

Πανεπιστήμιο Δυτικής Μακεδονίας  
Τμήμα Ηλεκτρολόγων Μηχανικών & Μηχανικών  
Υπολογιστών

---

Χρήση συνελκτικών νευρωνικών δικτύων  
για ανάλυση ηλεκτροεγκεφαλογραφήματος  
σε ασθενείς με Πάρκινσον

---

Τσαρτσάρα Χριστίνα  
Επιβλέπων καθηγητής: Μάρκος Τσίπουρας

12 Οκτωβρίου 2021

## Περίληψη

Η νόσος του Πάρκινσον, είναι μια εκφυλιστική και αρκετά συχνή πάθηση του Κεντρικού Νευρικού Συστήματος. Αποτελείται από πέντε στάδια, ανάλογα με την βαρύτητα των συμπτωμάτων. Η αξιολόγηση της πραγματικής κατάστασης του ασθενή, προκύπτει από διάφορες κλίμακες αξιολόγησης των σταδίων της νόσου. Σκοπός της παρούσας διπλωματικής εργασίας, είναι η ανάπτυξη μιας μεθοδολογίας για την αυτόματη αξιολόγηση της βαρύτητας των συμπτωμάτων της νόσου του Πάρκινσον χρησιμοποιώντας μόνο τα δεδομένα που καταγράφονται από το ηλεκτροεγκεφαλογράφημα. Προτείνεται, λοιπόν, ένα αυτοματοποιημένο σύστημα αξιολόγησης των σταδίων της νόσου, χρησιμοποιώντας συνελκτικά νευρωνικά δίκτυα.

Δεδομένου ότι, η νόσος του Parkinson σχετίζεται με την εκφύλιση των εγκεφαλικών κυττάρων, τα σήματα που προκύπτουν από ένα ηλεκτροεγκεφαλογράφημα, λαμβάνονται υπόψη για την έγκαιρη διάγνωση. Σε αυτή την μελέτη, έγινε χρήση των ΗΕΓ σημάτων, από 16 υγιή υποκείμενα και 15 ατόμων που νοσούν από Πάρκινσον. Η αρχιτεκτονική του συνελκτικού δικτύου που υλοποιείται, αποτελείται από οχτώ επίπεδα. Το μοντέλο που αναπτύσσεται αποτελείται από πέντε πειράματα, με το καλύτερο να πετυχαίνει μια πολλά υποσχόμενη απόδοση με ακρίβεια ταξινόμησης ίση με 90,24%, μέση ευαισθησία ίση με 92,22% και μέση ακρίβεια θετικής πρόβλεψης ίση με 89,53%.

**Λέξεις κλειδιά:** Πάρκινσον, ηλεκτροεγκεφαλογράφημα, αξιολόγηση, αυτοματοποιημένο σύστημα, συνελκτικό

## **Abstract**

Parkinson disease is a degenerative and quite common disease of the Central Nervous System. It consists of five stages, depending on the severity of the symptoms. The evaluation of the real condition of the patient results from various scales of evaluation of the stages of the disease. The purpose of this dissertation is, automatic evaluation the severity of the symptoms of Parkinson's disease, using only the data recorded by the electroencephalogram. Therefore, an automated system for detecting the stages of the disease is proposed, using convergent neural networks.

Because Parkinson's disease is associated with brain cell degeneration,, the signals from an electroencephalogram - EEG are considered for early diagnosis. In this study, EEG signals were used from 16 healthy subjects and 15 people with Parkinson's disease. The architecture of the convergent neural network that is implemented, consists of eight levels. The model being developed consists of five experiments, with the best achieving a promising performance with a classification accuracy of 90.24%, an average sensitivity of 92.22% and an average positive prediction accuracy of 89.53%.

**Keywords:** Parkinson, electroencephalogram, stages, evaluate

## Δήλωση Πνευματικών Δικαιωμάτων

Δηλώνω ρητά ότι, σύμφωνα με το άρθρο 8 του Ν. 1599/1986 και τα άρθρα 2,4,6 παρ. 3 του Ν. 1256/1982, η παρούσα Διπλωματική Εργασία με τίτλο “ Χρήση συνελκτικών νευρωνικών δικτύων για ανάλυση ηλεκτροεγκεφαλογραφήματος σε ασθενείς με Πάρκινσον” καθώς και τα ηλεκτρονικά αρχεία και πηγαίοι κώδικες που αναπτύχθηκαν ή τροποποιήθηκαν στα πλαίσια αυτής της εργασίας και αναφέρονται ρητώς μέσα στο κείμενο που συνοδεύουν, και η οποία έχει εκπονηθεί στο Τμήμα Ηλεκτρολόγων Μηχανικών και Μηχανικών Υπολογιστών του Πανεπιστημίου Δυτικής Μακεδονίας, υπό την επίβλεψη του μέλους του Τμήματος κ. Μάρκου Τσίπουρα αποτελεί αποκλειστικά προϊόν προσωπικής εργασίας και δεν προσβάλλει κάθε μορφής πνευματικά δικαιώματα τρίτων και δεν είναι προϊόν μερικής ή ολικής αντιγραφής, οι πηγές δε που χρησιμοποιήθηκαν περιορίζονται στις βιβλιογραφικές αναφορές και μόνον. Τα σημεία όπου έχω χρησιμοποιήσει ιδέες, κείμενο, αρχεία ή και πηγές άλλων συγγραφέων, αναφέρονται ευδιάκριτα στο κείμενο με την κατάλληλη παραπομπή και η σχετική αναφορά περιλαμβάνεται στο τμήμα των βιβλιογραφικών αναφορών με πλήρη περιγραφή.

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 μόνο.

Copyright (C) Χριστίνα Τσαρτσάρα & Μάρκος Τσίπουρας 2021, Κοζάνη

Χρήση συνελικτικών νευρωνικών δικτύων για  
ανάλυση ηλεκτροεγκεφαλογραφήματος σε ασθενείς με  
Πάρκινσον

Τσαρτσάρα Χριστίνα

[ece00923@uowm.gr](mailto:ece00923@uowm.gr)

ΑΜ: 923

12 Οκτωβρίου 2021

# Περιεχόμενα

1	Εισαγωγή.....	11
2	Έννοιες και ορισμοί .....	13
2.1	Ηλεκτροεγκεφαλογράφημα .....	13
2.1.1	Ανθρώπινος εγκέφαλος .....	13
2.1.2	Ορισμός του ηλεκτροεγκεφαλογραφήματος.....	15
2.1.3	Ιστορική αναδρομή .....	16
2.1.4	Ηλεκτρόδια.....	17
2.1.5	Εγκεφαλικοί ρυθμοί .....	18
2.1.6	Πλεονεκτήματα και μειονεκτήματα των τεχνικών του ΗΕΓ .....	19
2.1.7	Εφαρμογές του ηλεκτροεγκεφαλογραφήματος .....	21
2.2	Νόσος του Πάρκινσον .....	22
2.2.1	Αιτιολογικοί παράγοντες του Parkinson.....	22
2.2.2	Διάγνωση του Parkinson .....	24
2.2.3	Συμπτώματα του Parkinson .....	29
3	Ανάλυση κυματιδίου και νευρωνικά δίκτυα .....	31
3.1	Ανάλυση Wavelet .....	31
3.1.1	Συνεχής μετασχηματισμός wavelet .....	34
3.2	Τεχνητά νευρωνικά δίκτυα .....	35
3.3	Βαθιά νευρωνικά δίκτυα .....	35
3.4	Συνελκτικά νευρωνικά δίκτυα .....	36
3.4.1	Συνελκτικό επίπεδο.....	37
3.4.2	Επίπεδα χωρικής υποδειγματοληψίας.....	38
3.4.3	Πλήρως συνδεδεμένο επίπεδο .....	39
3.4.4	Συναρτήσεις ενεργοποίησης.....	40
3.4.5	Επίπεδα εξόδου.....	40
3.5	Μεταφορική μάθηση.....	41
3.5.1	Alexnet .....	42
3.6	Σχετικές εργασίες.....	43
4	Υλικά και μέθοδοι.....	46
4.1	Η βάση δεδομένων.....	48
4.1.1	Προετοιμασία της βάσης δεδομένων .....	50
4.2	Μετατροπή ΗΕΓ σημάτων σε εικόνες.....	57

4.3	Μεταφορά μάθησης μέσω του Alexnet .....	60
4.3.1	Διασταυρούμενη επικύρωση .....	60
5	Αποτελέσματα .....	64
5.1	Γράφημα παρακολούθησης της προόδου της εκπαίδευσης.....	64
5.2	Διάγραμμα πίνακα σύγκρισης.....	66
5.3	Αποτελέσματα της παρούσας διπλωματικής .....	68
5.4	Ανάλυση αποτελεσμάτων .....	72
6	Συμπεράσματα και μελλοντικές επεκτάσεις .....	78
	Παράρτημα Α΄ .....	81
	Παράρτημα Β΄ .....	82
	Παράρτημα C΄ .....	84
	Βιβλιογραφία .....	100

## Κατάλογος εικόνων

Εικόνα 2.1-Αναπαράσταση συστήματος 10/20.....	17
Εικόνα 3.1-Μετασχηματισμός Wavelet .....	32
Εικόνα 3.2-Από πάνω προς τα κάτω: Daubechies 4, Daubechies 16, Haar, Coiflet 1, Symlet 4, Symlet 8, Biorthogonal 1.3, & Biorthogonal 3.1 .....	33
Εικόνα 3.3-Deep Neural Network .....	36
Εικόνα 3.4-Αρχιτεκτονική ενός CNN [46].....	37
Εικόνα 3.5-Συνελκτικό επίπεδο [55].....	38
Εικόνα 3.6-Μέγιστη συγκέντρωση [50].....	39
Εικόνα 3.7- Πλήρως συνδεδεμένο επίπεδο [51].....	40
Εικόνα 3.8-Προεκπαιδευμένο δίκτυο [25] .....	41
Εικόνα 3.9-Απόδοση των βασικών CNN στο ImageNet [39].....	42
Εικόνα 3.10-Αρχιτεκτονική του AlexNet [47] .....	42
Εικόνα 3.11-Μοντέλο CNN που χρησιμοποιήθηκε [20].....	43
Εικόνα 3.12-Μοντέλο CNN που χρησιμοποιήθηκε [21].....	44
Εικόνα 3.13-Απόδοση των τριών CNN [22] .....	45
Εικόνα 4.1- Αρχικό ΗΕΓ σήμα από υγιές υποκείμενο .....	49
Εικόνα 4.2-Αρχικό ΗΕΓ σήμα από rd-on ασθενή .....	49
Εικόνα 4.3-Εικόνα 4.2-Αρχικό ΗΕΓ σήμα από rd-off ασθενή.....	50
Εικόνα 4.4-Άνοιγμα bdf αρχείου του υποκειμένου hc33 .....	51
Εικόνα 4.5-Μετατροπή bdf σε ascii του υποκειμένου hc33 .....	52
Εικόνα 4.6-Μερικές από τις ascii καταγραφές των σημάτων του υποκειμένου hc33.....	52
Εικόνα 4.7-Η κλάση "questionnaires" ενός ασθενή.....	53
Εικόνα 4.8-DataCz .....	56
Εικόνα 5.1-Γράφημα απεικόνισης μετρήσεων εκπαίδευσης.....	66
Εικόνα 5.2- Διάγραμμα του πίνακα σύγχυσης .....	68



## Κατάλογος πινάκων

Πίνακας 2.1-Εγκεφαλικοί ρυθμοί.....	19
Πίνακας 2.2- Συμπτώματα του Τρόμου .....	26
Πίνακας 2.3- Συμπτώματα του τρόμου ηρεμίας.....	27
Πίνακας 2.4- Συμπτώματα της ακαμψίας.....	27
Πίνακας 2.5-Σωματική βραδυκινησία και υποκινησία .....	28
Πίνακας 2.6-Hoehn και Yahr .....	28
Πίνακας 4.1- UPDRS / H&Y .....	54
Πίνακας 4.2-annotation .....	55
Πίνακας 4.3-annotation .....	56
Πίνακας 5.1-Πίνακας σύγχυσης .....	66
Πίνακας 5.2-Confusion matrix του καναλιού Cz .....	69
Πίνακας 5.3-Confusion matrix του καναλιού F4 .....	70
Πίνακας 5.4-Confusion matrix του καναλιού F3 .....	70
Πίνακας 5.5-Confusion matrix του καναλιού P4 .....	71
Πίνακας 5.6-Confusion matrix του καναλιού P3 .....	71
Πίνακας 5.7-Αποτελέσματα .....	76
Πίνακας 6.1- Σύγκριση επιδόσεων με σχετικές εργασίες .....	79

## Κατάλογος σχημάτων

Σχήμα 3.1-Απλό τεχνητό νευρωνικό δίκτυο .....	35
Σχήμα 4.1- Διάγραμμα της διαδικασίας που ακολουθήθηκε .....	47
Σχήμα 4.2-(a) Κατηγορία 0 (b) Κατηγορία 1 (c) Κατηγορία 2 .....	58
Σχήμα 4.3-(a) Κατηγορία 0 (b) Κατηγορία 1 (c) Κατηγορία 2 .....	58
Σχήμα 4.4-(a) Κατηγορία 0 (b) Κατηγορία 1 (c) Κατηγορία 2 .....	59
Σχήμα 4.5-(a) Κατηγορία 0 (b) Κατηγορία 1 (c) Κατηγορία 2 .....	59
Σχήμα 4.6-(a) Κατηγορία 0 (b) Κατηγορία 1 (c) Κατηγορία 2 .....	59
Σχήμα 4.7- 3-fold validation (k=3).....	61
Σχήμα 5.1-Γράφημα για το κανάλι Cz .....	72
Σχήμα 5.2-Γράφημα για το κανάλι F4.....	73
Σχήμα 5.3-Γράφημα για το κανάλι F3.....	74
Σχήμα 5.4-Γράφημα για το κανάλι P4.....	75
Σχήμα 5.5-Γράφημα για το κανάλι P3.....	76
Σχήμα 5.6-Γράφημα των συνολικών αποτελεσμάτων .....	77
Σχήμα 6.1-Κατηγορία 0 .....	84
Σχήμα 6.2-Κατηγορία 1 .....	85
Σχήμα 6.3-Κατηγορία 2 .....	86
Σχήμα 6.4-Κατηγορία 0 .....	87
Σχήμα 6.5-Κατηγορία 1 .....	88
Σχήμα 6.6-Κατηγορία 2 .....	89
Σχήμα 6.7-Κατηγορία 0 .....	90
Σχήμα 6.8-Κατηγορία 1 .....	91
Σχήμα 6.9-Κατηγορία 2 .....	92
Σχήμα 6.10-Κατηγορία 0 .....	93
Σχήμα 6.11-Κατηγορία 1 .....	94
Σχήμα 6.12-Κατηγορία 2 .....	95
Σχήμα 6.13-Κατηγορία 0 .....	96
Σχήμα 6.14-Κατηγορία 1 .....	97
Σχήμα 6.15-Κατηγορία 2 .....	98

## **Κατάλογος απεικονίσεων**

Απεικόνιση 4.1-Alexnetfunc.m .....	62
Απεικόνιση 4.2-Alexnetfunc.m .....	63

# 1 ΕΙΣΑΓΩΓΗ

Σύμφωνα με στοιχεία της Ευρωπαϊκής Εταιρείας (E.P.D.A) για τη νόσο του Πάρκινσον (Parkinson), περίπου 10 εκατομμύρια άνθρωποι έχουν την πάθηση παγκοσμίως, σε ποσοστό δηλαδή 1% του συνολικού πληθυσμού. Πολλές ασθένειες εμφανίζουν παρόμοια συμπτώματα με αυτή του Parkinson, με συνέπεια να κρίνεται απαραίτητη η σωστή διάγνωση της νόσου, ώστε ο ασθενής να επιδέχεται και της σωστής θεραπείας. Το Parkinson, όμως αποτελείται από διαφορετικά στάδια, με το καθένα να έχει και την αντίστοιχη βαρύτητα, αφού όσο πιο προχωρημένο το στάδιο, τόσο πιο βαριά τα συμπτώματα. Αποτελεί ανάγκη, επομένως, η ύπαρξη ενός μη επεμβατικού και ταυτόχρονα έγκαιρου και ακριβή τρόπου αξιολόγησης της βαρύτητας της νόσου του Parkinson, ώστε να χορηγείται η κατάλληλη θεραπεία.

Στόχος της παρούσας διπλωματικής εργασίας, είναι η αυτόματη αξιολόγηση της βαρύτητας των συμπτωμάτων της νόσου του Parkinson ως προς τη Unified Parkinson Disease Rating Scale (UPDRS), η οποία είναι κλίμακα αξιολόγησης της νόσου, , χρησιμοποιώντας μόνο τα δεδομένα που καταγράφονται από το ηλεκτροεγκεφαλογράφημα (ΗΕΓ). Συγκεκριμένα, η ανάπτυξη ενός αυτοματοποιημένου συστήματος ανίχνευσης των σταδίων της νόσου, εφαρμόζοντας συνελικτικά νευρωνικά δίκτυα (Convolutional Neural Networks - CNN). Για τον σκοπό αυτό, έγινε μελέτη των δεδομένων που καταγράφηκαν σε 16 υγιή υποκείμενα και σε 15 σε ασθενείς με Parkinson, μέσω ηλεκτροεγκεφαλογραφήματος. Τα δεδομένα αυτά, πάρθηκαν από βάση δεδομένων με το όνομα “UC San Diego Resting State

EEG Data from Patients with Parkinson's Disease”, η οποία είναι διαθέσιμη στο OpenNEURO<sup>1</sup>.

Η διάρθρωση της παρούσας διπλωματικής είναι η εξής: Στο κεφάλαιο 2, θα αναπτυχθούν οι έννοιες του ΗΕΓ και της νόσου του Parkinson. Στο κεφάλαιο 3, περιέχεται το θεωρητικό υπόβαθρο των υλικών και των μεθόδων που θα χρησιμοποιηθούν στην διπλωματική εργασία, δηλαδή του συνεχούς μετασχηματισμού κυματιδίου (Continuous Wavelet Transform - CWT) και των CNN, ενώ γίνεται και μια σύντομη αναφορά στις δημοσιευμένες εργασίες, στις οποίες εφαρμόζονται συνελκτικά νευρωνικά δίκτυα χρησιμοποιώντας σήματα από ΗΕΓ, για την διάγνωση του Parkinson.

Στη συνέχεια, στο κεφάλαιο 0, περιγράφονται τα υλικά και οι μέθοδοι της διπλωματικής εργασίας, δηλαδή, η βάση δεδομένων που χρησιμοποιήθηκε, η προετοιμασία της βάσης, η μέθοδος που ακολουθήθηκε για την μετατροπή των ΗΕΓ σημάτων σε εικόνες και εν τέλει η μέθοδος για την ταξινόμηση και εκπαίδευση. Έπειτα, στο κεφάλαιο 5, παρουσιάζονται τα αποτελέσματα που προκύπτουν από το προεκπαιδευμένο δίκτυο. Τέλος, στο κεφάλαιο 6, αναφέρονται τα συμπεράσματα της διπλωματικής αυτής εργασίας και παρουσιάζονται μερικές δυνατότητες που προσφέρουν σε ένα ευρύ φάσμα εφαρμογών και επιστημών.

---

<sup>1</sup> <https://openneuro.org/>

## **2 ΈΝΝΟΙΕΣ ΚΑΙ ΟΡΙΣΜΟΙ**

Σε αυτό το κεφάλαιο παρουσιάζεται όλο το θεωρητικό πλαίσιο των εννοιών της διπλωματικής εργασίας, δηλαδή του ΗΕΓ και της νόσου του Parkinson.

### **2.1 Ηλεκτροεγκεφαλογράφημα**

Η ενότητα αυτή περιλαμβάνει έννοιες και ορισμούς σχετικούς με το ΗΕΓ. Μερικές από αυτές είναι, η κατανόηση της πηγής και των διεργασιών προέλευσης του ηλεκτρικού φορτίου του εγκεφάλου, ο ορισμός του ΗΕΓ, ο τρόπος λειτουργίας του ΗΕΓ, η διαδικασία προέλευσης των εγκεφαλικών σημάτων.

#### **2.1.1 Ανθρώπινος εγκέφαλος**

Ο εγκέφαλος χαρακτηρίζεται ως το κυριότερο και σημαντικότερο όργανο του ανθρώπινου οργανισμού, όντας υπεύθυνος για τον έλεγχο των ζωτικών και νοητικών λειτουργιών, των κινήσεων, την επεξεργασία πληροφοριών, τον συλλογισμό, τα αισθήματα, ενώ αποτελεί το μεγαλύτερο τμήμα του Κεντρικού Νευρικού Συστήματος (ΚΝΣ). Βρίσκεται μέσα στο κρανίο, το βάρος του είναι περίπου 1300-1400 γραμμάρια και η αντιστοιχία με το

συνολικό βάρος του σώματος αγγίζει το 2%. Πρόκειται ουσιαστικά για ένα πολύπλοκο νευρωνικό δίκτυο, το οποίο αποτελείται από νευρώνες και συνάψεις, με τους πρώτους να ανέρχονται περίπου στους  $10^{10}$  και με τις δεύτερες στις  $10^{14}$ .

Οι νευρώνες, ορίζονται ως αυτόνομα νευρικά κύτταρα με συστατικά μέρη τον πυρήνα και τους νευρίτες. Έπειτα οι νευρίτες, αποτελούνται από τους δενδρίτες και τον κύριο άξονα. Ο ρόλος των δενδριτών είναι να υποδέχονται τα ηλεκτρικά σήματα που παράγονται από τους άλλους νευρώνες, μέσω των μετασυναπτικών μεμβρανών. Ο κύριος άξονας, στέλνει τα σήματα στους άλλους νευρώνες σε μορφή ηλεκτρικών παλμών (νευρικές ινώσεις) με σταθερό πλάτος και μεταβλητή συχνότητα. Οι άξονες φτάνουν στην προσυναπτική μεμβράνη, η οποία είναι εκείνο το μέρος της σύναψης, το οποίο βοηθάει τον νευρώνα να μεταδίδει το σήμα στους υπόλοιπους.

Οι συνάψεις από την άλλη, είναι τα μέρη του εγκεφάλου που ενώνουν τον άξονα ενός νευρώνα με τους δενδρίτες ενός άλλου. Κατά μέσο όρο, ένας νευρώνας έχει 1.000 συνάψεις με άλλους νευρώνες. Οι συνάψεις αυτές, αποτελούνται από ιόντα Νατρίου και Καλίου, υλικό χάρις στο οποίο γίνεται η μεταφορά της ηλεκτρικής δραστηριότητας του άξονα προς τους δενδρίτες. Ο νευρώνας, ο άξονας και οι δενδρίτες περιβάλλονται από διάφορα είδη πρωτεϊνικών μορίων, οι οποίες λειτουργούν ως δίοδοι ιόντων και συνιστούν την κυτταρική μεμβράνη. Τα ρεύματα που παράγονται από αυτά τα ιόντα, φτάνουν μέχρι και την επιφάνεια του κεφαλιού, και έτσι τα ηλεκτρόδια που είναι τοποθετημένα εκεί, μπορούν και καταγράφουν τα ρεύματα αυτά ως διαφορές δυναμικού. Οι καταγραφές αυτές, χωρίζονται σε δύο κατηγορίες, τα δυναμικά δράσης και τα μετασυναπτικά δυναμικά.

Με τη συμβολή αυτών των δυναμικών οι νευρώνες παράγουν το ηλεκτρικό φορτίο του εγκεφάλου. Τα ρεύματα των ιόντων προκαλούν επαγωγή φορτίου, το οποίο καταγράφεται από τα ηλεκτρόδια. Τότε, εμφανίζεται η διαφορά δυναμικού, η οποία επηρεάζεται από τις μεταβολές των συγκεντρώσεων των ιόντων, δημιουργώντας μια ροή ηλεκτρονίων από την πλευρά του ηλεκτροδίου. Το ηλεκτροεγκεφαλογράφημα, προκύπτει από την καταγραφή στον χρόνο των τάσεων μεταξύ δύο ηλεκτροδίων. Ουσιαστικά, η λειτουργία του βασίζεται στην άθροιση της δραστηριότητας εκατομμυρίων νευρώνων [28].

### 2.1.2 Ορισμός του ηλεκτροεγκεφαλογράφηματος

Το ηλεκτροεγκεφαλογράφημα, είναι ένα είδος εξέτασης ή μια νευροφυσιολογική τεχνική, η οποία ανήκει στην επιστήμη της Ηλεκτροεγκεφαλογραφίας [32]. Ουσιαστικά, το ΗΕΓ καταγράφοντας τις επαναλαμβανόμενες κινήσεις (μοτίβα) των εγκεφαλικών σημάτων, οι οποίες προκύπτουν από τη διαφορά δυναμικών στο τριχωτό της κεφαλής, μετράει την βιοηλεκτρική δραστηριότητα του εγκεφάλου, από την εξωτερική δερματική επιφάνεια του κρανίου [31].

Για να γίνει πιο κατανοητός ο τρόπος λειτουργίας του ΗΕΓ, έχει σημασία να αναλυθεί πως προκύπτουν αυτά τα εγκεφαλικά σήματα. Όπως αναφέρθηκε και παραπάνω, όλα τα μέρη του ανθρώπινου οργανισμού, έτσι και ο εγκέφαλος απαρτίζεται από δισεκατομμύρια κύτταρα. Τα κύτταρα αυτά, σε συνδυασμό με τα υπόλοιπα νευρικά κύτταρα του εγκεφάλου παράγουν και μεταδίδουν ηλεκτρικό ρεύμα το οποίο μέσα από διεργασίες δίνει τα ανάλογα σήματα προερχόμενα από τον φλοιό του εγκεφάλου, τα οποία καταγράφονται μέσω πολλών ηλεκτροδίων που τοποθετούνται σε διαφορετικά σημεία της επιφάνειας του κεφαλιού. Συγκεκριμένα, αυτό που μετράει, είναι οι μεταβολές τάσης που προκύπτουν από τα ρεύματα ιόντων μέσα στους νευρώνες του εγκεφάλου, ενώ η διάρκεια αυτής της μέτρησης είναι μερικά λεπτά και η διάγνωση βασίζεται στα εγκεφαλικά κύματα, τα οποία ανάλογα με το πλάτος και τη συχνότητα τους δίνουν συγκεκριμένους εγκεφαλικούς ρυθμούς στους οποίους θα γίνει εκτενέστερη αναφορά παρακάτω. Τελικά, μπορούμε να πούμε ότι το ηλεκτροεγκεφαλογράφημα είναι αποτέλεσμα, τόσο της μετασυναπτικής δραστηριότητας στον φλοιό, όσο και της επίδρασης των υποφλοιωδών σχηματισμών, κατά βάση του θαλάμου.

Ουσιαστικά, το ηλεκτροεγκεφαλογράφημα έχει τη μορφή γραμμής, η οποία μπορεί να είναι ευθεία- οριζόντια ή τη μορφή γραμμών που αποκλίνουν από αυτό το επίπεδο. Η γραμμή αυτή, είναι γνωστή με το όνομα, ισοηλεκτρική γραμμή. Έχει την ιδιότητα, να διατηρεί σταθερό το δυναμικό του εξωκυττάριου χώρου που καταγράφεται στο ηλεκτρόδιο με αποτέλεσμα να μην γίνεται η διέλευση του ρεύματος από την μεμβράνη και έτσι τα νευρικά κύτταρα του εγκεφάλου να παραμένουν σε κατάσταση ηρεμίας. Στη περίπτωση των γραμμών, που επιτρέπουν τη διέλευση του ρεύματος από την μεμβράνη, αλλάζοντας το δυναμικό του εξωκυττάριου χώρου και καθιστώντας τα νευρικά κύτταρα σε παύση της κατάστασης ηρεμίας, αυτές είναι γνωστές με το όνομα επάρματα. Αυτές οι γραμμές, δηλαδή τα επάρματα, είναι και αυτές, που υποδεικνύουν και την ύπαρξη ηλεκτρικής δραστηριότητας



στον φλοιό του εγκεφάλου. Μπορεί να είναι, είτε θετικά και να κινούνται προς ή από το ηλεκτρόδιο καταγραφής, είτε αρνητικά, ανάλογα με το αν είναι πάνω ή κάτω από την ισοηλεκτρική γραμμή αντίστοιχα.

Κάνοντας μια μικρή αναφορά στα λειτουργικά χαρακτηριστικά του ηλεκτροεγκεφαλογραφήματος, αρχικά το ΗΕΓ καταγράφει τις διακυμάνσεις στην τάση λόγω του ιοντικού ρεύματος μέσα στους νευρώνες του εγκεφάλου. Γίνεται αυτή η αναφορά, έτσι ώστε να διευκρινιστεί ότι οι καταγραφές αυτές είναι μικρές σε διάρκεια και το σύστημα μονάδων μέτρησής τους είναι τα  $\mu\text{V}$  με βασικές συχνότητες μέχρι 30 Hertz (Hz) [31].

### 2.1.3 Ιστορική αναδρομή

Η ηλεκτρική δραστηριότητα του εγκεφάλου καταγράφηκε για πρώτη φορά το 1875 από τον Άγγλο βιολόγο Richard Caton, μέσω γαλβανόμετρου και μάλιστα σε εγκέφαλο από κουνέλι. Χάρη στην παρέμβαση του αυτή, ο Caton ανακάλυψε ότι παρουσιάζεται διαφορά ως προς το είδος της ηλεκτρικής φόρτισης μεταξύ του μέρους του εγκεφάλου που έχει υποστεί τομή και αυτού που δεν έχει. Συγκεκριμένα, το τμήμα που είχε υποστεί τομή στην επιφάνεια του φαινόταν να είναι ηλεκτρικά αρνητικά φορτισμένο. Μια ακόμη πειραματική παρατήρηση του Caton, ήταν σε εγκέφαλους από πιθήκους και κουνέλια, στην οποία, μέρη της φαιάς ουσίας των εγκεφάλων που χαρακτηρίζονταν από ορισμένη δραστηριότητα έδειχναν να έχουν αρνητική απόκλιση στις μετρήσεις του γαλβανόμετρου.

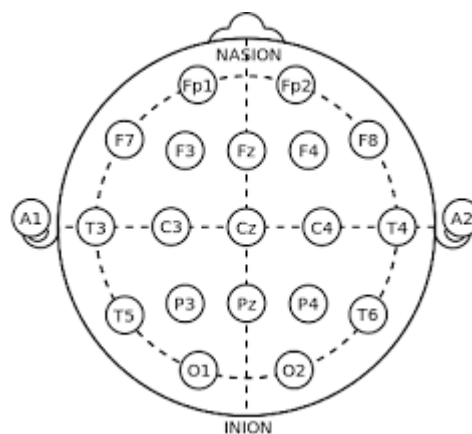
Πέρασαν 50 χρόνια, ώσπου ένας Γερμανός Ψυχίατρος ονόματι Hans Berger, με αφορμή ένα προσωπικό του περιστατικό αποφάσισε να ασχοληθεί και να μελετήσει την τηλεπάθεια, ψάχνοντας μια φυσιολογική βάση. Ωστόσο, αρχίζοντας να μελετάει την ηλεκτρική δραστηριότητα του εγκεφάλου, τα αποτελέσματα ήταν άλλα από αυτά που περίμενε. Έτσι, στις 6 Ιουλίου 1924, ο Berger ανακάλυψε για πρώτη φορά τους εγκεφαλικούς ρυθμούς ενώ την ηλεκτρική δραστηριότητα του εγκεφάλου την ονόμασε ηλεκτροεγκεφαλογράφημα. Τους βασικότερους ρυθμούς που μέτρησε, τους ονόμασε με γράμματα του ελληνικού αλφαβήτου, άλφα(α) και βήτα(β). [1]

Αργότερα, το 1934, ο Edgar Douglas Adrian και ο Brian Matthews δημιούργησαν τα πρώτα μηχανήματα καταγραφής με μελάνη. Ο William Gray Walter, το 1936, με τη βοήθεια αυτών των μηχανημάτων, μίλησε για την εστιακή εμφάνιση βραδέων κυμάτων σε όγκους του

εγκεφάλου. Το 1938, ο Frederic Andrews Gibbs, μελέτησε την επιληψία, το 1944 ο Denis Hill τα ψυχικά νοσήματα και το 1949, ο Herbert Henri Jasper, τις κρανιοεγκεφαλικές κακώσεις. Παράλληλα, διεξήχθησαν τα πρώτα συνέδρια Ηλεκτροεγκεφαλογραφίας, το πρώτο το 1947 στο Λονδίνο και το δεύτερο το 1949 στο Παρίσι [36].

#### 2.1.4 Ηλεκτρόδια

Τα ηλεκτρόδια είναι υπεύθυνα για την ανίχνευση της διαφοράς δυναμικού ανάμεσα στα διάφορα σημεία του εγκεφάλου και τοποθετούνται σε ειδικές θέσεις στο τριχωτό του κεφαλιού. Οι θέσεις αυτές βασίζονται στο Διεθνές Σύστημα 10/10 ή αλλιώς 10/20 (Εικόνα 2.1), με βάση το οποίο, η καταγραφή γίνεται μεταξύ συγκεκριμένων σταθερών σημείων [31]. Η τοποθέτηση των ηλεκτροδίων γίνεται σε σημεία που είναι το 10-20% αυτών των αποστάσεων. Γενικά, τα ηλεκτρόδια που χρησιμοποιούνται στο ηλεκτροεγκεφαλογράφημα, έχουν το σχήμα δίσκου, με διάμετρο ίση με 5-10 mm, ενώ το υλικό τους μπορεί να είναι από ανοξείδωτο χάλυβα, κασσίτερο, χρυσό ή ασήμι με κράμα αργύρου-χλωριδίου. Κάθε θέση στην οποία τοποθετείται ένα ηλεκτρόδιο αποτελείται από μια ετικέτα με γράμμα και αριθμό, που το γράμμα αναφέρεται στο μέρος του εγκεφάλου που βρίσκεται κάτω από το ηλεκτρόδιο, πχ P- Parietal (Βρεγματικός λοβός) ή O-Occipital (Ινιακός λοβός), ενώ ο αριθμός ανάλογα με το αν είναι άρτιος ή περιττός δείχνει την δεξιά ή την αριστερή πλευρά του κεφαλιού αντίστοιχα.



