουστικού ERP με πρότυπο παράδειγμα, αποκλίνοντες τόνους και κύμα μεταξύ τους διαφοράς που προκαλείται σε βρέφη πλήρους κύησης, σε ηλικία 2-4 ημερών και 3 μηνών αλλά και σε πρόωρα βρέφη.

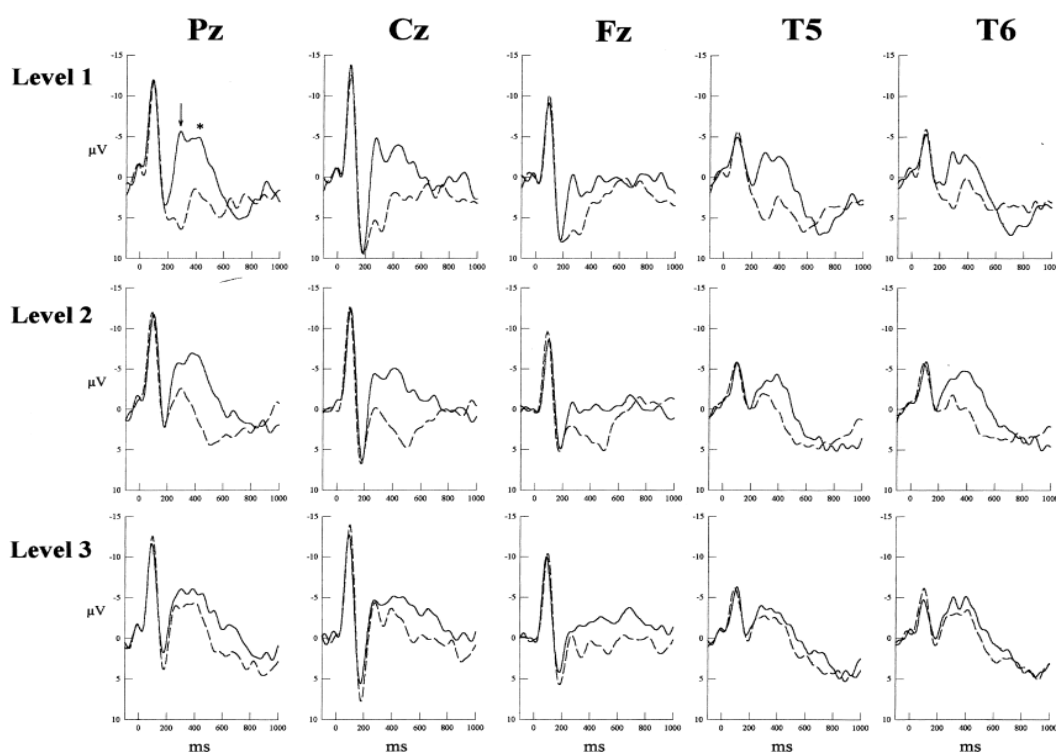
[Πηγή: [http://www.sciencedirect.com/Cortical auditory event-related potentials in newborn infants](http://www.sciencedirect.com/Cortical%20auditory%20event-related%20potentials%20in%20newborn%20infants)]

2.2 Καινοτομίες στην νευροψυχολογική αξιολόγηση με την χρήση ERP.

Η συγκεκριμένη κλινική μελέτη πραγματοποιήθηκε από τους John F. Connolly & Ryan C.N. D'Arcy και αφορά μικρά παιδιά στην ηλικία των 10 ετών αλλά και νεαρούς ενήλικες. Τα ερεθίσματα που χρησιμοποιήθηκαν ήταν εικόνα, ήχος και ανάγνωση όπου συνδυάστηκαν, ενώ τα σήματα ERP που εντοπίστηκαν ήταν N400, P300, N270 ή N2β. Τα τεστ στα οποία υποβλήθηκαν τα υποκείμενα χωριζόντουσαν σε δύο βασικές κατηγορίες. Η πρώτη κατηγορία αφορούσε τεστ λεξιλογίου, ενώ η δεύτερη κατηγορία ήταν σημασιολογική κατανόηση. Κάθε μία από τις δύο αυτές κατηγορίες εμπειρείχε δύο με τρία τεστ μικρής διάρκειας ώστε να μπορέσουν να προκύψουν σωστά συμπεράσματα και ολοκληρωμένη εικόνα για τα ERPs.

Είναι γνωστό πως για τις ιατρικές διαγνώσεις είναι απαραίτητη η συνεισφορά του ασθενή αφού για κάθε πρόβλημα προηγείται συζήτησης της αίσθησης του προβλήματος στον ασθενή. Αυτό σημαίνει πως η αξιολόγηση εξαρτάται από το πόσο καλά μπορεί ο ασθενής να αντιληφθεί τις οδηγίες που του δίνονται και να επικοινωνεί σωστά με τον ιατρό. Η χρήση των ERP θα μπορούσε να διορθώσει αυτό το πρόβλημα καθώς με αυτά είναι δυνατό να εντοπιστούν ασθένειες και γενικότερα προβλήματα

στους ανθρώπους. Για την μελέτη έγινε ένα test τόσο σε ενήλικες όσο και σε παιδιά. Το πρώτο ήταν test λεξιλογίου τριών επιπέδων (PPVT-R). Στο πρώτο στάδιο δόθηκαν εικόνες όπου ακολουθούνταν με μια λέξη σε μορφή ήχου και έπρεπε τα υποκείμενα να απαντήσουν εάν οι εικόνες με τους αντίστοιχους ήχους ήταν συμβατές ή όχι. Τα 3 επίπεδα δυσκολίας ήταν προσχολικό, παιδικό και ενήλικο. Στα παιδιά παρατηρήθηκε πιο έντονη δραστηριότητα του N400 αλλά μόνο στα επίπεδα προσχολικής και παιδικής ηλικίας. Στους νεαρούς ενήλικες παρατηρήθηκε το N400 το οποίο διατηρήθηκε και στα πιο υψηλά επίπεδα λεξιλογίου αν και στα πιο υψηλά επίπεδα παρατηρήθηκε μια μείωση στην κυματομορφή. Επίσης παρατηρήθηκε και το P300, όταν οι λέξεις συμφωνούσαν με τις εικόνες. Αυτό υποδηλώνει στοιχεία κλεισίματος πλαισίου σε συνθήκες χωρίς αβεβαιότητα. Αυτό το σήμα παρατηρήθηκε όταν το επίπεδο ήταν εντός του ορίου γνωστικού επιπέδου (πχ στα παιδιά έως του δικού τους επιπέδου γνώσεις) και εξαφανίστηκαν μετέπειτα και επίσης οι μετρήσεις του P300 ήταν αξιόπιστοι και ευαίσθητοι δείκτες που καθόριζαν το επίπεδο του λεξιλογίου. Στην συνέχεια για να εξεταστεί περαιτέρω η ικανότητα των ERPs να καθορίζουν το επίπεδο γνώσεων χρησιμοποιήθηκαν και τα test WISC-III (εύκολο επίπεδο) και WAIS-R (μέτριο επίπεδο). Σε αυτά δίνονταν στα υποκείμενα εικόνα με 5 πιθανούς ορισμούς. (σωστό/ μερικώς σωστό/ λανθασμένο αλλά ηχητικά παρόμοιο/ λανθασμένο αλλά σχηματικά σχετικό / λανθασμένο). Υπήρξε και ακόμη ένα δύσκολο επίπεδο. Στις σωστές αντιστοιχίες παρατηρήθηκαν δύο κυματομορφές. Η μια αντανακλούσε το ERP όπου γινόταν σωστή επιλογή ανεξάρτητα από την ακρίβεια απόκρισης. Η δεύτερη κυματομορφή εμφανίστηκε μόνο σε όσους όντως είχαν κάνει σωστή επιλογή. Θα περίμενε κανείς οι κυματομορφές να διαφέρουν. Παρατηρήθηκε πως στα πιο δύσκολα επίπεδα ακόμη και αν το αποτέλεσμα ήταν σωστό το σήμα του P300 ήταν χαμηλότερο.



Εικόνα 5.1 Μεγάλες και μέσες κυματομορφές που καταγράφηκαν από τις τρεις μεσογραμμές και τις δύο οπίσθιες χρονικές θέσεις .

[Πηγή: 1-s2.0-S0167876000000933-main.pdf Καινοτομίες στην νευροψυχολογική αξιολόγηση με την χρήση ERP]

Η 1η δοκιμασία στα test σημασιολογικής κατανόησης αφορούσε το test PALPA όπου σε αυτό τα υποκείμενα διάβαζαν μια πρόταση και έπρεπε να αντιστοιχήσουν εικόνες σε αυτήν. Στην πρώτη φάση

αντιστοιχούσαν τις προτάσεις με τις εικόνες, ενώ στην δεύτερη φάση όφειλαν να θυμούνται τις εικόνες που είχαν επιλέξει. Στους νεαρούς ενήλικες παρατηρήθηκαν διαφορεικά ERPs κυματομορφές. Στις σωστές επιλογές το P300 που λήφθηκε ήταν μεγαλύτερο από ότι στις λανθασμένες απαντήσεις, ενώ το πλάτος παρέμενε σταθερό καθ' όλη την διάρκεια του τεστ. Η διαφορικότητα του P300 ήταν της τάξης του 91.3%. Η 2η δοκιμασία ήταν μια παραλλαγή του token test, όπου σε αυτό παρουσιάζονται σχήματα και μια λίστα διαβαθμισμένων λεκτικών εντολών. Ο ειδικός τοποθετεί διάφορους κύκλους και τετράγωνα και στην συνέχεια διαβάζει κάποιες εντολές όπου το κάθε υποκείμενο οφείλει να ακολουθεί αφού ολοκληρωθεί η κάθε εντολή. Για να θεωρηθεί επιτυχημένο το τεστ, θα πρέπει οι συμμετέχοντες να έχουν μια οπτικο-χωρική αντίληψη, να διατηρούν τις πληροφορίες στην μνήμη τους, να κατανοούν την γλώσσα και τέλος να έχουν σωστή συμπεριφορική ανταπόκριση. Εδώ στις λανθασμένες απαντήσεις παρατηρήθηκε ένα P300 στην απόκριση όπου αντιστοιχούσε στον εντοπισμό μιας λέξης που δεν ανταποκρίνονταν στην προηγούμενη ακολουθία σχεδίων. Στην συμπεριφορική ανταπόκριση δεν παρατηρήθηκαν σφάλματα, ακόμα και αν τα επίπεδα δυσκόλευαν οπότε υπήρχε σταθερότητα σε όλα τα επίπεδα. Στα λανθασμένα αντικείμενα στο τεστ εμφανίστηκε ένα N2β.

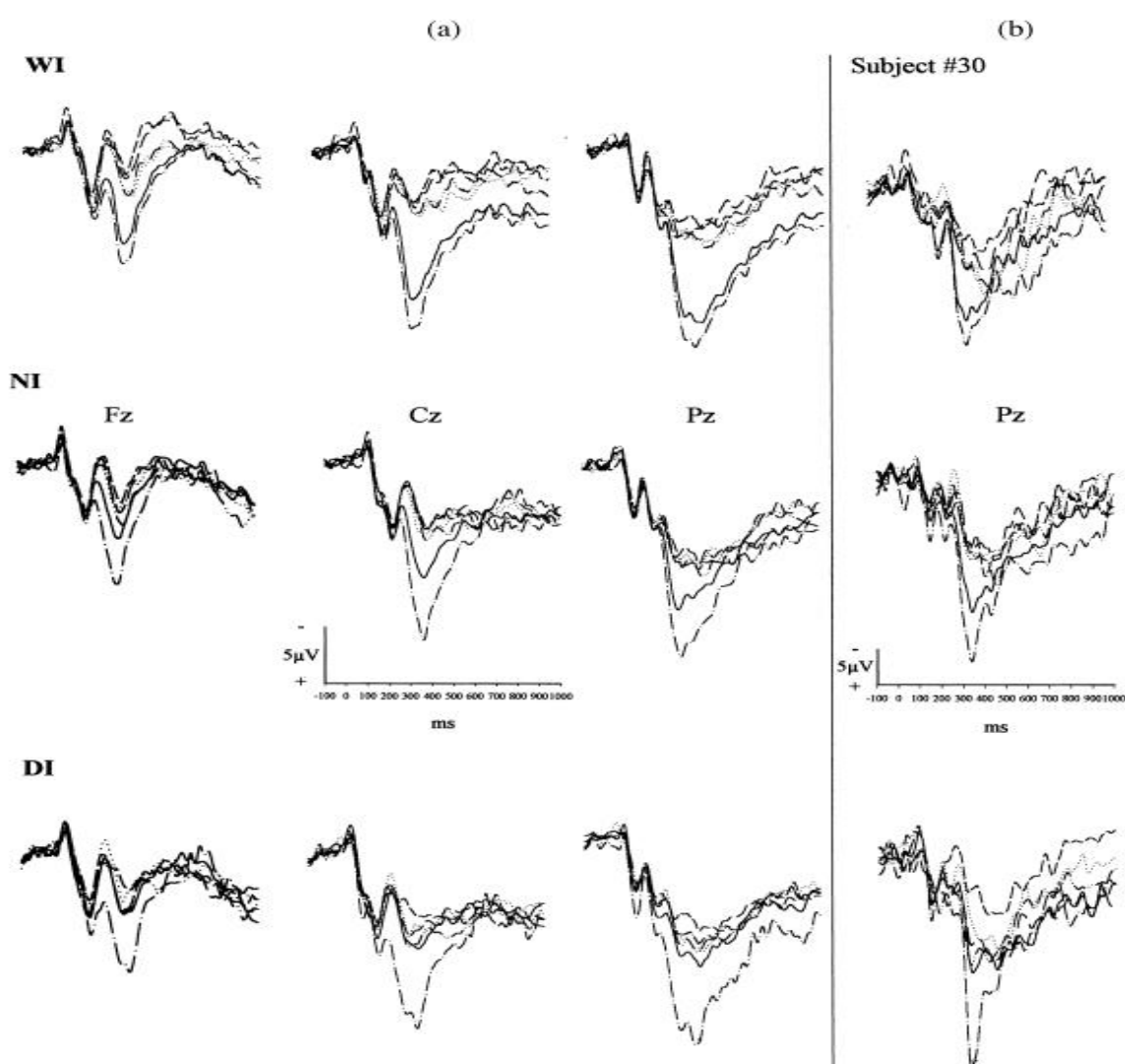
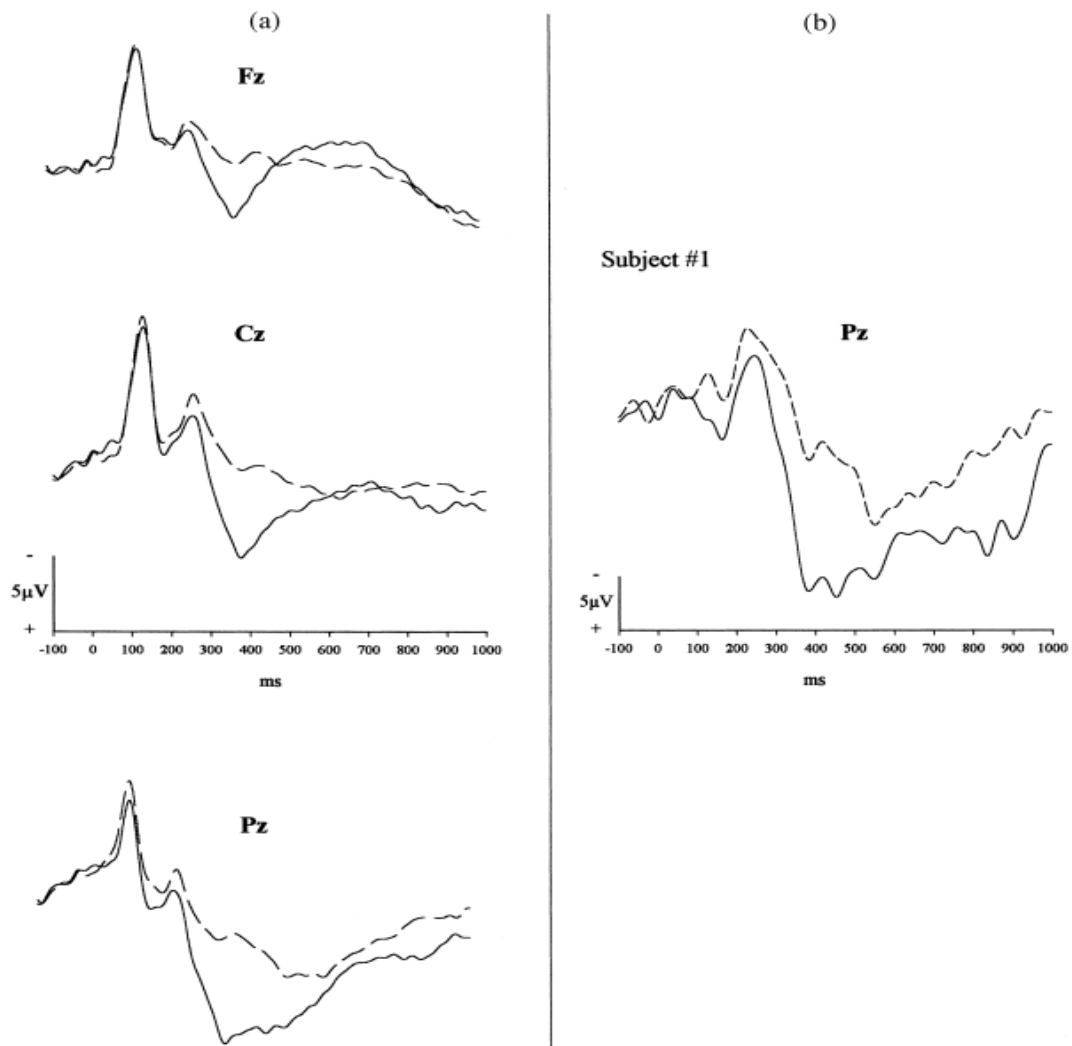
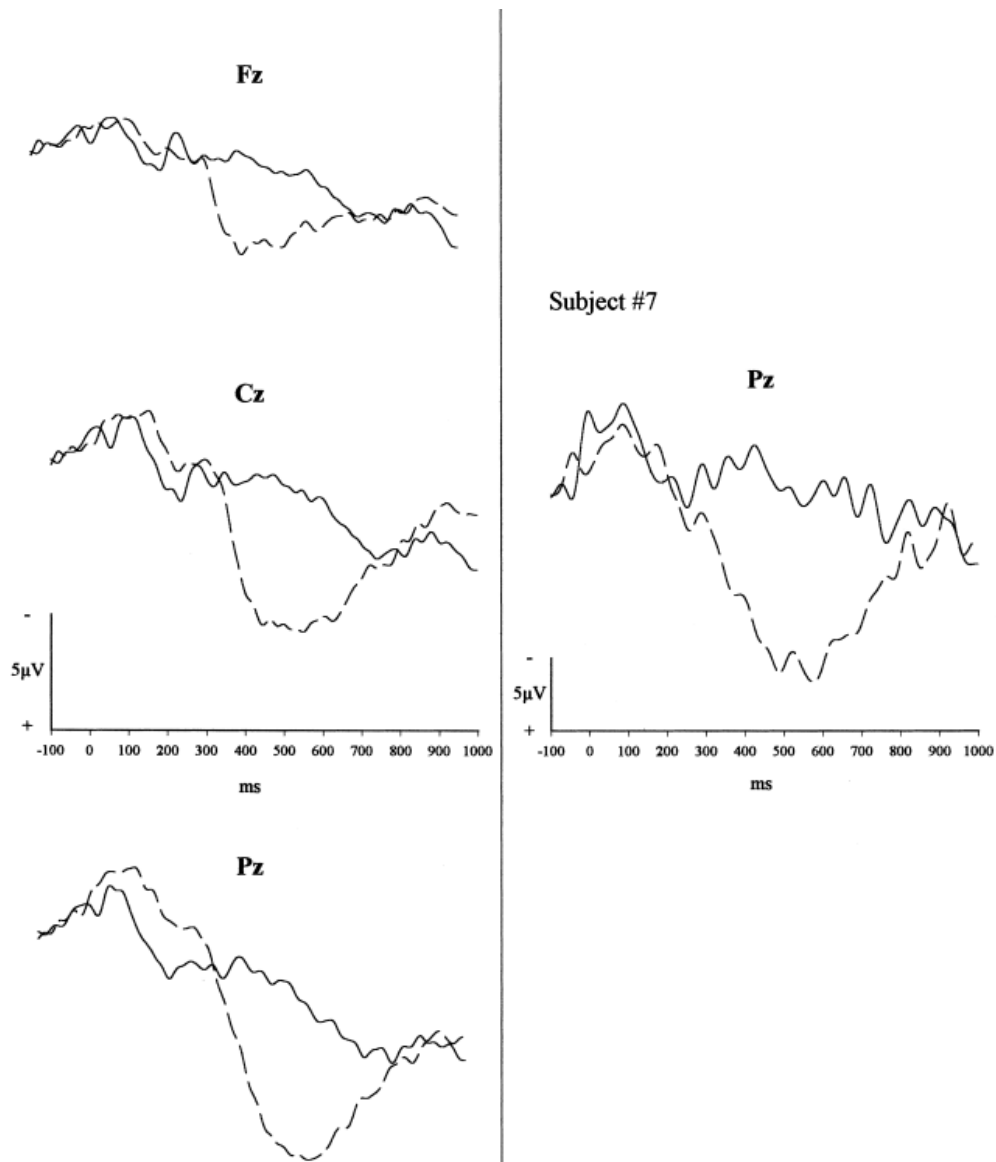


Fig. 2.

Εικόνα 5.2 ένα μεγάλο μέσο όρο ERP για τις δοκιμές WISC-III WI, WAIS-R NI NI και Difficult DI Vocabulary στο ηλεκτρόδιο μέσης γραμμής για τις τοποθεσίες Fz, Cz και Pz που απεικονίζουν την απόκριση N270 σε λέξεις στις λανθασμένες κατηγορίες και το P300 σε λέξεις στις σωστές κατηγορίες. [Πηγή: 1-s2.0-S016787600000933-main.pdf Καινοτομίες στην νευροψυχολογική αξιολόγηση με την χρήση ERP]

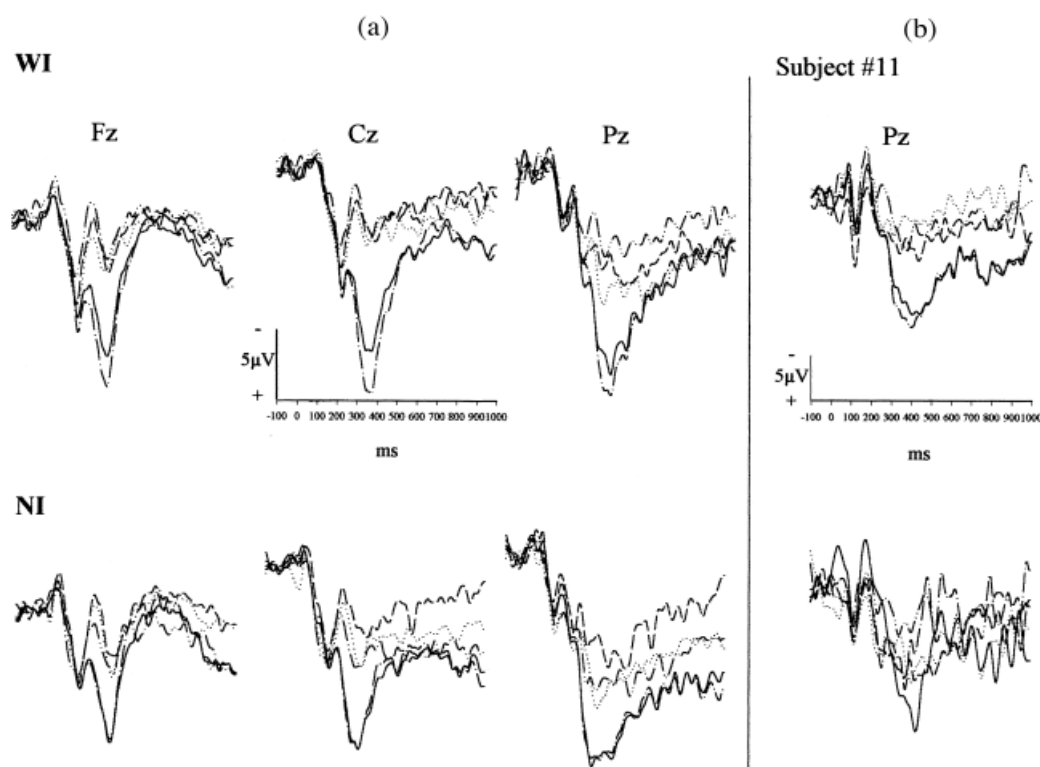


Εικόνα 5.3 Μεγάλος μέσος όρος ERP για το PALPA σε τρεις τοποθεσίες μεσαίας γραμμής Fz, Cz και Pz. Η απόκριση P300 στη σωστή κατάσταση αντιστοιχεί στις εικόνες που ταιριάζουν σωστά με τις γραπτές προτάσεις. [Πηγή: 1-s2.0-S0167876000000933-main.pdf Καινοτομίες στην νευροψυχολογική αξιολόγηση με την χρήση ERP]



Εικόνα 5.4 Μεγάλος μέσος όρος ERP για το μηχανογραφημένο Token Test σε τρεις τοποθεσίες μεσαίας γραμμής Fz, Cz και Pz που δείχνουν το P300 που ακολουθεί.

