



ΕΘΝΙΚΟ ΜΕΤΣΟΒΙΟ ΠΟΛΥΤΕΧΝΕΙΟ

ΣΧΟΛΗ ΗΛΕΚΤΡΟΛΟΓΩΝ ΜΗΧΑΝΙΚΩΝ ΚΑΙ ΜΗΧΑΝΙΚΩΝ ΥΠΟΛΟΓΙΣΤΩΝ

ΤΟΜΕΑΣ ΤΕΧΝΟΛΟΓΙΑΣ ΠΛΗΡΟΦΟΡΙΚΗΣ ΚΑΙ ΥΠΟΛΟΓΙΣΤΩΝ

**Δυναμική προσαρμογή εικονικού ή επαυξημένου
περιβάλλοντος βάσει βιοανάδρασης προερχόμενης από
αισθητήρες**

ΔΙΠΛΩΜΑΤΙΚΗ ΕΡΓΑΣΙΑ

του

ΑΔΑΜΗ Ι. ΔΗΜΗΤΡΙΟΥ

Επιβλέπων : Δημήτριος –Διονύσιος Κουτσούρης
Καθηγητής Ε.Μ.Π.

Αθήνα, Μάρτιος 2019

Η σελίδα αυτή είναι σκόπιμα λευκή.



ΕΘΝΙΚΟ ΜΕΤΣΟΒΙΟ ΠΟΛΥΤΕΧΝΕΙΟ
ΣΧΟΛΗ ΗΛΕΚΤΡΟΛΟΓΩΝ ΜΗΧΑΝΙΚΩΝ
ΚΑΙ ΜΗΧΑΝΙΚΩΝ ΥΠΟΛΟΓΙΣΤΩΝ
ΤΟΜΕΑΣ ΤΕΧΝΟΛΟΓΙΑΣ ΠΛΗΡΟΦΟΡΙΚΗΣ
ΚΑΙ ΥΠΟΛΟΓΙΣΤΩΝ

**Δυναμική προσαρμογή εικονικού ή επαυξημένου
περιβάλλοντος βάσει βιοανάδρασης προερχόμενης από
αισθητήρες**

ΔΙΠΛΩΜΑΤΙΚΗ ΕΡΓΑΣΙΑ

του

ΑΔΑΜΗ Ι. ΔΗΜΗΤΡΙΟΥ

Επιβλέπων : Δημήτριος – Διονύσιος Κουτσούρης
Καθηγητής Ε.Μ.Π.

Εγκρίθηκε από την τριμελή εξεταστική επιτροπή την 27^η Μαρτίου 2019.

Δημήτριος – Διονύσιος Κουτσούρης
Καθηγητής Ε.Μ.Π.

Γεώργιος Ματσόπουλος
Καθηγητής Ε.Μ.Π.

Παναγιώτης Τσανάκας.
Καθηγητής Ε.Μ.Π.

Αθήνα, Μάρτιος 2019

.....
ΑΔΑΜΗΣ Ι. ΔΗΜΗΤΡΙΟΣ

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

Copyright © Δημήτριος Ι. Αδάμης, 2019

Με επιφύλαξη παντός δικαιώματος. All rights reserved.

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

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

Περίληψη

Ο σκοπός της διπλωματικής εργασίας είναι η παρουσίαση μιας βελτίωσης σε συστήματα εικονικής πραγματικότητας (VR) που χρησιμοποιούνται για τη θεραπεία ψυχικών διαταραχών. Το προτεινόμενο σύστημα θα παρέχει στους γιατρούς την δυνατότητα παρακολούθησης της συναισθηματικής κατάστασης του ασθενούς σε πραγματικό χρόνο, καθώς και τη δυνατότητα δυναμικής προσαρμογής του εικονικού περιβάλλοντος. Το σύστημα θα είναι σε θέση να εκτιμήσει την συναισθηματική κατάσταση του υποκειμένου, χρησιμοποιώντας νευρωνικά δίκτυα σε φυσιολογικά σήματα, όπως το ηλεκτρομυογράφημα, η ηλεκτροδερματική δραστηριότητα και ο καρδιακός ρυθμός. Κατά τη διάρκεια της συνεδρίας, ο γιατρός θα είναι σε θέση να προσαρμόσει το εικονικό περιβάλλον στο οποίο “βυθίζονται” οι ασθενείς, με βάση τα συναισθήματα και τις αντιδράσεις του ατόμου στα ερεθίσματα. Μια ποικιλία παραμέτρων που επιλέγονται από τους ειδικούς θα προσαρμόζεται ευέλικτα μέσω μιας διεπαφής χρήστη (user interface), ώστε τα ερεθίσματα να γίνουν λιγότερο ή περισσότερο έντονα. Με αυτό τον τρόπο παρέχουμε στους ψυχιάτρους έναν τρόπο να σχεδιάσουν και να διαμορφώσουν μια αποτελεσματική μακροχρόνια θεραπεία, μέσω μιας εξατομικευμένης διαδικασίας υγειονομικής περίθαλψης.

Λέξεις Κλειδιά: δυναμική προσαρμογή, αναγνώριση συναισθημάτων, βιοανάδραση, νευρωνικά δίκτυα, εικονική πραγματικότητα (VR), συναισθηματική υπολογιστική, ψυχική υγεία, φυσιολογικά σήματα, μηχανική μάθηση

Abstract

In this study, we present an enhancement on Virtual Reality (VR) Systems used for treating mental disorders. The system will provide to doctors the ability of real time monitoring of patient's emotional state, as well as the potential to dynamically adjust the virtual environment. The system will be able to estimate the emotional condition of the subject, by utilizing neural networks on physiological signals such as electromyography , electrodermal activity and heart rate. During the session, the doctor will be able to adjust the virtual environment, in which the patients are immersed, based on the subject's feelings and responses to the stimuli. A variety of parameters selected by the clinical experts, will be flexibly adjusted via a user interface in order to make the stimuli less or more intense. In this way we provide to psychiatrists a way to plan and form an effective long-term treatment through a personalized healthcare procedure.

Keywords: dynamic adjustment, emotion recognition, biofeedback, neural networks, virtual reality (VR), affective computing, mental health, physiological signals, machine learning

Ευχαριστίες

Η παρούσα διπλωματική εργασία, με την οποία ολοκληρώνεται η ακαδημαϊκή μου πορεία στη Σχολή Ηλεκτρολόγων Μηχανικών και Μηχανικών Υπολογιστών του Εθνικού Μετσόβιου Πολυτεχνείου, είναι αποτέλεσμα της συνεργασίας και της συμπόρευσης μου, με διάφορους ανθρώπους οι οποίοι με βοήθησαν καθ' όλη την διάρκεια της εκπόνησης της και για τον λόγο αυτό θα ήθελα να ευχαριστήσω εγκάρδιως αυτά τα άτομα.

Θέλω αρχικά να ευχαριστήσω εγκάρδια την κυρία Ελευθερία Βελλίδου και το Εργαστήριο Βιοιατρικής Τεχνολογίας του Εθνικού Μετσόβιου Πολυτεχνείου, τόσο για την ευκαιρία που μου παρείχαν να ασχοληθώ με ένα τόσο ενδιαφέρον και καινοτόμο θέμα, όσο και για την στήριξη που μου προσέφεραν σε διάφορες δυσκολίες που αντιμετώπισα κατά την διάρκεια εκπόνησης της εν λόγω διπλωματικής.

Θα ήθελα επίσης να εκφράσω την ευγνωμοσύνη μου στην οικογένεια μου και στους φίλους μου, για την αμέριστη στήριξη και συμπαράστασή τους καθ' όλη την διάρκεια των σπουδών μου και κυρίως στους γονείς μου, που δεν σταμάτησαν να πιστεύουν σε εμένα.

Δημήτριος Ι. Αδάμης
Αθήνα, Μάρτιος 2019

Πίνακας περιεχομένων

Περιεχόμενα

Δυναμική προσαρμογή εικονικού ή επαυξημένου περιβάλλοντος βάσει βιοανάδρασης προερχόμενης από αισθητήρες.....	1
Δυναμική προσαρμογή εικονικού ή επαυξημένου περιβάλλοντος βάσει βιοανάδρασης προερχόμενης από αισθητήρες.....	3
1 Εισαγωγή.....	1
1.1 Αντικείμενο διπλωματικής.....	1
1.2 Οργάνωση κειμένου.....	2
2 Εικονική Πραγματικότητα	3
2.1 Εισαγωγή.....	3
2.2 Τεχνολογία VR	4
2.3 VR στην ψυχική υγεία	12
2.3.1 Υπάρχουσα τεχνολογία	12
2.3.2 Πλεονεκτήματα της εικονικής πραγματικότητας στον τομέα της ψυχικής υγείας .	13
3 Σ Συναισθήματα – Ανίχνευση και Καταγραφή τους	15
3.1 Ορισμός συναισθήματος.....	16
3.2 Κατηγοριοποίηση Συναισθημάτων	17
3.3 Συναισθήματα στις ψυχικές διαταραχές	20
3.4 Συναισθηματική Υπολογιστική (Affective Computing).....	24
3.4.1 Τεχνολογίες Συναισθηματικής Υπολογιστικής.....	24
4 Βιοανάδραση	29
4.1 Ορισμός Βιοανάδρασης	29
4.2 Κατηγορίες Βιοανάδρασης	31
4.3 Βιοανάδραση στην ψυχική υγεία.....	37
5 Ταξινόμηση/Παλινδρόμηση EMG σήματος με χρήση του DEAP dataset.....	40
5.1 Μηχανική μάθηση (Machine Learning).....	40

5.1.1	Ορισμός.....	40
5.1.2	Στάδια- Φάσεις του <i>Machine Learning</i>	42
5.1.3	Είδη Μηχανικής Μάθησης	50
5.2	Περιγραφή DEAP dataset	52
5.3	Επεξεργασία σήματος.....	55
5.4	Classification - Regression.....	63
5.4.1	Πρόβλημα ταξινόμησης (<i>Classification</i>).....	63
5.4.2	Πρόβλημα παλινδρόμησης (<i>Regression</i>)	70
5.4.3	Στάδιο Αξιολόγησης (<i>Evaluation</i>).....	73
6	Δυναμική προσαρμογή εικονικού περιβάλλοντος	78
6.1	Filling the gap – Ανάγκη για δυναμική προσαρμογή	78
6.2	Εικονικό περιβάλλον – δυναμική προσαρμογή σε Unity	80
7	Επίλογος	88
7.1	Σύνοψη και συμπεράσματα.....	88
7.2	Μελλοντικές επεκτάσεις	88
8	Βιβλιογραφία.....	90

1

Εισαγωγή

1.1 Αντικείμενο διπλωματικής

Η ικανότητα αναγνώρισης και ερμηνείας των διαφορετικών συναισθημάτων , αποτελεί μια διαρκή πρόκληση για τις ανθρώπινες κοινωνικές ανάγκες. Τα συναισθήματα γενικά είναι περίπλοκα, δύσκολο στο να ποσοτικοποιηθούν, και δεν υπάρχει κάποια εδραιωμένη μέθοδος για να μετρηθούν. Ωστόσο, οι φυσιολογικές αντιδράσεις του ανθρώπου, όταν μετρώνται, έχει αποδειχθεί ότι σχετίζονται άμεσα με τις συναισθηματικές του αντιδράσεις. Ο κύριος στόχος αυτής της εργασίας είναι να μελετήσει τα ανθρώπινα συναισθήματα , τα οποία μπορούν να προκληθούν μέσα από περιβάλλοντα εικονικής πραγματικότητας. Πολλές συναφείς εργασίες βασίζονται σε ερωτηματολόγια αυτοαξιολόγησης , με το πέρας της έκθεσης στο εικονικό περιβάλλον, για την επισήμανση των διαφορετικών αντιδράσεων ενός χρήστη, και στη συνέχεια στην εκπαίδευση μοντέλων πάνω στα αποτελέσματα αυτών των ερωτηματολογίων. . Το βασικό μειονέκτημα αυτής της μεθόδου είναι ότι εξαρτάται πάρα πολύ από την υποκειμενικότητα και τη μνήμη του χρήστη, η οποία θα μπορούσε πάρα πολύ εύκολα να παραμορφωθεί από την διαδοχή των γεγονότων μέσα στο εικονικό περιβάλλον. Λαμβάνοντας αυτό υπόψιν, στην παρούσα εργασία προτείνουμε ένα μοντέλο, στο οποίο το εικονικό περιβάλλον θα προσαρμόζεται δυναμικά με βάση την βιοανάδραση του χρήστη, η οποία θα προέρχεται από κάποιους βιοαισθητήρες. Με

τον τρόπο αυτό , θα οδηγηθούμε σε έναν αντικειμενικό και κυρίως εξατομικευμένο τρόπο αναγνώρισης και αξιολόγησης των ανθρώπινων συναισθηματικών καταστάσεων.

1.2 Οργάνωση κειμένου

Βιβλιογραφία σχετικά με την εικονική πραγματικότητα , την τεχνολογία της, τις εφαρμογές της καθώς και την χρήση της ως μέσο θεραπείας για την ψυχική υγεία παρουσιάζεται στο Κεφάλαιο 2 . Το Κεφάλαιο 3 αναφέρεται στην μοντελοποίηση των συναισθημάτων καθώς και σε τρόπους με τους οποίους αυτά ανιχνεύονται και καταγράφονται. Στο Κεφάλαιο 4 αναπτύσσουμε το όρο της Βιοανάδρασης, τις κατηγορίες της, καθώς και την εφαρμογή της στην ψυχική υγεία. Στην συνέχεια, στο κεφάλαιο 5 , παρουσιάζουμε το πρακτικό κομμάτι της εργασίας, μια διαδικασία μηχανικής μάθησης και ταξινόμησης του συναισθήματος , με βάση τα φυσιολογικά σήματα του ηλεκτρομυογραφήματος από το online dataset DEAP. Τέλος στο κεφάλαιο 6 προτείνουμε και παρουσιάζουμε την ιδέα της δυναμικής προσαρμογής στο εικονικό περιβάλλον με βάση την βιοανάδραση του ασθενούς.

2

Εικονική Πραγματικότητα

2.1 Εισαγωγή

Ο όρος Εικονική Πραγματικότητα χρησιμοποιήθηκε για πρώτη φορά από τον Jaron Lanier το 1989. Ο Lanier είναι ένας από τους πρωτοπόρους της Εικονικής Πραγματικότητας και ιδρυτής της εταιρείας VPL Research (από τη φράση Virtual Programming Languages) η οποία ανέπτυξε μερικά από τα πρώτα συστήματα τη δεκαετία του 1980.

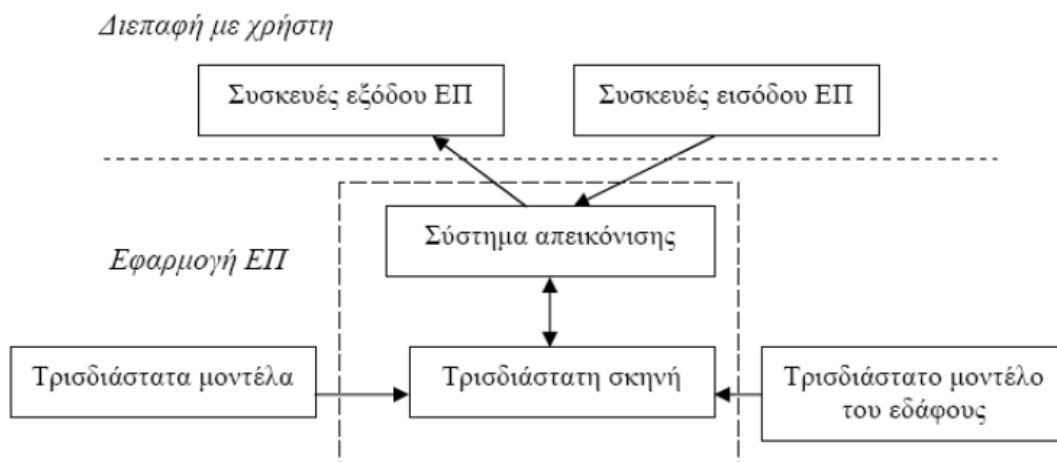
Η Εικονική Πραγματικότητα χρησιμοποιεί ηλεκτρονικούς υπολογιστές, για να δημιουργήσει και να προσομοιώσει υπαρκτά ή μη περιβάλλοντα, από τα οποία ο χρήστης έχει την ψευδαίσθηση ότι περιβάλλεται και στα οποία μπορεί να κινηθεί ελεύθερα, αλληλεπιδρώντας παράλληλα με τα αντικείμενα που περιλαμβάνουν, όπως θα έκανε και στον πραγματικό κόσμο.¹

Για να είναι όσο πιο πετυχημένη γίνεται η εμπύθιση ενός χρήστη σε ένα περιβάλλον Εικονικής Πραγματικότητας, είναι σημαντικό να απομονωθεί ο χρήστης και οι αισθήσεις του από τον πραγματικό κόσμο, επικαλύπτοντας τα ερεθίσματα του πραγματικού κόσμου με αντίστοιχα εικονικά, φτιαγμένα από το σύστημα της Εικονικής Πραγματικότητας. Απο τις πέντε αισθήσεις, οι πιο σημαντικές κατά φθίνουσα σειρά είναι η όραση, η ακοή και η αφή. Έτσι είναι πρωταρχικής σημασίας ένα σύστημα Εικονικής Πραγματικότητας να παρέχει

στερεοσκοπική εικόνα, δηλαδή δύο εικόνες από διαφορετική οπτική γωνία, μια για κάθε μάτι του χρήστη, έτσι ώστε να δημιουργηθεί η αίσθηση του βάθους στο χώρο. Παράλληλα η ύπαρξη στερεοσκοπικού ήχου βοηθάει το χρήστη να κατανοεί τι γίνεται γύρω του στον εικονικό χώρο που τον περιβάλλει με πολύ φυσικό τρόπο, ενώ ταυτόχρονα αποκλείει τον χρήστη από τους ήχους του πραγματικού κόσμου, οι οποίοι θα μπορούσαν να καταστρέψουν την εικονική του εμπειρία. Τέλος η αφή, μπορεί να χρησιμοποιηθεί με κατάλληλες συσκευές είτε για να μπορεί ο χρήστης να νιώθει τον κόσμο, π.χ. να ακουμπά ένα αντικείμενο και να νιώθει αντίσταση, είτε για να καθοδηγήσουμε το χρήστη διευκολύνοντάς τον στην εκτέλεση κάποιων συγκεκριμένων ενεργειών, π.χ. μοντελοποίηση τρισδιάστατων αντικειμένων. Αν όλα τα παραπάνω συνδυαστούν και με την ανίχνευση των κινήσεων του χρήστη με κατάλληλες συσκευές ανίχνευσης, έτσι ώστε το εικονικό περιβάλλον να συμπεριφέρεται όπως και το πραγματικό, τότε η όλη εμπειρία που θα αποκτήσει ο χρήστης μπορεί να είναι άκρως ρεαλιστική.²

2.2 Τεχνολογία VR

Για την καλύτερη παρουσίαση του που βρίσκεται η τεχνολογία VR είναι αναγκαία κάποια μορφή ταξινόμησης. Η ταξινόμηση θα γίνει σε σχέση με τον τρόπο με τον οποίο ο χρήστης αντιλαμβάνεται το VE. Αυτός ο τρόπος είναι πρωταρχικά εξαρτημένος από τις input devices, οι οποίες του παρέχουν τις απεικονίσεις πληροφοριών. Κατά προέκταση γίνεται και διαχωρισμός ανάλογα με το βαθμό εμπύθισης (immersion) του χρήστη στο τεχνητό περιβάλλον.³ Ένα σύστημα εικονικής πραγματικότητας αποτελείται από τα συστατικά που φαίνονται στο παρακάτω σχήμα:



Συστατικά στοιχεία ενός συστήματος VR³

Τα συστατικά αυτά είναι τα εξής:

- **Σύστημα απεικόνισης (viewer) / τρισδιάστατη σκηνή**

Αυτά τα δυο στοιχεία συνδέονται στενά αφού η επιλογή του τρισδιάστατου περιβάλλοντος απεικόνισης ως 3D viewer υποδηλώνει μια τρισδιάστατη υλοποίηση του σκηνικού (3D scene). Η τρισδιάστατη σκηνή λαμβάνει συνεισφορές από ένα τρισδιάστατο μοντέλο του εδάφους και τρισδιάστατες απεικονίσεις των αντικειμένων του πραγματικού κόσμου. Και τα δυο μαζί αποτελούν την τρισδιάστατη μηχανή απεικόνισης (3D player engine).

- **Μοντέλο εδάφους**

Μια γεωγραφική βάση δεδομένων του εδάφους σε τρισδιάστατη μορφή.

- **Τρισδιάστατα μοντέλα του πραγματικού κόσμου**

- **Συσκευές εισόδου VR**

- **Συσκευές εξόδου ή απεικόνισης VR**

Οι χρήστες βλέπουν έναν τρισδιάστατο εικονικό κόσμο στις συσκευές εξόδου εικονικής πραγματικότητας και μπορούν ν' αλληλεπιδράσουν μ' αυτόν μέσω συσκευών εισόδου εικονικής πραγματικότητας. Ένα σύστημα απεικόνισης (viewer) περιέχει μια τρισδιάστατη σκηνή η οποία αποτελείται από τρισδιάστατα μοντέλα και (πιθανώς) από ένα μοντέλο του περιβάλλοντος που καθοδηγεί τις συσκευές εισόδου και εξόδου. Η τρισδιάστατη σκηνή είναι μια δυναμική δομή δεδομένων η οποία περιέχει όλη την πληροφορία που η εφαρμογή εικονικής πραγματικότητας πρόκειται να δείξει στο χρήστη. Τα τρισδιάστατα μοντέλα περιγράφουν τις κλάσεις των ορατών αντικειμένων της τρισδιάστατης σκηνής. Το μοντέλο του περιβάλλοντος περιγράφει το τοπίο σε τρισδιάστατη μορφή και η μηχανή απεικόνισης το απεικονίζει.⁴

Μια άλλη κατηγοριοποίηση των συστημάτων εικονικής πραγματικότητας, μπορεί να γίνει με βάση την συσκευή οπτικής απεικόνισης:

- **Συστήματα εμπύθισης (Immersive VR)** : Ο χρήστης αποκόπτεται από τον πραγματικό κόσμο με τη χρήση κράνους (HMD -Head Mounted Display) στο οποίο προβάλλονται οι εικόνες του συνθετικού περιβάλλοντος.



Immersive VR ⁵

Ένα από τα βασικά μειονεκτήματα της εν λόγω κατηγορίας είναι σε περίπτωση που η ανάλυση και τα γραφικά του εικονικού περιβάλλοντος είναι κακής ποιότητας, δημιουργείται καθυστέρηση μεταξύ κίνησης του χρήστη και επακόλουθης απεικόνισης, γεγονός που εκτός του ότι δεν επιτυγχάνει την διαδικασία της πλήρους εμπύθισης του χρήστη, δημιουργεί συμπτώματα κόπωσης, ναυτίας και δυσφορίας σε αυτόν. ⁵

- **Επιτραπέζια Συστήματα (Desktop VR)** : Βασίζονται σε προσωπικούς υπολογιστές με δυνατότητα υποστήριξης εξειδικευμένων περιφερειακών πλοήγησης στον τρισδιάστατο εικονικό χώρο και χρήσης στερεοσκοπικών γυαλιών ή κράνους.



Desktop VR ²

- **Προβολικά συστήματα (Projection-based VR) :** Χρήση συστήματος προβολής (μονοσκοπικής ή στερεοσκοπικής) από πολλαπλές οθόνες που κυκλώνουν τον χρήστη.