Εικόνα 2.1-Αναπαράσταση συστήματος 10/20

### 2.1.5 Εγκεφαλικοί ρυθμοί

Οι εγκεφαλικοί ρυθμοί (Πίνακας 2.1 ), για τους οποίους γίνεται συχνά λόγος στο ΗΕΓ είναι πρακτικά, οι διαφορές δυναμικού, που καταγράφονται μεταξύ των ηλεκτροδίων. Σε μια φυσιολογική μέτρηση, συνήθως επικρατούν ένας ή δύο ρυθμοί ενώ σε κατάσταση ύπνου ή σε παθολογικές καταστάσεις εμφανίζονται περισσότεροι. Οι ρυθμοί αυτοί διέπονται από ορισμένες παραμέτρους, με βασικότερες την συχνότητα και το πλάτος τους. Οι ρυθμοί αυτοί, που διακρίνονται με βάση τη συχνότητά τους και έχουν ονόματα του ελληνικού αλφαβήτου είναι οι εξής:

- 1) Ρυθμός δέλτα με συχνότητα 0.1-4 Hz και πλάτος 10-300  $\mu\text{V}$ . Σχετικά με τον ρυθμό δέλτα, αφορά επίσης τα παιδιά, με την διαφορά ότι καταγράφεται κατά τον βαθύ ύπνο, ενώ εμφανίζεται σε μη φυσιολογικούς ενήλικες ηλικίας 20-40 ετών, με εγκεφαλική βλάβη, σε ποσοστό 10%
- 2) Ρυθμός θήτα με συχνότητα 4-8 Hz και πλάτος 50-150  $\mu\text{V}$ . Για τον ρυθμό θήτα, είναι γνωστό ότι παρατηρείται σε μικρά παιδιά. Γι' αυτό, είναι λογική η σύνδεση του με τη δημιουργικότητα και την καλή μνήμη. Στους ενήλικες είναι μη φυσιολογική ένδειξη, αφού προμελετάει πρόβλημα στον θάλαμο του εγκεφάλου
- 3) Ρυθμός άλφα με συχνότητα 8-13 Hz και πλάτος 20-60  $\mu\text{V}$ . Ο ρυθμός άλφα, εμφανίζεται σε ενήλικες οι οποίοι βρίσκονται σε εγρήγορση με τα μάτια να είναι κλειστά. Παρατηρείται μείωση με το άνοιγμα των ματιών ενώ μεταβατικά φαινόμενα, όπως τα κύματα  $\lambda$  είναι χαρακτηριστικό των ατόμων με επιληψία. Ύπαρξη ρυθμού μεταξύ 7-11 Hz σημαίνει ότι ο ασθενής νυστάζει και έχει τα μάτια του ανοικτά ενώ εξαφανίζεται με την κίνηση του άνω άκρου
- 4) Ρυθμός βήτα με συχνότητα μεταξύ των 13-30 Hz και πλάτος μέχρι 20  $\mu\text{V}$ . Ο ρυθμός βήτα, κάνει την εμφάνισή του πάλι σε ενήλικα άτομα, που βρίσκονται σε πνευματική εγρήγορση. Είναι μη φυσιολογική η απουσία αυτού του ρυθμού ή η μέτρηση μεγάλου πλάτους. Όταν ο ρυθμός κυμαίνεται μεταξύ 22-36 Hz υποδεικνύει ασθενή σε κατάσταση υψηλής διέγερσης, σε ενθουσιασμό/αγωνία/άγχος ή σε σωματική άσκηση
- 5) Ρυθμός κάπα με συχνότητα 10 Hz, Ρυθμός Mu με συχνότητα 8-13 Hz [29]. Οι ρυθμοί κάπα και Mu είναι σπάνιοι, σε ποσοστό 30% και 7% αντίστοιχα, με τον δεύτερο να μετριέται κατά τη διάρκεια της σκέψης [2]
- 6) Ρυθμός  $\gamma$  με συχνότητα περίπου 30-70 Hz

<b>Ρυθμός</b>	<b>Συχνότητα</b>	<b>Πλάτος</b>
<b>Δέλτα</b>	0.1-4 Hz	10-300 $\mu$ V
<b>Θήτα</b>	4-8 Hz	50-150 $\mu$ V
<b>Άλφα</b>	8-13 Hz	20-60 $\mu$ V
<b>Βήτα</b>	13-30 Hz	20 $\mu$ V
<b>κάπα</b>	10 Hz	
<b>Mu</b>	8-13 Hz	
<b>Γάμμα</b>	30-70 Hz	

Πίνακας 2.1-Εγκεφαλικοί ρυθμοί

### **2.1.6 Πλεονεκτήματα και μειονεκτήματα των τεχνικών του ΗΕΓ**

Οι τεχνικές επεξεργασίας ΗΕΓ σημάτων, προτιμώνται στην μελέτη και ανάλυση του ανθρώπινου εγκεφάλου, έναντι άλλων, όπως είναι η Μαγνητοεγκεφαλογραφία (MEG), λόγω των πλεονεκτημάτων που τις διέπουν. Τα βασικότερα είναι τα εξής [30]:

- Το κόστος του απαραίτητου υλικού υπολογιστών της τεχνικής του ΗΕΓ είναι σχετικά φθηνό
- Γενικά, συνήθως τα αποτελέσματα των καταγραφών από παρόμοιες τεχνικές είναι αλλοιωμένα, λόγω των artifacts που προκύπτουν από κινήσεις των ασθενών. Το ΗΕΓ, σε σχέση με τις υπόλοιπες τεχνικές είναι λιγότερη επιρρεπής σε αυτά τα artifacts, έχοντας μάλιστα κατασκευάσει ειδικές τεχνικές ελαχιστοποίησης και αφαίρεσης αυτών των κινητικών θορύβων

- Όταν πρόκειται για έρευνες και εργασίες οι οποίες χρησιμοποιούν οπτικά ή ακουστικά ερεθίσματα για την διεξαγωγή των πειραμάτων, οι τεχνικές του ΗΕΓ είναι οι πλέον κατάλληλες, εξαιτίας του ότι είναι αθόρυβες
- Παραπονημένα αποτελέσματα στις μετρήσεις που μπορεί να προκύψουν από έκθεση σε υψηλής έντασης μαγνητικά πεδία, όπως συμβαίνει στην τεχνική fMRI, δεν υπάρχουν στο ΗΕΓ
- Βασικό πλεονέκτημα των ΗΕΓ τεχνικών, είναι ο μη παρεμβατικός τους χαρακτήρας. Τεχνικές, σαν τις ECoG, για να εξάγουν τις μετρήσεις, πρέπει τα ηλεκτρόδια να βρίσκονται σε άμεση επαφή με τον ανθρώπινο εγκέφαλο με επεμβατικό τρόπο. Αντίθετα, στο ΗΕΓ, αρκεί τα ηλεκτρόδια να βρίσκονται σε επαφή με το τριχωτό της κεφαλής
- Ο εξοπλισμός τους περιλαμβάνει απλώς αισθητήρες, όποτε η μεταφορά του είναι εύκολη
- Έχουν μεγάλη χρονική ανάλυση, της τάξης των milliseconds, γεγονός που τις καθιστά, τεχνικές με υψηλές δυνατότητες καταγραφής. Συγκεκριμένα για κλινικές και ερευνητικές δοκιμές, οι ρυθμοί δειγματοληψίας κυμαίνονται μεταξύ 250 και 2000 Hz ενώ για άλλου είδους ΗΕΓ συστήματα συλλογής δεδομένων, ο ρυθμός δειγματοληψίας μπορεί να είναι μεγαλύτερος των 20000 Hz
- Εφαρμογή σε εξεταζόμενους με κινητικές δυσκολίες / αναπηρίες

Όσον αφορά τα μειονεκτήματα των τεχνικών ΗΕΓ, αυτά συνοψίζονται στα παρακάτω:

- Χαμηλή χωρική ανάλυση. Δεν έχουν τη δυνατότητα εμφάνισης όλων των ενεργών περιοχών του εγκεφάλου μετά από κάποια αντίδραση
- Η μέτρηση της νευρολογικής δραστηριότητας σε μεγαλύτερο βάθος του εγκεφάλου είναι δύσκολη
- Σε σχέση με άλλες τεχνικές, οι οποίες είναι λιγότερο χρονοβόρες, στην περίπτωση της σύνδεσης του εξεταζόμενου με το σύστημα του ΗΕΓ, χρειάζεται περισσότερος χρόνος η τοποθέτηση των ηλεκτροδίων με ακρίβεια και η επάλειψη του κρανίου με τις ειδικές αλοιφές
- Το SNR, ή αλλιώς, ο λόγος σήματος προς θόρυβο, είναι χαμηλό. Καταγράφεται, δηλαδή, ηλεκτρική δραστηριότητα, άσχετη με τα ζητούμενα του πειράματος, κάνοντας δύσκολη την εύρεση του σήματος που μας ενδιαφέρει, γεγονός που για την

έγκυρη μέτρηση των αποτελεσμάτων, απαιτεί προηγμένες τεχνικές ανάλυσης δεδομένων και πλήθος εξεταζόμενων

- Όπως αναφέρθηκε και παραπάνω το EEG είναι μια μη παρεμβατική μέθοδος ενώ παράλληλα είναι λιγότερο επιρρεπής σε artifacts που προκύπτουν από κινήσεις των υποκειμένων. Ωστόσο, οι ιστοί, όπως το δέρμα, τα οστά, το εγκεφαλονωτιαίο υγρό, που βρίσκονται ανάμεσα στον εγκέφαλο και τα ηλεκτρόδια δημιουργούν artifacts, δηλαδή παράσιτα εξωεγκεφαλικής προέλευσης και μικρό ύψος εγκεφαλικών ρυθμών (τάξης  $\mu V$ ), με απόρροια να υπάρχει δυσκολία στην καταγραφή περιορισμένων ηλεκτρικών δραστηριοτήτων του φλοιού

### **2.1.7 Εφαρμογές του ηλεκτροεγκεφαλογραφήματος**

Το ηλεκτροεγκεφαλογράφημα χρησιμοποιείται τόσο σε ερευνητικό επίπεδο όσο και για κλινική χρήση. Στον τομέα της έρευνας, οι τεχνικές επεξεργασίας ΗΕΓ σημάτων, είναι χρήσιμες σε τομείς της νευροεπιστήμης αλλά και σε κοινωνικές επιστήμες, όπως η γνωστική ψυχολογία, η ψυχοφυσιολογία και άλλα. Τέλος, έχουν κάνει την εμφάνισή τους και σε σύγχρονες εφαρμογές για την βελτίωση της ποιότητας ζωής ατόμων με κινητικές αναπηρίες και σε εμπορικές εφαρμογές καταναλωτικού χαρακτήρα μέσω της επικοινωνίας ανθρώπου και μηχανής.

Η κλινική χρήση περιλαμβάνει διάγνωση σε εγκεφαλικές παθήσεις [37], όπως:

- Επιληψία
- Όγκος στον εγκέφαλο
- Εγκεφαλική βλάβη από τραυματισμό στο κεφάλι
- Διαταραχές ύπνου
- Εγκεφαλικό
- Εγκεφαλίτιδα
- Γενική εγκεφαλική δυσλειτουργία
- Εγκεφαλικός θάνατος ατόμων που βρίσκονται σε μόνιμο κόμμα
- Πρόγνωση ασθενών σε κωματώδη κατάσταση

- Παρακολούθηση ασθενών στη διάρκεια της εγχείρησης, όταν είναι αδύνατο το καρδιογράφημα (δείχνει το επίπεδο αναισθησίας)
- Parkinson (PD)

## 2.2 Νόσος του Πάρκινσον

Το 175μΧ, ο Γαληνός παρατήρησε δύο διαφορετικές διαταραχές της κίνησης, η πρώτη ήταν τρόμος και η δεύτερη βραδυκίνησια. Αυτή την διαταραχή την ονόμασε “Τρομώδη Παράλυση”. Το 1817, ο James Parkinson, εισήγαγε τον όρο “Πραγματεία για την Τρομώδη Παράλυση” και εντάχθηκε στην επίσημη ιατρική παθολογία. Στην μελέτη του ο Parkinson, απαριθμούσε όλα τα κινητικά συμπτώματα του PD και πρόσθεσε ακόμα ένα, την μελαγχολία. Αυτή είναι η ιστορική εμφάνιση της νόσου [33].

Το Parkinson, είναι μια χρόνια και προοδευτική πάθηση του κεντρικού νευρικού συστήματος και η δεύτερη συχνότερη νευροεκφυλιστική νόσος, με πρώτη το Αλτσχάιμερ (Alzheimer) [6]. Εκδηλώνεται περισσότερο στους άντρες παρά στις γυναίκες, ενώ μελέτες υποστηρίζουν ότι, λόγω της αύξησης του μέσου όρου ζωής του πληθυσμού, η συχνότητα εμφάνισής της νόσου θα διπλασιαστεί, μέχρι το 2030. Αφορά κυρίως άτομα με μέσο όρο ηλικίας τα 50 με 55 έτη, ενώ σε ποσοστό 2% εμφανίζεται και σε νεότερα άτομα, ηλικίας 21 ετών. Οι πρώιμες μορφές αυτές του PD είναι συνήθως κληρονομικές. Γενικότερα, κάποιες μορφές, έχουν βρει την αιτία τους σε συγκεκριμένες γονιδιακές μεταλλάξεις [34].

### 2.2.1 Αιτιολογικοί παράγοντες του Parkinson

Το Parkinson οφείλεται στη βλάβη των βασικών γαγγλίων. Τα βασικά γάγγλια είναι δομές του εγκεφάλου, συνδετικός κρίκος του θαλάμου και του φλοιού, αποτελούνται από το ραβδωτό σώμα και την ωχρά σφαίρα και βοηθούν στην ανθρώπινη κίνηση. Κάτω από αυτά βρίσκεται η μέλαινα ουσία, στην οποία γίνεται η παραγωγή της ντοπαμίνης, άλλης μιας ουσίας βασικής για την κίνηση, που μεταφέρει την ντοπαμίνη από εκεί στο ραβδωτό σώμα. Οι νευρώνες της μέλαινας ουσίας καταστρέφονται κατά το Parkinson, με αποτέλεσμα την αναστολή της παραγωγής ντοπαμίνης. Έλλειψη ντοπαμίνης όμως συνεπάγεται και διαταραχές

στην κίνηση του σώματος. Όσο πιο πολύ προχωράει η καταστροφή των νευρώνων, τόσο πιο έντονα γίνονται τα συμπτώματα της νόσου. Οι επιστήμονες δεν έχουν ανακαλύψει ακόμη την αιτία που οι νευρώνες αυτοί πεθαίνουν.

Το PD πέρα από τα προβλήματα που προκαλεί στην κινησιολογία, έχει και ως χαρακτηριστικό και την εμφάνιση προβλημάτων, όπως η κόπωση, η μη φυσιολογική αρτηριακή πίεση και άλλα. Έχει βρεθεί ότι ο παράγοντας που προκαλεί αυτές τις διαταραχές ατόμων με PD, είναι η απώλεια νευρικών απολήξεων που παράγουν την νορεπινεφρίνη, μιας ορμόνης με παρόμοια δράση με αυτή της αδρεναλίνης, η οποία είναι υπεύθυνη για τον καρδιακό ρυθμό και την αρτηριακή πίεση.

Ακόμη μία παρατήρηση, είναι ότι πολλοί εγκεφαλικοί νευρώνες ατόμων με PD έχουν σωματία Lewy, συσσωρευμένη δηλαδή πρωτεΐνη α-συνουκλεΐνης. Τα ευρήματα σχετικά με αυτή την ασυνήθιστη πρωτεΐνη είναι ελάχιστα, πέρα από την υπάρχουσα γνώση ότι αυτά τα σωματία εμφανίζονται και στην άνοια. Δύο είναι οι πιθανές απόψεις, με την πρώτη να θεωρεί ότι με την εμφάνιση αυτής της πρωτεΐνης, ο οργανισμός παθαίνει τοξική αντίδραση, που προκαλεί την καταστροφή των νευρώνων και με την δεύτερη, ότι το ανοσοποιητικό σύστημα, αναγνωρίζει την α-συνουκλεΐνη ως παθογόνο και επιτίθεται στον εγκέφαλο [38].

Σχηματικά οι παράγοντες που προκαλούν το PD ποικίλουν και είναι οι εξής:

- Πρωτογενής PD
- Δευτερογενής PD ή μετεγκεφαλικός τύπος
- Κληρονομικό PD
- «Παρκινσονισμός» ή εκφυλιστικό σύνδρομο πολλαπλών νοσημάτων

Στην πρώτη κατηγορία τα αίτια δεν έχουν προσδιοριστεί, αλλά σαν υπόθεση, περιορίζονται, είτε σε προχωρημένη ηλικία του ασθενούς είτε σε ιογενείς παράγοντες. Αφορά συνήθως άτομα, μεγαλύτερα των 50 ετών. Ο δευτερογενής τύπος (δυστονία, προβλήματα συμπεριφοράς και άλλα), εμφανίζεται σε ασθενείς που βρίσκονται σε κώμα, σε άτομα που έχουν υποβληθεί σε ενέσιμες ουσίες, ή ηρεμιστικών ή νευροληπτικών, σε τοξίνες όπως η συνθετική ηρωίνη, το μονοξείδιο του άνθρακα, η μεθανόλη και η αιθανόλη. Τέλος, μπορεί να οφείλεται και σε αγγειακής φύσεως αιτίες, όπως το πολλαπλό έμφραγμα. Ο κληρονομικός τύπος, εμφανίζει ασθένειες σαν αυτή των σωματίων Lewy και άλλες. Στον τελευταίο τύπο, οι νοσούντες μπορεί να παρουσιάσουν πέρα των κλασικών συμπτωμάτων και άλλες διαταραχές όπως η άνοια τύπου Alzheimer με παρκινσονικά στοιχεία.



## 2.2.2 Διάγνωση του Parkinson

Υπάρχουν ασθένειες που παρουσιάζουν παρόμοια συμπτωματολογία με αυτή του PD, όμως οι θεραπείες που αντιστοιχούν σε αυτές είναι διαφορετικές. Γι' αυτό τον λόγο, είναι πολύ σημαντική η σωστή διάγνωση, ώστε να μην ερμηνεύονται ως PD άλλες διαταραχές και χορηγείται λάθος θεραπεία. Δεν υπάρχει μέχρι σήμερα ακριβής τρόπος διάγνωσης της νόσου, που να βασίζεται σε αιματολογικές εξετάσεις, εργαστηριακές δοκιμές, ιατρικές απεικονίσεις ή βιοψίες. Έτσι, για την διάγνωση ελέγχεται το ιστορικό αλλά και τα συμπτώματα του ασθενούς, διαδικασία όχι τόσο βέλτιστη λόγω του ότι τα συμπτώματα εμφανίζονται αργά και ύπουλα. Τέτοιες τεχνικές, είναι για παράδειγμα το DATSCAN [34] και το Positron Emission Tomography (Pet) [53], αλλά το αυξημένο κόστος τους τις κάνουν όχι τόσο διαδεδομένες. Η κλασική τεχνική που χρησιμοποιείται για την διάγνωση του PD, είναι οι δύο κλίμακες αξιολόγησης, η πρώτη λέγεται UPDRS και η δεύτερη Hoehn και Yahr. Δημιουργήθηκαν το 1967 και ουσιαστικά, οι κλίμακες αυτές μετράνε την πορεία της νόσου με την πάροδο των ετών.

Η κλίμακα UPDRS, είναι ένα εργαλείο αξιολόγησης, που χρησιμοποιείται για τη μέτρηση και τον έλεγχο της εξέλιξης ασθενών με PD. Θεωρείται βασικό εργαλείο, τόσο στην έρευνα όσο και στην χορήγηση κατάλληλης θεραπείας. Ο τρόπος λειτουργίας της, είναι να αξιολογεί τα τυπικά συμπτώματα της νόσου και χωρίζεται στα παρακάτω τμήματα:

- Καθοδήγηση, συμπεριφορά και διάθεση
- Δραστηριότητα της καθημερινής ζωής (Activity of Daily Living - ADL)
- Εξέταση κινητήρα (Motor Examination)
- Τροποποιημένη κλίμακα Hoehn και Yahr
- Schwab και England κλίμακα ADL

Όλες οι απαντήσεις ελέγχονται από γιατρό που ειδικεύεται στη νόσο του PD, κατά τη διάρκεια συνεντεύξεων ασθενών. Ορισμένες ενότητες της κλίμακας UPDRS απαιτούν πολλαπλούς βαθμούς με πιθανό μέγιστο 199 βαθμούς. Μια βαθμολογία ίση με 199, αντιπροσωπεύει τη χειρότερη και σημαίνει συνολική αναπηρία ενώ μια βαθμολογία ίση με μηδέν, δείχνει ασθενή χωρίς αναπηρία.

Παρακάτω, θα απεικονιστούν σε μορφή πίνακα, για κάθε τμήμα, τα στάδια της νόσου με βάση τα κριτήρια που ελέγχονται από τους γιατρούς [35].

Για την καθοδήγηση, συμπεριφορά και διάθεση, τα κριτήρια είναι τέσσερα:

1. Διανοητική εξασθένιση
2. Διαταραχή της σκέψης (Λόγω άνοιας ή τοξικομανίας)
3. Κατάθλιψη
4. Κίνητρα / Πρωτοβουλία

Στο ADL (τόσο με χορήγηση φαρμάκων όσο με χωρίς) διακρίνονται τα ακόλουθα:

1. Ομιλία
2. Σιελόρροια
3. Κατάποση
4. Ικανότητα γραφής με χέρι
5. Κοπή φαγητού και χειρισμός σκευών
6. Ντύσιμο
7. Υγιεινή
8. Γυρίζοντας στο κρεβάτι και προσαρμόζοντας τα σκεπάσματα του κρεβατιού
9. Πτώση
10. Κρυώνει όταν περπατάει
11. Περπάτημα
12. Τρόμος
13. Αισθητήρια παράπονα που σχετίζονται με το PD

Ενδεικτικά, παρουσιάζεται ο Πίνακας 2.2, που αναπαριστά την κλίμακα για το σύμπτωμα του τρόμου:

<b>0</b>	Απουσία
<b>1</b>	Ελαφρά και σπάνια παρουσία
<b>2</b>	Μέτρια παρουσία. Ενοχλητικό για τον ασθενή
<b>3</b>	Σοβαρή παρουσία. Παρεμβαίνει σε πολλές δραστηριότητες

Πίνακας 2.2- Συμπτώματα του Τρόμου

Στην εξέταση του κινητήρα περιλαμβάνονται:

1. Ομιλία
2. Έκφραση προσώπου
3. Τρόμος σε ηρεμία (κεφάλι, άνω και κάτω άκρο)
4. Δράση των χεριών
5. Ακαμψία (Κρίνεται από την παθητική κίνηση των μεγάλων αρθρώσεων με ασθενή χαλαρό ή σε καθιστή θέση. Ο οδοντωτός τροχός μπορεί να αγνοηθεί)
6. Finger Taps (Ο ασθενής χτυπά τον αντίχειρα με το δείκτη σε γρήγορη διαδοχή)
7. Κινήσεις χεριών (Ο ασθενής ανοίγει τα χέρια με γρήγορη επιτυχία)
8. Ταχείες εναλλασσόμενες κινήσεις των χεριών (Κινήσεις των χεριών, κάθετα και οριζόντια, με όσο το δυνατόν μεγαλύτερη διάρκεια, και τα δύο χέρια ταυτόχρονα)
9. Ευελιξία ποδιών (Ο ασθενής χτυπά τη φτέρνα στο έδαφος με γρήγορη διαδοχή, μαζεύοντας ολόκληρο το πόδι. Το πλάτος πρέπει να είναι τουλάχιστον 3 ίντσες)
10. Σηκώνεται από την καρέκλα (Ο ασθενής προσπαθεί να σηκωθεί από μια καρέκλα με πλάτη, με τα χέρια διπλωμένα στο στήθος)
11. Στάση
12. Βάδισμα
13. Στατική σταθερότητα (Απόκριση σε ξαφνική, ισχυρή οπίσθια μετατόπιση που προκαλείται από το τράβηγμα στους ώμους ενώ ο ασθενής όρθιος με τα μάτια ανοιχτά και τα πόδια ελαφρώς μακριά. Ο ασθενής είναι προετοιμασμένος)
14. Σωματική βραδυκινησία και υποκινησία (Συνδυασμός βραδύτητας, δισταγμού, μειωμένου βραχίονα, μικρού πλάτους και φτώχεια κίνησης γενικά).

Ενδεικτικά, παρατίθενται οι πίνακες (Πίνακας 2.3, Πίνακας 2.4, Πίνακας 2.5) με τις κλίμακες για τα παρακάτω συμπτώματα, οι οποίοι περιέχονται και στο UPDRS των ασθενών της βάσης δεδομένων της παρούσας διπλωματικής:

<b>0</b>	Απουσία
<b>1</b>	Ελαφρά και σπάνια παρουσία
<b>2</b>	Ήπια σε ένταση. Παρουσία μόνο κατά διαστήματα
<b>3</b>	Μέτρια σε ένταση και παρουσιάζεται τις περισσότερες φορές
<b>4</b>	Αυξημένο σε ένταση και παρουσιάζεται τις περισσότερες φορές

Πίνακας 2.3- Συμπτώματα του τρόμου ηρεμίας

<b>0</b>	Απουσία
<b>1</b>	Ελαφρύ ή ανιχνεύσιμο μόνο όταν ενεργοποιείται από κινήσεις
<b>2</b>	Ήπια έως μέτρια
<b>3</b>	Μέτριο αλλά επιτυγχάνεται εύκολα
<b>4</b>	Σοβαρή ακαμψία. Εύρος κίνησης που επιτυγχάνεται με δυσκολία

Πίνακας 2.4- Συμπτώματα της ακαμψίας

<b>0</b>	Καμία
<b>1</b>	Ελάχιστη βραδύτητα. Θα μπορούσε να είναι φυσιολογικό για ορισμένα άτομα
<b>2</b>	Ήπιος βαθμός βραδύτητας και φτώχεια κίνησης που είναι σίγουρα ανωμαλία

3	Μέτρια βραδύτητα και μικρό εύρος κίνησης
4	Σημαντική βραδύτητα και μικρό εύρος κίνησης

Πίνακας 2.5-Σωματική βραδυκίνησια και υποκίνησια

Η κλίμακα του Hoehn και Yahr δημιουργήθηκε το 1967 και θεωρείται ο πιο γνωστός τρόπος αξιολόγησης των ατόμων με PD. Αποτελείται από πέντε απλά στάδια (0 έως 5) που περιγράφουν την εξέλιξη των συμπτωμάτων της νόσου. Όμως, η κλίμακα αυτή δεν είναι γραμμική, με ασθενείς που βρίσκονται στο στάδιο 2 να έχουν μεγαλύτερη αναπηρία (μεγάλη βραδυκίνησια αλλά καλή σταθερότητα) από ασθενείς στο στάδιο 3 (κακή σταθερότητα αλλά ήπια βραδυκίνησια). Η βαθμολογία στη συνέχεια τροποποιήθηκε ώστε να περιλαμβάνει δύο ημίχρονες βαθμολογίες.

Στον παρακάτω πίνακα (Πίνακας 2.6), παρουσιάζεται η αναλυτική βαθμολογία των σταδίων:

<b>Στάδιο 0</b>	Δεν υπάρχουν σημάδια της νόσου
<b>Στάδιο 1</b>	Μονομερής νόσος
<b>Στάδιο 1.5</b>	Μονομερής συν αξονική ενασχόληση
<b>Στάδιο 2</b>	Διμερής νόσος, χωρίς εξασθένηση της ισορροπίας
<b>Στάδιο 2.5</b>	Ήπια διμερής νόσος, με ανάρρωση σε τεστ έλξης
<b>Στάδιο 3</b>	Ήπια έως μέτρια διμερής νόσος. Κάποια στάση αστάθειας
<b>Στάδιο 4</b>	Σοβαρή αναπηρία. Ακόμα σε θέση να περπατήσει ή να σταθεί χωρίς βοήθεια
<b>Στάδιο 5</b>	Αναπηρικό καροτσάκι ή κλίνη εκτός αν του παρέχεται βοήθεια

Πίνακας 2.6-Hoehn και Yahr

### 2.2.3 Συμπτώματα του Parkinson

Τα συμπτώματα του PD, αναπτύσσονται αργά και χειροτερεύουν κατά τη διάρκεια του χρόνου. Συγκεκριμένα εξελίσσονται συνήθως σε 5 με 10 χρόνια και σε διάστημα 10 με 20 χρόνια το άτομο βρίσκεται σε πλήρη λειτουργική ανικανότητα. Την πρώτη κλινική εικόνα για τα συμπτώματα του PD, εισήγαγε πρώτος ο James Parkinson, και τα χώρισε σε τρόμο ηρεμίας, δυσκαμψία και ακινησία και ανώμαλη στάση του σώματος. Αυτά συγκαταλέγονται στα κινητικά χαρακτηριστικά της νόσου.

Ο τρόμος ηρεμίας είναι συνήθως το πρώτο σύμπτωμα και εκδηλώνεται κυρίως στα άνω άκρα ενώ σε κατάσταση ηρεμίας του ασθενή (πχ. Ξαπλώνει στο κρεβάτι), γίνεται πιο έντονο. Με την πάροδο του χρόνου, επιδεινώνεται. Η δυσκαμψία σε αρχικό στάδιο μπορεί να προκαλέσει κράμπες στα δάκτυλα των ποδιών και των χεριών ή βάρος και πόνο στους μυς. Με την εξέλιξη της νόσου εμφανίζεται και η ακινησία, στην οποία υποφέρουν όλοι οι μυς, ακόμα και οι μυς που είναι υπεύθυνοι για την ομιλία, την κατάποση και τη μάσηση. Στην ανώμαλη στάση του σώματος, ο ασθενής χάνει τα αντανακλαστικά που είναι υπεύθυνα για τη σωστή στάση του σώματος, με συνέπεια να χάνει την ισορροπία του, να είναι ασταθής, να καμπουριάζει και να κάνει μικρά και σταθερά βήματα για να μην πέσει.

Έντονα είναι και τα μη κινητικά συμπτώματα της νόσου. Ενδεικτικά, κάποια από αυτά μπορεί να είναι τα ακόλουθα:

- Αυπνία
- Κόπωση
- Υπνηλία κατά τη διάρκεια της ημέρας
- Μεταβολές στη διάθεση
- Γνωσιακές αλλαγές
- Αλλαγές στην όραση
- Άνοια
- Σιελόρροια

Το PD είναι υπεύθυνο και για την εκδήλωση νευροψυχιατρικών διαταραχών. Μάλιστα, σε σχέση με τα κινητικά συμπτώματα, αυτά αναγνωρίζονται πιο δύσκολα. Ένα από αυτά είναι η έντονη παρουσία άγχους. Διαφέρει από το κλασσικό άγχος, αφού οφείλεται σε νευροχημικές διαταραχές. Ακόμη ένα, είναι η κατάθλιψη και η απάθεια, οι οποίες μαστίζουν

σε ασθενείς PD, σε ποσοστό 60%. Το άγχος σε συνδυασμό με την κατάθλιψη στο PD, μπορεί να επιδεινώσουν τις κινητικές διαταραχές. Οι ασθενείς παρουσιάζουν και δυσκολία στον έλεγχο των παρορμήσεών τους (εμμονές, εθισμοί κτλ.). Βλάβη υπάρχει και στην γνωστική λειτουργία, προκαλώντας προβλήματα στις επιτελεστικές λειτουργίες, στην οπτικοχωρική αντίληψη, στη μνήμη και στη ροή της σκέψης.

### **3 ΑΝΑΛΥΣΗ ΚΥΜΑΤΙΔΙΟΥ ΚΑΙ ΝΕΥΡΩΝΙΚΑ ΔΙΚΤΥΑ**

Σε αυτό το κεφάλαιο, περιέχεται το θεωρητικό υπόβαθρο των υλικών και των μεθόδων που θα χρησιμοποιηθούν στην διπλωματική εργασία, δηλαδή του συνεχούς μετασχηματισμού κυματιδίου και των συνελκτικών νευρωνικών δικτύων, ενώ γίνεται και μια σύντομη αναφορά στις σχετικές δημοσιευμένες εργασίες.

#### **3.1 Ανάλυση Wavelet**

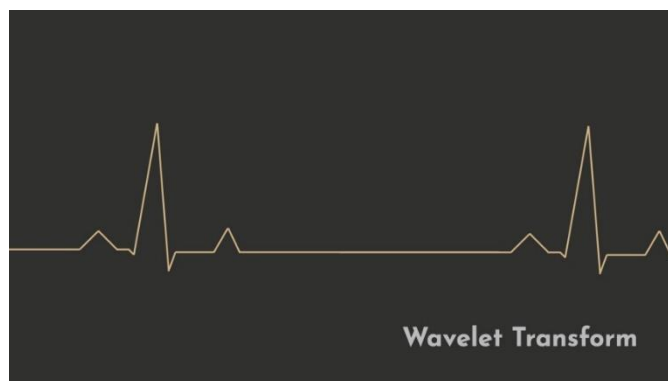
Το Κυματίδιο (wavelet) είναι μια συνάρτηση μικρού κύματος πεπερασμένης διάρκειας. Η ανάλυση wavelet είναι μια εξελιγμένη τεχνική ανάλυσης συχνοτήτων με μαθηματική προσέγγιση. Η ανάλυση Fourier έχει ως βασικό μειονέκτημα, ότι καταγράφει πληροφορίες συνολικής συχνότητας, δηλαδή συχνότητες που εξακολουθούν να υπάρχουν σε ένα ολόκληρο σήμα. Αυτό το είδος αποσύνθεσης σήματος, μπορεί να μην είναι κατάλληλο σε εφαρμογές όπως το Ηλεκτροκαρδιογράφημα, όπου τα σήματα έχουν μικρά διαστήματα χαρακτηριστικής ταλάντωσης [5]. Σε αυτές τις περιπτώσεις ενδείκνυται η χρήση του μετασχηματισμού wavelet, ο οποίος αποσυνθέτει μια συνάρτηση σε ένα σύνολο κυματοειδών. Αυτή είναι και η



διαφορά του με την ανάλυση Fourier, δηλαδή, η επέκταση στην πρώτη γίνεται με βάση τα κυματίδια, ενώ στην δεύτερη με βάση τα τριγωνομετρικά πολυώνυμα [9].

Το κυματίδιο, είναι μια ταλάντωση, που έχει τη μορφή κύματος και υπάρχει στον χρόνο. Έχει δύο βασικές ιδιότητες, την κλίμακα, η οποία σχετίζεται με την συχνότητα και την τοποθεσία, με την πρώτη να καθορίζει πόσο τεντωμένο ή τεμαχισμένο είναι ένα κύμα και με τη δεύτερη να καθορίζει αν το κύμα τοποθετείται στον χώρο ή στον χρόνο. Ουσιαστικά, η ανάλυση wavelet είναι κατάλληλη για μη σταθερά, ανομοιογενή σήματα, όπως η ομιλία, για τα οποία η ανάλυση Fourier είναι ανεπαρκής [7].

Ο -Μετασχηματισμός Wavelet μπορεί να εκτελεί ταυτόχρονα δύο λειτουργίες, αυτή της εμφάνισης συναρτήσεων αλλά και εκδήλωσης των τοπικών χαρακτηριστικών τους στον τομέα συχνότητας χρόνου.

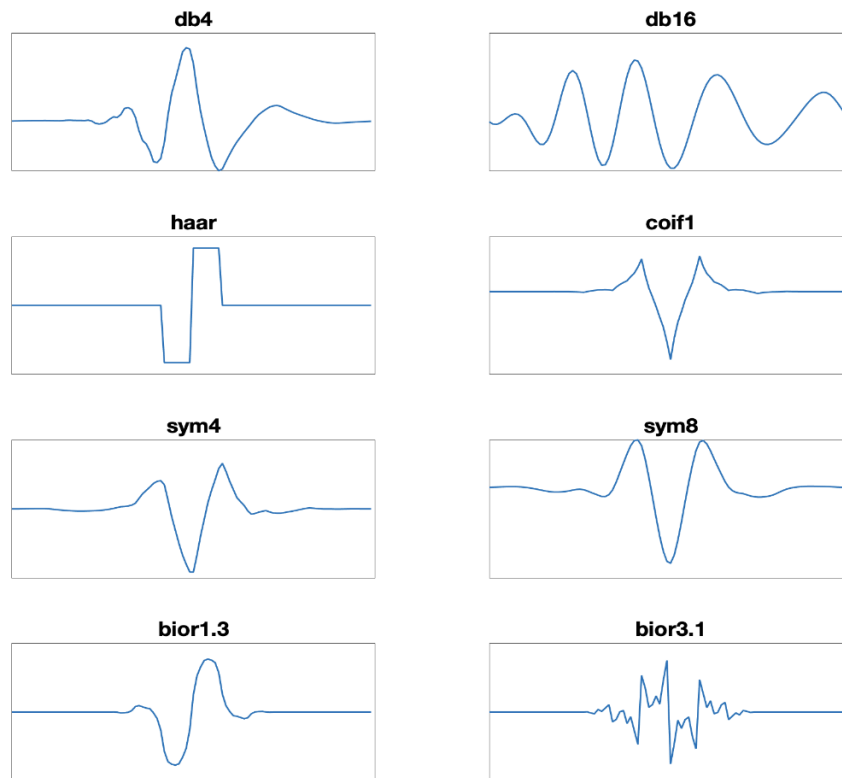


Εικόνα 3.1-Μετασχηματισμός Wavelet

Η χρήση αυτών των χαρακτηριστικών, διευκολύνει την εκπαίδευση των νευρωνικών δικτύων με ακρίβεια για την μοντελοποίηση μη γραμμικών σημάτων. Είναι μια ανάλυση χρονικής κλίμακας, που ορίζεται ως:

$$s(b, \alpha) = \alpha^{-1/2} \overline{\int \psi(\alpha^{-1}(t - b))s(t)dt} \equiv \langle \psi_{b,\alpha} | s \rangle \quad (1)$$

Εφόσον, είναι γνωστό ποιο χαρακτηριστικό σχήμα χρειάζεται εξαγωγή από το σήμα, υπάρχει μια μεγάλη ποικιλία κυματιδίων όπως φαίνεται στην παρακάτω εικόνα (Εικόνα 3.2):



Εικόνα 3.2-Από πάνω προς τα κάτω: Daubechies 4, Daubechies 16, Haar, Coiflet 1, Symlet 4, Symlet 8, Biorthogonal 1.3, & Biorthogonal 3.1

Η ανάλυση wavelet γενικά, χρησιμοποιείται για ανίχνευση και εξαγωγή χαρακτηριστικών εδάφους, για ανάλυση πολλαπλής κλίμακας, για συμπίεση και ανασυγκρότηση δεδομένων αλλά και για φιλτράρισμα. Συγκεκριμένα, τα τελευταία 20 χρόνια εμφανίζεται στην επεξεργασία σημάτων, σε εφαρμογές όπως, ανάλυση εικόνας, τηλεπισκόπησης, εξαγωγής χαρακτηριστικών υπερφασματικών δεδομένων και σε συστήματα επικοινωνιών. Όλη η θεωρία που υπάρχει πίσω από τα wavelets, οι τεχνικές και οι ιδέες τους, έχουν γίνει πεδίο ενδιαφέροντος τόσο στην μηχανική και την ηλεκτρολογία (επεξεργασία σήματος, συμπίεση δεδομένων), όσο και στην μαθηματική ανάλυση (αρμονική ανάλυση, θεωρία χειριστή) [3].