[Πηγή: 1-s2.0-S0167876000000933-main.pdf Καινοτομίες στην νευροψυχολογική αξιολόγηση με την χρήση ERP]



Εικόνα 5.5 Ένα μεγάλο μέσο όρο ERP για τις δοκιμές ομοιοτήτων WISC-III WI και WAIS-R NI NI στις θέσεις ηλεκτροδίων μέσης γραμμής Fz, Cz και Pz που δείχνει το P300 σε λέξεις στη σωστή κατηγορία και την απόκριση N270 σε λέξεις στις λανθασμένες κατηγορίες.

[Πηγή: 1-s2.0-S016787600000933-main.pdf Καινοτομίες στην νευροψυχολογική αξιολόγηση με την χρήση ERP]

Συμπερασματικά αυτή η ανασκόπηση έχει περιγράψει ένα ερευνητικό πρόγραμμα όπου ο απώτερος σκοπός του είναι να παρέχει μια αντικειμενική αξιόπιστη και εύκολη μέθοδο αξιολόγησης ώστε να βοηθήσει τους ιατρούς στις αξιολογήσεις των γλωσσικών λειτουργιών σε ασθενείς που είναι δύσκολο ή αδύνατο αξιολογηθούν με τις τρέχουσες διαθέσιμες μεθόδους. Ενώ η έμφαση του άρθρου δίνεται στην λειτουργία της γλωσσάς, η προσέγγιση είναι τέτοια που μπορεί να εφαρμοστεί σε άλλες γνωστικές διαδικασίες όπως η προσοχή και η μνήμη. Το φάσμα των εφαρμογών μπορεί να αφορά και ασθενείς μετά από εγκεφαλικές κακώσεις ή εγκεφαλικό ή ακόμα και ασθενείς που είναι σε κώμα ή κατά την αναισθησία μιας επέμβασης.

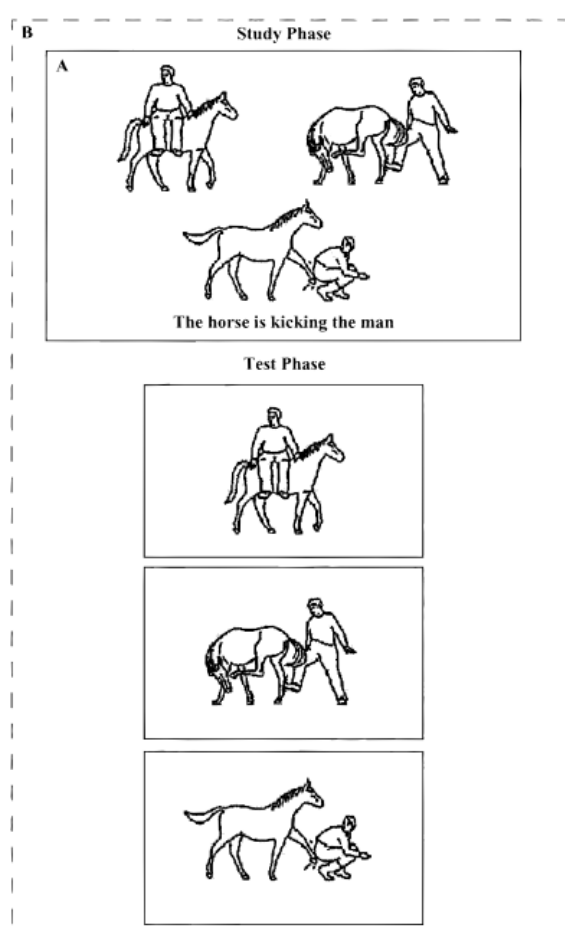
2.3 Αξιολόγηση της κατανόησης γραπτού λόγου με νευροψυχολογικούς και εγκεφάλους που σχετίζονται με τα ERPs

Η συγκεκριμένη κλινική μελέτη πραγματοποιήθηκε από τους John F. Connolly & Ryan C.N. D'Arcy & Gail A. Eskes και αφορά νεαρούς ενήλικες χωρίς κάποιο εγκεφαλικό ή ψυχιατρικό πρόβλημα. Τα ερεθίσματα που χρησιμοποιήθηκαν ήταν εικόνα, ήχος και ανάγνωση όπου συνδυάστηκαν, ενώ το σήμα ERP που εντοπίστηκε ήταν το P300. Τα τεστ στα οποία υποβλήθηκαν τα υποκείμενα είχαν σαν γενικό σκοπό την κατανόηση γραπτού λόγου.

Καθ' όλη την διάρκεια του τεστ τα υποκείμενα ήταν σε έναν κλειστό και ηχητικά απομονωμένο χώρο, ενώ κάθε τεστ αποτελούνταν από μία φάση μελέτης και μια φάση δοκιμής. Κατά την φάση μελέτης η φράση μαζί με τρεις εικόνες εμφανίζονταν ταυτόχρονα στην οθόνη. Οι συμμετέχοντες όφειλαν να διαβάσουν την πρόταση σιωπηλά, να επιλέξουν την σωστή εικόνα και να θυμούνται ποια είναι

αυτή. Αμέσως μετά ξεκίνησε η δοκιμαστική φάση. Κατά την φάση αυτή οι τρεις εικόνες εμφανίζονταν με τυχαία σειρά στην οθόνη. Σε αυτό το σημείο κλήθηκαν να επιλέξουν με την σειρά εάν κάθε μια από αυτές τις τρεις εικόνες ήταν σωστές ή όχι. Αυτή η διαδικασία έπρεπε να πραγματοποιηθεί όσο το δυνατόν σε μικρότερο χρονικό διάστημα αλλά και με μεγάλη ακρίβεια. Η διάρκεια της πρώτης φάσης ήταν 15 δευτερόλεπτα, ενώ της δεύτερης μόλις 6 δευτερόλεπτα.

Τα ερεθίσματα που χρησιμοποιήθηκαν ακολουθούσαν το πρότυπο PALPA. Οι εικόνες και οι προτάσεις προσαρμόστηκαν σε παρουσίαση οθόνης, ενώ οι εικόνες ήταν επίσης προσαρμοσμένες στα μονοχρωματικά σχέδια που χρησιμοποιήθηκαν και στο PALPA. Όλα τα σχέδια μετατράπηκαν σε μορφή εικόνας γραμμικού σχεδίου και το μέγεθος της γραμματοσειράς προσαρμόστηκε για οθόνη 35 ιντσών. Οι προτάσεις τοποθετήθηκαν στο κάτω μέρος της οθόνης με γραμματοσειρά κίτρινου χρώματος. Το λογισμικό που χρησιμοποιήθηκε ήταν το NeuroScan Incorporated.



Εικόνα 6.1 Ένα δείγμα ερώτησης από το PALPA. Α: Τυποποιημένη δοκιμή. Β: Μηχανογραφημένη εξέταση. Ανατυπώθηκε με άδεια του Psychological Press Limited, Hove, Ηνωμένο Βασίλειο.

[Πηγή: [evaluation-of-reading-comprehension-with-neuropsychological-and-event-related-brain-potential-erp-methods.pdf](#) Αξιολόγηση της κατανόησης γραπτού λόγου με νευροψυχολογικές και μεθόδους που σχετίζονται με δυναμικά συμβάντα του εγκεφάλου (ERP)]

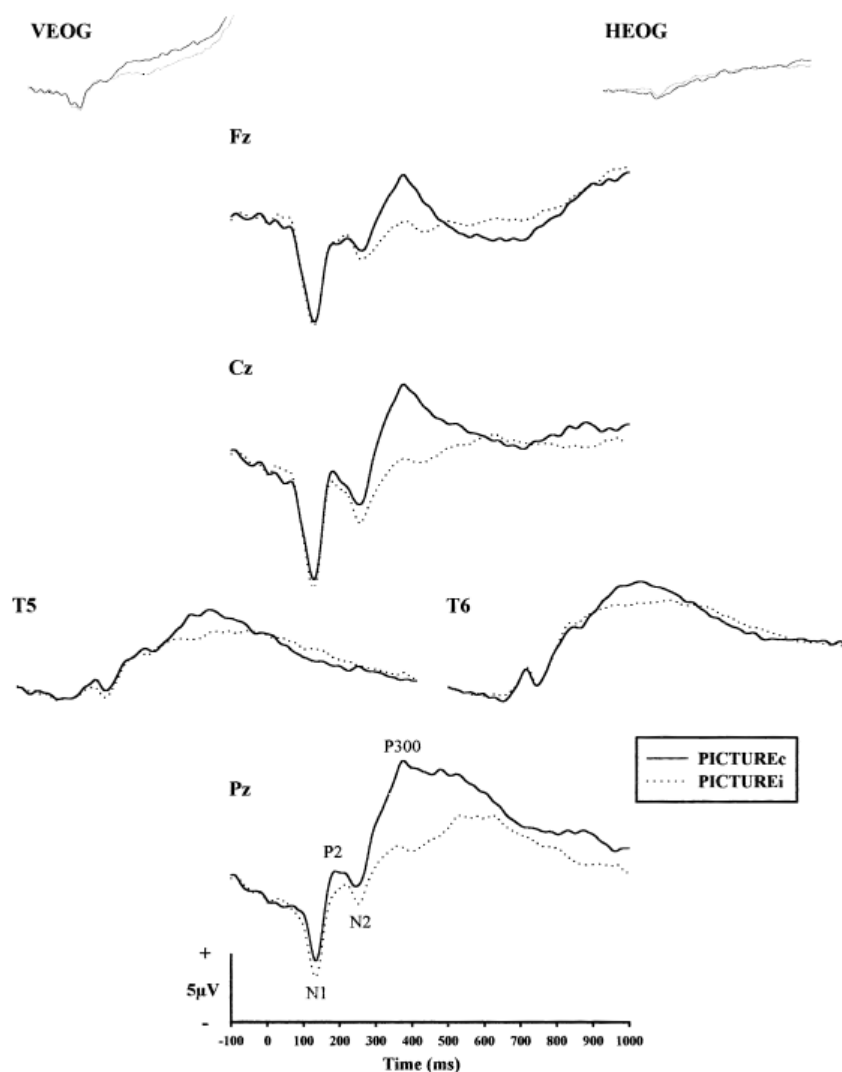
Για τις μετρήσεις μέσω εγκεφαλογράφου χρησιμοποιήθηκαν ηλεκτρόδια στις τρεις μεσαίες γραμμές Fz, Cz, Pz καθώς και στις δύο πλευρικές θέσεις T5 και T6. Επίσης τοποθετήθηκαν ηλεκτρόδια περιμετρικά των οφθαλμών ώστε να καταγράφονται οι μυϊκές κινήσεις τους. Στον αριστερό βραχίονα τοποθετήθηκε ακόμη ένα ηλεκτρόδιο που χρησίμευε ως γείωση. Η αντίσταση ηλεκτροδίων διατηρήθηκε σταθερή έως 5 KV και οι καταγραφές έγιναν σε ζώνη μισού πλάτους από 0,01 Hz έως

100 Hz με ενεργό το φίλτρο εγκοπής στα 60 Hz και ψηφιακή δειγματοληψία στα 500 Hz. Η δειγματοληψία ρυθμίστηκε να ξεκινάει στα 100 ms πριν το ερέθισμα έως και 1000 ms μετά από αυτό. Τα δεδομένα στην συνέχεια διορθώθηκαν και φιλτραρίστηκαν ψηφιακά με χαμηλή ρύθμιση φίλτρου διέλευσης στα 30 Hz. Εποχές με δραστηριότητα μεγαλύτερη των 675 mV κατά την περίοδο καταγραφής απορρίφθηκαν. Το μέσο ποσοστό των δοκιμών ήταν στα 89,4 για όλους τους συμμετέχοντες, ενώ οι υπόλοιπες εποχές υπολογίστηκαν κατά μέσο όρο και ανά πειραματική κατάσταση, ενώ για να συμπεριληφθούν υπόψιν στον μέσο όρο θα έπρεπε οι συμμετέχοντες να έχουν σωστές συμπεριφορικές απαντήσεις. Ακόμη υπολογίστηκαν κατά μέσο όρο και τα μεμονωμένα ERP, ώστε να δημιουργηθούν μεγάλες μέσες κυματομορφές για τις διάφορες συνθήκες.

Οι στατιστικές μετρήσεις και αναλύσεις δεδομένων πραγματοποιήθηκαν με την χρήση διορθώσεων Geisser στους βαθμούς ελευθερίας όταν οι παράγοντες αποτελούνταν από τρία ή περισσότερα επίπεδα. Οι αναλύσεις αυτές περιελάμβαναν τον παράγοντα μεταξύ των υποκειμένων και την πρακτική του παράγοντα μεταξύ των υποκειμένων. Υποβλήθηκαν σημαντικές κύριες επιδράσεις και αλληλεπιδράσεις για περαιτέρω αναλύσεις χρησιμοποιώντας την δοκιμή HSD. Όπως και στην προηγούμενη έρευνα οι σειριακές δοκιμές χρησιμοποιήθηκαν για την σύγκριση των πειραματικών συνθηκών σε μεμονωμένες κυματομορφές. Μετά από σημαντικά αποτελέσματα της ANOVA, οι σειριακές δοκιμές παρείχαν μια μέθοδο σύγκρισης μεταξύ δύο κυματομορφών. Η διακύμανση για κάθε σημείο της μέσης κυματομορφής προήλθε από τα ομόλογα σημεία από κάθε μία από τις δοκιμές. Οι απαντήσεις που αφορούσαν την συμπεριφορά στις σωστές εικόνες, στο τυποποιημένο τεστ και στο ηλεκτρονικό τεστ, συγκρίθηκαν ως μέτρο συγκλίνουσας ισχύος. Το κριτήριο συμπερίληψης, η συνολική μέση βαθμολογία στην τυποποιημένη δοκιμή, ήταν 29,2 στα 30 και 56,1 στα 60 αντίστοιχα. Οι μεταγενέστερες αναλύσεις έδειξαν πως οι βαθμολογίες στις πρώτες 30 ερωτήσεις του τεστ ήταν χαμηλότερο από τις υπόλοιπες, όταν αυτό δόθηκε πρώτη φορά. Ακόμη, όταν η μηχανογραφημένη δοκιμασία ήταν πρώτη, οι αρχικά χαμηλές βαθμολογίες βελτιώθηκαν σημαντικά σε συγκρίσιμο επίπεδο. Επιπλέον διαιρέθηκαν τα κανονιστικά δεδομένα σε μέσες βαθμολογίες και τυπικές αποκλίσεις για κάθε τύπο απόκλισης.

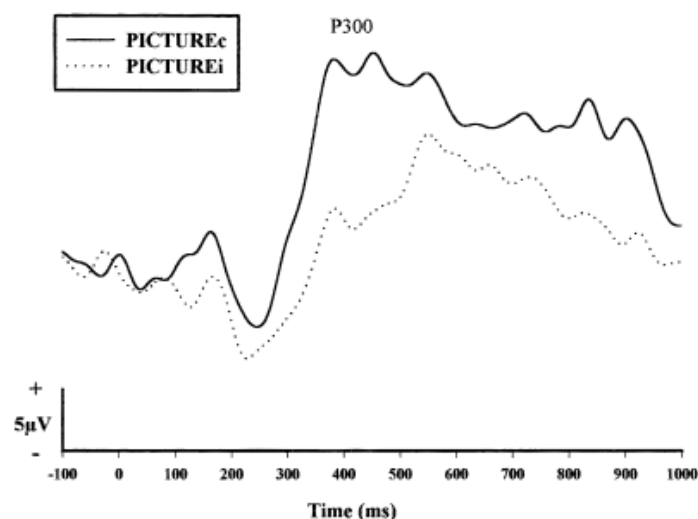
Η πρωτογενής ανάλυση των δεδομένων πραγματοποιήθηκε προκειμένου να διαπιστωθεί εάν τα σωστά αποτελέσματα διαφοροποιήθηκαν από τα εσφαλμένα, βάση της απόκρισης του P300. Αυτό ορίστηκε ως η θετικότερη κορυφή, στα 300 έως 600 ms μετά το ερέθισμα. Εντός αυτής της χρονικής περιόδου, υπολογίστηκαν οι μέσες τιμές πλάτους για τις συνθήκες Picture-c και Picture-i σε διαδοχικό διάστημα 100ms.

Υπό το πρίσμα των ευρημάτων για τις επιπτώσεις της έκθεσης και την πρακτική στην ανάλυση συμπεριφοράς, διεξήχθη μια δευτερεύουσα ανάλυση δεδομένων για την αξιολόγηση αυτών των επιδράσεων στις αποκρίσεις του P300. Προκειμένου να ανιχνευθεί ένα αποτέλεσμα έκθεσης, οι συμμετέχοντες χωρίστηκαν και πάλι σε δύο ομάδες όπου η μία ομάδα έλαβε πρώτα τις ερωτήσεις τυποποιημένου τεστ, ενώ η δεύτερη ομάδα έλαβε πρώτα τις ερωτήσεις του μηχανογραφημένου τεστ. Προέκυψαν ξεχωριστές κυματομορφές για τα Picture-c και Picture-i αντίστοιχα, όπου οι συνθήκες των αρχικών στοιχείων υπολογίστηκαν κατά μέσο όρο και για τις δύο ομάδες.



Εικόνα 6.2 Μεγάλος μέσος όρος ERP για το PALPA που απεικονίζει την απόκριση P300 σε εικόνες που αντιστοιχούσαν σε σωστές γραπτές προτάσεις. Ο χρόνος σε χιλιοστά του δευτερολέπτου βρίσκεται στον άξονα X και το πλάτος (mV) βρίσκεται στον άξονα Y. Σημειώστε ότι το VEOG και το Τα HEOG έχουν μειωθεί για τους σκοπούς της απεικόνισης.

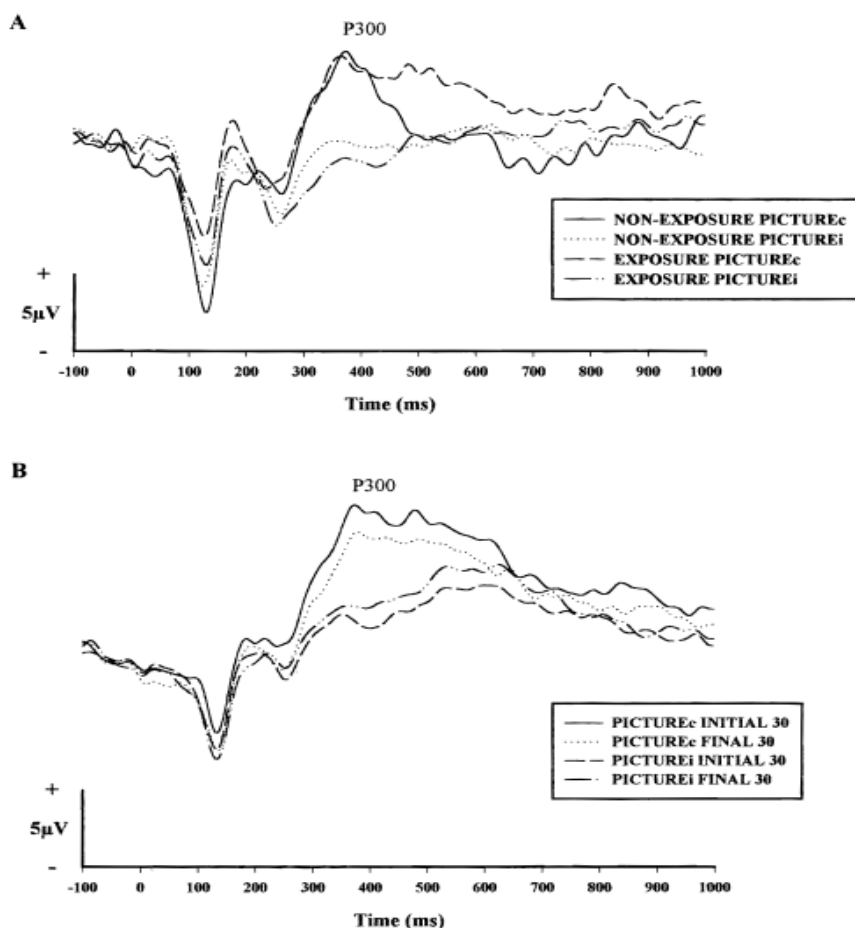
[Πηγή: *evaluation-of-reading-comprehension-with-neuropsychological-and-event-related-brain-potential-erp-methods.pdf* Αξιολόγηση της κατανόησης γραπτού λόγου με νευροψυχολογικές και μεθόδους που σχετίζονται με δυναμικά συμβάντα του εγκεφάλου (ERP)]



Εικόνα 6.3 Μεμονωμένος μέσος όρος ERP για έναν τυπικό συμμετέχοντα στο Pz. Φιλτραρισμένο στα 20 Hz για σκοπούς απεικόνισης. Όλες οι άλλες λεπτομέρειες ρυθμισμένες όπως και για την εικόνα 3.2.

[Πηγή: *evaluation-of-reading-comprehension-with-neuropsychological-and-event-related-brain-potential-erp-methods.pdf* Αξιολόγηση της κατανόησης γραπτού λόγου με νευροψυχολογικές και μεθόδους που σχετίζονται με δυναμικά συμβάντα του εγκεφάλου (ERP)]

Πριν συζητηθούν τα αποτελέσματα, κρίθηκε χρήσιμο να αναθεωρηθούν κάποιες γνωστικές διαδικασίες που ήταν σημαντικές για την επιτυχή απόδοση των PALPA. Η επιτυχής απόδοση στο τεστ αντιστοίχισης πρότασης με εικόνα περιλάμβανε την πρόσβαση σε μεμονωμένες λέξεις, διατηρώντας στην μνήμη εργασία και την επεξεργασία των συντακτικών και γραμματικών πληροφοριών. Η διατύπωση ακριβών γλωσσικών αναπαραστάσεων ήταν απαραίτητη για την αξιόπιστη ταυτοποίηση. Δεδομένου ότι το ηλεκτρονικό τεστ χρησιμοποίησε την ίδια εργασία αντιστοίχισης πρότασης εικόνας, βασιζόταν σε παρόμοιες γνωστικές διαδικασίες. Ωστόσο, υπήρχε ένα πρόσθετο στοιχείο του υπολογιστικού τεστ που απαιτούσε μνήμη αναγνώρισης. Ως εκ τούτου, η επιτυχία σχετικά με την μηχανογραφημένη δοκιμή εξαρτιόταν από την ικανότητα, όχι μόνο για να σχηματιστούν ακριβείς γλωσσικές αναπαραστάσεις, αλλά και για να αποθηκευτούν πληροφορίες για μεταγενέστερη αναγνώριση. Όσον αφορά την καταγραφή των ERP, η νευρωνική ενεργοποίηση σχετιζόταν με την αναγνώριση και ήταν κρίσιμη, διότι θα έπρεπε να διακρίνει αξιόπιστα τις σωστές και λανθασμένες εικόνες, υπό την προϋπόθεση ότι η κατανόηση της αναγνώρισης ήταν ανέπαφη. Ως εκ τούτου, η δεύτερη υπόθεση υποστήριζε ότι τα σωστά και λανθασμένα ηλεκτρονικά στοιχεία θα διαφοροποιούνταν με βάση μια απάντηση ERP. Τα ευρήματα ανέφεραν ότι τα διάφορα στοιχεία πράγματι διαφοροποιήθηκαν βάσει απαντήσεως ERP, ήτοι του P300. Με οπτική επιθεώρηση των κυματομορφών, που αποκαλύφθηκαν κατά την διάρκεια των αρχικών 250 ms μετά την παρουσία του, παρουσίασαν μια πρώιμη αισθητηριακή και προσεκτική εικόνα, όπου οι πληροφορίες ερεθίσματος ήταν παρόμοιες και στις δύο πειραματικές συνθήκες. Στα 300 ms μετά το ερέθισμα, οι κυματομορφές χαρακτηρίστηκαν από μια μερικώς κατανομημένη θετική κορύφωση. Η απόκριση του P300 αντιστοιχίστηκε με την αναγνώριση μιας εικόνας και επιλέχθηκε να ταιριάζει με την γλωσσική αναπαράσταση. Η ανταπόκριση του P300 επομένως, θεωρήθηκε σαν ένας δείκτης ανάγνωσης και όχι σαν μια αντανάκλαση των εμπλεκόμενων διαδικασιών για την διαμόρφωση μιας γλωσσικής αναπαράστασης. Παραδόξως παρουσιάστηκαν και ενδείξεις πως οι νευρικές διεργασίες που σχετιζόνταν με την αναγνώριση μιας σωστής εικόνας ήταν αξιόπιστες σε επαναλαμβανόμενες δοκιμές. Μια ανάλυση των δεδομένων αποκάλυψε ότι υπήρχαν μόνο χαμηλής σημασίας διαφορές στα πλάτη του P300, για άτομα που είχαν συναντήσει στο παρελθόν τα στοιχεία της τυποποιημένης δοκιμής σε σύγκριση με αυτά που δεν είχαν προηγουμένως εκτεθεί στα στοιχεία δοκιμής.



