



ΠΑΝΕΠΙΣΤΗΜΙΟ ΔΥΤΙΚΗΣ ΑΤΤΙΚΗΣ
ΤΜΗΜΑ ΜΗΧΑΝΙΚΩΝ ΠΛΗΡΟΦΟΡΙΚΗΣ ΚΑΙ ΥΠΟΛΟΓΙΣΤΩΝ
ΤΟΜΕΑΣ ΛΟΓΙΣΜΙΚΟΥ & ΠΛΗΡΟΦΟΡΙΑΚΩΝ ΣΥΣΤΗΜΑΤΩΝ

ΔΙΠΛΩΜΑΤΙΚΗ ΕΡΓΑΣΙΑ

**Ταξινόμηση Συναισθημάτων από Κύματα ΗΕΓ
με Χρήση Βαθιάς Μάθησης**

Βραχνάκη Ιωάννα

713242017074

Γιαννακόπουλος Παναγιώτης – Καθηγητής

Διπλωματική εργασία υποβληθείσα στο Τμήμα Μηχανικών Πληροφορικής και Υπολογιστών
του Πανεπιστημίου Δυτικής Αττικής

ΑΘΗΝΑ, Μάρτιος 2023

Πανεπιστήμιο Δυτικής Αττικής, Τμήμα Μηχανικών Πληροφορικής &
Υπολογιστών

Βραχνάκη Ιωάννα

© 2023 – Με την επιφύλαξη παντός δικαιώματος

Τμήμα Μηχανικών Πληροφορικής και Υπολογιστών – Λογισμικού & ΠΣ



ΠΑΝΕΠΙΣΤΗΜΙΟ ΔΥΤΙΚΗΣ ΑΤΤΙΚΗΣ
ΤΜΗΜΑ ΜΗΧΑΝΙΚΩΝ ΠΛΗΡΟΦΟΡΙΚΗΣ ΚΑΙ ΥΠΟΛΟΓΙΣΤΩΝ
ΤΟΜΕΑΣ ΛΟΓΙΣΜΙΚΟΥ & ΠΛΗΡΟΦΟΡΙΑΚΩΝ ΣΥΣΤΗΜΑΤΩΝ

Η παρούσα διπλωματική εργασία παρουσιάστηκε

από την

Βραχνάκη Ιωάννα

713242017074

την 2^α Μαρτίου 2023

Η έγκριση της διπλωματικής εργασίας δεν υποδηλοί την αποδοχή των γνώμων του συγγραφέα.
Κατά τη συγγραφή τηρήθηκαν οι αρχές της ακαδημαϊκής δεοντολογίας.

ΔΗΛΩΣΗ ΣΥΓΓΡΑΦΕΑ ΔΙΠΛΩΜΑΤΙΚΗΣ ΕΡΓΑΣΙΑΣ

Η κάτωθι υπογεγραμμένη Βραχνάκη Ιωάννα του Εμμανουήλ με αριθμό μητρώου 713242017074 φοιτήτρια του Πανεπιστημίου Δυτικής Αττικής της Σχολής Μηχανικών του Τμήματος Μηχανικών Πληροφορικής & Υπολογιστών δηλώνω υπεύθυνα ότι:

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

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

Η Δηλούσα



ΕΠΙΤΡΟΠΗ ΕΞΕΤΑΣΗΣ ΔΙΠΛΩΜΑΤΙΚΗΣ ΕΡΓΑΣΙΑΣ

Π. Γιαννακόπουλος
Καθηγητής

Γ. Πρεζεράκος
Καθηγητής

Ι. Βογιατζής
Καθηγητής

ΠΕΡΙΛΗΨΗ**Ταξινόμηση Συναισθημάτων από Κύματα ΗΕΓ
με Χρήση Βαθιάς Μάθησης****Βραχνάκη Ιωάννα**

Στην παρούσα διπλωματική εργασία υλοποιείται εφαρμογή, η οποία ταξινομεί τριών ειδών συναισθήματα από κύματα ΗΕΓ κάνοντας χρήση μεθόδων βαθιάς μάθησης. Οι μεθοδολογίες που χρησιμοποιήθηκαν ήταν του MLP, του Keras API, του LSTM, του GRU και του CNN κάνοντας άμεση σύγκριση προκειμένου ναδειχθεί η βέλτιστη. Τα δεδομένα που επεξεργάστηκαν ήταν εγκεφαλικά κύματα που πάρθηκαν από πείραμα στο οποίο οι συμμετέχοντες παρακολουθούσαν βίντεο, ενώ καταγραφόταν η συναισθηματική τους κατάσταση από ηλεκτροεγκεφαλογράφο. Τα συναισθήματα που προέκυψαν κατηγοριοποιούνται σε θετικά, αρνητικά και ουδέτερα. Το θεωρητικό υπόβαθρο αυτής της υλοποίησης υπογραμμίζει τρία κεφάλαια, όπου αναπτύσσονται: η αντίληψη συναισθημάτων, η νευροεπιστήμη της νόησης και τα δεδομένα με τη βαθιά μάθηση. Σε αυτά γίνεται επέκταση των εννοιών για τη νόηση, το συναίσθημα, το γνωσιακό προβληματισμό, τη νευροεπιστήμη, τον ηλεκτροεγκεφαλογράφο, τους τύπους, την ποιότητα και την προεπεξεργασία των δεδομένων, όπως και λίγα λόγια για τη μηχανική και τη βαθιά μάθηση. Τα υπόλοιπα κεφάλαια περιλαμβάνουν την εισαγωγή, την εφαρμογή που περιλαμβάνει την υλοποίηση καθώς και τα τελικά συμπεράσματα. Η επιλογή αυτού του θέματος ήταν έμπνευση από την λειτουργία του ανθρώπινου εγκεφάλου. Η δυνατότητα ανάγνωσης του ανθρώπινου νου μέσα από τη βαθιά μάθηση μπορεί να θεωρηθεί και τέχνη, καθώς ανοίγει νέους ορίζοντες για την ερμηνεία της λειτουργίας του εγκεφάλου, η οποία δεν έχει γίνει πλήρως κατανοητή μέχρι σήμερα. Η παρούσα εργασία ήταν μια πρόκληση για τις μεθόδους της βαθιάς μάθησης, όπως και μια ανακάλυψη για το που έχει φτάσει η τεχνολογία και πόσο ακόμα έχει να εξελιχθεί.

Λέξεις κλειδιά

Ταξινόμηση Συναισθημάτων, Νόηση, Εγκεφαλικά Κύματα, ΗΕΓ, Βαθιά Μάθηση

ABSTRACT**Emotions Classification from EEG Waves Using Deep Learning****Vrachnaki Ioanna**

In this thesis an application is implemented, which classifies three types of emotions from EEG waves using deep learning methods. The methodologies used were of MLP, Keras API, LSTM, GRU and CNN making direct comparison in order to show the optimal one. The data processed were brain waves taken from an experiment in which participants watched videos while their emotional state was recorded by an electroencephalogram. The resulting emotions were categorized into positive, negative and neutral. The theoretical background of this implementation highlights three chapters, which develop: emotion perception, the neuroscience of cognition and data with deep learning. In these, the concepts of cognition, emotion, cognitive reflection, neuroscience, electroencephalography, data types, quality and preprocessing are expanded, as well as a few words about machine and deep learning. The remaining chapters include the introduction, the application including the implementation as well as the final conclusions. The choice of this topic was inspired by the functioning of the human brain. The ability to read the human mind through deep learning can also be considered an art, as it opens new horizons for the interpretation of brain function, which has not been fully understood to this day. This paper was a challenge to deep learning methods, as well as a discovery of where technology has come and how far it has yet to evolve.

Keywords

Emotion Classification, Cognition, Brain Waves, EEG, Deep Learning

ΚΑΤΑΛΟΓΟΣ ΠΙΝΑΚΩΝ

Πίνακας 1. Το κεντρικό αυτόνομο δίκτυο στον άνθρωπο	19
Πίνακας 2. Εγκεφαλικά δίκτυα λειτουργικά στον άνθρωπο.....	23
Πίνακας 3. Αποτελέσματα μοντέλων	54

ΚΑΤΑΛΟΓΟΣ ΕΙΚΟΝΩΝ

Εικόνα 1. Ιεραρχία της Νόησης	11
Εικόνα 2. Το ανθρώπινο αυτόνομο κεντρικό δίκτυο των Beissner et al	18
Εικόνα 3. Ηλεκτροδερμική βιοανάδραση.	24
Εικόνα 4. Αξιολόγηση με micro και macro τεχνικές της νευρωνικής ζώνης γ.	27
Εικόνα 5. Τοποθέτηση 75 ηλεκτροδίων ως επέκταση του συστήματος 10-20	28
Εικόνα 6. Γράφημα χαρακτηριστικών προσαρμογής εκπαίδευσης	36
Εικόνα 7. Αισθητήρες TP9, AF7, AF8 και TP10 του ΗΕΓ	38
Εικόνα 8. Παράδειγμα από τη ζώνη κεφαλής Muse ΗΕΓ με αρχικά δεδομένα	40
Εικόνα 9. Gated Recurrent Unit (GRU).....	42
Εικόνα 10. Long Short-Term Memory (LSTM).....	43
Εικόνα 11. (α) Λειτουργία μονοδιάστατης συνέλιξης - (β) Δομή δικτύου CNN	44
Εικόνα 12. Ανάγνωση δεδομένων	45
Εικόνα 13. Μορφή δεδομένων.....	46
Εικόνα 14. Κωδικοποίηση δεδομένων.....	46
Εικόνα 15. Κώδικας για εμφάνιση γραφήματος χρονοσειρών	47
Εικόνα 16. Γράφημα δεδομένων χρονοσειρών.....	47
Εικόνα 17. Διαχωρισμός δεδομένων εκπαίδευσης και δοκιμής	48
Εικόνα 18. Κατανομή κλάσεων	48
Εικόνα 19. Πολυστρωματικό δίκτυο	49
Εικόνα 20. MLP: (α) Επικύρωση εκπαίδευση και δοκιμής, (β) Απώλεια μοντέλου	49
Εικόνα 21. MLP: Ακρίβεια μοντέλου.....	49
Εικόνα 22. Keras API: (α) Επικύρωση εκπαίδευση και δοκιμής, (β) Απώλεια μοντέλου	50
Εικόνα 23. Keras API: Ακρίβεια μοντέλου	50
Εικόνα 24. Κώδικας προσαύξησης διαστάσεων.....	51
Εικόνα 25. LSTM: (α) Επικύρωση εκπαίδευση και δοκιμής, (β) Απώλεια μοντέλου	51
Εικόνα 26. LSTM: Ακρίβεια μοντέλου	51
Εικόνα 27. GRU: (α) Επικύρωση εκπαίδευση και δοκιμής, (β) Απώλεια μοντέλου.....	52
Εικόνα 28. GRU: LSTM: Ακρίβεια μοντέλου.....	52
Εικόνα 29. CNN: (α) Επικύρωση εκπαίδευση και δοκιμής, (β) Απώλεια μοντέλου.....	53
Εικόνα 30. CNN: Ακρίβεια μοντέλου.....	53

ΠΕΡΙΕΧΟΜΕΝΑ

ΔΗΛΩΣΗ ΣΥΓΓΡΑΦΕΑ ΔΙΠΛΩΜΑΤΙΚΗΣ ΕΡΓΑΣΙΑΣ	V
ΠΕΡΙΛΗΨΗ.....	VII
ABSTRACT.....	IX
ΚΑΤΑΛΟΓΟΣ ΠΙΝΑΚΩΝ	XI
ΚΑΤΑΛΟΓΟΣ ΕΙΚΟΝΩΝ	XIII
ΠΕΡΙΕΧΟΜΕΝΑ.....	XV
ΠΡΟΛΟΓΟΣ.....	1
1.0 ΕΙΣΑΓΩΓΗ.....	3
2.0 ΑΝΤΙΑΛΨΗ ΣΥΝΑΙΣΘΗΜΑΤΩΝ	5
2.1 ΝΟΗΣΗ ΚΑΙ ΣΥΝΑΙΣΘΗΜΑ.....	5
2.1.1 Πεδία Νευρωνικών Μοντελοποιήσεων.....	6
2.1.2 Δυναμική Λογική.....	7
2.1.3 Συνειδητό και ασυνείδητο	8
2.1.4 Νοητική Ιεραρχία	10
2.2 ΓΝΩΣΙΑΚΟΣ ΠΡΟΒΛΗΜΑΤΙΣΜΟΣ	12
3.0 ΝΕΥΡΟΕΠΙΣΤΗΜΗ ΤΗΣ ΝΟΗΣΗΣ	15
3.1 ΝΕΥΡΟΕΠΙΣΤΗΜΗ.....	15
3.1.1 Κεντρικό Αυτόνομο Δίκτυο	16
3.2 ΝΟΗΣΗ	20
3.2.1 Γνωσιακές Διεργασίες και Αυτόνομη Αλληλοεπίδραση	21
3.2.2 Συναισθηματική Μνήμη και Αυτόνομη Κατάσταση	22
3.3 ΗΛΕΚΤΡΟΕΓΚΕΦΑΛΟΓΡΑΦΗΜΑ (ΗΕΓ)	25
3.3.1 Βασικά Στοιχεία.....	26
3.3.2 Τρόπος λειτουργίας.....	27
4.0 ΔΕΔΟΜΕΝΑ & ΒΑΘΙΑ ΜΑΘΗΣΗ.....	29
4.1 ΤΥΠΟΙ ΔΕΔΟΜΕΝΩΝ.....	29
4.1.1 Τύποι Συνόλων Δεδομένων	29
4.2 ΠΟΙΟΤΗΤΑ ΤΩΝ ΔΕΔΟΜΕΝΩΝ	31
4.2.2 Σφάλματα Μετρήσεων και Συλλογής Δεδομένων	31
4.2.3 Θόρυβος και Τεχνητά Δημιουργήματα.....	32
4.3 ΠΡΟΕΠΕΞΕΡΓΑΣΙΑ ΔΕΔΟΜΕΝΩΝ.....	32

4.4	ΑΠΟ ΤΗ ΜΗΧΑΝΙΚΗ ΣΤΗ ΒΑΘΙΑ ΜΑΘΗΣΗ	33
4.4.1	Εκπαίδευση με Επιβλεπόμενη Μάθηση	33
5.0	ΕΦΑΡΜΟΓΗ.....	37
5.1	ΠΕΙΡΑΜΑΤΙΚΟ ΜΕΡΟΣ.....	37
5.2	ΕΡΓΑΛΕΙΑ.....	40
5.2.1	Προγραμματιστικό Περιβάλλον	40
5.2.2	Αλγόριθμοι	41
5.3	ΥΛΟΠΟΙΗΣΗ.....	44
5.3.1	Δεδομένα.....	45
5.3.2	Προεπεξεργασία Δεδομένων	45
5.3.3	Εκτέλεση Αλγορίθμων	48
5.3.4	Σύγκριση.....	53
6.0	ΣΥΜΠΕΡΑΣΜΑΤΑ.....	55
	ΒΙΒΛΙΟΓΡΑΦΙΑ	57

ΠΡΟΛΟΓΟΣ

Σε αυτό το σημείο θέλω να ευχαριστήσω πρώτα από όλα την οικογένειά μου, που μου στάθηκε όλα αυτά τα χρόνια στις δυσκολίες και τις προκλήσεις της σχολής. Προφανώς όλο αυτό δεν θα ήταν εφικτό αν δεν είχα την άμεση και πολύτιμη βοήθεια του καθηγητή μου Π. Γιαννακόπουλου, ο οποίος από το πρώτο έτος μου έδωσε την ευκαιρία να μπω σε projects και άλλες δραστηριότητες εκτός σχολής για να μάθω περισσότερα πράγματα πέρα από τα μαθήματα του προγράμματος σπουδών, Τέλος ένα πολύ μεγάλο ευχαριστώ θα είναι λίγο στον Μ. Γκιολένα που ήταν δίπλα μου σε όλη την πορεία της διπλωματικής αλλά και της σχολής, παρέχοντας τις καλύτερες συμβουλές και την άμεση βοήθειά του σε οτιδήποτε πρόκυπτε κάθε φορά.

1.0 ΕΙΣΑΓΩΓΗ

Η ανίχνευση και η ταξινόμηση συναισθημάτων γενικότερα αποτελούν πτυχή, η οποία έχει προσεγγίσει κατά πολύ το ενδιαφέρον των επιστημόνων τα τελευταία χρόνια. Είναι μια ραγδαία αναπτυσσόμενη τεχνολογία, που σχετίζεται με την υπολογιστική της συμπεριφοράς. Σε αυτό βασίζεται και η παρούσα εργασία, στην οποία υλοποιήθηκε εφαρμογή, που ταξινομεί συναισθήματα από κύματα ΗΕΓ χρησιμοποιώντας μεθόδους βαθιάς μάθησης.

Συνοπτικά, στα παρακάτω κεφάλαια που ακολουθούν γίνεται μια ανάπτυξη του θεωρητικού υπόβαθρου που χρειάστηκε, προκειμένου να είναι κατανοητό το πως μπορεί να γίνει η ταξινόμηση συναισθημάτων από εγκεφαλικά κύματα με χρήση βαθιάς μάθησης. Με πρώτο κεφάλαιο την εισαγωγή, η οποία φέρει την εισαγωγή των εννοιών οι οποίες θα ακολουθήσουν λεπτομερώς στα επόμενα κεφάλαια έχοντας μια μικρή επεξήγηση για το τι ακολουθεί στη συνέχεια.

Στο δεύτερο κεφάλαιο αναπτύσσεται η έννοια της αντίληψης συναισθημάτων χωρίζοντάς την σε δύο υποκατηγορίες: τη νόηση και συναίσθημα και το γνωσιακό προβληματισμό. Για τη νόηση και συναίσθημα δίνεται μεγαλύτερη έμφαση για τον τρόπο λειτουργίας του νου μέσα από τα πεδία νευρωνικών μοντελοποιήσεων, τη δυναμική λογική, το συνειδητό και ασυνείδητο και τέλος τη νοητική ιεραρχία, όπου γίνεται μια επεξήγηση και αναπαράσταση της ιεραρχίας της νόησης από το χαμηλότερο επίπεδο των βασικών εντολών του εγκεφάλου μέχρι τη δημιουργία της ανώτερης σκέψης και συνείδησης με τη φαντασία.

Στο τρίτο κεφάλαιο αναλύεται περισσότερο η από βιολογικής απόψεως λειτουργία της νόησης και των συναισθηματισμών γενικότερα. Αρχικά γίνεται ανάπτυξη των εννοιών της νευροεπιστήμης με μεγαλύτερη έμφαση στο κεντρικό αυτόνομο σύστημα κυρίως από μελέτες στον άνθρωπο. Έπειτα αναπτύσσεται η βιολογική επεξεργασία της νόησης με επίκεντρο τη βιολογική διεργασία της συναισθηματικής μνήμης και της αυτόνομης κατάστασης. Τέλος, γίνεται αναφορά και επεξήγηση του εργαλείου για τις μετρήσεις των σημάτων του εγκεφάλου που είναι το εγκεφαλογράφημα, δίνοντας μια ιδέα για το ηλεκτροεγκεφαλογράφημα, τις χρήσεις του και τα βασικά του στοιχεία.

Στο τέταρτο κεφάλαιο γίνεται η μετάβαση από τα σήματα του εγκεφάλου που αναφέρονταν πριν στη μορφή μετρήσιμων δεδομένων και στον τρόπο επεξεργασίας αυτών, που για την παρούσα εργασία είναι η βαθιά μάθηση. Συγκεκριμένα, στην αρχή γίνεται μια επεξήγηση για τους τύπους των δεδομένων, την ποιότητά τους, η οποία περιλαμβάνει τα σφάλματα μετρήσεων και συλλογής δεδομένων, το θόρυβο και τεχνητά δημιουργήματα και τέλος την προεπεξεργασία των δεδομένων. Στη συνέχεια γίνεται μια αναδρομική αναφορά από τη μηχανική στη βαθιά μάθηση με επίκεντρο την εκπαίδευση με επιβλεπόμενη μάθηση, λόγω της φύσης της εργασίας αυτής. Εκεί αναλύεται η προσαρμογή των συναπτικών βαρών, η επικύρωση, ο έλεγχος και οι περιπτώσεις της υποπροσαρμογής (underfitting) και της υπερπροσαρμογής (overfitting).

Στο πέμπτο κεφάλαιο περιγράφεται και αναλύεται η εφαρμογή της διπλωματικής εργασίας. Στην αρχή αναφέρεται το πειραματικό μέρος, όπου αναφέρεται ο τρόπος που πάρθηκαν τα δεδομένα και από ποιους επιστήμονες έγινε η μελέτη για να φτάσουν σε αυτό το σημείο. Στη συνέχεια ακολουθούν τα εργαλεία που χρησιμοποιήθηκαν στην εφαρμογή, που παρατίθεται το προγραμματιστικό περιβάλλον που έγινε η ανάπτυξη του κώδικα καθώς και ποιοι αλγόριθμοι

χρησιμοποιήθηκαν για να εφαρμοστούν οι μέθοδοι της βαθιάς μάθησης. Συγκεκριμένα ήταν το MLP, το Keras API, το LSTM, το GRU και το CNN. Ακολουθεί η υλοποίηση που μέσω στιγμιότυπων φαίνεται η ροή των αλγορίθμων και τα αποτελέσματά τους μέσω ποσοστών ακρίβειας και γραφημάτων με τον αλγόριθμο να είναι ελεύθερος προς διάθεση στο GitHub μέσω ενός link στο συγκεκριμένο κεφάλαιο.

Στο έκτο και τελευταίο κεφάλαιο αναπτύσσονται τα συμπεράσματα της παρούσας εργασίας υπενθυμίζοντας την σημασία της βαθιάς μάθησης στην ερμηνεία των ανθρώπινων εγκεφαλικών σημάτων. Γίνεται μια διένεξη για τον βέλτιστο αλγόριθμο, καθώς και μερικές ιδέες για το πως θα μπορούσε να υλοποιηθεί διαφορετικά ή τι θα μπορούσε να γίνει καλύτερα. Το έγγραφο κλείνει με την βιβλιογραφία, όπου παρατίθενται αριθμητικά όλες οι πηγές και αναφορές που εμφανίστηκαν στο κείμενο.

2.0 ΑΝΤΙΛΗΨΗ ΣΥΝΑΙΣΘΗΜΑΤΩΝ

Η αντίληψη έγκειται στην αναπαράσταση αντικειμένων με εικόνες (δηλαδή αναμνήσεων) ή στην αντιστοίχιση νοητικών μοντέλων αυτών των αντικειμένων που προβάλλονται στον οπτικό φλοιό από τον αμφιβληστροειδή χιτώνα [1]. Στο παρόν κεφάλαιο θα αναπτυχθούν οι έννοιες που συνδέουν την ιεραρχία της νόησης μαζί με μια εκτενής εμβάθυνση στο συνειδητό και το ασυνείδητο σε συνδυασμό με το συναίσθημα. Τέλος, θα κλείσει με την επεξήγηση της έννοιας του γνωσιακού προβληματισμού.

2.1 ΝΟΗΣΗ ΚΑΙ ΣΥΝΑΙΣΘΗΜΑ

Η νόηση (cognition) διαμορφώνεται αντιστοιχίζοντας τα υψηλότερα επίπεδα σημάτων με μορφή από κάτω προς τα πάνω (Bottom-Up, BU), και από πάνω προς τα κάτω (Top-Down, TD). Μια πρώτη εντύπωση για τις διαδικασίες αντίληψης θα μπορούσε κανείς να τις σχηματίσει, εάν φανταστεί ένα αντικείμενο γνώριμο έχοντας κλειστά τα μάτια. Η προβολή αυτής της αναπαράστασης-μοντέλου στον οπτικό φλοιό είναι αυτό που διαμορφώνει την φαντασία.

Σε αντίθεση με την αντίληψη είναι εμφανές από τον καθένα, ότι η φαντασία πάσχει σαφήνειας και ακρίβειας για την προβολή του ίδιου αντικειμένου εάν ήταν ανοιχτά τα μάτια. Η δυναμική λογική, μια μαθηματική θεωρία αυτής της διαδικασίας που θα περιγραφεί παρακάτω, έχει προβλέψει αυτή την ασάφεια στις αναπαραστάσεις [2-4]. Για τις διαδικασίες νόησης και αντίληψης με βάση τη δυναμική λογική οι ασαφείς αναπαραστάσεις, τύπου από πάνω προς τα κάτω (Top-Down, TD), μεταλλάσσονται αναλόγως, προκειμένου να ταυτίζονται με τις αντίστοιχες αναπαραστάσεις τύπου από κάτω προς τα πάνω (Bottom-Up, BU). Την συγκεκριμένη ώρα της αντιστοίχισης η αντίληψη και η νόηση λαμβάνουν χώρα ταυτόχρονα.

Χάρη στους Bar et al, έχει επιβεβαιωθεί πειραματικά, ότι μπορεί να γίνει πρόβλεψη της ασάφειας των νοητικών μοντέλων καθώς και να εξελιχθούν μετέπειτα σε μοντέλα μέγιστης σαφήνειας, τα οποία ταυτίζονται με τύπου από κάτω προς τα πάνω (Bottom-Up, BU) [5]. Η συγκεκριμένη έρευνα καταδεικνύει την ασάφεια που υφίσταται τα μοντέλα-αναπαραστάσεις καθώς και το πως εξελίσσονται σε μέγιστης ευκρίνειας αναπαραστάσεις που ταυτίζονται με τα σήματα τύπου από κάτω προς τα πάνω (Bottom-Up, BU). Το ένστικτο της γνώσης (knowledge instinct, KI) καθορίζει εξ' ολοκλήρου αυτή τη διαδικασία [6].

Τα συναισθήματα τα οποία περιγράφουν την αίσθηση είναι αυτά, που κατά κύριο λόγο, ικανοποιούν το ένστικτο της γνώσης (knowledge instinct, KI) [7]. Με βάση το θεώρημα των Grossberg και Levine που αφορά τις ορμές και τα συναισθήματα τα οποία δύναται να ικανοποιήσουν τις ορμές και τα ένστικτα αυτά, μπορούν να γίνουν αντιληπτά συναισθηματικά [8]. Το συγκεκριμένο θεώρημα αναπτύσσεται κυρίως στους τομείς που αφορούν την απόκτηση γνώσης ή τις διαδικασίες μάθησης γενικότερα [6]. Έτσι, τα συναισθήματα της αίσθησης γίνονται αντιληπτά σε κάθε πράξη αντίληψης και νόησης.

2.1.1 Πεδία Νευρωνικών Μοντελοποιήσεων

Οι μηχανισμοί του νου, που έγινε αναφορά παραπάνω, μπορούν να υλοποιηθούν με μαθηματικό λογισμό, μέσω μιας νευρωνικής αρχιτεκτονικής που ονομάζεται “Πεδία Νευρωνικών Μοντελοποιήσεων” (Neural Modeling Fields – NMF). Αυτή η αρχιτεκτονική είναι ένα ετερο-ιεραρχικό σύστημα πολλών επιπέδων [9].

Ο όρος “ετερο-ιεραρχία” πηγάζει από την δομή της ιεραρχίας του νου, η οποία δεν είναι αυστηρή, καθώς υπάρχουν μεταξύ των γειτνιαζόντων επιπέδων πολλαπλές συνδέσεις ανατροφοδότησης. Για καθένα επίπεδο των πεδίων νευρωνικών μοντελοποιήσεων (NMF) περικλείεται η γνώση του νου από εννοιολογικά μοντέλα, τα οποία παράγουν νευρωνικά σήματα τύπου από πάνω προς τα κάτω (Top-Down, TD), όπου αυτά με την σειράς τους αλληλοεπιδρούν με σήματα εισόδου τύπου από κάτω προς τα πάνω (Bottom-Up, BU). Το ένστικτο της γνώσης (knowledge instinct, KI) το οποίο είναι υπεύθυνο για την μάθηση των εννοιολογικών μοντέλων την προσαρμογή και το σχηματισμό καινούργιων εννοιολογικών μοντέλων για βέλτιστη αντιστοιχία με τα σήματα εισόδου διέπει όλες αυτές τις αλληλοεπιδράσεις.

Σε αυτή την υποενότητα θα περιγραφεί ένας από τους κύριους μηχανισμούς αλληλεπίδρασης ανάμεσα σε δύο παρακείμενα ιεραρχικά επίπεδα σημάτων τύπου από κάτω προς τα πάνω (Bottom-Up, BU) και από πάνω προς τα κάτω (Top-Down, TD), ονόματι “πεδία νευρωνικής ενεργοποίησης”. Για μεγαλύτερη ευκολία θα γίνεται αναφορά σε αυτά τα πεδία ως σήματα εισόδου και εξόδου από ένα ενιαίο επίπεδο επεξεργασίας.

Για καθένα επίπεδο, τα σήματα εξόδου είναι αντιλήψεις που είτε γίνονται αναγνωρίσιμα από τα σήματα εισόδου, είτε σχηματίζονται από αυτά. Αυτά τα σήματα εισόδου, μετέπειτα, σχετίζονται με αντιλήψεις που είτε αναγνωρίζονται, είτε ομαδοποιούνται σε αντιλήψεις με βάση τα μοντέλα και το ένστικτο της γνώσης (knowledge instinct, KI) για το συγκεκριμένο επίπεδο. Όση γνώση υπάρχει και είναι γνωστή για τις νευρωνικές δομές στον εγκέφαλο αντιστοιχίζονται σε αυτή τη γενική δομή των πεδίων νευρωνικών μοντελοποιήσεων (NMF). Παρόλα αυτά, σε αυτή την υποενότητα δεν γίνεται ιδιαίτερη αναφορά στους μαθηματικούς μηχανισμούς για συγκεκριμένους νευρώνες ή συναπτικές συνδέσεις, παρά μια εκτενής περιγραφή της λειτουργίας τους.

Σε κάθε επίπεδο η βασική δυναμική αλληλεπίδρασης περιγράφεται από τους ίδιους νόμους κι αυτό είναι η κύρια προϋπόθεση για τα πεδία νευρωνικών μοντελοποιήσεων (NMF). Όπως περιεγράφηκε σε αυτή την ενότητα και νωρίτερα πάνω στον ίδιο μηχανισμό οφείλονται η αντίληψη ασήμαντων καθημερινών αντικειμένων/χαρακτηριστικών ή η νόηση πολύπλοκων αφηρημένων εννοιών. Για την αντίληψη, τα μοντέλα ανταποκρίνονται σε αντικείμενα, ενώ για τη νόηση ανταποκρίνονται σε σχέσεις και καταστάσεις.

Η μάθηση, η οποία οδηγείται από το ένστικτο της γνώσης (knowledge instinct, KI), συντελεί θεμελιώδεις μέρος της αντίληψης και της νόησης. Μεταξύ των συνόλων σημάτων και μοντέλων αυξάνεται ένα μέτρο ομοιότητας από τη μάθηση. Αυτό το μέτρο ομοιότητας είναι μια συνάρτηση, η οποία υφίσταται από τις παραμέτρους του μοντέλου και των συσχετίσεων ανάμεσα στα σήματα εισόδου τύπου από κάτω προς τα πάνω (Bottom-Up, BU) και των σημάτων έννοιας μοντέλου τύπου από πάνω προς τα κάτω (Top-Down, TD).

Για λόγους πρακτικότητας και σαφήνειας, γίνεται χρήση μιας απλούστερης ορολογίας για μια αντίληψη αντικειμένου, δηλαδή σα να λαμβάνει χώρα σε ένα μόνο επίπεδο η αντίληψη των αντικειμένων στα σήματα του αμφιβληστροειδούς χιτώνα.

Προκειμένου να γίνει προσπάθεια κατασκευής μιας μαθηματικής περιγραφής για το μέτρο ομοιότητας, γενικά είναι σημαντικό να αναγνωρισθούν δύο αρχές, οι οποίες είναι σχεδόν προφανείς [10]. Πρώτον και κύριον, προτού λάβει χώρα η αντίληψη το περιεχόμενο στο οπτικό πεδίο είναι άγνωστο. Δεύτερον, δύναται να περιέχει από έναν έως οποιοδήποτε αριθμό αντικειμένων. Στα σήματα τύπου από κάτω προς τα πάνω (Bottom-Up, BU) θα μπορούσαν να περιέχονται πολύ σημαντικές πληροφορίες. Επομένως, εν όψει της κατασκευής του μέτρου ομοιότητας, μέγιστη προϋπόθεση είναι να λαμβάνει υπόψη όλα τα σήματα τύπου από κάτω προς τα πάνω (Bottom-Up, BU).