### 3.1.1 Συνεχής μετασχηματισμός wavelet

Η ανάλυση wavelet χωρίζεται σε δύο μετασχηματισμούς, στον διακριτό μετασχηματισμό κυματιδίων (Discrete Wavelet Transform - DWT) και στον συνεχή μετασχηματισμό κυματιδίων (Continuous Wavelet Transform - CWT). Λόγω των απαιτήσεων της παρούσας διπλωματικής, οι οποίες θα αναλυθούν σε επόμενο κεφάλαιο, θα γίνει αναφορά στον CWT. Ο συνεχής μετασχηματισμός κυματιδίων, χρησιμοποιείται λοιπόν, για ανάλυση κυματοειδών και το μονοδιάστατο CWT ορίζεται ως:

$$\text{CWT}(a, \tau) = \int_{-\infty}^{\infty} f(x) \frac{1}{a} \Psi * \left( \frac{x - \tau}{a} \right) dx \quad (2)$$

Ο CWT δημιουργήθηκε με σκοπό να δώσει λύσεις σε προβλήματα ανάλυσης στα οποία δεν μπορούσε να ανταποκριθεί ο σύντομος μετασχηματισμός Φουριέ (Short Time Fourier - STFT). Και στους δύο μετασχηματισμούς, το προς ανάλυση σήμα, πολλαπλασιάζεται με μια συνάρτηση, και στα τμήματα του σήματος που προκύπτουν, γίνεται επεξεργασία για διαφορετικές χρονικές στιγμές. Όμως, στην CWT η χρονική διάρκεια της συνάρτησης αλλάζει, καθώς γίνεται ανάλυση ολοένα και υψηλότερων συχνοτήτων [6]. Ένα από τα χαρακτηριστικά της είναι ότι λειτουργεί σε κάθε συχνότητα και η μετατόπιση της συνάρτησης κυματοειδούς είναι συνεχής [4].

Ο CWT έχει τη δυνατότητα να μελετάει τον τρόπο με τον οποίο εξελίσσονται με την πάροδο του χρόνου, τα φασματικά χαρακτηριστικά, να εντοπίζει κοινά μοτίβα σε δύο σήματα και να εκτελεί χρονικό φιλτράρισμα. Συγκεκριμένα, όλες οι χρήσεις του συνοψίζονται παρακάτω [8]:

- Ανάλυση της μεταβολής των συχνοτήτων ενός σήματος με την πάροδο του χρόνου
- Σε δύο σήματα, βρίσκει κοινά μοτίβα που μεταβάλλονται στον χρόνο
- Ανάλυση προσαρμογής δεδομένων συχνότητας χρόνου μη γραμμικών και μη στατικών διαδικασιών
- Σε εικόνες, δείχνει πως το περιεχόμενο συχνότητας μιας εικόνας ποικίλει σε όλη την εικόνα και βοηθά στην αποκάλυψη μοτίβων σε μια θορυβώδη εικόνα
- Ευκρινέστερη ανάλυση και εξαγωγή λειτουργιών ταλάντωσης από ένα σήμα

Τέλος, δύο από τα βασικά πλεονεκτήματα του είναι ότι καταγράφει με λεπτομέρεια το περιεχόμενο της συχνότητας ενός σήματος και ότι έχει την ίδια χρονική ανάλυση με τα αρχικά δεδομένα σε κάθε ζώνη συχνοτήτων.

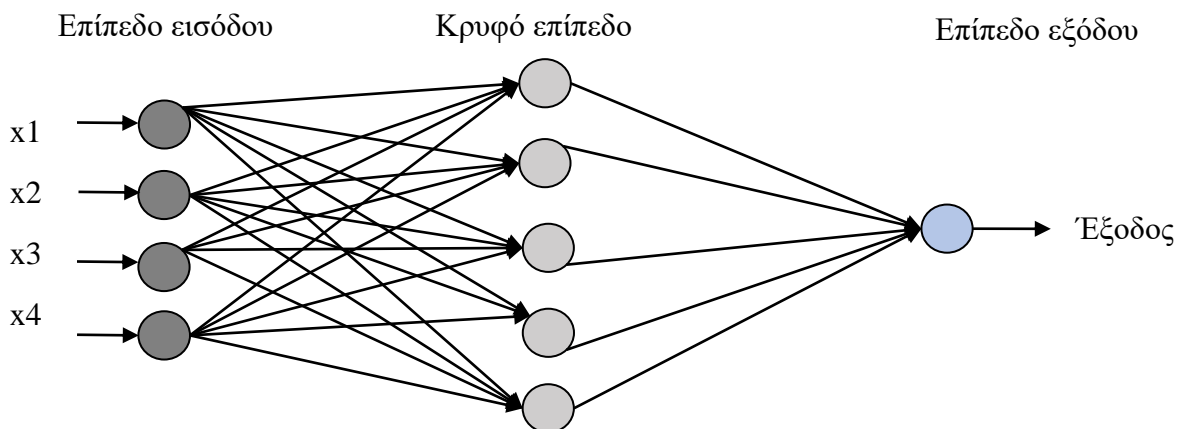
### 3.2 Τεχνητά νευρωνικά δίκτυα

Τα τεχνητά νευρωνικά δίκτυα (Artificial Neural Networks - ANN), είναι τα εργαλεία της μηχανικής μάθησης [10]. Βασίζεται στην λογική του νευρωνικού δικτύου του ανθρώπινου εγκεφάλου, ως μια απόπειρα προσέγγισης της διαδικασίας της ανθρώπινης μάθησης. Το νευρωνικό δίκτυο, είναι ένα κύκλωμα διασυνδεδεμένων μονάδων επεξεργασίας που λέγονται νευρώνες [11]. Στην επιστήμη των υπολογιστών, είναι ένα μοντέλο που χρησιμοποιείται για την επίλυση διάφορων υπολογιστικών προβλημάτων. Είναι αλγόριθμοι και δομές δεδομένων, που έχουν σχεδιαστεί για να επιτρέπουν στις μηχανές να ταξινομούν και να προβλέπουν τις εξόδους, με βάση μια σειρά εισόδων [10].

Η παρακάτω εξίσωση εκφράζει την έξοδο ενός τεχνητού νευρωνικού δικτύου:

$$y_k = f \left( \sum_{i=1}^d w_i x_i + \theta_k \right) \quad (3)$$

Στο Σχήμα 3.1, απεικονίζεται η δομή ενός απλού τεχνητού νευρωνικού δικτύου



Σχήμα 3.1-Απλό τεχνητό νευρωνικό δίκτυο

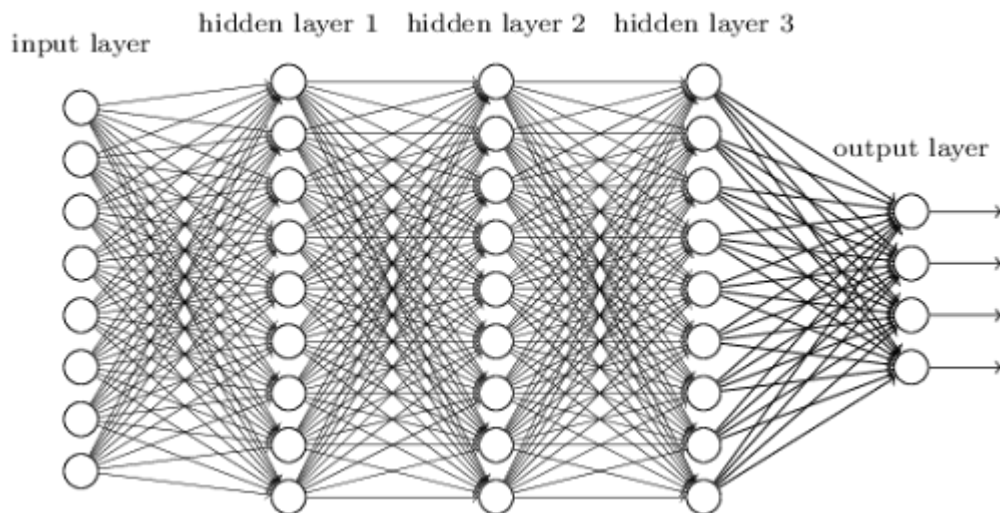
### 3.3 Βαθιά νευρωνικά δίκτυα

Ένα τεχνητό νευρωνικό δίκτυο το οποίο αποτελείται από περισσότερα από τρία στρώματα (Εικόνα 3.3), θεωρείται βαθύ νευρωνικό δίκτυο (Deep Neural Network / DNN). Τα DNN, χρησιμοποιούν συναρτήσεις [24] με μεγαλύτερη πολυπλοκότητα στον αριθμό

στρώματων και μονάδων σε ένα μόνο επίπεδο [12]. Νέες τεχνικές εφαρμόζονται στα DNN, όπως το Convolution (3.4.1) και το Max pooling (3.4.2), έτσι ώστε οι αλγόριθμοι να τρέχουν γρηγορότερα και να γίνονται υπολογισμοί σε μεγαλύτερα βάθη, δηλαδή με περισσότερα στρώματα. Ουσιαστικά, τα βαθιά νευρωνικά δίκτυα μπορούν να θεωρηθούν ως ένα δίκτυο τεχνητών νευρωνικών δικτύων [10].

Τα πιο γνωστά είδη των deep neural networks είναι τρία και είναι τα παρακάτω:

- Multi-Layer Perceptions - MLP
- Convolutional Neural Networks
- Recurrent Neural Networks - RNN



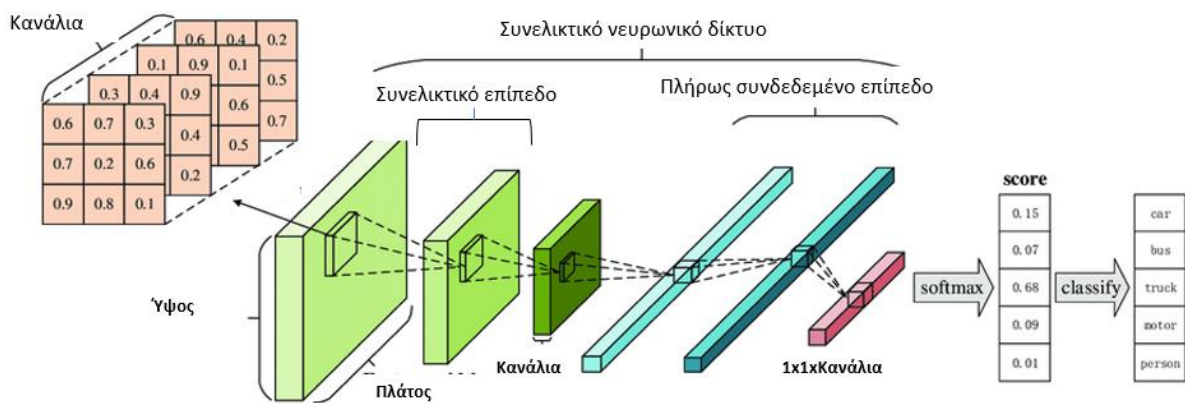
Εικόνα 3.3-Deep Neural Network

### 3.4 Συνελικτικά νευρωνικά δίκτυα

Τα συνελικτικά νευρωνικά δίκτυα, ανήκουν στην κατηγορία των τεχνητών νευρωνικών δικτύων και αποτελούν έναν αλγόριθμο βαθιάς μηχανικής μάθησης [48]. Το όνομα του είναι εμπνευσμένο από τη μαθηματική γραμμική λειτουργία μεταξύ πινάκων, η οποία λέγεται συνέλιξη [13]. Τα κλασικά νευρωνικά δίκτυα αποσυνθέτουν την μορφή των εικόνων από τρισδιάστατη και δημιουργούν ένα διάνυσμα μιας διάστασης παραθέτοντας γραμμικά τα στοιχεία από όλες τις διαστάσεις. Τα συνελικτικά νευρωνικά δίκτυα δεν δέχονται σαν δεδομένο εισόδου ένα διάνυσμα μιας διάστασης, αλλά ένα πολυδιάστατο

πίνακα. Αυτό επιτρέπει την διατήρηση της τρισδιάστατης μορφής των έγχρωμων φωτογραφιών και την καλύτερη ανάλυση τους. Τα συνελκτικά νευρωνικά δίκτυα έχουν δηλαδή τρισδιάστατη μορφή και από επίπεδο σε επίπεδο αλλάζει αυτή η τρισδιάστατη μορφή.

Όπως φαίνεται και στην Εικόνα 3.4, τα CNN αποτελούνται συνήθως από διαφορετικά επίπεδα, τα οποία περιγράφονται στις παρακάτω υποενότητες, και είναι, το συνελκτικό επίπεδο (convolutional layer), τα επίπεδα χωρικής υποδειγματοληψίας (pooling layers), το πλήρως συνδεμένο επίπεδο Fully Connected layer - FC) και από τις συναρτήσεις ενεργοποίησης. Έχουν υψηλή απόδοση σε προβλήματα μηχανικής μάθησης, ειδικά σε εφαρμογές που ασχολούνται με δεδομένα εικόνας, σαν αυτές της ταξινόμησης εικόνας (Image Net), και της επεξεργασίας φυσικής γλώσσας (Natural Language Processing - NLP) [13].

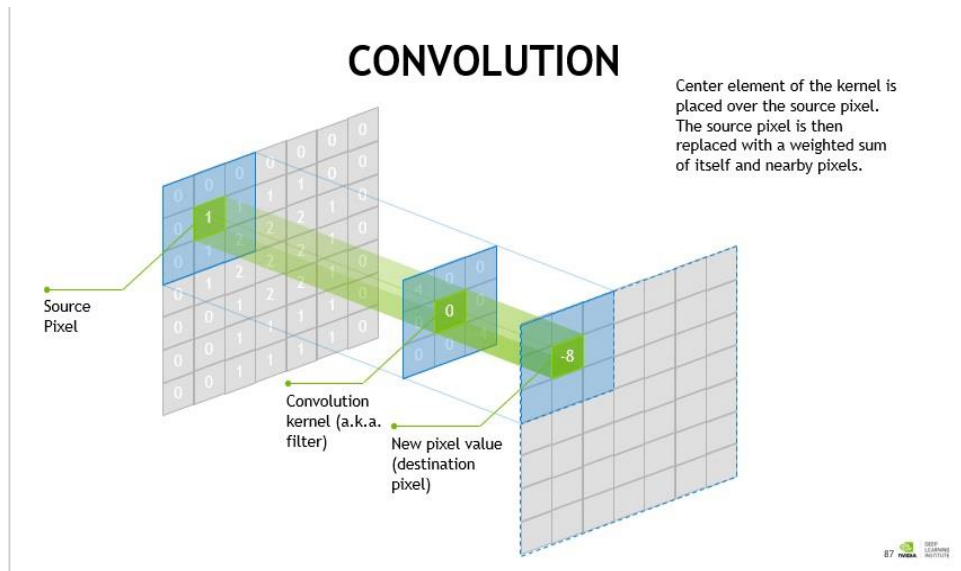


Εικόνα 3.4-Αρχιτεκτονική ενός CNN [46]

### 3.4.1 Συνελκτικό επίπεδο

Το συνελκτικό επίπεδο (Εικόνα 3.5), είναι το βασικό δομικό στοιχείο αλλά και το πρώτο επίπεδο, ενός CNN. Χρησιμοποιείται για την εξαγωγή των διάφορων χαρακτηριστικών από τις εικόνες εισόδου. Σε αυτό το επίπεδο, η μαθηματική πράξη της συνέλιξης εφαρμόζεται μεταξύ της εικόνας εισόδου και ενός φίλτρου συγκεκριμένου μεγέθους  $M \times M$ . Το φίλτρο αυτό εφαρμόζεται σε όλες τις τοποθεσίες μιας εικόνας για να δώσει έναν χάρτη χαρακτηριστικών.

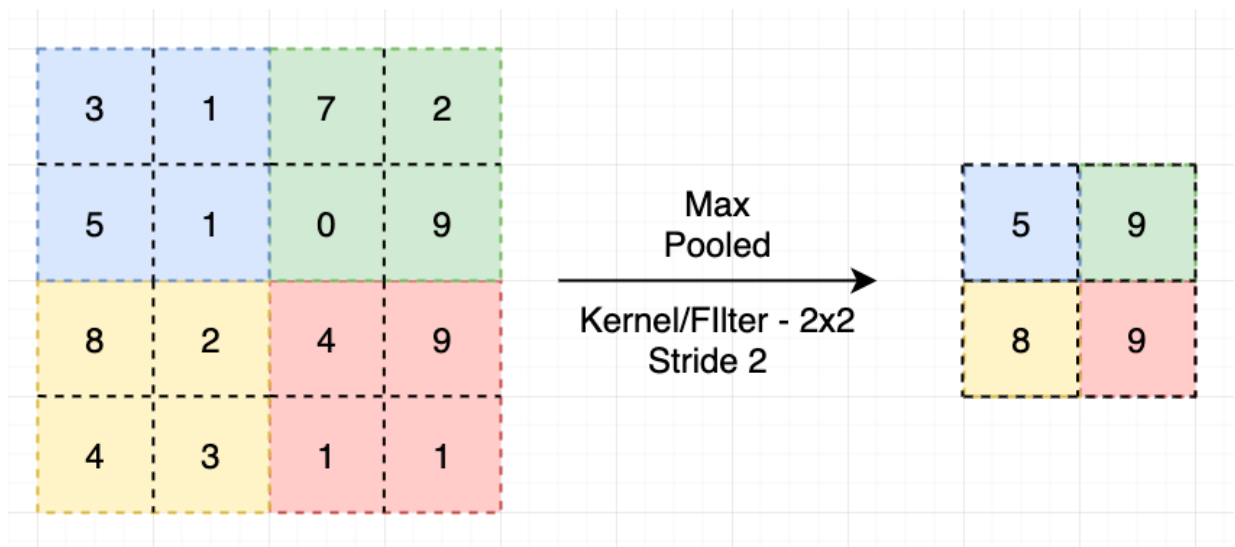
Η έξοδος ονομάζεται χάρτης χαρακτηριστικών και δίνει πληροφορίες σχετικές με την εικόνα, όπως τις γωνίες και τις άκρες. Έπειτα, αυτός ο χάρτης τροφοδοτείται στα άλλα επίπεδα για να μάθει άλλα χαρακτηριστικά από άλλες εικόνες εισόδου [49].



Εικόνα 3.5-Συνελικτικό επίπεδο [55]

### 3.4.2 Επίπεδα χωρικής υποδειγματοληψίας

Στα περισσότερα CNN, το στρώμα συγκέντρωσης βρίσκεται μετά το συνελικτικό επίπεδο. Ο στόχος αυτού του επιπέδου είναι να μικρύνει το μέγεθος του όγκου εισόδου χωρικά, ώστε να μειωθεί το υπολογιστικό κόστος για την εκπαίδευση του CNN. Υπάρχουν διάφοροι τύποι τέτοιων επιπέδων, όπως είναι η -Μέγιστη συγκέντρωση (Max pooling), στην οποία λαμβάνεται, το μέγιστο μιας περιοχής από τον χάρτη των χαρακτηριστικών και αντιστοιχείται στην έξοδο και η μέση συγκέντρωση (Average pooling), στην οποία λαμβάνεται ο μέσος όρος της περιοχής από τον χάρτη των χαρακτηριστικών και αντιστοιχείται την έξοδο [49].

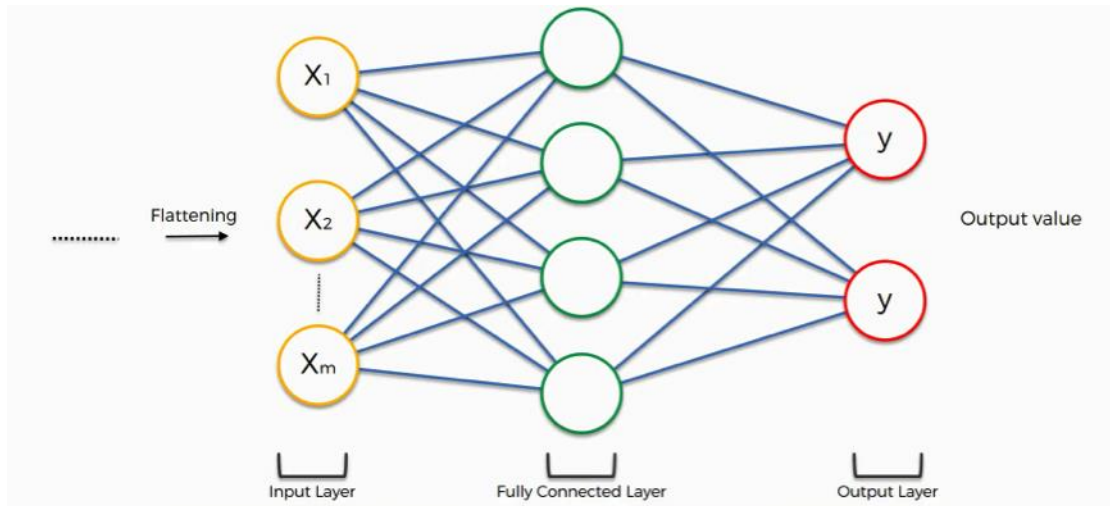


Εικόνα 3.6-Μέγιστη συγκέντρωση [50]

### 3.4.3 Πλήρως συνδεδεμένο επίπεδο

Το - Πλήρως συνδεδεμένο επίπεδο, βρίσκεται συνήθως πριν από το επίπεδο εξόδου και αποτελεί το τελευταίο επίπεδο ενός CNN. Αποτελείται από τα βάρη και χρησιμοποιείται για τη σύνδεση των νευρώνων με τους νευρώνες των προηγούμενων επιπέδων. Σε αυτό το επίπεδο η εικόνα εισόδου από τα προηγούμενα επίπεδα τροφοδοτείται στο FC επίπεδο και ξεκινάει η διαδικασία της ταξινόμησης [49].





Εικόνα 3.7- Πλήρως συνδεδεμένο επίπεδο [51]

### 3.4.4 Συναρτήσεις ενεργοποίησης

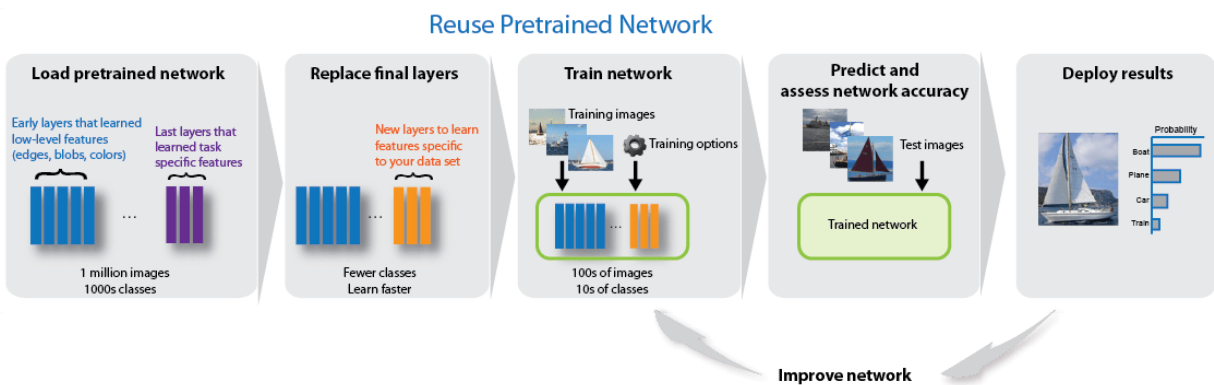
Οι συναρτήσεις ενεργοποίησης, είναι μια από τις σημαντικότερες παραμέτρους ενός CNN και προσθέτει στο δίκτυο την μη γραμμικότητα. Ουσιαστικά είναι κόμβοι που βρίσκονται είτε στο τέλος είτε ανάμεσα σε νευρωνικά δίκτυα και χρησιμοποιούνται για να μάθουν και να προσεγγίζουν κάθε είδους συνεχούς και σύνθετης σχέσης των νευρώνων του δικτύου. Αποφασίζει, δηλαδή, ποιοι νευρώνες του μοντέλου θα πρέπει να ενεργοποιηθούν και ποιοι όχι. Μερικές από τις συναρτήσεις ενεργοποίησης είναι η Ανορθωμένη Γραμμική Συνάρτηση Ράμπας (Rectified Linear Unit - ReLU), η Softmax, η υπερβολική εφαπτομένη (tanH) και η σιγμοειδής συνάρτηση (Sigmoid). Η Softmax και Sigmoid προτιμώνται σε δυαδικά μοντέλα ταξινόμησης η για ταξινόμηση πολλαπλών κλάσεων [49].

### 3.4.5 Επίπεδα εξόδου

Τα επίπεδα εξόδου έχουν τη μορφή κλάσης. Ενώ τα υπόλοιπα επίπεδα εξάγουν τα χαρακτηριστικά και μειώνουν τον αριθμό των παραμέτρων στις εικόνες, τα επίπεδα εξόδου, είναι απαραίτητα για τη δημιουργία της τελικής εξόδου η οποία θα ανταποκρίνεται ή όχι σε μια από τις κατηγορίες των δεδομένων [52].

### 3.5 Μεταφορική μάθηση

Τα βαθιά νευρωνικά δίκτυα σπάνια εκπαιδεύονται από την αρχή, διότι είναι μια διαδικασία υπολογιστικά δαπανηρή, που απαιτεί μεγάλο αριθμό δεδομένων. Η συνήθης πρακτική, είναι να χρησιμοποιείται ένα προ-εκπαιδευμένο μοντέλο που έχει εκπαιδευτεί σε μεγάλα σύνολα δεδομένων και να χρησιμοποιούνται αυτά τα προπονημένα βάρη για το πρόβλημα που υπάρχει. Το -Προεκπαιδευμένο δίκτυο [25], μπορεί να χρησιμοποιηθεί ως εξαγωγέας σταθερών χαρακτηριστικών από την εικόνα εισόδου (όταν ένα σύνολο δεδομένων είναι μικρό) ή για να τελειοποιήσει ολόκληρο το δίκτυο. Αυτά τα χαρακτηριστικά τροφοδοτούνται στη συνέχεια σε έναν γραμμικό ταξινομητή. Όταν το σύνολο δεδομένων είναι μεγάλο και παρόμοιο με το ImageNet [54], τότε αφαιρείται όχι μόνο το τελευταίο επίπεδο του δικτύου, αλλά συντονίζονται τα βάρη ολόκληρου του δικτύου χρησιμοποιώντας τον αλγόριθμο οπισθοδιάδοσης (Backpropagation) για να αυξηθεί η ακρίβεια[22].

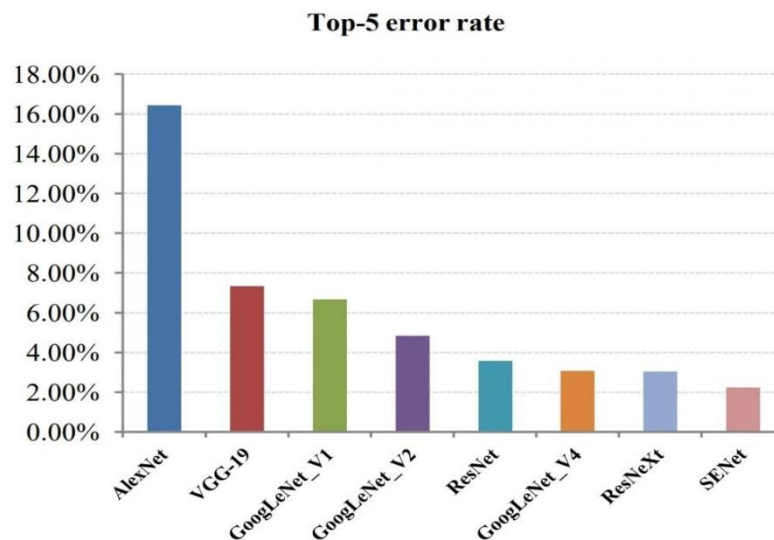


Εικόνα 3.8-Προεκπαιδευμένο δίκτυο [25]

Έχουν αναπτυχθεί αρκετά προ-εκπαιδευμένα συνελκτικά νευρωνικά δίκτυα, μερικά από τα οποία, είναι τα παρακάτω [12]:

- VGG-16
- GoogleNet
- ResNET
- AlexNet

Στην παρακάτω εικόνα (Εικόνα 3.9), φαίνεται η απόδοση των βασικών CNN στο ImageNet, με το Alexnet, να καταγράφει την μεγαλύτερη απόδοση.

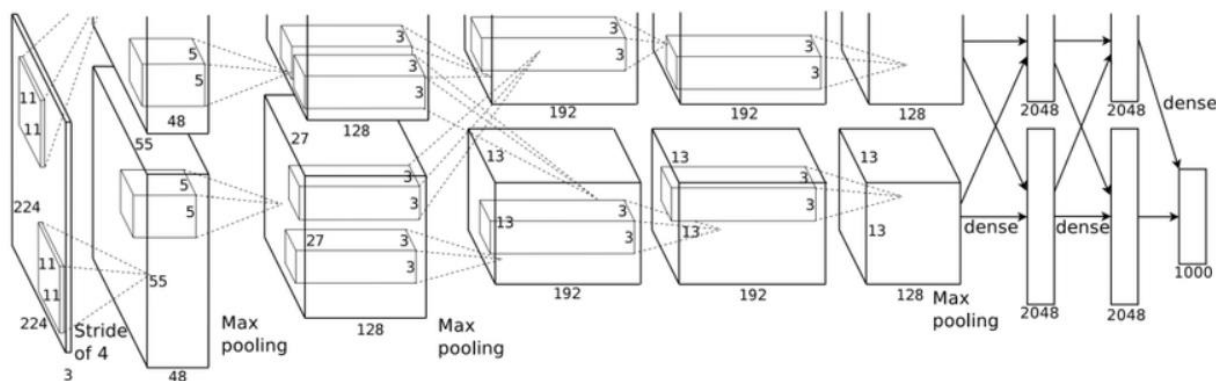


Εικόνα 3.9-Απόδοση των βασικών CNN στο ImageNet [39]

### 3.5.1 Alexnet

Στην παρούσα διπλωματική εργασία γίνεται χρήση του προ-εκπαιδευμένου Alexnet. Το AlexNet (Εικόνα 3.10), δημιουργήθηκε το 2012 από τους Alex Krizhevsky, Sutskever, και Hinton. Είναι κατάλληλο για την ταξινόμηση εικόνων, και ήταν το πρώτο CNN που κέρδισε στον διεθνή διαγωνισμό ImageNet challenge, το 2012 [12].

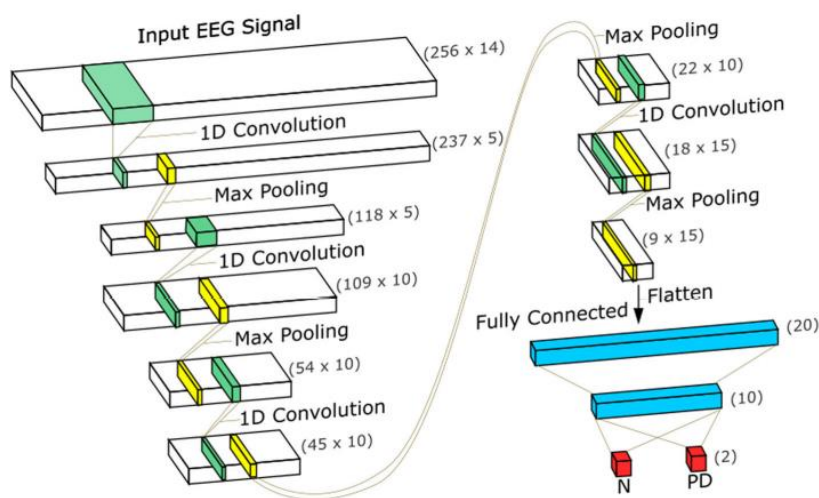
Συνολικά, αποτελείται από οχτώ επίπεδα, δηλαδή, από πέντε convolutional layers (3.4.1), από δύο fully connected layers (3.4.3) και από κάποια max pooling layers (3.4.2) μετά το πρώτο, το δεύτερο και το πέμπτο convolutional layer. Ακόμη, έχει 650.000 νευρώνες, 60.000.000 παραμέτρους και 630.000.000 συνδέσεις. Ήταν το πρώτο CNN, που έδειξε ότι η βαθιά μηχανική μάθηση είναι κατάλληλη για εργασίες της όρασης του υπολογιστή [13].



Εικόνα 3.10-Αρχιτεκτονική του AlexNet [47]

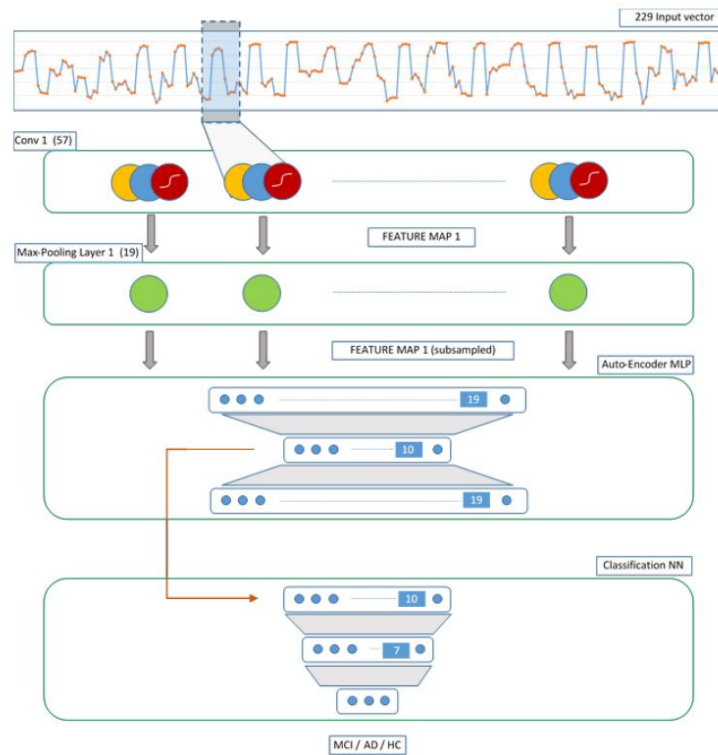
### 3.6 Σχετικές εργασίες

Σε αυτή την ενότητα, θα γίνει μια σύντομη αναφορά στις σχετικές δημοσιευμένες εργασίες. Γενικότερα, οι δημοσιευμένες εργασίες στις οποίες εφαρμόζονται βαθιά νευρωνικά δίκτυα χρησιμοποιώντας EEG σήματα, για την αυτόματη αξιολόγηση του Parkinson είναι ελάχιστες. Σε μία από αυτές [20], προτείνεται ένα αυτόματο CNN μοντέλο, με 13 στρώματα (Εικόνα 3.11), κάνοντας χρήση EEG σημάτων για την διάγνωση του Parkinson. Ήταν η πρώτη μελέτη στην οποία εφαρμόστηκαν βαθιά νευρωνικά δίκτυα. Το συγκεκριμένο μοντέλο, έχει ακρίβεια (accuracy) 88.25%, ευαισθησία (sensitivity) 84.71% και ιδιαιτερότητα (specificity) 91.77% παρά τον μικρό αριθμό των υποκειμένων. Οι καλές επιδόσεις, καθιστούν το μοντέλο ως ένα αξιόπιστο και μακροπρόθεσμο εργαλείο στην προσπάθεια διάγνωσης της νόσου.



