



ΕΘΝΙΚΟ ΜΕΤΣΟΒΙΟ ΠΟΛΥΤΕΧΝΕΙΟ

ΣΧΟΛΗ ΗΛΕΚΤΡΟΛΟΓΩΝ ΜΗΧΑΝΙΚΩΝ
ΚΑΙ ΜΗΧΑΝΙΚΩΝ ΥΠΟΛΟΓΙΣΤΩΝ

ΤΟΜΕΑΣ ΕΠΙΚΟΙΝΩΝΙΩΝ, ΗΛΕΚΤΡΟΝΙΚΗΣ & ΣΥΣΤΗΜΑΤΩΝ
ΠΛΗΡΟΦΟΡΙΚΗΣ

Στατιστική και Τεχνητά Νευρωνικά Δίκτυα σε Ψυχιατρικές Εφαρμογές

ΔΙΔΑΚΤΟΡΙΚΗ ΔΙΑΤΡΙΒΗ

Ευάγγελος Π. Κοντοπαντελής

Αθήνα, Οκτώβριος 2004



ΕΘΝΙΚΟ ΜΕΤΣΟΒΙΟ ΠΟΛΥΤΕΧΝΕΙΟ

ΣΧΟΛΗ ΗΛΕΚΤΡΟΛΟΓΩΝ ΜΗΧΑΝΙΚΩΝ
ΚΑΙ ΜΗΧΑΝΙΚΩΝ ΥΠΟΛΟΓΙΣΤΩΝ

ΤΟΜΕΑΣ ΕΠΙΚΟΙΝΩΝΙΩΝ, ΗΛΕΚΤΡΟΝΙΚΗΣ & ΣΥΣΤΗΜΑΤΩΝ
ΠΛΗΡΟΦΟΡΙΚΗΣ

Στατιστική και Τεχνητά Νευρωνικά Δίκτυα σε Ψυχιατρικές Εφαρμογές

ΔΙΔΑΚΤΟΡΙΚΗ ΔΙΑΤΡΙΒΗ

Ευάγγελος Π. Κοντοπαντελής

Συμβουλευτική Επιτροπή: Φώτω Ν. Αφράτη

Ιωάννης Ε. Ψαρράς

Νικόλαος Κ. Ουζούνογλου

Εγκρίθηκε από την επταμελή εξεταστική επιτροπή την 27^η Οκτωβρίου 2004.

.....
Φ. Αφράτη
Καθηγήτρια Ε.Μ.Π.

.....
Ι. Ψαρράς Δ.Ε.Π
Επ.Καθηγητής Ε.Μ.Π.

.....
Ν. Ουζούνογλου.Ε.Π
Καθηγητής Ε.Μ.Π.

.....
Ε. Ζάχος
Καθηγητής Ε.Μ.Π.

.....
Κ. Νικήτα
Αν. Καθηγήτρια Ε.Μ.Π.

.....
Χ. Καψάλης
Καθηγητής Ε.Μ.Π.

.....
Χ. Παπαγεωργίου
Επ. Καθηγητής Καπ.Παν.Αθ.

Αθήνα, Οκτώβριος 2004

.....
Ευάγγελος Π. Κοντοπαντελής

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

Copyright © Ευάγγελος Π. Κοντοπαντελής 2004.

Με επιφύλαξη παντός δικαιώματος. All rights reserved.

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

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

Περίληψη

Η παρούσα διδακτορική διατριβή αποσκοπεί στην ανάπτυξη κατάλληλης μεθοδολογίας για την ανάλυση και κατηγοριοποίηση χρονολογικών σειρών. Η προτεινόμενη μεθοδολογία εφαρμόζεται σε Εγκεφαλικά Προκλητά Δυναμικά (πρόκειται για μετρήσεις ηλεκτρικού δυναμικού, σε διάφορα σημεία του κρανίου, ως προς το χρόνο), αλλά μπορεί να γενικευτεί σε οποιεσδήποτε χρονολογικές σειρές.

Αρχικά γίνεται περιγραφή της διαδικασίας καταγραφής των Εγκεφαλικών Προκλητών Δυναμικών (ERP), ενώ η μετέπειτα ανάλυσή τους περιλαμβάνει κλασικά στατιστικά μέτρα (t-test, discriminant analysis, kolmogorov-smirnov test), δυναμικά μέτρα (Εντροπία Κατά Προσέγγιση – Approximate Entropy) καθώς και Τεχνητά Νευρωνικά Δίκτυα (ΤΝΔ Χρονικής Υστέρησης).

Η κατηγοριοποίησή των χρονοσειρών συνιστά ένα πρόβλημα Αναγνώρισης Προτύπων (Pattern Recognition) και στόχος είναι η επιτυχής αναγνώριση της εγκεφαλικής κατάστασης ενός ατόμου (υγιούς ή ασθενούς), βάσει του ERP του. Η προτεινόμενη μεθοδολογία αποσκοπεί στη δημιουργία ενός ισχυρού διαγνωστικού μέσου, συμπληρωματικού των ψυχοφυσιολογικών δοκιμασιών στις οποίες υποβάλλεται ένας ψυχικά ασθενής. Η διαδικασία είναι δυνατό να λειτουργήσει ως εργαλείο αποτίμησης των εφαρμοζόμενων θεραπευτικών διαδικασιών.

Λέξεις Κλειδιά

Στατιστική, Χρονολογική Σειρά, Εγκεφαλικό Προκλητό Δυναμικό, Εντροπία, Τεχνητά Νευρωνικά Δίκτυα, Χρονική Υστέρηση, ΤΝΔ, Αναγνώριση Προτύπων.

Abstract

The present doctorate thesis discourses the development of appropriate methodology for time series analysis and classification. The proposed methodology is applied to Event Related Potentials (measurements of electric potential, at various cranium points, through time), but can be generalized in order to aid in the study of any time series.

Initially the ERPs' recording process is described, followed by three types of analysis measures: statistical (t-test, discriminant analysis, kolmogorov-smirnov test), dynamic (Approximate Entropy – ApEn) and Artificial Neural Networks (namely Time Delay NN).

The successful time series classification (a Pattern Recognition problem) will pave way for the accurate identification of a subject's mental status, based on its ERP. The proposed methodology's ultimate goal is the creation of a potent diagnostic tool, complementary to the psycho-physiological trials which are applied to mentally ill subjects. The process can also evolve into a tool for evaluating the existing therapeutical procedures.

KeyWords

Statistics, Time Series, Event Related Potential, ERP, APEN, Artificial Neural Networks, ANN, Time Delay, Pattern Recognition.

Σε αυτό το σημείο θα ήθελα να ευχαριστήσω την οικογένειά μου και ιδιαίτερα την αδελφή μου Ειρήνη και τον εξάδελφό μου Ευάγγελο Θεοφίλου καθώς επίσης και τους: κ Ουζούνογλου Νικόλαο, κ Βασιλά Νικόλαο, κ Κυπριανού Μιλτιάδη,

Τέλος θα ήθελα να ευχαριστήσω ιδιαίτερα τον κ Χαράλαμπο Παπαγεωργίου, του οποίου η αφοσίωση στη δουλειά του αποτελεί έμπνευση για όσους βρίσκονται γύρω του, για την πολύπλευρη βοήθεια του.

Περιεχόμενα

ΠΕΡΙΛΗΨΗ	5
ΛΕΞΕΙΣ ΚΛΕΙΔΙΑ.....	5
ABSTRACT	7
KEYWORDS.....	7
ΠΕΡΙΕΧΟΜΕΝΑ	11
ΣΧΗΜΑΤΑ	15
ΠΙΝΑΚΕΣ	18
ΠΡΟΛΟΓΟΣ.....	19
1 ΕΙΣΑΓΩΓΗ.....	21
1.1 ΙΑΤΡΙΚΗ ΕΠΙΣΤΗΜΗ & ΜΑΘΗΜΑΤΙΚΑ.....	21
1.2 ΤΟ ΗΛΕΚΤΡΟΕΓΚΕΦΑΛΟΓΡΑΦΗΜΑ (EEG)	22
1.3 ΤΟ ΕΓΚΕΦΑΛΙΚΟ ΠΡΟΚΛΗΤΟ ΔΥΝΑΜΙΚΟ (ERP).....	25
1.4 Η ΕΝΤΡΟΠΙΑ ΚΑΤΑ ΠΡΟΣΕΓΓΙΣΗ (ΑΡΕΝ) ΣΤΗ ΜΕΛΕΤΗ ΧΡΟΝΟΣΕΙΡΩΝ.....	27
1.5 ΝΕΥΡΩΝΙΚΑ ΔΙΚΤΥΑ ΚΑΙ EEG/ERP	30
1.6 ΟΙ ΗΛΕΚΤΡΟΝΙΚΟΙ ΥΠΟΛΟΓΙΣΤΕΣ ΣΤΗΝ ΥΠΗΡΕΣΙΑ ΤΗΣ ΕΡΕΥΝΑΣ.....	31
1.7 ΟΙ ΣΤΟΧΟΙ ΤΗΣ ΠΑΡΟΥΣΑΣ ΑΝΑΠΤΥΞΗΣ	32
1.8 ΕΦΑΡΜΟΓΗ ΤΩΝ ΑΠΟΤΕΛΕΣΜΑΤΩΝ ΤΗΣ ΜΕΛΕΤΗΣ	33
2 ΨΥΧΙΑΤΡΙΚΕΣ ΑΣΘΕΝΕΙΕΣ	35
2.1 ΓΕΝΙΚΑ	35
2.2 ΣΧΙΖΟΦΡΕΝΕΙΣ	35
2.3 ΨΥΧΑΝΑΓΚΑΣΤΙΚΟΙ	36
2.4 ΤΟΞΙΚΟΜΑΝΕΙΣ - ΑΛΚΟΟΛΙΚΟΙ.....	38
2.5 ΚΑΤΑΘΛΙΠΤΙΚΟΙ	39
3 Ο ΑΝΘΡΩΠΙΝΟΣ ΕΓΚΕΦΑΛΟΣ	41
3.1 ΓΕΝΙΚΑ	41
3.2 ΕΓΚΕΦΑΛΟΣ: ΕΝΑ ΣΥΝΘΕΤΟ ΝΕΥΡΩΝΙΚΟ ΔΙΚΤΥΟ	41

3.3	ΗΛΕΚΤΡΟΕΓΚΕΦΑΛΟΓΡΑΦΗΜΑ (EEG) & ΠΡΟΚΛΗΤΟ ΔΥΝΑΜΙΚΟ (ERP) ...	45
3.4	P_{50} , N_{100} , P_{200} , N_{200} , P_{300} , N_{400} , P_{600} : ΧΡΟΝΙΚΑ ΔΙΑΣΤΗΜΑΤΑ ΤΟΥ ERP ΚΑΙ Η ΣΗΜΑΣΙΑ ΤΟΥΣ.....	47
4	ΔΕΔΟΜΕΝΑ.....	49
4.1	ΓΕΝΙΚΑ	49
4.2	Η ΔΙΑΔΙΚΑΣΙΑ ΚΑΤΑΓΡΑΦΗΣ ΤΩΝ ΔΕΔΟΜΕΝΩΝ	50
4.3	ΚΑΤΗΓΟΡΙΕΣ ΔΕΔΟΜΕΝΩΝ.....	52
4.4	ΕΞΑΓΩΓΗ ΧΑΡΑΚΤΗΡΙΣΤΙΚΩΝ.....	55
4.5	ΤΕΧΝΙΚΗ ΚΑΤΑΓΡΑΦΗ ΤΗΣ ΔΙΑΔΙΚΑΣΙΑΣ ΕΠΕΞΕΡΓΑΣΙΑΣ ΤΩΝ ΔΕΔΟΜΕΝΩΝ ..	56
4.6	ΓΡΑΦΙΚΕΣ ΠΑΡΑΣΤΑΣΕΙΣ ΤΩΝ ΧΡΟΝΟΣΕΙΡΩΝ	60
5	ΣΤΑΤΙΣΤΙΚΗ ΤΑΞΙΝΟΜΗΣΗ ΜΕ ΧΡΗΣΗ ΤΩΝ AMPLITUDES ΚΑΙ LATENCIES.....	91
5.1	ΓΕΝΙΚΑ	91
5.2	ΠΛΕΟΝΕΚΤΗΜΑΤΑ ΚΑΙ ΜΕΙΟΝΕΚΤΗΜΑΤΑ	91
5.3	ΈΛΕΓΧΟΣ ΚΑΝΟΝΙΚΟΤΗΤΑΣ	92
5.4	ΈΛΕΓΧΟΣ ΙΣΟΤΗΤΑΣ ΜΕΣΩΝ	95
5.5	ΣΤΑΤΙΣΤΙΚΟΣ ΤΑΞΙΝΟΜΗΤΗΣ	99
5.5.1	<i>Cross-Validation</i>	99
5.5.2	<i>Μεθοδολογία</i>	101
5.5.3	<i>Αποτελέσματα</i>	103
5.5.4	<i>Συμπεράσματα</i>	104
6	APPROXIMATE ENTROPY (ΕΝΤΡΟΠΙΑ ΚΑΤΑ ΠΡΟΣΕΓΓΙΣΗ)	106
6.1	ΓΕΝΙΚΑ	106
6.2	ΠΛΕΟΝΕΚΤΗΜΑΤΑ ΚΑΙ ΜΕΙΟΝΕΚΤΗΜΑΤΑ.....	106
6.3	ΜΕΘΟΔΟΛΟΓΙΑ.....	107
6.4	ΑΡΕΝ ΚΑΙ ERP	109
6.4.1	<i>Γενικά</i>	109
6.4.2	<i>Στατιστική Επεξεργασία</i>	109
6.4.3	<i>ΑρΕν & Στατιστικός Ταξινομητής</i>	111
6.4.4	<i>Αποτελέσματα</i>	114
6.4.5	<i>Συμπεράσματα</i>	115
7	ΤΕΧΝΗΤΑ ΝΕΥΡΩΝΙΚΑ ΔΙΚΤΥΑ	117

7.1	ΓΕΝΙΚΑ	117
7.2	ΠΛΕΟΝΕΚΤΗΜΑΤΑ ΚΑΙ ΜΕΙΟΝΕΚΤΗΜΑΤΑ	118
7.3	Η ΔΟΜΗ ΤΟΥ ΤΕΧΝΗΤΟΥ ΝΕΥΡΩΝΑ	119
7.4	ΤΕΧΝΗΤΟ ΝΕΥΡΩΝΙΚΟ ΔΙΚΤΥΟ ΧΡΟΝΙΚΗΣ ΚΑΘΥΣΤΕΡΗΣΗΣ (TIME DELAY NEURAL NETWORK – TDNN)	121
7.5	ΈΝΑ TDNN ΣΤΗΝ ΠΡΟΒΛΕΨΗ ΚΥΜΑΤΟΜΟΡΦΗΣ ΚΑΙ ΤΗΝ ΤΑΞΙΝΟΜΗΣΗ ΜΕΣΩ ΑΥΤΗΣ.	123
7.5.1	Μεθοδολογία	124
7.5.2	Αποτελέσματα	129
7.5.3	Συμπεράσματα	136
ΕΠΙΛΟΓΟΣ - ΣΥΜΠΕΡΑΣΜΑΤΑ.....		139
ΠΑΡΑΡΤΗΜΑ Ι: ΣΥΝΑΡΤΗΣΕΙΣ ΤΟΥ MATLAB		141
CALCAPEN		141
APEN2.....		143
COMPUTE_MEANS		147
PREPARE_DATA.....		150
CALCULATE_PEAKS.....		151
MAKE_BATCH_MATRIX		152
BATCH_TRAIN.....		154
BATCH_PREDICT		157
ΠΑΡΑΡΤΗΜΑ ΙΙ: T-TEST		161
ΠΙΝΑΚΑΣ Α – ΣΥΓΚΡΙΣΗ ΤΩΝ AMPLITUDES CONTROLS/OCD		161
ΠΙΝΑΚΑΣ Β – ΣΥΓΚΡΙΣΗ ΤΩΝ AMPLITUDES CONTROLS/FES		167
ΠΙΝΑΚΑΣ Γ – ΣΥΓΚΡΙΣΗ ΤΩΝ ΤΙΜΩΝ ΤΟΥ APEN.....		173
P_{50}		173
N_{100}		175
P_{200}		177
N_{200}		179
P_{300}		181
N_{400}		183
P_{600}		185
ΠΑΡΑΡΤΗΜΑ ΙΙΙ: ΤΙΜΕΣ ΤΟΥ APEN.....		187

ΠΙΝΑΚΑΣ 1 – P_{50}	187
ΠΙΝΑΚΑΣ 2 – N_{100}	188
ΠΙΝΑΚΑΣ 3 – P_{200}	189
ΠΙΝΑΚΑΣ 4 – N_{200}	190
ΠΙΝΑΚΑΣ 5 – P_{300}	191
ΠΙΝΑΚΑΣ 6 – N_{400}	192
ΠΙΝΑΚΑΣ 7 – P_{600}	193
ΠΑΡΑΡΤΗΜΑ IV: ΓΡΑΦΙΚΕΣ ΠΑΡΑΣΤΑΣΕΙΣ ΕΚΠΑΙΔΕΥΣΗΣ ΤΝΔ	194
CONTROLS, ΗΛΕΚΤΡΟΔΙΟ 02, ΠΕΡΙΟΧΗ P_{600}	194
OCD, ΗΛΕΚΤΡΟΔΙΟ 02, ΠΕΡΙΟΧΗ P_{600}	197
ΠΑΡΑΡΤΗΜΑ V: ΓΡΑΦΙΚΕΣ ΠΑΡΑΣΤΑΣΕΙΣ ΠΡΟΒΛΕΨΗΣ	
ΧΡΟΝΟΣΕΙΡΩΝ, ΜΕ ΤΝΔ	201
CONTROLS, ΗΛΕΚΤΡΟΔΙΟ 02, ΠΕΡΙΟΧΗ P_{600}	201
OCD, ΗΛΕΚΤΡΟΔΙΟ 02, ΠΕΡΙΟΧΗ P_{600}	207
ΒΙΒΛΙΟΓΡΑΦΙΑ	213
ΔΙΑΔΙΚΤΥΟ	222
ΕΥΡΕΤΗΡΙΟ ΟΡΩΝ	223

Σχήματα

ΣΧΗΜΑ 1.1: ΕΓΚΕΦΑΛΙΚΕΣ ΚΥΜΑΤΟΜΟΡΦΕΣ.	23
ΣΧΗΜΑ 3.1: ΝΕΥΡΩΝΑΣ.....	43
ΣΧΗΜΑ 3.2: ΣΥΝΑΨΗ.	44
ΣΧΗΜΑ 4.1: Η ΤΟΠΟΘΕΤΗΣΗ ΤΩΝ ΗΛΕΚΤΡΟΔΙΩΝ ΚΑΤΑ ΤΟΝ ΚΑΝΟΝΑ 10%-20%.	49
ΣΧΗΜΑ 4.2: ΑΝΑΠΑΡΑΣΤΑΣΗ ΤΗΣ ΚΑΤΑΓΡΑΦΗΣ ΤΩΝ ΔΕΔΟΜΕΝΩΝ ΓΙΑ ΕΝΑ ΑΤΟΜΟ ΚΑΙ ΥΠΟΛΟΓΙΣΜΟΣ ΤΩΝ ΜΕΣΩΝ ΚΥΜΑΤΟΜΟΡΦΩΝ.	51
ΣΧΗΜΑ 4.3: ΟΙ ΚΑΤΗΓΟΡΙΕΣ ΔΕΔΟΜΕΝΩΝ, ΟΠΩΣ ΠΡΟΚΥΠΤΟΥΝ ΑΠΟ ΤΟ ΠΕΙΡΑΜΑ. ...	52
ΣΧΗΜΑ 4.4: Η ΚΥΜΑΤΟΜΟΡΦΗ ΤΩΝ ΜΕΣΩΝ ΤΙΜΩΝ.	54
ΣΧΗΜΑ 4.5: ΧΡΟΝΙΚΑ ΔΙΑΣΤΗΜΑΤΑ, ΤΑ ΟΠΟΙΑ ΣΧΕΤΙΖΟΝΤΑΙ ΜΕ ΔΕΙΚΤΕΣ ΝΟΗΣΗΣ. ...	55
ΣΧΗΜΑ 4.6: ΤΑ ΜΕΓΙΣΤΑ ΠΛΑΤΗ ΚΑΙ ΟΙ ΛΑΘΑΝΟΝΤΕΣ ΧΡΟΝΟΙ ΜΙΑΣ ΤΥΧΑΙΑΣ ΧΡΟΝΟΣΕΙΡΑΣ.	56
ΣΧΗΜΑ 4.7: ΕΞΑΓΩΓΗ & ΑΠΟΘΗΚΕΥΣΗ ΤΩΝ ΤΙΜΩΝ ΚΑΙ ΧΡΟΝΙΚΩΝ ΣΤΙΓΜΩΝ ΤΩΝ ΚΟΡΥΦΩΝ ΤΩΝ 15 ΜΕΣΩΝ ΚΥΜΑΤΟΜΟΡΦΩΝ (ΓΙΑ ΕΝΑΝ ΕΞΕΤΑΖΟΜΕΝΟ).	58
ΣΧΗΜΑ 4.8: Η ΔΙΑΔΙΚΑΣΙΑ ΕΠΕΞΕΡΓΑΣΙΑΣ ΤΩΝ ΔΕΔΟΜΕΝΩΝ.	59
ΣΧΗΜΑ 4.9: ΓΡΑΦΙΚΕΣ ΠΑΡΑΣΤΑΣΕΙΣ ΚΥΜΑΤΟΜΟΡΦΩΝ ΓΙΑ ΤΟ ΗΛΕΚΤΡΟΔΙΟ #02.	61
ΣΧΗΜΑ 4.10: ΓΡΑΦΙΚΕΣ ΠΑΡΑΣΤΑΣΕΙΣ ΚΥΜΑΤΟΜΟΡΦΩΝ ΓΙΑ ΤΟ ΗΛΕΚΤΡΟΔΙΟ #03. ...	62
ΣΧΗΜΑ 4.11: ΓΡΑΦΙΚΕΣ ΠΑΡΑΣΤΑΣΕΙΣ ΚΥΜΑΤΟΜΟΡΦΩΝ ΓΙΑ ΤΟ ΗΛΕΚΤΡΟΔΙΟ #04. ...	63
ΣΧΗΜΑ 4.12: ΓΡΑΦΙΚΕΣ ΠΑΡΑΣΤΑΣΕΙΣ ΚΥΜΑΤΟΜΟΡΦΩΝ ΓΙΑ ΤΟ ΗΛΕΚΤΡΟΔΙΟ #05. ...	64
ΣΧΗΜΑ 4.13: ΓΡΑΦΙΚΕΣ ΠΑΡΑΣΤΑΣΕΙΣ ΚΥΜΑΤΟΜΟΡΦΩΝ ΓΙΑ ΤΟ ΗΛΕΚΤΡΟΔΙΟ #06. ...	65
ΣΧΗΜΑ 4.14: ΓΡΑΦΙΚΕΣ ΠΑΡΑΣΤΑΣΕΙΣ ΚΥΜΑΤΟΜΟΡΦΩΝ ΓΙΑ ΤΟ ΗΛΕΚΤΡΟΔΙΟ #07. ...	66
ΣΧΗΜΑ 4.15: ΓΡΑΦΙΚΕΣ ΠΑΡΑΣΤΑΣΕΙΣ ΚΥΜΑΤΟΜΟΡΦΩΝ ΓΙΑ ΤΟ ΗΛΕΚΤΡΟΔΙΟ #08. ...	67
ΣΧΗΜΑ 4.16: ΓΡΑΦΙΚΕΣ ΠΑΡΑΣΤΑΣΕΙΣ ΚΥΜΑΤΟΜΟΡΦΩΝ ΓΙΑ ΤΟ ΗΛΕΚΤΡΟΔΙΟ #09. ...	68
ΣΧΗΜΑ 4.17: ΓΡΑΦΙΚΕΣ ΠΑΡΑΣΤΑΣΕΙΣ ΚΥΜΑΤΟΜΟΡΦΩΝ ΓΙΑ ΤΟ ΗΛΕΚΤΡΟΔΙΟ #10. ...	69
ΣΧΗΜΑ 4.18: ΓΡΑΦΙΚΕΣ ΠΑΡΑΣΤΑΣΕΙΣ ΚΥΜΑΤΟΜΟΡΦΩΝ ΓΙΑ ΤΟ ΗΛΕΚΤΡΟΔΙΟ #11. ...	70
ΣΧΗΜΑ 4.19: ΓΡΑΦΙΚΕΣ ΠΑΡΑΣΤΑΣΕΙΣ ΚΥΜΑΤΟΜΟΡΦΩΝ ΓΙΑ ΤΟ ΗΛΕΚΤΡΟΔΙΟ #12. ...	71
ΣΧΗΜΑ 4.20: ΓΡΑΦΙΚΕΣ ΠΑΡΑΣΤΑΣΕΙΣ ΚΥΜΑΤΟΜΟΡΦΩΝ ΓΙΑ ΤΟ ΗΛΕΚΤΡΟΔΙΟ #13. ...	72
ΣΧΗΜΑ 4.21: ΓΡΑΦΙΚΕΣ ΠΑΡΑΣΤΑΣΕΙΣ ΚΥΜΑΤΟΜΟΡΦΩΝ ΓΙΑ ΤΟ ΗΛΕΚΤΡΟΔΙΟ #14. ...	73
ΣΧΗΜΑ 4.22: ΓΡΑΦΙΚΕΣ ΠΑΡΑΣΤΑΣΕΙΣ ΚΥΜΑΤΟΜΟΡΦΩΝ ΓΙΑ ΤΟ ΗΛΕΚΤΡΟΔΙΟ #15. ...	74
ΣΧΗΜΑ 4.23: ΓΡΑΦΙΚΕΣ ΠΑΡΑΣΤΑΣΕΙΣ ΚΥΜΑΤΟΜΟΡΦΩΝ ΓΙΑ ΤΟ ΗΛΕΚΤΡΟΔΙΟ #16. ...	75

ΣΧΗΜΑ 4.24: ΓΡΑΦΙΚΕΣ ΠΑΡΑΣΤΑΣΕΙΣ ΜΕΣΩΝ ΚΥΜΑΤΟΜΟΡΦΩΝ ΓΙΑ ΤΟ ΗΛΕΚΤΡΟΔΙΟ #02.....	76
ΣΧΗΜΑ 4.25: ΓΡΑΦΙΚΕΣ ΠΑΡΑΣΤΑΣΕΙΣ ΜΕΣΩΝ ΚΥΜΑΤΟΜΟΡΦΩΝ ΓΙΑ ΤΟ ΗΛΕΚΤΡΟΔΙΟ #03.....	77
ΣΧΗΜΑ 4.26: ΓΡΑΦΙΚΕΣ ΠΑΡΑΣΤΑΣΕΙΣ ΜΕΣΩΝ ΚΥΜΑΤΟΜΟΡΦΩΝ ΓΙΑ ΤΟ ΗΛΕΚΤΡΟΔΙΟ #04.....	78
ΣΧΗΜΑ 4.27: ΓΡΑΦΙΚΕΣ ΠΑΡΑΣΤΑΣΕΙΣ ΜΕΣΩΝ ΚΥΜΑΤΟΜΟΡΦΩΝ ΓΙΑ ΤΟ ΗΛΕΚΤΡΟΔΙΟ #05.....	79
ΣΧΗΜΑ 4.28: ΓΡΑΦΙΚΕΣ ΠΑΡΑΣΤΑΣΕΙΣ ΜΕΣΩΝ ΚΥΜΑΤΟΜΟΡΦΩΝ ΓΙΑ ΤΟ ΗΛΕΚΤΡΟΔΙΟ #06.....	80
ΣΧΗΜΑ 4.29: ΓΡΑΦΙΚΕΣ ΠΑΡΑΣΤΑΣΕΙΣ ΜΕΣΩΝ ΚΥΜΑΤΟΜΟΡΦΩΝ ΓΙΑ ΤΟ ΗΛΕΚΤΡΟΔΙΟ #07.....	81
ΣΧΗΜΑ 4.30: ΓΡΑΦΙΚΕΣ ΠΑΡΑΣΤΑΣΕΙΣ ΜΕΣΩΝ ΚΥΜΑΤΟΜΟΡΦΩΝ ΓΙΑ ΤΟ ΗΛΕΚΤΡΟΔΙΟ #08.....	82
ΣΧΗΜΑ 4.31: ΓΡΑΦΙΚΕΣ ΠΑΡΑΣΤΑΣΕΙΣ ΜΕΣΩΝ ΚΥΜΑΤΟΜΟΡΦΩΝ ΓΙΑ ΤΟ ΗΛΕΚΤΡΟΔΙΟ #09.....	83
ΣΧΗΜΑ 4.32: ΓΡΑΦΙΚΕΣ ΠΑΡΑΣΤΑΣΕΙΣ ΜΕΣΩΝ ΚΥΜΑΤΟΜΟΡΦΩΝ ΓΙΑ ΤΟ ΗΛΕΚΤΡΟΔΙΟ #10.....	84
ΣΧΗΜΑ 4.33: ΓΡΑΦΙΚΕΣ ΠΑΡΑΣΤΑΣΕΙΣ ΜΕΣΩΝ ΚΥΜΑΤΟΜΟΡΦΩΝ ΓΙΑ ΤΟ ΗΛΕΚΤΡΟΔΙΟ #11.....	85
ΣΧΗΜΑ 4.34: ΓΡΑΦΙΚΕΣ ΠΑΡΑΣΤΑΣΕΙΣ ΜΕΣΩΝ ΚΥΜΑΤΟΜΟΡΦΩΝ ΓΙΑ ΤΟ ΗΛΕΚΤΡΟΔΙΟ #12.....	86
ΣΧΗΜΑ 4.35: ΓΡΑΦΙΚΕΣ ΠΑΡΑΣΤΑΣΕΙΣ ΜΕΣΩΝ ΚΥΜΑΤΟΜΟΡΦΩΝ ΓΙΑ ΤΟ ΗΛΕΚΤΡΟΔΙΟ #13.....	87
ΣΧΗΜΑ 4.36: ΓΡΑΦΙΚΕΣ ΠΑΡΑΣΤΑΣΕΙΣ ΜΕΣΩΝ ΚΥΜΑΤΟΜΟΡΦΩΝ ΓΙΑ ΤΟ ΗΛΕΚΤΡΟΔΙΟ #14.....	88
ΣΧΗΜΑ 4.37: ΓΡΑΦΙΚΕΣ ΠΑΡΑΣΤΑΣΕΙΣ ΜΕΣΩΝ ΚΥΜΑΤΟΜΟΡΦΩΝ ΓΙΑ ΤΟ ΗΛΕΚΤΡΟΔΙΟ #15.....	89
ΣΧΗΜΑ 4.38: ΓΡΑΦΙΚΕΣ ΠΑΡΑΣΤΑΣΕΙΣ ΜΕΣΩΝ ΚΥΜΑΤΟΜΟΡΦΩΝ ΓΙΑ ΤΟ ΗΛΕΚΤΡΟΔΙΟ #16.....	90
ΣΧΗΜΑ 5.1: ΓΡΑΦΙΚΕΣ ΠΑΡΑΣΤΑΣΕΙΣ ΚΑΝΟΝΙΚΩΝ ΚΑΤΑΝΟΜΩΝ	95
ΣΧΗΜΑ 5.2: ΑΠΟΤΕΛΕΣΜΑΤΑ ΤΟΥ T-TEST, ΣΤΗ ΣΥΓΚΡΙΣΗ CONTROLS - OCD	98
ΣΧΗΜΑ 5.3: ΑΠΟΤΕΛΕΣΜΑΤΑ ΤΟΥ T-TEST, ΣΤΗ ΣΥΓΚΡΙΣΗ CONTROLS - FES	99

ΣΧΗΜΑ 5.4: Η ΟΜΑΔΑ ΤΩΝ N_2 ΠΕΙΡΑΜΑΤΩΝ ΓΙΑ ΤΟΝ ΥΓΙΗ #1, ΟΠΩΣ ΑΥΤΗ ΚΑΘΟΡΙΖΕΤΑΙ ΑΠΟ ΤΗΝ ΤΕΧΝΙΚΗ ΤΟΥ CROSS-VALIDATION	100
ΣΧΗΜΑ 5.5: Η ΨΗΦΟΣ ΚΑΘΕ ΕΝΟΣ ΡΕΑΚ, ΓΙΑ ΤΙΣ ΠΕΡΙΟΧΕΣ ΣΤΙΣ ΟΠΟΙΕΣ ΥΠΗΡΞΕ ΔΙΑΦΟΡΟΠΟΙΗΣΗ.....	103
ΣΧΗΜΑ 6.1: ΟΙ ΔΙΑΦΟΡΟΠΟΙΗΣΕΙΣ ΣΤΟ <i>APEN</i> ΜΕΤΑΞΥ CONTROLS/OCD.	110
ΣΧΗΜΑ 6.2: ΟΙ ΔΙΑΦΟΡΟΠΟΙΗΣΕΙΣ ΣΤΟ <i>APEN</i> ΜΕΤΑΞΥ CONTROLS/FES.	110
ΣΧΗΜΑ 6.3: ΤΟ ΔΙΑΓΡΑΜΜΑ ΡΟΗΣ ΤΟΥ ΣΤΑΤΙΣΤΙΚΟΥ ΤΑΞΙΝΟΜΗΤΗ ΤΟΥ <i>APEN</i> , ΓΙΑ ΤΗΝ ΚΑΤΑΤΑΞΗ ΤΩΝ CONTROLS.	113
ΣΧΗΜΑ 7.1: ΠΛΗΡΩΣ ΣΥΝΔΕΔΕΜΕΝΟ ΝΕΥΡΩΝΙΚΟ ΔΙΚΤΥΟ ΕΝΟΣ ΚΡΥΜΜΕΝΟΥ ΕΠΙΠΕΔΟΥ.	117
ΣΧΗΜΑ 7.2: ΤΕΧΝΗΤΟΣ ΝΕΥΡΩΝΑΣ.	120
ΣΧΗΜΑ 7.3: ΣΥΝΑΡΤΗΣΕΙΣ ΕΝΕΡΓΟΠΟΙΗΣΗΣ	121
ΣΧΗΜΑ 7.4: ΣΤΟΙΧΕΙΩΔΕΣ TDNN ΜΕ Μ ΕΙΣΟΔΟΥΣ ΚΑΙ Κ ΚΑΘΥΣΤΕΡΗΣΕΙΣ (DELAYS), ΓΙΑ ΚΑΘΕ ΕΙΣΟΔΟ	122
ΣΧΗΜΑ 7.5: Η ΜΟΡΦΗ ΤΟΥ TDNN ΤΟΥ ΠΕΙΡΑΜΑΤΟΣ.....	127
ΣΧΗΜΑ 7.6: Η ΔΙΑΔΙΚΑΣΙΑ ΤΗΣ ΚΑΤΑΤΑΞΗΣ ΜΕΣΩ ΝΕΥΡΩΝΙΚΩΝ ΔΙΚΤΥΩΝ	128
ΣΧΗΜΑ 7.7: ΑΝΑΠΑΡΑΣΤΑΣΗ ΤΗΣ ΛΕΙΤΟΥΡΓΙΑΣ ΤΟΥ ΤΝΔ ΚΑΤΑ ΤΗΝ ΠΡΟΒΛΕΨΗ, ΓΙΑ ΤΗΝ ΧΡΟΝΙΚΗ ΠΕΡΙΟΧΗ ΤΟΥ P_{300} (240-500 MSEC).	130
ΣΧΗΜΑ 7.8: ΓΡΑΦΙΚΕΣ ΠΑΡΑΣΤΑΣΕΙΣ ΧΡΟΝΟΣΕΙΡΩΝ ΜΕΤΑ ΤΗΝ ΜΕΤΑΦΟΡΑ ΤΟΥΣ ΣΤΟ ΠΕΔΙΟ ΤΩΝ ΣΥΧΝΟΤΗΤΩΝ ΜΕ FFT 512 ΣΗΜΕΙΩΝ	138

Πίνακες

ΠΙΝΑΚΑΣ 3.1: ΤΑ ΕΠΤΑ ΣΗΜΑΝΤΙΚΟΤΕΡΑ ΧΡΟΝΙΚΑ ΔΙΑΣΤΗΜΑΤΑ ΤΗΣ ΧΡΟΝΟΣΕΙΡΑΣ ΤΟΥ ERP.	48
ΠΙΝΑΚΑΣ 4.1: ΔΕΙΚΤΕΣ ΝΟΗΣΗΣ ΚΑΙ ΑΝΤΙΣΤΟΙΧΑ ΧΡΟΝΙΚΑ ΔΙΑΣΤΗΜΑΤΑ	55
ΠΙΝΑΚΑΣ 5.1: ΚΟΛΜΟΓΟΡΟΝ-ΣΜΙΡΝΟΝ ΤΕΣΤ ΓΙΑ ΤΗΝ ΚΑΤΗΓΟΡΙΑ ΤΩΝ CONTROLS...	93
ΠΙΝΑΚΑΣ 5.2: ΚΟΛΜΟΓΟΡΟΝ-ΣΜΙΡΝΟΝ ΤΕΣΤ ΓΙΑ ΤΗΝ ΚΑΤΗΓΟΡΙΑ ΤΩΝ OCD.....	93
ΠΙΝΑΚΑΣ 5.3: ΚΟΛΜΟΓΟΡΟΝ-ΣΜΙΡΝΟΝ ΤΕΣΤ ΓΙΑ ΤΗΝ ΚΑΤΗΓΟΡΙΑ ΤΩΝ FES.....	94
ΠΙΝΑΚΑΣ 5.4: T-TEST ΑΝΕΞΑΡΤΗΤΩΝ ΠΛΗΘΥΣΜΩΝ.	97
ΠΙΝΑΚΑΣ 5.5: ΑΠΟΤΕΛΕΣΜΑΤΑ ΤΗΣ ΣΤΑΤΙΣΤΙΚΗΣ ΜΕΘΟΔΟΥ, ΓΙΑ ΤΗΝ ΚΑΤΗΓΟΡΙΑ HIGH & $\alpha=0.05$	103
ΠΙΝΑΚΑΣ 5.6: ΑΠΟΤΕΛΕΣΜΑΤΑ ΤΗΣ ΣΤΑΤΙΣΤΙΚΗΣ ΜΕΘΟΔΟΥ, ΓΙΑ ΤΗΝ ΚΑΤΗΓΟΡΙΑ MEAN & $\alpha=0.05$	104
ΠΙΝΑΚΑΣ 5.7: ΑΠΟΤΕΛΕΣΜΑΤΑ ΤΗΣ ΣΤΑΤΙΣΤΙΚΗΣ ΜΕΘΟΔΟΥ, ΓΙΑ ΤΗΝ ΚΑΤΗΓΟΡΙΑ LOW & $\alpha=0.05$	104
ΠΙΝΑΚΑΣ 6.1: ΑΠΟΤΕΛΕΣΜΑΤΑ ΤΗΣ ΣΤΑΤΙΣΤΙΚΗΣ ΜΕΘΟΔΟΥ ΣΤΟ <i>APEN</i> , ΓΙΑ $\alpha=0.05$	115
ΠΙΝΑΚΑΣ 6.2: ΑΠΟΤΕΛΕΣΜΑΤΑ ΤΗΣ ΣΤΑΤΙΣΤΙΚΗΣ ΜΕΘΟΔΟΥ ΣΤΟ <i>APEN</i> , ΓΙΑ $\alpha=0.1$	115
ΠΙΝΑΚΑΣ 7.1: ΣΤΙΓΜΙΟΤΥΠΟ ΜΗΤΡΑΣ ΤΗΣ ΣΥΝΑΡΤΗΣΗΣ MAKE_BATCH_MATRIX.....	125
ΠΙΝΑΚΑΣ 7.2: ΧΑΡΑΚΤΗΡΙΣΤΙΚΑ ΤΩΝ ΤΝΔ	126
ΠΙΝΑΚΑΣ 7.3: ΑΠΟΤΕΛΕΣΜΑΤΑ ΤΑΞΙΝΟΜΗΣΗΣ CONTROLS/OCD ΜΕ ΤΗΝ ΜΕΘΟΔΟ ΠΡΟΒΛΕΨΗΣ ERP ΑΠΟ ΤΝΔ	133
ΠΙΝΑΚΑΣ 7.4: ΑΠΟΤΕΛΕΣΜΑΤΑ ΤΑΞΙΝΟΜΗΣΗΣ CONTROLS/FES ΜΕ ΤΗΝ ΜΕΘΟΔΟ ΠΡΟΒΛΕΨΗΣ ERP ΑΠΟ ΤΝΔ	135

Πρόλογος

Η εργασία αυτή αποσκοπεί στη μελέτη του ανθρωπίνου εγκεφάλου, μέσω των χρονοσειρών Event Related Potentials (ERP). Με τα δεδομένα του Αιγινήτειου νοσοκομείου αποπειράται η δημιουργία decision support systems, με την ευρεία έννοια του όρου, για τη διάγνωση ψυχικών διαταραχών

Ουσιαστικά, το πρόβλημα το οποίο καλούμαστε να αντιμετωπίσουμε είναι ένα πρόβλημα κατηγοριοποίησης χρονοσειρών (pattern recognition). Προσεγγίζεται με τρεις διαφορετικούς τρόπους οι οποίοι περιλαμβάνουν κλασική στατιστική, δυναμικά μέτρα και Τεχνητά Νευρωνικά Δίκτυα

Τα τρία πρώτα κεφάλαια είναι εισαγωγικά και αναφέρονται στις απαραίτητες έννοιες γύρω από το αντικείμενο της έρευνας, στις πλέον συνηθισμένες ψυχιατρικές ασθένειες και στον ανθρώπινο εγκέφαλο, αντίστοιχα.

Στο τέταρτο κεφάλαιο παρουσιάζονται αναλυτικά τα δεδομένα και τα διάφορα στάδια επεξεργασίας τους, ενώ στο πέμπτο κεφάλαιο γίνεται παρουσίαση & χρήση της λογικής πολυχρησιμοποιώμενων στατιστικών μεθόδων εξαγωγής συμπερασμάτων. Επίσης δημιουργείται ένας στοιχειώδης στατιστικός ταξινομητής, του οποίου τα δεδομένα αποτελούν οι κορυφές (peaks) των κυματομορφών του ERP. Οι επτά αυτές κορυφές είναι τα features των κυματομορφών που αναφέρονται περισσότερο από οποιοδήποτε άλλο στη βιβλιογραφία.

Στο κεφάλαιο 6 παρουσιάζεται ο υπολογισμός του δυναμικού μέτρου ApEn (Approximate Entropy) και η λειτουργία του στατιστικού ταξινομητή του προηγούμενου κεφαλαίου, με δεδομένα τις τιμές του ApEn. Γίνεται προσπάθεια ώστε οι σημαντικότερες έννοιες και διαδικασίες, καθώς και τα αποτελέσματα των μεθόδων που χρησιμοποιήθηκαν, να απεικονιστούν με κατάλληλα σχήματα, για όσο το δυνατό καλύτερη κατανόηση.

Το έβδομο κεφάλαιο αναφέρεται στα νευρωνικά δίκτυα και στη δημιουργία κατάλληλων δομών τους, ικανών να προβλέψουν ένα τμήμα της χρονοσειράς του ERP, όταν τροφοδοτηθούν με ένα προηγούμενο χρονικά τμήμα της.

Ιδανικά τα δίκτυα θα είναι και θα λειτουργούν διαφορετικά για υγιείς και ασθενείς, ώστε να μπορεί να προκύψει ταξινόμηση από τα αποτελέσματά τους.

Στα παρατήματα παρουσιάζονται τα κυριότερα στατιστικά αποτελέσματα της μελέτης και οι κώδικες των σημαντικότερων συναρτήσεων του MATLAB, με τις οποίες υλοποιήθηκαν τα νευρωνικά δίκτυα.

Οι δημοσιεύσεις με τις οποίες υποστηρίζεται η παρούσα μελέτη είναι:

- ▶ Approximate Entropy (ApEn) in ERPs: A method for classification between First Episode Schizophrenics and Normal Controls. (Δεν έχει ακόμα ολοκληρωθεί)
- ▶ Sfagos C, Papageorgiou C, Kosma K, Kontopadelis E, Uzunoglu N, Vassilopoulos D, Rabavilas A. Working memory deficits in multiple sclerosis: a controlled study with auditory P600 correlates. JNNP 2003; 74: 1-5.
- ▶ Papageorgiou C, Oulis P, Vasios C, Kontopadelis E, Uzunoglu N, Rabavilas A, Christodoulou G. P300 alterations in schizophrenic patients experiencing auditory hallucinations. European Neuropharmacology 2004 May;14(3):227-36.
- ▶ Papageorgiou C, Alevisos B, Ventouras E, Kontopadelis E, Uzunoglu N, Christodoulou G. Psychophysiological correlates of patients with delusional misidentification syndromes and psychotic major depression. Journal of Affective Disorders 2004 Aug;81(2):147-52.
- ▶ Papageorgiou C, Kontaxakis V, Havaki-Kontaxaki B, Stamouli S, Vassios C, Asvestas P, Matsopoulos G, Kontopadelis E, Rabavilas A, Uzunoglu N, Christodoulou G. Impaired P600 in neuroleptic naïve patients with first-episode schizophrenia. NeuroReport 2001; 12(13): 2801-6..

1 Εισαγωγή

1.1 Ιατρική Επιστήμη & Μαθηματικά

Η ιδέα του συνδυασμού της στατιστικής, της επιστήμης των υπολογιστών και της επεξεργασίας δεδομένων για την εκπόνηση συμπερασμάτων, στον περίβλεπτο τομέα της Ιατρικής, ίσως φαντάζει απόμακρη για μερικούς σημερινούς ιατρούς. Όμως η εφαρμογή της ποσοτικής ανάλυσης στην ιατρική επιστήμη ζει και αναπτύσσεται για περισσότερους από δύο αιώνες. Έτσι, για παράδειγμα, το 1765 ο γνωστός μαθηματικός Daniel Bernoulli υπολόγισε την αποτελεσματικότητα των μαζικών εμβολιασμών ενάντια στην ευλογιά. Κατά τον ίδιο αιώνα άρχισαν να χρησιμοποιούνται συστηματικά στατιστικές διαδικασίες, για την περιγραφή των ασθενειών αλλά και για τη σύγκριση των διαφόρων θεραπευτικών μεθόδων. Σταδιακά η περιγραφή των παραπάνω απαγκιστρώθηκε από τους ασαφείς όρους «συχνά», «σπάνια» κλπ, γεγονός το οποίο αποτέλεσε μια σημαντική πρόοδο, με προφανή αποτελέσματα για την κατοπινή εξέλιξη της Ιατρικής.

Σήμερα οι διάφοροι τομείς της μαθηματικής επιστήμης συνεισφέρουν αποφασιστικά στην έρευνα όλων των κλάδων της ιατρικής, από τη βιολογία και τη φυσιολογία μέχρι την ψυχολογία. Πιο συγκεκριμένα με τη βοήθεια των μαθηματικών:

- ✚ Κατασκευάζονται τρισδιάστατα μοντέλα της καρδιάς, ώστε να γίνει δυνατή η αποτελεσματικότερη πρόβλεψη και αντιμετώπιση καρδιακών νοσημάτων.
- ✚ Γίνεται δυνατή η ανάλυση πολύπλοκων ιεραρχικών συστημάτων, με άμεσο ενδιαφέρον από την πλευρά της νευροφυσιολογίας (neuroscience)¹.

¹ Τα Τεχνικά Νευρωνικά Δίκτυα (Artificial Neural Networks) συνιστούν πολύτιμο εργαλείο σε αυτή την προσπάθεια μοντελοποίησης.

- ✚ Πραγματοποιείται πρόοδος στον τομέα της ανοσολογίας, στην οποία εξαιρετικά μεγάλος αριθμός κυττάρων και συνάψεων είναι απαραίτητο να παρατηρηθεί και να αναλυθεί.
- ✚ Είναι εφικτή η κατανόηση της δυναμικής του ιού HIV, τόσο ως προς τη μετάδοση, όσο και ως προς την επίδρασή του στο ανοσοποιητικό σύστημα.
- ✚ Συντελέστηκε η επανάσταση της αποκρυπτογράφησης του DNA.
- ✚ Κατασκευάζονται νέα φάρμακα με τη βοήθεια νέων αλγορίθμων.
- ✚ Συσχετίζονται η δημογραφία & οι επιδημικές τάσεις με άλλες μεταβλητές, όπως είναι οι περιβαλλοντικοί παράγοντες.

1.2 Το Ηλεκτροεγκεφαλογράφημα (EEG)²

Κατά τα τέλη του 19ου αιώνα ένας γερμανός ψυχίατρος, ο Hans Berger, ανακάλυψε ότι ο ανθρώπινος εγκέφαλος αναπτύσσει μια συνεχή ηλεκτρική δραστηριότητα, και ότι αυτή μπορεί να καταγραφεί. Η καταγραφή της ηλεκτρικής δραστηριότητας ονομάστηκε ηλεκτροεγκεφαλογράφημα (EEG) και λαμβάνεται συνήθως από τα ηλεκτρόδια που προσαρτώνται στην επιφάνεια του κρανίου με τη βοήθεια ειδικής αγωγίμης ουσίας. Το EEG μπορεί επίσης να καταγραφεί μέσω ηλεκτροδίων που εμφυτεύονται στον εγκέφαλο ενώ σε κάθε περίπτωση το εύρος του σήματος είναι της τάξης των μερικών microvolts.

Από την εποχή του Berger, έχει ανακαλυφθεί ότι τα χαρακτηριστικά της ηλεκτρικής δραστηριότητας του εγκεφάλου αλλάζουν σε πολλές διαφορετικές καταστάσεις και σχετίζονται ιδιαίτερα με το επίπεδο εγρήγορσης. Το ηλεκτροεγκεφαλογράφημα χρησιμοποιείται στη νευρολογία και την ψυχιατρική, όχι μόνο ως ένα μέσο διάγνωσης ασθενειών του εγκεφάλου (επιληψίας, διαταραχών ύπνου, εγκεφαλικών κλπ) αλλά σαν ένα πολύτιμο εργαλείο στην προσπάθεια κατανόησης και «αποκρυπτογράφησης» των

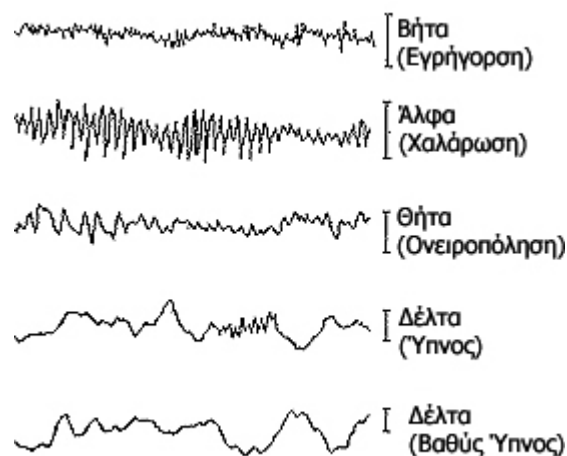
² EEG: ElectroEncephaloGraph.

διεργασιών του εγκεφάλου. Περιέχει έναν τεράστιο όγκο πληροφοριών ο οποίος πρέπει να αξιοποιηθεί κατάλληλα.

Οι μελέτες οι οποίες χρησιμοποιούν το ηλεκτροεγκεφαλογράφημα είναι πολυάριθμες και καλύπτουν ολόκληρο το φάσμα τόσο της νευρολογίας όσο και της ψυχιατρικής

✚ Η χρήση του εγκεφαλογραφήματος βοήθησε στη δημιουργία μιας κατάταξης για τις μορφές εστιακής φλοιώδους δυσπλασίας³ (Tassi et al, 2002).

✚ Αποδείχτηκε ότι οι γυναίκες με προεμμηνορροϊκό σύνδρομο (PMS⁴) παρουσιάζουν στατιστικά σημαντική αύξηση στην κυματομορφή Δέλτα (Σχήμα 1.1), δηλαδή στην κυματομορφή η οποία προκύπτει από την ηλεκτρική δραστηριότητα του εγκεφάλου στην κατάσταση του ύπνου (Toner et al, 1995· Noton, 1997).



Σχήμα 1.1: Εγκεφαλικές Κυματομορφές.

✚ Το ηλεκτροεγκεφαλογράφημα έχει χρησιμοποιηθεί επιτυχώς στη δημιουργία μεθόδων αυτόματου εντοπισμού επιληπτοειδούς δραστηριότητας, από διάφορους φορείς:

✖ Η συνεργασία των Christchurch Hospital, University of Canterbury και Christchurch School of Medicine & Health Sciences καρποφόρησε με τη δημιουργία τριών πολύ-επίπεδων συστημάτων τα οποία πέτυχαν υψηλές επιδόσεις ανίχνευσης επιληπτοειδούς δραστηριότητας (Υβρίδιο I, II & III). Το Υβρίδιο I είναι βασισμένο σε ένα expert system και η ευαισθησία⁵ του στην αναγνώριση επιληπτοειδών εγκεφαλογραφημάτων έφτασε το 95%. Το Υβρίδιο II βρίσκεται ακόμα σε εξέλιξη και περιλαμβάνει πολλά στάδια μεταξύ των οποίων ένα στάδιο νευρωνικών δικτύων και ένα στάδιο το οποίο χρησιμοποιεί

³ Focal cortical dysplasia.

⁴ PMS: premenstrual syndrome.

⁵ Ευαισθησία (sensitivity) είναι η πιθανότητα να διαγνωσθεί θετικά η δοκιμασία κάποιου που πάσχει από την ασθένεια.

ασαφή λογική⁶. Το Υβρίδιο III υιοθετεί μια προσέγγιση η οποία εξετάζει κυρίως το χρόνο και τη συχνότητα ενώ, μεταξύ άλλων, χρησιμοποιεί μια μέθοδο στατιστικής αναγνώρισης προτύπων (Black et al, 2000· Goelz et al, 2000· Ward et al, 1999· James et al, 1999· James et al, 1997· Carroll et al, 1995a· Carroll et al, 1995b· Dingle et al, 1993· Jones et al, 1992)

- ✖ Η Ακαδημία της Φινλανδίας χρηματοδότησε ένα ερευνητικό πρόγραμμα αποσκοπώντας στη δημιουργία ενός συστήματος επεξεργασίας σημάτων το οποίο θα ήταν σε θέση να ανιχνεύει τις επιληπτικές κρίσεις μέσω του EEG. Το σύστημα πέτυχε ικανοποιητικά αποτελέσματα αξιοποιώντας τεχνικές όπως η προσαρμοστική κατάτμηση⁷ και η εξαγωγή χαρακτηριστικών⁸ ενώ επιτελείται προσπάθεια αναβάθμισής και βελτίωσής του με τη χρήση νευρωνικών δικτύων (Pietilä et al, 1994· Korpinen, 1993· Elo et al, 1992· Krajca et al, 1991).
- ✚ Τα EEG των σχιζοφρενών ασθενών έχουν βρεθεί για να διαφέρουν από εκείνα των υγιών με ποικίλους τρόπους, μερικοί από τους οποίους μπορούν να απεικονίσουν το επίπεδο και τον τύπο των ψυχιατρικών συμπτωμάτων τα οποία ο ασθενής βιώνει κατά την διάρκεια της αξιολόγησης. Ένα σημαντικό εύρημα είναι η αυξημένη συχνότητα στα εγκεφαλογραφήματα των σχιζοφρενών το οποίο αντικατοπτρίζει τη συνεχή εγρήγορση των ασθενών. Ποσοτικά αποτελέσματα φανερώνουν ότι τα εγκεφαλογραφήματα των σχιζοφρενών έχουν κύματα άλφα με μικρότερη ισχύ, αυξημένη μεταβλητότητα Τα τελευταία χρόνια επιχειρείται η χρησιμοποίηση κανόνων της θεωρίας του χάους, όπως η πολυπλοκότητα των διαστάσεων, για την ανίχνευση διαφορών στην εγκεφαλική λειτουργία, πέρα από εκείνες που φανέρωσαν οι στατιστικές μέθοδοι. Η πολυπλοκότητα της διάστασης του EEG φαίνεται να διαφέρει σε υγιείς και σχιζοφρενείς, για ορισμένες περιοχές του εγκεφάλου (Elbert et al, 1995· Koukkou et al, 1993· Hoffman et al, 1991)

⁶ Fuzzy Logic.

⁷ Adaptive segmentation.

⁸ Feature selection.

1.3 Το Εγκεφαλικό Προκλητό Δυναμικό (ERP)⁹

Το προκλητό δυναμικό εξάγεται από επαναλαμβανόμενα εγκεφαλογραφήματα, τα οποία είναι χρονικά συνδεδεμένα με ένα (επαναλαμβανόμενο) αισθησιακό, νοητικό, ή κινητικό ερέθισμα. Οι διακυμάνσεις των εγκεφαλογραφημάτων, οι οποίες είναι άσχετες με το ερέθισμα και το χρόνο που αυτό προκλήθηκε, αφαιρούνται – κατά μέσο όρο – από το σήμα, αφήνοντας το προκλητό δυναμικό. Δηλαδή, αυτά τα ηλεκτρικά σήματα είναι ενδεικτικά της εγκεφαλικής δραστηριότητας η οποία είναι στενά συνδεδεμένη με το ερέθισμα, σε ορισμένο χρονικό διάστημα. Αυτό ακριβώς είναι και το πλεονέκτημα του ERP σε σχέση με το EEG: στο σήμα του πρώτου δεν συμπεριλαμβάνεται η «τυχαία» (ή καλύτερα η άσχετη με το ερέθισμα) αδιάκοπη δραστηριότητα του εγκεφάλου παρά μόνο η δραστηριότητα η οποία σχετίζεται με το υπό εξέταση ερέθισμα.

Αν και η έρευνα πάνω στα εγκεφαλογραφήματα έχει δώσει ενδιαφέροντα αποτελέσματα, όπως είδαμε στην §1.2, είναι γεγονός ότι η έρευνα στα προκλητά δυναμικά έχει παράσχει περισσότερα στοιχεία που αφορούν τη συσχέτιση νευροψυχολογικών γεγονότων με νευροφυσιολογικά. Δηλαδή το ERP μπορεί να χρησιμοποιηθεί στην αναγνώριση ασθενών καθώς επιδεικνύει ανώμαλη λειτουργία όταν είναι διαθέσιμο ικανοποιητικό υλικό ελέγχου, ενώ επίσης μπορεί να χρησιμοποιηθεί για την κατανόηση των γνωστικών διαδικασιών στον υγιή εγκέφαλο (Garcia-Larrea et al, 1998· Friederici et al, 1999· Guillem et al 1999· Fabiani et al, 2000).

Τα τελευταία χρόνια πραγματοποιείται σύγκριση των ERP ασθενών και υγιών και αναζητώνται διαφοροποιήσεις οι οποίες μπορούν να συσχετισθούν με κλινικές παρατηρήσεις. Η «ελλειμματική» λειτουργική μνήμη¹⁰ (working memory) των σχιζοφρενών και των ηρωινομανών, μετά από μακρά αποχή, παρατηρήθηκε ότι αποτυπώνεται σε ένα τμήμα του ERP (Papageorgiou et al, 2001a· Papageorgiou et al, 2001b). Ίσως οι σχιζοφρενείς να αποτελούν την ομάδα ψυχασθενών η οποία εξετάσθηκε περισσότερο ως προς το προκλητό δυναμικό και τα ποικίλα ευρήματα διαφόρων ερευνητικών προγραμμάτων

⁹ ERP: Event Related Potential.

¹⁰ Για την κατανόηση της πρότασης αυτής, για παράδειγμα, ο αναγνώστης συγκρατεί το πρώτο μέρος της στη λειτουργική μνήμη ενώ διαβάζει το δεύτερο.

φανερώνουν την αξία των ERP. Για τους σχιζοφρενείς παρατηρήθηκε στατιστικά σημαντική μείωση των ελαχίστων του αρχικού τμήματος της κυματομορφής ERP, σε σχέση με τους υγιείς, τόσο κατά την αναγνώριση λέξεων (Kayser et al, 1999) όσο και κατά εργασίες οπτικής διάκρισης (Matsuoka et al, 1996· Bruder et al, 1998). Η διαφοροποίηση τους από τους υγιείς στο P300¹¹ του προκλητού δυναμικού, κατά την διαδικασία της ακοής, έχει τεκμηριωθεί για:

- ◆ σχιζοφρενείς υπό φαρμακευτική αγωγή (Faux et al, 1990)
- ◆ σχιζοφρενείς οι οποίοι έχουν διακόψει την φαρμακευτική αγωγή (Faux et al, 1993· Ford et al, 1994)
- ◆ σχιζοφρενείς στο πρώτο επεισόδιο της νόσου¹² (Salisbury et al, 1998)
- ◆ σχιζοφρενείς που δεν έχουν λάβει ποτέ φαρμακευτική αγωγή (Hirayasu et al, 1998)

Ανάλογες διαφοροποιήσεις σε σχέση με τους υγιείς έχουν παρατηρηθεί και για άλλες ομάδες ασθενών. Η σύγκριση των ERP υγιών και καταθλιπτικών έδειξε ενδιαφέρουσες διαφορές – κυρίως μείωση του μεγέθους του P300 στους ασθενείς – οι οποίες αιτιολογούν την περαιτέρω μελέτη του ERP της εν λόγω κατηγορίας ψυχασθενών (Blackwood et al, 1987· Bruder et al, 2002). Παρόμοιες παρατηρήσεις έγιναν και για τα προκλητά δυναμικά των αλκοολικών (Pfefferbaum, Ford, White, & Mathalon, 1991) ενώ διαφοροποίηση παρατηρήθηκε και σε τμήματα του προκλητού δυναμικού υγιών και πασχόντων από ADHD¹³ παιδιών και συγκεκριμένα στο N200¹¹ (Pliszka et al, 2000). Τέλος πραγματοποιήθηκαν έρευνες και στο ERP της κατηγορίας των ψυχαναγκαστικών¹⁴ και αναγνωρίστηκαν διαφοροποιήσεις σε σχέση με τους υγιείς (Towey et al, 1993).

¹¹ Τα τμήματα του ERP και η σημασία τους παρουσιάζονται αναλυτικά στο 3.4.

¹² FES: First Episode Schizophrenics.

¹³ Attention Deficit Hyperactivity Disorder.

¹⁴ OCD: Obsessive Compulsive Disorder.

1.4 Η Εντροπία κατά προσέγγιση (ApEn) στη μελέτη χρονοσειρών

Το 1991 ο Steve Pincus πρότεινε ένα νέο δυναμικό μέτρο για τη μελέτη μη-γραμμικών χρονοσειρών (Pincus, 1991), το οποίο ονόμασε *ApEn* (Approximate Entropy). Ανήκει στην «οικογένεια» των μέτρων μη γραμμικής δυναμικής ανάλυσης¹⁵, τα οποία χρησιμοποιούνται επιτυχώς στην προσπάθεια κατανόησης σύνθετων βιολογικών συστημάτων (Mäkikallio, 2000· Richman et al, 2000). Το *ApEn* ποσοτικοποιεί την ομαλότητα ή προβλεψιμότητα μίας χρονοσειράς και έχει αναπτυχθεί κυρίως για την κατηγοριοποίηση πολύπλοκων συστημάτων τα οποία περιέχουν τόσο ντετερμινιστικές χαοτικές¹⁶, όσο και στοχαστικές¹⁷ διαδικασίες (Pincus 1991· Pincus & Huang, 1992· Pincus et al, 1994).

Το *ApEn* εφαρμόστηκε κυρίως στην ανάλυση της πολυπλοκότητας χρονοσειρών (ηλεκτρο) καρδιογραφημάτων και έδωσε ιδιαίτερα ενθαρρυντικά αποτελέσματα. Αναγνωρίστηκε μειωμένη πολυπλοκότητα στη δυναμική του καρδιακού ρυθμού τόσο για άρρωστα νεογνά όσο και για άτομα που παρουσίασαν μετεγχειρητικές επιπλοκές (Pincus & Viscarello, 1992· Fleisher et al, 1993). Αποδείχθηκε ότι η τιμή του έχει προγνωστική αξία, όσον αφορά τον καρδιακό θάνατο ατόμων που πάσχουν από χρόνια αιμοδιάλυση και CAD¹⁸ (Fukuta et al, 2003).

Η εφαρμογή του σε καρδιογραφήματα διαφόρων ηλικιακών ομάδων φανέρωσε ότι η ηλικία συσχετίζεται με την πολυπλοκότητα της καρδιαγγειακής δυναμικής: υγιείς καρδιακά ηλικιωμένοι παρουσίασαν σαφώς μειωμένη πολυπλοκότητα σε σχέση με υγιείς νέους (Lipsitz, 1995). Επίσης η τιμή του

¹⁵ Στην ίδια κατηγορία ανήκουν: detrended fluctuation analysis, power-law relationship analysis, two dimensional vector analysis, Kolmogorov entropy K, fractal dimension, spectral analysis.

¹⁶ Πρόκειται για τη δημιουργία τυχαίας, μη προβλέψιμης συμπεριφοράς από έναν απλό αλλά μη γραμμικό «κανόνα». Ο «κανόνας» δεν εμπεριέχει τυχαιότητα, θόρυβο, ή πιθανότητες· όμως η κατ'επανάληψη εφαρμογή του κάνει τη συμπεριφορά ιδιαίτερα πολύπλοκη, μακροπρόθεσμα. Κατά αυτή την έννοια η μη προβλεψιμότητα επέρχεται σταδιακά με την πάροδο του χρόνου.

¹⁷ Μια διαδικασία η οποία αλλάζει σε κάθε βήμα (συνήθως χρονικό) και η αλλαγή καθορίζεται από πιθανότητες. Ουσιαστικά πρόκειται για μία τυχαία συνάρτηση.

¹⁸ Coronary Artery Disease.

συσχετίστηκε με την έφεση σε καρδιαγγειακές παθήσεις. (Lipsitz, 1995, Signiorini et al, 2003).

Το *ApEn* χρησιμοποιήθηκε και για την αναγνώριση διαφορών στον καρδιακό ρυθμό των καταστάσεων ύπνου και ξύπνιου. Μάλιστα, αποδείχθηκε ότι η τιμή του, για τη χρονοσειρά του καρδιογραφήματος ενός ατόμου στην κατάσταση του ύπνου, είναι σημαντικά μικρότερη από την τιμή του για το καρδιογράφημα, όταν το άτομο είναι σε εγρήγορση (Yeragani et al, 1998). Το εύρημα αυτό συμφωνεί με την υπόθεση ότι στην κατάσταση του ύπνου η λειτουργία της καρδιάς συνεχίζεται με μειωμένη πολυπλοκότητα, ενώ σε κατάσταση εγρήγορσης η λειτουργία της είναι περισσότερο χαοτική. Αντίστοιχα αποτελέσματα παρουσιάζουν έρευνες οι οποίες ασχολούνται με τις διαφοροποιήσεις του *ApEn* στις καταστάσεις εγρήγορσης/νάρκωσης (Toweill et al, 2003)

Η Εντροπία κατά προσέγγιση έχει αρχίσει, τα τελευταία χρόνια, να χρησιμοποιείται και για την μελέτη χρονοσειρών εγκεφαλογραφημάτων (EEG) και εγκεφαλικών προκλητών δυναμικών (ERP):

- ☒ Επιβεβαίωσε την υπόθεση ότι η συγκέντρωση αναισθητικού στο αίμα είναι αντιστρόφως ανάλογη με την πολυπλοκότητα του εγκεφαλογραφήματος (Bruhn et al, 2000) ενώ πραγματοποιήθηκαν συγκρίσεις για διαφορετικά αναισθητικά (Naguib et al, 2003).
- ☒ Απέδειξε ότι είναι κατάλληλη μέθοδος ανάλυσης για την ποσοτικοποίηση των εγκεφαλογραφικών αλλαγών οι οποίες προκύπτουν με την έκθεση ενός ατόμου σε κρύο και ζέστη, διαδοχικά (Levy et al, 2003).
- ☒ Η εφαρμογή του σε χρονοσειρές των ERP επέδειξε αρνητική συσχέτιση με τον δείκτη ευφυΐας: δηλαδή τα περισσότερο ευφυή άτομα παρουσίαζαν μεγαλύτερη «οργάνωση» στις χρονοσειρές των εγκεφαλικών προκλητών δυναμικών τους – μικρές τιμές *ApEn*, ενώ οι λιγότερο ευφείς είχαν περισσότερο ακανόνιστες χρονοσειρές – μεγάλες τιμές *ApEn* (Jausovec N, 2000).
- ☒ Συγκρίθηκε με άλλες μεθόδους μελέτης χρονοσειρών και αναλύθηκαν τα πλεονεκτήματα και μειονεκτήματα της χρήσης του (Gonzalez Andino et al, 2000).

Επίσης χρησιμοποιήθηκε στη μελέτη πολλών ακόμη χρονοσειρών ιατρικών δεδομένων:

- ☑ Βρήκε εφαρμογή την ανάλυση της πολυπλοκότητας της καμπύλης θερμοκρασίας (η καμπύλη αυτή προκύπτει από τις ανά τακτά χρονικά διαστήματα μετρήσεις της θερμοκρασίας ενός ατόμου). Φανέρωσε ότι η πολυπλοκότητα της καμπύλης μειώνεται με την αύξηση της ηλικίας του ατόμου (Varela et al, 2003).
- ☑ Μέσω της ανάλυσης της πολυπλοκότητας για την χρονοσειράς COP¹⁹ επιβεβαίωσε την πεποίθηση ότι η ανάπτυξη του ελέγχου, από τα βρέφη, της όρθιας στάσης είναι μία δυναμική διαδικασία (Harbourne et al, 2003).
- ☑ Συσχέτισε τις εκκρίσεις λεπτίνης από τον οργανισμό με την ποσότητα λίπους, ινσουλίνης κα σε αυτόν (Koutkia et al, 2003).
- ☑ Τα αποτελέσματα της εφαρμογής του στην χρονοσειρά της αναπνευστικής κίνησης κατά διαφορετικά στάδια του ύπνου, έδειξαν ότι είναι ένας κατάλληλος δείκτης για την αποτίμηση της μη-γραμμικής δυναμικής της (Burioka et al, 2002· Burioka et al, 2003). Επίσης άτομα με διαταραχή πανικού (panic disorder) είχαν μεγαλύτερες τιμές *ApEn* στη χρονοσειρά αυτή, δηλαδή μεγαλύτερη αταξία (Yeragani et al, 2002).
- ☑ Έδειξε ότι είναι ένα ικανό μέτρο ελέγχου της «ομαλότητας» της χρονοσειράς IPC²⁰ (Beaumont et al, 2002).
- ☑ Αποδείχθηκε ικανό να χρησιμοποιηθεί για την πρόβλεψη της χρονοσειράς DFT²¹ (Hamzei et al, 2002).
- ☑ Χρησιμοποιήθηκε για ενδοκρινολογικές μελέτες, όπως στην εξέταση της ομαλότητας της έκκρισης ορμονών (Pincus & Mincus, 1998· Pincus, 2000).

Το *ApEn* δεν αποδείχθηκε σημαντικό εργαλείο μόνο στη μελέτη ιατρικών δεδομένων. Ιδιαίτερα ενδιαφέρουσα ήταν η εφαρμογή του στη βελτίωση ανιχνευτών κίνησης. Συνήθως η ανίχνευση πραγματοποιείται είτε με χρονική διαφορική ανάλυση, είτε με τον υπολογισμό διαφορών από μία εικόνα αναφοράς στο φόντο. Η χρήση του *ApEn* αποσκοπούσε στη βελτίωση της

¹⁹ Center Of Pressure

²⁰ IntraCranial Pressure.

²¹ Deffibrillation Threshold.

ανίχνευσης κίνησης (Motion Detection) για τις περιπτώσεις κατά τις οποίες υπάρχει προσωρινή «ακαταστασία» (temporal clutter) στο φόντο· πέτυχε τον διαχωρισμό στατικού φόντου, σημαντικών γεγονότων κίνησης και προσωρινών ασήμαντων γεγονότων κίνησης – «ακαταστασίας» (Ngan, 1997).

Μία διανυσματική εκδοχή του *ApEn* προτάθηκε για την ποσοτικοποίηση της «τυχειότητας» πολυδιάστατων πινάκων. Κύριος στόχος ήταν ο σαφής καθορισμός της έννοιας της τυχαίας επανατοποθέτησης στοιχείων²² (Singer et al, 1998) και της παραγωγής τυχαίων αριθμών²³ (Pincus et al, 1996), σε πιθανοτική βάση.

Τέλος έχουν προταθεί διάφορες τροποποιήσεις του όπως το στατιστικό με το όνομα *SampEn*²⁴ (Richman et al, 2000). οι οποίες χρήζουν περαιτέρω μελέτης.

1.5 Νευρωνικά Δίκτυα και EEG/ERP

Τόσο η γενική λογική των νευρωνικών δικτύων όσο και οι λεπτομέρειες οι οποίες τα αφορούν παρουσιάζονται αναλυτικά στο Κεφάλαιο 7. Σε αυτό το τμήμα της παρουσίασης θα αναφερθούν οι επιτυχείς εφαρμογές των νευρωνικών δικτύων σε διάφορες συναφείς – με την παρούσα – μελέτες ώστε να αιτιολογηθεί η επιλογή τους.

Τα τελευταία χρόνια, το τμήμα πληροφορικής του Πανεπιστημίου του Κολοράντο (Computer Science department of Colorado State University) ερευνά τη δυνατότητα χρήσης των EEG ως εναλλακτική μορφή επικοινωνίας ανθρώπου – μηχανής, αποσκοπώντας (κυρίως) στην εξυπηρέτηση ατόμων με κινητικές αναπηρίες. Η τεχνολογία αυτή είναι πλέον γνωστή ως Διεπαφή Εγκεφάλου – Υπολογιστή (Brain – Computer Interface ή BCI). Η έρευνα αυτή επικεντρώνεται στην αναζήτηση περιοχών των σημάτων οι οποίες είναι ικανές να συσχετιστούν ικανοποιητικά με ορισμένες νοητικές λειτουργίες, καθώς και

²² Randomization.

²³ Random number generation.

²⁴ Sample Entropy.

στην ταξινόμηση αυτών με χρήση νευρωνικών δικτύων (Anderson, 1997· Anderson et al, 2001).

Επίσης, όπως προαναφέρθηκε, η Ακαδημία της Φινλανδίας χρησιμοποιεί νευρωνικά δίκτυα σε έρευνα η οποία ασχολείται με την αναγνώριση επιληπτικών κρίσεων σε σήματα EEG (Pietilä et al, 1994).

1.6 Οι Ηλεκτρονικοί Υπολογιστές στην υπηρεσία της έρευνας

Με την μεγάλη τεχνολογική επανάσταση των τελευταίων δεκαετιών, οι κλινικοί έχουν την δυνατότητα να παρατηρούν τον ζώντα εγκέφαλο. Η ψυχοφυσιολογία παρέχει πλέον τεχνικές που επιτρέπουν την συνεπή μελέτη θεμελιακών πτυχών των εγκεφαλικών λειτουργιών που έμεναν απρόσιτες με την χρήση των παραδοσιακών νευροψυχολογικών τεχνικών. Οι συγκεκριμένες τεχνικές αφορούν την καταγραφή των Εγκεφαλικών Προκλητών Δυναμικών (ΕΠΔ) που απεικονίζουν με εξαιρετική χρονική συνέπεια (σε κλίμακα χιλιοστού του δευτερολέπτου) ανώτερες εγκεφαλικές λειτουργίες, όπως προσοχή, επικέντρωση προσοχής, λειτουργική μνήμη, αντίδραση προσανατολισμού, αλλά και τις εμπλεκόμενες υποκείμενες εγκεφαλικές δομές με την εφαρμογή σύγχρονων αλγορίθμων, όπως η τεχνική LORETA (Low Resolution Tomography).

Η ενσωμάτωση υπολογιστικών τεχνικών κατά την εφαρμογή ψυχοφυσιολογικών δοκιμασιών υπόσχεται βάσιμα να συμβάλλει στο κρίσιμο ζήτημα της συνεπούς διαγνωστικής οριοθέτησης και θεραπευτικής αποτίμησης των ψυχιατρικών διαταραχών ένα θέμα που εγείρεται τελευταία ολοένα και συχνότερα από την επιστημονική κοινότητα.

Συνήθως, οι τεχνικές αυτές διαχειρίζονται ένα γιγαντιαίο πλήθος πληροφοριών και προϋποθέτουν την πραγματοποίηση ενός τεραστίου αριθμού υπολογισμών. Σε αυτόν τον τομέα η προσφορά των Η/Υ είναι ανεκτίμητη καθώς η ύπαρξή τους καθιστά εφικτή την αποπεράτωση απαιτητικών ερευνητικών προγραμμάτων. Ως επί το πλείστον, οι ερευνητές, απελευθερωμένοι από το βάρος των μακροσκελών υπολογισμών, είναι σε θέση να αφιερώσουν περισσότερο χρόνο στον πυρήνα του αντικειμένου της

μελέτης τους. Μέσω της χρήσης των υπολογιστών είναι δυνατό να δημιουργηθούν ισχυροί αλγόριθμοι οι οποίοι θα μπορέσουν να αναλύσουν τα σήματα EEG και ERP.

Στην παρούσα έρευνα, οι ηλεκτρονικοί υπολογιστές χρησιμοποιήθηκαν αφειδώς και κατέστησαν δυνατή την ταχεία και πολύπλευρη εξέταση των αντικειμένων της. Τα στατιστικά πακέτα SPSS και S-PLUS 2000 αποδείχτηκαν πολύτιμα εργαλεία στην εκπόνηση των στατιστικών συμπερασμάτων ενώ η τεχνική γλώσσα προγραμματισμού MATLAB χρησιμοποιήθηκε ποικιλοτρόπως. Όλα τα νευρωνικά δίκτυα, τα οποία θα παρουσιαστούν στην συνέχεια, δημιουργήθηκαν στο προγραμματιστικό περιβάλλον του MATLAB, ενώ οι κώδικες από τους οποίους προέκυψαν παρουσιάζονται στα παραρτήματα. Τέλος δημιουργήθηκαν ποικίλα διαγράμματα και πίνακες στο πλαίσιο της προσπάθειας για πληρέστερη παρουσίαση των χρησιμοποιούμενων αλγορίθμων και δομών δεδομένων.

1.7 Οι στόχοι της παρούσας ανάπτυξης

Στο παρών μέρος θα αναφερθούν εν συντομία τα αντικείμενα της έρευνας. Αναλυτική παρουσίαση τόσο των στόχων και δεδομένων της ανάπτυξης, όσο και απαραίτητων εννοιών υπάρχει στα επόμενα κεφάλαια.

Κύριος στόχος της μελέτης είναι η επιτυχής κατηγοριοποίηση χρονοσειρών. Οι διαθέσιμες χρονοσειρές είναι οι εκείνες των ERP, οι οποίες είναι ηλεκτρικές μετρήσεις εγκεφαλικού προκλητού δυναμικού ως προς το χρόνο. Έχουν γίνει μετρήσεις των ERP για διάφορες ομάδες πνευματικά ασθενών και μιας ομάδας υγιών και με βάση αυτές θα αποπειραθεί η δημιουργία ενός μοντέλου κατάταξης μιας «άγνωστης» χρονοσειράς σε μία από τις υπάρχουσες ομάδες (υγιείς, σχιζοφρενείς, ψυχαναγκαστικοί).

Το πρόβλημα, με το οποίο ασχολείται η παρούσα διατριβή, είναι ουσιαστικά ένα πρόβλημα Αναγνώρισης Προτύπων (Pattern Recognition). Ως «Αναγνώριση Προτύπων» ορίζεται η διαδικασία με την οποία ένα πρότυπο ή

σήμα κατατάσσεται σε μία από συγκεκριμένο σύνολο κατηγοριών. Συγκεκριμένα η μελέτη αποσκοπεί στην επίτευξη των παρακάτω:

- I. Με τη χρήση στατιστικής και των στατιστικών πακέτων SPSS και LISREL θα εξετάσουμε διαφορές και ομοιότητες στη λειτουργία των εγκεφάλων, κάθε ομάδας ασθενών σε σχέση με τους υγιείς. Τα συμπεράσματα θα χρησιμοποιηθούν για την αρτιότερη υλοποίηση των επόμενων σταδίων της μελέτης.
- II. Θα δημιουργηθεί στατιστικός ταξινομητής ο οποίος θα λειτουργήσει με δύο διαφορετικές ομάδες δεδομένων αποσκοπώντας στην ορθή κατάταξη κάθε εξεταζόμενου ατόμου σε μια κατηγορία. Η πρώτη κατηγορία δεδομένων θα είναι οι κορυφές επτά – σημαντικών ψυχιατρικά – διαστημάτων της χρονοσειράς του ERP και η δεύτερη οι τιμές του ApEn (Approximate Entropy) για κάθε ένα από τα διαστήματα αυτά.
- III. Θα παρουσιαστεί μοντέλο νευρωνικού δικτύου το οποίο, όταν θα τροφοδοτείται με την ηλεκτρική δραστηριότητα ενός εγκεφάλου μέχρι κάποια χρονική στιγμή, θα έχει την δυνατότητα να προβλέπει την δραστηριότητα του από εκείνο το σημείο και έπειτα. Η ικανότητά του αυτή θα χρησιμοποιηθεί για την κατάταξη κάθε εξεταζόμενου σε μια κατηγορία (Controls/FES/OCD).

1.8 Εφαρμογή των αποτελεσμάτων την μελέτης

Είναι προφανές ότι η πολυτιμότητα των εξαγομένων συμπερασμάτων θα είναι μεγάλη. Στην προτεινόμενη μεθοδολογία είναι δυνατόν να βασιστεί η δημιουργία ενός εργαλείου διάγνωσης πνευματικών διαταραχών. Κάτι τέτοιο θα βοηθήσει τους ψυχιάτρους να αυξήσουν τόσο την ευαισθησία²⁵ όσο και την

²⁵ Ευαισθησία (sensitivity) είναι η πιθανότητα να διαγνωσθεί θετικά η δοκιμασία κάποιου που πάσχει από την ασθένεια.

ειδικότητα²⁶ των δοκιμασιών τους, ειδικά δε την πρώτη καθώς μερικοί πνευματικά ασθενείς είναι ικανοί να αποκρύπτουν το πρόβλημά τους.

Ιδανικά, η μελέτη θα συντελέσει στην περαιτέρω κατανόηση των λειτουργιών του εγκεφάλου. Οι τιμές του ΑρΕη ίσως αποκαλύψουν διαφοροποιήσεις στις εξεταζόμενες ομάδες, οι οποίες να μπορούν να ερμηνευτούν ψυχιατρικά. Συμπεράσματα, ως προς την λειτουργία του εγκεφάλου είναι πιθανό να προκύψουν και από τα νευρωνικά δίκτυα τα οποία θα μπορέσουν να προβλέψουν ένα μέρος μιας κυματομορφής ERP και να την ταξινομήσουν σωστά στην κατηγορία στην οποία ανήκει.

²⁶ Ειδικότητα (specificity) είναι η πιθανότητα να διαγνωσθεί αρνητικά η δοκιμασία κάποιου που δεν πάσχει από την ασθένεια.

2 Ψυχιατρικές Ασθένειες

2.1 Γενικά

Όπως αναφέρθηκε στην εισαγωγή, σκοπός της μελέτης είναι η ανακάλυψη προτύπων τα οποία θα γίνουν αρωγοί της Ψυχιατρικής Επιστήμης, τόσο στη διάγνωση, όσο και στη θεραπεία ψυχικών ασθενειών. Σε πρώτη φάση κρίνεται απαραίτητη η περιγραφή των ψυχικών διαταραχών τις οποίες θα μελετήσουμε στη συνέχεια, σε σχέση – κυρίως – με τους υγιείς. Οι ομάδες ασθενών που θα μας απασχολήσουν – κατά κύριο λόγο – είναι δύο: σχιζοφρενείς και ψυχαναγκαστικοί. Παράλληλα περιγράφονται και άλλες διαταραχές, όπως η τοξικομανία, ο αλκοολισμός και η κατάθλιψη, για τις οποίες μπορεί να εφαρμοστεί η ίδια μεθοδολογία.

2.2 Σχιζοφρενείς

Οι σχιζοφρενικές διαταραχές χαρακτηρίζονται, σε γενικές γραμμές, από στοιχειώδεις και χαρακτηριστικές διαταραχές στη σκέψη και την αντίληψη, όπως επίσης και από άμβλυνση των αισθήσεων. Η γενική επίγνωση και η πνευματική ικανότητα συνήθως παραμένουν, αν και ορισμένες νοητικές υστερήσεις συχνά εμφανίζονται εν καιρώ. Η διαταραχή αφορά τις πλέον βασικές λειτουργίες, οι οποίες δίνουν σε ένα υγιές άτομο την αίσθηση της ιδιοσυστασίας και της μοναδικότητας. Ο σχιζοφρενής νιώθει ότι οι πλέον προσωπικές σκέψεις και πράξεις του, καθώς και τα περισσότερα απόκρυφα συναισθήματα του, είναι γνωστά σε τρίτους. Αυτή η αίσθηση οδηγεί στη δημιουργία παραισθήσεων οι οποίες προσπαθούν να αιτιολογήσουν τον παραπάνω παραλογισμό. Ο ασθενής μπορεί να βλέπει τον εαυτό του σαν το επίκεντρο όλων των γεγονότων. Οι παραισθήσεις, ιδιαίτερα οι ακουστικές, είναι συχνές και μπορεί να επηρεάσουν τη συμπεριφορά ή τις σκέψεις του

ατόμου. Η αντίληψη συχνά διαταράσσεται με άλλους τρόπους: χρώματα ή ήχοι πιθανώς να φαίνονται υπέρμετρα έντονοι ή αλλοιωμένοι και άσχετα χαρακτηριστικά συνηθισμένων αντικειμένων ή καταστάσεων μπορεί να θεωρούνται περισσότερο σημαντικά από το ίδιο το αντικείμενο ή την κατάσταση. Η αμηχανία είναι επίσης συνηθισμένη και συχνά οδηγεί στην αντίληψη ότι οι καθημερινές καταστάσεις κατέχουν ένα ειδικό, συνήθως κυνικό, νόημα το οποίο προορίζεται αποκλειστικά για τον/την σχιζοφρενή. Στην σχιζοφρενική διαταραχή της σκέψης, επουσιώδεις και άσχετες ιδιότητες μιας γενικής έννοιας, οι οποίες αναστέλλονται στους υγιείς, έρχονται στο προσκήνιο και χρησιμοποιούνται στη θέση εκείνων που είναι σχετικές και κατάλληλες για την περίσταση. Έτσι η σκέψη γίνεται ασαφής, αόριστη, ελλιπής και «σκοτεινή» και η έκφρασή της σε λόγο είναι, μερικές φορές, ακατανόητη. Οι διακοπές και οι παρεμβολές στον ειρμό των σκέψεων είναι συχνές και οι σκέψεις ίσως φαίνονται απόμακρες εξαιτίας κάποιου εξωτερικού παράγοντα. Η διάθεση των σχιζοφρενών είναι ευμετάβλητη, ιδιότροπη και παράταιρη. Η αμφιθυμία και η διαταραχή της άσκησης της ελεύθερης βούλησης μπορεί να φανεί σαν αδράνεια, αρνητισμός ή λήθαργος.

Η έναρξη της ασθένειας μπορεί να είναι οξεία, με σοβαρές διαταραχές στην συμπεριφορά, ή ύπουλη με την σταδιακή ανάπτυξη παράξενων ιδεών και ιδιόρρυθμης συμπεριφοράς. Η πορεία της διαταραχής παρουσιάζει μεγάλες αποκλίσεις και σε καμιά περίπτωση δεν είναι οπωσδήποτε χρόνια ή διαρκώς επιδεινούμενη. Σε πολλές περιπτώσεις το αποτέλεσμα είναι πλήρης, ή σχεδόν πλήρης, ανάρρωση. Άνδρες και γυναίκες φαίνεται να προσβάλλονται εξίσου από την ασθένεια αλλά η έναρξή της παρατηρείται αργότερα στις γυναίκες (16-20 ετών στους άνδρες, 20-30 ετών στις γυναίκες). Ένας στους 100 ανθρώπους παγκοσμίως πάσχει από σχιζοφρένεια.

2.3 Ψυχαναγκαστικοί

Το ουσιώδες στοιχείο της διαταραχής αυτής είναι οι επαναλαμβανόμενες ψυχαναγκαστικές σκέψεις ή οι «αναγκαστικές» πράξεις. Οι ψυχαναγκαστικές σκέψεις είναι ιδέες, εικόνες ή παρορμήσεις οι οποίες, σε μια στερεότυπη

μορφή, ταλανίζουν επαναλαμβανόμενα το μυαλό του ασθενή. Οι ιδέες είναι σταθερά βασανιστικές – επειδή είναι βίαιης ή άσεμνης φύσης – και ο πάσχων συχνά δοκιμάζει, αποτυχημένα, να τους αντισταθεί. Όμως, αναγνωρίζονται σαν σκέψεις του ίδιου του ατόμου, αν και είναι ακούσιες και συχνά αποκρουστικές. Οι «αναγκαστικές» πράξεις ή «τελετουργίες» είναι στερεότυπες συμπεριφορές οι οποίες επαναλαμβάνονται ξανά και ξανά. Δεν είναι έμφυτα ευχάριστες, ούτε καταλήγουν στην ολοκλήρωση έμφυτα χρήσιμων καθηκόντων. Ο ασθενής συχνά τις βλέπει σαν μέσο αποτροπής ενός αντικειμενικά απίθανου γεγονότος, το οποίο συνήθως προκαλεί κακό στον (ή από τον) ασθενή. Πολλές φορές η συμπεριφορά αυτή αναγνωρίζεται από τον ασθενή σαν άσκοπη ή ατελέσφορη και εκείνος/η καταβάλλει συνεχείς προσπάθειες για να της αντισταθεί. Σε χρόνιες περιπτώσεις η αντίσταση μπορεί να είναι μηδαμινή.

Οι ψυχαναγκαστικές σκέψεις μπορεί να λάβουν τη μορφή ιδεών, νοερών εικόνων ή παρορμήσεων για δράση. Διαφέρουν σημαντικά από ασθενή σε ασθενή αλλά πάντα είναι ιδιαίτερα βασανιστικές. Μια γυναίκα μπορεί να βασανίζεται, για παράδειγμα, από τον φόβο ότι μελλοντικά ίσως να είναι ανίκανη να αντισταθεί στην παρόρμηση να σκοτώσει το παιδί το οποίο αγαπάει ή από τη χυδαία ή ανήθικη ποιότητα μιας επαναλαμβανόμενης νοητικής εικόνας. Μερικές φορές οι ιδέες είναι απλά άσκοπες και αφορούν μια ατέρμονη και εν μέρει φιλοσοφική εξέταση των εναλλακτικών περιπτώσεων ενός τρόπου δράσης. Αυτή η συνεχής και άκαρπη εξέταση είναι σημαντικό στοιχείο πολλών άλλων ψυχαναγκαστικών «τελετουργιών» και συχνά σχετίζεται με την ανικανότητα των ασθενών να λάβουν απλές αποφάσεις στην καθημερινή τους ζωή.

Όσον αφορά τις «αναγκαστικές» πράξεις (ή ψυχαναγκαστικές «τελετουργίες»), η πλειοψηφία τους αφορά τον καθαρισμό (ειδικά των χεριών), τον συνεχή έλεγχο για την επιβεβαίωση ότι μια ενδεχόμενη επικίνδυνη κατάσταση δεν αναπτύχθηκε και την υπερβολική ευταξία. Κάτω από αυτή την συμπεριφορά κρύβεται ο φόβος για έναν κίνδυνο του οποίου ο ασθενής είναι είτε ο δημιουργός είτε ο αποδέκτης και η «τελετουργική» πράξη αποσκοπεί στο να αποτρέψει αυτόν τον κίνδυνο. Οι πράξεις αυτές μπορεί να καταλαμβάνουν πολλές ώρες από την ημέρα του ψυχαναγκαστικού.

Είναι ενδιαφέρον το γεγονός ότι, υπάρχει στενή σχέση μεταξύ των ψυχαναγκαστικών συμπτωμάτων, ιδιαίτερα των ψυχαναγκαστικών σκέψεων, και της κατάθλιψης. Άτομα με ψυχαναγκαστική διαταραχή, συχνά έχουν συμπτώματα κατάθλιψης και ασθενείς οι οποίοι υποφέρουν από καταθλιπτική διαταραχή μπορεί να αναπτύξουν ψυχαναγκαστικές σκέψεις. Σε κάθε περίπτωση αύξηση ή μείωση της σοβαρότητας των καταθλιπτικών συμπτωμάτων σε γενικές γραμμές συνοδεύεται από παράλληλη αλλαγή στην σοβαρότητα των ψυχαναγκαστικών συμπτωμάτων.

Η ψυχαναγκαστική διαταραχή είναι εξίσου συνηθισμένη σε άνδρες και γυναίκες – όπως και οι ψυχαναγκαστικές «τελετουργίες» – και η έναρξη της ασθένειας παρατηρείται συνήθως στην εφηβική ηλικία ή κατά τα πρώτα χρόνια της ενηλικίωσης. Η διάρκεια της ασθένειας κυμαίνεται και είναι πιθανότερο να είναι χρόνια, όταν απουσιάζουν σοβαρά σύνδρομα κατάθλιψης.

2.4 Τοξικομανείς - Αλκοολικοί

Οι τοξικομανείς και οι αλκοολικοί διακατέχονται από ένα σύνολο φαινομένων φυσιολογίας, συμπεριφοράς και νόησης στα οποία η χρήση της ουσίας λαμβάνει πολύ μεγαλύτερη προτεραιότητα για το άτομο απ'ότι άλλες συμπεριφορές οι οποίες παλιότερα είχαν μεγαλύτερη αξία. Το κεντρικό περιγραφικό χαρακτηριστικό του συνδρόμου εξάρτησης είναι η επιθυμία (συχνά δυνατή, μερικές φορές ακαταμάχητη) να λάβει ο ασθενής την ουσία. Επίσης η επιστροφή στην χρήση, μετά από μια περίοδο αποχής, οδηγεί στην ταχύτερη εμφάνιση των χαρακτηριστικών του συνδρόμου, απ'ότι συμβαίνει σε νέους χρήστες.

Οι χρήστες ναρκωτικών ουσιών ή αλκοόλ παρουσιάζουν μια φυσιολογική²⁷ κατάσταση στέρησης όταν η χρήση της ουσίας έχει σταματήσει ή μειωθεί. Τότε νιώθουν την ανάγκη να κάνουν χρήση της ίδιας ή παρόμοιας, ουσίας αποσκοπώντας στην ανακούφιση ή στην αποφυγή των συμπτωμάτων

²⁷ Της φυσιολογίας.

στέρησης. Σταδιακά παρουσιάζουν ανοχή στην ουσία οπότε και λαμβάνουν όλο και μεγαλύτερες δόσεις για να επιτύχουν την επιθυμητή επίδραση. Είναι χαρακτηριστικό ότι οι χρήστες κοκαΐνης (και άλλων «σκληρών» ναρκωτικών) ή αλκοόλ λαμβάνουν συχνά δόσεις ικανές να σκοτώσουν ή να ρίξουν σε κώμα άτομα τα οποία δεν είναι χρήστες και δεν έχουν ανοχή στην ουσία. Τέλος τα άτομα της κατηγορίας αυτής παρουσιάζουν μια σταδιακή παραμέληση εναλλακτικών απολαύσεων ή ενδιαφερόντων εξαιτίας της χρήσης της ουσίας, όπως και αύξηση του απαιτούμενου χρόνου για την απόκτηση ή χρήση ή επαναφορά από την επίδραση της.

2.5 Καταθλιπτικοί

Σε αυτή την κατηγορία ανήκουν οι ασθενείς οι οποίοι έχουν υποστεί καταθλιπτικό επεισόδιο. Στα τυπικά καταθλιπτικά επεισόδια κάθε κατηγορίας (ελαφρύ, μεσαίο και ισχυρό), το άτομο συνήθως υποφέρει από κατάθλιψη, απώλεια ενδιαφέροντος και απόλαυσης, όπως επίσης και από μείωση της ενέργειάς του η οποία οδηγεί σε συνεχή κόπωση και μείωση της δραστηριότητάς του. Άλλα συνηθισμένα συμπτώματα περιλαμβάνουν:

- ◆ Μειωμένη συγκέντρωση και προσοχή.
- ◆ Μειωμένη αυτοεκτίμηση και αυτοπεποίθηση.
- ◆ Ιδέες ενοχής και ανικανότητας.
- ◆ Πesiμιστική αντιμετώπιση του μέλλοντος.
- ◆ Ιδέες ή πράξεις αυτοτραυματισμού ή αυτοκτονίας.
- ◆ Διαταραχές ύπνου.
- ◆ Μειωμένη όρεξη για φαγητό.

Η άσχημη διάθεση δεν παρουσιάζει μεγάλες διακυμάνσεις από μέρα σε μέρα και συχνά δεν παρουσιάζεται καμία ανταπόκριση σε εξωτερικές καταστάσεις, όμως είναι πιθανό να εμφανιστεί χαρακτηριστική μεταβολή στη διάρκεια της μέρας.

Σε μερικές περιπτώσεις το άγχος, η θλίψη και η κινητική ταραχή είναι περισσότερο εμφανείς από την κατάθλιψη και οι αλλαγές στη διάθεση πιθανό να καλύπτονται από επιπλέον χαρακτηριστικά όπως την οξυθυμία, την

υπερβολική κατανάλωση αλκοόλ, τη μελοδραματική συμπεριφορά και την παρόξυνση προϋπαρχόντων συμπτωμάτων έμμονων ιδεών ή φοβιών ή υποχονδρίας. Για κάθε έναν από τους τρεις τύπους καταθλιπτικών επεισοδίων χρειάζεται μια περίοδος τουλάχιστον δύο εβδομάδων κατά την οποία θα παρατηρηθούν τα παραπάνω, για να διαγνωσθεί κάποιος σαν καταθλιπτικός. Όμως αν τα συμπτώματα είναι ιδιαίτερα έντονα μπορεί να δικαιολογηθεί διάγνωση η οποία θα βασιστεί σε μικρότερη περίοδο παρατήρησης.