2.1.2 Δυναμική Λογική

Ο όρος “δυναμική λογική” προήλθε από τη δυναμική εξέλιξη της ασάφειας από το μείζον στο ελάχιστον. Από μαθηματικής προσέγγισης, κατά τη διαδικασία σύγκλισης αυτός ο μηχανισμός βοηθάει στο να αποφευχθούν τοπικά μέγιστα. Παράλληλα, από ψυχολογικής πλευράς εξηγεί πολλές ιδιότητες του νου, κάτι που θα αναλυθεί εκτενέστερα και παρακάτω.

Ανεξαρτήτως χρήσης λειτουργικών σχημάτων προκειμένου να τηρούνται οι υπό όρων μερικές ομοιότητες, θα πρέπει να δίνεται η δυνατότητα σε αυτή τη διαδικασία προσαρμοσμένης σύγκλισης στην ευκρίνεια της ομοιότητας και στις τιμές των παραμέτρων. Από ένα αποδεδειγμένο θεώρημα προκύπτει, ότι για ένα σύστημα πεδίων νευρωνικών μοντελοποιήσεων (NMF), οι στάσιμες καταστάσεις είναι και οι μέγιστης ομοιότητας που μπορούν να ικανοποιήσουν το ένστικτο της γνώσης (knowledge instinct, KI). Στην περίπτωση που κάποιες ομοιότητες προσδιορίζονται ως συναρτήσεις πυκνότητας πιθανότητας (probability density functions - pdf) ή γενικότερα πιθανότητες, τότε οι τιμές των παραμέτρων που παραμένουν στάσιμες είναι ασυμπτωτικά αμερόληπτες (unbiased) και παράλληλα αποτελεσματικές εκτιμήσεις γι’ αυτές τις παραμέτρους [11].

Είναι γραμμικής μορφής η υπολογιστική πολυπλοκότητα της δυναμικής λογικής. Με απλά λόγια, αυτό συνεπάγεται με το ότι η δυναμική λογική είναι μια διαδικασία σύγκλισης. Δηλαδή, ικανοποιεί το ένστικτο της γνώσης (knowledge instinct, KI), επειδή συγκλίνει στο μέγιστο της ομοιότητας. Διάφορες πλευρές της σύγκλισης για τα πεδία νευρωνικών μοντελοποιήσεων (NMF) θα συζητηθούν ελαφρώς και σε άλλες υποενότητες.

Στην περίπτωση που χρησιμοποιείται ως ομοιότητα η πιθανοφάνεια, τότε γίνεται αποτελεσματική εκτίμηση των παραμέτρων, δηλαδή τις περισσότερες φορές οι παράμετροι δεν εκπαιδεύονται τόσο καλά εάν γίνει χρήση οποιαδήποτε άλλης μεθόδου. Ακόμα, ως απόρροια του παραπάνω θεώρηματος είναι η απόδειξη ότι το μέτρο ομοιότητας προσαυξάνεται σε κάθε επανάληψη. Από ψυχολογικής πλευράς ερμηνεύεται ότι το ένστικτο της γνώσης (knowledge instinct, KI) ικανοποιείται σε κάθε βήμα: ένα σύστημα πεδίων νευρωνικών μοντελοποιήσεων (NMF) με δυναμική λογική “απολαμβάνει” τη μάθηση.

2.1.3 Συνειδητό και ασυνείδητο

Το ένστικτο της γνώσης (knowledge instinct, KI), όπως περιεγράφηκε και παραπάνω, ικανοποιείται από την δυναμική των πεδίων νευρωνικών μοντελοποιήσεων (NMF), η οποία βελτιστοποιεί τη γνώση με την εξέλιξη ασαφών και αβέβαιων μοντέλων προς ευκρινή μοντέλα, τα οποία με την σειρά τους αυξάνουν την ομοιότητα ανάμεσα στα μοντέλα και τα δεδομένα. Η συγκεκριμένη διαδικασία συσσώρευσης γνώσης αποτελεί θεμελιώδη πτυχή της πολιτισμικής εξέλιξης, διότι καθοδηγείται από το ένστικτο της γνώσης (knowledge instinct, KI) και αναπτύσσεται στο μυαλό κάθε μέλους μιας κοινωνίας.

Τα σαφή και συγκεκριμένα μοντέλα είναι περισσότερο προσιτά στη συνείδηση, σε αντίθεση με τα ασαφή και αβέβαια μοντέλα τα οποία είναι περισσότερο ασυνείδητα. Στη συνείδηση δεν έχουν πρόσβαση οι περισσότερες λειτουργίες του νου. Είναι ευρέως γνωστό ότι δεν μπορούν να γίνουν αντιληπτές στο συνειδητό οι νευρωνικές πυροδοτήσεις και συνδέσεις. Στα θεμέλια του νου υπάρχουν απρόσιτες για τη συνείδηση υλικές διεργασίες στον εγκέφαλο. Με βάση τον Jung ο νους αναπτύσσει συνειδητές έννοιες, οι οποίες βασίζονται σε αρχέτυπα και γενετικά κληρονομημένες δομές, όπου αυτά δεν είναι προσιτά στη συνείδηση [12], [13]. Σε συνέχεια ο Grossberg έθεσε ότι μόνο τα μοντέλα και τα σήματα που δύναται να επιτύχουν μια κατάσταση συντονισμού, δηλαδή τα μοντέλα να ταυτίζονται με τα σήματα, τότε μπορούν να φτάσουν στη συνείδηση [14].

Η παραπάνω θέση βρήκε εκτενής ανάλυση από τον Taylor, ο οποίος τόνισε πως από την σύνδεση της συνείδησης με το μυαλό πηγάζει ένας μηχανισμός ελέγχου για το νου και το σώμα [15]. Ένα μοντέλο πρόβλεψης είναι ένα μέρος αυτού του μηχανισμού. Όταν οι αισθητηριακές παρατηρήσεις διαφέρουν από τις προβλέψεις αυτού του μοντέλου, τότε μια κατάσταση συντονισμού λαμβάνει χώρα χάρη σε αυτή τη διαφορά, για την οποία λαμβάνει χώρα η συνείδηση.

Συμπεραίνοντας με βάση τις αναλύσεις που έγιναν παραπάνω, η δυναμική λογική, τα ασαφή μοντέλα και οι μηχανισμοί του νου που περιγράφονται στα πεδία νευρωνικών μοντελοποιήσεων (NMF) δεν είναι προσβάσιμα στη συνείδηση. Στη συνείδηση δε, είναι προσβάσιμα οι καταστάσεις συντονισμού που χαρακτηρίζονται από ασαφή μοντέλα, τα τελικά αποτελέσματα των διεργασιών της δυναμικής λογικής και τα αντίστοιχα σήματα. Καλύτερη, ποικιλόμορφη και διαφοροποιημένη συνείδηση είναι απόρροια της αύξησης της γνώσης και της βελτίωσης της νόησης.

Καθ' όλη τη διάρκεια της εξέλιξης, οι ικανότητες αντίληψης εμφανίστηκαν μαζί με τις αισθητηριακές ικανότητες. Μια τέτοια φυσικά εξέλιξη οφείλει προκειμένου να αποφευχθούν κίνδυνοι, να αποκτηθεί τροφή κλπ. να οδηγήσει σε εξελικτικά επωφελείς ικανότητες. Από παρατήρηση των πρωτόγονων ζώων έχει φανεί ότι οι αρχέγονες αντιληπτικές ικανότητες έχουν περιοριστεί σε μερικούς τύπους εννοιών-αντικειμένων κι είναι άμεσα συνδεδεμένες με κατάλληλες ενέργειες. Τέτοιες ενέργειες είναι τύπου: ζέστη-κρύο, σκοτάδι-φως, επικίνδυνο-ενδιαφέρον, φαγώσιμο-μη φαγώσιμο κλπ. Μέσω της ανάπτυξης πολύπλοκων εσωτερικών μοντέλων-εννοιών, οι λειτουργίες αντίληψης εξελίσσονται πέρα από τις άμεσες ενέργειες. Αυτά τα μοντέλα-έννοιες μπορούν και ενοποιούν απλούστερα μοντέλα αντικειμένων σε ένα ενιαίο και ευέλικτο μοντέλο του κόσμου. Ένα ευφυές σύστημα, όταν βρίσκεται στο σημείο να διαθέτει πολύπλοκα διαφοροποιημένα εννοιολογικά μοντέλα, που αποτελούνται από μεγάλο αριθμό υπομοντέλων, μπορεί να βιώσει μια “σύγχυση”, στην περίπτωση που αντιμετωπίσει ένα νέο τύπο

περιβάλλοντος. Ένα πρωτόγονο σύστημα μπορεί και αντιλαμβάνεται μόνο εκείνα τα “πράγματα” για τα οποία διαθέτει εννοιολογικά μοντέλα, επομένως είναι ανίκανο να αντιληφθεί τη σύγχυση. Στην περίπτωση, που οι αντιλήψεις του δεν ανταποκρίνονται στην πραγματικότητα, τότε χωρίς να βιώνει σύγχυση απλά δεν επιβιώνει. Παραδείγματος χάριν, όταν ένα μωρό έρχεται στον κόσμο υφίσταται μια ιδιαίτερα μεγάλη αλλαγή περιβάλλοντος χωρίς απαραίτητα να βιώνει κάποια ιδιαίτερη σύγχυση. Για την συνείδηση, η πρωτότυπη κατάστασή της είναι η αδιαφοροποίητη ενότητα, η οποία διακατέχει μια ενιαία μορφή αρχέγονου αδιαφοροποίητου Εγώ-Κόσμου (Self-World).

Η πρωταρχική ενότητα του ανθρώπινου ψυχισμού περιόριζε κατά πολύ τις ικανότητες του νου, με την περαιτέρω ανάπτυξη να επεκτείνεται μέσω της διαφοροποίησης κυρίως σε ψυχικών λειτουργιών ή βιωματικούς τρόπους, όπως αντιλήψεις-έννοιες, συναισθήματα και συμπεριφορά. Στην πορεία έγινε διαφοροποίηση όλων αυτών σε επιπλέον πολλαπλά εννοιολογικά μοντέλα κλπ. Με αυτό τον τρόπο η προσαρμογή επιταχύνθηκε πολύ. Πριν από εκατομμύρια χρόνια ξεκίνησε η διαφοροποίηση της συνείδησης και επιταχύνθηκε με μεγάλους ρυθμούς στο πρόσφατο παρελθόν και συνεχίζεται μέχρι το σήμερα [12], [16], [17].

Για πολλά χρόνια για τους μηχανισμούς του νου, στην προεπιστημονική βιβλιογραφία, είχε επικρατήσει η ιδέα του homunculus, ενός μικρού νου μέσα στον ήδη υπάρχον νου, ο οποίος μπορούσε να αντιληφθεί τις αντιλήψεις και να τις έκανε διαθέσιμες στο νου. Παρόλο που είναι μια αφελής άποψη είναι, προς έκπληξη, σε πολύ μεγάλο βαθμό όμοιο με την πραγματική επιστημονική εξήγηση. Προφανώς θεμελιώδης διαφορά είναι, ότι είναι αναγκαία η αναπαράσταση μιας άπειρης αλυσίδας από homunculi μέσα σε homunculi για την επιστημονική εξήγηση. Εν αντιθέσει, για τα μοντέλα του νου υφίσταται ιεραρχία με τις συνειδητές και ασυνειδητές πτυχές τους. Όσο πιο ψηλά είναι στην ιεραρχία, τότε η συνειδητή πτυχή των μοντέλων είναι λιγότερο διαφοροποιημένη και παράλληλα είναι πιο αβέβαια και ασαφή. Συνεχίζοντας ανοδικά στην κορυφή της ιεραρχίας, κυρίως βρίσκονται μοντέλα ασυνειδητά για το νόημα της ανθρώπινης ύπαρξης, κάτι που θα συζητηθεί εκτενέστερα και παρακάτω.

Λόγω του Εγώ-μοντέλου, οι εσωτερικές αντιλήψεις της συνείδησης “αντιλαμβάνονται” ευκρινή συνειδητά μέρη από άλλα παρόμοια με τα μοντέλα αντίληψης μοντέλα, τα οποία με την σειρά τους “αντιλαμβάνονται” αντικείμενα στον κόσμο. Όπως είναι αντιληπτές από τον άνθρωπο, οι ιδιότητες της συνείδησης, συμπεριλαμβανομένης της ταυτότητας και της συνεκτικότητας της συνείδησης, οφείλονται σε ιδιότητες του Εγώ-μοντέλου [10]. Το μεγαλύτερο βάρος, όμως, έγκειται στο τι είναι γνωστό γι’ αυτό το μοντέλο της “συνείδησης”. Από τον πατέρα της ψυχολογίας Sigmund Freud ονομάστηκε Εγώ ένα συγκεκριμένο σύμπλεγμα ψυχολογικών λειτουργιών. Στην αντίθετη πλευρά υποστηρίζεται από τον Jung, ότι το Εγώ βασίζεται σε αρχέτυπο ή ένα γενικότερο μοντέλο του Εαυτού. Τα αρχέτυπα του Jung καθορίζουν την δομή του ψυχισμού, όπου είναι ψυχικές δομές ή μοντέλα αρχέγονης προέλευσης, τα οποία κατά κύριο λόγο δεν είναι προσιτά στη συνείδηση. Έτσι, με αυτό τον τρόπο, αποδεικνύεται ότι τα αρχέτυπα μοντέλα είναι παρόμοια με άλλα. Παραδείγματος χάριν, καθοριστικό ρόλο στη δομή της οπτικής αντίληψης έχουν τα δεκτικά πεδία του αμφιβληστροειδούς, τα οποία δε γίνονται αντιληπτά συνειδητά. Η φαινομενολογική υποκειμενική αντίληψη του εαυτού καθορίζεται από το αρχέτυπο του Εαυτού. Επιπλέον, δομεί τον ψυχισμό με πολλούς και διάφορους τρόπους, οι οποίοι όμως, έχουν πολύ δρόμο ακόμα μέχρι να κατανοηθούν πλήρως. Μια από τις πιο σημαντικές

φαινομενολογικές ιδιότητες του Εαυτού είναι η αντίληψη της μη διαιρετότητας (in-divisibility) και μοναδικότητας, γι' αυτό βγήκε και η λέξη άτομο (individual), δηλαδή που δεν τέμνεται.

Οι συνειδητές έννοιες του νου, σύμφωνα με τον Jung, μαθαίνονται με βάση τα αρχέτυπα, δηλαδή με τις έμφυτες ασυνείδητες ψυχικές δομές [12]. Συνηθίζεται από τη σύγχρονη επιστήμη να υπάρχει η ταύτιση ανάμεσα στον μηχανισμό των αντιλήψεων με τις εσωτερικές αναπαραστάσεις των αντικειμένων, των καταστάσεων τους, των σχέσεων τους κλπ. Σε δύο κατατάσσονται οι πηγές από όπου προέρχονται οι αντιλήψεις των εσωτερικών αναπαραστάσεων. Αυτές είναι τα έμφυτα αρχέτυπα μοντέλα και τα πολιτισμικά δημιουργημένα μοντέλα που μεταδίδονται μέσω της γλώσσας [10].

Συνοψίζοντας, όπως περιεγράφηκε καινωρίτερα στην υποενότητα της δυναμικής λογικής, η δυναμική λογική λειτουργεί σε ένα μόνο ιεραρχικό επίπεδο του νου και έχει τη δυνατότητα να εξελίσει τα ασαφή και ασυνείδητα μοντέλα-αντιλήψεις σε πιο σαφή και συνειδητά [18]. Από ψυχολογικής πλευράς, η συγκεκριμένη διαδικασία ονομάστηκε “διαφοροποίηση του ψυχικού περιεχομένου” από τον Carl Jung [12].

2.1.4 Νοητική Ιεραρχία

Οι μηχανισμοί της νόησης ταξινομούνται σε μια ιεραρχική δομή [14]. Περισσότερα για τις σχετικές εγκεφαλικές δομές και την ιεραρχική οργάνωση της νόησης εξετάστηκαν από τον [19]. Η εξέλιξη της ιεραρχίας αποσκοπούσε την ανάπτυξη πιο γενικών και αφηρημένων μοντέλων-εννοιών [6]. Η δομή της ιεραρχίας των μοντέλων-εννοιών ανοίγει τις διαστάσεις της από τα κατώτερα επίπεδα, όπου από τα πρωτογενή στοιχεία της αντίληψης εκτείνεται στα αντικείμενα, στις αφηρημένες έννοιες και φτάνοντας στην κορυφή με τις έννοιες της υψηλότερης αφαιρετικότητας και εννοιολογικής διάστασης.

Με βάση το ένστικτο της γνώσης (knowledge instinct, KI), τη δυναμική λογική και τα αισθητικά συναισθήματα σε συνάρτηση με την επέκταση της εννοιολογικής διάστασης για τα υψηλότερα επίπεδα της ιεραρχίας, τα αισθητικά συναισθήματα γίνονται πιο σημαντικά κι έτσι μπορούν να επηρεάσουν τον ανθρώπινο νου πολύ έντονα. Τέτοιου είδους αισθητικά συναισθήματα είναι αυτά που σχετίζονται με τη μάθηση αυτών των πιο αφηρημένων εννοιών-αναπαραστάσεων. Στην ενότητα των σημάτων τύπου από κάτω προς τα πάνω το ένστικτο της γνώσης (knowledge instinct, KI) ωθεί στην κατανόηση κάθε αφηρημένης έννοιας που την απαρτίζει. Αυτή η ιεραρχία μπορεί να μοντελοποιηθεί μαθηματικά επαρκέστατα από την δυναμική λογική [20], [21]. Η ιεραρχία που περιεγράφηκε παραπάνω απεικονίζεται στην Εικόνα 1.



Εικόνα 1. Ιεραρχία της Νόησης

Η εξέλιξη της ιεραρχίας βοήθησε στην κατανόηση αναπαραστάσεων αφηρημένων εννοιών των υψηλότερων επιπέδων. Ο μηχανισμός για την αφηρημένη σκέψη υψηλότερου επιπέδου καθορίζει, ότι κάθε ένα από τα αφηρημένα μοντέλα-έννοιες μπορεί και ενοποιεί μοντέλα-έννοιες από χαμηλότερα επίπεδα σε πιο γενικές και αφηρημένες έννοιες. Από αυτή τη διαδικασία βγήκε ο σκοπός της εξέλιξης για την ιεραρχία της νόησης. Η λέξη σκοπός απευθύνεται στις έννοιες υψηλότερου επιπέδου με τους μηχανισμούς του, όπου βελτιώθηκαν πολύ στην γενετική και πολιτισμική εξέλιξη καθώς και στην εξατομικευμένη μάθηση. Ο σκοπός, λοιπόν, ήταν για να δώσουν ενιαίο νόημα σε πολλές έννοιες χαμηλότερου επιπέδου. Μέσα από αυτή την διαδικασία, έννοιες κατώτερων επιπέδων αποκτούν μια έννοια που δημιουργεί κάτι το “μεγαλύτερο”, ή ένα “νόημα” υψηλότερου επιπέδου, κάτι πιο ουσιαστικό σε σχέση με τις έννοιες των δικών τους χαμηλών επιπέδων. Οι έννοιες των “κορυφαίων” επιπέδων “προσπαθούν” να βγάλουν ένα νόημα, δηλαδή να κατανοήσουν το νόημα ολόκληρης της ανθρώπινης εμπειρίας. Γίνονται αντιληπτές ως συσχετίσεις με το νόημα και τον σκοπό της ζωής [6], [22].

Όπως αναφέρθηκε και νωρίτερα, κοντά στην κορυφή της ιεραρχίας όπου βρίσκονται τα περιεχόμενα των αναπαραστάσεων είναι το νόημα της ύπαρξης. Το ένστικτο της γνώσης (knowledge instinct, KI) καθοδηγεί την εκμάθηση των εννοιών για κάθε επίπεδο και παρακινείται από τα αισθητικά συναισθήματα γι’ αυτό το επίπεδο. Σε χαμηλότερα επίπεδα, κάτω από τη συνείδηση θα μπορούσαν να βρίσκονται τα αισθητικά συναισθήματα. Η μάθηση του νοήματος της ύπαρξης συμπεριλαμβάνει από την κορυφή της ιεραρχίας τα υψηλότερα αισθητικά συναισθήματα. Πρόκειται για συναισθήματα του ωραίου, σε σημείο που αυτά τα συναισθήματα

μερικές φορές θα μπορούσε να είναι τόσο ισχυρά, ώστε να προκαλέσουν ακόμη και φυσιολογικά αποτελέσματα, όπως αισθητικές ανατριχίλες [23], [24]. Παρακάτω θα περιγραφεί η πειραματική απόδειξη αυτής της σύνδεσης μεταξύ του νοήματος και του ωραίου.

Ο ορισμός για τα συναισθήματα του ωραίου ως τα υψηλότερα συναισθήματα αντιστοιχεί σε μια καλά αποδεκτή ανθρώπινη διαίσθηση, μιλώντας για τα αισθητικά συναισθήματα που βρίσκονται κοντά στην κορυφή της νοητικής ιεραρχίας. Ο πρώτος που συνέδεσε το νόημα με το ωραίο και τον σκοπό της ανθρώπινης ζωής ήταν ο Καντ το 1970, ωστόσο οι διαισθήσεις του ήταν πολύ πιο μπροστά από τις αντιλήψεις των αντίστοιχων συγχρόνων του. Η “άσκοπη σκοπιμότητα” ήταν η ευρέως γνωστή καντιανή ιδέα για το ωραίο. Μεγαλύτερη έμφαση δίνεται στο άσκοπο δίνεται από τους σύγχρονους φιλόσοφους. Παρόλα αυτά ακόμα και στην σύγχρονη αισθητική η σκοπιμότητα του ωραίου δεν γίνεται κατανοητή. Αυτό γίνεται ιδιαίτερα εμφανές, όταν κάποιος επισκέπτεται ένα μουσείο σύγχρονης τέχνης. Δίνεται έμφαση στο “σύγχρονης”, διότι το αισθητικό ωραίο και το ουσιαστικό ήταν ο στόχος του καλλιτέχνη εδώ και δεκάδες χιλιάδες χρόνια. Όμως πρόσφατα εξαιτίας της ελεύσεως της αφηρημένης τέχνης και του εκδημοκρατισμού των υψηλότερων αξιών, ο σκοπός και το νόημα του ωραίου εξαφανίστηκαν. Πάνω στην ιεραρχία της νόησης βασίζεται η ομορφιά και το νόημα. Η εξίσωση της ιεραρχίας της νόησης αποτέλεσε την υποβάθμιση του ανθρώπινου νου.

Η εξέλιξη της τέχνης από την τέχνη των σπηλαίων μέχρι τον 19ο αιώνα μπορεί να δείξει την πρόοδο στην κατανόηση του σκοπού της ανθρώπινης ζωής. Από τον 20^ο αιώνα όμως, επεκτάθηκε η ιδέα της ισότητας από τον τομέα των νομικών δικαιωμάτων στην τέχνη. Αυτό έφερε ως αποτέλεσμα να εξαλειφθεί η διερεύνηση του σκοπού. Το νόημα και ο σκοπός της ζωής διερευνώνται σε σπάνια έργα σύγχρονης τέχνης. Το γεγονός ότι η ιδέα της “επιστήμης” έγινε σημαντική στην πολιτιστική ζωή, χωρίς απαραίτητα να υπάρχει κατανόηση του τι είναι η επιστήμη, είναι πιθανό να σχετίζεται στενά με την αγνόηση των καντιανών διαισθήσεων στη σύγχρονη τέχνη. Δεν μπορεί να κατανοήσει η υπάρχουσα επιστήμη τι είναι όμορφο. Στα πανεπιστημιακά μαθήματα αισθητικής η ομορφιά σχετίζεται με τα χρώματα, τα σχήματα, τις προοδευτικές κοινωνικές χρήσεις της τέχνης και τις μορφές, παρά με τον σκοπό της ζωής. Έτσι, είναι απρόσμενες στη σύγχρονη αισθητική και αντίθετες με τις αποδεκτές απόψεις οι θεωρητικά προβλεπόμενες ιδιότητες των συναισθημάτων του ωραίου καθώς και οι σχέσεις τους με το νόημα της ζωής. Παρόλα αυτά έχουν ελεγχθεί και αποδειχθεί πειραματικά οι θεωρητικές αυτές προβλέψεις [23-25].

2.2 ΓΝΩΣΙΑΚΟΣ ΠΡΟΒΛΗΜΑΤΙΣΜΟΣ

Στην ανθρώπινη νόηση υπάρχουν τα μοντέλα διπλής διαδικασίας (dual-process, DP), τα οποία υποδηλώνουν ότι αποτελείται από δύο συστήματα ο ανθρώπινος νους, το Σύστημα 1 (S1) και το Σύστημα 2 (S2) [26-28]. Το Σύστημα 1 (S1) χαρακτηρίζεται ως αυτόματο, διαισθητικό και με γρήγορες αποφάσεις που απαιτούν λίγη έως καθόλου προσπάθεια. Εν αντιθέσει, το Σύστημα 2 (S2) χαρακτηρίζεται ως αργό, αντανάκλαστικό και με μελετημένες αποφάσεις, που απαιτούν γνωστική συγκέντρωση και προσπάθεια. Οι άνθρωποι τείνουν να διαφέρουν στην τάση να χρησιμοποιούν το Σύστημα 2 (S2) κι αυτό έχει δείχθει από έρευνες περισσότερο των δύο δεκαετιών [29-31]. Αυτό μπορεί να αποδοθεί εν μέρει στις ατομικές διαφορές που υπάρχουν στον

γνωσιακό προβληματισμό (cognitive reflection, CR) [28], [32-34]. Με βάση τους Frederick και Kahneman, όταν το μυαλό προσφέρει την πρώτη παρορμητική αντίδραση, τότε η ατομική ικανότητα ή προδιάθεση να σταματήσει αυτή η αντίδραση και στην θέση της να ενεργοποιηθεί ο στοχαστικός μηχανισμός που επιτρέπει να βρεθεί μια απάντηση, να παρθεί μια απόφαση ή να εκτελεστεί μια συγκεκριμένη συμπεριφορά με πιο προσεκτικό τρόπο αναφέρεται στον γνωσιακό προβληματισμό (cognitive reflection, CR) [33].

Ο Frederick ανέπτυξε το μεγάλης δημοτικότητας τεστ γνωσιακού προβληματισμού (cognitive reflection rest, CRT), το οποίο σχετίζεται στενά με τον γνωσιακό προβληματισμό (cognitive reflection, CR) [28], [29], [33]. Το τεστ γνωσιακού προβληματισμού (cognitive reflection rest, CRT) έχει διαμορφωθεί με τέτοιο τρόπο, που αποτελείται από 3 στοιχεία και προκαλεί το άτομο να απαντήσει άμεσα αλλά λανθασμένα (S1). Προκειμένου να βρεθεί η σωστή απάντηση απαιτείται ενεργοποίηση των στοχαστικών μηχανισμών (S2), έτσι ώστε να απορριφθεί η άμεση αλλά λανθασμένη απάντηση και να παρθεί μια πιο στοχαστική και ορθή απάντηση. Ένα από τα πιο διάσημα ερωτήματα των τεστ γνωσιακών προβληματισμών του Frederick είναι αυτό που ερωτά το άτομο, εάν ένα ρόπαλο και μια μπάλα κοστίζουν 1,10\$ με δεδομένο ότι το ρόπαλο είναι 1\$ περισσότερο από την μπάλα, τότε πόσο κοστίζει η μπάλα. Προφανώς η διαισθητική απάντηση είναι 10 λεπτά, αλλά η σωστή απάντηση είναι 5 λεπτά.

Ο γνωσιακός προβληματισμός (cognitive reflection, CR) ορίζεται τόσο ως “προδιάθεση” όσο και ως “ικανότητα” [33]. Το τεστ γνωσιακού προβληματισμού (cognitive reflection rest, CRT) έχει απασχολήσει τους ερευνητές από τότε, διερευνώντας το κατά πόσο αντανάκλα την διακύμανση των δεξιοτήτων, των γνωστικών ικανοτήτων ή και των δύο. Παρόλη την προσπάθεια όμως, δεν έχει υπάρξει μια ευρεία συμφωνία σχετικά με το ποιες ικανότητες μετρά το τεστ γνωσιακού προβληματισμού (cognitive reflection rest, CRT) [35], [36]. Μια ποικιλία δοκιμασιών γνωσιακού προβληματισμού χρησιμοποιήθηκε σε εμπειρικές έρευνες. Παραδείγματος χάριν, το τεστ γνωσιακού προβληματισμού (cognitive reflection rest, CRT) του Frederick με τα 3 στοιχεία χρησιμοποιήθηκε από ορισμένες έρευνες. Κάποιες άλλες πρόσθεσαν νέα στοιχεία στο ήδη υπάρχον τεστ [37], [38]. Πολλές από αυτές χρησιμοποιήσαν για την αξιολόγηση του γνωσιακού προβληματισμού μια λεκτική δοκιμασία [39] [40]. Κάποιες άλλες, έκαναν χρήση νέων και πιο εκτεταμένων αριθμητικών τεστ γνωσιακού προβληματισμού (cognitive reflection rest, CRT) [41].

Μικτά ευρήματα έχουν δείξει έρευνες σχετικά με τα τεστ γνωσιακού προβληματισμού (cognitive reflection rest, CRT). Παραδείγματος χάριν, διαπιστώθηκε από προηγούμενες μελέτες ότι το τεστ γνωσιακού προβληματισμού (cognitive reflection rest, CRT) συσχετίζεται με τη γνωσιακή νοημοσύνη (cognitive intelligence). Με διαφορετικό όρο βρίσκεται και ως γενική νοημοσύνη, γενική νοητική ικανότητα, γενική γνωστική ικανότητα και παράγοντας g. Αυτή η έννοια ορίζεται ως η ικανότητα να μαθαίνει κανείς ένα θέμα, ένα έργο ή μια δεξιότητα με ταχύτητα και ακρίβεια, υπό βέλτιστες συνθήκες διδασκαλίας [42-46]. Σε ίδια συχνότητα άλλες μελέτες έχουν διαπιστώσει, πως η αριθμητική ικανότητα, η ικανότητα μνήμης εργασίας, η λεκτική ικανότητα, η μηχανική ικανότητα χωρικής αντίληψης, αριθμητικές δεξιότητες, η ταχύτητα αντίληψης και άλλες συγκεκριμένες γνωστικές ικανότητες συσχετίζονται με το τεστ γνωσιακού προβληματισμού (cognitive reflection rest, CRT). Παρόλες τις μελέτες, όμως, έχουν δημιουργηθεί αμφιβολίες για το πως το τεστ γνωσιακού προβληματισμού (cognitive reflection rest, CRT) σχετίζεται τελικά με αυτές τις γνωστικές ικανότητες και δεξιότητες από την στιγμή που ως γεγονός διαπιστώθηκε μια τεράστια μεταβλητότητα στις συσχετίσεις.