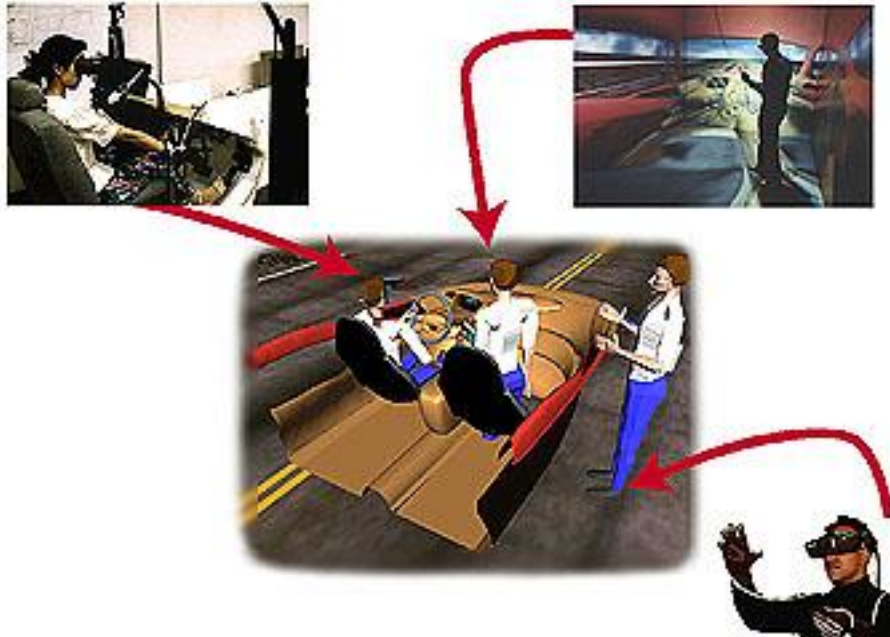


Projection-based VR ³

- **Κατοπτρικοί κόσμοι (Mirror worlds) :** Το σύστημα παρουσιάζει στον χρήστη απεικόνιση του εαυτού του με την οποία δύναται να αλληλεπιδρά σε πραγματικό χρόνο. ⁶

Επιπλέον, ανάλογα με τον αριθμό των χρηστών ενός εικονικού περιβάλλοντος, μπορεί κανείς να διακρίνει τις 2 παρακάτω κατηγορίες:

- **Συστήματα για έναν χρήστη (Single- user VR) :** Ένας μόνο χρήστης πλοηγείται στο εικονικό περιβάλλον και αλληλεπιδρά με αυτό.
- **Δικτυωμένα- Συνεργατικά συστήματα για πολλούς χρήστες (Multi-user, collaborative, distributed VR) :** Επιτρέπουν σε μια ομάδα διασκορπισμένων χωρικά και χρονικά χρηστών να αλληλεπιδρούν σε πραγματικό χρόνο. Επίσης ονομάζονται και πολυχρηστικά καταναμημένα εικονικά περιβάλλοντα. ⁷



Δικτυωμένο συνεργατικό σύστημα ⁷

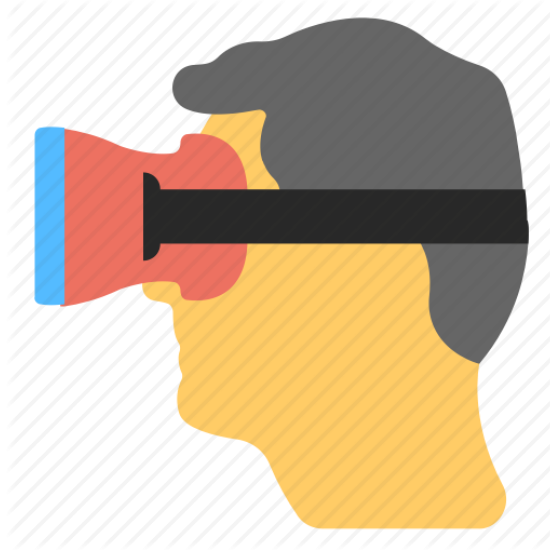
Μια **απτική διασύνδεση (haptic interface)** είναι μια κιναισθητική διεπαφή μεταξύ ενός ανθρώπου και ενός εικονικού περιβάλλοντος (απτικός = σχετικός με την αφή). Υπεισέρχονται δηλαδή στη διασύνδεση οι παράγοντες μυϊκές συστολές και κινήσεις του σώματος. Ο δεσμός αυτός είναι το κλειδί στην καθιέρωση της αλληλεπίδρασης σε έναν εικονικό κόσμο. Η φυσική ενέργεια ρέει προς δύο κατευθύνσεις, προς και από το χρήστη που βρίσκεται στο εικονικό περιβάλλον. Χρησιμοποιώντας ειδικές συσκευές εισόδου / εξόδου (joysticks, data gloves ή άλλες συσκευές), οι χρήστες μπορούν να δεχτούν ανάδραση από τις εφαρμογές υπολογιστών υπό μορφή απτικών αισθήσεων στο χέρι ή σε άλλα μέρη του σώματος. ⁸

Η βασική λειτουργία που πρέπει να καταφέρει να φέρει εις πέρας ένα σύστημα εικονικής πραγματικότητας είναι η εμπύθιση του χρήστη όσο το δυνατόν πιο ρεαλιστικά γίνεται. Στην προσπάθεια αυτή μεγάλη σημασία παίζουν οι ειδικές συσκευές υλικού (εξόδου/εισόδου) VR, οι οποίες αναλύονται παρακάτω:

➤ **Συσκευές εξόδου**

- **Head Mounted Displays (HMDs):** απομονώνουν την οπτική επαφή με τον πραγματικό κόσμο. Τα κράνη αυτά διαθέτουν δυο μικροσκοπικές στερεοσκοπικές οθόνες (μια για κάθε μάτι), που προβάλλουν τις κινούμενες εικόνες του εικονικού περιβάλλοντος. Ο χρήστης αισθάνεται να

«εμβυθίζεται» στο εικονικό περιβάλλον. Η παραίσθηση αυτή λέγεται «τηλεπαρουσία» και επηρεάζεται από πολλούς αισθητήρες κίνησης (motion trackers) που συλλέγουν τις κινήσεις του χρήστη και ανάλογα προσαρμόζουν την απεικόνιση των οθονών σε πραγματικό χρόνο. Έτσι, ο χρήστης μπορεί να εξερευνήσει τον κόσμο εικονικής πραγματικότητας, αλλάζοντας οπτικές γωνίες, βασισμένος στην περιστροφή του κεφαλιού. ⁹



Head mounted Display ⁹

- **Η πανκατευθυντική διοπτρική οθόνη (*Binocular Omni-directional monitor – BOOM*)** : όπου οι οθόνες και το οπτικό σύστημα τοποθετούνται σ' ένα κουτί το οποίο τοποθετείται σ' ένα βραχίονα πολλαπλών συνδέσμων. Ο χρήστης βλέπει τον εικονικό κόσμο κοιτώντας μέσα στο κουτί και μπορεί να καθοδηγήσει το κουτί σε οποιαδήποτε θέση μέσα στον όγκο λειτουργίας της συσκευής. Οι αισθητήρες κίνησης βρίσκονται στους συνδέσμους του βραχίονα που κρατάει το κουτί.



BOOM⁹

- **Το Σύστημα Αυτόματου Εικονικού Περιβάλλοντος Σπηλαίου (*Cave Automatic Virtual Environment – CAVE*):** παρέχει την ψευδαίσθηση της εμπύθισης με το να προβάλλει στερεοσκοπικές εικόνες στους τείχους και το δάπεδο ενός κυβικού δωματίου. Μια ομάδα ατόμων η οποία φοράει τρισδιάστατα γυαλιά μπορεί να μετακινηθεί ελεύθερα στο CAVE ενώ αισθητήρες κίνησης συνεχώς αναπροσαρμόζουν τη στερεοσκοπική προβολή του διευθύνοντος ατόμου.



CAVE⁹

- **Τρισδιάστατα γυαλιά (LCD shutter glasses):** Χρησιμοποιούνται συνήθως με μονοσκοπικές αλλά και στερεοσκοπικές οθόνες και παρέχουν την αίσθηση του βάθους στις δισδιάστατες οθόνες.



LCD Shutter glasses⁹

➤ Συσκευές εισόδου

- **Γάντια αλληλεπίδρασης – Cyber Gloves:** είναι μια συσκευή εισόδου, στην οποία χρησιμοποιούνται αισθητήρες για ανίχνευση των πραγματικών κινήσεων του χεριού και των δακτύλων του χρήστη. Τα δεδομένα που προκύπτουν από την ανίχνευση χρησιμοποιούνται για την κατασκευή της εικονικής αναπαράστασης του χεριού και των κινήσεων του μέσα στο VE. Στην καλύτερη περίπτωση, κατά την οποία δεν υπάρχει σημαντική καθυστέρηση μεταξύ της πραγματικής και της εικονικής κίνησης του χεριού, ενισχύεται κατά πολύ η αίσθηση της παρουσίας (presence) του χρήστη μέσα στο VR. Η απεικόνιση της αίσθησης της αφής ή της απτικής αντίδρασης (tactile και force feedback) ενισχύει ακόμα περισσότερο την αληθοφάνεια της εμπειρίας.⁸



Γάντι εικονικής πραγματικότητας⁸

2.3 VR στην ψυχική υγεία

2.3.1 Υπάρχουσα τεχνολογία

Η εμφάνιση της εικονικής πραγματικότητας ως σημαντικό εργαλείο για την διερεύνηση, την αξιολόγηση και την διαχείριση των ψυχικών διαταραχών αποτελεί γεγονός τα τελευταία χρόνια. Τα προβλήματα ψυχικής υγείας είναι ένα αναπόσπαστο κομμάτι της κοινωνικής πραγματικότητας. Τα άτομα που υποφέρουν από αυτά, μέσω διαδραστικών περιβαλλόντων που δημιουργούνται από τον υπολογιστή, είναι σε θέση να βιώσουν επανειλημμένα τις προβληματικές τους καταστάσεις, και κατά συνέπεια να διδαχθούν και να εκπαιδευτούν, μέσω τεκμηριωμένων ψυχολογικών θεραπειών, πώς να τα ξεπεράσουν.

Οι ασθενείς, παρά το γεγονός ότι γνωρίζουν πως το περιβάλλον του υπολογιστή δεν είναι πραγματικό – ότι είναι δηλαδή απλά μια ψευδαίσθηση- , οι εγκεφαλοί τους αντιλαμβάνονται τις εικόνες και τους ήχους σαν πραγματικά ερεθίσματα. Μέσω της εικονικής πραγματικότητας, μπορούν να αναπαραχθούν τεχνητά σενάρια, τα οποία είναι σε θέση να προκαλέσουν πολύ έντονα συναισθήματα στον χρήστη, έτσι ώστε ο ψυχίατρος να μπορέσει να παρατηρήσει τη συμπεριφορά και την αντίδρασή του σε αυτά. Οι πληροφορίες που θα αντληθούν από την παραπάνω διαδικασία, χρησιμοποιούνται για τον σχεδιασμό της κατάλληλης για τον ασθενή θεραπείας.

Η αποτελεσματικότητα της εικονικής πραγματικότητας σε προβλήματα ψυχικής υγείας, έχει επαληθευτεί από θεραπείες που αφορούν την ακροφοβία, την αραχνοφοβία, την διαταραχή πανικού, τις υπερβολικές διατροφικές διαταραχές, καθώς και την φοβία της πτήσης.¹ Έχει επίσης χρησιμοποιηθεί στην θεραπεία αγοραφοβίας, κλειστοφοβίας και για την φοβία της οδήγησης. Μια εξαιρετικά διαδεδομένη χρήση της εικονικής πραγματικότητας, είναι για την θεραπεία του μετατραυματικού άγχους (PTSD). Μέσω του VR οι ασθενείς εκτίθενται στην πηγή της διαταραχής τους, όποια κι αν είναι αυτή, με μεγάλη ευκολία και χωρίς κίνδυνο. Το σκεπτικό αυτής της μορφή θεραπείας είναι ότι η έκθεση τους ασθενούς στην πηγή του προβλήματός του, σε συνδυασμό με την εκπαίδευση της χαλάρωσης, θα τον καταστήσει ικανό να διαχειριστεί σταδιακά μόνος του το άγχος και την ταραχή που το προκαλεί το εν λόγω ερέθισμα. Εκτιθέμενος διαρκώς σε αυτό, σταδιακά το αίσθημα της απειλής όλο και θα απομακρύνεται, και αναμένεται ότι με την πάροδο του χρόνου, ο ασθενής θα χάσει, αν όχι εξολοκλήρου, σε μεγάλο βαθμό τα συναισθήματα άγχους που το προκαλεί το εικονικό ερέθισμα.¹

Οι ερευνητές που ασχολήθηκαν με την συμβολή της εικονικής πραγματικότητας και τους στόχους της στην ψυχική υγεία, έθεσαν αρχικά επτά στόχους προς επίτευξη¹⁰ :

- ο **Αξιολόγηση συμπτωμάτων**
- ο **Ταυτοποίηση των δεικτών των συμπτωμάτων ή των συσχετισμών τους**
- ο **Καθιέρωση παραγόντων πρόγνωσης διαταραχών**
- ο **Δοκιμές υποτιθέμενων αιτιωδών παραγόντων**
- ο **Διερεύνηση της διαφορική πρόβλεψης των συμπτωμάτων**
- ο **Προσδιορισμός τοξικών στοιχείων στο περιβάλλον**
- ο **Ανάπτυξη θεραπείας**

Επί του παρόντος, με βάση τα στοιχεία που έχουμε, μπορεί να θεωρηθεί η εικονική πραγματικότητα ως χρήσιμο εργαλείο για την εκπαίδευση, την κατάρτιση, την διάγνωση και τη θεραπεία σε ότι αφορά την ψυχική υγεία. Παρόλαυτα , η τεχνική αυτή είναι ακόμα σε πρώιμο στάδιο, και απαιτείται περαιτέρω εργασία και πληθώρα δοκιμών, ώστε να τεθεί σε πλήρη και καθημερινή χρήση ως αναπόσπαστο εργαλείο για την ψυχική υγεία.

2.3.2 Πλεονεκτήματα της εικονικής πραγματικότητας στον τομέα της ψυχικής υγείας

Ένα ευρύ σώμα του ερευνητικού κόσμου, έχει προτείνει και παρατηρήσει μεγάλο αριθμό θετικών επιδράσεων της θεραπείας με βάση την έκθεση (exposure therapy) , για τις ψυχικές διαταραχές. Σε πολλά διαφορετικά ήδη διαταραχών, η ανησυχία/φόβος του ατόμου προκαλείται από ένα συγκεκριμένο αντικείμενο, μια τοποθεσία ή μια κατάσταση.

Η **in Vivo** θεραπεία είναι μια μορφή νοητικής συμπεριφοριστικής θεραπείας (Cognitive Behavior Therapy – CBT) , που χρησιμοποιείται για τη μείωση του φόβου απέναντι τα παραπάνω ερεθίσματα. Στην **φανταστική έκθεση (imaginal exposure)**, ο ασθενής καλείται να φανταστεί από μόνος του μια φοβική κατάσταση που θα τον φέρει σε δύσκολη θέση. Όπως γίνεται αντιληπτό η επιτυχία της παραπάνω μεθόδου, εξαρτάται απολύτως από την ικανότητα του ασθενούς να φανταστεί και να πλάσει στο μυαλό του αποτελεσματικά συγκεκριμένα φοβικά ερεθίσματα, προκειμένου να μετατεθεί σε μια συναισθηματική διαταραχή.¹¹

Οι τεχνικές εικονικής πραγματικότητας είναι ιδανικές σε ότι αφορά την θεραπεία έκθεσης, καθώς η αίσθηση της ρεαλιστικής παρουσίας που παρέχουν στον ασθενή, δίνουν την δυνατότητα της πλήρους εμπύθισης του στο φοβικό περιβάλλον. Το εν λόγω περιβάλλον είναι προσαρμοσμένο ώστε να ταιριάζει απόλυτα με συγκεκριμένες πτυχές των δομών φόβων του ασθενή, προκειμένου να ενεργοποιηθούν οι κατάλληλες δομές του εγκεφάλου του, τις οποίες θα εξετάσει ο ψυχίατρος.¹²

Η θεραπεία έκθεσης VR (VR Exposure Therapy- VRET) αποτελεί μια πολλά υποσχόμενη θεραπεία με πολλά οφέλη έναντι των ήδη υπάρχοντων θεραπειών για τους εξής λόγους:¹³

- ✓ Εξαλείφει ένα πιθανό ενδεχόμενο δυσκολίας ως και αδυναμίας των ασθενών να φανταστούν και να απεικονίσουν το απαιτούμενο ερέθισμα στο μυαλό τους από μόνοι τους.
- ✓ Η in-vivo έκθεση , μπορεί να είναι είτε πολύ δαπανηρή (για παράδειγμα μια πραγματική πτήση για την αντιμετώπιση της φοβίας του αεροπλάνου), ή πρακτικά αδύνατη (για παράδειγμα μια μάχη στο Ιράκ ή στο Αφγανιστάν , για έναν ασθενή που πάσχει από PTSD). Η VR exposure therapy επιτρέπει μια φθηνή και εύκολα υλοποιήσιμη προσέγγιση κατασκευάζοντας καταστάσεις και συνθήκες που είναι δύσκολο να υπάρξουν στην in-vivo.
- ✓ Η δυνατότητα της επανειλημμένης έκθεσης , παρέχει την ευκαιρία στους ειδικούς να διαχειριστούν τις εκθέσεις με τρόπους που δεν θα μπορούσαν πολλές φορές για παράδειγμα σε μια in-vivo θεραπεία (για παράδειγμα η επανάληψη μιας εικονικής προσγειώσης αεροπλάνου πολλαπλές φορές).
- ✓ Με την διαδικασία της VR θεραπείας, καθίσταται εφικτός και ο συνδυασμός άλλων πηγών δεδομένων σχετικών με τη διαδικασία της θεραπείας , όπως η ψυχοφυσιολογική αξιολόγηση , για την οποία θα επεκταθούμε παρακάτω στην παρούσα εργασία.

Συμπερασματικά, η VRET προσφέρει μια πληθώρα πλεονεκτημάτων για τη διεξαγωγή ψυχιατρικής θεραπείας και ως εκ τούτου, οι ασθενείς αναφέρουν την ικανοποίησή τους για την εν λόγω θεραπεία, και ίσως τα επόμενα χρόνια να γίνει περισσότερο αποδεκτό ακόμη κι από τις παραδοσιακές προσεγγίσεις. Φυσικά η VRET έχει και εκείνη κάποιες αδυναμίες, και κάποια κενά, τα οποία οι παρούσα εργασία προσπαθεί να «γεμίσει» , πράγμα που θα περιγραφεί εκτενώς στα επόμενα κεφάλαια..

3

Συναισθήματα – Ανίχνευση και Καταγραφή τους

Στην ανθρώπινη επικοινωνία συχνά υποτιμάται η αξία μη λεκτικών πληροφοριών, όπως προθέσεις και συναισθήματα. Μελέτες έχουν δείξει ότι οι άνθρωποι μπορούν να αναγνωρίσουν συναισθήματα στην ομιλία με ακρίβεια 60%, και συναισθήματα στην έκφραση του προσώπου με ακρίβεια 70-98% .¹⁴ Στη σύγχρονη εποχή που η τεχνολογία και η πληροφορική άνοιξε νέους ορίζοντες στην επικοινωνία μεταξύ ανθρώπων καθώς και μεταξύ ανθρώπου – υπολογιστή (Human-Computer Interaction), η αναγνώριση τέτοιων μη λεκτικών πληροφοριών και ειδικότερα μάλιστα συναισθημάτων, αποτελεί ένα πολύ ενδιαφέρον αντικείμενο μελέτης.

Στις μέρες μας, οι περισσότερες τεχνικές αναγνώρισης και διαχείρισης συναισθημάτων με τη χρήση υπολογιστών ανήκουν στο αντικείμενο της **Βιοανάδρασης (biofeedback)** . Οι τεχνικές της Βιοανάδρασης χρησιμοποιούν ηλεκτρονικές συσκευές, οι οποίες ανιχνεύουν και παρουσιάζουν αυτόνομες, σωματικές διαδικασίες του οργανισμού και προτείνουν λύσεις για παρέμβαση με σκοπό την βελτίωση τους . Το εν λόγω αντικείμενο θα αναλυθεί εκτενώς σε επόμενο κεφάλαιο. Οι παραπάνω τεχνικές εντάσσονται στον επιστημονικό κλάδο της τεχνητής νοημοσύνης που σκοπό έχει να εξετάσει το σχεδιασμό συστημάτων και συσκευών, ώστε αυτές να μπορούν να αναγνωρίζουν, να ερμηνεύουν και να επεξεργάζονται ανθρώπινα συναισθήματα, τη Συναισθηματική Υπολογιστική (**Affective Computing**).

3.1 Ορισμός συναισθήματος

Τα συναισθήματα μπορούν να περιγραφούν ως διακριτές αποκρίσεις σε εσωτερικά εξωτερικά γεγονότα που έχουν μια ιδιαίτερη σημασία για το άτομο. Η εμφάνιση ενός ερεθίσματος είναι η αφετηρία. Ακολουθεί η πρόσληψη (συνειδητή ή ασυνείδητη), η υποκειμενική ερμηνεία του ερεθίσματος από το άτομο και η τελική κατάληξη που είναι μια μορφή αντίδρασης του οργανισμού σε διάφορα επίπεδα , π.χ. φυσιολογικό, εκφραστικό, γνωσιακό, φυσιολογικό-βιολογικό, νευρολογικό, εμπειρικό κ.α.

Τα 3 βασικά στοιχεία του συναισθήματος είναι :

- Το βιωματικό (το υποκειμενικό βίωμα του συναισθήματος).
- Το νευρολογικό (τη νευρολογική δραστηριότητα).
- Το εκφραστικό (την μυϊκή αντίδραση του περιφερικού συστήματος) .³

Το συναίσθημα αποτελεί μια ψυχική αντίδραση ως προς κάποιο συναίσθημα. Ο χώρος του συναισθήματος καθορίζεται από δύο βασικούς άξονες. **Το σθένος**, που αντιπροσωπεύει την αρνητική, θετική ή ουδέτερη διάσταση του συναισθήματος και **την ένταση** (εξέγερση), που αντιπροσωπεύει τον βαθμό έντασης του συναισθήματος που μπορεί να είναι δυνατό, ασθενές ή ουδέτερο.¹⁵

Μελετώντας τα συναισθήματα από συμπεριφοριστικής πλευράς, τα συναισθήματα πυροδοτούνται από καταστάσεις που περιλαμβάνουν κάποιο ερέθισμα επιβράβευσης ή ποινής.¹⁶ Συνεπώς, τα συναισθήματα αντιπροσωπεύουν μια τάση «για ζήτηση και αποδοχή ή αποφυγή και απόρριψη» καταστάσεων που θα ήταν ευχάριστες ή δυσάρεστες για ένα άτομο.¹⁵ Έτσι, τα συναισθήματα θα μπορούσαν να θεωρηθούν ως κίνητρα μιας συμπεριφοράς και εκφράζουν τη διάθεση να δρα κανείς με συγκεκριμένο τρόπο, απέναντι σε ένα ερέθισμα που έχει αξιολογηθεί ως θετικό ή ως αρνητικό σε σχέση με την ευημερία ενός ατόμου.¹⁷ Τα συναισθήματα θα μπορούσαν να αποτελέσουν ένα εργαλείο που επηρεάζει τον τρόπο δράσης ενός ατόμου, ως αντίδραση σε συγκεκριμένο ερέθισμα.

Από φυσιολογικής πλευράς, τα συναισθήματα είναι σύντομα σε διάρκεια και επηρεάζουν το κεντρικό και περιφερειακό νευρικό σύστημα του ανθρώπου αποτελώντας ένα κράμα φυσιολογικών, ψυχολογικών και ψυχοκινητικών στοιχείων. Συνεπώς, οι αλλαγές στη συναισθηματική κατάσταση ενός ατόμου συνήθως συνοδεύονται από φυσιολογικές αντιδράσεις όπως εφίδρωση, αλλαγή στον καρδιακό ρυθμό, στην αναπνοή, στην

θερμοκρασία .¹⁸ Έχει προταθεί μάλιστα η δημιουργία προτύπων φυσιολογικών αντιδράσεων για την αναγνώριση συναισθημάτων, λαμβάνοντας υπόψη την παραδοχή ότι τα συναισθήματα είναι σωματικές αντιδράσεις που συμβαίνουν ως απάντηση στην αντίληψη ενός διεγερτικού γεγονότος .¹⁹

3.2 Κατηγοριοποίηση Συναισθημάτων

Αν και η αναγνώριση και η διάκριση ενός συναισθήματος είναι μια αρκετά δύσκολη διαδικασία υπάρχουν γενικά δυο αποδεκτές προσεγγίσεις για την διάκριση των συναισθημάτων. Οι κατηγορηματικοί τρόποι κατηγοριοποίησης συναισθημάτων και κατηγοριοποίηση συναισθημάτων με βάση κάποιο μοντέλο διαστάσεων. Στην πρώτη κατηγορία ανήκει το μοντέλο του Paul Ekman²⁰ και το μοντέλο του Parrot²¹. Στην δεύτερη κατηγορία ανήκει η προσέγγιση διαστάσεων σε ομάδες του Robert Plutchik²² και το μοντέλο συναισθηματικής κατάστασης PAD που πρότειναν οι Albert Mehrabian και James A. Russell²³.