Μερικά από τα παραπάνω συμπτώματα πιθανό να αναπτύξουν ιδιαίτερα χαρακτηριστικά για τον ασθενή, αποκτώντας μεγάλη κλινική σημασία. Τα περισσότερα χαρακτηριστικά παραδείγματα αυτών των «σωματικών» συμπτωμάτων είναι:

- ◆ Απώλεια ενδιαφέροντος σε δραστηριότητες οι οποίες είναι, κανονικά, απολαυστικές.
- ◆ Έλλειψη συναισθηματικής αντίδρασης σε, υπό φυσιολογικές συνθήκες, ευχάριστα περιβάλλοντα ή γεγονότα.
- ◆ Πρωινή αφύπνιση 2 ή περισσότερες ώρες πριν την κανονική ώρα.
- ◆ Χειρότερη κατάθλιψη κατά τις πρωινές ώρες.
- ◆ Αντικειμενικά στοιχεία περί ψυχοκινητικής καθυστέρησης ή αναταραχής.
- ◆ Απώλεια βάρους η οποία οφείλεται στην μείωση της όρεξης.
- ◆ Απώλεια του λίμπιντο.

Η διαφοροποίηση σε ελαφρύ, μεσαίο και ισχυρό καταθλιπτικό επεισόδιο στηρίζεται σε μια περίπλοκη κλινική κρίση η οποία εξετάζει τον αριθμό, τον τύπο και τη σοβαρότητα των παρόντων συμπτωμάτων. Η έκταση της φυσιολογικής κοινωνικής και εργασιακής λειτουργίας είναι συχνά ένας χρήσιμος γενικός κανόνας του βαθμού σοβαρότητας του επεισοδίου, αλλά οι ατομικές, κοινωνικές και οι μορφωτικές διαφοροποιήσεις συχνά επηρεάζουν τη σχέση μεταξύ της έντασης των συμπτωμάτων και των κοινωνικών επιδόσεων. Το αποτέλεσμα είναι να καθίστανται οι τελευταίες ένα επισφαλές κριτήριο αναγνώρισης της σοβαρότητας του καταθλιπτικού επεισοδίου.

3 Ο Ανθρώπινος Εγκέφαλος

3.1 Γενικά

Ο ανθρώπινος εγκέφαλος αναμφισβήτητα αποτελεί την περισσότερο πολύπλοκη δομή στο γνωστό σύμπαν. Αν και οι επιστήμες οι οποίες ασχολούνται με τη μελέτη του αναπτύσσονται ραγδαία, οι ανακαλύψεις τους αποτελούν μια σταγόνα στον ωκεανό των πληροφοριών που τον αφορούν.

Μέχρι πριν μερικές δεκαετίες ήταν αδιανόητη η δημιουργία μηχανών οι οποίες θα προσομοίωναν – μέχρι έναν βαθμό – κάποιες από τις λειτουργίες του εγκεφάλου. Η επανάσταση των Τεχνητών Νευρωνικών Δικτύων (ΤΝΔ) ανέστρεψε την αντίληψη αυτή, καθώς δημιουργήθηκαν ηλεκτρονικοί προσομοιωτές πολύ απλών επιμέρους λειτουργιών του εγκεφάλου, οι οποίοι μπόρεσαν να συλλάβουν και να αναπαράγουν συσχετίσεις για τις οποίες δεν έχουμε μαθηματική περιγραφή. Αν και η πλήρης προσομοίωση όλων των εγκεφαλικών λειτουργιών φαντάζει εξωπραγματική, κανείς δεν μπορεί να πει με βεβαιότητα ότι δεν θα έρθει και αυτή η σημαδιακή, για το μέλλον της ανθρωπότητας, στιγμή.

Ένα μεγάλο μέρος της μελέτης αυτής, όπως προαναφέρθηκε, βασίζεται στην εφαρμογή των ΤΝΔ. Για την καλύτερη κατανόηση τους αλλά και για επιτακτικούς λόγους απλούστευσης, ο ανθρώπινος εγκέφαλος θα περιγραφεί από την σκοπιά της – σχετικά – νέας αυτής επιστήμης.

3.2 Εγκέφαλος: ένα σύνθετο νευρωνικό δίκτυο

Ο ανθρώπινος εγκέφαλος έχει αποτελέσει πηγή έμπνευσης για πολλούς ερευνητές των ΤΝΔ. Το νευρικό σύστημα είναι ένα ευρύ και περίπλοκο νευρωνικό δίκτυο. Ο εγκέφαλος αποτελεί το κεντρικό στοιχείο του νευρικού συστήματος. Είναι συνδεδεμένος με δέκτες (receptors) οι οποίοι του

μεταφέρουν αισθησιακές πληροφορίες, όπως επίσης και με υλοποιητές (effectors) στους οποίους παραδίδει εντολές δράσης. Ο εγκέφαλος αποτελείται από ένα δίκτυο περίπου 10^{11} νευρώνων τα οποία είναι διασυνδεδεμένα σε υποδίκτυα. Τα υποδίκτυα αυτά, τα οποία αποτελούνται από συμπλέγματα νευρώνων με καθορισμένες και συγκεκριμένες λειτουργίες, συνήθως διαιρούν και τροποποιούν τις πληροφορίες που δέχονται πριν τις στείλουν, με τη σειρά τους, σε άλλα υποδίκτυα. Η τελική μορφή των επεξεργασμένων σημάτων παραδίδεται στους υλοποιητές ώστε να τεθεί σε εφαρμογή μια πράξη.

Το αισθησιακό σύστημα και τα υποδίκτυά του στον εγκέφαλο κάνουν εξαίρετη δουλειά στην ανάλυση σύνθετων αισθησιακών πληροφοριών σε εκείνα τα στοιχειώδη συστατικά τους, τα οποία αποτελούν τα βασικά χαρακτηριστικά των αισθήσεων. Οι αναλύσεις αυτές είναι διαφορετικές για κάθε αίσθηση. Τα επιμέρους «συστατικά» κάθε πληροφορίας δεν ανακατασκευάζονται στην αρχική τους μορφή, αλλά αποστέλλονται σε άλλα υποδίκτυα για επιλεγμένες αξιολογήσεις και επί μέρους ανασυνθέσεις.

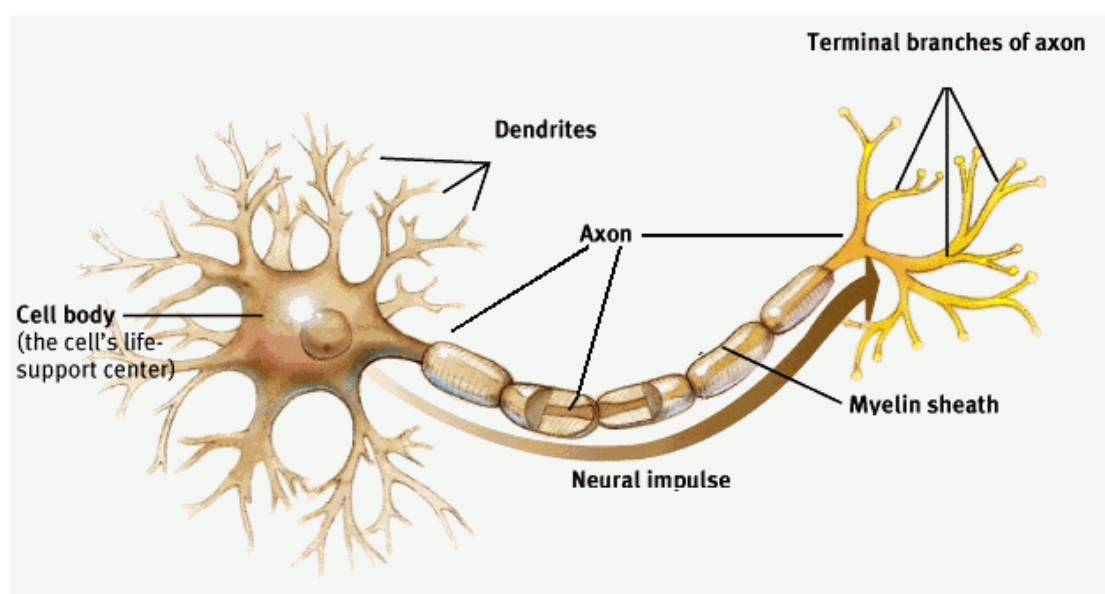
Ο εγκέφαλος και τα άλλα τμήματα του νευρικού συστήματος αποτελούνται από μια πληθώρα διαφορετικών τύπων νευρώνων – παρουσιάζουν, συχνά εντυπωσιακές, διαφορές στις ηλεκτρικές τους ιδιότητες, στο μέγεθος, αλλά και στο πλήθος και την συνδεσμολογία τους σε ένα υποδίκτυο. Αξίζει να σημειωθεί ότι ο βιολογικός νευρώνας αποτέλεσε την έμπνευση για το τεχνητό και για αυτό το λόγο υπάρχει μεγάλη δομική ομοιότητα μεταξύ τους.

Ένας βιολογικός νευρώνας αποτελείται από τρία κύρια συστατικά στοιχεία: το σώμα, τους δενδρίτες και τον άξονα (Σχήμα 3.1). Οι δενδρίτες, οι οποίοι είναι συνδεδεμένοι μέσω των συνάψεων²⁸ με τους άξονες άλλων νευρώνων, δέχονται σήματα από εκείνους. Ανάλογα με τον τύπο κάθε νευρώνα, ο αριθμός των συνάψεων κυμαίνεται από μερικές εκατοντάδες μέχρι και 10.000. Εξαιτίας των ηλεκτρικών ιδιοτήτων των νευρωνικών μεμβρανών, το σήμα το οποίο φτάνει στους δενδρίτες παρουσιάζει ταχεία μείωση της έντασής του, τόσο λόγω της παρόδου του χρόνου, όσο και λόγω της απόστασης την οποία διένυσε και επομένως χάνει την ικανότητα να διεγείρει το νευρώνα εκτός αν

²⁸ Οι συνάψεις παίζουν τον ρόλο διασυνδετών μεταξύ των νευρώνων.

ενδυναμωθεί από άλλα σήματα τα οποία δημιουργούνται σχεδόν ταυτόχρονα και σε γειτονικούς νευρώνες.

Το σώμα αθροίζει τα εισερχόμενα σήματα από τους δενδρίτες και όταν έχουν συσσωρευτεί αρκετά ώστε να διεγείρουν το νευρώνα (να ξεπεράσουν ένα «κατώφλι»²⁹), εκείνος παράγει ένα ενεργό δυναμικό (action potential). Το δυναμικό αυτό μεταδίδεται μέσω του άξονα σε άλλους νευρώνες ή κύτταρα εκτός του νευρικού συστήματος. Όμως, αν τα σήματα δεν φτάσουν το απαραίτητο «κατώφλι», γρήγορα φθίνουν χωρίς να παράγουν το ενεργό δυναμικό. Επομένως δεν υπάρχει μέση οδός και η λειτουργία του νευρώνα, ως προς αυτό το θέμα, είναι απόλυτη: είτε παράγει το δυναμικό, είτε όχι. Επίσης η ένταση των εισερχόμενων σημάτων εκφράζεται από το πλήθος των παραγόμενων ενεργών δυναμικών ανά δευτερόλεπτο και όχι από το μέγεθός τους.

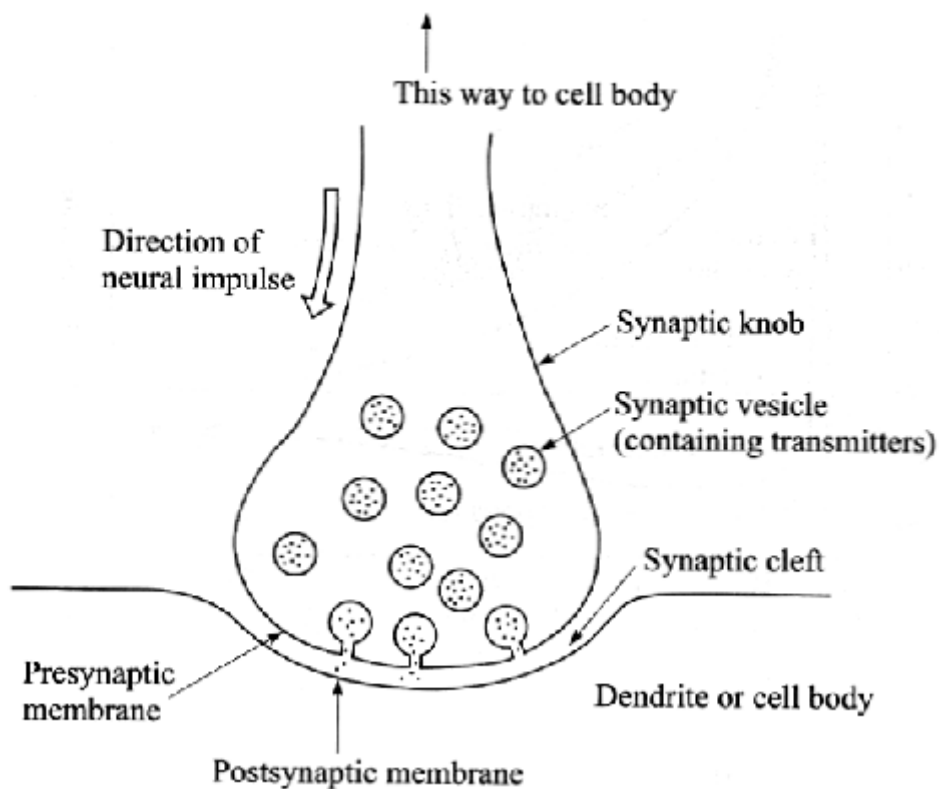


Σχήμα 3.1: Νευρώνας.

Οι συνάψεις αποτελούν τα σημεία επαφής τα οποία συνδέουν τα ακροφύσια του άξονα με το περιβάλλον του. Οι εξειδικευμένες αυτές δομές οι οποίες συνδέουν τον άξονα με δενδρίτες, μύες, ή αδένες χαρακτηρίζονται από ειδικές δομικές, χημικές και ηλεκτρικές ιδιότητες. Οι συνάψεις αποτελούνται από τρία βασικά συστατικά στοιχεία (Σχήμα 3.2):

²⁹ Threshold.

- Το νευρικό ακροδέκτη (nerve terminal)
- Το συναπτικό διάκενο (synaptic cleft/gap)
- Τη μετασυναπτική μεμβράνη (postsynaptic membrane)



Σχήμα 3.2: Σύναψη.

Όταν το ενεργό δυναμικό φτάσει στο νευρικό ακροδέκτη, εκείνος μετατρέπει το ηλεκτρικό σήμα σε χημικό μέσα από μια σειρά βιοχημικών διαδικασιών. Έπειτα απελευθερώνει μια χημική ουσία με το όνομα νευροφορέας³⁰ (neurotransmitter) η οποία αφού διαχυθεί μέσα από το συναπτικό διάκενο επιδρά στη μετασυναπτική μεμβράνη. Κάθε νευροφορέας καταλήγει σε συγκεκριμένα σημεία της μετασυναπτικής μεμβράνης τα οποία ονομάζονται δέκτες (receptors) και έχουν την ιδιότητα να δεσμεύουν την ουσία. Όταν εκείνη προσκολληθεί σε έναν δέκτη, προκαλεί ηλεκτρικές και βιοχημικές αντιδράσεις οι οποίες οδηγούν στην αλλαγή του ηλεκτρικού δυναμικού της μετασυναπτικής μεμβράνης. Υπάρχουν δύο μεγάλες

³⁰ Το νευρικό σύστημα μπορεί να απελευθερώσει δεκάδες διαφορετικών νευροφορέων αλλά κάθε νευρικός ακροδέκτης μόνο έναν.

κατηγορίες νευροφορέων: οι διεγερτικοί (excitatory) και οι ανασταλτικοί (inhibitory). Οι διεγερτικοί πολώνουν τη μεμβράνη, αλλά μια μόνο σύναψη δεν είναι αρκετή για να προκαλέσει ενεργό δυναμικό από μόνη της. Όμως, όταν αθροιστεί με ταυτόχρονες πολώσεις σε εκατοντάδες άλλες συνάψεις, μπορούν συνολικά να παράγουν ενεργό δυναμικό. Οι ανασταλτικοί νευροφορείς προκαλούν το αντίθετο αποτέλεσμα και εκπολώνουν την μετασυναπτική μεμβράνη, εξουδετερώνοντας την επίδραση των διεγερτικών νευροφορέων και σε μερικές περιπτώσεις εμποδίζοντας τη δημιουργία ενεργού δυναμικού. Τέλος το ενεργό δυναμικό, το οποίο όπως είδαμε αποτελεί το άθροισμα της διεγερτικής δραστηριότητας των νευρώνων, φτάνει στα ακροφύσια του άξονα και μέσω των συνάψεων επιτυγχάνεται η επικοινωνία μεταξύ των νευρώνων.

3.3 Ηλεκτροεγκεφαλογράφημα (EEG) & Προκλητό Δυναμικό (ERP)

Η συνολική ηλεκτρική δραστηριότητα του εγκεφάλου, η οποία αποτελεί προϊόν της ανταλλαγής ενεργού δυναμικού μεταξύ των κυττάρων του, καταγράφεται και ερμηνεύεται από την τεχνική της εγκεφαλογραφίας. Για την δημιουργία ενός εγκεφαλογραφήματος, τοποθετούνται ηλεκτρόδια, ανά ζεύγη, στο κρανίο. Κάθε ζεύγος μεταδίδει ένα σήμα, το οποίο δείχνει τη διαφορά δυναμικού μεταξύ των δύο ηλεκτροδίων, σε ένα από τα πολλά κανάλια του εγκεφαλογράφου. Η αυξομείωση της διαφοράς αυτής αποτυπώνεται στο χαρτί με τη μορφή κορυφών και κοιλιών. Δυστυχώς η μέθοδος περιορίζεται στην καταγραφή δυναμικών μόνο στην επιφάνεια του εγκεφάλου.

Παρά το γεγονός αυτό, η εγκεφαλογραφία – καθώς είναι ανώδυνη και εντελώς ακίνδυνη – αποτελεί πολύτιμο εργαλείο τόσο για τη διάγνωση ασθενειών όσο και για τη μελέτη της οργάνωσης του εγκεφάλου στις νοητικές διαδικασίες. Η έρευνα σχετικά με την αντίληψη, τη μνήμη, την προσοχή, τη γλώσσα και τα συναισθήματα έχει πραγματοποιήσει μεγάλα βήματα προόδου χάρη στο ηλεκτροεγκεφαλογράφημα και την πιο χρήσιμη εφαρμογή του: το προκλητό δυναμικό.

Μέσα στις συνεχείς διακυμάνσεις του δυναμικού του εγκεφάλου, τις οποίες αποτυπώνει το ηλεκτροεγκεφαλογράφημα, υπάρχουν περσοσσότερο αξιόλογα «σχήματα», ενδεικτικά της καταχώρησης και αξιολόγησης, από τον εγκέφαλο, μιας συγκεκριμένης πληροφορίας. Αυτά ονομάζονται προκλητά δυναμικά, παρουσιάζουν θετικές και αρνητικές κορυφές και η χρονική τους διάρκεια είναι περίπου ένα δευτερόλεπτο.

Το προκλητό δυναμικό εξάγεται από επαναλαμβανόμενα εγκεφαλογραφήματα, τα οποία είναι χρονικά συνδεδεμένα με ένα (επαναλαμβανόμενο) αισθησιακό, νοητικό, ή κινητικό ερέθισμα. Οι διακυμάνσεις των εγκεφαλογραφημάτων, οι οποίες είναι άσχετες με το ερέθισμα³¹ και το χρόνο που αυτό προκλήθηκε, αφαιρούνται – κατά μέσο όρο – από το σήμα, αφήνοντας το προκλητό δυναμικό. Δηλαδή, αυτά τα ηλεκτρικά σήματα είναι ενδεικτικά της εγκεφαλικής δραστηριότητας η οποία είναι στενά συνδεδεμένη με το ερέθισμα, σε ορισμένο χρονικό διάστημα. Επομένως, το προκλητό δυναμικό αντικατοπτρίζει, με μεγάλη λεπτομέρεια ως προς τη χρονική αντιστοιχία και συνέχεια, την εικόνα της νευρωνικής δραστηριότητας, η οποία προκαλείται από ένα ερέθισμα.

Εξαιτίας της υψηλής χρονικής του ανάλυσης, το προκλητό δυναμικό παρέχει μοναδικές και σημαντικές χρονικές πληροφορίες σχετικά με την εγκεφαλική λειτουργία. Νοητικές λειτουργίες, οι οποίες σχετίζονται με την αντίληψη, την επιλεκτική προσοχή, τη γλωσσική λειτουργία και τη μνήμη, είναι αποτυπωμένες σε χρονικά διαστήματα του ERP (της τάξης του εκατοστού του δευτερολέπτου). Οι περισσότερες άλλες τεχνικές, δεν είναι ικανές να αποτυπώσουν τη χρονική διαδρομή ή αλληλουχία των παραπάνω λειτουργιών, επειδή απαιτούν την καταγραφή της εγκεφαλικής λειτουργίας για αρκετά δευτερόλεπτα. Αντίθετα η κυματομορφή του προκλητού δυναμικού, παρέχει την εικόνα της προκλητής εγκεφαλικής δραστηριότητας, σε κάθε χιλιοστό του δευτερολέπτου και για αυτό το λόγο είναι ιδανικό για τη μελέτη υγιών και μη νοητικών διαδικασιών, ως προς το χρόνο.

³¹ Στην ουσία ο θόρυβος.

3.4 P_{50} , N_{100} , P_{200} , N_{200} , P_{300} , N_{400} , P_{600} : χρονικά διαστήματα του ERP και η σημασία τους

Ο Πίνακας 3.1 περιέχει τις εκτιμήσεις για τα χαρακτηριστικά των κορυφών της χρονοσειράς του ERP, όπως εκείνα έχουν καθιερωθεί στη βιβλιογραφία. Εκτός από το χρονικό διάστημα της χρονοσειράς το οποίο αντιστοιχεί σε κάθε κορυφή παρουσιάζεται μια επιγραμματική αναφορά στην ιατρική σημασία του κάθε ενός (Coull, 1998· Fabiani et al, 2000). Σημειώνεται ότι το συνολικό μέγεθος της χρονοσειράς του ERP είναι 1022 msec.

	Χρονικό διάστημα (msec)	Εκτίμηση έννοιας
P₅₀	20-80	Υποδηλώνει φαινόμενα προ-συνειδητά συναρτημένα με την προσοχή (pre-attentive index).
N₁₀₀	76-160	Υποδηλώνει φαινόμενα κινητοποίησης προσοχής. Ο λανθάνων χρόνος (latency) αντικατοπτρίζει την ταχύτητα κινητοποίησης της προσοχής, ενώ το μέγιστο πλάτος (amplitude) αντικατοπτρίζει την ικανότητα ή χωρητικότητα της προσοχής.
P₂₀₀	140-250	Αποτελεί ένα μέτρο για την επικέντρωση της προσοχής του ατόμου.
N₂₀₀	180-300	Αντικατοπτρίζει τις επιδόσεις των νευρωνικών κυκλωμάτων που υπόκεινται του φαινομένου της αντίδρασης προσανατολισμού σε επίπεδο Κεντρικού Νευρικού Συστήματος.
P₃₀₀	240-500	Αντικατοπτρίζει τη νευρωνική δραστηριότητα η οποία υπόκειται των διεργασιών που συναρτώνται με τον επιμερισμό προσοχής για την κινητοποίηση των προγραμμάτων δράσης.

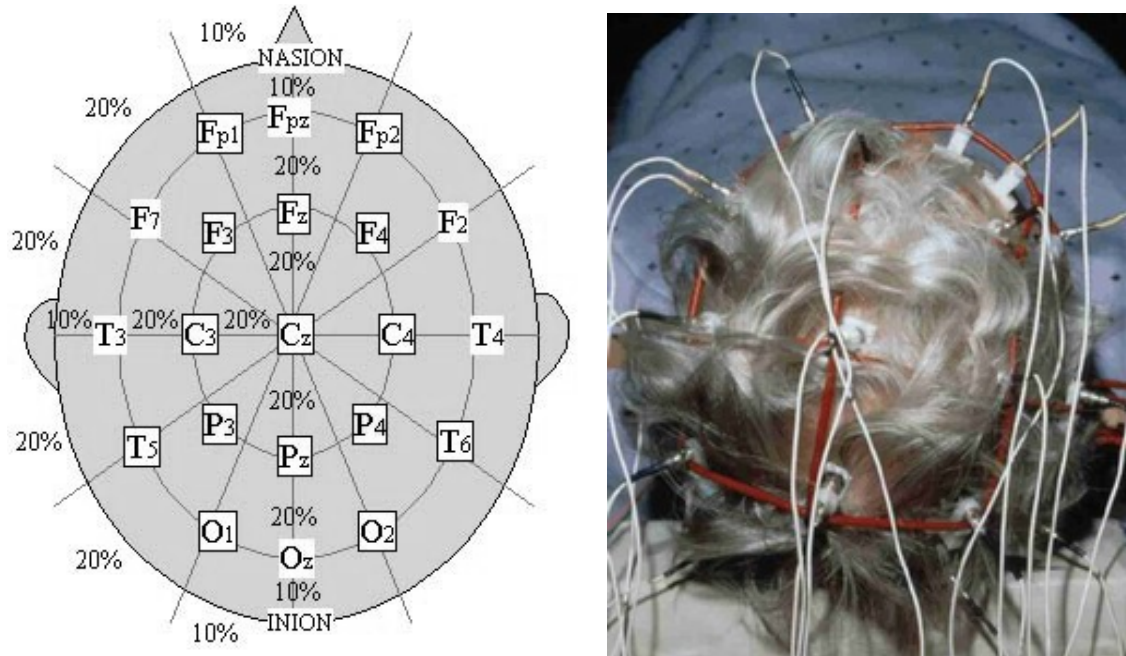
N₄₀₀	280-500	Αντικατοπτρίζει τη λειτουργία των νευρωνικών κυκλωμάτων που υπηρετούν και εκφράζουν την 'συντακτική' διάσταση της εκάστοτε απάντησης του Κεντρικού Νευρικού Συστήματος.
P₆₀₀	500-800	Έχει καθιερωθεί ως δείκτης συγχρονισμού σημαντικών και συντακτικών διαστάσεων της απάντησης.

Πίνακας 3.1: Τα επτά σημαντικότερα χρονικά διαστήματα της χρονοσειράς του ERP.

4 Δεδομένα

4.1 Γενικά

Όπως έγινε φανερό και στο προηγούμενο κεφάλαιο, η παρούσα έρευνα έχει σαν αφετηρία το γεγονός ότι ο ανθρώπινος εγκέφαλος (& κάθε εγκέφαλος) παράγει ηλεκτρισμό κατά τη λειτουργία του. Τοποθετώντας ηλεκτρόδια σε διάφορα σημεία του και διεγείροντάς τον με κάποιο ερέθισμα είμαστε σε θέση να καταγράψουμε ηλεκτρική δραστηριότητα η οποία μεταβάλλεται σε σχέση με το χρόνο και σχετίζεται με το εν λόγω ερέθισμα: το προκλητό δυναμικό (ERP). Η παρακάτω μέθοδος εφαρμόζεται στις ομάδες ασθενών των κατηγοριών που περιγράφηκαν στο 2^ο κεφάλαιο, καθώς και σε μια ομάδα υγιών, η οποία θα λειτουργήσει σαν μέτρο σύγκρισης.



Σχήμα 4.1: Η τοποθέτηση των ηλεκτροδίων κατά τον κανόνα 10%-20%. Με μαύρο πλαίσιο (αριστερά) σημειώνονται τα χρησιμοποιούμενα, στην παρούσα έρευνα, ηλεκτρόδια.

Στην έρευνα γίνεται χρήση δεκαπέντε ηλεκτροδίων, η οποία είναι βασισμένη στο διεθνές σύστημα 10%–20% (Jasper, 1958). Κατά το σύστημα αυτό 21 ηλεκτρόδια κατανέμονται ομοιόμορφα στην επιφάνεια του κρανίου ενώ ένα ηλεκτρόδιο ακόμα λειτουργεί ως γείωση (Σχήμα 4.1).

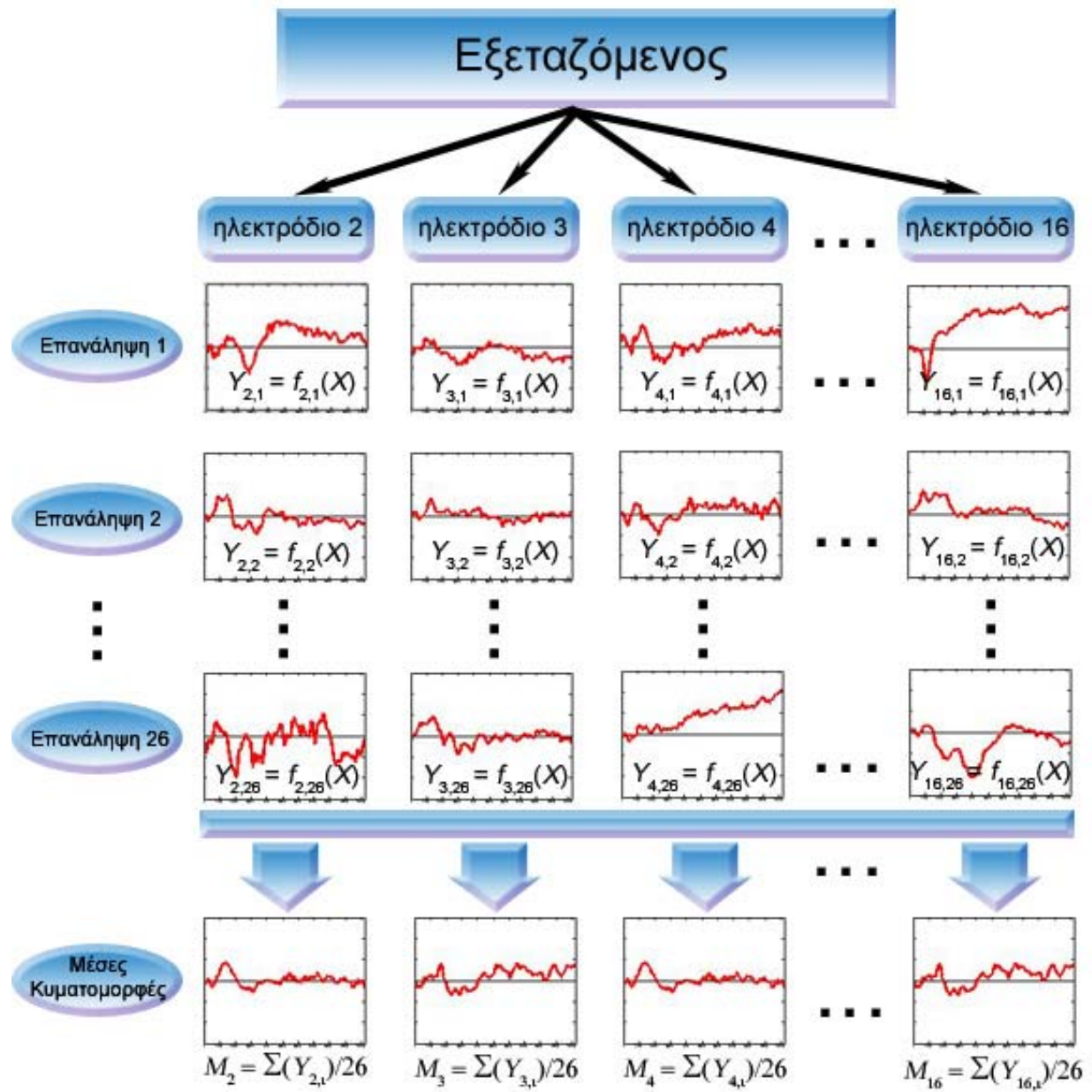
4.2 Η διαδικασία καταγραφής των δεδομένων

Το κάθε άτομο υποβάλλεται σε προειδοποιητικό ήχο χαμηλής (500 Hz) ή υψηλής συχνότητας (3000 Hz) για 100 ms, ώστε να εστιάσει την προσοχή του στους αριθμούς που θα του παρουσιαστούν και τους οποίους καλείται να απομνημονεύσει. Ο ήχος χαμηλής συχνότητας ειδοποιεί τον εξεταζόμενο ότι οφείλει να ανακαλέσει τους αριθμούς τους οποίους θα απομνημονεύσει κατά ίδια σειρά, ενώ αντίθετα για τον ήχο υψηλής συχνότητας καλείται να τους αναφέρει κατά την ανάστροφη σειρά. Μετά από ένα περίπου δευτερόλεπτο ακολουθεί η παρουσίαση των αριθμών. Όταν εκείνη ολοκληρωθεί επαναλαμβάνεται ο αντίστοιχος ήχος (υψηλής ή χαμηλής συχνότητας) ενώ παράλληλα το άτομο ανακαλεί τους αριθμούς όσο πιο γρήγορα μπορεί.

Τα εγκεφαλικά προκλητά δυναμικά καταγράφονται στο χρονικό διάστημα των 1024 msecs μεταξύ του προειδοποιητικού ήχου και της παρουσίασης του πρώτου αριθμού. Για κάθε ένα από τα δεκαπέντε ηλεκτρόδια καταγράφεται η ηλεκτρική δραστηριότητα σε 512 χρονικές στιγμές (για το χρονικό διάστημα από 0 έως 1022 msec με βήμα δειγματοληψίας 2 msec λαμβάνονται 512 δείγματα). Η παραπάνω διαδικασία επαναλαμβάνεται 13 φορές για κάθε κατηγορία ήχου, ώστε συνολικά πραγματοποιούνται 26 επαναλήψεις του πειράματος.

Είναι πρόδηλος ο τεράστιος όγκος των δεδομένων: μόνο για έναν ασθενή λαμβάνουμε 199,680 τιμές [$26 * 15 * 512$ ή (επαναλήψεις πειράματος) * (ηλεκτρόδια) * (πλήθος δειγμάτων)].

Όσα προαναφέρθηκαν σχετικά με τη διαδικασία καταγραφής των δεδομένων μπορούν να παρατηρηθούν στο παρακάτω σχήμα, μαζί με τον υπολογισμό των μέσων κυματομορφών:

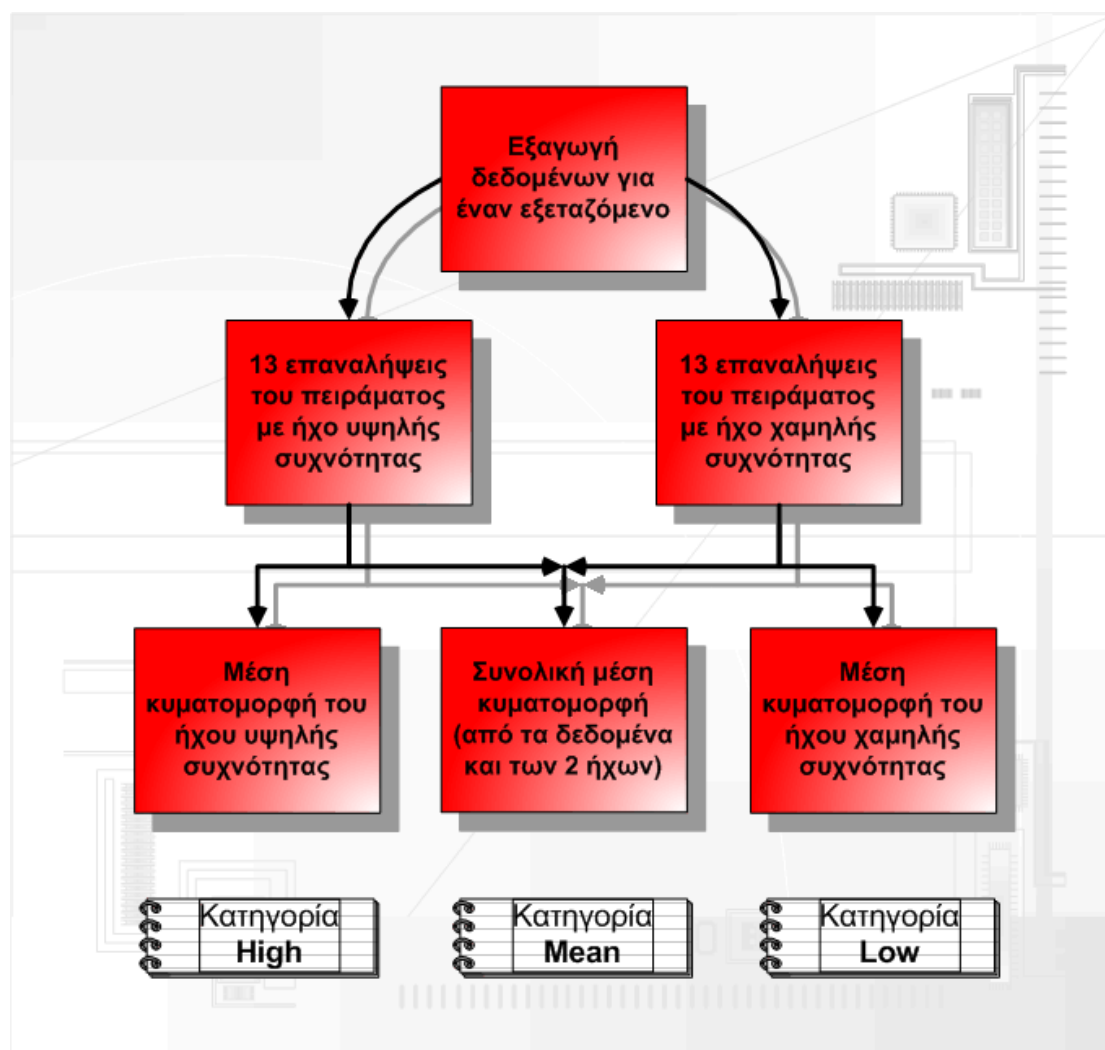


Σχήμα 4.2: Αναπαράσταση της καταγραφής των δεδομένων για ένα άτομο και υπολογισμός των μέσων κυματομορφών.

4.3 Κατηγορίες Δεδομένων

Στη διαδικασία που περιγράφηκε παραπάνω καταγράφονται 26 χρονοσειρές για κάθε ηλεκτρόδιο του κάθε ασθενή. Αξιοποιώντας αυτές δεν υπολογίζουμε μία νέα χρονοσειρά αλλά τρεις:

- ▶ Τη χρονοσειρά η οποία προκύπτει ως ο μέσος όρος των χρονοσειρών του ήχου υψηλής συχνότητας.
- ▶ Τη χρονοσειρά η οποία προκύπτει ως ο μέσος όρος των χρονοσειρών του ήχου χαμηλής συχνότητας.
- ▶ Τη χρονοσειρά η οποία προκύπτει ως ο μέσος όρος και των 26 αρχικών χρονοσειρών (όπως φάνηκε στο Σχήμα 4.2).



Σχήμα 4.3: Οι κατηγορίες δεδομένων, όπως προκύπτουν από το πείραμα.

Δηλαδή προκύπτουν τρεις κατηγορίες δεδομένων, όπως φαίνεται στο Σχήμα 4.3, οι οποίες από εδώ και στο εξής θα αναφέρονται ως:

Low: δεδομένα μόνο ήχου χαμηλής συχνότητας.

High: δεδομένα μόνο ήχου υψηλής συχνότητας.

Mean: δεδομένα ήχων υψηλής και χαμηλής συχνότητας.

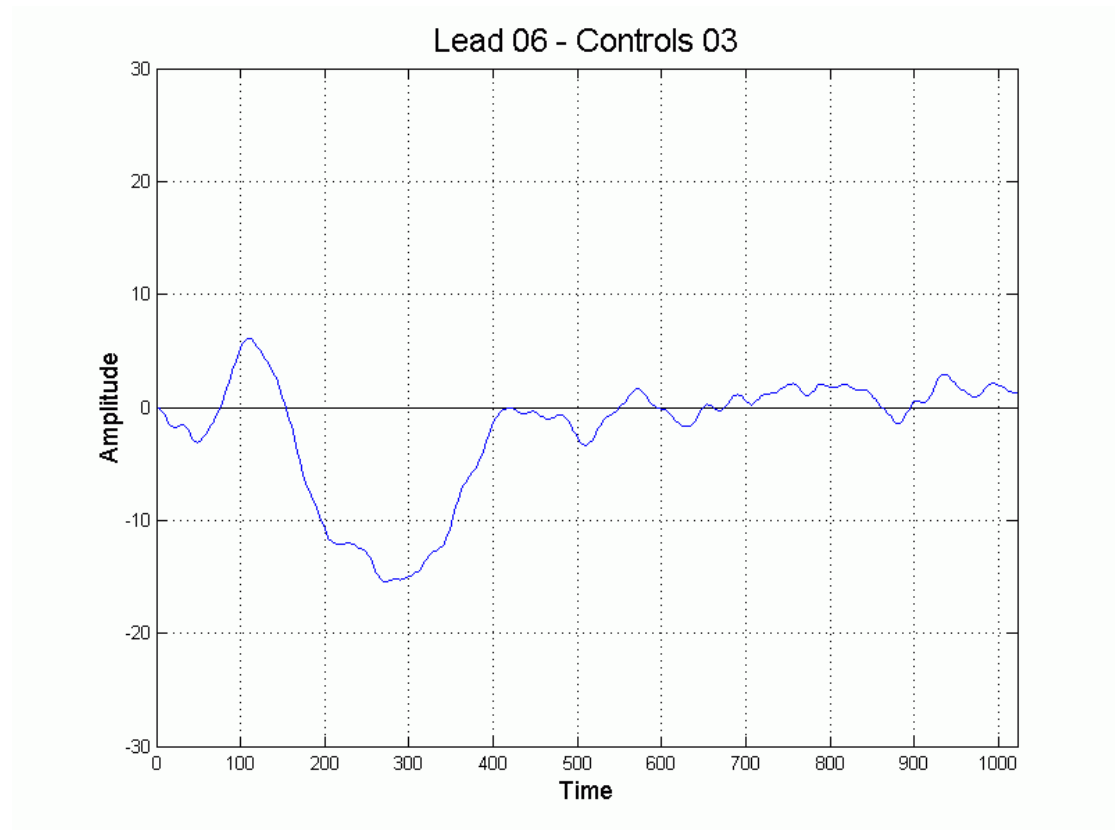
Τα ηλεκτρόδια τα οποία χρησιμοποιήθηκαν στην έρευνα και των οποίων τις μέσες κυματομορφές υπολογίσαμε είναι τα: Fp_1 , Fp_2 , C_3 , C_4 , F_3 , F_4 , O_1 , O_2 , P_3 , P_4 , P_z , C_z , F_z , $(C_3-T_5)/2$ και $(C_4-T_6)/2$ (Η τοποθέτηση τους φαίνεται στο Σχήμα 4.1). Οι δύο τελευταίες σχέσεις ηλεκτροδίων χρησιμοποιούνται σαν ηλεκτρόδια διότι οι θέσεις τους αντιστοιχούν σε περιοχές του εγκεφάλου οι οποίες σχετίζονται με τη λεκτική μνήμη και τη γλώσσα.

Από αυτό το σημείο και έπειτα τα ηλεκτρόδια θα αναφέρονται ως εξής:

Fp_1	→	Ηλεκτρόδιο/lead 2
F_3	→	Ηλεκτρόδιο /lead 3
$(C_3-T_5)/2$	→	Ηλεκτρόδιο/lead 4
C_3	→	Ηλεκτρόδιο/lead 5
Fp_2	→	Ηλεκτρόδιο/lead 6
F_4	→	Ηλεκτρόδιο/lead 7
$(C_4-T_6)/2$	→	Ηλεκτρόδιο/lead 8
C_4	→	Ηλεκτρόδιο/lead 9
O_1	→	Ηλεκτρόδιο/lead 10
O_2	→	Ηλεκτρόδιο/lead 11
P_4	→	Ηλεκτρόδιο/lead 12
P_3	→	Ηλεκτρόδιο/lead 13
P_z	→	Ηλεκτρόδιο/lead 14
C_z	→	Ηλεκτρόδιο/lead 15
F_z	→	Ηλεκτρόδιο/lead 16

Σημειώνεται ότι ως *Ηλεκτρόδιο 1* ονομάστηκε η γείωση του διεθνούς συστήματος 10%-20%.

Ενδεικτικά παρουσιάζεται μια παράσταση μέσω των τιμών ηλεκτρικού προκλητού δυναμικού ως προς το χρόνο, στην οποία μπορούν να επισημανθούν τα παραπάνω:



Σχήμα 4.4: Η κυματομορφή των μέσων τιμών για το Ηλεκτρόδιο #6 του Υγιή #3.

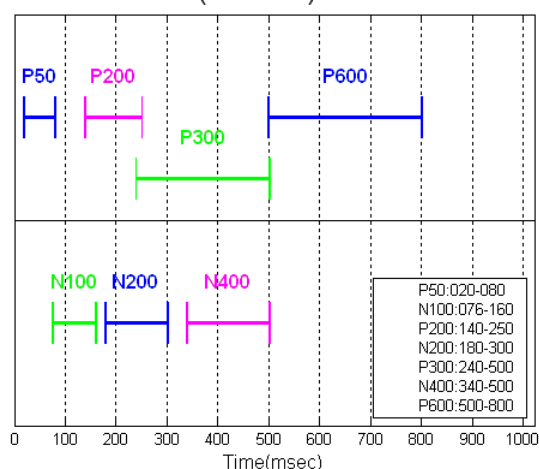
Παράλληλα πραγματοποιούνται μετρήσεις για διάφορες ψυχομετρικές παραμέτρους όπως είναι η αλεξιθυμία, το άγχος, η καταναγκαστικότητα, η κατάθλιψη, η συνολική ιδεοψυχαναγκαστική συμπεριφορά, η υποχονδρίαση, η εξωστρέφεια κ.α. Ας σημειωθεί ότι το πλήθος των εξεταζόμενων ασθενών, της κάθε κατηγορίας, κυμαίνεται από έντεκα ως εικοσιπέντε άτομα και εξαρτάται από καθαρά αστάθμητους παράγοντες: τη σπανιότητα της ασθένειας, την προθυμία των ασθενών να συνεργαστούν κ.λ.π. Σε μερικές κατηγορίες διαθέτουμε ξεχωριστά δεδομένα για άντρες και γυναίκες, οπότε υπάρχει η δυνατότητα μελέτης των μεταξύ τους διαφοροποιήσεων.

4.4 Εξαγωγή Χαρακτηριστικών

Θα μας απασχολήσουν δύο ομάδες χαρακτηριστικών στις οποίες εφαρμόζεται η μέθοδος του στατιστικού ταξινομητή και η μέθοδος discriminant analysis. Τα χαρακτηριστικά αυτά δεν αφορούν τα Τεχνητά Νευρωνικά Δίκτυα καθώς σε αυτά τροφοδοτείται ολόκληρη η χρονοσειρά ή τυχαία επιλεγμένο τμήμα αυτής.

Η πρώτη από αυτές αφορά τα μέγιστα πλάτη (amplitudes) και τους αντίστοιχους λανθάνοντες χρόνους (latencies) για τα συγκεκριμένα χρονικά διαστήματα τα οποία προαναφέρθηκαν (Πίνακας 3.1). Τα εν λόγω χρονικά διαστήματα, τα οποία παρουσιάζονται στο Σχήμα 4.5, έχει καθιερωθεί να συσχετίζονται με συγκεκριμένους δείκτες νόησης (Coull, 1998· Fabiani et al, 2000). Συγκεκριμένα, στην Ψυχιατρική έχει γίνει ευρέως αποδεκτή η αντιστοιχία του Πίνακα που ακολουθεί (Πίνακας 4.1):

Time intervals (in msec) and their names

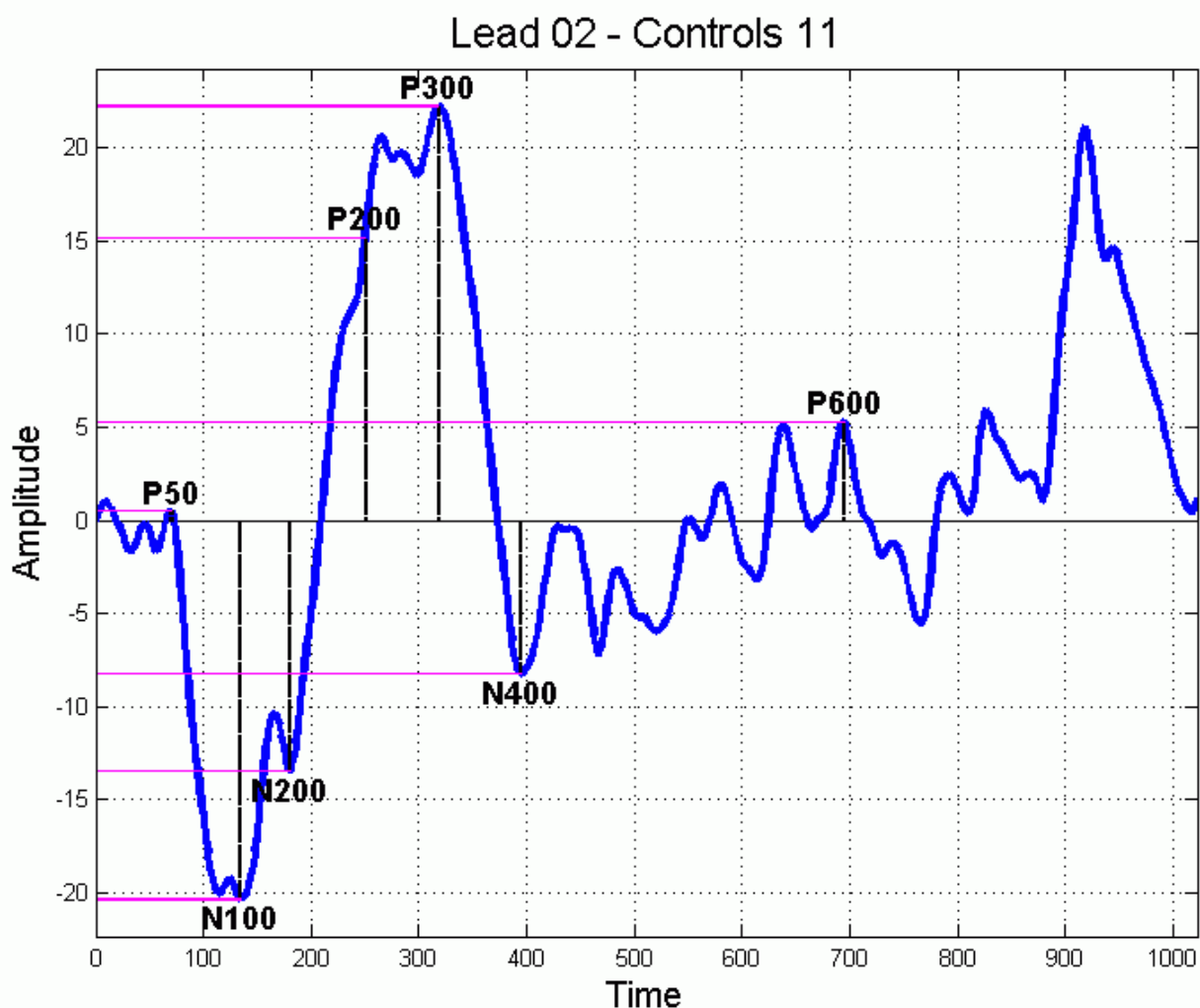


Σχήμα 4.5: Χρονικά διαστήματα, τα οποία σχετίζονται με δείκτες νόησης.

	Δείκτης...
P50	ασυνείδητης προσοχής
N100	συνείδητης επιλεκτικής προσοχής
P200	επικέντρωσης προσοχής
N200	αντίδρασης προσανατολισμού
P300	λειτουργικής μνήμης
N400	συντακτικής διάστασης της απάντησης
P600	σημαντικής διάστασης

Πίνακας 4.1: Δείκτες Νόησης και αντίστοιχα χρονικά διαστήματα

Τα μέγιστα πλάτη και οι λανθάνοντες χρόνοι αποτελούν το μέτρο με το οποίο ποσοτικοποιείται η σχέση μεταξύ χρονικών διαστημάτων και δεικτών νόησης. Στη συνέχεια παρουσιάζεται μία τυχαία κυματομορφή στην οποία έχουν αποτυπωθεί όλα τα εξεταζόμενα amplitudes και latencies, ώστε να αποσαφηνιστεί πλήρως η έννοιά τους (Σχήμα 4.6).



Σχήμα 4.6: Τα μέγιστα πλάτη (σημεία τομής των γκριζών³² γραμμών με τον άξονα των Υ) και οι λανθάνοντες χρόνοι (τα σημεία τομής των μύρων γραμμών με τον άξονα των Χ) μιας τυχαίας χρονοσειράς.

4.5 Τεχνική καταγραφή της διαδικασίας επεξεργασίας των δεδομένων

Τα δεδομένα καταγράφηκαν αρχικά μέσω της Hewlett Packard Basic v5.13, στο εργαστήριο νευροφυσιολογίας του Αιγινήτειου νοσοκομείου. Τα αρχεία που δημιουργήθηκαν μετατράπηκαν στη συνέχεια σε αρχεία ASCII μορφής ώστε να καταστεί δυνατή η ανάγνωση και επεξεργασία τους από

³² Οι γραμμές είναι μωβ, αν η εκτύπωση είναι έγχρωμη.

υπολογιστές με περισσότερο σύγχρονα λειτουργικά συστήματα. Συνήθως κάθε αρχείο περιέχει 13312 μετρήσεις, αποτέλεσμα των 26 επαναλήψεων του πειράματος, σε κάθε μια από τις οποίες καταγράφονται 512 τιμές³³.

Στο επόμενο βήμα, στο περιβάλλον του MATLAB, υπολογίζονται οι μέσες τιμές των μετρήσεων των πειραμάτων με τη συνάρτηση **compute_means** (Παράρτημα Ι) και αποθηκεύονται σε αρχεία τύπου *.dat. Στη διαδικασία εξαγωγής των μέσων όρων λαμβάνονται υπόψη διάφορες περιπτώσεις, όπως η απώλεια δεδομένων ή η πόλωση των ηλεκτροδίων σε κάποιες μετρήσεις. Για ένα άτομο δημιουργούνται 15 αρχεία, για κάθε κατηγορία δεδομένων (High, Low, Mean) και κάθε αρχείο περιέχει 512 μέσους όρους ενός συγκεκριμένου ηλεκτροδίου. Η λειτουργία της συνάρτησης αυτής μπορεί να παρατηρηθεί στο Σχήμα 4.2 και το Σχήμα 4.3.

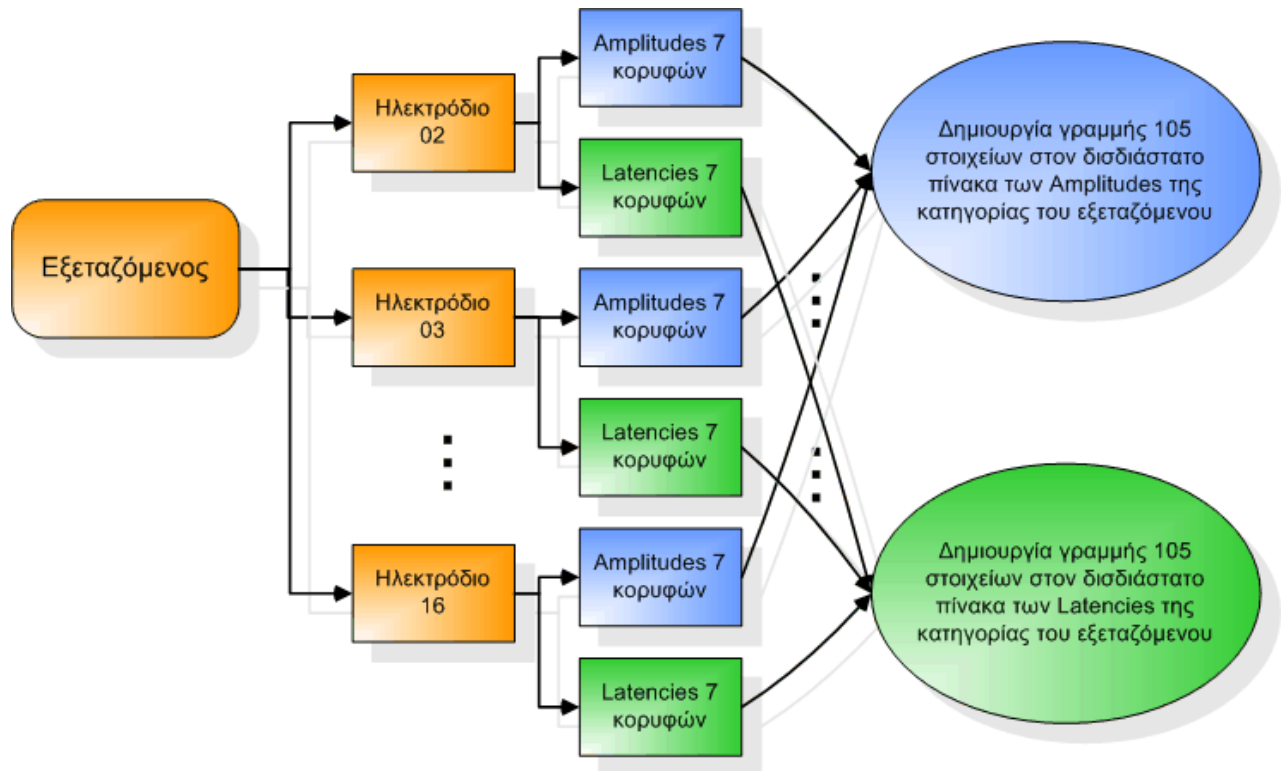
Έπειτα δημιουργούνται τρισδιάστατες μήτρες, μια για κάθε ομάδα και κάθε κατηγορία δεδομένων, οι οποίες αποθηκεύονται σε μορφή *.mat³⁴ για ευκολότερη προσπέλαση των δεδομένων από το περιβάλλον του MATLAB. Οι μήτρες δημιουργούνται με τη συνάρτηση **prepare_data** (Παράρτημα Ι) και περιέχουν τα δεδομένα των αρχείων dat. Για παράδειγμα για την κατηγορία Controls δημιουργούνται τρεις μήτρες (για High, Low, Mean δεδομένα) κάθε μια από τις οποίες έχει διαστάσεις 19×512×15, δηλαδή (άτομα)×(μετρήσεις)×(ηλεκτρόδια).

Τέλος, με τη συνάρτηση **calculate_peaks** (Παράρτημα Ι) υπολογίζονται και αποθηκεύονται σε κατάλληλα αρχεία οι τιμές δυναμικού (amplitudes) και οι χρονικές στιγμές (latencies) των κορυφών P₅₀, N₁₀₀, P₂₀₀, N₂₀₀, P₃₀₀, N₄₀₀, P₆₀₀. Η συνάρτηση δημιουργεί δύο μήτρες, μια για τις τιμές των κορυφών και μια για τις χρονικές στιγμές εμφάνισής τους, για κάθε σήμα, μιας ολόκληρης κατηγορίας. Οι μήτρες έχουν διαστάσεις: (ατομα_κατηγορίας)×105, όπου το πλήθος των στηλών προκύπτει από τις επτά τιμές που υπολογίζονται για κάθε ένα από τα δεκαπέντε ηλεκτρόδια (Σχήμα 4.7). Για ευκολότερη επεξεργασία από στατιστικά πακέτα αποθηκεύονται, όχι μόνο στην mat μορφή, αλλά και σαν ASCII, tab delimited αρχεία. Η εξαγωγή των στοιχείων που

³³ Σε αρκετά αρχεία οι μετρήσεις είναι λιγότερες λόγω απώλειας δεδομένων ή πραγματοποίησης λιγότερων επαναλήψεων ώστε να να αποφευχθεί η εξάντληση των ασθενών, καθώς η διαδικασία είναι πολύωρη.

³⁴ Τα αρχεία της μορφής *.mat (π.χ. data.mat) είναι δυαδικά αρχεία αποθήκευσης δεδομένων του MATLAB με ικανοποιητική συμπίεση.

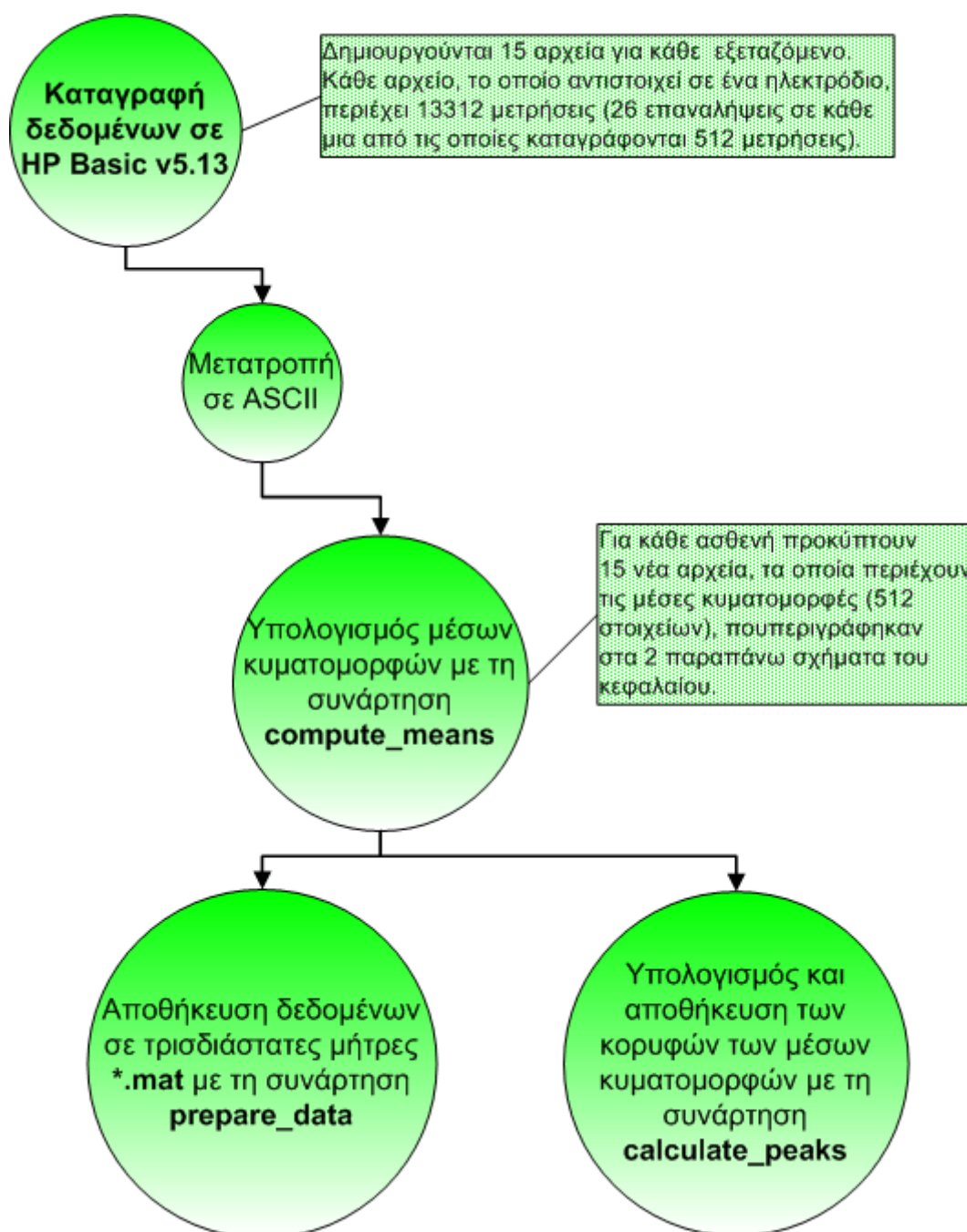
προαναφέρθηκαν από τις μέσες κυματομορφές, για τον κάθε εξεταζόμενο παρουσιάζεται στο παρακάτω σχήμα:



Σχήμα 4.7: Εξαγωγή & αποθήκευση των τιμών και χρονικών στιγμών των κορυφών των 15 μέσων κυματομορφών (για έναν εξεταζόμενο).

Σημειώνεται ότι ενώ οι πληροφορίες που διαθέτουμε για έναν εξεταζόμενο είναι πολλές, το μέγεθος των ομάδων είναι μικρό. Το γεγονός αυτό δυσχεραίνει σημαντικά τόσο τη στατιστική επεξεργασία όσο και την εκπαίδευση των νευρωνικών δικτύων.

Τέλος η συνολική διαδικασία επεξεργασίας των δεδομένων, όπως αναφέρθηκε στην §4.5 παρουσιάζεται στο Σχήμα 4.8:



Σχήμα 4.8: Η διαδικασία επεξεργασίας των δεδομένων.

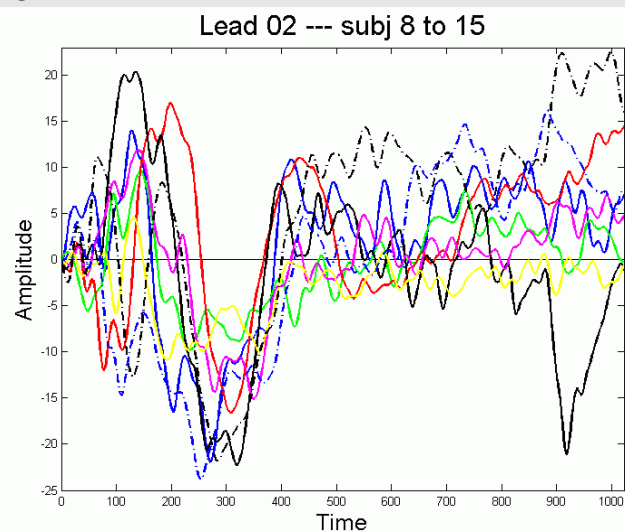
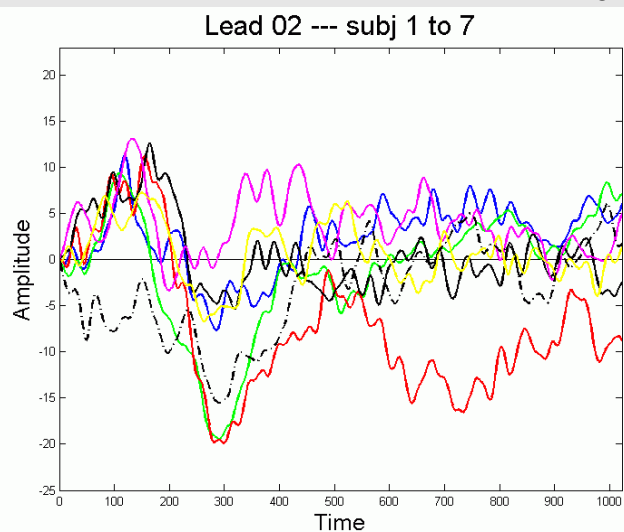
4.6 Γραφικές παραστάσεις των χρονοσειρών

Πολλές φορές η προσεκτική παρατήρηση της γραφικής παράστασης μίας χρονοσειράς, ή μιας ομάδας τους, μπορεί να δώσει σημαντικές πληροφορίες για την κατεύθυνση προς την οποία θα έπρεπε να οδηγηθεί η μελέτη τους. Παρόλο που κάτι τέτοιο δεν φαίνεται να συμβαίνει στην παρούσα έρευνα, παρουσιάζονται στη συνέχεια οι γραφικές παραστάσεις της κατηγορίας δεδομένων High, για Controls, OCD και FES. Για όσο το δυνατόν μεγαλύτερη διευκόλυνση στην παρατήρηση των σχημάτων παρουσιάζονται το πολύ οκτώ κυματομορφές σε ένα γράφημα, οπότε προκύπτουν 2 γραφήματα για κάθε ένα ηλεκτρόδιο μιας ομάδας ατόμων. Συνολικά παρουσιάζονται 90 γραφήματα στα σχήματα των σελίδων 61-75.

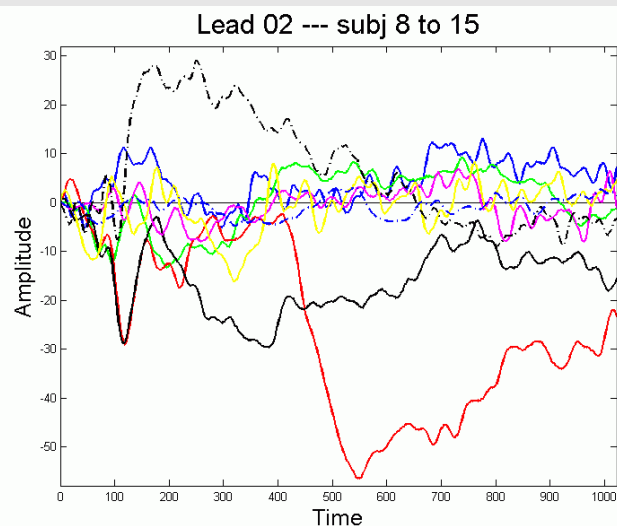
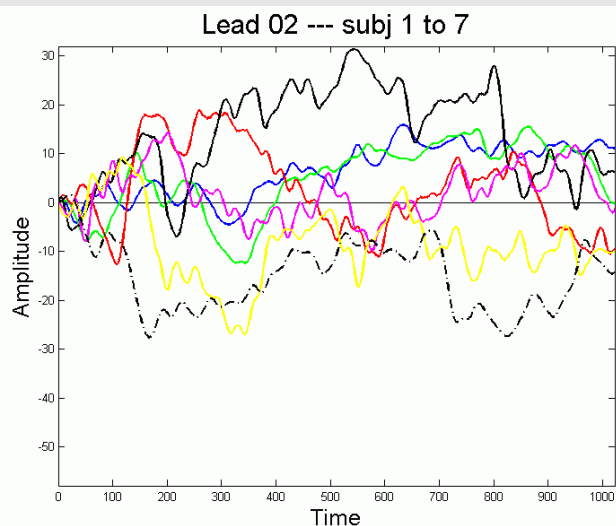
Έπειτα, επειδή η μελέτη των επιμέρους γραφημάτων μοιάζει ατελέσφορη, παρουσιάζεται μια διαφορετική προσέγγιση. Υπολογίζονται – και αποτυπώνονται σε γραφήματα – οι μέσες κυματομορφές κάθε κατηγορίας ατόμων, για κάθε ηλεκτρόδιο (πάντα για δεδομένα High)· δηλαδή υπολογίζεται μία κυματομορφή, ως ο μέσος όρος των 15 (ή 14) κάθε ομάδας ατόμων. Κάθε τιμή μίας τέτοιας κυματομορφής είναι ο μέσος όρος των τιμών των αρχικών χρονοσειρών, για την αντίστοιχη χρονική στιγμή. Οι γραφικές παραστάσεις αυτές παρουσιάζονται ώστε να γίνουν φανερές πιθανές διαφοροποιήσεις στους μέσους όρους των ομάδων, οι οποίες θα αξιοποιηθούν στη συνέχεια. Εκτός από τους μέσους όρους παρουσιάζονται δύο ακόμα κυματομορφές για κάθε ομάδα ατόμων: ο μέσος συν την τυπική απόκλιση, για κάθε χρονική στιγμή και ο μέσος μείον την τυπική απόκλιση, για κάθε χρονική στιγμή. Τα γραφήματα αυτά παρουσιάζονται στα σχήματα των σελίδων 76-90.

Ηλεκτρόδιο 2

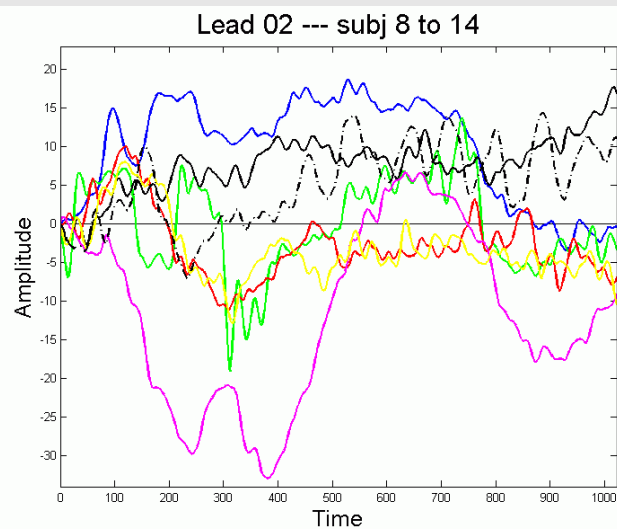
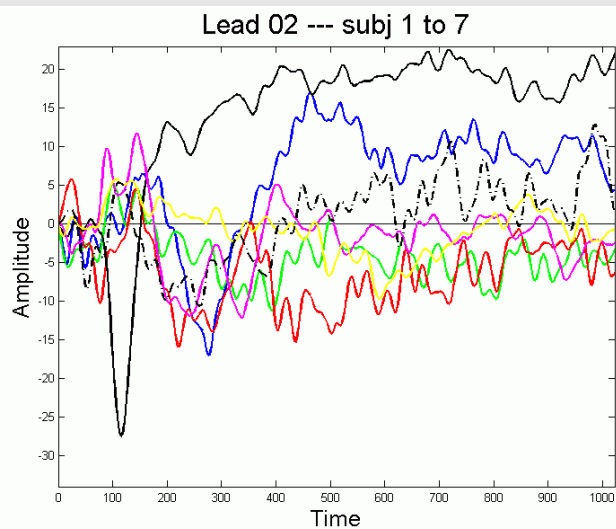
Controls



OCD



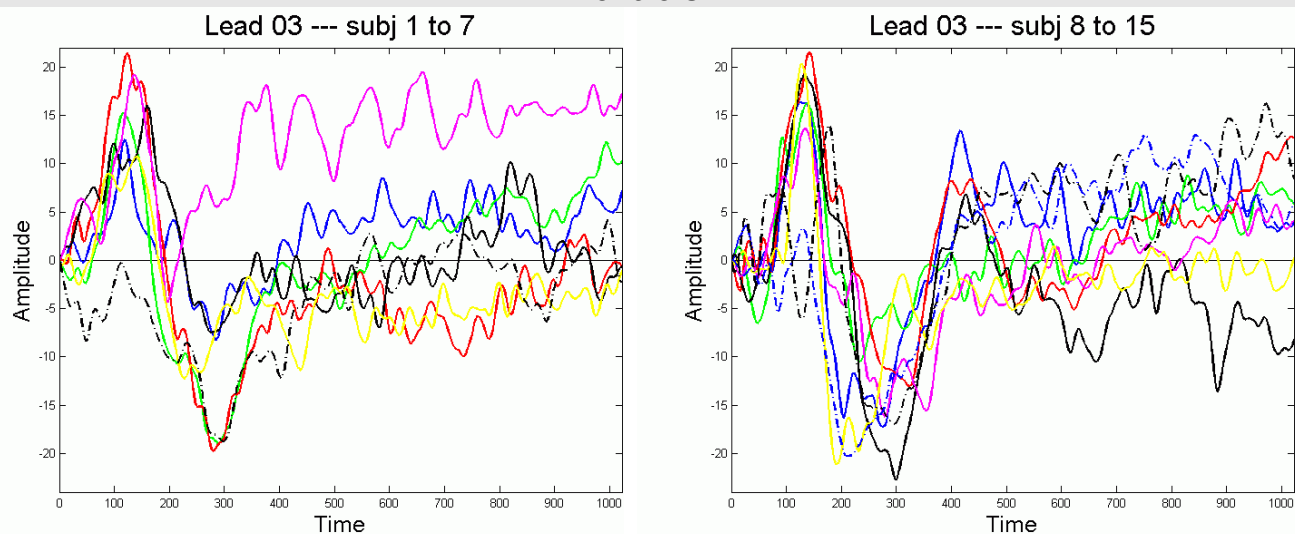
FES



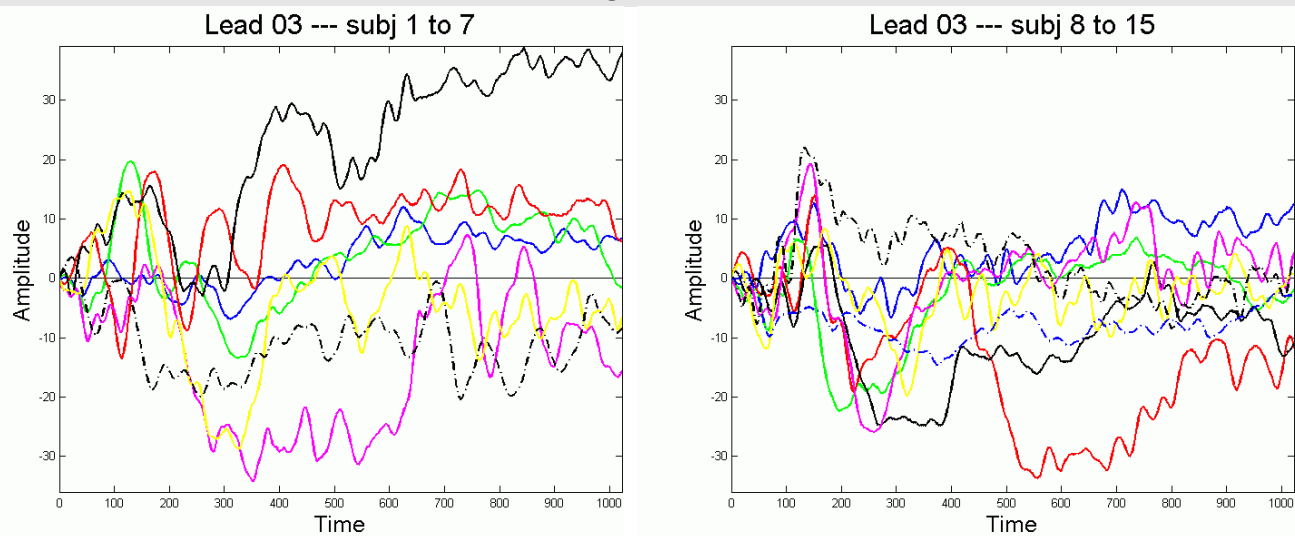
Σχήμα 4.9: Γραφικές παραστάσεις κυματομορφών για το ηλεκτρόδιο #02.

Ηλεκτρόδιο 3

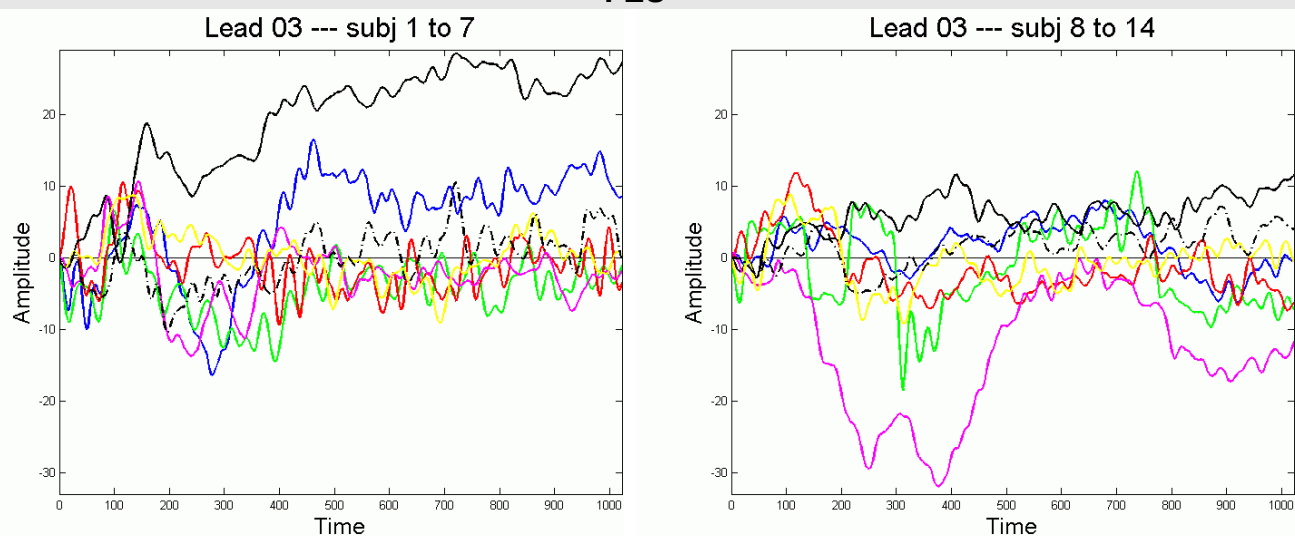
Controls



OCD



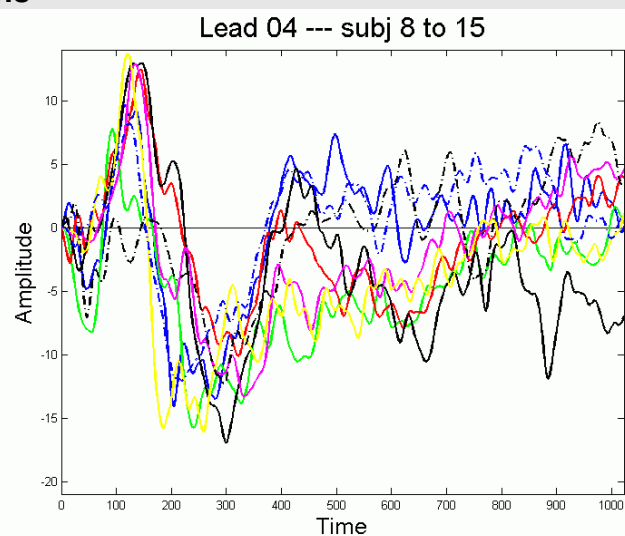
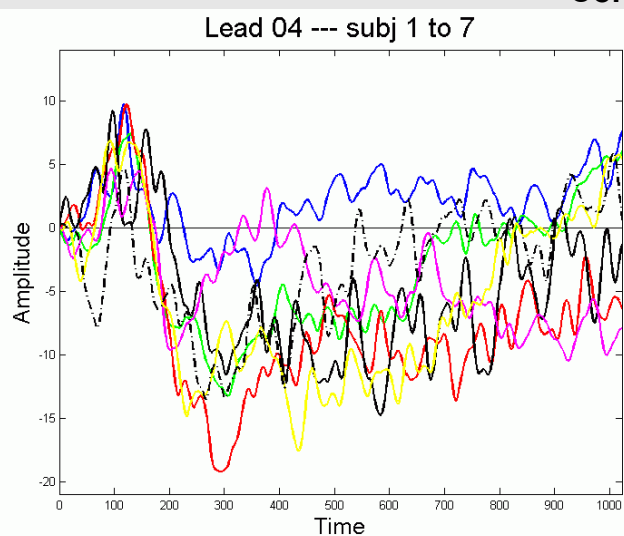
FES



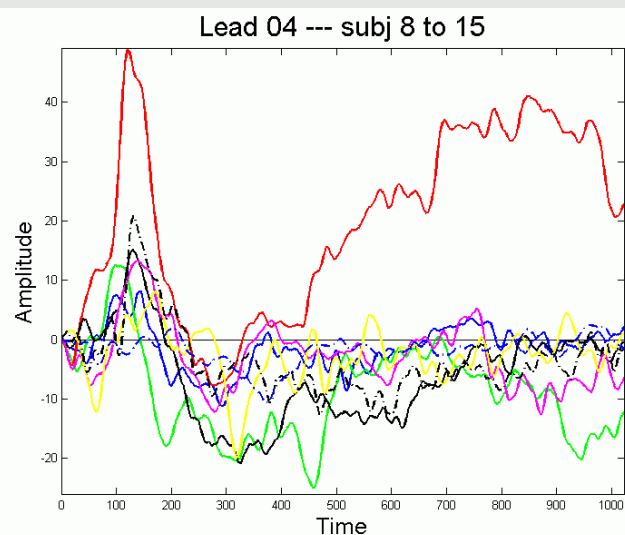
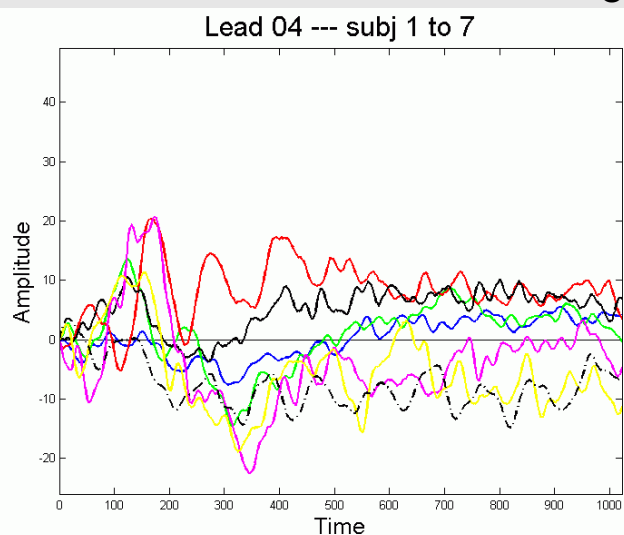
Σχήμα 4.10: Γραφικές παραστάσεις κυματομορφών για το ηλεκτρόδιο #03.

Ηλεκτρόδιο 4

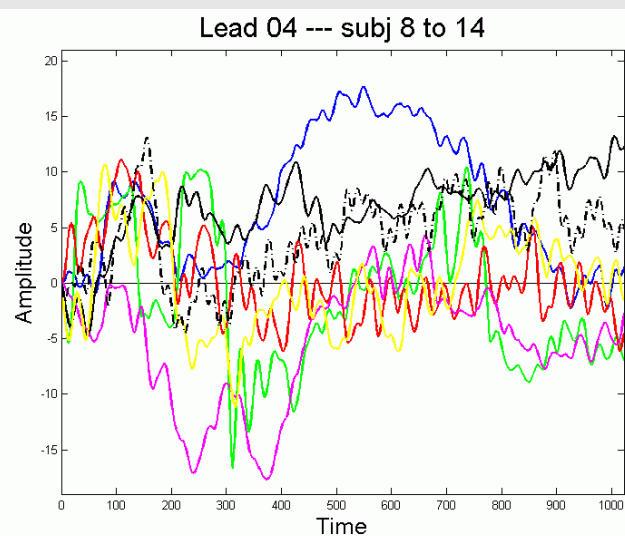
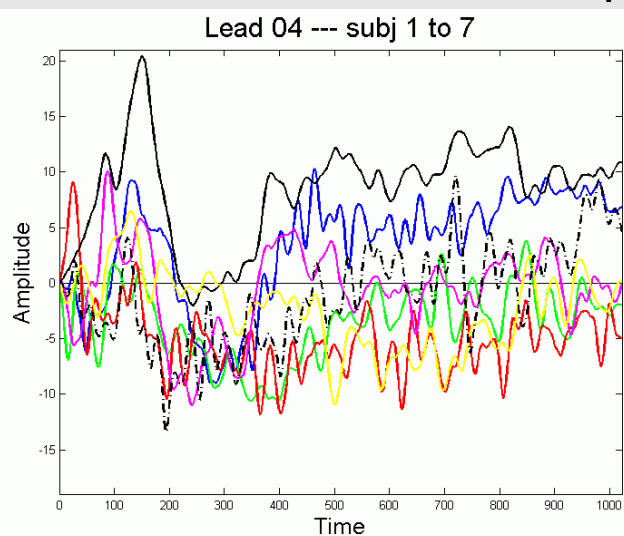
Controls



OCD



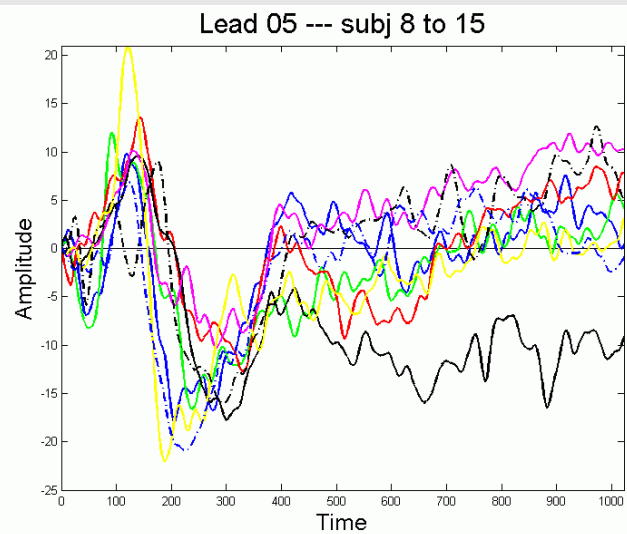
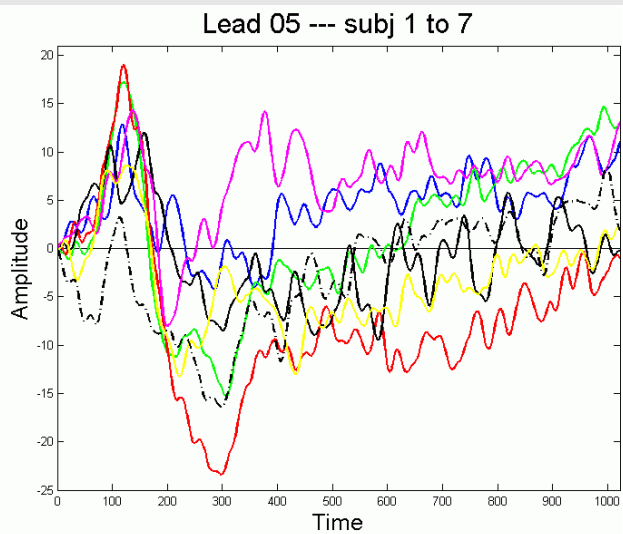
FES



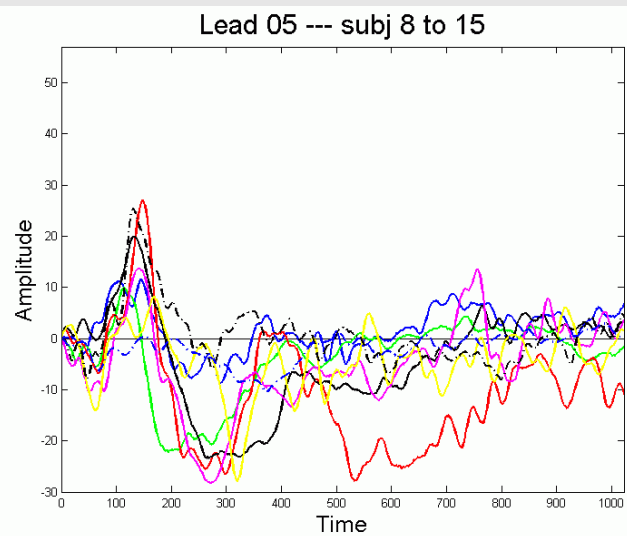
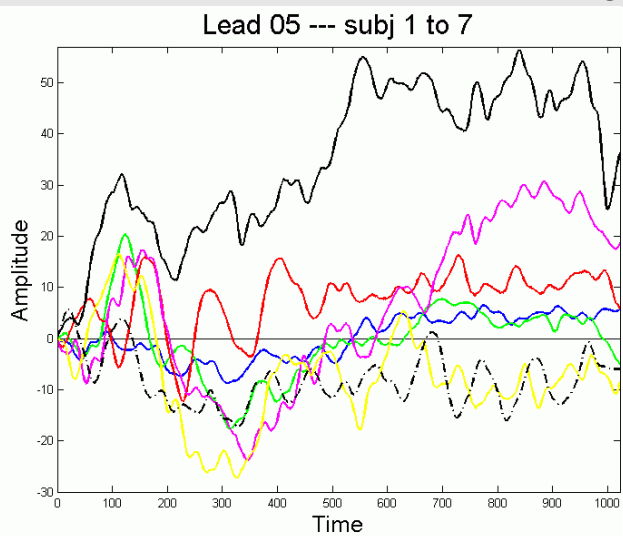
Σχήμα 4.11: Γραφικές παραστάσεις κυματομορφών για το ηλεκτρόδιο #04.

Ηλεκτρόδιο 5

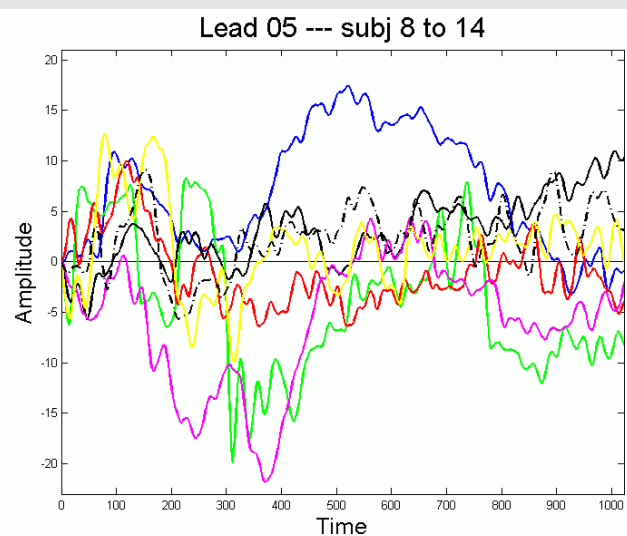
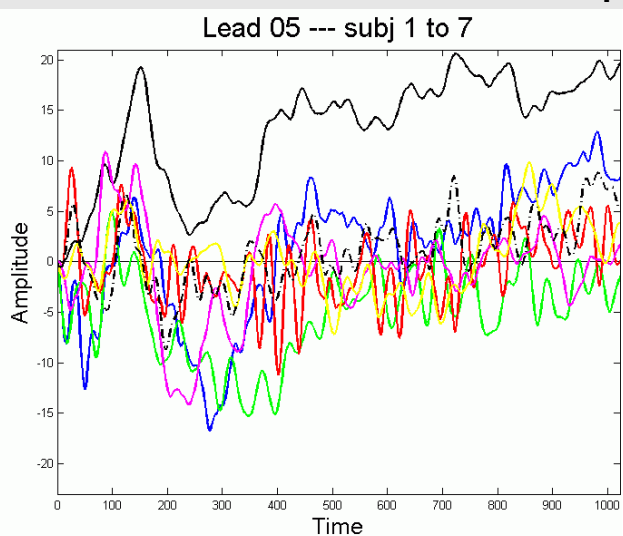
Controls



OCD



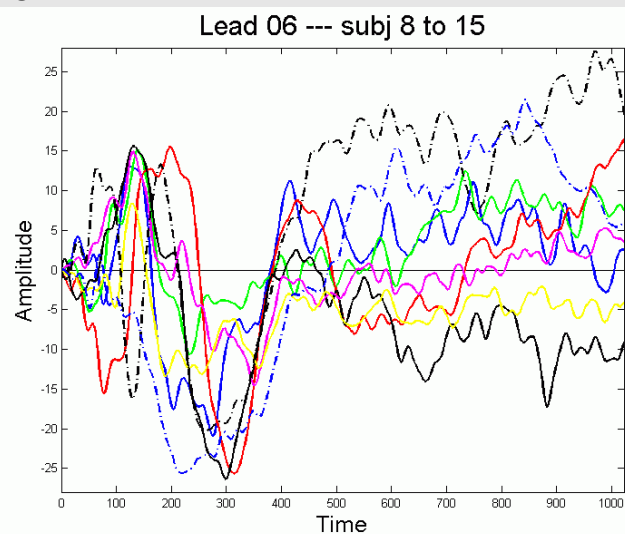
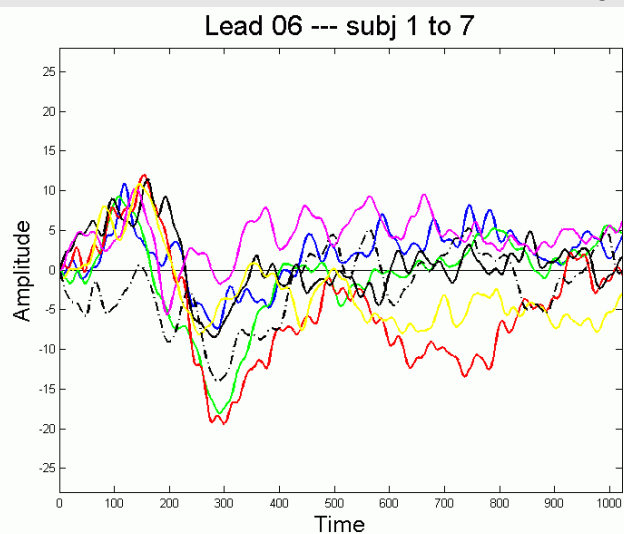
FES



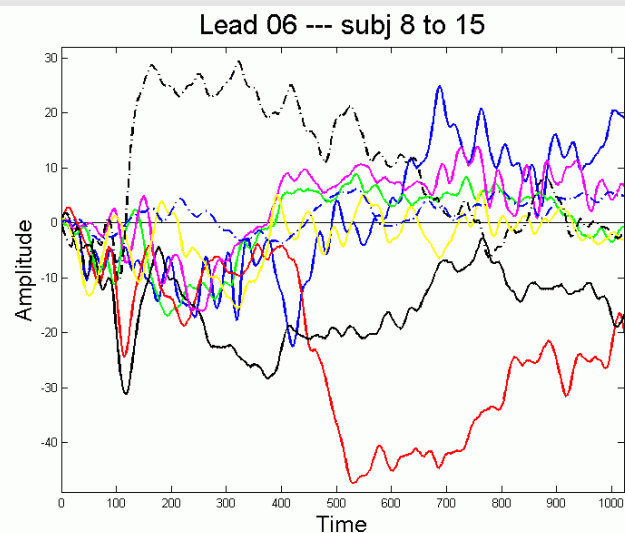
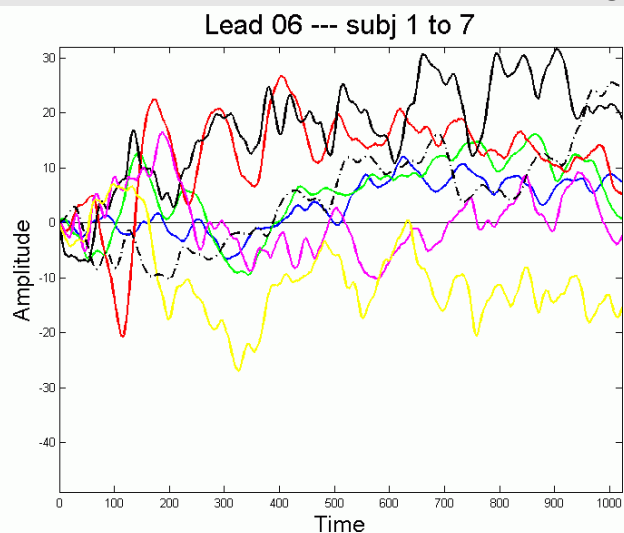
Σχήμα 4.12: Γραφικές παραστάσεις κυματομορφών για το ηλεκτρόδιο #05.