Μέσα από τα εμπειρικά στοιχεία υπάρχει η δυνατότητα να τεθούν 5 κρίσιμα ερευνητικά ερωτήματα:

1. Είναι ο γνωσιακός προβληματισμός (cognitive reflection, CR) ένας ανεξάρτητος παράγοντας ορθολογισμού [47], [48] ή σε ένα ιεραρχικό μοντέλο γνωσιακής νοημοσύνης είναι ένας παράγοντας δεύτερης διαστρωμάτωσης [42];
2. Ποια είναι η πραγματική βαθμολογική συσχέτιση μεταξύ του γνωσιακού προβληματισμού (cognitive reflection, CR), της γνωσιακής νοημοσύνης, άλλων γνωσιακών ικανοτήτων και δεξιοτήτων, όπως οι λεκτικές κι αριθμητικές ικανότητες;
3. Είναι πραγματική ή τεχνητή η παρατηρούμενη μεταβλητότητα μεταξύ των συσχετίσεων;
4. Η σχέση μεταξύ γνωσιακού προβληματισμού (cognitive reflection, CR) με γνωστικών ικανοτήτων και δεξιοτήτων μετριάζεται από τον τύπο των τεστ γνωσιακού προβληματισμού (cognitive reflection rest, CRT);
5. Πόση μεταβλητότητα του γνωσιακού προβληματισμού (cognitive reflection, CR) μπορεί να εξηγηθεί από τις γνωστικές ικανότητες και δεξιότητες;

Όταν οι πρωτογενείς μελέτες παρουσιάζουν μικτά ευρήματα, στον ερευνητικό τομέα, μια μέθοδος που μπορεί να δώσει μια ισχυρή απάντηση σε αυτού του είδους τα ερωτήματα είναι η ψυχομετρική μετα-ανάλυση [49]. Μέχρι στιγμή, παρόλα αυτά δεν έχει εξεταστεί από καμία μετα-ανάλυση ο τρόπος με τον οποίο οι γνωστικές ικανότητες και δεξιότητες σχετίζονται με τον γνωσιακό προβληματισμό (cognitive reflection, CR) [50].

3.0 ΝΕΥΡΟΕΠΙΣΤΗΜΗ ΤΗΣ ΝΟΗΣΗΣ

Έχοντας αναλύσει την σύνθεση της ιεραρχίας της νόησης και της λειτουργίας των επιμέρους δομών του ανθρώπινου νου δίνοντας περισσότερη έμφαση στο συναίσθημα, στο παρόν κεφάλαιο θα αναλυθεί η πλευρά της νευροεπιστήμης στη νόηση, η γνωσιακή διεργασία σε συνδυασμό με τη συναισθηματική μνήμη και τέλος μια περιγραφή του ηλεκτροεγκεφαλογραφήματος, που είναι ο δίαυλος για τη μελέτη των εγκεφαλικών σημάτων.

3.1 ΝΕΥΡΟΕΠΙΣΤΗΜΗ

Η διατήρηση της φυσιολογίας του σώματος, μέσω χαμηλών επιπέδων οργανωμένων μοτίβων με κατά περιόδους αντανάκλαστικές αντιδράσεις έχει υπεύθυνο ένα ανεξάρτητο, αυτόματο αυτοδιοικούμενο σύστημα. Αυτό υποθέτει και η έννοια του αυτόνομου νευρικού ελέγχου. Η δράση του αυτόνομου νευρικού συστήματος ρυθμίζει τη λειτουργία των οργάνων ανιχνεύοντας τις μεταβολές των βιομηχανολογικών, βιοχημικών και θερμικών σημάτων, μέσω των οπτικοαισθητικών συγγενών και των μεσοϋποδοχέων, ώστε να διασφαλίζεται ότι τα μέτρα αυτά διατηρούνται εντός σταθερών ορίων τα οποία είναι απαραίτητα σε επίπεδο οργάνου για την ομοιοστατική ακεραιότητα του σώματος. Σε επίπεδο οργανισμού υποστηρίζεται μια πολυπλοκότητα συμπεριφορών από τον αυτόνομο έλεγχο οι οποίες είναι απαραίτητες για την επιβίωση και την αναπαραγωγή.

Στην πραγματικότητα, οι αυτόνομες αποκρίσεις πέρα από το να διευκολύνουν απλώς την κινητική δράση και τις καταστάσεις ανάκαμψης, κάνουν πολλά περισσότερα με περιφερειακό και αντιδραστικό τρόπο. Διακριτές καταστάσεις-κίνητρα δημιουργούνται από τη διανοητική σηματοδότηση, τα οποία συνδέονται με τη συναισθηματική εκτίμηση (ευχάριστη/δυσάρεστη – επιβράβευση/τιμωρία). Στη συνέχεια γεννιούνται διακριτά πρότυπα αυτόνομων και συμπεριφορικών αποκρίσεων από τις προηγούμενες καταστάσεις, τα οποία αντανάκλουν την επιλογή, την ιεράρχηση και την εκτέλεση προσαρμοστικών στρατηγικών, οι οποίες είναι αλλοστατικές και προγνωστικές, όπου, δηλαδή έχουν τη δυνατότητα να εξασφαλίζουν σταθερότητα μέσω της αλλαγής [51], [52]. Με αυτόν τον τρόπο, αυτόαντικατοπτρίζεται στη λειτουργία του εγκεφάλου ο αυτόνομος νευρικός έλεγχος, ο οποίος ενσωματώνεται με τις συναισθηματικές, κινητήριες και γνωστικές διεργασίες. Στο παρόν κεφάλαιο θα εξεταστεί ο τρόπος με τον οποίο ο εγκέφαλος ενσωματώνει τη διανοητική του ανατροφοδότηση και τον αυτόνομο έλεγχο με τη γνώση και το συναίσθημα. Η ενσωμάτωση αυτή γενικά είναι προσαρμοστική και κανονιστική. Παρόλα αυτά, το ψυχικό στρες περιγράφει μια δυσπροσαρμοστική κατάσταση, η οποία μπορεί να ασκήσει επιζήμιες επιδράσεις στο άτομο. Μια τέτοια κατάσταση ανάλογα με τον αριθμό, με την ένταση, με την επιμονή του/των στρεσογόνου/ων παράγοντα/ων ή/και τις ψυχολογικές και νευροφυσιολογικές αντιδράσεις που προκαλούνται ποικίλουν οι επιδράσεις στο άτομο.

Η κοινωνική και συναισθηματική επικοινωνία, όπως και η αναπαραγωγή είναι μια από τη ποικιλία λειτουργιών που υποστηρίζει η αυτόνομη δραστηριότητα. Ωστόσο, είναι η προαγωγή της

υγείας του σώματος μέσω της ομοιόστασης και της αλλόστασης είναι ο κύριος σκοπός του ολοκληρωμένου ελέγχου του αυτόνομου νευρικού συστήματος. Το εγκεφαλικό στέλεχος και ο υποθάλαμος αποτελούν τους κύριους κόμβους, εντός του εγκεφάλου, για τον ομοιοστατικό έλεγχο, όπου μπορούν να πραγματοποιηθούν λεπτές προσαρμογές μέσω αυτόνομων, ενδοκρινικών και σωματοκινητικών αποκρίσεων καθώς και μέσω προγνωστικής ρυθμιστικής λειτουργίας [53]. Εάν σηματοδοτηθεί μια απόκλιση από το φυσιολογικό εύρος της φυσιολογικής λειτουργίας ή μια απειλή για τις εσωτερικές καταστάσεις, τότε θα προκληθεί ένα συντονισμένο σύνολο αντιδράσεων προκειμένου να καταστεί δυνατή η διασφάλιση, ότι το εσωτερικό περιβάλλον διατηρείται σταθερό. Τέτοιες καταστάσεις μπορούν να προκληθούν από αλλαγές στο εξωτερικό περιβάλλον, όπως π.χ. ζεστός καιρός ή στο εσωτερικό περιβάλλον, όπως π.χ. χαμηλό επίπεδο σακχάρου στο αίμα. Η προσωρινή αυτή προσαρμογή ορίζεται ως αλλόσταση [51], [52]. Επέκταση της αλλοστατικής προσαρμογής μπορεί ακόμα να θεωρηθεί και η κινητήρια, η συναισθηματική και η γνωσιακή επεξεργασία. Η αλλοστατική προσαρμογή μπορεί να εκφραστεί ως για ένα μήκος φάσματος συμπεριφοράς από την απλή αναζήτηση τροφής έως την πολύπλοκη έκφραση κοινωνικών συναισθημάτων. Σε σχέση με τα μη ανθρώπινα ζώα, αντιπροσωπεύεται μια πολυπλοκότητα από αυτή την ικανότητα της ανθρώπινης αυτόνομης ρύθμισης να εμπλέκεται και να αλληλοεπιδρά με τα συναισθηματικά και γνωστικά συστήματα. Στον άνθρωπο οι αυτόνομες, ενδοκρινικές ή σωματοαισθητικές αντιδράσεις σε μια συγκεκριμένη ψυχολογική ή σωματική πρόκληση μπορεί να είναι αρκετά εξατομικευμένες γεγονός που αποδεικνύει, ότι ο ανθρώπινος αυτόνομος έλεγχος είναι συνδεδεμένος με την εκπαίδευση, τη μνήμη και τον πολιτισμό.

3.1.1 Κεντρικό Αυτόνομο Δίκτυο

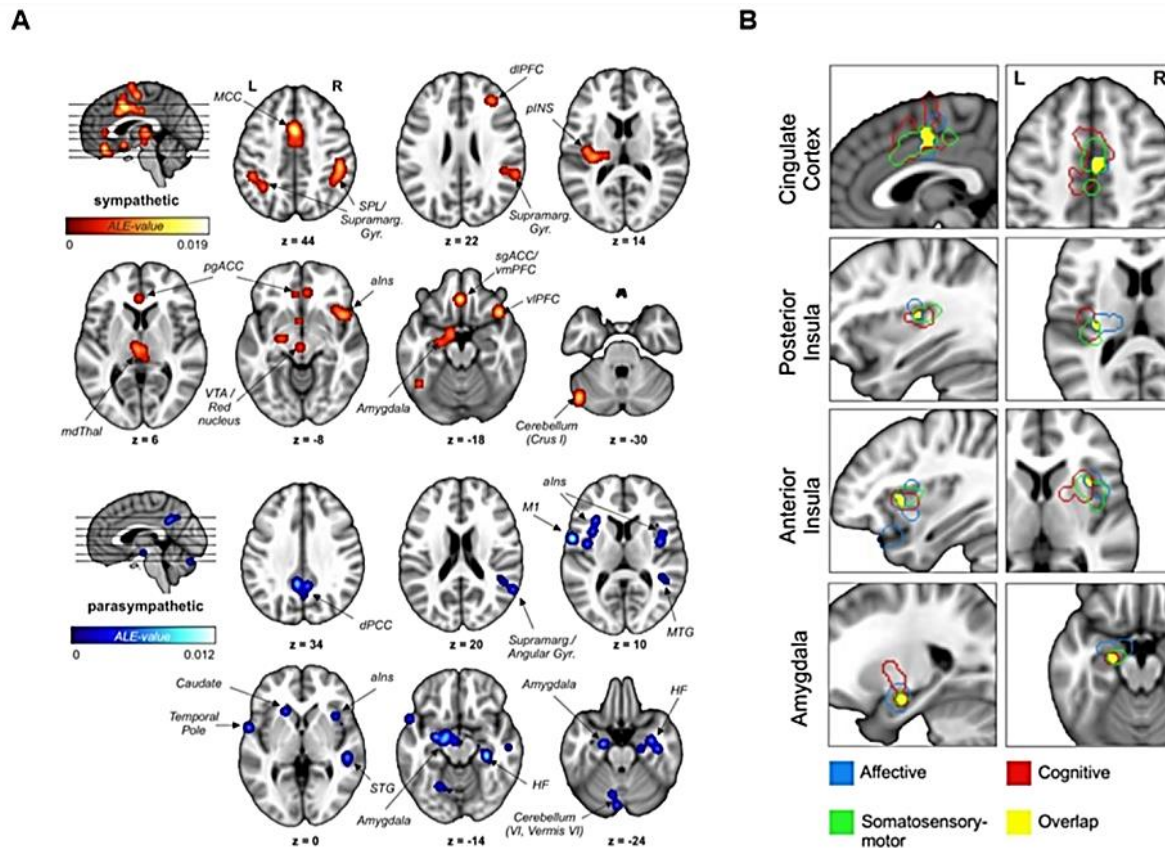
Ο Benarroch, σε ένα από τα θεμελιώδη άρθρα του, αφομοίωσε συμπεράσματα από διάφορες προκλινικά μοντέλα συμπεριλαμβανομένων και κλινικών και πειραματικών δεδομένων, προκειμένου να μπορέσει να χαρακτηρίσει το κεντρικό αυτόνομο δίκτυο ως το νευρικό σύστημα μέσω του οποίου ο εγκέφαλος έχει τη δυνατότητα να ελέγχει τις νευροενδοκρινικές, σπλαγχνικοκινητικές, τον πόνο και τις συμπεριφορικές αντιδράσεις που είναι απαραίτητες για την επιβίωση [54]. Μέσω του νευροάξονα εντοπίζονται καταναμεμημένα τα συστατικά του κεντρικού αυτόνομου δικτύου. Αυτά αποτελούνται από τον μέσο και το νησιωτικό προμετωπιαίο φλοιό, (συμπεριλαμβανομένου του παρεντερικού ραχιαίου φλοιού, τον πυρήνα της κοίτης του stria terminalis (εκτεταμένη αμυγδαλή) και τον κεντρικό πυρήνα της αμυγδαλής, τον περιακροταφικό φαιό (periaqueductal grey – PAG) του μέσου εγκεφάλου, τον υποθάλαμο, τους πυρήνες του μυελού και τις παρατραχηλικές περιοχές του νωτιαίου μυελού, συμπεριλαμβανομένου του πυρήνα της μοναχικής οδού και του κοιλιακού μυελού. Η συγκεκριμένη περιγραφή αναγνώρισε μια προφανή ιεραρχική οργάνωση απέδωσε ρόλο στις περιοχές της αμυγδαλής στις συναισθηματικές καταστάσεις, αφού στον “αυτόνομο έλεγχο υψηλής τάξης” εμπλέκονται οι νησιωτικές, οι μεσαίες και άλλες προμετωπιαίες περιοχές του φλοιού. Δεδομένης της νευροενδοκρινικής και της ανταπόκρισης στο στρες ο υποθάλαμος συνδέθηκε με την ομοιόσταση και ο περιακροταφικός φαιός (periaqueductal grey – PAG) αναδείχθηκε ως συντονιστής συγκεκριμένων επιθετικών και αναπαραγωγικών συμπεριφορών και των αυτόνομων αντιδράσεων που σχετίζονται με το στρες. Εγγύς συνδεδεμένα με την αυτόνομη λειτουργία των επιδραστικών οργάνων αναγνωρίστηκαν τα

κέντρα του εγκεφαλικού στελέχους, ιδίως με τον καρδιαγγειακό και αναπνευστικό έλεγχο. Η αμοιβαία διασύνδεση των κεντρικών κόμβων αναδείχθηκε επίσης από αυτή τη σκιαγράφιση του εγκεφαλικού αυτόνομου συστήματος, οι οποίοι κεντρικοί κόμβοι υποστηρίζουν την εσωτερική φυσιολογική ρύθμιση μέσω πολύπλοκης νευροχημείας και παράλληλης οργάνωσης [54].

3.1.1.1 Μελέτες στον Άνθρωπο

Τα βασικά συστατικά αυτού του κεντρικού αυτόνομου δικτύου, αν εξαιρεθούν μερικές παραλείψεις, όπως ο θαλαμικός οπτικοαισθητικός αναμεταδότης, που είναι κοιλιακά οπίσθιος μέσος θάλαμος, τότε ισχύουν στον άνθρωπο και το μοντέλο εμπλουτίζει την κατανόηση της λειτουργίας του εγκεφάλου, με τέτοιο τρόπο που αναδεικνύεται η εμπλοκή του σώματος σε πολλαπλές πτυχές της νόησης, του συναισθήματος και της συμπεριφοράς, τόσο σε πλαίσια σπονδυλωτού όσο και σε επίπεδο δικτύου. Αυτό γίνεται διακριτό και στον παρακάτω Πίνακα 1. Είναι σημαντικό να αναφερθεί, ότι αυτή η αλληλεπίδραση μεταξύ νου και σώματος νου συντονίζεται σε ολόκληρο τον εγκέφαλο, αντί να περιορίζεται, ως πρόσθετη εργασία, σε ασυνείδητους και αδρανείς πυρήνες του εγκεφαλικού στελέχους. Αυτή η νέα προοπτική έχει εδραιωθεί από την συμβολή των μελετών νευροαπεικόνισης σε ανθρώπους. Οι μελέτες νευροαπεικόνισης, από την αρχή είχαν δείξει, ότι η αυξημένη δραστηριότητα σε έναν κεντρικό κόμβο του αυτόνομου δικτύου και συγκεκριμένα τον ραχιαίο πρόσθιο φλοιό του προσαγωγίου, συνοδεύει μη ειδικά τη γνωσιακή και συμπεριφορική προσπάθεια [55], ενώ άλλες περιοχές, όπως ο κοιλιακά προμετωπιαίος φλοιός και ο οπίσθιος φλοιός του προσαγωγίου απενεργοποιούνται [56]. Τέτοιου είδους ευρήματα έκαναν την αρχή για τη μεταγενέστερη περιγραφή και του προεπιλεγμένου τρόπου λειτουργίας των δικτύων προσοχής (salience) [57], [58], τα οποία αντίστοιχα τα ίδια συνδέονται με τη συμπαθητική εκροή κατά μήκος πολλαπλών αξόνων. Παραδείγματος χάριν, αγγειακών, καρδιακών, μαθητικών και ηλεκτροδερμικών [59-61] και αντισυμπαθητικό/παρασυμπαθητικό έλεγχο [62].

Βασισμένο στο ανθρώπινο έργο επανεξετάστηκε η έννοια του κεντρικού αυτόνομου δικτύου σε μια μεταιχμιακή αποτίμηση των νευροαπεικονιστικών μελετών [63]. Σε διάφορες μελέτες και εργασίες ο ραχιαίος μέσος φλοιός, ο αμφίπλευρος νησιωτικός φλοιός και η αμυγδαλή αναγνωρίστηκαν ως ο σταθερός πυρήνας του κεντρικού αυτόνομου δικτύου. Αυτό φαίνεται και παρακάτω στην Εικόνα 2. Συχνά συνδεδεμένο με τη συμπαθητική δραστηριότητα είναι η περιφερειακή ενεργοποίηση εντός των δικτύων “ευαισθησίας” (salience) και “εκτελεστικών” δικτύων και με βάση κάποιες προηγούμενες εικασίες, παρατηρήθηκε ότι πιο συχνά υπάρχει συνολική σύνδεση των περιοχών του δικτύου προεπιλεγμένης λειτουργίας με την παρασυμπαθητική λειτουργία. Σε γενικές γραμμές, έχουν ακολουθηθεί οι ευρετικές έννοιες της φυσιολογικής διέγερσης, η οποία επιτελείται στο επίπεδο ολόκληρου του ατόμου σε όλες αυτές τις έρευνες και χαρακτηρίζεται από την ισορροπία μεταξύ των συμπαθητικών αποκρίσεων “μάχης και φυγής” (fight and flight) έναντι των παρασυμπαθητικών αποκρίσεων “ανάπαυσης και πέψης” (rest and digest). Όλο αυτό έρχεται σε αντίθεση με τις μελέτες που χρησιμοποιούν τη συμπαθητική μικρονευρογραφία. Παραδείγματος χάριν, υπάρχει η τάση στις μελέτες νευροαπεικόνισης να μην διερευνούν με περισσότερη και λεπτομερή ανάλυση τον εκφυτικό έλεγχο του αυτόνομου νευρικού συστήματος. [59], [64].



Εικόνα 2. Το ανθρώπινο αυτόνομο κεντρικό δίκτυο των Beissner et al [63]¹.

A) Περιφερειακή εγκεφαλική δραστηριότητα που σχετίζεται με τη συμπαθητική ρύθμιση με χρώμα κόκκινο στο πάνω μέρος και τη παρασυμπαθητική ρύθμιση με χρώμα μπλε στο κάτω μέρος. Όπως εκτιμάται από την ηλεκτροδερμική δραστηριότητα και τη μεταβλητότητα του καρδιακού ρυθμού υψηλής συχνότητας pgACC, προγενετικό ACC: mdThal, μεσοδόντιος θάλαμος: VTA, κοιλιακή τμηματική περιοχή: MI, πρωτογενής κινητικός φλοιός: MTG, μέση κροταφική έλικα: STG, ανώτερη κροταφική έλικα.

B) Όπως αποκαλύφθηκε από μια συνδυαστική ανάλυση των αυτόνομων ρυθμιστικών περιοχών οι βασικές περιοχές του κεντρικού αυτόνομου δικτύου στον άνθρωπο χωρίζονται σε τρεις κατηγορίες εργασιών: συναισθηματική/αισθητική η μπλε, γνωσιακή η κόκκινη και σωματοκινητική η πράσινη.

Ενδείξεις για L: αριστερά και R: δεξιά.

(Για την ερμηνεία των αναφορών στο χρώμα σε αυτό το υπόμνημα της παραπάνω εικόνας, προτείνεται η περεταίρω ανάγνωση της έρευνας των Beissner et al [63] και Quadt et al [65])

¹ Η παραπάνω φωτογραφία πάρθηκε ως στιγμιότυπο από την έρευνα των Quadt et al [65].

Πίνακας 1. Το κεντρικό αυτόνομο δίκτυο στον άνθρωπο και οι αποδιδόμενες συναισθηματικές, γνωσιακές και αισθητικοκινητικές διεργασίες

Περιοχή	Συναισθήματα	Νόηση	Αισθητικοκινητική επεξεργασία
Ραχιαίος πρόσθιος φλοιός	Γνωσιακός έλεγχος Ψυχοφυσιολογική διέγερση Επεξεργασία προσοχής	Έλεγχος προσοχής Διανοητική προσπάθεια	Φλοιός σπλαχνικού φλοιού Πρόσθετος οπτικοαισθητικός φλοιός Επεξεργασία πόνου
Γεννητικός φλοιός εγκεφάλου Υπογενετικός φλοιός Πρόσθιος νησιωτικός φλοιός	Ρυθμιστικός έλεγχος Συνειδητή πρόσβαση στα συναισθήματα	Συναισθηματική αξιολόγηση Επεξεργασία ανταμοιβής Ρύθμιση της προσοχής Λήψη αποφάσεων αντίληψης	Λιμβικό κινητικό σύστημα
Μέσος νησιωτικός φλοιός	Αλληλεπίδραση μεταξύ της διανοητικής αντίληψης και του άγχους	Αντιληπτικοί χάρτες σώματος	Επεξεργασία γευστικών ερεθισμάτων Επεξεργασία γαστρικού σήματος Καρδιοαναπνευστικό σήμα Θερμική αίσθηση και πόνος
Ορβομετωπιαίος φλοιός	Ενίσχυση των συναισθηματικών καταστάσεων μέσω της επεξεργασίας ανταμοιβής	Σχετικές ανταμοιβές	Δευτερογενής φλοιός γεύσης και οσφρητικός φλοιός
Αμυγδαλή	Επεξεργασία φόβου	Ρύθμιση της ευαισθησίας	Όσφρηση
Πλευρικός υποθάλαμος πυρήνα	Έκφραση συναισθήματος		Θερμορρύθμιση
Περιακροταφικός γκρίζος	Επεξεργασία φόβου	Διανοητική προσπάθεια	Επεξεργασία πόνου
Παραβραχιόνιος πυρήνας Εγκάρσιος μυελός	Ρύθμιση της διάθεσης		Διαμόρφωση του πόνου Επεξεργασία γαστρικού σήματος
Πυρήνας της μοναχικής οδού	Συναισθηματικές αλλαγές ως απάντηση σε φλεγμονώδεις προκλήσεις		Επεξεργασία οπτικοαισθητικών ερεθισμάτων

3.2 ΝΟΗΣΗ

Για τη νοητική επεξεργασία πληροφοριών και γενικότερα τα “νοητικά πράγματα” έχει αποδοθεί ο γενικός όρος της νόησης. Οι γνωστικές λειτουργίες περιλαμβάνουν τη μνήμη, την προσοχή, την αντίληψη, τον προγραμματισμό, τη γλώσσα και τις συναφείς εκτελεστικές διεργασίες που περιλαμβάνουν την επίλυση προβλημάτων καθώς και τη λήψη αποφάσεων συμπεριλαμβανομένης της απόφασης επιλογής απάντησης. Οι εκτελεστικές λειτουργίες είναι συχνά επίπονες, διότι απαιτούν προσοχή μαζί με αυτό έλεγχο. Υπάρχει μεγαλύτερη ανάγκη για την αξιολόγηση των ίδιων των σκέψεων, όσο αυξάνεται η πολυπλοκότητα των γνωστικών διεργασιών. Αυτή είναι η έννοια της διορατικότητας και της μεταγνώσης. Παραδείγματος χάριν, ένα άτομο να γνωρίζει, ότι αν οι σκέψεις, οι αντιλήψεις και οι πράξεις του είναι αξιόπιστες. Η ενιαία αίσθηση του εαυτού ή αλλιώς αυτογνωσία συνδέεται στενά με την μεταγνώση, άρα δηλαδή με τα συναισθήματα και τα κίνητρα που λειτουργούν στο επίπεδο του ατόμου. Αυτό σχετίζεται με ένα αρκετά μεγάλο μέρος του εγκεφάλου της αυτόνομης λειτουργίας, όπου βρίσκεται πάνω από το εγκεφαλικό στέλεχος, το οποίο και θεσπίζει πολιτικές αποφάσεις σχετικά με το τι πρέπει να κάνει το άτομο και το σώμα στο σύνολό του καθώς και υπερβαίνει τα ομοιοστατικά αντανεκλαστικά συγκεκριμένων οργάνων. Η νόηση μπορεί επίσης να χωριστεί σε “ψυχρή” και “θερμή”. Η ψυχρή νόηση κάνει αναφορά στην επεξεργασία πληροφοριών υπό μια σχετική απουσία “συναισθηματικής” επιρροής, ενώ αντίθετα η θερμή νόηση όπου κυριαρχούν τα συναισθήματα και η αξία (valence: καλές και κακές συναισθηματικές καταστάσεις - ανταμοιβές και τιμωρίες) [66].

Ο τομέας της γνωσιακής νευροεπιστήμης για συγκεκριμένες περιοχές του εγκεφάλου έχει χαρτογραφήσει συγκεκριμένους τομείς της νόησης, κυρίως στον ανθρώπινο εγκεφαλικό φλοιό, όπως φάνηκε και στον Πίνακα 1. Οι φλοιοί συσχέτισης κάνουν τη βαριά δουλειά και όχι οι πρωτογενείς αισθητηριακοί ή κινητικοί φλοιοί. Ωστόσο, παρά την μεγάλη επέκταση του ανθρώπινου νεοφλοιού, κυρίως του προμετωπιαίου φλοιού και εξέλιξη της γλώσσας τα υποστρώματα των βασικών γνωστικών διεργασιών κατανέμονται σε περιοχές κροταφικών, βρεγματικών και μετωπιαίων περιοχών που περιλαμβάνουν επίσης φυλογενετικά παλαιότερες αρχικοφλοιοειδείς περιοχές και συγκεκριμένα τον υπόκαμπο και το cingulate, οι οποίες έχουν σαφή ερπετοειδή ομόλογα [67]. Από μελέτες επίκτητων εστιακών εγκεφαλικών βλαβών προέκυψε η σπονδυλωτή προσέγγιση του εγκεφάλου, όπου με βάση αυτή μια γνωστική λειτουργία έχει την τάση να αποδίδεται στη λειτουργική ακεραιότητα μιας συγκεκριμένης περιοχής [68], [69]. Παρόλο που δεν ήταν ποτέ απόλυτο, αυτό ήταν κλινικά χρήσιμο και το σπονδυλωτό μοντέλο εξακολούθησε να κυριαρχεί. Οι έννοιες των ιεραρχιών επεξεργασίας πληροφοριών συγχέονται συχνά με αυτό το πλαίσιο. Η έρευνα της λειτουργικής απεικόνισης του εγκεφάλου συνοδεύτηκε από μια αύξηση της σκέψης, καθώς ωρίμαζε, όσον αφορά τον τρόπο με τον οποίο τα κατανοημένα δίκτυα εγκεφαλικών περιοχών αλληλολεπιδρούν κατά την υποστήριξη των γνωστικών διαδικασιών [70-72].

Συνεπώς, λοιπόν, πλέον υφίσταται ένα καθορισμένο σύνολο λειτουργικών εγκεφαλικών δικτύων. Σε γενικές γραμμές, αυτά αντιστοιχούν στα πρότυπα συσχετιζόμενης νευρικής δραστηριότητας, τα οποία τείνουν να παρατηρούνται στον εγκέφαλο όταν οι άνθρωποι εκτελούν, εντός του μαγνητικού τομογράφου, διαφορετικά γνωσιακά καθήκοντα. Τέτοια γνωσιακά καθήκοντα που δοκιμάζουν και απομονώνουν διαχωρίσιμες γνωστικές διαδικασίες είναι η “προσοχή”, η “ευαισθησία” (salience) και η “εκτελεστική λειτουργία”. Ακόμα τα συγκεκριμένα

ίδια δίκτυα διαπεριφερειακών συσχετίσεων μπορούν να εξαχθούν από σύνολα δεδομένων λειτουργικής νευροαπεικόνισης. Αυτά μπορούν να αποκτηθούν απουσία ψυχολογικής εργασίας, δηλαδή στην “κατάσταση ηρεμίας” και να ποσοτικοποιηθούν. Με αυτό τον τρόπο, η λειτουργική συνδεσιμότητα και η δραστηριότητα σε κατάσταση ηρεμίας εντός και μεταξύ αυτών των δικτύων χρησιμοποιούνται όλο και περισσότερο. Η χρήση αυτή προάγει στο να συναχθεί η ακεραιότητα της επικοινωνίας μεταξύ κατανεμημένων νευρικών υποστρωμάτων για την υποστήριξη διαφορετικών γνωστικών διεργασιών σε σύνολα ατόμων. Τέτοια σύνολα θα μπορούσε να είναι ασθενείς έναντι μιας ομάδας σύγκρισης χωρίς ασθενείς ή τα ίδια άτομα σε διαφορετικές καταστάσεις π.χ. πριν/μετά τη θεραπεία. Αυτό εμφανίζεται πιο αναλυτικά στον Πίνακα 2.

3.2.1 Γνωσιακές Διεργασίες και Αυτόνομη Αλληλοεπίδραση

Όταν εξετάζεται ο τρόπος με τον οποίο αλληλοεπιδρά ο αυτόνομος έλεγχος με τις γνωσιακές διεργασίες, καθώς και με απεικονίσεις διακριτών τύπων αλληλεπιδράσεων διαθέτει ορισμένες σημαντικές αρχές. Πρώτα απ’ όλα, μπορεί να υπάρξει μια βέλτιστη φυσιολογική κατάσταση για την υποστήριξη μιας συγκεκριμένης διαδικασίας από την στιγμή που η φυσιολογική κατάσταση διέγερσης επηρεάζει τις νοητικές λειτουργίες. Αυτή η έννοια επεκτείνει την αρχή της διέγερσης και της ψυχοφυσιολογικής εμπλοκής των Yerkes-Dodson. Πολλές γνωσιακές διεργασίες είναι αξιολογικές, στην πραγματικότητα και επομένως θα επηρεαστούν από τις φυσιολογικές καταστάσεις διέγερσης. Κατά τη διάρκεια των καταστάσεων αυξημένης καρδιαγγειακής διέγερσης η νόηση μπορεί να είναι υποβέλτιστη. Μια τέτοια διέγερση που συνοδεύει την κινητική δράση ή από άλλες ανταγωνιστικές ή συναφείς με την εργασία ενδοαισθητικές σπλαχνικές αισθήσεις, για παράδειγμα, αισθήσεις που επικοινωνούν με εσωτερικές καταστάσεις φλεγμονής, σπλαχνικού πόνου ή ανάγκης παρακίνησης. Η συσχέτιση της καρδιακή επιβράδυνση με της προσδοκώμενης προσοχής ερμηνεύτηκε ως προσαρμογή για τον περιορισμό της καρδιακής παρεμβολής, έτσι ώστε να γίνει πιο εύκολη η επεξεργασία των εξωτερικών περιβαλλοντικών πληροφοριών [73].