- ❖ Σύμφωνα με τον Paul Ekman υπάρχουν 6 βασικά διακριτά συναισθήματα. Αυτά είναι τα εξής: χαρά, έκπληξη, αγανάκτηση, φόβος, θυμός και θλίψη. Όλα τα υπόλοιπα προκύπτουν από συνδυασμό αυτών.



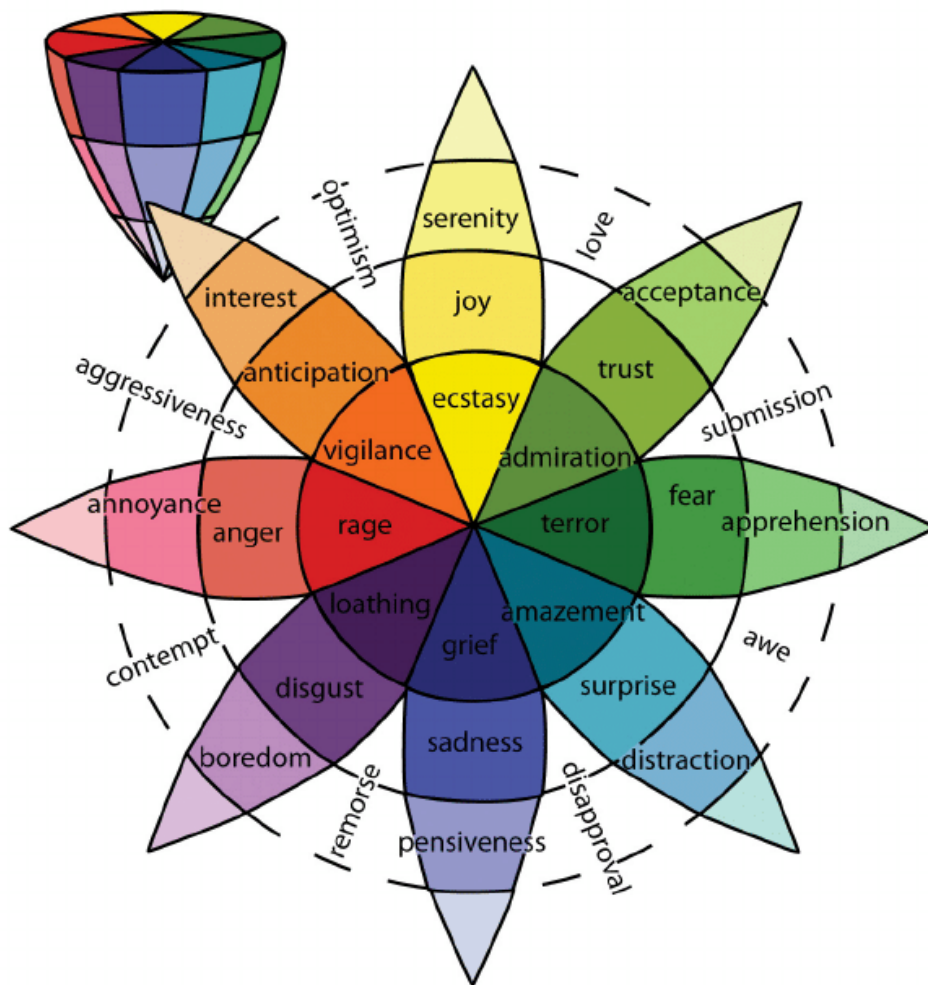
Τα 6 βασικά συναισθήματα²⁰

- ❖ Ο Parrot πρότεινε μια αναλυτική κατηγοριοποίηση συναισθημάτων, περιγράφοντας περισσότερα από 100 συναισθήματα παρουσιάζοντάς τα σε μια δομημένη λίστα. Στην εν λόγω λίστα παρουσιάζονται πρωτογενή, δευτερογενή και τριτογενή συναισθήματα.

Primary emotion	Secondary emotion	Tertiary emotions
Love	Affection	Adoration, affection, love, fondness, liking, attraction, caring, tenderness, compassion, sentimentality
	Lust	Arousal, desire, lust, passion, infatuation
	Longing	Longing
Joy	Cheerfulness	Amusement, bliss, cheerfulness, gaiety, glee, jolliness, joviality, joy, delight, enjoyment, gladness, happiness, jubilation, elation, satisfaction, ecstasy, euphoria
	Zest	Enthusiasm, zeal, zest, excitement, thrill, exhilaration
	Contentment	Contentment, pleasure
	Pride	Pride, triumph
	Optimism	Eagerness, hope, optimism
	Enthrallment	Enthrallment, rapture
	Relief	Relief
Surprise	Surprise	Amazement, surprise, astonishment
Anger	Irritation	Aggravation, irritation, agitation, annoyance, grouchiness, grumpiness
	Exasperation	Exasperation, frustration
	Rage	Anger, rage, outrage, fury, wrath, hostility, ferocity, bitterness, hate, loathing, scorn, spite, vengefulness, dislike, resentment
	Disgust	Disgust, revulsion, contempt
	Envy	Envy, jealousy
	Torment	Torment
Sadness	Suffering	Agony, suffering, hurt, anguish
	Sadness	Depression, despair, hopelessness, gloom, glumness, sadness, unhappiness, grief, sorrow, woe, misery, melancholy
	Disappointment	Dismay, disappointment, displeasure
	Shame	Guilt, shame, regret, remorse
	Neglect	Alienation, isolation, neglect, loneliness, rejection, homesickness, defeat, dejection, insecurity, embarrassment, humiliation, insult
	Sympathy	Pity, sympathy
Fear	Horror	Alarm, shock, fear, fright, horror, terror, panic, hysteria, mortification
	Nervousness	Anxiety, nervousness, tenseness, uneasiness, apprehension, worry, distress, dread

- ❖ Ο Robert Plutchik παρότι συμφωνεί με τα βασικά συναισθήματα του Ekman, ανέπτυξε τον «τροχό των συναισθημάτων», προτείνοντας οκτώ πρωτογενή συναισθήματα τα οποία αντιμετωπίζονται ως τέσσερα ζευγάρια αντιθέτων: Χαρά σε σχέση με θλίψη, θυμό έναντι φόβου, εμπιστοσύνη έναντι δυσπιστίας και έκπληξη έναντι πρόβλεψης.

Η κάθετη διάσταση του κώνου αντιπροσωπεύει την ένταση και ο κύκλος αντιπροσωπεύει τους βαθμούς ομοιότητας μεταξύ των συναισθημάτων.



Ο τροχός συναισθημάτων του Plutchik ²²

- ❖ Στο μοντέλο συναισθηματικής κατάστασης PAD χρησιμοποιούνται τρεις αριθμητικές κλίμακες για όλα τα συναισθήματα. Οι κλίμακες PAD είναι οι εξής: 1.κλίμακα ευχαρίστησης (Pleasure), 2.κλίμακα διέγερσης (Arousal) και 3.κλίμακα κυριαρχίας (Dominance).

1. Η κλίμακα ευχαρίστησης-δυσάρεσκείας (Pleasure-Displeasure Scale) μετρά πόσο ευχάριστο μπορεί να είναι ένα συναίσθημα. Για παράδειγμα, τόσο ο θυμός όσο και ο φόβος είναι δυσάρεστα συναισθήματα, συνεπώς είναι ψηλά στην κλίμακα δυσάρεσκείας. Αντίστοιχα η χαρά είναι ένα ευχάριστο συναίσθημα.²³
2. Η κλίμακα έντασης-έλλειψη έντασης (Arousal-Nonarousal Scale) μετρά την ένταση του συναισθήματος. Για παράδειγμα, παρόλο που τόσο ο θυμός όσο και η οργή είναι δυσάρεστα συναισθήματα, η οργή έχει μεγαλύτερη ένταση έναντι του θυμού. Αντιστοίχως η πλήξη, η οποία είναι επίσης μια δυσάρεστη κατάσταση, έχει χαμηλή τιμή διεγέρσεως.²³
3. Η κλίμακα κυριαρχίας-υποταγής (Dominance-Sybmmissiveness) μετρά την ελέγχουσα και κυρίαρχη φύση του συναισθήματος. Για παράδειγμα, ενώ και ο φόβος και ο θυμός είναι δυσάρεστα συναισθήματα, ο θυμός είναι ένα συναίσθημα κυρίαρχο, ενώ ο φόβος είναι ένα συναίσθημα υποταγής.²³

3.3 Συναισθήματα στις ψυχικές διαταραχές

Η ψυχική διαταραχή αναφέρεται σε ένα ευρύ φάσμα συνθηκών ψυχικής υγείας που επηρεάζουν τη διάθεσή , τη σκέψη και τη συμπεριφορά του ατόμου. Παραδείγματα ψυχικών διαταραχών περιλαμβάνουν κατάθλιψη, διαταραχές άγχους, σχιζοφρένεια, διατροφικές διαταραχές και εθιστικές συμπεριφορές. Οι ψυχικές διαταραχές μπορούν να επηρεαστούν από διάφορους παράγοντες, όπως γενετικούς ,περιβαλλοντικούς ,βιολογικούς καθώς και από τις καθημερινές συνήθειες.

Αυτές είναι μερικές από τις πιο κοινές ψυχικές ασθένειες που πλήττουν τους ανθρώπους παγκοσμίως:

- **Διπολική διαταραχή:** Η διπολική διαταραχή είναι μια χρόνια ψυχική ασθένεια που χαρακτηρίζεται από επεισόδια ενεργειακών, μανιακών υψηλών επιπέδων και ακραίων, μερικές φορές καταθλιπτικών χαμηλών επιπέδων.

Αυτά μπορεί να επηρεάσουν το επίπεδο ενέργειας ενός ατόμου και την ικανότητα να σκέφτεται λογικά. Οι διακυμάνσεις της διάθεσης που προκαλούνται από τη διπολική διαταραχή είναι πολύ πιο σοβαρές από τα μικρά «ups and downs» που οι περισσότεροι άνθρωποι βιώνουν καθημερινά.²⁴

- **Επίμονη καταθλιπτική διαταραχή:** Η επίμονη καταθλιπτική διαταραχή είναι ένας χρόνιος τύπος κατάθλιψης. Είναι επίσης γνωστή ως δυσθυμία. Ενώ η δυσθυμική κατάθλιψη δεν είναι έντονη, μπορεί να παρεμβαίνει στην καθημερινή ζωή. Τα άτομα με αυτή την κατάσταση εμφανίζουν συμπτώματα για τουλάχιστον δύο χρόνια.²⁵
- **Γενικευμένη διαταραχή άγχους:** Η γενικευμένη διαταραχή άγχους (GAD) ξεπερνά το τακτικό καθημερινό άγχος. Προκαλεί στο άτομο ιδιαίτερη ανησυχία για πολλά πράγματα, ακόμα και όταν υπάρχουν λίγοι ή ακόμη και κανένας λόγος. Εκείνοι με GAD μπορεί να αισθάνονται πολύ νευρικοί καθ'όλη τη διάρκεια της ημέρας. Πιστεύουν ότι ποτέ δεν θα λειτουργήσει τίποτα υπέρ τους. Μερικές φορές το εν λόγω διαρκές άγχος μπορεί να αποτελέσει ανασταλτικό παράγοντα στην εκτέλεση καθημερινών εργασιών, γεγονός που καθιστά το άτομο κοινωνικά ανήμπορο.²⁶
- **Μείζονα καταθλιπτική διαταραχή:** Η μείζονα καταθλιπτική διαταραχή (MDD) προκαλεί αισθήματα ακραίας θλίψης ή απελπισίας που διαρκούν τουλάχιστον δύο εβδομάδες. Αυτή η κατάσταση καλείται επίσης κλινική κατάθλιψη. Τα άτομα με MDD μπορεί να τόση απόγνωση για τη ζωή τους που σκέφτονται ή προσπαθούν να αυτοκτονήσουν. Περίπου το 7% των Αμερικανών παρουσιάζει τουλάχιστον ένα μεγάλο καταθλιπτικό επεισόδιο κάθε χρόνο.²⁵
- **Ιδεοψυχαναγκαστική διαταραχή:** Η ιδεοψυχαναγκαστική διαταραχή (OCD) προκαλεί σταθερές και επαναλαμβανόμενες σκέψεις ή εμμονές. Αυτές οι σκέψεις συνοδεύονται με άσκοπες και παράλογες επιθυμίες για εκδήλωση ορισμένων συμπεριφορών ή καταναγκασμών. Πολλοί άνθρωποι με OCD συνειδητοποιούν ότι οι σκέψεις και οι πράξεις τους είναι παράλογες, όμως δεν μπορούν να αντιδράσουν. Περισσότερο από το 2% των Αμερικανών διαγιγνώσκονται με OCD σε κάποιο σημείο της ζωής τους.²⁵
- **Μετατραυματική διαταραχή άγχους :** Η μετατραυματική διαταραχή άγχους (PTSD) είναι μια ψυχική ασθένεια που προκαλείται μετά την εμπειρία ή την εμφάνιση ενός τραυματικού γεγονότος. Οι εμπειρίες που μπορούν να προκαλέσουν PTSD μπορεί να κυμαίνονται από ακραία

γεγονότα, όπως πόλεμος και εθνικές καταστροφές, σε λεκτική ή σωματική κακοποίηση. Τα συμπτώματα της PTSD μπορεί να περιλαμβάνουν έντονες αναδρομές ή να καθιστούν το άτομο ευάλωτο σε ξαφνικές εκπλήξεις (π.χ. απότομους θορύβους, καβγάδες κτλ) . Εκτιμάται ότι το 3,5% των αμερικανών ενηλίκων βιώνει PTSD.²⁵

- **Σχιζοφρένεια :** Η σχιζοφρένεια υπονομεύει την αντίληψη ενός ατόμου για την πραγματικότητα και τον κόσμο γύρω του. Επηρεάζει τη επαφή του ατόμου που υποφέρει από αυτή με τους με άλλους ανθρώπους. Είναι μια σοβαρή κατάσταση που χρειάζεται οποσδήποτε θεραπεία. Οι ασθενείς μπορεί να έχουν ψευδαισθήσεις, παραισθήσεις καθώς και να ακούουν φωνές. Αυτά ενδεχομένως μπορούν να θέσουν σε επικίνδυνη κατάσταση τόσο τους ίδιους όσο και τα άτομα που βρίσκονται στο περιβάλλον τους, εάν αφεθούν χωρίς θεραπεία. Υπολογίζεται ότι το 1% του αμερικανικού πληθυσμού αντιμετωπίζει σχιζοφρένεια.²⁵
- **Κοινωνική διαταραχή άγχους:** Ονομάζεται το άγχος (συναισθηματική δυσφορία, φόβος) που έχει να κάνει με κοινωνικές περιστάσεις, με την αλληλεπίδραση με άλλους ανθρώπους και με την αξιολόγηση ή κοντινή παρατήρηση απ' αυτούς. Η διαφορά μεταξύ κοινωνικού άγχους και φυσιολογικής ανησυχίας είναι ότι το πρώτο συνοδεύεται από έντονο αίσθημα φόβου κυρίως κατά τη διάρκεια περιστάσεων που είναι ασυνήθιστες για το άτομο ή στις οποίες πρόκειται να παρατηρηθεί ή να αξιολογηθεί από άλλους. Αυτός ο φόβος είναι τόσο έντονος που ο πάσχων μπορεί να αγχώνεται μόνο και μόνο στη σκέψη της κοινωνικής επαφής και θα κάνει ό,τι μπορεί για να την αποφύγει.²⁶

Καταλήγοντας, τα συμπτώματα μιας ψυχικής διαταραχής μπορεί να ποικίλουν ανάλογα με τη διαταραχή, τις περιστάσεις και άλλους παράγοντες.

Τα κυριότερα συναισθήματα-συμπτώματα που κυριεύουν ένα ψυχικά διαταραγμένο άτομο είναι τα εξής :

- Θλίψη
- Μειωμένη ικανότητα συγκέντρωσης
- Υπερβολικοί φόβοι /ανησυχίες / ακραίο αίσθημα ενοχής
- Εξαιρετικές μεταβολές διάθεσης
- Απομάκρυνση από φίλους και δραστηριότητες
- Αδυναμία αντιμετώπισης καθημερινών προβλημάτων ή άγχους

- Υπερβολικός θυμός / εχθρότητα / βία
- Αυτοκτονικές τάσεις

Μερικές φορές, συμπτώματα διαταραχής ψυχικής υγείας εμφανίζονται ως φυσικά προβλήματα, όπως πόνος στο στομάχι, πόνος στην πλάτη, πονοκέφαλος ή άλλοι ανεξήγητοι πόνοι.

Ο παρακάτω πίνακας παρέχει μια σύντομη περίληψη των δεδομένων που αφορούν τις ψυχικές διαταραχές και τις διαταραχές της χρήσης ουσιών.

Disorder	Share of global population with disorder (2016) [difference across countries]	Number of people with the disorder (2016)	Share of males:females with disorder (2016)
Any mental or substance use disorder	15.5% [13-22%]	1.1 billion	16% males 15% females
Depression	4% [2-6%]	268 million	3% males 4.5% females
Anxiety disorders	4% [2.5-6.5%]	275 million	3% males 4.7% females
Bipolar disorder	0.6% [0.4-1.5%]	40 million	0.55% males 0.65% females
Eating disorders (clinical anorexia & bulimia)	0.14% [0.05-0.55%]	10.5 million	0.07% males 0.2% females
Schizophrenia	0.3% [0.2-0.45%]	21 million	0.29% males 0.28% females
Alcohol use disorder	1.4% [0.5-5%]	100 million	1.9% males 0.8% females
Drug use disorder (excluding alcohol)	0.9% [0.4-3.3%]	62 million	1.1% males 0.5% females

Δεδομένα από το Ινστιτούτο Μετρήσεων Υγείας και Αξιολόγησης από την εμβληματική του μελέτη «Global Burden of Disease.»²⁶

3.4 Συναισθηματική Υπολογιστική (Affective Computing)

Η συναισθηματική υπολογιστική εμφανίστηκε ως σύγχρονος κλάδος της επιστήμης των υπολογιστών το 1997 με τη δημοσίευση της Rosalind Picard . Ως συναισθηματική υπολογιστική ορίζεται η μελέτη, η ανάπτυξη και ο σχεδιασμός συστημάτων και συσκευών που μπορούν να αναγνωρίζουν, να ερμηνεύουν, και να επεξεργάζονται ανθρώπινα συναισθήματα.²⁷

Τα συστήματα συναισθηματικής υπολογιστικής δίνουν ιδιαίτερη έμφαση στην αλληλεπίδραση. Πολλά από αυτά είναι προσανατολισμένα στη δημιουργία τεχνικών αναγνώρισης συναισθηματικών καταστάσεων από οπτικά, ακουστικά και άλλου είδους δεδομένα, ενώ άλλα επεκτείνονται περισσότερο κάνοντας σύνθεση συναισθηματικών καταστάσεων για εξαγωγή συμπερασμάτων.

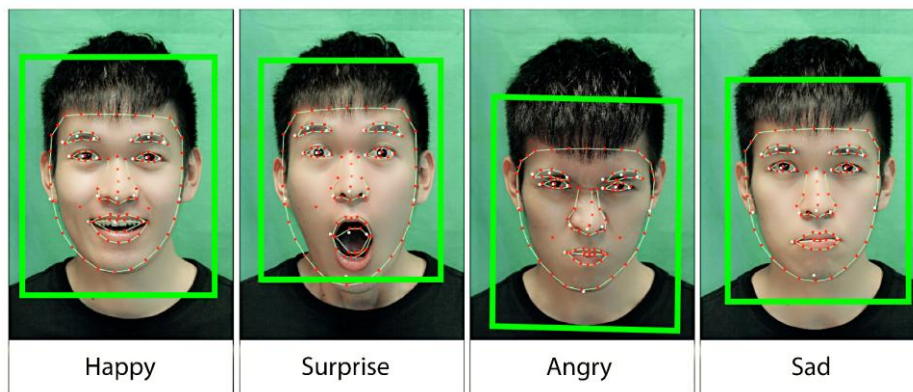
Σε κάθε περίπτωση ο σχεδιασμός ενός συστήματος που προσπαθεί να εξάγει συμπεράσματα συναισθηματικής υπολογιστικής θα πρέπει να λαμβάνει υπόψη του τις πολλές και ταυτόχρονες μεταβλητές κατάστασης οι οποίες λαμβάνουν χώρα στο περιβάλλον ενός χρήστη και τον κάνουν να μεταβάλλει συναισθήματα και συμπεριφορές. Άλλωστε, οι συναισθηματικές μεταβολές ενός ατόμου σχετίζονται άμεσα με τις εμπειρίες και τις πράξεις ενός ατόμου και μόνο μέσα από τον σωστό εντοπισμό και την κατανόηση του πότε αυτές λαμβάνουν χώρα θα μπορούσαμε να αναπτύξουμε ένα σύστημα που θα εξάγει ασφαλή αποτελέσματα.

3.4.1 Τεχνολογίες Συναισθηματικής Υπολογιστικής

➤ Έκφραση προσώπου

Οι εκφράσεις προσώπου παίζουν σημαντικό ρόλο στην αναγνώριση των συναισθημάτων και χρησιμοποιούνται στη διαδικασία της μη λεκτικής επικοινωνίας, καθώς και στην διαδικασία αναγνώρισης κάποιου ατόμου. Είναι ένας μέσο εξαγωγής των συναισθημάτων, επιτρέποντας σε έναν άνθρωπο να εκφράσει μια συναισθηματική κατάσταση. Οι άνθρωποι, μπορούν αμέσως να αναγνωρίσουν μια συναισθηματική κατάσταση ενός ατόμου μέσω του προσώπου του. Έρευνες στην κοινωνική ψυχολογία έδειξαν ότι η μετάδοση μηνυμάτων σε σημαντικές συνομιλίες μπορεί να

κυριαρχείται από εκφράσεις του προσώπου και όχι από τις λέξεις που θα ειπωθούν κατά τη διάρκειά τους .²⁸ Κατά συνέπεια, οι πληροφορίες που αφορούν τις εκφράσεις του προσώπου χρησιμοποιούνται συχνά σε αυτόματα συστήματα αναγνώρισης συναισθημάτων. Το πρόσωπο ενός ανθρώπου, ως το πιο εκτεθειμένο μέρος του σώματος, επιτρέπει τη χρήση συστημάτων ηλεκτρονικής όρασης (συνήθως κάμερες) για την ανάλυση της εικόνας του προσώπου για την αναγνώριση συναισθημάτων. Οι συνθήκες φωτισμού και οι αλλαγές της θέσης του κεφαλιού είναι οι κύριοι παράγοντες που επηρεάζουν την ποιότητα των συστημάτων αναγνώρισης συναισθημάτων χρησιμοποιώντας κάμερες. Το σχήμα και η κίνηση του στόματος, των ματιών και των φρυδιών, η κατεύθυνση συγκεκριμένων μυών του προσώπου και τα μόνιμα και παροδικά χαρακτηριστικά του προσώπου, όπως η υπορρινική αύλακα και οι ρυτίδες, αποτελούν καλούς επαναλαμβανόμενους δείκτες πάνω στα συναισθήματα .²⁹ Πολλές έρευνες χρησιμοποιούν αυτούς τους δείκτες ως φορείς χαρακτηριστικών σε νευρωνικά δίκτυα και μοντέλα ταξινόμησης, προκειμένου να αποκτήσουν σχετικές πληροφορίες σχετικά με τα συναισθήματα του υποκειμένου. Η προοπτική των μεθόδων που βασίζονται στο νευρικό δίκτυο είναι η απόδοση της ταξινόμησης της έκφρασης του προσώπου σε μια μόνο βασική κατηγορία συναισθημάτων.