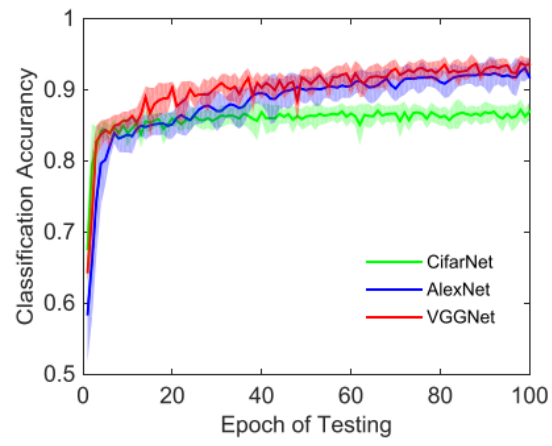
Εικόνα 3.11-Μοντέλο CNN που χρησιμοποιήθηκε [20]

Παρόμοιες τεχνικές έχουν εφαρμοστεί και για άλλες ασθένειες, όπως αυτή του Αλτσχάιμερ, με παράδειγμα την μελέτη [21], όπου γίνεται αξιοποίηση των CNN (Εικόνα 3.12) και του προτύπου MultiLayer Perception (MLP) ως τελικό μπλοκ της διαδικασίας για την ταξινόμηση των ασθενών σε υγιή και μη υγιή υποκείμενα. Το σύστημα επεξεργασίας σε αυτή την μελέτη φτάνει 80% ακρίβεια και έχει καλή απόδοση και ευαισθησία.



Εικόνα 3.12-Μοντέλο CNN που χρησιμοποιήθηκε [21]

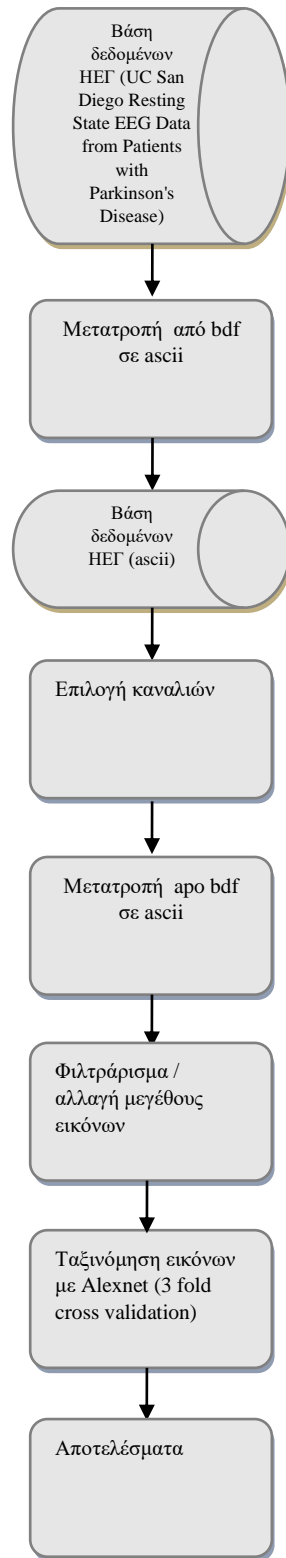
Παρόμοια στην προσέγγιση αυτής της μελέτης, είναι ακόμη μία [22], η οποία όμως αφορά την αυτόματη ταξινόμηση των σταδίων ύπνου και όχι το PD ή κάποια άλλο υποκείμενο νόσημα. Συγκεκριμένα εφαρμόζεται βελτιωμένος STFT μικρής διάρκειας για να υποδείξει τις πληροφορίες συχνότητας και χρόνου μετά Ε. Χρησιμοποιήθηκαν τρία διαφορετικά προ-εκπαιδευμένα CNN (CifarNet, AlexNet, VGGNet) και ύστερα έγινε σύγκριση για την επιλογή αυτού με την καλύτερη απόδοση (Εικόνα 3.13). Η ακρίβεια του CifarNet είναι περίπου 87.50, του AlexNet 92.35% και του VGGNet ανέρχεται στο 93.30%



Εικόνα 3.13-Απόδοση των τριών CNN [22]

## **4 ΥΛΙΚΑ ΚΑΙ ΜΕΘΟΔΟΙ**

Σε αυτή την ενότητα περιγράφονται τα υλικά και οι μέθοδοι που χρησιμοποιήθηκαν για την υλοποίηση της διπλωματικής εργασίας. Η εργασία αναπτύχθηκε στο περιβάλλον της Matlab, ενώ χρησιμοποιήθηκε και το λογισμικό EDFbrowser. Η διαδικασία της μεθόδου υλοποίησης αποτελείται από τα μπλοκ που απεικονίζονται στο Σχήμα 4.1.



Σχήμα 4.1- Διάγραμμα της διαδικασίας που ακολουθήθηκε

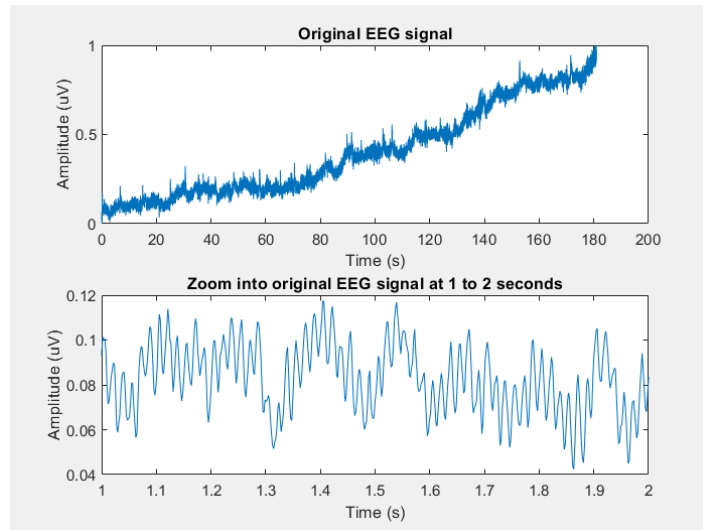


## 4.1 Η βάση δεδομένων

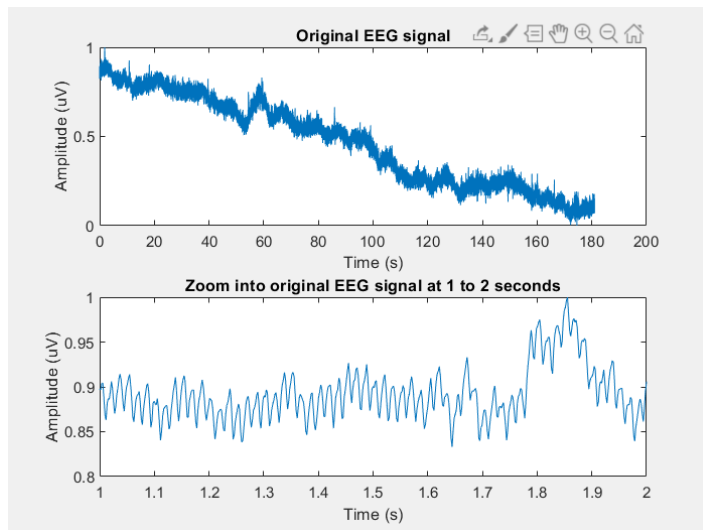
Για τις απαιτήσεις της παρούσας διπλωματικής η βάση δεδομένων που χρησιμοποιήθηκε [14], είναι διαθέσιμη στο OpenNEURO, και δημοσιεύθηκε στις 2020-05-05. Την συγκεκριμένη βάση δεδομένων, έχουν χρησιμοποιήσει τρεις μελέτες [15,16,17], Και στις οποίες γίνεται προσπάθεια ανάπτυξης μη επεμβατικών βιοδεικτών, οι οποίοι θα μπορούν να χρησιμοποιηθούν ως σήματα ελέγχου για τον έλεγχο κλειστού βρόχου των συσκευών διέγερσης του εγκεφάλου σε βάθος, για την προσαρμογή της ντοπαμινεργικής θεραπείας και έχει επίσης τη δυνατότητα να βοηθήσει στη διάγνωση. Περιλαμβάνει δεδομένα, που ανακτήθηκαν με ηλεκτροεγκεφαλογράφημα του τριχωτού της κεφαλής, δεκαπέντε ασθενών με PD (οχτώ γυναίκες, με μέση ηλικία  $63.2 \pm 8.2$  χρόνια), οι οποίοι χωρίζονται σε αυτούς που λαμβάνουν φαρμακευτική αγωγή (pd-on) και σε αυτούς που δεν λαμβάνουν (pd-off), και δεκαέξι υγιών ασθενών (εννιά γυναίκες, με μέση ηλικία  $63.5 \pm 9.6$  χρόνια). Όλοι οι ασθενείς με PD, έλαβαν θεραπεία από νευρολόγο κινητικών διαταραχών στην κλινική Scripps, στην La Jolla της Καλιφόρνια. Σύμφωνα με την κλίμακα του Hoehn – Yahr (2.2.2) , όλοι είχαν ήπια έως μέτρια νόσο και μέση διάρκεια  $4.5 \pm 3.5$  έτη. Όλοι οι συμμετέχοντες ήταν δεξιόχειρες και παρείχαν γραπτή συγκατάθεση.

Οι ασθενείς PD ελέγχθηκαν σε ξεχωριστές μέρες σε δύο συνεδρίες, με τους pd-off να έχουν σταματήσει την λήψη φαρμάκων για τουλάχιστον 12 ώρες πριν από την επίσκεψη ενώ οι pd-on τήρησαν το κανονικό πρόγραμμα της φαρμακευτικής αγωγής. Στην πρώτη συνεδρία πραγματοποιήθηκαν αξιολογήσεις διαφόρων κλιμάκων μέτρησης της νόσου, με την εξής σειρά: Handedness test [40], Beck Depression Inventory (BDI) [41], UPDRS (2.2.2), Mini-Mental State Examination (MMSE) [42] και North American Adult Reading Test (NAART) [43], ενώ στην δεύτερη συνεδρία έγινε πρώτα η BDI και μετά η UPDRS αξιολόγηση. Οι υγιής ασθενείς (control subjects) πέρασαν από έλεγχο μία φορά. Τα δεδομένα του ηλεκτροεγκεφαλογραφήματος, καταγράφηκαν για τουλάχιστον τρία λεπτά, χρησιμοποιώντας ένα σύστημα BioSemi ActiveTwo [23] τριάντα δύο καναλιών, με ρυθμό δειγματοληψίας ίσο με 512 Hz. Κατά τη διάρκεια της εξέτασης, συμμετέχοντες κάθισαν άνετα και τους δόθηκε η οδηγία να κοιτάνε σε ένα σταυρό που εμφανίζεται σε μία οθόνη υπολογιστή.

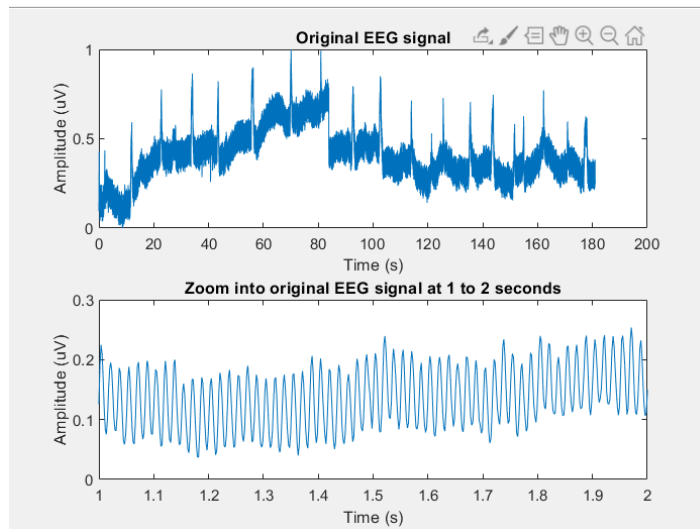
Στις τρεις παρακάτω εικόνες, παρουσιάζεται το αρχικό ΗΕΓ σήμα, από ένα υγιές άτομο, από έναν rd-on ασθενή και από έναν rd-off ασθενή:



Εικόνα 4.1- Αρχικό ΗΕΓ σήμα από υγιές υποκείμενο



Εικόνα 4.2- Αρχικό ΗΕΓ σήμα από rd-on ασθενή



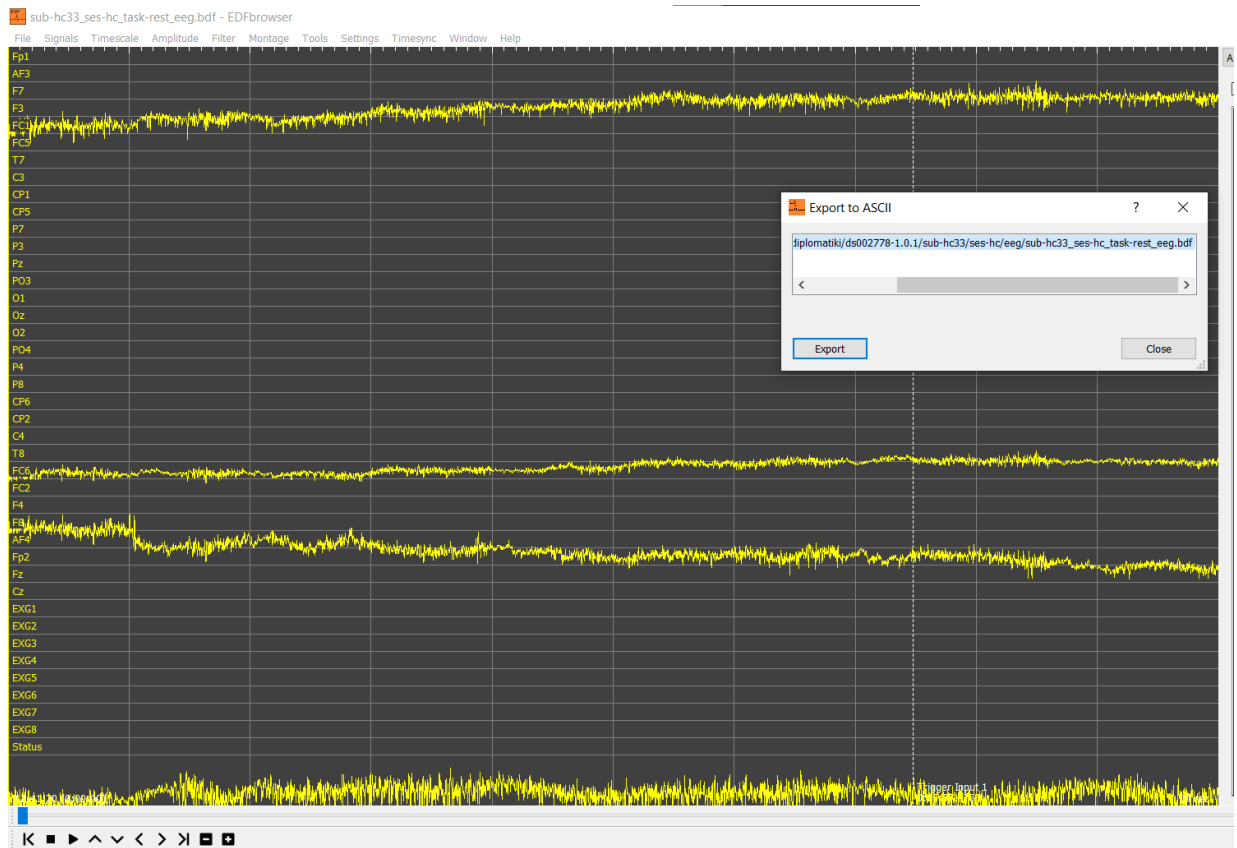
Εικόνα 4.3-Εικόνα 4.2-Αρχικό ΗΕΓ σήμα από rd-off ασθενή

#### 4.1.1 Προετοιμασία της βάσης δεδομένων

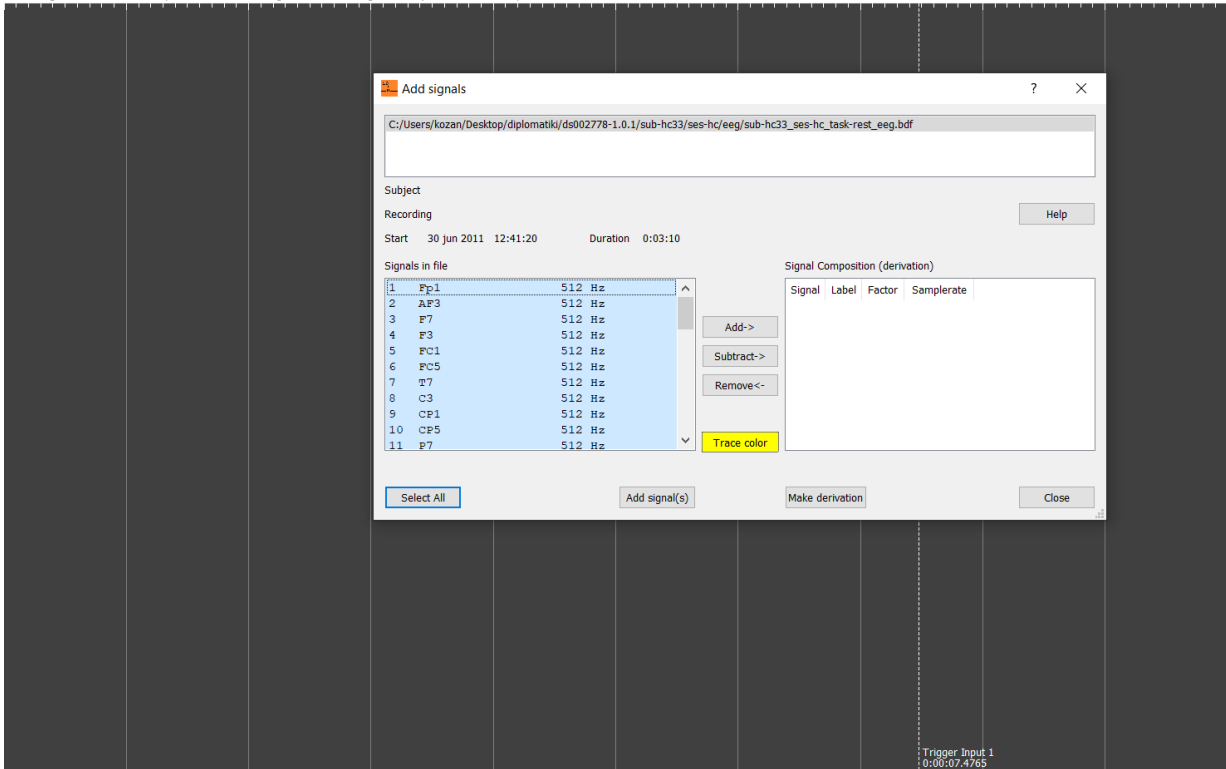
Τα αρχεία της βάσης δεδομένων που προορίζονταν για επεξεργασία στην παρούσα διπλωματική, ήταν σε μορφή Glyph Bitmap Distribution Format (BDF). Η μορφή αυτή σχεδιάστηκε, ως απλή μορφή ανταλλαγής ψηφιοποιημένων πολυγραφικών ηχογραφήσεων στην Ηλεκτροεγκεφαλογραφία και στην κλινική Νευροφυσιολογία. Το BDF, είναι μια έκδοση 24 bit της δημοφιλούς μορφής European Data Format (EDF) 16 bit, η οποία χρησιμοποιήθηκε σε προηγούμενα μοντέλα BioSemi με μετατροπές 16 bit. Το BDF είναι σχεδόν ίδιο με το EDF. Αν και το EDF χρησιμοποιήθηκε κυρίως στην έρευνα ύπνου, το EDF / BDF πλέον κερδίζει γρήγορα δημοτικότητα σε πολλές εφαρμογές, όπως αυτές οι οποίες είναι σχετικές με την Ηλεκτροεγκεφαλογραφία. Κάθε αρχείο BDF ξεκινά με μια κεφαλίδα, ακολουθούμενη από τον αριθμό των εγγραφών των δεδομένων που υποδεικνύονται στην κεφαλίδα [18].

Για να φορτώσει αυτή η μορφή αρχείων στην Matlab, έπρεπε να γίνει μετατροπή τους σε κωδικοποίηση Ascii. Για την μετατροπή αυτή, χρησιμοποιήθηκε το λογισμικό EDFbrowser [19], μια δωρεάν, ανοιχτού κώδικα εργαλειοθήκη, η οποία προορίζεται για την αποθήκευση και όχι μόνο χρονοσειρών, όπως ΗΕΓ και άλλα.

Η ακριβής ακολουθία των βημάτων για την μετατροπή της BDF μορφής σε ascii, απεικονίζεται στις τρεις παρακάτω εικόνες: (Παρουσιάζονται οι εικόνες, στις σελίδες 51-52, για το υποκείμενο hc33, αφού η ίδια διαδικασία εφαρμόστηκε και στα υγιή και στα παρκινσονικά άτομα):



Εικόνα 4.4-Άνοιγμα bdf αρχείου του υποκειμένου hc33



Εικόνα 4.5-Μετατροπή bdf σε ascii του υποκειμένου hc33

```

Time, 1, 2, 3, 4, 5, 6, 7, 8, 9, 10, 11, 12, 13, 14, 15, 16, 17, 18, 19, 20, 21, 22, 23, 24, 25, 26, 27, 28, 29, 30, 31, 32, 33, 34, 35, 36, 37, 38, 39, 40, 41
0.000000, 7694.595156, 3360.165665, 3736.539970, 3261.915847, -2203.230305, 10595.214797, -4727.069391, 5650.286434, -1882.543397
0.001953, 7707.751382, 3376.384385, 3792.133617, 3254.322111, -2210.042792, 10613.214764, -4708.131926, 5642.598948, -1873.512164
0.003906, 7704.063889, 3385.353119, 3805.102343, 3275.572072, -2204.261553, 10647.995949, -4702.975686, 5636.380209, -1872.574666
0.005859, 7705.376386, 3390.165610, 3809.852334, 3286.165802, -2199.980311, 10636.933470, -4697.225697, 5634.661463, -1874.762162
0.007812, 7703.532640, 3390.509359, 3796.164860, 3297.072032, -2195.761569, 10633.495976, -4690.725709, 5644.567694, -1881.105900
0.009766, 7687.470170, 3373.946890, 3755.508685, 3292.384541, -2195.324070, 10649.402197, -4708.694425, 5649.755185, -1884.262144
0.011719, 7695.688904, 3377.165634, 3739.508714, 3284.197056, -2200.355310, 10649.402197, -4717.163160, 5640.598952, -1878.418405
0.013672, 7708.188881, 3388.165614, 3786.758627, 3278.884566, -2206.792798, 10664.433419, -4695.913199, 5640.692702, -1873.949663
0.015625, 7704.157639, 3384.071871, 3773.258652, 3274.634573, -2205.699050, 10653.183440, -4702.631937, 5643.223947, -1875.918410
0.017578, 7701.813893, 3386.540617, 3762.508672, 3283.634557, -2200.980309, 10646.589702, -4709.506924, 5642.786448, -1878.355905
0.019531, 7703.501390, 3391.478107, 3773.946151, 3292.665790, -2199.949061, 10648.245949, -4713.819416, 5637.473957, -1879.168404
0.021484, 7709.376379, 3388.009364, 3778.414893, 3281.415811, -2202.949055, 10632.058479, -4724.256897, 5633.848964, -1876.918408
0.023438, 7707.563882, 3386.946866, 3781.602387, 3280.384563, -2204.230303, 10639.620965, -4737.131873, 5641.536450, -1876.355909
0.025391, 7692.032661, 3382.540624, 3757.352431, 3288.228298, -2204.667802, 10647.620950, -4739.475619, 5651.286432, -1878.730905
0.027344, 7694.813906, 3383.134373, 3723.446244, 3282.009560, -2204.792802, 10623.777244, -4715.913162, 5643.692696, -1877.074658
0.029297, 7702.032643, 3390.040610, 3771.852405, 3285.009554, -2199.261562, 10631.902229, -4686.475717, 5632.973966, -1876.355909
0.031250, 7708.876380, 3399.759342, 3805.633592, 3291.790792, -2196.105318, 10641.433461, -4688.913212, 5630.567720, -1875.699660
0.033203, 7706.313885, 3398.196845, 3797.383607, 3291.290793, -2197.167816, 10647.933449, -4701.381939, 5634.348963, -1878.074656
0.035156, 7702.157642, 3396.134349, 3777.946143, 3296.322033, -2195.980318, 10663.152171, -4704.256934, 5642.661448, -1879.824652
0.037109, 7697.251401, 3392.978105, 3750.696194, 3295.415785, -2195.949068, 10656.683433, -4698.725694, 5644.130195, -1877.762156
0.039062, 7700.282646, 3395.978099, 3756.133684, 3293.447039, -2195.480319, 10636.245971, -4711.163171, 5637.411458, -1873.012165
0.041016, 7702.220142, 3394.978101, 3782.977384, 3293.947038, -2195.949068, 10643.652207, -4716.663161, 5640.442702, -1871.105919
0.042969, 7705.282637, 3393.884353, 3790.289871, 3300.228276, -2194.324071, 10656.714683, -4693.850703, 5646.286441, -1875.887160
0.044922, 7696.907652, 3390.478109, 3766.071165, 3319.009491, -2191.042827, 10670.902157, -4710.006923, 5653.223928, -1886.980889
0.046875, 7684.282675, 3383.540622, 3718.446253, 3330.259471, -2190.074079, 10680.433389, -4746.788105, 5659.442667, -1890.637133
0.048828, 7705.470136, 3388.821862, 3766.196165, 3300.290776, -2195.230320, 10654.808437, -4743.006862, 5646.973940, -1881.637149
0.050781, 7722.188855, 3390.071860, 3807.883588, 3264.603342, -2202.417806, 10633.214727, -4726.725642, 5637.317708, -1874.980911
0.052734, 7707.188883, 3380.665627, 3783.633633, 3268.322085, -2199.917811, 10623.433495, -4695.600700, 5640.973951, -1878.043406
0.054688, 7699.251398, 3383.259373, 3770.258658, 3281.384561, -2195.886568, 10639.652215, -4682.163224, 5642.380198, -1880.512151
0.056641, 7707.220133, 3389.103112, 3767.102413, 3285.072054, -2195.917818, 10639.933464, -4686.256967, 5637.005208, -1877.355907
0.058594, 7726.126348, 3404.071834, 3787.289876, 3296.197034, -2194.511571, 10640.964712, -4691.381957, 5636.005210, -1876.199659
0.060547, 7725.720099, 3409.759324, 3788.696124, 3305.947016, -2194.074072, 10657.558432, -4705.381932, 5646.348941, -1880.199652
0.062500, 7693.032659, 3382.165625, 3776.789896, 3284.853304, -2197.980315, 10641.370962, -4718.256908, 5649.661435, -1879.449653
0.064453, 7688.813917, 3372.353143, 3777.789894, 3267.947086, -2200.792809, 10622.027247, -4703.319435, 5647.255189, -1876.574658
0.066406, 7696.751402, 3383.634372, 3791.258619, 3283.728307, -2201.011559, 10649.277197, -4680.944477, 5648.380187, -1877.824656
0.068359, 7705.720136, 3392.509356, 3816.821072, 3303.915769, -2197.355316, 10679.152142, -4693.663203, 5642.505198, -1880.480901
0.070312, 7709.970128, 3390.353110, 3800.289852, 3312.009504, -2192.480325, 10656.120934, -4723.538148, 5640.942701, -1880.855901
0.072266, 7706.688884, 3391.134358, 3784.821131, 3323.478233, -2187.730334, 10646.214703, -4730.006886, 5645.411443, -1884.137145
0.074219, 7697.501401, 3389.696861, 3726.071239, 3316.353246, -2188.136583, 10661.152175, -4727.756890, 5650.161434, -1887.168389
0.076172, 7705.876386, 3392.915605, 3740.102463, 3285.822053, -2197.136566, 10635.370973, -4721.850651, 5644.380195, -1879.668403
0.078125, 7716.782615, 3403.978084, 3785.289880, 3288.103298, -2200.542810, 10654.683437, -4692.413206, 5637.130208, -1876.168409

```

Εικόνα 4.6-Μερικές από τις ascii καταγραφές των σημάτων του υποκειμένου hc33

Ένα από τα αρχεία της βάσης δεδομένων, τόσο των pd-on όσο και των pd-off ασθενών, περιείχε την κλάση με το όνομα "questionnaires" (Εικόνα 4.7), η οποία ουσιαστικά περιείχε τις τιμές των αποτελεσμάτων της κλίμακας UPDRS και Hoehn-Yahr, στις οποίες εξετάστηκαν οι ασθενείς.

```

    },
    "questionnaires": {
      "Beck": "n/a",
      "Brady kinesia UPDRS": 7,
      "H&Y": 2,
      "Left UPDRS": 5,
      "Rest Tremor UPDRS": 2,
      "Right UPDRS": 10,
      "Rigidity UPDRS": 7,
      "Total UPDRS": 20,
      "UPDRS 18-26": 19
    }
  }

```

Εικόνα 4.7-Η κλάση "questionnaires" ενός ασθενή

Όλες οι μετρήσεις της κλάσης από όλους τους ασθενείς περάστηκαν συγκεντρωτικά στον ακόλουθο πίνακα (Πίνακας 4.1):

questionair res		Beck	Brady kinesia UPDRS	H& Y	Left UPDRS	Rest Tremor UPDRS	Right UPDRS	Rigidity UPDRS	Total UPDRS	UPDRS
sub-pd3	On	n/a	13	3	14	0	11	12	33	30
	Off	n/a	16	3	13	0	18	14	43	36
sub-pd5	On	n/a	10	3	7	0	6	4	22	16
	Off	n/a	12	2	12	0	8	6	28	23
sub-pd6	On	n/a	16	3	8	0	12	2	34	24
	Off	n/a	16	3	16	0	10	6	40	31
sub-pd9	On	n/a	7	2	2	2	13	3	16	15
	Off	n/a	12	3	7	3	19	8	32	27
sub-pd11	On	n/a	8	2	4	2	10	4	20	17
	Off	n/a	7	2	5	2	10	7	20	19

sub-pd12	On	n/a	16	3	15	0	15	14	44	35
	Off	n/a	16	3	15	0	15	14	47	35
sub-pd13	On	n/a	23	3	21	3	23	14	54	46
	Off	n/a	20	2	19	2	22	13	49	40
sub-pd14	On	n/a	10	2	12	5	17	9	31	30
	Off	n/a	17	2	11	2	21	10	38	35
sub-pd16	On	n/a	9	2	12	1	8	10	27	24
	Off	n/a	11	2	14	0	11	12	32	28
sub-pd17	On	n/a	9	2	10	1	11	7	30	26
	Off	n/a	10	2	11	1	11	6	30	26
sub-pd19	On	n/a	14	2	14	0	8	5	30	24
	Off	n/a	10	2	16	2	11	10	38	32
sub-pd22	On	n/a	15	2	20	6	14	11	42	39
	Off	n/a	21	2	24	12	22	11	58	44
sub-pd23	On	n/a	17	3	18	0	12	9	36	32
	Off	n/a	19	3	19	2	16	10	44	37
sub-pd26	On	n/a	8	3	6	2	11	5	25	21
	Off	n/a	11	3	17	7	13	7	42	33
sub-pd28	On	n/a	16	3	19	2	14	14	46	39
	Off	n/a	12	3	16	3	15	15	47	39

Πίνακας 4.1- UPDRS / H&Y

Η ταξινόμηση (classification) της βάσης είναι απαραίτητη, ώστε να οριστούν οι κατηγορίες των δεδομένων, στις οποίες θα γίνει η εκπαίδευση του νευρωνικού δικτύου. Αυτές, θα είναι τρεις, η 0, η 1 και η 2. Οι υγιείς ανήκουν στην κατηγορία 0, ενώ για τους pd ασθενείς, λαμβάνοντας υπόψιν το Total UPDRS του καθένα, έγινε η εξής κατηγοριοποίηση: Από 1 έως 38 στην κατηγορία 1 και από 40 έως 58 στην κατηγορία 2. Ο πίνακας annotation ( Πίνακας 4.2) δείχνει αυτή ακριβώς την κατηγοριοποίηση.

questionnaires		annotation
sub-pd3	On	1
sub-pd3	Off	2
sub-pd5	On	1
sub-pd5	Off	1
sub-pd6	On	1
sub-pd6	Off	2
sub-pd9	On	1
sub-pd9	Off	1
sub-pd11	On	1
sub-pd11	Off	1
sub-pd12	On	2

sub-pd12	Off	2
sub-pd13	On	2
sub-pd13	Off	2
sub-pd14	On	1
sub-pd14	Off	1
sub-pd16	On	1
sub-pd16	Off	1
sub-pd17	On	1
sub-pd17	Off	1
sub-pd19	On	1
sub-pd19	Off	1
sub-pd22	On	2
sub-pd22	Off	2
sub-pd23	On	1
sub-pd23	Off	2
sub-pd26	On	1
sub-pd26	Off	2
sub-pd28	On	2
sub-pd28	Off	2

Πίνακας 4.2-annotation

Από το σύνολο των τριάντα δύο καναλιών της βάσης δεδομένων, για επεξεργασία επιλέχθηκαν πέντε από αυτά, το κεντρικό κανάλι Cz και τα περιφερειακά, F3, F4 και P3, P4 (Εικόνα 2.1). Το περιβάλλον που χρησιμοποιήθηκε για την διεξαγωγή των πειραμάτων, είναι το Matlab.

Ως πρώτο βήμα, ορίστηκε η φόρτωση και αποθήκευση των δεδομένων από κάθε κανάλι, όλων των υποκειμένων της βάσης δεδομένων. Αυτό έγινε σε διαφορετικά σενάρια (scripts) για κάθε από τα πέντε κανάλια ξεχωριστά.

Συνοπτικά, ο κώδικας του σεναρίου αποθηκεύει στην δομή files, όλα τα αρχεία που έχουν κατάληξη σε “data.txt”. Για να τρέξει το σενάριο, πρέπει τα αρχεία της δομής να έχουν ίδιο μήκος (length). Αυτό επιτυγχάνεται, βρίσκοντας το μήκος κάθε αρχείου και εκχωρώντας το στην λίστα “length\_of\_deigmatolipsia”, ώστε εν τέλει να επιλεγθεί το ελάχιστο μήκος (92672). Επειδή η συχνότητα δειγματοληψίας πρέπει να είναι 512 Hz, γίνεται προσαρμογή του μήκους, στην συχνότητα αυτή. Το Cz, βρίσκεται στην 32 γραμμή του πίνακα, οπότε για κάθε file, εξάγω αυτή τη γραμμή και την τοποθετώ στον πίνακα “DataCz”. Τρέχοντας το σενάριο, προκύπτει ο δυσδιάστατος πίνακας “DataCz” (Εικόνα 4.8), με 43 γραμμές και 92672 στήλες, με τις γραμμές να αντιπροσωπεύουν τους ασθενείς, και τις στήλες, τις πρώτες 92672



μετρήσεις του καναλιού Cz, για κάθε ασθενή. Με όμοιο τρόπο, τρέχουν και τα σενάρια για τα υπόλοιπα κανάλια.