Η διεύρυνση των ματιών μπορεί να επηρεάσει το ποιες πληροφορίες έχουν προτεραιότητα για οπτική επεξεργασία, στον τομέα της “καυτής” (hot) νόησης [74]. Παρομοίως, όταν ένα άτομο κάνει ένα σφάλμα απόδοσης σε ένα δύσκολο γνωστικό έργο, αυτό μπορεί να εξηγήσει τη διαστολή της κόρης. Για τη βελτίωση της μελλοντικής απόδοσης, η αυτόνομη απόκριση μπορεί να βελτιώσει την αισθητηριακή επεξεργασία [59]. Επομένως, όπως περιεγράφηκε και νωρίτερα, η πλευρικότητα των γνωστικών και συναισθηματικών διεργασιών συνδέεται με την πλευρικότητα στον αυτόνομο έλεγχο και όχι λιγότερο με τον νευρικό έλεγχο της λεκτικής γλώσσας, όπου κυρίως αυτός συνδέεται με την αριστερή λειτουργική πλευροποίηση του φλοιού του ημισφαιρίου. Οι γλωσσικές διεργασίες, κυρίως η ομιλία, κατά τη διάρκεια της έντονης κινητικής δραστηριότητας και των καταστάσεων μάχης και φυγής της καρδιοαναπνευστικής διέγερσης επιτυγχάνονται ανεπαρκώς. Μια πιθανή έκφραση αυτού είναι η πόλωση του αριστερού εγκεφαλικού φλοιού προς την παρασυμπαθητική, σε αντίθεση της συμπαθητικής κίνησης του δεξιού ημισφαιρίου [75].

Σε ένα γενικότερο πλαίσιο γνωσιακής προσπάθειας και μάθησης, η ενεργοποίηση του αυτόνομου νευρικού συστήματος διαδραματίζει σημαντικό ρόλο. Βασικές αυτόνομες λειτουργίες, όπως ο έλεγχος του καρδιακού ρυθμού και της αρτηριακής πίεσης, εξαρτώνται από τις απαιτήσεις

της συμπεριφοράς. Εάν εκτελούνται δύσκολα σωματικά καθήκοντα ή νοητικά, η δραστηριότητα του ραχιαίου μυελού θα οδηγήσει σε αύξηση της αρτηριακής πίεσης [76]. Αντίστοιχα, θα εξασθενήσουν οι συμπαθητικές καρδιαγγειακές αποκρίσεις από τις στο ραχιαίο φλοιό του μυελού [77]. Όλα αυτά υποδηλώνουν μια ρητή σύνδεση μεταξύ του αντισυμπαθητικού αυτόνομου ελέγχου της κατάστασης διέγερση και ενός μέρους του δικτύου προεπιλεγμένης λειτουργίας, που είναι ο κοιλιακός προμετωπιαίος φλοιός [62]. Αυτό φαίνεται και παρακάτω στην Εικόνα 3.

Χωρίς αμφισβήτηση, οι εκτελεστικές γνωστικές διεργασίες, κυρίως εκείνες που σχετίζονται με την τμηματοποίηση και την προετοιμασία της δράσης και τη “γνωσιακή προσπάθεια”, μέσω μιας μετατόπισης της συμπαθητικο-αναπνευστικής ισορροπίας οδηγούν την αυτόνομη ισορροπία προς “έτοιμες για δράση” καταστάσεις καρδιοαναπνευστικής διέγερσης. Η έννοια της γνωσιακής προσπάθειας αποκτά ιδιαίτερο ενδιαφέρον εδώ. Η “έτοιμη για δράση” ενεργοποίηση περιλαμβάνει την επιστράτευση του ίδιου συνόλου κέντρων του “δικτύου ευαισθησίας” (salience) που χρησιμοποιείται με την αύξηση της νοητικής προσπάθειας. Δεσμεύεται ο “οπτικοαισθητικός” διμερής νησιωτικός φλοιός παράλληλα με τον “οπτικοκινητικό” ραχιαίο πρόσθιο κερκοφόρο φλοιό, πιθανότατα μέσω ενός άμεσου αντιγράφου επίδρασης [59], ενώ το δίκτυο προεπιλεγμένης λειτουργίας είναι απενεργοποιημένο [78]. Δεν έχει διευκρινιστεί πλήρως το γιατί τέτοιες φυσιολογικές διέγερσης περιφερικές καταστάσεις θα μπορούσαν να διευκολύνουν την επίτευξη αφηρημένων γνωσιακών διαδικασιών, όπως είναι η επίλυση σύνθετων μαθηματικών προβλημάτων ή η ανάκληση μακρινών αναμνήσεων.

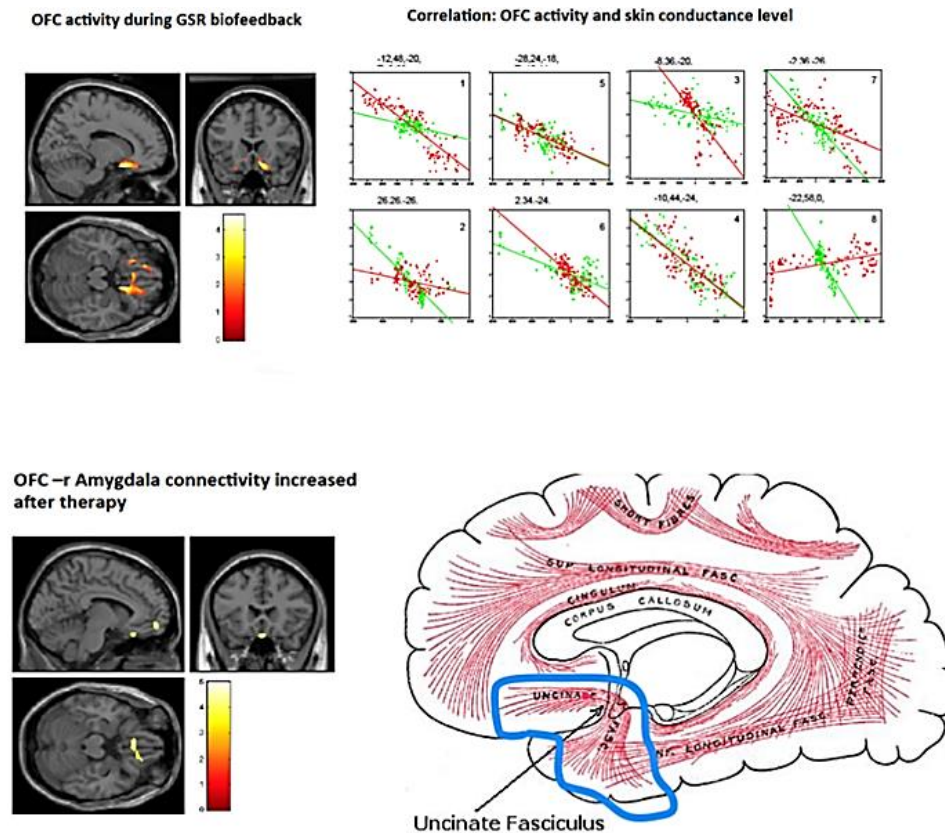
3.2.2 Συναισθηματική Μνήμη και Αυτόνομη Κατάσταση

Από φυλογενετικής άποψης, η συσχέτιση των σωματικών καταστάσεων με τις αναμνήσεις είναι εξαιρετικά επωφελής, καθώς επιτρέπει στον οργανισμό να αποφεύγει ορισμένα ερεθίσματα που συνδέονται με αρνητική επίδραση, βλάβη στην ακεραιότητα του συστήματός του ή φόβο, είτε να θυμάται ευημερούσες τοποθεσίες για τροφή και αναζήτηση τροφής. Πληροφορίες σχετικά με τις σωματικές καταστάσεις στον ιππόκαμπο αναμεταδίδονται από τα αυτόνομα σήματα και επηρεάζουν τη μνήμη και τις σχετικές διαδικασίες μάθησης. Προκειμένου να θυμάται τη θέση των τροφικών πόρων, απαιτούνται διεργασίες οπτικοχωρικής, συναφούς και δηλωτικής μνήμης, οι οποίες κωδικοποιούνται στον ιππόκαμπο. Επομένως, οι λειτουργικοί, στενοί και νευροανατομικοί μεταξύ των εγκεφαλικών συστημάτων που σηματοδοτούν τις διανοητικές καταστάσεις των περιοχών του ιππόκαμπου είναι επωφελείς. Αυτοί σχετίζονται με τη μάθηση και την ανάκληση πληροφοριών για τον εξωτερικό κόσμο [79]. Σε μια πρόσφατη ανασκόπηση που υπογραμμίζει τη συσχέτιση μεταξύ του νευροβιολογικού ελέγχου των διαδικασιών μάθησης, της αυτόνομης σηματοδότησης και της μνήμης, αυτό καταδεικνύεται, ιδίως με την ανάδειξη της επιρροής της κεντρικής και περιφερικής φυσιολογικής σηματοδότησης στους νευρώνες του ιππόκαμπου [80].

Με βάση αυτό, η κωδικοποίηση και η ανάκληση της μνήμης διευκολύνονται και ενισχύονται όταν ένα γεγονός συνοδεύεται από υψηλή συναισθηματική και φυσιολογική διέγερση [81]. Η έκκριση ορμονών του στρες, όπως η αδρεναλίνη και η κορτιζόλη επηρεάζουν τις μνημονικές διαδικασίες, όπως υποδεικνύεται από την ενίσχυση της παγίωσης της μνήμης και από τον επακόλουθο πειραματικό χειρισμό αυτών των ορμονών. Η εξασθένηση της δραστηριότητας

Πίνακας 2. Εγκεφαλικά δίκτυα λειτουργικά στον άνθρωπο και ο ρόλος τους στη συναισθηματική και αυτόνομη επεξεργασία

Λειτουργικό εγκεφαλικό δίκτυο	Προτεινόμενες λειτουργίες	Συναισθηματισμός /επίδραση	Αυτόνομο/δισαιθητικό
Δίκτυο ευαισθησίας (saliency)	Δέσμευση εργασιών Κίνητρα και συναισθηματική υποκρισία Γνωσιακός έλεγχος Νοητική προσπάθεια	Απειλή Άγχος Επιβράβευση Κίνητρο	Καρδιοαναπνευστική διέγερση Ομοιοστατικές απειλές
Δίκτυο προεπιλεγμένης λειτουργίας	Off-task προσοχή εσωτερικευμένης κατευθύνσεως Αυτοαναφορική επεξεργασία Ανάκληση μνήμης οπτικές εικόνες αυτοδημιουργούμενες σκέψεις	Ξεκούραση Θετικά συναισθηματικές καταστάσεις	Παρασυμπαθητική κυριαρχία Μειωμένη συμπαθητική κίνηση
Κεντρικό εκτελεστικό δίκτυο Μετωπιαίο δίκτυο	Γνωστική προσπάθεια Εκτελεστικές λειτουργίες Μνήμη εργασίας	Συναισθηματική ρύθμιση	Διαμόρφωση διέγερσης κατά τη διάρκεια γνωστικής προσπάθειας
Αισθησιοκινητικό δίκτυο	Κινητική δράση Σωματοαισθητική επεξεργασία	Συναισθηματικός μιμητισμός Ενσυναίσθηση	Κεντρική διοίκηση Ανταπόκριση στις αυτόνομες προκλήσεις



Εικόνα 3. Ηλεκτροδερμική βιοανάδραση.

Μια πολύτιμη προοπτική για τα νευρικά υποστρώματα και τους μηχανισμούς που υποστηρίζουν την ενσωμάτωση του φυσιολογικού και του γνωστικού ελέγχου παρέχεται από τις μελέτες νευροαπεικόνισης της αυτόνομης βιοανάδρασης².

μπορεί να οδηγήσει σε εξασθένιση της μνήμης, ενώ η φαρμακολογική ενίσχυση των συμπαθητικών αποκρίσεων μπορεί να βελτιώσει τις διαδικασίες της δηλωτικής μνήμης [81]. Υπάρχει διαφοροποίηση των επιδράσεων, γενικότερα, αναλόγως με το αν το υλικό που παρουσιάζεται είναι οικείο και συναισθηματικό [82], [83]. Οι συναισθηματικά διεγερτικές εμπειρίες παγιώνονται στη μακροπρόθεσμη μνήμη έχουν δείξει μελέτες νευροαπεικόνισης, μέσω της ενσωμάτωσης νευρορυθμιστικών διεργασιών εντός της βασολατρικής αμυγδαλής, όπου περιοχές του εγκεφάλου που εμπλέκονται στην παγίωση της μνήμης εκείνη στη συνέχεια προβάλλεται [84].

Οι διεργασίες μνήμης, όσον αφορά τις συναισθηματικές πληροφορίες, επηρεάζονται περαιτέρω τόσο από τον βαθμό στον οποίο ένα άτομο μπορεί να αισθανθεί με ακρίβεια τα εσωτερικά σήματα, δηλαδή τη διανοητική ακρίβεια, όσο και από τις καταστάσεις καρδιαγγειακής

² Η παραπάνω φωτογραφία πάρθηκε ως στιγμιότυπο από την έρευνα των Quadts et al [65]

διέγερσης [85]. Προκειμένου να διαπιστωθεί η σχέση μεταξύ της αντίληψης των εσωτερικών καταστάσεων και των μνημονικών διαδικασιών έχουν χρησιμοποιηθεί παραδείγματα κλιμάκωσης φόβου. Όταν η καρδιαγγειακή διέγερση σηματοδοτείται στο εγκεφαλικό στέλεχος μέσω των αρτηριακών βαροϋποδοχέων, τότε η αντίληψη των φοβικών ερεθισμάτων ενισχύεται, δηλαδή όταν προβάλλονται στις συστολικές φάσεις της καρδιακής κοιλίας του καρδιακού κύκλου, [86], [87]. Κάνοντας ένα πείραμα και μετρώντας τις αποκρίσεις της δερματικής αγωγιμότητας (skin conductance responses – SCR), οι συμμετέχοντες ήρθαν σε επαφή με δύο ερεθίσματα απειλής συνδυασμένα με ηλεκτροδερμικά σοκ και δύο ερεθίσματα ασφαλείας χωρίς σοκ. Αυτά ήταν συνδεδεμένα είτε με διαστολικές είτε συστολικές φάσεις του καρδιακού κύκλου. Κατά τη διάρκεια της εξαφάνισης του φόβου, όπου δεν χορηγήθηκαν ηλεκτροσόκ δηλαδή, παρουσιάστηκαν στους μισούς συμμετέχοντες μη ζευγαρωμένα ερεθίσματα, είτε σε αλλαγμένες καρδιακές συνθήκες είτε στις ίδιες. Την επόμενη ημέρα παρουσιάστηκαν ξανά όλα τα εξαρτημένα ερεθίσματα, από την στιγμή που δόθηκαν τυχαία ηλεκτροσόκ για την επαναφορά των αναμνήσεων φόβου. Κατά τη φάση της επαναφοράς, δεν υπήρξε χρονική δέσμευση με τον καρδιακό κύκλο. Κατά τη διάρκεια της απόκτησης του φόβου τα αποτελέσματα δείχνουν ότι οι αποκρίσεις δερματικής αγωγιμότητας (skin conductance responses – SCR) ήταν μεγαλύτερες όταν τα ερεθίσματα παρουσιάζονταν στη συστολή παρά στη διαστολή, ανεξάρτητα από την παρουσία της χορήγησης σοκ και αυτό το αποτέλεσμα διήρκεσε μέχρι την εξαφάνιση και την επαναφορά. Επιπλέον, μόνο στους συμμετέχοντες που υποβλήθηκαν σε απόκτηση και εξαφάνιση με την ίδια καρδιακή συνθήκη η εξαρτημένη μνήμη φόβου διατηρήθηκε. Τα ευρήματα αυτά υποδεικνύουν ότι η τη μνήμη των φοβικών ερεθισμάτων πλαισιώνεται από την καρδιαγγειακή διέγερση και ότι η μεταβολή αυτού του πλαισίου μπορεί να διαταράξει μνήμες [88].

3.3 ΗΛΕΚΤΡΟΕΓΚΕΦΑΛΟΓΡΑΦΗΜΑ (ΗΕΓ)

Για να γίνει πιο εύκολα κατανοητή η δυναμική των γνωσιακών διεργασιών, η υψηλή χρονική ανάλυση του ΗΕΓ είναι ανεκτίμητη. Πολύ σημαντικό ρόλο στην παροχή μετρήσεων της λειτουργικής και αποτελεσματικής συνδεσιμότητας στον εγκέφαλο μπορούν να διαδραματίσουν τα σήματα ΗΕΓ. Παρακάτω, αφού γίνει μια σύντομη περιγραφή των θεμελίων και των βασικών μεθοδολογικών πτυχών των σημάτων ΗΕΓ θα εξεταστεί όσον αφορά τους νευρωνικούς μηχανισμούς, με έμφαση στις νευρωνικές ταλαντώσεις, που διέπουν τις γνωσιακές διεργασίες η σημασία των σημάτων για την απόκτηση νέων γνώσεων, οι οποίες είναι οι εξαιρετικά αργές, η άλφα, η βήτα, η γάμα η θήτα, οι ταλαντώσεις υψηλής συχνότητας (high-frequency oscillations – HFOs) και στους συνδυασμούς των ταλαντώσεων αυτών. Τρεις είναι οι βασικοί λειτουργικοί ρόλοι των εγκεφαλικών ταλαντώσεων, οι οποίοι μπαίνουν σε στοιχειοθέτηση ως:

1. κωδικοποίηση συγκεκριμένων πληροφοριών
2. διαμόρφωση και ρύθμιση των καταστάσεων προσοχής του εγκεφάλου
3. Δημιουργία συγκεκριμένων δυναμικών χώρων εργασίας από εξασφάλιση της επικοινωνίας μεταξύ των νευρωνικών πληθυσμών

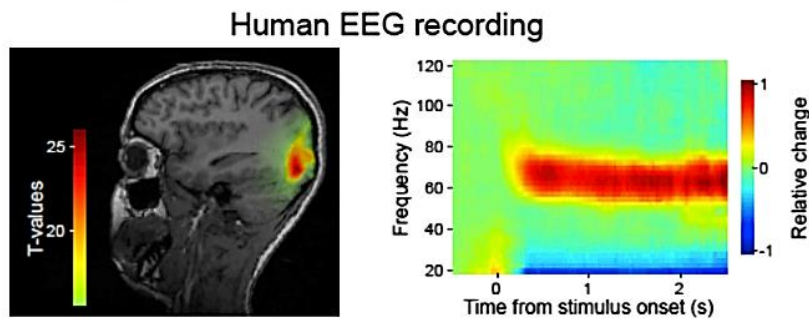
Ο υλικός πυρήνας των γνωσιακών λειτουργιών αποτελείται από τα τελευταία.

3.3.1 Βασικά Στοιχεία

Το ηλεκτροεγκεφαλογράφημα, δηλαδή το ΗΕΓ είναι η καταγραφή των ηλεκτρικών πεδίων του εγκεφάλου, με βάση τον Berger [89]. Προς αναζήτηση της ηλεκτρικής δραστηριότητας του εγκεφάλου, η κινητήρια δύναμη του Berger ήταν “η αναζήτηση της παντοδύναμης δύναμης της ψυχικής ενέργειας τη φύσης” [90]. Το ΗΕΓ μπορεί και επεξεργάζεται ιοντικά ρεύματα που παράγονται από βιοχημικές διεργασίες σε κυτταρικό επίπεδο. Είναι συνηθισμένο να περιγράφονται με όρους ζωνών συχνοτήτων τα σήματα ΗΕΓ, τα όρια των οποίων καθορίστηκαν τεχνητά χωρίς γνώση των νευροφυσιολογικών μηχανισμών. Παρόλα αυτά, οι φασματικές τιμές του ΗΕΓ, όταν αναλυθούν στατιστικά και παραγοντικά το αποτέλεσμα αποδίδει συστάδες συνιστωσών συχνότητας που παρουσιάζουν σημαντική επικάλυψη με τις κλασικά αποδεκτές ζώνες συχνοτήτων και πιο συγκεκριμένα τις infralow, οι οποίες κυμαίνονται από 0.2 Hz και κάτω, τις α και μ από 8 έως 13 Hz, τις β από 14 έως 30 Hz, τις γ από 30 έως 90 Hz, τις δ από 0.2 έως 3.5 Hz και τέλος, τις ταλαντώσεις υψηλής συχνότητας (high-frequency oscillations – HFOs) από 90 και πάνω Hz [91]. Στα σήματα ΗΕΓ που εφαρμόζεται ο όρος “ταλάντωση” χρησιμοποιείται μερικές φορές με έναν αρκετά χαλαρό τρόπο. Το ότι υπάρχει μια σαφώς καθορισμένη ταλάντωση δεν συνεπάγεται με την ύπαρξη δραστηριότητας του ΗΕΓ εντός ενός συγκεκριμένου εύρους συχνοτήτων. Πρέπει, πρώτα να αποδειχθεί ότι υπάρχει μια φασματική κορυφή εντός της ζώνης συχνοτήτων που έχει ενδιαφέρον, προκειμένου να αναγνωριστεί μια ταλάντωση ΗΕΓ. Στη συνέχεια η ταλάντωση ορίζεται από τη συχνότητα κορυφής, το εύρος ζώνης και το πλάτος ή την ισχύ.

Στον τομέα της νευρογνώσης πολλές μελέτες ΗΕΓ αφορούν χρονικά συνδεδεμένα προκλητά ή σχετιζόμενα με γεγονότα δυναμικά (event-related potentials – ERPs) ή μαγνητικά πεδία (event-related magnetic fields – ERFs), τα οποία έχουν αποτελέσει αντικείμενο πολλών επισκοπήσεων, αλλά δεν θα αναλυθούν περαιτέρω εδώ [92]. Οι έρευνες των συνεχιζόμενων σημάτων ΗΕΓ τις τελευταίες δεκαετίες, ιδίως των νευρωνικών ταλαντώσεων έχουν αποκτήσει αξιοσημείωτη θέση, σε συνδυασμό με γνωσιακά γεγονότα. Αυτά τα γεγονότα δεν είναι ακριβώς χρονικά συνδεδεμένα με τις δραστηριότητες αυτές που προκαλούνται από γνωσιακά γεγονότα.

Αυτή η ενότητα επικεντρώνεται σε αυτές τις δραστηριότητες που προκαλούνται από το ΗΕΓ και στις οποίες κατέχουν μείζονα θέση οι ταλαντώσεις. Για την προώθηση της κατανόησης των εγκεφαλικών διεργασιών που διέπουν τις γνωσιακές λειτουργίες ορισμένοι επιστήμονες έχουν εκφράσει σκεπτικισμό σχετικά με την αξία των ρυθμικών δραστηριοτήτων του ΗΕΓ και των εγκεφαλικών ταλαντώσεων. Οι Sejnowski και Paulsen, για παράδειγμα, στην ανασκόπησή τους με θέμα “Network Oscillations”, αναφέρουν ότι παρά την “εκτεταμένη εργασία σχετικά με τις φυσιολογικές και συμπεριφορικές συσχετίσεις των ρυθμών του εγκεφάλου δεν έχει ξεκαθαριστεί πλήρως ακόμη το αν έχουν κάποια σημαντική λειτουργία στον εγκεφαλικό φλοιό των θηλαστικών” [93]. Μέχρι και πρόσφατα ήταν αρκετά συνηθισμένος ο όρος “επιφαινόμενα” (epiphenomena) να έχει εφαρμογή ως επίθετο στις εγκεφαλικές ταλαντώσεις [94]. Παρακάτω στην Εικόνα 4 παρουσιάζονται η συγχρονισμένη επαγόμενη δραστηριότητα της ζώνης γ , ως παράδειγμα.



Εικόνα 4. Αξιολόγηση με *micro* και *macro* τεχνικές της νευρωνικής ζώνης γ . Συγχρονισμένη επαγόμενη δραστηριότητα της ζώνης γ διάρκειας μερικών δευτερολέπτων, όπου εκτιμάει την θέση των κύριων εκτιμώμενων φλοιωδών πηγών, στο αριστερό μέρος και τα αντίστοιχα διαγράμματα χρόνου-συχνότητας στο δεξί μέρος³.

3.3.2 Τρόπος λειτουργίας

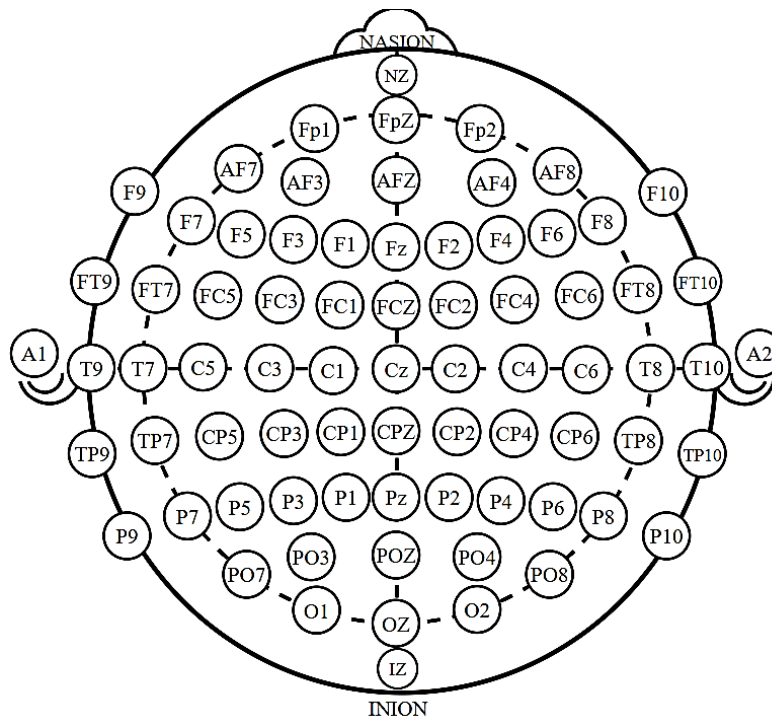
Τα σήματα που καταγράφονται στο ΗΕΓ είναι γενικά της τάξης μερικών δεκάδων μV . Γι' αυτόν τον λόγο θα πρέπει να διαθέτει ενισχυτή με σχετικά μεγάλο κέρδος ο ηλεκτροεγκεφαλογράφος. Σε έναν ΗΕΓ τα ηλεκτρόδια που χρησιμοποιούνται έχουν σχετικά μικρή επιφάνεια, με αποτέλεσμα να εισάγουν σημαντική αντίσταση σειράς με σκοπό να γίνει στον ενισχυτή χρήση υψηλής αντίστασης [95]. Πολύ σημαντικό, επίσης είναι πως για τη μέγιστη μεταφορά δυναμικού στον ενισχυτή, η αντίσταση επαφής του ηλεκτροδίου δεν πρέπει να υπερβαίνει τα 5 $\text{k}\Omega$. Βέβαια, υπάρχουν και τα ηλεκτρόδια τα οποία διαθέτουν ενσωματωμένο κύκλωμα ενίσχυσης των σημάτων κι αυτό είναι σημαντικό να ειπωθεί, γιατί σε αντίθεση με τα παθητικά που δε διαθέτουν τέτοια κύκλωμα αυτά κατατάσσονται στην κατηγορία των ενεργών. Τα ενεργά από προεπιλογή παρέχουν τη δυνατότητα καλύτερων καταγραφών, αλλά εάν υπάρξει απαραίτητη πρόληψη στα ζητήματα που αναφέρθηκαν παραπάνω, τότε και τα παθητικά μπορούν να αποκομίσουν αξιόπιστες καταγραφές.

Το πλήθος των ηλεκτροδίων που χρησιμοποιείται κάθε φορά ποικίλει αναλόγως τη χωρική αναλυτικότητα. Έχουν προταθεί ανά καιρούς διάφορα συστήματα για την τοποθέτηση των ηλεκτροδίων στο κρανίο, όπως το “Queen Square System” [96], αλλά το πιο διαδεδομένο από αυτά είναι το σύστημα 10-20 [97]. Η ονομασία το συστήματος προκύπτει από την επιλογή του 10% της απόστασης των δύο αυτιών ως την απόσταση από το ένα αυτί προς το κοντινότερο ηλεκτρόδιο και επίσης, στην επιλογή του 20% της απόστασης των δύο αυτιών ως την απόσταση μεταξύ δύο οποιoδήποτε ηλεκτροδίων. Με τον ίδιο ακριβώς τρόπο επαναλαμβάνεται η παρούσα διαδικασία κατά μήκος του οβελιαίου ή προσθιοπίσθιου άξονα (ριζορρινίο, nasioninion). Έτσι προσαρμόζονται ανάλογα οι θέσεις των ηλεκτροδίων ανάλογα με τις διαστάσεις του κρανίου του εξεταζόμενου με την ονομασία του να δημιουργείται από τα αρχικά των λοβών που βρίσκονται,

³ Η παραπάνω φωτογραφία πάρθηκε ως στιγμιότυπο από την έρευνα του Silva [94].

δηλαδή π.χ. μετωπιαίος-frontal → F. Ο φορμαλισμός των βασικών αρχών του διεθνούς συστήματος 10-20, παρόλο που κατά την αρχική έκδοση του προέβλεπε τη χρήση μόνο 21 ηλεκτροδίων, κατέστησε δυνατή τη γενίκευσή του για τη χρήση ακόμα περισσότερων ηλεκτροδίων. Μια τέτοια γενίκευση φαίνεται και παρακάτω στην Εικόνα 5, όπου θέσεις ων ενδιάμεσων αποστάσεων των αρχικών θέσεων χρησιμοποιούνται και στο 10%.

Είναι πολύ συχνό φαινόμενο, κατά τη διάρκεια καταγραφής να υπάρχει παραμόρφωση των σημάτων του ΗΕΓ, τόσο από ενδογενή όσο κι από εξωγενή σήματα. Μερικά πολύ χαρακτηριστικά παραδείγματα από τέτοια σήματα είναι αυτά που παράγονται από την κίνηση των βολβών των ματιών που είναι κάτω από 4 Hz, ή το ανοιγόκλεισμα των βλεφάρων, ή από τα ηλεκτρικά σήματα των μυών του προσώπου που είναι πάνω από 30 Hz, ή και από τη δραστηριότητα της καρδιάς, η οποία κυμαίνεται στα 1.2 Hz περίπου. Οι παρεμβολές από το δίκτυο ηλεκτρικών εγκαταστάσεων, με γραμμές μεταφοράς στα 50 Hz, είναι χαρακτηριστικό παράδειγμα εξωγενών παραμορφώσεων [98].



Εικόνα 5. Τοποθέτηση 75 ηλεκτροδίων ως επέκταση του συστήματος 10-20⁴ [99].

⁴ Η παραπάνω εικόνα πάρθηκε από την ιστοσελίδα “Wikimedia Commons” [100].

4.0 ΔΕΔΟΜΕΝΑ & ΒΑΘΙΑ ΜΑΘΗΣΗ

Ένας ηλεκτροεγκεφαλογράφος λαμβάνει σήματα από τον εγκέφαλο, τα οποία αυτά σήματα είναι τα δεδομένα που χρειάζονται και λαμβάνουν επεξεργασία, προκειμένου να μπορεί να έρθει εις πέρας μια έρευνα. Στο παρόν κεφάλαιο θα γίνει μια εκτενής αναφορά στον τύπο και την ποιότητα δεδομένων και τα βήματα προεπεξεργασίας που χρειάζονται τα δεδομένα, ώστε να είναι κατάλληλα προς επεξεργασία. Έπειτα θα αναπτυχθεί ο τρόπος επεξεργασίας των δεδομένων, που στην παρούσα εργασία στο μέλος της εφαρμογής έγινε με χρήση μεθόδων βαθιάς μάθησης.

4.1 ΤΥΠΟΙ ΔΕΔΟΜΕΝΩΝ

Μια συλλογή αντικειμένων δεδομένων (data objects) συχνά μπορεί να θεωρηθεί ως ένα σύνολο δεδομένων (data set). Άλλες ονομασίες του αντικειμένου δεδομένων είναι σημείο (point), διάνυσμα (vector), εγγραφή (record), γεγονός (event), περίπτωση (case), πρότυπο (pattern), δείγμα (sample), παρατήρηση (case) ή οντότητα (entity). Ένα πλήθος χαρακτηριστικών (attribute) περιγράφει τα αντικείμενα δεδομένων, που με την σειρά τους περιγράφουν τα χαρακτηριστικά ενός αντικειμένου, όπως είναι ο χρόνος που συνέβη ένα γεγονός ή η μάζα ενός αντικειμένου. Άλλες ονομασίες ενός χαρακτηριστικού είναι πεδίο (field), γνώρισμα (feature), χαρακτηριστικό (characteristic), μεταβλητή (variable) ή διάσταση (dimension). Συνήθως, ένα αρχείο είναι ένα σύνολο δεδομένων, στο οποίο τα αντικείμενα στο αρχείο είναι εγγραφές ή γραμμές και κάθε στήλη ή πεδίο αντιστοιχεί σε ένα χαρακτηριστικό.