Αναγνώριση συναισθήματος μέσω της έκφρασης του προσώπου²⁹

➤ Αναγνώριση φωνής

Μία από τις κύριες προκλήσεις στην αλληλεπίδραση ανθρώπου-μηχανής είναι η ανίχνευση του συναισθήματος από την ομιλία. Ο στόχος των συστημάτων αναγνώρισης συναισθημάτων είναι να μιμούνται τους μηχανισμούς ανθρώπινης αντίληψης. Οι άνθρωποι μπορούν εύκολα να

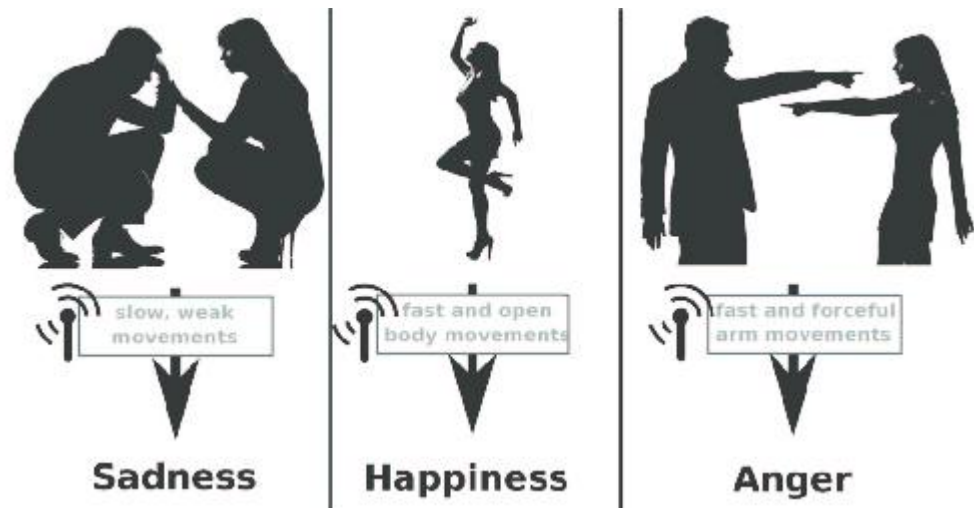
αναγνωρίσουν τη συγκίνηση του ομιλητή μέσα από πολλά χρόνια εξάσκησης και παρατήρησης. Αρχικά ο άνθρωπος αναλύει τα διαφορετικά χαρακτηριστικά του συγκεκριμένου λόγου και στη συνέχεια, χρησιμοποιώντας την ήδη υπάρχουσα εμπειρία, αναγνωρίζει το συναίσθημα του ομιλητή. Σήμερα, η συναισθηματική υπολογιστική κοινότητα προσπαθεί να οικοδομήσει ένα ανθρώπινο σύστημα που μπορεί να ανιχνεύσει αποτελεσματικά τα συναισθήματα .³⁰ Η ταυτοποίηση του συναισθήματος μπορεί να γίνει αρχικά με την εξαγωγή διαφορετικών χαρακτηριστικών από την ομιλία και στη συνέχεια με την κατάρτιση ενός νευρικού δικτύου προκειμένου να ποσοτικοποιηθεί η συγκίνηση από ένα μεγάλο αριθμό βάσεων δεδομένων ομιλίας.

➤ Κινήσεις σώματος-Χειρονομίες

Η γλώσσα του σώματος περιλαμβάνει διάφορους τύπους μη λεκτικών δεικτών όπως τη στάση του σώματος, τις χειρονομίες και τις κινήσεις των ματιών. Αυτά είναι σημαντικοί δείκτες της συναισθηματικής και γνωστικής εσωτερικής κατάστασης ενός ατόμου. Για παράδειγμα, η θέση των χεριών καθορίζει αν ένα άτομο είναι ειλικρινές ή ανυπόστατο, η τοποθέτηση του κεφαλιού (κουνώντας το κεφάλι προς τα επάνω / κάτω, εκθέτοντας το λαιμό, κλίση της κεφαλής) αποκαλύπτει συναισθηματικές καταστάσεις, όπως υπομονή ή έλλειψη υπεροχής, αλαζονεία κλπ, και η γωνία του κορμού με το σώμα μπορεί να θεωρηθεί ως επίδειξη επιθετικότητας ή περιέργεια .³¹ Συνεπώς πρέπει να εξεταστούν διάφορα μέρη του σώματος προκειμένου να ερμηνευτεί σωστά η γλώσσα του σώματος ως δείκτης της συναισθηματικής κατάστασης.

Συστήματα που αναγνωρίζουν αυτόματα τη συναισθηματική φόρτιση από τις χειρονομίες του σώματος, έχουν ως είσοδο ένα σχέδιο του ανθρώπινου σώματος καθώς και τα δυναμικά του, τα οποία πρόκειται να χαρτογραφηθούν μέσω μεθόδων μηχανικής μάθησης, σε μια ορισμένη προκαθορισμένη κατάσταση συναισθημάτων. Υπάρχει μια ποικιλία κατάλληλων τρόπων μοντελοποίησης του ανθρώπινου σώματος και του συναισθήματος (μοντέλα με βάση τα μέλη και κινηματικά μοντέλα όταν πρόκειται για μοντέλα ανθρώπινου σώματος, κατηγορηματικά και διαστατικά μοντέλα όταν πρόκειται για μοντέλα συναισθημάτων). Τα κοινά βήματα, ανεξάρτητα από τις διαφορές μεταξύ των επιλεγμένων μοντέλων, είναι τα εξής:

1. Εντοπισμός του σώματος στο σύνολό του (κυρίως με κάμερα)
2. Ανίχνευση της ανθρώπινης στάσης
3. Δημιουργία κατάλληλης αναπαράστασης των δεδομένων
4. Εφαρμογή μεθόδων μηχανικής μάθησης (ταξινόμηση ή παλινδρόμηση) για να χαρτογραφηθεί αυτή η αναπαράσταση στους απαιτούμενους στόχους.



Ανίχνευση συναισθημάτων μέσω χειρονομιών και στάσης του σώματος ³¹

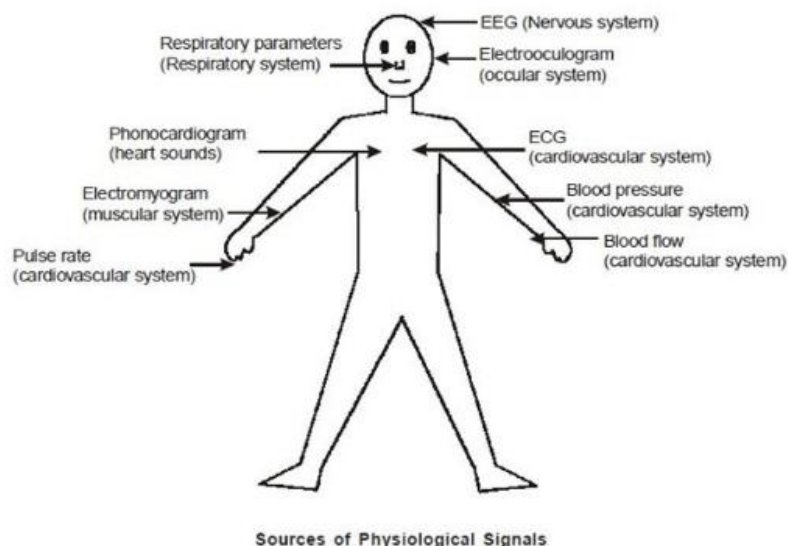
➤ Ανάλυση Βιοσημάτων

Σήμερα, η καταγραφή και η αναγνώριση των φυσιολογικών σημάτων του συναισθήματος έχει γίνει όλο και πιο σημαντικός τομέας στην επιστήμη της συναισθηματική υπολογιστικής καθώς και στην επικοινωνία άνθρωπου-υπολογιστή. Αυτή η μέθοδος αναγνώρισης συναισθημάτων, από όλα όσα έχουν ήδη αναφερθεί, είναι αυτή που προτείνεται να εφαρμόζεται σε συνδυασμό με ένα δυναμικά προσαρμοστικό εικονικό περιβάλλον στην εν λόγω διπλωματική εργασία, με σκοπό την αναγνώριση και την ποσοτικοποίηση του συναισθήματος.

Οι σωματικές αλλαγές όπως η αύξηση των σφυγμών της καρδιάς, η ταχεία αναπνοή, η ξηροστομία, οι ιδρωμένες παλάμες, οι τεταμένοι μύες κλπ., ελέγχονται από το αυτόνομο νευρικό σύστημα. Αυτό το σύστημα χωρίζεται σε συμπαθητικό και παρασυμπαθητικό τμήμα. Και τα δύο λειτουργούν σε συνδυασμό μεταξύ τους καθώς και με το κινητικό σύστημα του σώματος, για τη ρύθμιση των περισσότερων τύπων συμπεριφοράς, είτε σε κανονικές είτε σε έκτακτης ανάγκης καταστάσεις. ³² Η ισορροπία της δραστηριότητας μεταξύ αυτών των δύο τομέων του αυτόνομου νευρικού συστήματος είναι ότι

βοηθούν στη διατήρηση ενός σταθερού εσωτερικού περιβάλλοντος στην αντιμετώπιση των μεταβαλλόμενων εξωτερικών συνθηκών. Τα συναισθήματα μπορούν να επηρεάσουν αυτή την ισορροπία και να προκαλέσουν μια μεγάλη ποικιλία σωματικών αντιδράσεων.

Τα σήματα που παράγει το σώμα όταν ένα ερέθισμα προκαλεί μια μη ισορροπημένη κατάσταση στο αυτόνομο νευρικό σύστημα, αναφέρονται ως φυσιολογικά ή βιοσήματα. Αυτές οι σωματικές αντιδράσεις μπορούν να παρακολουθούνται και να μετρώνται από αισθητήρες οι οποίοι θα αναλυθούν εκτενώς σε μεταγενέστερο κεφάλαιο της εν λόγω εργασίας. Τα πιο κοινά βιολογικά σήματα που σχετίζονται με την εκδήλωση συναισθημάτων είναι το ηλεκτρομυογράφημα (EMG), η ηλεκτροδερματική δραστηριότητα (EDA), η θερμοκρασία του δέρματος, ο παλμός όγκου αίματος (BVP), το ηλεκτροκαρδιογράφημα (ECG) και η αναπνοή. Προκειμένου να ταξινομηθεί ένα συναίσθημα μέσω αυτών των αντιδράσεων, υπάρχουν αρκετά βήματα που είναι απαραίτητα, όπως η προεπεξεργασία του σήματος, η εξαγωγή χαρακτηριστικών καθώς και η εκπαίδευση ενός ταξινομητή νευρωνικών δικτύων. Αργότερα σε αυτή την εργασία, θα παρουσιαστεί αυτή η διαδικασία, χρησιμοποιώντας ένα σήμα ηλεκτρομυογραφήματος (EMG) από το online διαθέσιμο σύνολο δεδομένων DEAP.



4

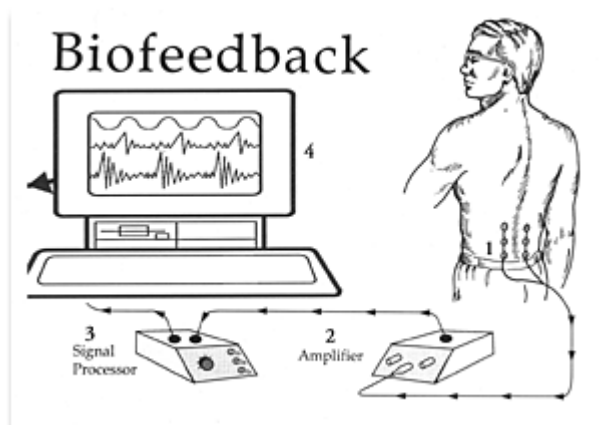
Βιοανάδραση

4.1 Ορισμός Βιοανάδρασης

Οι περισσότερες φυσιολογικές λειτουργίες του οργανισμού μας είναι ασυνείδητες ή αυτόνομες, πέραν της θέλησής μας και πολλές φορές δεν γίνονται εύκολα ή πλήρως αντιληπτές. Η **Βιοανάδραση** είναι μια διαδικασία που επιτρέπει σε ένα άτομο να γνωρίσει και να αλλάξει αυτές τις φυσιολογικές λειτουργίες του οργανισμού του για να βελτιώσει την υγεία και την απόδοσή του . ³³ Για τον σκοπό αυτό, απαιτούνται ακριβή όργανα μετρήσεων που καταγράφουν φυσιολογικές , σωματικές λειτουργίες, όπως τα εγκεφαλικά κύματα, η λειτουργία τη καρδιάς, η αναπνοή, η μυϊκή δραστηριότητα, η θερμοκρασία του δέρματος, η εφίδρωση κτλ. Τα όργανα αυτά, γρήγορα και με ακρίβεια μπορούν να δώσουν πληροφορίες «ανατροφοδότησης» στον χρήστη. Η παρουσίαση των πληροφοριών αυτών – συχνά σε συνδυασμό με αλλαγές στον τρόπο σκέψης, τα συναισθήματα και την συμπεριφορά - μπορούν να οδηγήσουν σε επιθυμητές αλλαγές και βελτιώσεις. Με την πάροδο του χρόνου, αυτές οι αλλαγές μπορούν να συνεχιστούν χωρίς να είναι απαραίτητη η συνεχόμενη χρήση του οργάνου μέτρησης . ³⁴

Η **Βιοανάδραση** αποτελεί ένα συναρπαστικό πεδίο το οποίο συνδυάζει την φυσιολογία και την ψυχολογία. Ως σύγχρονη επιστημονική μέθοδος δίνει την δυνατότητα διαχείρισης συναισθημάτων μέσω άμεσης οπτικοακουστικής επανατροφοδότησης (feedback), ή πιο

κομπιά ανάδρασης με σκοπό την καταπολέμηση δυσάρεστων καταστάσεων που προκαλούν άγχος και στρες.



Διαδικασία βιοανάδρασης³⁴

Έτσι, παρατηρώντας τις σωματικές μας λειτουργίες σε πραγματικό χρόνο (real time) μπορούμε να παρέμβουμε σε αυτές προσπαθώντας να ηρεμήσουμε και να νιώσουμε ανακούφιση.³⁵

Στην πράξη, οι επιστήμονες δεν μπορούν πλήρως να εξηγήσουν πώς λειτουργεί η βιοανάδραση. Οι ασθενείς, που χρησιμοποιούν την τεχνική της βιοανάδρασης εκπαιδεύονται ώστε να χαλαρώσουν και να αλλάξουν συμπεριφορά. Γεγονότα που θα μπορούσαν να χαρακτηριστούν στρεσογόνα παράγουν ισχυρά συναισθήματα, τα οποία διεγείρουν ορισμένες φυσιολογικές αντιδράσεις. Πολλές από αυτές τις αντιδράσεις ελέγχονται από του σώματος το νευρικό σύστημα, το δίκτυο των νευρικών ιστών που βοηθά στην προετοιμασία του σώματος για την αντιμετώπιση καταστάσεων έκτακτης ανάγκης όπως "φυγής ή πάλης" .³⁶ Παρότι, σήμερα οι περιπτώσεις έκτακτης ανάγκης από φυσικές απειλές είναι σχετικά περιορισμένες, ο οργανισμός ανταποκρίνεται σε όλες τις συνθήκες απειλής κατά τον ίδιο τρόπο. Για παράδειγμα, φανταστείτε τις αντιδράσεις κάποιου όταν περπατά σε ένα σκοτεινό δρόμο και ακούει κάποιον να τρέχει προς το μέρος του. Ίσως φοβηθεί. Ιδρώνει, η καρδιά του αρχίζει να χτυπά πιο γρήγορα, και η πίεση του αίματος αυξάνεται. Το σώμα του προετοιμάζεται για να «αποκρούσει» τον εισβολέα ή να τρέξει αρκετά γρήγορα για να ξεφύγει. Όταν απομακρυνθεί ο κίνδυνος, σταδιακά έρχεται η χαλάρωση. Τέτοιες αντίστοιχες, σωματικές αντιδράσεις μπορούν να παρουσιαστούν και σε άλλες στρεσογόνες καταστάσεις όπως άγχος εξετάσεων, καυγιάς κ.τ.λ. Η βιοανάδραση στοχεύει στην αλλαγή των συνηθισμένων αντιδράσεων στο στρες που μπορεί να προκαλέσουν πόνο, μείωση απόδοσης ή ασθένεια.

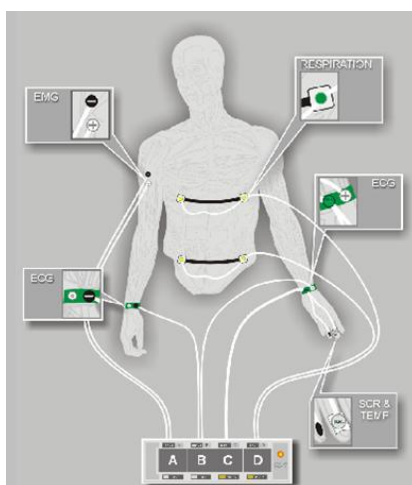
Σήμερα, γνωρίζουμε ότι η διέγερση του δέρματος και η καρδιακή διέγερση (αύξηση των καρδιακών παλμών) αποτελούν αυτόνομους μηχανισμούς το οργανισμού που ενεργοποιούνται βιώνοντας διάφορα συναισθήματα :

- ✓ Η χαμηλή διέγερση του δέρματος σε συνδυασμό με τους χαμηλούς καρδιακούς παλμούς μεταφράζεται σε χαλάρωση και ηρεμία
- ✓ Η υψηλή διέγερση του δέρματος σε συνδυασμό με τους υψηλούς καρδιακούς παλμούς μεταφράζεται σε έντονη συναισθηματική κατάσταση , εγρήγορση που μπορεί να προέρχεται από άγχος, στρες, φόβο κτλ.
- ✓ Η υψηλή διέγερση του δέρματος ή η αύξηση των καρδιακών παλμών είναι ενδείξεις ανησυχίας, συναισθηματικής διέγερση και αφύπνισης χωρίς απαραίτητα να σημαίνει ότι το υποκείμενο βρίσκεται στην κορύφωση της συναισθηματικής του κατάστασης.

Αναμφισβήτητα, κάθε οργανισμός εκδηλώνεται διαφορετικά, βιώνοντας διάφορα συναισθήματα. Για παράδειγμα, κάποιος άνθρωπος όταν αισθάνεται λίγο αγχωμένος μπορεί να έχει ταχυπαλμία χωρίς αυτό να συνοδεύεται από αντίστοιχα μεγάλες τιμές εφίδρωσης ή το αντίστροφο. Σε κάθε περίπτωση πάντως, οι μηχανισμοί που χρησιμοποιεί κάθε οργανισμός ως αντίδραση στις διάφορες συναισθηματικές καταστάσεις που βιώνει είναι ίδιες .³⁷

4.2 Κατηγορίες Βιοανάδρασης

Η βιοανάδραση αποτελεί μια τεχνική επεξεργασία κατά την οποία οι άνθρωποι εκπαιδεύονται για να βελτιώσουν την υγεία τους χρησιμοποιώντας σήματα από το ίδιο τους το σώμα. Όπως είναι αναμενόμενο υπάρχουν πολλές εφαρμογές βιοανάδρασης.



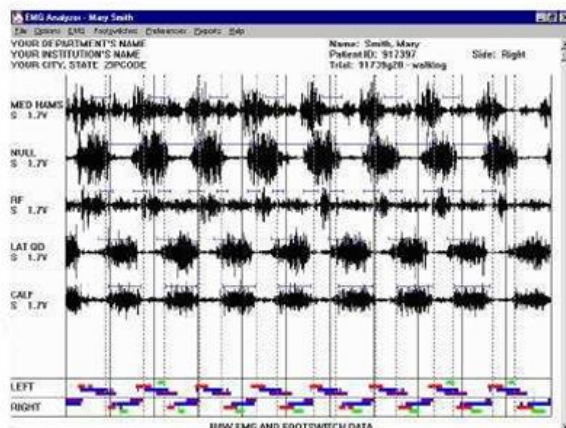
Συνδυασμός αισθητήρων βιοανάδρασης³⁸

Ο ευκολότερος τρόπος κατηγοριοποίησης των πολλών εφαρμογών βιοανάδρασης είναι με βάση το βιοσήμα (ή τον αισθητήρα) που χρησιμοποιείται για την συγκεκριμένη εφαρμογή. Έτσι λοιπόν μπορούμε να διακρίνουμε της εξής κατηγορίες βιοανάδρασης:

- **Ηλεκτρομυογραφικό (ΗΜΓ – EMG)**

Ηλεκτρομυογράφημα είναι η γραφική αναπαράσταση της ηλεκτρικής δραστηριότητας των μυών του σκελετού και των νευρών , είτε σε κατάσταση ηρεμίας, είτε σε κατάσταση διέγερσης .³⁸ Είναι μια τεχνική ηλεκτροδιαγνωστικής ιατρικής για την αξιολόγηση και καταγραφή της ηλεκτρικής δραστηριότητας που παράγεται από τους σκελετικούς μύες.

Το ηλεκτρομυογράφημα εκτελείται χρησιμοποιώντας ένα όργανο που ονομάζεται ηλεκτρομυογράφος, ο οποίος ανιχνεύει το ηλεκτρικό δυναμικό που παράγεται στα μυϊκά κύτταρα όταν αυτά ενεργοποιούνται ηλεκτρικά ή νευρολογικά .³⁹



Ηλεκτρομυογράφημα³⁸

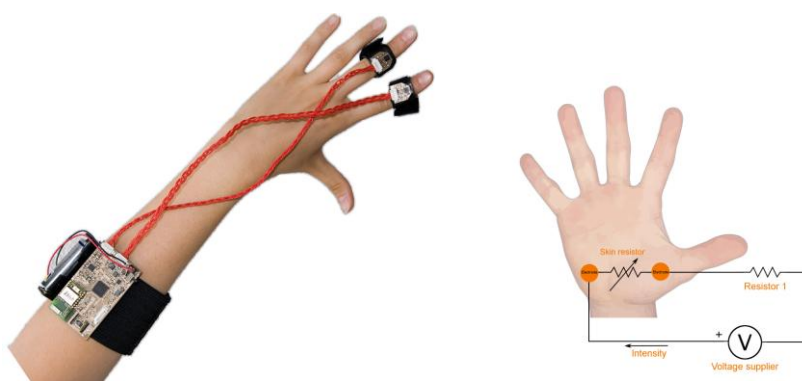
Τα σήματα μπορούν να αναλυθούν για να ανιχνεύσουν ιατρικές ανωμαλίες, επίπεδα ενεργοποίησης ή εντολή πρόσληψης, ακόμα και να αναλύσουν την κινητή λειτουργία του ανθρώπου .³⁸

- **Ηλεκτροδερμικό (ΗΔΑ – EDR, GSR)**

Ένας ηλεκτροδερμογράφος (EDG) μετράει την ηλεκτρική δραστηριότητα του δέρματος άμεσα (αγωγιμότητα δέρματος και δερματικό δυναμικό) και έμμεσα (αντίσταση στο δέρμα) χρησιμοποιώντας ηλεκτρόδια τα οποία τοποθετούνται πάνω στο χέρι και τον καρπό. Εκθέτοντας ένα άτομο σε κάποιο απροσδόκητο ερέθισμα, η

διέγερση, η ανησυχία και η νοητική αυτή δραστηριότητα μπορεί να αυξήσει την έκκριση ιδρώτα, αυξάνοντας έτσι την ηλεκτρική αγωγιμότητα του δέρματός του.⁴⁰

Το όργανο του ηλεκτροδερμογράφου, επιβάλλει ένα ανεπαίσθητο ρεύμα σε όλο το δέρμα και μετρά το πόσο εύκολα αυτό «ταξιδεύει» μέσα στο δέρμα. Όταν υπάρχει αύξηση του στρες, το επίπεδο του ιδρώτα σε έναν αγωγό εφίδρωσης αυξάνει την αγωγιμότητα. Η αγωγιμότητα του δέρματος μετράται σε microsiemens (mS). Για να μετρηθεί το δερματικό δυναμικό, ένας θεραπευτής τοποθετεί ένα ενεργό ηλεκτρόδιο σε μια ενεργή περιοχή (π.χ. την παλαμική επιφάνεια του χεριού), και ένα ηλεκτρόδιο αναφοράς σε μια σχετικά ανενεργή θέση (π.χ. στον πήχη του χεριού). Το δυναμικό του δέρματος είναι η τάση που αναπτύσσεται μεταξύ των αδένων και των εσωτερικών ιστών και μετράται σε millivolts (mV). Η αντίσταση του δέρματος, η οποία ονομάζεται επίσης και γαλβανική αντίσταση (GSR), μετράται επιβάλλοντας ρεύμα στο δέρμα και μετρώντας πόσο αντίσταση αυτό συναντά. Μετράται σε kiloOhm (kΩ).⁴¹



GSR⁴¹

Οι θεραπευτές χρησιμοποιούν την ηλεκτροδερμική βιοανάδραση για την θεραπεία μιας αγχώδους διαταραχής, της υπερβολικής εφίδρωσης (υπερίδρωση), το χρόνιο άγχος καθώς και σαν συμπλήρωμα της ψυχοθεραπείας, με σκοπό να αυξήσουν στον ασθενή την συνείδηση για τα συναισθήματά του.⁴²

▪ **Θερμογραφική Βιοανάδραση (Temp-TH)**

Ένα θερμομέτρο βιοανάδρασης ανιχνεύει τη θερμοκρασία του δέρματος με ένα θερμίστορ (μια ευαίσθητη στην θερμοκρασία αντίσταση), που συνήθως έρχεται σε επαφή με ένα δάχτυλο είτε του χεριού είτε του ποδιού, και μετράει σε βαθμούς