Ηλεκτρόδιο 6

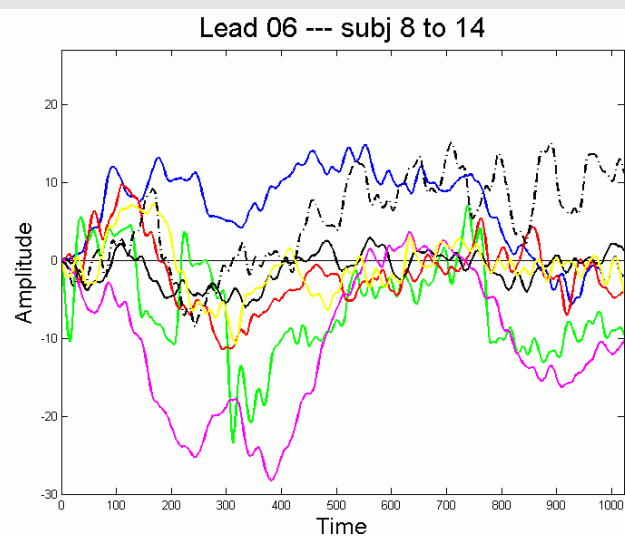
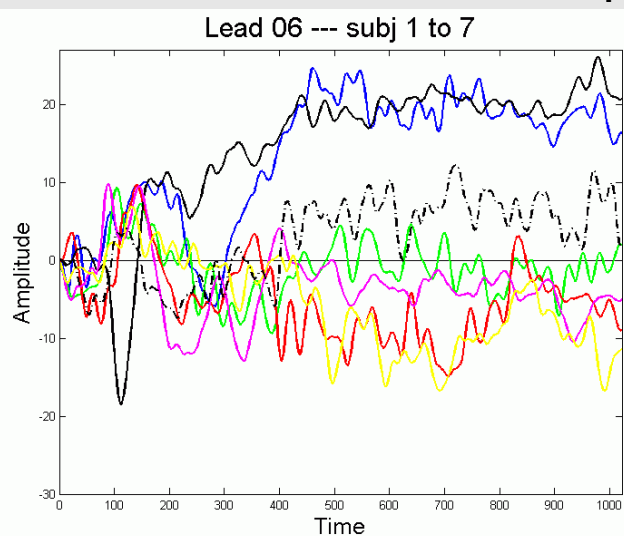
Controls



OCD



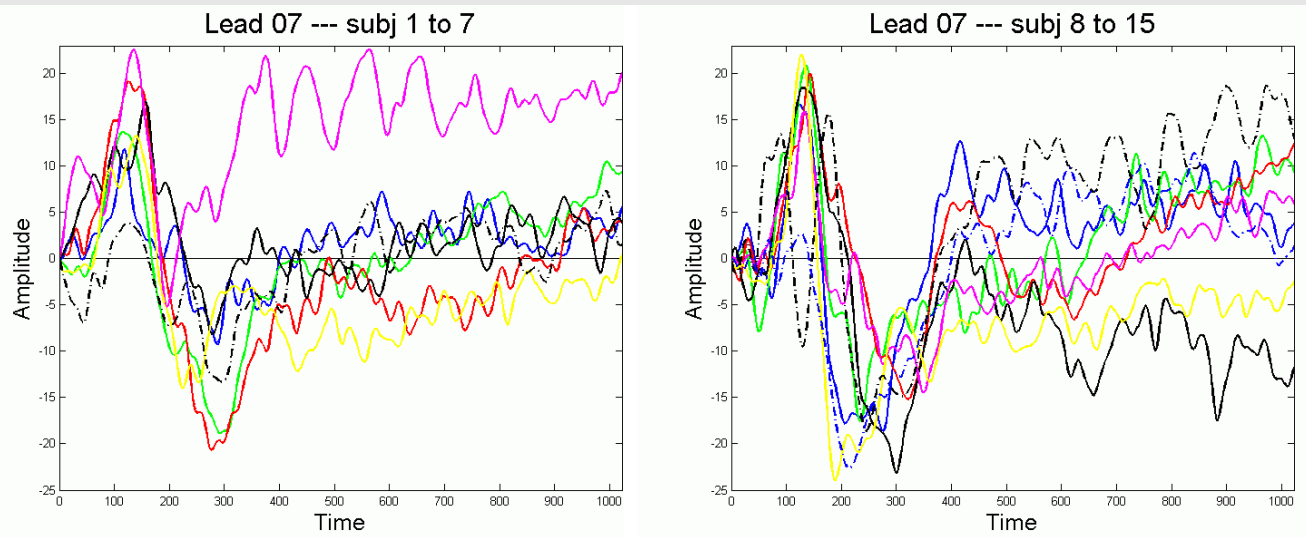
FES



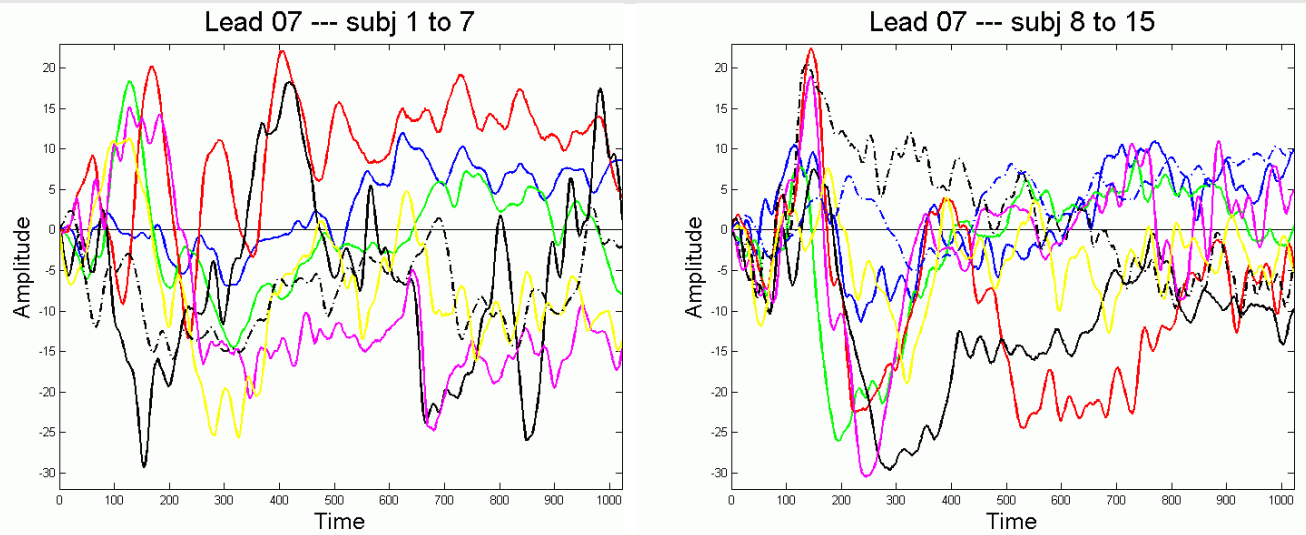
Σχήμα 4.13: Γραφικές παραστάσεις κυματομορφών για το ηλεκτρόδιο #06.

Ηλεκτρόδιο 7

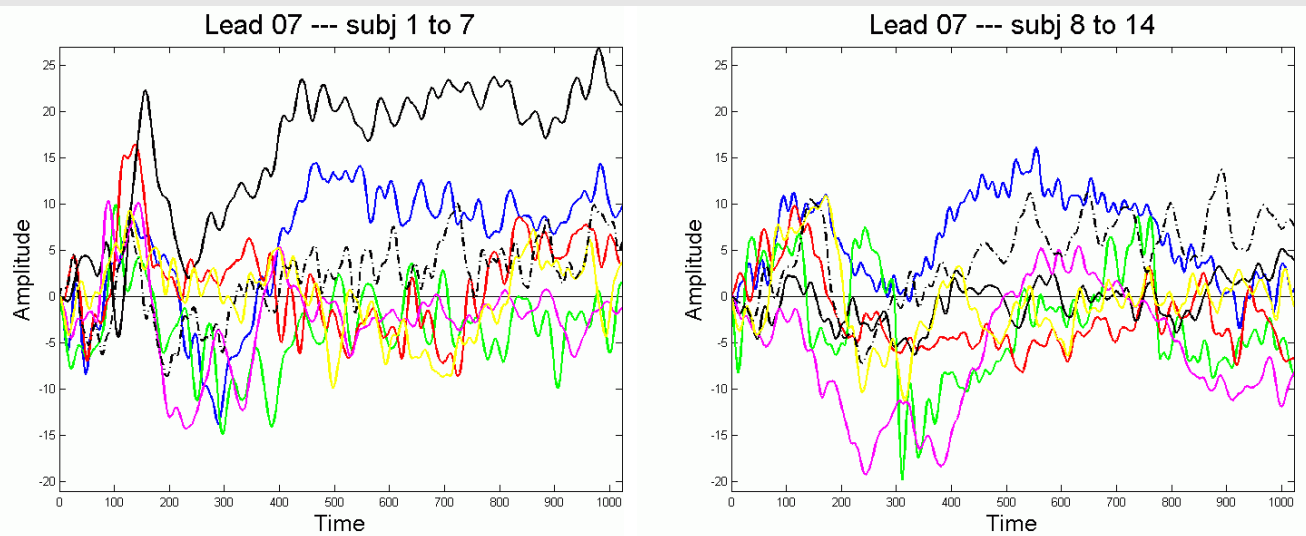
Controls



OCD



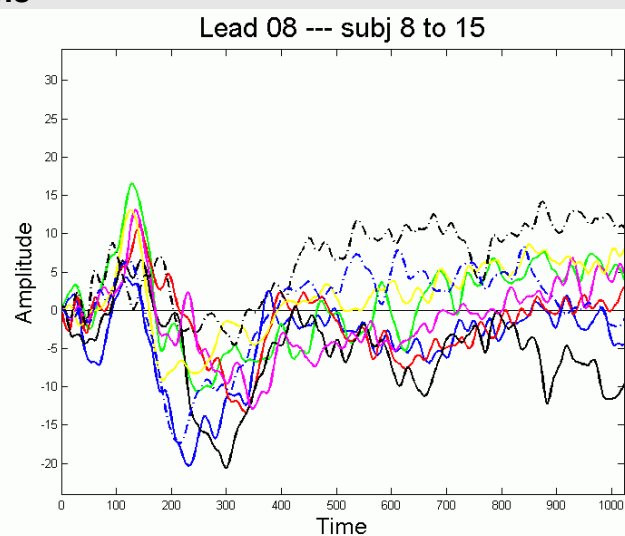
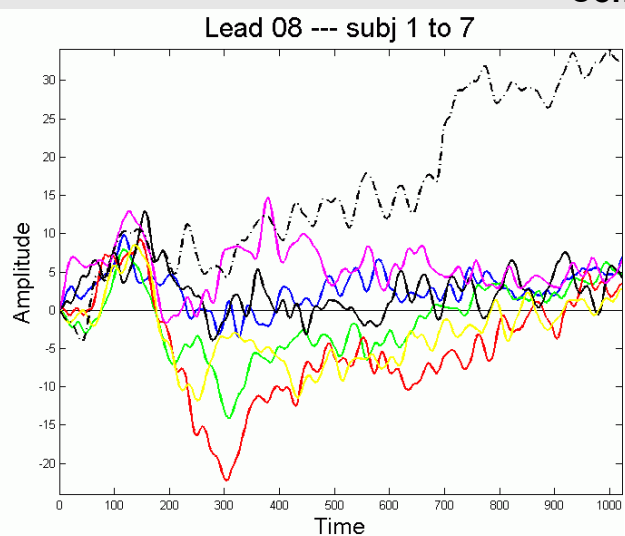
FES



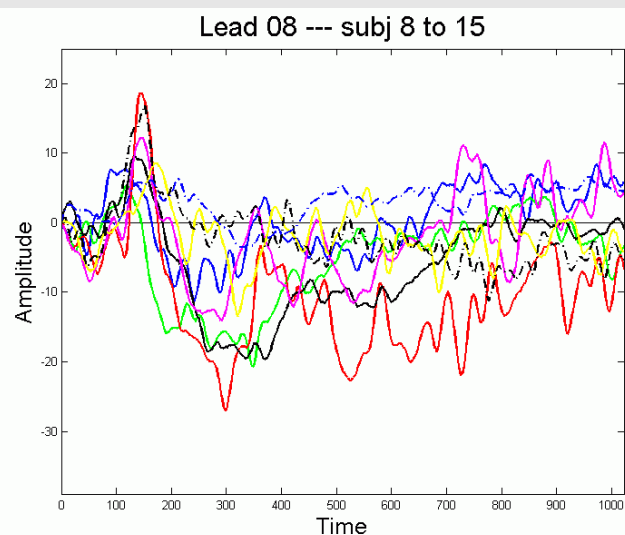
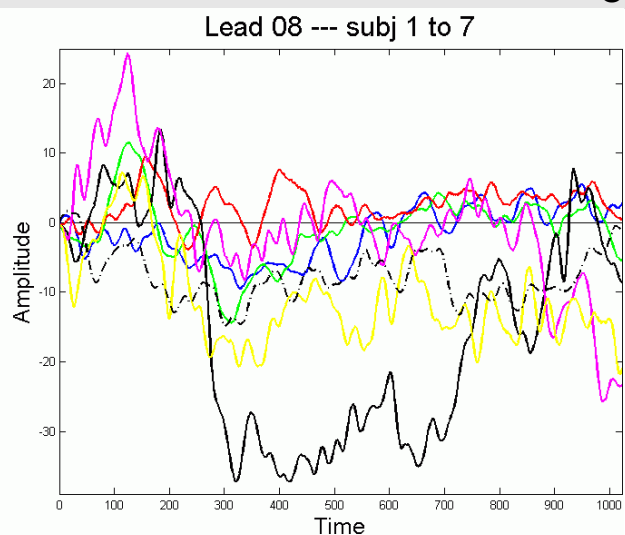
Σχήμα 4.14: Γραφικές παραστάσεις κυματομορφών για το ηλεκτρόδιο #07.

Ηλεκτρόδιο 8

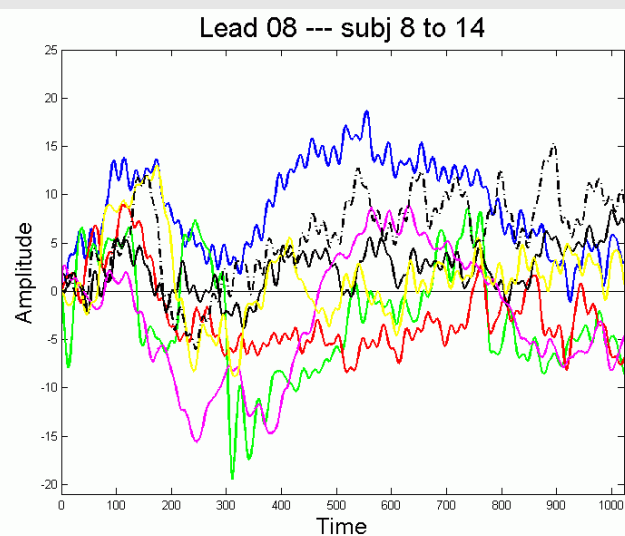
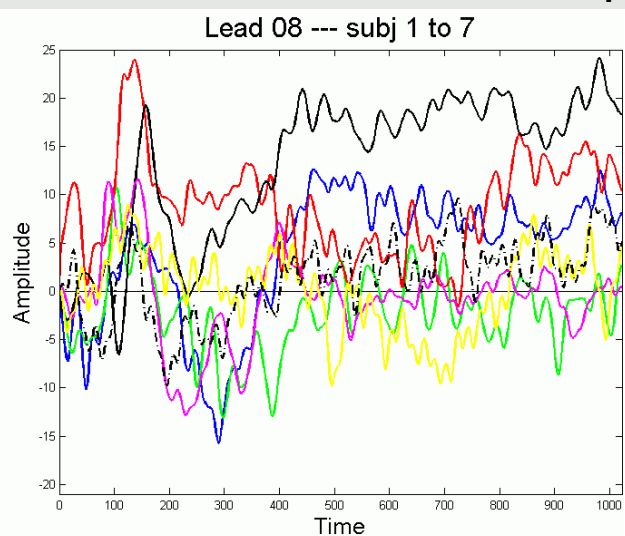
Controls



OCD



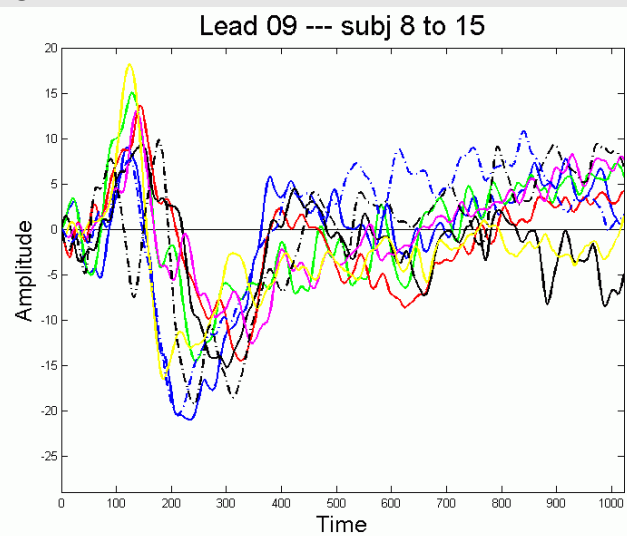
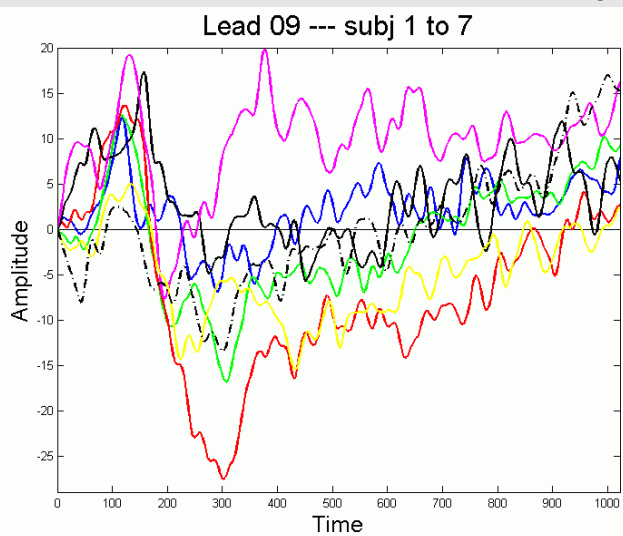
FES



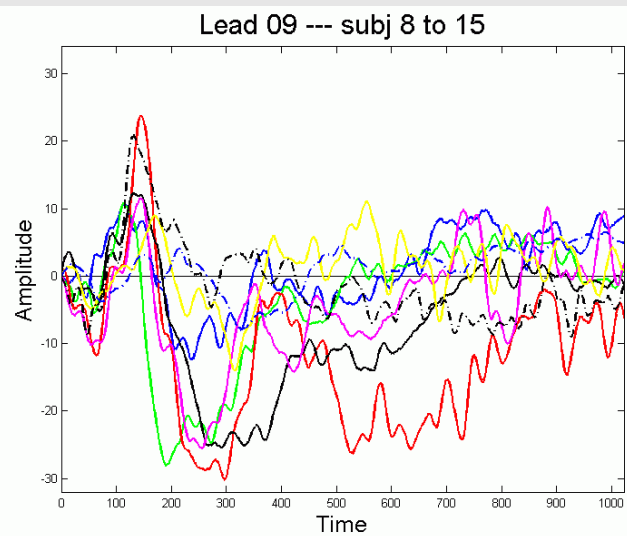
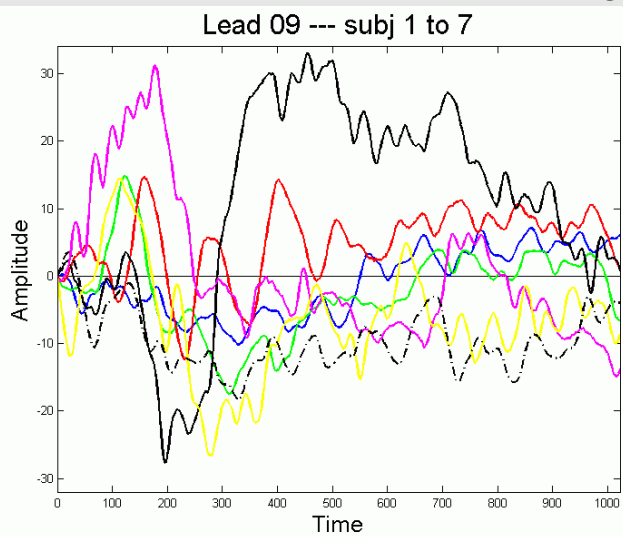
Σχήμα 4.15: Γραφικές παραστάσεις κυματομορφών για το ηλεκτρόδιο #08.

Ηλεκτρόδιο 9

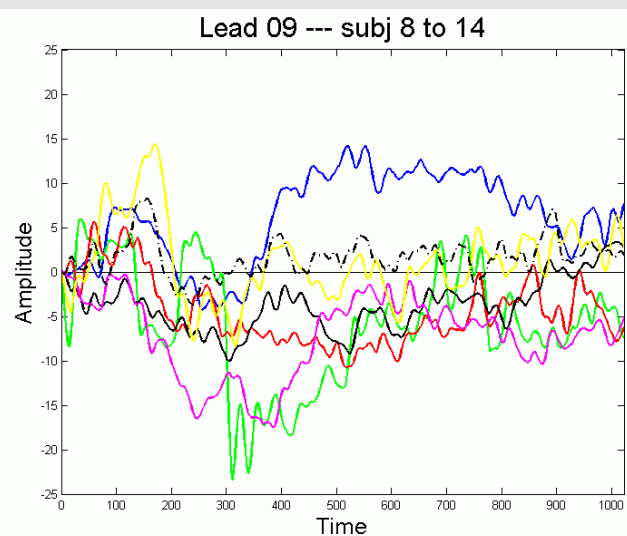
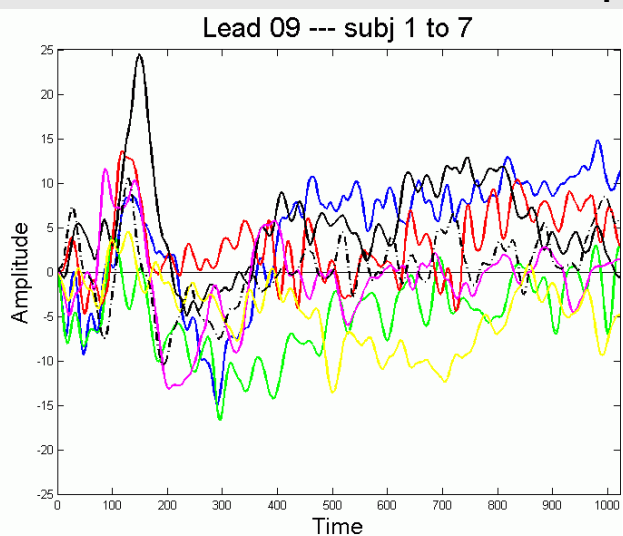
Controls



OCD



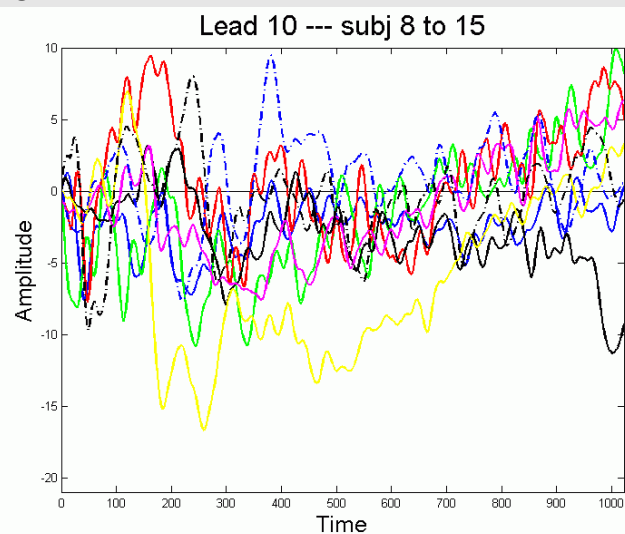
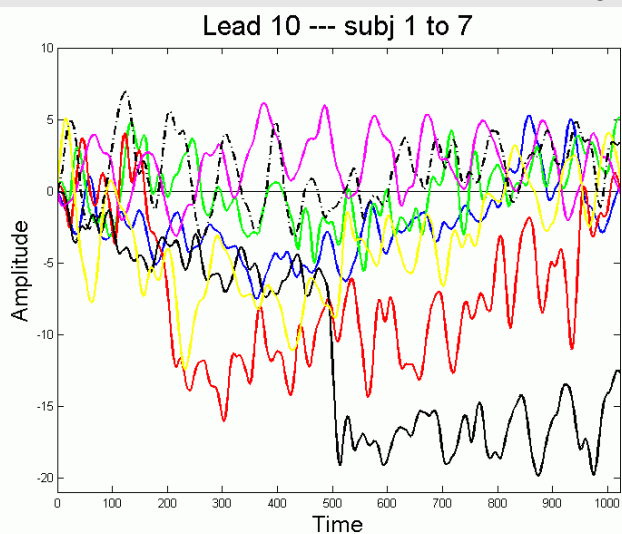
FES



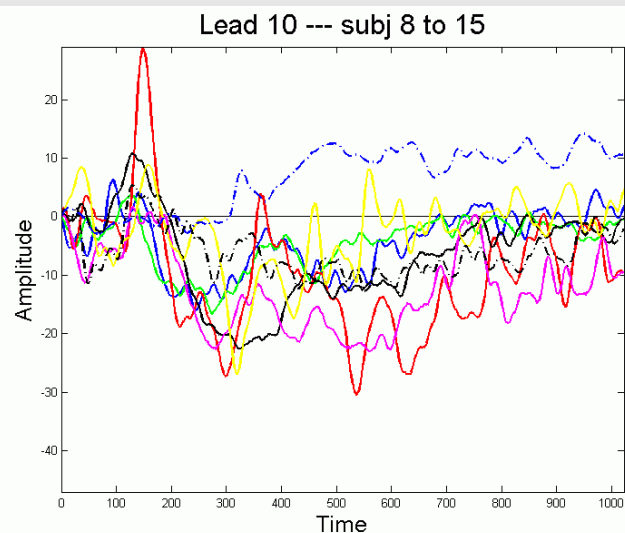
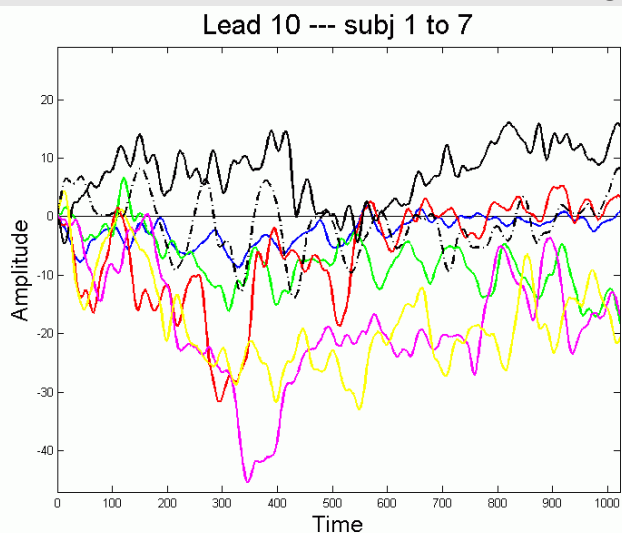
Σχήμα 4.16: Γραφικές παραστάσεις κυματομορφών για το ηλεκτρόδιο #09.

Ηλεκτρόδιο 10

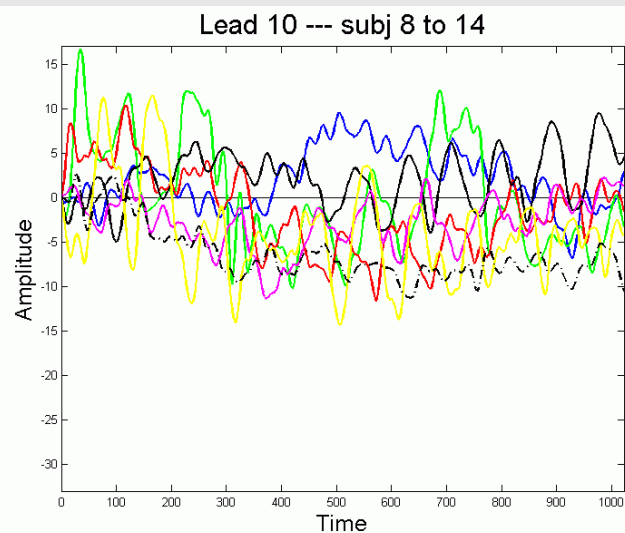
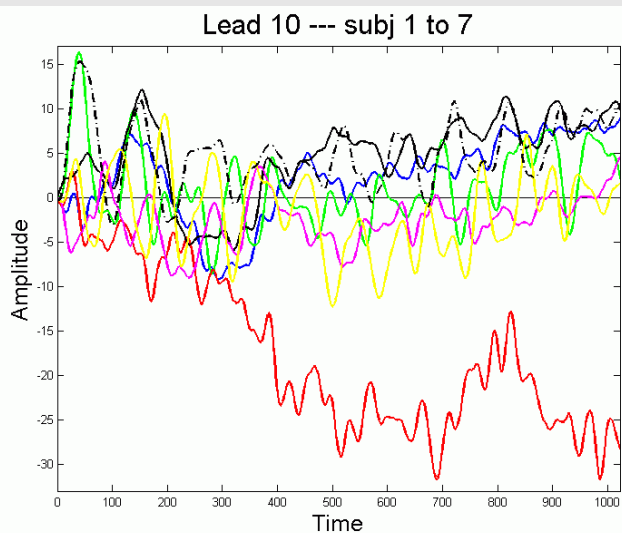
Controls



OCD



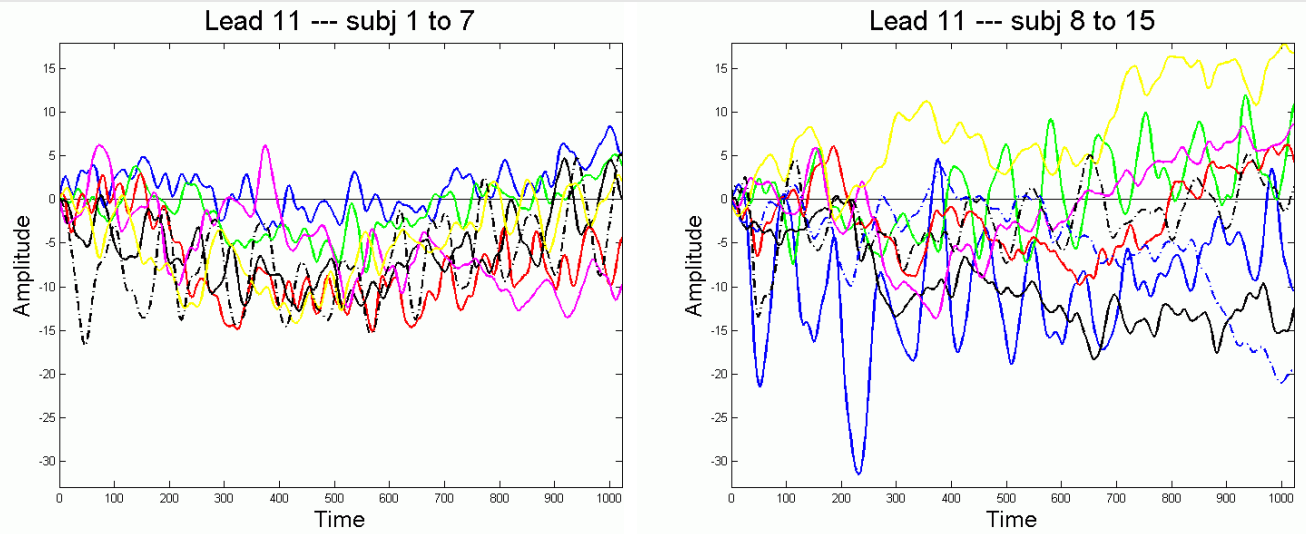
FES



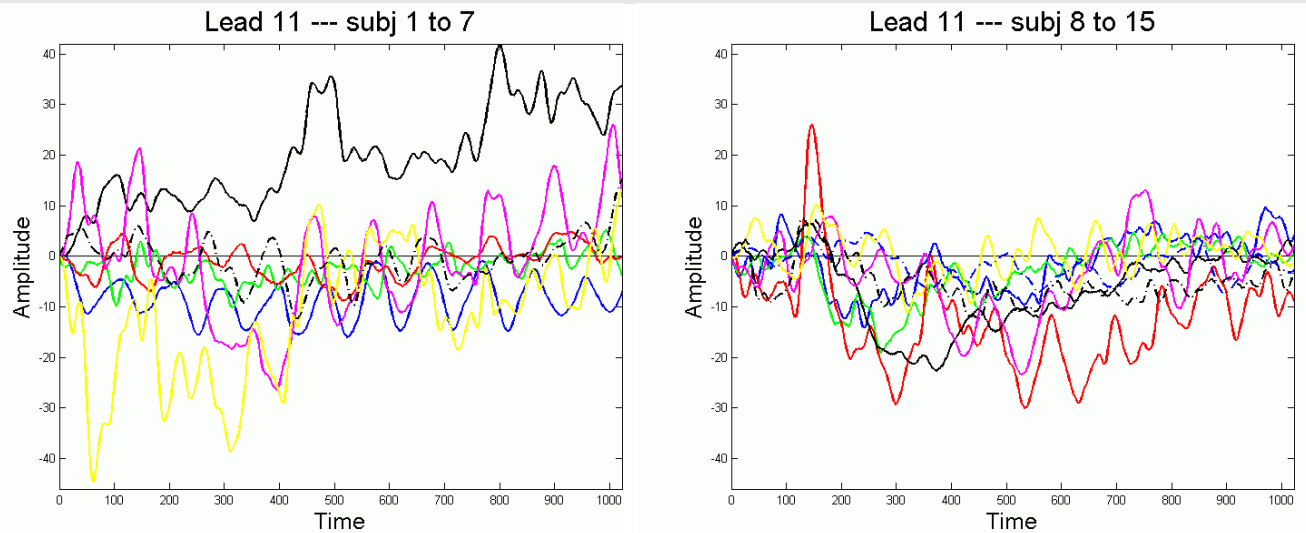
Σχήμα 4.17: Γραφικές παραστάσεις κυματομορφών για το ηλεκτρόδιο #10.

Ηλεκτρόδιο 11

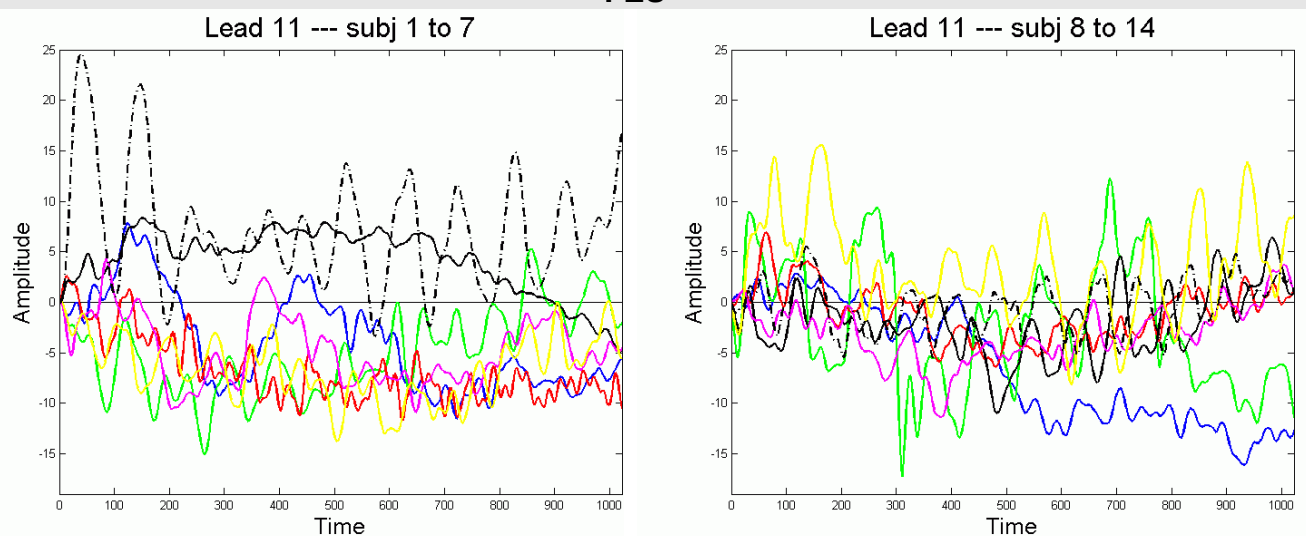
Controls



OCD



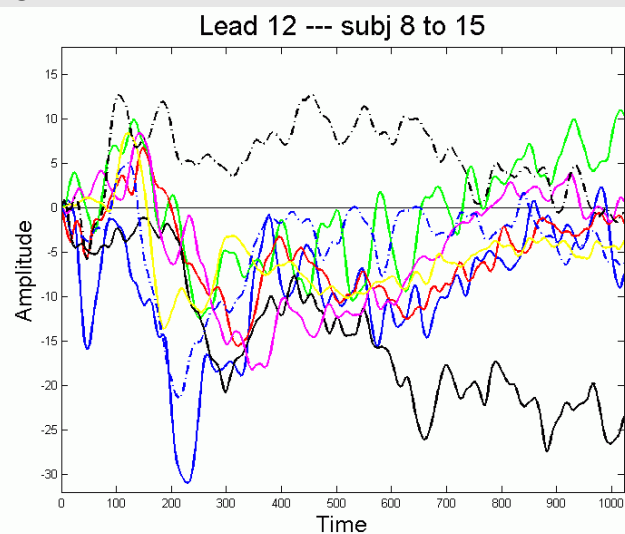
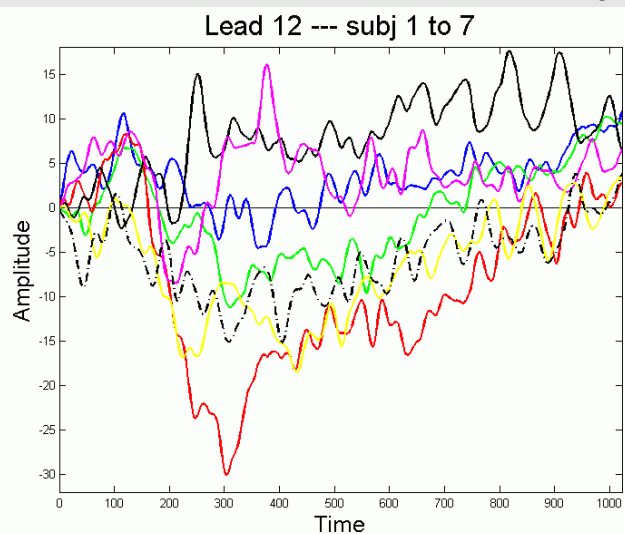
FES



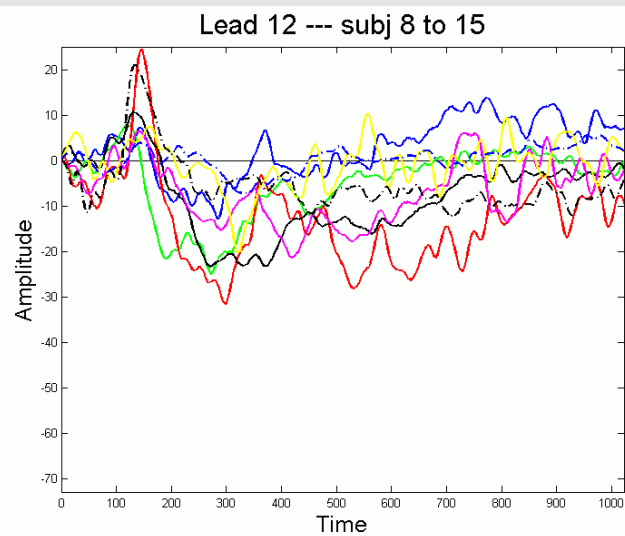
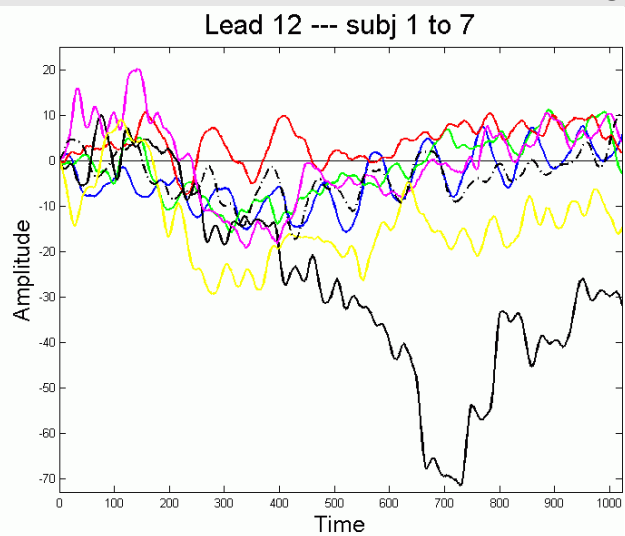
Σχήμα 4.18: Γραφικές παραστάσεις κυματομορφών για το ηλεκτρόδιο #11.

Ηλεκτρόδιο 12

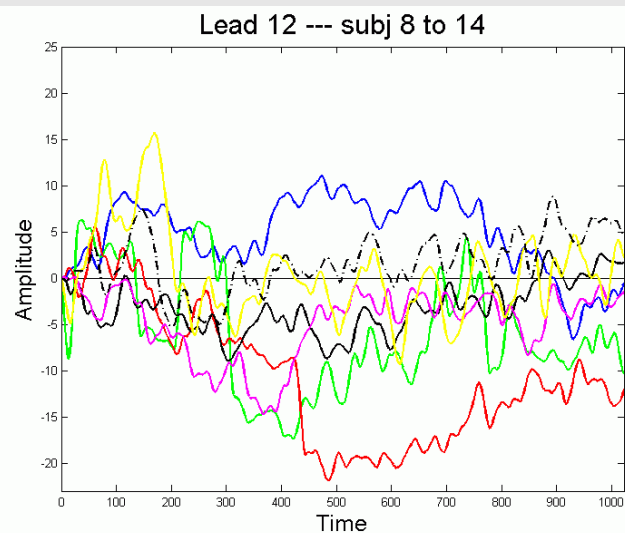
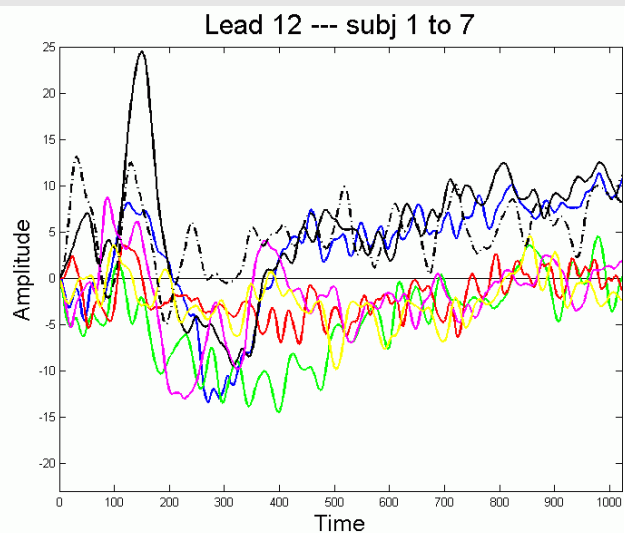
Controls



OCD



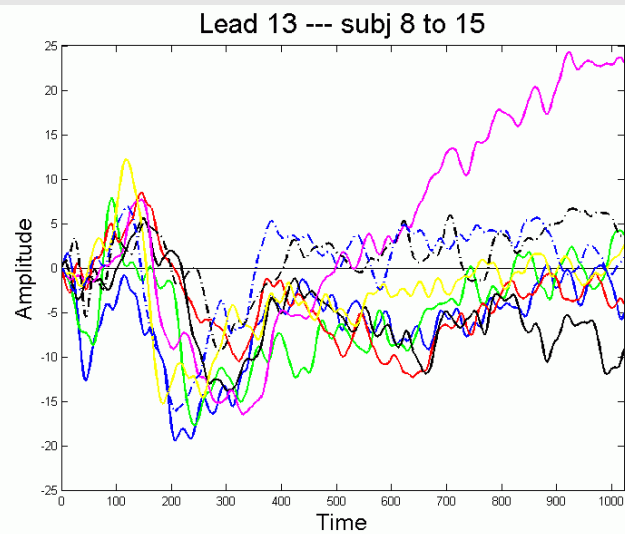
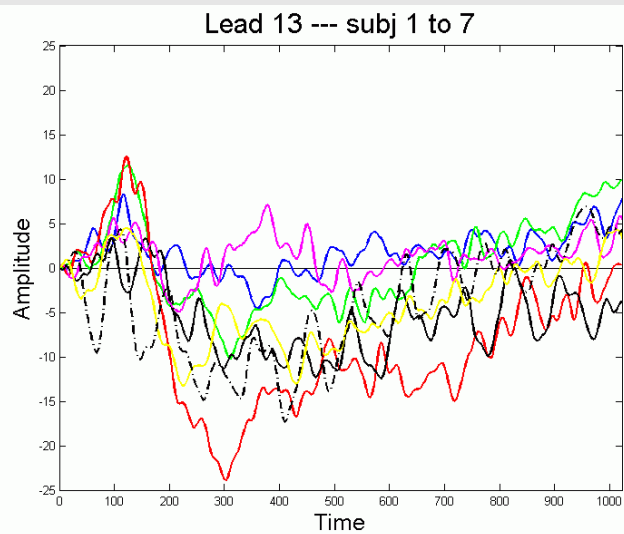
FES



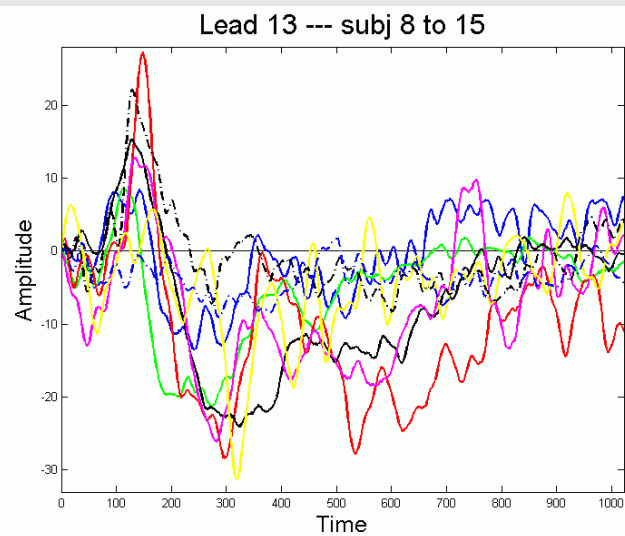
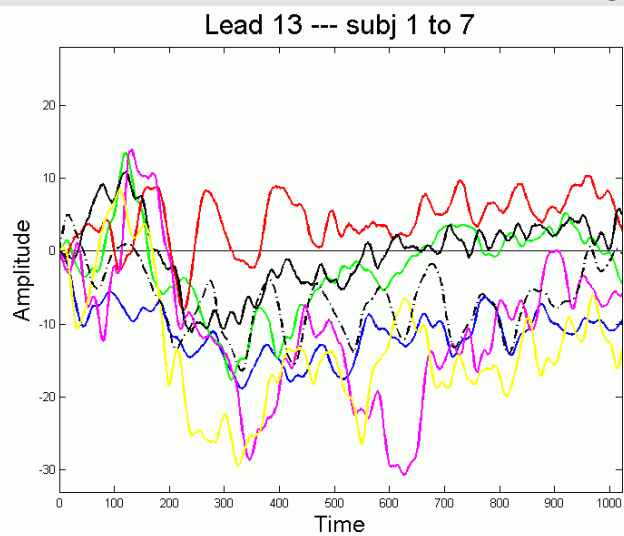
Σχήμα 4.19: Γραφικές παραστάσεις κυματομορφών για το ηλεκτρόδιο #12.

Ηλεκτρόδιο 13

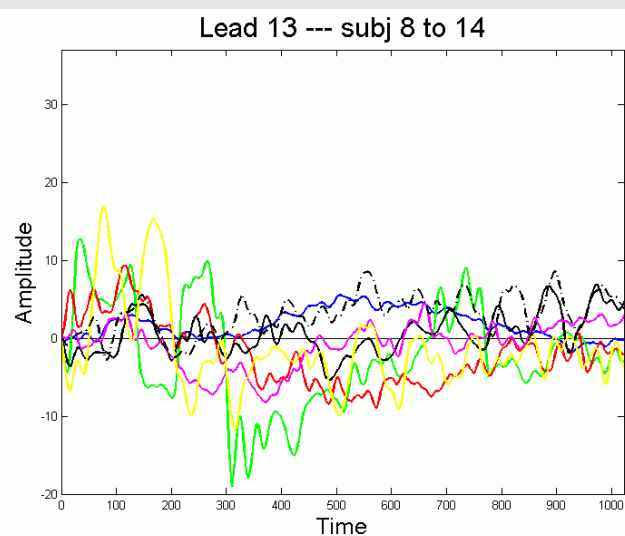
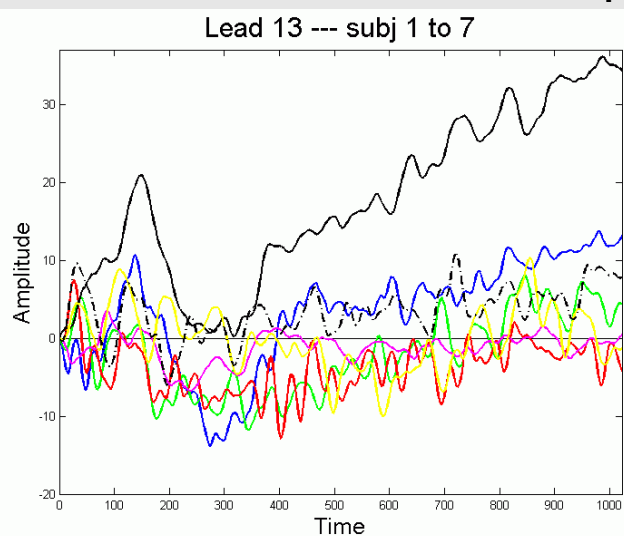
Controls



OCD



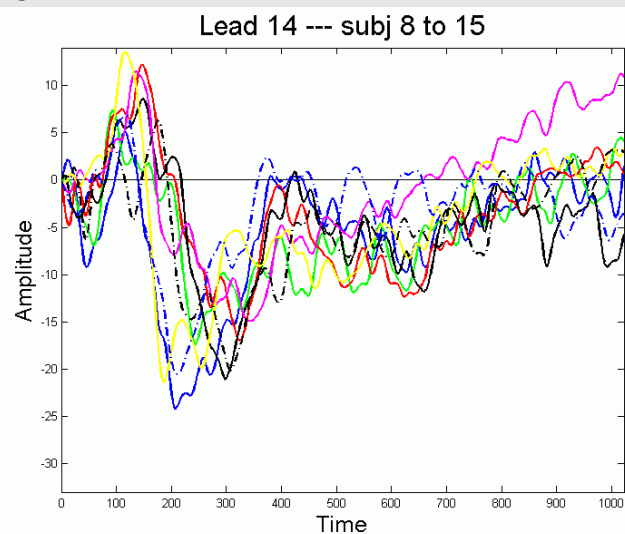
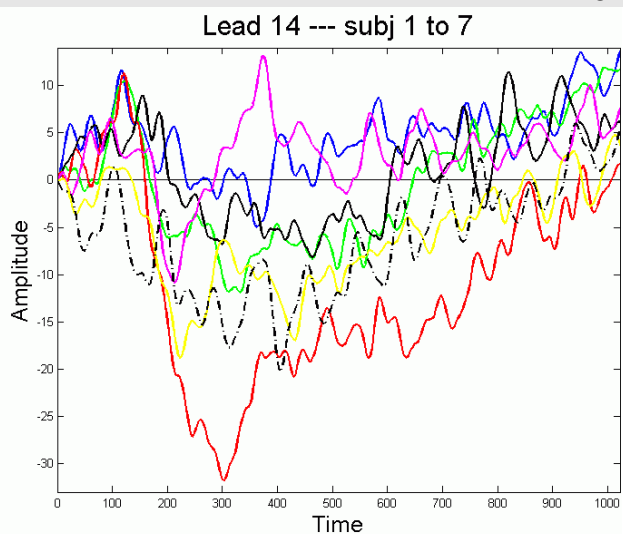
FES



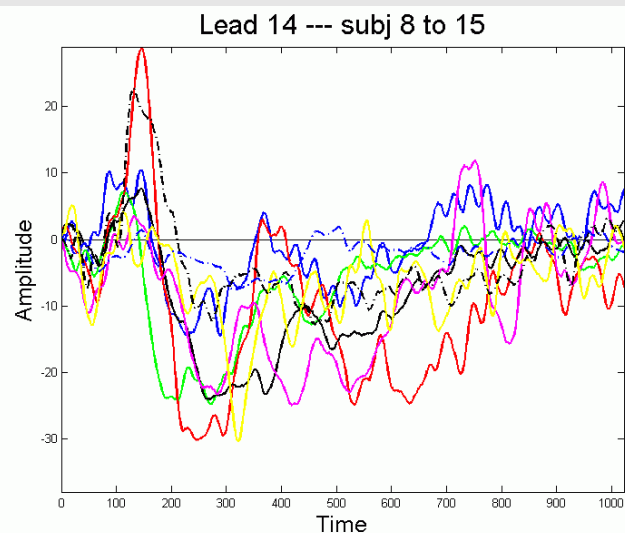
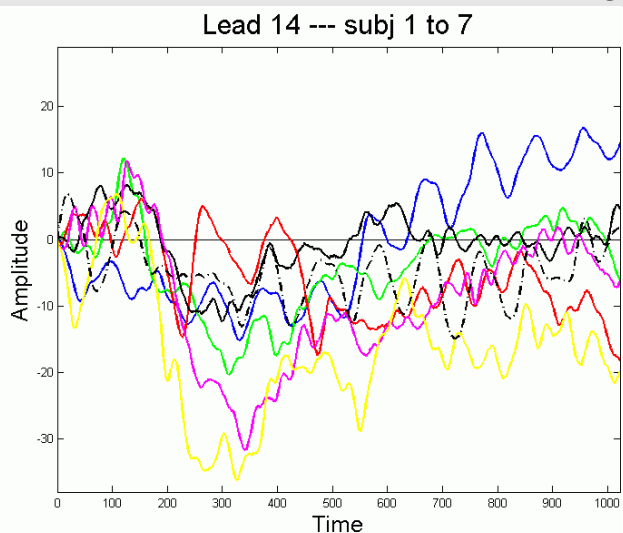
Σχήμα 4.20: Γραφικές παραστάσεις κυματομορφών για το ηλεκτρόδιο #13.

Ηλεκτρόδιο 14

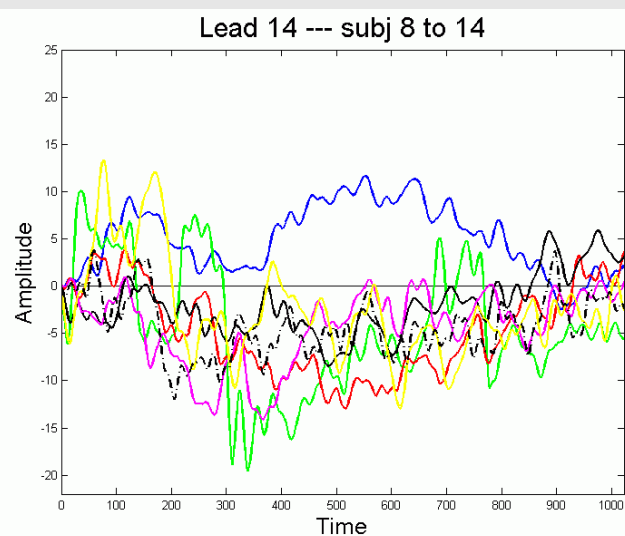
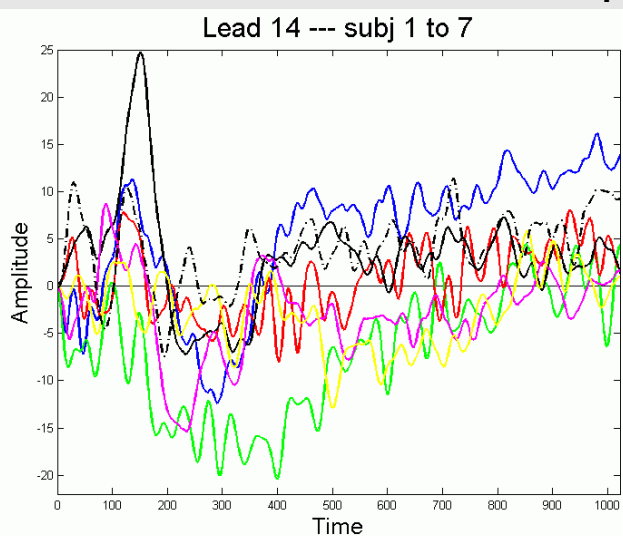
Controls



OCD



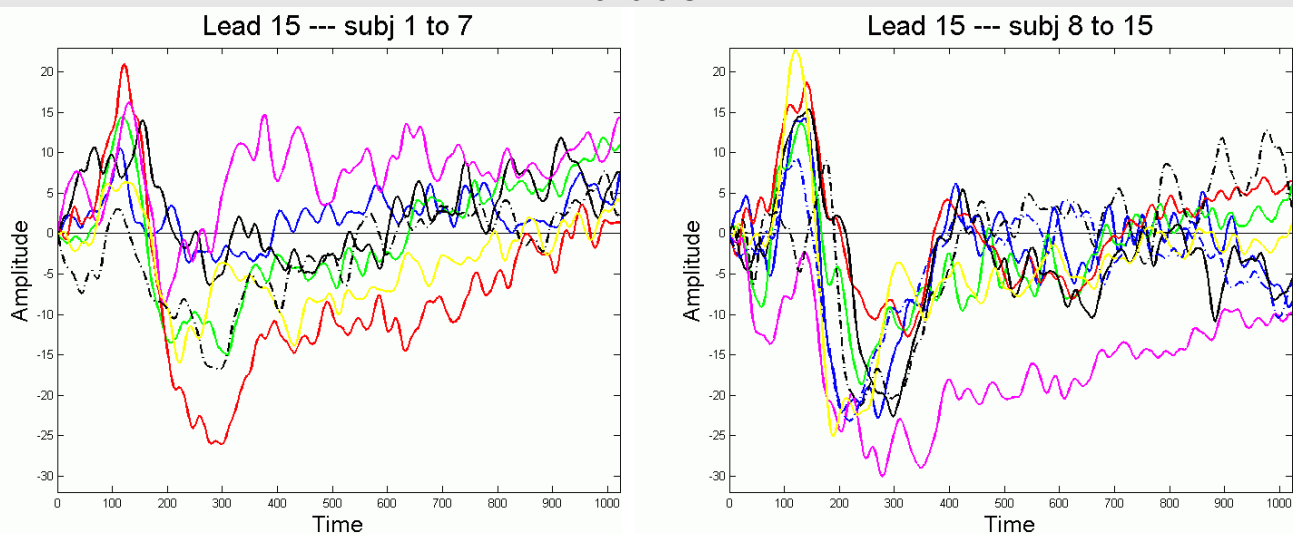
FES



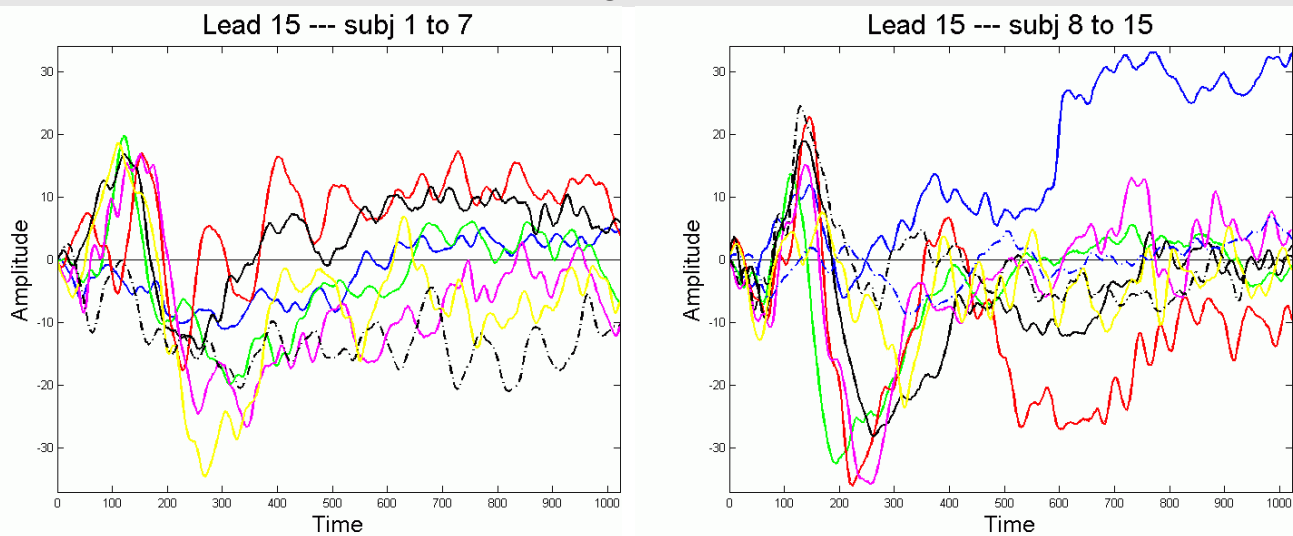
Σχήμα 4.21: Γραφικές παραστάσεις κυματομορφών για το ηλεκτρόδιο #14.

Ηλεκτρόδιο 15

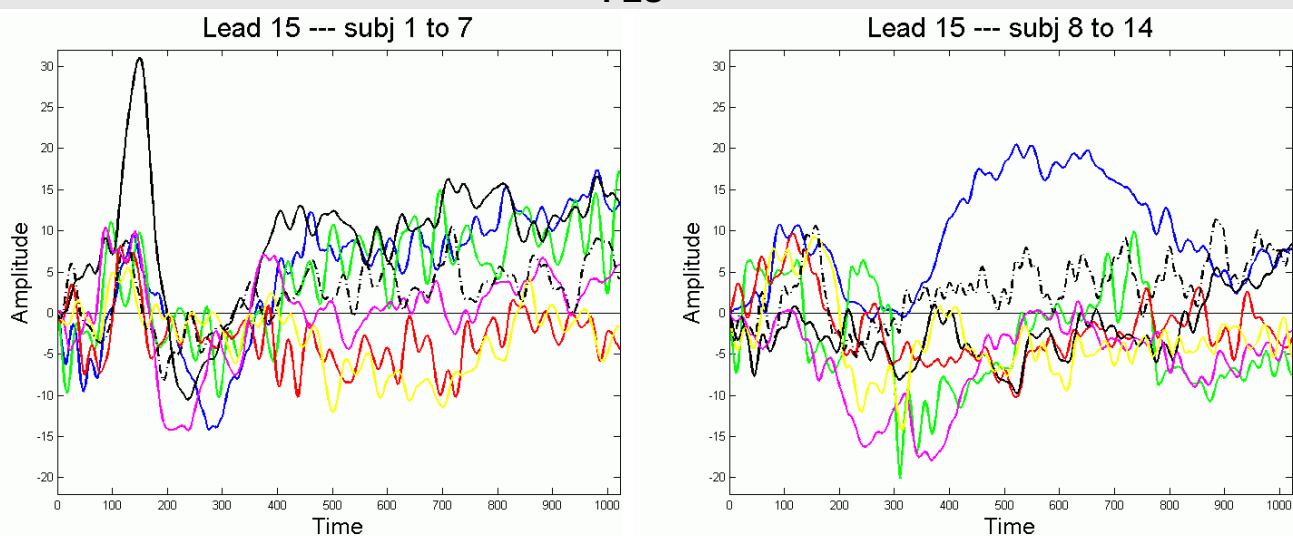
Controls



OCD



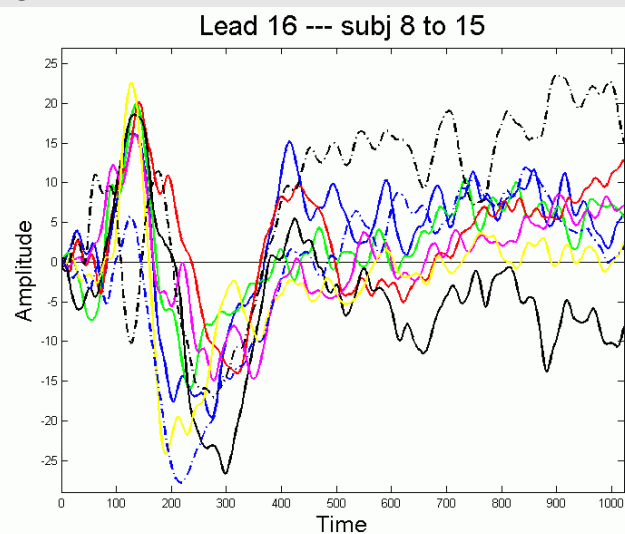
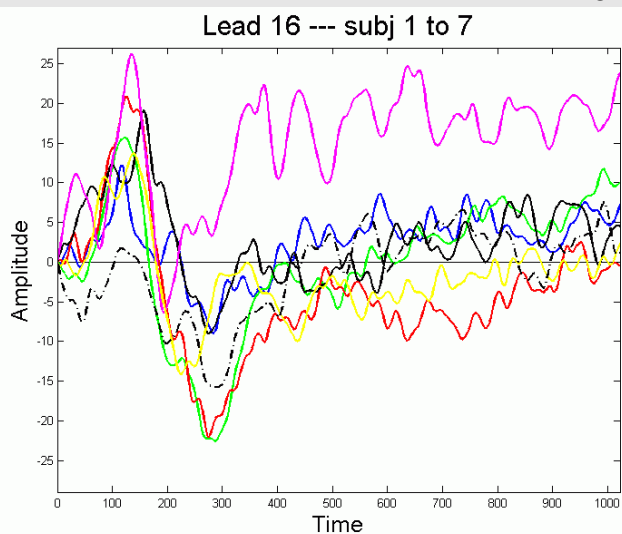
FES



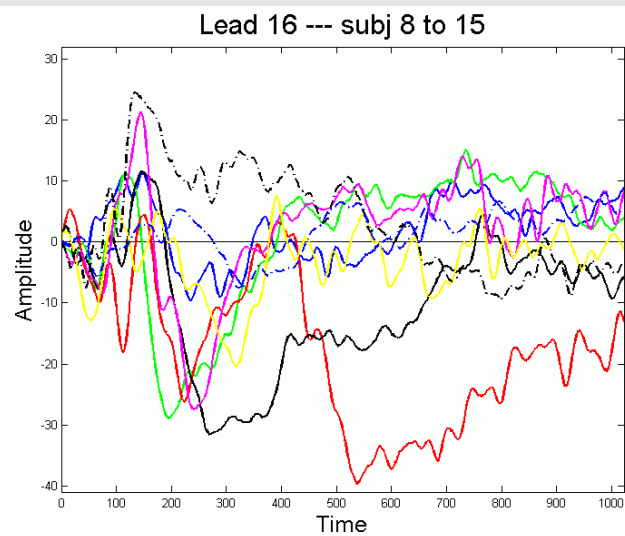
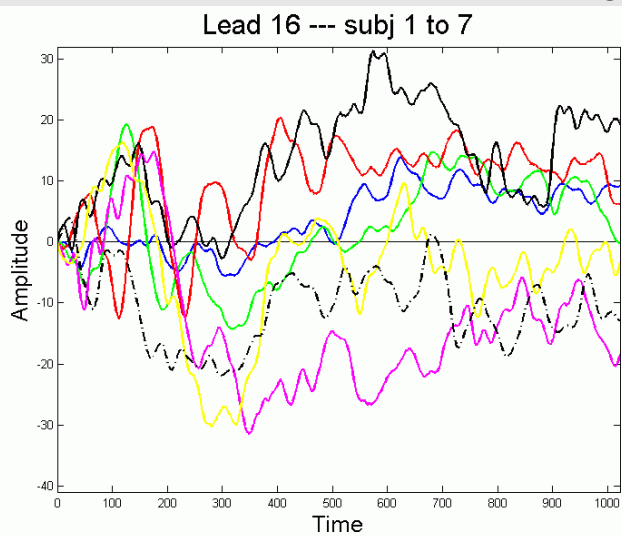
Σχήμα 4.22: Γραφικές παραστάσεις κυματομορφών για το ηλεκτρόδιο #15.

Ηλεκτρόδιο 16

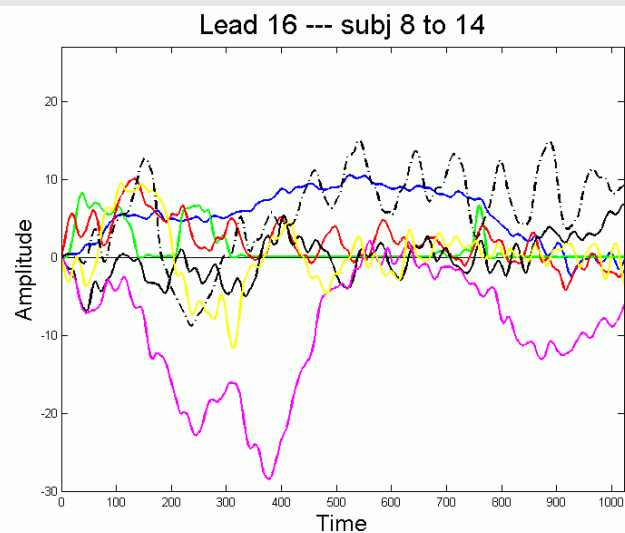
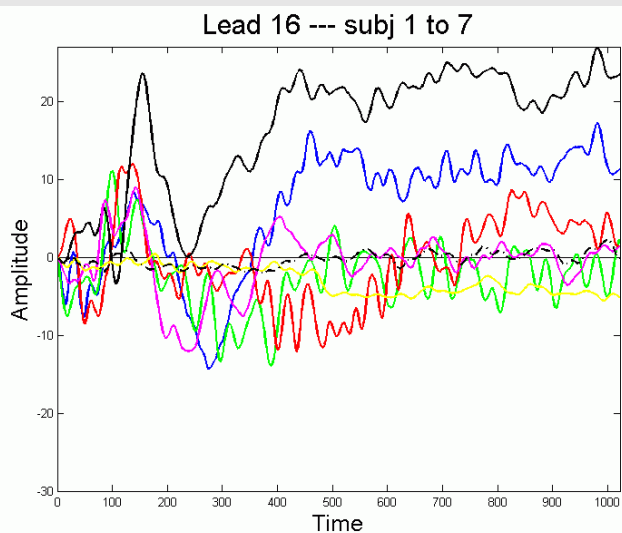
Controls



OCD

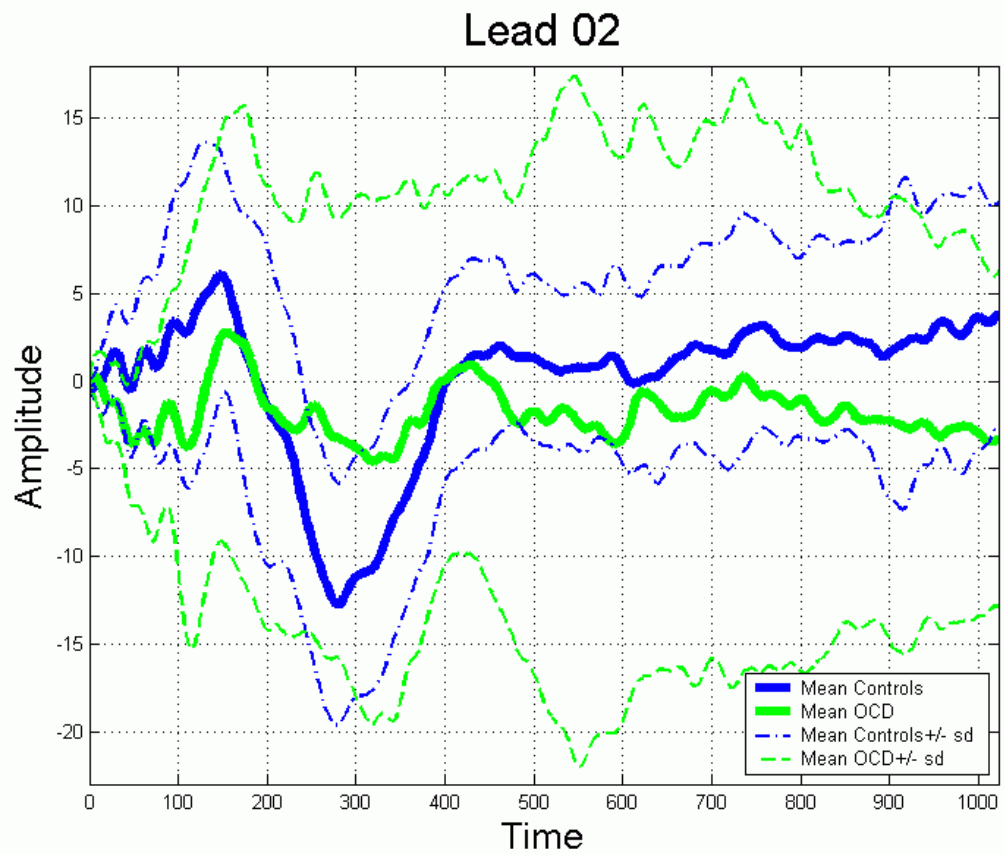


FES

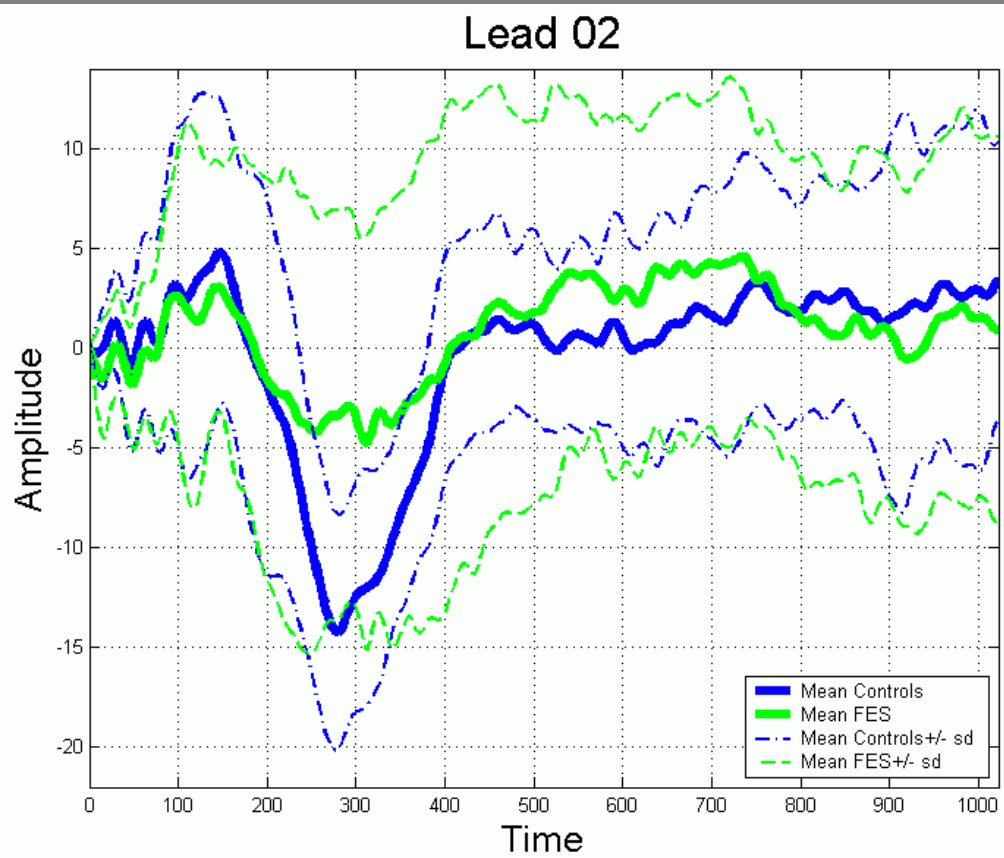


Σχήμα 4.23: Γραφικές παραστάσεις κυματομορφών για το ηλεκτρόδιο #16.

Controls – OCD

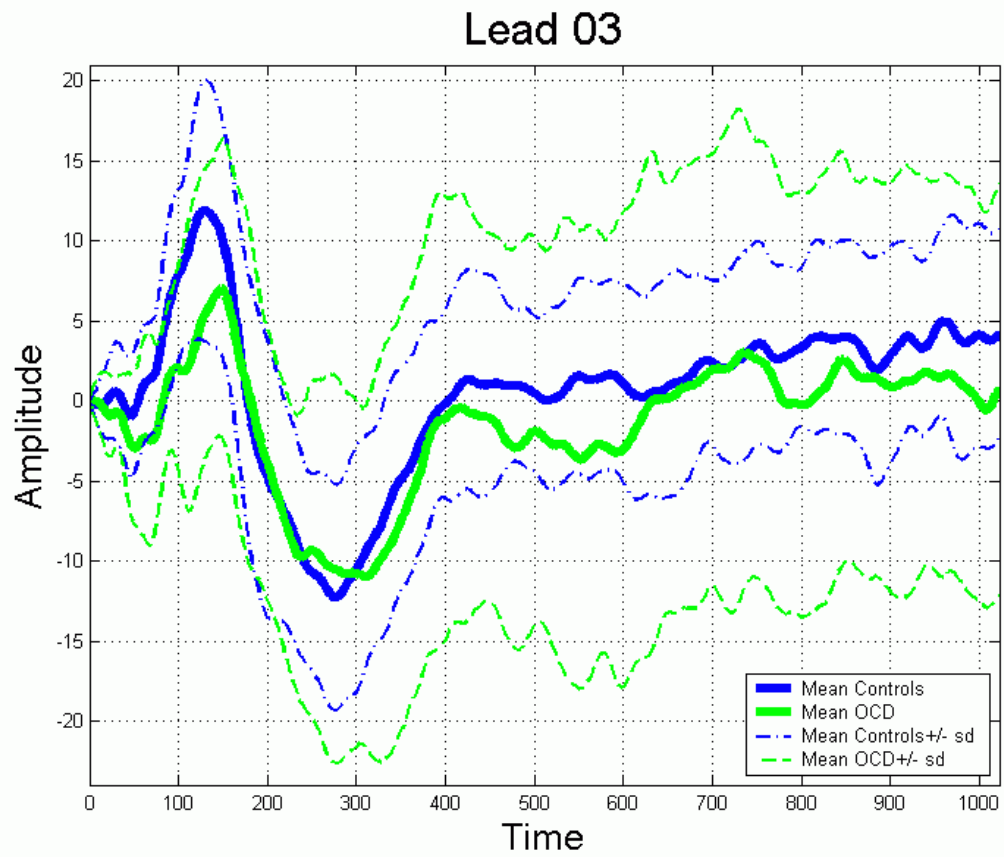


Controls – FES

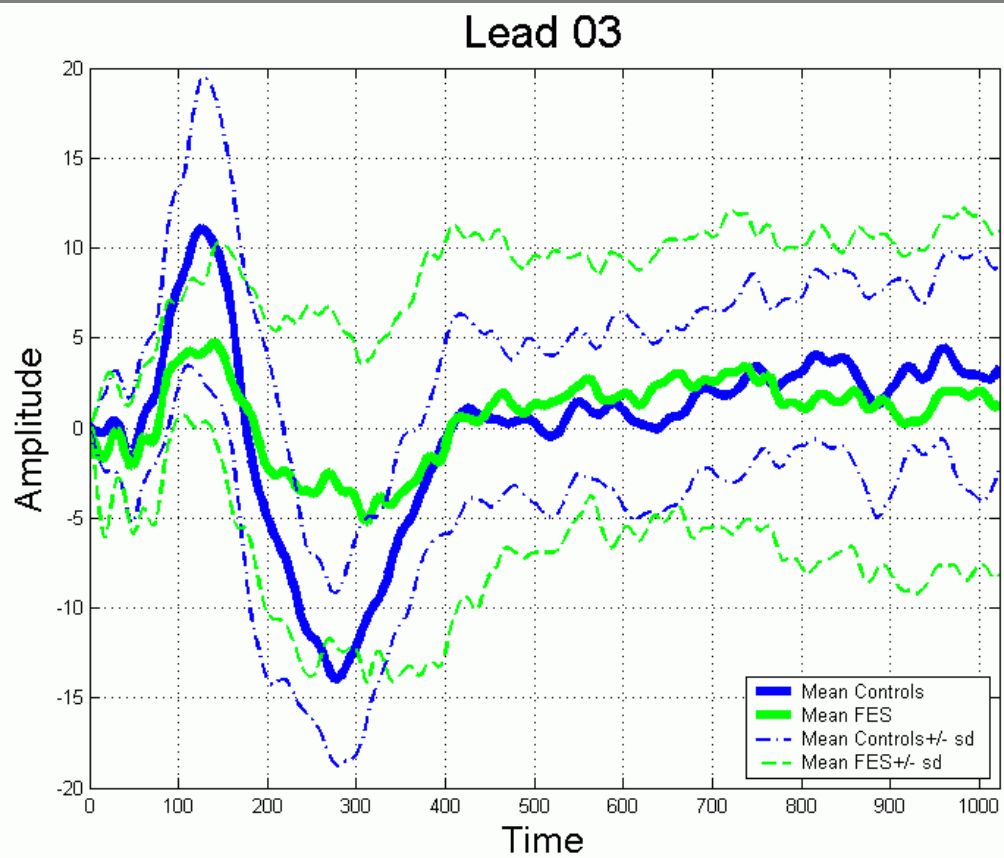


Σχήμα 4.24: Γραφικές παραστάσεις μέσω κυματομορφών για το ηλεκτρόδιο #02.

Controls – OCD

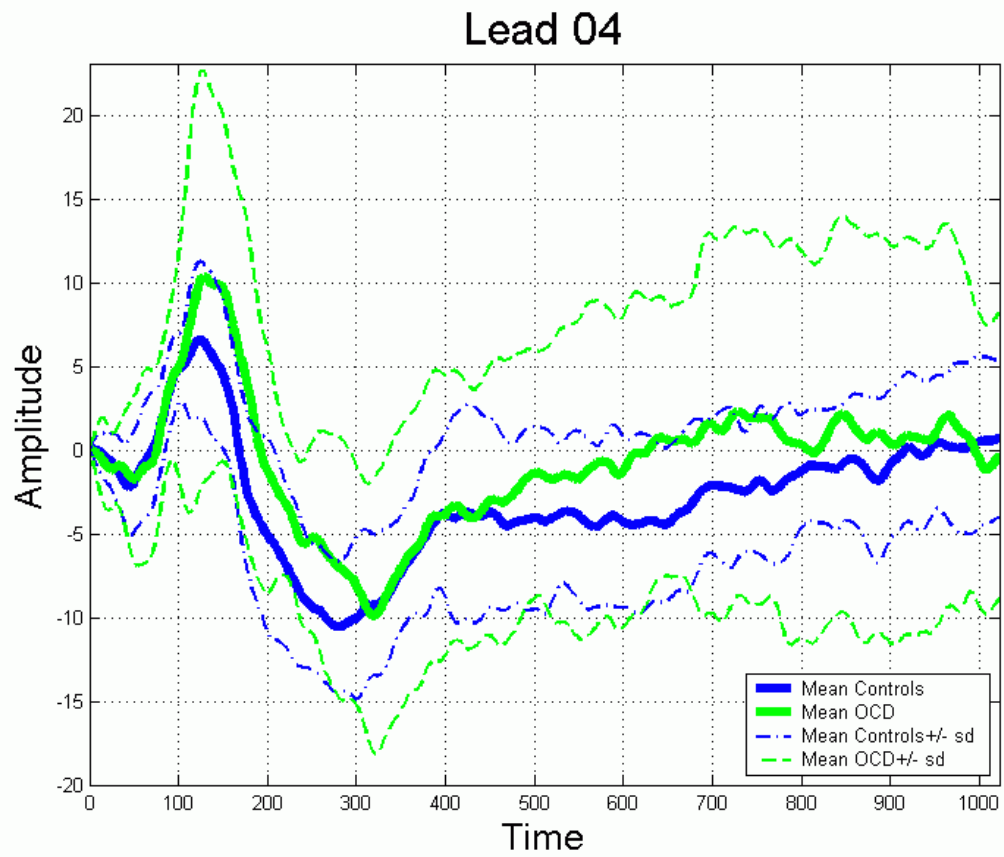


Controls – FES

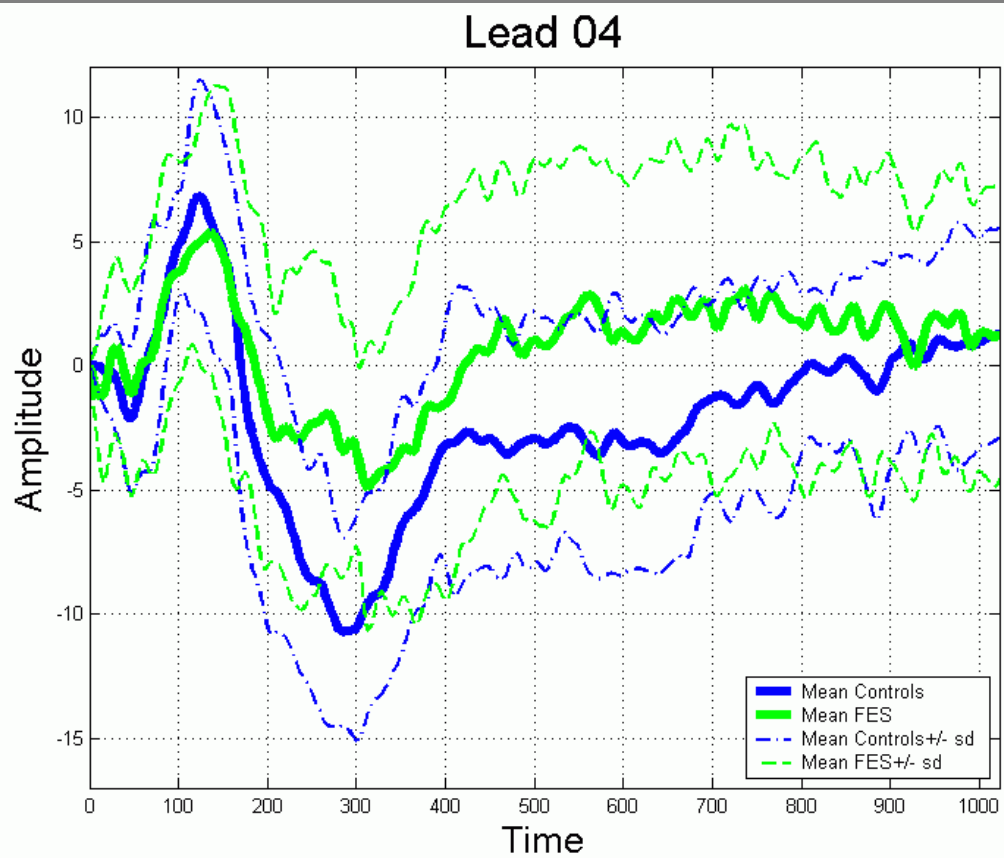


Σχήμα 4.25: Γραφικές παραστάσεις μέσω κυματομορφών για το ηλεκτρόδιο #03.

Controls – OCD

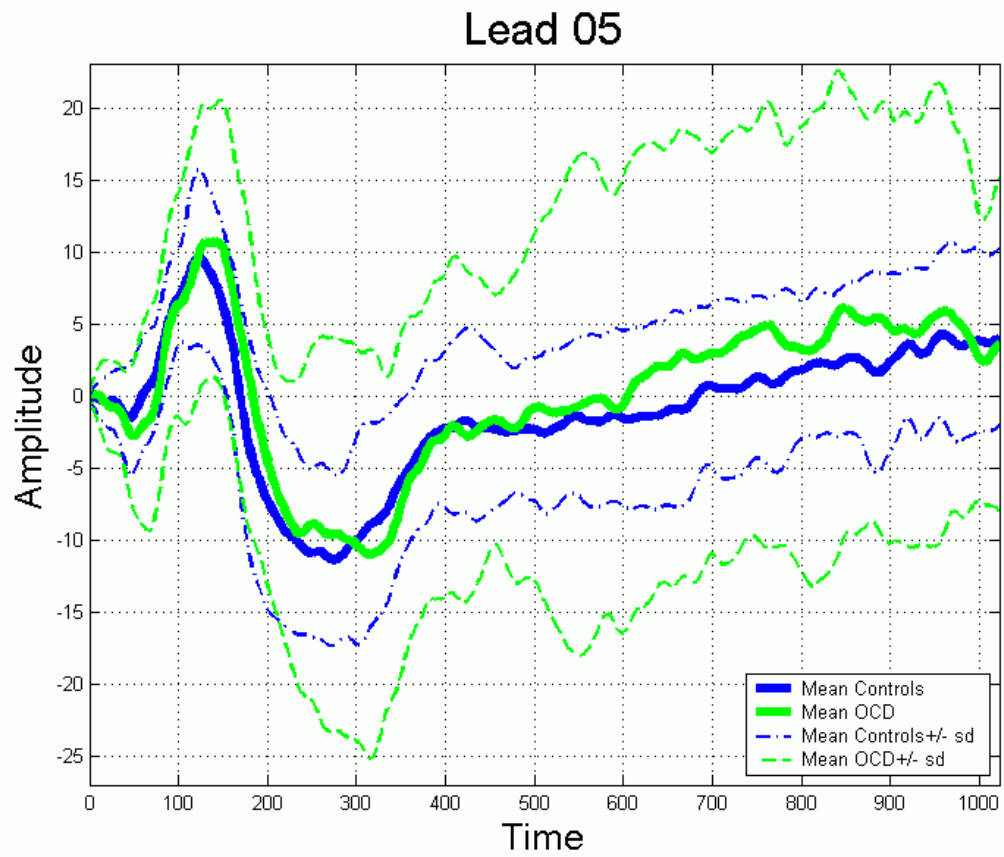


Controls – FES

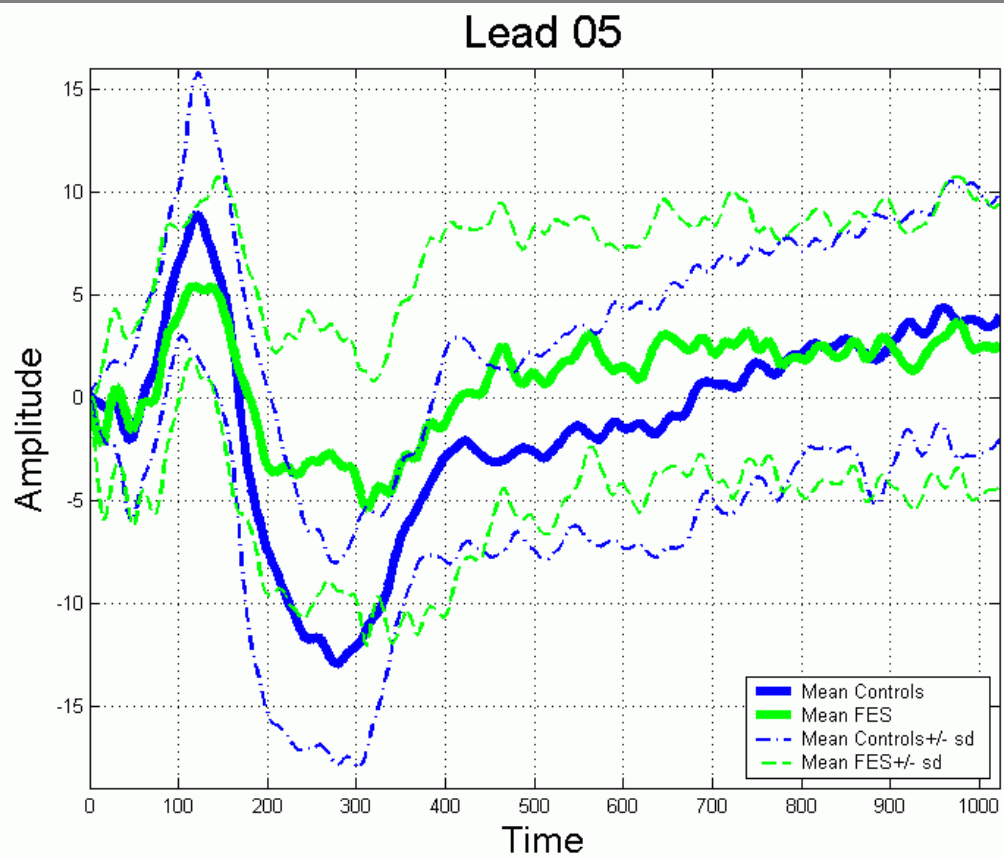


Σχήμα 4.26: Γραφικές παραστάσεις μέσω κυματομορφών για το ηλεκτρόδιο #04.

Controls – OCD

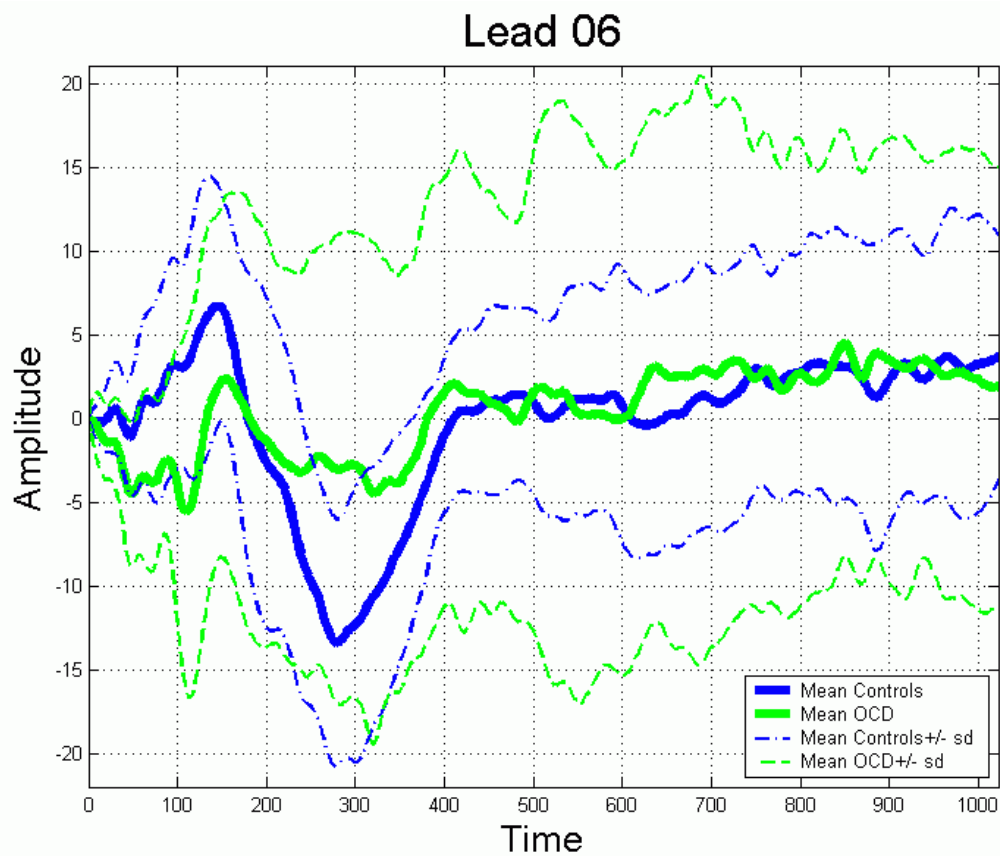


Controls – FES

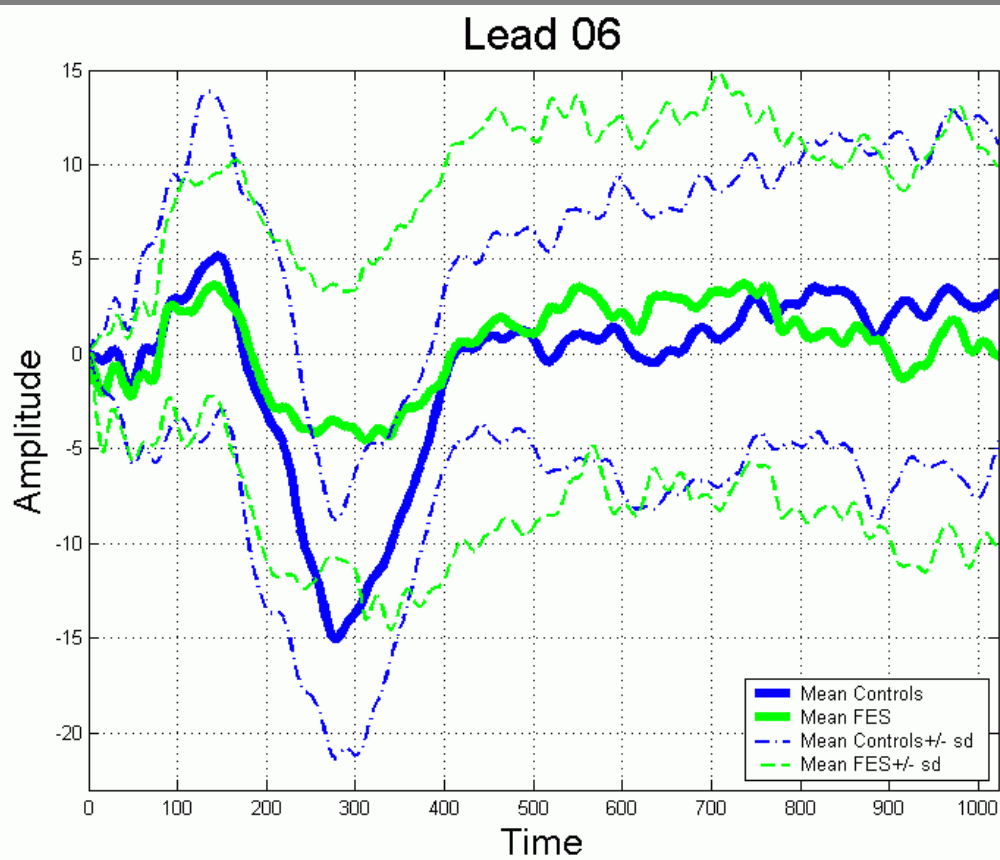


Σχήμα 4.27: Γραφικές παραστάσεις μέσω κυματομορφών για το ηλεκτρόδιο #05.