43x92672 double

	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11
1	0.4714	0.4666	0.4709	0.4905	0.4940	0.4816	0.4725	0.4746	0.4718	0.4768	0.4890
2	0.0395	0.0267	0.0538	0.0684	0.0640	0.0509	0.0640	0.0954	0.0913	0.0538	0.0248
3	0.0408	0.0306	0.0245	0.0242	0.0313	0.0320	0.0271	0.0268	0.0269	0.0333	0.0483
4	0.1826	0.1826	0.1795	0.1757	0.1879	0.1946	0.1996	0.1966	0.1909	0.1852	0.1761
5	0.5804	0.5808	0.5915	0.5950	0.5884	0.5704	0.5742	0.5823	0.5749	0.5692	0.5623
6	0.1301	0.1676	0.1904	0.1600	0.1511	0.1572	0.1425	0.1540	0.1330	0.1254	0.1844
7	0.1766	0.1851	0.1892	0.1922	0.1883	0.1751	0.1636	0.1608	0.1653	0.1752	0.1794
8	0.1779	0.1903	0.2002	0.2077	0.2092	0.2107	0.2043	0.1924	0.1911	0.2006	0.2146
9	0.3897	0.3903	0.4031	0.4014	0.4072	0.4426	0.4570	0.4526	0.4579	0.4682	0.4727
10	0.3396	0.3426	0.3243	0.3255	0.3230	0.3110	0.3159	0.3221	0.3186	0.3087	0.3059
11	0.1421	0.1378	0.1358	0.1380	0.1371	0.1342	0.1327	0.1296	0.1236	0.1166	0.1126
12	0.6872	0.7014	0.7176	0.7328	0.7108	0.6796	0.7068	0.7151	0.7107	0.7199	0.7275
13	0.7583	0.7555	0.7762	0.7831	0.7911	0.8097	0.8099	0.8003	0.7704	0.7461	0.7482
14	0.0370	0.0450	0.0518	0.0551	0.0492	0.0366	0.0220	0.0177	0.0218	0.0272	0.0295
15	0.1977	0.1984	0.1992	0.1908	0.1804	0.1731	0.1768	0.1946	0.2283	0.2531	0.2434
16	0.8599	0.8603	0.8680	0.8753	0.8610	0.8353	0.8245	0.8518	0.8586	0.8662	0.8842
17	0.5377	0.5247	0.5015	0.4938	0.4990	0.5029	0.5131	0.5148	0.5208	0.5160	0.4966
18	0.0031	0.0020	4.0912e-04	0	7.0134e-04	3.2145e-04	2.3378e-04	8.7668e-05	0.0024	0.0037	0.0041
19	0.0776	0.0721	0.0763	0.0802	0.0831	0.0868	0.0943	0.0918	0.0892	0.0878	0.0920
20	0.1067	0.1033	0.0969	0.1100	0.1111	0.0986	0.0969	0.0910	0.0828	0.0829	0.0806
21	0.3164	0.3155	0.3039	0.3079	0.3210	0.3148	0.3215	0.3349	0.3362	0.3253	0.3172
22	0.7651	0.7666	0.7626	0.7529	0.7476	0.7482	0.7496	0.7484	0.7470	0.7464	0.7488
23	0.5217	0.5527	0.5512	0.5310	0.5345	0.5317	0.5518	0.5685	0.5347	0.5341	0.5960
24	0.9137	0.9095	0.9097	0.9133	0.9083	0.9119	0.9117	0.9080	0.9123	0.9152	0.9068
25	0.4154	0.4251	0.4437	0.4232	0.4046	0.4195	0.4284	0.4224	0.4229	0.4267	0.4235

Εικόνα 4.8-DataCz

Η ταξινόμηση της βάσης, έγινε μέσω του σεναρίου annotation.m. Διαβάζει τον πίνακα `_annotation`, από το `ans.xls`, το οποίο είναι σε μορφή Excel, από τον υπολογιστή και κάνει την αντιστοίχιση των κατηγοριών στα αρχεία της δομής files. Τρέχοντας το σενάριο, προκύπτει ο μονοδιάστατος πίνακας (Πίνακας 4.3), ο οποίος περιέχει τις κατηγορίες των αρχείων από τη δομή files με την σειρά που διαβάζονται από τον κώδικα.

	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11
1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0

Πίνακας 4.3-annotation

## 4.2 Μετατροπή ΗΕΓ σημάτων σε εικόνες

Η μετατροπή των ΗΕΓ σημάτων σε εικόνες, είναι απαραίτητη ώστε να γίνουν είσοδος ύστερα στο CNN. Η διαδικασία αυτή, έγινε μέσω του Συνεχούς μετασχηματισμός wavelet . Αναπτύχθηκε σενάριο, στο οποίο μέσω της συνάρτησης “eegcwtscg.m”, γίνεται αρχικά μορφοποίηση των εικόνων στις γραμμές “4,16,19” του κώδικα και στη συνέχεια η μετατροπή των σημάτων σε εικόνες, μέσω της συνάρτησης cwt στη γραμμή “15” του κώδικα. Για τον παραπάνω σκοπό, πιο συγκεκριμένα γίνονται τα εξής:

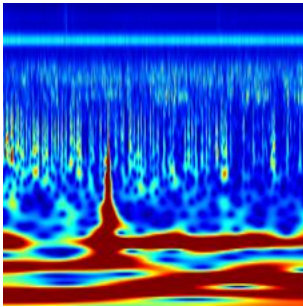
- Εφαρμογή του CWT σε κάθε σήμα ώστε όλοι οι συντελεστές να είναι διατεταγμένοι για να σχηματίσουν ένα CWT Scalogram
- Κάθε Scalogram απεικονίζεται σε χάρτη των 128 χρωμάτων
- Το Scalogram μετατρέπεται σε εικόνα και αποθηκεύεται σε φακέλους ανάλογα με την κατηγορία (0,1,2)
- Κάθε εικόνα έχει μέγεθος 227x227 (για να χρησιμοποιηθεί στο Alexnet) σε μορφή RGB
- Μετά την μετατροπή προκύπτουν συνολικά 215 εικόνες (84), αποθηκευμένες σε πέντε φακέλους που ανταποκρίνονται σε κάθε κατηγορία από τις 0, 1 και 2 ( ενδεικτικά τα σχήματα παρακάτω)

Για το Continuous Wavelet Transform (CWT), λήφθηκαν υπόψιν οι παρακάτω παράμετροι:

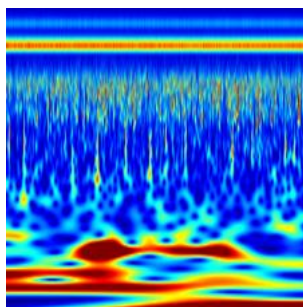
- Χρησιμοποιήθηκε το Analytic Morlet (amor) Wavelet [26]. Αυτό το είδος του αναλυτικού Wavelet έχει ίση διακύμανση σε χρόνο και συχνότητα. Γενικά, τα αναλυτικά Wavelets, αποτελούνται από φάσματα μονής όψης και είναι κατάλληλα για την ανάλυση χρόνου-συχνότητας
- Χρησιμοποιούνται δώδεκα φίλτρα ζώνης wavelet ανά οκτάβα

- **DataCz**

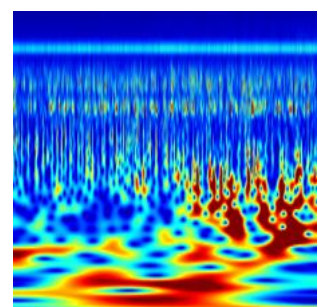
(a)



(b)



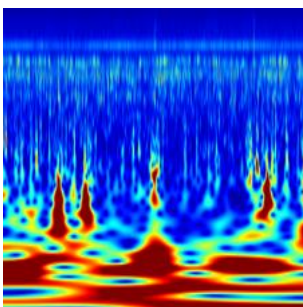
(c)



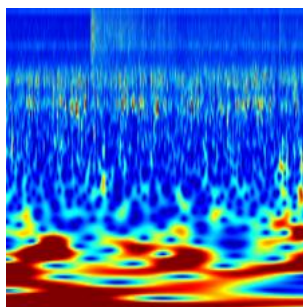
Σχήμα 4.2-(a) Κατηγορία 0 (b) Κατηγορία 1 (c) Κατηγορία 2

- **DataF4**

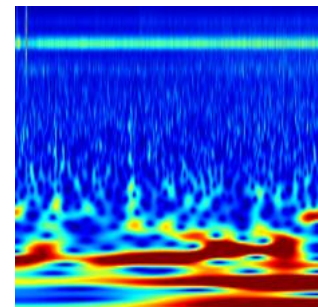
(a)



(b)

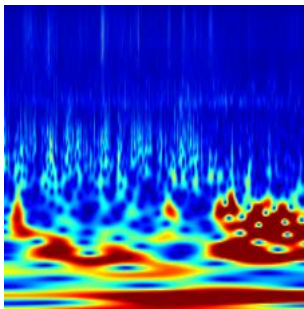


(c)

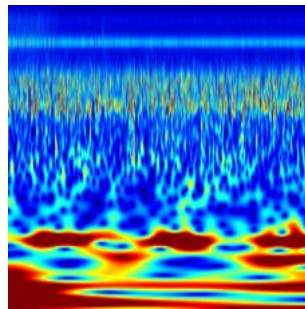


Σχήμα 4.3-(a) Κατηγορία 0 (b) Κατηγορία 1 (c) Κατηγορία 2

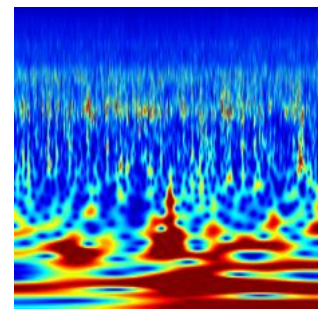
- **DataF3**



(a)



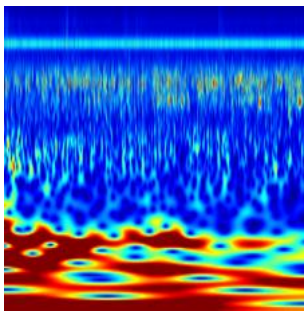
(b)



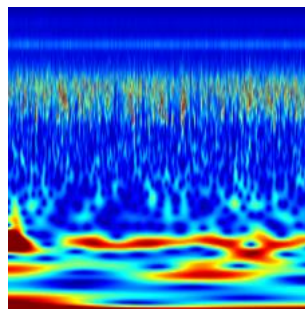
(c)

Σχήμα 4.4-(a) Κατηγορία 0 (b) Κατηγορία 1 (c) Κατηγορία 2

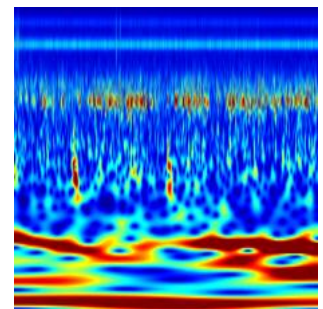
- **DataP4**



(a)



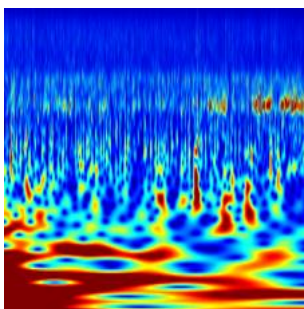
(b)



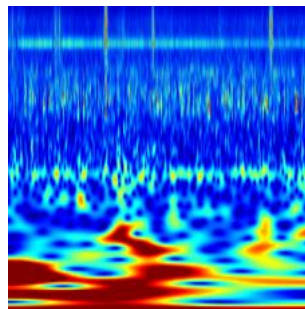
(c)

Σχήμα 4.5-(a) Κατηγορία 0 (b) Κατηγορία 1 (c) Κατηγορία 2

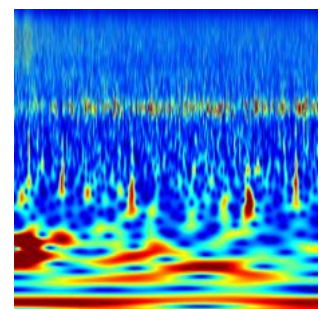
- **DataP3**



(a)



(b)



(c)

Σχήμα 4.6-(a) Κατηγορία 0 (b) Κατηγορία 1 (c) Κατηγορία 2

Τέλος, πριν περαστούν οι εικόνες στο Alexnet, για ανάγκες μεγαλύτερης ακρίβειας της εκπαίδευσης, έγινε μια βελτίωση των εικόνων, δηλαδή ένα φιλτράρισμα για πάνω από 50 Hz και ένα μικρό κόψιμο του πάνω μέρους τους, ενώ δύο από τις εικόνες διαγράφηκαν εντελώς. Αυτό είχε ως αποτέλεσμα την αλλαγή του μεγέθους τους. Ξανά έγινε ένα resize στο απαιτούμενο μέγεθος (227x227), διότι αυτό είναι το μέγεθος της εικόνας που μπορεί να επεξεργαστεί το Alexnet.

### **4.3 Μεταφορά μάθησης μέσω του Alexnet**

Το Alexnet, έχει εκπαιδευτεί σε πάνω από ένα εκατομμύριο εικόνες και μπορεί να τις ταξινομήσει σε χίλιες κατηγορίες αντικειμένων. Το δίκτυο έχει μάθει να ξεχωρίζει πολλές αναπαραστάσεις χαρακτηριστικών για ένα ευρύ φάσμα εικόνων. Ουσιαστικά, λαμβάνει μια εικόνα ως είσοδο και εξάγει μια ετικέτα για το αντικείμενο στην εικόνα μαζί με τις πιθανότητες για κάθε μία από τις κατηγορίες αντικειμένων. Όπως αναφέρθηκε και στο 3.5, στην παρούσα διπλωματική, για την ταξινόμηση των εικόνων, γίνεται χρήση του προεκπαιδευμένου δικτύου Alexnet [27], στο MATLAB R2019b.

#### **4.3.1 Διασταυρούμενη επικύρωση**

Για την βέλτιστη απόδοση της πρόβλεψης του μοντέλου, η μέθοδος που ακολουθήθηκε, ονομάζεται k-fold Cross-Validation (διασταυρούμενη επικύρωση κ- στρωμάτων). Πρόκειται για μια τεχνική, που εφαρμόζεται για την αξιολόγηση της απόδοσης ενός αλγορίθμου μηχανικής μάθησης, ο οποίος πραγματοποιεί προβλέψεις, σε ένα σύνολο από δεδομένα που δεν έχουν εκπαιδευτεί. Αυτό γίνεται με διαίρεση του γνωστού συνόλου δεδομένων, χρησιμοποιώντας ένα υποσύνολο για την εκπαίδευση του αλγορίθμου και των υπόλοιπων δεδομένων για δοκιμή.

Κάθε γύρος του cross-validation, περιλαμβάνει τυχαία διαίρεση του αρχικού συνόλου δεδομένων, σε ένα σετ εκπαίδευσης και σε ένα σετ δοκιμών. Έπειτα, το σετ εκπαίδευσης, χρησιμοποιείται για την εκπαίδευση ενός εποπτευόμενου αλγορίθμου μάθησης και το σετ δοκιμών για την αξιολόγηση της απόδοσης του. Αυτή η διαδικασία επαναλαμβάνεται αρκετές φορές και το μέσο σφάλμα του cross-validation, χρησιμοποιείται ως δείκτης απόδοσης.

Υπάρχουν πολλές τεχνικές cross-validation, μια εκ των οποίων είναι η λεγόμενη “k-fold”. Η τεχνική αυτή, η οποία εφαρμόζεται στο παρών μοντέλο της διπλωματικής, χωρίζει τα δεδομένα σε k τυχαία επιλεγμένα υποσύνολα περίπου ίσου μεγέθους. Ένα υποσύνολο, προορίζεται για την επικύρωση του μοντέλου που εκπαιδεύτηκε χρησιμοποιώντας τα υπόλοιπα υποσύνολα. Αυτή η διαδικασία επαναλαμβάνεται k φορές, έτσι ώστε κάθε υποσύνολο να εφαρμόζεται ακριβώς μία φορά για επικύρωση.

Στη παρούσα διπλωματική επιλέγεται το 3-fold cross-validation (k=3), με το παρακάτω σχήμα (Σχήμα 4.7), να απεικονίζει τη διαδικασία, ώστε να γίνει κατανοητός ο τρόπος λειτουργίας του:

Επίπεδο 0	Testing set	Training set	
Επίπεδο 1	Training set	Testing set	Training set
Επίπεδο 2	Training set		Testing set

Σχήμα 4.7- 3-fold validation (k=3)

Το δίκτυο αποτελείται από είκοσι πέντε διαφορετικά επίπεδα [44]:

- Στρώμα 1: Είναι το επίπεδο εισόδου, όπου τροφοδοτούνται οι εικόνες
- Στρώματα 2-22: Περιέχει το Convolution layer, το Rectified Linear Unit layer και το Max Pooling layer.
- Στρώμα 23: Είναι ένα fully connected layer (πλήρως συνδεδεμένο στρώμα), περιέχει 1000 νευρώνες. Χαρτογραφεί τις εξαγόμενες δυνατότητες σε κάθε μια από τις 1000 κλάσεις εξόδου
- Στρώμα 24: Είναι το SoftMax layer, στο οποίο εκχωρείται μια πιθανότητα στην εικόνα εισόδου για κάθε κλάση εξόδου
- Στρώμα 25: Επιστρέφει την πιο πιθανή κλάση εξόδου της εικόνας εισόδου

Στη δεύτερη λοιπόν φάση, έγινε εξαγωγή όλων των στρωμάτων του δικτύου Alexnet, εκτός από τα τρία τελευταία. Συγκεκριμένα, έγινε μεταφορά των στρωμάτων στο υπάρχων πρόβλημα ταξινόμησης αντικαθιστώντας τα τρία τελευταία στρώματα με το Fully connected layer, το SoftMax layer και το Classification layer (Απεικόνιση 4.1).

8 `layersTransfer=net.Layers(1:end-3);`



```

9 numClasses=3;
10 layers = [
11     layersTrasfer
12     fullyConnectedLayer(numClasses,'WeightLearnRateFactor',20,'BiasLearnRateFactor',20)
13     softmaxLayer
14     classificationLayer];

```

Απεικόνιση 4.1-Alexnetfunc.m

Σε τρίτη φάση, πρέπει να εκπαιδευτεί το δίκτυο με τα δεδομένα εκπαίδευσης και τα νέα επίπεδα (Απεικόνιση 4.2). Πριν ξεκινήσει η προπόνηση, θα οριστούν οι επιλογές της εκπαίδευσης [44]:

- Solver Name: Μέσω αυτής της παραμέτρου, το Matlab, επιτρέπει την χρήση διαφορετικών βελτιστοποιητικών, όπως το “Momentum sgd”
- MaxEpochs: Παράμετρος η οποία καθορίζει τον αριθμό των φορών που ο αλγόριθμος εκπαίδευσης θα περάσει από ολόκληρο το σύνολο της εκπαίδευσης
- MiniBatchSize, ValidationData: Σχετίζονται με το μέγεθος της μίνι παρτίδας και χρησιμοποιούνται για κάθε επανάληψη προπόνησης. Εκπαιδύεται, δηλαδή, το δίκτυο σε μικρές παρτίδες ή υποσύνολα δεδομένων
- Shuffle: Παράμετρος για προαιρετικό ανακάτεμα των δεδομένων εκπαίδευσης. Αυτό επιτρέπει την εκπαίδευση πολλών διαφορετικών μικρών παρτίδων για κάθε “Epoch”
- InitialLearnRate: Η παράμετρος αυτή ελέγχει τον τρόπο με τον οποίο προσαρμόζεται γρήγορα το δίκτυο. Μεγαλύτερα ποσοστά εκμάθησης, κάνουν το δίκτυο να πραγματοποιεί μεγαλύτερες προσαρμογές μετά από κάθε επανάληψη. Ένας πολύ μεγάλος ρυθμός, μπορεί να προκαλέσει τη σύγκλιση του δικτύου σε μια μη βέλτιστη λύση, ενώ ένας πολύ μικρός ρυθμός μπορεί να κάνει το δίκτυο να μάθει πολύ αργά
- Verbose: Με τον ορισμό της παραμέτρου ως “true”, εκτυπώνεται η πρόοδος στο παράθυρο εντολών
- Plots: Εμφάνιση των αποτελεσμάτων, με την επιλογή των παραμέτρων της εκπαίδευσης

```

16 options = trainingOptions('sgdm',...
17     'MiniBatchSize',20,...

```

```
18 'MaxEpochs',8,...
19 'InitialLearnRate',1e-4,...
20 'Shuffle','every-epoch',...
21 'ValidationData',TestImages,...
22 'ValidationFrequency',10,...
23 'Verbose',false,...
24 'Plots', 'training-progress');
```

Απεικόνιση 4.2-Alexnetfunc.m

Για την αξιολόγηση της απόδοσης, μετά την εκπαίδευση, στον παραπάνω κώδικα περιέχονται οι ακόλουθοι παράμετροι:

- **Ypred = classify (netTransfer, TestImages):** Ταξινομεί την βάση δεδομένων, που προορίζεται για δοκιμή (test)
- **YValidation = TestImages.Labels:** Εξάγει τις ετικέτες της βάσης δεδομένων που προορίζονταν για test
- **Accuracy = sum (Ypred==YValidation) / numel (YValidation):** Βρίσκει τον αριθμό των προβλέψεων που είναι ίδια με τις ετικέτες της βάσης δεδομένων και το διαιρεί με τον αριθμό στοιχείων της βάσης εμφανίζοντας έτσι το ποσοστό των σωστών προβλέψεων



## 5 ΑΠΟΤΕΛΕΣΜΑΤΑ

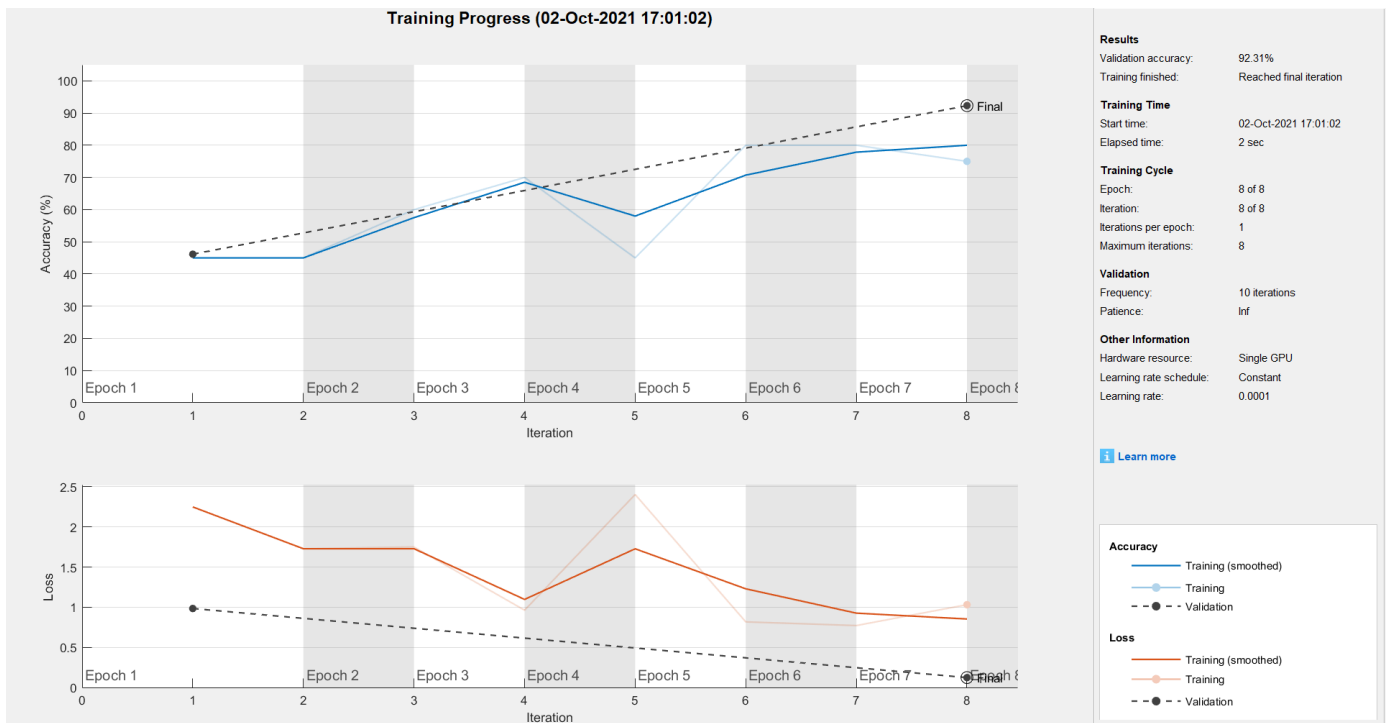
Σε αυτή την ενότητα, παρουσιάζονται τα αποτελέσματα της εκπαίδευσης, που έγινε από το προ-εκπαιδευμένο δίκτυο του Alexnet. Στα αποτελέσματα της εκπαίδευσης, εμφανίζεται το κανονικοποιημένο γράφημα, για κάθε ένα από τα Data, που δίνει τη δυνατότητα παρακολούθησης της προόδου της εκπαίδευσης του δικτύου (Training Progress) [45] και στην συνέχεια το διάγραμμα του πίνακα σύγχυσης (confusion matrix) το οποίο δείχνει τον αριθμό των σωστών προβλέψεων για κάθε κλάση εξόδου καθώς και την ανάλυση του τρόπου ταξινόμησης των λανθασμένων προβλέψεων. Πριν την παρουσίαση των αποτελεσμάτων, θα γίνει μια σύντομη εξήγηση τόσο του γραφήματος όσο και του confusion matrix.

### 5.1 Γράφημα παρακολούθησης της προόδου της εκπαίδευσης

Συγκεκριμένα, το δίκτυο της εκπαίδευσης (trainNetwork), δημιουργεί το γράφημα (Εικόνα 5.1) και εμφανίζει τις μετρήσεις της εκπαίδευσης για κάθε επανάληψη. Κάθε επανάληψη είναι και μια ενημέρωση των παραμέτρων του δικτύου. Συνολικά, απεικονίζονται τα εξής:

- Ακρίβεια εκπαίδευσης (Training accuracy): Δείχνει την ακρίβεια της ταξινόμησης σε κάθε μεμονωμένη παρτίδα
- Εξομάλυνση της ακρίβειας προπόνησης (Smoothed training accuracy): Καθιστά ευκολότερο τον εντοπισμό των τάσεων
- Ακρίβεια επικύρωσης (Validation accuracy): Ακρίβεια ταξινόμησης σε ολόκληρο το σύνολο επικύρωσης
- Απώλεια προπόνησης, εξομάλυνση απώλειας προπόνησης, απώλεια επικύρωσης (Training loss, smoothed training loss, validation loss): Η απώλεια σε κάθε μικρή παρτίδα, η εξομάλυνση της έκδοσής της και η απώλεια στο σύνολο επικύρωσης αντιστοιχα. Στο παρών δίκτυο, που το τελικό επίπεδο είναι το Classification Layer, αντί για τη συνάρτηση απώλειας, είναι η απώλεια εγκάρσιας εντροπίας

Το σχήμα σηματοδοτεί κάθε περίοδο εκπαίδευσης (epoch) χρησιμοποιώντας ένα σκιασμένο φόντο. Ένα epoch, είναι ένα πλήρες πέρασμα από ολόκληρο το σύνολο δεδομένων. Μόλις ολοκληρωθεί η εκπαίδευση, το `trainNetwork`, επιστρέφει το εκπαιδευμένο δίκτυο, με τα αποτελέσματα να δείχνουν την τελική ακρίβεια επικύρωσης και τον λόγο που ολοκληρώθηκε η εκπαίδευση. Η επανάληψη από την οποία υπολογίζονται οι τελικές μετρήσεις επικύρωσης φέρει την ένδειξη “Final”, στο γράφημα. Στα δεξιά του γραφήματος, βρίσκονται πληροφορίες σχετικές με τον χρόνο και της ρυθμίσεις της προπόνησης.



Εικόνα 5.1-Γράφημα απεικόνισης μετρήσεων εκπαίδευσης

## 5.2 Διάγραμμα πίνακα σύγχυσης

Πριν την επεξήγηση του διαγράμματος του πίνακα σύγχυσης, θα γίνει μια μικρή αναφορά στον τρόπο λειτουργίας των confusion matrix. Πρόκειται για έναν πίνακα (Πίνακας 5.1), που παρουσιάζει για κάθε κατηγορία ενός εκπαιδευμένου μοντέλου, πόσες εγγραφές έπρεπε να κατηγοριοποιηθούν σε αυτή και πόσες τελικά κατηγοριοποιήθηκαν.

		Προβλεπόμενη κλάση		
		Κλάση=Ναι	Κλάση=Όχι	
Πραγματική κλάση	Κλάση=Ναι	$f_{11}$ TP	$f_{10}$ FN	TP (true positive) $f_{11}$
	Κλάση=Όχι	$f_{01}$ FP	$f_{00}$ TN	FN (false negative) $f_{10}$
				FP (false positive) $f_{01}$
				TN (true negative) $f_{00}$

Πίνακας 5.1-Πίνακας σύγχυσης

Στον παραπάνω confusion matrix, το  $f_{ij}$ , είναι ο αριθμός των εγγραφών της κλάσης  $i$  που προβλέπονται ως κλάση  $j$ . Εισάγονται, οι εξής παράμετροι:

- Ψευδώς αρνητικό ποσοστό ( False Negative rate - FN)
- Ψευδώς θετικό ποσοστό ( False Positive rate - FP)
- Πραγματικό θετικό ποσοστό ( True Positive rate - TP), ή ευαισθησία
- Πραγματικό Αρνητικό ποσοστό ( True Negative rate - TN), ή εξειδίκευση
- Ακρίβεια (accuracy)
- Ακρίβεια θετικής πρόβλεψης (precision)

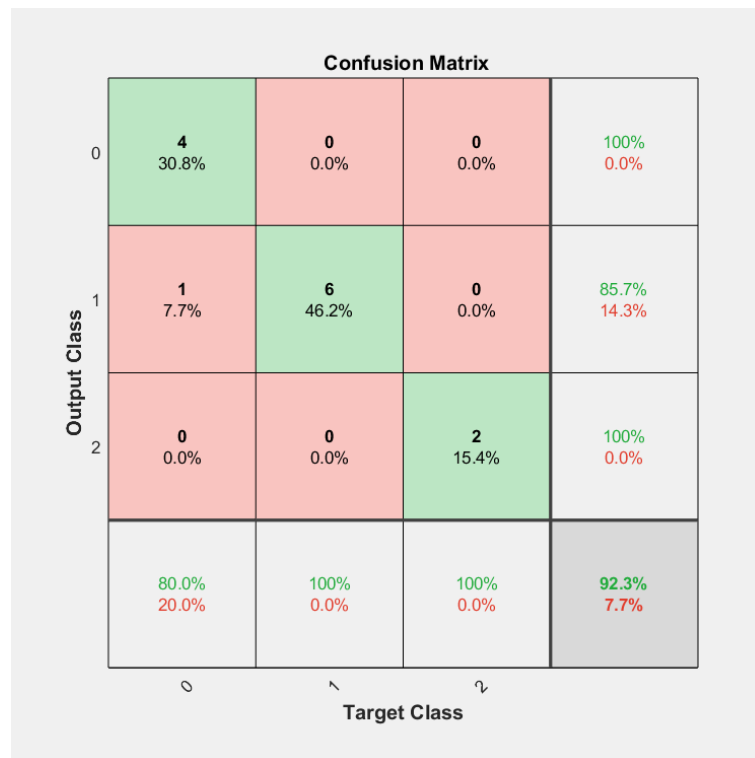
$$\text{Ακρίβεια} = \frac{\text{Σωστές προβλέψεις}}{\text{Σύνολο δειγμάτων εισόδου}} = \frac{f_{11} + f_{00}}{f_{11} + f_{00} + f_{01} + f_{10}} = \frac{TP+TN}{TP+TN+FP+FN} \quad (4)$$

$$\text{Εξειδίκευση} = \frac{TN}{TN+FN} \quad (5)$$

$$\text{Ευαισθησία} = \frac{TP}{TP+FN} \quad (6)$$

$$\text{Ακρίβεια θετικής πρόβλεψης} = \frac{TP}{TP+FP} \quad (7)$$

Στη παρούσα διπλωματική, λοιπόν, απεικονίζεται, για κάθε ένα από τα Data, το διάγραμμα του πίνακα σύγχυσης (Confusion Matrix), (ενδεικτικό παράδειγμα στην Εικόνα 5.2) , το οποίο δείχνει τον αριθμό των σωστών προβλέψεων για κάθε κλάση εξόδου καθώς και την ανάλυση του τρόπου ταξινόμησης των λανθασμένων προβλέψεων. Οι γραμμές αντιστοιχούν στην προβλεπόμενη κλάση / κλάση εξόδου (output class) και οι στήλες στην πραγματική κλάση / κατηγορία στόχου (target class). Τα διαγώνια κελία αντιστοιχούν σε παρατηρήσεις που έχουν ταξινομηθεί σωστά και τα μη διαγώνια σε λάθος. Τόσο ο αριθμός, όσο και το ποσοστό του συνολικού αριθμού των παρατηρήσεων εμφανίζονται σε κάθε κελί.



Εικόνα 5.2- Διάγραμμα του πίνακα σύγχυσης

Η στήλη στην άκρη δεξιά του γραφήματος, δείχνει τα ποσοστά όλων των παραδειγμάτων που έχουν ταξινομηθεί σωστά και λανθασμένα. Αυτές οι μετρήσεις, ονομάζονται πραγματικό ποσοστό ακρίβειας και ψευδές ποσοστό ακρίβειας αντίστοιχα. Η γραμμή στο κάτω μέρος του γραφήματος δείχνει τα ποσοστά όλων των παραδειγμάτων που έχουν ταξινομηθεί σωστά και λάθος. Αυτές οι μετρήσεις, ονομάζονται πραγματικό θετικό ποσοστό και ψευδώς αρνητικό ποσοστό αντίστοιχα. Το κελί στο κάτω δεξιά μέρος δείχνει τη συνολική ακρίβεια (accuracy).

### 5.3 Αποτελέσματα της παρούσας διπλωματικής

Σε αυτή την ενότητα, παρατίθενται, οι πίνακες (Πίνακας 5.2, Πίνακας 5.3, Πίνακας 5.4, Πίνακας 5.5, Πίνακας 5.6) των confusion matrix, για κάθε ένα από τα κανάλια (Cz, F4, F3, P4, P3). Στην τελευταία στήλη των πινάκων, αναγράφονται η ακρίβεια θετικής πρόβλεψης και στην τελευταία γραμμή ευαισθησία. Η ευαισθησία ορίζεται, ως το ποσοστό των επιτυχημένων κατηγοριοποιήσεων ανά κατηγορία, σε σχέση με το πόσα κανονικά ανήκουν σε αυτή, ενώ η ακρίβεια θετικής πρόβλεψης, ως το ποσοστό των επιτυχημένων

κατηγοριοποιήσεων ανά κατηγορία, σε σχέση με το πόσα τελικά κατηγοριοποιήθηκαν σε αυτή.