Εικόνα 6.4 Μεγάλος μέσος όρος ERP για το PALPA που απεικονίζει τις επιπτώσεις της έκθεσης (A) και της πρακτικής (B) στο Pz. Όλες οι άλλες λεπτομέρειες ρυθμισμένες όπως και για την εικόνα 3.2.

[Πηγή: [evaluation-of-reading-comprehension-with-neuropsychological-and-event-related-brain-potential-erp-methods.pdf](#) Αξιολόγηση της κατανόησης γραπτού λόγου με νευροψυχολογικές και μεθόδους που σχετίζονται με δυναμικά συμβάντα του εγκεφάλου (ERP)]

Η μεγαλύτερη αδυναμία της μηχανογραφημένης δοκιμασίας αφορούσε την ερμηνεία αρνητικών ευρημάτων. Εάν ένας ασθενής αποτύχει να αποδείξει την αναμενόμενη διαφοροποίηση ERP και κάποιος δεν το κάνει, τότε υπάρχουν συμπεριφορικά αποτελέσματα. Τα αρνητικά ευρήματα δεν μπορούν να αποδοθούν αποκλειστικά σε εξασθένηση της γλωσσικής λειτουργίας. Ωστόσο εκεί ήταν παράγοντες που επιτρέπουν σε κάποιον να αντιμετωπίσει αποτελεσματικά αυτή την αδυναμία. Η δυσκολία αυτή ήταν κοινή σε άλλα τυποποιημένα τεστ που δεν βασίζονταν αποκλειστικά σε μια γνωστική διαδικασία. Στις περιπτώσεις αυτές τα αποτελέσματα από εναλλακτικές τυποποιημένες εξετάσεις επιτρέπουν στον κλινικό ιατρό να απορρίψει ανταγωνιστικές υποθέσεις. Η στρατηγική είναι εξίσου εφαρμόσιμη και κατά την αξιολόγηση των απαντήσεων ERP. Δεύτερον αυτή η τεχνική αξιολόγησης είναι κυρίως κατάλληλη για άτομα με περιορισμούς στην ικανότητα επικοινωνίας μέσω παραδοσιακών μεθόδων. Εάν ένα άτομο δεν είναι σε θέση να επικοινωνήσει, τότε η σωπηρή υπόθεση είναι πως διακυβεύονται οι λειτουργίες της γλώσσας. Επομένως η έμφαση μιας έρευνας με ERP αφορά την αποσαφήνιση των γλωσσικών λειτουργιών που δεν έχουν παραβιαστεί. Σε περιπτώσεις με αρνητικά ευρήματα, η online φύση των ERP μπορεί να παρέχει μοναδικές και πολύτιμες πληροφορίες σχετικά με την φύση και τις δυσλειτουργίες που δεν μπορούν να γνωστοποιηθούν με άλλο τρόπο ή από προϋπάρχουσες πηγές, καθιερώνοντας ανέπαφη πρώιμη, αισθητηριακή και προσεκτική επεξεργασία, μέσω της παρουσίας των συστατικών N1, P1 και N2. Οι τεχνικοί περιορισμοί και οι καταγραφές του ηλεκτροεγκεφαλογραφήματος απέκλεισαν την

δυνατότητα κατηγοριοποίησης δύο περιπτώσεων. Από πρακτική άποψη, υπάρχουν τρία σημαντικά ζητήματα που απαιτούν συνεχή εξέταση. Πρώτον η ευαισθησία του ηλεκτροεγκεφαλογραφήματος μπορεί να επηρεάσει την ακρίβεια της καταγραφής σε ορισμένους ασθενείς. Δεύτερον το P300 είναι ένα εξαρτώμενο από την προσοχή στοιχείο και ως εκ τούτου μπορεί να απουσιάζει σε ασθενείς που δυσκολεύονται να παρακολουθήσουν. Στην ιδανική περίπτωση, η μελλοντική έρευνα αξιολόγησης ERP θα εξετάσει επίσης συστατικά που είναι λιγότερο ευαίσθητα στην εκούσια προσοχή. Ωστόσο δεδομένου ότι οι ερευνητές έχουν αξιοποιήσει με επιτυχία το P300 ως ένα από τα συστατικά που μπορούν να χρησιμοποιηθούν για να προβλέπουν την εμφάνιση ενός ατόμου από κώμα. Η κλινική χρησιμότητα του συστατικού είναι αποδεδειγμένη. Τρίτον, η αξιολόγηση ERP παρέχει μια μέση απάντηση, αλλά προς το παρόν, δεν μπορεί να εξετάσει τις επιδόσεις σε μεμονωμένη δοκιμή.

ΚΕΦΑΛΑΙΟ 3: ΠΕΙΡΑΜΑΤΙΚΟ ΜΕΡΟΣ – ΑΝΑΛΥΣΗ - ΑΠΟΤΕΛΕΣΜΑΤΑ

3.1 Σύνολο δεδομένων σημάτων εγκεφάλου από ενήλικες με/χωρίς ΔΕΠΥ

Η Διαταραχή Ελλειμματικής Προσοχής και Υπερκινητικότητας ή αλλιώς ΔΕΠΥ είναι μια κατάσταση που επηρεάζει μεγάλο αριθμό ανθρώπων σε όλο τον κόσμο και χαρακτηρίζεται ως νευροαναπτυξιακή διαταραχή. Μπορεί να επηρεάσει άτομα όλων των ηλικιών αλλά συνήθως αρχίζει κατά την διάρκεια της παιδικής ηλικίας και μπορεί να επιμείνει στην ενήλικη ζωή. Ένα από τα διαγνωστικά κριτήρια της ΔΕΠΥ είναι η μη φυσιολογική δραστηριότητα ηλεκτρικών σημάτων στον εγκέφαλο, όπως μετράται με ηλεκτροεγκεφαλογράφημα (EEG), ιδιαίτερα στις μετωπιαίες και κεντρικές περιοχές. Παρακάτω παρουσιάζεται ένα σύνολο δεδομένων που συλλέχθηκαν από 79 συμμετέχοντες, συμπεριλαμβανομένων 42 υγιών ενήλικων καθώς και 37 ενήλικων με ΔΕΠΥ. Τα σήματα από τον εγκεφαλογράφο καταγράφηκαν σε τέσσερις διαφορετικές καταστάσεις, συμπεριλαμβανομένης της κατάστασης ηρεμίας με τα μάτια ανοιχτά, τα μάτια κλειστά, την γνωστική πρόκληση και την ακρόαση. Το σύνολο δεδομένων περιέχει σήματα εγκεφαλογράφου που καταγράφηκαν από πέντε συνολικά κανάλια, τα O1, F3, F4, Cz, Fz. Ο ρυθμός δειγματοληψίας των δεδομένων ήταν $f_{\text{sampling}} = 256\text{Hz}$.

Οι συμμετέχοντες κάθισαν άνετα σε μια καρέκλα και τους ζητήθηκε να παραμείνουν όσο το δυνατόν πιο ήρεμοι κατά τη διάρκεια λήψης των σημάτων. Όλοι οι συμμετέχοντες παρείχαν ενημερωμένη συγκατάθεση και το πρωτόκολλο μελέτης εγκρίθηκε από την επιτροπή δεοντολογίας. Αυτό το σύνολο δεδομένων μπορεί να χρησιμεύσει ως πολύτιμος πόρος για τους ερευνητές που εργάζονται πάνω στην ΔΕΠΥ και το ηλεκτροεγκεφαλογράφημα. Το σύνολο δεδομένων δημοσιεύθηκε και επιμελήθηκε από τους Ghasem Sadeghi Bajestani, Shima Abedian, Fatemeh Makhoughi, Motahharez Raoufitabar και Hamid Saeedi από το Πανεπιστήμιο Imam Reza.

3.2 Πειραματικός σχεδιασμός

Η διαδικασία που ακολούθησαν οι ερευνητές για την δημιουργία του συνόλου δεδομένων δεν αναλύεται πλήρως από την δημοσίευσή τους, παρόλα αυτά δίνονται αρκετές πληροφορίες. Αρχικά αναγράφεται ο τρόπος ταξινόμησης των αποτελεσμάτων. Πιο συγκεκριμένα οι ερευνητές έχουν χωρίσει τα αποτελέσματα σε τέσσερις βασικές κατηγορίες, FADHD όπου αναφέρεται στις γυναίκες με ΔΕΠΥ, FC όπου αναφέρεται στις γυναίκες χωρίς ΔΕΠΥ, MADHD και MC αντίστοιχα για τους άνδρες. Η επόμενη βασική πληροφορία είναι η κατάσταση που βρισκόντουσαν τα μέλη που υποβλήθηκαν στην διαδικασία του πειράματος και σε ποιο ακριβώς σημείο μπορεί κανείς να βρει τα αποτελέσματα αυτά. Πιο συγκεκριμένα σε κάθε αρχείο εμπεριέχονται 11 κελιά όπου το κάθε ένα από αυτά περιέχει 11 σειρές, σειρές ανάλογες με τα δείγματα σημάτων σε 30 δευτερόλεπτα επί δύο καθώς οι μετρήσεις παρέχονται από δύο κανάλια.

	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11
1	11x7680x2 ...	11x5120x2 ...	11x5120x2 ...	11x11520x...	11x3840x2 ...	11x7680x2 ...	11x7680x2 ...	11x5120x2 ...	11x5120x2 ...	11x11520x...	11x11520x...
2											
3											

Εικόνα 7.1 Αποτελέσματα πειράματος για γυναίκες με ΔΕΠΥ.

[Πηγή : matfile που παρέχεται από το dataset. A Dataset of EEG Signals from Adults with ADHD and Healthy Controls: Resting State, Cognitive function, and Sound Listening Paradigm - Mendeley Data]

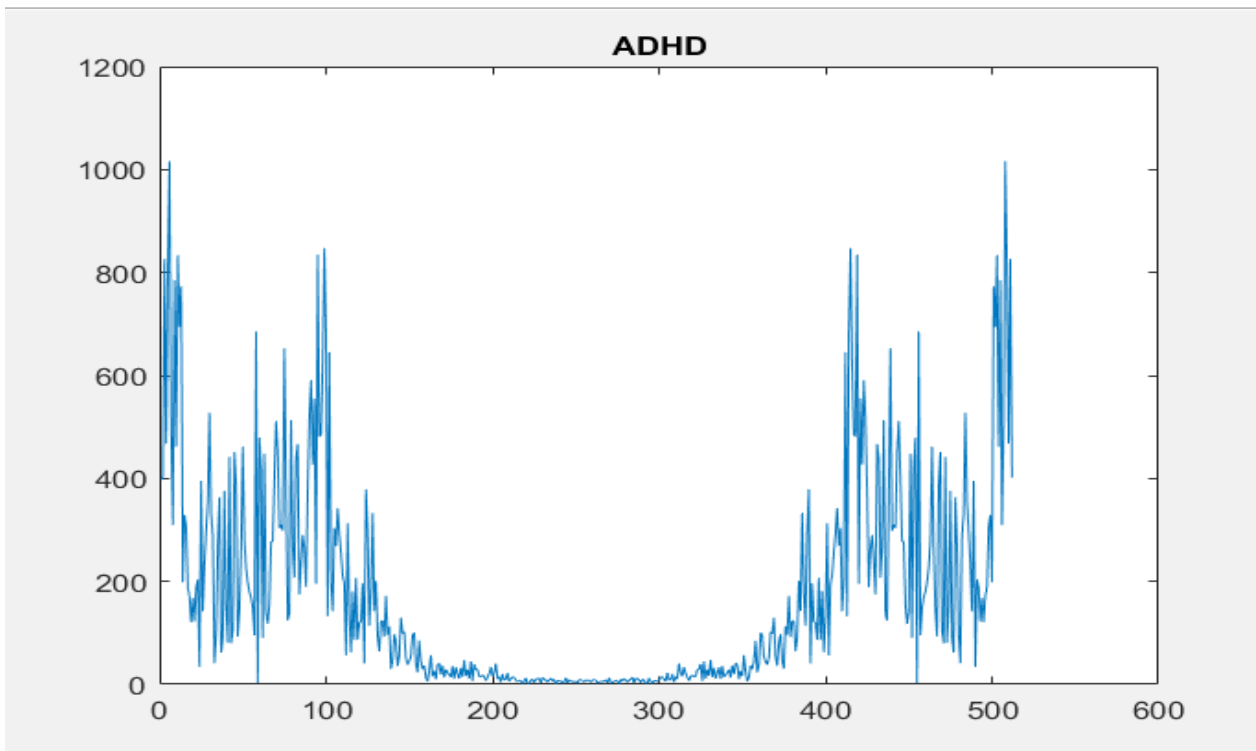
FADHD(1, 1)									
-3.2490	-3.9450	-4.5630	-4.8390	-3.4960	-1.4230	1.5310	2.9230	2.0110	0.9900
-17.3560	-17.1080	-10.8740	-8.3700	-8.3890	-4.2880	-7.4390	-1.3390	3.0550	1.8040
Columns 7.671 through 7.680									
3.6420	3.9440	10.6890	16.0490	8.0030	-4.5350	-7.2640	0.8380	8.0900	2.0660
-3.4580	-2.9720	-4.5150	-4.9860	-9.4460	-8.0090	-1.5700	-10.6250	-18.2090	-32.6890
20.7000	7.0840	6.3090	15.9590	23.7180	19.3690	-1.4070	-8.4500	1.7710	13.0720
3.7740	8.2630	13.4360	15.8110	15.5040	14.3100	12.0210	9.5260	8.7600	9.4420
-8.2480	-9.7470	-10.0520	-12.0630	-12.1910	-14.1670	-17.2990	-19.1700	-19.3320	-15.7620
-17.8710	-16.8910	-14.1750	-13.1860	-15.1910	-20.0460	-24.9380	-28.0670	-28.8630	-27.7990
1.0000	1.0000	1.0000	1.0000	1.0000	1.0000	1.0000	1.0000	1.0000	1.0000
-2.0360	-2.1850	-3.7170	-6.0440	-9.2980	-10.9260	-8.5400	-4.9880	-4.6550	-6.3800
-7.6470	-6.8390	-4.7940	-0.8760	3.1550	5.6790	6.4370	6.0610	4.3240	-0.2780
0.3050	1.3180	2.9130	3.9360	5.5990	5.5100	4.4670	3.3870	2.0190	1.4790
5.0250	3.4530	8.0230	12.9250	10.8390	13.1660	8.7190	7.5230	10.1130	4.0390

Εικόνα 7.2 Αποτελέσματα πειράματος για γυναίκες με ΔΕΠΥ κελί 1 από 11.

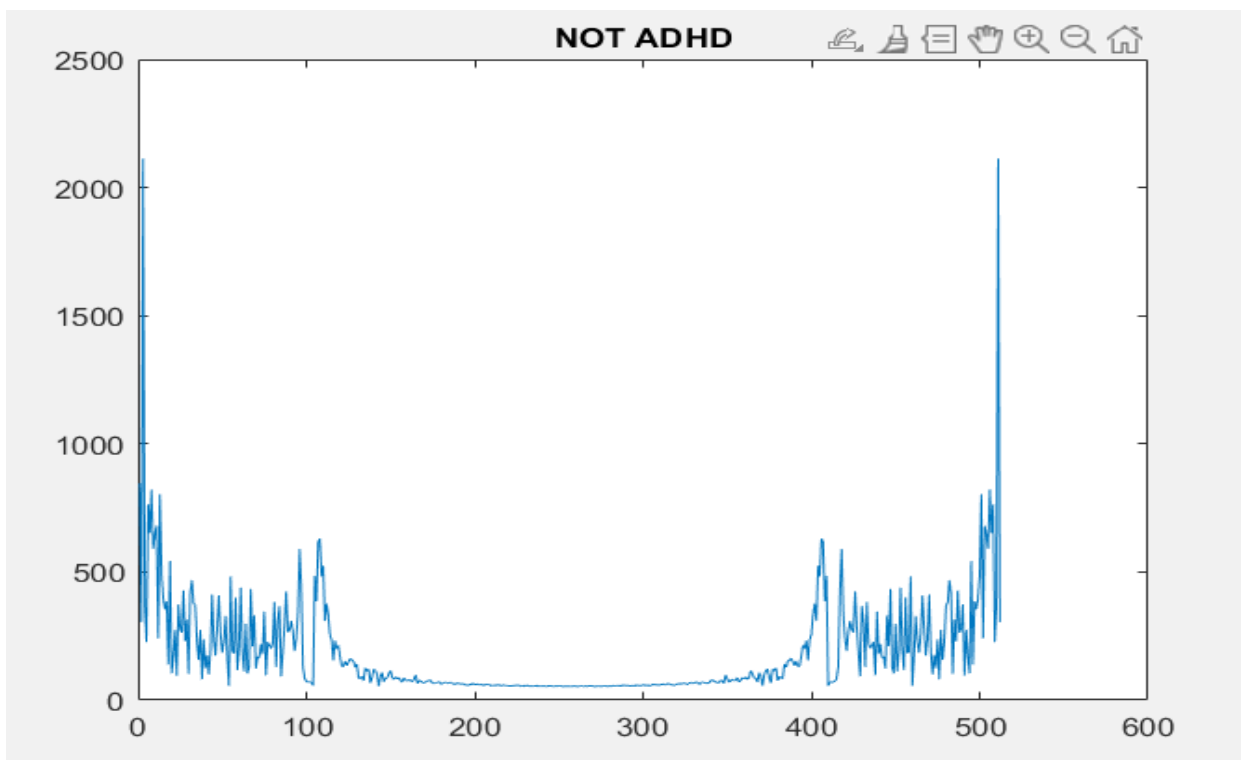
[Πηγή: matfile που παρέχεται από το dataset. A Dataset of EEG Signals from Adults with ADHD and Healthy Controls: Resting State, Cognitive function, and Sound Listening Paradigm - Mendeley Data]

Το πρώτο κελί του πειράματος τα μέλη είχαν μάτια ανοιχτά κατά την έναρξη ενώ τα αποτελέσματα πάρθηκαν από τα κανάλια Cz και F4 με διάρκεια σήματος τα 30s. Στο δεύτερο κελί είχαν μάτια κλειστά και τα αποτελέσματα προέκυψαν από τα ίδια κανάλια με διάρκεια σήματος τα 20s. Γενικότερα χρησιμοποιήθηκαν τα ίδια κανάλια για τα κελιά από 1 έως 6 με μόνες διαφορές την κατάσταση των μελών και τον χρόνο των σημάτων. Στα κελιά 7, 8 και 9 χρησιμοποιήθηκαν τα κανάλια O1 και F4 με σταθερούς χρόνους σημάτων τα 30s και καταστάσεις μάτια κυρίως ανοιχτά, μάτια κλειστά και μάτια ανοιχτά αντίστοιχα. Τέλος στα κελιά 10 και 11 χρησιμοποιήθηκαν τα κανάλια F3, F4 και Fz, F4, αντίστοιχα, με χρόνο σημάτων τα 45 s και κατάσταση μάτια κλειστά και στις δύο περιπτώσεις.

Για την ανάλυση των μετρήσεων χρειάστηκε αρχικά να ομαδοποιηθούν τα αποτελέσματα σε ένα κοινό αρχείο τύπου excel, ώστε να είναι δυνατή η συλλογική επεξεργασία των αποτελεσμάτων χωρίς να προκύψουν κατευθυνόμενα αποτελέσματα. Για την δημιουργία του συλλογικού αυτού αρχείου χρησιμοποιήθηκε το MATLAB όπου με τον κώδικα, όπως αυτός φαίνεται στα αποκόμματα, παράχθηκε ένα νέο αρχείο μορφής excel. Μέσα σε αυτό το αρχείο όπως φαίνεται παρακάτω, εμπεριέχονται 79 σειρές, μία για κάθε μέλος του πειράματος ενώ οριζοντίως αναγράφονται τα μήκη των σημάτων και τα κανάλια από τα οποία αυτά καταγράφηκαν. Μια ακόμη πληροφορία που αναγράφεται είναι το φύλλο του κάθε ατόμου και εάν πάσχει η όχι από ΔΕΠΥ. Σκοπός αυτού η σωστή καταγραφή των δεδομένων πριν ακόμη ξεκινήσει η επεξεργασία των μετρήσεων.



Εικόνα 7.5 Φάσμα ισχύος (μέτρο M/Ta Fourier), για γυναίκα με ΔΕΠΥ σε ανάλυση 512 σημεία.



Εικόνα 7.6 Φάσμα ισχύος (μέτρο M/T Fourier), για γυναίκα χωρίς ΔΕΠΥ σε ανάλυση 512 σημεία.

Στην συνέχεια για να μπορέσει η επεξεργασία των δεδομένων να γίνει οριζόντια και ομοιόμορφα για όλα τα σήματα του αρχείου τύπου excel, αυτά μετασχηματίστηκαν με την χρήση του

μετασχηματισμού Fourier και χρησιμοποιώντας 3 διαφορετικές αναλύσεις στο πεδίο της συχνότητας: (i) 128 σημεία, (ii) 256 σημεία και (iii) 512 σημεία.

3.3 Μεθοδολογία ανάλυσης μέσω Επιβλεπόμενης Μάθησης

Τα νευρωνικά δίκτυα είναι ισχυρά μαθηματικά εργαλεία με την ικανότητα να μαθαίνουν τον τρόπο που συμπεριφέρεται ένα σύστημα χωρίς να υπάρχει αρχική πληροφορία για το ίδιο το σύστημα, παρά μόνο για τα δεδομένα εισόδου και εξόδου. Τα νευρωνικά δίκτυα βασίζονται στον τρόπο λειτουργίας του ανθρώπινου εγκεφάλου και στον τρόπο αποθήκευσης των πληροφοριών. Η αρχιτεκτονική των νευρωνικών δικτύων είναι αλληλένδετη με τον τρόπο που μαθαίνουν, δηλαδή πως αποθηκεύουν τα δεδομένα από το περιβάλλον τους στις ελεύθερες παραμέτρους τους. Αυτά έχουν την δυνατότητα να μαθαίνουν αλληλεπιδρώντας με το περιβάλλον, δηλαδή με τα δεδομένα τους και να βελτιώνουν την συμπεριφορά τους μέσα από αυτή την διαδικασία.

Μάθηση (learning) ή εκπαίδευση (training) ενός νευρωνικού δικτύου ονομάζεται η διαδικασία μέσα από την οποία το νευρωνικό δίκτυο τροποποιεί τις παραμέτρους του ώστε να «μάθει» να αναγνωρίζει συγκεκριμένα πρότυπα μέσα από το ίδιο του το περιβάλλον. Το κύριο χαρακτηριστικό της επιβλεπόμενης μάθησης είναι η παρουσία ενός «εκπαιδευτή» ο οποίος έχει ήδη γνώση του περιβάλλοντος. Η γνώση αυτή υπονοεί ότι για κάθε δεδομένο εισόδου, ο εκπαιδευτής γνωρίζει ήδη το σωστό δεδομένο εξόδου ή πρότυπο ή κατηγορία. Με αυτό τον τρόπο ο εκπαιδευτής παρέχει στο νευρωνικό δίκτυο τις τιμές εξόδου για τα δεδομένα εισόδου. Μέσω της επιβλεπόμενης εκπαίδευσης, η γνώση του περιβάλλοντος που κατέχει ο εκπαιδευτής, μεταφέρεται στο νευρωνικό δίκτυο και αποθηκεύεται στις ελεύθερες παραμέτρους του.

Κατά την διάρκεια της φάση εκπαίδευσης (training phase), παρουσιάζονται στο νευρωνικό επιλεγμένα και αντιπροσωπευτικά ζεύγη δεδομένων εισόδου και εξόδου, προερχόμενα από ένα άγνωστο σύστημα. Το νευρωνικό δίκτυο τροποποιεί τις παραμέτρους του (οι οποίες έχουν αρχικοποιηθεί με κάποιο τυχαίο τρόπο) ώστε να μπορέσει να προσομοιάσει όσο τον δυνατόν καλύτερα το άγνωστο σύστημα, παράγοντας τη σωστή έξοδο για κάθε δεδομένο εισόδου του συνόλου εκπαίδευσης. Μετά το τέλος της εκπαίδευσης, το νευρωνικό δίκτυο αποσυνδέεται και είναι έτοιμο πια να δεχθεί νέα δεδομένα εισόδου (άγνωστα, εκτός του συνόλου εκπαίδευσης) και να παρέχει τις προβλέψεις εξόδου του – με μεγαλύτερη ή μικρότερη επιτυχία, ανάλογα με την ικανότητα γενίκευσης που έχει (generalization property).