Controls – OCD

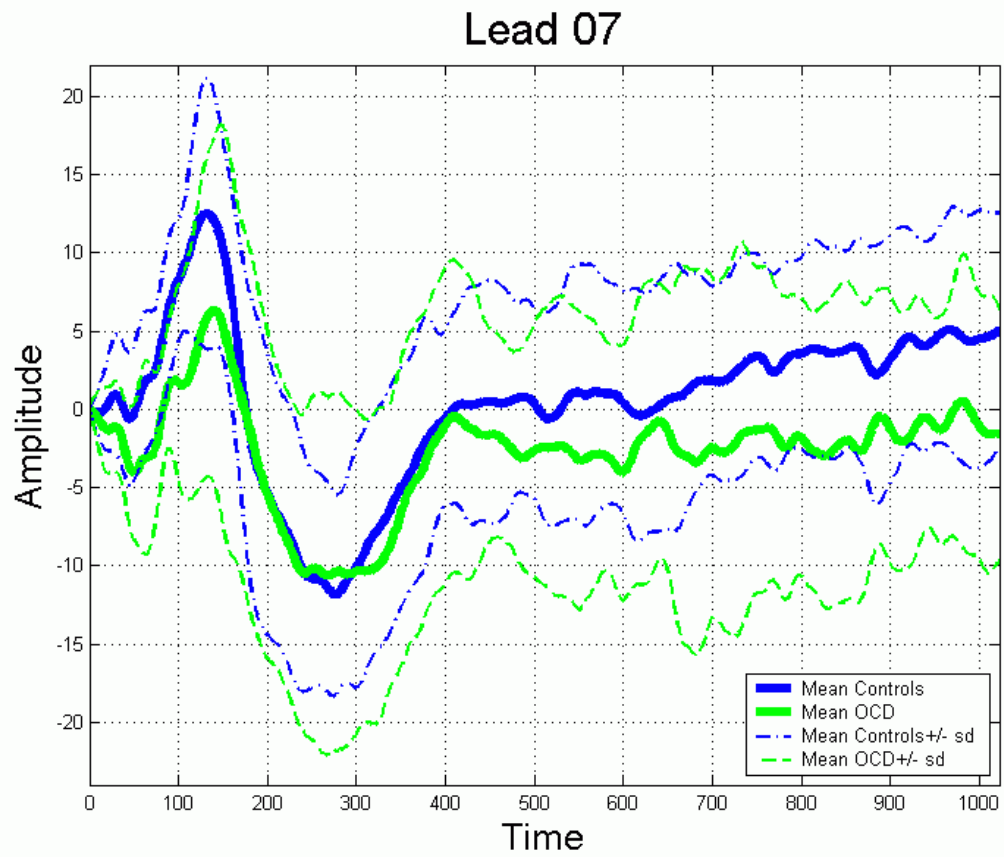


Controls – FES

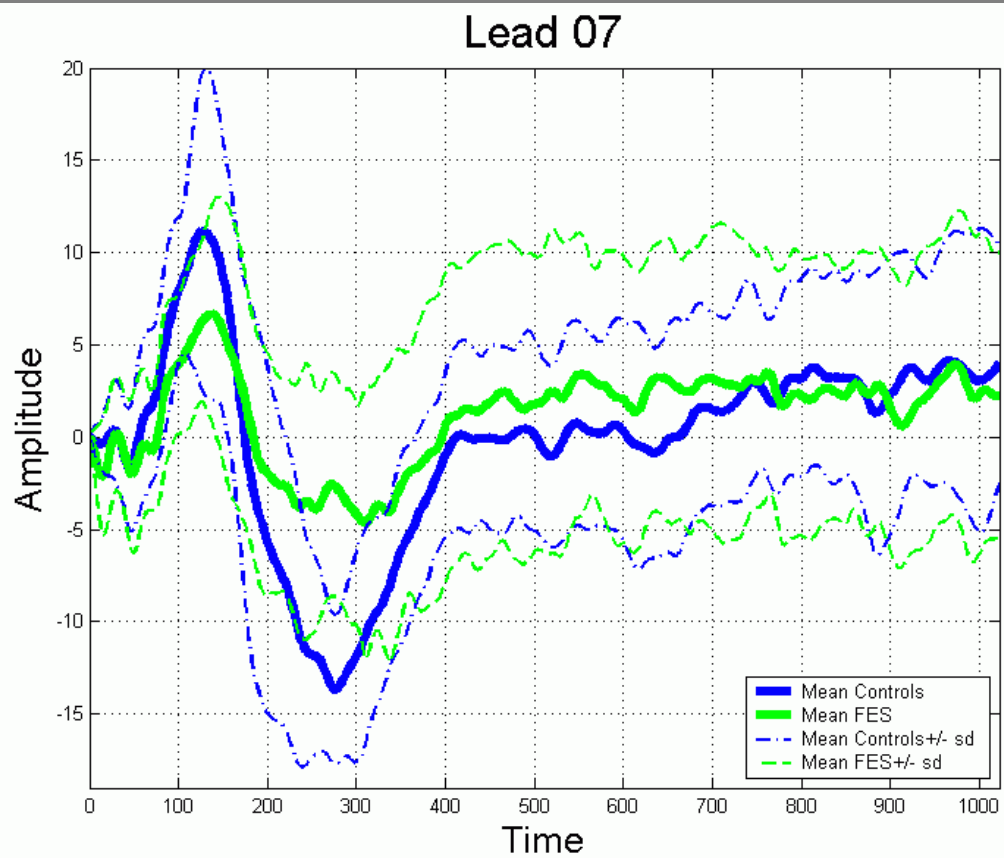


Σχήμα 4.28: Γραφικές παραστάσεις μέσω κυματομορφών για το ηλεκτρόδιο #06.

Controls – OCD

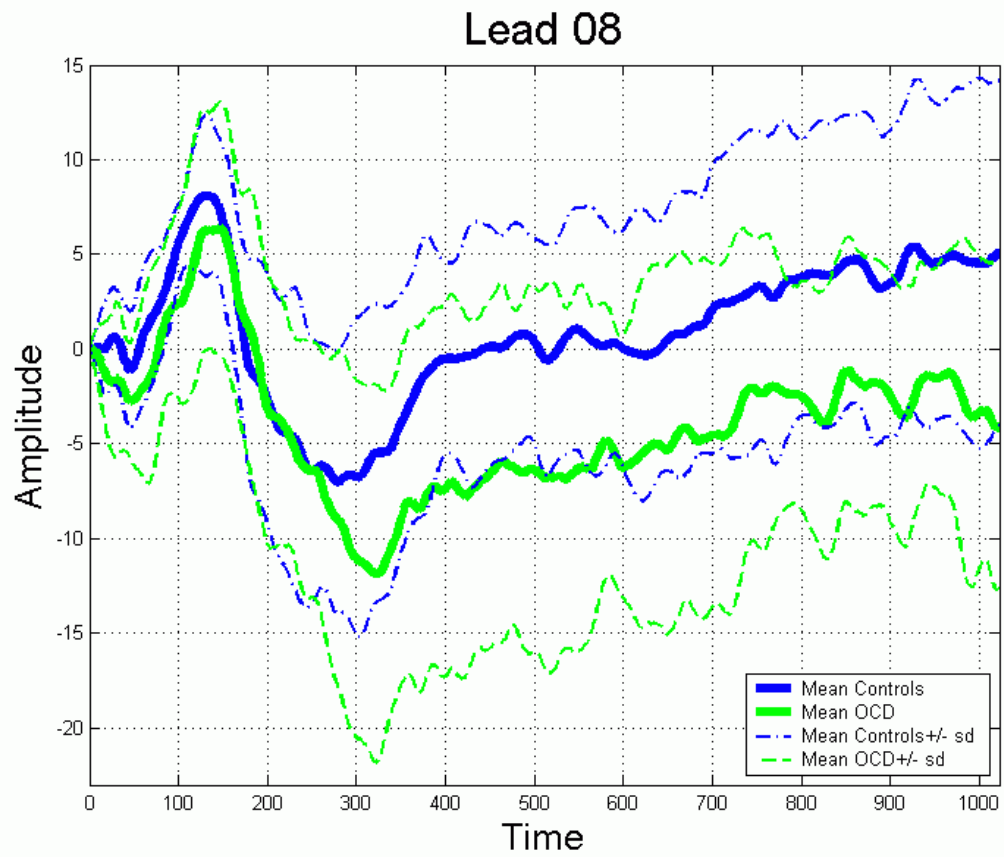


Controls – FES

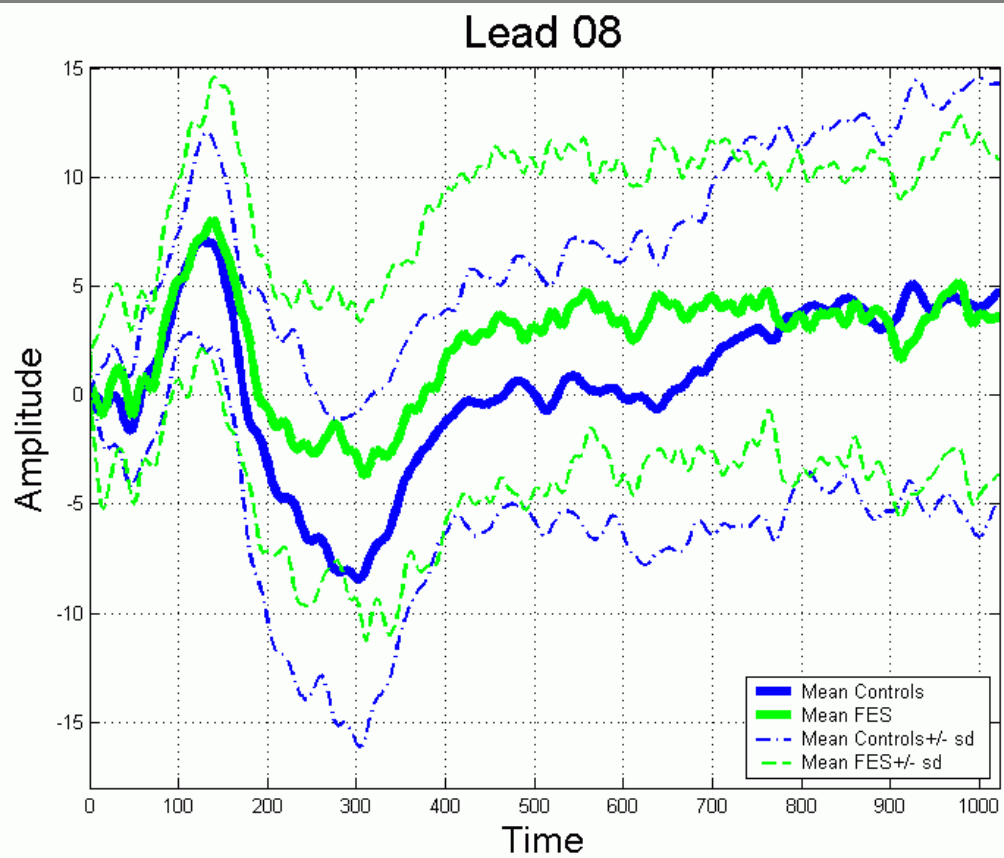


Σχήμα 4.29: Γραφικές παραστάσεις μέσω κυματομορφών για το ηλεκτρόδιο #07.

Controls – OCD

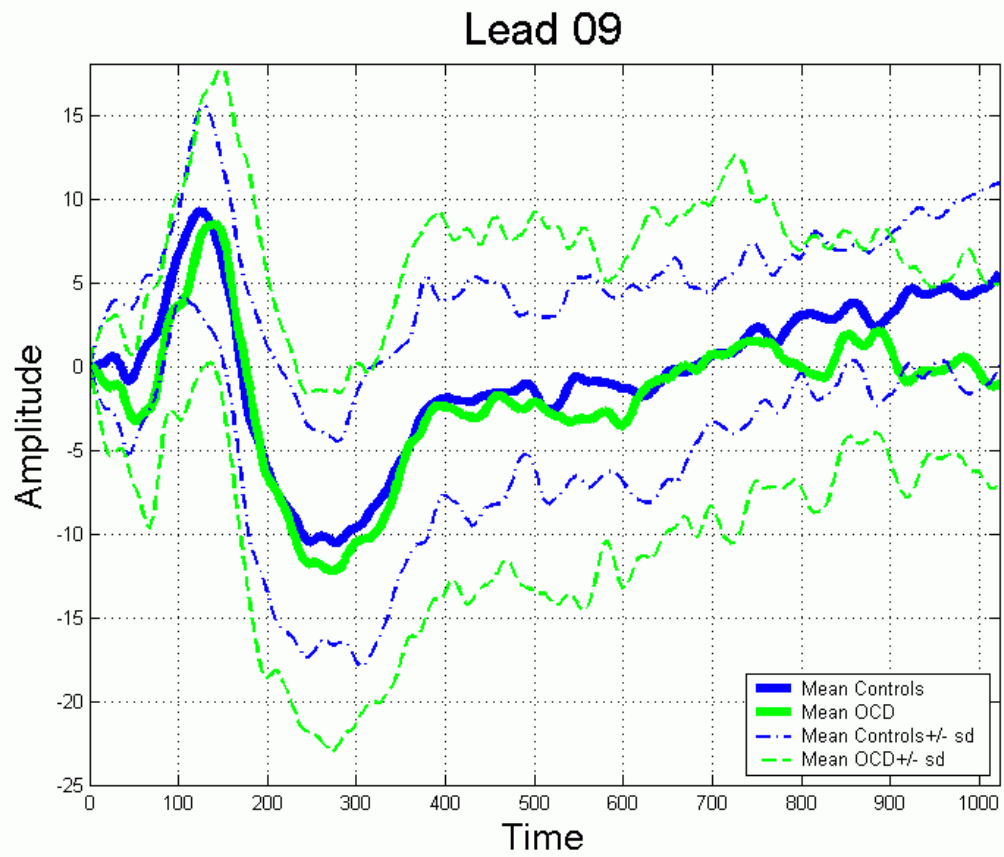


Controls – FES

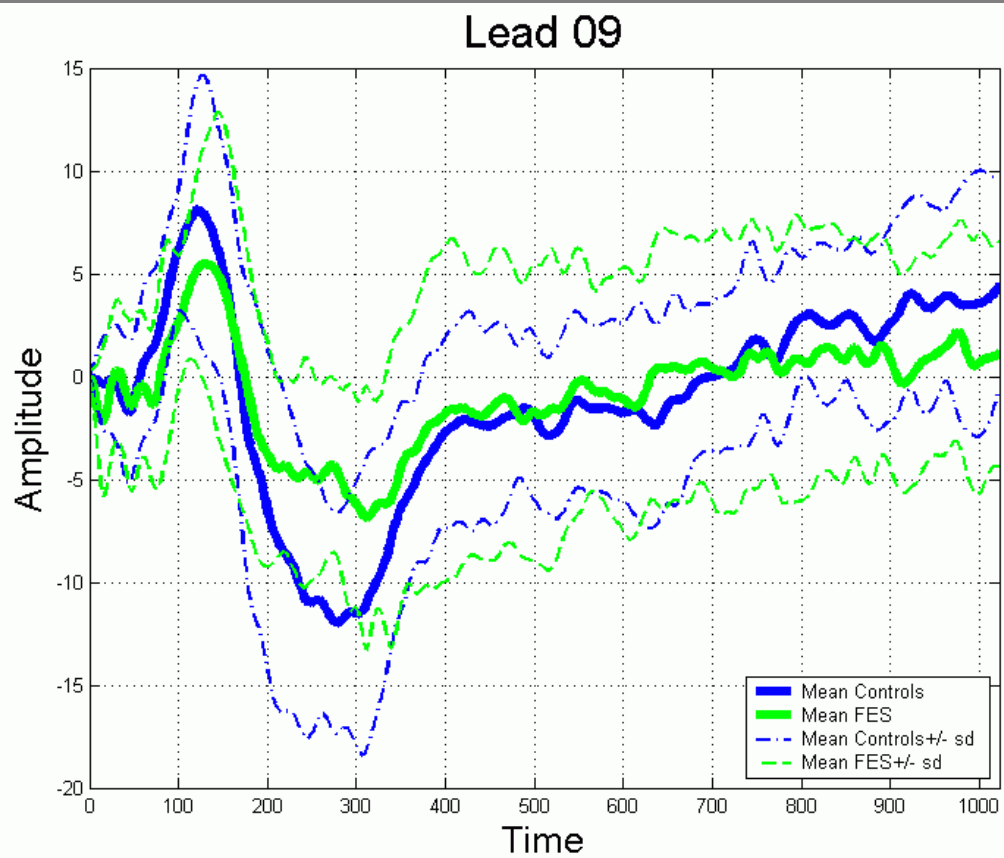


Σχήμα 4.30: Γραφικές παραστάσεις μέσω κυματομορφών για το ηλεκτρόδιο #08.

Controls – OCD

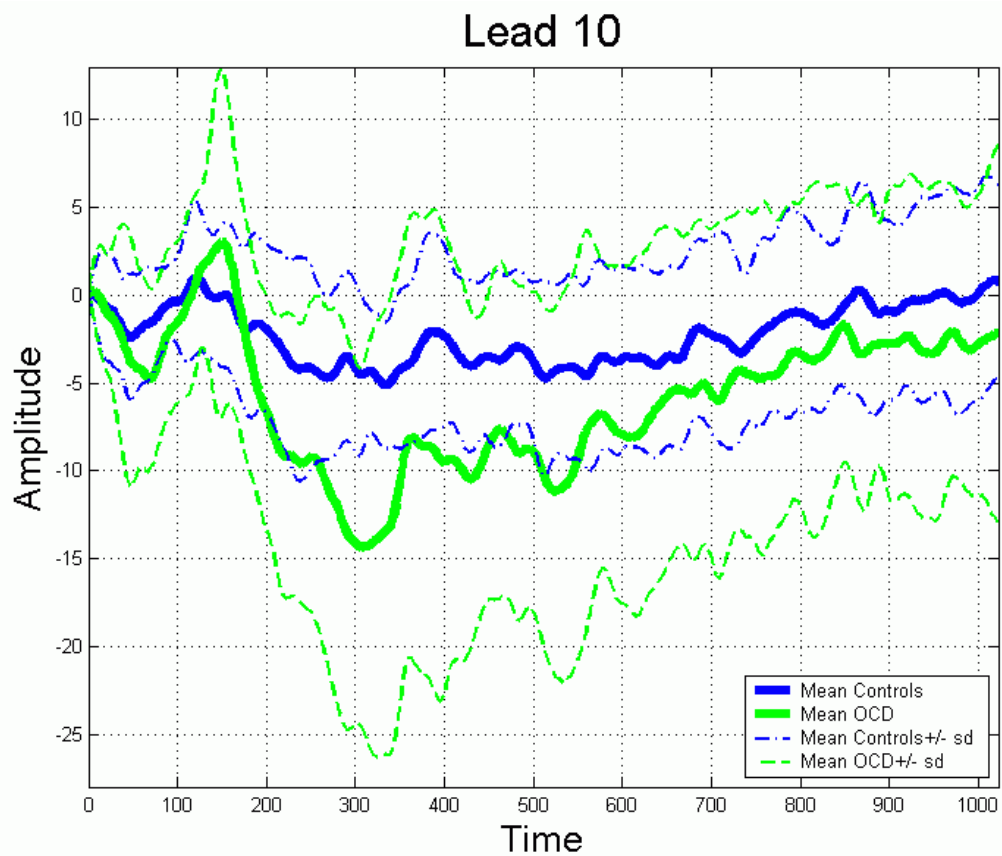


Controls – FES

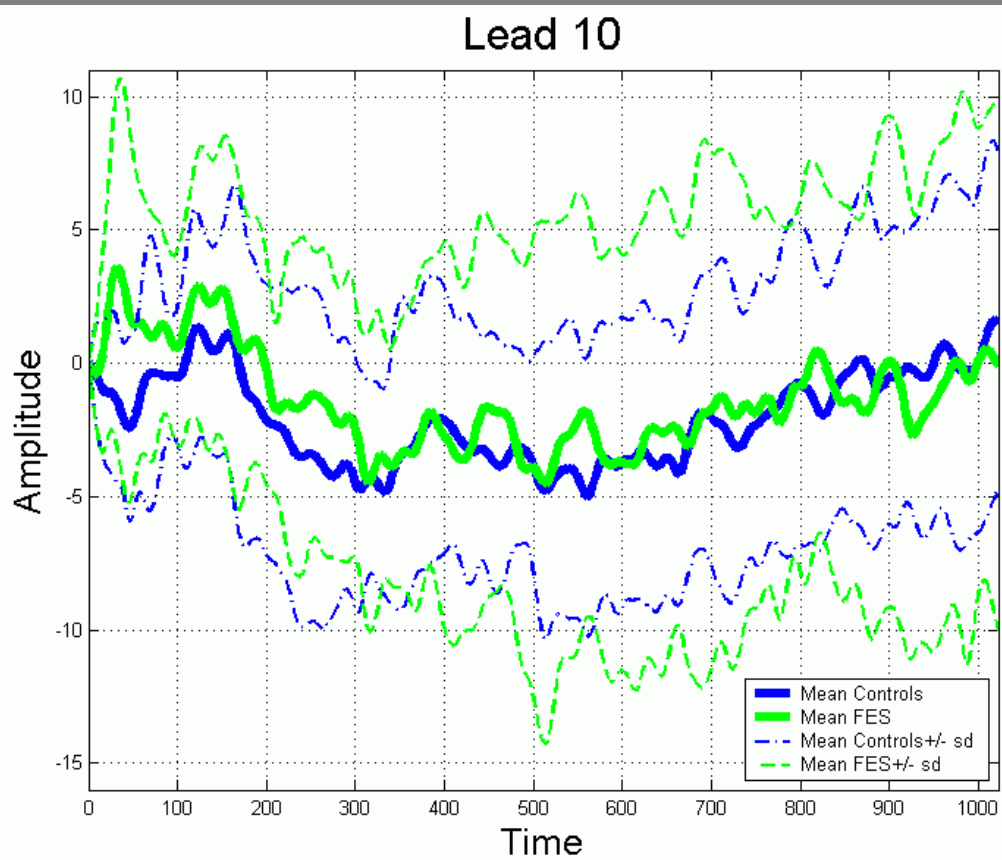


Σχήμα 4.31: Γραφικές παραστάσεις μέσω κυματομορφών για το ηλεκτρόδιο #09.

Controls – OCD

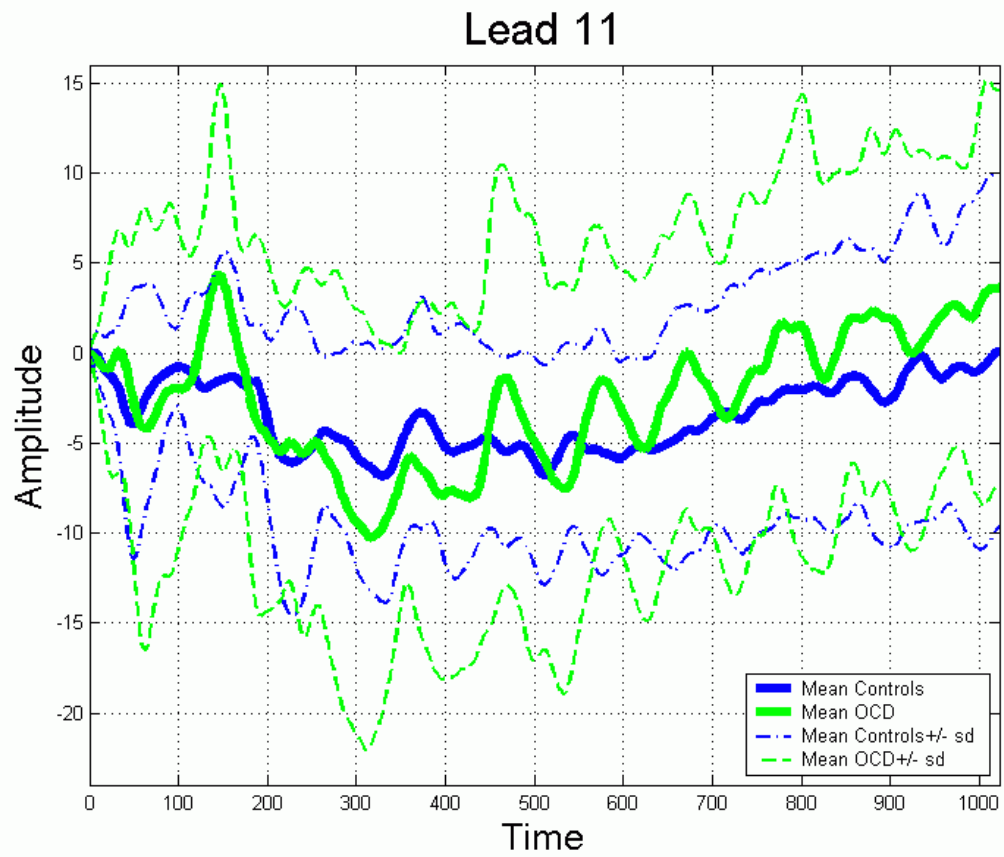


Controls – FES

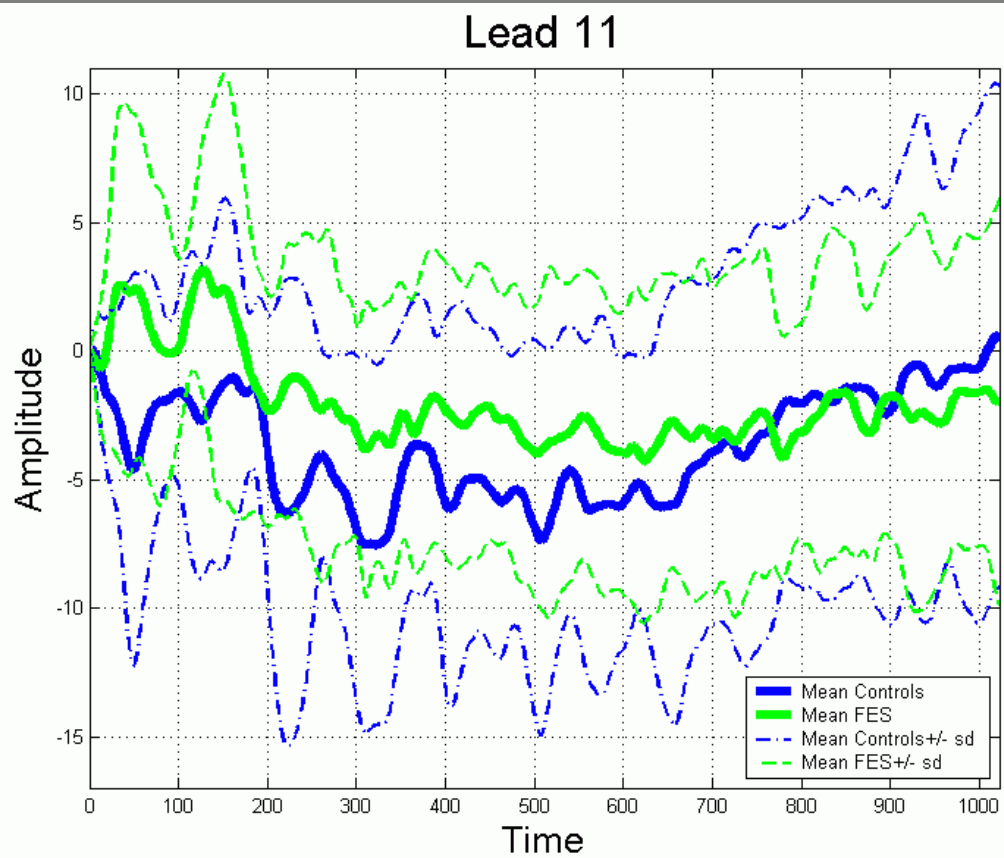


Σχήμα 4.32: Γραφικές παραστάσεις μέσω κυματομορφών για το ηλεκτρόδιο #10.

Controls – OCD

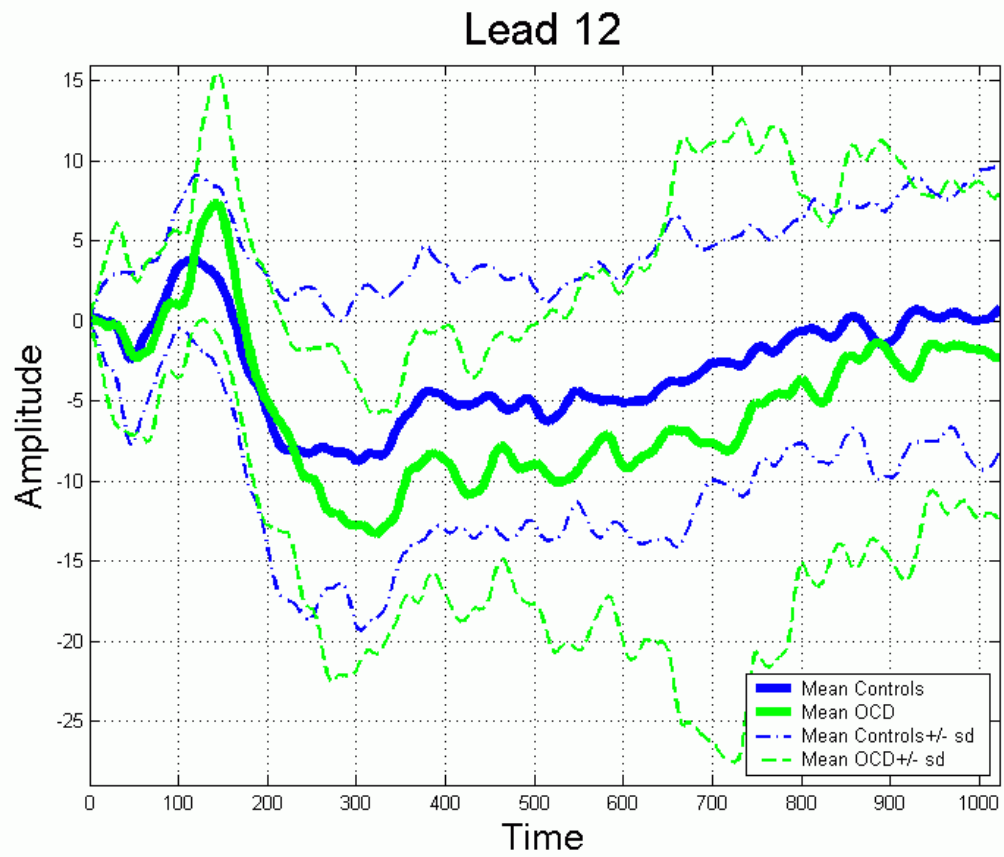


Controls – FES

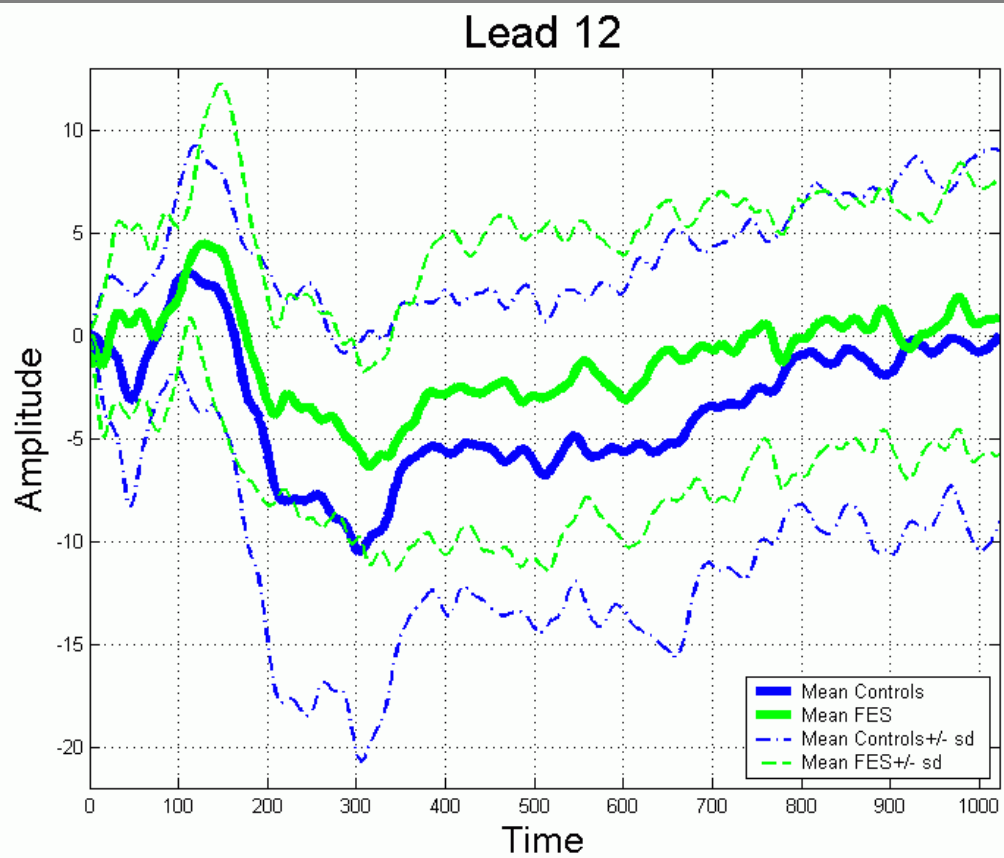


Σχήμα 4.33: Γραφικές παραστάσεις μέσω κυματομορφών για το ηλεκτρόδιο #11.

Controls – OCD

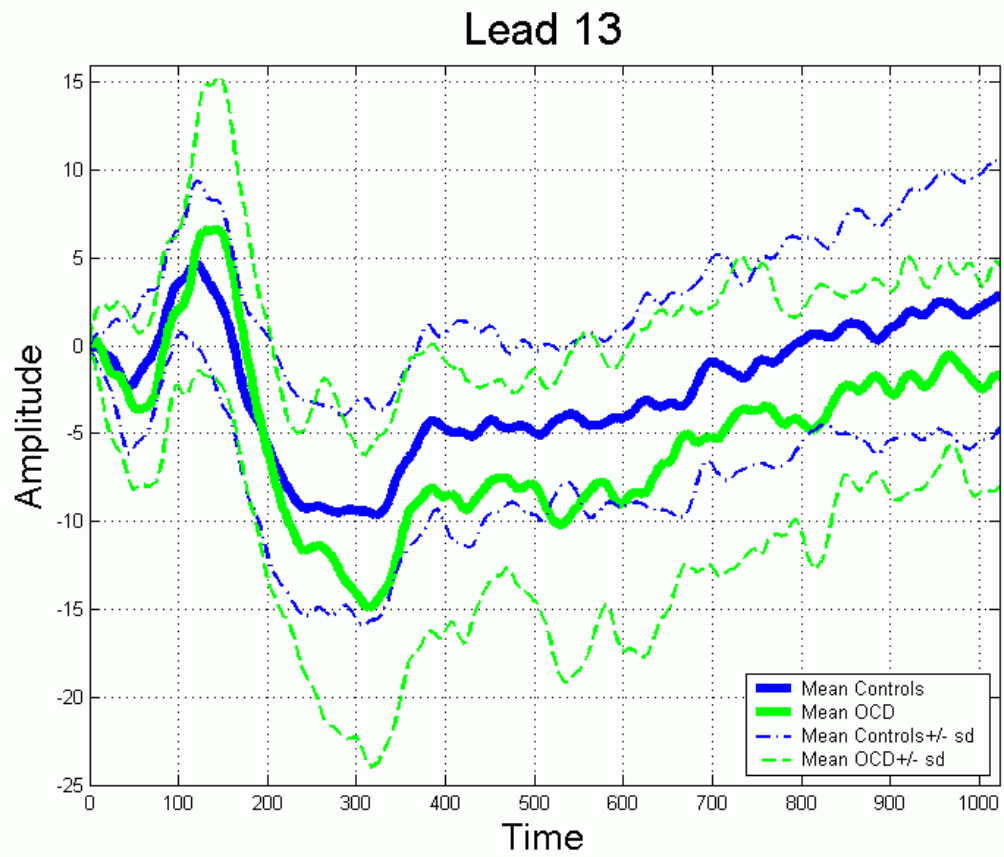


Controls – FES

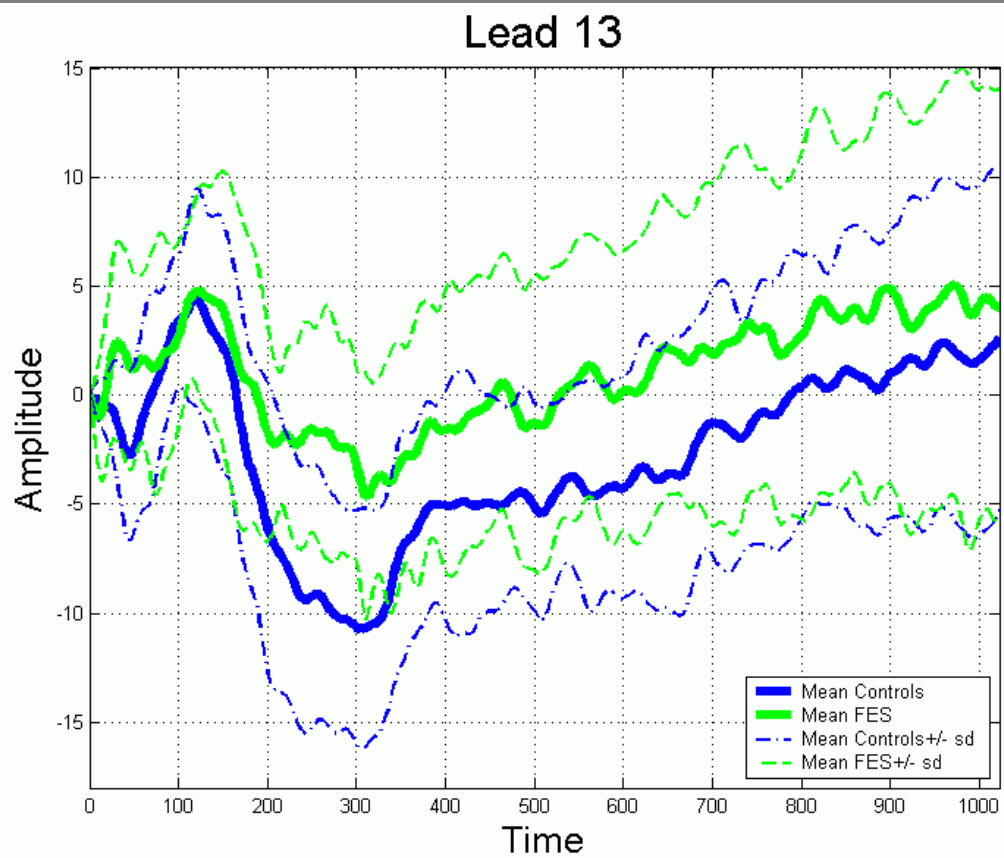


Σχήμα 4.34: Γραφικές παραστάσεις μέσω κυματομορφών για το ηλεκτρόδιο #12.

Controls – OCD

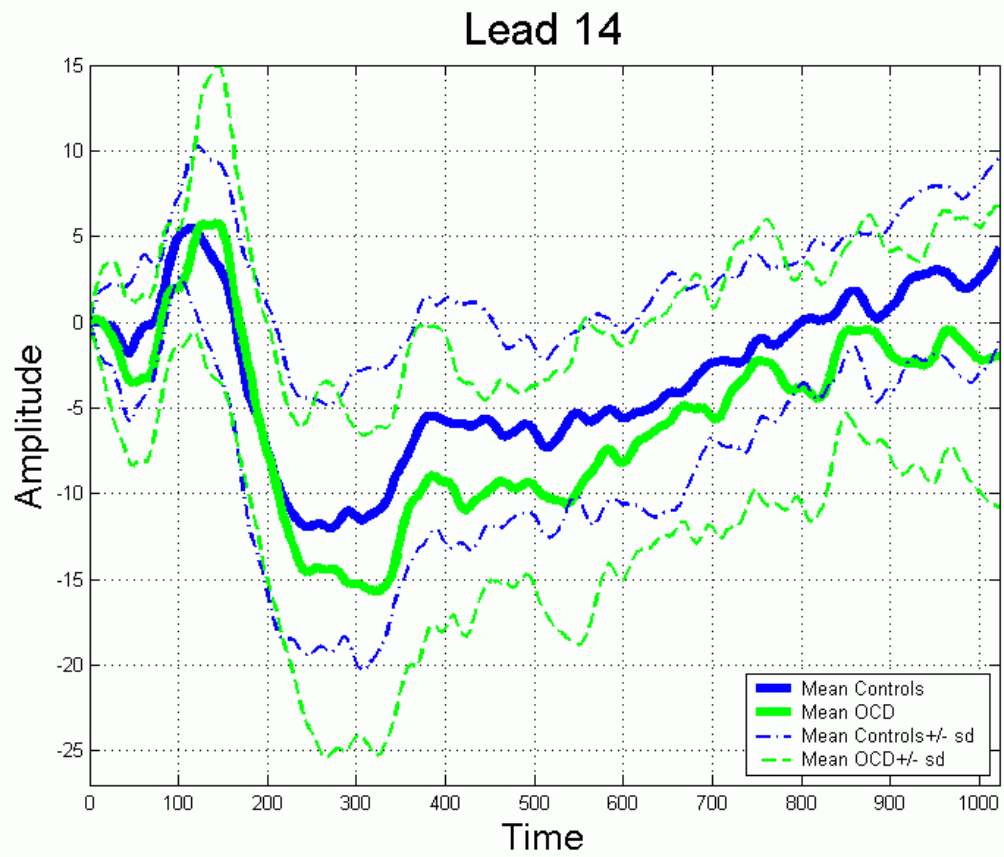


Controls – FES

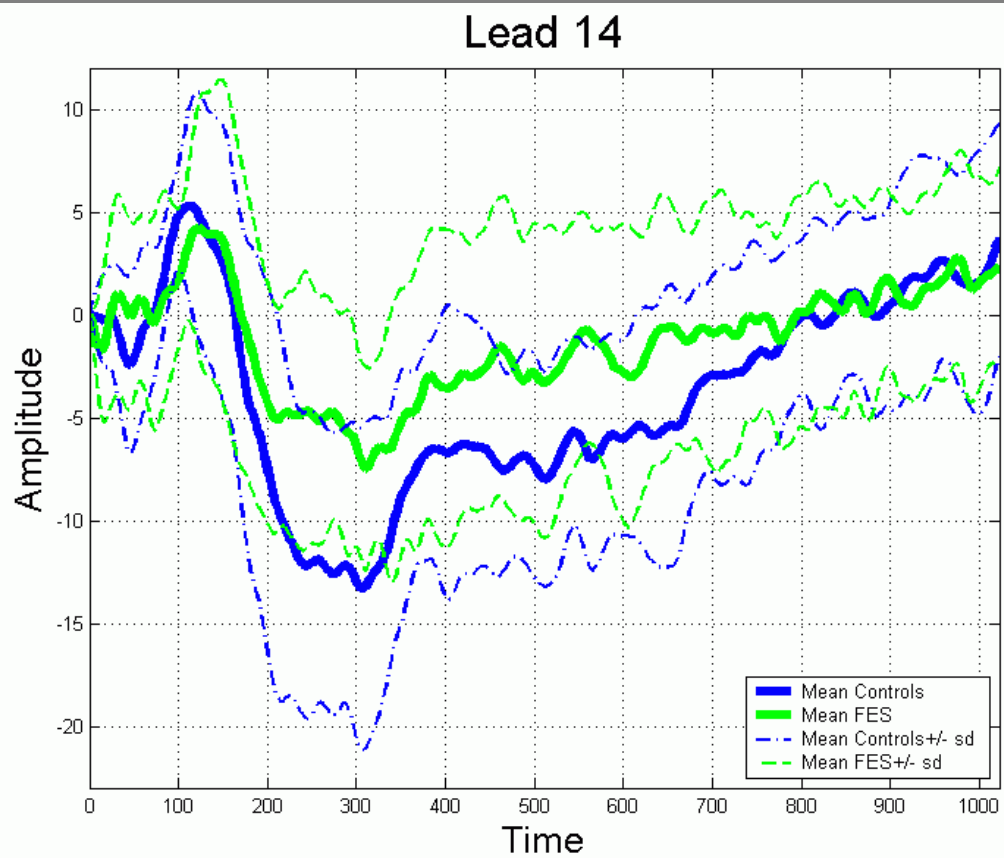


Σχήμα 4.35: Γραφικές παραστάσεις μέσω κυματομορφών για το ηλεκτρόδιο #13.

Controls – OCD

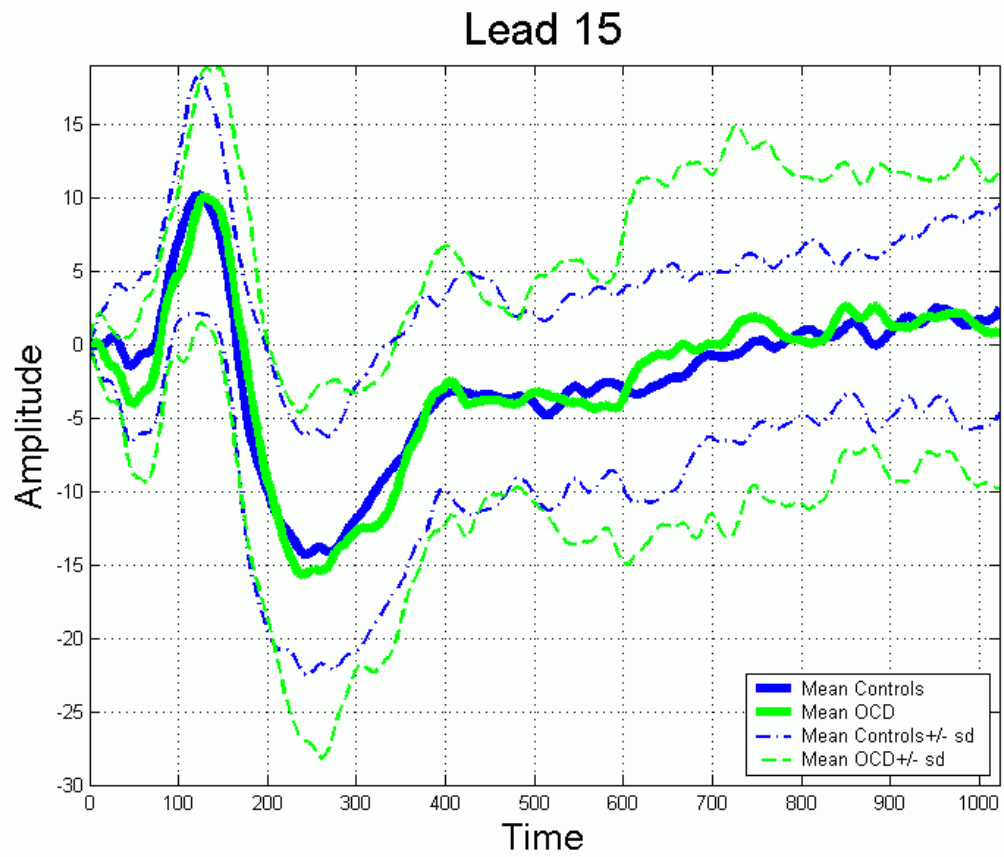


Controls – FES

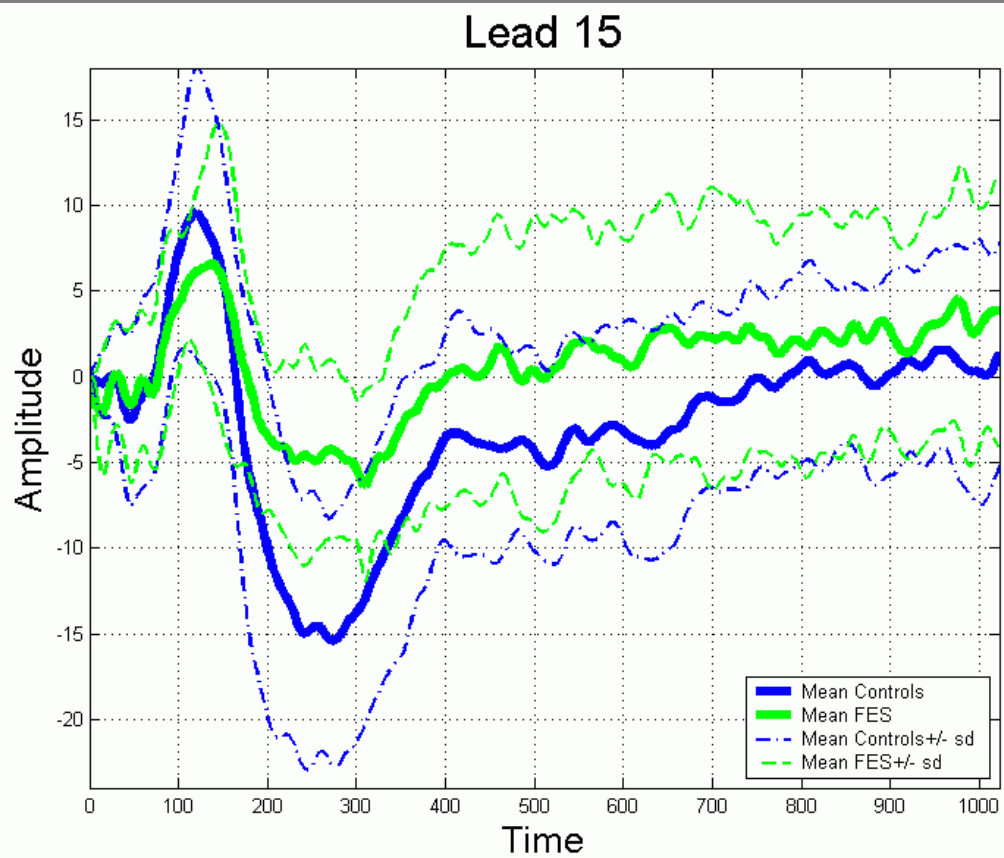


Σχήμα 4.36: Γραφικές παραστάσεις μέσω κυματομορφών για το ηλεκτρόδιο #14.

Controls – OCD

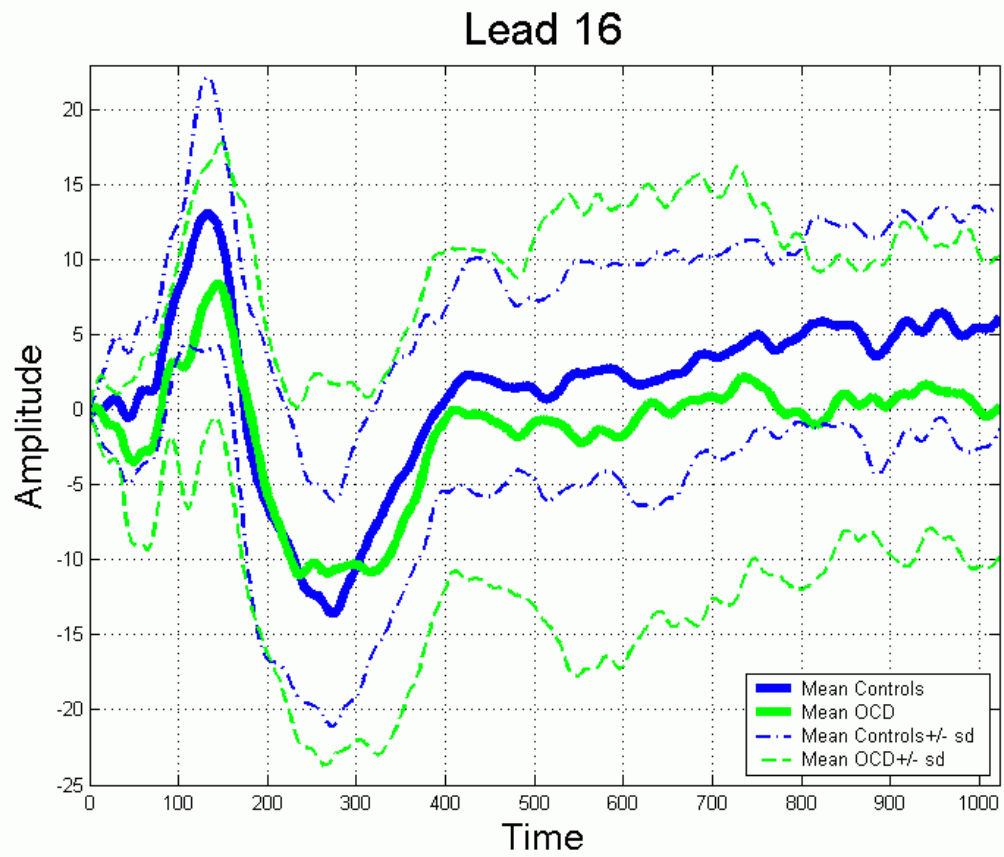


Controls – FES

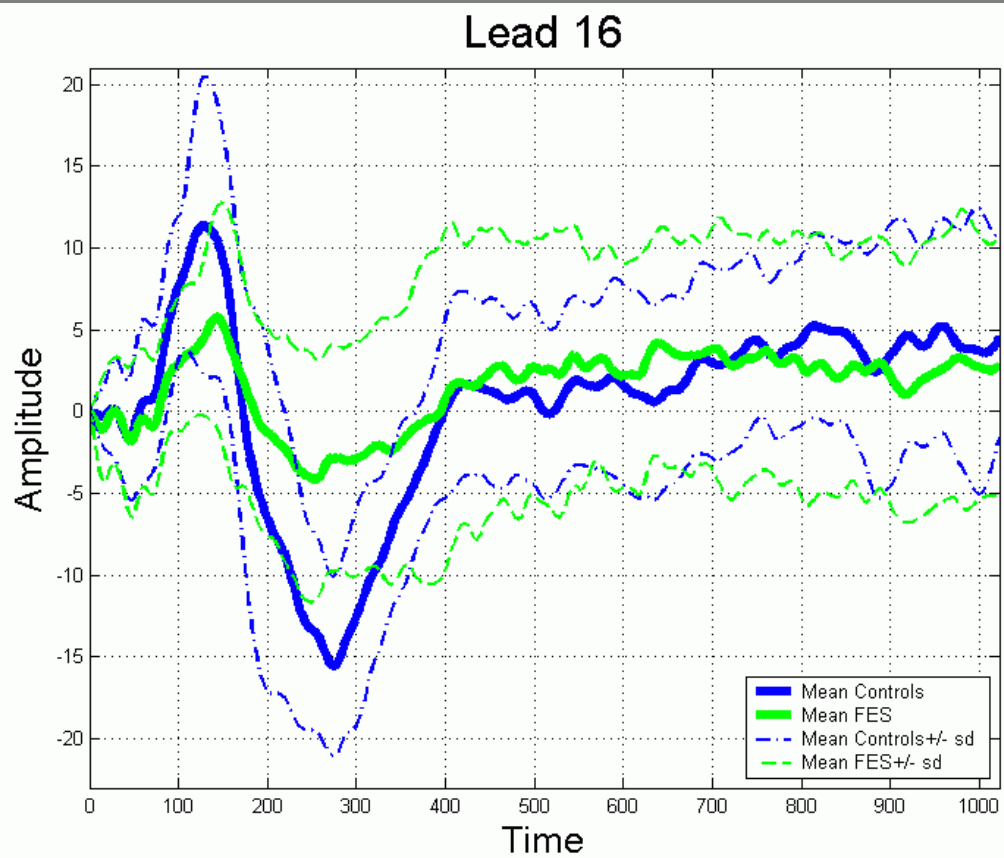


Σχήμα 4.37: Γραφικές παραστάσεις μέσω κυματομορφών για το ηλεκτρόδιο #15.

Controls – OCD



Controls – FES



Σχήμα 4.38: Γραφικές παραστάσεις μέσω κυματομορφών για το ηλεκτρόδιο #16.

5 Στατιστική ταξινόμηση με χρήση των amplitudes και latencies

5.1 Γενικά

Το τμήμα αυτό της έρευνας εστιάζεται στη μελέτη των amplitudes και latencies – και όχι ολόκληρων των κυματομορφών – με χρήση της κλασικής στατιστικής. Για κάθε άτομο μιας εξεταζόμενης ομάδας υπολογίζονται οι κορυφές κάθε σήματος³⁵ (amplitudes) καθώς και οι χρονικές στιγμές τους (latencies). Εφόσον οι κυματομορφές είναι 15 και τα χρονικά διαστήματα 7 για κάθε ασθενή, προκύπτουν 105 μεταβλητές τόσο για τα amplitudes όσο και για τα latencies.

Στη συνέχεια θα αναζητηθούν διαφοροποιήσεις στις μεταβλητές αυτές, ικανές να συμβάλλουν στην κατηγοριοποίηση υγιών και ασθενών. Εκτός κι αν αναφέρεται κάτι διαφορετικό, όλοι οι έλεγχοι που ακολουθούν αφορούν τα amplitudes της κατηγορίας High για τρεις ομάδες: Υγιείς (Controls), Ψυχαναγκαστικούς (OCD –15 άτομα) και Σχιζοφρενείς πρώτου επεισοδίου (FES³⁶ – 14 άτομα).

5.2 Πλεονεκτήματα και Μειονεκτήματα

Η χρήση της μεθόδου στατιστικής ταξινόμησης βάσει των τιμών των amplitudes και latencies παρουσιάζει σημαντικά πλεονεκτήματα όπως:

- τη σημαντική μείωση της πολυπλοκότητας επίλυσης του προβλήματος ταξινόμησης και

³⁵ Για συγκεκριμένα χρονικά διαστήματα με ιδιαίτερη ιατρική σημασία, τα οποία προαναφέρθηκαν: P₅₀, N₁₀₀, P₂₀₀, N₂₀₀, P₃₀₀, N₄₀₀, P₆₀₀.

³⁶ First Episode Schizophrenics.

- την εγνωσμένη αξία των χρησιμοποιώμενων μέτρων η οποία έχει αποδειχθεί σε πληθώρα ερευνών

Από την άλλη πλευρά με τη μέθοδο αυτή «απορρίπτεται» το μεγαλύτερο μέρος των – εν δυνάμει χρησίμων– δεδομένων της χρονοσειράς. Τέλος η πληροφορία την οποία «περιέχουν» τα amplitudes και latencies πιθανώς να έχει νόημα μόνο για συμβατικές χρονοσειρές· αν, για παράδειγμα, η χρονοσειρά είναι γνησίως αύξουσα σε ένα διάστημα, ενδείκνυται να χρησιμοποιηθεί σαν peak το άνω άκρο του διαστήματος;

5.3 Έλεγχος Κανονικότητας

Το πρώτο βήμα στη στατιστική μελέτη των μεταβλητών αυτών είναι ο έλεγχος της κανονικότητάς τους. Το αποτέλεσμα αυτού του ελέγχου θα καθορίσει το αν θα επιλεγούν παραμετρικά ή απαραμετρικά τεστ για την περαιτέρω μελέτη.

Το τεστ το οποίο επιλέχθηκε για να εξετάσει την υπόθεση ότι οι μεταβλητές προέρχονται από κανονικό πληθυσμό είναι το Kolmogorov-Smirnov. Με τη χρήση του γίνεται σύγκριση μεταξύ της αθροιστικής συνάρτησης κατανομής μιας θεωρητικής κατανομής³⁷ $F_T(x)$ και της αθροιστικής συνάρτησης κατανομής ενός δείγματος $F_S(x)$. Αν η συνάρτηση του δείγματος προσεγγίζει εκείνη της κατανομής επιβεβαιώνεται η υπόθεση ότι το δείγμα ακολουθεί την θεωρητική κατανομή. Συγκεκριμένα οι υποθέσεις έχουν ως εξής:

$$H_0: F(x) = F_T(x) \quad \text{για κάθε } x \text{ στο } (-\infty, +\infty)$$

$$H_A: F(x) \neq F_T(x) \quad \text{για τουλάχιστον ένα } x$$

Η διαφορά ανάμεσα στην θεωρητική κατανομή και εκείνη του δείγματος μετράται με το στατιστικό D :

$$D = \sup_x |F_S(x) - F_T(x)| \cdot n \dots\dots\dots 5.1$$

Δηλαδή το D είναι το γινόμενο της μεγαλύτερης, για όλα τα x , απόλυτης διαφοράς των δύο κατανομών επί το μέγεθος του δείγματος n . Ανατρέχοντας

³⁷ Της κανονικής στην περίπτωση αυτή.

στον πίνακα του D είμαστε σε θέση να δεχτούμε ή αν απορρίψουμε την υπόθεση, για ένα συγκεκριμένο επίπεδο σημαντικότητας (Daniel, 1995).

Τα αποτελέσματα παρουσιάζονται στη συνέχεια (Πίνακας 5.1, Πίνακας 5.2 και Πίνακας 5.3).

	P₅₀	N₁₀₀	P₂₀₀	N₂₀₀	P₃₀₀	N₄₀₀	P₆₀₀
Fp₁	0,07	0,36	0,93	0,94	0,85	0,65	0,35
F₃	0,65	0,93	0,96	0,94	0,50	0,85	0,67
(C₃-T₅)/2	0,53	0,98	0,89	0,56	0,91	0,80	0,96
C₃	0,83	0,99	0,95	0,98	0,67	0,86	0,97
Fp₂	0,77	0,57	0,98	0,95	1,00	0,68	0,98
F₄	0,91	0,81	0,71	1,00	0,58	0,43	0,94
(C₄-T₆)/2	0,48	1,00	0,99	0,75	0,98	0,83	0,74
C₄	0,97	0,86	0,97	0,90	0,56	0,56	0,90
O₁	0,25	0,99	0,96	0,99	0,55	1,00	0,16
O₂	0,29	0,99	0,78	0,55	0,60	0,95	0,97
P₄	0,70	0,80	0,97	0,99	0,88	0,66	0,74
P₃	0,35	0,96	0,97	0,51	1,00	0,88	0,78
P_z	0,97	0,93	1,00	0,91	0,85	1,00	0,86
C_z	0,92	0,72	0,94	0,88	0,99	0,92	0,76
F_z	0,95	0,83	0,96	1,00	0,87	0,42	0,94

Πίνακας 5.1: Kolmogorov-Smirnov τεστ για την κατηγορία των Controls.

	P₅₀	N₁₀₀	P₂₀₀	N₂₀₀	P₃₀₀	N₄₀₀	P₆₀₀
Fp₁	0,95	1,00	0,60	0,94	0,77	0,61	0,64
F₃	0,69	0,78	0,47	0,91	0,86	0,48	0,94
(C₃-T₅)/2	0,78	0,43	0,94	0,87	0,99	0,46	0,62
C₃	1,00	0,97	0,98	0,96	0,86	0,20	0,24
Fp₂	0,98	0,90	0,70	0,66	1,00	0,38	0,57
F₄	0,99	0,95	1,00	1,00	1,00	0,61	0,93
(C₄-T₆)/2	1,00	0,91	0,81	0,99	0,75	0,74	0,57
C₄	0,75	0,92	0,97	0,81	0,79	0,39	0,97
O₁	0,85	0,62	0,95	0,61	0,96	0,94	0,66
O₂	0,19	0,58	0,61	0,93	0,98	0,26	0,35
P₄	0,93	0,41	0,68	0,96	1,00	0,95	0,32
P₃	0,79	0,97	0,99	0,99	0,98	0,97	0,79
P_z	1,00	0,55	0,75	0,80	0,87	0,99	0,93
C_z	0,92	0,67	0,85	0,94	0,98	0,88	1,00
F_z	0,94	0,92	0,83	0,95	0,89	0,44	0,91

Πίνακας 5.2: Kolmogorov-Smirnov τεστ για την κατηγορία των OCD.

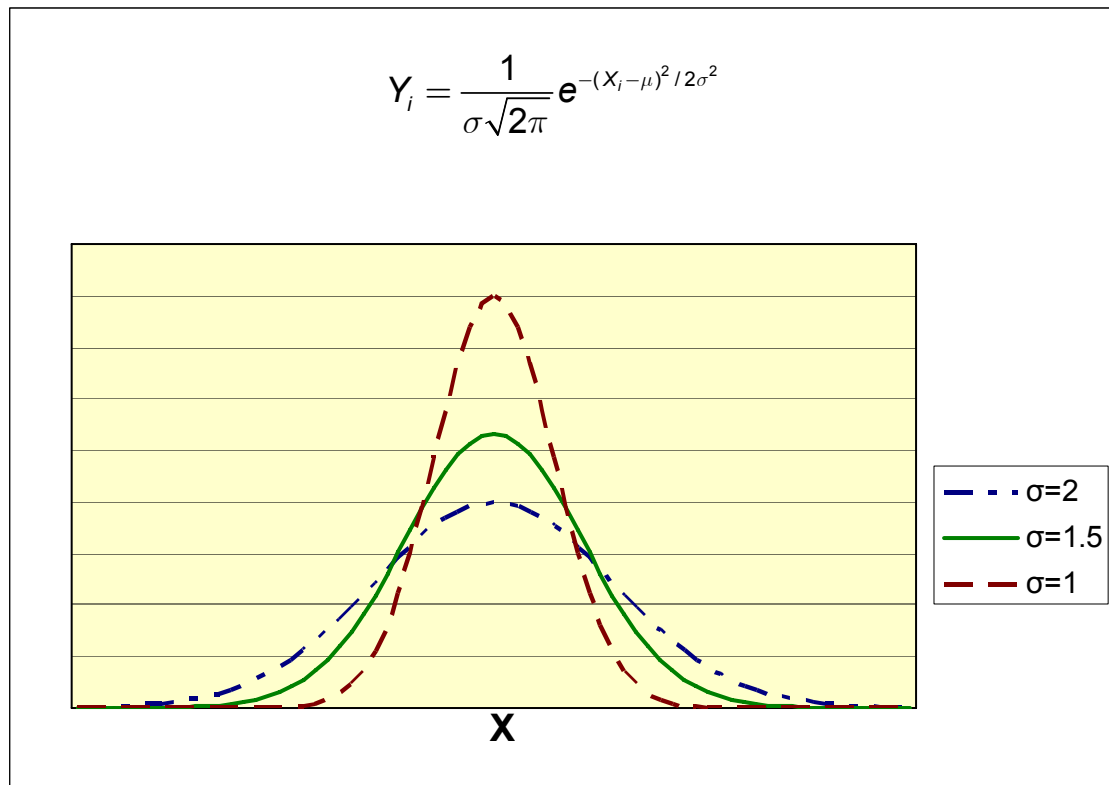
	P₅₀	N₁₀₀	P₂₀₀	N₂₀₀	P₃₀₀	N₄₀₀	P₆₀₀
Fp₁	0,96	0,75	0,80	0,89	0,72	0,65	0,70
F₃	0,93	1,00	0,83	0,59	0,95	0,24	0,64
(C₃-T₅)/2	0,43	0,83	0,99	0,96	0,59	0,97	0,42
C₃	0,64	0,96	1,00	0,93	0,99	0,56	0,59
Fp₂	0,89	0,80	0,67	0,62	0,77	0,63	0,92
F₄	0,86	0,49	1,00	0,99	0,89	0,37	0,58
(C₄-T₆)/2	0,47	0,67	0,95	0,96	1,00	0,92	0,72
C₄	0,87	0,97	0,99	0,99	0,93	1,00	0,98
O₁	0,74	0,68	0,89	0,99	0,86	0,69	0,80
O₂	0,93	0,75	0,91	0,87	0,91	0,94	0,96
P₄	0,64	0,72	0,66	0,62	1,00	0,98	0,98
P₃	0,99	0,90	0,83	0,78	1,00	0,94	0,90
P_z	0,63	0,94	0,74	0,98	0,99	0,99	0,89
C_z	0,66	0,09	0,83	0,48	1,00	0,98	0,68
F_z	0,66	0,92	0,94	0,71	0,92	0,40	0,78

Πίνακας 5.3: Kolmogorov-Smirnov τεστ για την κατηγορία των FES.

Οι παραπάνω πίνακες περιέχουν τα επίπεδο σημαντικότητας για τα οποία μπορούμε να δεχθούμε ότι οι εξεταζόμενες μεταβλητές ακολουθούν την κανονική κατανομή. Όλες οι τιμές είναι πολύ πάνω από το σύνηθες επίπεδο σημαντικότητας του 0.05, οπότε δεν έχουμε λόγο να απορρίψουμε την κανονικότητα των μεταβλητών. Επομένως η ανάλυση θα συνεχιστεί με τη χρήση παραμετρικών τεστ.

Η κανονικότητα των μεταβλητών απλά καθορίζει τον τρόπο με τον οποίο θα συνεχιστεί η ανάλυση και δεν αποτελεί κάποια ιδιότητα η οποία μπορεί να αξιοποιηθεί περαιτέρω. Το μόνο συμπέρασμα που μπορούμε να εξαγάγουμε, όταν μια μεταβλητή ακολουθεί την κανονική κατανομή³⁸, είναι ότι το σύνολο των τιμών της συγκεντρώνεται γύρω από το μέσο της και όσο «απομακρυνόμαστε» από αυτόν, τόσο μειώνονται και οι παρατηρήσεις (Σχήμα 5.1).

³⁸ ονομάζεται επίσης και Gauss-ιανή προς τιμή του μεγάλου Γερμανού μαθηματικού Karl Friedrich Gauss (1777-1855).



Σχήμα 5.1: Γραφικές παραστάσεις κανονικών κατανομών (για πληθυσμούς με ίσους μέσους μ και διακυμάνσεις σ που φαίνονται στο σχήμα).

5.4 Έλεγχος Ισότητας Μέσων

Το περισσότερο συνηθισμένο τεστ ελέγχου ισότητας μέσων, μεταξύ δύο ανεξάρτητων πληθυσμών, είναι το t-test. Βασική του προϋπόθεση είναι η κανονικότητα των δεδομένων, η οποία αποδείχθηκε παραπάνω. Για δύο δείγματα δεδομένων μεγέθους n_1 και n_2 ελέγχουμε τις παρακάτω υποθέσεις:

$$H_0: \mu_1 = \mu_2$$

$$H_A: \mu_1 \neq \mu_2$$

όπου μ_1, μ_2 είναι οι μέσοι των πληθυσμών από τους οποίους εξήχθησαν τα δείγματα. Έπειτα υπολογίζεται το στατιστικό t ή το t' (για ίσες διακυμάνσεις των πληθυσμών ή μη, αντίστοιχα):

$$t = \frac{\overline{X}_1 - \overline{X}_2}{\sqrt{\frac{s_p^2}{n_1} + \frac{s_p^2}{n_2}}} \quad d.f. = n_1 + n_2 - 2 \dots\dots\dots 5.2$$

$$t' = \frac{\overline{X}_1 - \overline{X}_2}{\sqrt{\frac{s_1^2}{n_1} + \frac{s_2^2}{n_2}}} \quad d.f. = \frac{\left(\frac{s_1^2}{n_1} + \frac{s_2^2}{n_2}\right)^2}{\frac{\left(\frac{s_1^2}{n_1}\right)^2}{n_1 - 1} + \frac{\left(\frac{s_2^2}{n_2}\right)^2}{n_2 - 1}} \dots\dots\dots 5.3$$

όπου $\overline{X}_1, \overline{X}_2$ είναι οι μέσες τιμές των δειγμάτων, s_1^2, s_2^2 είναι οι διακυμάνσεις τους και s_p^2 είναι η εκτίμηση της κοινής διακύμανσης των δύο πληθυσμών για την οποία ισχύει: $s_p^2 = \frac{(n_1 - 1)s_1^2 + (n_2 - 1)s_2^2}{n_1 + n_2 - 2}$.

Επίσης $d.f.$ είναι οι βαθμοί ελευθερίας και στην περίπτωση του t' οπότε δεν υπολογίζονται ακέραιοι, χρησιμοποιείται ο πρώτος μικρότερος ακέραιος. Ανατρέχοντας με την τιμή του στατιστικού t ή του t' στον πίνακα της κατανομής αποδεχόμαστε την H_0 ή την εναλλακτική της (Zar, 1999).

Η επιλογή ενός από τα δύο στατιστικά επιτυγχάνεται με τη χρήση του τεστ του Levene. για τον έλεγχο ισότητας των διακυμάνσεων. Για δύο πληθυσμούς ελέγχουμε τις υποθέσεις:

$$H_0: \sigma_1 = \sigma_2$$

$$H_A: \sigma_1 \neq \sigma_2$$

Το στατιστικό του Levene ορίζεται ως εξής (Levene, 1960):

$$W = \frac{(N - 2) \sum_{i=1}^2 N_i (\overline{Z}_i - \overline{Z})^2}{\sum_{i=1}^2 \sum_{j=1}^{N_i} (Z_{ij} - \overline{Z}_i)^2} \dots\dots\dots 5.4$$

όπου:

- ▶ N_i είναι το μέγεθος της ομάδας i .
- ▶ $N = N_1 + N_2$.
- ▶ $Z_{ij} = |Y_{ij} - \bar{Y}_i|$, με το $\bar{Y}_i$ να είναι ο μέσος της ομάδας i και το Y_{ij} η j τιμή της ομάδας i .
- ▶ $\bar{Z}_i$ είναι οι μέσοι των Z_{ij} , για την ομάδα i , ενώ $\bar{Z}$ είναι ο συνολικός μέσος των Z_{ij} .

Ελέγχοντας το στατιστικό του Levene στον αντίστοιχο πίνακα είτε δεχόμαστε την H_0 , οπότε συνεχίζουμε με τον υπολογισμό του t , είτε απορρίπτουμε την H_0 , οπότε συνεχίζουμε με τον υπολογισμό του t' .

Τα αποτελέσματα παρουσιάζονται στο Παράρτημα II (Πίνακας Α – Σύγκριση των amplitudes Controls/OCD & Πίνακας Β – Σύγκριση των amplitudes Controls/FES). Ένα τμήμα του πρώτου πίνακα αναπαράγεται σε αυτό το σημείο της μελέτης ώστε να επεξηγηθεί η δόμηση των αποτελεσμάτων.

Independent Samples Test										
		Levene's Test for Equality of Variances		t-test for Equality of Means						
		F	Sig.	t	df	Sig. (2-tailed)	Mean Diff	Std. Error Diff	95% Confidence Interval of Diff	
									Lower	Upper
P50_02	Equal var	0,266	0,61	-3,311	28	0,003	-4,296	1,298	-6,954	-1,639
	Equal variances not assumed			-3,311	26,773	0,003	-4,296	1,298	-6,960	-1,633
N100_06	Equal var	6,842	0,014	-1,933	28	0,063	-5,133	2,655	-	0,306
	Equal variances not assumed			-1,933	20,081	0,067	-5,133	2,655	-	0,404

Πίνακας 5.4: t-test ανεξάρτητων πληθυσμών.

- ✗ Αριστερά είναι σημειωμένα τα ονόματα των μεταβλητών, όπως αυτά προκύπτουν από το ηλεκτρόδιο και τη χρονική περιοχή από τα οποία έγινε η λήψη των δεδομένων (Πχ P50_02: Κορυφή P50 του ηλεκτροδίου 2).
- ✗ Το τεστ του Levene μας υποδεικνύει αν θα πρέπει να θεωρηθεί ότι οι δύο ομάδες δεδομένων έχουν ίση διακύμανση. Σε περίπτωση που η σημαντικότητα του τεστ (Sig.) είναι πάνω από το 0.05 γίνεται αποδεκτή η ισότητα των διακυμάνσεων, ενώ σε αντίθετη περίπτωση δεν μπορεί να γίνει τέτοια παραδοχή.
- ✗ Ανάλογα με το αποτέλεσμα του τεστ του Levene γίνεται επιλογή του κατάλληλου t-test (για ίσες διακυμάνσεις ή όχι).
- ✗ Τέλος αν η σημαντικότητα του t-test είναι μικρή (συνήθως κάτω του 0.05 ή του 0.01) υπάρχει σημαντική διαφορά ανάμεσα στους μέσους των δύο ομάδων.
- ✗ Οι μεταβλητές για τις οποίες παρουσιάζονται σημαντικές διαφοροποιήσεις μεταξύ των μέσων των δύο ζευγών ομάδων, σε επίπεδο σημαντικότητας 0.05, μπορούν να παρατηρηθούν στα παρακάτω σχήματα (Σχήμα 5.2 και Σχήμα 5.3).

	P ₅₀	N ₁₀₀	P ₂₀₀	N ₂₀₀	P ₃₀₀	N ₄₀₀	P ₆₀₀
Fp ₁	x						
F ₃	x						
(C ₃ -T ₅)/2				x			
C ₃							
Fp ₂	x						
F ₄	x						
(C ₄ -T ₆)/2	x						x
C ₄	x						
O ₁	x		x		x		x
O ₂							
P ₄							
P ₃					x		x
P _z	x						
C _z	x						
F _z	x						

Σχήμα 5.2: Αποτελέσματα του t-test, στη σύγκριση Υγιών-Ψυχαναγκαστικών. Είναι σημειωμένες οι περιοχές στις οποίες παρατηρήθηκε διαφοροποίηση.

	P ₅₀	N ₁₀₀	P ₂₀₀	N ₂₀₀	P ₃₀₀	N ₄₀₀	P ₆₀₀
Fp ₁							
F ₃			x		x		
(C ₃ -T ₅)/2			x		x		
C ₃			x		x	x	
Fp ₂					x		
F ₄		x	x		x		
(C ₄ -T ₆)/2							
C ₄			x		x		
O ₁							
O ₂							
P ₄							
P ₃			x	x	x		
P _z			x		x		
C _z			x	x	x		
F _z		x	x		x		

Σχήμα 5.3: Αποτελέσματα του t-test, στη σύγκριση Υγιών-Σχιζοφρενών. Είναι σημειωμένες οι περιοχές στις οποίες παρατηρήθηκε διαφοροποίηση.

Η αναγνώριση των περιοχών αυτών θα αποτελέσει το πρώτο βήμα στη δημιουργία ενός – αμιγώς στατιστικού – ταξινομητή, ο οποίος παρουσιάζεται στη συνέχεια.

5.5 Στατιστικός Ταξινομητής

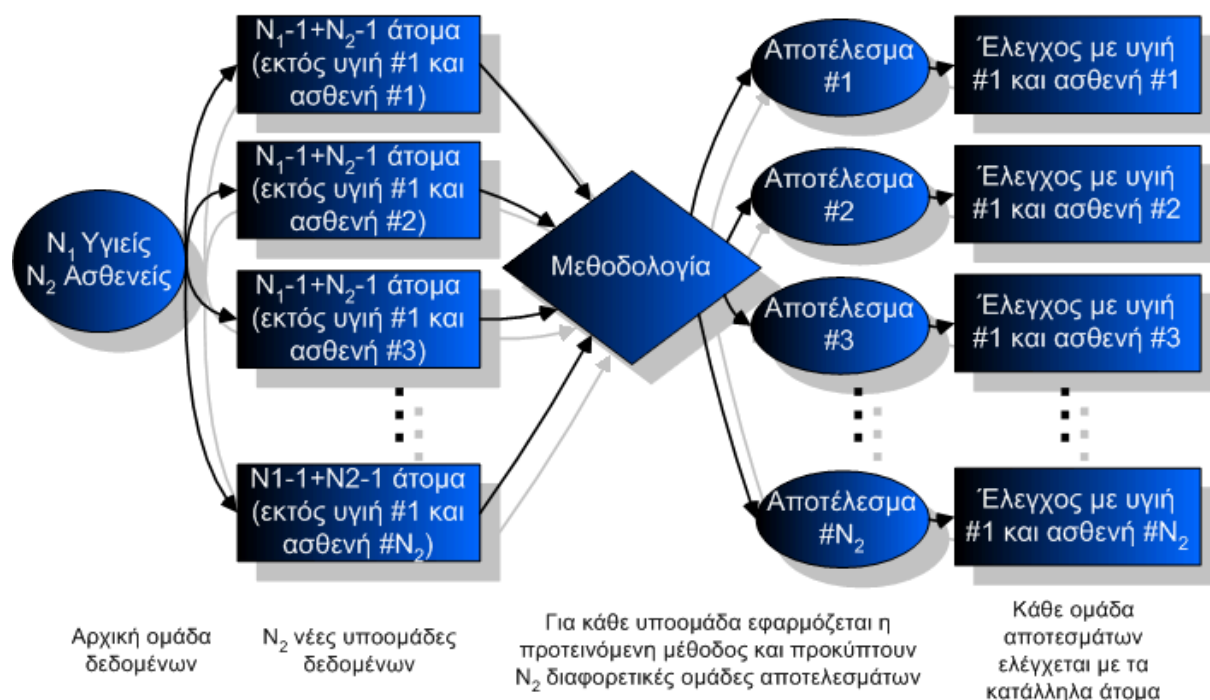
5.5.1 Cross-Validation

Για τη θέσπιση μιας μεθοδολογίας βάσει της οποίας θα αποφασίζεται η κατάταξη ενός εξεταζομένου σε υγιείς/ψυχοναγκαστικούς (ή σε υγιείς/σχιζοφρενείς) είναι απαραίτητη η χρήση της cross-validation τεχνικής. Η τεχνική αυτή είναι ιδανική για περιπτώσεις στις οποίες τα διαθέσιμα δεδομένα είναι λιγοστά, ενώ ταυτόχρονα εξασφαλίζει την εγκυρότητα της προτεινόμενης μεθοδολογίας.

Για τον υπολογισμό της απόδοσης της προτεινόμενης μεθοδολογίας κατάταξης είναι απαραίτητη η ύπαρξη μιας ομάδας ελέγχου (test set), για κάθε κατηγορία εξεταζομένων. Προφανώς οι ομάδες αυτές δεν πρέπει να

χρησιμοποιηθούν σε κανένα σημείο της ανάλυσης παρά μόνο στο τελικό στάδιο της αποτίμησης της μεθόδου, διαφορετικά τα αποτελέσματα θα είναι πλασματικά. Έστω, για παράδειγμα, ότι σε μια ομάδα ασθενών αναγνωρίζεται διαφοροποίηση στο P300 σε σχέση με τους υγιείς. Αν η διαφοροποίηση αυτή χρησιμοποιηθεί για την κατάταξη των ίδιων ατόμων, από τα οποία εξήχθη το συμπέρασμα της διαφοροποίησης, πλήγεται η εγκυρότητα των αποτελεσμάτων. Καθώς όμως τα άτομα κάθε κατηγορίας είναι λίγα (15 Controls, 15 OCD, 14 FES) δεν είναι λειτουργικός ο διαχωρισμός τους σε δύο σετ (ένα για τη δημιουργία της μεθόδου και ένα για τον έλεγχο αυτής).

Για την αντιμετώπιση αυτού του προβλήματος γίνεται χρήση της cross-validation τεχνικής. Σύμφωνα με εκείνη το πείραμα δεν θα πραγματοποιηθεί μία αλλά $N_1 \cdot N_2$ φορές, όπου N_1, N_2 είναι τα μεγέθη των δύο εξεταζόμενων ομάδων. Για κάθε επανάληψη του δεν συμπεριλαμβάνεται στα δεδομένα ένα άτομο από κάθε κατηγορία, ώστε τελικά το πείραμα να έχει εκτελεστεί για όλους τους δυνατούς συνδυασμούς (permutations). Έπειτα τα αποτελέσματα κάθε πειράματος ελέγχονται για τα άτομα τα οποία παραλείφθηκαν στην εξαγωγή τους και επομένως είναι ανεξάρτητα από τα αποτελέσματα.



Σχήμα 5.4: Η ομάδα των N_2 πειραμάτων για τον υγιή #1, όπως αυτή καθορίζεται από την τεχνική του cross-validation. Τα τελικά αποτελέσματα συμψηφίζονται για να δώσουν απόφαση για το συγκεκριμένο άτομο.

Όσα αναφέρθηκαν σε αυτή την παράγραφο μπορούν να παρατηρηθούν στο Σχήμα 5.4. Η μεθοδολογία, στην οποία αναφέρεται το παραπάνω σχήμα, παρουσιάζεται στη συνέχεια.

5.5.2 Μεθοδολογία

Η λογική, βάσει της οποίας θα λειτουργήσει ο ταξινομητής, χρησιμοποιείται για διαφορετικές ομάδες δεδομένων, όπως καθορίζει η τεχνική του cross-validation. Για κάθε ζεύγος από αυτές (π.χ. Controls-OCD) πραγματοποιούνται επαναλήψεις των παρακάτω:

- ▶ Σημειώνονται τα χρονικά διαστήματα και τα ηλεκτρόδια για τα οποία παρουσιάζουν διαφοροποίηση οι μέσες τιμές των peaks, για τις συγκρινόμενες ομάδες (Controls-OCD, Controls-FES). Οι διαφοροποιήσεις αναγνωρίζονται με τη χρήση του t-test (§5.4). Έστω ότι το πλήθος τους είναι μ .
- ▶ Για τις περιοχές εκείνες υπολογίζονται τόσο οι μέσες τιμές, όσο και οι διακυμάνσεις, για κάθε ομάδα. Δηλαδή, για Controls και Patients αντίστοιχα έχουμε:

$$mean_{iC}, sd_{iC} \quad \forall i \in [1, \mu]$$

$$mean_{iF}, sd_{iF} \quad \forall i \in [1, \mu]$$

- ▶ Έπειτα χρησιμοποιούνται τα 2 άτομα³⁹ που είχαν αποκλειστεί από τις ομάδες των δεδομένων, σύμφωνα με το cross-validation (§5.5.1 και Σχήμα 5.4). Πιο συγκεκριμένα, χρησιμοποιούνται οι τιμές των peaks τους, στα χρονικά διαστήματα για τα οποία παρατηρήθηκε διαφοροποίηση. Κάθε μία από τις κορυφές αυτές «ψηφίζει» στην κατάταξη του ατόμου με τον εξής τρόπο:

- ☒ Αν η κορυφή βρίσκεται εντός του διαστήματος $[mean_{iC} - sd_{iC}, mean_{iC} + sd_{iC}]$ και εκτός του $[mean_{iP} - sd_{iP}, mean_{iP} + sd_{iP}]$, δίνει μία ψήφο για την κατάταξη του ατόμου στους υγιείς.

³⁹ Ένα άτομο για κάθε ομάδα.

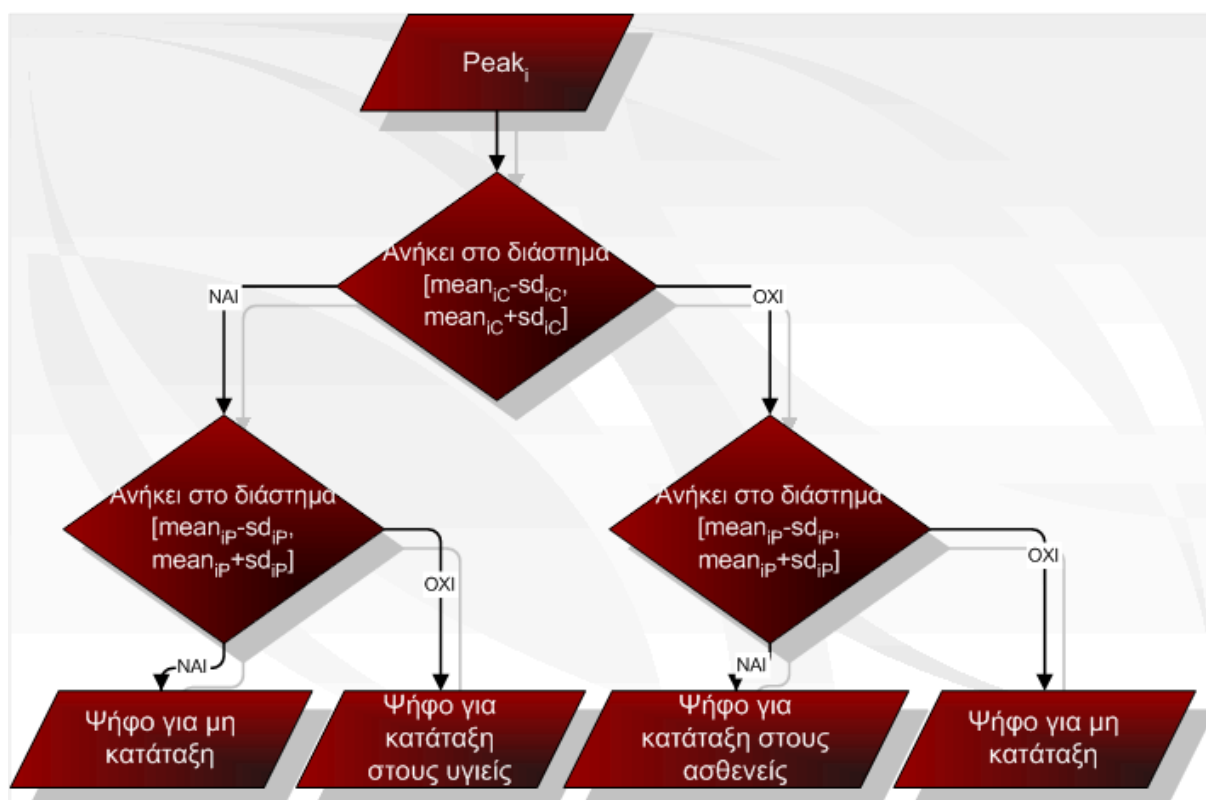
- ☒ Αν η κορυφή βρίσκεται εντός του διαστήματος $[mean_{iP} - sd_{iP}, mean_{iP} + sd_{iP}]$ και εκτός του $[mean_{iC} - sd_{iC}, mean_{iC} + sd_{iC}]$, δίνει μία ψήφο για την κατάταξη του ατόμου στους ασθενείς.
- ☒ Αν η κορυφή βρίσκεται εντός των διαστημάτων $[mean_{iP} - sd_{iP}, mean_{iP} + sd_{iP}]$ & $[mean_{iC} - sd_{iC}, mean_{iC} + sd_{iC}]$, δίνει μία ψήφο για την μη κατάταξη του ατόμου.
- ☒ Αν η κορυφή βρίσκεται εκτός των διαστημάτων $[mean_{iP} - sd_{iP}, mean_{iP} + sd_{iP}]$ & $[mean_{iC} - sd_{iC}, mean_{iC} + sd_{iC}]$, δίνει μία ψήφο για την μη κατάταξη του ατόμου.

Κάθε μία ψήφος σταθμίζεται με το αποτέλεσμα του t-test για την περιοχή στην οποία αναφέρεται η κορυφή⁴⁰.

- ▶ Στο επόμενο καταμετρούνται οι ψήφοι και ανάλογα με το αποτέλεσμα το άτομο κατατάσσεται σε μία κατηγορία (ή δεν ταξινομείται αν οι ψήφοι για τη μη κατάταξη είναι περισσότεροι, γεγονός το οποίο είναι σχετικά σπάνιο).
- ▶ Τέλος συμψηφίζονται τα αποτελέσματα των επαναλήψεων του πειράματος με διαφορετικά δεδομένα, όπως προαναφέρθηκε στην §5.5.1 (και όπως παρουσιάστηκε γραφικά στο Σχήμα 5.4). Δηλαδή, για ισομεγέθεις ομάδες δεδομένων (έστω μεγέθους N), όπως στην περίπτωση μας, κάθε μία απόφαση κατάταξης – είτε πρόκειται για υγιή είτε για ασθενή – προκύπτει από τον συμψηφισμό των αποτελεσμάτων N επαναλήψεων του πειράματος. Χρησιμοποιείται ο απλούστερος κανόνας συμψηφισμού: το άτομο κατατάσσεται στην κατηγορία την οποία υποδεικνύει η πλειοψηφία των πειραμάτων.

Τα περιεχόμενα της ενότητας αυτής, σχετικά με τη λογική των ψήφων των κορυφών, μπορούν να παρατηρηθούν στο επόμενο σχήμα (Σχήμα 5.5). Η μέθοδος επαναπαρουσιάζεται στην §6.4.3 και στο Σχήμα 6.3, με τις τιμές του $ApEn$ σαν δεδομένα.

⁴⁰ $1 * (1 - (t \text{ test significance}))^2$.



Σχήμα 5.5: Η ψήφος κάθε ενός peak, για τις περιοχές στις οποίες υπήρξε διαφοροποίηση.

5.5.3 Αποτελέσματα

Τα αποτελέσματα της στατιστικής μεθόδου ταξινόμησης (για επίπεδο σημαντικότητας 0.05 στην κατηγορία δεδομένων High), παρουσιάζονται στον πίνακα που ακολουθεί.

	Πλήθος	Ταξινόμηση			Ποσοστό επιτυχίας	
		Σωστή	Χωρίς απόφαση	Λανθασμένη	Επί μέρους	Συνολικό
Controls	15	11	0	4	73,33%	73,33%
OCD	15	11	0	4	73,33%	
Controls	14	11	0	3	78,57%	78,57%
FES	14	11	0	3	78,57%	

Πίνακας 5.5: Αποτελέσματα της στατιστικής μεθόδου, για την κατηγορία High & $\alpha=0.05$.

Η μεθοδολογία η οποία οδήγησε στα παραπάνω αποτελέσματα (§5.3, §5.4, §5.5) εφαρμόστηκε στην κατηγορία δεδομένων High. Αν αντίστοιχα

εφαρμοστεί στις κατηγορίες Mean και Low⁴¹ λαμβάνονται οι εξής πίνακες τελικών αποτελεσμάτων:

	Πλήθος	Ταξινόμηση			Ποσοστό επιτυχίας	
		Σωστή	Χωρίς απόφαση	Λανθασμένη	Επί μέρους	Συνολικό
Controls	20	11	0	9	55,00%	77,50%
OCD	20	20	0	0	100,00%	
Controls	26	16	0	10	61,54%	67,31%
FES	26	19	0	7	73,08%	

Πίνακας 5.6: Αποτελέσματα της στατιστικής μεθόδου, για την κατηγορία Mean & $\alpha=0.05$.

	Πλήθος	Ταξινόμηση			Ποσοστό επιτυχίας	
		Σωστή	Χωρίς απόφαση	Λανθασμένη	Επί μέρους	Συνολικό
Controls	15	10	1	4	66,67%	63,33%
OCD	15	9	0	6	60,00%	
Controls	14	8	0	6	57,14%	71,43%
FES	14	12	0	2	85,71%	

Πίνακας 5.7: Αποτελέσματα της στατιστικής μεθόδου, για την κατηγορία Low & $\alpha=0.05$.

Σημειώνεται ότι η κατηγορία Mean διαθέτει μεγαλύτερες ομάδες ασθενών και υγιών, διότι για τις υπόλοιπες υπήρξε απώλεια δεδομένων.

5.5.4 Συμπεράσματα

Τα αποτελέσματα δείχνουν ότι η μέθοδος δεν είναι ικανή να αντικαταστήσει τον ψυχίατρο, ο οποίος θα κληθεί να πραγματοποιήσει τη διάγνωση, ίσως όμως μπορέσει να αποτελέσει ένα χρήσιμο βοήθημα για αυτόν.

Παρατηρούμε επίσης ότι:

- ▶ Η κατηγορία High δίνει συνολικά τα καλύτερα αποτελέσματα.
- ▶ Η κατηγορία Low δίνει συνολικά τα χειρότερα αποτελέσματα.
- ▶ Η κατηγορία Mean (η οποία είναι σύνθεση των High & Low) δίνει αποτελέσματα ελαφρώς κατώτερα της High.

⁴¹ Οι κατηγορίες των δεδομένων αναπαριστώνται στο Σχήμα 4.3.

Δυστυχώς τα δεδομένα δεν είναι αρκετά ώστε να αποτιμηθεί οριστικά η μέθοδος, αλλά αν οι λίγο παραπάνω του αναμενόμενου επιδόσεις της Mean (θα περιμέναμε να είναι ακριβώς στη μέση των δύο άλλων κατηγοριών) αποδοθούν στο μεγαλύτερο πλήθος των δεδομένων το οποίο διαθέτει, δημιουργείται η ελπίδα ότι μπορεί να αυξηθεί – έστω και λίγο – η επίδοση της κατηγορίας High.

6 Approximate Entropy (Εντροπία κατά Προσέγγιση)

6.1 Γενικά

Η Εντροπία κατά Προσέγγιση ($ApEn$, χάρη συντομίας) είναι ένα δυναμικό μέτρο το οποίο προσδιορίζει ποσοτικά την προβλεψιμότητα (ή μη) μιας χρονοσειράς και χρησιμοποιείται ιδιαιτέρως σε σειρές για τις οποίες η εξαγωγή χαρακτηριστικών είναι δύσκολη (Pincus, 1991· Pincus & Huang, 1992· Pincus et al, 1994). Ουσιαστικά είναι ένας δείκτης ο οποίος αναπαριστά την πιθανότητα παρόμοιες ομάδες παρατηρήσεων να μην ακολουθούνται από συναφείς τους, στην εξέλιξη της σειράς. Δηλαδή μια σειρά αποτελούμενη από πολλά επαναλαμβανόμενα πρότυπα θα έχει χαμηλό $ApEn$, ενώ μια λιγότερο προβλέψιμη θα έχει υψηλό $ApEn$. Εκτενής αναφορά στις εργασίες οι οποίες καθόρισαν την έννοια και ερμηνεία του στατιστικού ή το αξιοποίησαν στη μελέτη χρονοσειρών (ιατρικών δεδομένων ή δεδομένων άλλης προέλευσης), παρέχοντας αξιοσημείωτα συμπεράσματα, πραγματοποιήθηκε στην εισαγωγή (§1.4).

6.2 Πλεονεκτήματα και μειονεκτήματα

Στα πλεονεκτήματα της χρήσης του $ApEn$ συγκαταλέγονται:

- ▶ Η μείωση της πολυπλοκότητας επίλυσης, καθώς από ολόκληρη τη χρονοσειρά λαμβάνεται τελικά μία μόνο τιμή.
- ▶ Η ικανότητα αναγνώρισης ακανόνιστων ακολουθιών συγκεκριμένου μεγέθους.
- ▶ Η ικανότητα ποσοτικοποίησης της τυχαιότητας μιας χρονοσειράς

Από την άλλη πλευρά η μέθοδος παρουσιάζει μειονεκτήματα όπως:

- ▶ Η απώλεια μεγάλου πλήθους πληροφοριών

- ▶ Η μεγάλη εξάρτηση της τιμής του $ApEn$ από το μέγεθος της εξεταζόμενης χρονοσειράς
- ▶ Η μικρή του αυτοτέλεια, δηλαδή το γεγονός ότι διαφορετικές τιμές των παραμέτρων του δίνουν συνήθως διαφορετικά αποτελέσματα.