4.1.1 Τύποι Συνόλων Δεδομένων

Όσο το πεδίο της ανάλυσης δεδομένων αναπτύσσεται και ωριμάζει, για τους πολλούς τύπους δεδομένων υπάρχει μια μεγαλύτερη ποικιλία συνόλων δεδομένων η οποία διατίθεται προς επεξεργασία. Παρακάτω γίνεται μια εκτεταμένη ανάλυση των πιο κοντινών τύπων. Πριν γίνει η περιγραφή των συνόλων δεδομένων αξίζει να σημειωθούν τρία χαρακτηριστικά τα οποία έχουν σημαντική επίδραση στις τεχνικές ανάλυσης δεδομένων, όπου χρησιμοποιούνται και εφαρμόζονται σε πολλά σύνολα δεδομένων. Αυτά είναι η διάσταση (dimensionality), η κατανομή (distribution) και η ανάλυση (resolution).

4.1.1.1 Δεδομένα Εγγραφών (Record Data)

Προϋπόθεση ενός πολύ μεγάλου μέρους της εργασίας της ανάλυσης δεδομένων είναι ότι το σύνολο δεδομένων είναι αντικείμενα δεδομένων ή αλλιώς μια συλλογή από εγγραφές καθεμία από τις οποίες αποτελείται από ένα σταθερό σύνολο πεδίων δεδομένων ή χαρακτηριστικών. Τα δεδομένα εγγράφων συνήθως αποθηκεύονται σε σχεσιακές βάσεις δεδομένων ή σε τυποποιημένα (flat) αρχεία. Η ανάλυση δεδομένων δεν χρησιμοποιεί καμία από τις επιπρόσθετες πληροφορίες

που είναι διαθέσιμες σε μια σχεσιακή βάση δεδομένων, αλλά οι σχεσιακές βάσεις δεδομένων είναι οπωσδήποτε περισσότερο από μια συλλογή εγγράφων. Αντίθετα, χρησιμεύει ως ένας βολικός χώρος εύρεσης εγγραφών η βάση δεδομένων.

4.1.1.2 Πίνακας Δεδομένων (Data Matrix) όλα τα αντικείμενα μιας συλλογής δεδομένων,

Αν έχουν το ίδιο σταθερό σύνολο αριθμητικών χαρακτηριστικών, τότε μπορούν να θεωρηθούν ως σημεία σε ένα πολυδιάστατο χώρο τα αντικείμενα, όπου κάθε διάσταση αναπαριστά ένα ξεχωριστό χαρακτηριστικό που περιγράφει το αντικείμενο. Μπορεί να ερμηνευτεί και ως ένας πίνακας διαστάσεων $M \times N$ ένα σύνολο τέτοιων αντικειμένων δεδομένων, όπου υπάρχουν M γραμμές, μία για κάθε αντικείμενο και N στήλες, μία για κάθε χαρακτηριστικό, με άλλα λόγια σωστή ερμηνεία επίσης είναι και αν ειπωθεί ότι είναι μια αναπαράσταση όπου τα αντικείμενα τοποθετούνται στις στήλες και τα χαρακτηριστικά στις γραμμές.

Αυτός ο πίνακας διαφορετικά ονομάζεται και πίνακας δεδομένων ή πίνακας προτύπων (pattern matrix). Πρακτικά μια παραλλαγή των δεδομένων εγγραφών αποτελεί ένας πίνακας δεδομένων. Όμως, μπορούν να εφαρμοστούν πρότυπες λειτουργίες πινάκων για τη διαχείριση και το μετασχηματισμό των δεδομένων, επειδή αποτελείται από αριθμητικά χαρακτηριστικά. Επομένως, για τα περισσότερα στατιστικά δεδομένα ο πίνακας δεδομένων είναι μια τυποποιημένη μορφή

4.1.1.3 Δεδομένα Χρονικών Σειρών (Time Series Data)

Ένας ειδικός τύπος ακολουθιακών δεδομένων είναι τα δεδομένα χρονικών σειρών, τα οποία είναι μια σειρά μετρήσεων, οι οποίες γίνονται κατά την πάροδο του χρόνου, δηλαδή κάθε εγγραφή είναι μια χρονική σειρά. Είναι σημαντικό το γεγονός ότι, όταν γίνεται επεξεργασία χρονικών δεδομένων πρέπει να λαμβάνεται υπόψη η χρονική αυτοσυσχέτιση. Παραδείγματος χάριν, οι τιμές των μετρήσεων είναι συχνά παρόμοιες, αν δύο μετρήσεις είναι κοντινές χρονικά.

4.1.1.4 Δεδομένα Ακολουθίας (Sequence Data)

Ένα σύνολο δεδομένων το οποίο είναι μια ακολουθία ατομικών οντοτήτων αποτελεί τα δεδομένα ακολουθίας, όπως μια ακολουθία γραμμάτων ή λέξεων. Με τα ακολουθιακά δεδομένα είναι αρκετά παρόμοια, αφού υπάρχουν θέσεις σε μια διατεταγμένη ακολουθία, με τη διαφορά, όμως διαφορά ότι δεν υπάρχει καθόλου η έννοια του χρόνου.

4.1.1.5 Χωρικά Δεδομένα (Spatial Data)

Ορισμένα αντικείμενα έχουν ιδιαίτερα χαρακτηριστικά, όπως οι περιοχές, οι θέσεις ή όπως και άλλους τύπους χαρακτηριστικών. Τα καιρικά δεδομένα είναι ένα παράδειγμα χωρικών δεδομένων, όπως η θερμοκρασία, η καθίζηση και η πίεση, που συλλέγονται για μια ποικιλία γεωγραφικών

περιοχών. Μέσα στο χρόνο τέτοιες μετρήσεις συλλέγονται συχνά και επομένως τα δεδομένα αποτελούνται από χρονικές σειρές σε διάφορες τοποθεσίες. Γίνεται αναφορά σε χωροχρονικά δεδομένα σε αυτή την περίπτωση. Απαιτεί να εξεταστούν μαζί η χωρική και η χρονική πτυχή τους μια πληρέστερη ανάλυση των χωροχρονικών δεδομένων, παρότι η ανάλυση μπορεί να υλοποιηθεί ξεχωριστά για κάθε χρόνο ή περιοχή.

Η χωρική αυτοσυσχέτιση (spatial autocorrelation) είναι μια σημαντική πλευρά των χωρικών δεδομένων, λόγω χάρη έχουν την τάση να ομοιάζουν και με άλλους τρόπους αντικείμενα που μοιάζουν κατά τρόπο φυσικό. Επομένως, έχουν συνήθως παρόμοιες τιμές ως προς τη βροχόπτωση και τη θερμοκρασία δυο σημεία στη γη τα οποία είναι κοντινά μεταξύ τους. Παρατηρείται, δηλαδή ότι η χρονική αυτοσυσχέτιση είναι ανάλογη της χωρικής αυτοσυσχέτισης.

Σημαντικά παραδείγματα χωροχρονικών και χωρικών δεδομένων είναι τα μηχανολογικά και σύνολα δεδομένων, τα οποία είναι οι έξοδοι ενός μοντέλου ή αποτέλεσμα μετρήσεων που λαμβάνονται σε ακανόνιστα ή κανονικά καταναμημένα σημεία ενός δισδιάστατου ή τρισδιάστατου πλέγματος ή καταναμημένης τοπολογίας. Παραδείγματος χάρη, στην προσομοίωση της ροής ενός καυσίμου, η κατεύθυνση και η ταχύτητα της ροής μπορεί να καταγραφεί για κάθε σημείο του πλέγματος κατά τη διάρκεια της προσομοίωσης. Αν, όμως παρατηρηθεί η τροχιά των αντικειμένων, όπως είναι τα οχήματα, στον χώρο αλλά και στον χρόνο, προκύπτει ένας διαφορετικός τύπος χωροχρονικών δεδομένων.

4.2 ΠΟΙΟΤΗΤΑ ΤΩΝ ΔΕΔΟΜΕΝΩΝ

Η ανάλυση δεδομένων μπορεί να εφαρμοστεί αρκετά συχνά σε δεδομένα τα οποία συλλέχθηκαν για μελλοντική χρήση ή για κάποιον άλλο σκοπό αλλά μέχρι και για εφαρμογές που δεν έχουν προσδιοριστεί ακόμα. Η ανάλυση δεδομένων, για το λόγο αυτό τα σημαντικά οφέλη της “αντιμετώπισης θεμάτων ποιότητας στην πηγή των δεδομένων” αδυνατεί να τα εκμεταλλευτεί. Αντίθετα, ένα προκαθορισμένο επίπεδο ποιότητας των δεδομένων επιτυγχάνεται από ένα μεγάλο μέρος της στατιστικής ασχολείται που με τη σχεδίαση πειραμάτων ή μελετών. Επειδή η ποιότητα των δεδομένων ως προς την πρόληψη της εμφάνισης προβλημάτων δεν αποτελεί τυπικά επιλογή, η ανάλυση δεδομένων επικεντρώνεται:

1. Για δεδομένα χαμηλής ποιότητας σε αλγορίθμους με ανεκτικότητα σε αυτά
2. Στον εντοπισμό των προβλημάτων ποιότητας, όπως και στη διόρθωση αυτών

Το τελευταίο βήμα, μάλιστα αναφέρεται και ως καθαρισμός δεδομένων (data cleaning), δηλαδή ο εντοπισμός και η διόρθωση.

4.2.2 Σφάλματα Μετρήσεων και Συλλογής Δεδομένων

Σε κάθε πρόβλημα που απορρέει από τη διαδικασία μέτρησης αναφέρεται ο όρος σφάλμα μετρήσεων (measurement error). Η διαφορά ως ένα βαθμό της καταγεγραμμένης τιμής από την πραγματική είναι ένα κοινό πρόβλημα. Σφάλμα (error) ονομάζεται η αριθμητική διαφορά της μέτρησης από την πραγματική τιμή για συνεχή χαρακτηριστικά. Ο όρος σφάλμα συλλογής δεδομένων (data collection error) αναφέρεται σε σφάλματα όπως είναι η ενέργεια του να μη

συμπεριληφθεί με κατάλληλο τρόπο ένα αντικείμενο δεδομένων ή η παράλειψη αντικειμένων δεδομένων ή τιμών χαρακτηριστικών. Μπορεί να είναι συστηματικά είτε τυχαία τόσο τα σφάλματα μετρήσεων όσο και τα σφάλματα της συλλογής δεδομένων.

Υπάρχουν συγκεκριμένοι τύποι σφαλμάτων δεδομένων, εντός συγκεκριμένων τομέων, οι οποίοι είναι συνηθισμένοι και σε πολλές περιπτώσεις για την ανίχνευση ή/και διόρθωση αυτών των σφαλμάτων υπάρχουν ανεπτυγμένες τεχνικές. Παραδείγματος χάριν, είναι συνηθισμένα τα σφάλματα ηλεκτρολογίου, όταν τα δεδομένα εισάγονται με το χέρι κι έτσι έχουν αναπτυχθεί τεχνικές ανίχνευσης και διόρθωσής τους, για πολλά προβλήματα εισαγωγής δεδομένων, με ανθρώπινη παρέμβαση.

4.2.3 Θόρυβος και Τεχνητά Δημιουργήματα

Σε ένα σφάλμα μέτρησης ο θόρυβος είναι μια τυχαία συνιστώσα. Μπορεί να εμπεριέχει την προσθήκη μη αληθινών αντικειμένων ή την διαστρέβλωση μιας τιμής. Ο όρος θόρυβος σε σχέση με δεδομένα που εμπεριέχουν χρονικά ή χωρικά στοιχεία χρησιμοποιείται συχνά. Προκειμένου να ελαττωθεί ο θόρυβος, σε αυτές τις περιπτώσεις συχνά χρησιμοποιούνται τεχνικές επεξεργασίας σήματος ή εικόνας για να βοηθήσουν στην ανακάλυψη σημάτων ή προτύπων, τα οποία μπορεί να χάθηκαν στο θόρυβο.

Παρόλα αυτά, στην ανάλυση δεδομένων η εξάλειψη του θορύβου είναι συχνά δύσκολη και σημαντική εργασία, η οποία ακόμη και όταν υπάρχει θόρυβος επικεντρώνεται στην επινόηση εύρωστων αλγορίθμων, οι οποίοι παράγουν αποδεκτά αποτελέσματα. Παραδείγματος χάριν, σε ένα σύνολο φωτογραφιών σε ένα σύνολο φωτογραφιών, ως σφάλμα δεδομένων μπορεί να θεωρηθεί αποτέλεσμα πιο σοβαρού φαινομένου. Στα δεδομένα τέτοιου είδους σοβαρές παραμορφώσεις συχνά αναφέρονται και ως τεχνητά δημιουργήματα (artifacts).

4.3 ΠΡΟΕΠΕΞΕΡΓΑΣΙΑ ΔΕΔΟΜΕΝΩΝ

Προκειμένου τα δεδομένα να γίνουν πιο κατάλληλα προς ανάλυση και επεξεργασία, πρέπει να ακολουθηθούν τα βήματα προεπεξεργασίας, που ακολουθούν παρακάτω. Η προεπεξεργασία δεδομένων αποτελείται από ένα πλήθος διαφορετικών τεχνικών και στρατηγικών, καθώς είναι μια ευρεία περιοχή, όπου οι τεχνικές σχετίζονται μεταξύ με τρόπους πολυσύνθετους. Μερικά από τα πιο σημαντικά θέματα και προσεγγίσεις στον τομέα ακολουθούν:

- Δειγματοληψία (Sampling)
- Συνάθροιση (Aggregation)
- Επιλογή υποσυνόλου γνωρισμάτων (Feature subset selection)
- Διακριτοποίηση & δυαδικοποίηση δεδομένων (Data discretization & binarization)
- Δημιουργία γνωρισμάτων (Feature creation)
- Μετασηματισμοί μεταβλητών (Variable transformation)
- Μείωση των πολλών διαστάσεων (Dimensionality reduction)

Κατά γενικό κανόνα, υπάρχουν δύο κατηγορίες που εμπίπτουν τα παραπάνω θέματα: δημιουργία/αλλαγή χαρακτηριστικών, είτε επιλογή χαρακτηριστικών και αντικειμένων

δεδομένων για την ανάλυση. Απώτερος σκοπός είναι η ανάλυση των δεδομένων να βελτιωθεί σε σχέση με το κόστος, το χρόνο και την ποιότητα [101].

4.4 ΑΠΟ ΤΗ ΜΗΧΑΝΙΚΗ ΣΤΗ ΒΑΘΙΑ ΜΑΘΗΣΗ

Η βαθιά μάθηση είναι υποσύνολο της μηχανικής μάθησης. Αυτό είναι ένα νευρωνικό δίκτυο επιπέδων από τρία ή περισσότερων. Αυτά τα νευρωνικά δίκτυα προσπαθούν να προσομοιώσουν τη συμπεριφορά του εγκεφάλου με το να εκπαιδεύονται από μεγάλες ποσότητες δεδομένων. Ένα νευρωνικό δίκτυο με ένα στρώμα μπορεί να κάνει προβλέψεις, ενώ επιπλέον κρυμμένα επίπεδα μπορούν να βοηθήσουν στην ακρίβεια.

Έχουν δημιουργηθεί διάφορες τεχνικές μηχανικής μάθησης που έχουν χρησιμότητα αναλόγως την φύση του προβλήματος και συνήθως είναι οι τρεις παρακάτω:

- Μάθηση από παραδείγματα ή επιβλεπόμενη μάθηση (supervised learning)
- Μάθηση μέσω παρατήρησης ή μη επιβλεπόμενη μάθηση (unsupervised learning)
- Ημι-κατευθυνόμενη μάθηση ή ημι- επιβλεπόμενη μάθηση (semi-supervised learning)

Στη μάθηση με επίβλεψη, η περιγραφή ενός μοντέλου θεωρείται μια έννοια ή μια συνάρτηση από ένα σύνολο δεδομένων, την οποία το σύστημα καλείται να “μάθει”. Με αυτό το είδος εκπαίδευσης έχει υλοποιηθεί η παρούσα εργασία.

4.4.1 Εκπαίδευση με Επιβλεπόμενη Μάθηση

Το ΤΝΔ (Τεχνητό Νευρωνικό Δίκτυο) εκπαιδεύεται έχοντας για γνωστές εισόδους διανύσματα ανεξαρτήτων μεταβλητών, σε αυτό το είδος εκμάθησης, οι οποίες αντιπροσωπεύουν κάποιες συγκεκριμένες, επιθυμητές εξόδους, που είναι διανύσματα εξαρτημένων μεταβλητών. Το σύνολο εκπαίδευσης αποτελείται από όλο αυτό το σύνολο δεδομένων, το οποίο κατέχει ένα 70% από το συνολικό πλήθος των δεδομένων του προβλήματος. Για ένα σύνολο ελέγχου 15%, σκοπός του ΤΝΔ είναι να είναι σε θέση να μαντεύει αποτελεσματικά εισόδους με άγνωστη έξοδο. Υπάρχουν τρεις κατηγορίες όπου διαχωρίζουν την επιβλεπόμενη μάθηση, αναλόγως την μορφή της εξόδου και είναι:

- ΤΝΔ Παλινδρόμησης (Regression ANN), εάν η έξοδος αποτελείται από πραγματικές τιμές
- ΤΝΔ Ταξινόμησης (Classification), εάν η έξοδος είναι ονοματολογίες ετικετών των κλάσεων
- δυαδική ταξινόμηση (Binary Classification), εάν η έξοδος είναι μόνο δύο ετικέτες κλάσεων

Όσον αφορά την ταξινόμηση, της οποίας είναι και βασισμένη η παρούσα εργασία, αντιστοιχεί τα δεδομένα σε αντίστοιχες κλάσεις ή κατηγορίες. Επειδή οι κατηγορίες-κλάσεις, είναι προκαθορισμένες στο πρόβλημα πριν εισαχθούν τα δεδομένα στο νευρωνικό δίκτυο, συνήθως αναφέρεται και ως επιβλεπόμενη μάθηση. Η αντιστοίχιση των κλάσεων με τις τιμές των γνωρισμάτων που χαρακτηρίζουν τα δεδομένα είναι προϋπόθεση των αλγορίθμων αυτής της

κατηγορίας, που λέγονται αλλιώς και ταξινομητές. Οι τεχνικές που κάνουν χρήση ταξινόμησης εκβάλλουν από:

- Νευρωνικά Δίκτυα (Neural Networks)
- Μηχανές-Διανύσματα Υποστήριξης (Support Vector Machines – SVMs)
- Συμβολοσειρές (Strings)
- Πλέγματα (Lattices)
- Χρονοσειρές (Time Series)

Στο επόμενο κεφάλαιο της εφαρμογής θα παρουσιαστούν και δεδομένα χρονοσειρών. Οι μέθοδοι, αναλόγως τον τύπο της συνάρτησης εξόδου διακρίνονται και σε γραμμικούς (linear methods) καθώς και σε μη γραμμικούς (nonlinear methods).

4.4.1.1 Προσαρμογή Συναπτικών Βαρών

Μια επαναληπτική διαδικασία που έχει σκοπό στην αναπροσαρμογή των βαρών των συνάψεων μεταξύ των νευρώνων του ΤΝΔ λαμβάνει χώρα κατά τη διάρκεια της εκπαίδευσης, η οποία υλοποιείται μέσω κάποιου κανόνα μετατροπής, όπως τον Hebbian Learning Rule. Εποχή ή Epoch ονομάζεται το πλήθος των επαναλήψεων εκπαίδευσης. Πιο αναλυτικά, οι τιμές των διανυσμάτων για την είσοδο εισάγονται ταυτόχρονα με τις τιμές των διανυσμάτων για την αντίστοιχη έξοδο, όταν το νευρωνικό δίκτυο είναι σε φάση εκπαίδευσης. Προκειμένου, λοιπόν, οι τιμές που θα φέρει στην έξοδο να είναι όσο το δυνατόν πιο κοντά στις επιθυμητές πραγματικές τιμές, τότε το ΤΝΔ μεταβάλλει τα συναπτικά βάρη. Πιο συγκεκριμένα, το ΤΝΔ θέτει τιμές στα (συναπτικά βάρη ή αλλιώς στους συντελεστές βαρύτητας και ο κάθε νευρώνας παράγει μια τιμή, η οποία με τη συνάρτηση μεταφοράς προωθείται στην τελική έξοδο του νευρωνικού δικτύου, νευρώνας αφού χρησιμοποιήσει την συνάρτηση άθροισης, που έχει οριστεί εξ' αρχής.

4.4.1.2 Επικύρωση

Για να πραγματοποιηθεί η επικύρωση χρησιμοποιείται το 15% του συνόλου των δεδομένων που δεν έχουν χρησιμοποιηθεί στο νευρωνικό δίκτυο, στην συγκεκριμένη φάση. Το ΤΝΔ συνεχίζει να προσαρμόζει τα συναπτικά βάρη, όσο γίνεται η διαδικασία της εκπαίδευσης, βάρη για όσο το σφάλμα παραμένει σταθερό. Η εκπαίδευση τερματίζεται την στιγμή που θα γίνει αντιληπτό, ότι το σφάλμα αρχίζει να αποκτάει ανοδική πορεία.

Όταν έχει συμπληρωθεί ο προκαθορισμένος αριθμός επαναλήψεων (iterations), θα πρέπει η εκπαιδευτική διαδικασία να τερματίζει, ή στην περίπτωση που το σφάλμα ξεπεράσει το προκαθορισμένο όριο ανοχής σφάλματος. Έτσι, είναι εύκολο να αποφευχθεί η υπερπροσαρμογή του δικτύου (overfitting), μέσω αυτής της διαδικασίας επικύρωσης (validation).

4.4.1.3 Έλεγχος

Η τελευταία από τις τρεις φάσεις ανάπτυξης ενός ΤΝΔ είναι η φάση του ελέγχου και ξεκινάει μετά την ολοκλήρωση των άλλων δύο. Το νευρωνικό δίκτυο, με δεδομένη την αρχιτεκτονική του, πλέον χρησιμοποιεί το άλλο 15% του συνόλου των δεδομένων που δεν έχει χρησιμοποιηθεί. Να

σημειωθεί εδώ, ότι το ΤΝΔ δεν το έχει λάβει ποτέ πριν αυτό το σύνολο (first time seen data). Το σύνολο των διανυσμάτων εισέρχεται στην είσοδο και εκτελείται σε ένα μόνο πέρασμα. Η διαφορά σε αυτή την φάση εκτέλεσης είναι, ότι το ΤΝΔ δεν τροφοδοτείται με διανύσματα εξόδου, καθώς εισέρχονται τα διανύσματα στην είσοδο. Επομένως, είναι στην δική του ευχέρεια με βάση αυτά που έχει μάθει κατά την διάρκεια της εκπαίδευσης να αποφασίσει σωστά τις τιμές της εξόδου.

Η υποπροσαρμογή (underfitting) και η υπερπροσαρμογή (overfitting) αποτελεί τροχοπέδη για την ανάπτυξη αποτελεσματικών ΤΝΔ. Αυτές οι δύο περιπτώσεις είναι χαρακτηριστικά οι δύο πιο μεγάλες αιτίες για κακή απόδοση των αλγορίθμων μηχανικής και βαθιάς μάθησης.

Υποπροσαρμογή (Underfitting)

Ο κλάδος των νευρωνικών δικτύων αλλά και του υπόλοιπου συνόλου μοντέλων της βαθιάς μάθησης διέπεται από μια από τις πιο σημαντικές αρχές, που είναι ότι ένα μοντέλο θα πρέπει να είναι όσο πιο απλοϊκό γίνεται. Πέρα από το γεγονός, ότι τα απλά μοντέλα κερδίζουν με τη λιγιστή μνήμη που καταλαμβάνουν και με το χαμηλό υπολογιστικό κόστος έχουν και άλλα μη προφανή οφέλη, όπως για παράδειγμα η κατανόηση του κώδικα ή αλλιώς η μεταξύ ερευνητών του χώρου είναι μακράν πιο βαθιά.

Παρόλα αυτά, τυχαίνει αρκετές φορές εξαιτίας της πενιχρής αρχιτεκτονικής που διαθέτει ένα απλό μοντέλο να μην έχει την ικανότητα να λύσει κάποιο πρόβλημα. Για παράδειγμα, δεν είναι σε θέση να εκτελέσει πολλούς μετασχηματισμούς στα δεδομένα ένα απλό νευρωνικό δίκτυο με ένα και μοναδικό κρυφό στρώμα, έχοντας ως αποτέλεσμα τα ταξινομημένα δεδομένα να μην μπορεί να τα αποδώσει με επιτυχία. Από την άλλη, δεν έχει πρόσβαση σε υψηλές διαστάσεις ένα νευρωνικό δίκτυο με μικρό αριθμό κρυφών στρωμάτων, το οποίο και πάλι μπορεί να οδηγήσει σε λανθασμένη ταξινόμηση των στοιχείων. Επομένως, ένα μοντέλο που δεν μπορεί ούτε να γενικεύσει σε νέα δεδομένα, ούτε να μοντελοποιήσει τα δεδομένα εκπαίδευσης ονομάζεται υποπροσαρμογή (underfitting) [102]. Γι' αυτό, λοιπόν, πρέπει πάντοτε να γίνεται επίβλεψη της πορείας του μοντέλου τόσο στο ζήτημα της τιμής του κόστους, όσο και στην ακρίβεια, έτσι ώστε να είναι βέβαιο ότι δεν έχει πέσει σε περίπτωση υποπροσαρμογής.

Η ελλιπής ποσότητα στοιχείων εκπαίδευσης είναι ένα ακόμη πρόβλημα το οποίο είναι πολύ πιθανό να οδηγήσει στην υποπροσαρμογή. Σύνολα εκπαίδευσης τα οποία διαθέτουν πληθώρα στοιχείων τα νευρωνικά δίκτυα και μοντέλα σαν αυτά, το απαιτούν προκειμένου να συγκλίνουν. Τέλος, ο ρυθμός εκμάθησης του νευρωνικού δικτύου είναι ένας ακόμα πολύ σημαντικός παράγοντας που μπορεί να οδηγήσει σε υποπροσαρμογή. Μπορεί να οδηγήσει σε καθυστερημένη σύγκλιση του μοντέλου ένας ρυθμός μάθησης μικρής εμβέλειας, πράγμα το οποίο σχετίζεται άμεσα με περίπτωση υποπροσαρμογής [103].

Υπερπροσαρμογή (Overfitting)

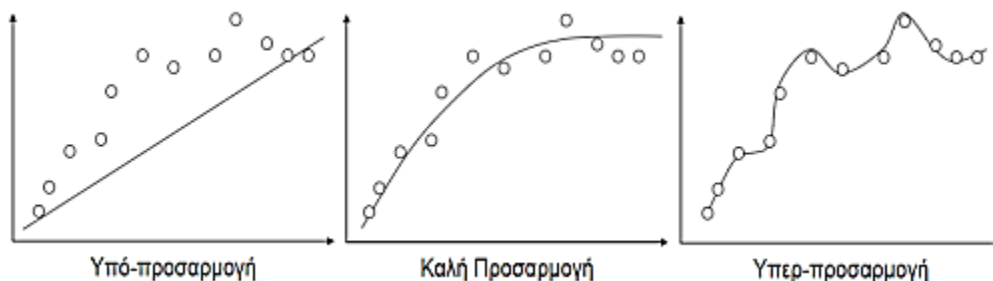
Εν αντιθέσει, όταν ένα μοντέλο λαμβάνει χαμηλή ακρίβεια πάνω στο σύνολο αξιολόγησης, αλλά υψηλή στο σύνολο εκπαίδευσης, τότε παρατηρείται ότι υπάρχει το πρόβλημα της υπερπροσαρμογής (overfitting) των δικτύων. Αυτό σημαίνει, ότι το μοντέλο μαθαίνει πολύ καλά το θόρυβο και τις λεπτομέρειες στα δεδομένα εκπαίδευσης, με αποτέλεσμα να επηρεάζει αρνητικά την απόδοση του μοντέλου σε νέα δεδομένα. Με άλλα λόγια, το μοντέλο αποστηθίζει τον θόρυβο

που συλλέγεται από τα δεδομένα της εκπαίδευσης ως έννοια κι έτσι, όμως, δε δύναται η ικανότητα γενίκευσης των μοντέλων, επειδή δεν εφαρμόζεται στα νέα δεδομένα [102]. Σε ισχυρά μοντέλα, τα οποία έχουν την ικανότητα να προσαρμόζονται πάρα πολύ καλά στο σύνολο εκπαίδευσης εντοπίζεται κυρίως αυτό το πρόβλημα, συμπεριλαμβανομένου ακόμα και των παρεκτρεπόμενων τιμών (outliers).

Τρεις είναι οι λόγοι, που μπορεί να οδηγηθεί σε υπερπροσαρμογή ένα νευρωνικό δίκτυο. Ο πρώτος είναι στην περίπτωση που για όλο το εύρος των πραγματικών τιμών δεν επαρκεί και δεν καλύπτεται από τα διαθέσιμα δεδομένα. Ο δεύτερος λόγος είναι στην περίπτωση που, δεν τροφοδοτηθεί με καταλλήλως κατανομημένα σύνολα εκπαίδευσης (training) και ελέγχου (testing) το νευρωνικό δίκτυο. Ο τρίτος και τελευταίος λόγος είναι στην περίπτωση που ο αριθμός των επαναλήψεων είναι αδικαιολόγητα μεγάλος κατά την εκπαίδευση (εποχές).

Συνιστάται να διατηρείται ένα ξεχωριστό σύνολο δεδομένων για να αποφευχθεί η υπερπροσαρμογή, δηλαδή ένα σύνολο επικύρωσης (validation set), όπου κατά την διάρκεια της εκπαίδευσης να αξιολογείται το δίκτυο, όπως είχε αναφερθεί και νωρίτερα. Σε περίπτωση που παρατηρηθεί, ότι από κάποια εποχή και μετέπειτα, η ακρίβεια πάνω στο σύνολο επικύρωσης μειώνεται αλλά την ίδια στιγμή η ακρίβεια του δικτύου πάνω στο σύνολο εκπαίδευσης αυξάνεται, τότε κατά πάσα πιθανότητα το δίκτυο έχει πέσει σε περίπτωση υπερπροσαρμογής. Γι' αυτό τον λόγο προτιμάται με ιδιαίτερη αμεσότητα να διακοπεί η εκπαίδευση του δικτύου. Η μέθοδος η οποία χρησιμοποιείται κατά κόρον σε αυτές τις συνθήκες είναι η μέθοδος Έγκαιρης Διακοπής ή αλλιώς Early Stopping. Με βάση αυτή τη μέθοδο διακόπτεται περιοδικά η εκπαίδευση του ΤΝΔ και το ΤΝΔ δοκιμάζεται με τα δεδομένα του διανύσματος ελέγχου για κάθε έναν ορισμένο αριθμό από εποχές παραδείγματος χάρι [104].

Για να αντιμετωπιστεί αυτό το πρόβλημα ένας αρκετά χρησιμοποιούμενος τρόπος είναι μέσω της διασταυρωμένης επικύρωσης (cross validation). Στις περιπτώσεις που τα δεδομένα είναι σε μεγάλο βαθμό αραιά (sparse data), για να χρησιμοποιηθεί στην φάση του ελέγχου μπορεί να μην είναι εφικτό να τεθεί αποτελεσματικά ένα μέρος από τα υπάρχοντα διανύσματα στην άκρη (leave one out). Σε αυτή την περίπτωση, το σφάλμα θα είναι παραπλανητικό εάν τα δεδομένα χωριστούν ατυχώς. Γι' αυτόν τον λόγο χρησιμοποιείται το bootstrapping ή η διασταυρούμενη επικύρωση (cross validation) [105].