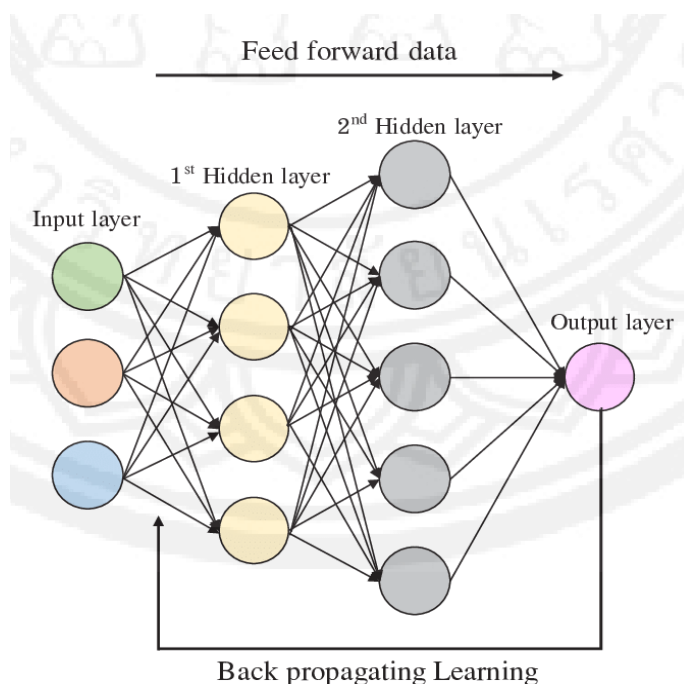
Για το πειραματικό μέρος της παρούσας διπλωματικής εργασίας, η μεθοδολογία που επιλέχθηκε είναι ακριβώς η ανωτέρω περιγραφόμενη μέθοδος της επιβλεπόμενης μάθησης (supervised learning). Για να μπορέσουν τα δεδομένα να κατηγοριοποιηθούν σωστά, πέρα από τον μετασχηματισμό τους στο πεδίο της συχνότητας, θα πρέπει να χρησιμοποιηθούν ως σύνολο εκπαίδευσης ενός νευρωνικού δικτύου σε περιβάλλον Matlab, και στη συνέχεια να λειτουργήσουν σε άγνωστα δεδομένα και να υπολογιστεί το ποσοστό ορθής κατηγοριοποίησης.

Υλοποιήθηκαν και συγκρίθηκαν ως προς τα αποτελέσματά τους δύο (2) διαφορετικού τύπου νευρωνικά δίκτυα:

- (a) Feedforward Network,
- (b) Multilayer Perceptron.

3.3.1 Επιβλεπόμενη μάθηση με χρήση νευρωνικού δικτύου τύπου Feedforward

Ένα feed-forward νευρωνικό ή αλλιώς νευρωνικό ανάδρασης είναι ένας από τους πιο ευρέως γνωστούς τύπους νευρωνικών δικτύων. Χαρακτηρίζεται από την κατεύθυνση της ροής των πληροφοριών μεταξύ των στοιβάδων του, ενώ η ροή του έχει μονή κατεύθυνση. Πιο συγκεκριμένα η πληροφορία του μοντέλου ρέει προς μια κατεύθυνση ξεκινώντας από τους κόμβους εισόδου, μέσω των κρυφών στοιβάδων εάν υπάρχουν και καταλήγει στους κόμβους εξόδου, χωρίς επιστροφές. Τα σύγχρονα δίκτυα τροφοδοσίας εκπαιδεύονται με την χρήση της μεθόδου back-propagation (οπισθοπολλαπλασιασμός). Σε αυτή την περίπτωση κατά την κατάληξη της πληροφορίας στους κόμβους εξόδου, αυτή ανατροφοδοτείται πίσω στους κόμβους εισόδου, ώστε να διορθωθούν τυχόν σφάλματα.



Εικόνα 7.7 Παράδειγμα *feed-forward* νευρωνικού δικτύου με 2 κρυφά στρώματα κόμβων.

[Πηγή: *Diagram of the feedforward neural network | Download Scientific Diagram (researchgate.net)]*

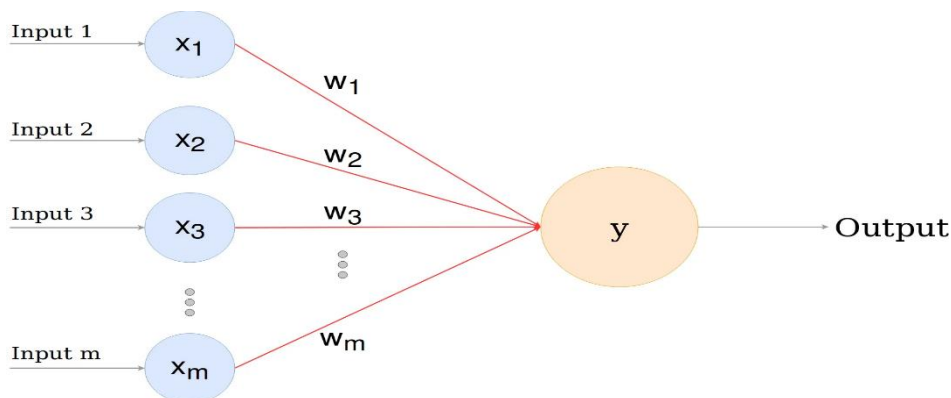
Στο πειραματικό μέρος της εργασίας, αρχικά δημιουργήθηκε ένας κώδικας ο οποίος παράγει 10 νευρωνικά δίκτυα με ποσοστά επιτυχίας από 75% και πάνω. Η ίδια διαδικασία επαναλήφθηκε για τρεις διαφορετικές αναλύσεις στο πεδίο της συχνότητας, τα 512 σημεία, τα 256 σημεία και τα 128 σημεία. Ο σκοπός αυτής της διαδικασίας είναι να μπορέσουν να γίνουν οι απαραίτητες συγκρίσεις για το ποια ανάλυση στο πεδίο της συχνότητας προσφέρει τα καλύτερα δυνατά αποτελέσματα για το καλύτερο από αυτά τα 10 νευρωνικά δίκτυα. Ο κώδικας δίνεται στο Παράρτημα.

3.3.2 Επιβλεπόμενη μάθηση με χρήση νευρωνικού δικτύου τύπου Multilayer

Perceptron (MLP)

Για λόγους σύγκρισης αποτελεσμάτων, δημιουργήθηκε και εκπαιδεύτηκε με το ίδιο σύνολο δεδομένων και ένα MLP ώστε να μπορέσει να συγκριθεί ως προς τα αποτελέσματα (ποσοστό ορθής κατηγοριοποίησης) το MLP με το καλύτερο νευρωνικό δίκτυο της προηγούμενης διαδικασίας (τύπου *feedforward*).

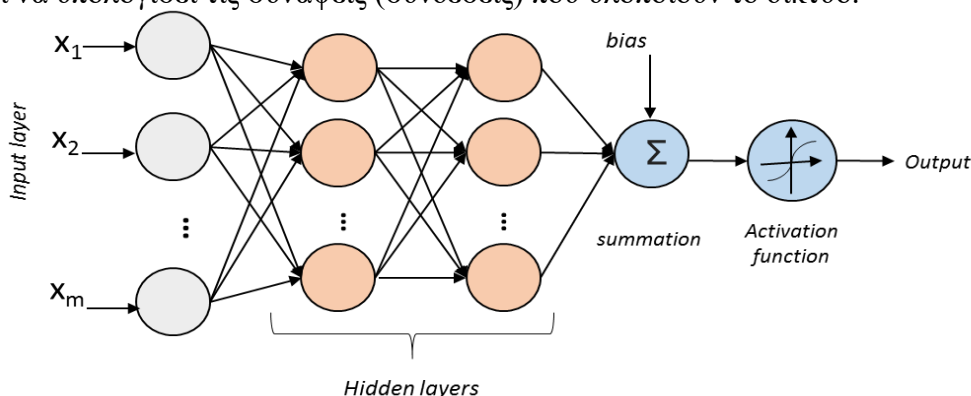
Τα MLP είναι νευρωνικά δίκτυα που αποτελούνται από πολλές στοιβάδες (στρώματα) κόμβων, και η κάθε μια με την σειρά της αποτελείται από έναν αριθμό νευρώνων τύπου *perceptron*. Η ιδέα του *perceptron* αποτελεί μία από τις πρώτες προσπάθειες ανάπτυξης ευφών συστημάτων (Rosenblatt, 1958), (Minsky & Papert, 1969). Το *perceptron* αποτελεί το απλούστερο είδος νευρωνικού δικτύου καθώς αποτελείται από ένα μόνο στρώμα νευρώνων. Ο συγκεκριμένος τύπος νευρωνικού δικτύου έχει την δυνατότητα να ‘μαθαίνει’ από δεδομένα που του παρουσιάζονται στην είσοδο, ώστε να ταξινομή πρώτιστα ανάμεσα σε δύο κλάσεις, αρκεί αυτές να είναι γραμμικά διαχωρίσιμες.



Εικόνα 7.8 Παράδειγμα νευρωνικού δικτύου τύπου perceptron

[Πηγή: *The Perceptron. The Perceptron was first proposed by... | by Arc | Towards Data Science*]

Τα MLP επεκτείνουν την ιδέα του perceptron σε περισσότερα από ένα στρώματα κόμβων. Η ιδιότητα των δικτύων MLP είναι να προσεγγίζουν οποιαδήποτε μαθηματική συνάρτηση, συνεπώς με την κατάλληλη διαδικασία εκπαίδευσης μπορούν να μάθουν την συμπεριφορά οποιουδήποτε συστήματος, ακόμα και με μία μόνο κρυφή στοιβάδα. Σε αυτή την περίπτωση ωστόσο δεν είναι βέβαιο ότι αυτό το δίκτυο είναι το βέλτιστο από την σκοπιά του χρόνου εκπαίδευσης και της ευκολίας υλοποίησής του. Ακόμη δεν προσφέρει καμία εγγύηση ότι υπάρχει κάποιος αλγόριθμος εκπαίδευσης που μπορεί να υπολογίσει τις συνάψεις (συνδέσεις) που υλοποιούν το δίκτυο.



Εικόνα 7.9 Παράδειγμα νευρωνικού δικτύου τύπου MLP με 2 κρυφά στρώματα κόμβων.

[Πηγή: *R Deep Learning Cookbook (packtpub.com)*]

Η εκπαίδευση των MLP έχει την βάση της στον κανόνα Δέλτα όπως και το απλό perceptron. Κατά την εκπαίδευση των δικτύων αυτών χρησιμοποιούνται δύο κατευθύνσεις ροής σημάτων μέσα στο δίκτυο. Αρχικά υπάρχουν τα λειτουργικά σήματα που διαδίδονται με κατεύθυνση από αριστερά προς τα δεξιά και είναι τα σήματα που μεταφέρουν το σήμα των μεταβλητών εισόδου προς τους νευρώνες κάθε στοιβάδας και μέσω αυτών προκύπτει η τελική έξοδος του δικτύου. Στην συνέχεια υπάρχουν τα σήματα σφάλματος, όπου αυτά διαδίδονται με κατεύθυνση από τα δεξιά προς τα αριστερά μέσα στο δίκτυο. Είναι τα σήματα που μεταφέρουν το σήμα σφάλματος για κάθε έξοδο του δικτύου προς τους νευρώνες της κάθε στοιβάδας, ώστε ο κάθε νευρώνας να διορθώσει τις συνάψεις τους προκειμένου να ελαχιστοποιηθεί το σφάλμα.

Στο πειραματικό μέρος της εργασίας, όπως και για την περίπτωση των feed-forward NN, δημιουργήθηκε ο κώδικας που παράγει 10 νευρωνικά δίκτυα και η ίδια διαδικασία επαναλήφθηκε για τρεις διαφορετικές αναλύσεις στο πεδίο της συχνότητας, τα 512 σημεία, τα 256 σημεία και τα

128 σημεία. Ο σκοπός αυτής της διαδικασίας είναι να μπορέσουν να γίνουν οι απαραίτητες συγκρίσεις για το ποια ανάλυση στο πεδίο της συχνότητας προσφέρει τα καλύτερα δυνατά αποτελέσματα για το καλύτερο από αυτά τα 10 νευρωνικά δίκτυα MLP. Ο κώδικας δίνεται στο Παράρτημα.

3.4 Υλοποίηση πειραματικής διαδικασίας

Με την ολοκλήρωση του σταδίου της προετοιμασίας, όπως εξηγήθηκε προηγουμένως, δηλαδή με την ολοκλήρωση του αρχείου τύπου excel και με τον μετασχηματισμό των δεδομένων, έρχεται το επόμενο βήμα που αφορά το νευρωνικό δίκτυο. Είναι σημαντικό να αναφερθεί πως όλες οι πειραματικές διαδικασίες ολοκληρώθηκαν σε περιβάλλον Matlab, καθώς είναι ένα χρήσιμο εργαλείο που προσφέρει στον χρήστη πολλές δυνατότητες και επιλογές. Κατά την ανάλυση της πειραματικής διαδικασίας που ακολουθεί οι κώδικες που χρησιμοποιήθηκαν στο Matlab δεν θα εμφανίζονται παρά μόνο στα περιεχόμενα, πλην κάποιων χρήσιμων αποκομμάτων.

Στο κύριο μέρος του προγράμματος επιλέχθηκε να τρέξει ο αλγόριθμος εκπαίδευσης του νευρωνικού δικτύου για τρεις διαφορετικές τιμές συχνοτήτων (128, 256, 512 Hz) και να προκύψουν αποτελέσματα και για τις τρεις αυτές τιμές ώστε να μπορέσει να γίνει σύγκριση των αποτελεσμάτων. Μετά από την διαδικασία μετασχηματισμού δημιουργήθηκε ένας βρόχος ελέγχου. Σε αυτή την περίπτωση ο αλγόριθμος διαβάζει τα δύο πρώτα γράμματα και ταξινομεί τα δεδομένα. Ουσιαστικά το πρώτο γράμμα δηλώνει το φύλο του υποκειμένου (F: female ή M: male), ενώ ο δεύτερος χαρακτήρας δηλώνει εάν πάσχει από ΔΕΠΥ ή όχι (A: ADHD ή C: clear). Το επόμενο στοιχείο που χρειάζεται να γνωρίζει κανείς είναι τα κανάλια που έδωσαν εξ αρχής τα σήματα. Σε αυτή την περίπτωση για να γίνει ο αλγόριθμος πιο γενικός και να μπορεί στην συνέχεια με λίγες διαφοροποιήσεις να δουλεύει και για άλλα δεδομένα πειράματος, επιλέχθηκε στον κώδικα να χρησιμοποιηθεί η εντολή «switch-case». Σε αυτή την περίπτωση δόθηκαν 11 περιπτώσεις (cases) καναλιών, μία για κάθε ένα σενάριο δεδομένων.

Το επόμενο βήμα αφορά την εκπαίδευση του δικτύου. Δεδομένου ότι δεν υπάρχει κάποιο αρχικοποιημένο seed τυχαίων αριθμών, προτιμήθηκε το Matlab να δημιουργήσει μόνο τους τυχαίους αριθμούς για τους τυχαίους δείκτες της rand perm. Για αυτόν τον λόγο το σενάριο έτρεξε 10 φορές και αποθήκευσε τα 10 διαφορετικά μοντέλα, καθώς και τις ακρίβειές τους. Τέλος αποτυπώθηκαν οι συνολικές μέσες τιμές της διαδικασίας και των επαναλήψεων. Ακόμη αποτυπώθηκαν και τα confusion matrices για κάθε μία από τις περιπτώσεις.

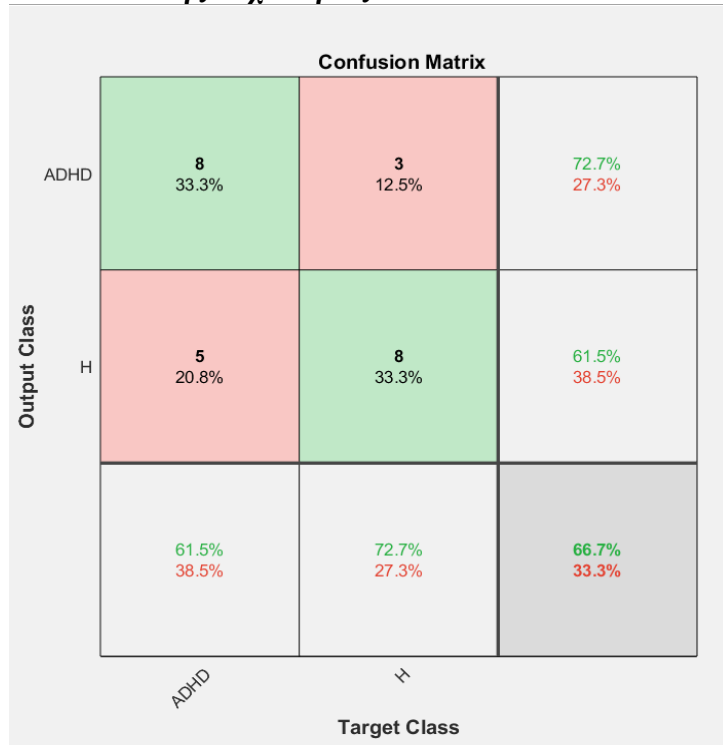
Στο βασικό μέρος του αλγορίθμου γίνεται βελτιστοποίηση των πέντε υπερ-παραμέτρων ώστε το αποτέλεσμα που θα προκύψει να είναι όσο το δυνατόν καλύτερο. Ακόμη σημαντικό να αναφερθεί είναι πως, την ώρα που γίνεται η εκπαίδευση του νευρωνικού δικτύου, γίνεται ταυτόχρονα και η αξιολόγησή του (validation) ώστε να αποφευχθεί αυτή η διαδικασία αργότερα. Επίσης σημαντικό κρίνεται ο αριθμός 10 των νευρωνικών. Δεν επιλέχθηκε μεγαλύτερος αριθμός καθώς με αυτόν τον τρόπο αποφεύγεται το overfitting. Αυτό σημαίνει πως δεν κινδυνεύει το δίκτυο σε περίπτωση που του δοθούν διαφορετικές τιμές, να μην τις αναγνωρίσει και τις ταξινομήσει λανθασμένα. Στην συνέχεια αυτής της διαδικασίας επιλέγεται το καλύτερο μοντέλο με μοναδικό κριτήριο το Validation loss δηλαδή το μικρότερο σφάλμα κατά την διαδικασία της αξιολόγησής του. Ο αλγόριθμος έχοντας εντοπίσει λοιπόν το καλύτερο μοντέλο, τρέχει 1.000 συνδυασμούς με 1.000 διαφορετικούς δείκτες για την διαδικασία του testing. Η πηγή για αυτούς τους αριθμούς είναι μια τυχαία αρχικοποίηση (seed) στο Matlab.

Ακολουθούν οι εικόνες των αποτελεσμάτων για κάθε μια από τις τρεις διαφορετικές συχνότητες που δόθηκαν στον αλγόριθμο αλλά και για κάθε ένα από τα 10 διαφορετικά δίκτυα που δημιουργήθηκαν, αρχικά για feed-forward NN και στη συνέχεια για MLP.

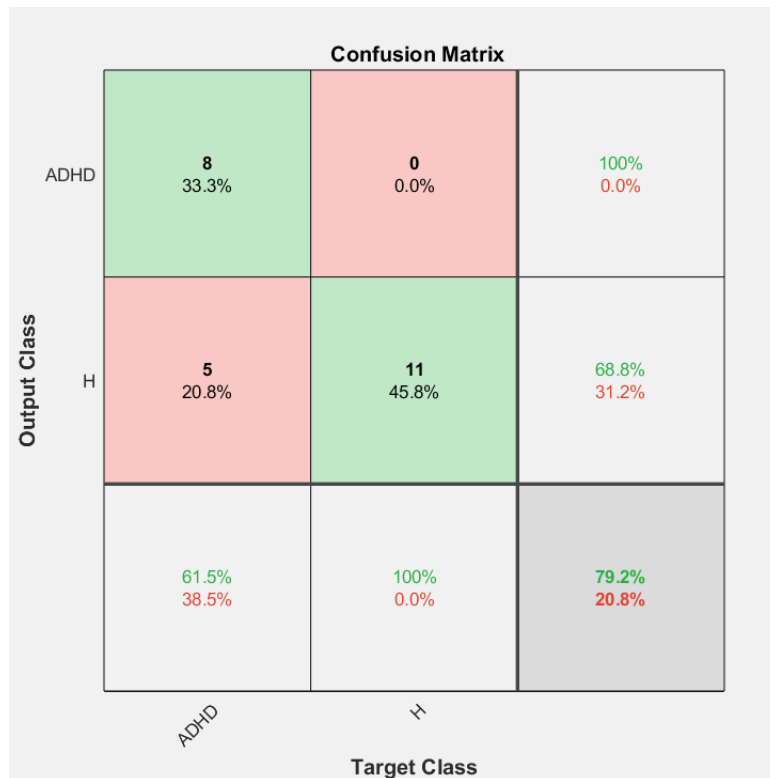
3.4.1 Αποτελέσματα κατηγοριοποίησης με χρήση Feedforward NN

Το feedforward NN που χρησιμοποιήθηκε έχει στην αρχιτεκτονική του 2 στρώματα κόμβων, με τον ίδιο αριθμό κόμβων μεταξύ τους. Ο αριθμός αυτός όμως αυξάνει προοδευτικά από το 1 έως το 10, και αξιοποιώντας το validation loss επιλέγεται τελικά το βέλτιστο από τα 10 αυτά διαφορετικά NN.