6.3 Μεθοδολογία

Δεδομένης μιας ακολουθίας S_N , αποτελούμενης από N μετρήσεις εγκεφαλικού δυναμικού $ERP(1), ERP(2), \dots, ERP(N)$, πρέπει να γίνει επιλογή των παραμέτρων m και r για τον υπολογισμό του $ApEn(S_N, m, r)$, της χρονοσειράς. Το m καθορίζει το μέγεθος του προτύπου, ενώ το r είναι το κριτήριο ομοιότητας.

Με $p_m(i)$ συμβολίζουμε ένα υποσύνολο μετρήσεων εγκεφαλικού δυναμικού, μεγέθους m , το οποίο έχει σαν αφετηρία την μέτρηση $ERP(i)$ και βρίσκεται εντός των ορίων του συνόλου S_N . Δύο υποσύνολα $p_m(i)$ και $p_m(j)$ θεωρούνται όμοια όταν η διαφορά για κάθε ζεύγος αντίστοιχων μετρήσεων είναι μικρότερη του r . Όταν δηλαδή ισχύει το εξής:

$$|ERP(i+k) - ERP(j+k)| \leq r \quad \forall k \in [0, m) \dots\dots\dots 6.1$$

Όμως, συνήθως το r ορίζεται σαν «καθαρός» αριθμός οπότε αυτός συγκρίνεται με την ποσοστιαία διαφορά των ζευγών μετρήσεων. Δηλαδή στη θέση της σχέσης 6.1 υπολογίζεται το εξής:

$$\left| \frac{ERP(i+k) - ERP(j+k)}{ERP(i+k)} \right| \leq r \quad \forall k \in [0, m) \dots\dots\dots 6.2$$

Έστω ότι με το P_m συμβολίζονται όλα τα υποσύνολα μεγέθους m της χρονοσειράς: $p_m(1), p_m(2), \dots, p_m(N-m+1)$. Σε αυτό το σημείο μπορεί να

παρουσιασθεί ο ορισμός του $C_{im}(r)$, ενός δείκτη της «ιδιαιτερότητας» του υποσυνόλου μεγέθους m , με αφετηρία το i , στη χρονοσειρά:

$$C_{im}(r) = \frac{n_{im}(r)}{N - m + 1} \dots\dots\dots 6.3$$

όπου $n_{im}(r)$ είναι ο αριθμός των προτύπων του P_m τα οποία θεωρούνται όμοια με το $p_m(i)$, βάσει του κριτηρίου r .

Έπειτα μπορούν να υπολογιστούν τα $C_{im}(r) \dots \forall p_m(i) \in P_m$ και η μέση τιμή τους ονομάζεται $C_m(r)$. Τέλος μπορεί να οριστεί η Εντροπία κατά Προσέγγιση (Approximate Entropy) της χρονοσειράς S_N :

$$ApEn(S_N, m, r) = \ln \left(\frac{C_m(r)}{C_{m+1}(r)} \right) \dots\dots\dots 6.4$$

Επομένως το $ApEn$ είναι ο φυσικός λογάριθμος του λόγου της σχετικής επανάληψης των προτύπων μεγέθους m , προς τη σχετική επανάληψη των προτύπων μεγέθους $m+1$. Μικρές τιμές του $ApEn$ δείχνουν ότι παρόμοια πρότυπα της χρονοσειράς ακολουθούνται από άλλα παρόμοιά τους πρότυπα. Αντίθετα μεγάλες τιμές του $ApEn$ δείχνουν ότι η χρονοσειρά είναι ακανόνιστη (Pincus, 1991· Pincus & Huang, 1992· Pincus et al, 1994· Ho et al 1997).

Από στατιστικής πλευράς, η ερμηνεία η οποία μπορεί να δοθεί στο $ApEn$ είναι η εξής: η τιμή του φανερώνει την πιθανότητα ένα πρότυπο της χρονοσειράς να ακολουθείται από διαφορετικό πρότυπο και όχι από το ίδιο.

Στα μειονεκτήματα της μεθόδου συγκαταλέγονται η μεγάλη εξάρτησή της τιμής του $ApEn$ από το μέγεθος της εξεταζόμενης χρονοσειράς καθώς και η μικρή του αυτοτέλεια: διαφορετικές τιμές των παραμέτρων m και r δίνουν πολύ διαφορετικά αποτελέσματα (Richman et al 2000).

Ο κύριος κώδικας υπολογισμού της τιμής του $ApEn$ μπορεί να παρατηρηθεί στο Παράρτημα I και πρόκειται για τη συνάρτηση `calcapen`.

6.4 *ApEn* και *ERP*

6.4.1 Γενικά

Η μεθοδολογία της §6.3 εφαρμόστηκε στις αρχικές χρονοσειρές των *ERP* και όχι στους μέσους όρους τους. Οι αρχικές χρονοσειρές αποτελούνται από 26 ομάδες (όσες είναι και οι επαναλήψεις του πειράματος) 512 τιμών, δηλαδή κάθε μία αποτελείται από 13.312 τιμές (§4.2, §4.3 και Σχήμα 4.2). Στο Παράρτημα III παρουσιάζονται οι πίνακες των αποτελεσμάτων του *ApEn*, για $m = 2$ & $r = 0,2$ (δηλαδή 20%), για κάθε μία από τις επτά εξεταζόμενες περιοχές του *ERP* (P_{50} , N_{100} , P_{200} , N_{200} , P_{300} , N_{400} , P_{600}).

6.4.2 Στατιστική Επεξεργασία

Σε πρώτη φάση επιβεβαιώνεται η κανονικότητα των δεδομένων, όπως στην §5.3, για κάθε ηλεκτρόδιο και κάθε χρονική περιοχή του *ERP*. Στη συνέχεια εφαρμόζεται το *t-test* για τη σύγκριση μέσων, εφόσον είμαστε σε θέση να συνεχίσουμε με παραμετρικά τεστ. Το επίπεδο σημαντικότητας καθορίζεται στο 0.05 ($\alpha = 0.05$) όπως και στην §5.4, ενώ από τις τιμές του *ApEn* λαμβάνεται ο Πίνακας Γ – Σύγκριση των τιμών του *ApEn* (Παράρτημα II). Τα αποτελέσματα συνοψίζονται στους δύο παρακάτω πίνακες από τους οποίους προκύπτουν ενδιαφέροντα συμπεράσματα σχετικά με τις διαφοροποιήσεις των τιμών του *ApEn* στις υπό εξέταση πληθυσμιακές ομάδες:

	P₅₀	N₁₀₀	P₂₀₀	N₂₀₀	P₃₀₀	N₄₀₀	P₆₀₀
Fp₁							
F₃							
(C₃-T₅)/2							
C₃							
Fp₂			x	x			
F₄					x		
(C₄-T₆)/2							
C₄							
O₁			x				
O₂							
P₄							
P₃							
P_z							
C_z							
F_z							

Σχήμα 6.1: Οι διαφοροποιήσεις στο *ApEn* μεταξύ Controls/OCD.

	P₅₀	N₁₀₀	P₂₀₀	N₂₀₀	P₃₀₀	N₄₀₀	P₆₀₀
Fp₁			x	x	x	x	x
F₃		x	x	x	x	x	
(C₃-T₅)/2		x	x	x	x	x	x
C₃	x	x	x	x	x	x	x
Fp₂	x	x	x	x	x	x	x
F₄	x	x	x	x	x	x	x
(C₄-T₆)/2	x	x	x	x	x	x	x
C₄	x		x	x	x	x	x
O₁					x		
O₂							
P₄		x	x	x			x
P₃				x	x		
P_z			x	x	x	x	x
C_z	x	x	x		x	x	
F_z	x		x	x	x	x	x

Σχήμα 6.2: Οι διαφοροποιήσεις στο *ApEn* μεταξύ Controls/FES.

Οι πολλές και μεγάλες διαφορές στους μέσους του *ApEn*, Υγιών και Σχιζοφρενών, επιβάλλουν τη χρήση του στατιστικού ταξινομητή, ο οποίος χρησιμοποιήθηκε στο προηγούμενο κεφάλαιο.

6.4.3 *ApEn* & Στατιστικός Ταξινομητής

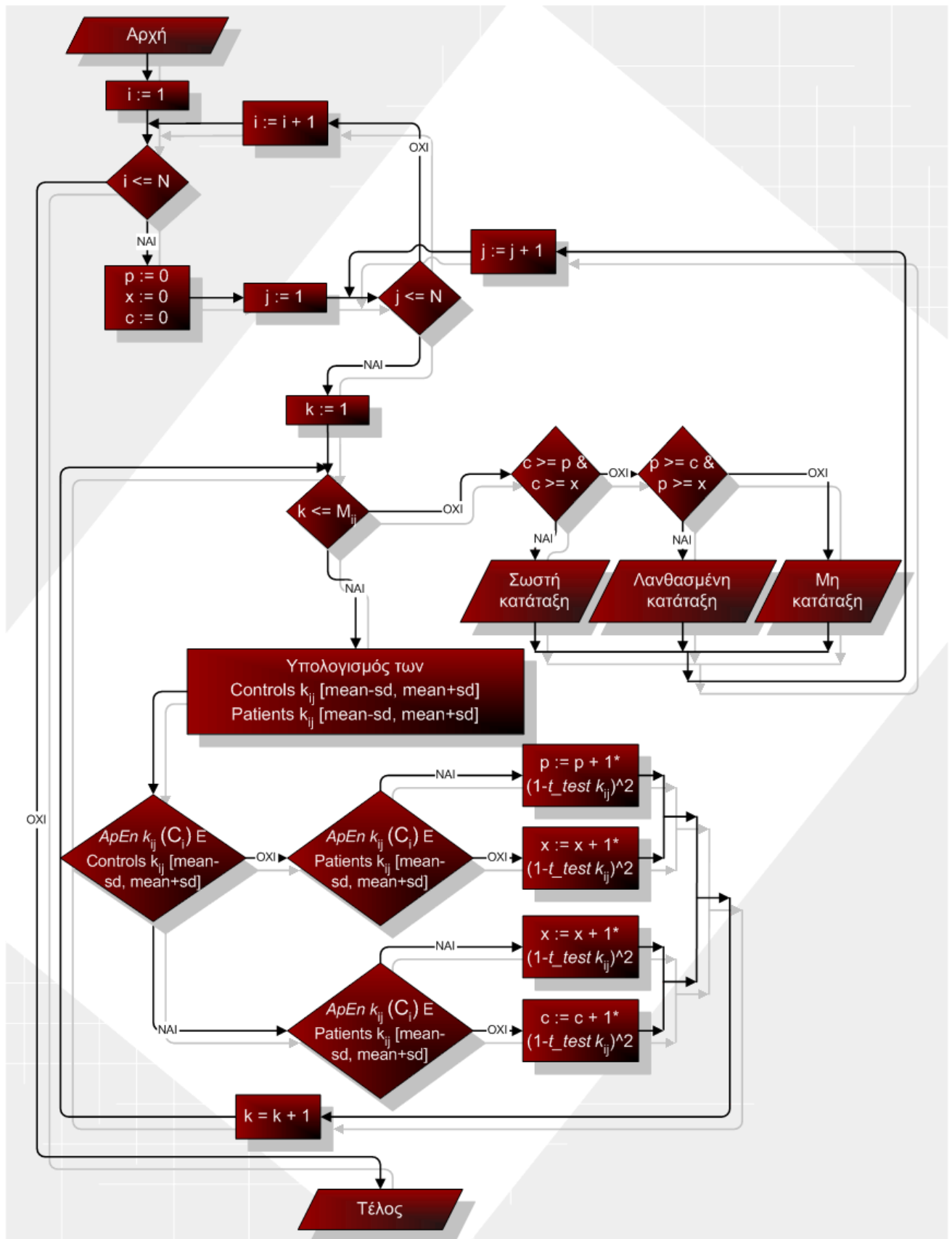
Η μέθοδος της στατιστικής ταξινόμησης παρουσιάστηκε αναλυτικά στην §5.5, όπου λειτούργησε χρησιμοποιώντας ως δεδομένα τις κορυφές των μέσων κυματομορφών. Σε αυτό το τμήμα θα παρουσιαστούν τα αποτελέσματα της χρήσης της, με τις 105 κατηγορίες του *ApEn* (Σχήμα 5.2 & Σχήμα 5.3) ως δεδομένα. Συνοπτικά η διαδικασία παρουσιάζεται στο Σχήμα 6.3, για την κατανόηση του οποίου είναι απαραίτητη η αποσαφήνιση των παρακάτω:

- ▶ Το σχήμα αναφέρεται μόνο στη διαδικασία κατάταξης της κατηγορίας των Controls. Η ταξινόμηση των OCD ή των FES (Patients στο σχήμα), σε σχέση με τους Controls, έχει μικρές διαφορές.
- ▶ $N = \min(N_{Controls}, N_{Patients})$, όπου $N_{Controls}$, $N_{Patients}$ τα μεγέθη των ομάδων. Η μέθοδος εφαρμόζεται σε ισομεγέθεις ομάδες, για την επίτευξη όσο το δυνατόν μεγαλύτερης αξιοπιστίας των αποτελεσμάτων.
- ▶ $M_{i,j}$ είναι το πλήθος των μετρήσεων του *ApEn* στα οποία παρουσιάζονται σημαντικές διαφοροποιήσεις⁴², όταν στα δεδομένα δεν συμπεριληφθεί ο υγιής i και ο ασθενής j . Θα ισχύει προφανώς ότι $0 \leq M_{i,j} \leq 105$.
- ▶ $ApEn_{k_{i,j}}$ όπου $1 \leq k_{i,j} \leq M_{i,j}$: είναι η k κατηγορία του *ApEn* για την οποία παρουσιάστηκε διαφοροποίηση, όταν από τα δεδομένα αφαιρέθηκε ο υγιής i και ο ασθενής j .
- ▶ $ApEn_{k_{i,j}}(C_n)$, όπου $1 \leq n \leq N$: είναι η τιμή του $ApEn_{k_{i,j}}$ για το άτομο n της κατηγορίας των υγιών.
- ▶ $ApEn_{k_{i,j}}(P_n)$ όπου $1 \leq n \leq N$: είναι η τιμή του $ApEn_{k_{i,j}}$ για το άτομο n της κατηγορίας των ασθενών.

⁴² Με t-test και επίπεδο σημαντικότητας $\alpha = 0.05$.

- ▶ $Controls_{k_{i,j}}[mean - sd, mean + sd]$: προκύπτει μετά τον υπολογισμό του μέσου και της τυπικής απόκλισης, για όλα τα $ApEn_{k_{i,j}}$ των υγιών, εκτός του $ApEn_{k_{i,j}}(C_i)$.
- ▶ $Patients_{k_{i,j}}[mean - sd, mean + sd]$: προκύπτει μετά τον υπολογισμό του μέσου και της τυπικής απόκλισης, για όλα τα $ApEn_{k_{i,j}}$ των ασθενών, εκτός του $ApEn_{k_{i,j}}(P_j)$.
- ▶ $t_test_{k_{i,j}}$ είναι το αποτέλεσμα του t -test για το $ApEn_{k_{i,j}}$.

Η διαδικασία μπορεί να παρατηρηθεί στο διάγραμμα ροής της επόμενης σελίδας:



Σχήμα 6.3: Το διάγραμμα ροής του στατιστικού ταξινομητή του *ApEn*, για την κατάταξη των Controls.

Για παράδειγμα, αν εφαρμοστεί *t-test* στα δεδομένα εκτός του ατόμου #3, για κάθε ομάδα, τα αποτελέσματα θα μπορούσαν να είναι:

$$M_{3,3} = [node7 - P_{600}, node5 - N_{100}, node10 - P_{300}, node14 - P_{300}]$$

δηλαδή παρουσιάστηκαν διαφοροποιήσεις στο *ApEn* του P_{600} , για το ηλεκτρόδιο #7, κλπ

Έπειτα θα υπολογίζονταν σταδιακά τα διαστήματα ένα από τα οποία θα ήταν και το $Controls_{13,3} [mean - sd, mean + sd]$. Το διάστημα αυτό θα προέκυπτε από τον υπολογισμό του μέσου όρου και της τυπικής απόκλισης των μετρήσεων του *ApEn*, για το πρώτο στοιχείο του $M_{3,3}$, δηλαδή του $node7 - P_{600}$ (στον υπολογισμό αυτό δεν συμμετέχουν οι μετρήσεις για το άτομο #3, των υγιών). Αντίστοιχα υπολογίζεται και το $Patients_{13,3} [mean - sd, mean + sd]$.

Συγκρίνεται η σχέση του $ApEn_{13,3}(C_3)$ (δηλαδή το *ApEn* του υγιή #3 για την πρώτη κατηγορία *ApEn* του $M_{3,3}$, το $node7 - P_{600}$) με κάθε ένα από τα παραπάνω διαστήματα, σύμφωνα με τη λογική του παραπάνω σχήματος. Η σύγκριση αυτή «ψηφίζει» για την τελική κατάταξη του ατόμου και η ψήφος σταθμίζεται με το $t_test_{13,3}$ (το αποτέλεσμα του *t-test* για το $node7 - P_{600}$, όταν από τα δεδομένα παραλειφθεί το τρίτο άτομο από κάθε κατηγορία).

6.4.4 Αποτελέσματα

Τα αποτελέσματα της στατιστικής μεθόδου ταξινόμησης, στις μετρήσεις του *ApEn*, παρουσιάζονται στους πίνακες που ακολουθούν. Υπενθυμίζεται ότι τα τελικά αποτελέσματα προκύπτουν από συμψηφισμό των επιμέρους αποτελεσμάτων των διαφόρων επαναλήψεων του πειράματος, σύμφωνα με την τεχνική του cross-validation (§5.5.1). Ο αλγόριθμος της εφαρμογής της μεθόδου ταξινόμησης στις τιμές του *ApEn* μπορεί να παρατηρηθεί στο Παράρτημα Ι (Συνάρτηση *ApEn2*).

	Πλήθος	Ταξινόμηση			Ποσοστό επιτυχίας	
		Σωστή	Χωρίς απόφαση	Λανθασμένη	Επί μέρους	Συνολικό
Controls	15	9	1	5	60,00%	60,00%
OCD	15	9	3	3	60,00%	
Controls	14	13	0	1	92,86%	89,29%
FES	14	12	0	2	85.71%	

Πίνακας 6.1: Αποτελέσματα της στατιστικής μεθόδου στο *ArEn*, για $\alpha=0.05$.

	Πλήθος	Ταξινόμηση			Ποσοστό επιτυχίας	
		Σωστή	Χωρίς απόφαση	Λανθασμένη	Επί μέρους	Συνολικό
Controls	15	6	0	9	40,00%	60,00%
OCD	15	12	1	2	80,00%	
Controls	14	13	0	1	92,86%	89,29%
FES	14	12	0	2	85.71%	

Πίνακας 6.2: Αποτελέσματα της στατιστικής μεθόδου στο *ArEn*, για $\alpha=0.1$.

6.4.5 Συμπεράσματα

Το Σχήμα 5.3 παρουσίασε πολλές και μεγάλες διαφοροποιήσεις στο *ArEn* υγιών και σχιζοφρενών, οι οποίες αποτέλεσαν εφαλτήριο για την εφαρμογή του στατιστικού ταξινομητή. Η μέθοδος έδωσε πολύ καλά αποτελέσματα, με το συνολικό ποσοστό επιτυχούς κατάταξης να αγγίζει το 90% (Πίνακας 6.1, Πίνακας 6.2). Αντίθετα η επίδοση της μεθόδου ήταν ανεπαρκής στην κατάταξη υγιών – ψυχαναγκαστικών, όπως ήταν αναμενόμενο, καθώς οι διαφοροποιήσεις στο *ArEn* τους ήταν ελάχιστες (Σχήμα 5.2).

Επίσης το *ArEn* των σχιζοφρενών είναι – κατά μέσο όρο – πάντα μεγαλύτερο από το αντίστοιχο των υγιών, όπως μπορεί να διαπιστωθεί και από τους πίνακες στο Παράρτημα III53F⁴³. Το γεγονός αυτό υποδηλώνει ότι τα *ERP* των σχιζοφρενών εμφανίζουν λιγότερα επαναλαμβανόμενα πρότυπα, σε σχέση με τους υγιείς και επομένως οι κυματομορφές τους είναι περισσότερο ακανόνιστες και τυχαίες. Σύμφωνα με την κοινή λογική το

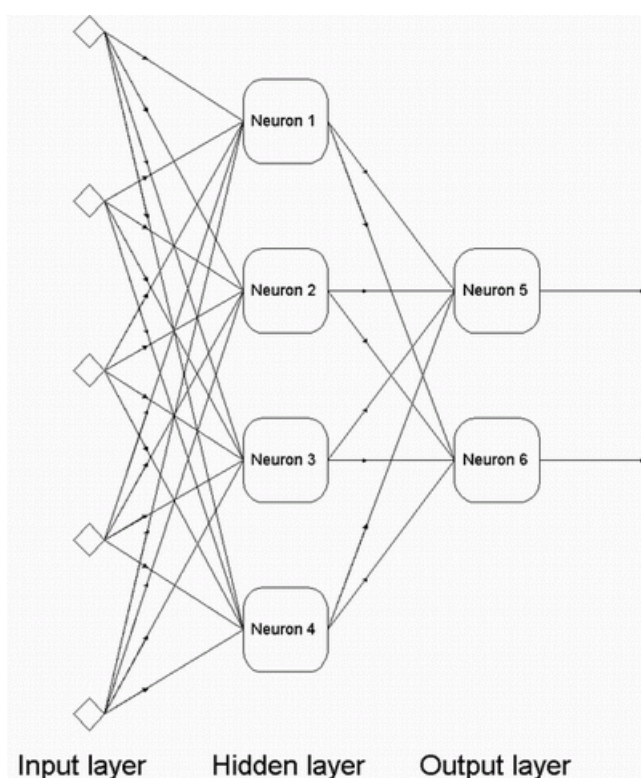
⁴³ Ακόμα και με απλή παρατήρηση, χωρίς τη χρήση στατιστικής.

συμπέρασμα φαίνεται ορθό, ενώ αποκτά ιδιαίτερη αξία με την αποδοχή του *ERP* ως του πλέον αξιόπιστου «καθρέπτη» της σκέψης.

7 Τεχνητά Νευρωνικά Δίκτυα

7.1 Γενικά

Το Τεχνητό Νευρωνικό Δίκτυο (ΤΝΔ) είναι μια αρχιτεκτονική δομή – ένα δίκτυο στην ουσία – αποτελούμενη από ένα πλήθος διασυνδεδεμένων μονάδων, οι οποίες ονομάζονται τεχνητοί νευρώνες. Κάθε μονάδα χαρακτηρίζεται από εισόδους και εξόδους και υλοποιεί τοπικά έναν απλό υπολογισμό. Κάθε σύνδεση μεταξύ δύο μονάδων χαρακτηρίζεται από μια τιμή βάρους. Οι τιμές των βαρών των συνδέσεων αποτελούν τη γνώση που είναι



Σχήμα 7.1: Πλήρως συνδεδεμένο νευρωνικό δίκτυο ενός κρυμμένου επιπέδου.

αποθηκευμένη στο δίκτυο και καθορίζουν τη λειτουργικότητά του. Η έξοδος κάθε μονάδας καθορίζεται από τον τύπο της μονάδας, τη διασύνδεση με τις υπόλοιπες μονάδες και πιθανώς κάποιες εξωτερικές εισόδους. Είναι πιθανό να υπάρχει μιας μορφής λειτουργική ικανότητα κατά τη στιγμή της κατασκευής ενός δικτύου, αλλά σχεδόν πάντα τα νευρωνικά δίκτυα αναπτύσσουν μια συνολική λειτουργικότητα μέσω μιας μορφής εκπαίδευσης (Haykin, 1999ˆ Bishop, 1995ˆ Ham et al, 2001ˆ Perlovsky, 2001).

Ένα ΤΝΔ μπορεί να έχει ένα ή πολλά στρώματα νευρώνων. Τα δίκτυα με ένα μόνο στρώμα νευρώνων, το οποίο ονομάζεται στρώμα εξόδου, καλούνται μονοστρωματικά (Η είσοδος δεν υπολογίζεται σαν στρώμα διότι δεν επιτελούνται υπολογισμοί σε εκείνη).

Όμως, υπάρχουν και δίκτυα τα οποία διαθέτουν και άλλα στρώματα νευρώνων, τα οποία παρεμβάλλονται στην είσοδο και στο στρώμα εξόδου και ονομάζονται κρυμμένα (Σχήμα 7.1). Αυτά δίνουν τη δυνατότητα στο ΤΝΔ να επιλύει δυσκολότερα προβλήματα. Όσον αφορά τη συνδεσμολογία, επιτρέπεται η σύνδεση νευρώνων μόνο με τους νευρώνες του επόμενου στρώματος και με φορά αποκλειστικά από την είσοδο προς την έξοδο. Όταν στο ΤΝΔ υπάρχουν όλες οι δυνατές συνδέσεις, η συνδεσμολογία του ονομάζεται πλήρης.

Η συνολική λειτουργικότητα ενός ΤΝΔ καθορίζεται από την τοπολογία του δικτύου, τα χαρακτηριστικά των νευρώνων, τη μέθοδο εκπαίδευσης και από τα δεδομένα με τα οποία γίνεται η εκπαίδευση. Τέλος, επειδή οι νευρώνες λειτουργούν παράλληλα και ο αριθμός τους μπορεί να είναι πολύ μεγάλος, τα ΤΝΔ αποτελούν χαρακτηριστικό παράδειγμα μαζικά παράλληλου υπολογισμού.

7.2 Πλεονεκτήματα και Μειονεκτήματα

Η χρησιμοποίηση των Τεχνητών Νευρωνικών Δικτύων παρουσιάζει σημαντικά πλεονεκτήματα τα οποία συνοψίζονται στη συνέχεια:

- ▶ Η μη γραμμικότητα των νευρώνων η οποία επεκτείνεται φυσικά και στο όλο δίκτυο.
- ▶ Η αντιστοίχιση εισόδων-εξόδων (input-output mapping) η οποία πραγματοποιείται μέσω της εκπαίδευσης.
- ▶ Η προσαρμοστικότητα (adaptivity) την οποία επιδεικνύουν, η οποία αποτελεί σημαντικό παράγοντα για την αποτελεσματική απεικόνιση δυναμικών συστημάτων
- ▶ Η «απόφαση» την οποία δίνουν τα ΤΝΔ παρέχει και ενδείξεις (evidential response). Δηλαδή, πέρα από ένα απλό ΝΑΙ ή ΟΧΙ λαμβάνουμε και αποτελέσματα βάσει των οποίων μπορούμε να επιλέξουμε αν θα εμπιστευτούμε ή όχι την απόφαση, βελτιώνοντας την συνολική απόδοση του συστήματος.

- ▶ Η ανεκτικότητα σε λάθη (fault tolerance). Αυτή η ιδιότητα προκύπτει από το γεγονός ότι η «πληροφορία» είναι αποθηκευμένη σε ολόκληρο το δίκτυο και βλάβη σε νευρώνα, ή αλλοίωση δεδομένων σε μικρή έκταση, δεν έχει σημαντικές επιπτώσεις.
- ▶ Η ομοιομορφία την οποία επιδεικνύουν καθώς σε οποιαδήποτε μορφή τους βασική μονάδα είναι ο νευρώνας και επομένως είναι δυνατό να διαμοιραστούν θεωρίες και αλγόριθμοι εκπαίδευσης σε διαφορετικές εφαρμογές τους.
- ▶ Η νευροβιολογική τους αντιστοιχία (Neurobiological Analogy) με τον ανθρώπινο εγκέφαλο, ο οποίος συνιστά απόδειξη του γεγονότος ότι είναι εφικτοί οι μαζικοί παράλληλοι υπολογισμοί.

Στα μειονεκτήματα της χρήσης τους συγκαταλέγονται:

- ▶ Η μεγάλη υπολογιστική πολυπλοκότητα η οποία τα χαρακτηρίζει.
- ▶ Η αδυναμία τους να αναγνωρίζουν τη σχέση μεταξύ εισόδων-εξόδων. Δηλαδή απλά προσομοιώνουν τη σχέση αυτή χωρίς να είναι σε θέση να την αποσυνθέσουν.
- ▶ Το μέγεθος του δείγματος εκπαίδευσης οφείλει να είναι μεγάλο.
- ▶ Η κατάλληλη δομή για την αντιμετώπιση ενός προβλήματος είναι γνωστή μόνο a posteriori.

7.3 Η Δομή του Τεχνητού Νευρώνα

Ο τεχνητός νευρώνας αποτελεί τη στοιχειώδη μονάδα διαχείρισης πληροφοριών του νευρωνικού δικτύου. Τα συστατικά του στοιχεία είναι:

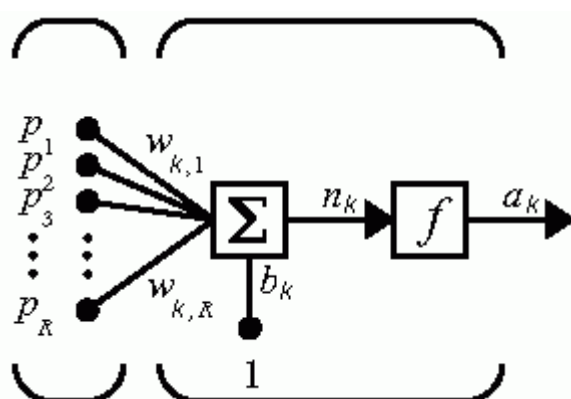
- ◆ Ένα σύνολο συνάψεων (ή συνδέσεων) κάθε μια από τις οποίες χαρακτηρίζεται από ένα βάρος. Συγκεκριμένα, το σήμα p_j – η είσοδος της σύναψης j η οποία συνδέεται με τον νευρώνα k – πολλαπλασιάζεται με το συναπτικό βάρος w_{kj} . Σε αντίθεση με τις συνάψεις του εγκεφάλου, ένα συναπτικό βάρος τεχνητού νευρωνικού δικτύου μπορεί να δέχεται και αρνητικές τιμές.

- Ένας αθροιστής (adder) ο οποίος αθροίζει τα εισερχόμενα σήματα, αφού έχουν τροποποιηθεί από το βάρος της αντίστοιχης σύναψης.
- Μια συνάρτηση ενεργοποίησης (activation function) της οποίας ρόλος είναι ο περιορισμός του μεγέθους της τιμής εξόδου του νευρώνα. Συνήθως το εύρος των τιμών εξόδου του νευρώνα περιορίζεται στο διάστημα $[0,1]$ ή στο $[-1,1]$.
- Η πόλωση του νευρώνα (bias) η οποία δεν υπάρχει πάντα. Σκοπός της είναι η αύξηση ή η μείωση της εισόδου της συνάρτησης ενεργοποίησης.

Μαθηματικά ένας τεχνητός νευρώνας μπορεί να περιγραφεί από το παρακάτω ζεύγος εξισώσεων:

$$n_k = \sum_{j=1}^R w_{kj} p_j + b_k \dots\dots\dots 7.1$$

$$a_k = f(n_k) \dots\dots\dots 7.2$$



Σχήμα 7.2: Τεχνητός νευρώνας.

όπου $p_1, p_2, \dots, p_j$ είναι τα σήματα εισόδου, $w_{k1}, w_{k2}, \dots, w_{kR}$ είναι τα βάρη των συνάψεων του νευρώνα k , n_k είναι ο γραμμικός συνδυασμός των εισόδων με τα βάρη των αντίστοιχων συνδέσεων, b_k είναι η πόλωση, a_k είναι το σήμα εξόδου του νευρώνα και τέλος $f(.)$ είναι η συνάρτηση ενεργοποίησης (Σχήμα 7.2).

Οι κυριότερες συναρτήσεις ενεργοποίησης (ή μεταφοράς) είναι:

- ▶ Η γραμμική (linear): $a_k = n_k$
- ▶ Η βηματική (hard limit): $a_k = \begin{cases} 0 & a_k < 0 \\ 1 & a_k \geq 0 \end{cases}$
- ▶ Η λογιστική σιγμοειδής (log-sigmoid): $a_k = 1/(1 + \exp(-gn_k))$ ⁴⁴

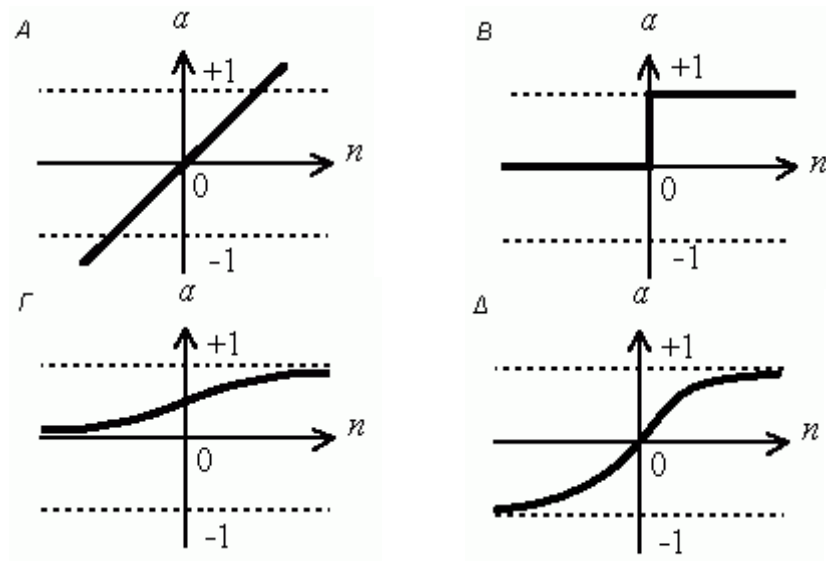
⁴⁴ Όπου g είναι παράμετρος η οποία καθορίζει την κλίση της σιγμοειδούς.

- Η υπερβολική εφαπτομένη σιγμοειδής (hyperbolic tangent sigmoid):

$$a_k = \tanh(gn_k) = \frac{1 - e^{-2gn_k}}{1 + e^{-2gn_k}}$$

(Haykin, 1999· Ham et al, 2001)

Οι γραφικές παραστάσεις των συναρτήσεων ενεργοποίησης μπορούν να παρατηρηθούν στο σχήμα που ακολουθεί (Σχήμα 7.3).



Σχήμα 7.3: Συναρτήσεις ενεργοποίησης

(Α) Γραμμική.

(Β) Βηματική.

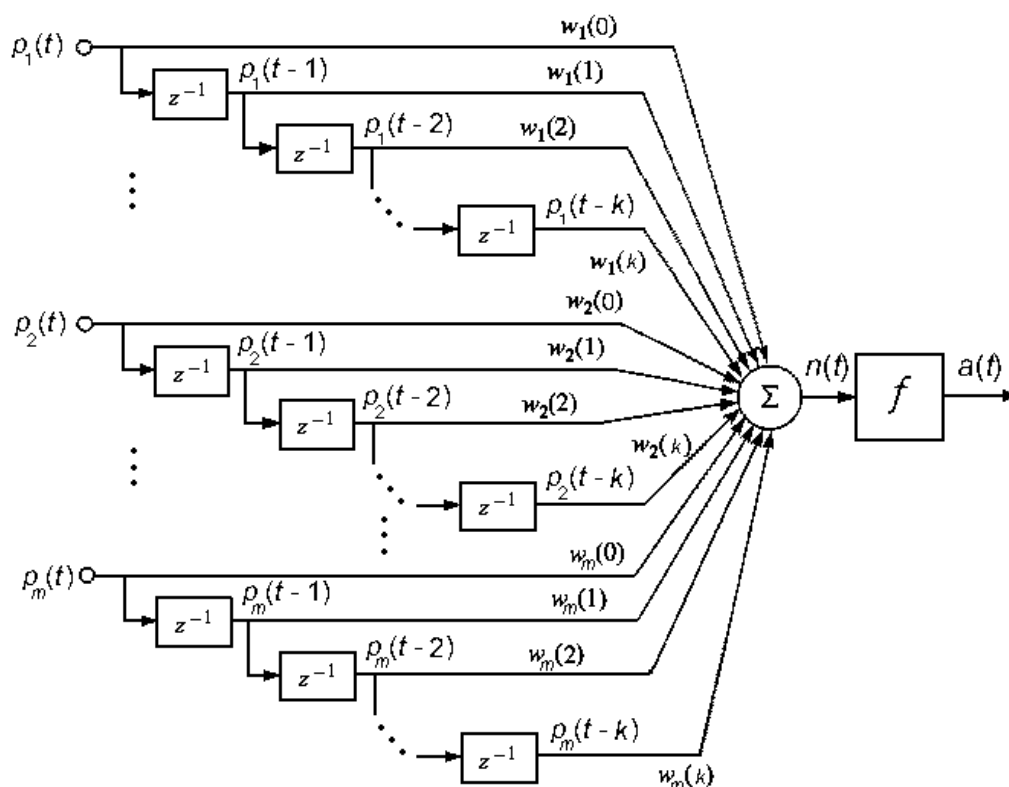
(Γ) Λογιστική.

(Δ) Υπερβολική Εφαπτομένη.

7.4 Τεχνητό Νευρωνικό Δίκτυο Χρονικής Καθυστερήσης (Time Delay Neural Network – TDNN)

Στην προσπάθεια ταξινόμησης υγιών και ασθενών με βάση το ERP βρίσκουν εφαρμογή τα TDNN, τα οποία χρησιμοποιούν χρονικές καθυστερήσεις για να προσομοιώσουν μια διαδικασία στη διάρκεια του χρόνου. Στην ουσία τα TDNN είναι feedforward νευρωνικά δίκτυα των

οποίων οι εισόδους υφίστανται διαδοχικές χρονικές καθυστερήσεις. Το Σχήμα 7.4 παρουσιάζει έναν νευρώνα με k χρονικές καθυστερήσεις για κάθε είσοδο του (η πόλωση έχει παραλειφθεί χωρίς απώλεια της γενικότητας). Το διάνυσμα των εισόδων $P(t)$ (όπου το t είναι ο διακριτός δείκτης της χρονικής στιγμής) εξελίσσεται στο χρόνο ώστε τελικά στο μοντέλο συμπεριλαμβάνονται και οι τιμές των εισόδων κατά τις p προηγούμενες χρονικές στιγμές (Haykin, 1999· Ham et al, 2001· Lin et al, 1995).



Σχήμα 7.4: Στοιχειώδες TDNN με m εισόδους και k καθυστερήσεις (delays), για κάθε είσοδο (όπου z^{-1} είναι ο συντελεστής της χρονικής υστέρησης).

Επομένως, η είσοδος συνιστά μια χρονική ακολουθία η οποία μπορεί να εκφραστεί ως εξής:

$$P = \{p(0), p(1), \dots, p(l)\} \dots\dots\dots 7.3$$

Η μήτρα P αποτελείται από τα l διανύσματα των εισόδων, όπου l είναι το μέγεθος του χρονικού διαστήματος (δηλαδή $t = 0, 1, \dots, l$). Είναι προφανές ότι το πλήθος των χρονικών καθυστερήσεων θα είναι μικρότερο του χρονικού

διαστήματος, δηλαδή θα ισχύει: $k < l$. Τέλος ο συνολικός αριθμός των απαιτούμενων βαρών για το απλό μοντέλο στο Σχήμα 7.4 είναι $(k + 1)m$.

Το μονο-νευρωνικό μοντέλο TDNN που παρουσιάστηκε μπορεί εύκολα να εξελιχθεί σε μια πολυστρωματική δομή. Στα μεγαλύτερα αυτά μοντέλα είναι δυνατό να χρησιμοποιηθούν χρονικές καθυστερήσεις όχι μόνο για τις εισόδους αλλά και μεταξύ των διαφόρων στρωμάτων, κάτι τέτοιο όμως δεν είναι σύνηθες. Το TDNN εκπαιδεύεται με απλές παραλλαγές διαφόρων back-propagation αλγορίθμων. Στη μελέτη θα χρησιμοποιήσουμε μια κατάλληλη παραλλαγή του ιδιαίτερα αξιόλογου Levenberg–Marquardt αλγορίθμου (Bishop, 1995· Ham et al, 2001· Beale et al, 2001). Παράλληλα έγιναν δοκιμές και μερικούς άλλους κλασικούς αλγορίθμους όπως τον LVQ⁴⁵ (De Bollivier et al, 1990)

Η κύρια διαφορά των κλασικών back-propagation τεχνικών με τις παραλλαγές τους για TDNN, είναι ότι στις τελευταίες ο κάθε νευρώνας εκπαιδεύεται να δίνει βάση όχι μόνο στις εισόδους αλλά και στις P καθυστερήσεις της κάθε μιας, ώστε να καταφέρει συνολικά το δίκτυο να «μάθει» τα εξέχοντα χαρακτηριστικά της εισόδου.

7.5 Ένα TDNN στην πρόβλεψη κυματομορφής και την ταξινόμηση μέσω αυτής.

Όπως αναφέρθηκε στο πρώτο κεφάλαιο, ένας από τους στόχους της ανάπτυξης είναι η δημιουργία ενός κατάλληλα εκπαιδευμένου νευρωνικού δικτύου, το οποίο όταν τροφοδοτείται με ένα τμήμα της κυματομορφής του Προκλητού Δυναμικού (ERP) ενός ατόμου, θα μπορεί να πραγματοποιήσει ικανοποιητική πρόβλεψη της υπόλοιπης. Η πρόβλεψη θα χρησιμοποιηθεί και για την ταξινόμηση των υπό εξέταση κυματομορφών σε μια από τις κατηγορίες ατόμων. Το νευρωνικό μοντέλο που υιοθετείται στην προσπάθεια αυτή, η οποία παρουσιάζεται αναλυτικά στη συνέχεια, είναι το TDNN.

⁴⁵ Learning Vector Quantization

7.5.1 Μεθοδολογία

Το χρησιμοποιούμενο δίκτυο κατασκευάζεται στο περιβάλλον του MATLAB με τη χρήση της συνάρτησης **newfftd**, η οποία δημιουργεί ένα feed-forward input-delay backpropagation δίκτυο. Το δίκτυο έχει μία είσοδο και μια έξοδο, όμως ο αριθμός των χρονικών καθυστερήσεων, των κρυμμένων στρωμάτων & των μεγεθών τους καθώς και η συνάρτηση εκπαίδευσης του δικτύου μεταβάλλονται προς αναζήτηση της βέλτιστης λύσης.

Η batch εκπαίδευση του δικτύου με την εντολή `train` προϋποθέτει την οργάνωση των δεδομένων σε `inputs`, `targets` (ο ρόλος τους θα παρουσιαστεί στη συνέχεια) και `delays` (Battiti et al, 1994). Αυτή την εργασία επιτελεί η συνάρτηση **make_batch_matrix** (Παράρτημα Ι). Η συνάρτηση αυτή καλείται με το όνομα της εξεταζόμενης κατηγορίας, τον αριθμό του ηλεκτροδίου και το πλήθος των χρονικών καθυστερήσεων και κατασκευάζει την κατάλληλη μήτρα από τον τρισδιάστατο πίνακα των δεδομένων ο οποίος αναφέρθηκε στο κεφάλαιο 4. Παρακάτω δίνονται λεπτομέρειες σχετικά με τις κυριότερες μεταβλητές της συνάρτησης:

- ☑ *code*: το όνομα της εξεταζόμενης κατηγορίας ατόμων (OCD, FES, Controls κ.λ.π.).
- ☑ *node_number*: ο αριθμός του ηλεκτροδίου το οποίο θα μας απασχολήσει (από 2 ως 16).
- ☑ *delays_number*: ο αριθμός των χρονικών καθυστερήσεων οι οποίες θα χρησιμοποιηθούν στο TDNN.
- ☑ *st*: η χρονική στιγμή έναρξης του διαστήματος της κυματομορφής για την οποία θα εκπαιδευτεί το νευρωνικό δίκτυο.
- ☑ *fin*: η χρονική στιγμή τερματισμού του διαστήματος της κυματομορφής για την οποία θα εκπαιδευτεί το νευρωνικό δίκτυο.
- ☑ *Type*: η κατηγορία των δεδομένων, καθώς σε μερικές ομάδες ατόμων δεν διαθέτουμε μόνο γενικούς μέσους όρους αλλά και συγκεκριμένους, σε υψηλή και χαμηλή συχνότητα σήματος⁴⁶ (High, Low, Mean).

⁴⁶ Κεφάλαιο 4 – Δεδομένα.

Το μέγεθος του πίνακα που θα δημιουργηθεί εξαρτάται μόνο από τις μεταβλητές *delays_number*, *st*, *fin*, καθώς και από το πλήθος των ατόμων της εξεταζόμενης ομάδας. Οι γραμμές του θα είναι $(delays_number + 2)$, ενώ οι στήλες του θα είναι $(fin - st - delays_number) \times \text{πλήθος_ατόμων}$. Αν, για παράδειγμα, *delays_number* = 15, *st* = 251, *fin* = 401 και έχουμε 15 άτομα στην ομάδα, η συνάρτηση θα δημιουργήσει την παρακάτω μήτρα:

	1	2	...	135	136	137	...	270	...	1891	1892	...	2025
1	A251	A252		A385	B251	B252		B385		O251	O252		O385
2	A252	A253		A386	B252	B253		B386		O252	O253		O386
3	A253	A254		A387	B253	B254		B387		O253	O254		O387
4	A254	A255		A388	B254	B255		B388		O254	O255		O388
5	A255	A256		A389	B255	B256		B389		O255	O256		O389
6	A256	A257		A390	B256	B257		B390		O256	O257		O390
7	A257	A258		A391	B257	B258		B391		O257	O258		O391
8	A258	A259		A392	B258	B259		B392		O258	O259		O392
9	A259	A260	...	A393	B259	B260	...	B393	...	O259	O260	...	O393
10	A260	A261		A394	B260	B261		B394		O260	O261		O394
11	A261	A262		A395	B261	B262		B395		O261	O262		O395
12	A262	A263		A396	B262	B263		B396		O262	O263		O396
13	A263	A264		A397	B263	B264		B397		O263	O264		O397
14	A264	A265		A398	B264	B265		B398		O264	O265		O398
15	A265	A266		A399	B265	B266		B399		O265	O266		O399
16	A266	A267		A400	B266	B267		B400		O266	O267		O400
17	A267	A268		A401	B267	B268		B401		O267	O268		O401

Πίνακας 7.1: Στιγμιότυπο μήτρας της συνάρτησης *make_batch_matrix*.

Όπου, για παράδειγμα, O262 είναι η τιμή της κυματομορφής για το 15^ο άτομο της ομάδας, κατά τη χρονική στιγμή 262/512. Τα δεδομένα της μήτρας είναι οργανωμένα ως εξής, ως προς το νευρωνικό δίκτυο: Κάθε στήλη περιέχει μια είσοδο (input – γραμμή 1), 15 καθυστερήσεις⁴⁷ (delays – γραμμές 2 ως 16) και έναν στόχο (target – γραμμή 17). Περισσότερες λεπτομέρειες για τη λειτουργικότητα της δομής της μήτρας θα δοθούν στη συνέχεια.

Όταν η μήτρα τροφοδοτηθεί στο νευρωνικό δίκτυο εκείνο πραγματοποιεί εκπαίδευση κατά στήλες. Δηλαδή, για κάθε στήλη χρησιμοποιεί την είσοδο και τις καθυστερήσεις και δίνει μια έξοδο. Το νευρωνικό δίκτυο, μέσω της εκπαίδευσης, προσπαθεί η έξοδος – την οποία υπολογίζει για τα δεδομένα

⁴⁷ Το πλήθος των καθυστερήσεων είναι μεταβλητό – στο παράδειγμα αυτό είναι 15.

κάθε στήλης – να συμπίπτει με τον αντίστοιχο στόχο (target). Χρησιμοποιείται ο batch τύπος εκπαίδευσης, δηλαδή τα βάρη του νευρωνικού δικτύου ενημερώνονται όταν όλες οι εισοδοι (και οι καθυστερήσεις στην περίπτωση μας) έχουν παρουσιαστεί στο δίκτυο⁴⁸. Τα δεδομένα διαχωρίζονται σε σύνολο εκπαίδευσης (training set), σύνολο επαλήθευσης (validation set) και σύνολο πρόβλεψης (prediction set). Η εκπαίδευση του δικτύου, η οποία μπορεί να διαρκέσει αρκετές εποχές⁴⁹, πραγματοποιείται με τα δεδομένα του συνόλου εκπαίδευσης και τερματίζεται όταν το μέσο τετραγωνικό σφάλμα⁵⁰ (Mean Square Error – MSE) ελαχιστοποιηθεί για τα δεδομένα του συνόλου επαλήθευσης. Με αυτή τη μέθοδο αποφεύγεται το overtraining, το φαινόμενο κατά το οποίο τα νευρωνικά δίκτυα μαθαίνουν να προσομοιώνουν τέλεια τα δεδομένα για τα οποία εκπαιδεύονται, χάνοντας κάθε ικανότητα γενίκευσης σε παρόμοια δεδομένα της ίδιας κατηγορίας. Η συνάρτηση **batch_train**, η οποία παρουσιάζεται στο Παράρτημα Ι, επιτελεί την παραπάνω μέθοδο εκπαίδευσης. Συνοπτικά τα σημαντικότερα γενικά χαρακτηριστικά των Τεχνητών Νευρωνικών Δικτύων και τα συγκεκριμένα του ΤΝΔ που χρησιμοποιήθηκε, μπορούν να παρατηρηθούν στον πίνακα που ακολουθεί:

Γενικά	Στο πείραμα
Πλήθος Εισόδων	«Παράθυρο» 30 σημείων
Πλήθος Στρωμάτων	Συνολικά 4
Μέγεθος Στρωμάτων	$30 \times 20 \times 10 \times 1$
Συνδεσμολογία Βαρών	Πλήρης και feedforward
Πλήθος Εξόδων	Μία
Συνάρτηση Εκπαίδευσης	Levenberg - Marquardt

Πίνακας 7.2: Χαρακτηριστικά των ΤΝΔ

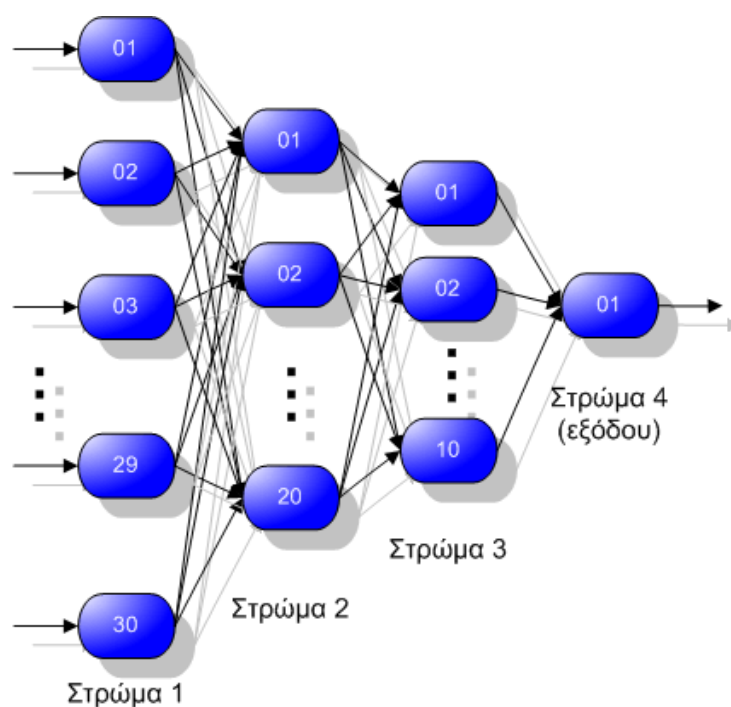
⁴⁸ Ο τύπος εκπαίδευσης κατά τον οποίο τα βάρη ενημερώνονται αμέσως, για κάθε είσοδο που παρουσιάζεται στο δίκτυο, ονομάζεται incremental.

⁴⁹ Οι εποχές (epochs) είναι ουσιαστικά όμοιες επαναλήψεις ενός κύκλου εκπαίδευσης του δικτύου.

⁵⁰ Το μέσο τετραγωνικό σφάλμα είναι το άθροισμα των τετραγώνων της διαφοράς εξόδων και στόχων.

Όταν ολοκληρωθεί η διαδικασία για όλα τα νευρωνικά δίκτυα (δημιουργούμε ένα για κάθε κατηγορία) καλείται η συνάρτηση **batch_predict** (Παράρτημα Ι). Η συνάρτηση αυτή «τρέχει» κάθε νευρωνικό δίκτυο με τα δεδομένα του συνόλου πρόβλεψης κάθε κατηγορίας. Για κάθε έναν συνδυασμό δημιουργείται και αποθηκεύεται μια εικόνα η οποία περιέχει την πρόβλεψη του δικτύου για τα συγκεκριμένα δεδομένα καθώς και το μέσο τετραγωνικό της σφάλμα. Έπειτα, κάθε άτομο ταξινομείται σε μια από τις κατηγορίες με βάση την απόδοση των δικτύων στην πρόβλεψη (δηλαδή γίνεται κατάταξη σε εκείνη την κατηγορία το δίκτυο της οποίας έδειξε το μικρότερο μέσο τετραγωνικό σφάλμα για την πρόβλεψη).

Για την ολοκλήρωση της μελέτης χρησιμοποιήθηκαν πολλές ακόμα συναρτήσεις, πέρα από εκείνες που προαναφέρθηκαν. Απλά οι παραπάνω εμπεριέχουν την ουσία της παρούσας έρευνας και για το λόγο αυτό όχι μόνο επεξηγήθηκε η λειτουργία τους αλλά παρουσιάζεται και ο κώδικάς τους στο Παράρτημα Ι. Συνοπτικά η λογική της μεθοδολογίας της παραγράφου μπορεί να παρατηρηθεί στο Σχήμα 7.6 ενώ η μορφή του ΤΝΔ που χρησιμοποιήθηκε στο αμέσως επόμενο σχήμα:



Σχήμα 7.5: Η μορφή του TDNN του πειράματος



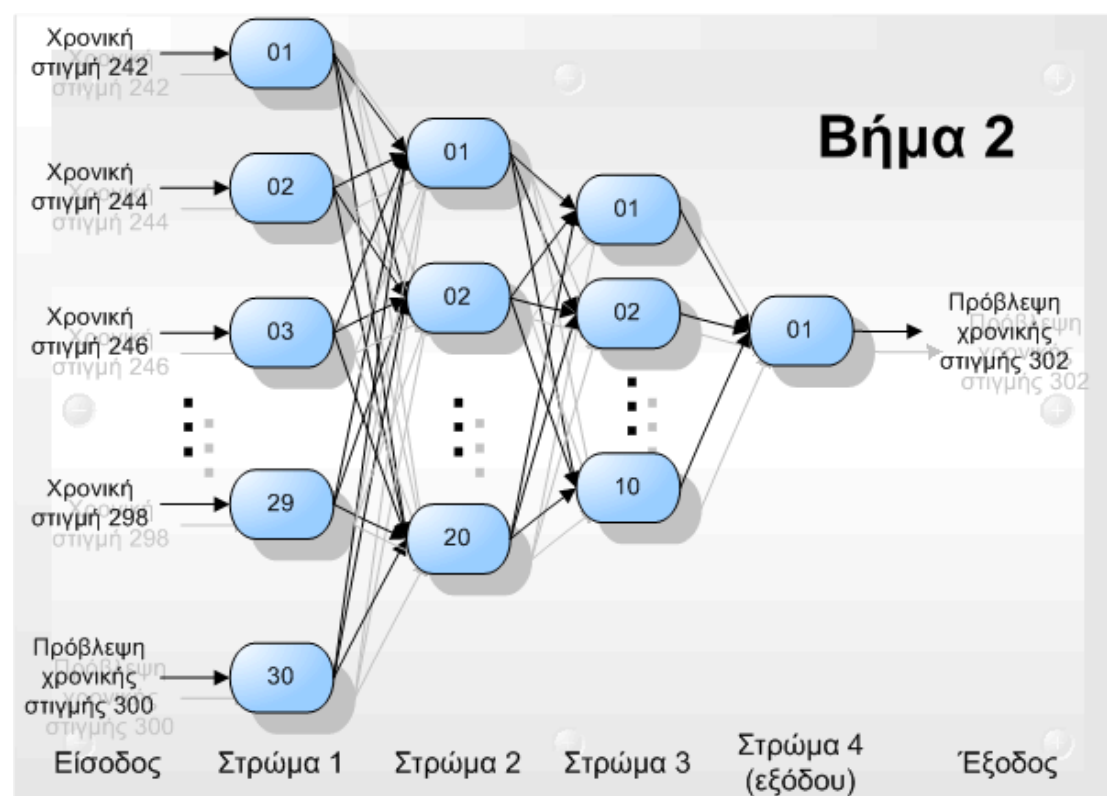
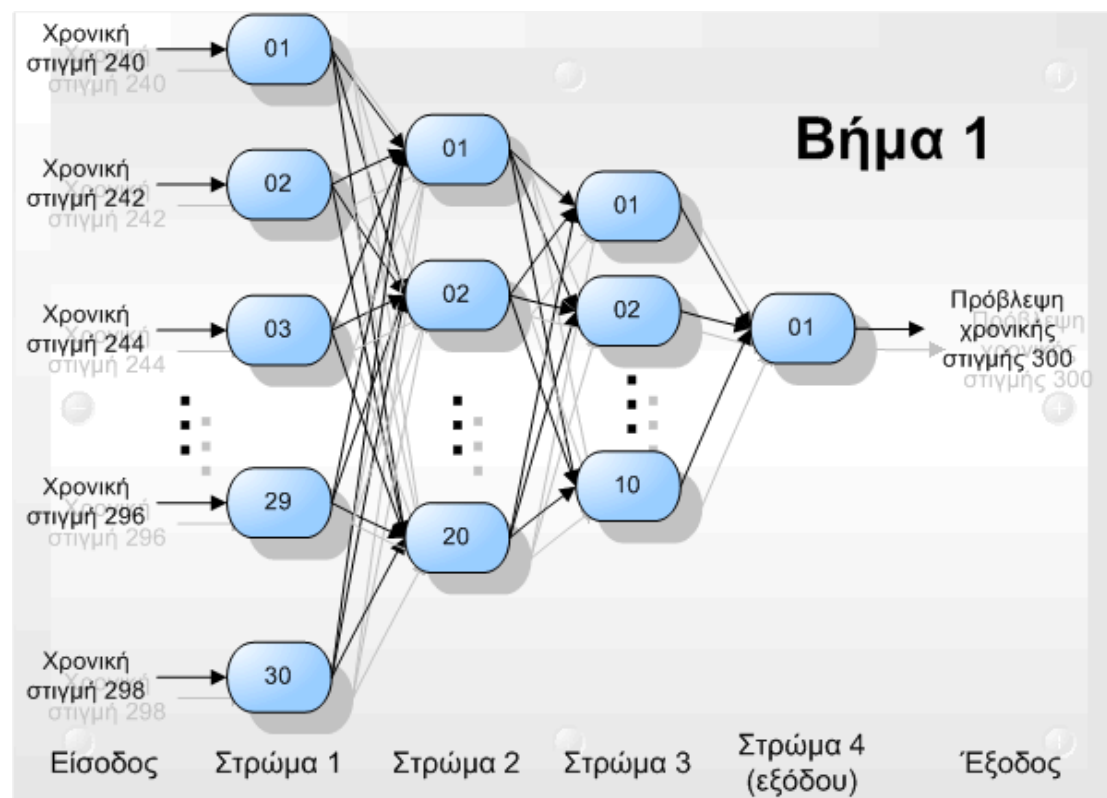
Σχήμα 7.6: Η διαδικασία της κατάταξης μέσω νευρωνικών δικτύων

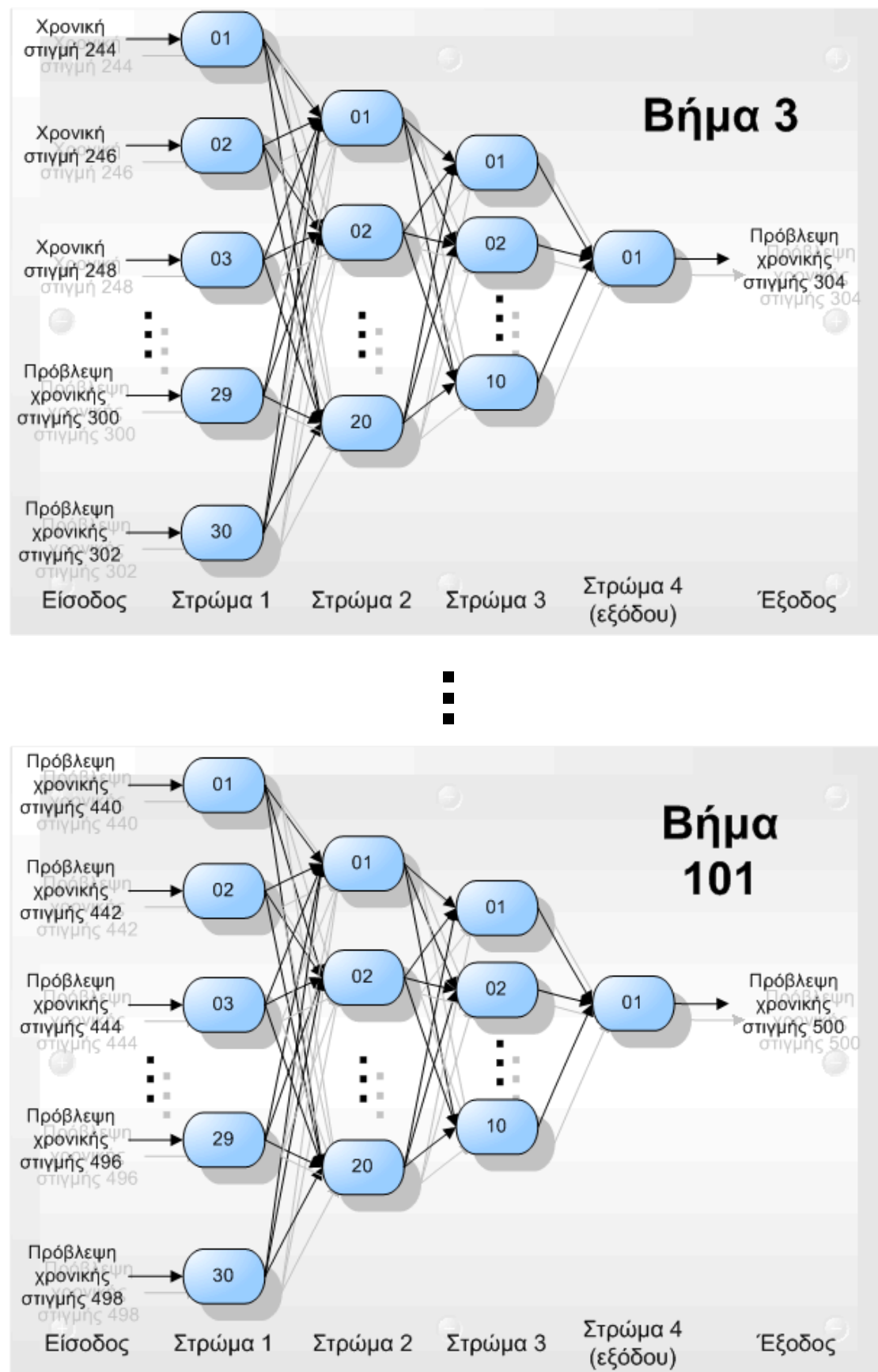
Η μέθοδος η οποία περιγράφεται στο παραπάνω σχήμα επαναλαμβάνεται για κάθε ένα από τα επτά, ψυχιατρικά σημαντικά, χρονικά διαστήματα (§3.4), για όλα τα ηλεκτρόδια. Δηλαδή επαναλαμβάνεται συνολικά 105 (7×15) φορές και δεδομένου ότι η εκπαίδευση ενός μόνο δικτύου μπορεί να έχει διάρκεια έως μερικές ώρες⁵¹, είναι προφανές ότι η διαδικασία είναι ιδιαίτερα χρονοβόρα.

⁵¹ Λόγω της πολυπλοκότητας του αλγορίθμου Levenberg–Marquardt.

7.5.2 Αποτελέσματα

Το δίκτυο και τα βήματα μέσα από τα οποία προκύπτει η πρόβλεψη μπορούν να παρατηρηθούν στο σχήμα που ακολουθεί (Σχήμα 7.7) .





Σχήμα 7.7: Αναπαράσταση της λειτουργίας του ΤΝΔ κατά την πρόβλεψη, για την χρονική περιοχή του P_{300} (240-500 msec).

Το παραπάνω σχήμα χρησιμοποιεί σαν παράδειγμα την πρόβλεψη τμήματος της κυματομορφής του P_{300} . Η λογική είναι κοινή για κάθε χρονικό διάστημα που χρησιμοποιείται.

Στους δύο πίνακες που ακολουθούν παρουσιάζονται τα αποτελέσματα της μεθόδου στην προσπάθεια κατάταξης μεταξύ Controls/OCD και Controls/FES. Χρησιμοποιήθηκε δίκτυο χρονικής καθυστέρησης (TDNN), με 2 κρυμμένα στρώματα, μέγεθος 30-20-10-1⁵² και 29 χρονικές καθυστερήσεις.

	Controls	OCD	Χρόνος (msec)		Περιγραφή
			αρχή	τέλος	
lead 02	5/15 (33.3%)	10/15 (66.7%)	76	160	N ₁₀₀
	9/15 (60%)	7/15 (46.7%)	140	250	P ₂₀₀
	5/15 (33.3%)	12/15 (80%)	180	300	N ₂₀₀
	10/15 (66.7%)	9/15 (60%)	240	500	P ₃₀₀
	10/15 (66.7%)	7/15 (46.7%)	280	500	N ₄₀₀
	9/15 (60%)	11/15 (73.3%)	500	800	P ₆₀₀
lead 03	8/15 (53.3%)	6/15 (40%)	76	160	N ₁₀₀
	8/15 (53.3%)	8/15 (53.3%)	140	250	P ₂₀₀
	8/15 (53.3%)	6/15 (40%)	180	300	N ₂₀₀
	8/15 (53.3%)	6/15 (40%)	240	500	P ₃₀₀
	5/15 (33.3%)	10/15 (66.7%)	280	500	N ₄₀₀
	8/15 (53.3%)	7/15 (46.7%)	500	800	P ₆₀₀
lead 04	10/15 (66.7%)	6/15 (40%)	76	160	N ₁₀₀
	3/15 (20%)	10/15 (66.7%)	140	250	P ₂₀₀
	5/15 (33.3%)	13/15 (86.7%)	180	300	N ₂₀₀
	9/15 (60%)	7/15 (46.7%)	240	500	P ₃₀₀
	10/15 (66.7%)	7/15 (46.7%)	280	500	N ₄₀₀
	5/15 (33.3%)	11/15 (73.3%)	500	800	P ₆₀₀
lead 05	9/15 (60%)	2/15 (13.3%)	76	160	N ₁₀₀
	6/15 (40%)	6/15 (40%)	140	250	P ₂₀₀
	10/15 (66.7%)	7/15 (46.7%)	180	300	N ₂₀₀
	8/15 (53.3%)	9/15 (60%)	240	500	P ₃₀₀
	10/15 (66.7%)	6/15 (40%)	280	500	N ₄₀₀
	9/15 (60%)	7/15 (46.7%)	500	800	P ₆₀₀
lead 06	6/15 (40%)	9/15 (60%)	76	160	N ₁₀₀
	4/15 (26.7%)	8/15 (53.3%)	140	250	P ₂₀₀
	8/15 (53.3%)	9/15 (60%)	180	300	N ₂₀₀
	10/15 (66.7%)	8/15 (53.3%)	240	500	P ₃₀₀
	8/15 (53.3%)	10/15 (66.7%)	280	500	N ₄₀₀
	9/15 (60%)	9/15 (60%)	500	800	P ₆₀₀

⁵² Το πλήθος των κόμβων σε κάθε στρώμα του.

	Controls	OCD	Χρόνος (msec)		Περιγραφή
			αρχή	τέλος	
lead 07	8/15 (53.3%)	9/15 (60%)	76	160	N ₁₀₀
	7/15 (46.7%)	5/15 (33.3%)	140	250	P ₂₀₀
	4/15 (26.7%)	7/15 (46.7%)	180	300	N ₂₀₀
	8/15 (53.3%)	5/15 (33.3%)	240	500	P ₃₀₀
	9/15 (60%)	10/15 (66.7%)	280	500	N ₄₀₀
	6/15 (40%)	8/15 (53.3%)	500	800	P ₆₀₀
lead 08	8/15 (53.3%)	11/15 (73.3%)	76	160	N ₁₀₀
	6/15 (40%)	10/15 (66.7%)	140	250	P ₂₀₀
	5/15 (33.3%)	9/15 (60%)	180	300	N ₂₀₀
	6/15 (40%)	8/15 (53.3%)	240	500	P ₃₀₀
	6/15 (40%)	7/15 (46.7%)	280	500	N ₄₀₀
	6/15 (40%)	9/15 (60%)	500	800	P ₆₀₀
lead 09	9/15 (60%)	7/15 (46.7%)	76	160	N ₁₀₀
	7/15 (46.7%)	10/15 (66.7%)	140	250	P ₂₀₀
	8/15 (53.3%)	8/15 (53.3%)	180	300	N ₂₀₀
	4/15 (26.7%)	6/15 (40%)	240	500	P ₃₀₀
	7/15 (46.7%)	8/15 (53.3%)	280	500	N ₄₀₀
	6/15 (40%)	6/15 (40%)	500	800	P ₆₀₀
lead 10	6/15 (40%)	6/15 (40%)	76	160	N ₁₀₀
	6/15 (40%)	4/15 (26.7%)	140	250	P ₂₀₀
	9/15 (60%)	8/15 (53.3%)	180	300	N ₂₀₀
	11/15 (73.3%)	9/15 (60%)	240	500	P ₃₀₀
	9/15 (60%)	10/15 (66.7%)	280	500	N ₄₀₀
	11/15 (73.3%)	8/15 (53.3%)	500	800	P ₆₀₀
lead 11	13/15 (86.7%)	5/15 (33.3%)	76	160	N ₁₀₀
	6/15 (40%)	9/15 (60%)	140	250	P ₂₀₀
	3/15 (20%)	9/15 (60%)	180	300	N ₂₀₀
	8/15 (53.3%)	9/15 (60%)	240	500	P ₃₀₀
	10/15 (66.7%)	8/15 (53.3%)	280	500	N ₄₀₀
	10/15 (66.7%)	10/15 (66.7%)	500	800	P ₆₀₀
lead 12	8/15 (53.3%)	4/15 (26.7%)	76	160	N ₁₀₀
	5/15 (33.3%)	9/15 (60%)	140	250	P ₂₀₀
	4/15 (26.7%)	11/15 (73.3%)	180	300	N ₂₀₀
	10/15 (66.7%)	7/15 (46.7%)	240	500	P ₃₀₀
	10/15 (66.7%)	8/15 (53.3%)	280	500	N ₄₀₀
	4/15 (26.7%)	10/15 (66.7%)	500	800	P ₆₀₀
lead 13	9/15 (60%)	5/15 (33.3%)	76	160	N ₁₀₀
	8/15 (53.3%)	8/15 (53.3%)	140	250	P ₂₀₀
	10/15 (66.7%)	7/15 (46.7%)	180	300	N ₂₀₀
	7/15 (46.7%)	10/15 (66.7%)	240	500	P ₃₀₀
	5/15 (33.3%)	10/15 (66.7%)	280	500	N ₄₀₀
	7/15 (46.7%)	10/15 (66.7%)	500	800	P ₆₀₀

	Controls	OCD	Χρόνος (msec)		Περιγραφή
			αρχή	τέλος	
lead 14	8/15 (53.3%)	9/15 (60%)	76	160	N ₁₀₀
	6/15 (40%)	6/15 (40%)	140	250	P ₂₀₀
	5/15 (33.3%)	6/15 (40%)	180	300	N ₂₀₀
	8/15 (53.3%)	8/15 (53.3%)	240	500	P ₃₀₀
	6/15 (40%)	10/15 (66.7%)	280	500	N ₄₀₀
	4/15 (26.7%)	9/15 (60%)	500	800	P ₆₀₀
lead 15	7/15 (46.7%)	8/15 (53.3%)	76	160	N ₁₀₀
	6/15 (40%)	8/15 (53.3%)	140	250	P ₂₀₀
	10/15 (66.7%)	7/15 (46.7%)	180	300	N ₂₀₀
	7/15 (46.7%)	10/15 (66.7%)	240	500	P ₃₀₀
	8/15 (53.3%)	6/15 (40%)	280	500	N ₄₀₀
	6/15 (40%)	8/15 (53.3%)	500	800	P ₆₀₀
lead 16	8/15 (53.3%)	8/15 (53.3%)	76	160	N ₁₀₀
	10/15 (66.7%)	7/15 (46.7%)	140	250	P ₂₀₀
	8/15 (53.3%)	9/15 (60%)	180	300	N ₂₀₀
	8/15 (53.3%)	9/15 (60%)	240	500	P ₃₀₀
	9/15 (60%)	7/15 (46.7%)	280	500	N ₄₀₀
	7/15 (46.7%)	6/15 (40%)	500	800	P ₆₀₀

Πίνακας 7.3: Αποτελέσματα ταξινόμησης Controls/OCD με την μέθοδο πρόβλεψης ERP από ΤΝΔ .

	Controls	FES	Χρόνος (msec)		Περιγραφή
			αρχή	τέλος	
lead 02	5/14(35.7)%	9/14(64.3)%	76	160	N ₁₀₀
	9/14(64.3)%	6/14(42.9)%	140	250	P ₂₀₀
	9/14(64.3)%	6/14(42.9)%	180	300	N ₂₀₀
	9/14(64.3)%	6/14(42.9)%	240	500	P ₃₀₀
	9/14(64.3)%	7/14(50)%	280	500	N ₄₀₀
	9/14(64.3)%	10/14(71.4)%	500	800	P ₆₀₀
lead 03	7/14(50)%	9/14(64.3)%	76	160	N ₁₀₀
	7/14(50)%	4/14(28.6)%	140	250	P ₂₀₀
	10/14(71.4)%	7/14(50)%	180	300	N ₂₀₀
	9/14(64.3)%	5/14(35.7)%	240	500	P ₃₀₀
	9/14(64.3)%	8/14(57.1)%	280	500	N ₄₀₀
	7/14(50)%	7/14(50)%	500	800	P ₆₀₀
lead 04	7/14(50)%	6/14(42.9)%	76	160	N ₁₀₀
	7/14(50)%	7/14(50)%	140	250	P ₂₀₀
	11/14(78.6)%	10/14(71.4)%	180	300	N ₂₀₀
	5/14(35.7)%	5/14(35.7)%	240	500	P ₃₀₀
	6/14(42.9)%	7/14(50)%	280	500	N ₄₀₀
	5/14(35.7)%	10/14(71.4)%	500	800	P ₆₀₀

	Controls	FES	Χρόνος (msec)		Περιγραφή
			αρχή	τέλος	
lead 05	7/14(50)%	6/14(42.9)%	76	160	N ₁₀₀
	11/14(78.6)%	7/14(50)%	140	250	P ₂₀₀
	11/14(78.6)%	6/14(42.9)%	180	300	N ₂₀₀
	7/14(50)%	9/14(64.3)%	240	500	P ₃₀₀
	6/14(42.9)%	8/14(57.1)%	280	500	N ₄₀₀
	8/14(57.1)%	6/14(42.9)%	500	800	P ₆₀₀
lead 06	8/14(57.1)%	6/14(42.9)%	76	160	N ₁₀₀
	7/14(50)%	7/14(50)%	140	250	P ₂₀₀
	8/14(57.1)%	8/14(57.1)%	180	300	N ₂₀₀
	9/14(64.3)%	8/14(57.1)%	240	500	P ₃₀₀
	9/14(64.3)%	7/14(50)%	280	500	N ₄₀₀
	6/14(42.9)%	7/14(50)%	500	800	P ₆₀₀
lead 07	8/14(57.1)%	3/14(21.4)%	76	160	N ₁₀₀
	6/14(42.9)%	8/14(57.1)%	140	250	P ₂₀₀
	11/14(78.6)%	5/14(35.7)%	180	300	N ₂₀₀
	9/14(64.3)%	6/14(42.9)%	240	500	P ₃₀₀
	8/14(57.1)%	4/14(28.6)%	280	500	N ₄₀₀
	6/14(42.9)%	9/14(64.3)%	500	800	P ₆₀₀
lead 08	9/14(64.3)%	9/14(64.3)%	76	160	N ₁₀₀
	4/14(28.6)%	10/14(71.4)%	140	250	P ₂₀₀
	10/14(71.4)%	6/14(42.9)%	180	300	N ₂₀₀
	10/14(71.4)%	7/14(50)%	240	500	P ₃₀₀
	10/14(71.4)%	8/14(57.1)%	280	500	N ₄₀₀
	7/14(50)%	8/14(57.1)%	500	800	P ₆₀₀
lead 09	7/14(50)%	9/14(64.3)%	76	160	N ₁₀₀
	8/14(57.1)%	6/14(42.9)%	140	250	P ₂₀₀
	6/14(42.9)%	6/14(42.9)%	180	300	N ₂₀₀
	9/14(64.3)%	8/14(57.1)%	240	500	P ₃₀₀
	10/14(71.4)%	4/14(28.6)%	280	500	N ₄₀₀
	3/14(21.4)%	11/14(78.6)%	500	800	P ₆₀₀
lead 10	7/14(50)%	6/14(42.9)%	76	160	N ₁₀₀
	5/14(35.7)%	9/14(64.3)%	140	250	P ₂₀₀
	5/14(35.7)%	6/14(42.9)%	180	300	N ₂₀₀
	8/14(57.1)%	7/14(50)%	240	500	P ₃₀₀
	8/14(57.1)%	9/14(64.3)%	280	500	N ₄₀₀
	9/14(64.3)%	6/14(42.9)%	500	800	P ₆₀₀
lead 11	8/14(57.1)%	9/14(64.3)%	76	160	N ₁₀₀
	6/14(42.9)%	9/14(64.3)%	140	250	P ₂₀₀
	9/14(64.3)%	7/14(50)%	180	300	N ₂₀₀
	9/14(64.3)%	2/14(14.3)%	240	500	P ₃₀₀
	7/14(50)%	8/14(57.1)%	280	500	N ₄₀₀
	7/14(50)%	9/14(64.3)%	500	800	P ₆₀₀

	Controls	FES	Χρόνος (msec)		Περιγραφή
			αρχή	τέλος	
lead 12	3/14(21.4)%	7/14(50)%	76	160	N ₁₀₀
	7/14(50)%	7/14(50)%	140	250	P ₂₀₀
	6/14(42.9)%	10/14(71.4)%	180	300	N ₂₀₀
	9/14(64.3)%	7/14(50)%	240	500	P ₃₀₀
	9/14(64.3)%	7/14(50)%	280	500	N ₄₀₀
	7/14(50)%	6/14(42.9)%	500	800	P ₆₀₀
lead 13	10/14(71.4)%	3/14(21.4)%	76	160	N ₁₀₀
	9/14(64.3)%	9/14(64.3)%	140	250	P ₂₀₀
	8/14(57.1)%	5/14(35.7)%	180	300	N ₂₀₀
	10/14(71.4)%	5/14(35.7)%	240	500	P ₃₀₀
	11/14(78.6)%	8/14(57.1)%	280	500	N ₄₀₀
	9/14(64.3)%	8/14(57.1)%	500	800	P ₆₀₀
lead 14	12/14(85.7)%	7/14(50)%	76	160	N ₁₀₀
	9/14(64.3)%	8/14(57.1)%	140	250	P ₂₀₀
	10/14(71.4)%	7/14(50)%	180	300	N ₂₀₀
	10/14(71.4)%	7/14(50)%	240	500	P ₃₀₀
	7/14(50)%	8/14(57.1)%	280	500	N ₄₀₀
	6/14(42.9)%	8/14(57.1)%	500	800	P ₆₀₀
lead 15	10/14(71.4)%	7/14(50)%	76	160	N ₁₀₀
	9/14(64.3)%	9/14(64.3)%	140	250	P ₂₀₀
	11/14(78.6)%	3/14(21.4)%	180	300	N ₂₀₀
	10/14(71.4)%	1/14(7.14)%	240	500	P ₃₀₀
	11/14(78.6)%	7/14(50)%	280	500	N ₄₀₀
	8/14(57.1)%	8/14(57.1)%	500	800	P ₆₀₀
lead 16	10/14(71.4)%	10/14(71.4)%	76	160	N ₁₀₀
	11/14(78.6)%	5/14(35.7)%	140	250	P ₂₀₀
	8/14(57.1)%	6/14(42.9)%	180	300	N ₂₀₀
	12/14(85.7)%	3/14(21.4)%	240	500	P ₃₀₀
	9/14(64.3)%	6/14(42.9)%	280	500	N ₄₀₀
	9/14(64.3)%	8/14(57.1)%	500	800	P ₆₀₀

Πίνακας 7.4: Αποτελέσματα ταξινόμησης Controls/FES με την μέθοδο πρόβλεψης ERP από ΤΝΔ .

Οι πίνακες των αποτελεσμάτων παρουσιάζουν τα ποσοστά επιτυχούς ταξινόμησης για υγιείς / ψυχαναγκαστικούς (Πίνακας 7.3) και για υγιείς / σχιζοφρενείς (Πίνακας 7.4), για κάθε ηλεκτρόδιο και χρονικό διάστημα. Έχουν σημειωθεί τα ηλεκτρόδια και οι χρονικές περιοχές με τα μεγαλύτερα ποσοστά επιτυχίας (από 66.7% και πάνω), τα οποία είναι απογοητευτικά: μάλιστα το πιθανότερο είναι οι τιμές αυτές να είναι εντελώς τυχαίες, καθώς το πείραμα

επαναλαμβάνεται σε 90 περιοχές (έξι χρονικά διαστήματα για κάθε ένα από τα δεκαπέντε ηλεκτρόδια).

Δυστυχώς, τροποποιήσεις στη δομή και το μέγεθος του δικτύου ή / και στο πλήθος των χρονικών καθυστερήσεων δεν επιφέρουν σημαντικές αλλαγές στα αποτελέσματα. Τέλος, ούτε πειραματισμοί ως προς την επιλογή της συνάρτησης εκπαίδευσης και των συναρτήσεων ενεργοποίησης των νευρώνων καταφέρνουν να βελτιώσουν τις επιδόσεις της μεθόδου. Παρ'όλα αυτά στο Παράρτημα IV & στο Παράρτημα V παρατίθενται ενδεικτικά τα σχήματα τα οποία σχετίζονται με την εκπαίδευση των δικτύων και με την πρόβλεψη μέσω αυτών, για το P₆₀₀ του ηλεκτροδίου 02, στην προσπάθεια κατάταξης μεταξύ υγιών και ψυχαναγκαστικών (Controls/OCD). Η παρουσίασή τους αποσκοπεί στην πλήρη αποσαφήνιση της χρησιμοποιούμενης μεθοδολογίας.

7.5.3 Συμπεράσματα

Το Τεχνητό Νευρωνικό Δίκτυο το οποίο παρουσιάστηκε δεν είναι ικανό να προσομοιώσει και να προβλέψει τμήματα της ιδιαίτερα σύνθετης, αλλά και ουσιαστικά «ανεξερεύνητης» ως προς τη βαθύτερη σημασία της, χρονοσειράς του ERP. Μεταφορά του σήματος στο πεδίο των συχνοτήτων (frequency domain) μέσω διακριτού μετασχηματισμού Fourier (Discrete Fourier Transform – DFT) . φανέρωσε την έλλειψη επαναλαμβανόμενων προτύπων τα οποία θα μπορούσε να εκμεταλλευτεί ένα ΤΝΔ.

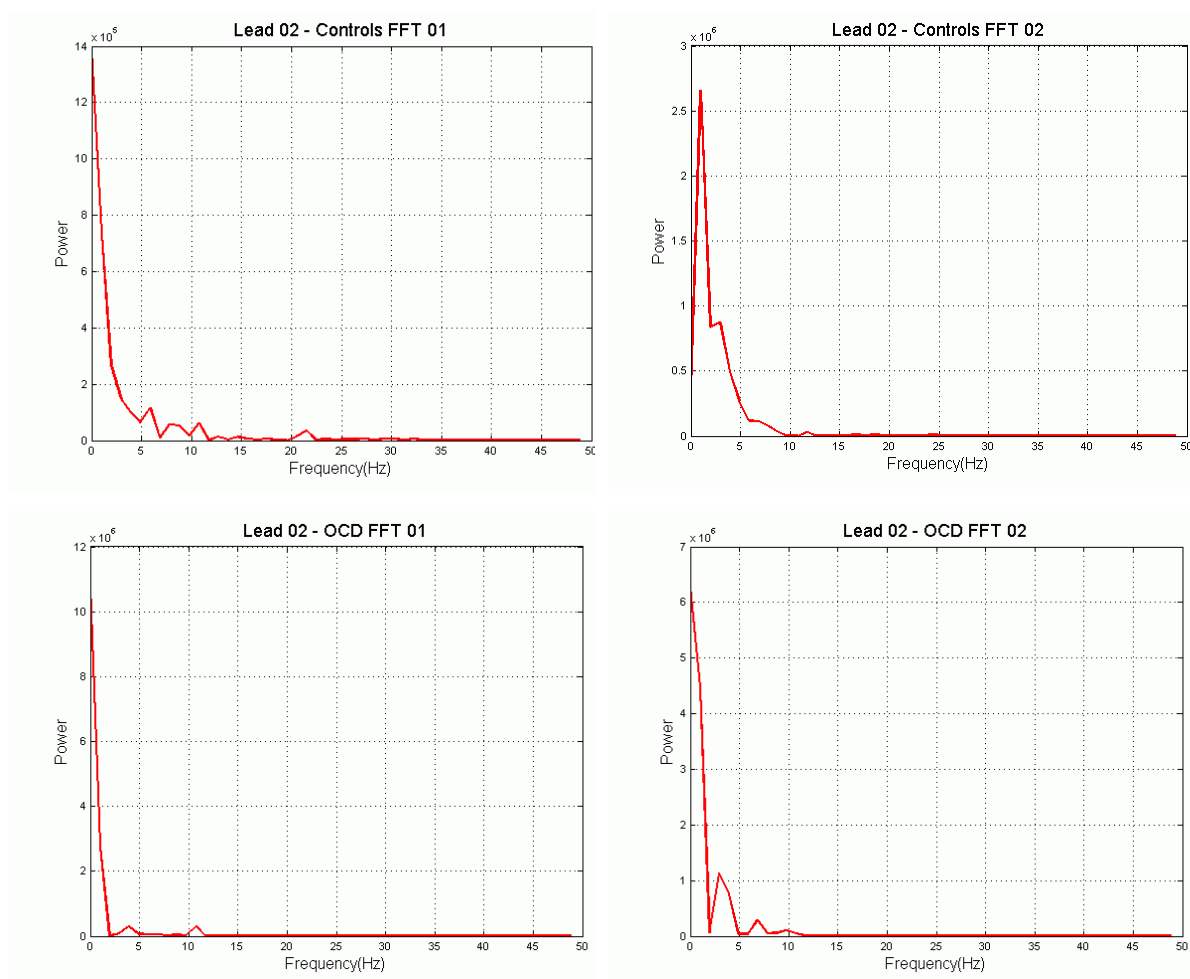
Ο διακριτός μετασχηματισμός Fourier καταφέρνει να «διασπάσει» μία χρονοσειρά και να την περιγράψει με πολλές ημιτονοειδείς συναρτήσεις διαφορετικών συχνοτήτων. Συγκεκριμένα, για μια χρονοσειρά x μεγέθους N το DFT (Discrete Fourier Transform) είναι ένα διάνυσμα X , μεγέθους N για το οποίο ισχύει:

$$X(k) = \sum_{n=1}^N x(n) e^{-j2\pi(k-1)\left(\frac{n-1}{N}\right)} \quad 1 \leq k, n \leq N \dots\dots\dots 7.4$$

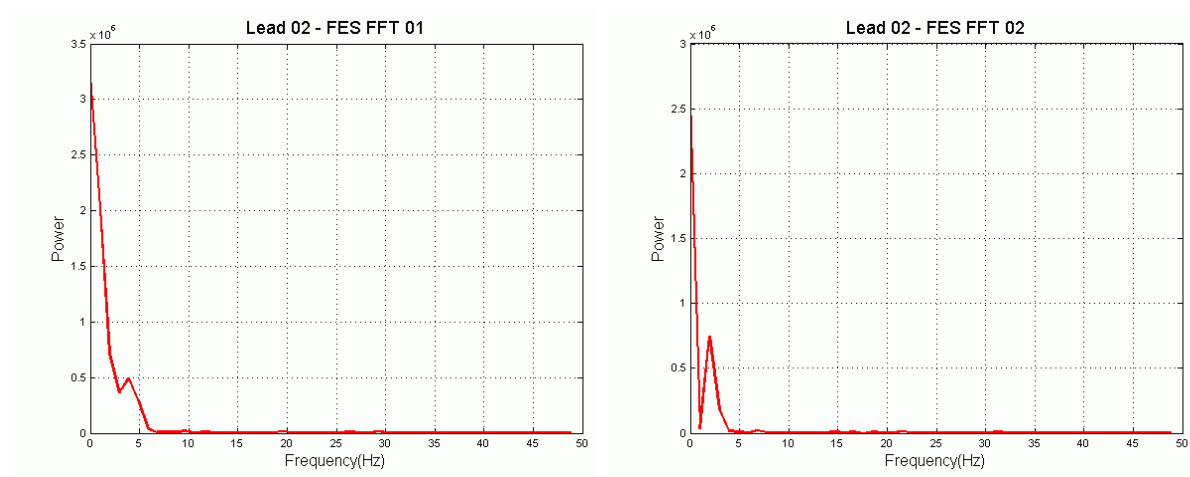
Ο υπολογισμός του DFT επιτυγχάνεται με τον διαθέσιμο από το MATLAB FFT (Fast Fourier Transform) αλγόριθμο (Beale M, 2001).

Στο Σχήμα 7.8 παρουσιάζονται οι γραφικές παραστάσεις των ERP έξι ατόμων (δύο από κάθε κατηγορία) για το ηλεκτρόδιο #02, όχι πια στο πεδίο του χρόνου αλλά σε εκείνο των συχνοτήτων, έπειτα από FFT 512 σημείων⁵³. Ανάλογα είναι τα αποτελέσματα και με FFT λιγότερων σημείων σε επί μέρους τμήματα των χρονοσειρών. Το ίδιο, λίγα υποσχόμενο, μοτίβο παρουσιάζεται στις γραφικές παραστάσεις όλων των υπολοίπων χρονοσειρών.

Το βήμα της δειγματοληψίας για το παρακάτω σχήμα, στο πεδίο των συχνοτήτων είναι: $\Delta f = 1/(N \cdot t_s) \approx 1\text{Hz}$, εφόσον $N = 512$ (το πλήθος των σημείων ολόκληρης της χρονοσειράς) και $t_s = 2\text{msec}$ (το βήμα της δειγματοληψίας στο πεδίο του χρόνου).



⁵³ Έπειτα από έναν μετασχηματισμό Fourier χάνεται κάθε πληροφορία σχετικά με τον χρόνο, για τη χρονοσειρά.



Σχήμα 7.8: Γραφικές παραστάσεις χρονοσειρών του ηλεκτροδίου #2, για την κατηγορία δεδομένων High, μετά την μεταφορά τους στο πεδίο των συχνοτήτων με FFT 512 σημείων. Ως Power ορίζεται το τετράγωνο του συντελεστή του φανταστικού μέρους.

Επίλογος - Συμπεράσματα

Στόχος της παρούσας μελέτης ήταν η πολύπλευρη μελέτη των Εγκεφαλικών Προκλητών Δυναμικών (ERP), ένας στόχος ο οποίος θεωρώ ότι επιτελέστηκε σε μεγάλο βαθμό. Δυστυχώς τα πολύ μικρά πλήθη των δειγμάτων (από τα οποία ελήφθη τεράστιος όγκος δεδομένων) πλήττουν την εγκυρότητα των συμπερασμάτων, τουλάχιστον όσον αφορά τη στατιστική επεξεργασία.

Η επεξεργασία των πλέον συνηθισμένων features των κυματομορφών, δηλαδή των amplitudes και latencies σημαντικών χρονικών διαστημάτων, φανέρωσε σημαντικές διαφοροποιήσεις μεταξύ των ομάδων, αλλά η προτεινόμενη μέθοδος ταξινόμησης δεν κατάφερε να επιτύχει αξιοσημείωτες επιδόσεις.

Αντίθετα ο υπολογισμός των τιμών του ArEn φανέρωσε ότι το δυναμικό αυτό μέγεθος, το οποίο χρησιμοποιείται κυρίως για τη μελέτη μη γραμμικών χρονοσειρών, είναι πολλά υποσχόμενο και επιβάλλεται η περαιτέρω μελέτη του. Οι διαφοροποιήσεις οι οποίες προέκυψαν βάσει του ArEn, μεταξύ υγιών και σχιζοφρενών πρώτου επεισοδίου, έκαναν εφικτή την επιτυχή κατάταξη του 89.29% των περιπτώσεων. Επίσης οι μεγάλες τιμές του ArEn για τους FES, σε σχέση με τους Controls, υποδηλώνουν τη μεγαλύτερη «αναρχία» στις χρονοσειρές του ERP τους και κατ'επέκταση στη σκέψη τους. Όμως, η σημασία των συγκεκριμένων ευρημάτων πρέπει να θεωρείται προκαταρκτική και μελλοντικές εργασίες θεωρούνται απαραίτητες. Η συνδυασμένη αξιοποίηση κλασικών κλινικών δεδομένων με άλλες τεχνικές θα μπορούσε να προσφέρει την ευκαιρία για μια περισσότερο συνεπή κατανόηση των καταγραφέντων διαφορών.

Όσον αφορά τα Τεχνητά Νευρωνικά Δίκτυα (ΤΝΔ), η ανάπτυξη των οποίων ήταν ιδιαίτερα χρονοβόρα κυρίως λόγω του μεγέθους τους και του επιλεγμένου αλγορίθμου εκπαίδευσης, τα αποτελέσματα ήταν πλήρως αποθαρρυντικά. Τουλάχιστον για τα δεδομένα στα οποία βασίστηκε αυτή η διατριβή, η κλασική στατιστική αποδείχτηκε ένα περισσότερο αξιόπιστο

εργαλείο από τα ΤΝΔ. Ίσως ακόμη τα ΤΝΔ να φάνηκαν «ελλιπή» επειδή χρησιμοποιήθηκαν εξαιρετικά οπτιμιστικά: αποπειράθηκαν να προσομοιώσουν τη λειτουργία της πλέον σύνθετης δομής στο γνωστό σύμπαν για την οποία γνωρίζουμε απειροελάχιστα, σε σχέση με τις πληροφορίες που αποκρύπτει.