Τα κελιά με τις σωστές προβλέψεις των εικόνων είναι με πράσινο χρώμα. Οι γραμμές δείχνουν πόσες από τις προβλέψεις του νευρωνικού είναι σωστές, πόσες λάθος και σε ποια κατηγορία ανήκουν οι λάθος. Οι στήλες, δείχνουν για πόσα από τα συνολικά υποκείμενα της κάθε κατηγορίας έγινε σωστή πρόβλεψη, για πόσα λάθος και σε ποια κατηγορία τοποθέτησε τους λάθος.

Η πρώτη γραμμή δείχνει τις σωστές και λάθος προβλέψεις για την κατηγορία 0, η δεύτερη γραμμή δείχνει τις σωστές και λάθος προβλέψεις για την κατηγορία 1 και η τρίτη γραμμή δείχνει τις σωστές και λάθος προβλέψεις για την κατηγορία 2. Η πρώτη στήλη αντιστοιχεί στα υποκείμενα της κατηγορίας 0 και δείχνει πόσα από αυτά έβαλε στην κατηγορία 0 και πόσα από αυτά στις υπόλοιπες. Όμοια λογική ακολουθούν και οι άλλες δύο στήλες.

Πίνακας 5.2-Confusion matrix του καναλιού Cz

	0	1	2	<b>Ακρίβεια θετικής πρόβλεψης</b>
0	8	1	0	<b>88,89%</b>
1	4	16	1	<b>76,19%</b>
2	0	2	6	<b>75,00%</b>
<b>Ευαισθησία</b>	<b>66,67%</b>	<b>84,21%</b>	<b>85,71%</b>	

Πίνακας 5.3-Confusion matrix του καναλιού F4

	0	1	2	Ακρίβεια θετικής πρόβλεψης
0	12	0	0	100%
1	2	21	4	77,78%
2	0	0	2	100,00%
Ευαισθησία	85,71%	100%	33,33%	

Πίνακας 5.4-Confusion matrix του καναλιού F3

	0	1	2	Ακρίβεια θετικής πρόβλεψης
0	13	2	0	86,67%
1	1	15	0	93,75%
2	0	3	7	70,00%
Ευαισθησία	92,86%	75,00%	100%	

Πίνακας 5.5-Confusion matrix του καναλιού P4

	0	1	2	Ακρίβεια θετικής πρόβλεψης
0	13	2	0	86,67%
1	1	18	1	90,00%
2	0	0	6	100%
Ευαισθησία	92,86%	90,00%	85,71%	

Πίνακας 5.6-Confusion matrix του καναλιού P3

	0	1	2	Ακρίβεια θετικής πρόβλεψης
0	12	1	0	92,31%
1	2	18	1	85,71%
2	0	1	6	87,80%
Ευαισθησία	85,71%	90,00%	85,71%	



## 5.4 Ανάλυση αποτελεσμάτων

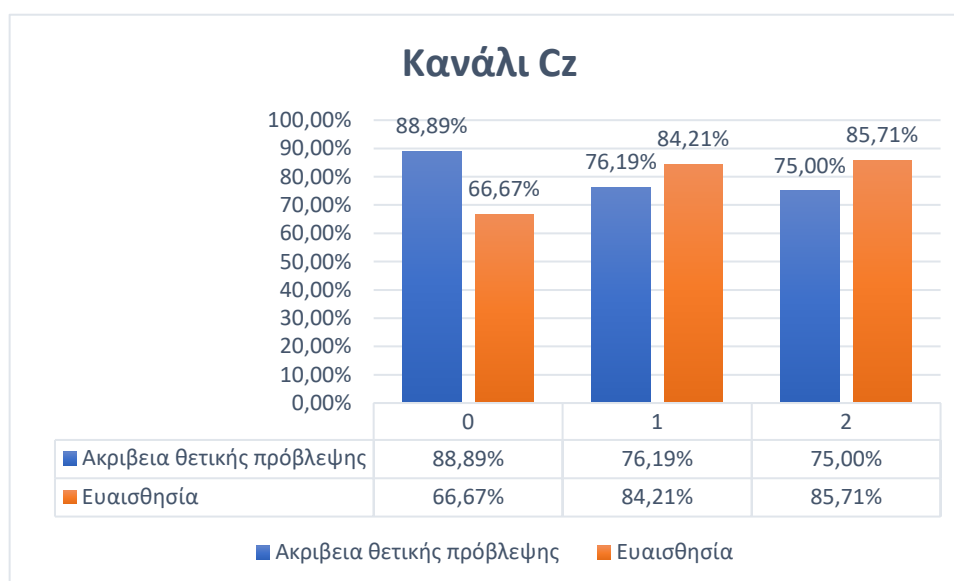
Το θέμα αυτής της ενότητας, είναι η ανάλυση των αποτελεσμάτων των παραπάνω confusion matrix.

Ως προς τα λάθη των αποτελεσμάτων που προκύπτουν από την ανάλυση των δεδομένων του καναλιού Cz, προκύπτουν τα εξής:

- Πρώτη στήλη: Το 33,33% των υγιή υποκειμένων το βρίσκει ως rd ασθενείς της κατηγορίας 1
- Δεύτερη στήλη: Το 5,27% των rd ασθενών της κατηγορίας 1 το βρίσκει ως υγιή και το 10,53% ως rd ασθενείς της κατηγορίας 2
- Τρίτη στήλη: Το 14,29% των rd ασθενών της κατηγορίας 2 το βρίσκει ως rd ασθενών της κατηγορίας 1

Η καλύτερη κατηγορία, ως προς την ευαισθησία είναι η 2, αφού από τις 7 εικόνες, οι 6 όντως ανήκουν στην κατηγορία 2 ενώ ως προς την ακρίβεια θετικής πρόβλεψης είναι η 0, αφού από τις 9 προβλέψεις, οι 8 είναι σωστές.

Το



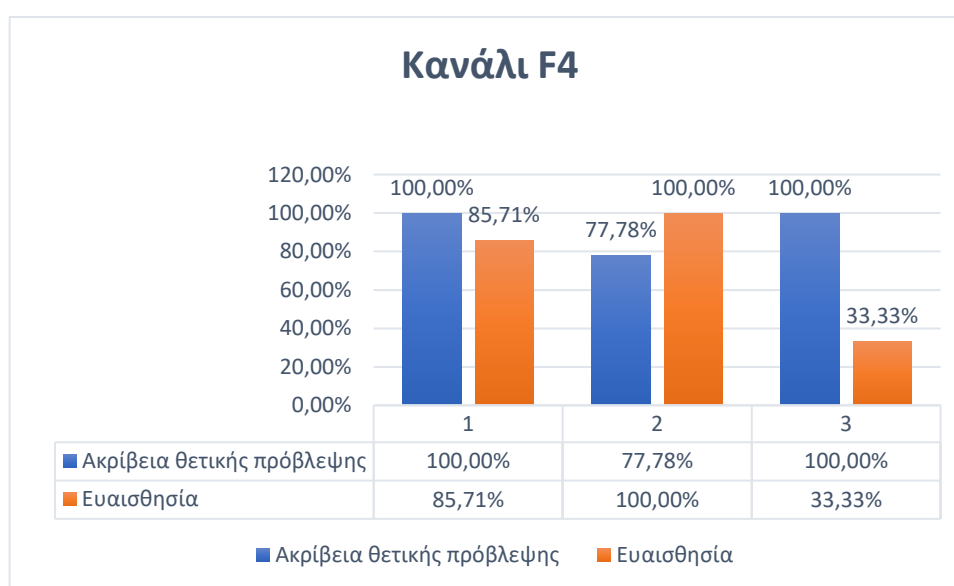
Σχήμα 5.1-Γράφημα για το κανάλι Cz

Σχήμα 5.1, δείχνει την ευαισθησία και την ακρίβεια θετικής πρόβλεψης για το Cz:

Ως προς τα λάθη των αποτελεσμάτων που προκύπτουν από την ανάλυση των δεδομένων του καναλιού F4, προκύπτουν τα εξής:

- Πρώτη στήλη: Το 14,29% των υγιή υποκειμένων το βρίσκει ως rd ασθενείς της κατηγορίας 1
- Δεύτερη στήλη: Το 100% των rd ασθενών της κατηγορίας 1 τα προβλέπει ολόσωστα
- Τρίτη στήλη: Το 66,67% των rd ασθενών της κατηγορίας 2 το βρίσκει ως rd ασθενών της κατηγορίας 1

Η καλύτερη κατηγορία 2, ως προς την ευαισθησία είναι η 1, αφού από τις 21 εικόνες, οι 21 όντως ανήκουν στην κατηγορία 1 ενώ ως προς την ακρίβεια θετικής πρόβλεψης είναι η 0, αφού από τις 12 προβλέψεις και οι 12 είναι σωστές.



Το Σχήμα 5.2 , δείχνει την ευαισθησία και την ακρίβεια θετικής πρόβλεψης για το F4:

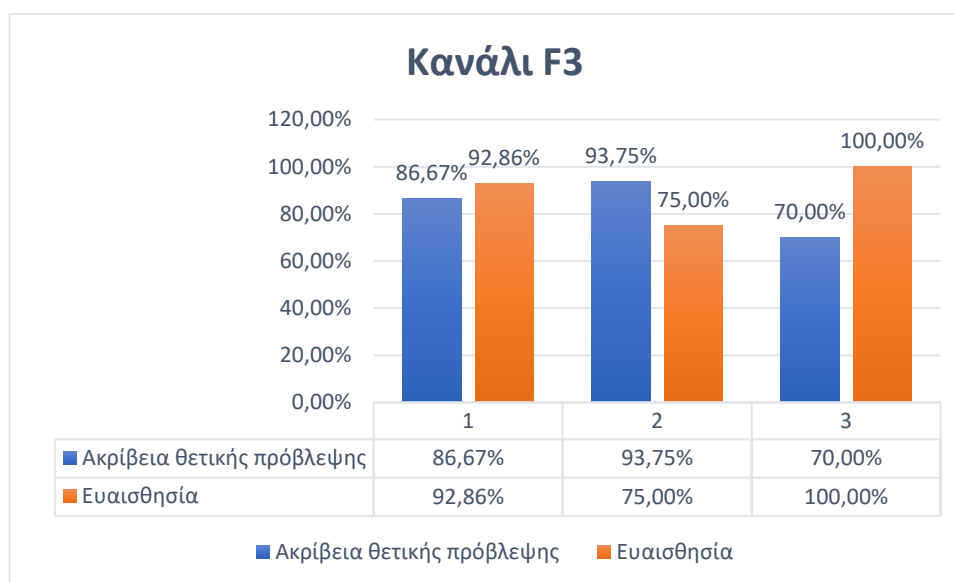
Σχήμα 5.2-Γράφημα για το κανάλι F4

Ως προς τα λάθη των αποτελεσμάτων που προκύπτουν από την ανάλυση των δεδομένων του καναλιού P3 προκύπτουν τα εξής:

- Πρώτη στήλη: Το 7,14% των υγιή υποκειμένων το βρίσκει ως rd ασθενείς της κατηγορίας 1
- Δεύτερη στήλη: Το 10% των rd ασθενών της κατηγορίας 1 το βρίσκει ως υγιή και το 15,79% ως rd ασθενείς της κατηγορίας 2
- Τρίτη στήλη: Το 100% των rd ασθενών της κατηγορίας 2 το προβλέπει ολόσωστα

Η καλύτερη κατηγορία ως προς την ευαισθησία είναι η 2, αφού από τις 7 εικόνες, οι 7 όντως ανήκουν στην κατηγορία 2 ενώ ως προς την ακρίβεια θετικής πρόβλεψης είναι η 1, αφού από τις 16 προβλέψεις, οι 15 είναι σωστές.

Το Σχήμα 5.3, δείχνει την ευαισθησία και την ακρίβεια θετικής πρόβλεψης για το F3:



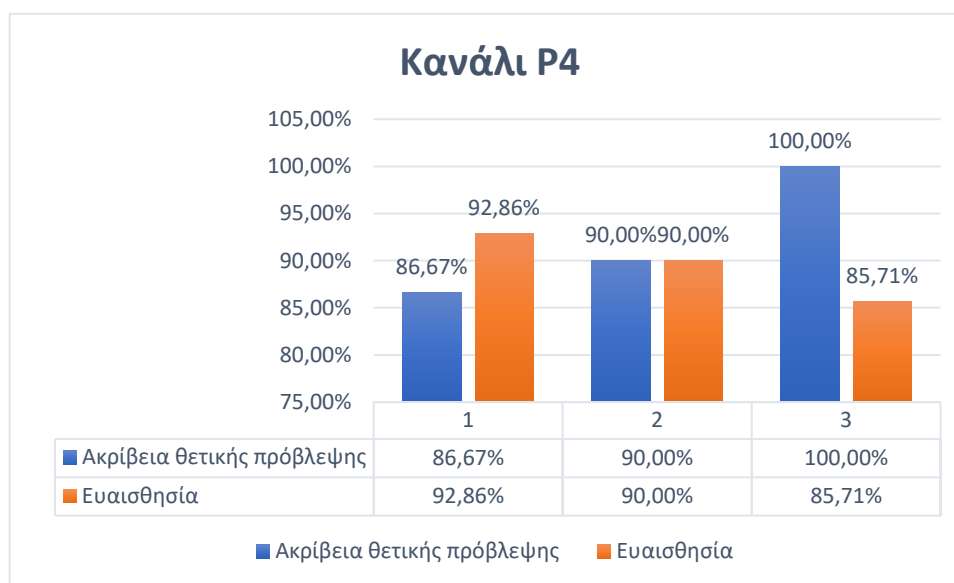
Σχήμα 5.3-Γράφημα για το κανάλι F3

Ως προς τα λάθη των αποτελεσμάτων που προκύπτουν από την ανάλυση των δεδομένων του καναλιού P4, προκύπτουν τα εξής:

- Πρώτη στήλη: Το 7,14% των υγιή υποκειμένων το βρίσκει ως rd ασθενείς της κατηγορίας 1
- Δεύτερη στήλη: Το 10% των rd ασθενών της κατηγορίας 1 το βρίσκει ως υγιή
- Τρίτη στήλη: Το 14,29% των rd ασθενών της κατηγορίας 2 το βρίσκει ως rd ασθενών της κατηγορίας 1

Η καλύτερη κατηγορία, ως προς την ευαισθησία είναι η 0, αφού από τις 14 εικόνες, οι 13 όντως ανήκουν στην κατηγορία 0 ενώ ως προς την ακρίβεια θετικής πρόβλεψης είναι η 2, αφού από τις 6 προβλέψεις και οι 6 είναι σωστές.

Το Σχήμα 5.4, δείχνει την ευαισθησία και την ακρίβεια θετικής πρόβλεψης για το P4:



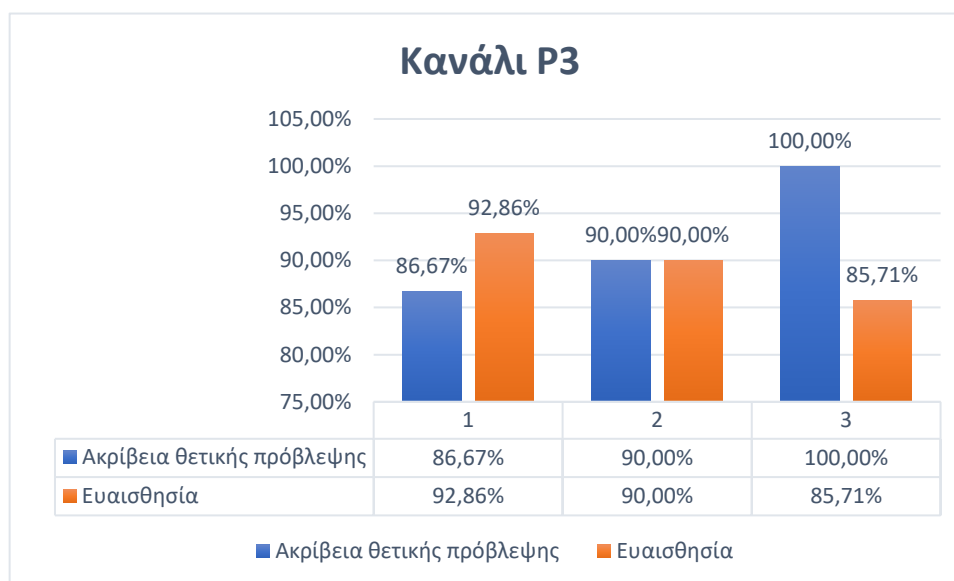
Σχήμα 5.4-Γράφημα για το κανάλι P4

Ως προς τα λάθη των αποτελεσμάτων που προκύπτουν από την ανάλυση των δεδομένων του καναλιού P3, προκύπτουν τα εξής:

- Πρώτη στήλη: Το 14,29% των υγιή υποκειμένων το βρίσκει ως rd ασθενείς της κατηγορίας 1
- Δεύτερη στήλη: Το 5% των rd ασθενών της κατηγορίας 1 το βρίσκει ως υγιή και το 5% ως rd ασθενείς της κατηγορίας 2
- Τρίτη στήλη: Το 14,29% των rd ασθενών της κατηγορίας 2 το βρίσκει ως rd ασθενών της κατηγορίας 1

Η καλύτερη κατηγορία, ως προς την ευαισθησία είναι η 1, αφού από τις 20 εικόνες, οι 18 όντως ανήκουν στην κατηγορία 1 ενώ ως προς την ακρίβεια θετικής πρόβλεψης είναι η 0, αφού από τις 7 προβλέψεις, οι 6 είναι σωστές.

Το Σχήμα 5.5, δείχνει την ευαισθησία και την ακρίβεια θετικής πρόβλεψης για το πείραμα P3:



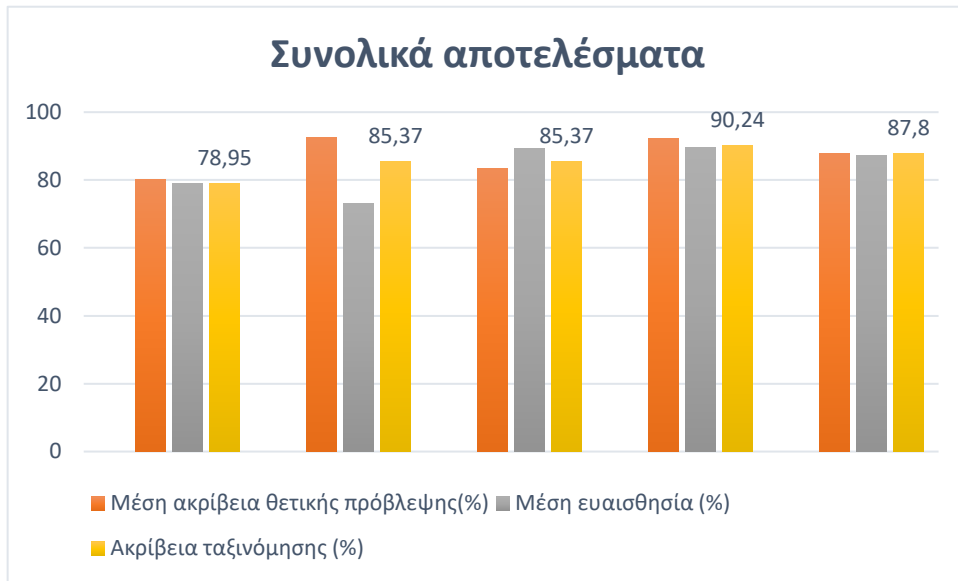
Σχήμα 5.5-Γράφημα για το κανάλι P3

Ο παρακάτω πίνακας (Πίνακας 5.7), δείχνει τα συνολικά αποτελέσματα των πειραμάτων. Κάθε γραμμή αντιστοιχεί σε ένα πείραμα ενώ οι στήλες περιέχουν τα ποσοστά της μέσης ευαισθησίας και της μέσης ακρίβειας θετικής πρόβλεψης που προκύπτουν από τους παραπάνω confusion matrix. Προστίθενται και η ακρίβεια ταξινόμησης (accuracy), η οποία είναι το σύνολο των επιτυχημένων κατηγοριοποιήσεων.

Κανάλια	Μέση ακρίβεια θετικής πρόβλεψης(%)	Μέση ευαισθησία (%)	Ακρίβεια ταξινόμησης (%)
Cz	80,03	78,87	<b>78,95</b>
F4	92,59	73,02	<b>85,37</b>
F3	83,48	89,28	<b>85,37</b>
P4	92,22	89,53	<b>90,24</b>
P3	87,91	87,14	<b>87,80</b>

Πίνακας 5.7-Αποτελέσματα

Τα παραπάνω αποτελέσματα φαίνονται και στο παρακάτω γράφημα (Σχήμα 5.6):



Σχήμα 5.6-Γράφημα των συνολικών αποτελεσμάτων

Με βάση τα παραπάνω, την καλύτερη μέση ευαισθησία, τη σημείωσε το P4 (89,53%) ενώ την καλύτερη μέση ακρίβεια θετικής πρόβλεψης, την κατέγραψε το F4 (92,59%), αλλά για το F4 η μέση ευαισθησία είναι συγκριτικά με τα υπόλοιπα κανάλια η χαμηλότερη (73,02%), με αποτέλεσμα η ακρίβεια ταξινόμησης της να μην είναι η καλύτερη.

Η καλύτερη απόδοση ισούται με 90,24% και την σημείωσε το P4. Αυτό σημαίνει ότι από το σύνολο των υποκειμένων του καναλιού P4, για το 90,24% αυτών, έγινε η πρόβλεψη στην σωστή κατηγορία. Αντίθετα, το Cz σημείωσε την χειρότερη απόδοση, αφού η τιμή της ανέρχεται στα 78,95%. Άρα, το κανάλι P4 φέρει την καλύτερη απόδοση και το κανάλι Cz την χειρότερη.

## 6 ΣΥΜΠΕΡΑΣΜΑΤΑ ΚΑΙ ΜΕΛΛΟΝΤΙΚΕΣ ΕΠΕΚΤΑΣΕΙΣ

Στα πλαίσια της παρούσας διπλωματικής, έγινε η μελέτη ανάπτυξης ενός αυτοματοποιημένου συστήματος αξιολόγησης των σταδίων της νόσου του Parkinson, στάδια τα οποία ποικίλουν και καθορίζονται ανάλογα με τη βαρύτητα των συμπτωμάτων της νόσου. Για την ανάγκη αυτή, χρησιμοποιήθηκε μια βάση δεδομένων [14], η οποία είναι διαθέσιμη στο OpenNEURO και περιέχει δεδομένα που καταγράφηκαν, μέσω ηλεκτροεγκεφαλογραφήματος, σε 16 υγιή υποκείμενα και σε 15 υποκείμενα που πάσχουν από Parkinson.

Αρχικά, έγινε μετατροπή της μορφής bdf των δεδομένων της βάσης σε ascii, διότι αυτή είναι η κωδικοποίηση που μπορεί να επεξεργαστεί το περιβάλλον εργασίας που έγινε η ανάπτυξη των σεναρίων (Matlab). Ύστερα, από το σύνολο των 32 καναλιών της βάσης, για ανάλυση επιλέχθηκαν 5 από αυτά (Cz, P3, P4, F3, F4). Έπειτα, σε κάθε ένα από τα αρχεία αυτών των καναλιών, έγινε η ταξινόμηση (classification), σε τρεις κατηγορίες με βάση το UPDRS του κάθε υποκειμένου (είτε control, είτε pd-on, είτε pd-off). Στη συνέχεια, για την μετατροπή των σημάτων σε εικόνες εφαρμόστηκε ο CWT και τελικά με τη χρήση του

προεκπαιδευμένου συνελκτικού δικτύου, δηλαδή του Alexnet, έγινε η εκπαίδευση στις τρεις κατηγορίες.

Το μοντέλο που αναπτύχθηκε αποτελείται από πέντε κανάλια, με το καλύτερο να πετυχαίνει μια πολλά υποσχόμενη απόδοση με ακρίβεια ταξινόμησης ίση με 90,24%, μέση ευαισθησία ίση με 92,22% και μέση ακρίβεια θετικής πρόβλεψης ίση με 89,53%.

Στον παρακάτω πίνακα (Πίνακας 6.1), παρατίθενται οι σχετικές εργασίες με την παρούσα διπλωματική σε συνδυασμό με την σύγκριση των επιδόσεών τους:

Συγγραφείς	Έτος	Πεδίο Εφαρμογής	Δεδομένα	Τεχνικές	Ακρίβεια (%)
Jadhav et al [22]	2020	Αυτόματο σύστημα ανίχνευση των σταδίων του ύπνου	42 άτομα με συνοδευτικά υπνογράμματα	Squeezenet και CWT	83
Morabito et al [21]	2016	Ταξινόμηση ασθενών με AD σε άτομα MCI και HC	HEG 119 ασθενείς	CNN , MLP και CWT	80
Oh et al [20]	2020	Αυτόματο σύστημα διάγνωσης του Parkinson	HEG 20 υγιής 20 ασθενείς	13 επιπέδων CNN	88.25
Παρούσα διπλωματική	2021	Αξιολόγηση σταδίων της νόσου του Parkinson	HEG 10 υγιής 15 ασθενείς	Alexnet και CWT	90.24

Πίνακας 6.1- Σύγκριση επιδόσεων με σχετικές εργασίες

Παρατηρώντας τον πίνακα με τις συγκρίσεις, και στις τέσσερις εργασίες χρησιμοποιήθηκαν συνελκτικά νευρωνικά δίκτυα, εκ των οποίων τα δύο να είναι προεκπαιδευμένα (alexnet, Squeezenet) με ακρίβειες 90,24% και 83% αντίστοιχα ενώ τα άλλα δύο εκπαιδεύτηκαν από την αρχή με ακρίβειες 80% και 88.25%. Ταυτόχρονα εφαρμόστηκες CWT σε τρεις από αυτές.

Η μέθοδος και το μοντέλο που αναπτύχθηκε με τη χρήση του CWT και του προεκπαιδευμένου CNN, μπορεί να χρησιμοποιηθεί και σε άλλου είδους ιατρικά προβλήματα, πέρα από το Parkinson, όπως σε επιληψία και σε Αλτσχάιμερ. Τα δεδομένα που αναλύει η παρούσα διπλωματική, προέρχονται από το σύστημα BioSemi active two, το οποίο



δεν είναι φορητό. Η προσέγγιση που ακολουθήθηκε, μπορεί να εφαρμοστεί και σε φορητά συστήματα ΗΕΓ είτε ιατρικής είτε καθημερινής χρήσης.

Το προεκπαιδευμένο δίκτυο που χρησιμοποιήθηκε, δηλαδή το Alexnet, έχει ως βασικό πλεονέκτημα την ταχύτητα με την οποία εκπαιδεύτηκαν τα δεδομένα. Τα συνελκτικά νευρωνικά δίκτυα που δεν έχουν προεκπαιδευτεί απαιτούν μεγάλους υπολογιστικούς πόρους και τη χρήση υπερυπολογιστών, γεγονός που καθιστά την ευρεία χρήση τους δύσκολη. Η εφαρμογή, όμως του μοντέλου που αναπτύχθηκε εδώ, σε μη προεκπαιδευμένα CNN, θα μπορούσε να οδηγήσει σε καλύτερα αποτελέσματα.

## Παράρτημα Α΄

### Επεξηγήσεις συμβολισμών

**f(x)** Δεδομένα εισόδου, που είναι συνάρτηση της θέσης

**x, a** Παράμετροι κλίμακας

**t** Μετατόπιση θέσης

**Ψ** Σύνθετο συζυγές της συνάρτησης μητρικού κυματισμού

**b** Παράμετρος μετάφρασης

**s** Ενεργειακό σήμα

**x<sub>i</sub>** Είναι η *i* είσοδος από τις *d* που έχει το πρόβλημα

**w<sub>i</sub>** Είναι το βάρος της διασύνδεσης με την *i* είσοδο

**θ<sub>k</sub>** Είναι η πόλωση για τον νευρώνα *k*. Η τιμή της πόλωσης συνήθως είναι ανεξάρτητη από το πρόβλημα

**f(x)** Η συνάρτηση ενεργοποίησης

**f<sub>ij</sub>** Ο αριθμός των εγγραφών της κλάσης *I* που προβλέπονται ως κλάση *j*

**x<sub>1</sub>,x<sub>2</sub>,x<sub>3</sub>,x<sub>4</sub>** Επίπεδο εισόδου 1, επίπεδο εισόδου 2, επίπεδο εισόδου 3, επίπεδο εισόδου 4

## **Παράρτημα Β΄**

### **Ακρωνύμια και συντομογραφίες**

**EEG** Electroencephalography

**ΚΝΣ** Κεντρικό Νευρικό Σύστημα

**ΗΕΓ** Ηλεκτροεγκεφαλογράφημα

**MEG** Magnetoencephalography

**Fmri** Functional magnetic resonance imaging

**ECoG** Eastern Cooperative Oncology Group

**SNR** Signal-to-noise ratio

**PD** Parkinson Disease

**UPDRS** Unified Parkinson Disease Rating Scale

**ADL** Activities of Daily Living

**MAO-B** Αναστολείς της μονοαμινοοξειδάσης Β

**COMT** κατεχολ-Ο-μεθυλοτρανσφεράσης

**DWT** Discrete Wavelet Transform

**CWT** Continuous Wavelet Transform

**STFT** Short Time Fourier Transform

**ANN** Artificial neural network

**DNN** Deep Neural Network

**CNN** Convolutional Neural Network

**MLP** Multi-Layer Perceptions

**RNN** Recurrent Neural Networks

**NLP** Natural Language Processing

**pd-on** Parkinson Disease-on

**pd-off** Parkinson Disease-off

**NAART** North American Adult Reading Test

**BDI** Beck Depression Inventory

**BDF** Glyph Bitmap Distribution Format

**EDF** European Data Format

**MMSE** Mini-Mental State Examination

**RGB** Red Green Blue

**TP** True Positive

**FN** False Negative

**FP** False Positive

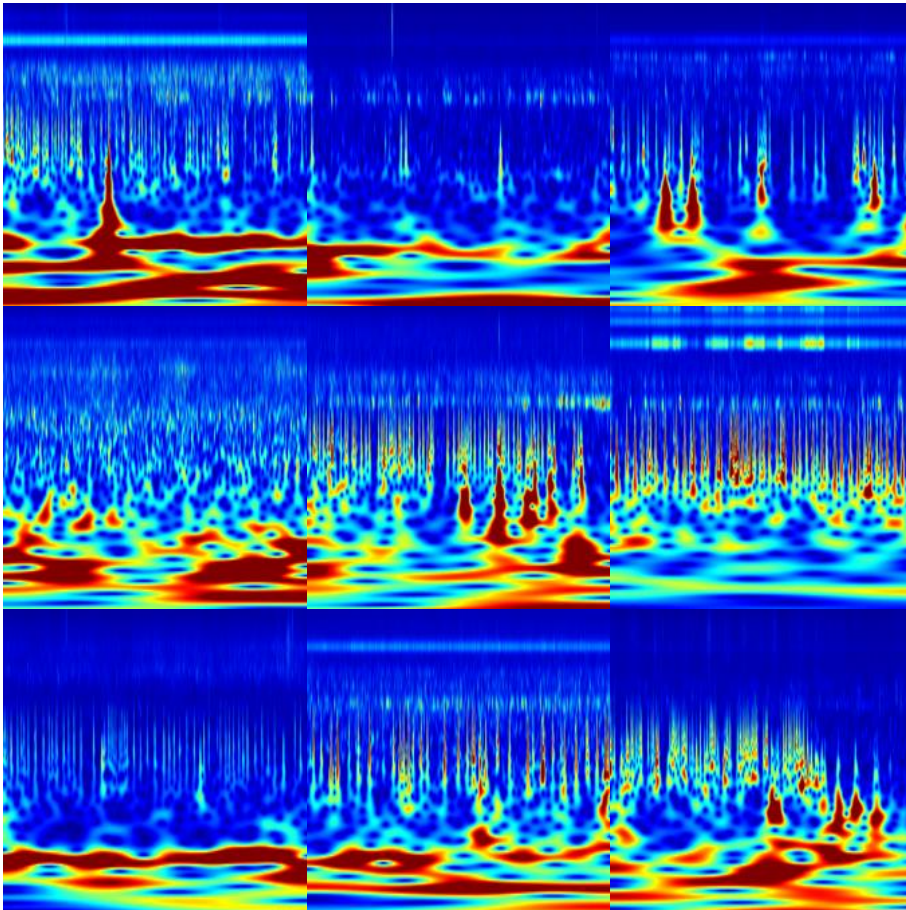
**TN** True Negative

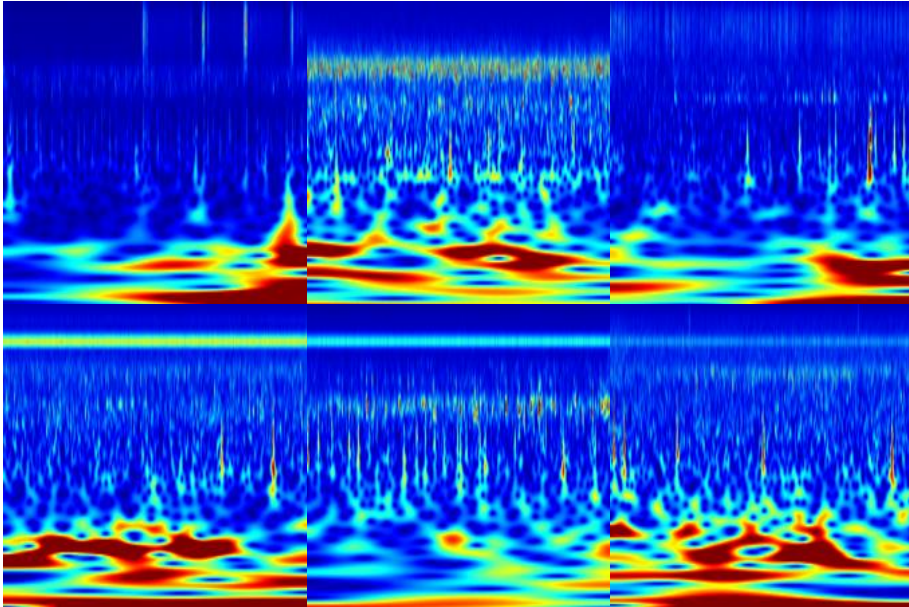
## Παράρτημα C'