Ανάλυση 128 σημείων στο πεδίο της συχνότητας:



Εικόνα 8.1 Confusion Matrix 1 (128 Hz)



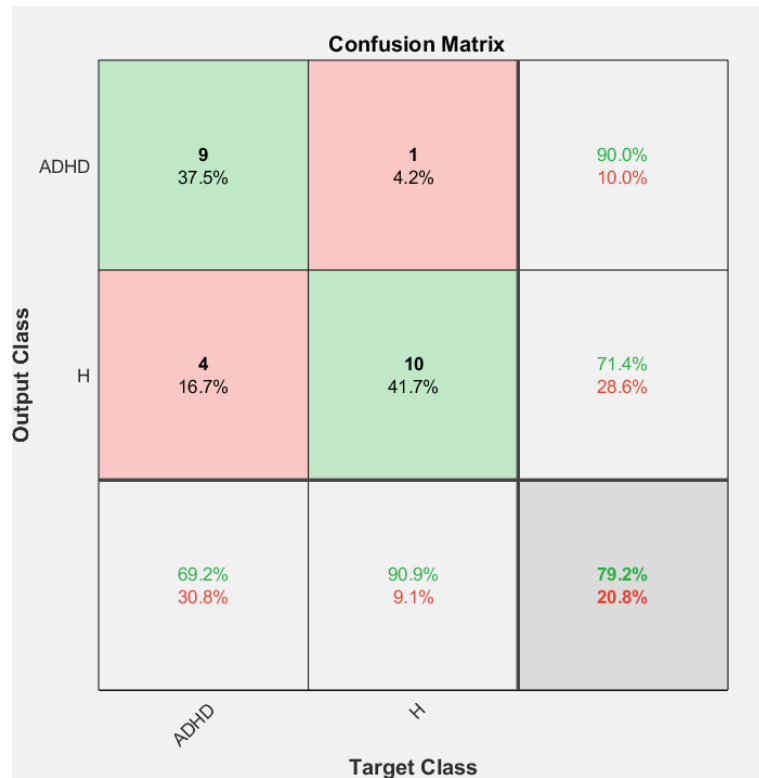
Εικόνα 8.2 Confusion Matrix 2 (128 Hz)

		Confusion Matrix		
		ADHD	H	
Output Class	ADHD	12 50.0%	0 0.0%	100% 0.0%
	H	1 4.2%	11 45.8%	91.7% 8.3%
		92.3% 7.7%	100% 0.0%	95.8% 4.2%
		ADHD	H	
		Target Class		

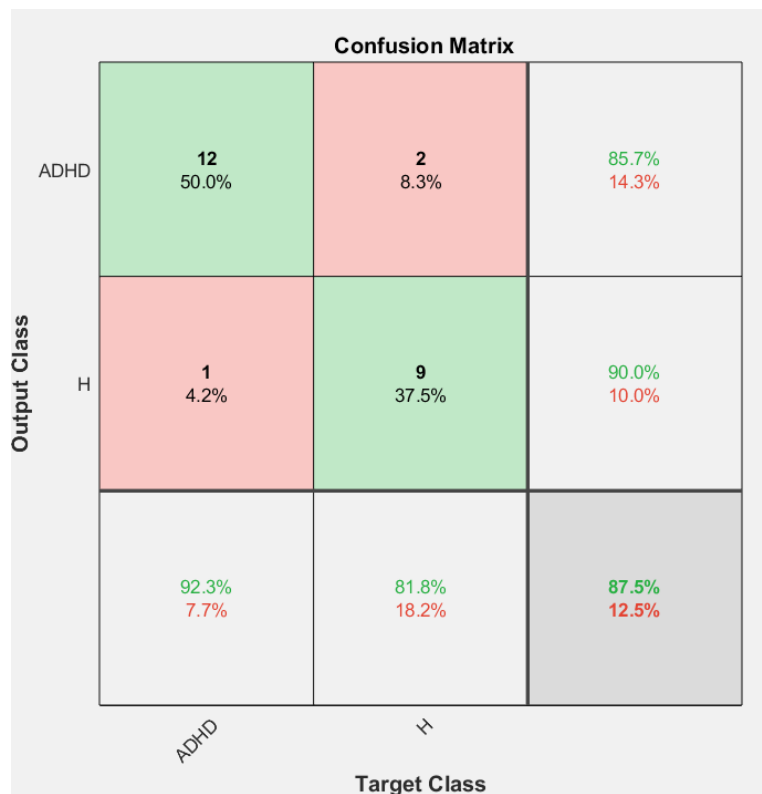
Εικόνα 8.3 Confusion Matrix 3 (128 Hz)

		Confusion Matrix		
		ADHD	H	
Output Class	ADHD	11 45.8%	1 4.2%	91.7% 8.3%
	H	2 8.3%	10 41.7%	83.3% 16.7%
		84.6% 15.4%	90.9% 9.1%	87.5% 12.5%
		ADHD	H	
		Target Class		

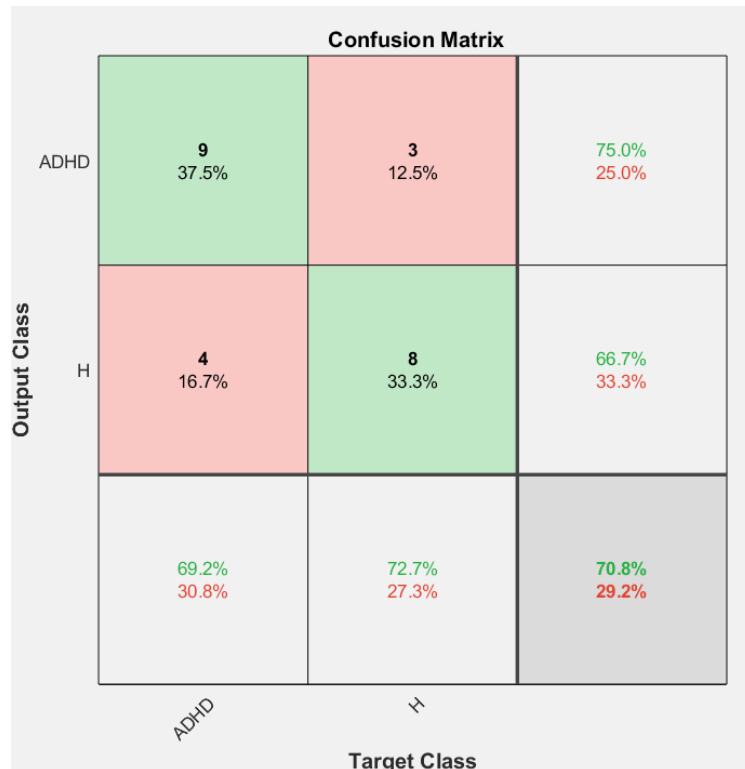
Εικόνα 8.4 Confusion Matrix 4 (128 Hz)



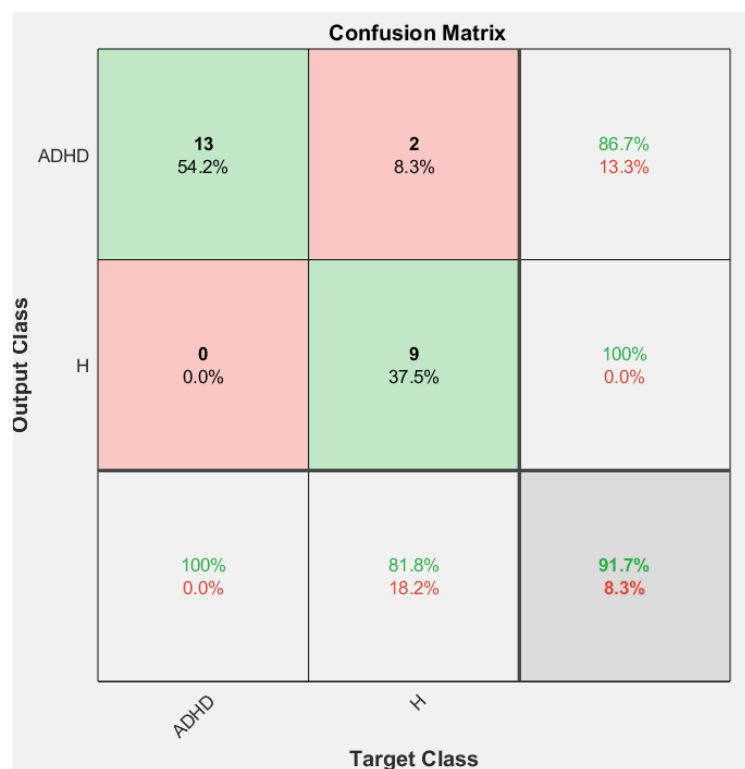
Εικόνα 8.5 Confusion Matrix 5 (128 Hz)



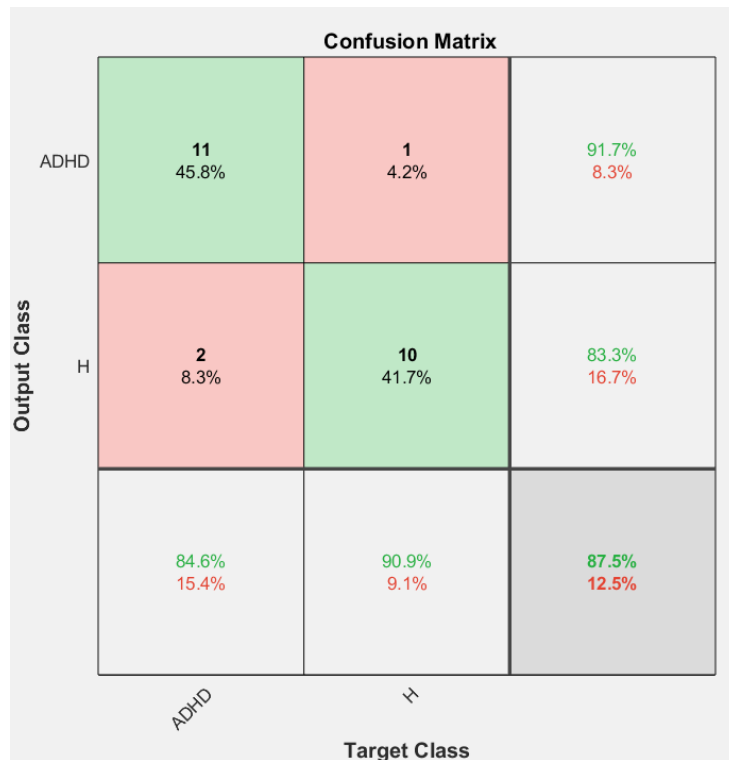
Εικόνα 8.6 Confusion Matrix 6 (128 Hz)



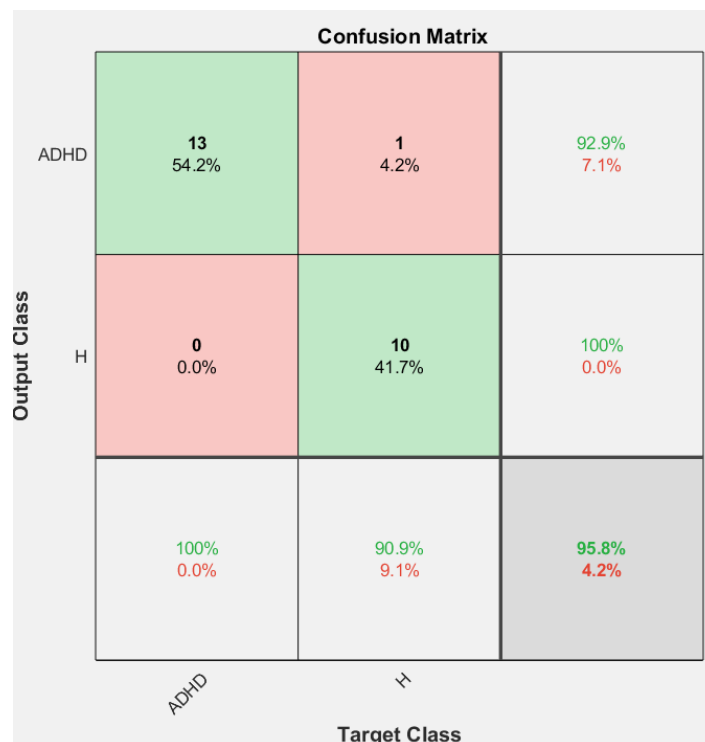
Εικόνα 8.7 Confusion Matrix 7 (128 Hz)



Εικόνα 8.8 Confusion Matrix 8 (128 Hz)

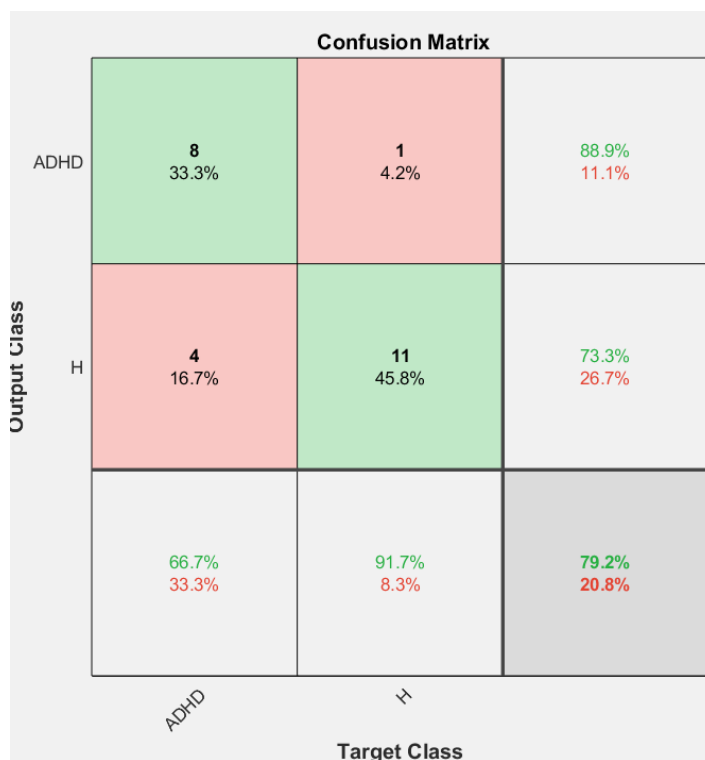


Εικόνα 8.9 Confusion Matrix 9 (128 Hz)

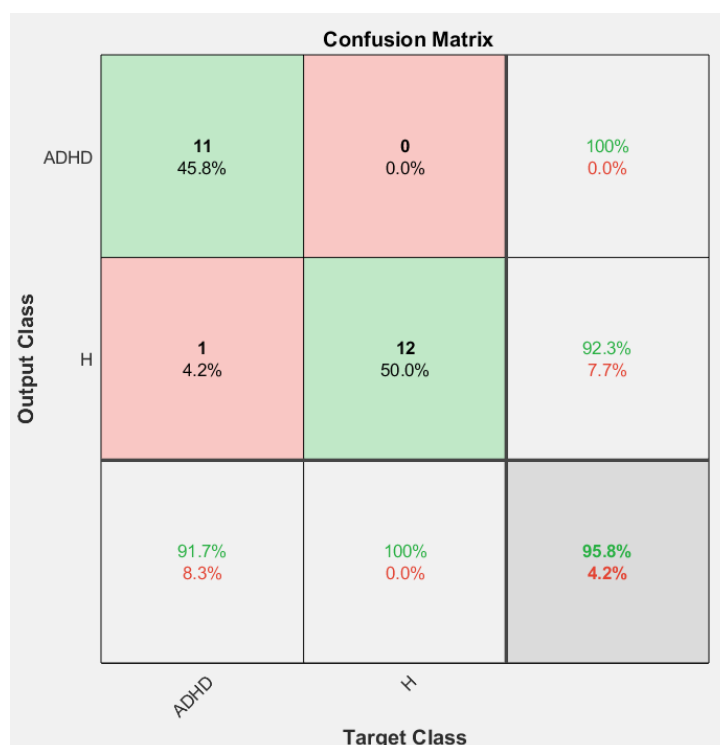


Εικόνα 8.10 Confusion Matrix 10 (128 Hz)

Ανάλυση 256 σημείων στο πεδίο της συχνότητας:



Εικόνα 8.11 Confusion Matrix 1 (256 Hz)



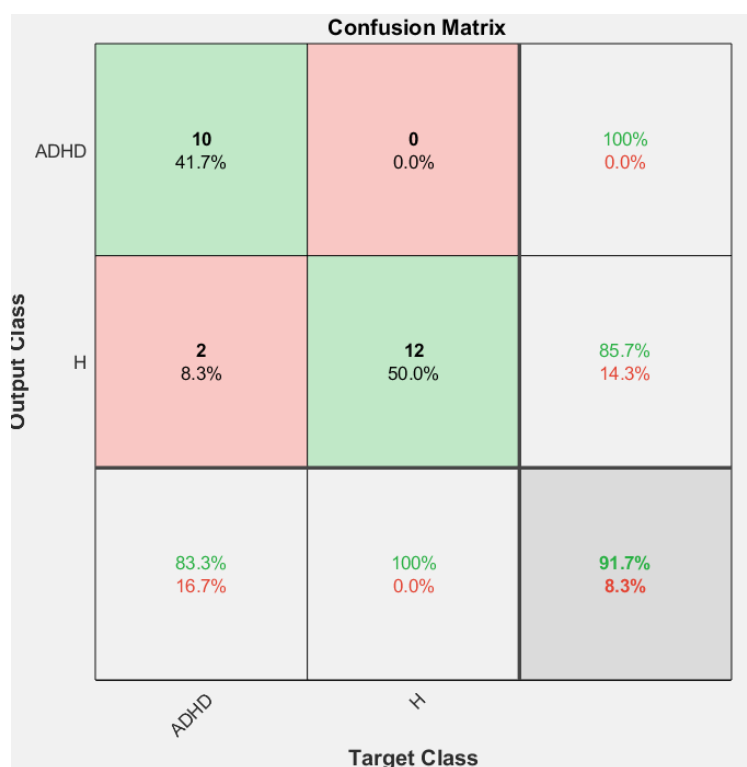
Εικόνα 8.12 Confusion Matrix 2 (256 Hz)

		Confusion Matrix		
		ADHD	H	
Output Class	ADHD	11 45.8%	1 4.2%	91.7% 8.3%
	H	1 4.2%	11 45.8%	91.7% 8.3%
		91.7% 8.3%	91.7% 8.3%	91.7% 8.3%
		Target Class		
		ADHD	H	

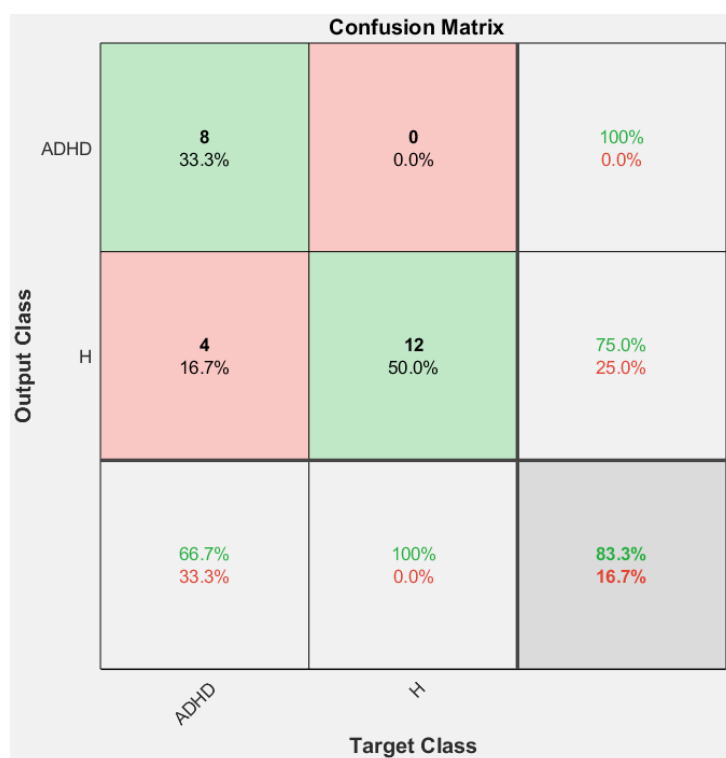
Εικόνα 8.13 Confusion Matrix 3 (256 Hz)

		Confusion Matrix		
		ADHD	H	
Output Class	ADHD	11 45.8%	2 8.3%	84.6% 15.4%
	H	1 4.2%	10 41.7%	90.9% 9.1%
		91.7% 8.3%	83.3% 16.7%	87.5% 12.5%
		Target Class		
		ADHD	H	

Εικόνα 8.14 Confusion Matrix 4 (256 Hz)



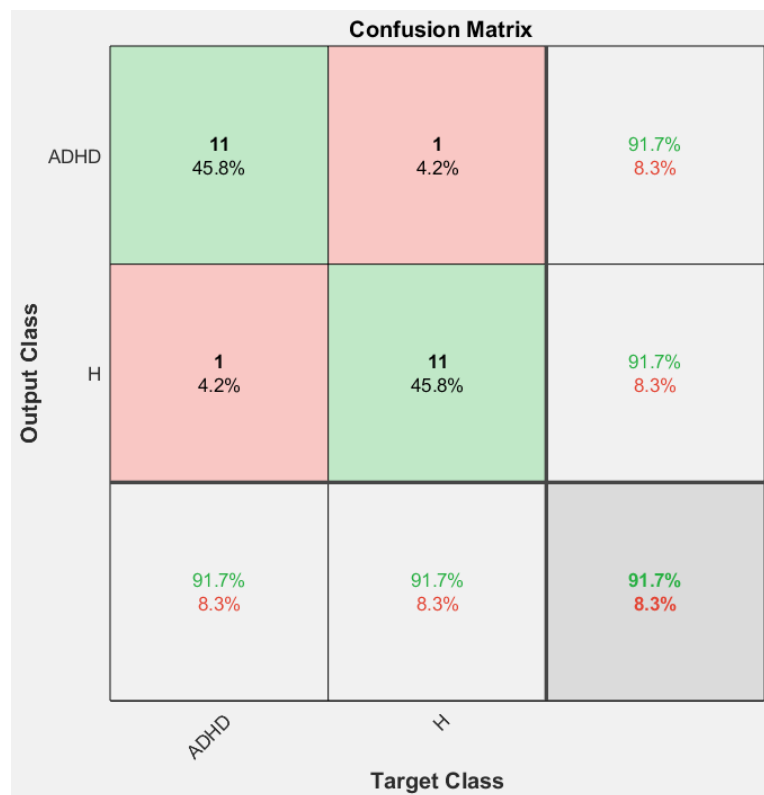
Εικόνα 8.15 Confusion Matrix 5 (256 Hz)



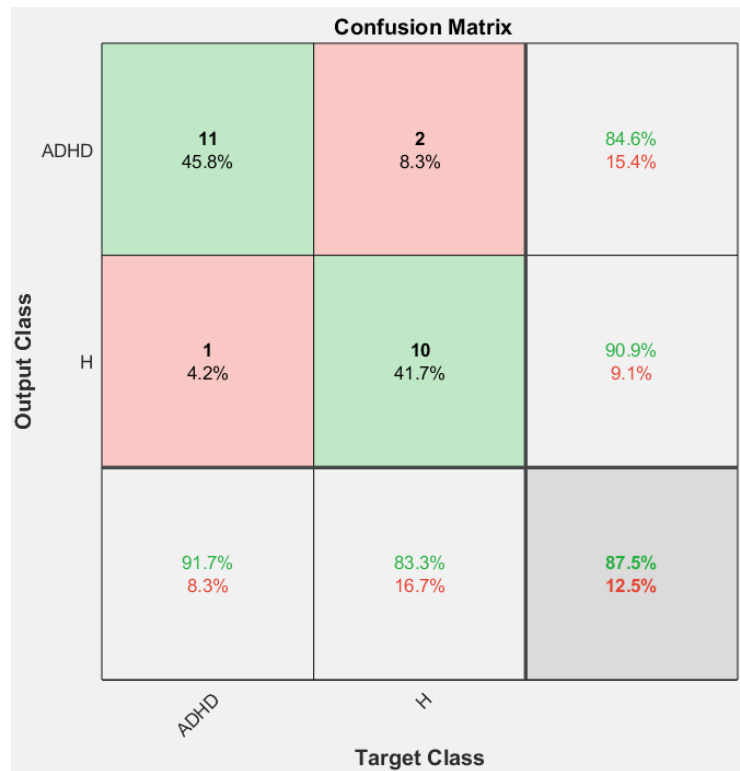
Εικόνα 8.16 Confusion Matrix 6 (256 Hz)



Εικόνα 8.17 Confusion Matrix 7 (256 Hz)



Εικόνα 8.18 Confusion Matrix 8 (256 Hz)

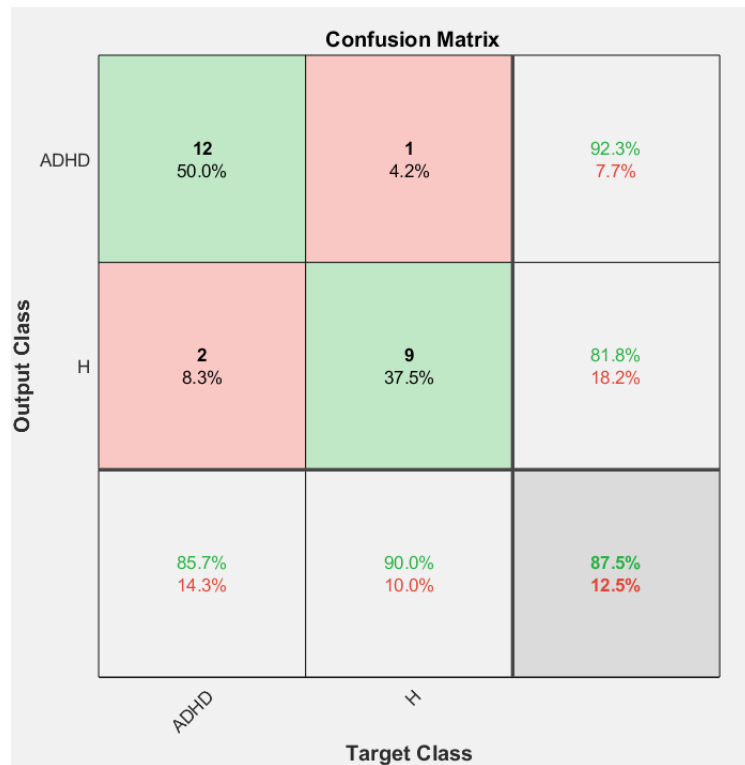


Εικόνα 8.19 Confusion Matrix 9 (256 Hz)

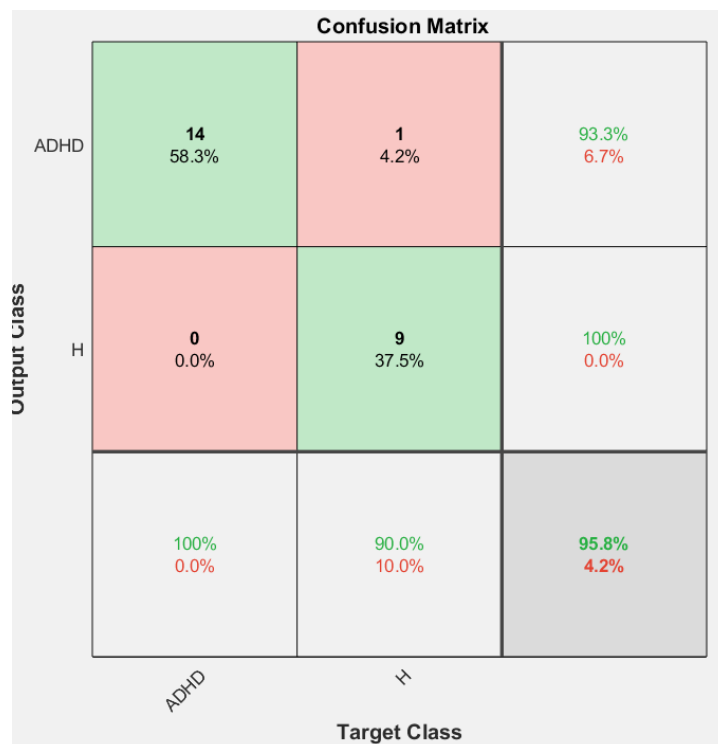


Εικόνα 8.20 Confusion Matrix 10 (256 Hz)

Ανάλυση 512 σημείων στο πεδίο της συχνότητας:



Εικόνα 8.21 Confusion Matrix 1 (512 Hz)