Από την άλλη πλευρά, οι προτεινόμενες μέθοδοι επίλυσης του προβλήματος εξετάστηκαν μόνο κατά αντιπαράθεση. Πιθανόν μία σύνθεση των ΤΝΔ, Amplitudes/Latencies και ApEn να παρουσιάσει περισσότερο επιτυχή αποτελέσματα. Άλλωστε είναι επιτακτική η συνέχιση της έρευνας σε αυτό το ερευνητικό πεδίο καθώς ο ανθρώπινος εγκέφαλος περιέχει κρυμμένα πολύτιμα κεφάλαια για το μέλλον του ανθρωπίνου γένους και κάθε έρευνα η οποία συντελεί στην κατανόηση των λειτουργιών του μας φέρνει ένα βήμα πιο κοντά σε μια μεγάλη επανάσταση. Ίσως η προφανής σημασία της «εξερεύνησης» του, για την ανθρώπινη ύπαρξη εν γένει, να μπορεί να αποδοθεί με τα λιτά αλλά βαθυστόχαστα λόγια του René Descartes:

Cogito, ergo sum

(Σκέφτομαι, άρα υπάρχω)

Παράρτημα Ι: Συναρτήσεις του MATLAB

calcapen

```
function apen = calcapen(filename,area)
%calculate ApEn value for a time-series
%filename: the name of the file to be loaded
%area: the area to be examined

%ApEn parameters
m = 2;
r = 0.2;

%define area limts
switch area
case 'p50', st=11; fin=41;
case 'n100', st=39; fin=81;
case 'p200', st=71; fin=126;
case 'n200', st=91; fin=151;
case 'p300', st=121; fin=251;
case 'n400', st=171; fin=251;
case 'p600', st=251; fin=401;
case 'all', st=1; fin=512;
otherwise, error('give the name of an area, or type "all"')
end

%filename's directory
cd('C:\MATLAB\work');

%open filename
temp = load(filename,'-ascii');

%calculate temp's size
Nt = size(temp,1);
%# of repeats of the experiment
Rt = Nt/512;

%clear sets of zeros that indicate missing data
for Rx=Rt:-1:1
    tt = temp(512*(Rx-1)+1:512*Rx);
    if all (tt==0)
        for i=512*Rt:-1:512*(Rt-1)+1
            temp = empty1(temp,i);
        end
    end
    clear tt;
end

%recalculate temp's size
Nt = size(temp,1);
%# of repeats of the experiment
Rt = Nt/512;

%grab ARRAY from temp, according to the selected area
if strcmp('all', area)==1
    ARRAY = temp;
```

Παράρτημα Ι

```
else
    ssize = fin-st+1;
    for Rx=1:Rt
        ARRAY(ssize*(Rx-1)+1:ssize*Rx)=temp(512*(Rx-1)+st:512*(Rx-1)+fin);
    end
end
ARRAY=ARRAY';
clear temp;

%clear individual zeros that indicate missing data
for i=size(ARRAY,1):-1:1
    if ARRAY(i)==0
        %empty1 is a function that clears an element from a one dimension array
        ARRAY = empty1(ARRAY,i);
    end
end

%new ARRAY size
N = size(ARRAY,1);

%calculate ApEn
L = 0;
for mx=m:(m+1)
    k = 1;
    S = 0;
    while k <= (N-mx+1)
        counter = 0;
        for i=1:(N-mx+1)
            D = 1;
            for j=1:mx
                if abs((ARRAY(k+j-1)-ARRAY(i+j-1))/ARRAY(k+j-1)) > r
                    D = 0;
                end
            end
            if D == 1
                counter = counter + 1;
            end
        end
        Ci = counter/(N-mx+1);
        S = S + Ci;
        k = k + 1;
    end
    L = L + 1;
    C(L) = S/(N-mx+1);
end
apen = log(C(1)/C(2));
```

ApEn2

```
function Apen2(type,a_sig)
%this function classifies each person to a group, with the use of classical statistics
%Type: 'n100', 'p200' etc
%a_sig: significance level

categ = {'Controls', 'FES'};
%enter the appropriate location and load array
dirname=['C:\MATLAB\work\ApEn'];
cd (dirname);
cat1 = 1;
if strcmp(categ{2},'OCD')==1
    cat2 = 2;
else
    cat2 = 3;
end

%opening file
tmpstr = [type '.mat'];
load(tmpstr);

%number of "variables"
fin = size(array,2)-2;

%repairing matrix
array = empty2(array,42,'L');
array = empty2(array,40,'L');
array = empty2(array,26,'L');
array = empty2(array,13,'L');
for j = 3:size(array,2)
    s=0;cnt=0;mark=0;
    for i=1:size(array,1)
        if array(i,1)==3 & array(i,j)~=0
            s = s + array(i,17);
            cnt = cnt + 1;
        end
        if array(i,1)==3 & array(i,j)==0
            mark = i;
        end
    end
    if mark~=0
        array(mark,j)=s/cnt;
    end
end

%grabbing from matrix
clear mark s cnt;
cntr1=0;cntr2=0;
for i=1:size(array,1)
    if array(i,1)==cat1
        cntr1 = cntr1 + 1;
        ARR1(cntr1,1:fin) = array(i,3:fin+2);
    elseif array(i,1)==cat2
        cntr2 = cntr2 + 1;
        ARR2(cntr2,1:fin) = array(i,3:fin+2);
    end
end
clear array;

%calculating statistics and performing t-test
for i=1:size(ARR2,1)
    %clearing 1 subject for cross-validation
    tarr1 = empty2(ARR1,i,'L');
```

```

for k=1:size(ARR2,1)
    tarr2 = empty2(ARR2,k,'L');
    %begin loop for each subject
    for j=1:size(ARR2,2)
        %t-test
        [h,sig] = ttest2(tarr1(:,j),tarr2(:,j));
        tt_res(i,k,j) = sig;
        %mean
        m_res_c(i,k,j) = mean(tarr1(:,j));
        m_res_p(i,k,j) = mean(tarr2(:,j));
        %standard deviation
        s_res_c(i,k,j) = std(tarr1(:,j));
        s_res_p(i,k,j) = std(tarr2(:,j));
    end
    clear tarr2;
end
clear tarr1;
end

xs = size(ARR2,1);
con_un(1:xs) = 0; %controls undecided
ocd_un(1:xs) = 0;
ocd_wr(1:xs) = 0; %ocd erroneous classification
ocd_ok(1:xs) = 0; %ocd correct classification
con_wr(1:xs) = 0;
con_ok(1:xs) = 0;
controls_a1(1:3) = 0;
pat_a1(1:3) = 0;
controls_a2(1:3) = 0;
pat_a2(1:3) = 0;
xcon_ok(1:xs)=0;
xcon_un(1:xs)=0;
xcon_wr(1:xs)=0;
xocd_ok(1:xs)=0;
xocd_un(1:xs)=0;
xocd_wr(1:xs)=0;

%calculating results
for i=1:xs
    for k=1:xs
        xtrac = 0;
        ztrac = 0;
        for j=1:fin
            if tt_res(i,k,j) < a_sig
                xtrac = xtrac + 1;
                if ARR1(i,j)>=m_res_c(i,k,j)-s_res_c(i,k,j) & ARR1(i,j)<=m_res_c(i,k,j)+s_res_c(i,k,j)
                    if ARR1(i,j)<m_res_p(i,k,j)-s_res_p(i,k,j) | ARR1(i,j)>m_res_p(i,k,j)+s_res_p(i,k,j)
                        con_ok(i) = con_ok(i) + 1*(1-tt_res(i,k,j))^2;
                    else
                        if abs(ARR1(i,j)-m_res_c(i,k,j)) < abs(ARR1(i,j)-m_res_p(i,k,j))
                            xcon_ok(i) = xcon_ok(i) + logsig(abs(ARR1(i,j)-m_res_p(i,k,j))-abs(ARR1(i,j)-
                                m_res_c(i,k,j)))*(1-tt_res(i,k,j))^2;
                        elseif abs(ARR1(i,j)-m_res_c(i,k,j)) > abs(ARR1(i,j)-m_res_p(i,k,j))
                            xcon_wr(i) = xcon_wr(i) + logsig(-abs(ARR1(i,j)-m_res_p(i,k,j))+abs(ARR1(i,j)-
                                m_res_c(i,k,j)))*(1-tt_res(i,k,j))^2;
                        else
                            xcon_un(i) = xcon_un(i) + 1*(1-tt_res(i,k,j))^2;
                        end
                        con_un(i) = con_un(i) + 1*(1-tt_res(i,k,j))^2;
                    end
                end
            else
                if ARR1(i,j)<m_res_p(i,k,j)-s_res_p(i,k,j) | ARR1(i,j)>m_res_p(i,k,j)+s_res_p(i,k,j)
                    if abs(ARR1(i,j)-m_res_c(i,k,j)) < abs(ARR1(i,j)-m_res_p(i,k,j))
                        xcon_ok(i) = xcon_ok(i) + logsig(abs(ARR1(i,j)-m_res_p(i,k,j))-abs(ARR1(i,j)-
                            m_res_c(i,k,j)))*(1-tt_res(i,k,j))^2;
                    elseif abs(ARR1(i,j)-m_res_c(i,k,j)) > abs(ARR1(i,j)-m_res_p(i,k,j))

```



```

        xcon_wr(i) = xcon_wr(i) + logsig(-abs(ARR1(i,j)-m_res_p(i,k,j))+abs(ARR1(i,j)-
m_res_c(i,k,j)))*(1-tt_res(i,k,j))^2;
    else
        xcon_un(i) = xcon_un(i) + 1*(1-tt_res(i,k,j))^2;
    end
    con_un(i) = con_un(i) + 1*(1-tt_res(i,k,j))^2;
else
    con_wr(i) = con_wr(i) + 1*(1-tt_res(i,k,j))^2;
end
end
if ARR2(k,j)>=m_res_p(i,k,j)-s_res_p(i,k,j) & ARR2(k,j)<=m_res_p(i,k,j)+s_res_p(i,k,j)
if ARR2(k,j)<m_res_c(i,k,j)-s_res_c(i,k,j) | ARR2(k,j)>m_res_c(i,k,j)+s_res_c(i,k,j)
    ocd_ok(k) = ocd_ok(k) + 1*(1-tt_res(i,k,j))^2;
else
    if abs(ARR2(k,j)-m_res_p(i,k,j)) < abs(ARR2(k,j)-m_res_c(i,k,j))
        xocd_ok(k) = xocd_ok(k) + logsig(abs(ARR2(k,j)-m_res_c(i,k,j))-abs(ARR2(k,j)-
m_res_p(i,k,j)))*(1-tt_res(i,k,j))^2;
    elseif abs(ARR2(k,j)-m_res_p(i,k,j)) > abs(ARR2(k,j)-m_res_c(i,k,j))
        xocd_wr(k) = xocd_wr(k) + logsig(-abs(ARR2(k,j)-m_res_c(i,k,j))+abs(ARR2(k,j)-
m_res_p(i,k,j)))*(1-tt_res(i,k,j))^2;
    else
        xocd_un(k) = xocd_un(k) + 1*(1-tt_res(i,k,j))^2;
    end
    ocd_un(k) = ocd_un(k) + 1*(1-tt_res(i,k,j))^2;
end
else
    if ARR2(k,j)<m_res_c(i,k,j)-s_res_c(i,k,j) | ARR2(k,j)>m_res_c(i,k,j)+s_res_c(i,k,j)
    if abs(ARR2(k,j)-m_res_p(i,k,j)) < abs(ARR2(k,j)-m_res_c(i,k,j))
        xocd_ok(k) = xocd_ok(k) + logsig(abs(ARR2(k,j)-m_res_c(i,k,j))-abs(ARR2(k,j)-
m_res_p(i,k,j)))*(1-tt_res(i,k,j))^2;
    elseif abs(ARR2(k,j)-m_res_p(i,k,j)) > abs(ARR2(k,j)-m_res_c(i,k,j))
        xocd_wr(k) = xocd_wr(k) + logsig(-abs(ARR2(k,j)-m_res_c(i,k,j))+abs(ARR2(k,j)-
m_res_p(i,k,j)))*(1-tt_res(i,k,j))^2;
    else
        xocd_un(k) = xocd_un(k) + 1*(1-tt_res(i,k,j))^2;
    end
    ocd_un(k) = ocd_un(k) + 1*(1-tt_res(i,k,j))^2;;
else
    ocd_wr(k) = ocd_wr(k) + 1*(1-tt_res(i,k,j))^2;
end
end
end
end
end
end
for i=1:xs
    if con_ok(i) > con_wr(i)
        controls_a1(1) = controls_a1(1) + 1;
    elseif con_ok(i) < con_wr(i)
        controls_a1(3) = controls_a1(3) + 1;
    else
        controls_a1(2) = controls_a1(2) + 1;
    end
    if ocd_ok(i) > ocd_wr(i)
        pat_a1(1) = pat_a1(1) + 1;
    elseif ocd_ok(i) < ocd_wr(i)
        pat_a1(3) = pat_a1(3) + 1;
    else
        pat_a1(2) = pat_a1(2) + 1;
    end
    %-----
    if con_ok(i)+xcon_ok(i) > con_wr(i)+xcon_wr(i)
        controls_a2(1) = controls_a2(1) + 1;
    elseif con_ok(i)+xcon_ok(i) < con_wr(i)+xcon_wr(i)
        controls_a2(3) = controls_a2(3) + 1;
    else

```

```
        controls_a2(2) = controls_a2(2) + 1;
    end
    if ocd_ok(i)+xocd_ok(i) > ocd_wr(i)+xocd_wr(i)
        pat_a2(1) = pat_a2(1) + 1;
    elseif ocd_ok(i)+xocd_ok(i) < ocd_wr(i)+xocd_wr(i)
        pat_a2(3) = pat_a2(3) + 1;
    else
        pat_a2(2) = pat_a2(2) + 1;
    end
end

xstr3 = num2str(a_sig,2);
tmpfile = ['Apen2_' categ{1} '-' categ{2} '_' (' type ' a=' xstr3 ').mat'];
save(tmpfile,'controls_a1','pat_a1','controls_a2','pat_a2');
```

Compute_means

```
function compute_means (category)
%this function creates the .DAT files that contain the mean values of ERP
%category indicates the group name: 'OCD', 'Controls' e.t.c.

%enter the appropriate location
dirname = ['C:\Matlab\work\DATA\' category];
cd (dirname);

%in each directory there must exist an appropriate text file
%containing the code names of the category's subjects
patient_list = [category '.txt'];
f=fopen(patient_list,'rt');
if f==1
    error('The file does not exist');
end

%the below matrix shows the times of the procedure
%that a low frequency was used
lowset = [3 6 8 9 10 12 15 16 18 19 21 23 25];

TEMPA=(0:2:1022);

%the three matrices that will be created for
%Low, High and Mean data values
LAMP(:,2) = TEMPA;
HAMP(:,2) = TEMPA;
TAMP(:,2) = TEMPA;

code=fgetl(f);
%BEGIN loop for each patient
while code ~= -1,
    if ~isempty(code),
        fprintf('%s\n',code);
    end
    dirn = [dirname,'\',code];
    cd(dirn);
    %begin loop for each node
    disp('=====');
    for l=2:16
        strl = int2str(l);
        try
            LAMP(1:512,1)=0;
            HAMP(1:512,1)=0;
            TAMP(1:512,1)=0;
            if l<10
                AMP=load([code,'0',char(48+l)]);
            else
                AMP=load([code,'1',char(38+l)]);
            end

            %unfortunately some values are in a different scale
            %voltages are now converted to microvolts (μvots)
            if max(AMP)>100 | min(AMP)<-100
                AMP = AMP/100;
            end

            siz = length(AMP)/512;
            tmstr = ['lead ', strl];
            disp(tmstr);
            i = 0;
            li = 0;
            hi = 0;
```

```

%the below takes under consideration the missing values and polarity
%missing values are identified by all the group values (512) being zero
%if the value is above 81 or below -81 it should be excluded due to polarity
%for every group of data the number of such excluded values is calculated
%if their number is above 256 the whole group is excluded. if it isn't the excluded
%values are replaced by the mean of the valid values of the group.
while i < siz
    i = i + 1;
    if isempty(intersect(i,lowset)) == 0
        if any(AMP(1+(i-1)*512:512+(i-1)*512))~=0 & all(AMP(1+(i-1)*512:512+(i-1)*512))<81 &
all(AMP(1+(i-1)*512:512+(i-1)*512))>=81
            LAMP(:,1) = LAMP(:,1) + AMP(1+(i-1)*512:512+(i-1)*512);
            li = li + 1;
        elseif any(AMP(1+(i-1)*512:512+(i-1)*512))~=0 & any(AMP(1+(i-1)*512:512+(i-
1)*512))>=81 | any(AMP(1+(i-1)*512:512+(i-1)*512))<=-81
            z = 0;
            for j=1:512
                if AMP(j+(i-1)*512)<=-81 | AMP(j+(i-1)*512)>=81
                    AMP(j+(i-1)*512) = 0;
                    z = z + 1;
                    TempArr(z) = j
                end
            end
            if z < 256
                tempmean = SUM(AMP(1+(i-1)*512:512+(i-1)*512))/(512-z)
                for j=1:512
                    if isempty(intersect(j,TempArr)) == 0
                        AMP(j+(i-1)*512) = tempmean;
                    end
                end
                LAMP(:,1) = LAMP(:,1) + AMP(1+(i-1)*512:512+(i-1)*512);
                li = li + 1;
            end
            clear TempArr tempmean;
        end
    else
        if any(AMP(1+(i-1)*512:512+(i-1)*512))~=0 & all(AMP(1+(i-1)*512:512+(i-1)*512))<81 &
all(AMP(1+(i-1)*512:512+(i-1)*512))>=81
            HAMP(:,1) = HAMP(:,1) + AMP(1+(i-1)*512:512+(i-1)*512);
            hi = hi + 1;
        elseif any(AMP(1+(i-1)*512:512+(i-1)*512))~=0 & any(AMP(1+(i-1)*512:512+(i-
1)*512))>=81 | any(AMP(1+(i-1)*512:512+(i-1)*512))<=-81
            z = 0;
            for j=1:512
                if AMP(j+(i-1)*512)<=-81 | AMP(j+(i-1)*512)>=81
                    AMP(j+(i-1)*512) = 0;
                    z = z + 1;
                    TempArr(z) = j
                end
            end
            if z < 256
                tempmean = SUM(AMP(1+(i-1)*512:512+(i-1)*512))/(512-z)
                for j=1:512
                    if isempty(intersect(j,TempArr)) == 0
                        AMP(j+(i-1)*512) = tempmean;
                    end
                end
                HAMP(:,1) = HAMP(:,1) + AMP(1+(i-1)*512:512+(i-1)*512);
                hi = hi + 1;
            end
            clear TempArr tempmean;
        end
    end
end
templ = LAMP(1,1)/li;
temph = HAMP(1,1)/hi;

```

```

for i=1:512
    LAMP(i,1) = LAMP(i,1)/li - templ;
    HAMP(i,1) = HAMP(i,1)/hi - temph;
end
TAMP(:,1) = (LAMP(:,1) + HAMP(:,1))/2;

%directory and file name generation
if l<10
    tmgen = ['Z',code,'_0',char(48+l)];
else
    tmgen = ['Z',code,'_1',char(38+l)];
end
try
    cd ('Low-Means')
catch
    mkdir('Low-Means');
    cd ('Low-Means')
end
tmst = [tmgen, '-low.dat'];
save (tmst, 'LAMP', '-ASCII', '-double', '-tabs');
cd(dim);
try
    cd ('High-Means')
catch
    mkdir('High-Means');
    cd ('High-Means')
end
tmst = [tmgen, '-high.dat'];
save (tmst, 'HAMP', '-ASCII', '-double', '-tabs');
cd(dim);
try
    cd ('General-Means')
catch
    mkdir('General-Means');
    cd ('General-Means')
end
tmst = [tmgen, '.dat'];
save (tmst, 'TAMP', '-ASCII', '-double', '-tabs');
cd(dim);
catch
    tmstr = ['Missing Data - lead ' strl];
    disp(tmstr);
end
%end loop for each node
end
disp('-----')
disp('on with the next');
disp('-----')
code=fgetl(f);
%END of loop for each patient
end
fclose(f);

```

Prepare_data

```

function prepare_data(type,dirnm)
%dirnm->'OCD', 'Controls', etc      type->'High', 'Low', 'Mean'
%the funtion creates the 3D array AMP(X,Y,Z)
%where X:number of node(1-15), Y:number of observations(512), Z:number of persons in the category

%enter the appropriate location
dirname = ['C:\Matlab\work\' type '\' dirnm '\DATA'];
cd (dirname);
if strcmp(type,'Mean')==1
    str2 = [];
else
    if strcmp(type,'High')==1
        str2 = ['-high'];
    else
        if strcmp(type,'Low')==1
            str2 = ['-low'];
        else
            error('No such type available');
        end
    end
end
%BEGIN loop for each patient
patient_code = [dirnm '.txt'];
f=fopen(patient_code,'rt');
if f==-1
    error('The file does not exist');
end
code=fgetl(f);
col=1;
while code ~= -1,
    if ~isempty(code),
        fprintf('%s\n',code);
    end
    strcode = ['Z' code];
    %begin loop for each node
    for l=2:16
        if l<10
            try
                A=load([strcode,'_0',char(48+l), str2, '.dat']);
            catch
                A(1:512,1)=0;
            end
        else
            try
                A=load([strcode,'_1',char(38+l), str2, '.dat']);
            catch
                A(1:512,1)=0;
            end
        end
        AMP(l-1,1:512,col) = A(:,1);
    %end loop for each node
    end
    col=col+1; code=fgetl(f);
%END of loop for each patient
end
fclose(f);
%enter the name of the mat file to be created
tmp = [dirnm '_data'];
dirname = ['C:\Matlab\work\' type '\' dirnm];
cd (dirname);
save (tmp,'AMP');

```

Calculate_peaks

```
function calculate_peaks (categ,Type)
%this function calculates the peaks of each waveform
%for a specific category defined by variable categ
%make sure that the 3D array AMP, under file [categ '_data.mat'], exists
%Type: 'High', 'Low', 'Mean'

%enter the appropriate location and load array
dirname=['C:\MATLAB\work\NN-predict_next\' Type];
cd (dirname);
tmpstr = [categ '_data'];
load(tmpstr)
TEMP = AMP;
clear AMP;

%begin loop for each subject
for i=1:size(TEMP,3)
    %begin loop for each node
    for j=1:15
        %setting curve limits and calculating peaks
        for k=1:8
            switch k
                case 1, st=20; fin=80; sel='p';    %p50
                case 2, st=76; fin=160; sel='n';    %n100
                case 3, st=140; fin=250; sel='p';    %p200
                case 4, st=180; fin=300; sel='n';    %n200
                case 5, st=220; fin=380; sel='p';    %p300
                case 6, st=240; fin=500; sel='p';    %p300b
                case 7, st=340; fin=500; sel='n';    %n400
                case 8, st=500; fin=800; sel='p';    %p600
            end

            if sel=='p'
                [M,pos]=max(TEMP(j,st/2+1:fin/2+1,i));
            else
                [M,pos]=min(TEMP(j,st/2+1:fin/2+1,i));
            end
            T = (st/2+pos)*2-2;
            AMP(i,(j-1)*8+k)=M;
            LAT(i,(j-1)*8+k)=T;

        end
    end
end
%END of loop for each patient
end

%the name of the mat file to be created
S1 = ['C:\MATLAB\work\Peaks\'];
cd(S1);
S2 = [S1 Type];
try
    cd(S2);
catch
    mkdir(S1, Type);
    cd(S2);
end

tmpfile = [categ '_peaks'];
save(tmpfile,'AMP','LAT');
tmpfile1 = [tmpfile '_A'];
save(tmpfile1,'AMP','-ascii','-tabs');
tmpfile2 = [tmpfile '_L'];
save(tmpfile2,'LAT','-ascii','-tabs');
```

Make_batch_matrix

```

function make_batch_matrix (code,node_number,delays_number)
%-----
%This function builds a matrix for batch training-----

%disp('Enter the directory you want to access ("OCD", "Controls", "Schizo" e.t.c.)');
%code = input ('There must exist an appropriately named file (i.e.: OCD_data.mat file): ','s');
%node_number = input ('Which electrode should be examined? (2-16): ');
%disp('Enter the number of input delays for the network');
%delays_number = input ('not including delay "0": ');

%how many instances of the signal to be used---
global st fin;
if (isempty(st)==1)
    clear global st fin;
    st = 251;
    fin = 401;
end

Type = 'High';
trfun_dir = 'LM';
%-----

clc;
%manipulate strings and opening the appropriate *.mat file-----
SD = ['C:\Matlab\work\DATA\ Type \'];
cd (SD);
S2 = [code '_data'];
load(S2);
yy = (1:size(AMP,3));
TAMP(:, :) = AMP(node_number-1,st:fin,yy);
clear AMP SD;
%-----

%convert delays_number to string-----
str = int2str(delays_number);
%-----
%convert electrode number to string--
str2 = int2str(node_number);
%-----
%name of file in which net is to be saved and loaded-----
sav = ['net' '_delay' str '_electr' str2];
%-----
%subdirectory name-----
S1 = ['C:\Matlab\work\NN-predict_next\ Type \'];
SX = [S1 trfun_dir]; % [S1 \NN-predict_next\ trfun_dir]
S2 = ['C:\Matlab\work\NN-predict_next\ Type \' trfun_dir \' sav]; % ['C:\Matlab\work\ Type \' code \NN-
predict_next\ trfun_dir \' sav]
%-----
%make appropriate directory if it doesn't exist-----
try
    cd (S2);
catch
    try
        cd (SX);
    catch
        mkdir (S1, trfun_dir);
        cd(SX);
    end
    mkdir(SX, sav);
    cd (S2);
end
clear temp,SX;
%-----

```



```

%keep in memory, only the data for the appropriate node-----
%data matrix NAMP excludes all missing data-----
num = length(yy);
counter1 = 0;
for i=1:num
    tmpAMP = TAMP(:,i);
    if any(tmpAMP)
        counter1 = counter1 + 1;
        NAMP(:,counter1) = tmpAMP(:,i);
        used_subj(counter1) = i;    %array indicating the subjects used
    end
end
num = counter1;
sizstr = int2str(num);
clear yy tmpAMP TAMP;
%-----

%build the appropriate matrix which has (fin-st-delays_number)*siz columns and (delays_number+2)
lines-----
tempcol = fin-st-delays_number;
col = 0;
lin = delays_number + 2;
for k=1:num
    clc;
    kstr = int2str(k);
    tstr = ['Processing subject ' code ' ' kstr ' of ' sizstr];
    disp(tstr);
    for j=1:tempcol
        col = col + 1;
        MATRIX(1:lin,col) = NAMP(j:(j+lin-1),k);
    end
end
clear NAMP k j S2 tempcol kstr tstr sizstr;
%-----

%preprocessing the matrix-----
MATRIX = transpose(MATRIX);
minM(1:col) = min(min(MATRIX));
maxM(1:col) = max(max(MATRIX));
maxM = maxM';
minM = minM';
MATRIX = trmnmx(MATRIX,minM,maxM);
MATRIX = transpose(MATRIX);
minM = minM(1);
maxM = maxM(1);
%-----

ststr = int2str(st);
finstr = int2str(fin);
temp = [code '_batch_matrix(' ststr '-' finstr ')];
save (temp,'MATRIX','num','used_subj','maxM','minM');
%-----

```

Batch_train

```
function batch_train (code,node_number,delay_number)
%-----
%This function trains a network to simulate an ERP interval of a subject -----

%how many instances of the signal to be used--
global st fin;
if (isempty(st)==1)
    clear global st fin;
    st = 71;
    fin = 126;
end

Type = 'High';
hid1 = 50;
hid2 = 30;
hid3 = 18;
trfun_dir = 'LM'; %must be catalexis of a training algorithm's name! i.e. BFG (for trainbfg), LM (for
trainlm) etc
tr_epochs = 100;
valid_set = 4; %validation set size
%-----
clc;
global cnt
%-----
subcol = fin - st - delay_number;
%convert delay_number to string-----
str = int2str(delay_number);
%-----
%convert electrode number to string--
str2 = int2str(node_number);
%-----
%name of file in which net is to be saved and loaded-----
sav = ['net_delay str '_electr' str2];
%-----
%subdirectory name-----
S2 = ['C:\Matlab\work\NN-predict_next\ Type \' trfun_dir \' sav];
%-----
%load the appropriate matrix or return error-----
try
    cd(S2);
    ststr = int2str(st);
    finstr = int2str(fin);
    temp = [S2 \' code ' _batch_matrix(' ststr '-' finstr ')'];
    load (temp);
    %-----
    %if called through train_loop function will work for all subjects
    if (isempty(cnt)==1)
        clear global cnt;
        cnt = 0;
        while (cnt < 1) | (cnt > num)
            numstr = int2str(num);
            tmp = ['Leave out which subject? (1-' numstr ') '];
            cnt = input (tmp);
        end
    end
    clear tmp numstr;
    %-----
    col = size(MATRIX,2);
    lin = size(MATRIX,1);
    if (cnt > 1 & cnt < num)
        TEMP(:,1:(cnt-1)*subcol) = MATRIX(:,1:(cnt-1)*subcol);
        TEMP(:,((cnt-1)*subcol+1):(col-subcol)) = MATRIX(:,(cnt*subcol+1):col);
```

```

elseif (cnt == 1)
    TEMP = MATRIX(:,(subcol+1):col);
else
    TEMP = MATRIX(:,1:((cnt-1)*subcol));
end
clear MATRIX;
col = size(TEMP,2);    %length of matrix
colpsub = col/(num-1); %rows per subjects
trainsize = col-colpsub*valid_set;
validsize = colpsub*valid_set;
train_set = num-1-valid_set;
%-----
%randomly creating the training matrix and randomizing its columns
fperm = randperm(num-1);
for i=1:train_set
    TMATRIX(:,(i-1)*colpsub+1:i*colpsub) = TEMP(:,(fperm(i)-1)*colpsub+1:fperm(i)*colpsub);
end
perm = randperm(trainsize);
for i=1:trainsize
    MATRIX(:,perm(i)) = TMATRIX(:,i);
end
clear TMATRIX;
%-----
%creating the validation matrix
for i=1:valid_set
    VALID(:,(i-1)*colpsub+1:i*colpsub) = TEMP(:,(fperm(i+train_set)-
1)*colpsub+1:fperm(i+train_set)*colpsub);
end
clear TEMP temp perm;
catch
    disp('Error in loading data matrix for batch training');
    error('Execute function make_batch_matrix with the appropriate parameters');
end
%-----

%training the network-----
p{1} = MATRIX(lin-1,:);
t{1} = MATRIX(lin,:);
for i=1:(lin-2)
    Pi{i}=MATRIX(i,:);
end
clear MATRIX;
VV.P{1} = VALID(lin-1,:);
VV.T{1} = VALID(lin,:);
for i=1:(lin-2)
    VV.Pi{i}=VALID(i,:);
end

disp('Network building and training');
disp('-----');

%defining the network-----
%save files using real number of subject
cnter = used_subj(cnt);
cntstr = int2str(cnter);
if cnter < 10
    cntstr = ['0' cntstr];
end
%-----
str = [code '_batch_net(' ststr '-' finstr ')ex' cntstr '.mat'];
strpic = [code '_train_perf(' ststr '-' finstr ')ex' cntstr];
strx2 = [S2 '\ ' str];
temp = exist (strx2);
tr_str = ['train' trfun_dir];
if temp ~= 0
    load (str);
    net.trainParam.minstep = 1e-08;

```

```

net.trainParam.goal = 0;
net.trainParam.epochs = 2;
epotmp = epo;
else
    if hid3 == 0
        net = newfftd ([-30 30],[0:1:delays_number],[hid1 hid2 1],{'tansig' 'tansig' 'purelin'},tr_str);
    else
        net = newfftd ([-30 30],[0:1:delays_number],[hid1 hid2 hid3 1],{'tansig' 'tansig' 'tansig'
'purelin'},tr_str);
    end
    net.trainParam.goal = 0;
    net.trainParam.mem_reduc = 1;
    net.trainParam.lr = 0.1;
    net.trainParam.epochs = tr_epochs;
    net.trainParam.show = 1;
    net.trainParam.minstep = 1e-20;
    epotmp = 0;
end
clear temp;
%-----
strhid1 = int2str(hid1);
strhid2 = int2str(hid2);
if hid3 == 0
    newtmpstr = [strhid1 '-' strhid2 '(' ststr '-' finstr ')'];
else
    strhid3 = int2str(hid3);
    newtmpstr = [strhid1 '-' strhid2 '-' strhid3 '(' ststr '-' finstr ')'];
end
try
    cd (newtmpstr);
catch
    mkdir(S2,newtmpstr);
    cd (newtmpstr);
end
[net,tr] = train(net,p,t,Pi,[],VV);
epo = tr.epoch(end) + epotmp;
perf = tr.perf(end);
save (str,'net','epo','perf','maxM','minM');
print('-dbmp', '-r80', strpic);

```

Batch_predict

```
function batch_predict (code,node_number,delay_number)
%-----
%This program predicts ERP intervals for a subject-----
clc;
%how many instances of the signal to be used---
global st fin;
if (isempty(st)==1)
    clear global st fin;
    st = 171;
    fin = 251;
end
Type = 'High';
hid1 = 50;
hid2 = 30;
hid3 = 18;
trfun_dir = 'LM';
%-----build last directory string-----
strhid1 = int2str(hid1);
strhid2 = int2str(hid2);
sstr = int2str(st);
finstr = int2str(fin);
if hid3==0
    lastdir = [strhid1 '-' strhid2 '(' ststr '-' finstr ');]';
else
    strhid3 = int2str(hid3);
    lastdir = [strhid1 '-' strhid2 '-' strhid3 '(' ststr '-' finstr ');]';
end
%-----
%more strings
str = int2str(delay_number);
str2 = int2str(node_number);
%-----

%-----
%manipulate strings and opening the appropriate *.mat file-----
S1 = ['C:\Matlab\work\DATA\ Type \']; %['C:\Matlab\work\ Type \ code]
cd (S1);
S2 = [code ' _data'];
load(S2);
%-----

global siz strinfo ncat categ;
if (isempty(siz)==1)
    clear global siz strinfo ncat categ;
    categ = {'Controls', 'OCD'};

    %load from data matrix the number of used subjects for current category
    S2 = ['C:\Matlab\work\NN-predict_next\ Type \ ' trfun_dir \net_delay' str '_electr' str2];
    cd(S2);
    temp = [S2 \ code ' _batch_matrix(' ststr '-' finstr ');]';
    load (temp,'used_subj');
    num = length(used_subj);
    numstr = int2str(num);
    %-----

    %name of the information text file that will be accessed
    strinfo = categ{1};
    for i=2:length(categ)
        strinfo = strcat(strinfo,'_',categ{i});
    end
    strinfo = strcat(strinfo,'-info.txt');
    %-----
    siz = 0;
```

Παράρτημα Ι

```

while (siz > num | siz < 1)
    clc;
    tmtx = ['There are ' numstr ' different trained networks'];
    disp(tmtx);
    tmtx = ['Press 1-' numstr ' to select a subject and predict'];
    disp(tmtx);
    siz = input('the performance with the only net that is not trained for the data: ');
end
else
    i = 1;
    while strcmp(code,categ{i})~=1
        i = i + 1;
    end
    used_subj = ncat{i};
end
clear siztmp tmtx numstr;

%use real subject number for results
sizstr = int2str(used_subj(siz));
if used_subj(siz)<10
    sizstr = ['0' sizstr];
end
%-----
f = fin-st+1;
%put this iteration's data into array TEMP
TEMP(1:f) = AMP(node_number-1,st:fin,used_subj(siz));
clear AMP;
%build plot label-----
tmmp = used_subj(siz);
tmp = int2str(tmmp);
S3 = [code ' ' tmp];
clear tmp siz tmmp;
%-----
%setting time-----
time = ((delays_number+st)*2):(2*(fin-1));
%-----

for j=1:length(categ)
    %name of directory from which the trained net is to be loaded-----
    sav = ['net_delay' str ' _electr' str2];
    %-----
    %subdirectory name-----
    S2 = ['C:\Matlab\work\NN-predict_next\ Type \' trfun_dir \' sav \' \ lastdir];
    %-----

    %load the appropriate network or return error-----
    try
        cd(S2);
        xstr = sizstr;
        if strcmp(code,categ{j}) == 1
            temp = [S2 \' categ{j} ' _batch_net(' ststr '-' finstr ')ex' sizstr '.mat'];
            load (temp);
        else
            try
                temp = [S2 \' categ{j} ' _batch_net(' ststr '-' finstr ')ex' sizstr '.mat'];
                load (temp);
            catch
                temp = [S2 \' categ{j} ' _batch_net(' ststr '-' finstr ')ex01.mat']; %ALTER
                load (temp);
                xstr = '01';
            end
        end
        load (temp);
        clear temp;
        TEMP2 = trannmx(TEMP,minM,maxM);
    catch

```

```

disp('Error in loading trained batch network for predicting');
error('Enter the appropriate time parameters or train a net with function batch_train');
end

%-----
%plotting phase 1-----
plot(time,TEMP((delays_number+2):f),'-g');
hold on;
legend(S3,4);
axis([0 1020 -30 30]);
xlabel('Time');
ylabel('Amplitude');
stitle=['Electrode ' str2 ' | delays: ' str];
title(stitle);
%-----
disp('-----');
disp('Press a key to continue');
%-----
plot([0 1020],[0 0],'k');
legend(S3,'zero',4);
t = TEMP((delays_number+2):f); %temp matrix t for error plotting
%end plotting phase 1-----

%build inputs and initial delays-----
P = TEMP2(delays_number+1);
Pf = TEMP2(1:delays_number);
clear TEMP2;
%-----

%NET adapt and plotting-----
%initializing output, error and time
YN=P; EP1=0; TimeN=time(1); SUM=0; tmcnt=0;
%-----
for i=1:(fin-st-delays_number)
    TimeO=TimeN;
    TimeN=time(i);
    YO=YN;
    [Y,Pf] = sim(net,YN,Pf);
    YN=Y(1);
    %postprocessing for accurate plotting
    YP1 = postmnmx(YN,minM,maxM);
    YP0 = postmnmx(YO,minM,maxM);
    %-----
    %indirect calculation of the error for displaying
    EP0 = EP1;
    EP1 = YP1 - t(i);
    SUM = SUM + EP1*EP1;
    tmcnt = tmcnt + 1;
    %-----
    %plot error and output
    plot([TimeO TimeN],[YP1 YP0],'b',[TimeO TimeN],[EP0 EP1],'r');
    %-----
    %legend-----
    if i==1
        legend(S3,'zero','Output','Error',4);
    end
    %-----
    drawnow;
end
%calculating and displaying MSE-----
MErr = SUM/tmcnt;
strMSE = num2str(MErr,5);
dstr = ['MSE=' strMSE];
text(28,28,dstr);
dstr = [categ{j} ' ex' xstr ' perf:'];
text(28,26,dstr);
strperf = num2str(perf);

```

```

text(28,24,strperf);
hold off;
%build info.txt-----
ErrStr{j}=strMSE;
%-----
sav = ['net' '_delay' str '_electr' str2];
S2 = ['C:\Matlab\work\NN-predict_next\ Type \' trfun_dir \' sav \' lastdir];
cd (S2);
tmstr = [S3 '-' categ{j}];
print('-f1','-dbmp','-r100', tmstr);
clear minM maxM;
delete(gcf);
end

%build info.txt-----
tmp_info_str = [code ' ' sizstr ': ' categ{1} '=' ErrStr{1} ' ' categ{2} '=' ErrStr{2} '\n']; % ' ' categ{3} '='
ErrStr{3}
txt = fopen(strinfo,'at');
fprintf(txt, tmp_info_str);
fclose(txt);
%-----

```


Παράρτημα II: T-test

Πίνακας Α – Σύγκριση των amplitudes Controls/OCD

Independent Samples Test										
		Levene's Test for Equality of Variances		t-test for Equality of Means						
		F	Sig.	t	df	Sig. (2-tailed)	Mean Difference	Std. Error Difference	95% Confidence Interval of the Difference	
									Lower	Upper
P50_02	Equal var	0,266	0,61	-3,311	28	0,003	-4,296	1,298	-6,954	-1,639
	Not equal			-3,311	26,773	0,003	-4,296	1,298	-6,960	-1,633
P50_03	Equal var	2,689	0,112	-3,166	28	0,004	-3,783	1,195	-6,231	-1,335
	Not equal			-3,166	26,077	0,004	-3,783	1,195	-6,239	-1,327
P50_04	Equal var	0,078	0,782	-1,61	28	0,119	-1,798	1,117	-4,086	0,490
	Not equal			-1,61	26,889	0,119	-1,798	1,117	-4,091	0,494
P50_05	Equal var	1,203	0,282	-2,085	28	0,046	-2,935	1,408	-5,819	-0,052
	Not equal			-2,085	25,484	0,047	-2,935	1,408	-5,832	-0,039
P50_06	Equal var	0,036	0,852	-3,224	28	0,003	-4,764	1,477	-7,790	-1,737
	Not equal			-3,224	26,612	0,003	-4,764	1,477	-7,797	-1,730
P50_07	Equal var	0,771	0,387	-3,678	28	0,001	-4,584	1,246	-7,136	-2,031
	Not equal			-3,678	27,554	0,001	-4,584	1,246	-7,138	-2,029
P50_08	Equal var	0,719	0,404	-3,027	28	0,005	-3,426	1,132	-5,745	-1,108
	Not equal			-3,027	27,606	0,005	-3,426	1,132	-5,746	-1,107
P50_09	Equal var	0,945	0,339	-2,771	28	0,01	-3,771	1,361	-6,559	-0,984
	Not equal			-2,771	26,647	0,01	-3,771	1,361	-6,566	-0,977
P50_10	Equal var	4,534	0,042	-2,083	28	0,046	-3,207	1,540	-6,361	-0,053
	Not equal			-2,083	22,091	0,049	-3,207	1,540	-6,400	-0,015
P50_11	Equal var	0,397	0,534	-0,209	28	0,836	-0,695	3,324	-7,504	6,113
	Not equal			-0,209	22,206	0,836	-0,695	3,324	-7,584	6,194
P50_12	Equal var	0,12	0,731	-0,639	28	0,528	-1,151	1,801	-4,841	2,539
	Not equal			-0,639	27,854	0,528	-1,151	1,801	-4,841	2,540
P50_13	Equal var	0,692	0,413	-1,614	28	0,118	-2,436	1,509	-5,526	0,655
	Not equal			-1,614	27,351	0,118	-2,436	1,509	-5,530	0,658
P50_14	Equal var	1,127	0,298	-2,328	28	0,027	-3,311	1,423	-6,225	-0,397
	Not equal			-2,328	26,902	0,028	-3,311	1,423	-6,231	-0,392
P50_15	Equal var	0,314	0,58	-2,329	28	0,027	-3,507	1,505	-6,590	-0,423
	Not equal			-2,329	27,563	0,027	-3,507	1,505	-6,592	-0,421
P50_16	Equal var	0,596	0,446	-3,508	28	0,002	-4,339	1,237	-6,872	-1,805
	Not equal			-3,508	27,137	0,002	-4,339	1,237	-6,875	-1,802
N100_02	Equal var	2,812	0,105	-1,208	28	0,237	-3,414	2,827	-9,204	2,377
	Not equal			-1,208	23,766	0,239	-3,414	2,827	-9,251	2,424

		Levene's Test for Equality of Variances		t-test for Equality of Means						
		F	Sig.	t	df	Sig. (2-tailed)	Mean Difference	Std. Error Difference	95% Confidence Interval of the Difference	
									Lower	Upper
N100_03	Equal var	1,885	0,181	-1,592	28	0,123	-4,236	2,661	-9,688	1,215
	Not equal			-1,592	26,849	0,123	-4,236	2,661	-9,698	1,226
N100_04	Equal var	3,491	0,072	1,322	28	0,197	4,209	3,184	-2,314	10,731
	Not equal			1,322	16,561	0,204	4,209	3,184	-2,523	10,940
N100_05	Equal var	5,342	0,028	1,025	28	0,314	2,850	2,780	-2,844	8,545
	Not equal			1,025	20,917	0,317	2,850	2,780	-2,932	8,633
N100_06	Equal var	6,842	0,014	-1,933	28	0,063	-5,133	2,655	-10,573	0,306
	Not equal			-1,933	20,081	0,067	-5,133	2,655	-10,671	0,404
N100_07	Equal var	2,308	0,14	-1,982	28	0,057	-5,015	2,530	-10,197	0,168
	Not equal			-1,982	26,081	0,058	-5,015	2,530	-10,214	0,185
N100_08	Equal var	4,141	0,051	-0,444	28	0,66	-0,879	1,979	-4,934	3,176
	Not equal			-0,444	19,576	0,662	-0,879	1,979	-5,014	3,256
N100_09	Equal var	2,773	0,107	-0,117	28	0,908	-0,291	2,479	-5,368	4,787
	Not equal			-0,117	21,982	0,908	-0,291	2,479	-5,432	4,850
N100_10	Equal var	3,389	0,076	1,483	28	0,149	3,157	2,129	-1,204	7,519
	Not equal			1,483	18,311	0,155	3,157	2,129	-1,311	7,625
N100_11	Equal var	4,636	0,04	1,798	28	0,083	4,325	2,405	-0,602	9,252
	Not equal			1,798	17,439	0,089	4,325	2,405	-0,740	9,390
N100_12	Equal var	1,515	0,229	1,663	28	0,108	3,554	2,138	-0,825	7,932
	Not equal			1,663	22,995	0,11	3,554	2,138	-0,868	7,976
N100_13	Equal var	5,795	0,023	1,206	28	0,238	2,869	2,379	-2,005	7,742
	Not equal			1,206	18,77	0,243	2,869	2,379	-2,115	7,852
N100_14	Equal var	2,574	0,12	0,338	28	0,738	0,780	2,308	-3,948	5,508
	Not equal			0,338	20,105	0,739	0,780	2,308	-4,033	5,593
N100_15	Equal var	0,421	0,522	0,532	28	0,599	1,488	2,796	-4,240	7,216
	Not equal			0,532	27,372	0,599	1,488	2,796	-4,246	7,222
N100_16	Equal var	0,821	0,373	-1,538	28	0,135	-3,961	2,576	-9,237	1,315
	Not equal			-1,538	27,229	0,136	-3,961	2,576	-9,244	1,322
P200_02	Equal var	3,258	0,082	1,081	28	0,289	3,832	3,544	-3,427	11,091
	Not equal			1,081	21,191	0,292	3,832	3,544	-3,534	11,198
P200_03	Equal var	9,799	0,004	0,136	28	0,893	0,378	2,780	-5,316	6,073
	Not equal			0,136	22,537	0,893	0,378	2,780	-5,379	6,135
P200_04	Equal var	0,373	0,546	1,874	28	0,071	3,077	1,642	-0,286	6,439
	Not equal			1,874	27,23	0,072	3,077	1,642	-0,290	6,444
P200_05	Equal var	3,477	0,073	0,363	28	0,719	1,097	3,021	-5,092	7,286
	Not equal			0,363	22,628	0,72	1,097	3,021	-5,158	7,353
P200_06	Equal var	4,186	0,05	1,201	28	0,24	4,177	3,478	-2,947	11,301
	Not equal			1,201	22,764	0,242	4,177	3,478	-3,021	11,375
P200_07	Equal var	2,193	0,15	-0,378	28	0,708	-1,258	3,328	-8,075	5,558
	Not equal			-0,378	23,395	0,709	-1,258	3,328	-8,136	5,619
P200_08	Equal var	0,466	0,5	-0,17	28	0,866	-0,423	2,494	-5,531	4,685
	Not equal			-0,17	27,099	0,866	-0,423	2,494	-5,539	4,692

		Levene's Test for Equality of Variances		t-test for Equality of Means						
		F	Sig.	t	df	Sig. (2-tailed)	Mean Difference	Std. Error Difference	95% Confidence Interval of the Difference	
									Lower	Upper
P200_09	Equal var	3,117	0,088	-0,577	28	0,568	-1,830	3,169	-8,321	4,661
	Not equal			-0,577	24,526	0,569	-1,830	3,169	-8,362	4,703
P200_10	Equal var	4,981	0,034	-2,432	28	0,022	-5,855	2,408	-10,788	-0,923
	Not equal			-2,432	23,876	0,023	-5,855	2,408	-10,826	-0,884
P200_11	Equal var	1,073	0,309	-0,275	28	0,785	-0,876	3,181	-7,393	5,641
	Not equal			-0,275	26,561	0,785	-0,876	3,181	-7,409	5,657
P200_12	Equal var	0,621	0,437	-0,258	28	0,798	-0,794	3,073	-7,089	5,501
	Not equal			-0,258	26,184	0,798	-0,794	3,073	-7,109	5,521
P200_13	Equal var	0,016	0,9	-1,191	28	0,244	-2,705	2,272	-7,360	1,949
	Not equal			-1,191	27,94	0,244	-2,705	2,272	-7,360	1,950
P200_14	Equal var	0,21	0,65	-0,805	28	0,427	-2,376	2,951	-8,421	3,668
	Not equal			-0,805	27,744	0,427	-2,376	2,951	-8,423	3,671
P200_15	Equal var	3,293	0,08	-0,543	28	0,592	-1,946	3,585	-9,289	5,398
	Not equal			-0,543	25,058	0,592	-1,946	3,585	-9,328	5,437
P200_16	Equal var	5,431	0,027	0,08	28	0,937	0,280	3,506	-6,902	7,462
	Not equal			0,08	23,42	0,937	0,280	3,506	-6,965	7,525
N200_02	Equal var	1,39	0,248	0,507	28	0,616	1,990	3,925	-6,050	10,030
	Not equal			0,507	24,313	0,617	1,990	3,925	-6,105	10,085
N200_03	Equal var	0,606	0,443	0,046	28	0,964	0,142	3,099	-6,205	6,489
	Not equal			0,046	25,935	0,964	0,142	3,099	-6,228	6,512
N200_04	Equal var	3,245	0,082	2,535	28	0,017	5,844	2,306	1,121	10,568
	Not equal			2,535	20,347	0,02	5,844	2,306	1,040	10,649
N200_05	Equal var	2,299	0,141	1,17	28	0,252	3,654	3,125	-2,746	10,055
	Not equal			1,17	22,207	0,255	3,654	3,125	-2,822	10,131
N200_06	Equal var	2,132	0,155	0,53	28	0,6	2,064	3,891	-5,907	10,034
	Not equal			0,53	25,331	0,6	2,064	3,891	-5,945	10,072
N200_07	Equal var	1,047	0,315	-0,024	28	0,981	-0,076	3,202	-6,635	6,483
	Not equal			-0,024	26,093	0,981	-0,076	3,202	-6,657	6,505
N200_08	Equal var	0,301	0,587	0,211	28	0,834	0,519	2,456	-4,512	5,551
	Not equal			0,211	27,291	0,834	0,519	2,456	-4,518	5,556
N200_09	Equal var	1,818	0,188	0,496	28	0,624	1,671	3,371	-5,234	8,576
	Not equal			0,496	21,93	0,625	1,671	3,371	-5,322	8,663
N200_10	Equal var	2,123	0,156	-1,407	28	0,17	-3,011	2,140	-7,394	1,372
	Not equal			-1,407	25,04	0,172	-3,011	2,140	-7,417	1,396
N200_11	Equal var	5,653	0,024	-0,027	28	0,979	-0,062	2,287	-4,746	4,622
	Not equal			-0,027	19,231	0,979	-0,062	2,287	-4,845	4,720
N200_12	Equal var	0,407	0,529	-0,18	28	0,859	-0,478	2,659	-5,924	4,968
	Not equal			-0,18	26,882	0,859	-0,478	2,659	-5,934	4,979
N200_13	Equal var	2,914	0,099	0,319	28	0,752	0,663	2,080	-3,597	4,924
	Not equal			0,319	22,074	0,753	0,663	2,080	-3,650	4,976
N200_14	Equal var	0,083	0,775	-0,275	28	0,785	-0,663	2,410	-5,600	4,274
	Not equal			-0,275	27,772	0,785	-0,663	2,410	-5,602	4,276

		Levene's Test for Equality of Variances		t-test for Equality of Means						
		F	Sig.	t	df	Sig. (2-tailed)	Mean Difference	Std. Error Difference	95% Confidence Interval of the Difference	
									Lower	Upper
N200_15	Equal var	1,338	0,257	0,577	28	0,568	1,873	3,245	-4,773	8,520
	Not equal			0,577	26,811	0,569	1,873	3,245	-4,787	8,533
N200_16	Equal var	1,14	0,295	0,419	28	0,678	1,436	3,424	-5,578	8,450
	Not equal			0,419	25,402	0,678	1,436	3,424	-5,610	8,483
P300_02	Equal var	3,33	0,079	0,477	28	0,637	1,855	3,890	-6,114	9,824
	Not equal			0,477	21,7	0,638	1,855	3,890	-6,220	9,930
P300_03	Equal var	3,83	0,06	-0,712	28	0,482	-2,296	3,224	-8,900	4,307
	Not equal			-0,712	24,468	0,483	-2,296	3,224	-8,943	4,350
P300_04	Equal var	4,714	0,039	-0,113	28	0,911	-0,243	2,143	-4,632	4,146
	Not equal			-0,113	21,316	0,911	-0,243	2,143	-4,695	4,209
P300_05	Equal var	5,524	0,026	-0,467	28	0,644	-1,657	3,546	-8,922	5,607
	Not equal			-0,467	19,898	0,645	-1,657	3,546	-9,057	5,743
P300_06	Equal var	3,905	0,058	1,048	28	0,303	4,283	4,085	-4,085	12,650
	Not equal			1,048	21,384	0,306	4,283	4,085	-4,203	12,768
P300_07	Equal var	2,329	0,138	-0,485	28	0,632	-1,392	2,871	-7,273	4,490
	Not equal			-0,485	26,017	0,632	-1,392	2,871	-7,293	4,510
P300_08	Equal var	0,171	0,682	-1,551	28	0,132	-4,725	3,046	-10,964	1,515
	Not equal			-1,551	27,056	0,133	-4,725	3,046	-10,974	1,525
P300_09	Equal var	3,216	0,084	-1,25	28	0,222	-3,294	2,636	-8,693	2,105
	Not equal			-1,25	26,638	0,222	-3,294	2,636	-8,706	2,118
P300_10	Equal var	10,075	0,004	-3,39	28	0,002	-11,210	3,307	-17,983	-4,436
	Not equal			-3,39	17,65	0,003	-11,210	3,307	-18,167	-4,253
P300_11	Equal var	1,696	0,203	-1,61	28	0,119	-5,407	3,359	-12,288	1,473
	Not equal			-1,61	24,125	0,12	-5,407	3,359	-12,338	1,523
P300_12	Equal var	0,283	0,599	-1,782	28	0,086	-5,938	3,332	-12,762	0,887
	Not equal			-1,782	26,751	0,086	-5,938	3,332	-12,776	0,901
P300_13	Equal var	5,426	0,027	-2,184	28	0,038	-5,881	2,693	-11,398	-0,364
	Not equal			-2,184	23,129	0,039	-5,881	2,693	-11,451	-0,312
P300_14	Equal var	1,941	0,175	-1,593	28	0,122	-4,569	2,868	-10,443	1,304
	Not equal			-1,593	27,036	0,123	-4,569	2,868	-10,453	1,314
P300_15	Equal var	1,797	0,191	-0,959	28	0,346	-3,262	3,402	-10,230	3,706
	Not equal			-0,959	26,039	0,346	-3,262	3,402	-10,254	3,730
P300_16	Equal var	6,658	0,015	-0,354	28	0,726	-1,249	3,530	-8,481	5,982
	Not equal			-0,354	24,056	0,727	-1,249	3,530	-8,534	6,036
N400_02	Equal var	3,691	0,065	0,084	28	0,934	0,259	3,086	-6,063	6,581
	Not equal			0,084	18,658	0,934	0,259	3,086	-6,209	6,727
N400_03	Equal var	1,61	0,215	-0,348	28	0,73	-1,210	3,474	-8,327	5,907
	Not equal			-0,348	20,379	0,731	-1,210	3,474	-8,449	6,029
N400_04	Equal var	0,719	0,404	0,942	28	0,354	2,125	2,257	-2,498	6,748
	Not equal			0,942	23,645	0,356	2,125	2,257	-2,537	6,787
N400_05	Equal var	1,453	0,238	0,573	28	0,571	1,751	3,055	-4,507	8,008
	Not equal			0,573	20,195	0,573	1,751	3,055	-4,618	8,119

		Levene's Test for Equality of Variances		t-test for Equality of Means						
		F	Sig.	t	df	Sig. (2-tailed)	Mean Difference	Std. Error Difference	95% Confidence Interval of the Difference	
									Lower	Upper
N400_06	Equal var	2,862	0,102	0,811	28	0,424	2,706	3,338	-4,132	9,545
	Not equal			0,811	19,146	0,428	2,706	3,338	-4,277	9,690
N400_07	Equal var	0,392	0,536	-0,201	28	0,842	-0,599	2,984	-6,712	5,514
	Not equal			-0,201	26,289	0,843	-0,599	2,984	-6,730	5,532
N400_08	Equal var	0,886	0,355	-1,994	28	0,056	-5,414	2,715	-10,975	0,147
	Not equal			-1,994	24,89	0,057	-5,414	2,715	-11,007	0,179
N400_09	Equal var	0,896	0,352	0,185	28	0,854	0,584	3,153	-5,874	7,043
	Not equal			0,185	23,675	0,855	0,584	3,153	-5,928	7,096
N400_10	Equal var	3,174	0,086	-0,751	28	0,459	-2,132	2,839	-7,947	3,684
	Not equal			-0,751	20,871	0,461	-2,132	2,839	-8,038	3,775
N400_11	Equal var	0,313	0,58	1,073	28	0,292	3,281	3,058	-2,982	9,544
	Not equal			1,073	22,355	0,295	3,281	3,058	-3,054	9,616
N400_12	Equal var	0,624	0,436	-0,639	28	0,528	-1,820	2,848	-7,653	4,013
	Not equal			-0,639	27,03	0,528	-1,820	2,848	-7,663	4,022
N400_13	Equal var	2,124	0,156	-0,994	28	0,329	-1,980	1,991	-6,057	2,098
	Not equal			-0,994	25,074	0,33	-1,980	1,991	-6,079	2,120
N400_14	Equal var	0,005	0,945	-0,861	28	0,396	-1,959	2,274	-6,617	2,699
	Not equal			-0,861	27,925	0,396	-1,959	2,274	-6,618	2,700
N400_15	Equal var	0,183	0,672	0,494	28	0,625	1,361	2,755	-4,283	7,004
	Not equal			0,494	27,998	0,625	1,361	2,755	-4,283	7,005
N400_16	Equal var	0,587	0,45	-0,334	28	0,741	-1,075	3,220	-7,671	5,522
	Not equal			-0,334	24,754	0,741	-1,075	3,220	-7,711	5,561
P600_02	Equal var	7,026	0,013	-1,327	28	0,195	-5,896	4,442	-14,996	3,204
	Not equal			-1,327	16,22	0,203	-5,896	4,442	-15,303	3,511
P600_03	Equal var	8,693	0,006	-1,276	28	0,212	-4,842	3,794	-12,615	2,930
	Not equal			-1,276	18,061	0,218	-4,842	3,794	-12,812	3,128
P600_04	Equal var	5,574	0,025	0,851	28	0,402	2,109	2,478	-2,967	7,185
	Not equal			0,851	21,343	0,404	2,109	2,478	-3,039	7,258
P600_05	Equal var	2,173	0,152	-0,103	28	0,919	-0,401	3,910	-8,411	7,608
	Not equal			-0,103	18,502	0,919	-0,401	3,910	-8,600	7,798
P600_06	Equal var	4,85	0,036	-0,358	28	0,723	-1,500	4,191	-10,085	7,084
	Not equal			-0,358	18,056	0,724	-1,500	4,191	-10,303	7,302
P600_07	Equal var	4,457	0,044	-1,96	28	0,06	-6,182	3,154	-12,642	0,278
	Not equal			-1,96	24,105	0,062	-6,182	3,154	-12,689	0,325
P600_08	Equal var	0,688	0,414	-2,731	28	0,011	-7,888	2,888	-13,805	-1,972
	Not equal			-2,731	24,104	0,012	-7,888	2,888	-13,848	-1,929
P600_09	Equal var	1,995	0,169	-1,025	28	0,314	-2,652	2,587	-7,952	2,648
	Not equal			-1,025	22,985	0,316	-2,652	2,587	-8,005	2,700
P600_10	Equal var	5,499	0,026	-2,415	28	0,022	-7,328	3,034	-13,543	-1,113
	Not equal			-2,415	19,806	0,026	-7,328	3,034	-13,661	-0,995
P600_11	Equal var	0,554	0,463	-0,371	28	0,713	-1,106	2,983	-7,217	5,004
	Not equal			-0,371	23,036	0,714	-1,106	2,983	-7,276	5,064

		Levene's Test for Equality of Variances		t-test for Equality of Means						
		F	Sig.	t	df	Sig. (2- tailed)	Mean Difference	Std. Error Difference	95% Confidence Interval of the Difference	
									Lower	Upper
P600_12	Equal var	1,873	0,182	-1,211	28	0,236	-6,058	5,004	-16,308	4,193
	Not equal			-1,211	19,703	0,24	-6,058	5,004	-16,506	4,391
P600_13	Equal var	4,918	0,035	-2,155	28	0,04	-5,930	2,751	-11,565	-0,294
	Not equal			-2,155	21,486	0,043	-5,930	2,751	-11,643	-0,216
P600_14	Equal var	1,566	0,221	-2,052	28	0,05	-4,767	2,324	-9,527	-0,007
	Not equal			-2,052	24,786	0,051	-4,767	2,324	-9,555	0,021
P600_15	Equal var	3,168	0,086	-0,415	28	0,681	-1,175	2,831	-6,973	4,623
	Not equal			-0,415	23,313	0,682	-1,175	2,831	-7,026	4,676
P600_16	Equal var	6,092	0,02	-1,462	28	0,155	-5,557	3,802	-13,345	2,230
	Not equal			-1,462	19,532	0,16	-5,557	3,802	-13,500	2,385

Πίνακας Β – Σύγκριση των amplitudes Controls/FES

Independent Samples Test										
		Levene's Test for Equality of Variances		t-test for Equality of Means						
		F	Sig.	t	df	Sig. (2-tailed)	Mean Difference	Std. Error Difference	95% Confidence Interval of the Difference	
									Lower	Upper
P50_02	Equal var	2,512	0,125	-0,359	26	0,722	-0,464	1,291	-3,118	2,190
	Not equal			-0,359	24,117	0,723	-0,464	1,291	-3,128	2,200
P50_03	Equal var	0,022	0,884	-1,276	26	0,213	-1,374	1,077	-3,587	0,840
	Not equal			-1,276	25,882	0,213	-1,374	1,077	-3,587	0,840
P50_04	Equal var	0,012	0,914	-0,574	26	0,571	-0,620	1,081	-2,842	1,602
	Not equal			-0,574	25,999	0,571	-0,620	1,081	-2,842	1,602
P50_05	Equal var	0,001	0,972	-0,9	26	0,376	-1,160	1,289	-3,809	1,489
	Not equal			-0,9	25,491	0,377	-1,160	1,289	-3,812	1,492
P50_06	Equal var	1,878	0,182	-0,561	26	0,58	-0,774	1,380	-3,610	2,063
	Not equal			-0,561	20,373	0,581	-0,774	1,380	-3,649	2,102
P50_07	Equal var	0,03	0,863	-1,419	26	0,168	-1,501	1,057	-3,674	0,673
	Not equal			-1,419	26	0,168	-1,501	1,057	-3,674	0,673
P50_08	Equal var	0,814	0,375	-0,532	26	0,599	-0,564	1,059	-2,742	1,614
	Not equal			-0,532	22,808	0,6	-0,564	1,059	-2,757	1,629
P50_09	Equal var	0,202	0,657	-1,566	26	0,129	-1,702	1,087	-3,936	0,532
	Not equal			-1,566	25,954	0,129	-1,702	1,087	-3,936	0,532
P50_10	Equal var	1,608	0,216	1,676	26	0,106	2,148	1,282	-0,487	4,784
	Not equal			1,676	23,449	0,107	2,148	1,282	-0,501	4,798
P50_11	Equal var	2,821	0,105	1,947	26	0,062	4,083	2,096	-0,227	8,392
	Not equal			1,947	21,918	0,064	4,083	2,096	-0,266	8,432
P50_12	Equal var	3,26	0,083	0,646	26	0,524	0,915	1,416	-1,996	3,825
	Not equal			0,646	19,449	0,526	0,915	1,416	-2,044	3,874
P50_13	Equal var	1,239	0,276	1,243	26	0,225	1,607	1,293	-1,050	4,265
	Not equal			1,243	23,879	0,226	1,607	1,293	-1,062	4,276
P50_14	Equal var	1,359	0,254	-0,105	26	0,917	-0,139	1,326	-2,864	2,585
	Not equal			-0,105	25,085	0,917	-0,139	1,326	-2,869	2,590
P50_15	Equal var	1,846	0,186	-0,21	26	0,836	-0,307	1,463	-3,315	2,701
	Not equal			-0,21	23,871	0,836	-0,307	1,463	-3,328	2,714
P50_16	Equal var	1,142	0,295	-0,088	26	0,93	-0,115	1,299	-2,786	2,556
	Not equal			-0,088	25,032	0,93	-0,115	1,299	-2,791	2,561
N100_02	Equal var	0,754	0,393	-1,144	26	0,263	-2,288	2,001	-6,401	1,825
	Not equal			-1,144	23,705	0,264	-2,288	2,001	-6,421	1,844
N100_03	Equal var	1,862	0,184	-2,937	26	0,007	-6,158	2,096	-10,467	-1,848
	Not equal			-2,937	22,207	0,008	-6,158	2,096	-10,503	-1,812
N100_04	Equal var	1,078	0,309	-0,796	26	0,433	-1,352	1,699	-4,844	2,140
	Not equal			-0,796	23,145	0,434	-1,352	1,699	-4,865	2,161
N100_05	Equal var	0,601	0,445	-1,474	26	0,153	-2,748	1,865	-6,582	1,085
	Not equal			-1,474	25,149	0,153	-2,748	1,865	-6,588	1,091

		Levene's Test for Equality of Variances		t-test for Equality of Means						
		F	Sig.	t	df	Sig. (2- tailed)	Mean Difference	Std. Error Difference	95% Confidence Interval of the Difference	
									Lower	Upper
N100_06	Equal var	0,924	0,345	-1,696	26	0,102	-2,887	1,702	-6,386	0,612
	Not equal			-1,696	24,403	0,103	-2,887	1,702	-6,397	0,624
N100_07	Equal var	1,142	0,295	-2,288	26	0,03	-4,945	2,161	-9,388	-0,503
	Not equal			-2,288	25,364	0,031	-4,945	2,161	-9,393	-0,498
N100_08	Equal var	0,542	0,468	0,703	26	0,488	1,279	1,819	-2,460	5,017
	Not equal			0,703	24,157	0,489	1,279	1,819	-2,474	5,031
N100_09	Equal var	0,352	0,558	-1,251	26	0,222	-2,691	2,152	-7,114	1,732
	Not equal			-1,251	24,087	0,223	-2,691	2,152	-7,132	1,749
N100_10	Equal var	0,531	0,473	1,608	26	0,12	2,669	1,660	-0,744	6,082
	Not equal			1,608	25,92	0,12	2,669	1,660	-0,744	6,083
N100_11	Equal var	1,669	0,208	1,6	26	0,122	3,131	1,957	-0,892	7,154
	Not equal			1,6	20,479	0,125	3,131	1,957	-0,945	7,208
N100_12	Equal var	0,634	0,433	0,719	26	0,478	1,551	2,157	-2,882	5,984
	Not equal			0,719	23,509	0,479	1,551	2,157	-2,905	6,007
N100_13	Equal var	2,129	0,157	0,063	26	0,95	0,117	1,839	-3,663	3,896
	Not equal			0,063	22,052	0,95	0,117	1,839	-3,696	3,929
N100_14	Equal var	1,65	0,21	-0,363	26	0,719	-0,738	2,031	-4,912	3,436
	Not equal			-0,363	21,187	0,72	-0,738	2,031	-4,958	3,483
N100_15	Equal var	1,052	0,314	-0,83	26	0,414	-2,248	2,708	-7,815	3,319
	Not equal			-0,83	25,994	0,414	-2,248	2,708	-7,815	3,319
N100_16	Equal var	0,026	0,874	-2,869	26	0,008	-6,984	2,434	-11,987	-1,980
	Not equal			-2,869	25,962	0,008	-6,984	2,434	-11,988	-1,979
P200_02	Equal var	0,875	0,358	0,993	26	0,33	2,877	2,898	-3,081	8,834
	Not equal			0,993	23,126	0,331	2,877	2,898	-3,117	8,870
P200_03	Equal var	1,512	0,23	2,203	26	0,037	6,185	2,807	0,414	11,956
	Not equal			2,203	20,912	0,039	6,185	2,807	0,345	12,025
P200_04	Equal var	0,542	0,468	2,071	26	0,048	3,901	1,883	0,030	7,772
	Not equal			2,071	24,393	0,049	3,901	1,883	0,018	7,785
P200_05	Equal var	0,082	0,777	2,953	26	0,007	6,480	2,195	1,969	10,990
	Not equal			2,953	25,877	0,007	6,480	2,195	1,968	10,992
P200_06	Equal var	0,209	0,651	1,907	26	0,068	5,106	2,677	-0,398	10,609
	Not equal			1,907	25,947	0,068	5,106	2,677	-0,398	10,610
P200_07	Equal var	1	0,326	2,782	26	0,01	6,784	2,439	1,771	11,797
	Not equal			2,782	25,789	0,01	6,784	2,439	1,769	11,799
P200_08	Equal var	0,742	0,397	1,104	26	0,28	2,889	2,617	-2,491	8,270
	Not equal			1,104	25,254	0,28	2,889	2,617	-2,499	8,277
P200_09	Equal var	4,385	0,046	2,343	26	0,027	5,117	2,184	0,628	9,606
	Not equal			2,343	21,504	0,029	5,117	2,184	0,582	9,652
P200_10	Equal var	0,625	0,436	0,481	26	0,635	0,798	1,659	-2,612	4,208
	Not equal			0,481	24,775	0,635	0,798	1,659	-2,620	4,216
P200_11	Equal var	2,85	0,103	1,667	26	0,108	4,265	2,559	-0,994	9,525
	Not equal			1,667	19,097	0,112	4,265	2,559	-1,088	9,619

		Levene's Test for Equality of Variances		t-test for Equality of Means						
		F	Sig.	t	df	Sig. (2-tailed)	Mean Difference	Std. Error Difference	95% Confidence Interval of the Difference	
									Lower	Upper
P200_12	Equal var	7,954	0,009	1,72	26	0,097	4,836	2,812	-0,944	10,615
	Not equal			1,72	16,813	0,104	4,836	2,812	-1,102	10,773
P200_13	Equal var	4,655	0,04	3,192	26	0,004	6,045	1,894	2,152	9,938
	Not equal			3,192	21,412	0,004	6,045	1,894	2,111	9,979
P200_14	Equal var	3,415	0,076	2,446	26	0,022	6,115	2,500	0,976	11,254
	Not equal			2,446	22,051	0,023	6,115	2,500	0,931	11,299
P200_15	Equal var	7,837	0,01	3,498	26	0,002	8,654	2,474	3,568	13,739
	Not equal			3,498	19,738	0,002	8,654	2,474	3,489	13,819
P200_16	Equal var	0,091	0,765	3,452	26	0,002	9,162	2,654	3,706	14,619
	Not equal			3,452	25,978	0,002	9,162	2,654	3,705	14,619
N200_02	Equal var	0,215	0,647	0,348	26	0,731	1,209	3,480	-5,943	8,362
	Not equal			0,348	25,893	0,731	1,209	3,480	-5,944	8,363
N200_03	Equal var	0,313	0,58	0,874	26	0,39	2,354	2,694	-3,183	7,890
	Not equal			0,874	25,979	0,39	2,354	2,694	-3,183	7,891
N200_04	Equal var	1,137	0,296	1,957	26	0,061	3,780	1,931	-0,189	7,750
	Not equal			1,957	24,247	0,062	3,780	1,931	-0,203	7,764
N200_05	Equal var	0,49	0,49	1,927	26	0,065	4,205	2,182	-0,280	8,689
	Not equal			1,927	25,821	0,065	4,205	2,182	-0,281	8,690
N200_06	Equal var	0,966	0,335	0,519	26	0,608	1,678	3,234	-4,971	8,326
	Not equal			0,519	25,379	0,608	1,678	3,234	-4,978	8,334
N200_07	Equal var	0,836	0,369	0,945	26	0,353	2,382	2,521	-2,799	7,563
	Not equal			0,945	24,345	0,354	2,382	2,521	-2,816	7,580
N200_08	Equal var	0,001	0,978	1,47	26	0,154	3,273	2,227	-1,305	7,852
	Not equal			1,47	25,849	0,154	3,273	2,227	-1,306	7,853
N200_09	Equal var	0,432	0,517	1,069	26	0,295	2,319	2,171	-2,142	6,781
	Not equal			1,069	25,577	0,295	2,319	2,171	-2,146	6,785
N200_10	Equal var	0,105	0,748	1,007	26	0,323	1,957	1,942	-2,036	5,949
	Not equal			1,007	25,796	0,323	1,957	1,942	-2,037	5,950
N200_11	Equal var	2,675	0,114	0,59	26	0,56	1,028	1,741	-2,551	4,606
	Not equal			0,59	22,79	0,561	1,028	1,741	-2,575	4,631
N200_12	Equal var	0,356	0,556	0,915	26	0,369	2,354	2,573	-2,936	7,643
	Not equal			0,915	23,597	0,37	2,354	2,573	-2,962	7,670
N200_13	Equal var	0,763	0,39	2,76	26	0,01	4,963	1,798	1,267	8,659
	Not equal			2,76	23,655	0,011	4,963	1,798	1,249	8,677
N200_14	Equal var	0	0,988	1,188	26	0,246	2,852	2,402	-2,085	7,790
	Not equal			1,188	25,994	0,246	2,852	2,402	-2,085	7,790
N200_15	Equal var	5,376	0,029	2,456	26	0,021	5,761	2,345	0,940	10,582
	Not equal			2,456	18,997	0,024	5,761	2,345	0,852	10,670
N200_16	Equal var	1,817	0,189	0,979	26	0,337	2,532	2,587	-2,784	7,849
	Not equal			0,979	23,993	0,337	2,532	2,587	-2,806	7,871
P300_02	Equal var	2,492	0,127	1,927	26	0,065	6,649	3,450	-0,443	13,742
	Not equal			1,927	19,502	0,069	6,649	3,450	-0,560	13,858

		Levene's Test for Equality of Variances		t-test for Equality of Means						
		F	Sig.	t	df	Sig. (2- tailed)	Mean Difference	Std. Error Difference	95% Confidence Interval of the Difference	
									Lower	Upper
P300_03	Equal var	3,029	0,094	2,208	26	0,036	6,402	2,899	0,443	12,361
	Not equal			2,208	18,299	0,04	6,402	2,899	0,319	12,485
P300_04	Equal var	3,222	0,084	2,274	26	0,031	4,385	1,928	0,422	8,347
	Not equal			2,274	21,914	0,033	4,385	1,928	0,386	8,384
P300_05	Equal var	4,123	0,053	2,516	26	0,018	6,079	2,416	1,113	11,045
	Not equal			2,516	22,146	0,02	6,079	2,416	1,071	11,088
P300_06	Equal var	0,506	0,483	2,399	26	0,024	7,032	2,931	1,008	13,056
	Not equal			2,399	23,01	0,025	7,032	2,931	0,969	13,094
P300_07	Equal var	2,656	0,115	3,413	26	0,002	7,052	2,066	2,804	11,299
	Not equal			3,413	22,4	0,002	7,052	2,066	2,771	11,332
P300_08	Equal var	0,06	0,808	1,078	26	0,291	2,848	2,642	-2,582	8,278
	Not equal			1,078	25,701	0,291	2,848	2,642	-2,585	8,281
P300_09	Equal var	0,709	0,407	2,095	26	0,046	4,510	2,152	0,085	8,934
	Not equal			2,095	25,757	0,046	4,510	2,152	0,083	8,936
P300_10	Equal var	0,128	0,724	-0,521	26	0,607	-1,009	1,936	-4,989	2,971
	Not equal			-0,521	23,871	0,607	-1,009	1,936	-5,007	2,989
P300_11	Equal var	0,564	0,459	1,194	26	0,243	3,185	2,669	-2,300	8,671
	Not equal			1,194	24,567	0,244	3,185	2,669	-2,316	8,687
P300_12	Equal var	1,448	0,24	1,199	26	0,241	3,841	3,204	-2,745	10,428
	Not equal			1,199	21,807	0,243	3,841	3,204	-2,808	10,490
P300_13	Equal var	0,46	0,504	2,914	26	0,007	5,783	1,985	1,703	9,863
	Not equal			2,914	25,382	0,007	5,783	1,985	1,698	9,867
P300_14	Equal var	0,005	0,944	2,769	26	0,01	6,492	2,344	1,673	11,311
	Not equal			2,769	25,788	0,01	6,492	2,344	1,671	11,313
P300_15	Equal var	0,942	0,341	3,126	26	0,004	7,472	2,390	2,560	12,385
	Not equal			3,126	23,967	0,005	7,472	2,390	2,539	12,406
P300_16	Equal var	2,626	0,117	3,697	26	0,001	9,866	2,669	4,381	15,352
	Not equal			3,697	21,763	0,001	9,866	2,669	4,328	15,404
N400_02	Equal var	5,031	0,034	0,405	26	0,689	1,054	2,602	-4,295	6,403
	Not equal			0,405	19,494	0,69	1,054	2,602	-4,383	6,491
N400_03	Equal var	1,027	0,32	0,395	26	0,696	0,974	2,468	-4,099	6,046
	Not equal			0,395	20,338	0,697	0,974	2,468	-4,168	6,116
N400_04	Equal var	0,883	0,356	1,747	26	0,092	3,749	2,147	-0,663	8,162
	Not equal			1,747	24,146	0,093	3,749	2,147	-0,679	8,178
N400_05	Equal var	1,148	0,294	2,17	26	0,039	4,232	1,951	0,223	8,242
	Not equal			2,17	20,726	0,042	4,232	1,951	0,173	8,292
N400_06	Equal var	2,762	0,109	0,641	26	0,527	1,818	2,836	-4,012	7,647
	Not equal			0,641	20,633	0,529	1,818	2,836	-4,087	7,722
N400_07	Equal var	0,974	0,333	1,058	26	0,3	2,521	2,383	-2,377	7,419
	Not equal			1,058	22,432	0,301	2,521	2,383	-2,415	7,457
N400_08	Equal var	1,232	0,277	1,787	26	0,086	4,136	2,315	-0,622	8,895
	Not equal			1,787	23,345	0,087	4,136	2,315	-0,649	8,921

		Levene's Test for Equality of Variances		t-test for Equality of Means						
		F	Sig.	t	df	Sig. (2-tailed)	Mean Difference	Std. Error Difference	95% Confidence Interval of the Difference	
									Lower	Upper
N400_09	Equal var	3,88	0,06	0,49	26	0,628	0,999	2,040	-3,193	5,192
	Not equal			0,49	21,01	0,629	0,999	2,040	-3,242	5,241
N400_10	Equal var	0,065	0,8	0,575	26	0,57	1,211	2,107	-3,120	5,541
	Not equal			0,575	25,99	0,57	1,211	2,107	-3,120	5,541
N400_11	Equal var	1,383	0,25	0,759	26	0,455	1,418	1,870	-2,425	5,261
	Not equal			0,759	24,549	0,455	1,418	1,870	-2,436	5,272
N400_12	Equal var	0,01	0,92	1,176	26	0,25	2,879	2,449	-2,155	7,912
	Not equal			1,176	25,574	0,251	2,879	2,449	-2,159	7,916
N400_13	Equal var	0,978	0,332	1,911	26	0,067	3,456	1,808	-0,261	7,173
	Not equal			1,911	23,834	0,068	3,456	1,808	-0,278	7,189
N400_14	Equal var	0,945	0,34	2,018	26	0,054	4,088	2,026	-0,077	8,253
	Not equal			2,018	24,763	0,055	4,088	2,026	-0,087	8,263
N400_15	Equal var	0,344	0,563	1,88	26	0,071	4,867	2,589	-0,455	10,188
	Not equal			1,88	25,891	0,071	4,867	2,589	-0,456	10,190
N400_16	Equal var	0,771	0,388	0,481	26	0,634	1,173	2,438	-3,838	6,184
	Not equal			0,481	23,735	0,635	1,173	2,438	-3,862	6,208
P600_02	Equal var	4,561	0,042	0,565	26	0,577	1,458	2,580	-3,845	6,761
	Not equal			0,565	20,644	0,578	1,458	2,580	-3,913	6,829
P600_03	Equal var	1,999	0,169	0,318	26	0,753	0,798	2,510	-4,361	5,958
	Not equal			0,318	19,702	0,754	0,798	2,510	-4,443	6,039
P600_04	Equal var	1,551	0,224	1,894	26	0,069	3,861	2,039	-0,329	8,051
	Not equal			1,894	24,463	0,07	3,861	2,039	-0,342	8,064
P600_05	Equal var	0,088	0,77	1,325	26	0,197	2,809	2,121	-1,550	7,168
	Not equal			1,325	25,621	0,197	2,809	2,121	-1,553	7,171
P600_06	Equal var	3,019	0,094	0,555	26	0,584	1,711	3,085	-4,630	8,052
	Not equal			0,555	20,563	0,585	1,711	3,085	-4,712	8,134
P600_07	Equal var	1,439	0,241	0,605	26	0,55	1,456	2,407	-3,492	6,405
	Not equal			0,605	23,027	0,551	1,456	2,407	-3,523	6,436
P600_08	Equal var	0,021	0,886	0,98	26	0,336	2,357	2,405	-2,586	7,300
	Not equal			0,98	25,761	0,336	2,357	2,405	-2,588	7,302
P600_09	Equal var	3,415	0,076	0,305	26	0,763	0,610	1,999	-3,499	4,719
	Not equal			0,305	20,775	0,763	0,610	1,999	-3,550	4,770
P600_10	Equal var	1,889	0,181	-0,4	26	0,692	-1,065	2,663	-6,539	4,409
	Not equal			-0,4	20,764	0,693	-1,065	2,663	-6,607	4,477
P600_11	Equal var	4,093	0,053	1,036	26	0,31	2,282	2,203	-2,246	6,809
	Not equal			1,036	21,216	0,312	2,282	2,203	-2,296	6,859
P600_12	Equal var	0,1	0,754	1,585	26	0,125	4,501	2,839	-1,336	10,337
	Not equal			1,585	25,006	0,126	4,501	2,839	-1,347	10,348
P600_13	Equal var	0,225	0,639	2,024	26	0,053	4,497	2,222	-0,069	9,064
	Not equal			2,024	24,364	0,054	4,497	2,222	-0,084	9,079
P600_14	Equal var	1,224	0,279	1,749	26	0,092	3,795	2,170	-0,665	8,255
	Not equal			1,749	25,072	0,093	3,795	2,170	-0,673	8,263

		Levene's Test for Equality of Variances		t-test for Equality of Means						
		F	Sig.	t	df	Sig. (2- tailed)	Mean Difference	Std. Error Difference	95% Confidence Interval of the Difference	
									Lower	Upper
P600_15	Equal var	4,203	0,051	1,7	26	0,101	3,934	2,315	-0,824	8,692
	Not equal			1,7	23,689	0,102	3,934	2,315	-0,847	8,714
P600_16	Equal var	0,797	0,38	0,93	26	0,361	2,114	2,273	-2,560	6,787
	Not equal			0,93	23,051	0,362	2,114	2,273	-2,589	6,816

Πίνακας Γ – Σύγκριση των τιμών του ΑρΕη

P₅₀						
Controls/OCD						
		Levene's Test		t-test for Equality of Means		
		F	Sig.	t	df	Sig. (2-tailed)
APEN_01	Equal var	1,189	0,284	1,133	32,0	0,266
	unequal var			1,079	23,0	0,292
APEN_02	Equal var	0,278	0,602	0,620	32,0	0,540
	unequal var			0,618	29,9	0,541
APEN_03	Equal var	5,987	0,020	-1,391	32,0	0,174
	unequal var			-1,302	20,5	0,207
APEN_04	Equal var	1,099	0,302	-0,988	32,0	0,331
	unequal var			-0,943	23,4	0,355
APEN_05	Equal var	0,389	0,537	0,148	32,0	0,883
	unequal var			0,144	25,7	0,887
APEN_06	Equal var	2,506	0,123	0,596	32,0	0,555
	unequal var			0,556	19,8	0,585
APEN_07	Equal var	15,943	0,000	-0,048	32,0	0,962
	unequal var			-0,045	20,5	0,965
APEN_08	Equal var	0,115	0,737	-0,389	32,0	0,700
	unequal var			-0,379	26,4	0,708
APEN_09	Equal var	6,081	0,019	0,819	33,0	0,418
	unequal var			0,779	21,7	0,444
APEN_10	Equal var	0,667	0,420	0,467	33,0	0,644
	unequal var			0,453	26,3	0,654
APEN_11	Equal var	6,088	0,019	-0,732	33,0	0,469
	unequal var			-0,702	23,6	0,490
APEN_12	Equal var	0,257	0,616	0,013	33,0	0,989
	unequal var			0,013	23,7	0,990
APEN_13	Equal var	0,787	0,382	-1,425	32,0	0,164
	unequal var			-1,390	25,2	0,177
APEN_14	Equal var	1,224	0,277	0,336	33,0	0,739
	unequal var			0,322	23,6	0,750
APEN_15	Equal var	1,730	0,198	0,199	33,0	0,843
	unequal var			0,192	24,5	0,849

P ₅₀						
Controls/FES						
		Levene's Test		t-test for Equality of Means		
		F	Sig.	t	df	Sig. (2-tailed)
APEN_01	Equal var	1,317	0,260	-0,557	31,0	0,582
	unequal var			-0,574	30,6	0,570
APEN_02	Equal var	0,964	0,333	-1,545	32,0	0,132
	unequal var			-1,503	26,3	0,145
APEN_03	Equal var	0,136	0,715	-1,984	32,0	0,056
	unequal var			-2,017	31,6	0,052
APEN_04	Equal var	4,815	0,036	-2,897	32,0	0,007
	unequal var			-3,127	26,9	0,004
APEN_05	Equal var	2,490	0,124	-3,354	32,0	0,002
	unequal var			-3,430	31,9	0,002
APEN_06	Equal var	2,291	0,140	-3,410	32,0	0,002
	unequal var			-3,601	30,4	0,001
APEN_07	Equal var	1,165	0,289	-2,248	32,0	0,032
	unequal var			-2,326	31,9	0,027
APEN_08	Equal var	5,662	0,023	-2,314	32,0	0,027
	unequal var			-2,475	28,6	0,020
APEN_09	Equal var	1,718	0,199	-0,733	32,0	0,469
	unequal var			-0,710	25,6	0,484
APEN_10	Equal var	0,017	0,897	-0,691	32,0	0,495
	unequal var			-0,689	29,9	0,496
APEN_11	Equal var	0,846	0,365	-1,803	32,0	0,081
	unequal var			-1,738	24,9	0,095
APEN_12	Equal var	0,408	0,527	-0,804	32,0	0,427
	unequal var			-0,816	31,6	0,420
APEN_13	Equal var	1,021	0,320	-1,614	31,0	0,117
	unequal var			-1,588	27,5	0,124
APEN_14	Equal var	1,534	0,224	-2,312	32,0	0,027
	unequal var			-2,380	32,0	0,023
APEN_15	Equal var	0,109	0,743	-4,648	32,0	0,000
	unequal var			-4,578	28,2	0,000

N ₁₀₀						
Controls/OCD						
		Levene's Test		t-test for Equality of Means		
		F	Sig.	t	df	Sig. (2-tailed)
APEN_01	Equal var	0,695	0,411	0,371	32,0	0,713
	unequal var			0,368	29,0	0,716
APEN_02	Equal var	7,181	0,012	-0,785	32,0	0,438
	unequal var			-0,725	18,7	0,477
APEN_03	Equal var	5,116	0,031	0,820	32,0	0,418
	unequal var			0,762	19,5	0,455
APEN_04	Equal var	5,228	0,029	0,768	32,0	0,448
	unequal var			0,721	20,8	0,479
APEN_05	Equal var	0,179	0,675	-1,414	32,0	0,167
	unequal var			-1,388	27,7	0,176
APEN_06	Equal var	19,523	0,000	-0,121	32,0	0,904
	unequal var			-0,112	18,3	0,912
APEN_07	Equal var	0,707	0,407	-0,706	32,0	0,485
	unequal var			-0,693	27,5	0,494
APEN_08	Equal var	2,622	0,115	1,070	32,0	0,293
	unequal var			0,998	20,1	0,330
APEN_09	Equal var	0,478	0,494	2,003	33,0	0,053
	unequal var			1,991	31,1	0,055
APEN_10	Equal var	4,205	0,048	0,829	33,0	0,413
	unequal var			0,793	23,3	0,436
APEN_11	Equal var	7,590	0,009	0,847	33,0	0,403
	unequal var			0,807	22,1	0,428
APEN_12	Equal var	16,128	0,000	0,075	33,0	0,941
	unequal var			0,070	18,9	0,945
APEN_13	Equal var	2,418	0,130	-0,635	32,0	0,530
	unequal var			-0,617	24,1	0,543
APEN_14	Equal var	7,046	0,012	1,137	33,0	0,264
	unequal var			1,088	23,3	0,288
APEN_15	Equal var	7,337	0,011	-0,295	33,0	0,770
	unequal var			-0,282	22,5	0,781

N ₁₀₀						
Controls/FES						
		Levene's Test		t-test for Equality of Means		
		F	Sig.	t	df	Sig. (2-tailed)
APEN_01	Equal var	0,331	0,569	-1,659	32,0	0,107
	unequal var			-1,699	31,9	0,099
APEN_02	Equal var	0,434	0,515	-4,448	32,0	0,000
	unequal var			-4,390	28,5	0,000
APEN_03	Equal var	0,115	0,737	-2,217	32,0	0,034
	unequal var			-2,216	30,2	0,034
APEN_04	Equal var	0,239	0,628	-3,335	32,0	0,002
	unequal var			-3,242	26,2	0,003
APEN_05	Equal var	1,384	0,248	-4,641	32,0	0,000
	unequal var			-4,735	31,8	0,000
APEN_06	Equal var	0,342	0,563	-4,784	32,0	0,000
	unequal var			-4,651	26,2	0,000
APEN_07	Equal var	0,989	0,327	-4,459	32,0	0,000
	unequal var			-4,629	31,8	0,000
APEN_08	Equal var	0,692	0,412	-1,807	32,0	0,080
	unequal var			-1,774	27,7	0,087
APEN_09	Equal var	0,082	0,776	1,486	32,0	0,147
	unequal var			1,537	32,0	0,134
APEN_10	Equal var	0,010	0,920	-0,222	32,0	0,826
	unequal var			-0,224	31,2	0,824
APEN_11	Equal var	2,353	0,135	-2,237	32,0	0,032
	unequal var			-2,150	24,4	0,042
APEN_12	Equal var	0,442	0,511	-1,579	32,0	0,124
	unequal var			-1,518	24,4	0,142
APEN_13	Equal var	2,880	0,100	-0,394	31,0	0,697
	unequal var			-0,383	25,4	0,705
APEN_14	Equal var	0,329	0,570	-2,467	32,0	0,019
	unequal var			-2,454	29,6	0,020
APEN_15	Equal var	1,065	0,310	-1,633	31,0	0,112
	unequal var			-1,559	22,8	0,133

P ₂₀₀						
Controls/OCD						
		Levene's Test		t-test for Equality of Means		
		F	Sig.	t	df	Sig. (2-tailed)
APEN_01	Equal var	0,009	0,927	-0,605	32,0	0,549
	unequal var			-0,616	31,7	0,542
APEN_02	Equal var	0,523	0,475	0,575	32,0	0,570
	unequal var			0,581	31,3	0,565
APEN_03	Equal var	0,392	0,536	-0,572	32,0	0,571
	unequal var			-0,563	27,9	0,578
APEN_04	Equal var	0,069	0,795	-0,527	32,0	0,602
	unequal var			-0,529	30,6	0,601
APEN_05	Equal var	1,320	0,259	-2,405	32,0	0,022
	unequal var			-2,516	31,4	0,017
APEN_06	Equal var	0,000	0,988	0,907	32,0	0,371
	unequal var			0,893	28,1	0,379
APEN_07	Equal var	1,764	0,194	-1,965	32,0	0,058
	unequal var			-1,876	23,4	0,073
APEN_08	Equal var	0,084	0,773	-0,336	32,0	0,739
	unequal var			-0,336	30,3	0,739
APEN_09	Equal var	0,438	0,513	2,071	33,0	0,046
	unequal var			2,032	28,7	0,051
APEN_10	Equal var	2,340	0,136	1,461	33,0	0,153
	unequal var			1,378	20,1	0,183
APEN_11	Equal var	1,918	0,175	1,184	33,0	0,245
	unequal var			1,154	27,3	0,258
APEN_12	Equal var	0,012	0,915	-0,047	33,0	0,962
	unequal var			-0,047	31,7	0,963
APEN_13	Equal var	4,991	0,033	0,669	32,0	0,508
	unequal var			0,654	25,7	0,519
APEN_14	Equal var	0,943	0,339	1,599	33,0	0,119
	unequal var			1,610	32,7	0,117
APEN_15	Equal var	0,037	0,849	-0,040	33,0	0,968
	unequal var			-0,040	32,3	0,968

P ₂₀₀						
Controls/FES						
		Levene's Test		t-test for Equality of Means		
		F	Sig.	t	df	Sig. (2-tailed)
APEN_01	Equal var	0,000	0,982	-3,092	32,0	0,004
	unequal var			-3,139	31,6	0,004
APEN_02	Equal var	1,259	0,270	-3,039	32,0	0,005
	unequal var			-3,094	31,7	0,004
APEN_03	Equal var	1,453	0,237	-2,818	32,0	0,008
	unequal var			-2,717	24,9	0,012
APEN_04	Equal var	2,122	0,155	-3,125	32,0	0,004
	unequal var			-3,241	31,9	0,003
APEN_05	Equal var	3,971	0,055	-4,050	32,0	0,000
	unequal var			-4,349	27,9	0,000
APEN_06	Equal var	2,714	0,109	-4,075	32,0	0,000
	unequal var			-4,297	30,6	0,000
APEN_07	Equal var	0,103	0,750	-5,114	32,0	0,000
	unequal var			-5,235	31,9	0,000
APEN_08	Equal var	0,047	0,829	-3,104	32,0	0,004
	unequal var			-3,169	31,8	0,003
APEN_09	Equal var	1,234	0,275	0,261	32,0	0,796
	unequal var			0,267	31,9	0,791
APEN_10	Equal var	4,214	0,048	-0,734	32,0	0,469
	unequal var			-0,686	20,3	0,500
APEN_11	Equal var	0,340	0,564	-2,644	32,0	0,013
	unequal var			-2,685	31,6	0,011
APEN_12	Equal var	0,020	0,887	-1,721	32,0	0,095
	unequal var			-1,711	29,4	0,098
APEN_13	Equal var	0,335	0,567	-2,627	31,0	0,013
	unequal var			-2,580	27,1	0,016
APEN_14	Equal var	0,284	0,598	-2,177	32,0	0,037
	unequal var			-2,154	28,9	0,040
APEN_15	Equal var	0,203	0,655	-4,108	31,0	0,000
	unequal var			-4,141	29,0	0,000

N ₂₀₀						
Controls/OCD						
		Levene's Test		t-test for Equality of Means		
		F	Sig.	t	df	Sig. (2-tailed)
APEN_01	Equal var	0,233	0,632	-0,290	32,0	0,774
	unequal var			-0,285	28,1	0,778
APEN_02	Equal var	5,738	0,023	1,182	32,0	0,246
	unequal var			1,118	21,9	0,276
APEN_03	Equal var	0,172	0,681	-0,070	32,0	0,945
	unequal var			-0,069	28,5	0,946
APEN_04	Equal var	0,424	0,520	0,176	32,0	0,862
	unequal var			0,171	26,6	0,865
APEN_05	Equal var	2,202	0,148	-3,608	32,0	0,001
	unequal var			-3,456	23,9	0,002
APEN_06	Equal var	2,613	0,116	1,728	32,0	0,094
	unequal var			1,610	19,7	0,123
APEN_07	Equal var	4,030	0,053	0,383	32,0	0,704
	unequal var			0,362	21,8	0,721
APEN_08	Equal var	1,274	0,267	-0,013	32,0	0,989
	unequal var			-0,013	23,5	0,990
APEN_09	Equal var	1,278	0,266	1,995	33,0	0,054
	unequal var			1,958	28,7	0,060
APEN_10	Equal var	3,288	0,079	0,655	33,0	0,517
	unequal var			0,629	24,2	0,535
APEN_11	Equal var	7,032	0,012	-0,802	33,0	0,428
	unequal var			-0,754	19,6	0,460
APEN_12	Equal var	2,257	0,143	1,672	33,0	0,104
	unequal var			1,596	22,7	0,124
APEN_13	Equal var	1,068	0,309	0,694	32,0	0,493
	unequal var			0,682	27,3	0,501
APEN_14	Equal var	0,012	0,915	0,968	33,0	0,340
	unequal var			0,961	31,0	0,344
APEN_15	Equal var	0,962	0,334	0,766	33,0	0,449
	unequal var			0,743	26,0	0,464

N ₂₀₀						
Controls/FES						
		Levene's Test		t-test for Equality of Means		
		F	Sig.	t	df	Sig. (2-tailed)
APEN_01	Equal var	1,243	0,273	-3,183	32,0	0,003
	unequal var			-3,303	31,8	0,002
APEN_02	Equal var	0,079	0,780	-2,190	32,0	0,036
	unequal var			-2,149	27,6	0,041
APEN_03	Equal var	0,302	0,586	-2,458	32,0	0,020
	unequal var			-2,455	30,0	0,020
APEN_04	Equal var	0,233	0,632	-3,029	32,0	0,005
	unequal var			-3,110	32,0	0,004
APEN_05	Equal var	0,002	0,963	-5,908	32,0	0,000
	unequal var			-5,938	30,7	0,000
APEN_06	Equal var	0,001	0,979	-3,447	32,0	0,002
	unequal var			-3,456	30,5	0,002
APEN_07	Equal var	0,452	0,506	-4,815	32,0	0,000
	unequal var			-4,851	31,0	0,000
APEN_08	Equal var	5,410	0,027	-3,565	32,0	0,001
	unequal var			-3,800	29,1	0,001
APEN_09	Equal var	4,971	0,033	-0,051	32,0	0,959
	unequal var			-0,054	30,6	0,957
APEN_10	Equal var	0,398	0,533	-1,616	32,0	0,116
	unequal var			-1,602	29,1	0,120
APEN_11	Equal var	3,675	0,064	-3,103	32,0	0,004
	unequal var			-2,911	20,8	0,008
APEN_12	Equal var	1,108	0,300	-2,694	32,0	0,011
	unequal var			-2,594	24,7	0,016
APEN_13	Equal var	0,159	0,693	-2,596	31,0	0,014
	unequal var			-2,620	30,8	0,014
APEN_14	Equal var	0,012	0,914	-1,850	32,0	0,074
	unequal var			-1,818	27,8	0,080
APEN_15	Equal var	0,036	0,851	-2,633	32,0	0,013
	unequal var			-2,554	25,9	0,017

P ₃₀₀						
Controls/OCD						
		Levene's Test		t-test for Equality of Means		
		F	Sig.	t	df	Sig. (2-tailed)
APEN_01	Equal var	0,012	0,914	-0,771	32,0	0,447
	unequal var			-0,759	28,3	0,454
APEN_02	Equal var	2,156	0,152	0,031	32,0	0,975
	unequal var			0,030	21,8	0,977
APEN_03	Equal var	0,824	0,371	-0,818	32,0	0,420
	unequal var			-0,840	32,0	0,407
APEN_04	Equal var	0,173	0,680	-1,055	32,0	0,299
	unequal var			-1,085	32,0	0,286
APEN_05	Equal var	0,350	0,558	-0,394	32,0	0,696
	unequal var			-0,390	28,9	0,699
APEN_06	Equal var	1,804	0,189	2,295	31,0	0,029
	unequal var			2,147	20,6	0,044
APEN_07	Equal var	2,588	0,118	-0,508	30,0	0,615
	unequal var			-0,469	18,9	0,644
APEN_08	Equal var	0,001	0,976	-1,500	32,0	0,143
	unequal var			-1,516	31,2	0,140
APEN_09	Equal var	3,439	0,073	1,151	33,0	0,258
	unequal var			1,084	19,8	0,291
APEN_10	Equal var	0,214	0,647	0,885	31,0	0,383
	unequal var			0,877	27,3	0,388
APEN_11	Equal var	3,849	0,058	0,193	33,0	0,849
	unequal var			0,182	21,0	0,857
APEN_12	Equal var	2,210	0,147	0,222	33,0	0,825
	unequal var			0,230	31,5	0,820
APEN_13	Equal var	2,390	0,132	-0,005	32,0	0,996
	unequal var			-0,005	31,2	0,996
APEN_14	Equal var	0,103	0,750	1,082	33,0	0,287
	unequal var			1,082	32,0	0,287
APEN_15	Equal var	0,916	0,345	1,324	33,0	0,195
	unequal var			1,275	24,5	0,214