### Εικόνες

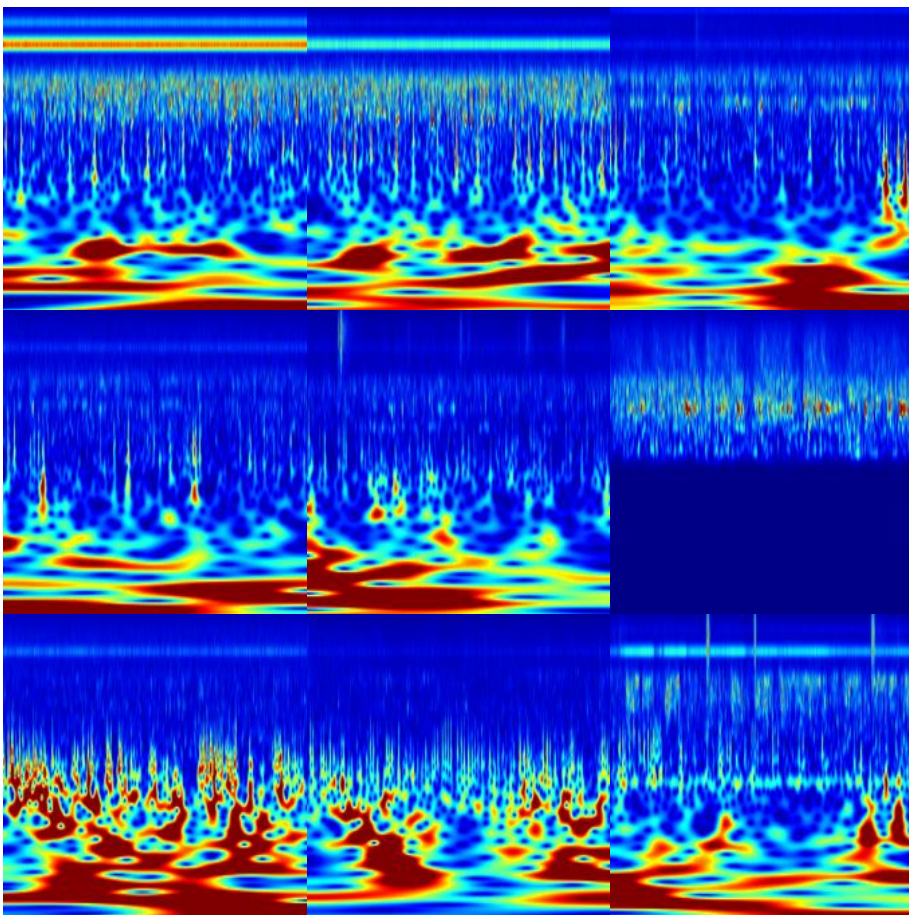
- DataCz

Σχήμα 6.1-Κατηγορία 0

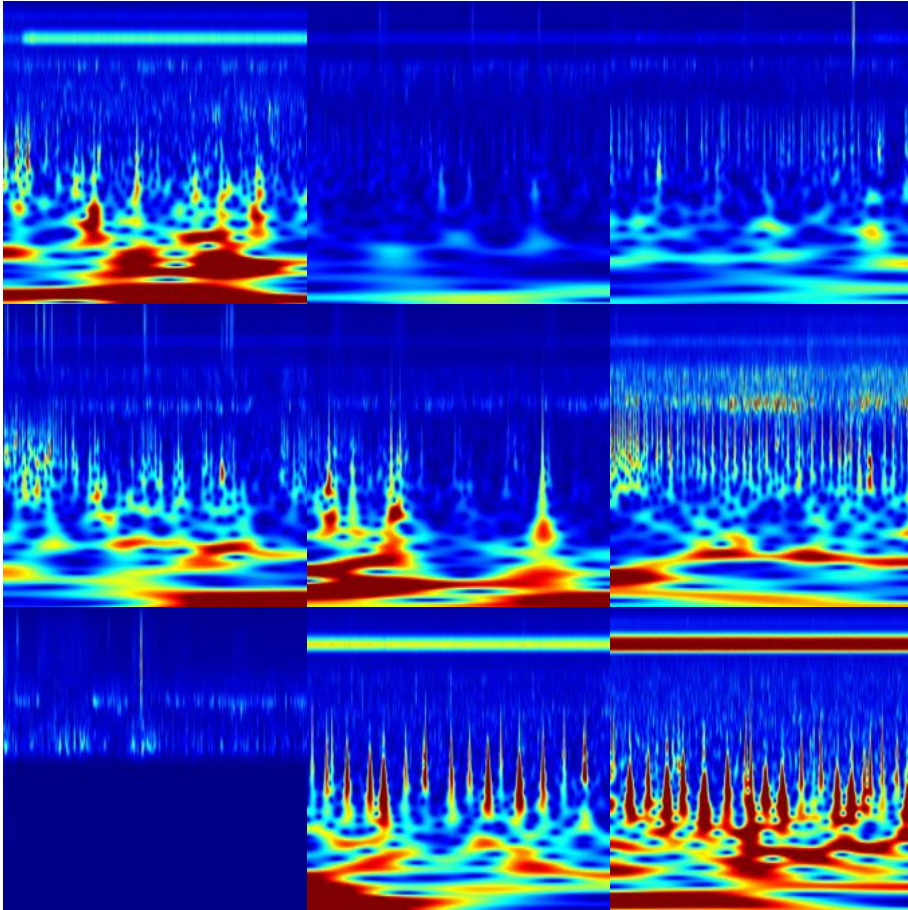




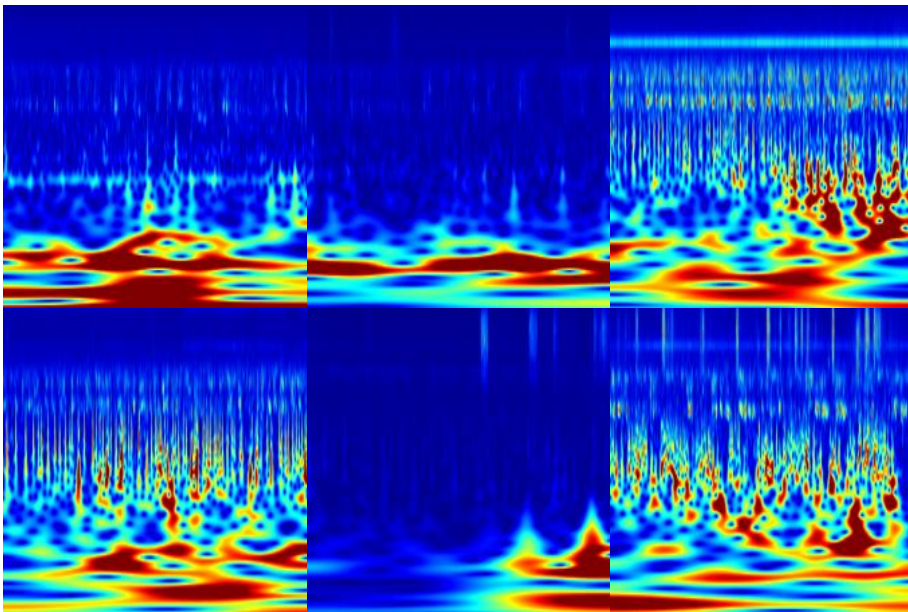
Σχήμα 6.2-Κατηγορία 1

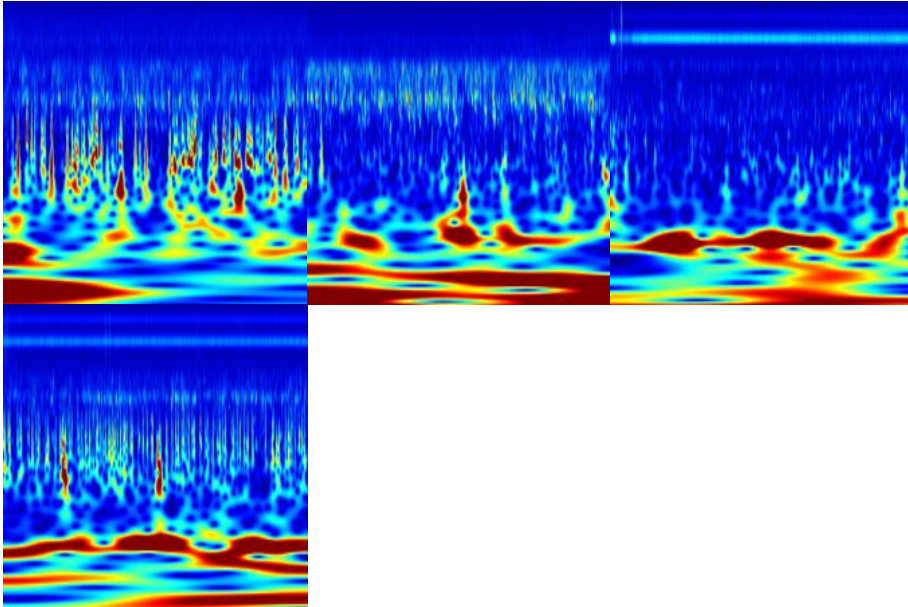






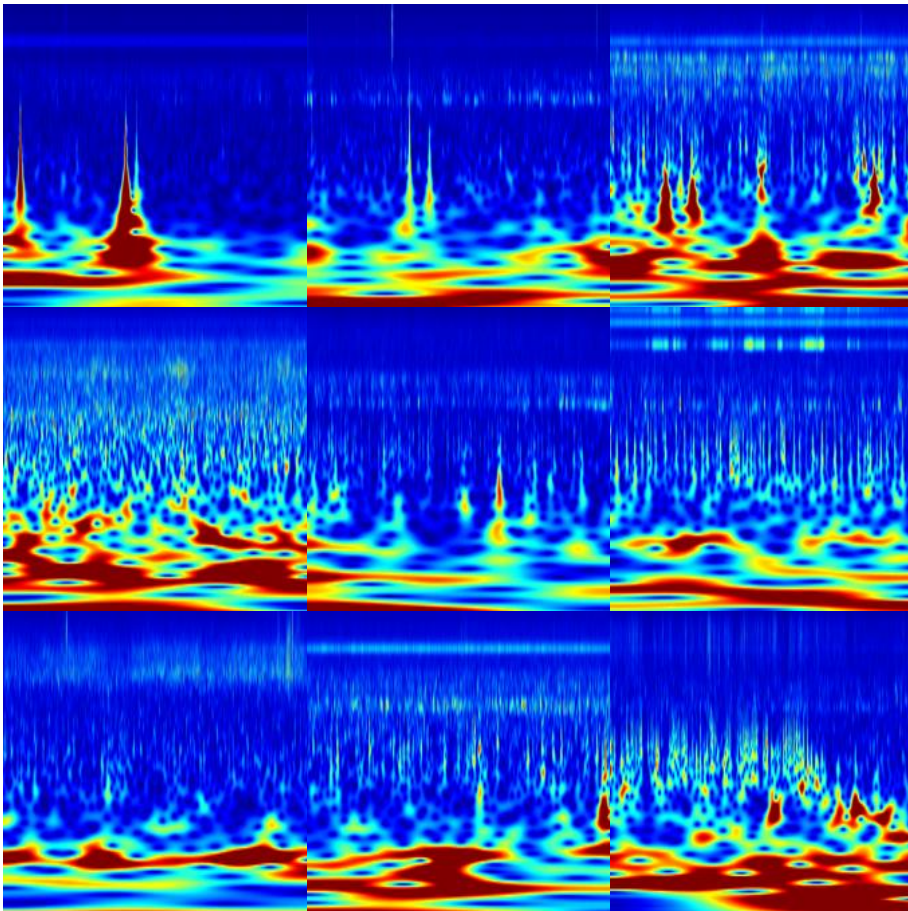
Σχήμα 6.3-Κατηγορία 2



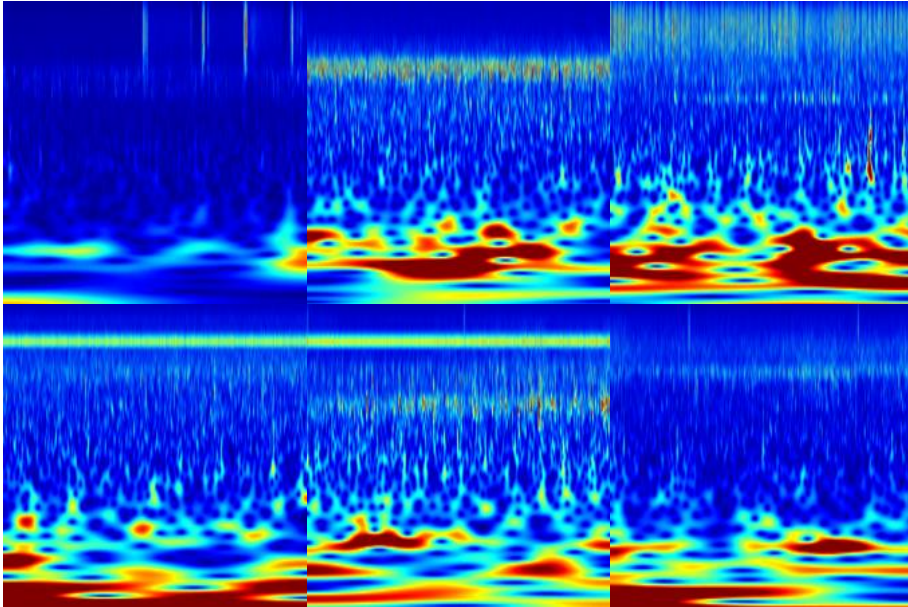


- DataF4

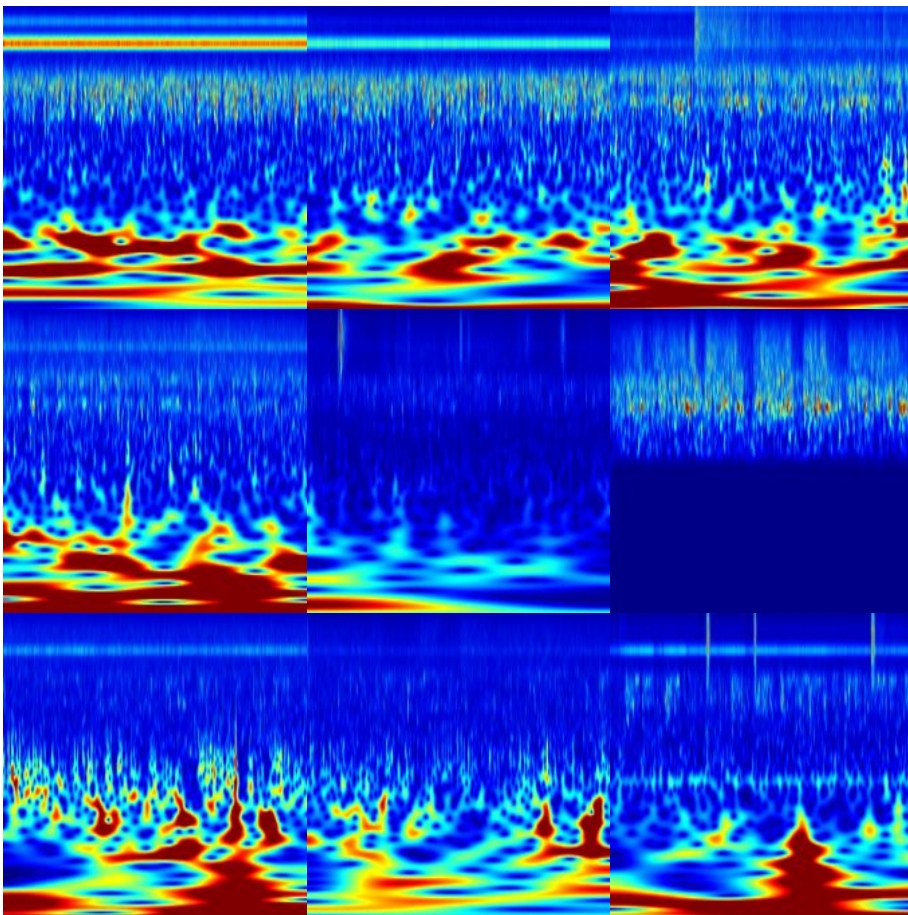
Σχήμα 6.4-Κατηγορία 0

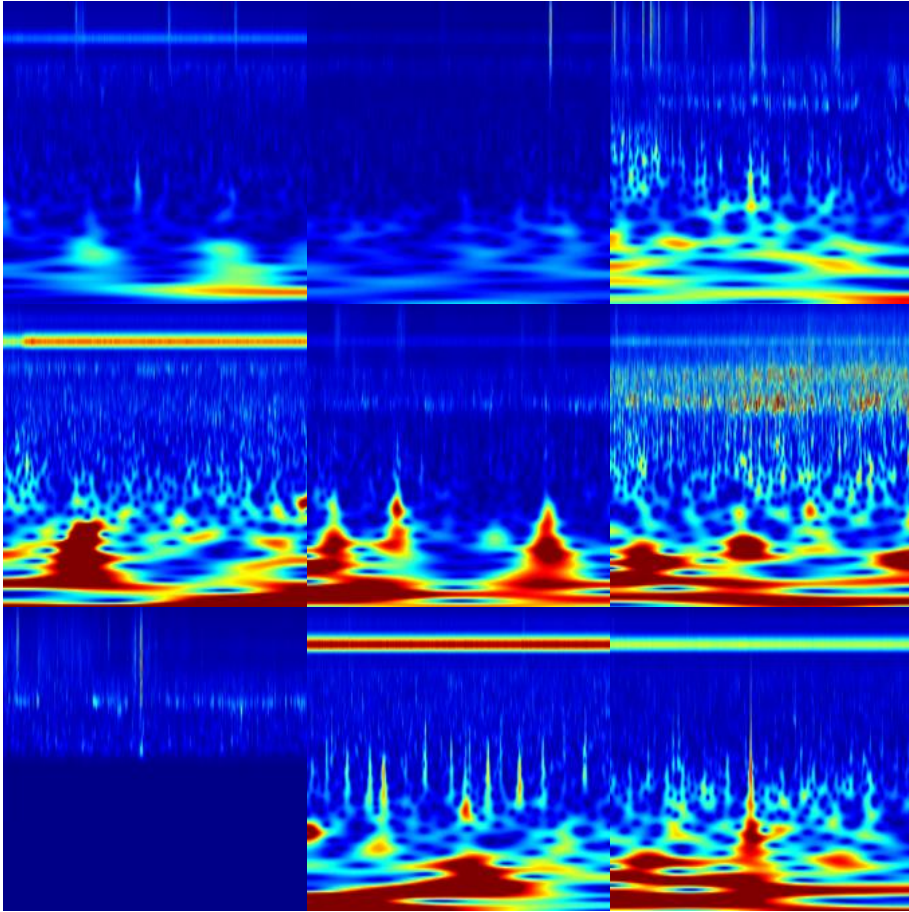




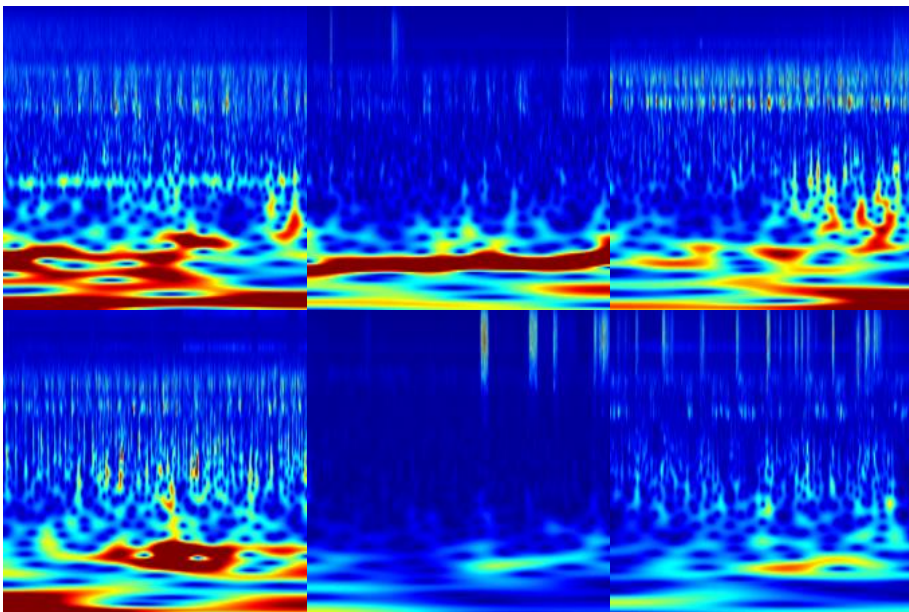


Σχήμα 6.5-Κατηγορία 1

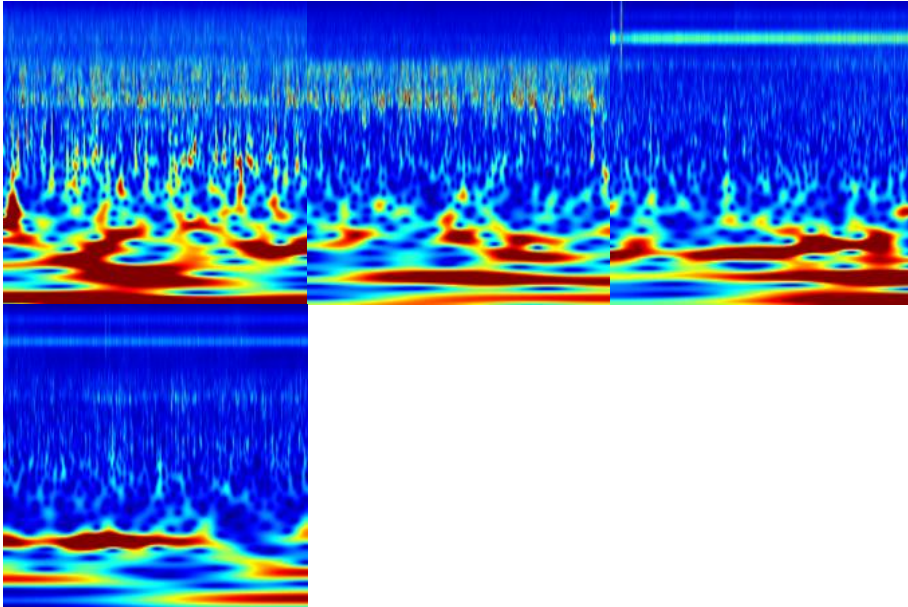




Σχήμα 6.6-Κατηγορία 2

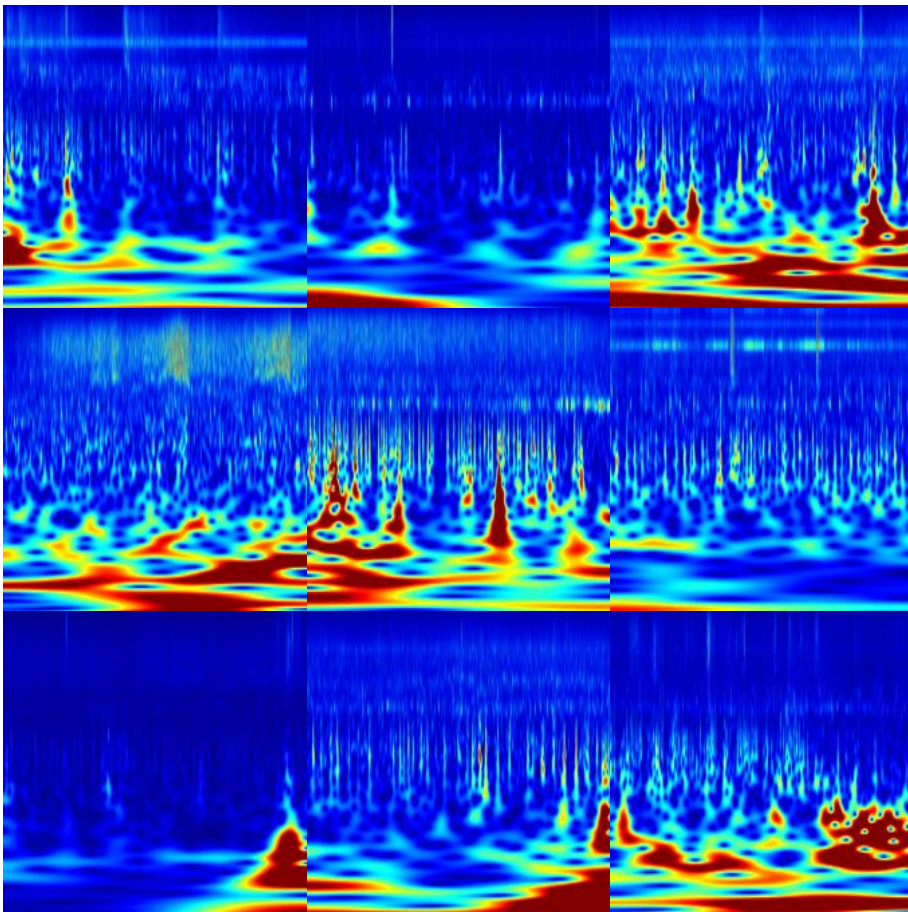


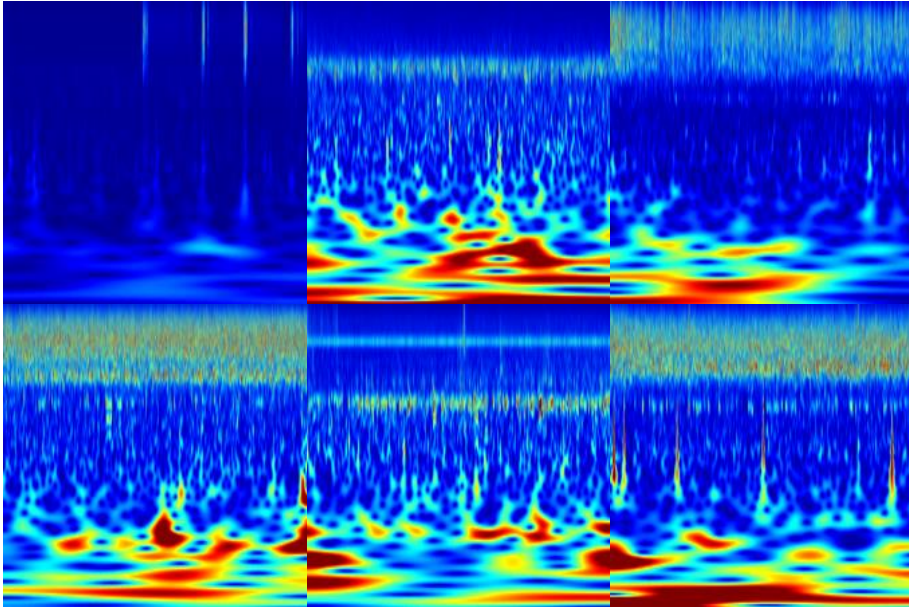




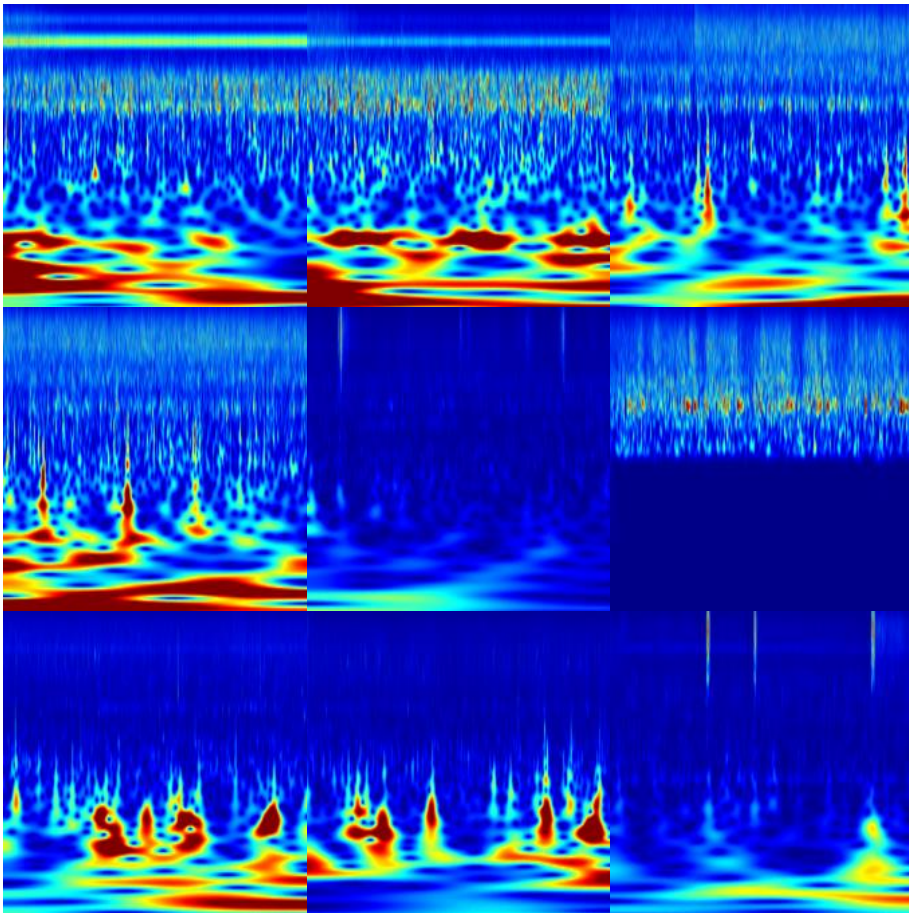
- DataF3

Σχήμα 6.7-Κατηγορία 0

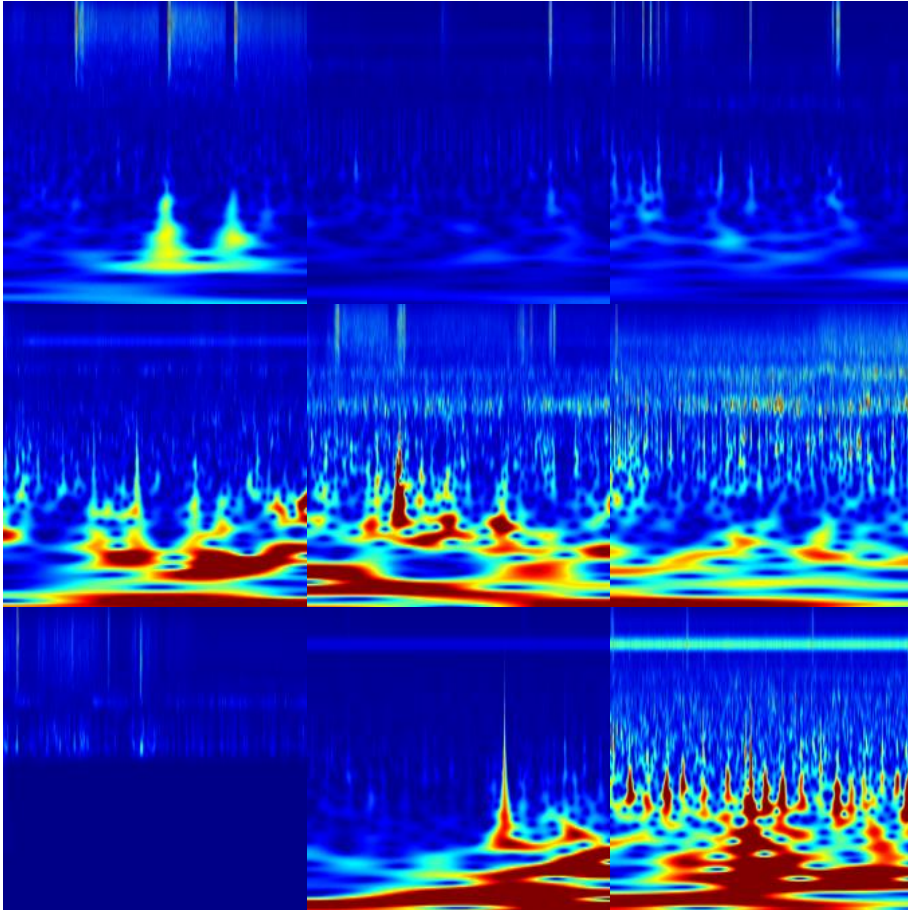




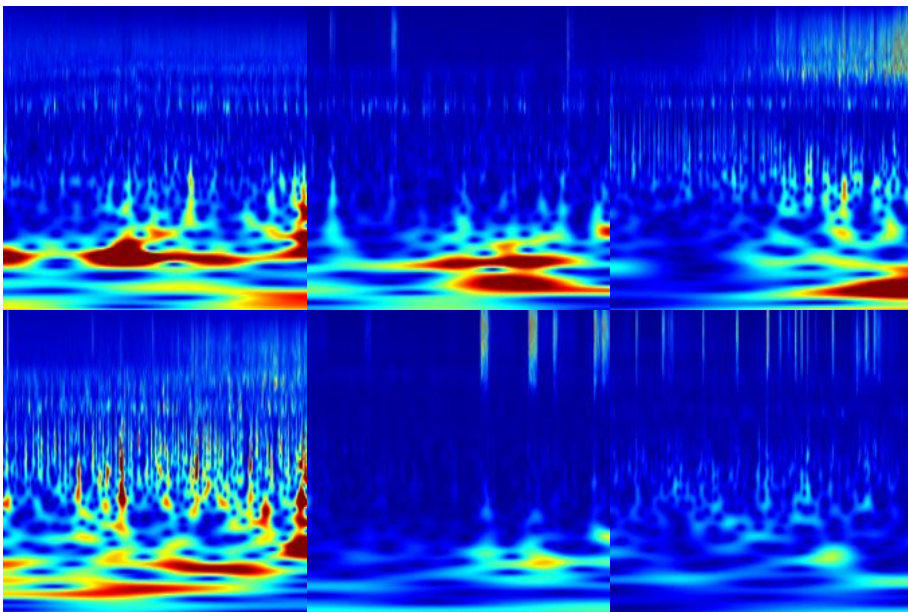
Σχήμα 6.8-Κατηγορία 1

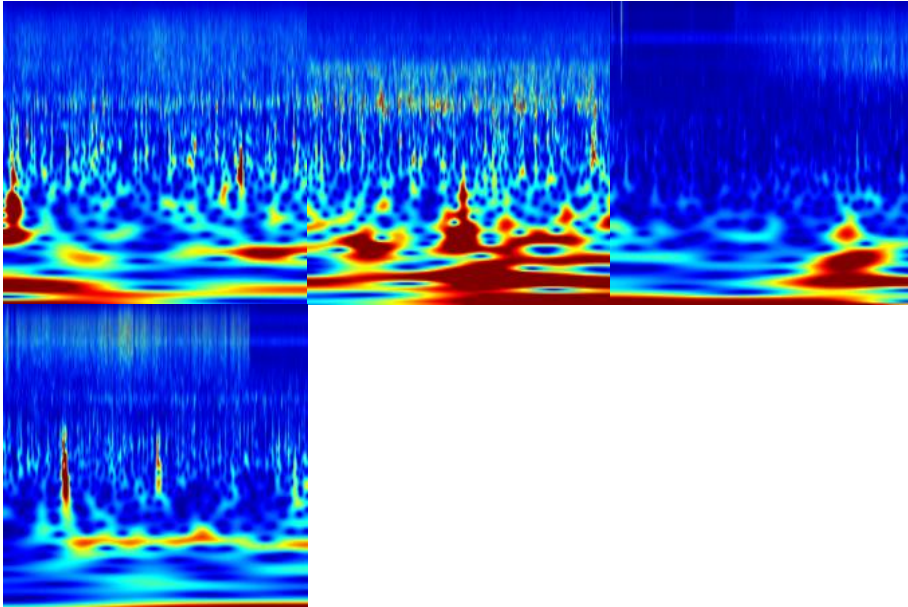






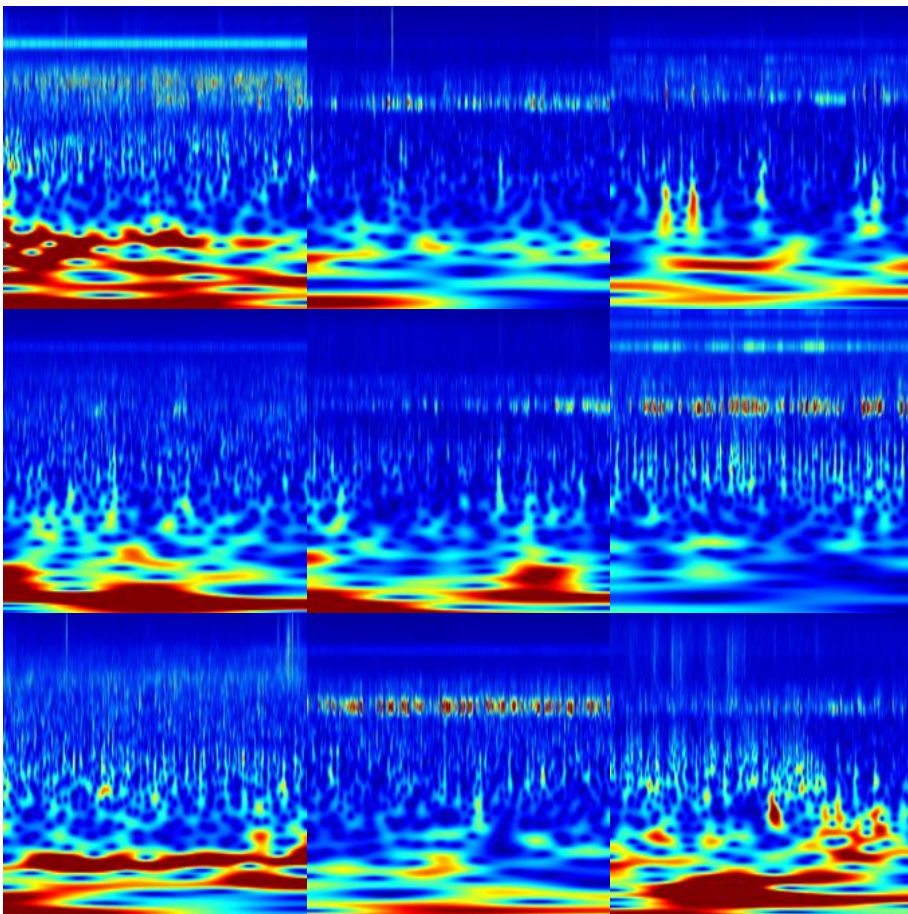
Σχήμα 6.9-Κατηγορία 2



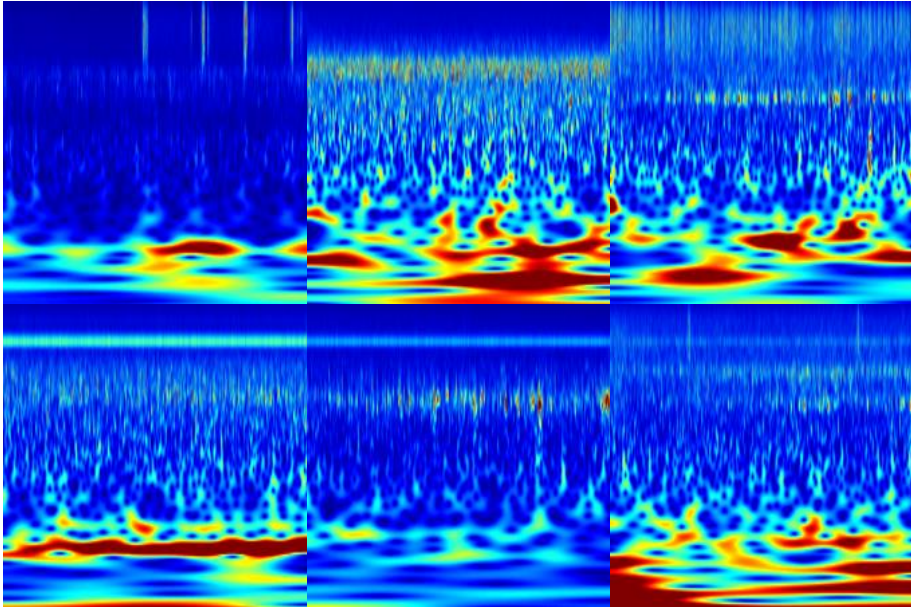


- DataP4

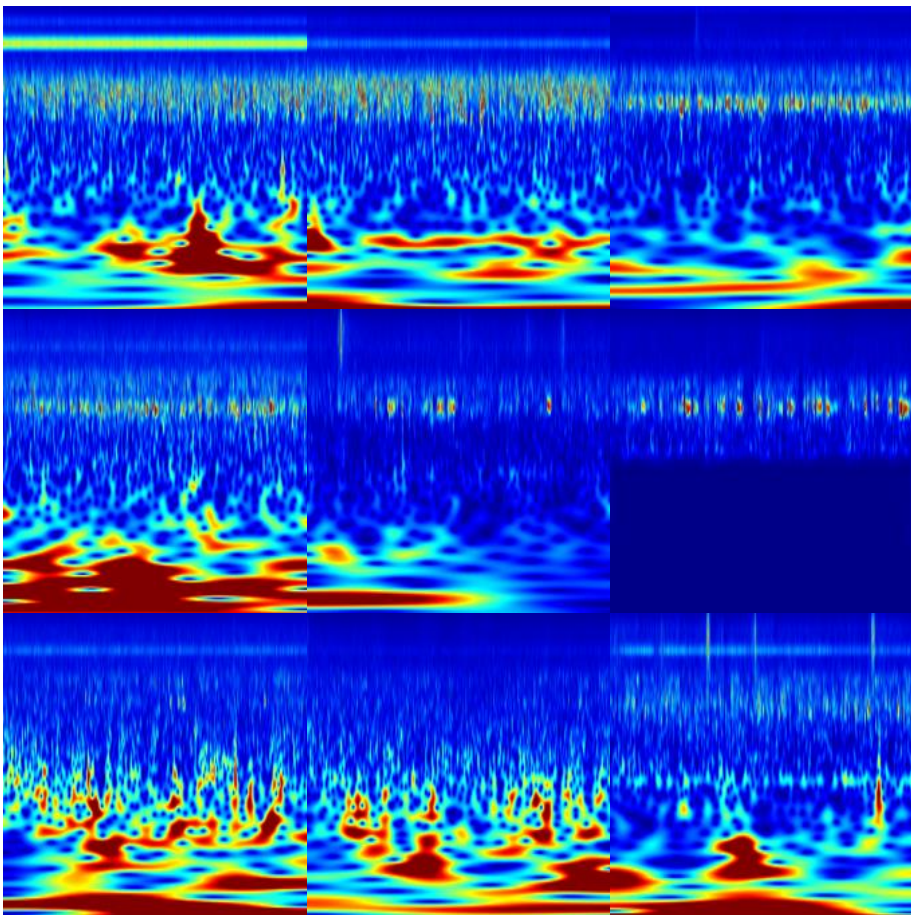
Σχήμα 6.10-Κατηγορία 0

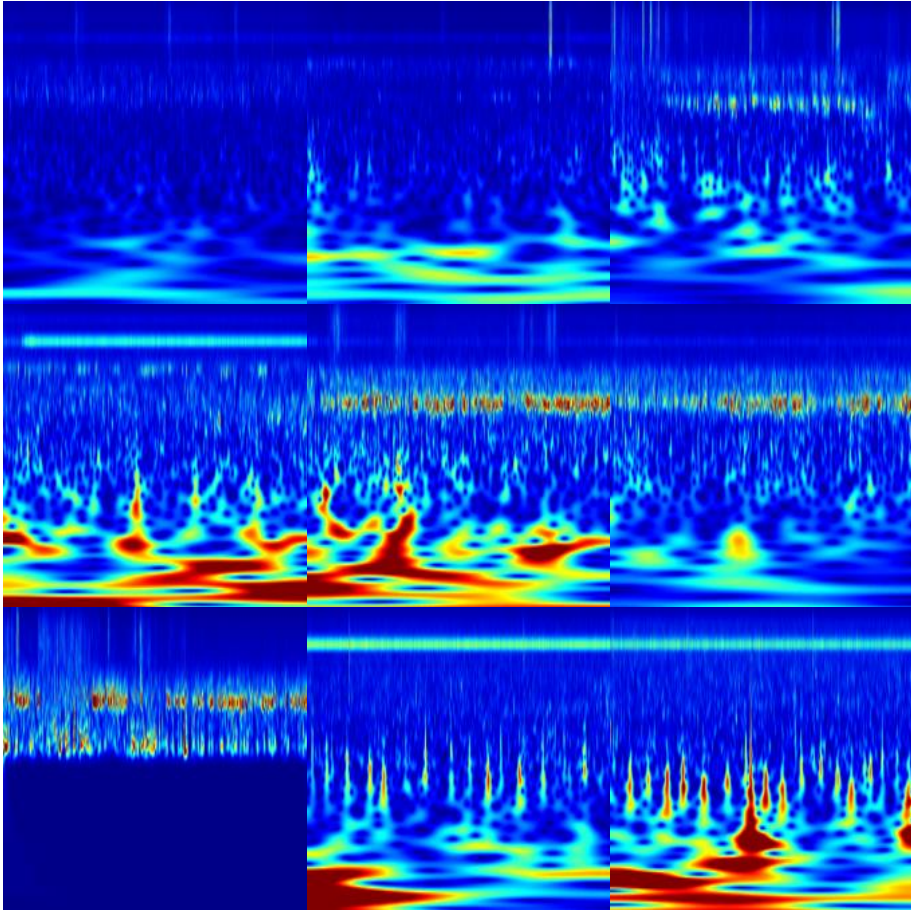




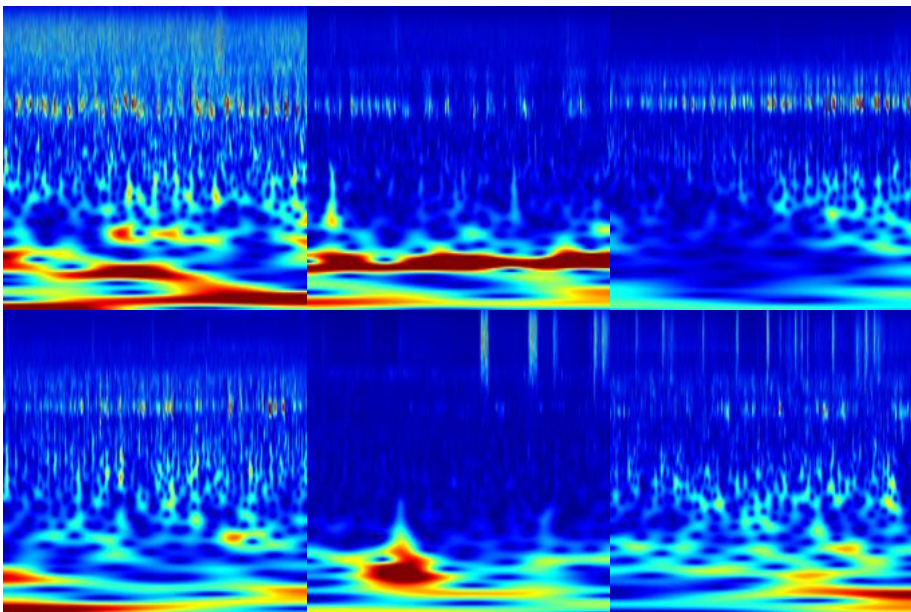


Σχήμα 6.11-Κατηγορία 1

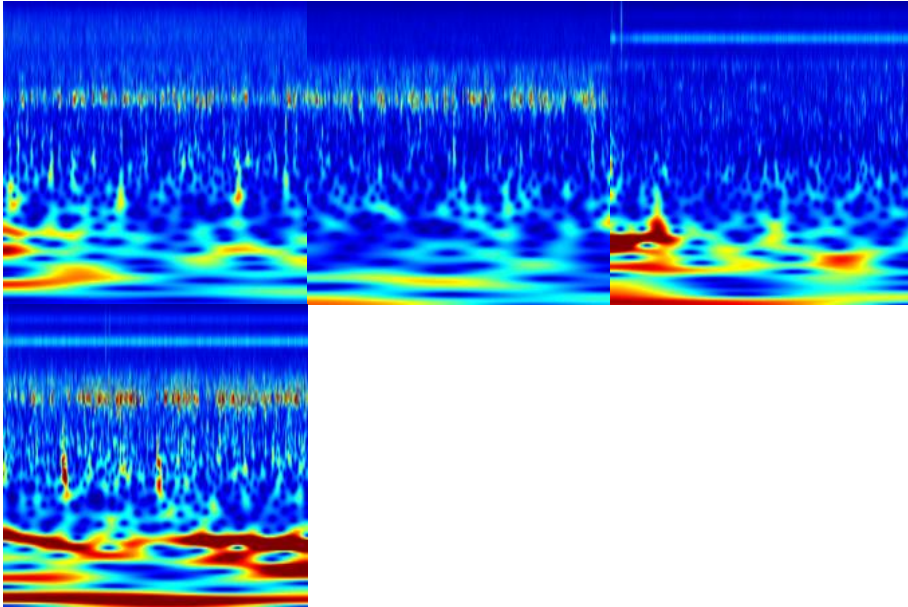




Σχήμα 6.12-Κατηγορία 2

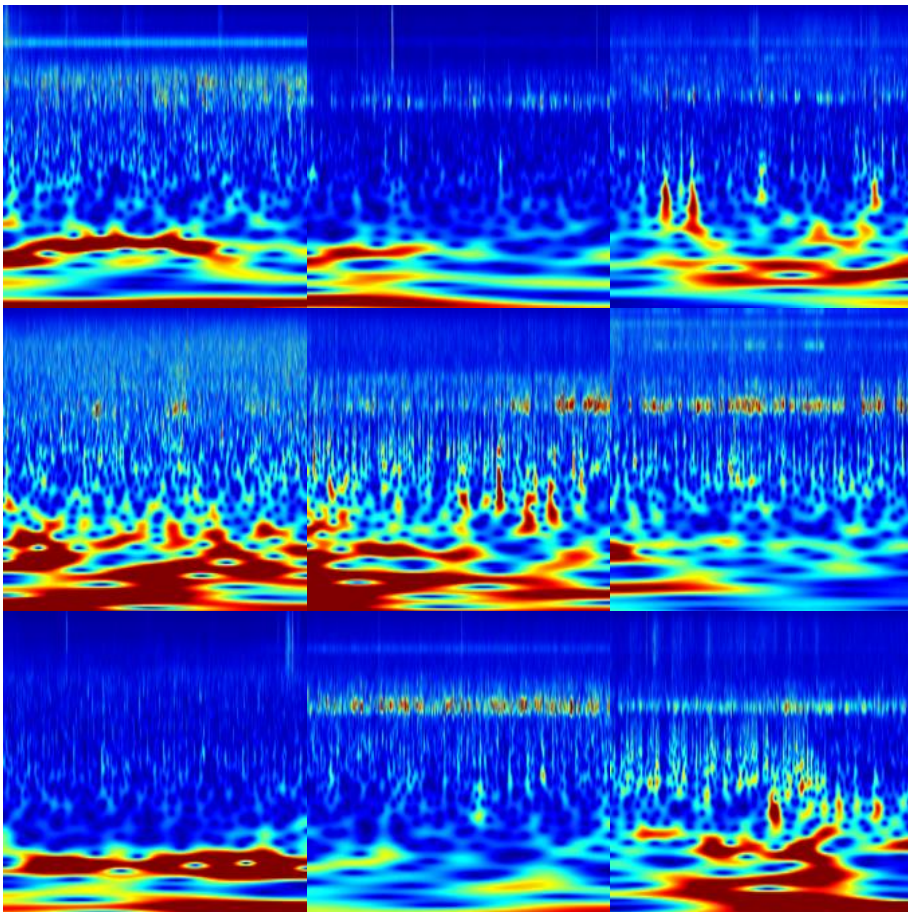


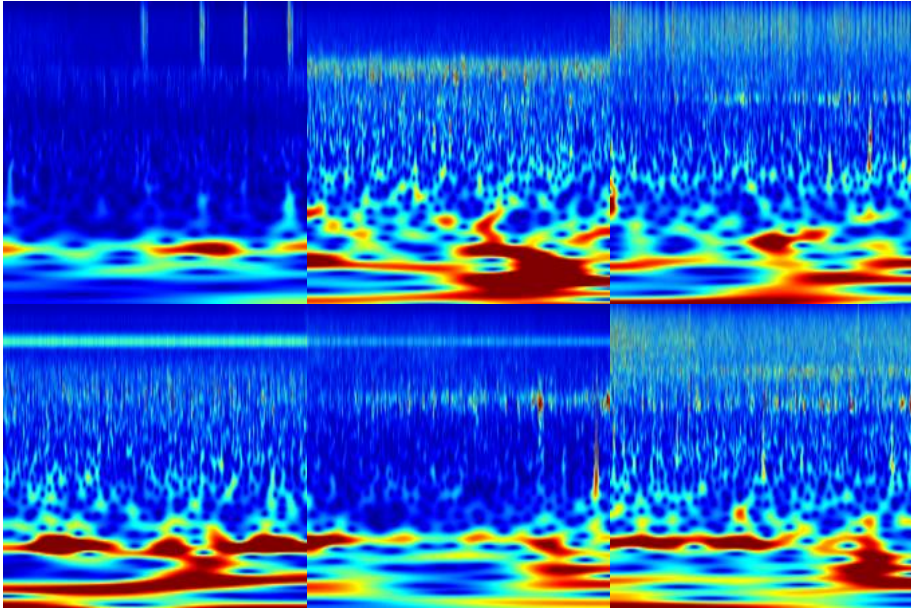




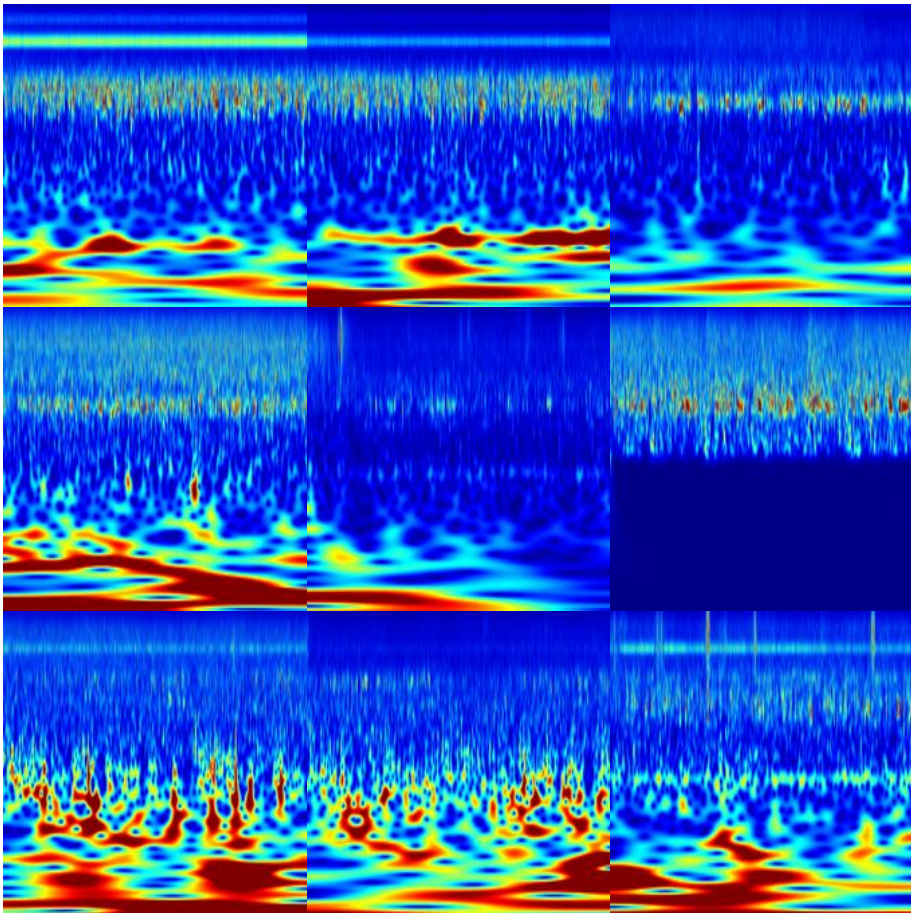
- DataP3

Σχήμα 6.13-Κατηγορία 0

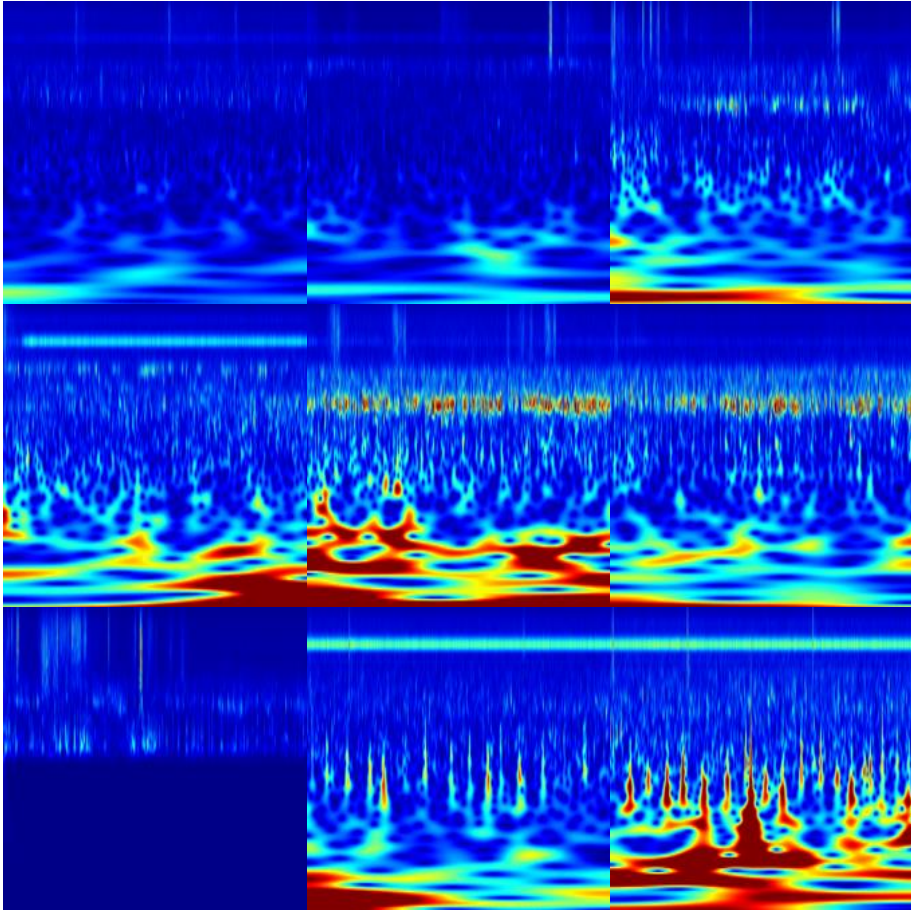




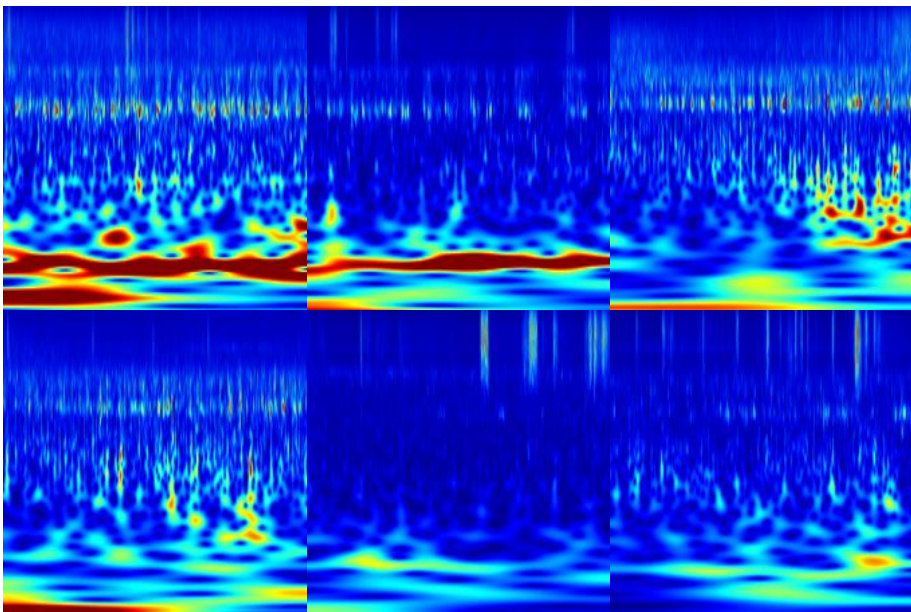
Σχήμα 6.14-Κατηγορία 1

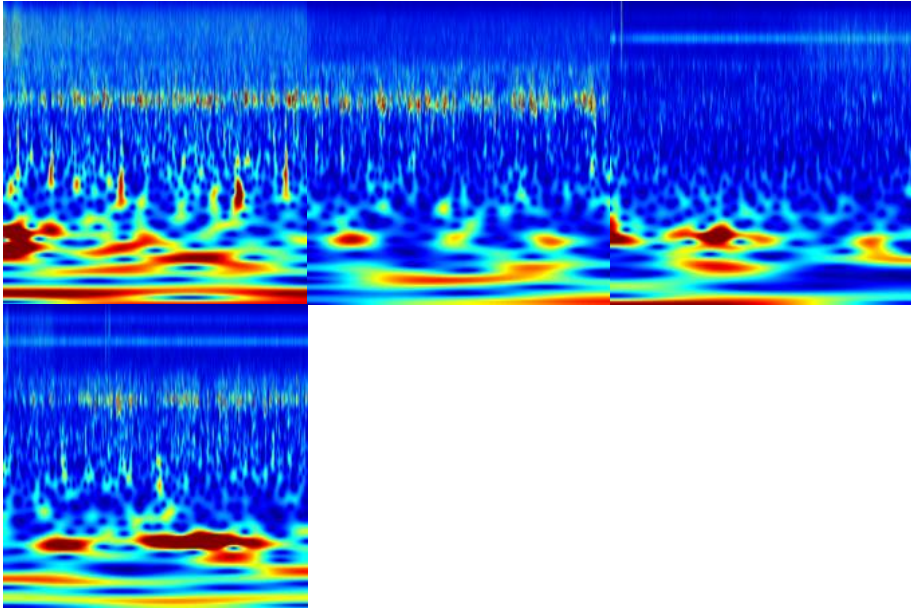






Σχήμα 6.15-Κατηγορία 2





## BIBΛΙΟΓΡΑΦΙΑ

- [1] Ince, R., Adanir, S. S., & Sevmez, F. (2021). The inventor of electroencephalography (EEG): Hans Berger (1873–1941). *Child's Nervous System*, 37(9), 2723-2724..
- [2] Tzimourta, K. D., Tsilimbaris, A., Tzioukalia, K., Tzallas, A. T., Tsipouras, M. G., Astrakas, L. G., & Giannakeas, N. (2018). EEG-based automatic sleep stage classification. *Biomed J*, 1, 6.
- [3] Lee, D. T., & Yamamoto, A. (1994). Wavelet analysis: theory and applications. *Hewlett Packard journal*, 45, 44-44.
- [4] Bishop, M. P., Young, B. W., Huo, D., & Chi, Z. (2020). Spatial Analysis and Modeling in Geomorphology.
- [5] Esfetanj, N. N., & Nojavan, S. (2018). The use of hybrid neural networks, wavelet transform and heuristic algorithm of WIPSO in smart grids to improve short-term prediction of load, solar power, and wind energy. In *Operation of Distributed Energy Resources in Smart Distribution Networks* (pp. 75-100). Academic Press.
- [6] Tzimourta, K. D., Tzallas, A. T., Giannakeas, N., Astrakas, L. G., Tsalikakis, D. G., & Tsipouras, M. G. (2017, November). Epileptic seizures classification based on long-term EEG signal wavelet analysis. In *International Conference on Biomedical and Health Informatics* (pp. 165-169). Springer, Singapore.
- [7] Antoine, J. P. (1998). The continuous wavelet transform in image processing. *CWI Quarterly*, 11(4), 323-345.
- [9] Zhang, Y., Wijeratne, L. O., Talebi, S., & Lary, D. J. (2021). Machine Learning for Light Sensor Calibration. *Sensors*, 21(18), 6259.
- [10] Arjmand, A., Christou, V., Tsoulos, I. G., Tsipouras, M. G., Tzallas, A. T., Gogos, C., ... & Giannakeas, N. (2021). An evolutionary algorithm-based optimization method for the classification and quantification of steatosis prevalence in liver biopsy images. *Array*, 11, 100078.
- [11] Tsipouras, M. G., Fotiadis, D. I., & Sideris, D. (2005). An arrhythmia classification system based on the RR-interval signal. *Artificial intelligence in medicine*, 33(3), 237-250.
- [12] Arjmand, A., Angelis, C. T., Christou, V., Tzallas, A. T., Tsipouras, M. G., Glavas, E., ... & Giannakeas, N. (2020). Training of deep convolutional neural networks to identify critical liver alterations in histopathology image samples. *Applied Sciences*, 10(1), 42.
- [13] Albawi, S., Mohammed, T. A., & Al-Zawi, S. (2017, August). Understanding of a convolutional neural network. In *2017 International Conference on Engineering and Technology (ICET)* (pp. 1-6). IEEE.

- [14] Rockhill, A. P., Jackson, N., George, J., Aron, A., & Swann, N. C. (2020). UC San Diego resting state EEG data from patients with Parkinson's disease. *Univ. California, San Diego, CA, USA, Tech. Rep.*.
- [15] Jackson, N., Cole, S. R., Voytek, B., & Swann, N. C. (2019). Characteristics of waveform shape in Parkinson's disease detected with scalp electroencephalography. *eneuro*, 6(3).
- [16] George, J. S., Strunk, J., Mak-McCully, R., Houser, M., Poizner, H., & Aron, A. R. (2013). Dopaminergic therapy in Parkinson's disease decreases cortical beta band coherence in the resting state and increases cortical beta band power during executive control. *NeuroImage: Clinical*, 3, 261-270.
- [17] Swann, N. C., de Hemptinne, C., Aron, A. R., Ostrem, J. L., Knight, R. T., & Starr, P. A. (2015). Elevated synchrony in Parkinson disease detected with electroencephalography. *Annals of neurology*, 78(5), 742-750.
- [18] "Getting started with BioSemi BDF data"  
[https://www.fieldtriptoolbox.org/getting\\_started/biosemi/](https://www.fieldtriptoolbox.org/getting_started/biosemi/)
- [19] "EDFbrowser"  
<https://www.teuniz.net/edfbrowser/>
- [20] Oh, S. L., Hagiwara, Y., Raghavendra, U., Yuvaraj, R., Arunkumar, N., Murugappan, M., & Acharya, U. R. (2020). A deep learning approach for Parkinson's disease diagnosis from EEG signals. *Neural Computing and Applications*, 32(15), 10927-10933.