Εικόνα 6. Γράφημα χαρακτηριστικών προσαρμογής εκπαίδευσης

5.0 ΕΦΑΡΜΟΓΗ

Στην παρούσα ενότητα θα αναπτυχθεί το πειραματικό μέρος της εργασίας. Αναλυτικότερα, χωρίζεται σε τρία μέρη: το πείραμα, εργαλεία και υλοποίηση. Στο πείραμα θα γίνει αναφορά στην ερευνητική ομάδα των επιστημόνων και στο πως έφτασαν στο πείραμα που αναπτύσσεται εδώ ως υλοποίηση, που είναι η ταξινόμηση συναισθημάτων από τα εγκεφαλικά κύματα. Στα εργαλεία γίνεται αναφορά στο περιβάλλον εργασίας που υλοποιήθηκε η εργασία, όπως και στους αλγόριθμους που έλαβαν μέρος για την υλοποίησή του. Τέλος, στην υλοποίηση θα γίνει η παρουσίαση της εργασίας, που περιλαμβάνει τα δεδομένα, τον κώδικα, εικόνες και επεξήγηση πάνω στην σειρά και τα βήματα που ακολουθήθηκαν, όπως και στα αποτελέσματα συνολικά της εργασίας σε μορφή πινάκων για να γίνει πιο κατανοητή.

5.1 ΠΕΙΡΑΜΑΤΙΚΟ ΜΕΡΟΣ

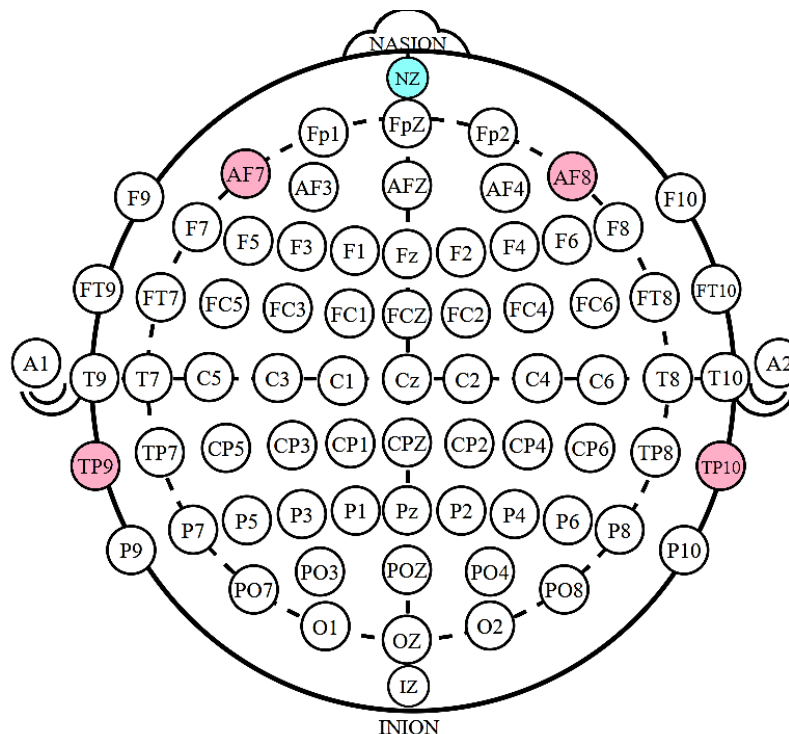
Αρχίζοντας με το πειραματικό μέρος, τρεις πολύ σημαντικοί επιστήμονες σε συνεργασία με δύο ακόμα έκαναν μελέτες οι οποίες έφεραν στο φως πολύ σημαντικές και αξιοσημείωτες ανακαλύψεις. Η πρώτη μελέτη των Jordan Bird, Aniko Ekart, Diego Faria, et. al βασίζεται στην ταξινόμηση της ψυχικής κατάστασης με τη χρήση διεπαφής εγκεφάλου-μηχανής βασισμένη στα εγκεφαλικά κύματα ΗΕΓ [106].

Η συγκεκριμένη μελέτη είχε σκοπό την εύρεση κατάλληλων μεθόδων ταξινόμησης και διακριτικών χαρακτηριστικών με γνώμονα το ΗΕΓ, που με βάση το επίπεδο δραστηριότητας ή τη συχνότητά τους, μπορούν να κατηγοριοποιήσουν τα μοτίβα εγκεφαλικών κυμάτων για την αναγνώριση της ψυχικής κατάστασης, τα οποία χρησιμεύουν στην αλληλεπίδραση ανθρώπου-μηχανής. Με βάση μερικές καταστάσεις του νου που ορίζονται από μελέτες γνωσιακής συμπεριφοράς κατηγοριοποιούνται τρεις πιθανές καταστάσεις, όπως η χαλάρωση, η ουδετερότητα και η συγκέντρωση χρησιμοποιώντας τη ζώνη κεφαλής (headband) Muse με τέσσερα ηλεκτρόδια ΗΕΓ που είναι οι TP9, AF7, AF8 και TP10. Έπειτα, από πέντε άτομα και συνεδρίες διάρκειας ενός λεπτού για κάθε κατηγορία νοητικής κατάστασης δημιουργήθηκε ένα σύνολο δεδομένων, προκειμένου να εκπαιδευτούν και να δοκιμαστούν διαφορετικές μέθοδοι. Δοκιμάστηκε ένας συνδυασμός διαφορετικών μοντέλων ταξινόμησης και αλγορίθμων επιλογής χαρακτηριστικών για να συγκριθούν οι επιδόσεις τους, όσον αφορά τον αριθμό των απαιτούμενων χαρακτηριστικών και την ακρίβεια αναγνώρισης, δεδομένου του προτεινόμενου συνόλου χαρακτηριστικών που εξάγονται από τα πέντε σήματα της ζώνης κεφαλής (headband) του ΗΕΓ από τους αισθητήρες άλφα, βήτα, θήτα, δέλτα και γάμμα. Έλαβαν χώρα διάφορες δοκιμές, όπως η 10-πλότυπη διασταυρούμενη επικύρωση (10-fold cross validation). Τα αποτελέσματα δείχνουν ότι, από ένα σύνολο με πάνω από 2100 χαρακτηριστικά μόνο 44 χαρακτηριστικά είναι απαραίτητα, όταν χρησιμοποιούνται με κλασικούς ταξινομητές, όπως οι μηχανές διανυσμάτων υποστήριξης, τα δίκτυα Bayes τα τυχαία δάση (random forests) επιτυγχάνοντας συνολική ακρίβεια άνω του 87%.

Οι παραπάνω τρεις συγγραφείς (Jordan Bird, Aniko Ekart, Diego Faria) σε συνεργασία με τον Christopher Buckingham δημιούργησαν την δεύτερη μελέτη με βάση την προηγούμενη, η

οποία βασίζεται σε ταξινόμηση νοητικών συγκινησιακών συναισθημάτων χρησιμοποιώντας μια διεπαφή εγκεφάλου-μηχανής βασισμένη στο HEG [107].

Η παρούσα μελέτη διερευνά συνδυαστικές και μεμονωμένες μεθόδους για την ταξινόμηση συναισθηματικών εμπειριών με βάση δεδομένα εγκεφαλικών κυμάτων HEG. Μια εμπορική ζώνη κεφαλής Muse HEG χρησιμοποιείται με ανάλυση των τεσσάρων ηλεκτροδίων, που είναι τα TP9, AF7, AF8 και TP10, όπως φαίνεται στην Εικόνα 7 με ροζ χρώμα. Προκαλούνται συναισθηματικές καταστάσεις με τη χρήση κινηματογραφικών βίντεο κλιπ θετικές και αρνητικές με προφανή αποτίμηση, ενώ καταγράφονται επίσης ουδέτερα δεδομένα ηρεμίας χωρίς να εμπλέκονται ερεθίσματα, διάρκειας για όλα του ενός λεπτού συνεδρία. Στη συνέχεια, για τη δημιουργία ενός μεγάλου συνόλου δεδομένων γίνεται στατιστική εξαγωγή των εγκεφαλικών κυμάτων άλφα, βήτα, θήτα, δέλτα και γάμμα, το οποίο στη συνέχεια μειώνεται σε μικρότερα σύνολα δεδομένων με επιλογή χαρακτηριστικών χρησιμοποιώντας βαθμολογίες από τα δίκτυα Bayes (Bayes Networks), τα OneR, το κέρδος πληροφορίας (Information Gain,) και τη συμμετρική αβεβαιότητα (Symmetrical Uncertainty). Ένα υποσύνολο 63 χαρακτηριστικών που επιλέχθηκαν με βάση τις τιμές του κέρδους πληροφορίας τους, από το σύνολο των 2548 χαρακτηριστικών, βρέθηκε να είναι το καλύτερο όταν χρησιμοποιείται με ταξινομητές συνόλου, όπως το τυχαίο δάσος (random forest). Ξεπερνώντας, λοιπόν, την τρέχουσα κατάσταση της τεχνολογίας κατά 2,99 ποσοστιαίες μονάδες πέτυχαν συνολική ακρίβεια περίπου 97,89%. Ένα βαθύ νευρωνικό δίκτυο με ακρίβεια 94,89% αναδείχθηκε ως ο καλύτερος μεμονωμένος ταξινομητής.

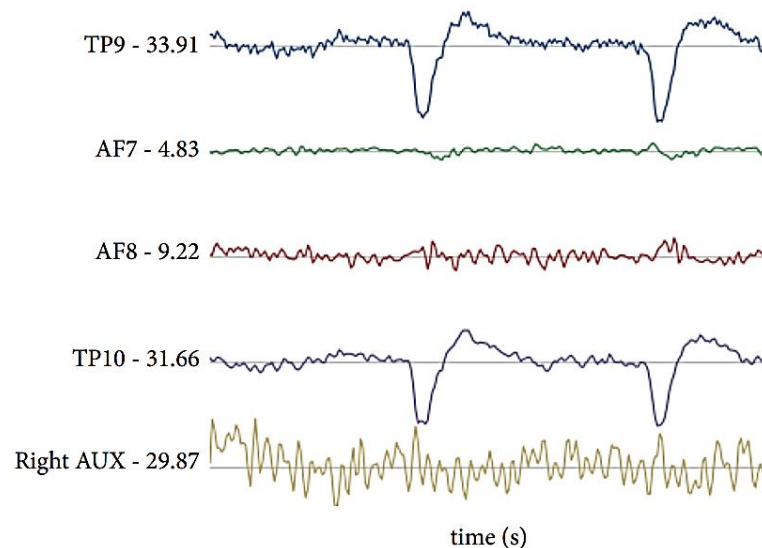


Εικόνα 7. Αισθητήρες TP9, AF7, AF8 και TP10 του HEG της ζώνης κεφαλής Muse στο διεθνές σύστημα τοποθέτησης του προτύπου HEG. Ο αισθητήρας NZ θεωρείται σημείο αναφοράς.

Με βάση την παραπάνω μελέτη και για το ίδιο σετ δεδομένων, όπου βασίστηκε και η παρούσα εργασία, οι τέσσερις αυτοί συγγραφείς (Jordan Bird, Aniko Ekart, Diego Faria, Christopher Buckingham) μαζί με τον Luis Manso, ο οποίος συμμετείχε και στην πρώτη μελέτη, φτάνουν στην τρίτη και τελευταία για εδώ μελέτη, όπου ολοκληρώθηκε η εργασία τους πάνω στα εγκεφαλικά κύματα ΗΕΓ και την ανίχνευση συναισθημάτων. Αυτή η μελέτη ασχολείται με μια βαθιά εξελικτική προσέγγιση σε βιοεμπνευσμένο ταξινομητή και είναι μια βελτιστοποίηση για την αλληλεπίδραση εγκεφάλου-μηχανής [108].

Συνοπτικά, η μελέτη αυτή φέρνει στο φως μια νέα προσέγγιση για την ταξινόμηση δεδομένων ΗΕΓ για τη βελτιστοποίηση της τοπολογίας των τεχνητών νευρωνικών δικτύων και την επιλογή χρήσιμων διακριτικών χαρακτηριστικών ΗΕΓ διερευνώντας την ιδέα της χρήσης εξελικτικού υπολογισμού. Από ένα αρχικό σύνολο 2550 στατιστικών χαρακτηριστικών γίνεται εφαρμογή ενός εξελικτικού αλγόριθμου ΗΕΓ για την επιλογή των πιο κατατοπιστικών χαρακτηριστικών. Πριν από την ταξινόμηση, η βελτιστοποίηση ενός πολυστρωματικού δικτύου (multilayer perceptron – MLP) πραγματοποιείται με εξελικτική προσέγγιση για την εκτίμηση των καλύτερων υπερπαραμέτρων του δικτύου. Επίσης, γίνεται διερεύνηση της βαθιάς μάθησης και του συντονισμού με μακρά βραχυπρόθεσμη μνήμη (long-short term memory – LSTM) και για κάθε πρόβλημα δοκιμάζεται η προσαρμοστική ενίσχυση (adaptive boosting) των δύο τύπων μοντέλων. Γίνονται πειράματα με δέντρα που κάνουν χρήση διαφορετικών ταξινομητών για να πραγματοποιηθεί η σύγκριση. Το πρώτο έχει να κάνει με ταξινόμηση της κατάστασης προσοχής, το δεύτερο με την ταξινόμηση συγκινησιακών συναισθημάτων και το τρίτο με πείραμα στο οποίο ο στόχος είναι να εκτιμηθεί ο αριθμός που σκέφτεται ένα υποκείμενο. Τα αποτελέσματα που προέκυψαν δείχνουν ότι, στα σύνολα δεδομένων προσοχής, συναισθημάτων και αριθμών, ένα ενισχυμένο προσαρμοστικό (adaptive boosted) LSTM μπορεί να επιτύχει ακρίβεια 84,44%, 97,06% και 9,94% αντίστοιχα. Για τα δύο πρώτα πειράματα ένα εξελικτικά βελτιστοποιημένο MLP επιτυγχάνει αποτελέσματα κοντά στο προσαρμοστικό ενισχυμένο LSTM και σημαντικά υψηλότερα για το πείραμα εκτίμησης αριθμού χρησιμοποιώντας ένα ενισχυμένο προσαρμοστικό DEvo(Deep Evolutionary) MLP, το οποίο μπορεί να φτάνει το 31,35%, ενώ είναι σημαντικά πιο γρήγορο στην ταξινόμηση και την εκπαίδευση. Για τα ίδια συγκριτικά αποτελέσματα, πιο συγκεκριμένα η ακρίβεια του μη ενισχυμένου DEvo MLP ήταν 79,81%, 96,11% και 27,07%. Συγκεντρώθηκαν δύο σύνολα δεδομένων για τα πειράματα χρησιμοποιώντας μία ζώνη κεφαλής Muse ΗΕΓ με ανάλυση των τεσσάρων ηλεκτροδίων, που είναι τα TP9, AF7, AF8 και TP10, όπως είναι γνωστό από το διεθνές πρότυπο τοποθέτησης ΗΕΓ. Από τις θέσεις TP9, FP1, FP2 και TP10 συγκεντρώθηκε το σύνολο δεδομένων ΗΕΓ MindBigData ψηφίων.

Η υλοποίηση της παρούσας εργασίας χρησιμοποίησε το δεύτερο σύνολο δεδομένων που είχε να κάνει με τη συναισθηματική κατάσταση και βασιζόταν στο αν ένα από δύο ενήλικες, 1 άνδρα και 1 γυναίκα ηλικίας 21 ± 1 ετών άτομο αισθανόταν θετικά, ουδέτερα ή αρνητικά συναισθήματα. Έγινε καταγραφή έξι λεπτών για κάθε κατάσταση, παράγοντας συνολικά 36 λεπτά δεδομένων δραστηριότητας εγκεφαλικών κυμάτων. Για τη συλλογή δεδομένων από τα εξωκρανιακά ηλεκτρόδια TP9, AF7, AF8 και TP10 χρησιμοποιείται η πειραματική διάταξη της ζώνης κεφαλής Muse που έγινε κατά τη διάρκεια της προηγούμενης μελέτης, όπως αναφέρθηκε καινωρίτερα [107]. Στην εικόνα φαίνεται ένα παράδειγμα των αρχικών δεδομένων που ανακτήθηκαν από τη ζώνη κεφαλής.



Εικόνα 8. Παράδειγμα από τη ζώνη κεφαλής Muse HEG με αρχικά δεδομένα. Ο άξονας X είναι ο χρόνος κατά τον οποίο καταγράφηκαν τα δεδομένα και ο άξονας Y αντιπροσωπεύει τη μετρούμενη δραστηριότητα εγκεφαλικών κυμάτων σε microVolts (mV)⁵

5.2 ΕΡΓΑΛΕΙΑ

Δύο είναι τα είδη εργαλείων που χρησιμοποιήθηκαν στην παρούσα εργασία. Το πρώτο είναι το προγραμματιστικό περιβάλλον και το δεύτερο οι αλγόριθμοι που υλοποιήθηκαν για να φτιαχτούν τα μοντέλα εκπαίδευσης. Η γλώσσα προγραμματισμού που χρησιμοποιήθηκε ήταν η Python έκδοσης '3.8.10'.

5.2.1 Προγραμματιστικό Περιβάλλον

Το προγραμματιστικό περιβάλλον που χρησιμοποιήθηκε για να υλοποιηθεί η παρούσα εργασία είναι το Jupyter. Το 2014 το Project Jupyter γεννήθηκε από το IPython Project είναι ένα μη κερδοσκοπικό έργο ανοιχτού κώδικα, που εξελίχθηκε για να υποστηρίξει τον επιστημονικό υπολογισμό σε όλες τις γλώσσες προγραμματισμού καθώς και την επιστήμη των διαδραστικών δεδομένων. Μέσω της συναίνεσης της κοινότητας του Jupyter το Jupyter αναπτύσσεται ανοιχτά στο GitHub. Για τους επιστήμονες δεδομένων που χρησιμοποιούν Python το Jupyter Notebook είναι ένα από τα πιο σημαντικά εργαλεία. Αυτό οφείλεται στο γεγονός ότι για την ανάπτυξη εύκολης αναπαραγωγής αγωγών (pipelines) ανάλυσης δεδομένων αποτελούν ιδανικό περιβάλλον. Τα δεδομένα μπορούν να διαμορφωθούν, να φορτωθούν και να μετατραπούν όλα μέσα σε ένα

⁵ Η παραπάνω φωτογραφία πάρθηκε ως στιγμιότυπο από την έρευνα του Jordan Bird, et. al [108].
Τμήμα Μηχανικών Πληροφορικής και Υπολογιστών – Λογισμικού & ΠΣ

Notebook, όπου είναι εύκολο και γρήγορο κάποιος χρήστης να δοκιμάσει τον κώδικα και στην πορεία να εξερευνήσει ιδέες [105], [109].

5.2.2 Αλγόριθμοι

Οι αλγόριθμοι που χρησιμοποιήθηκαν για την υλοποίηση της παρούσας εργασίας είναι το πολυστρωματικό δίκτυο (multilayer perceptron – MLP), το Keras API, την επαναλαμβανόμενη μονάδα με πύλη (gated recurrent unit – GRU), τη μακρά βραχυπρόθεσμη μνήμη (long short-term memory – LSTM) και τέλος το συνελκτικό νευρωνικό δίκτυο (convolutional neural network – CNN). Αυτοί οι 5 αλγόριθμοι αναλύονται με τη σειρά παρακάτω καθώς είναι και η σειρά που χρησιμοποιήθηκαν, ως σύγκριση. Με αυτό τον τρόπο γίνεται η μετάβαση από τη μηχανική στη βαθιά μάθηση.

5.2.2.1 Πολυστρωματικό Δίκτυο (MLP)

Το πολυστρωματικό δίκτυο αποτελείται από ένα σύστημα απλών διασυνδεδεμένων κόμβων. Οι κόμβοι συνδέονται με βάρη και σήματα εξόδου τα οποία είναι συνάρτηση του αθροίσματος των εισόδων στον κόμβο και τροποποιούνται από μια μη γραμμική συνάρτηση ενεργοποίησης. Η έξοδος ενός κόμβου διαμορφώνεται από το βάρος σύνδεσης και τροφοδοτείται προς τα εμπρός για να αποτελέσει είσοδο στο επόμενο στρώμα. Αυτό υποδηλώνει μια κατεύθυνση επεξεργασίας της πληροφορίας, γι' αυτό και είναι γνωστό ως νευρωνικό δίκτυο εμπρόσθιας τροφοδότησης. Η αρχιτεκτονική ενός πολυστρωματικού δικτύου αποτελείται από πολλά στρώματα νευρώνων. Ένα πολυστρωματικό δίκτυο μπορεί να έχει ένα ή περισσότερα κρυφά στρώματα και ένα στρώμα εξόδου, με κάθε κόμβο να συνδέεται στο επόμενο και προηγούμενο επίπεδο.

Τα πολυστρωματικά δίκτυα μαθαίνουν με επιβλεπόμενη μάθηση. Κατά τη διάρκεια της εκπαίδευσης παρουσιάζονται επανειλημμένα τα δεδομένα εκπαίδευσης και τα βάρη προσαρμόζονται μέχρι να προκύψει η επιθυμητή αντιστοίχιση εισόδου-εξόδου. Η έξοδος για ένα δεδομένο διάνυσμα εισόδου, μπορεί να μην ισούται με την επιθυμητή έξοδο. Η διαφορά μεταξύ της επιθυμητής και της πραγματικής εξόδου ορίζεται ως σήμα σφάλματος. Η εκπαίδευση χρησιμοποιεί το μέγεθος αυτού του σήματος σφάλματος για να καθορίσει σε ποιο βαθμό θα πρέπει να προσαρμοστούν τα βάρη, ώστε να μειωθεί το συνολικό σφάλμα. Το δίκτυο μπορεί να γενικευτεί σε νέα, άγνωστα δεδομένα εισόδου, αφού εκπαιδευτεί με κατάλληλα δεδομένα εκπαίδευσης [110].

5.2.2.2 Keras

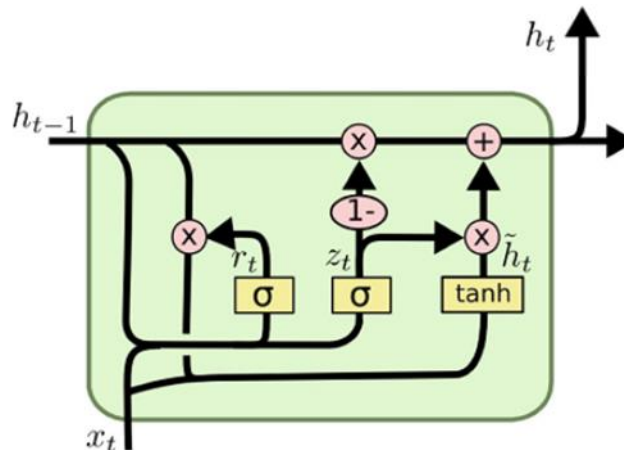
Πάνω στην πλατφόρμα μηχανικής μάθησης TensorFlow εκτελείται το Keras, το οποίο είναι ένα API βαθιάς μάθησης γραμμένο σε Python. Επίκεντρο της ανάπτυξής του ήταν η δυνατότητα γρήγορου πειραματισμού. Το κλειδί για την πραγματοποίηση καλής έρευνας είναι η δυνατότητα μετάβασης από την ιδέα στο αποτέλεσμα όσο το δυνατόν πιο σύντομα.

Ένα από τα χαρακτηριστικά του Keras είναι η απλότητά του, όχι όμως η απλοϊκότητα. Προκειμένου να μπορεί να επικεντρωθεί ο προγραμματιστής στα μέρη του προβλήματος που έχουν πραγματικά σημασία το Keras μειώνει το γνωσιακό φορτίο. Ένα δεύτερο χαρακτηριστικό

είναι η ευελιξία του. Υιοθετήθηκε η αρχή της προοδευτικής αποκάλυψης της πολυπλοκότητας, η οποία θεωρεί ότι θα πρέπει να είναι γρήγορες και εύκολες οι απλές ροές εργασίας, ενώ θα πρέπει να είναι δυνατές οι αυθαίρετα προηγμένες ροές εργασίας, μέσω μιας σαφούς διαδρομής που βασίζεται στη γνώση των προγραμματιστών. Τέλος, το Keras είναι ισχυρό. Αφού παρέχει επιδόσεις και επεκτασιμότητα βιομηχανικής ισχύος. Χρησιμοποιείται από εταιρίες και οργανισμούς, όπως το YouTube, η NASA ή η Waymo [111].

5.2.2.3 Επαναλαμβανόμενη Μονάδα με Πύλη (GRU)

Η μονάδα επανάληψης με πύλες (gated recurrence unit - GRU) είναι μια δομή εμπνευσμένη από το LSTM διατηρώντας τα πλεονεκτήματά του με τη διαφορά, ότι απλοποιεί τη δομή του δικτύου από μια δομή τριών πυλών σε δύο έχοντας πύλες ενημέρωσης και επαναφοράς. Η εκπαίδευση σε δεδομένα είναι πιο αποτελεσματική του μοντέλου, αφού η δομή είναι απλούστερη. Η λειτουργία του GRU είναι να ενημερώνει τα δεδομένα μέσω μιας μονάδας μνήμης για τον έλεγχο κάνοντας χρήση μιας σιγμοειδούς συνάρτησης για να κάνει την έξοδο μιας τιμής μεταξύ 0 και 1. Παράλληλα, καθοριστικός ρόλος της πύλης αναφοράς είναι να ορίζει εάν θα συνδυαστεί η τρέχουσα κατάσταση με προηγούμενες πληροφορίες και ο ρόλος της πύλης ενημέρωσης είναι να καθοριστεί το πλήθος της προηγούμενης πληροφορίας που θα περάσει στο μέλλον, αντιγράφοντας προηγούμενες πληροφορίες για να μειωθεί ο κίνδυνος εξαφάνισης της κλίσης (gradient disappearance). Το GRU μοντέλο απεικονίζεται παρακάτω [112].

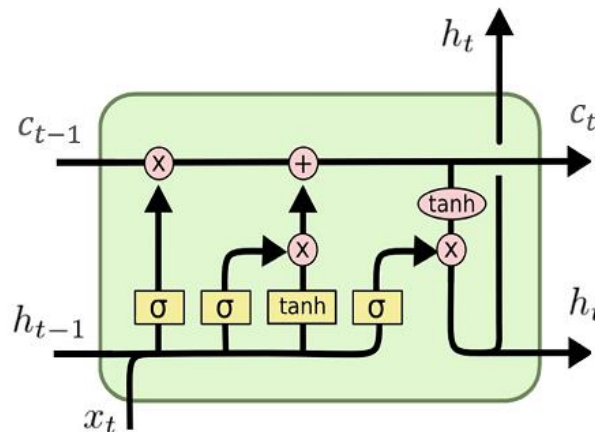


Εικόνα 9. Gated Recurrent Unit (GRU)⁶

⁶ Η παραπάνω φωτογραφία πάρθηκε από την ιστοσελίδα της Wikimedia Commons [113].

5.2.2.4 Μακρά Βραχυπρόθεσμη Μνήμη (LSTM)

Οι Hochreiter και Schmidhuber το 1997 [114] πρότειναν τη μακρά βραχυπρόθεσμη μνήμη (LSTM), η οποία βελτιώθηκε και διαδόθηκε πρόσφατα από τον Alex Graves [115]. Το LSTM είναι ευρέως γνωστό για την απομνημόνευση των νόμων σε μεγάλες ακολουθίες και χρησιμοποιείται κυρίως για την πρόβλεψη δεδομένων χρονοσειρών. Το πρόβλημα της εξαφάνισης της κλίσης (gradient disappearance) ή της έκρηξης της κλίσης επιλύεται από την εισαγωγή της μονάδας "Gating Unit" στα κλασικά επαναλαμβανόμενα νευρωνικά δίκτυα (recurrent neural networks – RNN), όταν πρόκειται για εξαρτήσεις μεγάλης εμβέλειας [116]. Ωστόσο, τα δίκτυα LSTM συνήθως απαιτούν μεγάλο χρονικό διάστημα για την εκπαίδευσή τους, λόγω της περίπλοκης εσωτερικής δομής τους [117]. Σε αντίθεση με το κλασικό RNN, μια μονάδα μνήμης αφιερωμένη στην αποθήκευση ιστορικών πληροφοριών προσθέτει το LSTM, της οποίας η χρήση είναι η αποθήκευση των πληροφοριών της προηγούμενης ακολουθίας [118]. Μέσω τριών πυλών γίνεται ο έλεγχος των πληροφοριών της ακολουθίας της μνήμης από τη μονάδα μνήμης. Συγκεκριμένα οι πύλες είναι: η πύλη εισόδου, η πύλη παραγραφής (forgetting gate) και η πύλη εξόδου. Η δομή της μονάδας μνήμης LSTM απεικονίζεται παρακάτω.



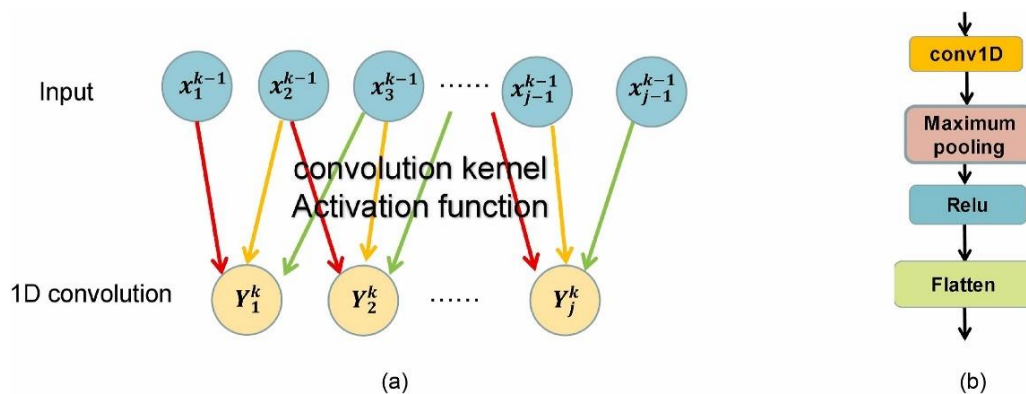
Εικόνα 10. Long Short-Term Memory (LSTM)⁷

5.2.2.5 Συνελκτικό Νευρωνικό Δίκτυο (CNN)

Τα συνελκτικά νευρωνικά δίκτυα (convolutional neural networks – CNN) περιέχουν συνελκτικούς υπολογισμούς και είναι μια κατηγορία νευρωνικών δικτύων που αντιπροσωπεύουν τους αλγόριθμους της βαθιάς μάθησης [120]. Τα συνελκτικά νευρωνικά δίκτυα περιέχουν έναν εξαγωγέα χαρακτηριστικών που αποτελείται από ένα επίπεδο συγκέντρωσης (pooling layer) και

⁷ Η παραπάνω φωτογραφία πάρθηκε από την ιστοσελίδα της Wikimedia Commons [119].

ένα συνελκτικό επίπεδο. Παρακάτω απεικονίζεται ένα παράδειγμα μιας μονοδιάστατης συνελκτικής δομής, όπου ο συνελκτικός πυρήνας (kernel) είναι 3 και οι τρεις συνελκτικοί πυρήνες αντιπροσωπεύονται από τα τρία χρώματα, κόκκινο, πορτοκαλί και πράσινο. Για κάθε επίπεδο τα αποτελέσματα επεξεργάζονται μη γραμμικά με τη χρήση της συνάρτησης ενεργοποίησης, αφού ολοκληρωθεί ο υπολογισμός της συνέλιξης. Οι πιο συνηθισμένες συναρτήσεις ενεργοποίησης που χρησιμοποιούνται είναι η σιγμοειδής (sigmoid), η υπερβολική εφαπτομένη (hyperbolic tangent function – tanh) και η ανορθωμένη γραμμική μονάδα (rectified linear unit – ReLU). Το επίπεδο συγκέντρωσης (pooling layer) καθορίζει την ελάττωση του αριθμού των παραμέτρων μειώνοντας, έτσι τη διαστατικότητα των χαρακτηριστικών. Η προσθήκη ενός επιπέδου συγκέντρωσης (pooling layer) αποτρέπει την υπερπροσαρμογή αλλά και επιταχύνει τον υπολογισμό. Ένα παράδειγμα δομής του δικτύου CNN παρουσιάζεται παρακάτω [121].