Κελσίου ή Φαρενάιτ. Η θερμοκρασία του δέρματος αντικατοπτρίζει την διάμετρο του αρτηριδίου. Η αύξηση και η μείωση της θερμοκρασίας των χεριών, παράγονται με ξεχωριστούς μηχανικούς , και η κάθε ρύθμιση περιλαμβάνει διαφορετικές διαδικασίες .³⁵

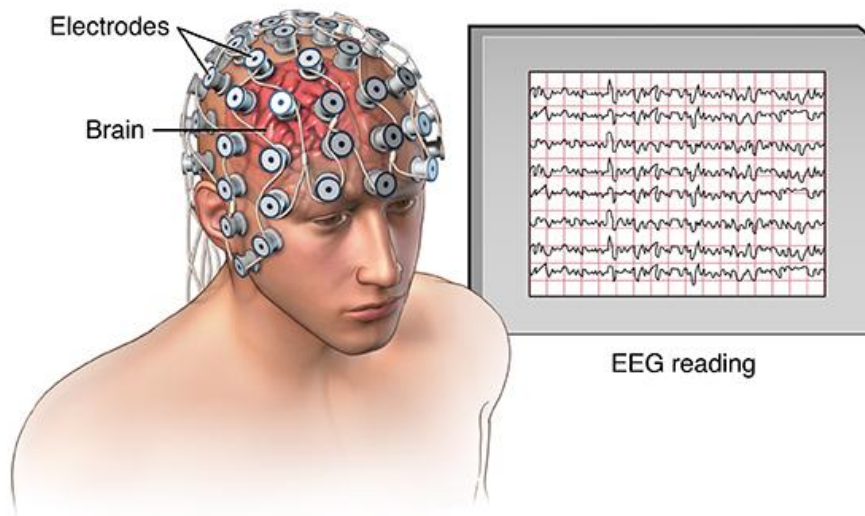
Οι θεραπευτές χρησιμοποιούν την θερμογραφική βιοανάδραση για την αντιμετώπιση χρόνιων πόνων, οιδημάτων, κεφαλαλγίας (ημικρανία) , υπέρταση, καθώς και χρόνιου άγχους.³⁵

- **Ηλεκτροεγκεφαλογραφικό (ΗΕΓ – EEG)**

Ηλεκτροεγκεφαλογράφημα ονομάζεται η καταγραφή της ηλεκτρικής δραστηριότητας του εγκεφάλου. Αυτή καταγράφεται με την βοήθεια ηλεκτροδίων, τα οποία τοποθετούνται σε διάφορα τμήματα της επιφάνειας του δέρματος του κρανίου, και συνδέονται στην συνέχεια με ένα ειδικό όργανο, τον ηλεκτροεγκεφαλόγραφο .⁴³

Τα εγκεφαλικά κύματα που καταγράφονται διαφέρουν σε ένταση και συχνότητα ανάλογα με τη δραστηριότητα διαφόρων ομάδων νευρώνων. Όταν το άτομο είναι σε εγρήγορση καταγράφονται συνήθως δυο είδη κυμάτων , κύματα α και τα κύματα β. Τα κύματα α , με συχνότητα 6-13/sec και διάφορα δυναμικού 45mV κυριαρχούν όταν το άτομο είναι σε ηρεμία με κλειστά τα μάτια και εξαφανίζονται κατά τη διάρκεια του ύπνου. Τα κύματα β , με συχνότητα μεγαλύτερη από 13/sec αλλά ένταση μικρότερη από αυτήν των α, καταγράφονται, όταν το άτομο εκτελεί μια πνευματική εργασία⁶⁹. Τα κύματα θ, με συχνότητα 4-7/sec ,που εμφανίζονται κυρίως στα παιδιά μπορεί να καταγραφούν στους ενήλικες στα πρώτα στάδια του ύπνου και σε καταστάσεις συναισθηματικής φόρτισης. Τα κύματα δ με συχνότητα μικρότερη από 4/sec, καταγράφονται κατά τη διάρκεια του βαθύ ύπνου ,κατά την οποία , κάθε 90min περίπου, καταγράφεται (για 5-20 λεπτά) έντονη ηλεκτρική δραστηριότητα⁴⁴.

Electroencephalogram (EEG)



Σκίτσο διαδικασίας ηλεκτροεγκεφαλογραφήματος ⁴⁴

Οι νευροθεραπευτές χρησιμοποιούν την ηλεκτροεγκεφαλική βιοανάδραση για την θεραπεία εθισμών, διαταραχών υπερκινητικότητας, έλλειψης προσοχής (ADHD), διαταραχές άγχους (συμπεριλαμβανομένης της κατάθλιψης, της ιδεοψυχαναγκαστικής διαταραχής και του μετατραυματικού στρες (PTSD)), ημικρανιών και γενικευμένων κρίσεων . ⁴⁵

▪ Πλεθυσμογραφικό (PPG)

Η φωτο-πλεθυσμογραφική μέθοδος (Photo PlethysmoGraphy) (PPG) είναι μια απλή και χαμηλού κόστους οπτική τεχνική που μπορεί να χρησιμοποιηθεί για την ανίχνευση μεταβολών της πυκνότητας του αίματος στο στρώμα του μικροαγγειακού ιστού . ⁴⁶



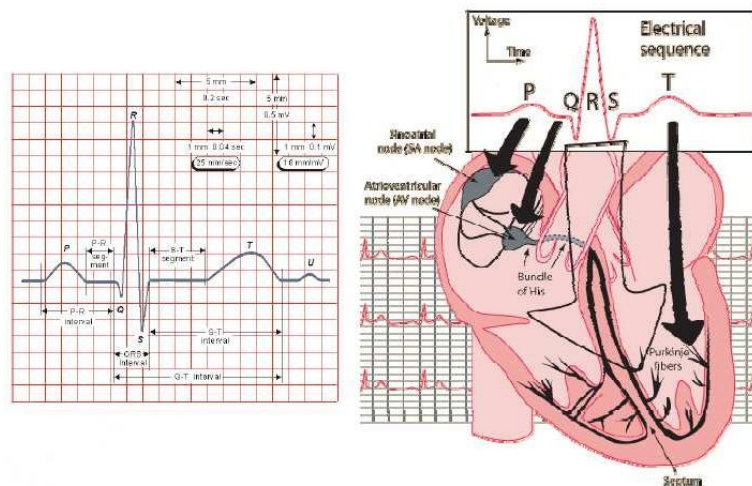
Συσκευή πλεθυσμογραφίας ⁴⁶

Στην ιατρική η μέθοδος PPG βρίσκει ευρεία εφαρμογή στη κατασκευή παλμικών οξυμέτρων. Η συσκευή του παλμικού οξυμέτρου ρίχνει υπέρυθρο φως στο δέρμα και μετρά την απορρόφηση του φωτός από αυτό ⁴⁶. Ωστόσο, η ίδια μέθοδος μπορεί να χρησιμοποιηθεί σε ένα ευρύτερο φάσμα προϊόντων για ιατρική χρήση όπως συσκευές μέτρησης κορεσμού του οξυγόνου στο αίμα, συσκευές μέτρησης της αρτηριακής πίεσης κ.τ.λ.

▪ **Ηλεκτροκαρδιογραφικό (ΕΚΓ-ECG)**

Το ηλεκτροκαρδιογράφημα καταγράφει την ηλεκτρική δραστηριότητα της καρδιάς και χρησιμοποιείται για τη μέτρηση του ρυθμού και της κανονικότητας των καρδιακών παλμών με σκοπό τον εντοπισμό κάποιας βλάβης στην λειτουργία της καρδιάς . ⁴⁷Το ηλεκτροκαρδιογράφημα γίνεται με ειδικό μηχάνημα που ονομάζεται ηλεκτροκαρδιογράφος.

Ο ηλεκτροκαρδιογράφος είναι ένα ευαίσθητο βολτόμετρο που καταγράφει μέσω ηλεκτροδίων διαφορές ηλεκτρικού δυναμικού στην επιφάνεια του σώματος που προκύπτουν κατά την λειτουργία της καρδιάς.

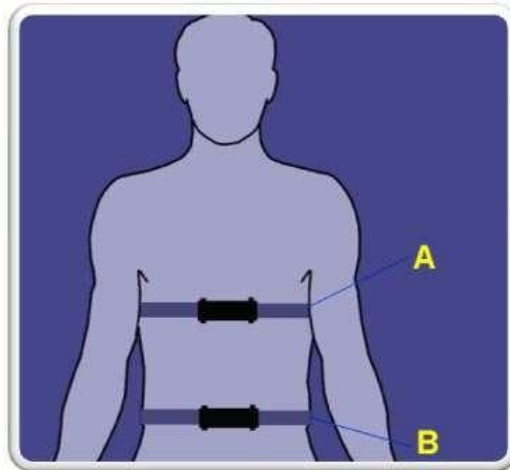


Ηλεκτροκαρδιογράφημα ⁴⁸

Στη συνέχεια σε ειδικό χαρτί καταγράφονται τα επάρματα P, QRS και T. Η μεγάλη κορυφή (QRS) αντιστοιχεί στη συστολή των κοιλιακών μυών (κύμα P: εκπόλωση κόλπων, σύμπλεγμα QRS: εκπόλωση κοιλίων, κύμα T: ανάνηψη κοιλίων) . ⁴⁸

- **Αναπνευστικό (RSP)**

Η αναπνοή αποτελεί μία από τις πιο βασικές λειτουργίες του ανθρώπινου οργανισμού και σχετίζεται άμεσα με τη διαχείριση του στρες, αλλά και με άλλες φυσιολογικές λειτουργίες του οργανισμού.



Respiratory belt ⁴⁹

Ένας αισθητήρας βιοανατροφοδότησης της αναπνοής μετρά την έκταση του διαφράγματος κατά την εισπνοή και την εκπνοή. Σκοπός αυτού είναι το άτομο να εκπαιδευτεί σταδιακά στην σωστή λειτουργία του αναπνευστικού του συστήματος καθώς και στη χαλάρωση . ⁴⁹

4.3 Βιοανάδραση στην ψυχική υγεία

Όπως έχει ήδη γίνει αντιληπτό από τα όσα έχουμε αναφέρει παραπάνω, με τη χρήση αισθητήρων βιοανάδρασης μπορούμε να λάβουμε χρήσιμα δεδομένα για την συναισθηματική κατάσταση ενός ατόμου. Μεγάλη ποικιλία από συσκευές βιοανάδρασης έχουν αναπτυχθεί τα τελευταία 40 χρόνια οι οποίες βοηθούν τους ασθενείς να αντιμετωπίζουν μια πληθώρα ψυχικών διαταραχών . ⁵⁰ Στην συνέχεια παρουσιάζουμε τις σημαντικότερες ψυχικές διαταραχές , στον οποίων την θεραπεία , η βιοανάδραση αποτέλεσε καθοριστικό παράγοντα.

- **Άγχος & Μετατραυματικό stress (Post Traumatic Stress Disorder)**

Οι ασθενείς που υποφέρουν από έντονο άγχος, ιδιαίτερα αυτοί που είναι περισσότερο ευαίσθητοι απέναντι στις αντιδράσεις του σώματός τους, ήταν ανέκαθεν οι καταλληλότεροι για την διαδικασία της βιοανάδρασης. Πολλές έρευνες

έχουν δείξει ότι αρκετές μέθοδοι βιοανάδρασης συμβάλλουν καθοριστικά στην αντιμετώπιση του άγχους.⁵¹ Σε μια έρευνα , 150 μαθητές λυκείου , οι οποίοι αναγνωρίστηκαν ιδιαίτερα αγχώδεις από τους καθηγητές τους, συμμετείχαν σε έξι συνεδρίες από θερμογραφική και ηλεκτροδερματική βιοανάδραση (Temp & EMG). Τα αποτελέσματα έδειξαν σημαντική βελτίωση της ψυχικής ισορροπίας των μαθητών. Σε μια άλλη έρευνα , 24 ασθενείς οι οποίοι υπέφεραν από διαταραχές άγχους, έλαβαν περίθαλψη μέσω ηλεκτροκαρδιογραφικής βιοανάδρασης , και τα αποτελέσματα ήταν εξαιρετικά, και συνοδεύτηκαν από βελτιώσεις σε συμπτώματα όπως ο έντονος και ανεξήγητος θυμός, καθώς και η αϋπνία. Μάλιστα, Η συγκεκριμένη μέθοδος, φάνηκε να είναι αρκετά πιο αποτελεσματική και από φαρμακευτική περίθαλψη ή yoga .⁵²

Δεδομένου του μεγάλου αριθμού στρατιωτικών οι οποίοι μετά τον πόλεμο υπέφεραν από έντονο μετατραυματικό στρες, το ενδιαφέρον για την έρευνα και ανάπτυξη μεθόδων αποτελεσματικών για την αντιμετώπιση του εν λόγω φαινομένου ήταν μεγάλο. Πολλές έρευνες έχουν δείξει ότι τα αποτελέσματα της ηλεκτροκαρδιογραφικής βιοανάδρασης στο PTSD είναι αρκετά ελπιδοφόρα. Σε μια έρευνα συγκεκριμένα από 38 άτομα που υπέφεραν από PTSD, η EMG βιοανάδραση βελτίωση τόσο τα συμπτώματα του PTSD , όσο και συμπτώματα όπως οι καρδιακές αρρυθμίες, η δυσκολία στην αναπνοή, η αϋπνία και η κατάθλιψη .⁵³

➤ **Κατάθλιψη**

Μεγάλος αριθμός από έρευνες υποστηρίζει ότι η διαδικασία της βιοανάδρασης είναι αρκετά ευεργετική στο να βελτιώνει την διάθεση του ασθενούς. Πιο συγκεκριμένα, μια έρευνα μεταξύ 11 ατόμων που υποβλήθηκαν σε HRV βιοανάδραση για 10 εβδομάδες, τα αποτελέσματα στα συμπτώματα της κατάθλιψης ήταν εξαιρετικά, μόλις από την 4^η εβδομάδα της θεραπείας .⁵⁴ Όμοια αποτελέσματα παρατηρήθηκαν μεταξύ 14 ασθενών οι οποίοι υποβλήθηκαν σε θεραπεία διάρκειας 6 εβδομάδων.

Επιπλέον η βιοανάδραση αποδείχθηκε χρήσιμη και σε άτομα που ταυτόχρονα με την κατάθλιψη υπέφεραν από χρόνιους πόνους. Για παράδειγμα , σε έρευνα μεταξύ 32 γυναικών οι οποίες υπέφεραν από ημικρανίες, μια μορφή βιοανάδρασης η οποία είναι παρόμοια με την ύπνωση, αποδείχθηκε εξαιρετικά ευεργετική τόσο για τους πόνους όσο και για την διάθεση των γυναικών .⁵⁵

➤ **Διαταραχή Ύπνου**

Πληθώρα ερευνών υποστηρίζουν ότι η χρήση της βιοανάδρασης για την αντιμετώπιση της αϋπνίας είναι πλήρως αποτελεσματική. Φορητές συσκευές βιοανάδρασης έχουν χρησιμοποιηθεί κατά καιρούς , δρώντας απολύτως ευεργετικά για τον ασθενή που υποφέρει από διαταραχές ύπνου, βελτιώνοντας δραματικά την ποιότητα του ύπνου, και συνεπώς και την ψυχική του ισορροπία .⁵⁶ Μάλιστα, η Αμερικάνικη Ακαδημία του Ιατρικής του Ύπνου έχει καταλήξει στο συμπέρασμα ότι η βιοανάδραση είναι η αποτελεσματικότερη μέθοδος για την θεραπεία της χρόνιας αϋπνίας .⁵⁷

➤ **Διαταραχή Υπερδραστηριότητας (Υπομανία – ADHD)**

Το ηλεκτροεγκεφαλογράφημα (EEG), έχει ιστορικά διαδραματίσει έναν κεντρικό ρόλο στην αξιολόγηση της νευρικής λειτουργίας παιδιών με διαταραχή υπερκινητικότητας και έλλειψης προσοχής (ADHD). Η αξιοπιστία των μετρήσεων του EEG στην διαγνωστική ταξινόμηση , το καθιστά ένα πολύ χρήσιμο εργαλείο για την διάγνωση του ADHD, λαμβάνοντας υπόψιν την κλινική ανομοιογένεια και την πολυπλοκότητα των πληροφοριών του τελευταίου. Οι πολυμεταβλητές αναλύσεις και η εστίαση στην κατανόηση των νευρικών γεννητριών του EEG έπαιξαν καθοριστικό ρόλο τα τελευταία χρόνια στην εδραίωση του ηλεκτροεγκεφαλογραφήματος ως ένα από τα βασικά τεχνολογικά εργαλεία σε κλινικό περιβάλλον για την διάγνωση και την αντιμετώπιση της υπομανίας .⁵⁸

5

Ταξινόμηση/Παλινδρόμηση EMG σήματος με χρήση του DEAP dataset

Σε αυτή την ενότητα θα παρουσιάσουμε μια μέθοδο ταξινόμησης ενός φυσιολογικού σήματος σε μια συναισθηματική κατάσταση, βασισμένη σε μια διαστατική συναισθηματική κλίμακα του συναισθήματος, γνωστή ως “valence-arousal-dominance”. Συγκεκριμένα, χρησιμοποιώ σήματα EMG από το online σετ δεδομένων DEAP ως εισόδους σε ένα νευρωνικό δίκτυο και προσπαθώ να δοκιμάσω τεχνικές ταξινόμησης και παλινδρόμησης σε αυτά τα σήματα. Στόχος είναι να καταστήσουμε σαφές ότι το σύστημα που προτείνουμε, μέρος του οποίου είναι η ταξινόμηση των συναισθημάτων με βάση τη βιοανάδραση, δεν είναι υποθετικό, αντίθετα υπάρχουν ήδη ανεπτυγμένες τεχνικές για την υλοποίησή του.

5.1 Μηχανική μάθηση (Machine Learning)

5.1.1 Ορισμός

Μηχανική μάθηση είναι υποπεδίο της επιστήμης των υπολογιστών που αναπτύχθηκε από τη μελέτη της αναγνώρισης προτύπων και της υπολογιστικής θεωρίας μάθησης στην τεχνητή νοημοσύνη. Το 1959, ο Άρθουρ Σάμουελ ορίζει

τη μηχανική μάθηση ως "Πεδίο μελέτης που δίνει στους υπολογιστές την ικανότητα να μαθαίνουν, χωρίς να έχουν ρητά προγραμματιστεί".⁵⁹

Η μηχανική μάθηση διερευνά τη μελέτη και την κατασκευή αλγορίθμων που μπορούν να μαθαίνουν από τα δεδομένα και να κάνουν προβλέψεις σχετικά με αυτά. Τέτοιοι αλγόριθμοι λειτουργούν κατασκευάζοντας μοντέλα από πειραματικά δεδομένα, προκειμένου να κάνουν προβλέψεις βασιζόμενες στα δεδομένα ή να εξάγουν αποφάσεις που εκφράζονται ως το αποτέλεσμα.⁶⁰

Στην Επαγωγική Μάθηση (Inductive Learning), με τη διαδικασία της επαγωγής (induction) ο άνθρωπος μαθαίνει κατανοώντας το περιβάλλον του μέσω παρατηρήσεων και δημιουργεί μια απλοποιημένη (αφαιρετική) εκδοχή του που ονομάζεται νοητικό μοντέλο (mental model). Επιπλέον, ο άνθρωπος έχει τη δυνατότητα να οργανώνει και να συσχετίζει τις εμπειρίες και τις παρατηρήσεις του δημιουργώντας νέες δομές που ονομάζονται νοητικά πρότυπα (mental patterns), με αξιοποίηση και του επαγωγικού και του απαγωγικού συλλογισμού. Στη δημιουργία νέων προτύπων από παλαιά βασίζονται οι τρόποι μάθησης που εξαρτώνται σε μεγαλύτερο ή μικρότερο βαθμό από την προϋπάρχουσα γνώση για ένα πρόβλημα, όπως είναι η μάθηση από επεξηγήσεις και η μάθηση από περιπτώσεις. Με βάση τα παραπάνω, μπορεί να δοθεί ο ακόλουθος εναλλακτικός ορισμός για τη Μηχανική Μάθηση:

*«Μηχανική Μάθηση ονομάζεται η ικανότητα ενός υπολογιστικού συστήματος να δημιουργεί μοντέλα ή πρότυπα από ένα σύνολο δεδομένων.»*⁶¹

Αν και απέχουμε πάρα πολύ από τη δημιουργία μηχανών που μαθαίνουν τόσο καλά όσο ο άνθρωπος, για συγκεκριμένες περιοχές μάθησης έχουν αναπτυχθεί αλγόριθμοι οι οποίοι έχουν επιτρέψει την εμφάνιση σύγχρονων εμπορικών εφαρμογών με σημαντική επιτυχία. Επιπλέον, τα αποτελέσματα από τις εφαρμογές της Τεχνητής Νοημοσύνης (TN) αρχίζουν ήδη να είναι ορατά και να δίνουν απαντήσεις σε αναπάντητα, έως τώρα, ερωτήματα των άλλων κλάδων που διερευνούν την ικανότητα του ανθρώπου να μαθαίνει.

Ο τομέας της **Μηχανικής Μάθησης** αναπτύσσει, επίσης, επιτυχώς την **Εξελικτική Μάθηση** (Evolutionary Learning), η οποία μιμείται διαδικασίες φυσικής αναπαραγωγικής σε έμβια όντα. Χρησιμοποιείται κυρίως σε προβλήματα βελτιστοποίησης. Στην Εξελικτική Μάθηση κυριαρχούν οι γενετικοί αλγόριθμοι που θα παρουσιαστούν στη συνέχεια του κεφαλαίου. Εκτός της ίδιας της TN, μεταξύ των επιστημονικών κλάδων που επωφελούνται από τα επιτεύγματα στον τομέα της Μηχανικής Μάθησης συγκαταλέγονται οι: Εξόρυξη

Δεδομένων (Data Mining) , Πιθανότητες και Στατιστική, Θεωρία της Πληροφορίας, Αριθμητική Βελτιστοποίηση, Θεωρία της Πολυπλοκότητας, Θεωρία Ελέγχου (προσαρμοστική), Ψυχολογία (εξελικτική, γνωστική), Νευροβιολογία και Γλωσσολογία.⁶²

5.1.2 Στάδια- Φάσεις του Machine Learning

1. Συλλογή Δεδομένων (Gathering data)

Αυτό το βήμα είναι πολύ σημαντικό καθώς η ποιότητα και η ποσότητα των δεδομένων που συλλέγονται θα καθορίσουν άμεσα πόσο καλό είναι το προγνωστικό μοντέλο το οποίο θα κατασκευαστεί στην συνέχεια.

2. Προετοιμασία δεδομένων (Preparation of data)

Στο στάδιο αυτό, τοποθετούμε τα δεδομένα που έχουμε ήδη συλλέξει με τρόπο ώστε να είναι έτοιμα για τα επόμενα στάδια της μηχανικής μάθησης. Πιο αναλυτικά, Αφού τοποθετήσουμε σειριακά τα δεδομένα μας, τα ταξινομούμε σε τυχαία σειρά. Αυτό συμβαίνει, καθώς δεν θέλουμε να επηρεαστεί το αποτέλεσμα της απόφασης από την σειρά με την οποία «έρχονται» τα δεδομένα ως είσοδοι στο σύστημα μας. Στη συνέχεια, αναζητούμε στα δεδομένα μας τυχόν σχέσεις μεταξύ των μεταβλητών, καθώς και την πιθανότητα ύπαρξης ανισορροπίας στο σετ δεδομένων μας. Μια πιθανή ανισορροπία ίσως προκαλέσει μια πιο μεροληπτική τάση της πρόβλεψης προς την κατηγορία της οποίας τα δεδομένα υπερτερούν σε αριθμό.

Επιπλέον, χρειάζεται να χωρίσουμε τα δεδομένα μας σε δυο βασικά μέρη. Το πρώτο μέρος χρησιμοποιείται στην εκπαίδευση του μοντέλου μας και ονομάζεται σετ εκπαίδευσης (training set), το οποίο συνήθως αποτελεί και την πλειοψηφία του συνολικού σετ δεδομένων. Το δεύτερο μέρος θα χρησιμοποιηθεί για την αξιολόγηση της επίδοσης του εκπαιδευμένου μοντέλου μας. Το μέρος αυτό ονομάζεται σετ αξιολόγησης (test set). Η πιο συνηθισμένη αναλογία μεταξύ των δύο αυτών μερών είναι 70/30 , με το training set να είναι στο μεγαλύτερο ποσοστό όπως αναφέρθηκε. Φυσικά δεν χρησιμοποιούμε τα ίδια δεδομένα για την εκπαίδευση και την αξιολόγηση, καθώς αυτό θα οδηγήσει σε μια φαινομενική καλή απόδοση, η οποία όμως δεν θα αντικατοπτρίζει την πραγματική απόδοση του μοντέλου.