P ₃₀₀						
Controls/FES						
		Levene's Test		t-test for Equality of Means		
		F	Sig.	t	df	Sig. (2-tailed)
APEN_01	Equal var	0,385	0,539	-2,483	32,0	0,018
	unequal var			-2,433	27,5	0,022
APEN_02	Equal var	0,007	0,933	-2,690	32,0	0,011
	unequal var			-2,674	29,5	0,012
APEN_03	Equal var	2,288	0,140	-3,676	32,0	0,001
	unequal var			-3,551	25,2	0,002
APEN_04	Equal var	0,199	0,659	-3,445	32,0	0,002
	unequal var			-3,537	32,0	0,001
APEN_05	Equal var	0,195	0,661	-3,222	32,0	0,003
	unequal var			-3,180	28,5	0,004
APEN_06	Equal var	0,083	0,775	-4,769	32,0	0,000
	unequal var			-4,796	30,8	0,000
APEN_07	Equal var	0,184	0,671	-3,318	32,0	0,002
	unequal var			-3,286	29,0	0,003
APEN_08	Equal var	1,704	0,201	-3,847	32,0	0,001
	unequal var			-4,089	29,5	0,000
APEN_09	Equal var	0,755	0,391	-2,042	32,0	0,049
	unequal var			-2,109	32,0	0,043
APEN_10	Equal var	1,219	0,278	-0,591	32,0	0,558
	unequal var			-0,613	31,9	0,544
APEN_11	Equal var	0,963	0,334	-0,779	32,0	0,442
	unequal var			-0,749	24,5	0,461
APEN_12	Equal var	0,006	0,937	-2,488	32,0	0,018
	unequal var			-2,471	29,3	0,020
APEN_13	Equal var	5,592	0,024	-3,113	31,0	0,004
	unequal var			-3,232	29,5	0,003
APEN_14	Equal var	0,194	0,663	-3,068	32,0	0,004
	unequal var			-2,978	26,0	0,006
APEN_15	Equal var	0,584	0,450	-2,581	31,0	0,015
	unequal var			-2,637	30,1	0,013

N ₄₀₀						
Controls/OCD						
		Levene's Test		t-test for Equality of Means		
		F	Sig.	t	df	Sig. (2-tailed)
APEN_01	Equal var	0,001	0,981	-1,884	32,0	0,069
	unequal var			-1,900	31,0	0,067
APEN_02	Equal var	0,450	0,507	-0,050	32,0	0,961
	unequal var			-0,048	24,2	0,962
APEN_03	Equal var	2,272	0,142	0,853	32,0	0,400
	unequal var			0,898	30,7	0,376
APEN_04	Equal var	0,290	0,594	-0,537	32,0	0,595
	unequal var			-0,520	25,5	0,608
APEN_05	Equal var	2,130	0,154	-0,912	32,0	0,368
	unequal var			-0,865	22,3	0,396
APEN_06	Equal var	3,919	0,056	1,438	32,0	0,160
	unequal var			1,305	16,6	0,210
APEN_07	Equal var	2,757	0,107	0,325	32,0	0,747
	unequal var			0,309	22,5	0,760
APEN_08	Equal var	1,443	0,238	-1,048	32,0	0,302
	unequal var			-1,020	26,3	0,317
APEN_09	Equal var	3,161	0,085	0,617	33,0	0,542
	unequal var			0,593	24,4	0,558
APEN_10	Equal var	4,593	0,040	1,517	33,0	0,139
	unequal var			1,425	19,4	0,170
APEN_11	Equal var	3,245	0,081	-0,792	33,0	0,434
	unequal var			-0,768	25,9	0,450
APEN_12	Equal var	1,605	0,214	0,267	33,0	0,791
	unequal var			0,262	28,4	0,795
APEN_13	Equal var	0,408	0,527	-0,871	32,0	0,390
	unequal var			-0,866	30,7	0,393
APEN_14	Equal var	3,524	0,069	0,470	33,0	0,641
	unequal var			0,448	22,3	0,658
APEN_15	Equal var	1,420	0,242	1,135	33,0	0,265
	unequal var			1,106	27,2	0,278

N ₄₀₀						
Controls/FES						
		Levene's Test		t-test for Equality of Means		
		F	Sig.	t	df	Sig. (2-tailed)
APEN_01	Equal var	0,110	0,742	-2,467	32,0	0,019
	unequal var			-2,453	29,5	0,020
APEN_02	Equal var	0,712	0,405	-2,934	32,0	0,006
	unequal var			-3,000	31,9	0,005
APEN_03	Equal var	1,016	0,321	-2,538	32,0	0,016
	unequal var			-2,636	31,8	0,013
APEN_04	Equal var	1,829	0,186	-3,288	32,0	0,002
	unequal var			-3,421	31,7	0,002
APEN_05	Equal var	0,392	0,535	-3,863	32,0	0,001
	unequal var			-3,795	27,8	0,001
APEN_06	Equal var	0,047	0,829	-3,479	32,0	0,001
	unequal var			-3,534	31,6	0,001
APEN_07	Equal var	0,014	0,905	-4,137	32,0	0,000
	unequal var			-4,149	30,5	0,000
APEN_08	Equal var	0,000	0,997	-3,531	32,0	0,001
	unequal var			-3,580	31,5	0,001
APEN_09	Equal var	0,350	0,558	-1,631	32,0	0,113
	unequal var			-1,693	31,8	0,100
APEN_10	Equal var	0,006	0,940	0,074	32,0	0,941
	unequal var			0,072	26,9	0,943
APEN_11	Equal var	0,032	0,858	-1,533	32,0	0,135
	unequal var			-1,519	29,0	0,140
APEN_12	Equal var	2,072	0,160	-1,570	32,0	0,126
	unequal var			-1,505	24,0	0,145
APEN_13	Equal var	2,589	0,118	-2,554	31,0	0,016
	unequal var			-2,660	29,1	0,013
APEN_14	Equal var	0,004	0,953	-3,358	32,0	0,002
	unequal var			-3,360	30,3	0,002
APEN_15	Equal var	0,086	0,772	-2,471	31,0	0,019
	unequal var			-2,507	29,5	0,018

P ₆₀₀						
Controls/OCD						
		Levene's Test		t-test for Equality of Means		
		F	Sig.	t	df	Sig. (2-tailed)
APEN_01	Equal var	1,245	0,273	0,697	32,0	0,491
	unequal var			0,664	23,0	0,514
APEN_02	Equal var	4,912	0,034	1,804	32,0	0,081
	unequal var			1,669	18,8	0,112
APEN_03	Equal var	4,952	0,033	0,044	32,0	0,965
	unequal var			0,041	18,1	0,968
APEN_04	Equal var	0,614	0,439	1,159	31,0	0,255
	unequal var			1,088	21,0	0,289
APEN_05	Equal var	1,246	0,273	0,075	32,0	0,941
	unequal var			0,070	20,9	0,945
APEN_06	Equal var	5,474	0,026	1,333	32,0	0,192
	unequal var			1,194	15,1	0,251
APEN_07	Equal var	5,366	0,027	0,029	32,0	0,977
	unequal var			0,027	19,5	0,979
APEN_08	Equal var	3,124	0,087	0,008	32,0	0,993
	unequal var			0,008	21,9	0,994
APEN_09	Equal var	4,019	0,053	0,053	33,0	0,958
	unequal var			0,052	24,9	0,959
APEN_10	Equal var	9,603	0,004	1,506	32,0	0,142
	unequal var			1,381	17,8	0,184
APEN_11	Equal var	4,668	0,038	0,818	33,0	0,419
	unequal var			0,761	17,5	0,457
APEN_12	Equal var	1,688	0,203	0,975	32,0	0,337
	unequal var			1,011	31,9	0,320
APEN_13	Equal var	1,847	0,184	-0,130	32,0	0,898
	unequal var			-0,126	22,8	0,901
APEN_14	Equal var	4,031	0,053	1,020	33,0	0,315
	unequal var			0,963	20,3	0,347
APEN_15	Equal var	3,440	0,073	1,041	33,0	0,305
	unequal var			0,993	22,4	0,331

P ₆₀₀						
Controls/FES						
		Levene's Test		t-test for Equality of Means		
		F	Sig.	t	df	Sig. (2-tailed)
APEN_01	Equal var	0,013	0,911	-2,531	32,0	0,016
	unequal var			-2,542	30,7	0,016
APEN_02	Equal var	6,922	0,013	-2,209	32,0	0,034
	unequal var			-2,043	18,8	0,055
APEN_03	Equal var	0,049	0,827	-3,227	32,0	0,003
	unequal var			-3,236	30,5	0,003
APEN_04	Equal var	0,084	0,773	-2,555	32,0	0,016
	unequal var			-2,599	31,7	0,014
APEN_05	Equal var	0,905	0,348	-3,677	32,0	0,001
	unequal var			-3,566	25,8	0,001
APEN_06	Equal var	1,254	0,271	-2,975	32,0	0,006
	unequal var			-2,907	27,0	0,007
APEN_07	Equal var	4,128	0,051	-2,882	32,0	0,007
	unequal var			-3,054	30,0	0,005
APEN_08	Equal var	0,000	0,992	-2,328	32,0	0,026
	unequal var			-2,404	32,0	0,022
APEN_09	Equal var	0,006	0,938	-1,709	32,0	0,097
	unequal var			-1,731	31,4	0,093
APEN_10	Equal var	0,012	0,915	-0,004	32,0	0,997
	unequal var			-0,004	28,7	0,997
APEN_11	Equal var	1,188	0,284	-3,307	32,0	0,002
	unequal var			-3,139	22,5	0,005
APEN_12	Equal var	0,463	0,501	-1,819	32,0	0,078
	unequal var			-1,849	31,6	0,074
APEN_13	Equal var	1,124	0,297	-2,495	31,0	0,018
	unequal var			-2,543	31,0	0,016
APEN_14	Equal var	0,619	0,437	-1,930	32,0	0,063
	unequal var			-1,946	31,1	0,061
APEN_15	Equal var	0,427	0,518	-2,961	31,0	0,006
	unequal var			-3,091	31,0	0,004

Παράρτημα III⁵⁴: Τιμές του *ApEn*

Πίνακας 1 – P_{50}

		Fp1	F3	(C3-T5)/2	C3	Fp2	F4	(C4-T6)/2	C4	O1	O2	P4	P3	Pz	Cz	Fz
Controls	1	0,23	0,22	0,23	0,20	0,18	0,23	0,24	0,21	0,19	0,20	0,20	0,19	0,18	0,21	0,21
	2	0,21	0,20	0,26	0,24	0,20	0,22	0,24	0,24	0,27	0,24	0,23	0,26	0,22	0,24	0,20
	3	0,21	0,23	0,22	0,21	0,18	0,21	0,22	0,19	0,23	0,20	0,20	0,23	0,22	0,23	0,21
	4	0,24	0,25	0,23	0,22	0,23	0,23	0,25	0,22	0,24	0,26	0,22	0,23	0,23	0,21	0,22
	5	0,22	0,22	0,22	0,24	0,23	0,22	0,23	0,19	0,22	0,18	0,19	0,25	0,20	0,22	0,20
	6	0,22	0,21	0,20	0,20	0,19	0,21	0,21	0,21	0,21	0,23	0,20	0,21	0,20	0,19	0,20
	7	0,21	0,21	0,21	0,19	0,21	0,21	0,22	0,17	0,22	0,19	0,19	0,20	0,20	0,21	0,19
	8	0,20	0,23	0,22	0,23	0,20	0,18	0,21	0,23	0,21	0,18	0,19	0,18	0,18	0,23	0,19
	9	0,22	0,23	0,22	0,20	0,22	0,20	0,24	0,18	0,18	0,17	0,21	0,23	0,22	0,19	0,23
	10	0,19	0,22	0,23	0,19	0,23	0,16	0,27	0,21	0,21	0,20	0,21	0,21	0,22	0,21	0,24
	11	0,25	0,23	0,23	0,22	0,24	0,24	0,28	0,24	0,22	0,23	0,25	0,22	0,25	0,25	0,23
	12	0,26	0,23	0,25	0,21	0,24	0,25	0,23	0,23	0,24	0,21	0,21	0,24	0,24	0,27	0,21
	13	0,22	0,24	0,22	0,21	0,25	0,23	0,21	0,24	0,20	0,24	0,22	0,23	0,19	0,22	0,23
	14	0,28	0,21	0,23	0,21	0,24	0,25	0,25	0,25	0,20	0,20	0,22	0,22	0,24	0,24	0,23
	15	0,19	0,17	0,16	0,18	0,19	0,17	0,24	0,19	0,21	0,18	0,20	0,18	0,20	0,20	0,19
	16	0,25	0,18	0,19	0,18	0,19	0,23	0,19	0,22	0,19	0,21	0,20	0,21	0,19	0,22	0,19
	17	0,25	0,25	0,28	0,23	0,25	0,27	0,25	0,27	0,25	0,26	0,25	0,24	0,24	0,26	0,24
	18	0,21	0,28	0,26	0,27	0,24	0,21	0,22	0,21	0,22	0,25	0,21	0,21	0,22	0,24	0,20
OCD	1	0,23	0,20	0,26	0,22	0,22	0,23	0,22	0,19	0,18	0,18	0,20	0,19	0,24	0,24	0,22
	2	0,20	0,24	0,26	0,23	0,23	0,20	0,26	0,24	0,23	0,21	0,21	0,22	0,23	0,22	0,20
	3	0,21	0,20	0,18	0,17	0,17	0,15	0,25	0,21	0,21	0,22	0,20	0,19	0,16	0,19	0,15
	4	0,18	0,20	0,36	0,18	0,19	0,11	0,28	0,25	0,17	0,09	0,17	0,20	0,26	0,30	0,20
	5	0,18	0,18	0,23	0,23	0,20	0,25	0,18	0,20	0,15	0,17	0,21	0,21	0,22	0,17	0,17
	6	0,19	0,23	0,19	0,22	0,16	0,20	0,21	0,22	0,18	0,24	0,19	0,20	0,20	0,22	0,22
	7	0,16	0,19	0,20	0,16	0,17	0,20	0,19	0,22	0,19	0,18	0,20	0,21	0,22	0,18	0,21
	8	0,27	0,22	0,27	0,26	0,23	0,29	0,27	0,21	0,18	0,24	0,26	0,25	0,24	0,24	0,24
	9	0,31	0,26	0,29	0,34	0,28	0,34	0,29	0,31	0,31	0,24	0,24	0,36	0,32	0,30	0,27
	10	0,21	0,21	0,29	0,26	0,22	0,19	0,26	0,24	0,25	0,23	0,22	0,21	0,22	0,22	0,18
	11	0,23	0,23	0,26	0,25	0,21	0,20	0,25	0,19	0,26	0,25	0,26	0,25	0,25	0,22	0,24
	12	0,22	0,20	0,18	0,21	0,24	0,17	0,18	0,18	0,20	0,18	0,18	0,22	0,21	0,20	0,21
	13	0,17	0,23	0,27	0,21	0,22	0,21	0,20	0,23	0,18	0,25	0,21	0,20	0,20	0,21	0,21
	14	0,25	0,26	0,26	0,24	0,26	0,21	0,27	0,23	0,19	0,22	0,25	0,22	0,21	0,21	0,24
	15	0,21	0,21	0,21	0,24	0,24	0,22	0,20	0,22	0,20	0,22	0,23	0,19	0,25	0,22	0,21
FES	1	0,22	0,24	0,22	0,24	0,23	0,23	0,26	0,24	0,25	0,22	0,22	0,23	0,26	0,24	0,26
	2	0,25	0,30	0,24	0,27	0,26	0,26	0,26	0,23	0,18	0,19	0,27	0,22	0,26	0,26	0,25
	3	0,24	0,26	0,25	0,25	0,27	0,26	0,23	0,25	0,23	0,26	0,28	0,26	0,26	0,24	0,25
	4	0,18	0,21	0,19	0,22	0,20	0,24	0,25	0,23	0,20	0,24	0,21	0,19	0,21	0,22	0,22
	5	0,22	0,25	0,27	0,27	0,23	0,29	0,26	0,25	0,21	0,22	0,21	0,24	0,22	0,28	0,30
	6	0,25	0,21	0,23	0,23	0,25	0,24	0,24	0,21	0,18	0,20	0,21	0,22	0,20	0,23	0,24
	7	0,24	0,29	0,27	0,24	0,22	0,26	0,25	0,26	0,20	0,18	0,22	0,22	0,20	0,24	0,26
	8	0,22	0,24	0,23	0,24	0,27	0,24	0,23	0,24	0,24	0,25	0,25	0,22	0,25	0,23	0,24
	9	0,22	0,18	0,24	0,23	0,24	0,23	0,22	0,23	0,22	0,25	0,24	0,25	0,20	0,25	0,22
	10	0,22	0,22	0,26	0,24	0,23	0,23	0,25	0,23	0,27	0,25	0,20	0,26	0,23	0,22	0,25
	11	0,26	0,25	0,26	0,24	0,27	0,24	0,25	0,23	0,23	0,20	0,20	0,22	0,24	0,24	0,25
	12	0,26	0,23	0,25	0,23	0,26	0,22	0,26	0,26	0,26	0,25	0,22	0,25	0,24	0,24	0,25
	13	0,23	0,26	0,28	0,23	0,24	0,27	0,28	0,24	0,22	0,21	0,19	0,23	0,20	0,23	0,24
	14	0,22	0,23	0,25	0,23	0,24	0,24	0,26	0,22	0,20	0,19	0,22	0,22	0,24	0,27	0,21

⁵⁴ Όλοι οι πίνακες του *ApEn* έχουν υπολογιστεί για $m = 2$ & $r = 0.2$

Πίνακας 2 – N_{100}

		Fp1	F3	(C3-T5)/2	C3	Fp2	F4	(C4-T6)/2	C4	O1	O2	P4	P3	Pz	Cz	Fz
Controls	1	0,25	0,24	0,24	0,25	0,21	0,20	0,24	0,25	0,24	0,21	0,27	0,23	0,20	0,24	0,20
	2	0,25	0,24	0,26	0,26	0,23	0,23	0,25	0,23	0,21	0,31	0,24	0,27	0,22	0,26	0,24
	3	0,24	0,22	0,23	0,24	0,25	0,20	0,21	0,25	0,24	0,25	0,22	0,22	0,25	0,24	0,26
	4	0,25	0,22	0,29	0,26	0,22	0,24	0,23	0,25	0,23	0,22	0,24	0,24	0,23	0,24	0,25
	5	0,27	0,25	0,27	0,22	0,26	0,24	0,25	0,24	0,27	0,21	0,22	0,25	0,27	0,26	0,24
	6	0,24	0,23	0,25	0,21	0,22	0,23	0,25	0,24	0,35	0,17	0,23	0,23	0,24	0,23	0,22
	7	0,25	0,23	0,26	0,23	0,25	0,23	0,22	0,22	0,27	0,25	0,23	0,24	0,24	0,24	0,23
	8	0,22	0,26	0,25	0,22	0,20	0,22	0,22	0,26	0,25	0,25	0,25	0,23	0,25	0,24	0,23
	9	0,24	0,23	0,27	0,25	0,20	0,22	0,30	0,24	0,23	0,22	0,26	0,23	0,24	0,23	0,21
	10	0,24	0,20	0,23	0,21	0,21	0,23	0,22	0,21	0,25	0,23	0,24	0,21	0,23	0,24	0,25
	11	0,23	0,21	0,27	0,24	0,21	0,22	0,24	0,28	0,26	0,25	0,26	0,26	0,26	0,22	0,22
	12	0,27	0,24	0,25	0,26	0,24	0,25	0,27	0,25	0,22	0,24	0,27	0,24	0,23	0,24	0,25
	13	0,23	0,24	0,27	0,22	0,24	0,27	0,29	0,28	0,25	0,26	0,23	0,26	0,25	0,27	0,27
	14	0,29	0,22	0,22	0,21	0,24	0,25	0,22	0,23	0,25	0,24	0,21	0,23	0,24	0,26	0,22
	15	0,17	0,22	0,21	0,22	0,21	0,21	0,26	0,22	0,25	0,24	0,21	0,23	0,23	0,21	0,20
	16	0,21	0,24	0,22	0,23	0,21	0,21	0,23	0,22	0,26	0,24	0,21	0,23	0,25	0,23	0,23
	17	0,29	0,27	0,27	0,25	0,26	0,25	0,27	0,24	0,32	0,29	0,27	0,24	0,24	0,23	0,23
	18	0,20	0,25	0,21	0,22	0,23	0,22	0,23	0,23	0,29	0,23	0,25	0,23	0,21	0,24	0,23
OCD	1	0,23	0,25	0,24	0,25	0,24	0,26	0,25	0,22	0,26	0,20	0,22	0,23	0,22	0,23	0,21
	2	0,19	0,24	0,25	0,20	0,22	0,20	0,22	0,22	0,21	0,24	0,21	0,21	0,24	0,20	0,22
	3	0,18	0,21	0,24	0,26	0,22	0,18	0,28	0,20	0,22	0,22	0,26	0,27	0,23	0,24	0,20
	4	0,20	0,21	0,33	0,16	0,23	0,17	0,29	0,31	0,20	0,13	0,18	0,29	0,29	0,29	0,28
	5	0,26	0,23	0,20	0,23	0,23	0,25	0,21	0,19	0,18	0,17	0,19	0,18	0,22	0,25	0,23
	6	0,26	0,24	0,20	0,26	0,25	0,24	0,27	0,20	0,22	0,22	0,23	0,23	0,21	0,23	0,21
	7	0,20	0,19	0,20	0,23	0,20	0,19	0,20	0,21	0,24	0,21	0,21	0,19	0,22	0,18	0,21
	8	0,27	0,30	0,30	0,24	0,28	0,27	0,26	0,22	0,26	0,28	0,25	0,27	0,25	0,22	0,29
	9	0,26	0,25	0,26	0,27	0,26	0,30	0,24	0,32	0,24	0,31	0,28	0,27	0,31	0,27	0,25
	10	0,28	0,29	0,19	0,24	0,23	0,25	0,31	0,23	0,25	0,29	0,28	0,23	0,24	0,21	0,28
	11	0,23	0,29	0,22	0,24	0,27	0,26	0,27	0,26	0,22	0,33	0,27	0,25	0,23	0,18	0,24
	12	0,23	0,17	0,15	0,18	0,25	0,21	0,24	0,20	0,27	0,20	0,19	0,22	0,23	0,19	0,17
	13	0,25	0,22	0,21	0,20	0,27	0,21	0,23	0,23	0,16	0,16	0,18	0,20	0,26	0,27	0,27
	14	0,25	0,28	0,30	0,25	0,24	0,26	0,25	0,22	0,30	0,26	0,24	0,29	0,27	0,25	0,26
	15	0,28	0,23	0,23	0,21	0,20	0,20	0,24	0,22	0,27	0,23	0,20	0,22	0,24	0,19	0,20
FES	1	0,29	0,25	0,26	0,23	0,23	0,24	0,27	0,28	0,25	0,25	0,24	0,24	0,23	0,24	0,23
	2	0,28	0,30	0,26	0,29	0,28	0,29	0,26	0,28	0,22	0,25	0,28	0,23	0,26	0,26	0,27
	3	0,28	0,29	0,30	0,29	0,28	0,27	0,27	0,29	0,27	0,30	0,30	0,30	0,26	0,30	0,23
	4	0,24	0,26	0,22	0,24	0,26	0,24	0,28	0,24	0,21	0,25	0,20	0,25	0,22	0,22	0,25
	5	0,25	0,27	0,23	0,21	0,25	0,26	0,27	0,26	0,27	0,27	0,31	0,25	0,20	0,24	0,26
	6	0,24	0,24	0,25	0,23	0,25	0,26	0,28	0,24	0,21	0,24	0,30	0,23	0,22	0,24	0,22
	7	0,24	0,28	0,28	0,27	0,26	0,27	0,30	0,21	0,22	0,21	0,26	0,25	0,23	0,24	0,18
	8	0,26	0,24	0,26	0,26	0,25	0,25	0,30	0,22	0,29	0,22	0,25	0,26	0,28	0,29	0,27
	9	0,25	0,28	0,27	0,26	0,28	0,31	0,31	0,23	0,22	0,22	0,28	0,24	0,25	0,26	0,25
	10	0,26	0,26	0,29	0,27	0,26	0,22	0,25	0,24	0,27	0,23	0,28	0,24	0,23	0,27	0,25
	11	0,28	0,25	0,25	0,25	0,26	0,28	0,29	0,25	0,22	0,23	0,24	0,23	0,27	0,23	0,27
	12	0,19	0,26	0,27	0,27	0,23	0,24	0,26	0,26	0,27	0,30	0,27	0,22	0,27	0,26	0,26
	13	0,26	0,25	0,28	0,25	0,25	0,26	0,26	0,22	0,24	0,23	0,25	0,26	0,22	0,25	0,24
	14	0,27	0,23	0,31	0,26	0,29	0,26	0,31	0,26	0,24	0,27	0,23	0,24	0,24	0,27	0,26

Πίνακας 3 – P₂₀₀

		Fp1	F3	(C3-T5)/2	C3	Fp2	F4	(C4-T6)/2	C4	O1	O2	P4	P3	Pz	Cz	Fz
Controls	1	0,27	0,32	0,30	0,29	0,29	0,28	0,32	0,34	0,25	0,29	0,31	0,27	0,29	0,30	0,28
	2	0,27	0,29	0,28	0,30	0,26	0,27	0,29	0,31	0,34	0,34	0,34	0,32	0,32	0,30	0,28
	3	0,20	0,20	0,24	0,18	0,14	0,18	0,20	0,20	0,34	0,33	0,26	0,27	0,25	0,20	0,18
	4	0,27	0,29	0,31	0,23	0,27	0,25	0,28	0,24	0,28	0,29	0,26	0,25	0,26	0,24	0,22
	5	0,33	0,34	0,36	0,35	0,31	0,31	0,29	0,31	0,32	0,29	0,30	0,29	0,30	0,30	0,28
	6	0,28	0,31	0,30	0,29	0,29	0,29	0,32	0,27	0,28	0,27	0,27	0,24	0,27	0,29	0,27
	7	0,27	0,28	0,26	0,28	0,25	0,25	0,25	0,26	0,29	0,29	0,29	0,29	0,24	0,26	0,23
	8	0,29	0,31	0,29	0,26	0,27	0,28	0,27	0,28	0,28	0,28	0,32	0,27	0,26	0,27	0,26
	9	0,29	0,28	0,30	0,21	0,28	0,25	0,28	0,27	0,34	0,29	0,28	0,28	0,28	0,27	0,26
	10	0,25	0,25	0,25	0,23	0,22	0,22	0,22	0,27	0,30	0,29	0,26	0,28	0,27	0,22	0,28
	11	0,29	0,24	0,27	0,29	0,29	0,23	0,26	0,25	0,33	0,30	0,26	0,26	0,27	0,19	0,23
	12	0,29	0,23	0,28	0,21	0,26	0,24	0,29	0,27	0,31	0,29	0,28	0,31	0,25	0,28	0,24
	13	0,30	0,31	0,28	0,26	0,34	0,35	0,31	0,29	0,26	0,28	0,30	0,25	0,26	0,27	0,30
	14	0,28	0,18	0,23	0,18	0,23	0,19	0,21	0,18	0,25	0,27	0,21	0,20	0,19	0,21	0,18
	15	0,24	0,29	0,29	0,31	0,28	0,30	0,31	0,26	0,30	0,29	0,28	0,30	0,28	0,27	0,26
	16	0,23	0,19	0,22	0,18	0,20	0,22	0,24	0,21	0,28	0,26	0,23	0,21	0,24	0,20	0,19
	17	0,28	0,24	0,30	0,25	0,21	0,24	0,27	0,26	0,32	0,33	0,29	0,30	0,25	0,23	0,24
	18	0,27	0,28	0,28	0,27	0,28	0,27	0,28	0,28	0,33	0,26	0,30	0,26	0,25	0,29	0,26
OCD	1	0,28	0,33	0,29	0,30	0,28	0,31	0,29	0,27	0,27	0,26	0,29	0,27	0,28	0,28	0,28
	2	0,29	0,25	0,32	0,28	0,25	0,23	0,28	0,25	0,26	0,26	0,25	0,30	0,29	0,27	0,27
	3	0,28	0,27	0,26	0,27	0,29	0,25	0,31	0,25	0,31	0,30	0,28	0,28	0,24	0,22	0,28
	4	0,25	0,24	0,34	0,30	0,25	0,12	0,38	0,37	0,24	0,12	0,21	0,26	0,25	0,21	0,24
	5	0,29	0,24	0,25	0,28	0,30	0,22	0,25	0,24	0,21	0,22	0,21	0,32	0,20	0,22	0,22
	6	0,24	0,26	0,30	0,26	0,28	0,23	0,35	0,27	0,30	0,33	0,29	0,28	0,24	0,26	0,25
	7	0,25	0,28	0,29	0,26	0,27	0,25	0,29	0,26	0,29	0,28	0,27	0,27	0,28	0,26	0,24
	8	0,30	0,30	0,29	0,31	0,36	0,27	0,37	0,26	0,25	0,31	0,33	0,30	0,28	0,23	0,24
	9	0,26	0,23	0,26	0,24	0,32	0,23	0,27	0,29	0,30	0,30	0,27	0,29	0,30	0,22	0,20
	10	0,32	0,28	0,20	0,18	0,30	0,23	0,32	0,24	0,24	0,27	0,26	0,19	0,17	0,20	0,27
	11	0,29	0,19	0,30	0,18	0,28	0,27	0,28	0,22	0,26	0,27	0,29	0,22	0,24	0,22	0,19
	12	0,29	0,17	0,23	0,21	0,27	0,21	0,17	0,22	0,28	0,27	0,21	0,24	0,23	0,18	0,18
	13	0,25	0,25	0,31	0,25	0,29	0,24	0,35	0,27	0,24	0,28	0,20	0,27	0,30	0,25	0,28
	14	0,33	0,31	0,34	0,30	0,33	0,32	0,33	0,29	0,37	0,31	0,24	0,27	0,22	0,19	0,27
	15	0,30	0,28	0,30	0,33	0,33	0,29	0,29	0,30	0,30	0,30	0,29	0,30	0,33	0,31	0,28
FES	1	0,27	0,32	0,27	0,32	0,30	0,32	0,33	0,34	0,29	0,28	0,33	0,26	0,31	0,33	0,31
	2	0,33	0,41	0,37	0,34	0,33	0,36	0,34	0,33	0,29	0,33	0,30	0,28	0,33	0,35	0,34
	3	0,30	0,35	0,37	0,36	0,32	0,30	0,32	0,32	0,36	0,36	0,35	0,32	0,33	0,31	0,33
	4	0,27	0,25	0,21	0,22	0,28	0,27	0,28	0,23	0,26	0,20	0,24	0,21	0,21	0,19	0,24
	5	0,28	0,28	0,28	0,27	0,28	0,26	0,29	0,29	0,28	0,30	0,32	0,31	0,28	0,24	0,28
	6	0,29	0,32	0,31	0,30	0,30	0,32	0,35	0,32	0,28	0,32	0,31	0,30	0,31	0,33	0,31
	7	0,31	0,32	0,37	0,34	0,31	0,32	0,34	0,26	0,28	0,26	0,31	0,36	0,30	0,28	0,23
	8	0,30	0,33	0,30	0,31	0,32	0,32	0,36	0,31	0,32	0,29	0,32	0,30	0,25	0,28	0,34
	9	0,32	0,36	0,33	0,29	0,36	0,32	0,35	0,34	0,28	0,28	0,33	0,27	0,29	0,26	0,30
	10	0,31	0,30	0,36	0,30	0,31	0,32	0,36	0,34	0,32	0,35	0,30	0,32	0,30	0,28	0,30
	11	0,34	0,31	0,31	0,32	0,32	0,31	0,36	0,31	0,28	0,29	0,30	0,28	0,32	0,30	0,33
	12	0,30	0,29	0,29	0,29	0,30	0,30	0,28	0,28	0,32	0,32	0,31	0,28	0,29	0,28	0,28
	13	0,33	0,29	0,31	0,29	0,28	0,29	0,30	0,27	0,30	0,31	0,30	0,30	0,29	0,28	0,30
	14	0,27	0,26	0,35	0,25	0,32	0,28	0,35	0,29	0,28	0,31	0,28	0,25	0,31	0,30	0,29

Πίνακας 4 – N_{200}

		Fp1	F3	(C3-T5)/2	C3	Fp2	F4	(C4-T6)/2	C4	O1	O2	P4	P3	Pz	Cz	Fz
Controls	1	0,29	0,31	0,28	0,33	0,28	0,31	0,31	0,34	0,28	0,28	0,31	0,31	0,32	0,32	0,29
	2	0,30	0,31	0,33	0,31	0,26	0,31	0,34	0,32	0,36	0,37	0,33	0,32	0,35	0,32	0,30
	3	0,26	0,30	0,27	0,32	0,25	0,29	0,33	0,29	0,31	0,32	0,28	0,32	0,34	0,28	0,28
	4	0,24	0,30	0,33	0,27	0,25	0,28	0,28	0,30	0,33	0,30	0,29	0,31	0,29	0,27	0,30
	5	0,33	0,32	0,35	0,36	0,32	0,31	0,31	0,30	0,32	0,29	0,31	0,29	0,31	0,31	0,31
	6	0,32	0,33	0,33	0,32	0,29	0,30	0,34	0,32	0,31	0,28	0,29	0,27	0,30	0,30	0,31
	7	0,26	0,30	0,27	0,31	0,27	0,29	0,30	0,29	0,27	0,29	0,28	0,33	0,29	0,27	0,30
	8	0,29	0,33	0,30	0,28	0,27	0,34	0,30	0,28	0,27	0,30	0,31	0,28	0,32	0,32	0,30
	9	0,31	0,31	0,32	0,30	0,29	0,31	0,29	0,31	0,36	0,27	0,29	0,30	0,27	0,28	0,31
	10	0,31	0,32	0,28	0,28	0,28	0,30	0,27	0,32	0,29	0,28	0,30	0,32	0,30	0,27	0,33
	11	0,26	0,28	0,27	0,32	0,21	0,25	0,31	0,32	0,39	0,34	0,30	0,32	0,32	0,31	0,26
	12	0,28	0,24	0,25	0,21	0,25	0,25	0,25	0,23	0,30	0,27	0,27	0,29	0,24	0,28	0,28
	13	0,30	0,30	0,33	0,29	0,26	0,34	0,35	0,26	0,30	0,25	0,29	0,27	0,28	0,28	0,28
	14	0,33	0,26	0,30	0,28	0,29	0,28	0,28	0,28	0,31	0,29	0,29	0,30	0,28	0,30	0,27
	15	0,24	0,26	0,24	0,29	0,25	0,29	0,30	0,24	0,34	0,30	0,30	0,31	0,29	0,26	0,27
	16	0,23	0,27	0,31	0,26	0,22	0,25	0,29	0,28	0,32	0,31	0,30	0,32	0,29	0,28	0,24
	17	0,37	0,37	0,34	0,34	0,29	0,33	0,33	0,32	0,35	0,36	0,34	0,32	0,32	0,35	0,32
	18	0,28	0,31	0,33	0,27	0,29	0,27	0,34	0,28	0,37	0,26	0,28	0,29	0,27	0,33	0,27
OCD	1	0,30	0,32	0,31	0,33	0,29	0,30	0,28	0,25	0,29	0,27	0,29	0,29	0,29	0,28	0,30
	2	0,27	0,26	0,30	0,28	0,26	0,27	0,31	0,29	0,31	0,27	0,28	0,28	0,28	0,26	0,28
	3	0,26	0,27	0,29	0,24	0,28	0,26	0,36	0,26	0,25	0,34	0,30	0,33	0,27	0,29	0,22
	4	0,23	0,20	0,39	0,29	0,24	0,13	0,28	0,38	0,25	0,16	0,27	0,32	0,33	0,33	0,26
	5	0,30	0,23	0,26	0,29	0,29	0,23	0,22	0,28	0,25	0,24	0,33	0,25	0,26	0,24	0,23
	6	0,30	0,31	0,31	0,28	0,34	0,29	0,33	0,28	0,29	0,31	0,33	0,29	0,28	0,30	0,28
	7	0,24	0,28	0,30	0,24	0,27	0,26	0,27	0,26	0,28	0,28	0,31	0,29	0,29	0,26	0,29
	8	0,36	0,34	0,36	0,36	0,36	0,32	0,39	0,31	0,36	0,36	0,38	0,35	0,33	0,30	0,27
	9	0,37	0,35	0,30	0,34	0,39	0,36	0,34	0,38	0,36	0,32	0,30	0,36	0,34	0,29	0,29
	10	0,31	0,31	0,25	0,29	0,33	0,29	0,27	0,30	0,28	0,32	0,32	0,26	0,29	0,31	0,32
	11	0,33	0,19	0,27	0,22	0,36	0,20	0,26	0,25	0,27	0,34	0,28	0,24	0,22	0,26	0,24
	12	0,27	0,24	0,27	0,30	0,30	0,25	0,30	0,29	0,34	0,30	0,24	0,24	0,24	0,27	0,30
	13	0,25	0,27	0,33	0,32	0,31	0,26	0,32	0,24	0,25	0,26	0,23	0,28	0,32	0,29	0,31
	14	0,35	0,34	0,33	0,34	0,33	0,34	0,34	0,33	0,37	0,34	0,34	0,29	0,29	0,33	0,35
	15	0,29	0,31	0,31	0,29	0,31	0,27	0,28	0,28	0,26	0,24	0,32	0,28	0,36	0,31	0,29
FES	1	0,30	0,31	0,28	0,32	0,29	0,29	0,31	0,32	0,34	0,32	0,28	0,30	0,33	0,33	0,30
	2	0,38	0,40	0,35	0,35	0,35	0,36	0,36	0,34	0,31	0,35	0,32	0,32	0,35	0,35	0,36
	3	0,35	0,40	0,38	0,35	0,36	0,37	0,35	0,36	0,37	0,37	0,36	0,36	0,35	0,37	0,32
	4	0,30	0,29	0,28	0,30	0,30	0,31	0,33	0,29	0,29	0,30	0,26	0,29	0,27	0,24	0,26
	5	0,31	0,30	0,31	0,29	0,32	0,31	0,35	0,32	0,29	0,29	0,34	0,35	0,31	0,30	0,30
	6	0,34	0,29	0,33	0,32	0,32	0,35	0,37	0,32	0,30	0,33	0,36	0,32	0,33	0,30	0,33
	7	0,34	0,35	0,39	0,33	0,37	0,39	0,34	0,30	0,32	0,29	0,32	0,39	0,35	0,31	0,29
	8	0,28	0,31	0,33	0,33	0,29	0,35	0,37	0,33	0,32	0,29	0,33	0,33	0,31	0,31	0,30
	9	0,34	0,28	0,33	0,36	0,35	0,32	0,40	0,34	0,33	0,29	0,39	0,33	0,32	0,30	0,38
	10	0,30	0,33	0,33	0,35	0,32	0,33	0,35	0,33	0,36	0,35	0,31	0,36	0,31	0,30	0,30
	11	0,33	0,31	0,30	0,29	0,35	0,34	0,37	0,32	0,32	0,31	0,31	0,29	0,33	0,32	0,31
	12	0,31	0,30	0,31	0,31	0,31	0,30	0,30	0,32	0,34	0,35	0,31	0,32	0,32	0,29	0,29
	13	0,35	0,33	0,35	0,34	0,29	0,32	0,34	0,31	0,32	0,35	0,36	0,33	0,33	0,34	0,31
	14	0,31	0,32	0,38	0,29	0,34	0,30	0,36	0,32	0,32	0,32	0,31	0,31	0,33	0,34	0,31

Πίνακας 5 – P₃₀₀

		Fp1	F3	(C3-T5)/2	C3	Fp2	F4	(C4-T6)/2	C4	O1	O2	P4	P3	Pz	Cz	Fz
Controls	1	0,37	0,38	0,35	0,36	0,37	0,34	0,40	0,41	0,37	0,39	0,39	0,41	0,40	0,30	0,37
	2	0,37	0,38	0,38	0,37	0,34	0,37	0,46	0,34	0,38	0,48	0,41	0,40	0,46	0,34	0,37
	3	0,26	0,26	0,36	0,32	0,25	0,27	0,43	0,34	0,38	0,40	0,41	0,45	0,39	0,35	0,23
	4	0,41	0,43	0,44	0,37	0,38	0,36	0,37	0,39	0,44	0,42	0,42	0,42	0,38	0,34	0,39
	5	0,43	0,40	0,42	0,43	0,37	0,39	0,46	0,35	0,43	0,40	0,41	0,31	0,43	0,39	0,42
	6	0,38	0,42	0,41	0,40	0,28	0,39	0,41	0,37	0,36	0,41	0,39	0,35	0,41	0,38	0,38
	7	0,31	0,33	0,36	0,36	0,34	0,34	0,36	0,36	0,34	0,35	0,38	0,40	0,33	0,35	0,33
	8	0,37	0,38	0,40	0,37	0,35	0,35	0,38	0,38	0,35	0,42	0,39	0,40	0,38	0,43	0,32
	9	0,39	0,42	0,40	0,34	0,34	0,40	0,40	0,38	0,47	0,43	0,43	0,41	0,31	0,37	0,30
	10	0,33	0,36	0,42	0,32	0,39	0,33	0,35	0,36	0,38	0,44	0,36	0,39	0,35	0,33	0,38
	11	0,32	0,31	0,33	0,35	0,31	0,36	0,39	0,35	0,43	0,42	0,42	0,36	0,39	0,31	0,31
	12	0,38	0,35	0,37	0,40	0,40	0,35	0,37	0,33	0,40	0,43	0,39	0,36	0,37	0,35	0,39
	13	0,35	0,35	0,38	0,34	0,42	0,40	0,39	0,27	0,39	0,31	0,36	0,36	0,33	0,38	0,42
	14	0,36	0,29	0,36	0,24	0,34	0,35	0,31	0,36	0,36	0,41	0,36	0,31	0,33	0,34	0,38
	15	0,25	0,34	0,37	0,26	0,27	0,33	0,44	0,35	0,39	0,41	0,39	0,32	0,32	0,39	0,31
	16	0,25	0,21	0,30	0,26	0,29	0,23	0,28	0,22	0,39	0,30	0,32	0,40	0,32	0,26	0,22
	17	0,39	0,39	0,45	0,36	0,42	0,41	0,47	0,38	0,39	0,45	0,42	0,40	0,40	0,39	0,39
	18	0,30	0,40	0,37	0,45	0,36	0,37	0,38	0,39	0,42	0,30	0,44	0,39	0,35	0,38	0,32
OCD	1	0,34	0,34	0,40	0,40	0,34	0,33	0,34	0,31	0,41	0,42	0,40	0,38	0,39	0,37	0,33
	2	0,32	0,34	0,40	0,35	0,35	0,29	0,28	0,32	0,39	0,38	0,39	0,35	0,37	0,32	0,33
	3	0,35	0,31	0,36	0,31	0,30	0,28	0,44	0,37	0,40	0,38	0,47	0,37	0,38	0,28	0,33
	4	0,24	0,26	0,31	0,30	0,27	0,30	0,40	0,40	0,14	0,38	0,26	0,43	0,38	0,35	0,33
	5	0,37	0,31	0,37	0,30	0,37	0,30	0,32	0,32	0,38	0,33	0,40	0,38	0,35	0,37	0,36
	6	0,38	0,38	0,39	0,36	0,41	0,35	0,47	0,38	0,41	0,41	0,44	0,35	0,37	0,31	0,30
	7	0,28	0,33	0,44	0,36	0,27	0,34	0,39	0,38	0,41	0,34	0,39	0,35	0,33	0,37	0,35
	8	0,44	0,46	0,42	0,38	0,41	0,34	0,44	0,38	0,41	0,42	0,43	0,36	0,37	0,35	0,17
	9	0,38	0,61	0,42	0,43	0,41	0,17	0,40	0,40	0,46	0,48	0,45	0,34	0,42	0,30	0,18
	10	0,47	0,27	0,35	0,33	0,31	0,32	0,40	0,38	0,37	0,39	0,41	0,37	0,34	0,31	0,25
	11	0,35	0,30	0,41	0,36	0,34	0,32	0,39	0,38	0,36	0,41	0,39	0,38	0,40	0,33	0,34
	12	0,30	0,19	0,38	0,39	0,26	0,24	0,38	0,33	0,39	0,32	0,27	0,41	0,33	0,33	0,14
	13	0,36	0,29	0,39	0,42	0,40	0,24	0,47	0,35	0,29	0,38	0,30	0,37	0,31	0,40	0,51
	14	0,42	0,40	0,41	0,43	0,41	0,48	0,56	0,47	0,45	0,44	0,37	0,41	0,40	0,41	0,40
	15	0,38	0,45	0,37	0,39	0,37	0,26	0,34	0,41	0,33	0,29	0,42	0,40	0,40	0,35	0,30
FES	1	0,31	0,34	0,34	0,36	0,30	0,39	0,35	0,39	0,37	0,37	0,35	0,45	0,38	0,40	0,33
	2	0,42	0,56	0,45	0,43	0,42	0,42	0,43	0,40	0,41	0,38	0,40	0,42	0,43	0,47	0,48
	3	0,43	0,47	0,50	0,51	0,44	0,44	0,46	0,43	0,46	0,51	0,48	0,48	0,47	0,48	0,43
	4	0,37	0,37	0,38	0,35	0,35	0,36	0,38	0,34	0,40	0,35	0,37	0,36	0,36	0,30	0,30
	5	0,41	0,37	0,38	0,40	0,39	0,40	0,42	0,39	0,38	0,38	0,43	0,41	0,41	0,39	0,40
	6	0,41	0,38	0,43	0,43	0,41	0,46	0,49	0,41	0,41	0,40	0,45	0,43	0,41	0,42	0,42
	7	0,43	0,46	0,42	0,43	0,47	0,48	0,51	0,37	0,38	0,41	0,37	0,46	0,42	0,43	0,40
	8	0,30	0,30	0,41	0,36	0,36	0,48	0,49	0,37	0,42	0,42	0,41	0,40	0,41	0,36	0,34
	9	0,45	0,39	0,47	0,46	0,48	0,48	0,52	0,42	0,44	0,41	0,43	0,38	0,39	0,41	0,39
	10	0,35	0,44	0,54	0,36	0,40	0,42	0,47	0,42	0,45	0,43	0,40	0,45	0,41	0,40	0,45
	11	0,48	0,41	0,40	0,43	0,44	0,43	0,45	0,41	0,41	0,40	0,41	0,39	0,40	0,40	0,41
	12	0,27	0,37	0,40	0,36	0,29	0,34	0,35	0,39	0,42	0,41	0,39	0,40	0,38	0,42	0,35
	13	0,38	0,44	0,48	0,42	0,38	0,40	0,46	0,41	0,43	0,43	0,44	0,43	0,42	0,40	0,42
	14	0,43	0,38	0,49	0,41	0,44	0,39	0,48	0,42	0,43	0,44	0,40	0,43	0,44	0,44	0,40

Πίνακας 6 – N₄₀₀

		Fp1	F3	(C3-T5)/2	C3	Fp2	F4	(C4-T6)/2	C4	O1	O2	P4	P3	Pz	Cz	Fz
Controls	1	0,33	0,35	0,33	0,34	0,31	0,33	0,38	0,36	0,34	0,33	0,33	0,36	0,36	0,34	0,34
	2	0,33	0,35	0,33	0,35	0,30	0,33	0,38	0,31	0,34	0,42	0,35	0,40	0,41	0,32	0,35
	3	0,28	0,30	0,34	0,28	0,29	0,26	0,39	0,29	0,41	0,39	0,35	0,38	0,33	0,32	0,27
	4	0,35	0,35	0,44	0,36	0,35	0,34	0,36	0,32	0,37	0,38	0,36	0,38	0,35	0,33	0,36
	5	0,39	0,41	0,39	0,40	0,33	0,38	0,39	0,34	0,42	0,33	0,39	0,32	0,38	0,37	0,34
	6	0,35	0,39	0,35	0,34	0,27	0,36	0,35	0,34	0,29	0,35	0,34	0,29	0,35	0,34	0,37
	7	0,31	0,29	0,32	0,34	0,31	0,30	0,34	0,33	0,30	0,31	0,34	0,34	0,32	0,31	0,28
	8	0,33	0,33	0,35	0,34	0,31	0,34	0,34	0,36	0,31	0,34	0,36	0,32	0,34	0,37	0,33
	9	0,36	0,38	0,37	0,35	0,32	0,35	0,34	0,36	0,37	0,36	0,36	0,37	0,33	0,34	0,34
	10	0,34	0,34	0,41	0,30	0,33	0,34	0,28	0,32	0,35	0,36	0,28	0,36	0,31	0,27	0,31
	11	0,30	0,29	0,32	0,33	0,28	0,30	0,35	0,33	0,36	0,36	0,31	0,32	0,34	0,29	0,28
	12	0,33	0,29	0,29	0,32	0,32	0,32	0,33	0,31	0,36	0,37	0,35	0,33	0,33	0,35	0,31
	13	0,31	0,31	0,34	0,32	0,34	0,36	0,37	0,30	0,35	0,29	0,31	0,32	0,29	0,36	0,35
	14	0,29	0,30	0,35	0,28	0,29	0,33	0,34	0,34	0,34	0,36	0,31	0,32	0,31	0,33	0,32
	15	0,23	0,29	0,29	0,28	0,25	0,32	0,37	0,33	0,35	0,35	0,32	0,30	0,32	0,33	0,33
	16	0,22	0,22	0,29	0,26	0,25	0,25	0,28	0,23	0,33	0,32	0,29	0,37	0,29	0,28	0,25
	17	0,34	0,34	0,43	0,34	0,37	0,37	0,40	0,35	0,33	0,38	0,38	0,33	0,36	0,35	0,34
	18	0,26	0,33	0,33	0,31	0,30	0,32	0,31	0,35	0,37	0,33	0,35	0,34	0,28	0,36	0,28
OCD	1	0,33	0,35	0,34	0,35	0,32	0,33	0,32	0,31	0,37	0,34	0,36	0,37	0,31	0,29	0,31
	2	0,32	0,32	0,34	0,31	0,31	0,28	0,32	0,29	0,36	0,37	0,36	0,30	0,31	0,26	0,28
	3	0,29	0,29	0,30	0,28	0,27	0,23	0,39	0,35	0,36	0,37	0,43	0,30	0,35	0,26	0,28
	4	0,28	0,30	0,37	0,26	0,27	0,32	0,36	0,40	0,23	0,10	0,31	0,39	0,40	0,38	0,34
	5	0,40	0,24	0,31	0,30	0,35	0,29	0,29	0,30	0,30	0,28	0,31	0,31	0,30	0,32	0,35
	6	0,35	0,32	0,37	0,32	0,37	0,35	0,40	0,35	0,37	0,36	0,36	0,32	0,36	0,33	0,27
	7	0,30	0,33	0,37	0,35	0,31	0,32	0,33	0,33	0,34	0,30	0,32	0,30	0,38	0,33	0,31
	8	0,38	0,41	0,31	0,41	0,35	0,36	0,37	0,32	0,35	0,37	0,38	0,38	0,35	0,31	0,28
	9	0,40	0,50	0,38	0,45	0,43	0,44	0,23	0,42	0,44	0,40	0,39	0,40	0,37	0,44	0,25
	10	0,37	0,28	0,35	0,33	0,22	0,34	0,36	0,34	0,36	0,35	0,37	0,34	0,35	0,33	0,20
	11	0,35	0,26	0,33	0,32	0,32	0,27	0,37	0,30	0,35	0,37	0,36	0,31	0,37	0,27	0,35
	12	0,32	0,33	0,32	0,36	0,37	0,30	0,35	0,36	0,40	0,34	0,29	0,35	0,31	0,41	0,36
	13	0,35	0,28	0,34	0,34	0,35	0,31	0,45	0,32	0,30	0,34	0,32	0,34	0,36	0,36	0,38
	14	0,40	0,37	0,37	0,33	0,33	0,36	0,39	0,37	0,38	0,38	0,38	0,39	0,39	0,32	0,37
	15	0,32	0,33	0,30	0,32	0,29	0,24	0,27	0,31	0,25	0,27	0,28	0,33	0,31	0,31	0,28
FES	1	0,30	0,34	0,37	0,32	0,28	0,35	0,33	0,33	0,34	0,32	0,33	0,32	0,32	0,33	0,32
	2	0,37	0,46	0,37	0,38	0,34	0,34	0,37	0,40	0,37	0,34	0,33	0,37	0,39	0,43	0,39
	3	0,40	0,39	0,43	0,42	0,42	0,38	0,42	0,41	0,40	0,44	0,42	0,44	0,39	0,41	0,39
	4	0,31	0,34	0,34	0,32	0,35	0,32	0,36	0,31	0,38	0,26	0,31	0,32	0,34	0,36	0,34
	5	0,36	0,36	0,35	0,37	0,33	0,37	0,38	0,35	0,35	0,36	0,39	0,41	0,34	0,35	0,38
	6	0,36	0,34	0,38	0,38	0,37	0,38	0,42	0,38	0,36	0,37	0,38	0,37	0,33	0,37	0,38
	7	0,40	0,38	0,36	0,38	0,41	0,42	0,45	0,34	0,34	0,34	0,34	0,37	0,36	0,38	0,28
	8	0,30	0,29	0,38	0,34	0,32	0,39	0,43	0,34	0,38	0,34	0,35	0,39	0,36	0,33	0,32
	9	0,38	0,38	0,43	0,38	0,37	0,38	0,43	0,37	0,33	0,36	0,37	0,34	0,35	0,35	0,35
	10	0,31	0,36	0,38	0,34	0,34	0,37	0,41	0,33	0,39	0,37	0,35	0,39	0,37	0,37	0,38
	11	0,44	0,39	0,36	0,37	0,37	0,38	0,41	0,36	0,40	0,35	0,35	0,34	0,37	0,33	0,37
	12	0,28	0,37	0,36	0,37	0,32	0,33	0,36	0,38	0,39	0,37	0,38	0,38	0,36	0,36	0,33
	13	0,34	0,40	0,42	0,37	0,34	0,37	0,44	0,36	0,39	0,36	0,35	0,37	0,37	0,36	0,36
	14	0,36	0,36	0,44	0,35	0,38	0,33	0,42	0,37	0,34	0,36	0,37	0,33	0,38	0,39	0,35

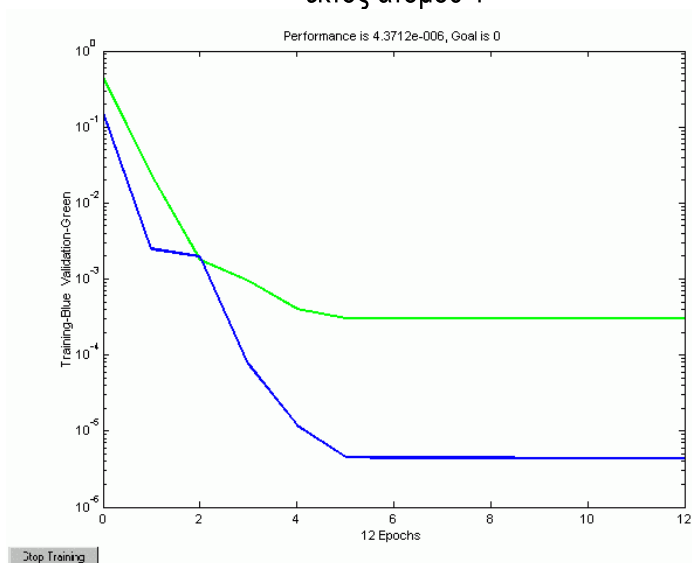
Πίνακας 7 – P_{600}

		Fp1	F3	(C3-T5)/2	C3	Fp2	F4	(C4-T6)/2	C4	O1	O2	P4	P3	Pz	Cz	Fz
Controls	1	0,42	0,41	0,40	0,38	0,39	0,42	0,48	0,43	0,43	0,42	0,38	0,47	0,42	0,37	0,39
	2	0,40	0,41	0,40	0,41	0,39	0,41	0,43	0,41	0,20	0,49	0,42	0,42	0,47	0,40	0,37
	3	0,41	0,41	0,39	0,42	0,40	0,41	0,38	0,38	0,41	0,47	0,35	0,43	0,45	0,43	0,45
	4	0,39	0,39	0,46	0,42	0,43	0,44	0,39	0,40	0,45	0,45	0,41	0,40	0,42	0,40	0,40
	5	0,47	0,41	0,41	0,43	0,40	0,45	0,35	0,42	0,45	0,43	0,43	0,37	0,41	0,37	0,40
	6	0,40	0,36	0,40	0,41	0,32	0,41	0,42	0,43	0,29	0,41	0,44	0,41	0,40	0,42	0,41
	7	0,35	0,41	0,40	0,42	0,40	0,39	0,30	0,38	0,39	0,39	0,38	0,41	0,36	0,45	0,40
	8	0,39	0,44	0,42	0,46	0,39	0,43	0,45	0,42	0,41	0,46	0,42	0,47	0,42	0,45	0,42
	9	0,44	0,43	0,44	0,39	0,42	0,45	0,45	0,47	0,44	0,46	0,43	0,41	0,32	0,45	0,37
	10	0,39	0,41	0,45	0,42	0,38	0,40	0,41	0,38	0,41	0,52	0,42	0,37	0,41	0,36	0,36
	11	0,31	0,36	0,38	0,35	0,31	0,34	0,46	0,47	0,42	0,43	0,38	0,39	0,37	0,39	0,34
	12	0,41	0,39	0,41	0,43	0,41	0,38	0,40	0,41	0,39	0,41	0,39	0,44	0,42	0,41	0,40
	13	0,42	0,45	0,44	0,42	0,42	0,42	0,46	0,24	0,41	0,38	0,34	0,35	0,36	0,37	0,41
	14	0,40	0,39	0,41	0,31	0,37	0,41	0,41	0,41	0,40	0,38	0,38	0,38	0,35	0,43	0,41
	15	0,39	0,43	0,42	0,42	0,41	0,42	0,53	0,37	0,38	0,42	0,40	0,40	0,42	0,41	0,40
	16	0,30	0,39	0,36	0,37	0,36	0,38	0,42	0,37	0,40	0,39	0,42	0,36	0,38	0,36	0,39
	17	0,42	0,44	0,49	0,48	0,44	0,44	0,47	0,41	0,40	0,42	0,46	0,47	0,45	0,44	0,46
	18	0,33	0,40	0,36	0,30	0,37	0,38	0,40	0,39	0,38	0,43	0,37	0,35	0,36	0,43	0,31
OCD	1	0,38	0,41	0,41	0,40	0,38	0,40	0,39	0,37	0,40	0,40	0,40	0,41	0,39	0,40	0,38
	2	0,36	0,34	0,39	0,38	0,36	0,32	0,32	0,35	0,39	0,39	0,36	0,40	0,33	0,34	0,31
	3	0,37	0,40	0,39	0,39	0,42	0,41	0,61	0,41	0,34	0,40	0,43	0,36	0,38	0,38	0,41
	4	0,29	0,30	0,52	0,19	0,31	0,40	0,32	0,50	0,30	0,19	0,10	0,40	0,41	0,42	0,36
	5	0,43	0,30	0,41	0,38	0,37	0,38	0,37	0,35	0,42	0,33	0,41	0,35	0,44	0,38	0,32
	6	0,38	0,39	0,32	0,37	0,40	0,39	0,46	0,36	0,38	0,31	0,40	0,38	0,34	0,36	0,34
	7	0,25	0,37	0,39	0,38	0,39	0,36	0,39	0,41	0,37	0,39	0,39	0,41	0,40	0,39	0,38
	8	0,44	0,41	0,48	0,43	0,38	0,49	0,47	0,55	0,47	0,49	0,43	0,36	0,43	0,37	0,32
	9	0,54	0,52	0,47	0,38	0,57	0,55	0,67	0,55	0,59	0,54	0,42	0,40	0,60	0,56	0,52
	10	0,35	0,34	0,49	0,45	0,34	0,45	0,41	0,40	0,47	0,49	0,42	0,45	0,47	0,44	0,36
	11	0,36	0,37	0,20	0,31	0,33	0,37	0,35	0,28	0,45	0,48	0,35	0,39	0,31	0,32	0,37
	12	0,33	0,37	0,35	0,40	0,36	0,32	0,31	0,31	0,26	0,35	0,18	0,38	0,32	0,42	0,36
	13	0,39	0,40	0,44	0,47	0,46	0,38	0,41	0,39	0,26	0,45	0,42	0,44	0,39	0,47	0,50
	14	0,42	0,46	0,47	0,43	0,39	0,45	0,52	0,39	0,50	0,45	0,51	0,42	0,43	0,42	0,41
	15	0,41	0,36	0,43	0,34	0,39	0,31	0,37	0,38	0,35	0,31	0,39	0,40	0,43	0,33	0,33
FES	1	0,46	0,45	0,42	0,48	0,42	0,45	0,48	0,40	0,47	0,44	0,48	0,46	0,37	0,43	0,44
	2	0,43	0,54	0,45	0,46	0,46	0,51	0,48	0,45	0,46	0,47	0,48	0,48	0,46	0,47	0,45
	3	0,48	0,48	0,52	0,51	0,46	0,43	0,47	0,46	0,48	0,52	0,60	0,46	0,48	0,43	0,45
	4	0,38	0,42	0,45	0,40	0,39	0,42	0,45	0,39	0,41	0,33	0,39	0,40	0,42	0,42	0,42
	5	0,44	0,43	0,43	0,42	0,45	0,41	0,48	0,43	0,42	0,41	0,47	0,43	0,46	0,38	0,44
	6	0,42	0,37	0,41	0,40	0,43	0,44	0,48	0,44	0,42	0,44	0,47	0,40	0,45	0,41	0,44
	7	0,47	0,53	0,46	0,50	0,52	0,48	0,52	0,36	0,27	0,41	0,41	0,46	0,42	0,45	0,42
	8	0,38	0,33	0,42	0,38	0,43	0,47	0,50	0,43	0,39	0,42	0,42	0,40	0,41	0,41	0,36
	9	0,45	0,45	0,43	0,43	0,48	0,46	0,50	0,46	0,42	0,42	0,45	0,42	0,43	0,46	0,43
	10	0,43	0,48	0,47	0,47	0,41	0,42	0,47	0,45	0,48	0,43	0,42	0,45	0,43	0,42	0,44
	11	0,45	0,39	0,41	0,41	0,47	0,43	0,46	0,40	0,40	0,43	0,42	0,43	0,41	0,42	0,43
	12	0,32	0,39	0,47	0,45	0,33	0,39	0,38	0,49	0,45	0,40	0,45	0,45	0,42	0,43	0,40
	13	0,45	0,42	0,45	0,44	0,42	0,42	0,45	0,41	0,42	0,44	0,44	0,45	0,46	0,43	0,41
	14	0,45	0,44	0,51	0,42	0,49	0,42	0,47	0,47	0,47	0,46	0,42	0,43	0,47	0,48	0,44

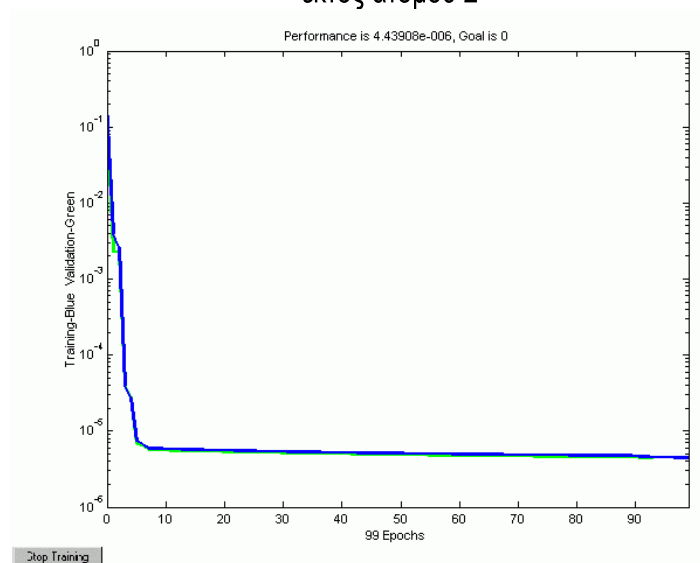
Παράρτημα IV: Γραφικές παραστάσεις εκπαίδευσης ΤΝΔ

*Controls, ηλεκτρόδιο 02, περιοχή P_{600} **

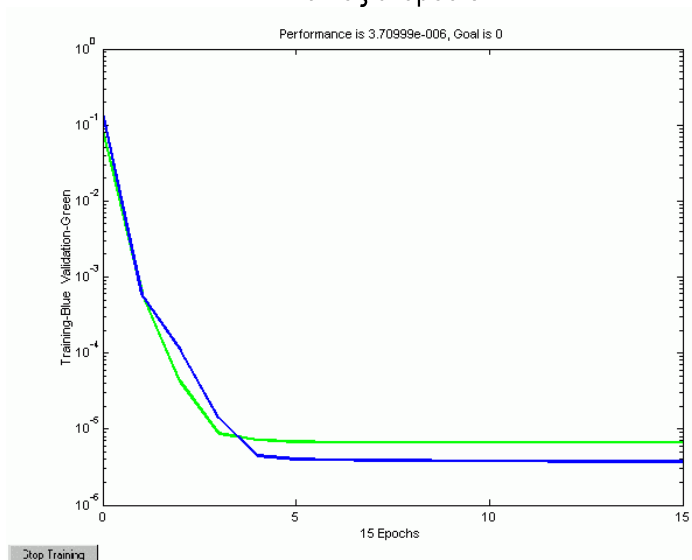
εκτός ατόμου 1



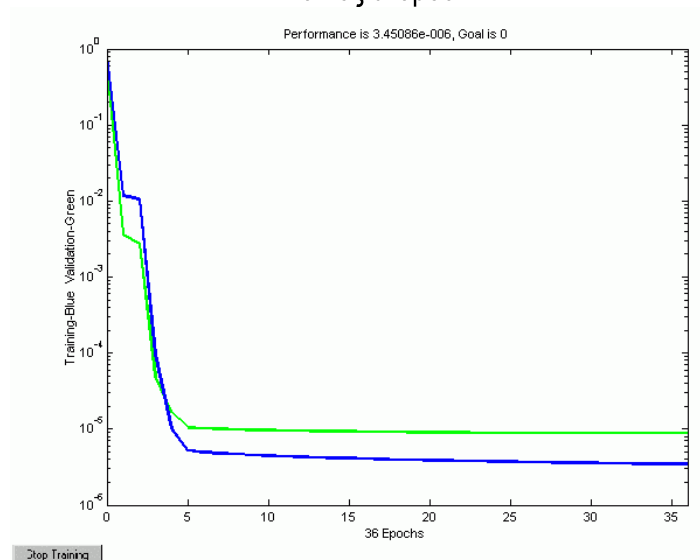
εκτός ατόμου 2



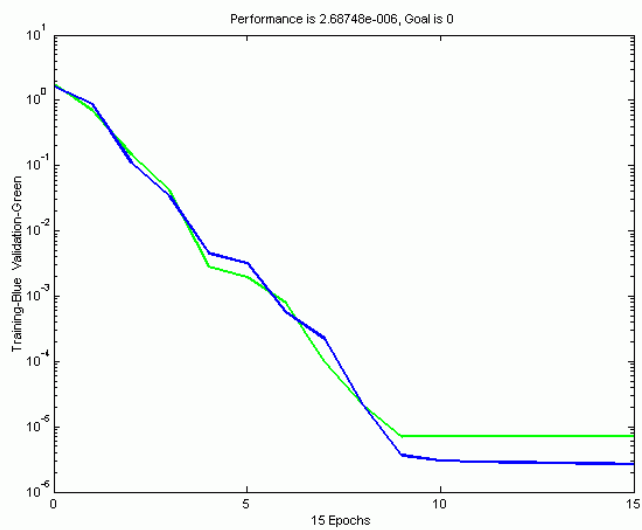
εκτός ατόμου 3



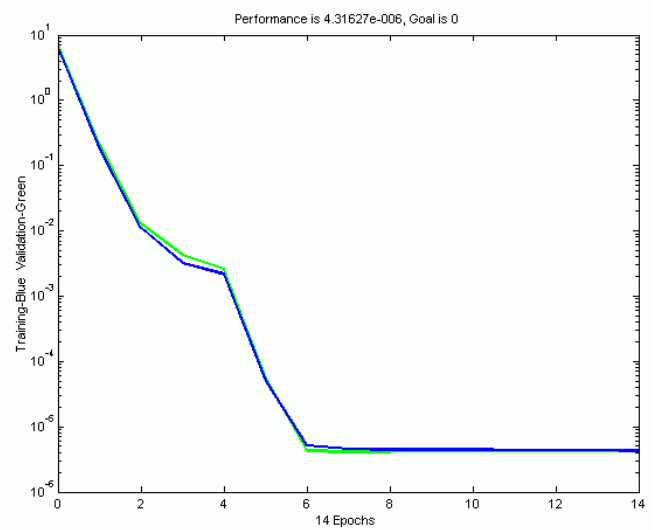
εκτός ατόμου 4



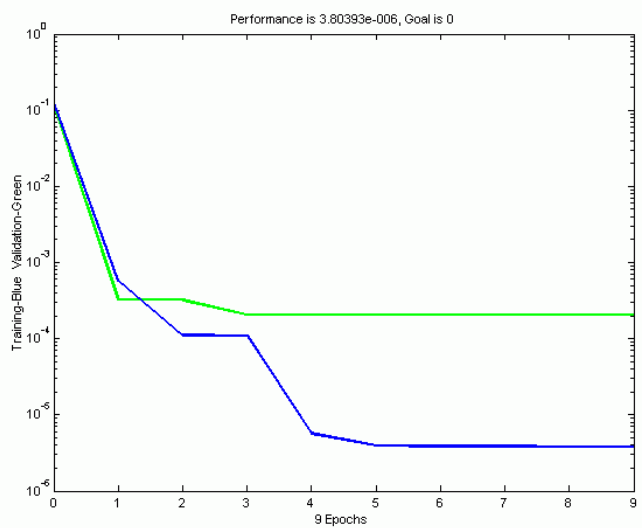
εκτός ατόμου 5



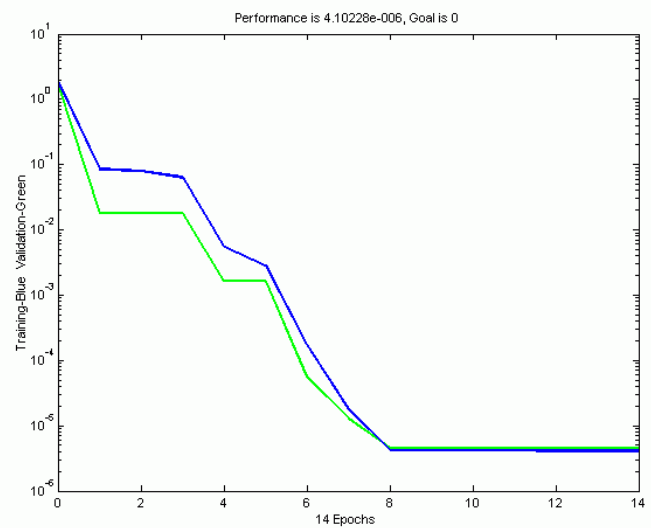
εκτός ατόμου 6



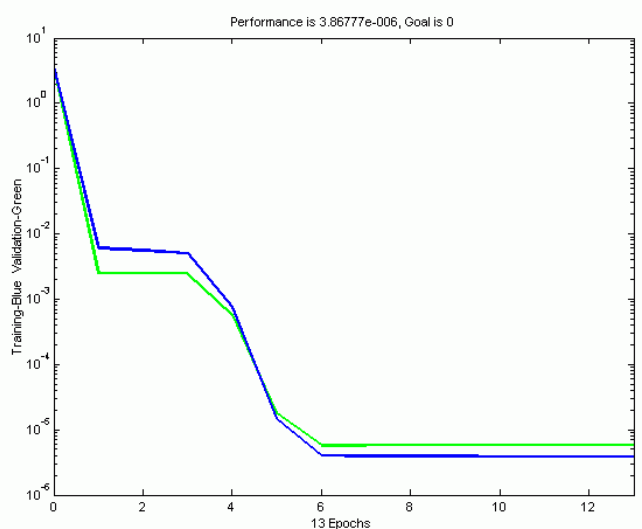
εκτός ατόμου 7



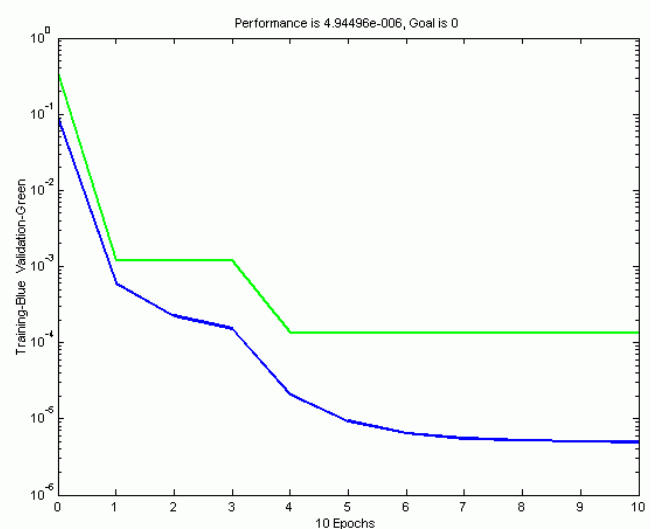
εκτός ατόμου 8



εκτός ατόμου 9

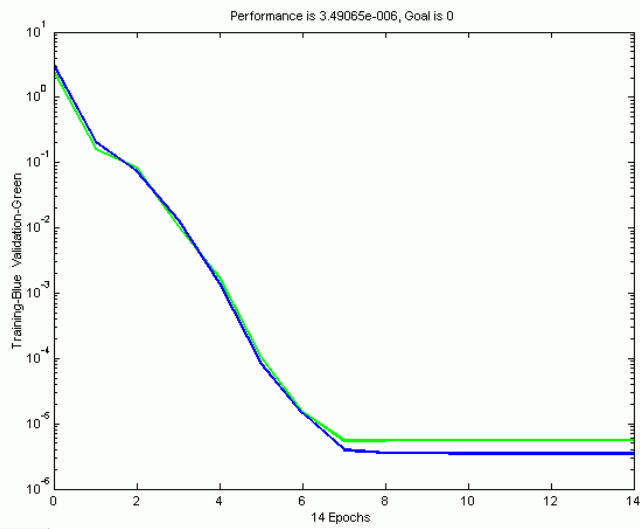


εκτός ατόμου 10

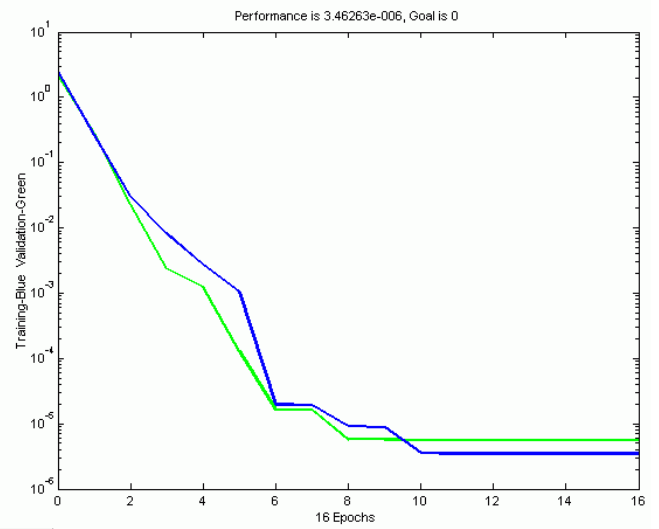


Παράρτημα IV

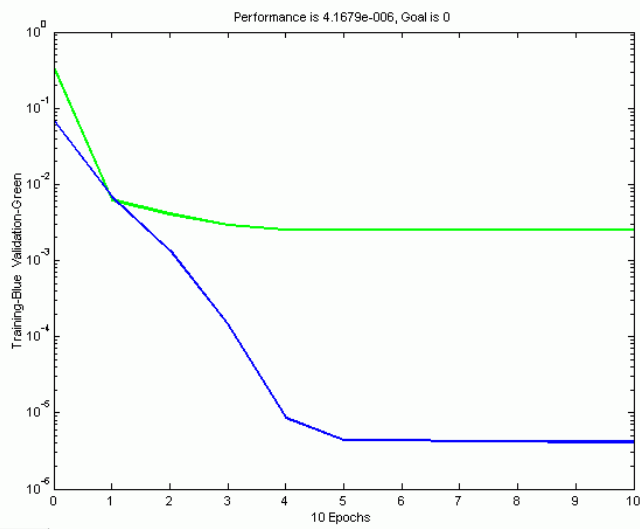
εκτός ατόμου 11



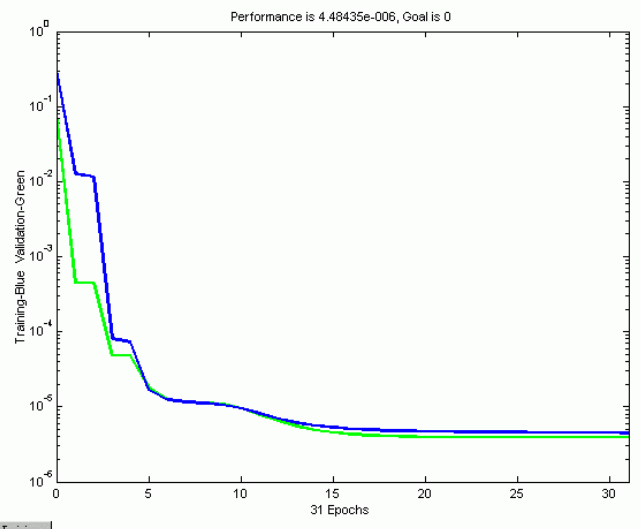
εκτός ατόμου 12



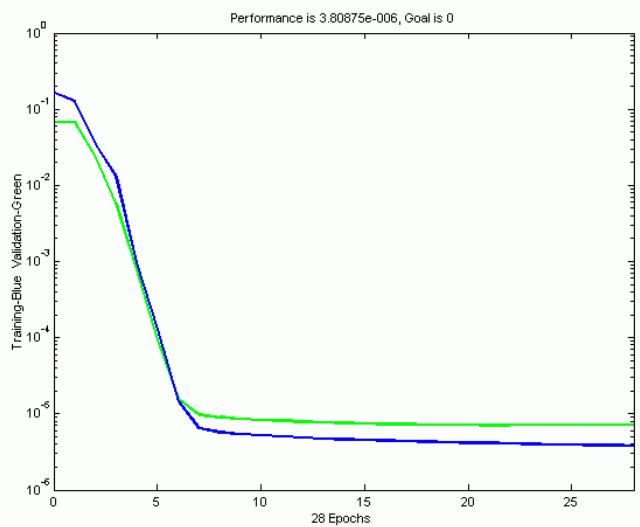
εκτός ατόμου 13



εκτός ατόμου 14

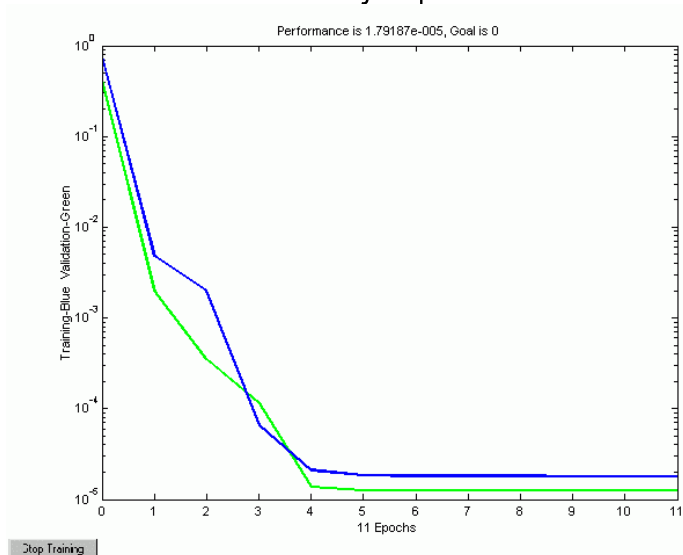


εκτός ατόμου 15

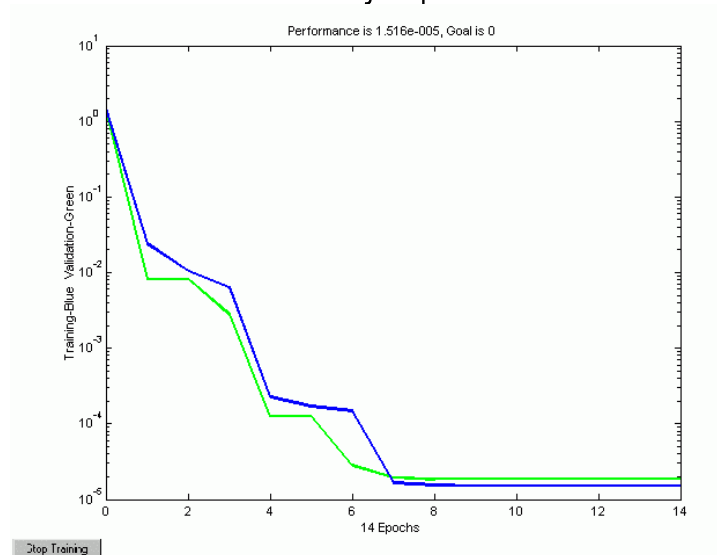


OCD, ηλεκτρόδιο 02, περιοχή P_{600} *

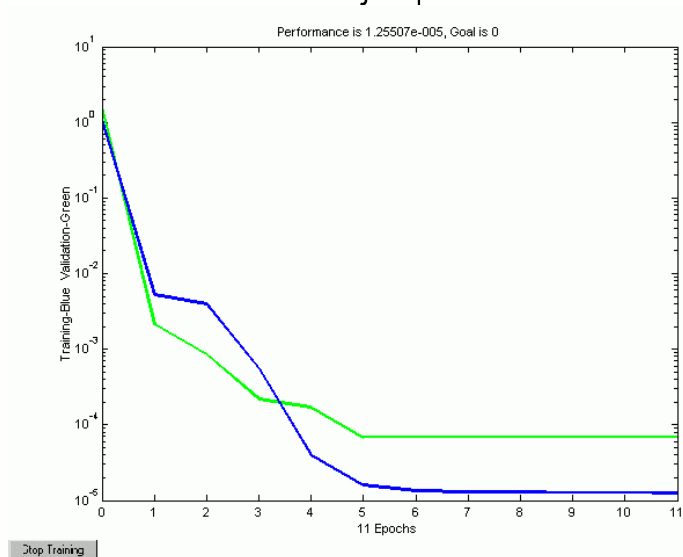
εκτός ατόμου 1



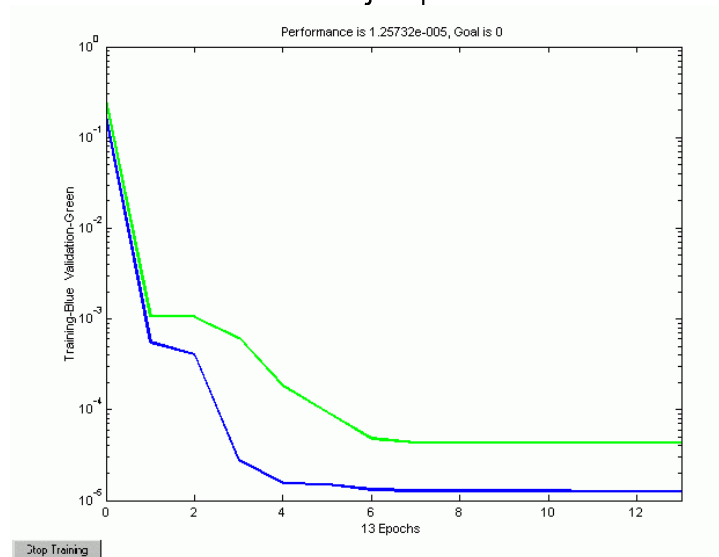
εκτός ατόμου 2



εκτός ατόμου 3

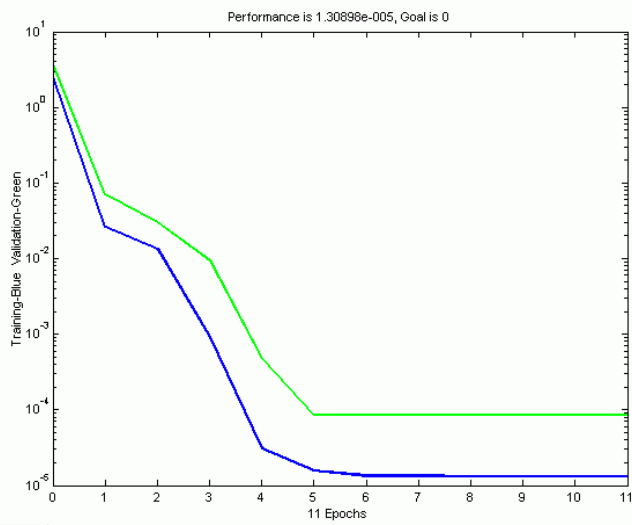


εκτός ατόμου 4

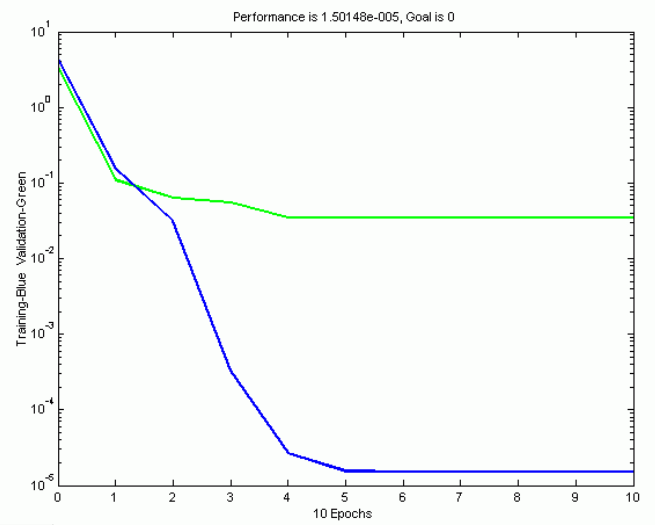


Παράρτημα IV

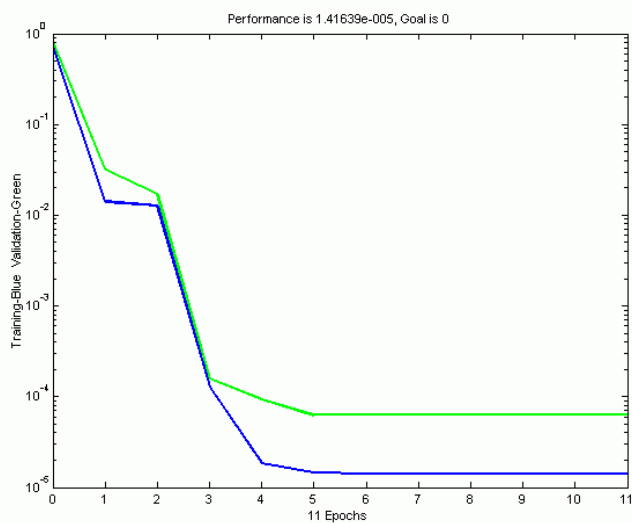
εκτός ατόμου 5



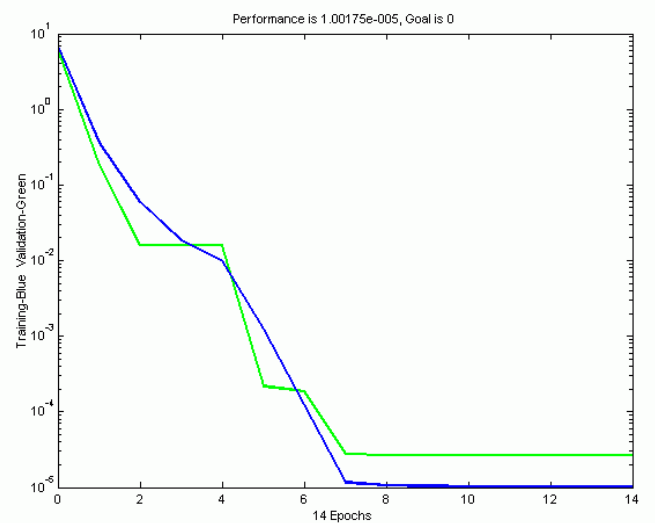
εκτός ατόμου 6



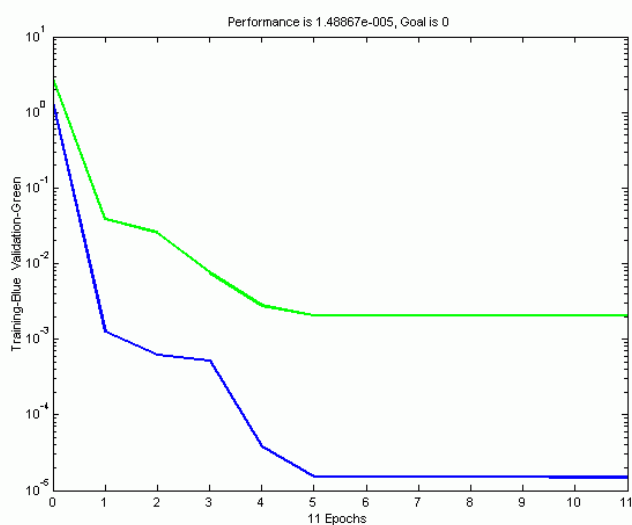
εκτός ατόμου 7



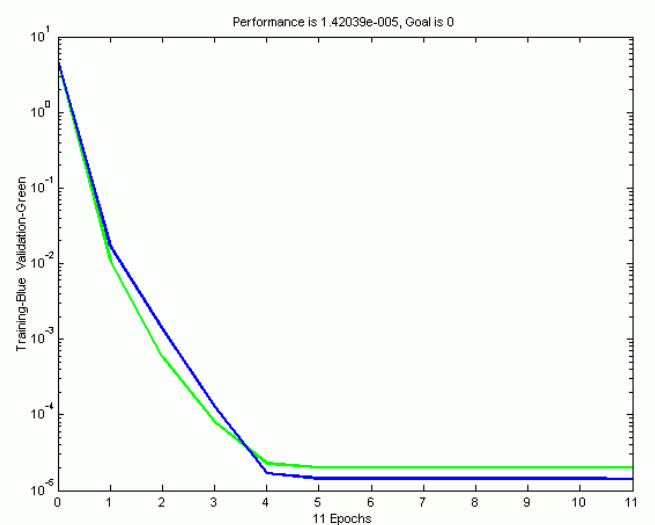
εκτός ατόμου 8



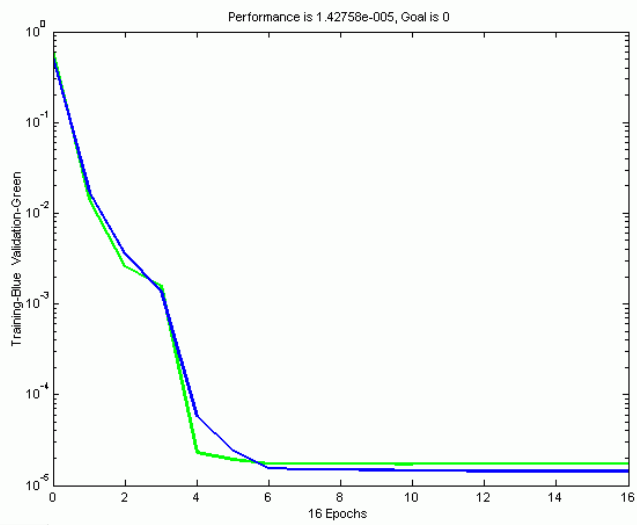
εκτός ατόμου 9



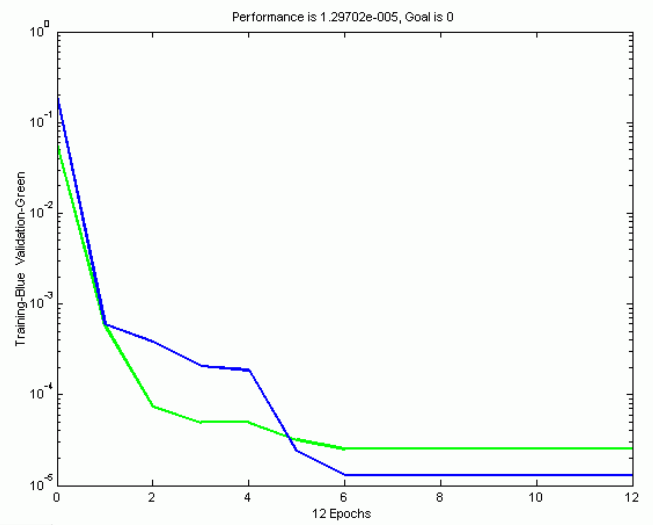
εκτός ατόμου 10



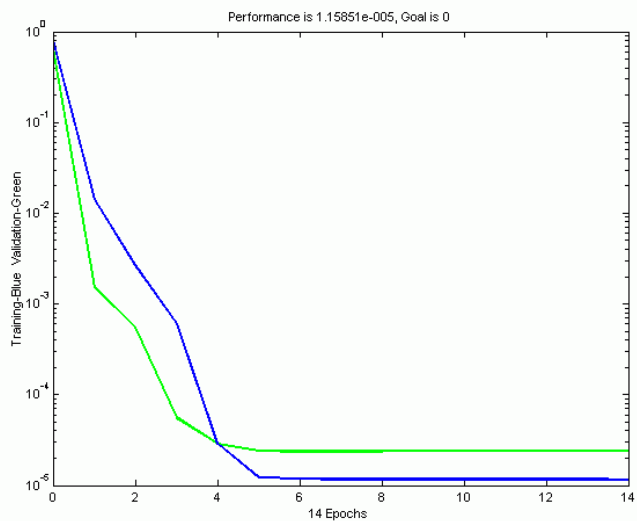
εκτός ατόμου 11



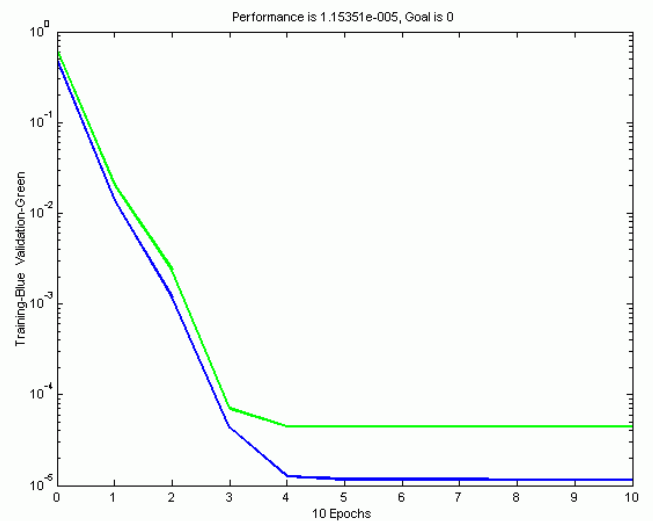
εκτός ατόμου 12



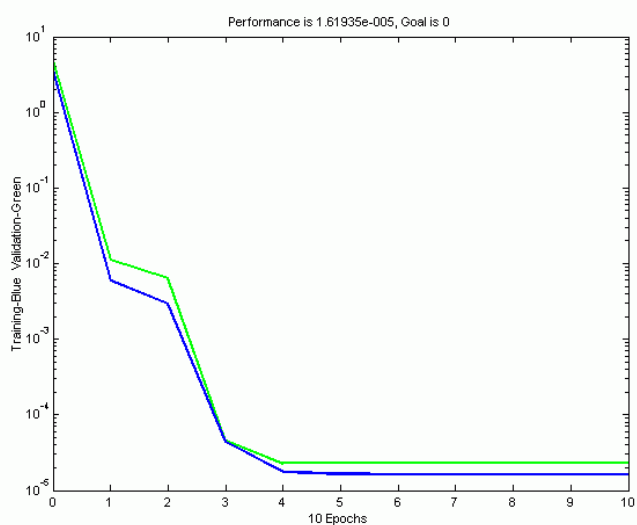
εκτός ατόμου 13



εκτός ατόμου 14



εκτός ατόμου 15



* Οι δύο παραπάνω ομάδες σχημάτων περιγράφουν την εκπαίδευση των τεχνητών νευρωνικών δικτύων. Κάθε ΤΝΔ εκπαιδεύεται για τα δεδομένα όλων των ατόμων της κατηγορίας του (Controls ή OCD) εκτός από εκείνο που αναφέρεται αριστερά (καθώς εκείνο θα χρησιμοποιηθεί στην πρόβλεψη). Τα σχήματα είναι ουσιαστικά γραφικές παραστάσεις του σφάλματος στην πρόβλεψη των δεδομένων, σε σχέση με τις εποχές (epochs) εκπαίδευσης. Η σκουρόχρωμη (μπλέ) γραμμή παρουσιάζει το σφάλμα για το training set, ενώ η πιο ανοιχτόχρωμη (πράσινη) το σφάλμα για το validation set (§7.5.1). Το μικρό σφάλμα (ακόμα και μετά από κανονικοποίηση των δεδομένων στο διαστήμα $[0,1]$) υποδηλώνει ότι το εκάστοτε νευρωνικό δίκτυο είναι ικανό να δώσει αποτελεσματική πρόβλεψη της κυματομορφής³ δυστυχώς κάτι τέτοιο δεν συμβαίνει για τις χρονοσειρές του test set, τουλάχιστον σε βαθμό ικανό να ταξινομήσει τα άτομα στις υπάρχουσες κατηγορίες.