Εικόνα 11. (α) Λειτουργία μονοδιάστατης συνέλιξης - (β) Δομή δικτύου CNN⁸

5.3 ΥΛΟΠΟΙΗΣΗ

Κάνοντας πράξη όσα αναφέρθηκαν νωρίτερα, εδώ θα παρουσιαστεί ο κώδικας που υλοποίησε τους αλγόριθμους για την εκπαίδευση των δεδομένων. Συγκεκριμένα, θα παρουσιαστούν τα δεδομένα που χρησιμοποιήθηκαν, με ποιον τρόπο προεπεξεργάστηκαν και τέλος η απόδοση κάθε αλγορίθμου ξεχωριστά δίνοντας γραφήματα για την ακρίβεια και την απώλεια κάθε φορά. Ο αλγόριθμος είναι ελεύθερος προς διάθεση σε μορφή Jupyter Notebook στο GitHub στο <https://github.com/ionVr/Thesis>.

⁸ Η παραπάνω φωτογραφία πάρθηκε ως στιγμιότυπο από την έρευνα των WenshuZha, et. al [121].
Τμήμα Μηχανικών Πληροφορικής και Υπολογιστών – Λογισμικού & ΠΣ

5.3.1 Δεδομένα

Όπως αναφέρθηκε και νωρίτερα, πρόκειται για ένα σύνολο δεδομένων από εγκεφαλικά κύματα, που έχουν υποστεί επεξεργασία με την αρχική στρατηγική στατιστικής εξαγωγής. Αυτή η μέθοδος για τη στατιστική εξαγωγή έκανε επαναδειγματοληψία των δεδομένων από την στιγμή που τα κύματα πρέπει να περιγράφονται μαθηματικά με χρονικό τρόπο [106], [107]. Το σετ δεδομένων βρίσκεται διαθέσιμο στο Kaggle από όπου και πάρθηκε [122].

Η συλλογή των δεδομένων έγινε από έναν άνδρα και μια γυναίκα των 20 ετών περίπου, όπου για 3 λεπτά μέσω παρακολούθησης βίντεο καταγράφονταν η κατάσταση σε θετικό, αρνητικό και ουδέτερο συναίσθημα. Χρησιμοποιήθηκε η μια ζώνη κεφαλής Muse EEG, η οποία κατέγραψε τις θέσεις TP9, AF7, AF8 και TP10 μέσω ηλεκτροδίων, όπως φάνηκε και σε προηγούμενα κεφάλαια. Ακόμα, καταγράφηκαν έξι λεπτά κατάστασης ηρεμίας ουδέτερων δεδομένων. Τα βίντεο που προκάλεσαν τα ερεθίσματα ήταν:

1. Marley and Me - Negative (Twentieth Century Fox) [σκηνή θανάτου]
2. Up - Negative (Walt Disney Pictures) [άνοιγμα σκηνής θανάτου]
3. My Girl - Negative (Imagine Entertainment) [σκηνή κηδείας]
4. La La Land - Positive (Summit Entertainment) [άνοιγμα νούμερου με μιούζικαλ]
5. Slow Life - Positive (BioQuest Studios) [σκηνή με φυσικό περιβάλλον]
6. Funny Dogs - Positive (MashupZone) [αστεία βίντεο με σκυλιά]

5.3.2 Προεπεξεργασία Δεδομένων

Τα δεδομένα πρέπει να αναγνωστούν, καθώς βρίσκονται σε μορφή csv αρχείου κι αυτό είναι το πρώτο βήμα για να ξεκινήσει η εκτέλεση του αλγόριθμου. Με την βιβλιοθήκη pandas διαβάζεται το αρχείο, το οποίο περιλαμβάνει 2132 γραμμές και 2549 στήλες, όπως φαίνεται παρακάτω.

```
In [1]: import pandas as pd

In [2]: # reading the data from the csv file
data = pd.read_csv('emotions.csv')
X = data.drop("label", axis=1)

In [3]: # shape of data
data.shape

(2132, 2549)
```

Εικόνα 12. Ανάγνωση δεδομένων

Έπειτα, παρουσιάζεται ένα δείγμα των πρώτων πέντε γραμμών των δεδομένων, όπου φαίνονται οι μετρήσεις του ηλεκτροεγκεφαλογράφου για τα ενδεικτικά αποτελέσματα

συναισθημάτων, που βρίσκονται στο τέλος στην κλάση “label”. Τα συναισθήματα κατηγοριοποιούνται σε “POSITIVE”, “NEGATIVE” και “NEUTRAL”.

```
In [4]: # data example
data.head()
```

f_3_a	mean_d_4_a	...	fft_741_b	fft_742_b	fft_743_b	fft_744_b	fft_745_b	fft_746_b	fft_747_b	fft_748_b	fft_749_b	label
3.15	...	23.5	20.3	20.3	23.5	-215.0	280.00	-162.00	-162.00	280.00		NEGATIVE
-4.82	...	-23.3	-21.8	-21.8	-23.3	182.0	2.57	-31.60	-31.60	2.57		NEUTRAL
2.03	...	462.0	-233.0	-233.0	462.0	-267.0	281.00	-148.00	-148.00	281.00		POSITIVE
-1.97	...	299.0	-243.0	-243.0	299.0	132.0	-12.40	9.53	9.53	-12.40		POSITIVE
5.52	...	12.0	38.1	38.1	12.0	119.0	-17.60	23.90	23.90	-17.60		NEUTRAL

Εικόνα 13. Μορφή δεδομένων

Προκειμένου, όμως τα μοντέλα των νευρωνικών δικτύων να είναι σε θέση να ερμηνεύσουν την κλάση των συναισθημάτων και να γίνει σωστά η εκπαίδευση χρειάστηκε να κωδικοποιηθούν οι συμβολοσειρές σε αριθμητικές μονάδες. Αυτό επιτυγχάνεται με το “LabelEncoder” της “sklearn”. Στη συνέχεια δημιουργείται ένας πίνακας μόνο για την κλάση, όπως φαίνεται παρακάτω.

```
In [5]: # encoding the class from labels to numbers (0, 1, 2)
from sklearn.preprocessing import LabelEncoder
le = LabelEncoder()
data['label']=le.fit_transform(data['label'])

In [6]: # array only for the class
y = data['label']
```

Εικόνα 14. Κωδικοποίηση δεδομένων

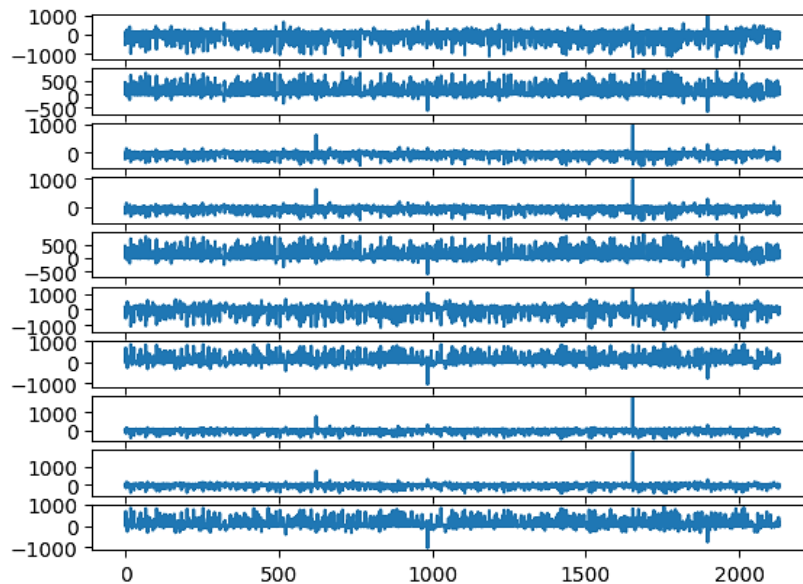
Ένα ενδεικτικό γράφημα των δεδομένων που είναι σε μορφή χρονοσειρών δίνεται από τον παρακάτω αλγόριθμο, ο οποίος πάρθηκε από τον Jason Brownlee [123]. Για το γράφημα χρησιμοποιήθηκε η βιβλιοθήκη “pyplot” της “matplotlib”. Ο κώδικας και το γράφημα εμφανίζονται παρακάτω.

```
In [7]: from matplotlib import pyplot

In [8]: # code provided by Jason Brownlee on August 27, 2018 in 'Deep Learning for Time Series' at:
# https://machinelearningmastery.com/how-to-predict-whether-eyes-are-open-or-closed-using-brain-waves/

# create a subplot for each time series
values = data.loc[:, 'fft_0_b': 'fft_9_b'].values
pyplot.figure()
for i in range(values.shape[1]):
    pyplot.subplot(values.shape[1], 1, i+1)
    pyplot.plot(values[:, i])
pyplot.show()
```

Εικόνα 15. Κώδικας για εμφάνιση γραφήματος χρονοσειρών



Εικόνα 16. Γράφημα δεδομένων χρονοσειρών

Για να πραγματοποιηθεί η εκπαίδευση και η επικύρωση πρέπει τα δεδομένα να χωριστούν σε δεδομένα εκπαίδευσης και δεδομένα δοκιμής. Αυτό επιτυγχάνεται με την βιβλιοθήκη “train_test_split” της “sklearn”. Τα δεδομένα χωρίζονται σε 70% εκπαίδευσης και 30% δοκιμής με ένα βαθμό τυχαιότητας 40. Έπειτα για τα δεδομένα δοκιμής γίνεται μετατροπή στην κλάση από αριθμητικές μονάδες σε δυαδική μορφή των ίδιων αριθμών, προκειμένου τα νευρωνικά δίκτυα να μπορούν εύκολα να βγάλουν αποτέλεσμα από την στιγμή που στην έξοδο κυρίως βγάζουν “0” ή “1”. Ο κώδικας παρουσιάζεται παρακάτω.

```

In [9]: from sklearn.model_selection import train_test_split

In [10]: # calling the train function and splitting the data to train and test sets randomly
X_train, X_test, y_train, y_test = train_test_split(X, y, test_size = 1/3, random_state=40)

In [11]: # transforming the class labels from numbers to binary
# example:          0 1 2
# 1009  2          1009  0 0 1
# 1150  1  ->    1150  0 1 0
# 1460  0          1460  1 0 0
y_train = pd.get_dummies(y_train)
y_test = pd.get_dummies(y_test)

```

Εικόνα 17. Διαχωρισμός δεδομένων εκπαίδευσης και δοκιμής

Τέλος, είναι σημαντικό οι κλάσεις των συναισθημάτων να είναι σωστά μοιρασμένες στα δεδομένα για εκπαίδευση και δοκιμή για να μην υπερτερεί κάποια περισσότερο από μια άλλη προκειμένου η εκμάθηση να γίνει όσο πιο αποτελεσματικά γίνεται. Γι' αυτό τον λόγο γίνεται έλεγχος για την κατανομή των συναισθημάτων, όπου και όπως φαίνεται παρακάτω είναι σε πολύ καλά πλαίσια κι έτσι μπορεί να ξεκινήσει η εκπαίδευση των μοντέλων.

```

In [12]: # categories distribution
y_test.value_counts()

0 1 2
1 0 0 252
0 1 0 238
0 1 2 221
dtype: int64

```

Εικόνα 18. Κατανομή κλάσεων

5.3.3 Εκτέλεση Αλγορίθμων

Με πρώτο μοντέλο το πολυστρωματικό δίκτυο από την βιβλιοθήκη “sklearn.neural_networks” χρησιμοποιείται ο “MLPClassifier” για να οριστεί το δίκτυο που φαίνεται παρακάτω. Σε αυτή την ενότητα δύο είναι οι βιβλιοθήκες που έχουν τα νευρωνικά δίκτυα και χρησιμοποιούνται. Η μία είναι η προαναφερθείσα “sklearn” και η δεύτερη είναι η “tensorflow”. Στη συνέχεια θα φανεί η χρήση της κάθε μίας ξεχωριστά.

Το πολυστρωματικό δίκτυο εδώ, περιλαμβάνεται από 7000 νευρώνες των 100 υποδικτύων. Χρησιμοποιεί τη λογική συνάρτηση ενεργοποίησης μαζί με την συνάρτηση κατάβασης κλίσης (stochastic gradient descent). Έχει προσαρμοστικό ρυθμό εκμάθησης 0.01 με ανοχή 10, 260 εποχές και μέγεθος παρτίδας 30. Το δίκτυο αυτό είναι αναγκαστικά μεγάλο για να μπορέσει να διαχειριστεί τον όγκο της πληροφορίας.


```

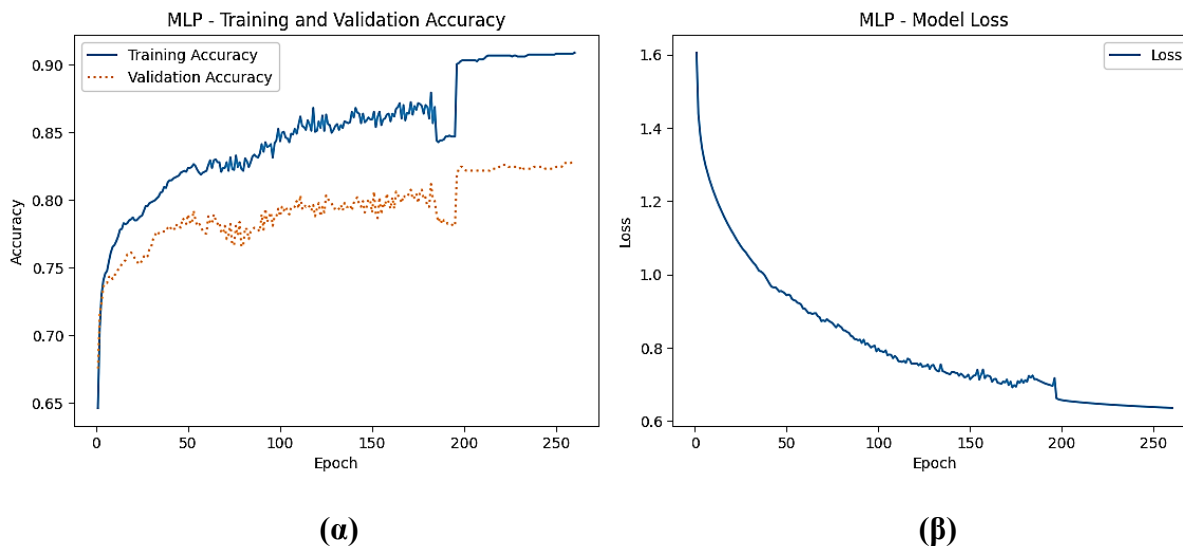
In [13]: from sklearn.neural_network import MLPClassifier

In [14]: # calling the classifier
         test_mlp = MLPClassifier(hidden_layer_sizes=(7000,100), activation='logistic', solver='sgd',
                                learning_rate_init=0.01, learning_rate='adaptive', max_iter=260, verbose=False,
                                random_state=1, alpha=0.01, n_iter_no_change=10, tol=1e-4, batch_size=30)

```

Εικόνα 19. Πολυστρωματικό δίκτυο

Παρακάτω φαίνεται το γράφημα του ποσοστού επιτυχίας της εκπαίδευσης και δοκιμής μαζί με το γράφημα απωλειών κατά τη διάρκεια της εκπαίδευσης.



Εικόνα 20. MLP: (α) Επικύρωση εκπαίδευση και δοκιμής, (β) Απώλεια μοντέλου

Η ακρίβεια του μοντέλου μαζί με την απώλεια σε μορφή ποσοστών φαίνονται παρακάτω.

```

In [18]: print("MLP - Training Accuracy: %.1f" % (model_acc_train*100))
         print("MLP - Testing Accuracy: %.1f" % (model_acc_test*100))
         print("MLP - Loss: %.2f" % loss[-1])

MLP - Training Accuracy: 90.9
MLP - Testing Accuracy: 82.8
MLP - Loss: 0.64

```

Εικόνα 21. MLP: Ακρίβεια μοντέλου

Το επόμενο μοντέλο που θα χρησιμοποιηθεί γίνεται με χρήση του Keras API από την βιβλιοθήκη “tensorflow”. Το Keras API από προεπιλογή είναι ένα πολυστρωματικό δίκτυο, όμως έχει την επιλογή πάνω σε αυτό να δουλέψουν και άλλα μοντέλα, όπως το LSTM, το GRU και το CNN, που θα φανεί παρακάτω. Σε αυτό το σημείο χρησιμοποιήθηκε το Keras API από την προεπιλογή του, ως σύγκριση στο MLP της βιβλιοθήκης “sklearn”. Το δίκτυο αποτελείται από 3

υποδίκτυα των 512 νευρώνων ξεχωριστά. Χρησιμοποιεί συνάρτηση ενεργοποίησης την σιγμοειδή, προσαρμοστικό ρυθμό εκμάθησης 0.01 και ανοχή 10, όπως και το προηγούμενο, 30 εποχές και μέγεθος παρτίδας 50. Παρακάτω φαίνεται το γράφημα του ποσοστού επιτυχίας της εκπαίδευσης και δοκιμής μαζί με το γράφημα απωλειών κατά τη διάρκεια της εκπαίδευσης.



Εικόνα 22. Keras API: (α) Επικύρωση εκπαίδευση και δοκιμής, (β) Απώλεια μοντέλου

Η ακρίβεια του μοντέλου μαζί με την απώλεια σε μορφή ποσοστών φαίνονται παρακάτω.

```
In [28]: print("Keras API - Training Accuracy: %.1f" % (Keras_model_acc_train[1]*100))
print("Keras API - Testing Accuracy: %.1f" % (Keras_model_acc_test[1]*100))
print("Keras API - Loss: %.2f" % Keras_loss[-1])

Keras API - Training Accuracy: 80.9
Keras API - Testing Accuracy: 78.6
Keras API - Loss: 0.44
```

Εικόνα 23. Keras API: Ακρίβεια μοντέλου

Το επόμενο μοντέλο που γίνεται με χρήση του Keras API είναι η μακρά βραχυπρόθεσμη μνήμη. Για να μπορέσει να δουλέψει και να ενσωματωθεί σωστά στο Keras API χρειάζεται να μετατραπούν οι δύο διαστάσεις των δεδομένων σε τρεις. Αυτό είναι αναγκαίο και για τα άλλα δύο μοντέλα το GRU και το CNN που ακολουθούν. Με τον παρακάτω κώδικα αυξάνονται οι διαστάσεις των δεδομένων.

```

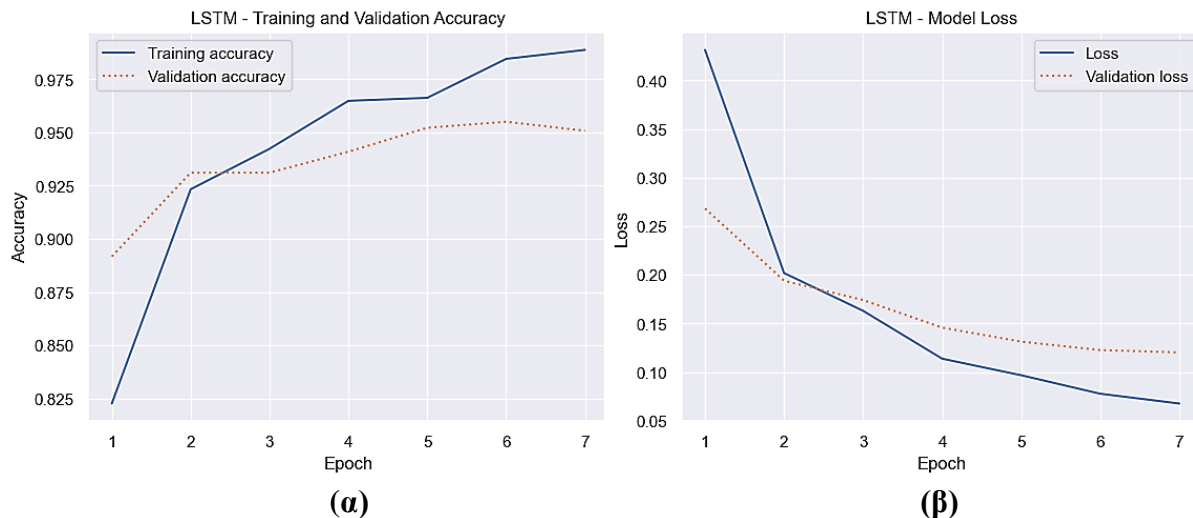
In [29]: # Expanding the dimensions from 2D to 3D as needed for the LSTM, GRU and CNN models
X_train = np.array(X_train).reshape((X_train.shape[0],X_train.shape[1],1))
X_test = np.array(X_test).reshape((X_test.shape[0],X_test.shape[1],1))

In [30]: # Determine the number of input features
n_features = X_train.shape

```

Εικόνα 24. Κώδικας προσαύξησης διαστάσεων

Το δίκτυο αποτελείται από 1 στρώμα ενός υποδικτύου LSTM των 3 νευρώνων και 1 στρώμα από το πλήρες συνδεδεμένο δίκτυο. Χρησιμοποιεί συνάρτηση ενεργοποίησης την σιγμοειδή, προσαρμοστικό ρυθμό εκμάθησης 0.01 και ανοχή 10, όπως και το προηγούμενο, 7 εποχές και μέγεθος παρτίδας 50. Αυτό το μοντέλο σε σχέση με τα προηγούμενα είναι εμφανώς πολύ πιο μικρό σε μέγεθος. Ο λόγος είναι επειδή έχει πολύ μεγαλύτερη δυναμική σε τέτοιου είδους δεδομένα. Παρακάτω φαίνεται το γράφημα του ποσοστού επιτυχίας της εκπαίδευσης και δοκιμής μαζί με το γράφημα απωλειών κατά τη διάρκεια της εκπαίδευσης.



Εικόνα 25. LSTM: (α) Επικύρωση εκπαίδευση και δοκιμής, (β) Απώλεια μοντέλου

Η ακρίβεια του μοντέλου μαζί με την απώλεια σε μορφή ποσοστών φαίνονται παρακάτω.

```

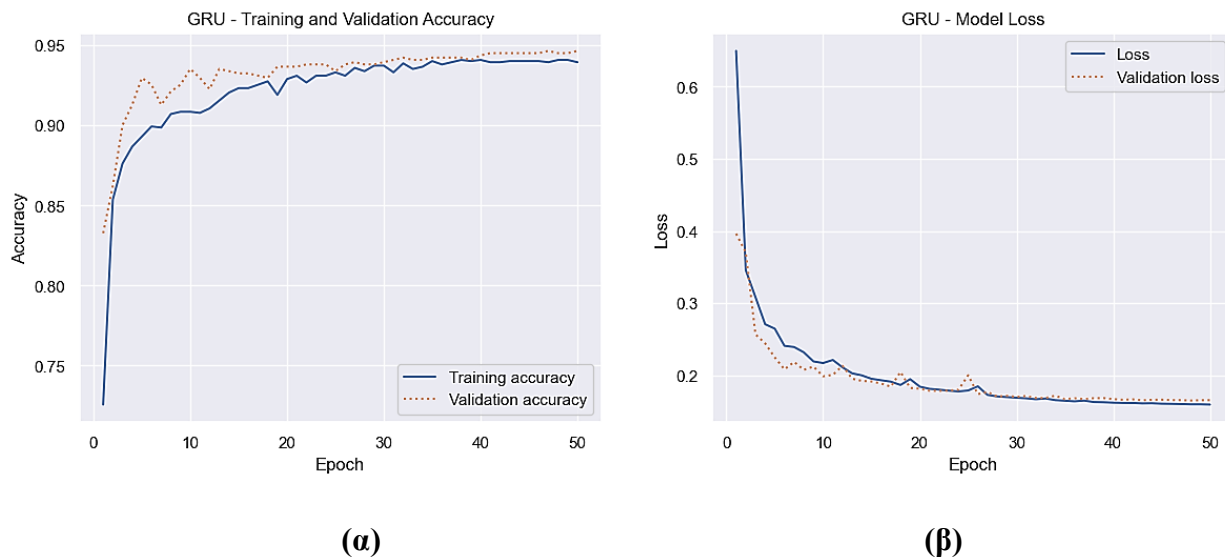
In [39]: print("LSTM - Training Accuracy: %.1f" % (LSTM_model_acc_train[1]*100))
print("LSTM - Test Accuracy: %.1f" % (LSTM_model_acc_test[1]*100))
print("LSTM - Loss: %.2f" % LSTM_loss[-1])

LSTM - Training Accuracy: 99.6
LSTM - Test Accuracy: 94.9
LSTM - Loss: 0.08

```

Εικόνα 26. LSTM: Ακρίβεια μοντέλου

Το επόμενο μοντέλο που γίνεται με χρήση του Keras API είναι η επαναλαμβανόμενη μονάδα με πύλη. Το δίκτυο αποτελείται από 1 στρώμα ενός υποδικτύου GRU των 200 νευρώνων και 1 στρώμα από το πλήρες συνδεδεμένο δίκτυο. Χρησιμοποιεί συνάρτηση ενεργοποίησης την σιγμοειδή, προσαρμοστικό ρυθμό εκμάθησης 0.01 και ανοχή 10, όπως και το προηγούμενο, 50 εποχές και μέγεθος παρτίδας 30. Αυτό το μοντέλο σε σχέση με το προηγούμενο είναι μεγαλύτερο σε μέγεθος. Ο λόγος είναι επειδή είναι απλούστερο του LSTM, όπως περιεγράφηκε παραπάνω, έχει μικρότερη δυναμική σε αυτά τα δεδομένα. Παρακάτω φαίνεται το γράφημα του ποσοστού επιτυχίας της εκπαίδευσης και δοκιμής μαζί με το γράφημα απωλειών κατά τη διάρκεια της εκπαίδευσης.



Εικόνα 27. GRU: (α) Επικύρωση εκπαίδευση και δοκιμής, (β) Απώλεια μοντέλου

Η ακρίβεια του μοντέλου μαζί με την απώλεια σε μορφή ποσοστών φαίνονται παρακάτω.

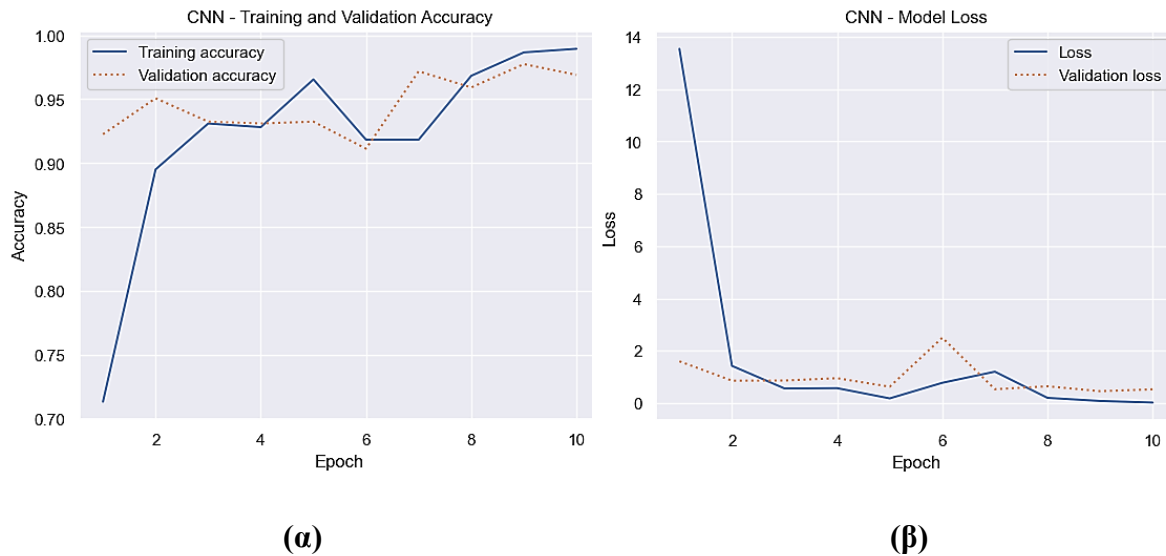
```
In [48]: print("GRU - Training Accuracy: %.1f" % (GRU_model_acc_train[1]*100))
print("GRU - Testing Accuracy: %.1f" % (GRU_model_acc_test[1]*100))
print("GRU - Loss: %.2f" % GRU_loss[-1])

GRU - Training Accuracy: 94.1
GRU - Testing Accuracy: 94.7
GRU - Loss: 0.16
```

Εικόνα 28. GRU: LSTM: Ακρίβεια μοντέλου

Το επόμενο και τελευταίο μοντέλο που γίνεται με χρήση του Keras API είναι το συνελκτικό νευρωνικό δίκτυο. Το δίκτυο αποτελείται από 1 στρώμα ενός συνελκτικού υποδικτύου των 128 νευρώνων, 1 στρώμα από το επίπεδο συγκέντρωσης μεγέθους 2 και 1 στρώμα από το πλήρες συνδεδεμένο δίκτυο. Χρησιμοποιεί συνάρτηση ενεργοποίησης την σιγμοειδή, προσαρμοστικό ρυθμό εκμάθησης 0.01 και ανοχή 10, όπως και το προηγούμενο, 10 εποχές και

μέγεθος παρτίδας 35. Αυτό το μοντέλο σε σχέση με τα προηγούμενα είναι μέτριο προς μικρό σε μέγεθος. Ο λόγος είναι επειδή έχει επίσης μεγάλη δυναμική σε τέτοιου είδους δεδομένα. Παρακάτω φαίνεται το γράφημα του ποσοστού επιτυχίας της εκπαίδευσης και δοκιμής μαζί με το γράφημα απωλειών κατά τη διάρκεια της εκπαίδευσης.



Εικόνα 29. CNN: (α) Επικύρωση εκπαίδευση και δοκιμής, (β) Απώλεια μοντέλου

Η ακρίβεια του μοντέλου μαζί με την απώλεια σε μορφή ποσοστών φαίνονται παρακάτω.

```
In [57]: print("CNN - Training Accuracy: %.1f" % (CNN_model_acc_train[1]*100))
print("CNN - Testing Accuracy: %.1f" % (CNN_model_acc_test[1]*100))
print("CNN - Loss: %.2f" % CNN_loss[-1])

CNN - Training Accuracy: 99.3
CNN - Testing Accuracy: 96.9
CNN - Loss: 0.02
```

Εικόνα 30. CNN: Ακρίβεια μοντέλου

5.3.4 Σύγκριση

Ξεκινώντας με τις βιβλιοθήκες είναι εμφανές ότι η βιβλιοθήκη “tensorflow” είναι πολύ πιο αποτελεσματική από την “sklearn”. Η “tensorflow” είναι αρκετά καινούργια βιβλιοθήκη σε σχέση με την “sklearn” και μπορεί να προσφέρει πολλές και περισσότερες δυνατότητες.

Εκ πρώτης όψεως το πολυστρωματικό δίκτυο εκπαιδεύεται σε ένα αρκετά ικανοποιητικό ποσοστό των 90.9% και με αντίστοιχα ένα τίμιο ποσοστό επιτυχίας στις δοκιμές με 82.8%. Την χειρότερη απόδοση είχε το Keras API, που είναι λογικό, διότι δεν είναι φτιαγμένο για να τρέχει

μόνο του χωρίς να υποστηρίζει κάποιο άλλο μοντέλο πάνω του. Παρόλα αυτά, χάριν της σύγκρισης, έχοντας το πιο χαμηλό ποσοστό σε εκπαίδευση των 80.9% και δοκιμή στα 78.6% είναι πάρα πολύ κοντά τα ποσοστά του αποδεικνύοντας ότι πράγματι το μοντέλο έμαθε, σε αντίθεση με το προηγούμενο που έχει μεγαλύτερη απόσταση. Το LSTM φαίνεται να έχει την καλύτερη απόδοση από όλα με το μικρότερο δίκτυο, τις λιγότερες εποχές και ένα πάρα πολύ καλό ποσοστό εκπαίδευσης των 99.6% και δοκιμών 94.9%. Το GRU με μεγαλύτερο δίκτυο από το προηγούμενο αλλά με την μικρότερη διαφορά σε εκπαίδευση και δοκιμές από όλα τα άλλα δίκτυα με ποσοστό εκπαίδευσης 94.1% και ποσοστό δοκιμών 94.7%. Αντίστοιχα κι αυτό κατέχει μια καλή θέση στην τριάδα των καλύτερων αλγορίθμων. Τέλος το CNN με επίσης πάρα πολύ καλή απόδοση κι αντίστοιχα μικρό δίκτυο, αλλά μεγαλύτερο του LSTM, έχοντας ποσοστό εκπαίδευσης 99.3% και ποσοστό δοκιμών 96.9%. Ένα δίκτυο πολύ καλής εκμάθησης στα όρια βέβαια της υπερπροσαρμογής, όπως και το LSTM, αλλά χάρη στην μικρή διαφορά των ποσοστών, μπορεί και να παραληφθεί.