Πολλές φορές χρειάζονται και άλλες επεξεργασίες-τροποποιήσεις των δεδομένων που έχουμε συλλέξει όπως ο περιορισμός των διπλοτύπων, η κανονικοποίηση, η διόρθωση σφαλμάτων και πολλά άλλα, τα οποία ποικίλουν ανάλογα με το είδος και την ποιότητα των δεδομένων που έχουμε ως data set.

3. Επιλογή μοντέλου (Choosing a model)

Το επόμενο βήμα στη ροή εργασίας μας είναι η επιλογή ενός μοντέλου. Υπάρχουν πολλά μοντέλα που έχουν δημιουργήσει ερευνητές και επιστήμονες τα τελευταία χρόνια. Μερικά είναι πολύ κατάλληλα για δεδομένα εικόνας, άλλοι για αλληλουχίες (όπως κείμενο ή μουσική), μερικά για αριθμητικά δεδομένα, άλλα για δεδομένα με βασισμένα σε κείμενο. Τέτοια μοντέλα μπορεί να είναι τα εξής:

Τεχνητά νευρωνικά δίκτυα. Ένας αλγόριθμος εκμάθησης Τεχνητού νευρωνικού δικτύου, που συνήθως ονομάζεται "νευρωνικό δίκτυο" (NN), είναι ένας αλγόριθμος μάθησης, που εμπνέεται από τη δομή και τις λειτουργικές πτυχές των βιολογικών νευρωνικών δικτύων. Η δομή των υπολογισμών βασίζεται σε μια ομάδα εσωτερικά διασυνδεδεμένων τεχνητών νευρώνων, οι οποίοι επεξεργάζονται την πληροφορία και εκτελούν υπολογισμούς επικοινωνώντας μεταξύ τους. Τα σύγχρονα νευρωνικά δίκτυα είναι εργαλεία μη γραμμικής στατιστικής μοντελοποίησης δεδομένων. Συνήθως χρησιμοποιούνται για τη μοντελοποίηση σύνθετων σχέσεων μεταξύ δεδομένων εισόδου και εξόδου, για την ανακάλυψη προτύπων στα δεδομένα, ή για τον εντοπισμό στατιστικής δομής σε μία άγνωστη κοινή κατανομή πιθανότητας μεταξύ των παρατηρούμενων μεταβλητών.⁶³

Μηχανές διανυσμάτων υποστήριξης. Οι μηχανές διανυσμάτων υποστήριξης είναι ένα σύνολο μεθόδων επιτηρούμενης μάθησης που χρησιμοποιούνται για την ταξινόμηση και την παλινδρόμηση. Σ' αυτήν την περίπτωση δίνεται ένα σύνολο παραδειγμάτων εκπαίδευσης και κάθε φορά δηλώνεται σε ποια από τις δύο κατηγορίες ανήκει το παράδειγμα. Μία μηχανή διανυσμάτων υποστήριξης κατασκευάζει ένα μοντέλο που προβλέπει αν το νέο παράδειγμα εμπίπτει στην μία κατηγορία ή την άλλη.⁶⁴

Δίκτυα Bayes. Ένα δίκτυο Bayes, ένα δίκτυο εμπιστοσύνης ή ένα άκυκλο γραφικό μοντέλο, είναι ένα πιθανοθεωρητικό γραφικό μοντέλο που απεικονίζει ένα σύνολο τυχαίων μεταβλητών και την μεταξύ τους υποθετική

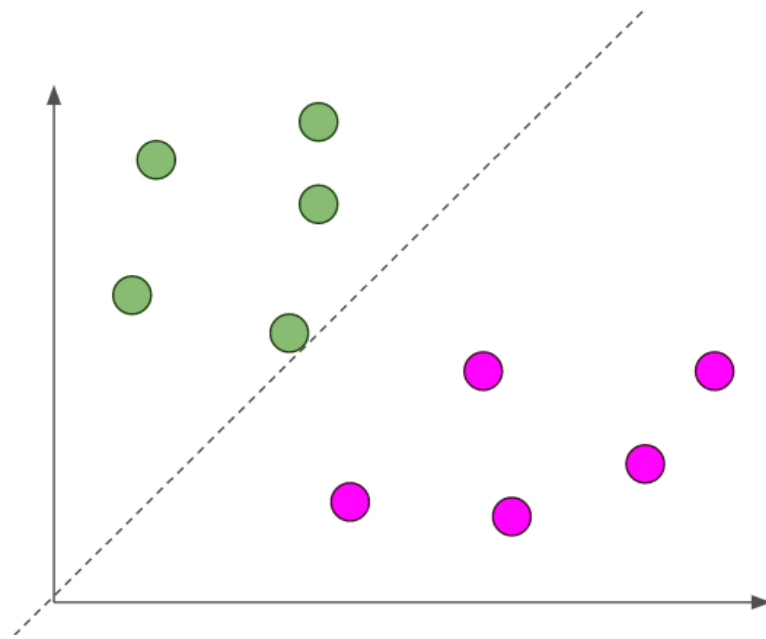
ανεξαρτησία διαμέσου ενός κατευθυνόμενου άκυκλου γράφου. Για παράδειγμα, ένα δίκτυο Bayes μπορεί να αναπαραστήσει την πιθανοθεωρητική σχέση μεταξύ ασθενειών και συμπτωμάτων. Δεδομένων των συμπτωμάτων, το δίκτυο μπορεί να χρησιμοποιηθεί για να υπολογίσει τις πιθανότητες παρουσίας διαφόρων ασθενειών.⁶⁴

Γενετικοί αλγόριθμοι. Ένας γενετικός αλγόριθμος (GA) είναι μια ευρετική αναζήτηση που μιμείται τη διαδικασία της φυσικής επιλογής, και χρησιμοποιεί μεθόδους όπως αυτή της μετάλλαξης και της διασταύρωσης προκειμένου να δημιουργήσει καινούρια γονότυπα με την ελπίδα εύρεσης αποτελεσματικών λύσεων σε ένα συγκεκριμένο πρόβλημα. Στη μηχανική μάθηση, γενετικοί αλγόριθμοι χρησιμοποιήθηκαν τη δεκαετία του 1980 και του 1990.⁶⁵ Αντίστροφα, τεχνικές μηχανικής μάθησης έχουν χρησιμοποιηθεί για την βελτίωση της απόδοσης γενετικών και εξελικτικών αλγορίθμων.⁶⁶

4. Εκπαίδευση (Training)

Το στάδιο αυτό θεωρείται το βασικότερο στάδιο της μηχανικής μάθησης. Σε αυτό το βήμα, χρησιμοποιούμε τα δεδομένα μας, με σκοπό να βελτιώσουμε διαδοχικά την ικανότητα του μοντέλου μας καθώς και την απόδοσή του στην πρόβλεψη. Κατά κάποιο τρόπο, η διαδικασία αυτή είναι παρόμοια με κάποιον ο οποίος μαθαίνει πρώτα να οδηγεί. Στην αρχή δεν γνωρίζει τα πεντάλ, τα κουμπιά, τους διακόπτες. Ωστόσο μετά από πολλή εξάσκηση και διόρθωση των λαθών του, οδηγείται στην απόκτηση ενός διπλώματος οδήγησης. Και επιπλέον, χρόνο με τον χρόνο αποκτά περισσότερο εμπειρία σαν οδηγός. Η οδήγησή του και η δυνατότητα του να αντιδράει στα δεδομένα του πραγματικού κόσμου, έχει αφομοιώσει-προσαρμόσει όλες τις ικανότητές του, βελτιώνοντας τις δεξιότητές του.

Κατά αντιστοιχία, μια παρόμοια διαδικασία ακολουθείται και στο στάδιο της εκπαίδευσης στην μηχανική μάθηση. Προκειμένου να γίνει κατανοητή η διαδικασία της εκπαίδευσης, ας θεωρήσουμε ένα γραμμικό πρόβλημα ταξινόμησης. Έστω λοιπόν ότι θέλουμε να ταξινομήσουμε ένα σύνολο κύκλων στο επίπεδο, στις κλάσεις «Πράσινοι» και «Μωβ», όπου στην κάθε μια κλάση θα ανήκουν οι κύκλοι με το αντίστοιχο χρώμα. Ένα τέτοιο πρόβλημα ταξινόμησης φαίνεται στο παρακάτω σχήμα:



Εικόνα 2 Γραμμικό πρόβλημα ταξινόμησης σε δύο κλάσεις

Είναι φανερό ότι ένα τέτοιο πρόβλημα μπορεί να επιλυθεί με μια ευθεία, η οποία θα διαχωρίσει τις δύο κλάσεις, όπως ακριβώς φαίνεται στο παραπάνω σχήμα. Ο τύπος για μια ευθεία είναι $y=m*x + b$, όπου το x είναι η είσοδος, το m είναι η κλίση της ευθείας, το b είναι το σημείο το οποίο τέμνει τον άξονα $y'y$, και το y είναι η τιμή της γραμμής στην θέση x . Οι τιμές που έχουμε στην διάθεσή μας για την «εκπαίδευση» είναι η m και η b . Αυτές είναι οι μοναδικές μεταβλητές οι οποίες επηρεάζουν την θέση της γραμμής.

$$y = m * x + b$$

OUTPUT
SLOPE
INPUT
Y-INTERCEPT

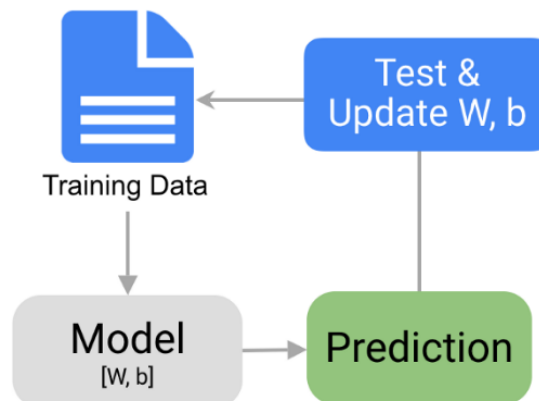
Στην διαδικασία της μηχανικής μάθησης, μπορεί να υπάρχουν πολλές μεταβλητές m , δεδομένου ότι μπορεί να υπάρξουν πολλά χαρακτηριστικά (features). Η συλλογή αυτών των τιμών m συνήθως διαμορφώνεται σε μια μήτρα, την οποία συνήθως συμβολίζουμε με W , από τη λέξη «weights». Ομοίως για το b , διαμορφώνεται μια μήτρα πολώσεων που συμβολίζεται συνήθως με B , από τη λέξη «biases».

$$\text{WEIGHTS} = \begin{bmatrix} m_{1,1} & m_{1,2} \\ m_{2,1} & m_{2,2} \\ m_{3,1} & m_{3,2} \end{bmatrix}$$

$$\text{BIASES} = \begin{bmatrix} b_{1,1} & b_{1,2} \\ b_{2,1} & b_{2,2} \\ b_{3,1} & b_{3,2} \end{bmatrix}$$

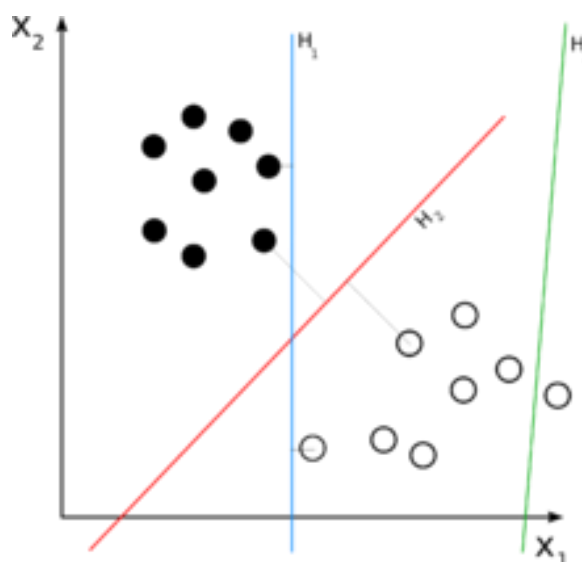
Η διαδικασία της εκπαίδευσης περιλαμβάνει την αρχικοποίηση μερικών τυχαίων τιμών για τα W και b , βάσει των οποίων στη συνέχεια θα προσπαθήσουμε να προβλέψουμε την έξοδο. Προφανώς στην αρχή, λόγω της τυχαιότητας των τιμών, η απόδοση της πρόβλεψης θα είναι πολύ κακή. Παρόλαυτα, μπορούμε να συγκρίνουμε τις προβλέψεις του μοντέλου μας με το αποτέλεσμα που θα έπρεπε να παράγει, και έτσι να προσαρμόσουμε τις τιμές στα W και b , με σκοπό την ορθότερη προσέγγιση των προβλέψεων.

Αυτή η διαδικασία επαναλαμβάνεται. Κάθε επανάληψη ή κύκλος ενημέρωσης των βαρών και των πολώσεων ονομάζεται "βήμα" εκπαίδευσης. Σχηματικά η παραπάνω διαδικασία φαίνεται στο παρακάτω σχήμα:



Εικόνα 1 Διαδικασία μηχανική μάθησης

Ας θεωρήσουμε ένα πανομοιότυπο πρόβλημα ταξινόμησης με το προηγούμενο, με τη μόνη διαφορά ότι οι κλάσεις χωρίζονται σε μαύρη και λευκή. Όταν αρχίζουμε αρχικά την εκπαίδευση, είναι σαν να τραβήξαμε μια τυχαία γραμμή μέσα από τα δεδομένα. Στη συνέχεια, καθώς κάθε βήμα της προπόνησης προχωρά, η γραμμή κινείται, βήμα προς βήμα, πιο κοντά στον ιδανικό διαχωρισμό των δύο κλάσεων των κύκλων. Στο παρακάτω σχήμα η μπλε και η πράσινη γραμμή αναπαριστούν κάποια ενδιάμεσα βήματα της εκπαίδευσης, ενώ η κόκκινη αναπαριστά το τελικό στάδιο στο οποίο επιτυγχάνεται ο ορθός διαχωρισμός των δύο κλάσεων.



Στάδια επίλυσης γραμμικού προβλήματος ταξινόμησης

5. Αξιολόγηση (Evaluation)

Μόλις ολοκληρωθεί η διαδικασία της εκπαίδευσης, έρχεται το στάδιο της αξιολόγησης του μοντέλου. Αυτό δηλαδή είναι το σημείο όπου γίνεται η χρήση του dataset για το οποίο αναφερθήκαμε νωρίτερα. Η διαδικασία της αξιολόγησης μας επιτρέπει να δοκιμάζουμε το μοντέλο μας σε σχέση με δεδομένα που δεν χρησιμοποιήθηκαν ποτέ κατά τη διάρκεια της εκπαίδευσης. Ουσιαστικά θέτουμε ως είσοδο στο εκπαιδευμένο πλέον μοντέλο μας δεδομένα από το «test set», δηλαδή το σετ αξιολόγησης. Το αποτέλεσμα της εν λόγω διαδικασίας μας επιτρέπει να αποφανθούμε κατά πόσο μπορεί το μοντέλο να ανταποκριθεί σωστά σε δεδομένα που δεν έχει

«αντιμετωπίσει» ξανά. Με τον τρόπο αυτό , προσεγγίζουμε την συμπεριφορά του μοντέλου σε δεδομένα του πραγματικού κόσμου, τα οποία φυσικά είναι τυχαία και απρόβλεπτα.

6. Ρύθμιση παραμέτρων (Parameter Tuning)

Αφού ολοκληρωθεί η αξιολόγηση, είναι πιθανό να θέλουμε να δούμε αν μπορούμε να βελτιώσουμε περαιτέρω την εκπαίδευση μας με οποιονδήποτε τρόπο. Ο βασικότερος τρόπος βελτίωσης είναι ρυθμίζοντας τις παραμέτρους του μοντέλου. Αρχικά υπήρχαν μερικές παράμετροι που ορίσαμε σαν αρχικές τιμές, οι οποίες πρέπει στο παρόν στάδιο να ελεγχθούν για την αποτελεσματικότητά τους , καθώς και να δοκιμαστούν κι άλλες τιμές. Ένα παράδειγμα μιας τέτοιας παραμέτρου είναι ο αριθμός των φορών που «τρέχουμε» το μοντέλο μας με ένα συγκεκριμένο training set. Πολλές φορές , αν το μοντέλο μας «δει» πολλές φορές το dataset, θα οδηγηθεί σε μεγαλύτερα επίπεδα ακρίβειας. Βέβαια αυτό εγκυμονεί τον κίνδυνο του over fitting που αναφέραμε προηγουμένως.

Μια ακόμη πολύ σημαντική παράμετρος είναι το λεγόμενο “learning rate”. Χρησιμοποιώντας το παράδειγμα που αναφέρθηκε στο βήμα 4 , το learning rate καθορίζει το βαθμό στον οποίο μετατοπίζουμε τη γραμμή κατά τη διάρκεια κάθε βήματος, με βάση τις πληροφορίες από το προηγούμενο βήμα εκπαίδευσης. Η εν λόγω παράμετρος αποτελεί καθοριστικό παράγοντα αφενός για την ακρίβεια του μοντέλου, αφετέρου για την χρονική διάρκεια εκπαίδευσής του.

Σε περίπτωση που το μοντέλο μας είναι πιο σύνθετο, οι αρχικές συνθήκες μπορούν να διαδραματίσουν σημαντικό ρόλο στον προσδιορισμό του αποτελέσματος της εκπαίδευσης. Για παράδειγμα, μπορεί να εμφανιστούν μεγάλες διαφορές στο αποτέλεσμα του ίδιου μοντέλου, εάν η εκπαίδευση ξεκινά με τιμές αρχικοποιημένες στο μηδέν, σε σχέση με κάποια κατανομή τιμών, γεγονός που γεννά το ερώτημα ποια από τις δύο στρατηγικές πρέπει να ακολουθηθεί. Όπως λοιπόν γίνεται κατανοητό, το βήμα αυτό της ρύθμισης παραμέτρων απαιτεί αρκετή σκέψη, και απαιτείται ο άμεσος ορισμός του «τι κάνει ένα μοντέλο αρκετά καλό», διαφορετικά μπορεί να καταναλωθεί μεγάλο χρονικό διάστημα σε μικροαλλαγές των παραμέτρων , που τελικά δεν θα οδηγήσει και στο επιθυμητό αποτέλεσμα.

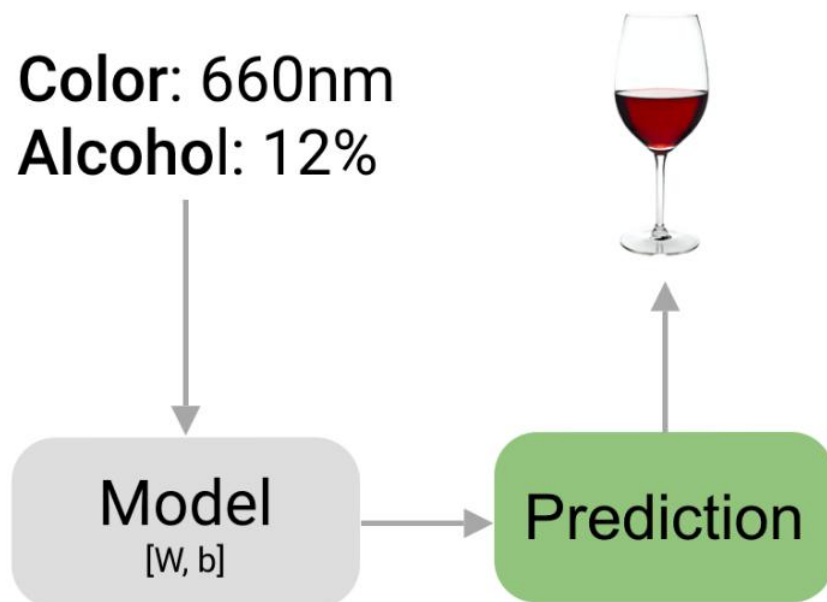
Οι παράμετροι που αναφέραμε ονομάζονται «**υπερπαραμέτροι**» (hyperparameters). Η προσαρμογή και ο συντονισμός τους παραμένει ένα

από τα δυσκολότερα κομμάτια του machine learning, καθώς αποτελεί περισσότερο μια πειραματική διαδικασία που εξαρτάται σε μεγάλο βαθμό από τις ιδιαιτερότητες του σύνολοι των δεδομένων, του μοντέλου, και της διαδικασίας της εκπαίδευσης.

7. Πρόβλεψη (Prediction)

Η πρόβλεψη αποτελεί το τελευταίο και καθοριστικό βήμα της μηχανικής μάθησης, καθώς είναι το στάδιο στο οποίο παίρνουμε τις απαιτούμενες απαντήσεις στα ερωτήματα που θέσαμε. Είναι η έκβαση της όλης διαδικασίας που περιγράψαμε παραπάνω, και ουσιαστικά είναι το βήμα που διαπιστώνεται και η αξία της μηχανικής μάθησης.

Στο βήμα αυτό θα λάβουμε απάντηση για το αν ένα σύνολο κύκλων ανήκει στην κλάση «μωβ» ή «πράσινο» (το παράδειγμα που αναπτύξαμε στα προηγούμενα βήματα), αν ένα ποτό με συγκεκριμένες τιμές στα features «χρώμα» και «αλκοόλ» είναι κρασί η μπύρα, και σε πολλά παρόμοια και μη παραδείγματα προβλημάτων που επιλύονται με τη διαδικασία μηχανικής μάθησης που περιγράψαμε παραπάνω.