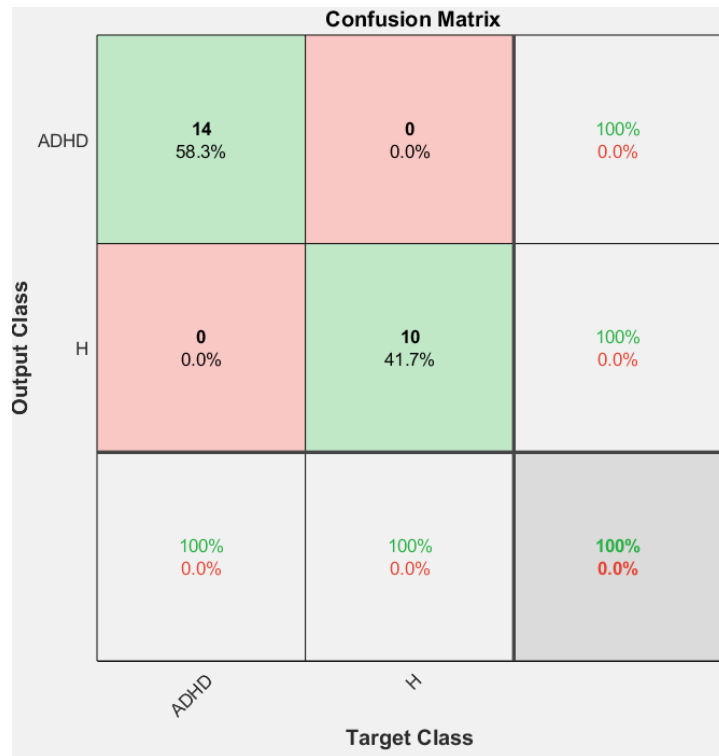
Εικόνα 8.22 Confusion Matrix 2 (512 Hz)

		Confusion Matrix		
Output Class	ADHD	<p>14 58.3%</p>	<p>0 0.0%</p>	<p>100% 0.0%</p>
	H	<p>0 0.0%</p>	<p>10 41.7%</p>	<p>100% 0.0%</p>
		ADHD	H	
		Target Class		

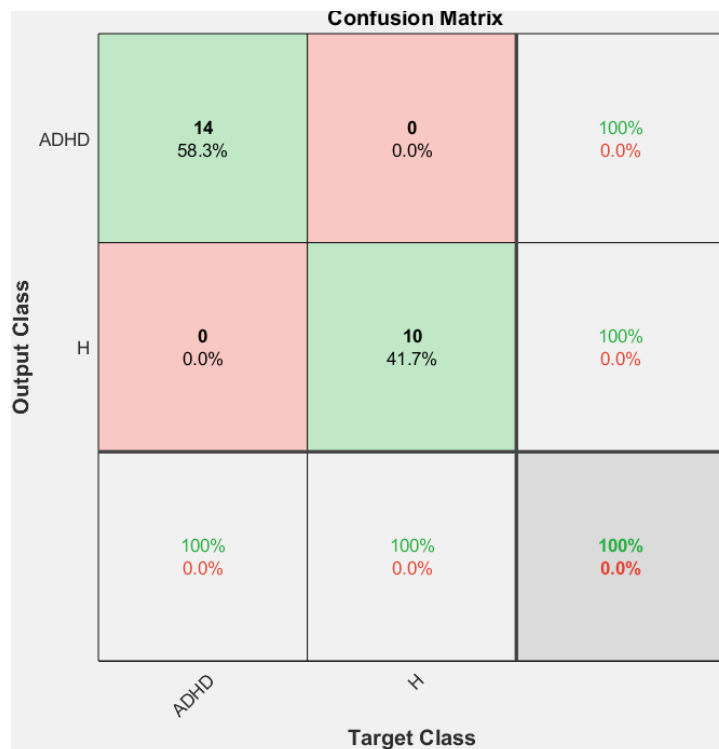
Εικόνα 8.23 Confusion Matrix 3 (512 Hz)

		Confusion Matrix		
Output Class	ADHD	<p>13 54.2%</p>	<p>0 0.0%</p>	<p>100% 0.0%</p>
	H	<p>1 4.2%</p>	<p>10 41.7%</p>	<p>90.9% 9.1%</p>
		ADHD	H	
		Target Class		

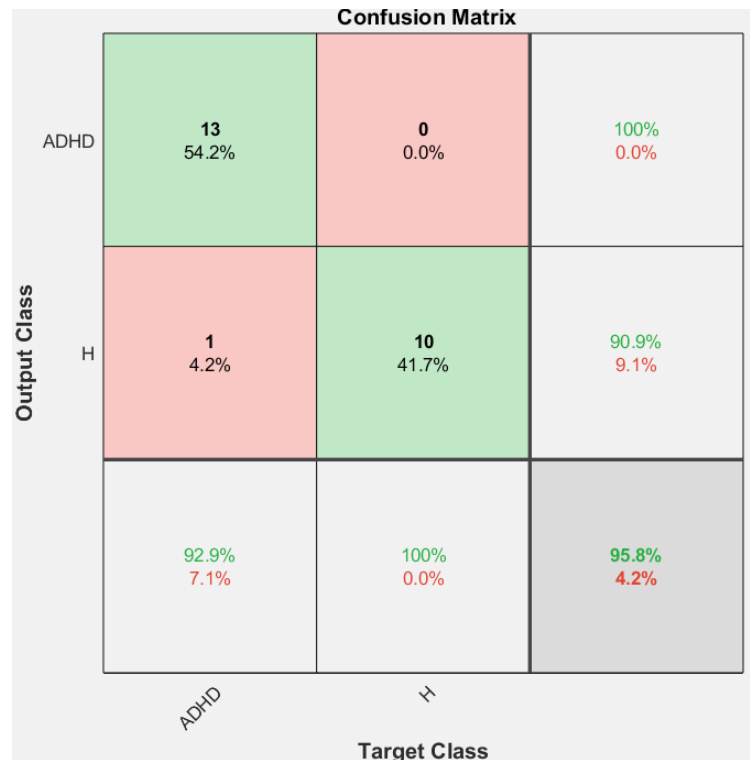
Εικόνα 8.24 Confusion Matrix 4 (512 Hz)



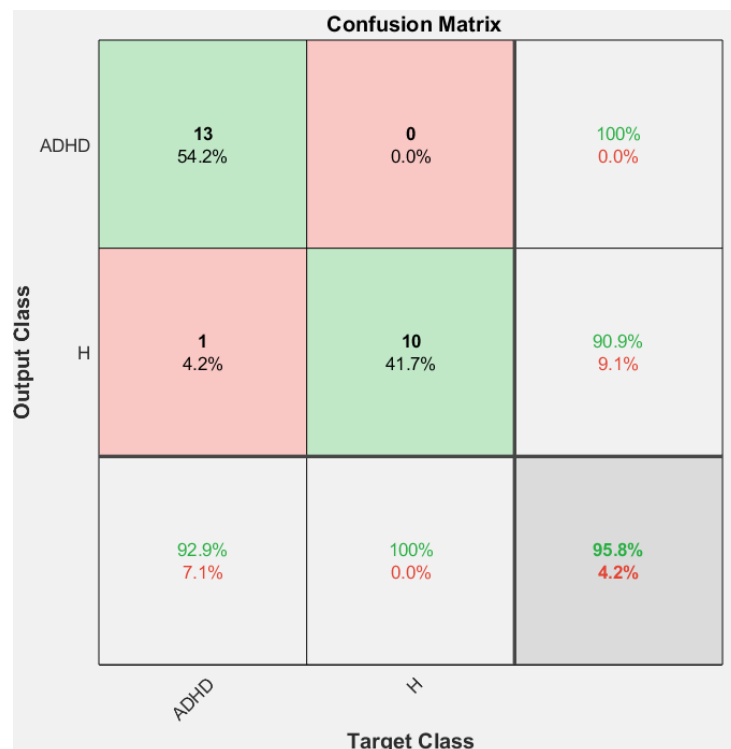
Εικόνα 8.25 Confusion Matrix 5 (512 Hz)



Εικόνα 8.26 Confusion Matrix 6 (512 Hz)



Εικόνα 8.27 Confusion Matrix 7 (512 Hz)



Εικόνα 8.28 Confusion Matrix 8 (512 Hz)

		Confusion Matrix		
Output Class		ADHD	H	
		ADHD	14 58.3%	2 8.3%
H	0 0.0%	8 33.3%	100% 0.0%	
		ADHD	H	
		100% 0.0%	80.0% 20.0%	91.7% 8.3%
		Target Class		

Εικόνα 8.29 Confusion Matrix 9 (512 Hz)

		Confusion Matrix		
Output Class		ADHD	H	
		ADHD	14 58.3%	0 0.0%
H	0 0.0%	10 41.7%	100% 0.0%	
		ADHD	H	
		100% 0.0%	100% 0.0%	100% 0.0%
		Target Class		

Εικόνα 8.30 Confusion Matrix 10 (512 Hz)

Εάν παρατηρήσει κανείς τα ανωτέρω Confusion Matrices, θα διαπιστώσει ότι:

- για την ανάλυση των 128 σημείων, υπερέχουν δύο νευρωνικά δίκτυα, τα νούμερο 3 και νούμερο 10, με ποσοστό επιτυχίας και για τα δύο το 95,8%.
- για την ανάλυση των 256 σημείων, μόνο ένα νευρωνικό ξεχωρίζει, με ποσοστό επιτυχίας και πάλι το 95,8%.
- για την ανάλυση των 512 σημείων, πάνω από δύο νευρωνικά έχουν ποσοστό επιτυχίας το 100%.

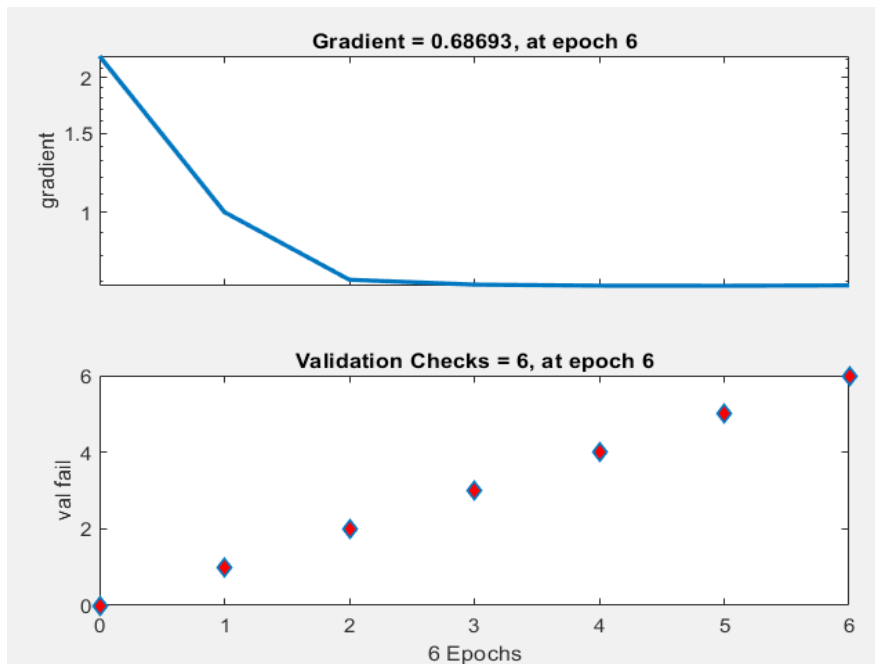
Αυτό σημαίνει πως ο αλγόριθμος για ανάλυση 512 σημείων έδωσε καλύτερα νευρωνικά δίκτυα και σε ποσοστό επιτυχίας αλλά και σε πλήθος διαφορετικών NN που ‘αριστεύουν’, σε σχέση με τις δύο άλλες συχνότητες που επιλέχθηκαν.

3.4.2 Αποτελέσματα κατηγοριοποίησης με χρήση MLP NN

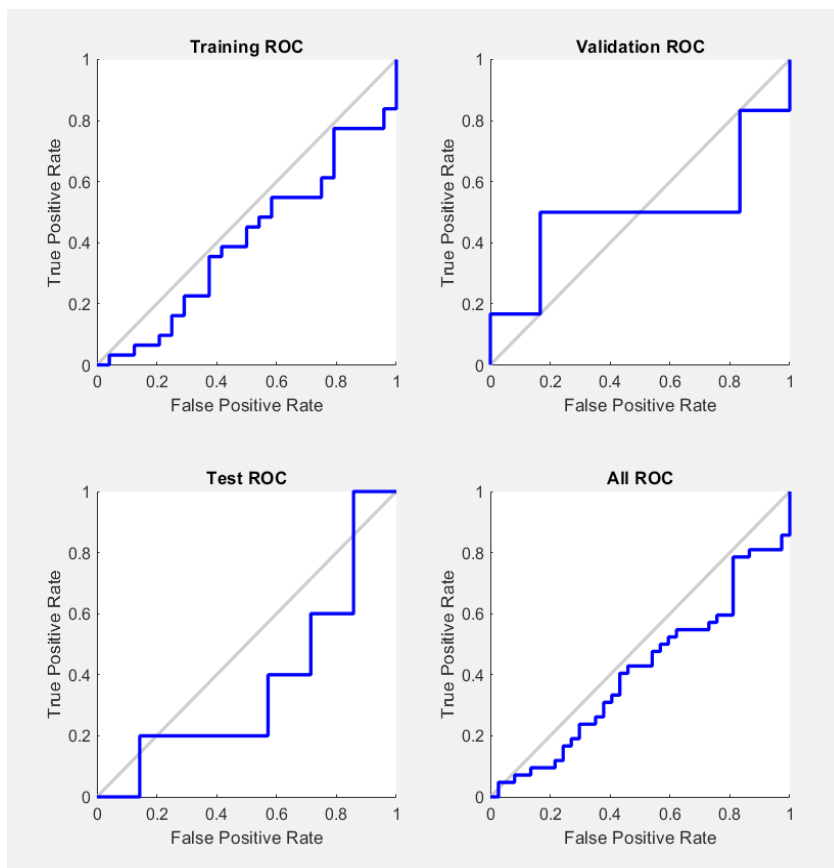
Το επόμενο βήμα της πειραματικής διαδικασίας αφορά το δίκτυο MLP που σχεδιάστηκε και αναπτύχθηκε στο περιβάλλον Matlab. Διευκρινίζεται ότι μετά από μία αρχική πιλοτική διερεύνηση σχετικά με την αρχιτεκτονική του δικτύου, επιλέχθηκε ένα MLP με 2 κρυφά στρώματα, και με πλήθος 10 και 5 κόμβων το καθένα, αντίστοιχα. Στο σημείο αυτό διαφέρει το παρόν NN από το προηγούμενο, του οποίου η αρχιτεκτονική προέβλεπε πάντα ίσο πλήθος κόμβων στα 2 κρυφά στρώματα και έκανε βελτιστοποίηση στον αριθμό αυτό (πλήθος κόμβων) εξετάζοντας λύσεις από 1 έως 10.

Αρχικά στις πρώτες σειρές φορτώνονται τα απαραίτητα αρχεία, μετατρέπονται τα αρχεία σε πίνακες και μετασχηματίζονται τα δεδομένα με την χρήση του Fourier στο πεδίο της ανάλυσης, όπως και στο προηγούμενο παράδειγμα. Στην συνέχεια αναδιαμορφώνονται τα δεδομένα από τα δύο κανάλια και συνδέονται, ενώ δημιουργούνται και ετικέτες για κάθε κατηγορία δεδομένων. Έπειτα αρχικοποιούνται οι υπερ-παραμέτροι. Ορίζονται οι περιοχές αυτών, ο αριθμός των κρυφών στοιβάδων, ο ρυθμός μάθησης και ο αριθμός των εποχών. Ακολουθεί η βελτιστοποίηση των υπερ-παραμέτρων. Ο βρόχος που έχει δημιουργηθεί περνάει από όλους τους συνδυασμούς των παραμέτρων, ενώ για κάθε έναν συνδυασμό το νευρωνικό εκπαιδεύεται και η απόδοση του αξιολογείται με την χρήση μιας διασταυρούμενης επικύρωσης που προηγήθηκε. Η απόδοση του συστήματος μετράται σε όρους ακρίβειας η οποία αποθηκεύεται σε πίνακα. Στην συνέχεια επιλέγονται μέσα από αυτή την διαδικασία οι καλύτεροι συνδυασμοί που οδήγησαν το σύστημα σε υψηλότερη ακρίβεια. Τέλος ολοκληρώνεται η εκπαίδευση του μοντέλου με την εκπαίδευση ενός νέου μοντέλου με χρήση των καλύτερων υπερπαραμέτρων του προηγούμενου βήματος. Αυτό το νέο μοντέλο εκπαιδεύεται σε ολόκληρο το σύνολο δεδομένων.

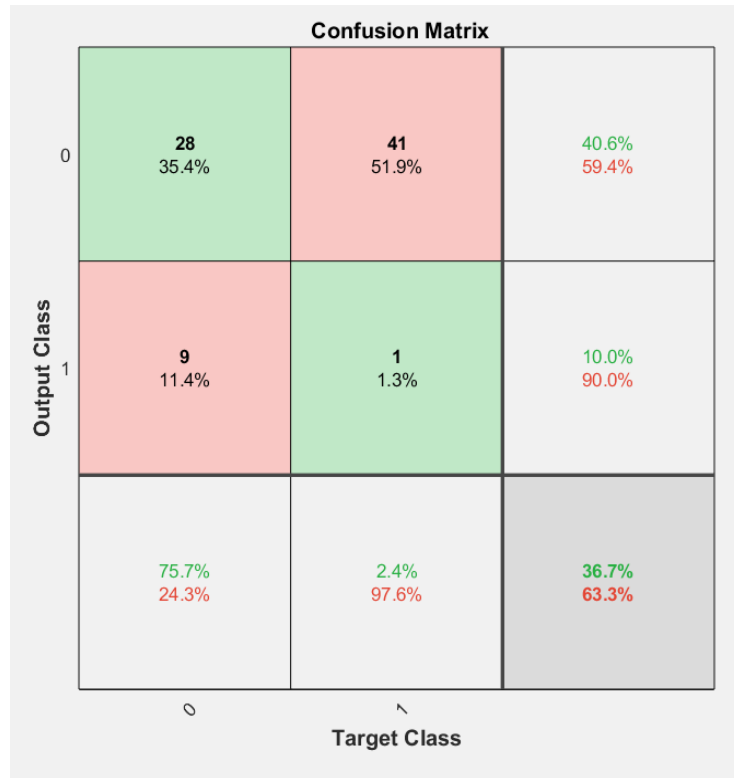
Η τελική αξιολόγηση του μοντέλου γίνεται σε ολόκληρο το σύνολο δεδομένων, ακόμη εκτελείται μια προσομοίωση Monte Carlo, εκτελώντας την αξιολόγηση 1000 φορές με διαφορετικούς τυχαίους διαχωρισμούς των δεδομένων. Αυτό συμβαίνει σε σύνολα εκπαίδευσης και δοκιμής και μέσω αυτών υπολογίζεται και η μέση ακρίβεια.



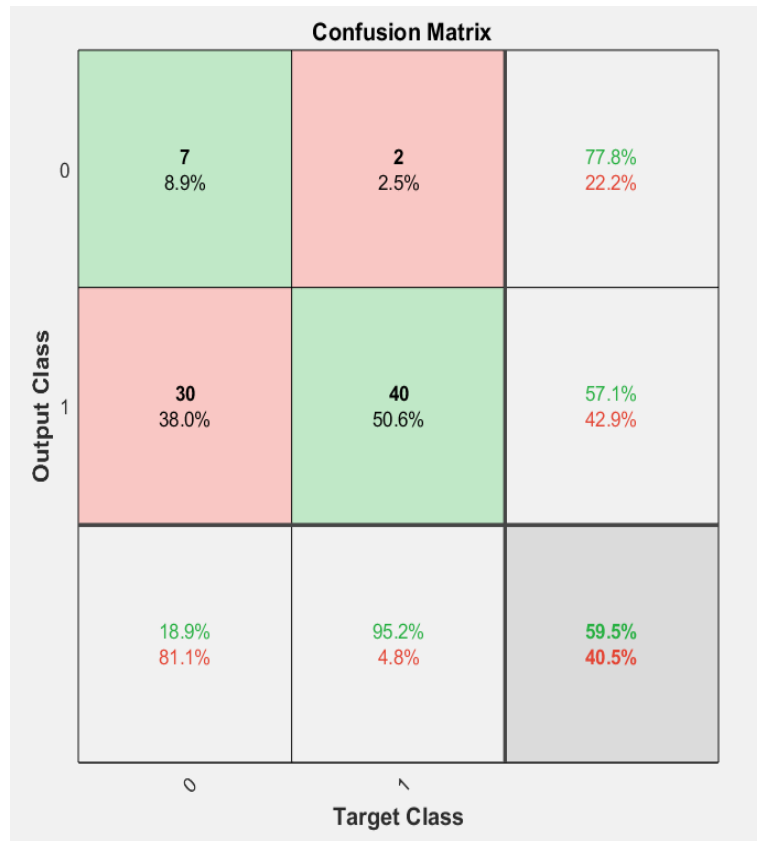
Εικόνα 8.31 Αριθμός εποχών (epochs) δικτύου τύπου MLP



Εικόνα 8.32 Αποτελέσματα εκπαίδευσης, επικύρωσης και δοκιμής δικτύου MLP



Εικόνα 8.33 Confusion Matrix στο σύνολο του data set (79 σήματα) για MLP δίκτυο σε ανάλυση 128 σημείων.



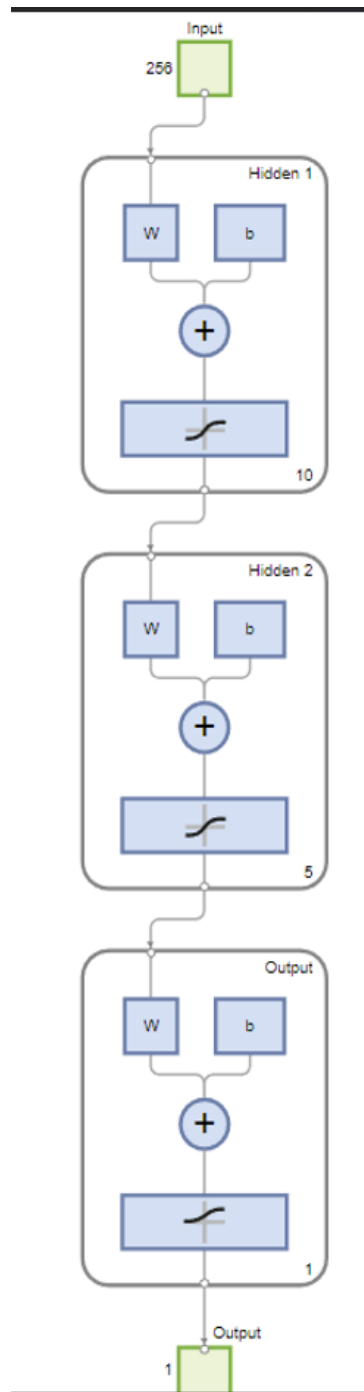
Εικόνα 8.34 Confusion Matrix στο σύνολο του data set (79 σήματα) για MLP δίκτυο σε ανάλυση 256 σημείων

		Confusion Matrix		
		0	1	
Output Class	0	16 20.3%	22 27.8%	42.1% 57.9%
	1	21 26.6%	20 25.3%	48.8% 51.2%
		0	1	
		Target Class		
		43.2% 56.8%	47.6% 52.4%	45.6% 54.4%

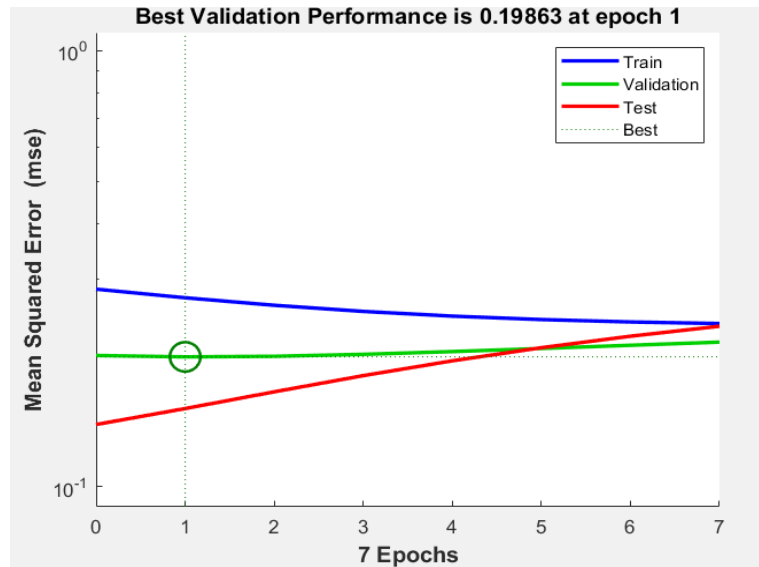
Εικόνα 8.35 Confusion Matrix στο σύνολο του data set (79 σήματα) για MLP δίκτυο σε ανάλυση 512 σημείων

Όπως μπορεί κανείς να παρατηρήσει είναι πολύ χαμηλές οι επιδόσεις των συστημάτων και για τις τρεις (3) αναλύσεις σημείων. Η μόνη που ξεπερνάει το ποσοστό 50% με τιμή 59,5% είναι η ανάλυση 256 σημείων, ενώ όλες οι άλλες επιλογές είναι κατώτερης ποιότητας. Σε σύγκριση, το νευρωνικό δίκτυο feedforward της προηγούμενης ενότητας για ανάλυση 512 σημείων προσφέρει 100% επιτυχία κάτι που δεν προκύπτει στην περίπτωση του MLP. Υπάρχουν παρόλα αυτά περιθώρια βελτίωσης των συστημάτων για άριστα αποτελέσματα.