Παρακάτω εμφανίζεται ένας πίνακας με τα συνολικά αποτελέσματα των αλγορίθμων μαζί με τα ποσοστά των απωλειών αντίστοιχα για τον καθένα ξεχωριστά.

Πίνακας 3. Αποτελέσματα μοντέλων

	MLP	Keras API	LSTM	GRU	CNN
Training	90.9	80.9	99.6	94.1	99.3
Testing	82.8	78.6	94.9	94.7	96.9
Loss	0.64	0.44	0.08	0.16	0.02

Ενδιαφέρον προκαλεί η παρατήρηση, ότι το MLP έχει μεγαλύτερα ποσοστά από το Keras API, παρόλα αυτά το Keras API έχει μικρότερη απώλεια κι όμως μικρότερα ποσοστά επιτυχίας. Ο λόγος που συμβαίνει αυτό είναι επειδή οι κλάσεις στα δεδομένα είναι τρεις, οπότε όταν κάνει λάθος πρόβλεψη ο αλγόριθμος δεν μπορεί να υπολογισθεί άμεσα που έσφαλε. Σε αντίθετη περίπτωση, εάν το πρόβλημα είναι δυαδική κατηγοριοποίηση, τότε θα ήταν εύκολο να μετρηθεί το ποσοστό απώλειας ως οι λάθος επιλογές της κλάσης των συναισθημάτων.

6.0 ΣΥΜΠΕΡΑΣΜΑΤΑ

Στην παρούσα διπλωματική εργασία έγινε μια εκτενής αναφορά στη λειτουργία του ανθρώπινου νου, κυρίως στα κομμάτια της νόησης, της αντίληψης και των συναισθημάτων. Διαβαίνοντας το θεωρητικό υπόβαθρο σε σύνδεση με το βιολογικό υπόβαθρο από την πλευρά της νευροεπιστήμης έγινε κατανοητό το πως είναι δυνατόν να λειτουργούν οι ανωτέρω διαδικασίες μέσα στον εγκέφαλο, στο ασυνείδητο κομμάτι του νου, εκπέμποντας σήματα τα οποία μέσω ενός εγκεφαλογράφου γίνεται δυνατή η επεξεργασία τους. Μετά την ανάπτυξη και την περαιτέρω επεξήγηση της λειτουργίας του εγκεφαλογράφου, που μέσω από μία ζώνη κεφαλής Muse λαμβάνει εγκεφαλικά κύματα, δύνανται να τα ερμηνεύσει ως σήματα σε μορφή χρονοσειρών.

Σε αυτή την φάση έγινε μια εκτενής ανάπτυξη και ανάλυση περί των τύπων των δεδομένων και της μορφής επεξεργασίας που χρήζει η κάθε κατηγορία. Τελευταίο και εξίσου σημαντικό ήταν το κομμάτι της αναφοράς της μηχανικής με βαθιάς μάθησης, όπου ουσιαστικά είναι ο τρόπος επεξεργασίας των σημάτων αυτών που ανακτήθηκαν με τον παραπάνω τρόπο. Υπάρχουν πολλοί τρόποι επεξεργασίας και εργασίας στη βαθιά μάθηση. Οι μέθοδοι που επιλέχθηκαν γι' αυτή την εργασία ήταν τα μοντέλα MLP, Keras API, LSTM, GRU και CNN δείχνοντας τις δυνατότητες του καθενός απέναντι σε αυτά τα πολυμορφικά δεδομένα.

Χάρη στο Jupyter Notebook ήταν αρκετά πιο εύκολο να γίνει κατανοητό και να φανεί η απόδοση των αλγορίθμων αυτών ξεχωριστά. Ο κώδικας είναι και θα παραμείνει σε ελεύθερη διάθεση με τα αποτελέσματα ανεβασμένα στο GitHub, προκειμένου να γίνει περαιτέρω ανάπτυξη, μελέτη καθώς και σύγκριση των παρόντων αποτελεσμάτων.

Ιδανικά, θα ήταν πολύ πιο ενδιαφέρον γι' αυτή τη διπλωματική εάν τα δεδομένα ήταν εξ' αρχής τα γνήσια χωρίς να έχουν επηρεαστεί από τις στατιστικές μεθόδους εξομάλυνσης των επιστημόνων που πραγματοποίησαν αυτή την έρευνα. Θα ήταν εντυπωσιακό να φανεί η αξία αυτών των αλγορίθμων και με τα ίδια δίκτυα μάλιστα για τα νέα δεδομένα κι αν ακόμα θα ήταν σε θέση να πετύχουν αυτά τα ποσοστά επιτυχίας. Διαφορετικά, θα ήταν ωραίο να φανεί και κάποιο άλλος είδος προεπεξεργασίας των δεδομένων. Τέλος, ως συμπλήρωση θα μπορούσε να είχε μετρηθεί ο τρόπος με τον οποίο υπολογιζόταν η απώλεια για κάθε μοντέλο, έτσι ώστε να ήταν ξεκάθαρη η επιλογή του κάθε αλγορίθμου. Ακόμα, θα μπορούσαν να καταγραφούν και οι χρόνοι εκτέλεσης για κάθε αλγόριθμο, πόσο μάλλον να υπήρχαν κι άλλοι προς σύγκριση.

Η θεματολογία αυτής της διπλωματικής εργασίας ήταν μια πρόκληση και ένας πολύ ενδιαφέρον τομέας που μπόρεσε να συνδυάσει την επιστήμη των υπολογιστών με την βιολογική ανθρώπινη φύση και τη φυσιολογία, όπως και με την κρυφή πλευρά της πνευματικής φύσης των ανθρώπων. Το να μπορεί να μετρηθεί η αίσθηση και η νόηση, πράγματα μη απτά είναι ένα βήμα και ένα κίνητρο για να αναπτυχθούν περαιτέρω έρευνες και αλγόριθμοι, όπως αυτής της εργασίας.

ΒΙΒΛΙΟΓΡΑΦΙΑ

- [1] S. M. Kosslyn, *Image and mind*, Harvard Univeristy Press, 1986.
- [2] L. I. & M. M. M. Perlovsky, «Maximum likelihood neural networks for sensor fusion and adaptive classification,» *Neural Networks*, τόμ. 4, αρ. 1, pp. 89-102, 1991.
- [3] L. I. Perlovsky, «Fuzzy dynamic logic,» *New Mathematics and Natural Computation*, τόμ. 2, αρ. 1, pp. 43-55, 2006b.
- [4] L. I. Perlovsky, «‘Vague-to-Crisp’ neural mechanism of perception,» *IEEE Transactions on Neural Networks*, τόμ. 20, αρ. 8, pp. 1363-1367, 2009c.
- [5] M. K. K. S. G. A. S. B. J. S. A. M. D. A. M. e. a. Bar, «Top-down facilitation of visual recognition,» *Proceedings of the National academy of Sciences of the United States of America*, τόμ. 103, pp. 449-454, 2006.
- [6] L. I. Perlovsky, «Toward physics of the mind: Concepts, emotions, consciousness, and symbols.,» *Physics of Life Reviews*, τόμ. 3, αρ. 1, pp. 22-55, 2006a.
- [7] L. I. Perlovsky, «Aesthetic emotions, what are their cognitive functions?,» *Frontiers in Psychology*, τόμ. 5, αρ. 98, 2014a.
- [8] S. & L. D. S. Grossberg, «Neural dynamics of attentionally modulated Pavlovian conditioning: Blocking, inter-stimulus interval, and secondary reinforcement,» *Applied Optics*, τόμ. 26, pp. 5015-5030, 1987.
- [9] L. Perlovsky, «Neural Networks and Intellect: using model based concepts,» σε *Oxford University Press*, New York, 2001.
- [10] L. Perlovsky, «Toward Physics of the Mind: Concepts, Emotions, Consciousness, and Symbols,» *Phys Life Rev*, τόμ. 3, αρ. 1, pp. 22-55, 2006.
- [11] H. Cramer, «Mathematical Methods of Statistics,» σε *Princeton University Press*, Princeton NJ, 1946.
- [12] C. Jung, «Psychological Types,» σε *In the Collected Works*, Princeton, NJ, 1921.
- [13] C. Jung, «Archetypes of the Collective Unconscious,» σε *In the Collected Works*, Princeton, NJ.
- [14] S. Grossberg, «Neural Networks and Natural Intelligence,» σε *MIT Press*, Cambridge, MA, 1988.
- [15] J. G. Taylor, «Mind And Consciousness: Towards A Final Answer?,» *Physics of Life Reviews*, τόμ. 2, αρ. 1, p. 57, 2005.
- [16] J. Jaynes, «The Origin of Consciousness in the Breakdown of the Bicameral mind,» σε *Houghton Mifflin Co.*, Boston, MA, 1976.
- [17] L. Perlovsky, «The Knowledge Instinct,» σε *Basic Books*, New York, NY, 2007.
- [18] L. I. Perlovsky, «Neural Dynamic Logic of Consciousness: the Knowledge Instinct,» pp. 57-63, 2007.

- [19] D. Badre, «Cognitive control, hierarchy, and the rostro-caudal organization of the frontal lobes,» *Trends in Cognitive Sciences*, τόμ. 12, αρ. 5, pp. 193-200, 2008.
- [20] L. I. & I. R. Perlovsky, «Neurally and mathematically motivated architecture for language and thought. Special Issue “Brain and Language Architectures: Where We are Now?”,» *The Open Neuroimaging Journal*, τόμ. 4, pp. 70-80, 2010a.
- [21] L. I. & I. R. Perlovsky, «Grounded symbols in the brain, computational foundations for perceptual symbol system,» *WebmedCentral Psychology*, τόμ. 1, αρ. 12, p. WMC001357, 2010b.
- [22] L. I. Perlovsky, «The mind is not a kludge,» *Skeptic*, τόμ. 15, αρ. 3, pp. 51-55, 2010c.
- [23] F. & P. L. I. Schoeller, «Great expectations - Narratives and the elicitation of chills,» *Psychology*, τόμ. 6, αρ. 16, pp. 2098-2102, 2015.
- [24] F. & P. L. I. Schoeller, «Aesthetic chills: Knowledge-acquisition, meaning-making and aesthetic emotions,» *Frontiers in Psychology*, τόμ. 7, 2016.
- [25] L. I. Perlovsky, «Higher emotions and cognition,» *Cognitive Systems Research*, τόμ. 61, pp. 45-52, 2020.
- [26] J. S. B. & S. K. E. Evans, «Dual-process theories of higher cognition: Advancing the debate,» *Perspectives on Psychological Science*, τόμ. 8, αρ. 3, p. 223–241, 2013.
- [27] J. S. B. & W. P. C. Evans, «Rationalization in a reasoning task,» *British Journal of Psychology*, τόμ. 67, αρ. 4, p. 479–486, 1976.
- [28] D. & F. S. Kahneman, «A model of heuristic judgment,» σε *The Cambridge handbook of thinking and reasoning*, Cambridge, Cambridge University Press, 2005, p. 267–293.
- [29] D. Kahneman, «Thinking fast and slow,» *Farrar, Straus, and Giroux*, 2011.
- [30] K. E. & W. R. F. Stanovich, «Individual differences in rational thought,» *Journal of Experimental Psychology: General*, τόμ. 127, αρ. 2, p. 161–188, 1998.
- [31] A. & K. D. (Tversky, «Judgment under uncertainty: Heuristics and biases,» *Science*, τόμ. 185, αρ. 4157, p. 1124–1131, 1974.
- [32] U. Bockenholt, «The cognitive-miser response model: Testing for intuitive and deliberate reasoning,» *Psychometrika*, τόμ. 77, αρ. 2, p. 388–399, 2012.
- [33] S. Frederick, «Cognitive reflection and decision making,» *Journal of Economic Perspectives*, τόμ. 19, αρ. 4, p. 25–42, 2005.
- [34] M. P. G. & R. D. G. Stagnaro, «performance on the cognitive reflection test is stable across time,» *Judgment and Decision Making*, τόμ. 13, p. 260–267, 2018.
- [35] N. Y. Y. B. T. S. & R. G. A. Blacksmith, «Assessing the validity of inferences from scores on the cognitive reflection test,» *Journal of Behavioral Decision Making*, τόμ. 32, αρ. 5, p. 599–612, 2019.
- [36] G. & G. P. Campitelli, «Does the cognitive reflection test measure cognitive reflection? A mathematical modeling approach,» *Memory & Cognition*, τόμ. 42, αρ. 3, p. 434–447, 2014.
- [37] M. L. & G. C. M. Finucane, «Developing a tool for measuring the decision-making competence of older adults,» *Psychology and Aging*, τόμ. 25, αρ. 2, p. 271–288, 2010.

- [38] C. D. M. A. C. F. & M. K. Primi, «Are there gender differences in cognitive reflection? Invariance and differences related to mathematics,» *Thinking & Reasoning*, τόμ. 24, αρ. 2, p. 258–279, 2018.
- [39] M. K. L. J. M. D. C. & M. A. C. Sirota, «Measuring cognitive reflection without maths: Developing and validating the verbal cognitive reflection test,» *Behavioral decision making. Advance online publication.*, 2020.
- [40] K. S. & O. D. M. Thomson, «Investigating an alternate form of the Cognitive Reflection Test,» *Judgment and Decision Making*, τόμ. 11, αρ. 1, p. 99–113, 2016.
- [41] J. F. O. I. & M. S. Salgado, «Cognitive reflection and general mental ability as predictors of job performance,» *Sustainability*, τόμ. 11, αρ. 22, p. 6498, 2019.
- [42] J. B. Carroll, «Human cognitive abilities: A survey of factor-analytic studies,» σε *Cambridge University Press*, Cambridge, 1993.
- [43] I. J. Deary, «Intelligence. Annual review of Psychology,» τόμ. 63, p. 453–482, 2012.
- [44] A. R. Jensen, «The g factor: The science of mental ability,» *Praeger*, 1998.
- [45] E. A. Hunt, «Human intelligence,» σε *Cambridge University Press*, Cambridge, 2011.
- [46] J. F. Salgado, «Ability test in selection. In H. W. Goldstein, E. A. Pulakos, J. Passmore, & C. Semedo (Eds.),» σε *The psychology of recruitment, selection, and employee retention*, Wiley Blackwell, 2017, p. 115–150.
- [47] M. E. W. R. F. & S. K. E. Toplak, «The cognitive reflection test as a predictor of performance on heuristics-and-biases tasks,» *Memory & Cognition*, τόμ. 39, αρ. 7, p. 1275–1289, 2011.
- [48] M. E. W. R. F. & S. K. E. Toplak, «Assessing miserly information processing: An expansion of the cognitive reflection test,» *Thinking & Reasoning*, τόμ. 20, αρ. 2, p. 147–168, 2014.
- [49] F. L. & H. J. E. Schmidt, «Methods of meta-analysis: Correcting error and bias in research findings,» (3rd ed.). *Sage.*, 2015.
- [50] J. F. S. S. M. Inmaculada Otero, «Cognitive reflection, cognitive intelligence, and cognitive abilities: A meta-analysis,» *Intelligence*, τόμ. 90, αρ. 101614, 2022.
- [51] P. E. J. Sterling, «Allostasis: a new paradigm to explain arousal pathology,» σε *Handbook of Life Stress, Cognition and Health*, John Wiley & Sons, 1988, pp. 629–649.
- [52] B. McEwen, «Stress, adaptation, and disease. Allostasis and allostatic load,» *N. Y. Acad. Sci.*, τόμ. 840, pp. 33–44, 1998.
- [53] D. K. I. Goldstein, «Homeostatic systems, biocybernetics, and autonomic neuroscience,» *Auton. Neurosci.*, τόμ. 208, pp. 15–28, 2017.
- [54] E. Benarroch, «The central autonomic network: functional organization dysfunction, and perspective,» *Mayo Clin. Proc.*, τόμ. 68, pp. 988–1001, 1993.
- [55] T. K. L. C. Z. W. C. Paus, «Regional differences in the effects of task difficulty and motor output on blood flow response in the human anterior cingulate cortex,» *NeuroReport*, τόμ. 9, pp. 37–47, 1998.

- [56] M. M. A. S. A. P. W. G. D. S. G. Raichle, «A default mode of brain function,» *Proc. Natl. Acad. Sci. U. S. A.*, τόμ. 98, pp. 676-682, 2001.
- [57] M. K. B. R. A. M. V. Greicius, «Functional connectivity in the resting brain: a network analysis of the default mode hypothesis,» *Proc. Natl. Acad. Sci. U. S. A.*, τόμ. 100, pp. 253-258, 2003.
- [58] C. D. M. D. J. S. S. Beckmann, «Investigations into resting-state connectivity using independent component analysis. Philosophical transactions of the Royal Society of London,» *Series B, Biological Sciences*, τόμ. 390, pp. 1001-1013, 2013.
- [59] H. Critchley, «Neural mechanisms of autonomic, affective, and cognitive integration,» *J. Comp. Neurol.*, τόμ. 493, pp. 154-166, 2005.
- [60] P. D. S. M. J. S. G. G. M. J. J. Gianaros, «Anterior cingulate activity correlates with blood pressure during stress,» *Psychophysiology*, τόμ. 42, pp. 627-635, 2005.
- [61] T. W. C. L. M. N. D. F. B. T. S. Wager, «Brain mediators of cardiovascular responses to social threat: part I: reciprocal dorsal and ventral sub-regions of the medial prefrontal cortex and heart-rate reactivity,» *Neuroimage*, τόμ. 47, pp. 821-835, 2009.
- [62] Y. C. H. F. E. T. M. D. R. Nagai, «Activity in ventromedial prefrontal cortex covaries with sympathetic skin conductance level: a physiological account of a “default mode” of brain function,» *Neuroimage*, τόμ. 22, pp. 243-251, 2004.
- [63] F. M. K. B. K. N. V. Beissner, «The autonomic brain: an activation likelihood estimation meta-analysis for central processing of autonomic function,» *J. Neurosci.*, τόμ. 33, pp. 10503-10511, 2013.
- [64] V. J. C. H. L. Macefield, «Identification of sites of sympathetic outflow at rest and during emotional arousal: concurrent recordings of sympathetic nerve activity and fMRI of the brain,» *Psychophysiol.*, τόμ. 89, pp. 451-459, 2013.
- [65] H. C. Y. N. Lisa Quadt, «Cognition updates , emotion, and the central autonomic network,» *Autonomic Neuroscience: Basic and Clinical*, τόμ. 238, αρ. 102948, 2022.
- [66] J. S. B. Roiser, «Hot and cold cognition in depression,» *CNS Spectrums*, τόμ. 18, pp. 139-149, 2013.
- [67] G. Striedter, "Evolution of the hippocampus in reptiles and birds," *Journal of Comparative Neurology*, vol. 524, pp. 496-517, 2016.
- [68] E. S. T. Warrington, «The selective impairment of auditory verbal short-term memory,» *Brain*, τόμ. 92, pp. 885-896, 1969.
- [69] A. G. N. Damasio, «The neural basis of language,» *Annu. Rev. Neurosci.*, τόμ. 7, pp. 127-147, 1984.
- [70] M. K. B. R. A. M. V. Greicius, «Functional connectivity in the resting brain: a network analysis of the default mode hypothesis,» *Proc. Natl. Acad. Sci. U. S. A.*, τόμ. 100, pp. 253-258, 2003.
- [71] C. D. M. D. J. S. S. Beckmann, «Investigations into resting-state connectivity using independent component analysis,» *Philosophical transactions of the Royal Society of London*, pp. 3601001-3601013, 2005.

- [72] L. Uddin, «Salience processing and insular cortical function and dysfunction,» *Nat. Rev. Neurosci*, τόμ. 16, pp. 55-61, 2015.
- [73] B. L. J. Lacey, «Two-way communication between the heart and the brain. Significance of time within the cardiac cycle,» *Am Psychol*, τόμ. 333, pp. 99-113, 1978.
- [74] D. S. J. A. A. Lee, «Social transmission of the sensory benefits of eye widening in fear expressions,» *Psychol. Sci*, τόμ. 24, pp. 957-965, 2013.
- [75] B. M. C. C. D. H. V. Yoon, «Cerebral hemispheric lateralization in cardiac autonomic control,» *Arch. Neurol*, τόμ. 54, pp. 741-744, 1997.
- [76] H. C. D. C. M. M. C. D. R. Critchley, «Cerebral correlates of autonomic cardiovascular arousal: a functional neuroimaging investigation in humans,» *J. Physiol*, τόμ. 523, αρ. (Pt 1), pp. 259-270, 2000.
- [77] H. M. C. J. O. O. J. Z. S. D. B. C. L. S. T. D. R. Critchley, «Human cingulate cortex and autonomic control: converging neuroimaging and clinical evidence,» *Brain*, τόμ. 126, pp. 2139-2152, 2003.
- [78] E. N. Y. C. H. Radulescu, «Mental effort: Brain and autonomic correlates in health and disease,» σε *Handbook of Biobehavioral Approaches to Self-regulation*, NY, Springer, New York, 2015, pp. In: Gendolla, G., Tops, M., Koole, S. (Eds.).
- [79] K. K. S. G. W. B. L. T. M. Quigley, «Functions of interoception: F energy regulation to experience of the self,» *Trends Neurosci*, τόμ. 44, pp. 29-38, 2021.
- [80] A. N. E. K. S. Suarez, «Regulation of memory function by feeding-relevant biological systems: following the breadcrumbs to the hippocampus,» *Front. Mol. Neurosci.*, τόμ. 12, αρ. 101, 2019.
- [81] L. M. Cahill, «Mechanisms of emotional arousal and lasting declarative memory,» *Trends Neurosci*, τόμ. 21, pp. 294-299, 1998.
- [82] M. S. B. D. R. Kroes, "β-adrenergic blockade during memory retrieval in humans evokes a sustained reduction of declarative emotional memory enhancement," *J. Neurosci*, vol. 30, pp. 3959-3963, 2010.
- [83] A. C. A. S. M. Morris, «The role of autonomic arousal in feelings of familiarity,» *Conscious. Cognit*, τόμ. 17, pp. 1378-1385, 2008.
- [84] J. McGaugh, «The amygdala modulates the consolidation of memories of emotionally arousing experiences,» *Annu. Rev. Neurosci*, τόμ. 27, pp. 1-28, 2004.
- [85] H. E. G. S. Critchley, «Interaction between cognition, emotion and the autonomic nervous system,» In: *Buijs, R.M., Swaab, D.F. (Eds.), Handb Clin Neurol*, pp. 59-77, 2013.
- [86] S. C. H. Garfinkel, «Threat and the body: how the heart supports fear processing,» *Trends Cogn. Sci.*, τόμ. 20, pp. 34-46, 2016.
- [87] S. M. L. G. M. S. A. D. R. C. H. Garfinkel, «Fear from the heart: sensitivity to fear stimuli depends on individual heartbeats,» *J. Neurosc*, τόμ. 34, pp. 6573-6582, 2014.
- [88] S. G. v. P. C. E. M. W. D. S. M. E. S. D. T. C. H. Garfinkel, «Interoceptive cardiac signals selectively enhance fear memories,» *J. Exp. Psychol. Gen*, τόμ. 150, pp. 1165-1176, 2020.

- [89] H. Berger, «Über das Elektroenkephalogramm des Menschen,» *Ist Report. Arch. Psychiatr. Nervenkr.*, τόμ. 87, p. 527–570, 1929.
- [90] E. a. S. D. Niedermeyer, «Historical aspects of EEG. In Niedermeyer's Electroencephalography: Basic Principles, Clinical Applications and Related Fields,» *6th Edition, D.L. Schomer and F.H. Lopes da Silva, eds (Philadelphia: Lippincott Williams & Wilkins)*, p. 1–16, 2011.
- [91] F. Lopes da Silva, «Computer-assisted EEG diagnosis: pattern recognition and brain mapping. In Niedermeyer's Electroencephalography: Basic Principles,» *Clinical Applications and Related Fields, 6th Edition, D.L Schomer and F.H. Lopes da Silva, eds. (Philadelphia: Lippincott Williams & Wilkins)*, p. 1203–1226, 2011b.
- [92] e. Schomer D. and Lopes da Silva F., «Niedermeyer's Electroencephalography: Basic Principles, Clinical Applications and Related Fields,» *6th Edition (Philadelphia: Lippincott Williams & Wilkins)*, 2011.
- [93] T. a. P. O. Sejnowski, «Network oscillations: emerging computational principles,» *J. Neurosc.* τόμ. 26, p. 1673–1676, 2006.
- [94] F. L. d. Silva, «EEG and MEG: Relevance to Neuroscience,» *Neuron Primer*, τόμ. 80, pp. 1-17, 2013.
- [95] Γ. Δ. Σεργιάδης, «Βιοιατρική Τεχνολογία,» *Θεσσαλονίκη: University Studio Press*, 2009.
- [96] G. B. A. H. L. Blumhardt, «The asymmetrical visual evoked potential to pattern reversal in one half field and its significance for the analysis of visual field defects,» *British Journal of Ophthalmology*, τόμ. 61, αρ. 7, pp. 454-461, 1977.
- [97] H. Jasper, «The ten-twenty electrode system of the international federation,» *Electroencephalography and Clinical Neurophysiology*, τόμ. 39, pp. 371-375, 1958.
- [98] Π. Χ. Πετρωνάκης, «Αναγνώριση συναισθημάτων από ηλεκτροεγκεφαλογράφημα μέσω προηγμένων μεθόδων επεξεργασίας σήματος,» Αριστοτέλειο Πανεπιστήμιο Θεσσαλονίκης, Τμήμα Ηλεκτρολόγων Μηχανικών & Μηχανικών Υπολογιστών, Θεσσαλονίκη, 2011.
- [99] G. C. R. L. H. L. U. M. N. T. P. F. Sharbrough, «American electroencephalographic society guidelines for standard electrode position nomenclature,» *Journal of Clinics and Neurophysiology*, τόμ. 8, αρ. 2, pp. 200-202, 1991.
- [100] B. C. Oxley, "File:International 10-20 system for EEG-MCN.svg," Wikimedia Commons, 11 July 2017. [Online]. Available: https://commons.wikimedia.org/wiki/File:International_10-20_system_for_EEG-MCN.svg. [Accessed 26 August 2022].
- [101] M. S. A. K. V. K. PANG-NING TAN, «Data,» σε *Introduction to Data Mining*, New York, Pearson, 2019, pp. 26-50.
- [102] Α.-Ε. Μαρούντα, «Ταξινόμηση Εικόνων με Βαθιά Μάθηση,» Πάτρα, 2021.
- [103] Ε. Στούμπου, «Μεταφορά Γνώσης στη Βαθιά Μάθηση από Επιτροπές Νευρωνικών Δικτύων,» Αριστοτέλειο Πανεπιστήμιο Θεσσαλονίκης, Θεσσαλονίκη, 2019.
- [104] S. Haykin, «Neural Networks: A comprehensive foundation,» 1999.

- [105] Μ. Γκιολένα, «Ανίχνευση Αντικειμένων σε Πραγματικό Χρόνο με Βαθιά Μάθηση και Υπολογιστική Αιχμής,» Πανεπιστήμιο Δυτικής Αττικής, Αθήνα, 2021.
- [106] A. E. D. F. L. M. E. R. Jordan Bird, «A Study on Mental State Classification using EEG-based Brain-Machine Interface,» σε *International Conference on Intelligent Systems (IS)*, Funchal, Portugal, 2018.
- [107] A. E. D. F. C. B. Jordan Bird, «Mental Emotional Sentiment Classification with an EEG-based Brain-Machine Interface,» σε *The International Conference on Digital Image & Signal Processing (DISP'19)*, Oxford, United Kingdom, April 2019.
- [108] A. E. D. F. C. B. L. M. Jordan Bird, «A Deep Evolutionary Approach to Bioinspired Classifier Optimisation for Brain-Machine Interaction,» *Hindawi Complexity*, τόμ. 2019, pp. 1-16, 2019.
- [109] A. Galea, "Introduction," in *Applied Data Science with Python and Jupyter*, Packt Publishing, 2018, pp. 20-21.
- [110] S. R. D. M. W. GARDNER, «ARTIFICIAL NEURAL NETWORKS (THE MULTILAYER PERCEPTRON)—A REVIEW OF APPLICATIONS IN THE ATMOSPHERIC SCIENCES,» *Atmospheric Environment*, τόμ. 32, αρ. 14, p. 2627—2636, 1998.
- [111] K. team, "About Keras," Keras, [Online]. Available: <https://keras.io/about/>.
- [112] I. J.-f. W. F.-f. Y. X. S. x. H. L.-y. W. G.-h. Z. B. M. A. S. M. M. I. I. Song Xiao, «Research on Red Tide Short-Time Prediction Using GRU Network Model Based on Multi-feature Factors - A Case in Xiamen Sea Area,» *Marine Environmental Research*, 2022.
- [113] MingxianLin, «File:GRU.png,» Wikimedia Commons, 26 December 2018. [Ηλεκτρονικό]. Available: <https://commons.wikimedia.org/wiki/File:GRU.png>.
- [114] C. Q. X. Zenhua, «Enhanced LSTM for natural language inference,» σε *Annual Meeting of the Association for Computational Linguistics*, Vancouver, Canada, 2017.
- [115] G. Alex, «Supervised Sequence Labelling with Recurrent Neural Network,» σε *Studies in Computational intelligence*, 2012.
- [116] S. J. HochreiterS, «Long Short-Term Memory,» *Neural Computation*, τόμ. 9, αρ. 8, pp. 1735-1780, 1997.
- [117] W. Gen-sheng, «GRU Neural Network Text Emotion Classification Model Based on Multi-feature Fusion,» *Journal of Chinese Computer Systems*, τόμ. 10, αρ. 40, pp. 2130-2137 (in Chinese), 2019.
- [118] L. Gao-sheng, « Study on Short-term Traffic Forecast of Urban Bus Stations Based on LSTM,» *Journal of Highway and Transportation Research and Development*, τόμ. 36, αρ. 2, pp. 128-135 (in Chinese), 2019.
- [119] MingxianLin, «File:LSTM.png,» Wikimedia Commons, 26 December 2018. [Ηλεκτρονικό]. Available: <https://commons.wikimedia.org/wiki/File:LSTM.png>.
- [120] S. G. D. L. K. C. W. Zha, «Application of the ensemble kalman filter for assisted layered history matching,» *Adv Geo-Energy Res*, τόμ. 2, αρ. 4, pp. 450-456, 2018.

- [121] Y. L. Y. W. R. L. D. L. S. Y. Y. X. Wenshu Zha, «Forecasting monthly gas field production based on the CNN-LSTM model,» *Energy*, τόμ. 260, 2022.
- [122] J. BIRD, «EEG Brainwave Dataset: Feeling Emotions,» Kaggle, [Ηλεκτρονικό]. Available: <https://www.kaggle.com/datasets/birdy654/eeg-brainwave-dataset-feeling-emotions>.
- [123] J. Brownlee, «Predict Whether a Persons Eyes are Open or Closed Using Brain Waves,» *Machine Learning Mastery*, August 27 2018. [Ηλεκτρονικό]. Available: <https://machinelearningmastery.com/how-to-predict-whether-eyes-are-open-or-closed-using-brain-waves/>.