Παράδειγμα πρόβλεψης αλκοολούχου ποτού με βάση 2 χαρακτηριστικά

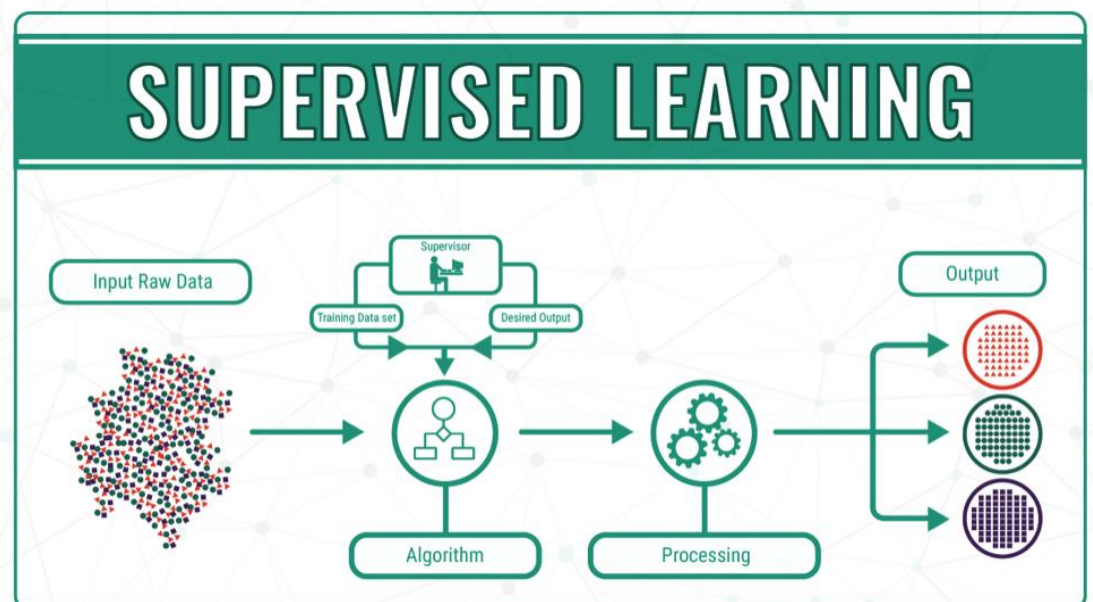
5.1.3 Είδη Μηχανικής Μάθησης

Εν γένει, ο τομέας της Μηχανικής Μάθησης αναπτύσσει τρεις τρόπους μάθησης, ανάλογους με τους τρόπους με τους οποίους μαθαίνει ο άνθρωπος: επιβλεπόμενη μάθηση, μη επιβλεπόμενη μάθηση και ενισχυτική μάθηση. Πιο αναλυτικά:

➤ **Επιβλεπόμενη Μάθηση (Supervised Learning)** είναι η διαδικασία όπου ο αλγόριθμος κατασκευάζει μια συνάρτηση που απεικονίζει δεδομένες εισόδους (σύνολο εκπαίδευσης) σε γνωστές επιθυμητές εξόδους, με απώτερο στόχο τη γενίκευση της συνάρτησης αυτής και για εισόδους με άγνωστη έξοδο. Χρησιμοποιείται σε προβλήματα:

- Ταξινόμησης (Classification)
- Πρόγνωσης (Prediction)
- Διερμηνείας (Interpretation)

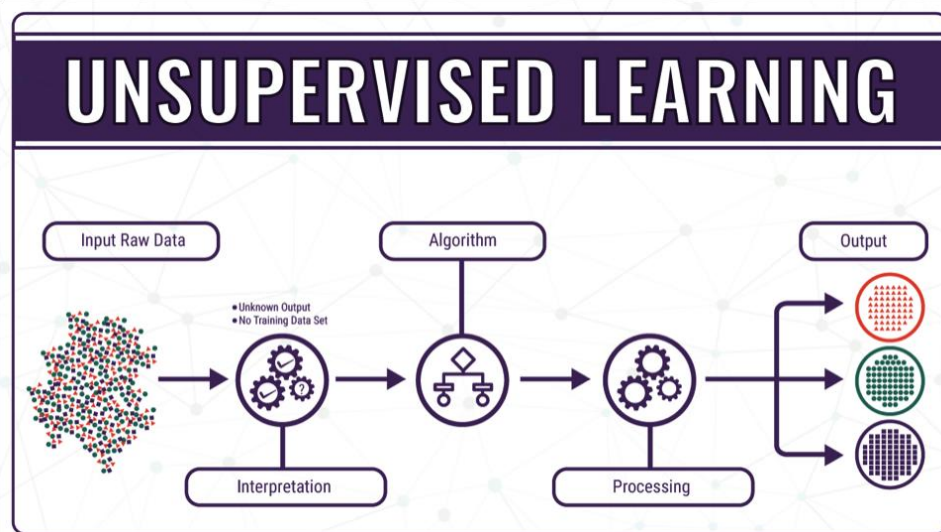
Οι αλγόριθμοι επιβλεπόμενης μάθησης χρησιμοποιούν τα πρότυπα εισόδου μαζί με την κλάση στην οποία ανήκουν (στόχοι).⁶⁷



Διάγραμμα λειτουργίας επιβλεπόμενης μάθησης

➤ **Μη Επιβλεπόμενη Μάθηση (Unsupervised Learning)**, όπου ο αλγόριθμος κατασκευάζει ένα μοντέλο για κάποιο σύνολο εισόδων υπό μορφή παρατηρήσεων χωρίς να γνωρίζει τις επιθυμητές εξόδους. ⁶⁸
Χρησιμοποιείται σε προβλήματα:

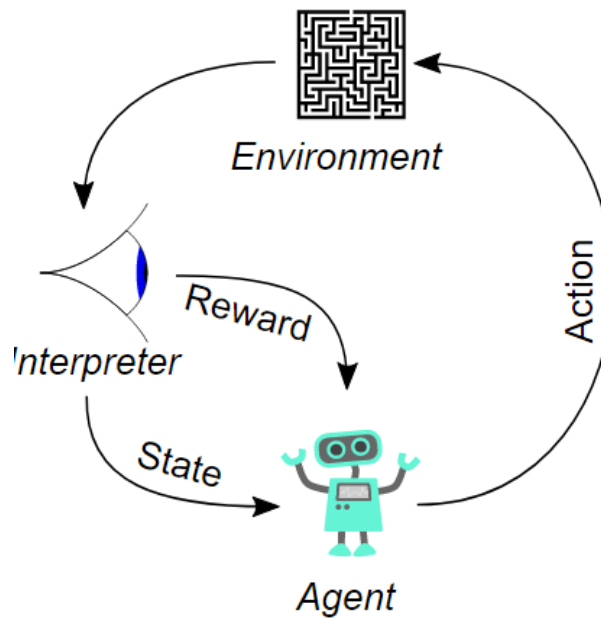
- Ανάλυσης Συσχετισμών (Association Analysis)
- Ομαδοποίησης (Clustering)



Διάγραμμα λειτουργίας μη επιβλεπόμενης μάθησης

➤ **Ενισχυτική μάθηση (Reinforcement Learning)**, όπου ο αλγόριθμος μαθαίνει μια στρατηγική ενεργειών μέσα από άμεση αλληλεπίδραση με το περιβάλλον. Χρησιμοποιείται κυρίως σε προβλήματα Σχεδιασμού (Planning), όπως για παράδειγμα ο έλεγχος κίνησης ρομπότ και η βελτιστοποίηση εργασιών σε εργοστασιακούς χώρους. Η έννοια της ενισχυτικής μάθησης είναι εμπνευσμένη από τα αντίστοιχα ανάλογα της μάθησης με επιβράβευση

και τιμωρία που συναντώνται ως μοντέλα μάθησης των έμβιων όντων. Σκοπός του συστήματος μάθησης είναι να μεγιστοποιήσει μια συνάρτηση του αριθμητικού σήματος ενίσχυσης (ανταμοιβή), για παράδειγμα την αναμενόμενη τιμή του σήματος ενίσχυσης στο επόμενο βήμα. Το σύστημα δεν καθοδηγείται από κάποιον εξωτερικό επιβλέποντα για το ποια ενέργεια θα πρέπει να ακολουθήσει αλλά πρέπει να ανακαλύψει μόνο του ποιες ενέργειες είναι αυτές που θα του αποφέρουν το μεγαλύτερο κέρδος.⁶⁹



Διάγραμμα λειτουργίας ενισχυτικής μάθησης

Για κάθε πρόβλημα προς επίλυση στο χώρο της Μηχανικής Μάθησης υπάρχει ένας κατάλληλος τρόπος μάθησης και για κάθε τρόπο μάθησης υπάρχει τουλάχιστον ένας κατάλληλος αλγόριθμος που μπορεί να χρησιμοποιηθεί.

5.2 Περιγραφή DEAP dataset

Το DEAP είναι μια βάση δεδομένων που έχει κατασκευαστεί για να διερευνήσει την δυνατότητα ταξινόμησης των συναισθηματικών διαστάσεων (όπως περιγράψαμε στο κεφάλαιο 3), τα οποία συναισθήματα προκλήθηκαν από την προβολή μουσικών βίντεο σε διαφορετικούς χρήστες. Μεταξύ των διάφορων διακριτών κατηγοριοποιήσεων των συναισθημάτων που έχουν προταθεί, στην συγκεκριμένη εργασία επιλέγεται η κλίμακα

valence-arousal-dominance από τον Russell ²³, προκειμένου να περιγράψουμε ποσοτικά το συναίσθημα. Σε αυτή την κλίμακα, κάθε συναισθηματική κατάσταση μπορεί να τοποθετηθεί σε ένα διδιάστατο καρτεσιανό σύστημα, όπου θα έχει σαν οριζόντιο άξονα την τιμή arousal (διέγερση) και σαν κάθετο την τιμή valence (σθένος). Ενώ η διέγερση και το σθένος εξηγούν το μεγαλύτερο μέρος της διακύμανσης στις συναισθηματικές καταστάσεις, μια τρίτη διάσταση, η τιμή dominance (κυριαρχία), μπορεί να συμπεριληφθεί στο μοντέλο. Η καθεμία από τις τρεις αυτές διαστάσεις έχει ένα συγκεκριμένο εύρος τιμών, που μεταφράζεται σε μια διακύμανση συναισθημάτων. Πιο συγκεκριμένα:

- Η κλίμακα σθένους κυμαίνεται από την λύπη ή δυστυχία, μέχρι την χαρά και την ευτυχία.
- Η κλίμακα διέγερσης κυμαίνεται από την ηρεμία μέχρι την ταραχή.
- Η κλίμακα κυριαρχίας κυμαίνεται από την υποταγή μέχρι την απόλυτη κυριαρχία ή τον απόλυτο έλεγχο. ²³

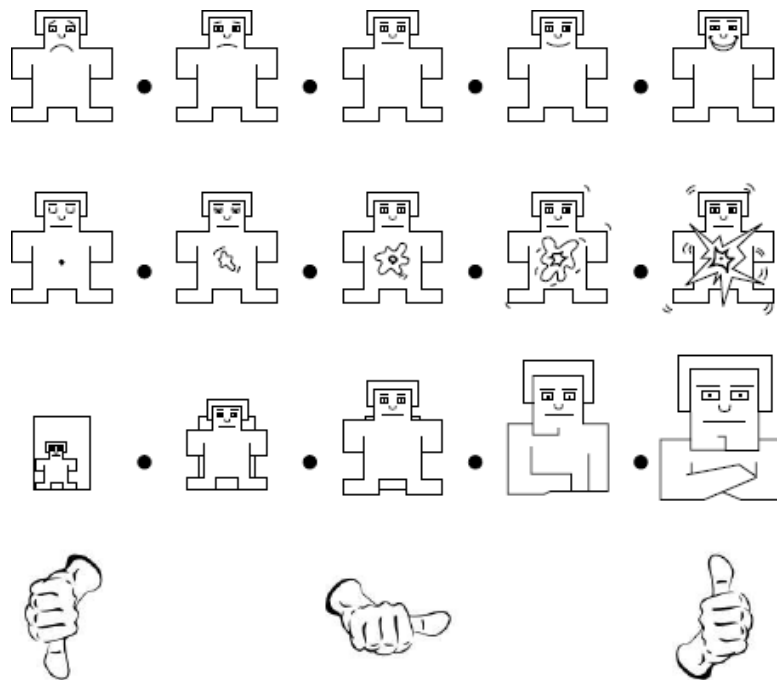
Κατά τη διαδικασία κατασκευής του DEAP Dataset, ένα μεγάλο σύνολο μουσικών βίντεο κλιπ χρησιμοποιήθηκε για να προκαλέσει μια ποικιλία συναισθημάτων. Για το καθένα από αυτά τα κλιπ, επιλέχθηκε αυτόματα ένα στιγμιότυπο διάρκειας ενός λεπτού. Τριάντα δύο συμμετέχοντες πήραν μέρος στο πείραμα, κατά τη διάρκεια του οποίου τους τοποθετήθηκαν αισθητήρες για την καταγραφή των φυσιολογικών τους σημάτων, καθώς παρακολουθούσαν 40 επιλεγμένα μουσικά βίντεο. ⁷⁰ Στην παρακάτω εικόνα παρουσιάζεται το περιεχόμενο ολόκληρου του dataset.

Database content summary

Online subjective annotation	
Number of videos	120
Video duration	1 minute affective highlight (section 2.2)
Selection method	60 via last.fm affective tags, 60 manually selected
No. of ratings per video	14 - 16
Rating scales	Arousal Valence Dominance
Rating values	Discrete scale of 1 - 9
Physiological Experiment	
Number of participants	32
Number of videos	40
Selection method	Subset of online annotated videos with clearest responses (see section 2.3)
Rating scales	Arousal Valence Dominance Liking (<i>how much do you like the video?</i>) Familiarity (<i>how well do you know the video?</i>)
Rating values	Familiarity: discrete scale of 1 - 5 Others: continuous scale of 1 - 9
Recorded signals	32-channel 512Hz EEG Peripheral physiological signals Face video (for 22 participants)

Περίληψη περιεχομένου του DEAP dataset ⁷⁰

Στο τέλος κάθε πειράματος, οι συμμετέχοντες έκαναν μια αυτοαξιολόγηση των επιπέδων του σθένους, της διέγερσης και της κυριαρχίας που ένιωθαν. Για την ευκολότερη απεικόνιση των εν λόγω κλιμάκων, χρησιμοποιήθηκαν κάποια ανθρώπινα ομοιώματα (manikins) που ονομάζονται SAM (Self-Assessment Manikins). Μια επιπλέον κλίμακα τοποθετήθηκε κατά τη διάρκεια της αυτοαξιολόγησης, εκείνη της «προτίμησης» (liking), για την οποία χρησιμοποιήθηκαν τα λεγόμενα σύμβολα like, που απεικονίζονται από ένα χέρι με τον αντίχειρα στραμμένο προς τα πάνω ή προς τα κάτω ανάλογα με την προτίμηση. Οι συμμετέχοντες, επέλεξαν μέσω υπολογιστή την κάθε κλίμακα ξεχωριστά, και μπορούσαν να κάνουν κλικ οπουδήποτε πάνω ή μεταξύ των συμβόλων, καθιστώντας έτσι την κλίμακα αυτοαξιολόγησης συνεχή. Στην παρακάτω εικόνα φαίνεται η εικόνα που απεικονιζόταν στην οθόνη την χρηστών, μετά το πέρας του πειράματος, κατά τη διάρκεια της αυτοαξιολόγησης.



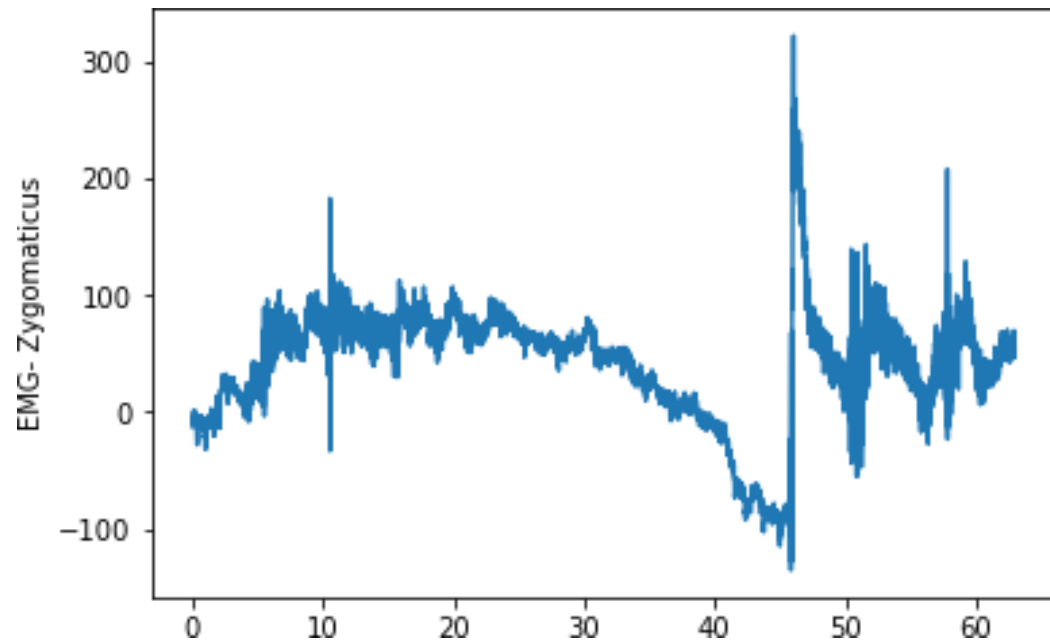
Η εικόνα που χρησιμοποιήθηκε για την αυτοαξιολόγηση των χρηστών μετά το πέρας του πειράματος. Από πάνω: Valence SAM, Arousal SAM, Dominance SAM, Liking.⁷⁰

Στις επόμενες ενότητες, θα παρουσιάσουμε δύο τεχνικές. Την τεχνική της ταξινόμησης (classification), για την περίπτωση που οι τιμές των παραπάνω κλιμάκων είναι διακριτές, και την τεχνική της παλινδρόμησης (regression), για την περίπτωση που οι τιμές είναι συνεχείς. Οι τεχνικές αυτές θα εφαρμοστούν στα δεδομένα του DEAP, που αφορούν το ηλεκτρομυογράφημα (EMG) των 32 συμμετεχόντων στο παραπάνω πείραμα που περιγράψαμε.

5.3 Επεξεργασία σήματος

Όπως ήδη αναφέρθηκε, έχουμε 32 συμμετέχοντες, ο καθένας εκ των οποίων παρακολούθησε 40 βίντεο διάρκειας ενός λεπτού το καθένα. Τελικά συνεπώς έχουμε συνολικά 1280 διαφορετικά σήματα (ηλεκτρομυογραφήματα) στο σύνολο των δεδομένων μας. Η προεπεξεργασία που έχει γίνει κατά την κατασκευή του dataset είναι η εξής: Τα σήματα μειώθηκαν σε συχνότητα 128 Hz, εφαρμόστηκε φίλτρο συχνότητας ζώνης (band pass frequency filter) από 4.0-5.0 Hz και κάθε δεδομένο χωρίστηκε σε ένα trial 60 δευτερολέπτων και σε ένα pre-trial 3 δευτερολέπτων, κατά τη διάρκεια του οποίου ο χρήστης ετοιμαζόταν για την προβολή του επόμενου βίντεο. Στη συνέχεια παρουσιάζουμε ένα δείγμα ηλεκτρομυογραφήματος από έναν τυχαίο χρήστη ο οποίος παρακολούθησε ένα βίντεο 60

δευτερολέπτων. Να σημειωθεί ότι το DEAP μας παρέχει 2 είδη ηλεκτρομυογραφημάτων. Ένα το οποίο η πληροφορία συλλέγεται από αισθητήρα



Έχοντας λοιπόν 1280 τέτοια σήματα, πριν μεταβούμε στην διαδικασία της μηχανικής μάθησης, οφείλουμε να επεξεργαστούμε κατάλληλα τα δεδομένα μας, ώστε να έχουμε την καταλληλότερη είσοδο για το μοντέλο το οποίο θα εκπαιδεύσουμε.

Αρχικά έγινε κανονικοποίηση των σημάτων, η οποία είναι αναγκαία για την κλιμάκωση ετερογενών συνόλων δεδομένων, έτσι ώστε να είναι ευκολότερη η σχετική τους σύγκριση. Έτσι λοιπόν το εύρος δεδομένων μειώνεται και περιορίζεται στο διάστημα $[0,1]$. Στη συνέχεια παραθέτω screenshot του κώδικα για την κανονικοποίηση του κάθε σήματος.

(Να σημειωθεί εδώ πως η υλοποίηση που θα παρουσιάζεται από εδώ και πέρα σε όλη την εργασία, είναι σε γλώσσα προγραμματισμού Python, σε περιβάλλον Jupyter Notebook)

```
In [9]: ##### Signal Normalization #####

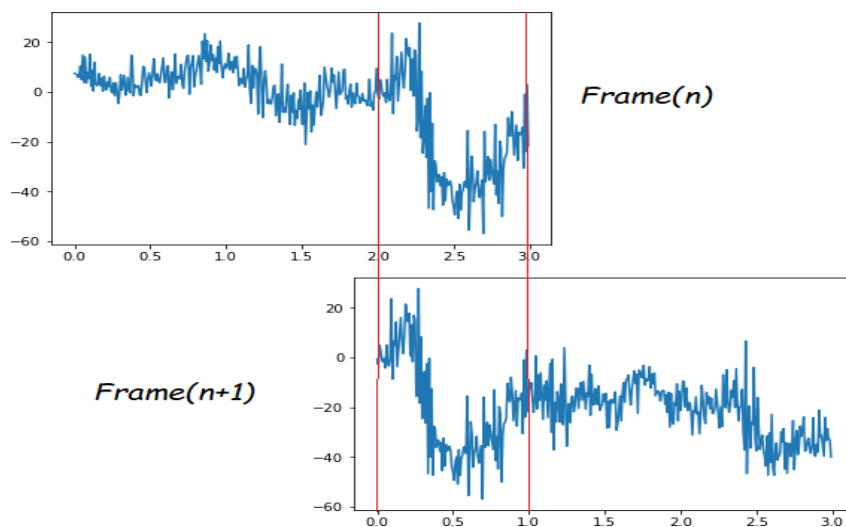
signal = np.double(signal)

signal = signal / (2.0 ** 15)
DC = signal.mean()
MAX = (np.abs(signal)).max()
signal = (signal - DC) / (MAX + 0.000000001)

plt.plot(t,signal)
plt.show()
```

Διαδικασία κανονικοποίησης σημάτων

Ένα σήμα EMG, φαίνεται αρκετά στατικό, αν απομονωθεί ένα μικρής χρονικής διάρκειας κομμάτι του, ενώ στην πραγματικότητα δεν ισχύει κάτι τέτοιο. Αυτό προκύπτει από το γεγονός ότι η ηλεκτρική δραστηριότητα που παράγεται από τους σκελετικούς μύες δεν μπορεί να μεταβληθεί ακαριαία. Μέσα σε ένα αρκετά μικρό παράθυρο, είναι αναμενόμενο οι ιδιότητες του συγκεκριμένου μέρους του σήματος να μην μεταβάλλονται πολύ γρήγορα. Με σκοπό λοιπόν να μπορούν αυτές οι μεταβολές να γίνουν αντιληπτές, και κατά επέκταση χρήσιμες στην εξαγωγή συμπερασμάτων, διαίρεσα το σήμα σε πλαίσια μήκους 3 δευτερολέπτων τα οποία αντιστοιχούν σε 384 δείγματα ($3 \cdot 128 = 384$). Εδώ αξίζει να σημειωθεί, πως όταν ένα σήμα διαιρείται σε κάποιο αριθμό πλαισίων, είναι απαραίτητο να εξεταστεί η συμπεριφορά του σήματος στα άκρα του κάθε πλαισίου. Τα επικαλυπτόμενα παράθυρα ανακτούν σημαντικό μέρος (κάποιες φορές και ολόκληρη) από την χαμένη πληροφορία του σήματος. Επομένως επιλέχθηκε μια επικάλυψη ενός δευτερολέπτου σε κάθε πλαίσιο. Σαν αποτέλεσμα, σε ένα σήμα 60 δευτερολέπτων, έχουμε 31 πλαίσια, αποτελούμενα από 384 δείγματα, με 128 επικαλυπτόμενα δείγματα στο κάθε πλαίσιο. Στο επόμενο σχήμα



παρουσιάζεται η τμηματοποίηση μεταξύ δύο διαδοχικών πλαισίων, όπως περιγράφηκε παραπάνω.