Με αφορμή αυτό λοιπόν έγιναν προσπάθειες βελτιστοποίησης του κώδικα και κατά συνέπεια και των αποτελεσμάτων. Όπως μπορεί κανείς να παρατηρήσει, στην νέα μορφή του κώδικα για το δίκτυο MLP περιορίζεται ο αριθμός των layers, ενώ αυξάνεται ο αριθμός των εποχών για κάθε περίπτωση. Για να υπάρξουν συγκρίσιμα αποτελέσματα και πάλι, το σύστημα δοκιμάστηκε για τις τρεις (3) ίδιες αναλύσεις σημείων στο πεδίο της συχνότητας. Τα αποτελέσματα εμφανίζονται στις επόμενες εικόνες (α) για 128 σημεία, (β) για 256 σημεία και (γ) για 512 σημεία.



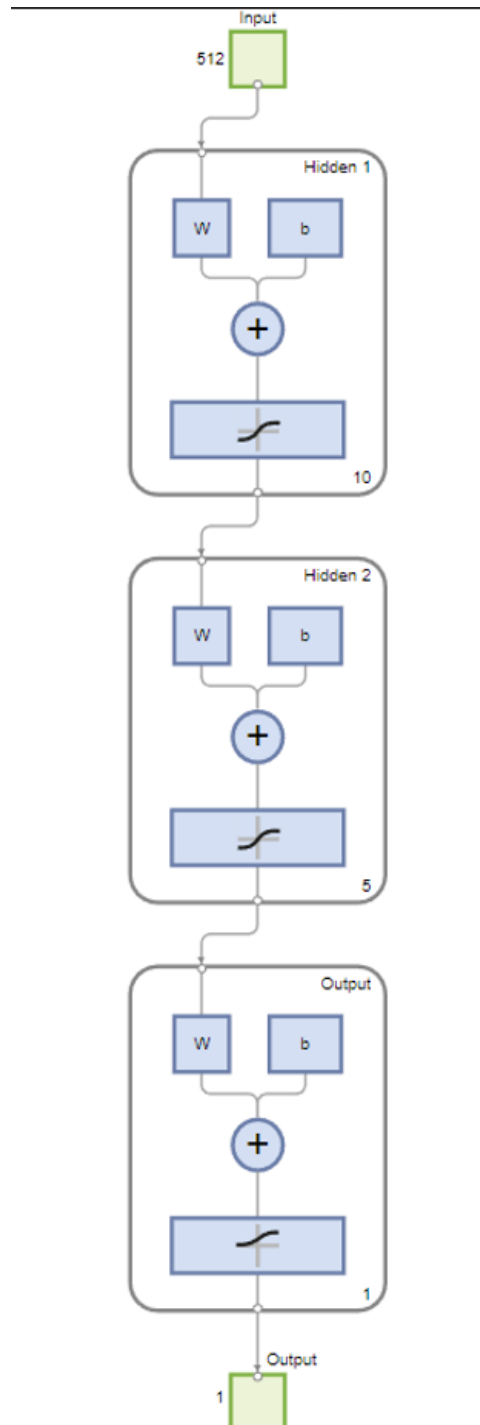
Εικόνα 8.36 Αρχιτεκτονική για βελτιστοποιημένο δίκτυο MLP σε ανάλυση 128 σημείων



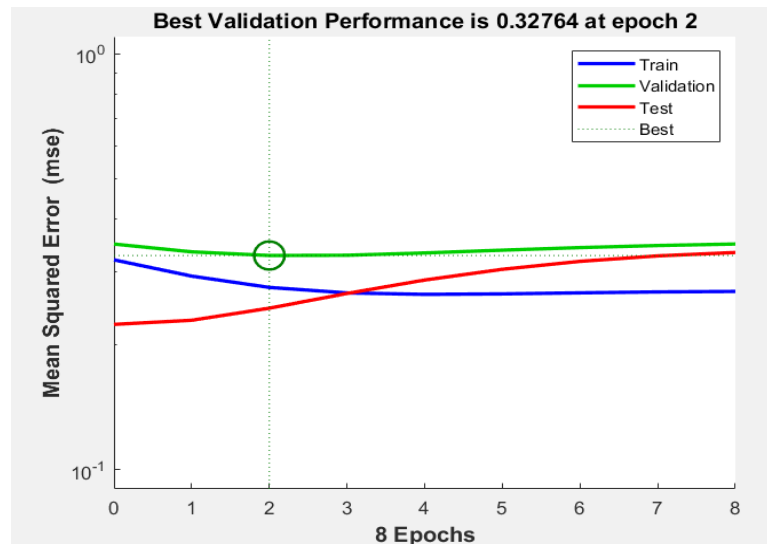
Εικόνα 8.37 Απόδοση εκπαίδευσης για βελτιστοποιημένο MLP δίκτυο σε ανάλυση 128 σημείων

	0	1	
0	0 0.0%	0 0.0%	NaN% NaN%
1	2 16.7%	10 83.3%	83.3% 16.7%
	0.0% 100%	100% 0.0%	83.3% 16.7%
	0	1	
		Target Class	

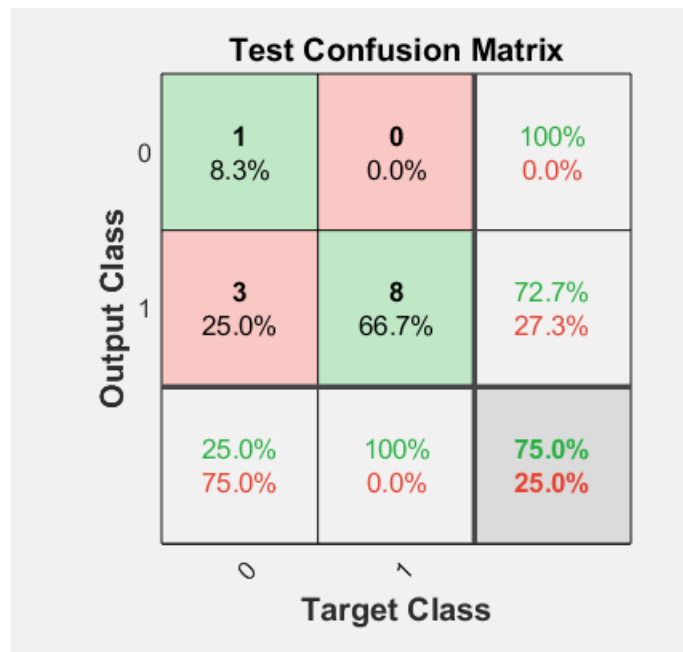
Εικόνα 8.38 Confusion Matrix στο test set (12 σήματα) για βελτιστοποιημένο MLP δίκτυο σε ανάλυση 128 σημείων



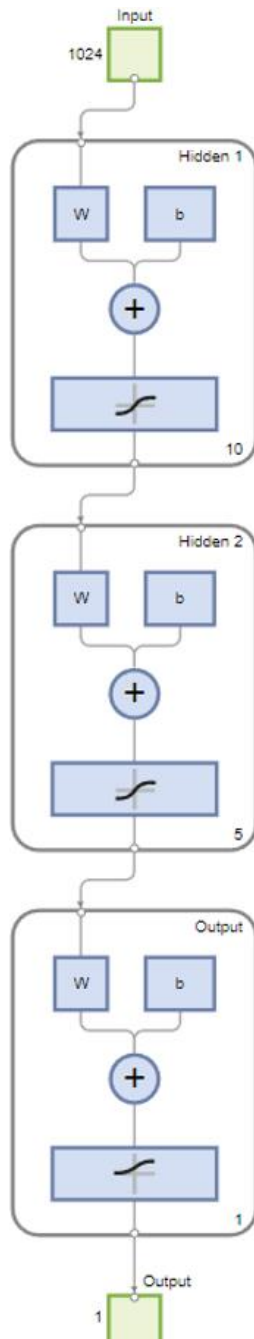
Εικόνα 8.39 Αρχιτεκτονική για βελτιστοποιημένο δίκτυο MLP σε ανάλυση 256 σημείων



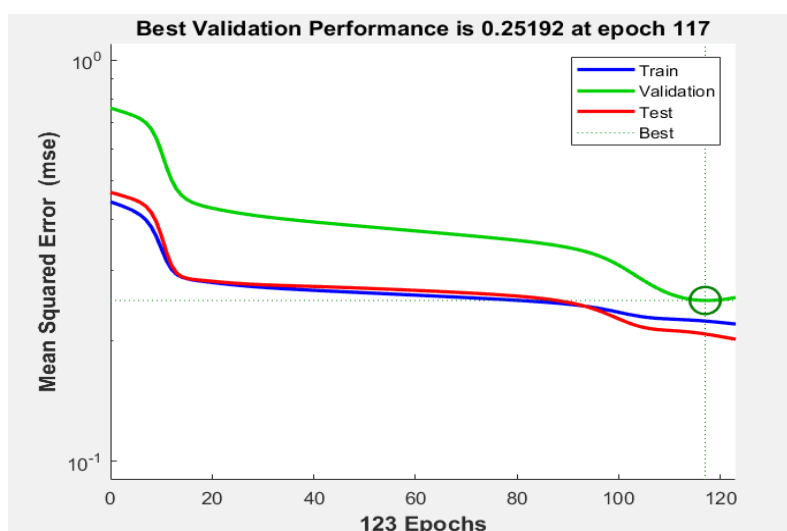
Εικόνα 8.40 Απόδοση εκπαίδευσης για βελτιστοποιημένο MLP δίκτυο σε ανάλυση 256 σημείων.



Εικόνα 8.41 Confusion Matrix στο test set (12 σήματα) για βελτιστοποιημένο MLP δίκτυο σε ανάλυση 256 σημείων



Εικόνα 8.42 Αρχιτεκτονική για βελτιστοποιημένο δίκτυο MLP σε ανάλυση 512 σημείων



Εικόνα 8.43 Απόδοση εκπαίδευσης για βελτιστοποιημένο MLP δίκτυο σε ανάλυση 512 σημείων.

Test Confusion Matrix

Output Class	0	1	
	5 41.7%	0 0.0%	100% 0.0%
1	1 8.3%	6 50.0%	85.7% 14.3%
	83.3% 16.7%	100% 0.0%	91.7% 8.3%
	0	1	
	Target Class		

Εικόνα 8.44 Confusion Matrix στο test set (12 σήματα) για βελτιστοποιημένο MLP δίκτυο σε ανάλυση 512 σημείων

Αυτό που παρατηρεί κανείς πιο έντονα είναι η έντονη βελτιστοποίηση του δικτύου και για τις τρεις (3) αναλύσεις, στις αποτυπώσεις των confusion matrices. Όπως φαίνεται με την αύξηση του περιθωρίου των εποχών και την μείωση του πλήθους των στρωμάτων, τα αποτελέσματα του δικτύου MLP είναι σχεδόν τόσο καλά όσο και για το feed-forward δίκτυο. Συγκεκριμένα κανένα από τα αποτελέσματα για τα τρία (3) σημεία δεν πέφτει κάτω από το ποσοστό των 75%, ενώ στο αρχικό δίκτυο το μέγιστο ποσοστό δεν ξεπερνούσε την τιμή των 59,5%. Σημαντικό ρόλο για την βελτίωση αυτών των αποτελεσμάτων έπαιξε και η αύξηση του συνόλου εκπαίδευσης στο 85% του συνόλου των 79 σημάτων με αποτέλεσμα να χρησιμοποιηθούν στον έλεγχο τα υπόλοιπα 15%, δηλαδή 12 σήματα. Αυτή λοιπόν είναι μια πολύ σημαντική βελτίωση του ίδιου του δικτύου, ενώ δίνει ελπιδοφόρα αποτελέσματα ακόμα και για την περίπτωση αλλαγής δεδομένων πειράματος.

ΚΕΦΑΛΑΙΟ 4: ΣΥΜΠΕΡΑΣΜΑΤΑ

Στην εργασία αυτή αναλύθηκαν τα προκλητά δυναμικά ή αλλιώς ERPs. Πιο συγκεκριμένα στο πρώτο μέρος της εργασίας εξετάστηκε τι είναι τα ERPs, πως προκαλούνται και γιατί προκαλούνται. Εξετάστηκαν οι μέθοδοι λήψης και καταγραφής τους αλλά και τα σημεία λήψης αυτών, ανάλογα με το είδος τους, ακόμη συζητήθηκε ο λόγος λήψης αυτών με βάση τους διάφορους τρόπους που μπορούν να χρησιμεύσουν σε επιστημονικό επίπεδο, σε ιατρικό επίπεδο και σε μη ιατρικό (εμπορικό) επίπεδο. Πραγματοποιήθηκε επισκόπηση ερευνών που αφορούσαν πειράματα που ήδη έχουν διεξαχθεί από άλλους ερευνητές με βάση τα ERPs, ώστε να μπορέσει να γίνει αξιολόγηση των πληροφοριών με βάση τα αποτελέσματα που έλαβαν οι ίδιοι και με βάση τα συμπεράσματα που προέκυψαν.

Στην συνέχεια, στο πειραματικό μέρος της εργασίας, αρχικά αναζητήθηκε ένα ελεύθερα διαθέσιμο και αρκετά μεγάλο data set, με επαρκείς πληροφορίες και δεδομένα, ώστε να χρησιμοποιηθεί ως είσοδος στους αλγορίθμους κατηγοριοποίησης. Μέσω αυτών, με τον κώδικα που αναπτύχθηκε, στόχος ήταν να γίνει περαιτέρω ανάλυση και να εξαχθούν αποτελέσματα. Αναπτύχθηκαν στην εργασία για το σκοπό αυτό, δύο μεθοδολογίες επεξεργασίας και ανάλυσης δεδομένων με το εργαλείο Matlab. Έγινε σύγκριση ανάμεσα στις δύο αυτές μεθοδολογίες ώστε να αξιολογηθεί ποια από τις δύο ταίριαζε καλύτερα στην μορφή των δεδομένων εισόδου, αλλά και ποια έδινε σωστότερα αποτελέσματα. Τα αποτελέσματα που προέκυψαν ήταν αρκετά ενθαρρυντικά με πολύ καλά ποσοστά επιτυχίας στον feedforward τύπο νευρωνικού δικτύου (έως 95,8%), ανάλογα πάντα με το στόχο του κάθε ερευνητή ως προς το είδος των αποτελεσμάτων που επιδιώκει. Το MLP δίκτυο, αρχικά δεν παρουσίασε τόσο ενθαρρυντικά αποτελέσματα στα confusion matrices. Με λίγες παραμετροποιήσεις του κώδικα ωστόσο, τα αποτελέσματα που προσφέρονται είναι σχεδόν τόσο καλά όσο και του δικτύου τύπου feed-forward (έως περίπου 91%).

Σημαντικό στοιχείο είναι ότι η όλη ανάπτυξη του κώδικα έγινε δομημένα και παραμετροποιημένα, ώστε εύκολα και με ελάχιστες τροποποιήσεις να μπορεί κανείς να χρησιμοποιήσει τους ίδιους κώδικες και σε διαφορετικά δεδομένα εισόδου, ώστε να λάβει και να συγκρίνει αποτελέσματα που θα προκύψουν και να εξετάσει εάν ο κώδικας θα μπορούσε να λειτουργήσει γενικότερα σε αντίστοιχα προβλήματα χωρίς να χρειαστεί να ξαναγραφεί από την αρχή.

Για την περαιτέρω εξέλιξη της παρούσας εργασίας θα μπορούσε να γίνει τροποποίηση / βελτίωση / εξέλιξη του κώδικα ώστε

1. να αυξηθούν οι επιδόσεις (ακόμα υψηλότερα ποσοστά ορθής κατηγοριοποίησης),
2. να περιληφθούν και άλλοι τύποι νευρωνικών δικτύων, π.χ. Generalized Regression NN, Radial Basis NN,
3. να περιληφθούν και άλλοι αλγόριθμοι κατηγοριοποίησης πέραν των νευρωνικών δικτύων, π.χ. SVM, Decision Trees,
4. να εξεταστούν προβλήματα κατηγοριοποίησης σε περισσότερες από 2 κατηγορίες (εδώ είχαμε binary classification ADHD/No ADHD),
5. να εξεταστούν προβλήματα πέραν της κατηγοριοποίησης, όπως μη επιβλεπόμενες μέθοδοι clustering.

Από τα παραπάνω γίνεται φανερό ότι είναι σημαντικό για ερευνητικούς σκοπούς να υπάρξει μια ευέλικτη μεθοδολογία που (α) θα καλύπτει το ευρύτερη οικογένεια προβλημάτων και (β) θα τα προσεγγίζει με αρκετές εναλλακτικές μεθόδους, με σκοπό πάντα την υποστήριξη ερευνητών στο ήδη δύσκολο έργο τους.

Βιβλιογραφία

- Ghasen Sgedhi, Shima Abedian, Fatemeh Makhoughi, Motahhareh Raoufitabar & Hamid Saeedi (2023). *A Dataset of EEG Signals from Adults with ADHD and Healthy Controls: Resting State, Cognitive function, and Sound Listening Paradigm*. Imam Reza University
- John Connolly & Ryan CN D Arcy (2000). *Evaluation of reading comprehension with neuropsychological and ERPs methods*. Cambridge University Press
- John Connolly & Ryan CN D Arcy (2000). *Innovation in neuropsychological assessment using ERPs*. International journal of psychology
- Luck An (2014) *Introduction to the ERPs and their neural origins*
- Martha Ann Bell & Kimberly Cuevas (2012). *Using EEG to Study Cognitive Development: Issues and Practices*. Journal of Cognition and Development Psychology Press
- Minsky, M. & Papert, S. (1969). *Perceptrons: an introduction to computational geometry*, ISBN 0 262 13043 2.
- Rosenblatt, F. (1958). The perceptron: A probabilistic model for information storage and organization in the brain. *Psychological Review*. 65 (6): 386–408. doi:10.1037/h0042519. ISSN 1939-1471.
- Sean McWeeny & Elizabeth Norton (2020). *Understanding event-related potentials (ERPs) in clinical and basic language and communication disorders research: a tutorial*. Institute for Innovations in Developmental Sciences, Northwestern University, Chicago, IL, USA
- Vineta Fellman & Minna Huotilainen (2006). *Cortical auditory event-related potentials in newborn infants*. Helsinki Collegium for Advanced Studies
- Weiss Muller & Horst Muller (2003). *The contribution of EEG coherence to the investigation of language*. University of Vienna
- Αλεξανδρίδης, Αλ. (2022). *Σημειώσεις για το μάθημα Υπολογιστικής Νοημοσύνης*, Πανεπιστήμιο Δυτικής Αττικής

ΠΑΡΑΡΤΗΜΑ: Ο κώδικας που αναπτύχθηκε

(A) Κώδικας για τη δημιουργία excel αρχείου (/ formulateExcelTable)

```
function table = formulateExcelTable(data,names,Table_of_data)

Last_indexed_Experiment_data = 0;
Last_indexed_Table_data = 0;
%% Initializing the structure array
for o = 1:size(data,1)

    Current_data = data{o,:};
    Current_name{o} = names{o};

    Current_data_counter = size(Current_data{1},1);

    %% Iterate based on the last index of the structure
    if Last_indexed_Experiment_data == 0

        for i = 1:size(Current_data{1},1) % count the number of people

            for j = 1:length(Current_data) % count the number of experiments

                ExperimentData(j).Person(i) = i;
                ExperimentData(j).DataLength(i) = length(Current_data{j});
                ExperimentData(j).Experiment = j
            end

            Last_indexed_Experiment_data = i;

        end

    else

        for i = Last_indexed_Experiment_data+1 : (Last_indexed_Experiment_data + ...
            size(Current_data{1},1)) % count the number of people
            % j=1;
            % m=m+1;
            % m = mod(m-1,numel(Current_data)) + 1; % ensure m is in the range of 1 to 11
            for j = 1:length(Current_data) % count the number of experiments

                ExperimentData(j).Person(i) = i;
                ExperimentData(j).DataLength(i) = length(Current_data{j});
                ExperimentData(j).Experiment = j
            end

            Last_indexed_Experiment_data = i;
```



```
end

end

% Putting the data to the Table

% Check the Category and Sex based on the Current_name variable
if startsWith(Current_name{o},'F') &&...
    startsWith(Current_name{o}(2:end),'A')

    Table_of_data.Sex(Last_indexed_Table_data+1:Last_indexed_Table_data ...
        +Current_data_counter)=categorical({'Female'});

    Table_of_data.Class(Last_indexed_Table_data+1:Last_indexed_Table_data ...
        +Current_data_counter)=categorical({'ADHD'});

elseif startsWith(Current_name{o},'F') &&...
    startsWith(Current_name{o}(2:end),'C')

    Table_of_data.Sex(Last_indexed_Table_data+1:Last_indexed_Table_data ...
        +Current_data_counter)= categorical({'Female'});
    Table_of_data.Class(Last_indexed_Table_data+1:Last_indexed_Table_data ...
        +Current_data_counter)=categorical({'H'});

elseif startsWith(Current_name{o},'M') &&...
    startsWith(Current_name{o}(2:end),'C')

    Table_of_data.Sex(Last_indexed_Table_data+1:Last_indexed_Table_data ...
        +Current_data_counter)=categorical({'Male'});
    Table_of_data.Class(Last_indexed_Table_data+1:Last_indexed_Table_data ...
        +Current_data_counter)= categorical({'H'});

else startsWith(Current_name{o},'M') &&...
    startsWith(Current_name{o}(2:end),'A')

    Table_of_data.Sex(Last_indexed_Table_data+1:Last_indexed_Table_data ...
        +Current_data_counter)= categorical({'Male'});
    Table_of_data.Class(Last_indexed_Table_data+1:Last_indexed_Table_data ...
        +Current_data_counter)= categorical({'ADHD'});

end

for i = 1:length(ExperimentData) % count the number of experiments

    switch i

        case 1

            Channels = 'Cz/F4';
```

```
% count the number of person
for j = Last_indexed_Table_data+1:Last_indexed_Table_data ...
    +Current_data_counter

    Table_of_data.Person(j) = ExperimentData(i).Person(j);
    Table_of_data.Exp1{j} = {ExperimentData(i).DataLength(j),Channels};

end

case 2

Channels = 'Cz/F4';

for j = Last_indexed_Table_data+1:Last_indexed_Table_data ...
    +Current_data_counter

    Table_of_data.Person(j) = ExperimentData(i).Person(j);
    Table_of_data.Exp2{j} = {ExperimentData(i).DataLength(j),Channels};

end

case 3

Channels = 'Cz/F4';

for j = Last_indexed_Table_data+1:Last_indexed_Table_data ...
    +Current_data_counter

    Table_of_data.Person(j) = ExperimentData(i).Person(j);
    Table_of_data.Exp3{j} = {ExperimentData(i).DataLength(j),Channels};

end

case 4

Channels = 'Cz/F4';

for j = Last_indexed_Table_data+1:Last_indexed_Table_data ...
    +Current_data_counter

    Table_of_data.Person(j) = ExperimentData(i).Person(j);
    Table_of_data.Exp4{j} = {ExperimentData(i).DataLength(j),Channels};

end
```

case 5

```
Channels = 'Cz/F4';

for j = Last_indexed_Table_data+1:Last_indexed_Table_data ...
    +Current_data_counter

    Table_of_data.Person(j) = ExperimentData(i).Person(j);
    Table_of_data.Exp5{j} = {ExperimentData(i).DataLength(j),Channels};

end
```

case 6

```
Channels = 'Cz/F4';

for j = Last_indexed_Table_data+1:Last_indexed_Table_data ...
    +Current_data_counter

    Table_of_data.Person(j) = ExperimentData(i).Person(j);
    Table_of_data.Exp6{j} = {ExperimentData(i).DataLength(j),Channels};

end
```

case 7

```
Channels = 'Ol/F4';

for j = Last_indexed_Table_data+1:Last_indexed_Table_data ...
    +Current_data_counter

    Table_of_data.Person(j) = ExperimentData(i).Person(j);
    Table_of_data.Exp7{j} = {ExperimentData(i).DataLength(j),Channels};

end
```

case 8

```
Channels = 'Ol/F4';

for j = Last_indexed_Table_data+1:Last_indexed_Table_data ...
    +Current_data_counter

    Table_of_data.Person(j) = ExperimentData(i).Person(j);
```

```
Table_of_data.Exp8{j} = {ExperimentData(i).DataLength(j),Channels};  
end  
  
case 9  
  
Channels = 'O1/F4';  
  
for j = Last_indexed_Table_data+1:Last_indexed_Table_data ...  
    +Current_data_counter  
  
    Table_of_data.Person(j) = ExperimentData(i).Person(j);  
    Table_of_data.Exp9{j} = {ExperimentData(i).DataLength(j),Channels};  
  
end  
  
case 10  
  
Channels = 'F3/F4';  
  
for j = Last_indexed_Table_data+1:Last_indexed_Table_data ...  
    +Current_data_counter  
  
    Table_of_data.Person(j) = ExperimentData(i).Person(j);  
    Table_of_data.Exp10{j} = {ExperimentData(i).DataLength(j),Channels};  
  
end  
  
case 11  
  
Channels = 'F3/F4';  
  
for j = Last_indexed_Table_data+1:Last_indexed_Table_data ...  
    +Current_data_counter  
  
    Table_of_data.Person(j) = ExperimentData(i).Person(j);  
    Table_of_data.Exp11{j} = {ExperimentData(i).DataLength(j),Channels};  
  
end  
  
end
```

```

end

Last_indexed_Table_data = j;
end

Table_of_data.Exp1 = vertcat(Table_of_data.Exp1{:});
Table_of_data.Exp2 = vertcat(Table_of_data.Exp2{:});
Table_of_data.Exp3 = vertcat(Table_of_data.Exp3{:});
Table_of_data.Exp4 = vertcat(Table_of_data.Exp4{:});
Table_of_data.Exp5 = vertcat(Table_of_data.Exp5{:});
Table_of_data.Exp6 = vertcat(Table_of_data.Exp6{:});
Table_of_data.Exp7 = vertcat(Table_of_data.Exp7{:});
Table_of_data.Exp8 = vertcat(Table_of_data.Exp8{:});
Table_of_data.Exp9 = vertcat(Table_of_data.Exp9{:});
Table_of_data.Exp10 = vertcat(Table_of_data.Exp10{:});
Table_of_data.Exp11 = vertcat(Table_of_data.Exp11{:});
table = Table_of_data;
end