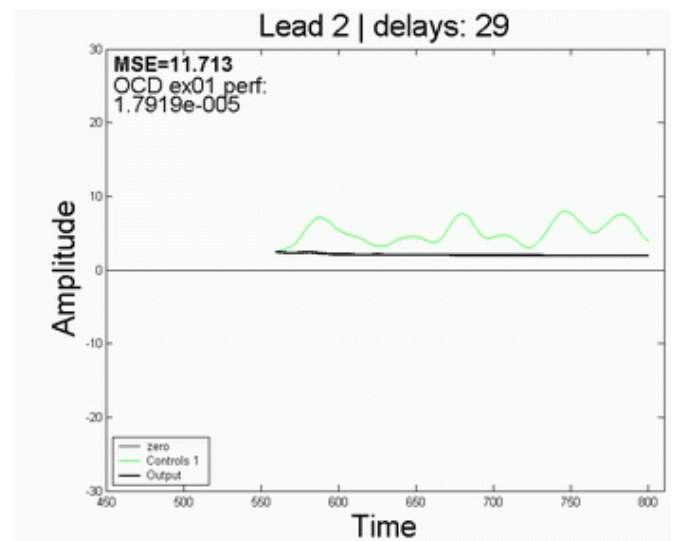
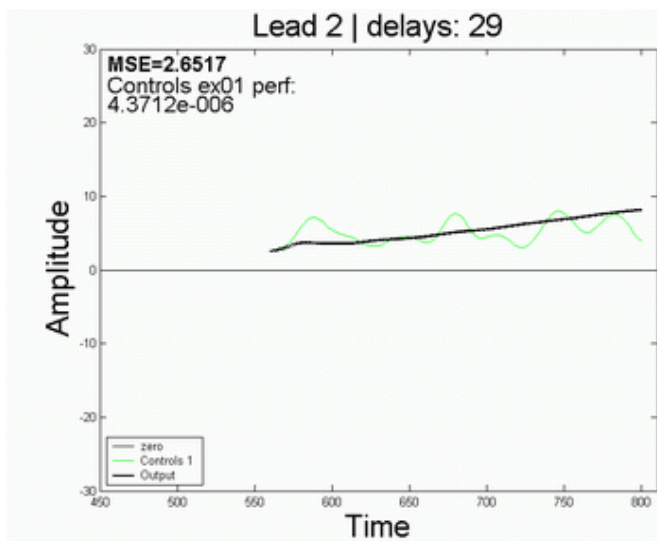
Παράρτημα V: Γραφικές παραστάσεις πρόβλεψης χρονοσειρών, με ΤΝΔ

*Controls, ηλεκτρόδιο 02, περιοχή P_{600} **

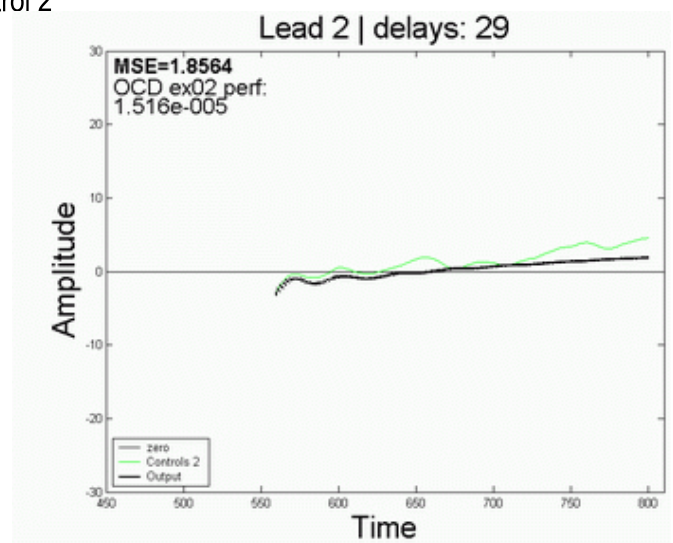
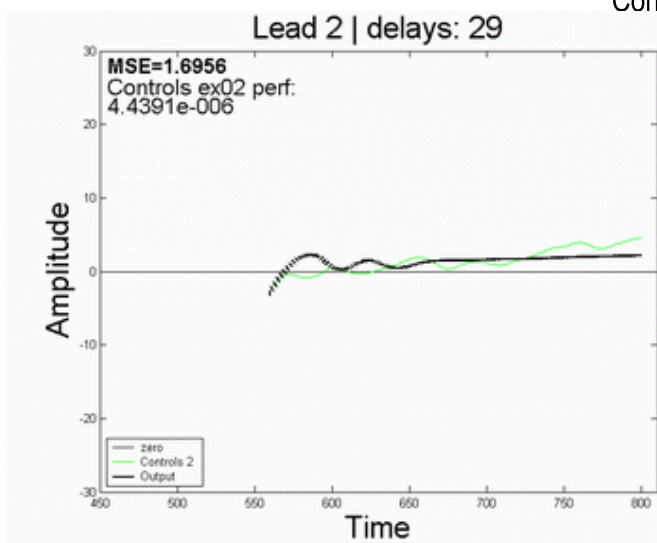
ΤΝΔ Controls

ΤΝΔ OCD

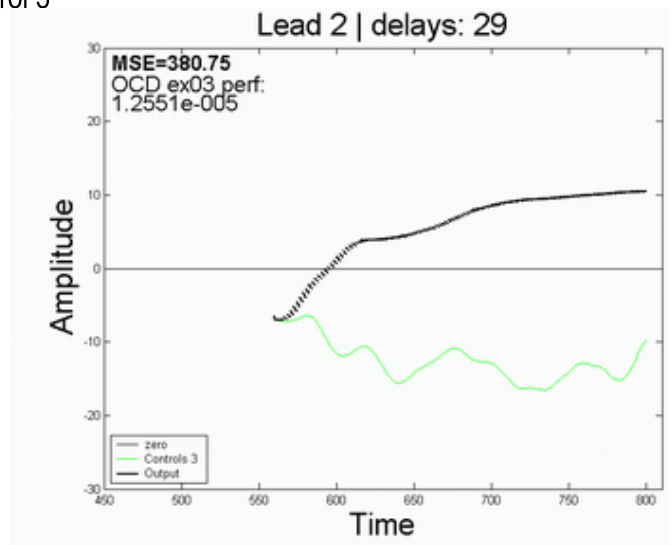
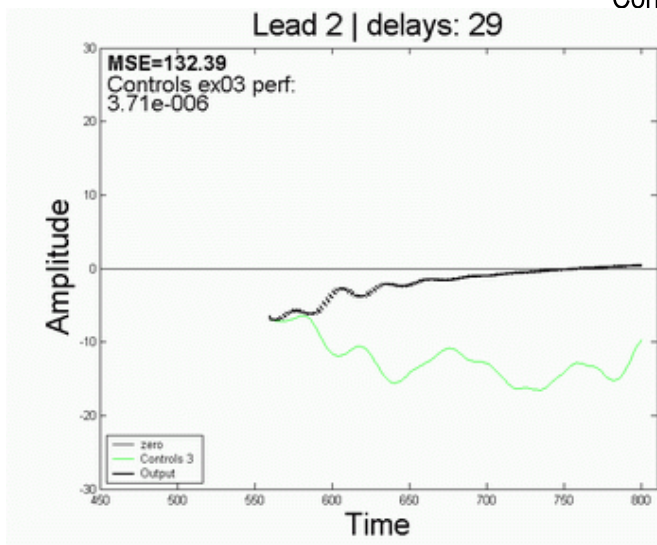
Control 1



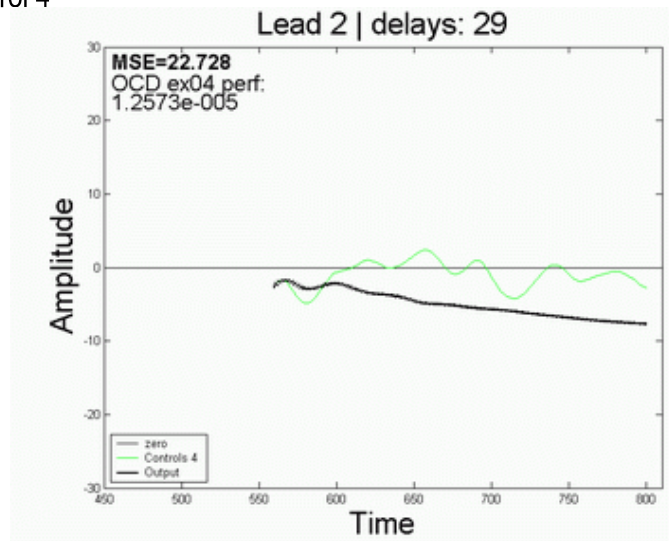
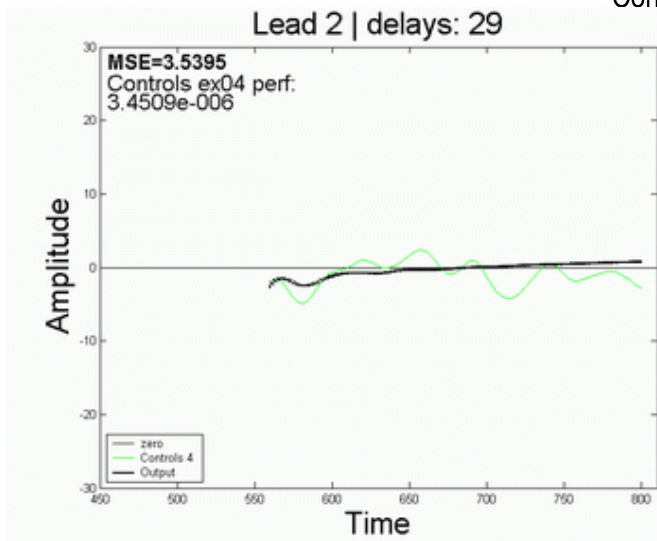
Control 2



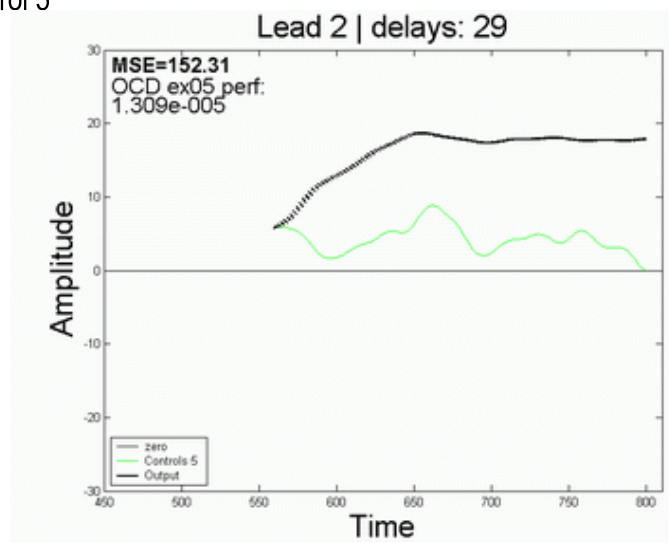
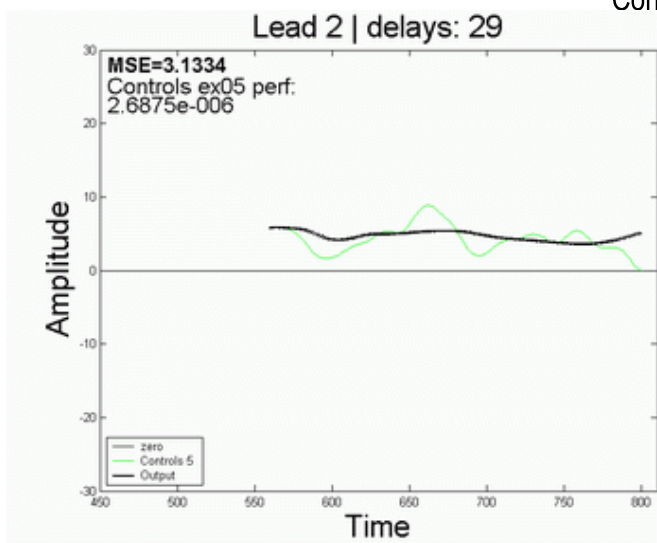
Control 3



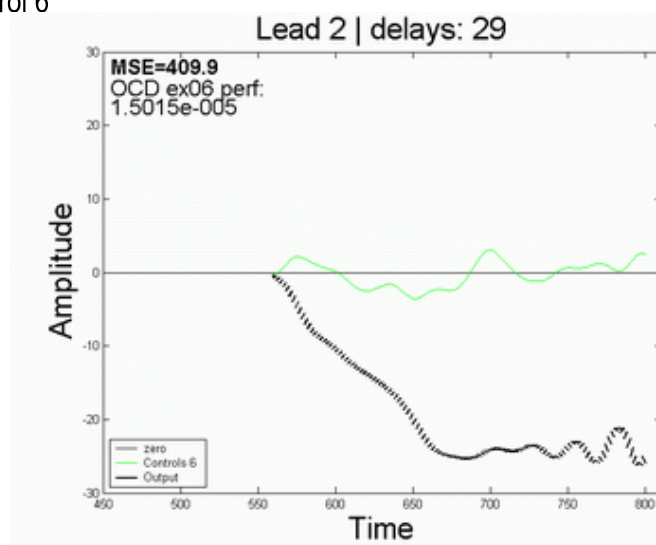
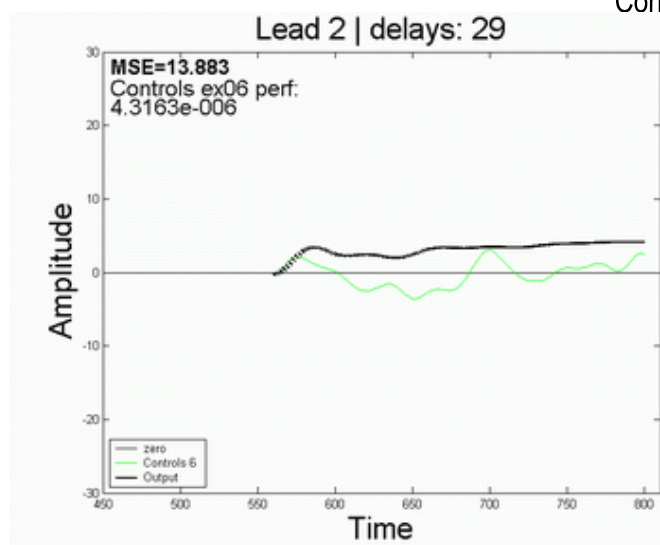
Control 4



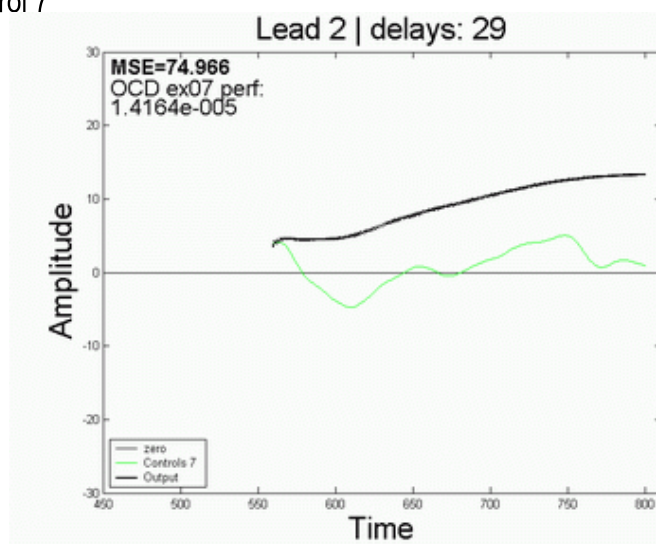
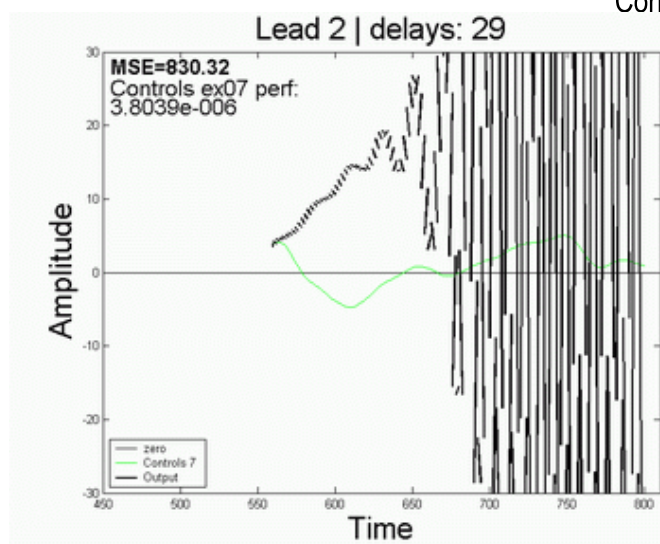
Control 5



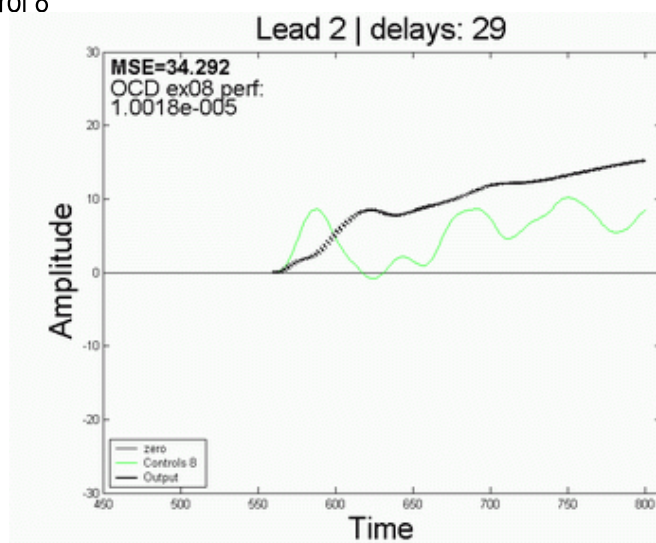
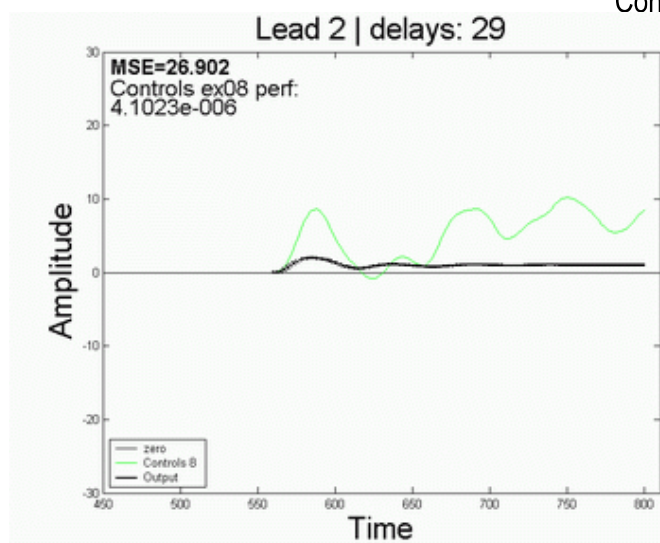
Control 6



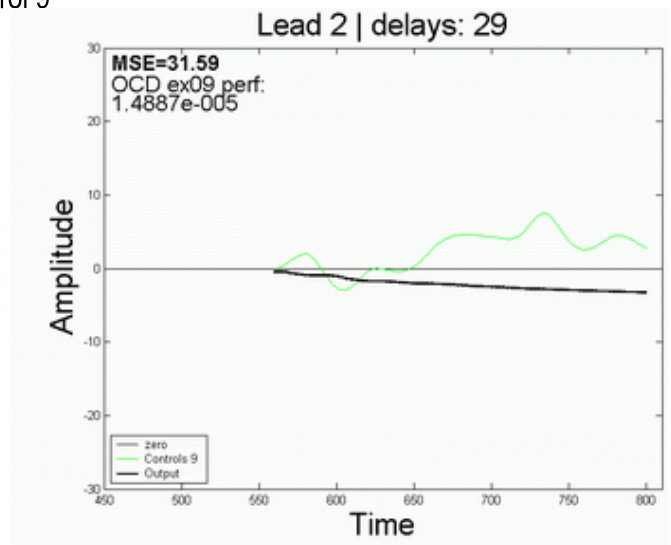
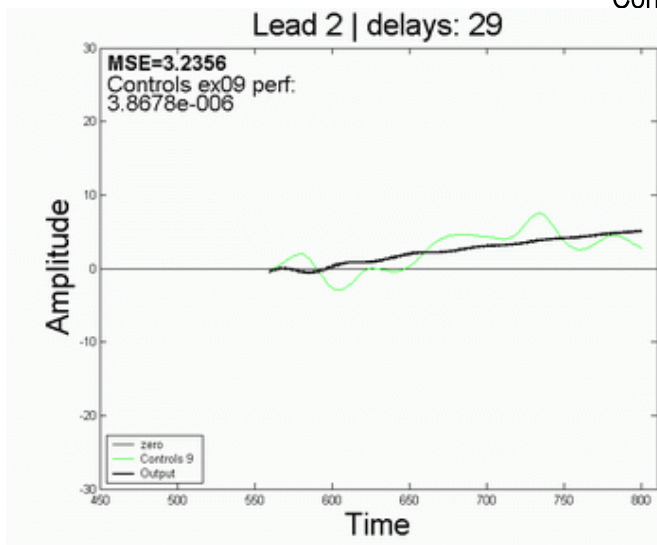
Control 7



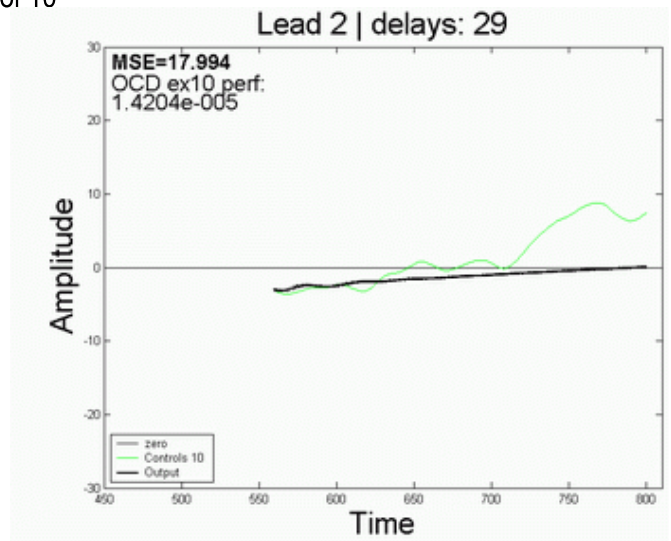
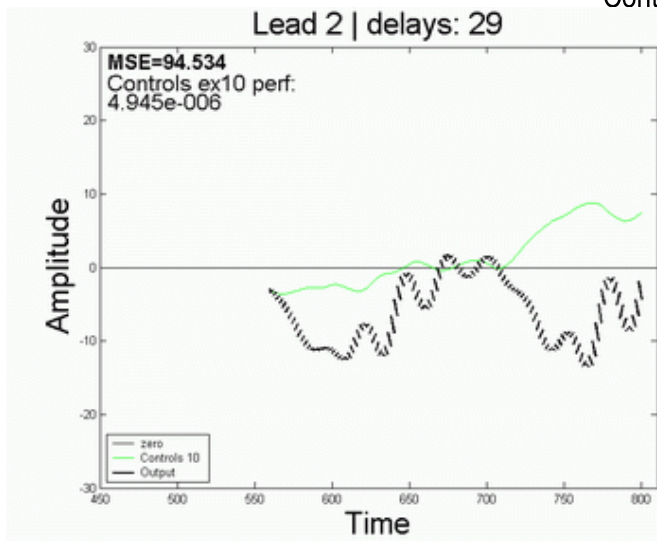
Control 8



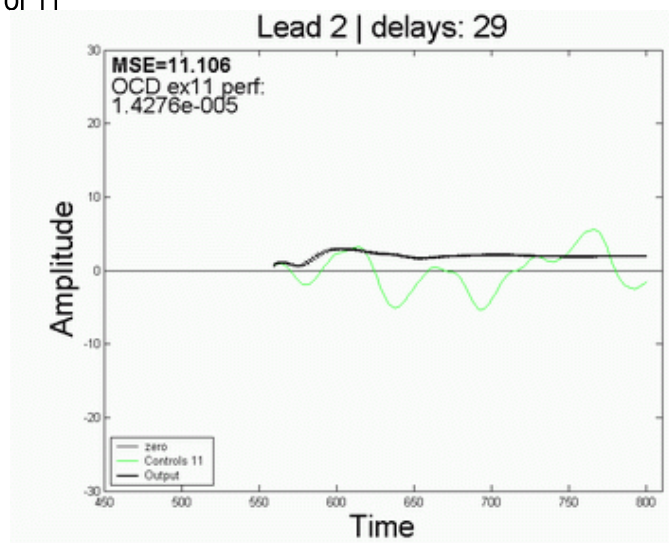
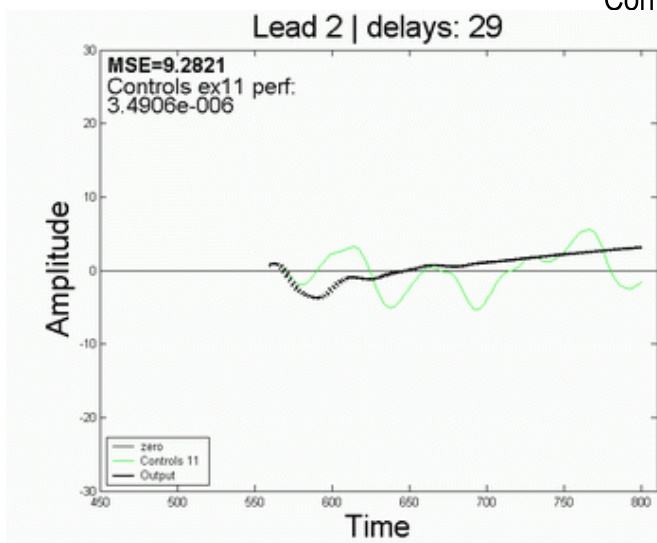
Control 9



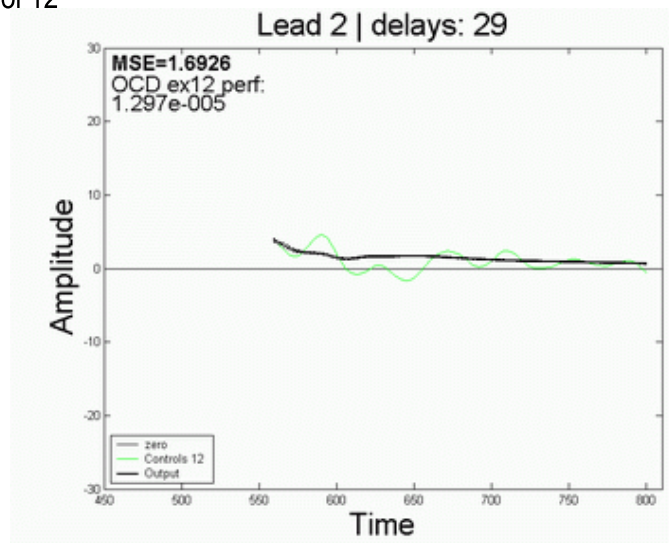
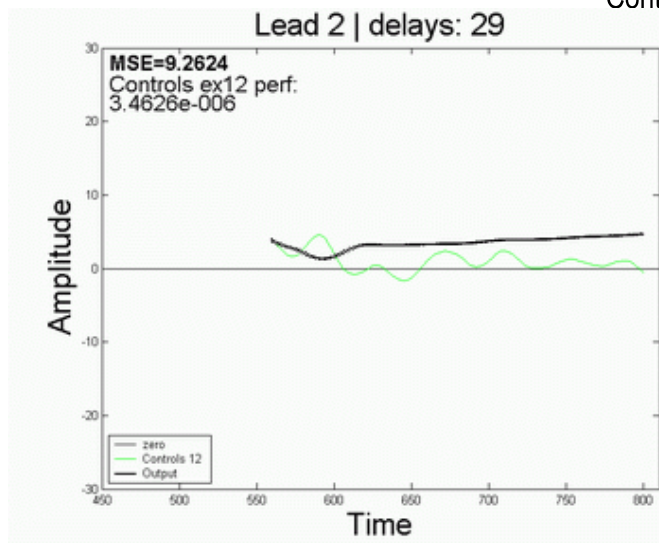
Control 10



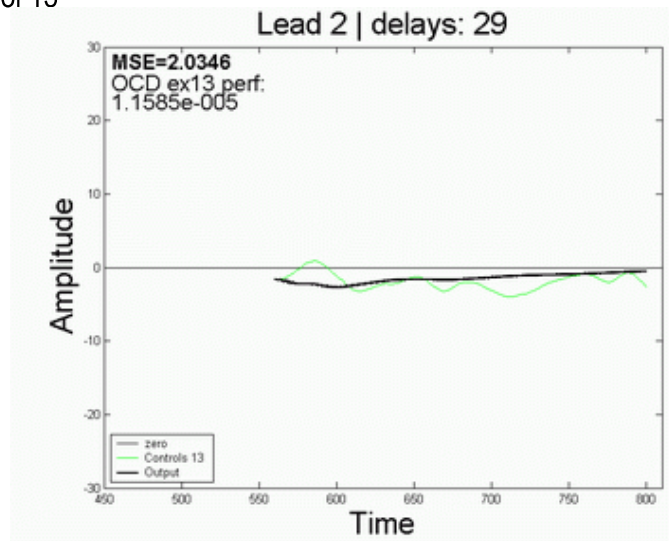
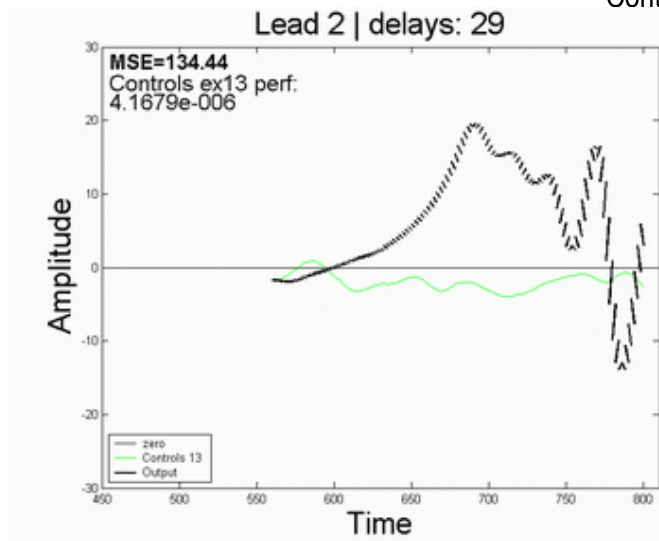
Control 11



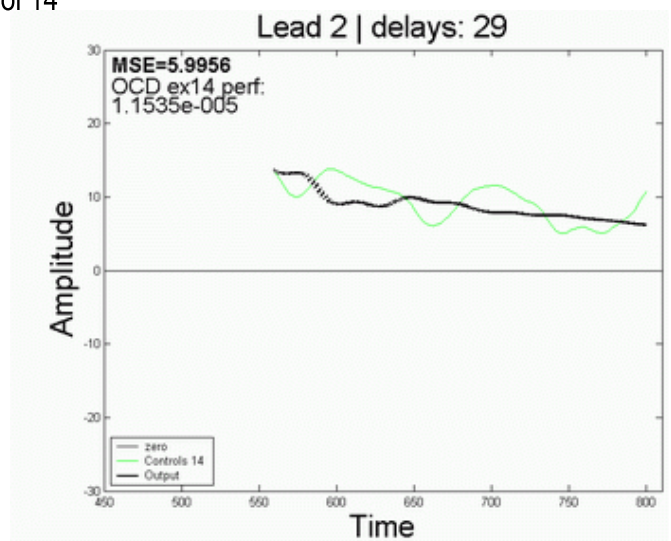
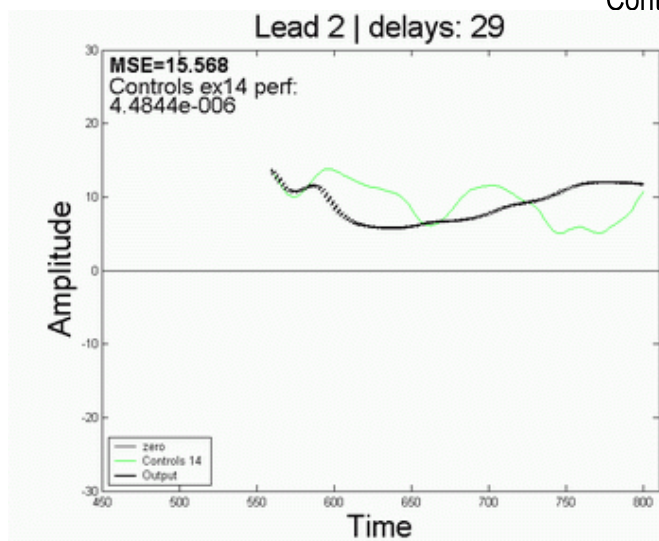
Control 12



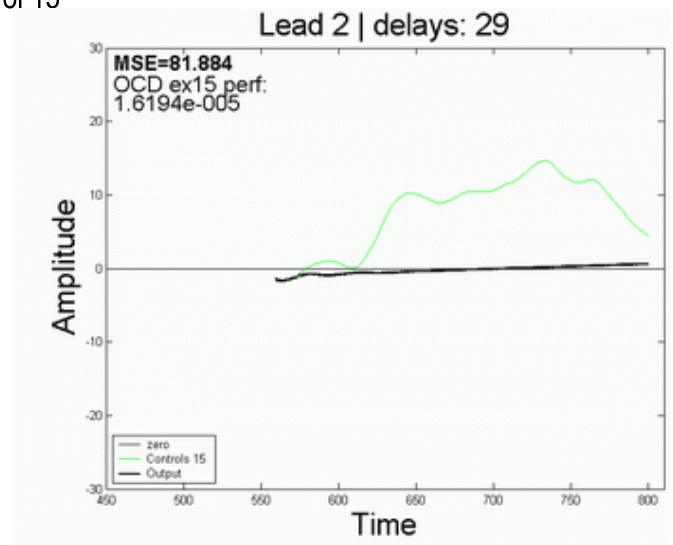
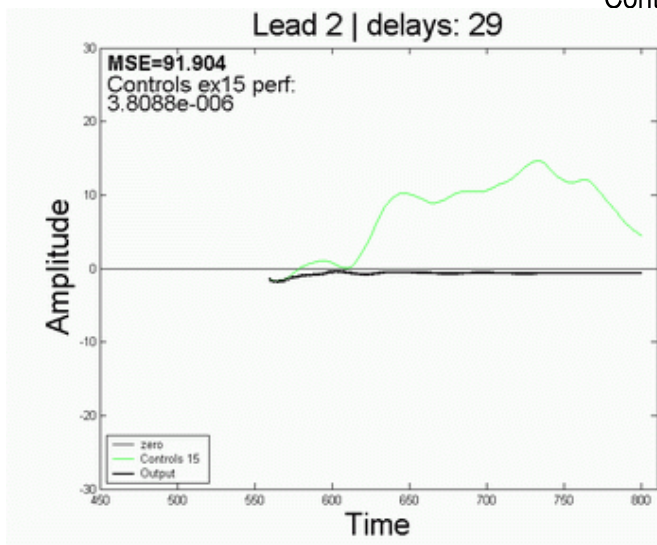
Control 13



Control 14



Control 15

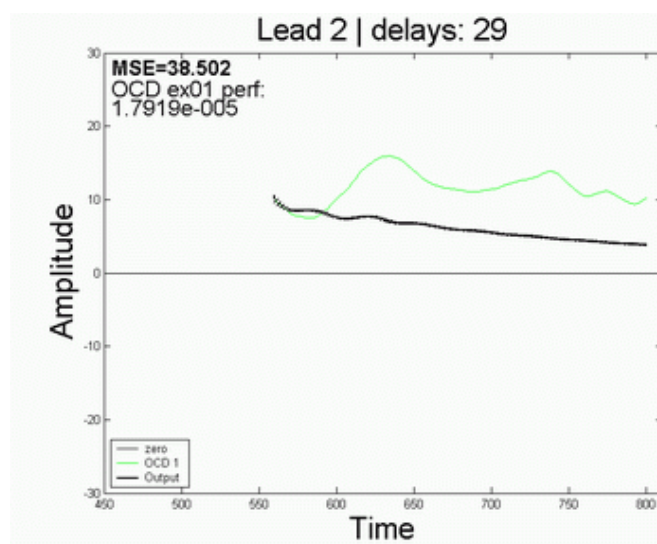
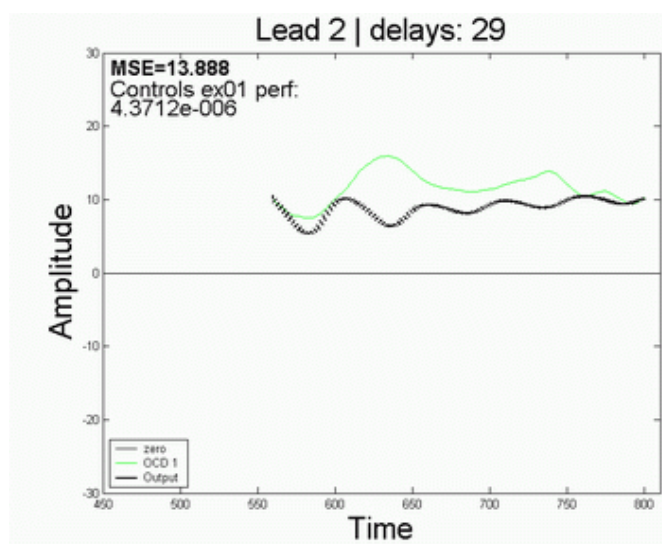


OCD, ηλεκτρόδιο 02, περιοχή P_{600} *

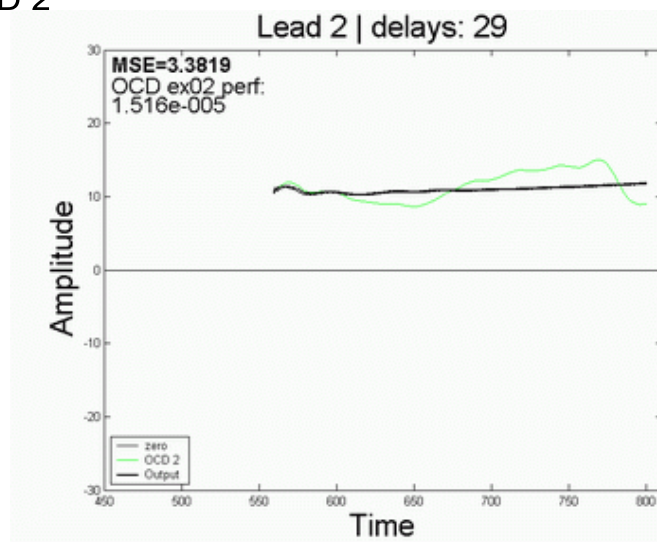
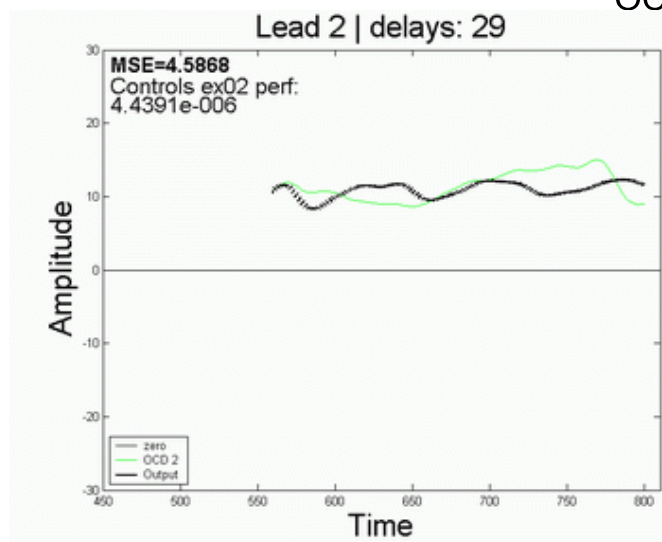
TNΔ Controls

TNΔ OCD

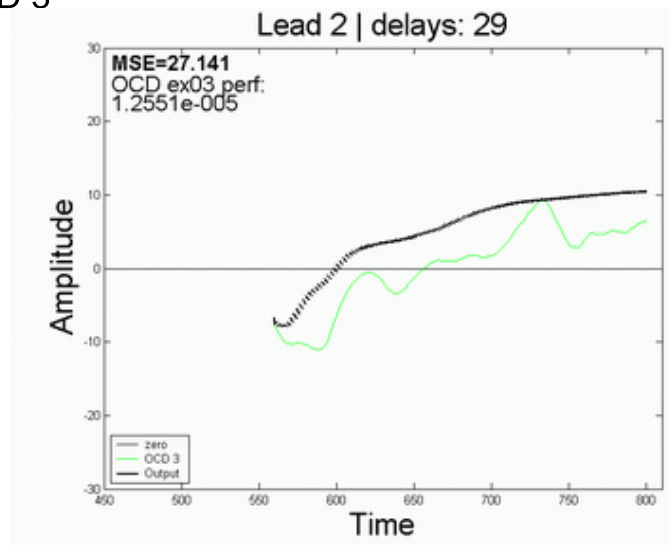
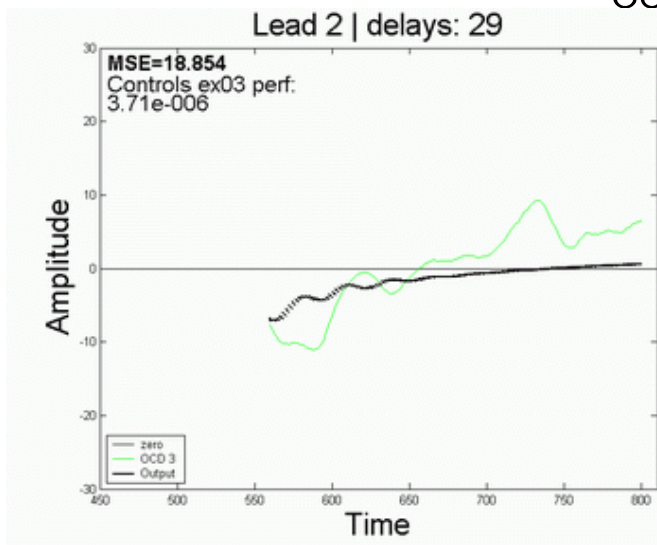
OCD 1



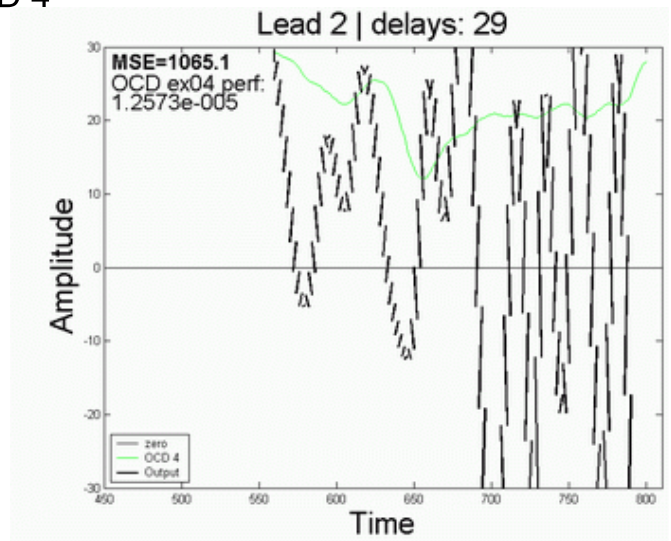
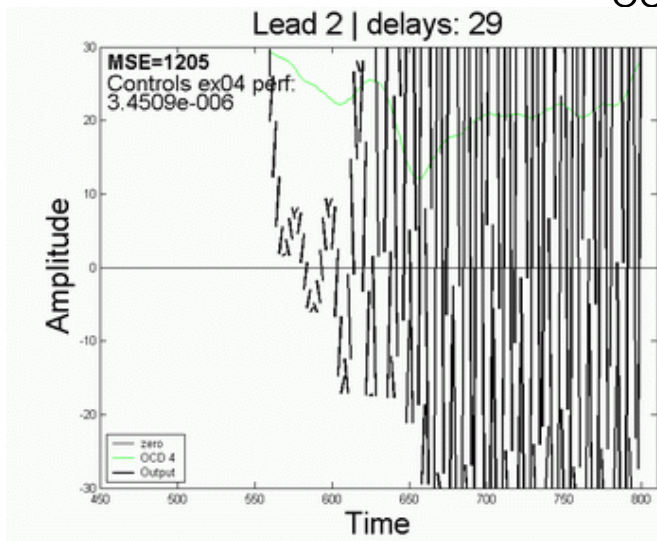
OCD 2



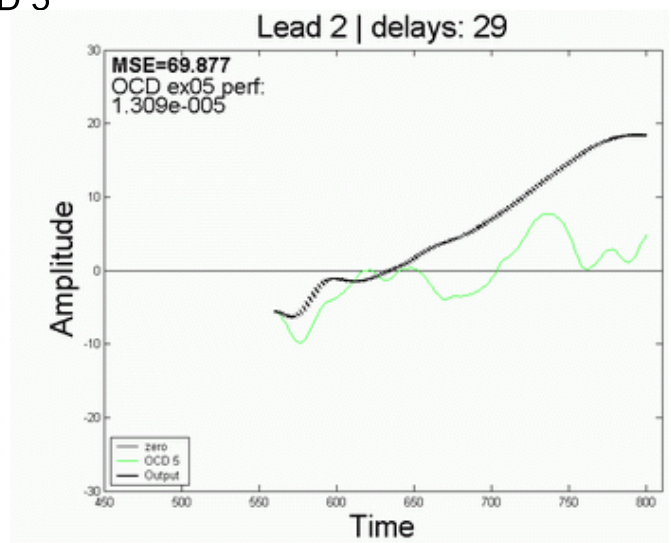
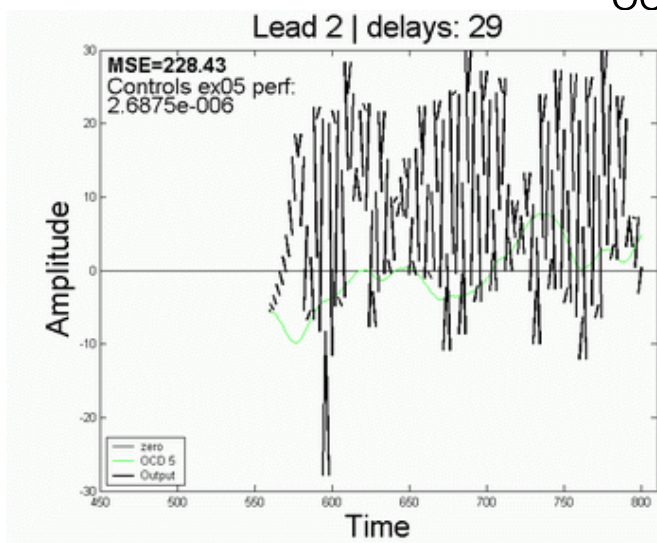
OCD 3



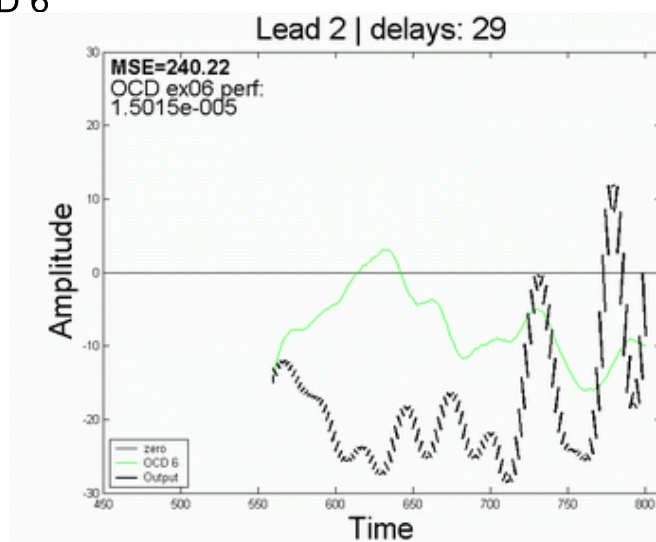
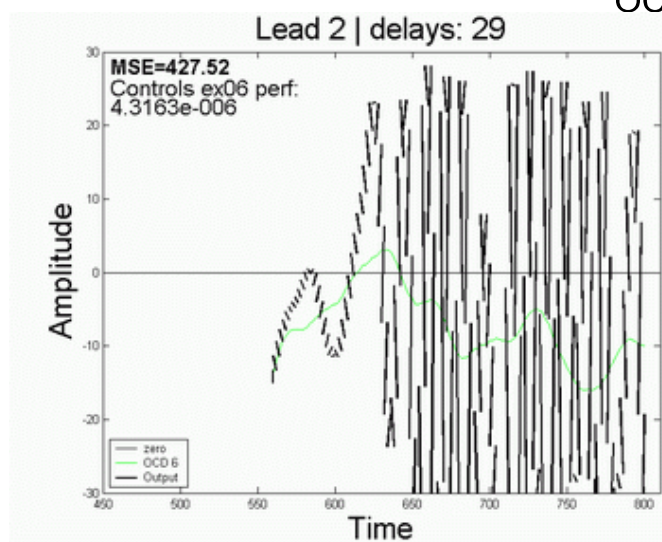
OCD 4



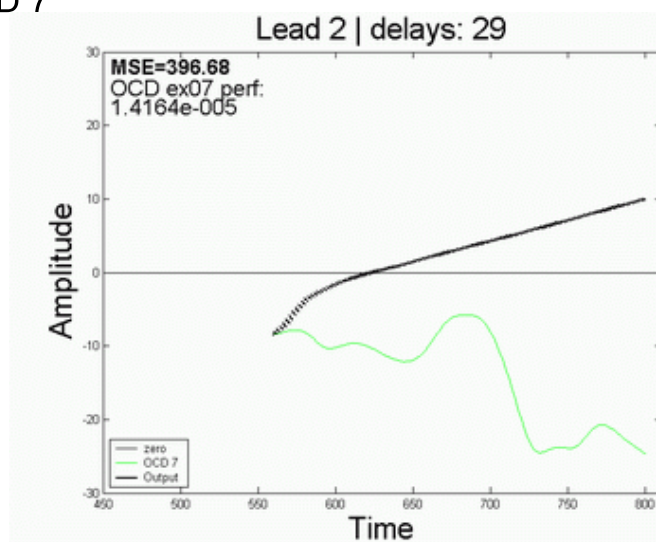
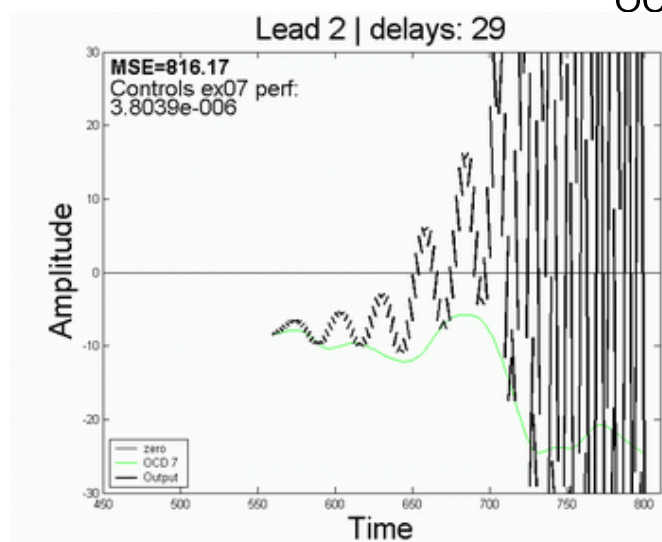
OCD 5



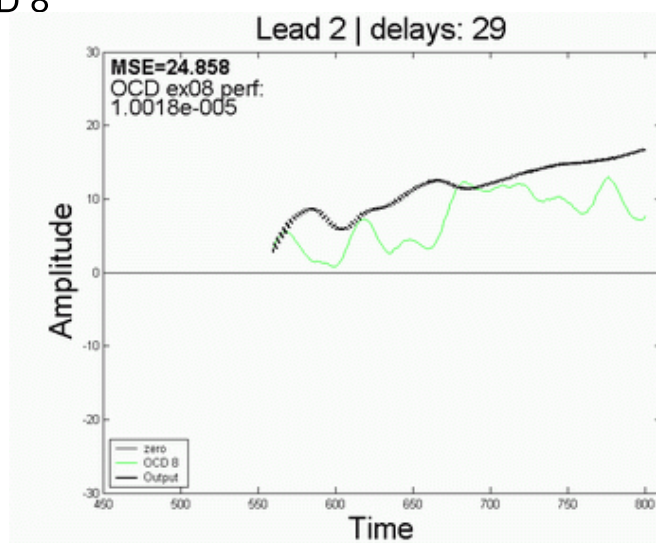
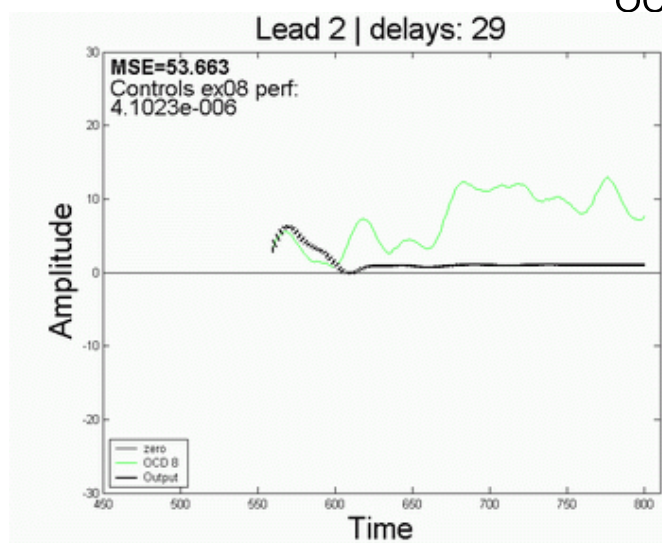
OCD 6



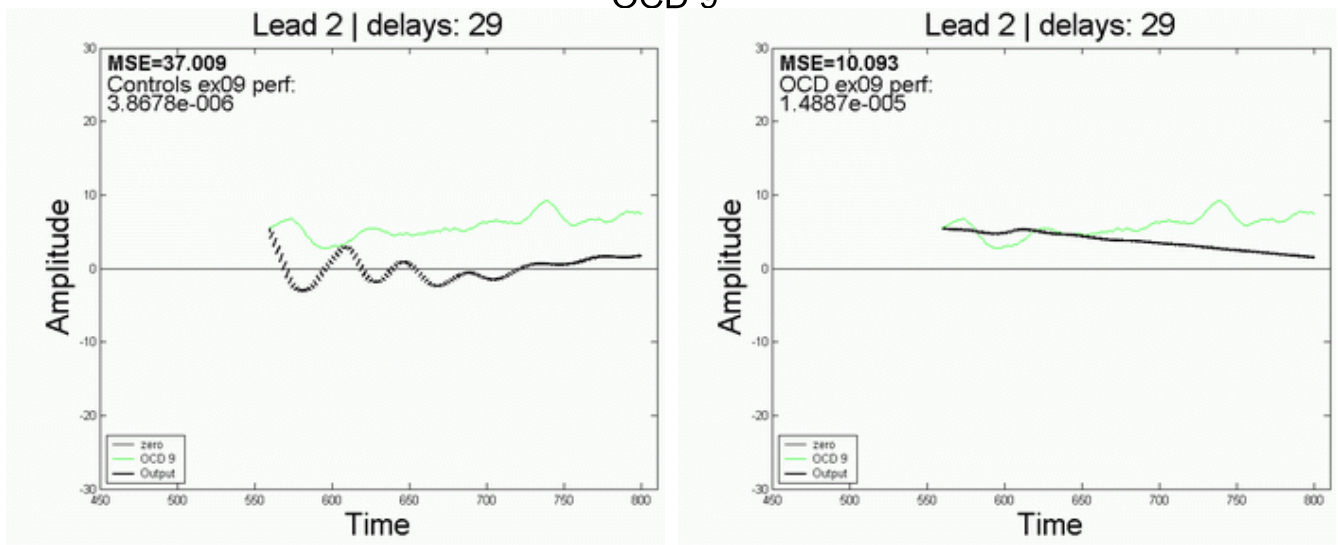
OCD 7



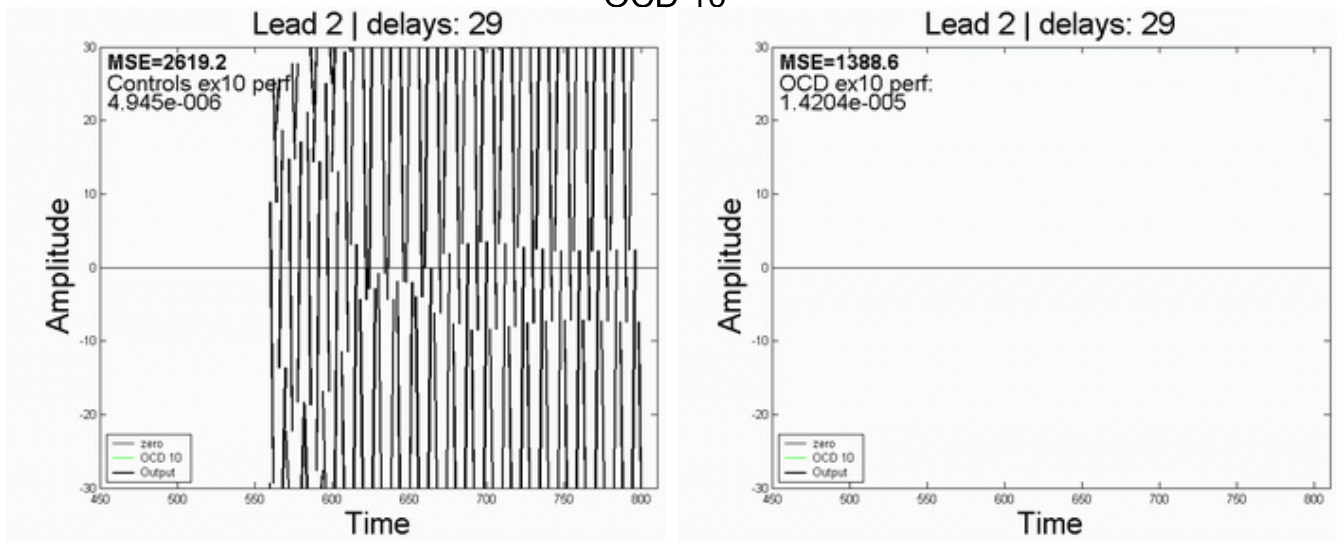
OCD 8



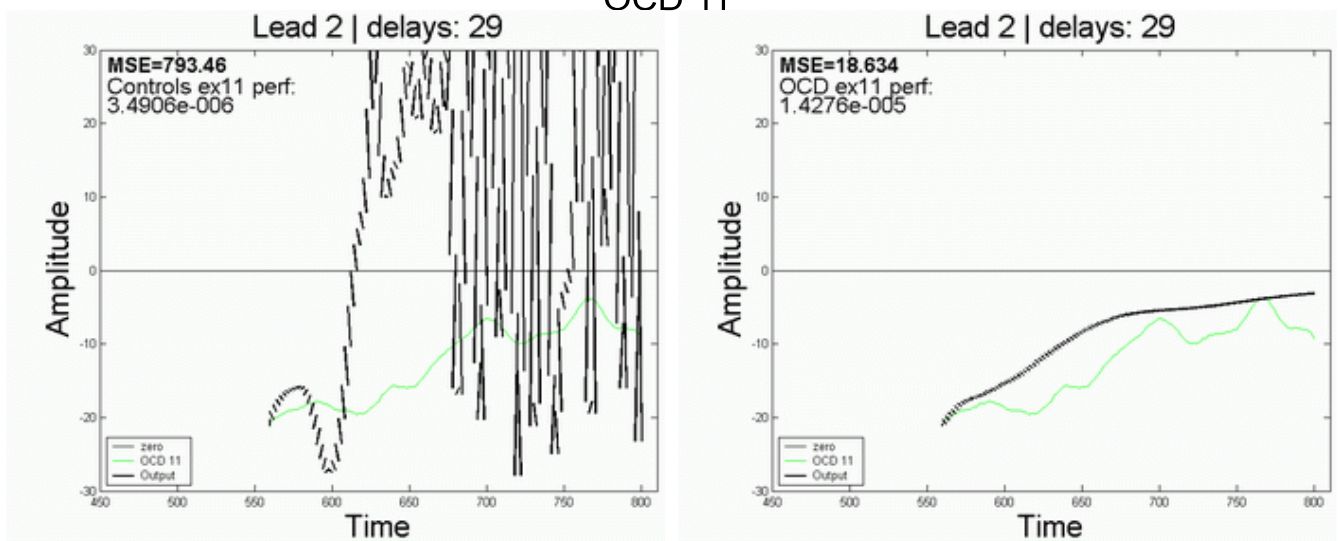
OCD 9



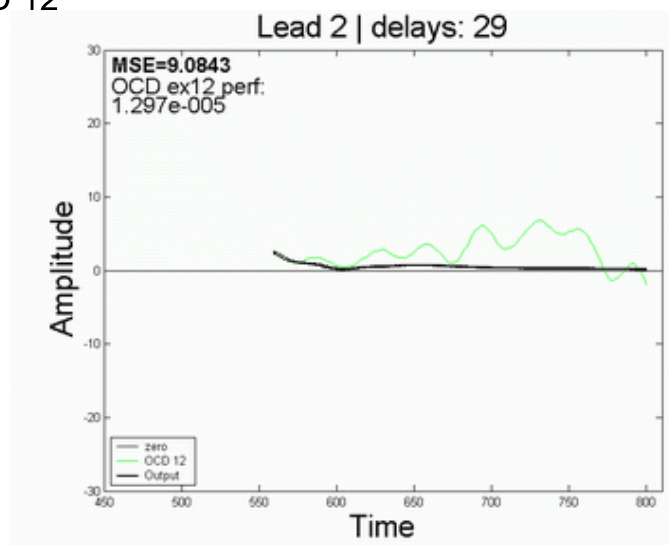
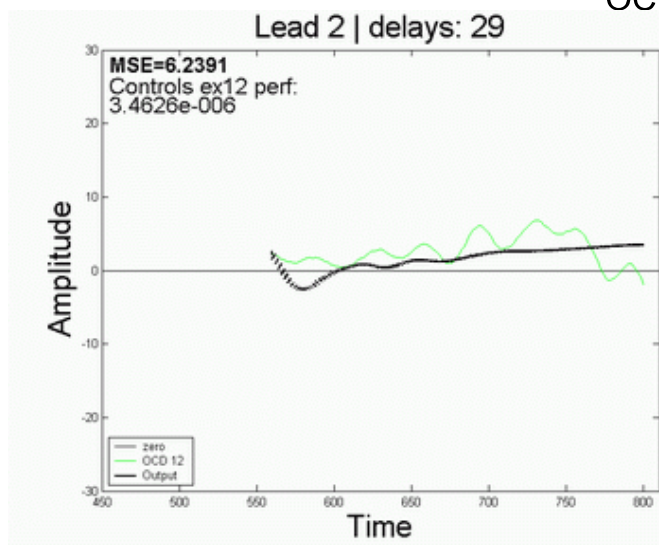
OCD 10



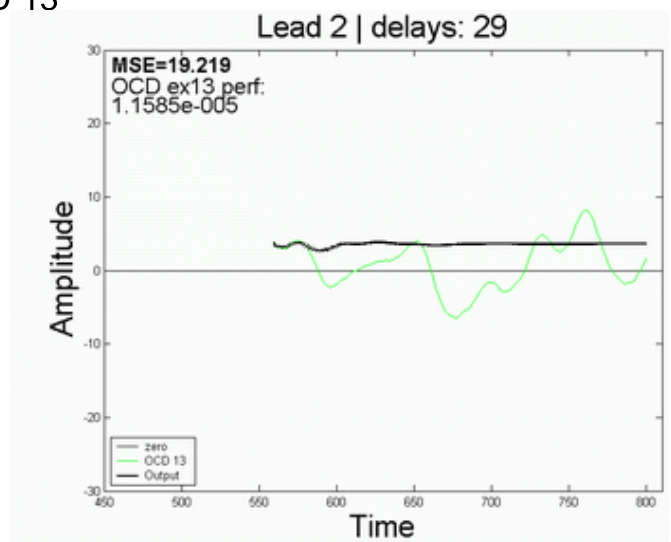
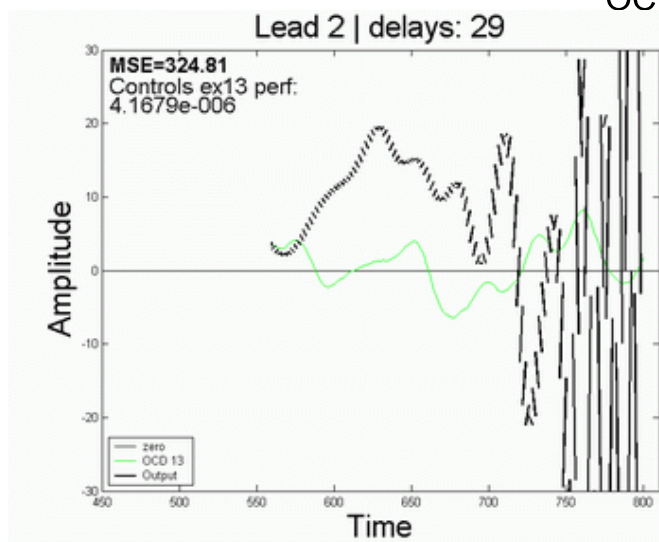
OCD 11



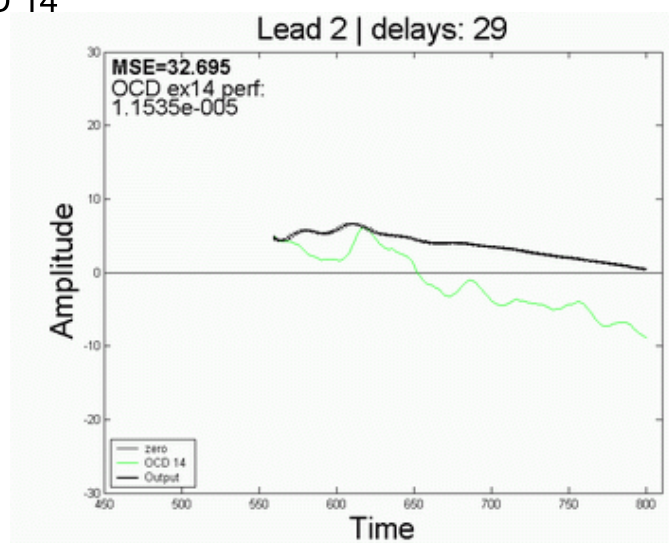
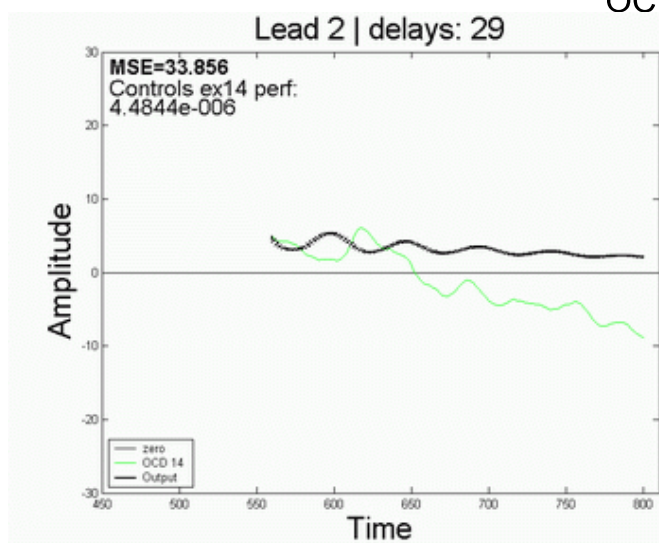
OCD 12



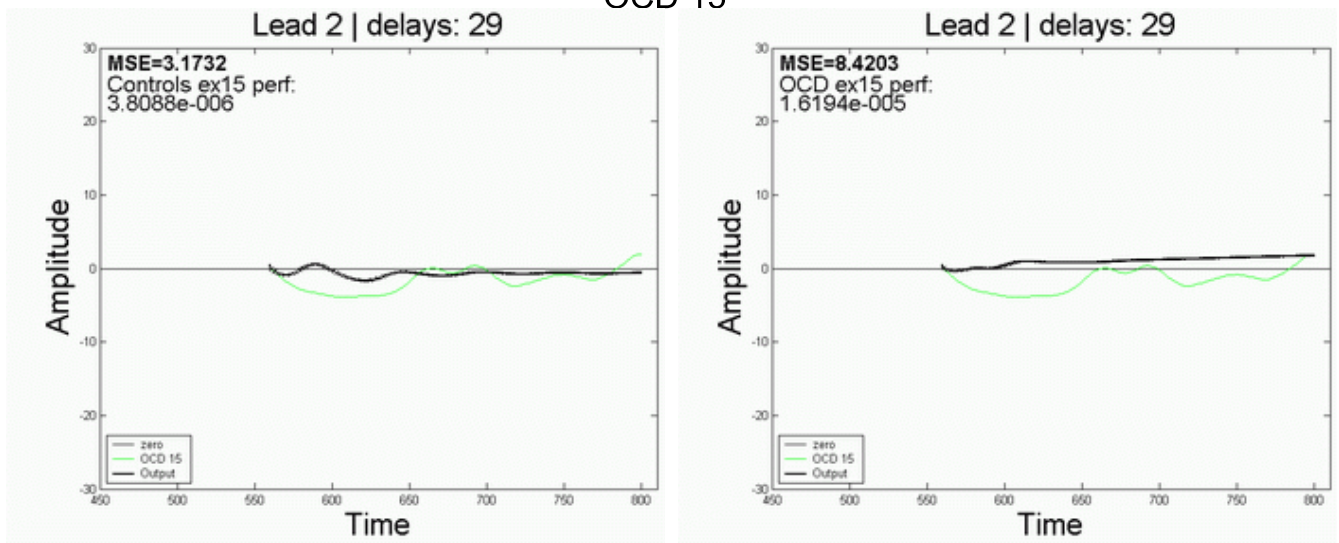
OCD 13



OCD 14



OCD 15



* Κάθε σχήμα των παραπάνω ομάδων περιγράφει την πρόβλεψη της κυματομορφής του P_{600} ενός ατόμου, για το ηλεκτρόδιο 02, με τα αντίστοιχα ΤΝΔ των Controls και των OCD. Η γκρι (πράσινη) γραμμή αναπαριστά την πραγματική κυματομορφή, ενώ η μαύρη (μπλέ) την πρόβλεψή της. Στην πάνω αριστερά γωνία κάθε σχήματος σημειώνεται το νευρωνικό δίκτυο το οποίο έδωσε την πρόβλεψη η οποία αναπαριστάται στο σχήμα, η επίδοσή του για τα δεδομένα στα οποία εκπαιδεύτηκε (Παράρτημα IV) και το μέσο τετραγωνικό του σφάλμα κατά την πρόβλεψη. Το τετραγωνικό σφάλμα (MSE) είναι που καθορίζει την κατηγορία στην οποία θα ταξινομηθεί το άτομο (§7.5.1).

Βιβλιογραφία

1. Anderson C. Effects of Variations in Neural Network Topology and Output Averaging on the Discrimination of Mental Tasks from Spontaneous Electroencephalogram. *Journal of Intelligent Systems*, 1997; 11: 423-431.
2. Anderson C, Peterson D. Recent Advances in EEG Signal Analysis and Classification. In: Dybowski R and Gant V, editors. *Clinical Applications of Artificial Neural Networks*, UK: Cambridge University Press, 2001: 175-191.
3. Battiti R, Colla AM. Democracy in neural nets: voting schemes for classification. *Neural Network*, 1994; 7(4): 691-707.
4. Beale M, Demuth H. *Neural network toolbox, MATLAB help files*, 2001.
5. Beaumont A, Marmarou A. Approximate entropy: a regularity statistic for assessment of intracranial pressure. *Acta Neurochir Suppl*, 2002; 81: 193-195.
6. Bishop C. *Neural networks for pattern recognition*, Oxford, Oxford University Press, 1995.
7. Black MA, Jones RD, Carroll GJ, Donaldson IM, Parkin PJ, Dingle AA. Real-time detection of epileptiform activity in the EEG: A blinded clinical trial. *Clinical Electroencephalography*, 2000; 31: 122-130.
8. Blackwood DHR, Whalley LJ, Christie JE, Blackburn IM, St.Clair DM & McInnes A. Changes in auditory P3 eventrelated potential in schizophrenia and depression. *British Journal of Psychiatry*, 1987; 150: 154–160.
9. Bruder G, Kayser J, Tenke C, Leite P, Schneier F, Stewart J & Quitkin F. Cognitive ERPs in depressive and anxiety disorders during tonal and phonetic oddball tasks. *Clinical Electroencephalography*, 2002; 33(3), 119-124.
10. Bruder G, Kayser J, Tenke C, Rabinowicz E, Friedman M, Amador X, Sharif Z, Gorman J. The time course of visuospatial processing deficits in schizophrenia: An event-related brain potential study. *Journal of Abnormal Psychology*, 1998; 107 (3): 399-411.

11. Bruhn J, Ropcke H, Hoeft A. Approximate entropy as an electroencephalographic measure of anesthetic drug effect during desflurane anesthesia. *Anesthesiology*, 2000; 92(3):715-26.
12. Burioka N, Cornelissen G, Halberg F, Kaplan DT, Suyama H, Sako T, Shimizu E. Approximate entropy of human respiratory movement during eye-closed waking and different sleep stages. *Chest*, 2003; 123(1): 80-6.
13. Burioka N, Suyama H, Sako T, Miyata M, Takeshima T, Endo M, Kurai J, Fukuoka Y, Takata M, Nomura T, Nakashima K, Shimizu E. Non-linear dynamics applied to human respiratory movement during sleep. *Biomed Pharmacother*, 2002; 56 Suppl 2: 370s-373s.
14. Carroll GJ, Dingle AA, Jones RD, Donaldson IM. Automated analysis of the EEG (Abstract). *International Journal of Neuroscience*, 1995; 81: 230-231.
15. Coull JT. Neural correlates of attention and arousal: Insights from electrophysiology, functional neuroimaging and psychopharmacology. *Progress in Neurobiology*, 1998; 55: 343-361.
16. Carroll GJ, Dingle AA, Jones RD, Donaldson IM, Parkin PJ, Burgess KL. Automated detection of epileptiform activity in the EEG (Abstract). *Electroencephalography and clinical Neurophysiology*, 1995; 97: S242.
17. Daniel WD. *Biostatistics: A Foundation for Analysis in the Health Sciences*, Sixth Edition, New York: Wiley, 1995: 591-598.
18. De Bollivier M, Gallinari P, Thiria S. cooperation of neural nets for robust classification. *IJCNN*, 1990; 1: 17-21.
19. Dingle A, Jones R, Carroll G, Fright R. A multi-stage system to detect epileptiform activity in the EEG. *IEEE Transactions on Biomedical Engineering*, 1993; 40: 1260-1268.
20. Elbert T, Rockstroh B, Kowalik ZJ, et al. Chaotic brain activity. *Electroencephalogr Clin Neurophysiol Supplement*, 1995; 44: 441-449.
21. Elo P, Saarinen J, Värri A, Nieminen H, Kaski K. Classification of epileptic EEG by using self-organized maps, *Proc. of International Conference on Artificial Neural Networks (ICANN-92)*, Brighton, United Kingdom, September 1992. In: Aleksander I, Taylor J, editors. *Artificial neural networks*, 2nd edition: Elsevier Science Publishers, 1992: 1147-1150.

22. Fabiani M, Gratton G, Coles M. Event-related potentials: Methods, theory, and applications. In: Cacioppo J, Tassinari L, Bernston G, editors. Handbook of psychophysiology, New York: Cambridge University Press, 2000: 53-84.
23. Faux S, McCarley R, Nestor P, Shenton M, Pollak S, Penhune V, Mondrow E, Marcy B, Peterson A, Horvath T & Davis K. P300 topographic asymmetries are present in unmedicated schizophrenics. *Electroencephalography and Clinical Neurophysiology*, 1993; 88: 32–41.
24. Faux S, Shenton M, McCarley R, Nestor P, Marcy B & Ludwig A. Preservation of P300 event-related potential topographic asymmetries in schizophrenia with use of either linked-ear or nose reference sites. *Electroencephalography and Clinical Neurophysiology*, 1990; 75: 378–391.
25. Fleisher LA, Pincus SM, Rosenbaum SH. Approximate entropy of heart rate as a correlate of postoperative ventricular dysfunction. *Anesthesiology*, 1993; 78: 683-692.
26. Ford J, White P, Csernansky J, Faustman W, Roth W & Pfefferbaum A. ERPs in schizophrenia: Effects of antipsychotic medication. *Biological Psychiatry*, 1994; 36: 153–170.
27. Friederici AD, Yves von Cramon D, Kotz SA. Language related brain potentials in patients and subcortical left hemisphere lesions. *Brain* 1999; 122: 1033-47.
28. Fukuta H, Hayano J, Ishihara S, Sakata S, Ohte N, Takahashi H, Yokoya M, Toriyama T, Kawahara H, Yajima K, Kobayashi K, Kimura G. Prognostic value of nonlinear heart rate dynamics in hemodialysis patients with coronary artery disease. *Kidney Int*, 2003; 64(2):641-648.
29. Garcia-Larrea L, & Cezanne-Bert G. Positive slow wave and working memory load: a study on the functional correlates of slow wave activity. *Electroencephalography & Clinical Neurophysiology* 1998; 108: 260-273.
30. Goelz H, Jones RD, Bones PJ. Wavelet analysis of transient biomedical signals and its application to detection of epileptiform activity in the EEG. *Clinical Electroencephalography*, 2000; 31: 181-191.
31. Gonzalez Andino SL, Grave de Peralta Menendez R, Thut G, Spinelli L, Blanke O, Michel CM, Seeck M, Landis T. Measuring the complexity of

- time series: an application to neurophysiological signals. *Hum Brain Mapp*, 2000;11(1): 46-57.
32. Guillem F, Rougier A, Claverie B, 1999. Short- and long-delay intracranial ERP repetition effects dissociate memory systems in the human brain. *Journal of Cognitive Neuroscience*; 11: 437-58.
33. Ham F, Kostanic I. Principles of neurocomputing for science & engineering, Singapore, McGraw Hill, 2001: 24-86, 132-136, 226-228.
34. Hamzei A, Ohara T, Kim YH, Lee MH, Voroshilovski O, Lin SF, Weiss JN, Chen PS, Karagueuzian HS. The role of approximate entropy in predicting ventricular defibrillation threshold. *J Cardiovasc Pharmacol Ther*, 2002; 7(1): 45-52.
35. Harbourne RT, Stergiou N. Nonlinear analysis of the development of sitting postural control. *Dev Psychobiol*, 2003; 42(4): 368-77.
36. Haykin S. Neural networks: a comprehensive foundation, second edition New Jersey, Prentice Hall, 1999.
37. Hirayasu Y, Asato N, Ohta H, Hokama H, Arakaki H & Ogura C. Abnormalities of auditory event-related potentials prior to treatment. *Biological Psychiatry*, 1998; 43: 244–253.
38. Ho KKL, Moody GB, Peng CK, Mietus JE, Larson MG, Levy D, Goldberger AL. Predicting survival in heart failure case and control subjects by use of fully automated methods for deriving nonlinear and conventional indices of heart rate dynamics. *Circulation* 1997 (August); 96(3): 842-848.
39. Hoffman RE, Buchsbaum MS, Escobar MD, Makuch RW, Nuechterlein KH, Guich SM. EEG coherence of prefrontal areas in normal and schizophrenic males during perceptual activation. *J Neuropsychiatr Clin Neurosci* 1991; 3: 169-175.
40. James CJ, Jones RD, Bones PJ, Carroll GJ. Detection of epileptiform discharges in the EEG by a hybrid system comprising mimetic, self-organized artificial neural network, and fuzzy logic stages. *Clinical Neurophysiology*, 1999; 110(12): 2049-2063.
41. James CJ, Hagan MT, Jones RD, Bones PJ, Carroll GJ. Multireference adaptive noise cancelling applied to the EEG. *IEEE Transactions on Biomedical Engineering*, 1997; 44: 775-779.

42. Jasper H. The ten-twenty electrode system of the international federation. *Electroencephalography & Clinical Neurophysiology*, 1958; 10: 371-375.
43. Jausovec N, Jausovec K. Correlations between ERP parameters and intelligence: a reconsideration. *Biol Psychol*, 2000; 55(2): 137-54.
44. Jones RD, Donaldson IM, Timmings PL. Impairment of high-contrast visual acuity in Parkinson's disease. *Movement Disorders*, 1992; 7: 232-238.
45. Kayser J, Bruder G, Friedman D, Tenke C, Amador X, Clark S, Malaspina D, Gorman J. Brain event-related potentials (ERPs) in schizophrenia during a word recognition memory task. *International Journal of Psychophysiology*, 1999; 34: 249-265.
46. Korpinen L. Computer-aided decision-making for epilepsy and sleep diagnostics (Doctoral Thesis, Tampere University). *Acta Neurologica Scandinavica*, 1993; 87: No. 144.
47. Koutkia P, Canavan B, Johnson ML, DePaoli A, Grinspoon S. Characterization of leptin pulse dynamics and relationship to fat mass, growth hormone, cortisol, and insulin. *Am J Physiol Endocrinol Metab*, 2003; 285(2):E372-9.
48. Krajca V, Petranek S, Patakova I, Värri A. Automatic Identification of Significant Graphoelements in Multichannel EEG Recordings by Adaptive Segmentation and Fuzzy Clustering. *Int. J. Bio-Medical Computing*, 1991; 28: 71-89.
49. Koukkou M, Lehmann D, Wackermann J, et al. Dimensional complexity of EEG brain mechanisms in untreated schizophrenia. *Biol Psychiatry* 1993; 33: 397-407.
50. Levene H. In Olkin et al editors. *Contributions to Probability and Statistics: Essays in Honor of Harold Hotelling*: Stanford University Press, 1960: 278-292.
51. Levy WJ, Pantin E, Mehta S, McGarvey M. Hypothermia and the approximate entropy of the electroencephalogram. *Anesthesiology*, 2003; 98(1): 53-7.
52. Lin DT, Dayhoff J, Ligomenides P. Trajectory production with adaptive time-ddelay neural network. *Neural Network*, 1995; 8(3): 447-461.

53. Lipsitz LA. Age-related changes in the "complexity" of cardiovascular dynamics: A potential marker of vulnerability to disease. *Chaos*, 1995; Mar 5(1):102-109.
54. Mäkikallio T. Analysis of heart rate dynamics by methods derived from non-linear mathematics (Diplomatic dissertation). University of Oulu, Finland, 2000.
55. Matsuoka H, Saito H, Ueno T, Sato M. Altered endogenous negativities of the visual event-related potentials in remitted schizophrenia. *Electroencephalography of Clinical Neurophysiology*, 1996; 100(1):18-24.
56. Naguib M, Schmid PG 3rd, Baker MT. The electroencephalographic effects of IV anesthetic doses of melatonin: comparative studies with thiopental and propofol. *Anesth Analg*, 2003; 97(1): 238-43.
57. Ngan PM. Motion detection using Approximate Entropy. *DICTA/IVCNZ97*, Massey University, New Zealand, December 1997, pp 379-384.
58. Noton D. PMS, EEG, and photic stimulation. *Journal of Neurotherapy*, 1997; 2(2): 8-13.
59. Papageorgiou C, Kontaxakis V, Havaki-Kontaxaki B, Stamouli S, Asvestas P, Vassios C, Matsopoulos G, Kodopadelis E, Rabavilas A, Uzunoglu N, Christodoulou G. Abnormal P600 in heroin addicts with prolonged abstinence elicited during a working memory test. *Neuroreport* 2001b; 12: 1773-8.
60. Papageorgiou C, Liappas I, Asvestas P, Vassios C, Matsopoulos G, Nikolaou C, Nikita K, Uzunoglu N, Rabavilas A. Abnormal P600 in heroin addicts with prolonged abstinence elicited during a working memory test. *Neuroreport* 2001a; 12: 1773-8.
61. Perlovsky L. Neural networks and intellect using model-based networks, New York, Oxford University Press, 2001: 263-284.
62. Pfefferbaum A, Ford JM, White PM & Mathalon D. Event related potentials in alcoholic men: P3 amplitude reflects family history but not alcohol consumption. *Alcoholism: Clinical and Experimental Research*, 1991; 15: 839-850.
63. Pietilä T, Vapaakoski S, Nousiainen U, Värri A, Frey H, Häkkinen V, Neuvo Y. Evaluation of a computerized system for recognition of epileptic activity

- during long-term EEG monitoring. *Electroencephalogr. Clin. Neurophysiol.*, 1994; 90: 438-443.
64. Pliszka SR, Liotti M & Woldorff MA. Inhibitory control in children with ADHD: Event-related potentials identify the processing component and timing of an impaired right-frontal response-inhibition mechanism. *Biological Psychiatry* 2000; 48: 238-246.
65. Pincus SM. Approximate Entropy as a measure of system complexity. *Proc Natl Acad Sci USA*, 1991; 88: 2297 – 2301.
66. Pincus SM. Assessing serial irregularity and its implications for health. *Ann NY Acad Sci*, 2001; 954: 245-67.
67. Pincus SM. Orderliness of hormone release. *Novartis Found Symp*, 2000; 227: 82-104.
68. Pincus SM, Huang WM. Approximate entropy: statistical properties and applications. *Commun Stat Theory Meth*, 1992; 21: 3061-3077.
69. Pincus SM, Goldberger AL. Physiologic time-series analysis: what does regularity quantify? *Am J Physiol*, 1994; 226: H1643-H1656.
70. Pincus SM, Minkin MJ. Assessing sequential irregularity of both endocrine and heart rate rhythms. *Curr Opin Obstet Gynecol*, 1998; 10(4): 281-91.
71. Pincus SM, Singer BH. Randomness and degrees of irregularity. *Proc Natl Acad Sci USA*, 1996; 93(5):2083-8.
72. Pincus SM, Viscarello RR. Approximate entropy: a regularity statistic for fetal heart rate analysis. *Obst Gynecol*, 1992; 79: 249-255.
73. Richman JS, Moorman JR. Physiological time-series analysis using approximate entropy and sample entropy. *Am J Physiol Heart Circ Physiol*, 2000; 278(6):H2039-49.
74. Salisbury D, Shenton M, Sherwood A, Fischer I, Yurgelun-Todd D, Tohen M & McCarley R. First-episode schizophrenic psychosis differs from first-episode affective psychosis and controls in P300 amplitude over left temporal lobe. *Archives of General Psychiatry*, 1998; 55: 173–180.
75. Shagass C. EEG studies of schizophrenia. In: Steinhauer SR, Gruzeliier JH, Zubin J, eds. *Handbook of schizophrenia*, vol 5: Neuropsychology, psychophysiology, and information processing. Amsterdam: Elsevier, 1991; 39-69.

76. Signorini MG, Magenes G, Cerutti S, Arduini D. Linear and nonlinear parameters for the analysis of fetal heart rate signal from cardiotocographic recordings. *IEEE Trans Biomed Eng*, 2003; 50(3): 365-74.
77. Singer BH, Pincus SM. Irregular arrays and randomization. *Proc Natl Acad Sci USA*, 1998; 95(4):1363-8.
78. Tassi L, Colombo N, Garbelli R, Francione S, Lo Russo G, Mai R et al. Focal cortical dysplasia: neuropathological subtypes, EEG, neuroimaging and surgical outcome. *Brain*, 2002; 125: 1719-32.
79. Toner I, Peden C, Carol S, Hayden M, Stone J, Vucicevic V. P300 and QEEG changes during menstrual cycle. (Abstract) *International Journal of Psychophysiology*, 1995.
80. Toweill DL, Kovarik WD, Carr R, Kaplan D, Lai S, Bratton S, Goldstein B. Linear and nonlinear analysis of heart rate variability during propofol anesthesia for short-duration procedures in children. *Pediatr Crit Care Med*, 2003; 4(3): 308-14.
81. Towey J, Bruder G, Tenke C, Leite P, DeCaria C, Friedman D & Hollander E. Event-related potential (ERP) and clinical correlates of neurodysfunction in obsessive-compulsive disorder (OCD). *Psychiatry Research*, 1993; 49: 167-181.
82. Varela M, Jimenez L, Farina R. Complexity analysis of the temperature curve: new information from body temperature. *Eur J Appl Physiol*, 2003; 89(3-4): 230-7.
83. Ward D-M, Jones RD, Bones PJ, Carroll GJ. Enhancement of deep epileptiform activity in the EEG via 3-D adaptive spatial filtering. *IEEE Transactions on Biomedical Engineering*, 1999; 46: 707-716.
84. Weiss S. Predictive data mining: a practical guide, San Francisco, Morgan Kaufmann, 1998.
85. Yeragani VK, Radhakrishna RK, Tancer M, Uhde T. Nonlinear measures of respiration: respiratory irregularity and increased chaos of respiration in patients with panic disorder. *Neuropsychobiology*, 2002; 46(3): 111-20.
86. Yeragani VK, Sobolewski E, Jampala VC, Kay J, Yeragani S, Igel G. Fractal dimension and approximate entropy of heart period and heart rate:

awake versus sleep differences and methodological issues. *Clinical Science* (London), 1998; 95(3): 295-301.

87. Zar JH. *Biostatistical Analysis*, Fourth edition, New Jersey: Prentice Hall, 1999: 122-129.

Διαδίκτυο

<http://www.uke.uni-hamburg.de/institute.de.html>

<http://www.mentalhealth.com>

<http://www.psych.org> - American Psychiatric Organisation

http://papa.essortment.com/experimentalbra_ruyi.htm

<http://www.beckman.uiuc.edu/research/erp.html>

<http://ric.uthscsa.edu/facts/erp.html>

<http://www-gpi.physik.uni-karlsruhe.de/pub/robert/Diplom/node5.html>

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

http://www.epub.org.br/cm/n05/opiniaio/quantico_i.htm

<http://www.univie.ac.at/Neurophysiologie/eeg.html>

<http://www.iasc-bg.org.yu/Papers%5Czbo81.pdf>

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

<http://www.ics.uci.edu/>

Ευρετήριο όρων

A - Z

A

Amplitude	<i>Κοίτα Μέγιστο Πλάτος</i>
ApEn	<i>Κοίτα Approximate Entropy</i>
Approximate Entropy.....	27, 28, 106
EEG.....	28
ERP	28, 109, 115
T-test.....	109
Controls/FES	110
Controls/OCD	110
Αποτελέσματα ταξινόμησης.....	114, 115
Αποτίμηση χρήσης	139
Ερμηνεία	108
Κανονικότητα.....	109
Μειονεκτήματα.....	108
Μη ιατρικές εφαρμογές.....	29
Ορισμός.....	107
Στατιστικός ταξινομητής	115
Στατιστικός Ταξινομητής.....	111
Σχήμα	113
Συγκεντρωτικοί Πίνακες	
N ₁₀₀	188
N ₂₀₀	190
N ₄₀₀	192
P ₂₀₀	189
P ₃₀₀	191
P ₅₀	187
P ₆₀₀	193
Συμπεράσματα	115
Συναρτήσεις	
ApEn2.....	114, 143
calcapen.....	108, 141

Artificial Neural Networks	<i>Κοίτα</i>
<i>Τεχνητά Νευρωνικά Δίκτυα</i>	

C

Cross-validation.....	99, 100
Σχήμα	100

E

EEG (ElectroEncephaloGram)	<i>Κοίτα</i>
<i>Ηλεκτροεγκεφαλογράφημα</i>	
ERP (Event Related Potential).....	<i>Κοίτα</i>
<i>Εγκεφαλικό Προκλητό Δυναμικό</i>	

H

Hewlett Packard Basic	56
-----------------------------	----

K

Kolmogorov-Smirnov test	92
Controls	93
FES	94
OCD	93

L

Lead	<i>Κοίτα Ηλεκτρόδιο</i>
Levene, στατιστικό	96, 97
Levene, τεστ	96, 98
LISREL	33

M

MATLAB	57, 124, 137, 141
--------------	-------------------

N

N ₁₀₀	47, 161, 162, 167, 168, 175, 176
N ₂₀₀	47, 163, 164, 169, 179, 180

N₄₀₀...48, 164, 165, 170, 171, 183, 184

O

OCD (Obsessive Compulsive Disorder)*Κοίτα Ψυχαναγκαστικοί*

P

P₂₀₀...47, 162, 163, 168, 169, 177, 178

P₃₀₀.....47, 164, 169, 170, 181, 182

P₅₀.....47, 161, 167, 173, 174

P₆₀₀...48, 165, 166, 171, 172, 185, 186

Peaks *Κοίτα Κορυφές*

S

Sensitivity *Κοίτα Ευαισθησία*

Specificity *Κοίτα Ειδικότητα*

SPSS.....33

T

t, στατιστικό95, 96

t', στατιστικό95, 96

T-test95, 97, 98

Controls/FES99

OCD/OCD98

Συγκεντρωτικοί Πίνακες

Amplitudes

Controls/FES 167

N₁₀₀ 167

N₂₀₀ 169

N₄₀₀ 170

P₂₀₀ 168

P₃₀₀ 169

P₅₀..... 167

P₆₀₀ 171

Controls/OCD97, 161

N₁₀₀ 161

N₂₀₀ 163

N₄₀₀ 164

P₂₀₀162

P₃₀₀164

P₅₀.....161

P₆₀₀165

Apen173

Controls/FES

N₁₀₀176

N₂₀₀180

N₄₀₀184

P₂₀₀178

P₃₀₀182

P₅₀.....174

P₆₀₀186

Controls/OCD

N₁₀₀175

N₂₀₀179

N₄₀₀183

P₂₀₀177

P₃₀₀181

P₅₀.....173

P₆₀₀185

B

Βαθμοί ελευθερίας.....96

Δ

Δεδομένα

Συναρτήσεις

calculate_peaks.....57, 151

compute_means57, 147

prepare_data150

Prepare_data.....57

Σχηματική αναπαράσταση.....58, 59

Διεθνές σύστημα 10%-20% ..49, 50, 53

E

Εγκεφαλικό προκλητό δυναμικό25, 45, 49, 50

Μελέτες	25, 26
Ορισμός.....	46
Ορισμός.....	25
Χρησιμότητα.....	25
Χρονικά διαστήματα	47, 48
Ειδικότητα	34
Ευαισθησία.....	23, 33

H

Ηλεκτρόδιο	22, 45, 49, 50
(C ₃ -T ₅)/2	53
(C ₄ -T ₆)/2	53
C ₃ 53	
C ₄ 53	
C _z 53	
F ₃ 53	
F ₄ 53	
Fp ₁	53
Fp ₂	53
F _z 53	
O ₁	53
O ₂	53
P ₃ 53	
P ₄ 53	
P _z 53	

Ηλεκτροεγκεφαλογράφημα ..	22, 24, 45
Μελέτες στη βιβλιογραφία	23, 24
Χρησιμότητα.....	22

K

Κανονική κατανομή	94
Γραφική παράσταση.....	95
Κανονικότητα.....	92, 94
Καταθλιπτικοί	
Περιγραφή διαταραχής.....	39, 40
Κατηγορίες δεδομένων.....	52, 53
Κατώφλι.....	43

Κορυφές	45
Κυματομορφή	23

Λ

Λανθάνων χρόνος	
Αποτίμηση χρήσης	139
Σχήμα	56

M

Μέγιστο πλάτος	
Αποτίμηση χρήσης	139
Σχήμα	56
Μέσο τετραγωνικό σφάλμα	126
Μετασχηματισμός Fourier	136, 137
ERP	137
Γραφικές παραστάσεις	138
Μη γραμμική δυναμική ανάλυση	
Μέτρα	27

N

Νευρώνας.....	42, 43
---------------	--------

O

Ομάδα ελέγχου (υγιείς).....	27, 35, 49
Ουσιοεξαρτημένοι	
Περιγραφή διαταραχής.....	38, 39

Σ

Στατιστικός Ταξινομητής.....	33, 99
Αποτελέσματα	103, 104
Μεθοδολογία	101, 102
Σχήμα	103
Συναρτήσεις	141
Σύναψη.....	22, 42, 43, 44, 45
Σχιζοφρενείς.....	24, 35
Περιγραφή διαταραχής.....	35, 36

T

Τεχνητά Νευρωνικά Δίκτυα .23, 24, 33, 123	
Batch εκπαίδευση	124, 126
ERP	121, 123, 133, 135
Incremental εκπαίδευση	126
Levenberg–Marquardt.....	123, 128
LVQ	123
Overtraining.....	126
Αποτελέσματα ...	129, 130, 131, 132, 133, 134, 135, 136
Αποτίμηση χρήσης	139
Back-propagation	123
Βάρη.....	117
Γραφικές παραστάσεις	
Εκπαίδευση	
Controls	194
OCD	197
Πρόβλεψη	
Controls	201
OCD	207
Είσοδοι	117, 122, 124, 125, 126
Έξοδοι	117, 125
Εποχές	126, 200
Εφαρμογές	30
Νευρώνας.....	117, 119, 120, 123
Αθροιστής.....	120
Βάρη.....	119, 120
Είσοδοι	119
Ορισμός.....	120
Πόλωση.....	120
Συνάρτηση ενεργοποίησης ...	120, 121
Βηματική.....	120, 121
Γραμμική.....	120, 121
Λογιστική-σιγμοειδής..	120, 121

Υπερβολική εφασπτομένη

σιγμοειδής.....	121
Σύναψη	119, 120
Παράλληλος υπολογισμός.....	118
Στόχοι	124, 125, 126
Στρώματα	117, 123
Συναρτήσεις	
batch_predict.....	127, 157
batch_train.....	126, 154
make_batch_matrix	124, 125, 152
newfftd	124
Συνδεσμολογία	118
Σύνολο εκπαίδευσης	126, 200
Σύνολο επαλήθευσης	126, 200
Σύνολο πρόβλεψης	126
Σχήματική αναπαράσταση μεθόδου	128
Χρονική καθυστέρηση	121, 122, 123, 124, 125

TND . *Κοίτα Τεχνητά Νευρωνικά Δίκτυα*

X

Χρονοσειρές	27, 52
Γραφικές παραστάσεις	
Επεξήγηση χαρακτηριστικών ...	60
Ηλεκτρόδιο #02	61, 76
Ηλεκτρόδιο #03	62, 77
Ηλεκτρόδιο #04	63, 78
Ηλεκτρόδιο #05	64, 79
Ηλεκτρόδιο #06	65, 80
Ηλεκτρόδιο #07	66, 81
Ηλεκτρόδιο #08	67, 82
Ηλεκτρόδιο #09	68, 83
Ηλεκτρόδιο #10	69, 84
Ηλεκτρόδιο #11	70, 85
Ηλεκτρόδιο #12	71, 86
Ηλεκτρόδιο #13	72, 87

Ηλεκτρόδιο #1473, 88

Ηλεκτρόδιο #1574, 89

Ηλεκτρόδιο #1675, 90

Περιγραφή διαταραχής36, 37, 38

Ψυχιατρικές ασθένειες.....35

Ψυχομετρικές παράμετροι.....54

ψ

Ψυχαναγκαστικοί.....26, 35