- [21] Morabito, F. C., Campolo, M., Ieracitano, C., Ebadi, J. M., Bonanno, L., Bramanti, A., ... & Bramanti, P. (2016, September). Deep convolutional neural networks for classification of mild cognitive impaired and Alzheimer's disease patients from scalp EEG recordings. In *2016 IEEE 2nd International Forum on Research and Technologies for Society and Industry Leveraging a better tomorrow (RTSI)* (pp. 1-6). IEEE.
- [22] Jadhav, P., Rajguru, G., Datta, D., & Mukhopadhyay, S. (2020). Automatic sleep stage classification using time–frequency images of CWT and transfer learning using convolution neural network. *Biocybernetics and Biomedical Engineering*, 40(1), 494-504.
- [23] <https://www.biosemi.com/products.htm>
- [24] <https://www.mathworks.com/content/dam/mathworks/mathworks-dot-com/company/events/webinar-cta/2653129-Presentation.pdf>
- [25] <https://www.mathworks.com/help/deeplearning/ref/alexnet.html>

- [26] <https://www.mathworks.com/help/wavelet/ref/cwt.html>
- [27] <https://www.mathworks.com/help/deeplearning/ref/alexnet.html>
- [28] Tsipouras, M. G. (2019). Spectral information of EEG signals with respect to epilepsy classification. *EURASIP Journal on Advances in Signal Processing*, 2019(1), 1-17.
- [29] Miltiadous, A., Tzimourta, K. D., Giannakeas, N., Tsipouras, M. G., Afrantou, T., Ioannidis, P., & Tzallas, A. T. (2021). Alzheimer's Disease and Frontotemporal Dementia: A Robust Classification Method of EEG Signals and a Comparison of Validation Methods. *Diagnostics*, 11(8), 1437.
- [30] Bonotis, P. A., Tsouros, D. C., Smyrlis, P. N., Tzallas, A. T., Giannakeas, N., Glavas, E., & Tsipouras, M. G. (2019, October). Automated Assessment of Pain Intensity based on EEG Signal Analysis. In *2019 IEEE 19th International Conference on Bioinformatics and Bioengineering (BIBE)* (pp. 583-588). IEEE.
- [31] Τσιπούρας, Μ., Γιαννακέας, Ν., Καρβούνης, Ε., Τζάλλας, Α. 2015. Ηλεκτροεγκεφαλογράφημα.
- [32] Β. Ζησιμοπούλου “Ηλεκτροεγκεφαλογράφημα”  
<https://www.euroclinic.gr/article/ilektroegkefalografima/>
- [33] Χ. Καραγιαννίδης “ΙΣΤΟΡΙΑ ΤΗΣ ΠΑΡΚΙΝΣΟΝ”  
<https://doctorbabis.gr/neurology/parkinsondisease/parkhistory/>
- [34] Καμπούρης, Κ. (2016). Νόσος του Πάρκινσον και νοσηλευτικές παρεμβάσεις.
- [35] Fahn, S., Elton, R., & Fahn, S. (1987). Members of the UPDRS development committee. Recent developments in Parkinson's disease, vol. 2. Florham Park..
- [36] Μπερεδήμας, Ν. (2010). Αφαίρεση θορύβου από ηλεκτροεγκεφαλογράφημα με χρήση τυφλού διαχωρισμού σημάτων (Doctoral dissertation).
- [37] “EEG (electroencephalogram)” <https://www.mayoclinic.org/tests-procedures/eeg/about/pac-20393875>
- [38] “Parkinson's Disease”  
<https://www.nia.nih.gov/health/parkinsons-disease>
- [39] Du, W., Rao, N., Liu, D., Jiang, H., Luo, C., Li, Z., ... & Zeng, B. (2019). Review on the applications of deep learning in the analysis of gastrointestinal endoscopy images. *Ieee Access*, 7, 142053-142069.

- [40] Raczkowski, D., Kalat, J. W., & Nebes, R. (1974). Reliability and validity of some handedness questionnaire items. *Neuropsychologia*, 12(1), 43-47.
- [41] Visser, M., Leentjens, A. F., Marinus, J., Stiggelbout, A. M., & van Hilten, J. J. (2006). Reliability and validity of the Beck depression inventory in patients with Parkinson's disease. *Movement disorders: official journal of the Movement Disorder Society*, 21(5), 668-672.
- [42] Burdick, D. J., Cholerton, B., Watson, G. S., Siderowf, A., Trojanowski, J. Q., Weintraub, D., ... & Leverenz, J. B. (2014). People with Parkinson's disease and normal MMSE score have a broad range of cognitive performance. *Movement Disorders*, 29(10), 1258-1264.
- [43] Reale-Caldwell, A., Osborn, K. E., Soble, J. R., Kamper, J. E., Rum, R., & Schoenberg, M. R. (2019). Comparing the North American Adult Reading Test (NAART) and the Test of Premorbid Functioning (TOPF) to estimate premorbid Wechsler Adult Intelligence Scale-FSIQ in a clinical sample with epilepsy. *Applied Neuropsychology: Adult*, 1-9.
- [44] Kim, P. (2017). Matlab deep learning. *With machine learning, neural networks and artificial intelligence*, 130(21)
- [45] <https://www.mathworks.com/help/deeplearning/ug/monitor-deep-learning-training-progress.html>
- [46] Kang, X., Song, B., & Sun, F. (2019). A deep similarity metric method based on incomplete data for traffic anomaly detection in IoT. *Applied Sciences*, 9(1), 135.
- [47] Heinrich, K., Janiesch, C., Möller, B., & Zschech, P. (2019, December). Is bigger always better? Lessons learnt from the evolution of deep learning architectures for image classification. In *Pre-ICIS SIGDSA Symposium. Munich, Germany*.
- [48] Ciaburro, G., & Venkateswaran, B. (2017). *Neural Networks with R: Smart models using CNN, RNN, deep learning, and artificial intelligence principles*. Packt Publishing Ltd.
- [49] O'Shea, K., & Nash, R. (2015). An introduction to convolutional neural networks. *arXiv preprint arXiv:1511.08458*. [50] Wang, S., & Cao, J. (2021). AI and deep learning for urban computing. In *Urban Informatics* (pp. 815-844). Springer, Singapore.
- [51] Gharam, D. (2020). Machine Learning analysis of text in a Clinical Decision Support System..
- [52] Ribas Fernandez, J. (2020). *Recognition of supermarket products using Computer Vision* (Master's thesis, Universitat Politècnica de Catalunya).
- [53] Parkinson's Disease and the PET Scan, Medically Reviewed by Christopher Melinosky, MD on October 29, 2020



[54] <https://www.image-net.org>

[55] Patel, D. (2021). *Single shot detector for object detection using an ensemble of deep learning and statistical modelling for robot learning applications* (Doctoral dissertation, Laurentian University of Sudbury).