```

(B) Κώδικας πίνακα βασισμένου στο excel (καλείται από το /mainprogr)

```

Table_of_data_Excel = table('Size',[79,14],'VariableTypes',varTypes, ...
'VariableNames',varNames);

Table_of_data_Excel = formulateExcelTable(Total_data,Names,Table_of_data_Excel);

% Delete the 7th row of women with ADHD as it is corrupted

Table_of_data_Excel(7,:) = [];
Table_of_data_Excel.Person(6:end) = 6:Table_of_data_Excel.Person(end)-1;

% writetable(Table_of_data,'Table of data.xlsx','WriteVariableNames',true, ...
% 'WriteMode','inplace','AutoFitWidth',true,'PreserveFormat',true, ...
% 'UseExcel',true)

```

(Γ) Κώδικας διαδικασίας επεξεργασίας

```

Table_of_data = table('Size',[79,14],'VariableTypes',varTypes, ...
'VariableNames',varNames);

Table_of_data = formulateTable(Total_data,Names,Table_of_data);
Table_of_data(7,:) = [];
Table_of_data.Person(6:end) = 6:Table_of_data.Person(end)-1;

```

(Δ) Κώδικας διαδικασίας δημιουργίας plot

```

ADHD_indices = find(Table_of_data.Class == "ADHD" & Table_of_data.Sex ...
== "Female");
Healty_indices = find(Table_of_data.Class == "H" & Table_of_data.Sex ...
== "Female");

```

```
selected_ADHD_indices = ADHD_indices(1:2);
selected_H_indices = Heatly_indices(1:2);

FADHH = cell2mat(FADHD); % See the documentation by running on the Command
    % Window: "doc cell2mat"
FA1 = FADHH(selected_ADHD_indices(1),:,1);
FA2 = FADHH(selected_ADHD_indices(2),:,1);
FFA1 = fft(FA1,512);
FFA2 = fft(FA2,512);
Final_FFA1 = abs(FFA1);
Final_FFA2 = abs(FFA2);

FC = cell2mat(FC);
FH1 = FC(selected_H_indices(1),:,1);
FH2 = FC(selected_H_indices(2),:,1);
FFH1 = fft(FH1,512);
FFH2 = fft(FH2,512);
Final_FFH1 = abs(FFH1);
Final_FFH2 = abs(FFH2);

figure;plot(Final_FFA1);title('ADHD');figure;plot(Final_FFH1);
title('NOT ADHD')
```

(E) Κώδικας για τη μετατροπή των δεδομένων με τον μετασχηματισμό

Fourier

```
% Load the data
load('FADHD.mat');
load('MADHD.mat');
load('FC.mat');
load('MC.mat');

% Convert the datasets to matrices
FADHD = cell2mat(FADHD);
% Don't forget to erase the useless information
FADHD(7, :, :) = [];
MADHD = cell2mat(MADHD);
FC = cell2mat(FC);
MC = cell2mat(MC);

for i = 1:size(FADHD,1)

    Fourier_FADHD(i, :, :) = abs(fft(FADHD(i, :, :), 512));
end

for i = 1:size(MADHD,1)

    Fourier_MADHD(i, :, :) = abs(fft(MADHD(i, :, :), 512));
end
```

```
for i = 1:size(FC,1)

    Fourier_FC(i,,:) = abs(fft(FC(i,,:),512));
end

for i = 1:size(MC,1)

    Fourier_MC(i,,:) = abs(fft(MC(i,,:),512));
end
```

(Z) Κώδικας για τον πίνακα με τα μετασχηματισμένα δεδομένα

```
Total_Fourier_Matrix = vertcat(Fourier_FADHD,Fourier_MADHD,Fourier_FC, ...
    Fourier_MC);

Labels = categorical([repmat("ADHD",size(Fourier_FADHD,1),1); ...
    repmat("ADHD",size(Fourier_MADHD,1),1); ...
    repmat("H",size(Fourier_FC,1),1); ...
    repmat("H",size(Fourier_MC,1),1)]);
```

% Create a table that contains the labels and the Fourier Matrix

Με βάση τον πίνακα που δημιουργήθηκε παραπάνω γίνεται μετάβαση στο αρχείο
Script_of_the_Experiment

```
clear;clc;close all

gcp("nocreate");

Models_Accuracy = zeros(10,1);
tic
for o = 1:10
    % Load the data
    load('FADHD.mat');
    load('MADHD.mat');
    load('FC.mat');
    load('MC.mat');

    % Convert the datasets to matrices
    FADHD = cell2mat(FADHD);
    % Don't forget to erase the useless information
    FADHD(7,,:)=[];
    MADHD = cell2mat(MADHD);
    FC = cell2mat(FC);
    MC = cell2mat(MC);

    for i = 1:size(FADHD,1)

        Fourier_FADHD(i,,:) = abs(fft(FADHD(i,,:),128));
    end
```

```
for i = 1:size(MADHD,1)

    Fourier_MADHD(i,,:) = abs(fft(MADHD(i,:),128));
end

for i = 1:size(FC,1)

    Fourier_FC(i,,:) = abs(fft(FC(i,:),128));
end

for i = 1:size(MC,1)

    Fourier_MC(i,,:) = abs(fft(MC(i,:),128));
end

%% Create a complete table that contains the Fourier Matrix and the labels
Total_Fourier_Matrix = vertcat(Fourier_FADHD,Fourier_MADHD,Fourier_FC, ...
    Fourier_MC);

% Assuming Total_Fourier_Matrix is your data
first_channel_data = Total_Fourier_Matrix(:,1);
second_channel_data = Total_Fourier_Matrix(:,2);

% Reshape the data
reshaped_first_channel = reshape(first_channel_data, [], size(first_channel_data, 2));
reshaped_second_channel = reshape(second_channel_data, [], size(second_channel_data, 2));

% Concatenate the data from both channels
combined_data = [reshaped_first_channel, reshaped_second_channel];

Labels = categorical([repmat("ADHD",size(Fourier_FADHD,1),1); ...
    repmat("ADHD",size(Fourier_MADHD,1),1); ...
    repmat("H",size(Fourier_FC,1),1); ...
    repmat("H",size(Fourier_MC,1),1)]);

% Create a table that contains the labels and the Fourier Matrix

%% Train your network

% Set a random number seed to default for reproducibility
% rng(1)

% Randomly shuffle the indices
indices = randperm(size(combined_data, 1));

% Calculate the number of training samples
numTrain = round(0.7 * size(combined_data, 1));

% Split the indices into training and testing
```



```
trainIndices = indices(1:numTrain);
testIndices = indices(numTrain+1:end);

Models(o).Mdl = fitnet(combined_data(trainIndices,:),Labels(trainIndices),...
    "Standardize",true,"OptimizeHyperparameters",{ "Activations","Lambda", ...
    "LayerBiasesInitializer","LayerWeightsInitializer","LayerSizes"},...
    'HyperparameterOptimizationOptions',struct("KFold",10, ...
    "UseParallel",true));

[predictedLabels,Scores] = predict(Models(o).Mdl,combined_data(testIndices,:));

confusionMatrix = confusionmat(Labels(testIndices),predictedLabels);
Models_Accuracy(o) = ( sum(diag(confusionMatrix)) / sum(confusionMatrix(:)) ) * 100

clc

end

Mean_Models_Accuracy = mean(Models_Accuracy)

%% If you want to plot the query Model's Confusion Matrix

[max_value,max_ind] = max(Models_Accuracy,[],"all");

close all

for l = 1: length(Models)

    [predictedLabels,Scores] = predict(Models(l).Mdl, ...
        combined_data(testIndices,:));
    confusionMatrix = confusionmat(Labels(testIndices),predictedLabels);
    Accuracy(l) = ( sum(diag(confusionMatrix)) / sum(confusionMatrix(:)) ) * 100
    figure;plotconfusion(Labels(testIndices),predictedLabels)

end

run("Testing_the_best_model.m")

Total_time = toc; fprintf("Total time for the script: %d",Total_time)

    // Σε αυτό το αρχείο δημιουργούνται τα νευρωνικά δίκτυα και εμφανίζονται τα
    αποτελέσματα τους σε μορφή confusion matrix.
```

(H) Αρχείο επιλογής βέλτιστου μοντέλου με βάση το σφάλμα (Testing_the_best_model)

```
parfor k = 1:1000
```

```
% Create a table that contains the labels and the Fourier Matrix

%% Train your network

% Set a random number seed to default for reproducibility
% rng(1)

% Randomly shuffle the indices
indices = randperm(size(combined_data, 1));

% Calculate the number of training samples
numTrain = round(0.7 * size(combined_data, 1));

% Split the indices into training and testing
trainIndices = indices(1:numTrain);
testIndices = indices(numTrain+1:end);

[predictedLabels,Scores] = predict(Models(max_ind).Mdl,combined_data(testIndices,:));

confusionMatrix = confusionmat(Labels(testIndices),predictedLabels);
Testing_Accuracy(k) = ( sum(diag(confusionMatrix)) / sum(confusionMatrix(:)) ) * 100;
end
Mean_Testing_Accuracy = mean(Testing_Accuracy)
```

(Θ) Κώδικας με την χρήση Multi-layer perceptron (MLP)

```
clear;clc;close all

%gcp("nocreate");

Models_Accuracy = zeros(10,1);
tic

% Load the data
load('FADHD.mat');
load('MADHD.mat');
load('FC.mat');
load('MC.mat');

% Convert the datasets to matrices
FADHD = cell2mat(FADHD);
% Don't forget to erase the useless information
FADHD(7,:,:)=[];
MADHD = cell2mat(MADHD);
FC = cell2mat(FC);
MC = cell2mat(MC);

for i = 1:size(FADHD,1)
```

```

    Fourier_FADHD(i,,:) = abs(fft(FADHD(i,,:),512));
end

for i = 1:size(MADHD,1)

    Fourier_MADHD(i,,:) = abs(fft(MADHD(i,,:),512));
end

for i = 1:size(FC,1)

    Fourier_FC(i,,:) = abs(fft(FC(i,,:),512));
end

for i = 1:size(MC,1)

    Fourier_MC(i,,:) = abs(fft(MC(i,,:),512));
end

%% Create a complete table that contains the Fourier Matrix and the labels
Total_Fourier_Matrix = vertcat(Fourier_FADHD,Fourier_MADHD,Fourier_FC, ...
    Fourier_MC);

% Assuming Total_Fourier_Matrix is your data
first_channel_data = Total_Fourier_Matrix(:,1);
second_channel_data = Total_Fourier_Matrix(:,2);

% Reshape the data
reshaped_first_channel = reshape(first_channel_data, [], size(first_channel_data, 2));
reshaped_second_channel = reshape(second_channel_data, [], size(second_channel_data, 2));

% Concatenate the data from both channels
combined_data = [reshaped_first_channel, reshaped_second_channel];

Labels = categorical([ repmat("ADHD",size(Fourier_FADHD,1),1); ...
    repmat("ADHD",size(Fourier_MADHD,1),1); ...
    repmat("H",size(Fourier_FC,1),1); ...
    repmat("H",size(Fourier_MC,1),1)]);

inputFeatures = combined_data; % replace with your input features
targetVector = double(Labels)-1; % replace with your target vector

hiddenLayerSizes = 1:10; % Modify the range of hiddenLayerSizes
learningRates = 0.01:0.01:0.1; % Modify the range of learning rates
epochs = 100:100:1000; % Modify the range of epochs

% Initialize a matrix to store the accuracy for each combination of hyperparameters
accuracyMatrix = zeros(length(hiddenLayerSizes), length(learningRates), length(epochs));

% Initialize a table to store the hyperparameters and accuracy for each iteration

```

```
resultsTable = table();

% Create a partition for 5-fold cross-validation
c = cvpartition(size(inputFeatures, 2), 'KFold', 5);

% Calculate the total number of iterations
totalIterations = length(hiddenLayerSizes) * length(learningRates) * length(epochs);

% Initialize a counter variable
counter = 0;

% Loop over all combinations of hyperparameters
for h = 1:length(hiddenLayerSizes)
    for lr = 1:length(learningRates)
        for e = 1:length(epochs)

            % Initialize a vector to store the accuracy of each fold
            accuracy = zeros(1, c.NumTestSets);
            counter = counter + 1;

            %% kFold cross validation part
            % Loop over all folds
            for i = 1:c.NumTestSets
                % Get the training and test indices for this fold
                trainIndices = c.training(i);
                testIndices = c.test(i);

                % Get the training and test data for this fold
                XTrain = inputFeatures(:, trainIndices);
                YTrain = targetVector(:, trainIndices);
                XTest = inputFeatures(:, testIndices);
                YTest = targetVector(:, testIndices);

                % Train the network with the current combination of hyperparameters
                net = patternnet(hiddenLayerSizes(h), 'traingd','mse');
                net.trainParam.lr = learningRates(lr);
                net.trainParam.epochs = epochs(e);
                net.trainParam.showWindow = false;

                net = train(net, XTrain, YTrain,'useGPU','only', ...
                    'useParallel','yes');

                % Evaluate the network on the test data
                YPred = net(XTest);

                % Compute the confusion matrix
                C = confusionmat(YTest, round(YPred));

                % Compute the accuracy from the confusion matrix
                accuracy(i) = sum(diag(C)) / sum(C(:))*100;
            end
        end
    end
end
```

```

% Store the mean accuracy for this combination of hyperparameters
meanAccuracy = mean(accuracy);
accuracyMatrix(h, lr, e) = meanAccuracy;

% Add a row to the results table
resultsTable = [resultsTable; table(hiddenLayerSizes(h), ...
    learningRates(lr), epochs(e), meanAccuracy, ...
    'VariableNames', {'HiddenLayerSize', 'LearningRate', ...
    'Epochs', 'Accuracy'})];

disp(['Remaining iterations: ', num2str(totalIterations - counter)]);
end
end
end

%%
% Find the combination of hyperparameters that gives the highest accuracy
[maxAccuracy, idx] = max(resultsTable.Accuracy,[],"all");
bestHiddenLayerSize = resultsTable.HiddenLayerSize(idx);
bestLr = resultsTable.LearningRate(idx);
bestEpochs = resultsTable.Epochs(idx);

% Display the best hyperparameters and the corresponding accuracy
disp(['Best Hidden Layer size: ', num2str(bestHiddenLayerSize)]);
disp(['Best number of epochs: ', num2str(bestEpochs)]);
disp(['Best Learning Rate: ', num2str(bestLr)]);
disp(['Max accuracy: ', num2str(maxAccuracy)]);

% Train final model on full training set using the best hyperparameters
net = patternnet(bestHiddenLayerSize, 'traingd','mse');
net.trainParam.lr = bestLr;
net.trainParam.epochs = bestEpochs;
net = train(net, inputFeatures, targetVector,...
    'useGPU','yes','useParallel','yes');

% Evaluate on test set and compute final performance
outputs = net(inputFeatures);
errors = gsubtract(outputs, targetVector);
finalPerformance = perform(net, targetVector, outputs);

C = confusionmat(targetVector, round(outputs));

% Compute the accuracy from the confusion matrix
accuracy = sum(diag(C)) / sum(C(:))*100;

% Initialize a vector to store the accuracy of each run
accuracy = zeros(1, 1000);

% Loop 1000 times
parfor i = 1:1000
    % Create a random permutation of the indices

```

```
% Randomly shuffle the indices
indices = randperm(size(inputFeatures, 2));

% Calculate the number of training samples
numTrain = round(0.7 * size(inputFeatures, 2));

trainIndices = indices(1:numTrain);
testIndices = indices(numTrain+1:end);

% Split the data into testing set
XTest = inputFeatures(:, testIndices);
YTest = targetVector(:, testIndices);

% Evaluate the network on the test data
YPred = net(XTest);

% Compute the confusion matrix
C = confusionmat(YTest, round(YPred));

% Compute the accuracy from the confusion matrix
accuracy(i) = sum(diag(C)) / sum(C(:))*100;
end

% Display the mean accuracy
meanAccuracy = mean(accuracy);
disp(['Mean accuracy: ', num2str(meanAccuracy)]);
```

(I) Βελτιστοποιημένος κώδικας με την χρήση Multi-layer perceptron (MLP.3)

```
%gcp("nocreate");

Models_Accuracy = zeros(10,1);
tic

% Load the data
load('FADHD.mat');
load('MADHD.mat');
load('FC.mat');
load('MC.mat');

% Convert the datasets to matrices
FADHD = cell2mat(FADHD);
% Don't forget to erase the useless information
FADHD(7,:,:)=[];
MADHD = cell2mat(MADHD);
FC = cell2mat(FC);
MC = cell2mat(MC);
```

```

for i = 1:size(FADHD,1)

    Fourier_FADHD(i,,:) = abs(fft(FADHD(i,:),512));
end

for i = 1:size(MADHD,1)

    Fourier_MADHD(i,,:) = abs(fft(MADHD(i,:),512));
end

for i = 1:size(FC,1)

    Fourier_FC(i,,:) = abs(fft(FC(i,:),512));
end

for i = 1:size(MC,1)

    Fourier_MC(i,,:) = abs(fft(MC(i,:),512));
end

%% Create a complete table that contains the Fourier Matrix and the labels
Total_Fourier_Matrix = vertcat(Fourier_FADHD,Fourier_MADHD,Fourier_FC, ...
    Fourier_MC);

% Assuming Total_Fourier_Matrix is your data
first_channel_data = Total_Fourier_Matrix(:,1);
second_channel_data = Total_Fourier_Matrix(:,2);

% Reshape the data
reshaped_first_channel = reshape(first_channel_data, [], size(first_channel_data, 2));
reshaped_second_channel = reshape(second_channel_data, [], size(second_channel_data, 2));

% Concatenate the data from both channels
combined_data = [reshaped_first_channel, reshaped_second_channel];

Labels = categorical([repmat("ADHD",size(Fourier_FADHD,1),1); ...
    repmat("ADHD",size(Fourier_MADHD,1),1); ...
    repmat("H",size(Fourier_FC,1),1); ...
    repmat("H",size(Fourier_MC,1),1)]);

inputFeatures = combined_data'; % replace with your input features
targetVector = double(Labels)-1; % replace with your target vector

hiddenLayerSizes = [10 5]; % Modify the range of hiddenLayerSizes
learningRates = 0.01; % Modify the range of learning rates
epochs = 200:200:1000; % Modify the range of epochs

% Initialize a matrix to store the accuracy for each combination of hyperparameters
accuracyMatrix = zeros(length(hiddenLayerSizes), length(learningRates), ...

```

```
length(epochs));

% Initialize a table to store the hyperparameters and accuracy for each iteration
resultsTable = table();

% Create a partition for 5-fold cross-validation
c = cvpartition(size(inputFeatures, 2), 'KFold', 5);

% Calculate the total number of iterations
totalIterations = length(hiddenLayerSizes) * length(learningRates) * length(epochs);

% Initialize a counter variable
counter = 0;

% Loop over all combinations of hyperparameters
for h = 1:length(hiddenLayerSizes)
    for lr = 1:length(learningRates)
        for e = 1:length(epochs)

            % Initialize a vector to store the accuracy of each fold
            Testing_accuracy = zeros(1, c.NumTestSets);
            counter = counter + 1;

            %% kFold cross validation part
            % Loop over all folds
            for i = 1:c.NumTestSets
                % Get the training and test indices for this fold
                trainIndices = c.training(i);
                testIndices = c.test(i);

                % Get the training and test data for this fold
                XTrain = inputFeatures(:, trainIndices);
                YTrain = targetVector(:, trainIndices);
                XTest = inputFeatures(:, testIndices);
                YTest = targetVector(:, testIndices);

                % Train the network with the current combination of hyperparameters
                net = patternnet([10,5], 'traingdm');
                net.trainParam.lr = learningRates(lr);
                net.trainParam.epochs = epochs(e);
                net.trainParam.showWindow = false;

                net = train(net, XTrain, YTrain, 'useGPU', 'only', ...
                    'useParallel', 'yes');

                % Evaluate the network on the test data
                YPred = net(XTest);

                % Compute the confusion matrix
                C = confusionmat(YTest, round(YPred));

                % Compute the accuracy from the confusion matrix
```



```

    Testing_accuracy(i) = sum(diag(C)) / sum(C(:))*100;
end

% Store the mean accuracy for this combination of hyperparameters
meanAccuracy = mean(Testing_accuracy);
accuracyMatrix(h, lr, e) = meanAccuracy;

% Add a row to the results table
resultsTable = [resultsTable; table(hiddenLayerSizes(h), ...
    learningRates(lr), epochs(e), meanAccuracy, ...
    'VariableNames', {'HiddenLayerSize', 'LearningRate', ...
    'Epochs', 'Accuracy'})];

    disp(['Remaining iterations: ', num2str(totalIterations - counter)]);
end
end
end

%%
% Find the combination of hyperparameters that gives the highest accuracy
[maxAccuracy, idx] = max(resultsTable.Accuracy,[],"all");
bestHiddenLayerSize = resultsTable.HiddenLayerSize(idx);
bestLr = resultsTable.LearningRate(idx);
bestEpochs = resultsTable.Epochs(idx);

% Display the best hyperparameters and the corresponding accuracy
disp(['Best Hidden Layer size: ', num2str(bestHiddenLayerSize)]);
disp(['Best number of epochs: ', num2str(bestEpochs)]);
disp(['Best Learning Rate: ', num2str(bestLr)]);
disp(['Max accuracy: ', num2str(maxAccuracy)]);

% Train final model on full training set using the best hyperparameters
net = patternnet([10 5], 'traingdm','mse');
net.trainParam.lr = bestLr;
net.trainParam.epochs = bestEpochs;
net = train(net, inputFeatures, targetVector,...
    'useGPU','yes','useParallel','yes');

% Evaluate on test set and compute final performance
outputs = net(inputFeatures);
errors = gsubtract(outputs, targetVector);
finalPerformance = perform(net, targetVector, outputs);

C = confusionmat(targetVector, round(outputs));

% Compute the accuracy from the confusion matrix
Training_accuracy = sum(diag(C)) / sum(C(:))*100;

% Initialize a vector to store the accuracy of each run
Testing_accuracy = zeros(1, 1000);

% Loop 1000 times

```

```
parfor i = 1:500
    % Create a random permutation of the indices

    % Randomly shuffle the indices
    indices = randperm(size(inputFeatures, 2));

    % Calculate the number of training samples
    numTrain = round(0.7 * size(inputFeatures, 2));

    trainIndices = indices(1:numTrain);
    testIndices = indices(numTrain+1:end);

    % Split the data into testing set
    XTest = inputFeatures(:, testIndices);
    YTest = targetVector(:, testIndices);

    % Evaluate the network on the test data
    YPred = net(XTest);

    % Compute the confusion matrix
    C = confusionmat(YTest, round(YPred));

    % Compute the accuracy from the confusion matrix
    Testing_accuracy(i) = sum(diag(C)) / sum(C(:))*100;
end

% Display the mean accuracy
meanAccuracy = mean(Testing_accuracy);
disp(['Mean testing accuracy: ', num2str(meanAccuracy)]);
```