Η συνάρτηση που υλοποιεί την τμηματοποίηση η οποία περιγράφηκε παραπάνω είναι η εξής:

```
In [11]: def segmentSignal2(signal, sampling_rate, framesize, overlap, number_of_frames):

    frames=np.ndarray( (number_of_frames,framesize) ) # This declares a 2D matrix,with rows equal to the number of frames,
    #,and columns equal to the framesize or the length of each DTF

    for i in range (0,framesize):
        frames[0][i]=signal[i]

    start= framesize-overlap

    for k in range(0,number_of_frames):
        for i in range(0,framesize):
            if((start+i)<length):
                frames[k][i] = signal[start+i]
            else:
                frames[k][i] = 0
            start=start+framesize-overlap
            # frames_ham[k] = frames[k] * window_ham

    return frames
```

Συνάρτηση τμηματοποίησης σήματος

Ο κώδικας ο οποίος με δεδομένα τα διάρκειας 3^{ov} δευτερολέπτων frames, καθώς και το 1 δευτερόλεπτο overlap, ολοκληρώνει την τμηματοποίηση του σήματος, και δημιουργεί έναν πολυδιάστατο πίνακα με τα πλαίσια τα οποία θα επεξεργαστούμε καταλλήλως στη συνέχεια, είναι ο παρακάτω :

```
In [87]: import neurokit

##### -- DEAP DATASET PARAMETERS -- #####
number_of_videos = 40
length = 8064
sampling_rate = 128
number_of_files = 32

##### ----- Segmentation / Frame Parameters -----#####

overlap=int(sampling_rate*0.1) # overlap of 1 second
framesize=int(3*sampling_rate) # frame of 3 seconds

number_of_frames=int((length-overlap)/(framesize-overlap))

seg_frames= [ [ [] for i in range(number_of_videos)] for i in range(number_of_files)]

##### -----Segmentation process -----#####

for p_id in range(0, number_of_files): #edw eixa number of files
    for video_id in range(0, number_of_videos): #edw eixa number of videos
        signal = files[p_id]["data"][video_id][34]
        seg_frames[p_id][video_id] = segmentSignal2(signal,sampling_rate, framesize, overlap, number_of_frames)
```

Το επόμενο βήμα αυτής της διαδικασίας είναι η εξαγωγή χαρακτηριστικών (features) από το πλαίσιο του κάθε σήματος. Με στόχο την εφαρμογή τεχνικών ταξινόμησης και παλινδρόμησης, επιλέχθηκαν οχτώ γνωστά χαρακτηριστικά που αποδίδουν σημαντική πληροφορία για ένα ηλεκτρομυογράφημα.⁷¹ Τα χαρακτηριστικά αυτά είναι τα εξής : (μετά την περιγραφή του κάθε χαρακτηριστικού, παραθέτω και τον σχετικό κώδικα υλοποίησης της συνάρτησης που υπολογίζει το εκάστοτε χαρακτηριστικό από ένα πλαίσιο σήματος)

1. Zero Crossing (ZC): Είναι ο αριθμός των στιγμών που η τιμή πλάτους του σήματος EMG διασχίζει τον άξονα y. Το χαρακτηριστικό αυτό είναι χρήσιμο για την αποφυγή του θορύβου του περιβάλλοντος. Επιπλέον παρέχει μια κατά προσέγγιση εκτίμηση των ιδιοτήτων του πεδίου συχνότητας του σήματος.³⁵ Το ZC μπορεί να οριστεί ως εξής:

$$ZC = \sum_{n=1}^{N-1} [\text{sgn}(x_n \times x_{n+1}) \cap |x_n - x_{n+1}| \geq \text{threshold}];$$

$$\text{sgn}(x) = \begin{cases} 1, & \text{if } x \geq \text{threshold} \\ 0, & \text{otherwise} \end{cases}$$

Ο κώδικας που υλοποιεί την συνάρτηση είναι ο παρακάτω:

```
In [92]: ##### Zero Crossing Rate #####
def stZCR(frame):
    """Computes zero crossing rate of frame"""
    count = len(frame)
    countZ = np.sum(np.abs(np.diff(np.sign(frame)))) / 2
    return (np.float64(countZ) / np.float64(count-1.0))
```

2. Ενέργεια σήματος (Energy) : Στην επεξεργασία σήματος, η ενέργεια E_s ενός συνεχούς χρόνου σήματος $x(t)$ ορίζεται ως εξής:³⁵

$$E_s = \langle x(t), x(t) \rangle = \int_{-\infty}^{\infty} |x(t)|^2 dt$$

Ο κώδικας που υλοποιεί την συνάρτηση είναι ο παρακάτω:

```
In [93]: ##### Energy of signal #####
def stEnergy(frame):
    """Computes signal energy of frame"""
    return np.sum(frame ** 2) / np.float64(len(frame))
```

3. Εντροπία ενέργειας (Entropy of energy): Ορίζεται ως μέτρο μέσης αβεβαιότητας μιας τυχαίας μεταβλητής X , ή διαφορετικά η μέση πληροφορία ανά σύμβολο πληροφορίας και ορίζεται ως εξής: ³⁵

$$H(X) = -\sum_{i=1}^M p(x_i) \log p(x_i)$$

όπου X : τυχαία μεταβλητή με τιμές $\{x_1, \dots, x_M\}$, και $p(x_i)$: συνάρτηση κατανομής πιθανότητας (probability density function)

Ο κώδικας που υλοποιεί την συνάρτηση είναι ο παρακάτω:

```
In [94]: ##### Entropy of energy #####

eps = 0.00000001

def stEnergyEntropy(frame, n_short_blocks=10):
    """Computes entropy of energy"""
    Eo1 = np.sum(frame ** 2) # total frame energy
    L = len(frame)
    sub_win_len = int(np.floor(L / n_short_blocks))
    if L != sub_win_len * n_short_blocks:
        frame = frame[0:sub_win_len * n_short_blocks]
    # sub_wins is of size [n_short_blocks x L]
    sub_wins = frame.reshape(sub_win_len, n_short_blocks, order='F').copy()

    # Compute normalized sub-frame energies:
    s = np.sum(sub_wins ** 2, axis=0) / (Eo1 + eps)

    # Compute entropy of the normalized sub-frame energies:
    Entropy = -np.sum(s * np.log2(s + eps))
    return Entropy
```

4. Διακύμανση (Variance): Γενικά η διακύμανση είναι η μέση τιμή του τετραγώνου της απόκλισης της μεταβλητής. Ωστόσο, η μέση τιμή του σήματος EMG είναι κοντά στο μηδέν. Κατά συνέπεια η διακύμανση του EMG μπορεί να υπολογιστεί ως: ³⁵

$$\text{VAR} = \frac{1}{N-1} \sum_{n=1}^N x_n^2 .$$

Ο κώδικας που υλοποιεί την συνάρτηση είναι ο παρακάτω:

```
In [95]: ##### Variance #####

def stvariance (frame):
    """Computes variance of frame"""
    return np.var(frame)
```

5. Τυπική απόκλιση (Standard deviation) : Είναι ένα μέτρο που χρησιμοποιείται για να υπολογιστεί το ποσό της μεταβολής ή της διασποράς ενός συνόλου τιμών δεδομένων. Μια χαμηλή τυπική απόκλιση υποδηλώνει ότι τα σημεία των δεδομένων τείνουν να είναι κοντά στο μέσο όρο (που ονομάζεται επίσης η αναμενόμενη τιμή) του συνόλου, ενώ μία υψηλή τυπική απόκλιση υποδεικνύει ότι τα στοιχεία απλώνονται πάνω από ένα ευρύτερο φάσμα των τιμών. Ορίζεται ως εξής: ³⁵

$$s = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^N (x_i - \bar{x})^2}{N - 1}}$$

Ο κώδικας που υλοποιεί την συνάρτηση είναι ο παρακάτω:

```
In [96]: ##### Standard deviation #####  
  
def standardDeviation (frame):  
    """Computes standard deviation of frame"""  
    return np.std(frame)
```

6. Άθροισμα απολύτων τιμών (Integral of absolute value, IAV) : Ορίζεται ως το άθροισμα των απολύτων τιμών του πλάτους του σήματος EMG. Γενικά το συγκεκριμένο χαρακτηριστικό χρησιμοποιείται ως δείκτης έναρξης για την ανίχνευση της μυϊκής δραστηριότητας που χρησιμοποιείται στην συσκευή ελέγχου του σήματος. Εκφράζεται ως εξής: ³⁵

$$IEMG = \sum_{n=1}^N |x_n|$$

Ο κώδικας που υλοποιεί την συνάρτηση είναι ο παρακάτω:

```
In [97]: ##### Integral of Absolute Value (IAV) #####  
  
def integralAbsVal (frame):  
    """Computes Integral of absolute value of frame"""  
    length = len(frame)  
  
    absframe = np.absolute(frame)  
    iav = sum(absframe)/length  
  
    return iav
```

7. Περιοχή κάτω από την καμπύλη (Area Under Curve, AUC): Η εύρεση του εμβαδού κάτω από την καμπύλη βρίσκεται απλά, ολοκληρώνοντας (η αθροίζοντας σε περίπτωση διακριτών τιμών) τη συνάρτηση σε όλο το μήκος της ζητούμενης περιοχής. (Σε απόλυτη τιμή προφανώς για να μετρήσουμε και το εμβαδόν που βρίσκεται και πάνω από την καμπύλη, όταν αυτή εκτίνεται κάτω από τον άξονα των y).³⁵

Ο κώδικας που υλοποιεί την συνάρτηση είναι ο παρακάτω:

```
In [98]: ##### Area Under Curve #####  
  
def areaUnderCurve (frame):  
    """Computes the area under curve of frame"""  
  
    return scipy.integrate.simps(frame, dx=dt)
```

8. Ρίζα μέσου τετραγώνου (Root Mean Square, RMS) : Ορίζεται ως η τετραγωνική ρίζα του μέσου τετραγώνου της συνάρτησης. Ουσιαστικά στην περίπτωση διακριτών τιμών, είναι ο αριθμητικός μέσος όρος των τετραγώνων των διακριτών αυτών τιμών.⁷² Ορίζεται ως εξής :

$$\text{RMS} = \sqrt{\frac{1}{N} \sum_{n=1}^N x_n^2} .$$

Ο κώδικας που υλοποιεί την συνάρτηση είναι ο παρακάτω:

```
In [100]: def RMS (frame):  
  
    """Computes the root mean square of frame"""  
    rms = np.sqrt(np.mean(frame**2))  
    return rms
```

Όπως είναι φανερό , έγινε υλοποίηση μιας συνάρτησης για κάθε χαρακτηριστικό το οποίο θέλαμε να εξάγουμε από το κάθε πλαίσιο του κάθε σήματος. Τελικά, δημιουργήθηκε ένας πίνακας διαστάσεων 1280x8 , ο οποίος αποτέλεσε το διάνυσμα χαρακτηριστικών (feature vector) της διαδικασίας μηχανικής μάθησης που θα περιγράψουμε στην συνέχεια. Τα πρώτα πέντε στοιχεία του πίνακα που δημιουργήθηκε φαίνεται παρακάτω (οι τιμές είναι κανονικοποιημένες με εύρος [0,1]) :

	Zero_Cross	Energy	Entropy_of_Energy	Variance	Standard_Deviation	IAV	AreaUnderCurve	RMS
0	0.122337	0.000084	0.178488	0.000154	0.019515	0.007138	0.502984	0.007538
1	0.021308	0.000072	0.848282	0.000118	0.015182	0.009823	0.498794	0.009547
2	0.037801	0.000090	0.572083	0.000097	0.012983	0.009730	0.495258	0.009688
3	0.033219	0.007983	0.835015	0.002878	0.083527	0.092515	0.551843	0.091828
4	0.077883	0.000055	0.253998	0.000194	0.024832	0.007328	0.497071	0.007788

5.4 Classification - Regression

Όπως αναφέρθηκε και παραπάνω , υπάρχουν δύο είδη προβλημάτων. Το ένα είναι εκείνο της ταξινόμησης, που αναφέρεται σε διακριτές τιμές των μεταβλητών, και το άλλο είναι εκείνο της παλινδρόμησης, το οποίο αφορά την πρόβλεψη της συμπεριφοράς συνεχών μεταβλητών.

5.4.1 Πρόβλημα ταξινόμησης (Classification)

Το πρώτο πρόβλημα το οποίο θα αναλύσουμε, είναι εκείνο της ταξινόμησης των συναισθημάτων του κάθε συμμετέχοντα στο πείραμα, σε διακριτές κλάσεις. Οι κλάσεις αυτές είναι οι εξής: high / low valence, high/low arousal, high/low dominance. Επεξεργάστηκα τα δεδομένα του dataset κατάλληλα, έτσι ώστε να δημιουργήσω τα κατάλληλα labels για τα χαρακτηριστικά που θα δώσω σαν είσοδο στο μοντέλο που θα εκπαιδεύσω στη συνέχεια. Οι τιμές όπως αναφέρθηκε προηγουμένως, είναι συνεχείς, κυμαινόμενες από το 0.0 ως το 9.0 . Συνεπώς προκειμένου να μετατραπούν κλάσεις διακριτές, θεώρησα ότι κάθε τιμή μικρότερη από 5 θα καταταχθεί στην κλάση “low” και κάθε τιμή μεγαλύτερη ή ίση του 5 στην κλάση “high” , της αντίστοιχης εκ των τριών διαστάσεων που μελετάμε. Έτσι λοιπόν, για κάθε μια από τις τρεις διαστάσεις valence-arousal-dominance, δημιουργήσαμε ένα δυαδικό πρόβλημα low/high ταξινόμησης. Μετά λοιπόν από αυτή την κατηγοριοποίηση των δεδομένων, παρατήρησα ότι η κατανομή των αυτοαξιολογήσεων των συμμετεχόντων είχε ως εξής:

- Arousal: 58% “low” – 42% “high”
- Valence: 55% “low” – 45% “high”
- Dominance: 61% “low” – 39% “high”

Στη συνέχεια παραθέτω screenshot από τον κώδικα, όπου έγινε η παραπάνω κατηγοριοποίηση των δεδομένων του dataset.

Valence labels

```
In [104]: valence_labels = []
valence_labels_discrete = []
i = 0;
for p_id in range(0, number_of_files):
    for video_id in range(0, number_of_videos):

        # continious Labels
        valence_labels.append(files[p_id]["labels"][video_id][0])

        # discrete Labels
        if (files[p_id]["labels"][video_id][0] > 5):
            valence_labels_discrete.append(1)
            i += 1
        else:
            valence_labels_discrete.append(0)
```

Arousal labels

```
In [106]: arousal_labels = []
arousal_labels_discrete = []
i = 0;
for p_id in range(0, number_of_files):
    for video_id in range(0, number_of_videos):
        #print("Arousal Labels:", files[p_id]["labels"][video_id])

        # continious Labels
        arousal_labels.append(files[p_id]["labels"][video_id][1])

        # discrete Labels
        if (files[p_id]["labels"][video_id][1] > 5):
            arousal_labels_discrete.append(1)
            i += 1
        else:
            arousal_labels_discrete.append(0)
```

Dominance labels

```
In [107]: dominance_labels = []
dominance_labels_discrete = []
i = 0;
for p_id in range(0, number_of_files):
    for video_id in range(0, number_of_videos):
        #print("Arousal Labels:", files[p_id]["labels"][video_id])

        # continious Labels
        dominance_labels.append(files[p_id]["labels"][video_id][2])

        # discrete Labels
        if (files[p_id]["labels"][video_id][2] > 5):
            dominance_labels_discrete.append(1)
            i += 1
        else:
            dominance_labels_discrete.append(0)
```

Όπως φαίνεται από τον παραπάνω κώδικα, δημιουργήσαμε 3 λίστες ετικετών, των οποίων το περιεχόμενο είναι το εξής: Αν η τιμή είναι μεγαλύτερη του 5, η ετικέτα είναι ίση με «1» , αλλιώς αν είναι μικρότερη ή ίση του 5, η ετικέτα είναι ίση με «0» . Οι τιμές «0» και «1» αντιστοιχούν στα «low» και «high» valence/arousal/dominance αντίστοιχα που αναφέρθηκαν παραπάνω.

Για τις διαδικασίες ταξινόμησης και παλινδρόμησης, χρησιμοποιήθηκαν 2 διαφορετικές βιβλιοθήκες μηχανικής μάθησης, και εξήχθηκαν διαφορετικά αποτελέσματα από τη χρήση τους, τα οποία και θα παρουσιαστούν λεπτομερώς στην συνέχεια.

Η πρώτη είναι η βιβλιοθήκη **Tensorflow** , η οποία είναι μία βιβλιοθήκη ανοιχτού κώδικα για αριθμητικούς υπολογισμούς και μεγάλα προβλήματα μηχανικής μάθησης συνδυάζοντας μια σειρά από μοντέλα μηχανικής μάθησης , νευρωνικών δικτύων και αλγορίθμων. Χρησιμοποιεί την γλώσσα προγραμματισμού Python ⁷³, για να παρέχει ένα βολικό API (Application Programming Interface). για την κατασκευή εφαρμογών, ενώ τις εκτελεί παράλληλα σε υψηλής απόδοσης C++. Η Tensorflow μπορεί να εκπαιδεύσει και να εκτελέσει βαθιά νευρωνικά δίκτυα για ταξινόμηση χειρόγραφων ψηφίων, αναγνώριση εικόνας, ενσωματωμένες λέξεις, επεξεργασία φυσικής γλώσσας , αναγνώριση φυσιολογικών σημάτων καθώς και προσομοιώσεις βασισμένες σε μερικές διαφορετικές εξισώσεις. Το μεγαλύτερο πλεονέκτημα που προσφέρει για την ανάπτυξη εφαρμογών μηχανικής μάθησης είναι το λεγόμενο «abstraction» . Αντί να ασχολείται με τις ιδιαιτερότητες των αλγορίθμων υλοποίησης ο προγραμματιστής μπορεί να επικεντρωθεί στην συνολική λογική της εφαρμογής. Η Tensorflow φροντίζει εν ολίγοις για τις λεπτομέρειες που υπάρχουν σε low level, προσφέροντας έτσι στον χρήστη την δυνατότητα να διαθέσει τον χρόνο του στην βελτίωση της απόδοσης του μοντέλου, παρά σε αμιγώς τεχνικά ζητήματα .

Η δεύτερη βιβλιοθήκη που χρησιμοποιούμε, είναι η **Scikit-learn** ⁷⁴, η οποία αποτελεί ομοίως μια βιβλιοθήκη ελεύθερου λογισμικού μηχανικής μάθησης, για την γλώσσα προγραμματισμού Python. Διαθέτει διάφορους αλγόριθμους ταξινόμησης, παλινδρόμησης και συσώρευσης (clustering), συμπεριλαμβανομένων των μηχανισμών διανυσμάτων υποστήριξης, Random Forest, k-means, και άλλους. Έχει σχεδιαστεί για να μπορεί να λειτουργεί παράλληλα με άλλες αριθμητικές και επιστημονικές βιβλιοθήκες της Python, όπως η **NumPy** ⁷⁵ και η **SciPy** ⁷⁶. Η λειτουργικότητα που παράγει η εν λόγω βιβλιοθήκη περιλαμβάνει : Παλινδρόμηση (συμπεριλαμβανομένης της γραμμικής και λογικής), Ταξινόμηση, Ομαδοποίηση (συμπεριλαμβανομένων των K-μέσων), Επιλογή μοντέλου και Προεπεξεργασία.

Έχοντας λοιπόν λάβει τα αποτελέσματα από τις συναρτήσεις που αναλύσαμε προηγουμένως και έχοντας δημιουργήσει έναν πίνακα χαρακτηριστικών ο οποίος θα αποτελέσει την είσοδο στο μοντέλο μας, δημιουργούμε έναν εκ νέου πίνακα ο οποίος θα έχει τίτλους σε κάθε στήλη το αποτέλεσμα της κάθε συνάρτησης και επιπλέον θα έχει και τις τιμές του κανονικοποιημένες από 0 ως 1 για τους λόγους που αναφέραμε νωρίτερα σε ότι αφορά την κανονικοποίηση των μεταβλητών. Τα 5 λοιπόν πρώτα στοιχεία του πίνακα που προέκυψε είναι τα παρακάτω:

Out[122]:

	Zero_Cross	Energy	Entropy_of_Energy	Variance	Standard_Deviation	IAV	AreaUnderCurve	RMS
0	0.123781	0.000083	0.188533	0.000258	0.020362	0.007080	0.501126	0.007448
1	0.020182	0.000072	0.613424	0.000177	0.014128	0.008636	0.497090	0.009496
2	0.039018	0.000088	0.585742	0.000145	0.013102	0.008643	0.493433	0.009534
3	0.033636	0.007898	0.645633	0.005178	0.067579	0.091844	0.549768	0.090603
4	0.079717	0.000053	0.389651	0.000196	0.019315	0.007198	0.495241	0.007437

Το επόμενο λοιπόν στάδιο είναι η εφαρμογή του “train-test split” στα δεδομένα μας, δηλαδή οι δημιουργία δύο υποσυνόλων των δεδομένων μας, ένα για την εκπαίδευση του μοντέλου, και ένα για την αξιολόγησή του. Η αναλογία που τηρήθηκε για των διαχωρισμό των παραπάνω συνόλων ήταν 70% των δεδομένων για το υποσύνολο εκπαίδευσης (train set) και το υπόλοιπο 30% για το υποσύνολο αξιολόγησης (test set). Ο κώδικας για τον διαχωρισμό των παραπάνω συνόλων είναι ο εξής:

```
In [ ]: x_train, x_test, y_train, y_test = train_test_split(x_data,y_labels,test_size=0.3,random_state=101)
```

Στη συνέχεια , προκειμένου να χρησιμοποιήσουμε την βιβλιοθήκη Tensorflow, δημιουργούμε τα λεγόμενα feature columns, που χρειάζεται η βιβλιοθήκη στην συνάρτηση εισόδου για την εκπαίδευση του μοντέλου. Έτσι λοιπόν κάθε χαρακτηριστικό του φυσιολογικού σήματος που εξάγαμε προηγουμένως από τις μαθηματικές συναρτήσεις, θα αποτελεί και μία στήλη χαρακτηριστικού για το μοντέλο μας. Ο κώδικας για το κομμάτι αυτό είναι ο παρακάτω:

```
In [128]: zero_crossing = tf.feature_column.numeric_column('Zero_Cross')
energy_of_signal = tf.feature_column.numeric_column('Energy')
entropenergy_of_signal = tf.feature_column.numeric_column('Entropy_of_Energy')
var_of_signal = tf.feature_column.numeric_column('Variance')
std_of_signal = tf.feature_column.numeric_column('Standard_Deviation')
iav_of_signal = tf.feature_column.numeric_column('IAV')
auc_of_signal = tf.feature_column.numeric_column('AreaUnderCurve')
rms_of_signal = tf.feature_column.numeric_column('RMS')

feat_cols = [zero_crossing,energy_of_signal,entropenergy_of_signal,var_of_signal,std_of_signal,iav_of_signal,auc_of_signal]
```

Η μεταβλητή `feat_cols` περιέχει όλους τους τίτλους των συναρτήσεων που δημιουργήσαμε.

Για τα επόμενα βήματα χρησιμοποιούμε το Tensorflow estimator API. Το API αυτό περιλαμβάνει πολλούς τύπους μοντέλων που ο χρήστης μπορεί να επιλέξει για εκπαίδευση. Αυτό που εμείς χρησιμοποιήσαμε είναι ο **Linear Classifier**⁷⁷, όπου γίνεται η κατασκευή ενός μοντέλου γραμμικής ταξινόμησης. Στην συνέχεια θα δούμε πως από τις επιλογές του estimator χρησιμοποιήσαμε και τον **DNN Classifier**⁷⁸, σε ότι αφορά την ταξινόμηση, αλλά και τα μοντέλα **Linear Regressor** και **DNN Regressor** για την παλινδρόμηση που θα περιγράψουμε αργότερα. Υπάρχουν ακόμη και τα **Combined** μοντέλα τα οποία χρησιμοποιούν μεθόδους που συνδυάζουν γραμμικότητα και νευρωνικά δίκτυα. Χρησιμοποιήθηκαν και αυτά για να υπάρχει μια σφαιρικότερη άποψη σε ότι αφορά τα αποτελέσματα που θα εξάγουμε. Τα βήματα που ακολουθούνται για τη χρήση του estimator API είναι τα εξής:

- Καθορίζουμε μια λίστα από feature columns, όπως περιγράψαμε παραπάνω
- Δημιουργούμε το Estimator Model
- Δημιουργούμε μια συνάρτηση εισόδου (data input function)
- Καλούμε τις μεθόδους **train**, **evaluate** και **predict** για να ολοκληρωθεί η διαδικασία.

Μετά τον καθορισμό των feature columns , σειρά έχει η δημιουργία του μοντέλου. Αρχικά δημιουργούμε όπως είπαμε έναν Linear Classifier ως εξής:

Create a LinearClassifier model

```
In [131]: model = tf.estimator.LinearClassifier(feature_columns=feat_cols,optimizer=tf.train.FtrlOptimizer(  
        learning_rate=0.5,  
        l1_regularization_strength=0.1  
        ))
```

Όπως βλέπουμε τα ορίσματα της συνάρτησης που δημιουργεί το μοντέλο, είναι **υπερπαράμετροι** όπως αναφέραμε νωρίτερα στο κεφάλαιο. Το **learning_rate**⁷⁹ αποτελεί την πιο γνωστή υπερπαράμετρο, και κατά την αξιολόγηση του μοντέλου η μεταβολή του έπαιξε σημαντικό ρόλο για να φτάσουμε στο επιθυμητό αποτέλεσμα. Ο **Ftrl Optimizer**⁸⁰ αποτελεί μια παράμετρο την οποία εισάγαμε μετά το πρώτο στάδιο αξιολόγησης , για να συγκρίνουμε τα αποτελέσματα την εκπαίδευσης του μοντέλου.

Επόμενο στάδιο είναι η δημιουργία της συνάρτησης εισόδου (input function) . Αυτό γίνεται ως εξής:

Create Input Function

```
In [130]: input_func=tf.estimator.inputs.pandas_input_fn(x=X_train,y=y_train,batch_size=10,num_epochs=None,shuffle=True)
```

Μια γενική παρατήρηση είναι πως όταν αντιμετωπίζουμε προβλήματα πρόβλεψης και μηχανικής μάθησης, όσο περισσότερα δεδομένα υπάρχουν για την εκπαίδευση του μοντέλου τόσο καλύτερα. Το πρόβλημα όμως σε αυτό το κομμάτι είναι πως δεν μπορείς να δώσεις σαν είσοδο στο μοντέλο απευθείας μεγάλη ποσότητα δεδομένων. Για το λόγο αυτό, είναι απαραίτητη η δημιουργία «παρτίδων» δεδομένων από το σετ εκπαίδευσης, προκειμένου η είσοδος τους στο μοντέλο να γίνεται ανά ομάδες.

Αυτό ακριβώς που μόλις περιέγραψα είναι η μεταβλητή `batch_size` που φαίνεται στον παραπάνω κώδικα. Είναι το μέγεθος της κάθε «παρτίδας» των δεδομένων. Αυτό αποτελεί μια ακόμη **υπερπαράμετρο**, η μεταβολή της οποίας μπορεί να προκαλέσει αλλαγές στην απόδοση του μοντέλου, είτε αρνητικές είτε θετικές. Αυτό φυσικά σημαίνει πως δεν υπάρχει σωστό batch size, αντίθετα αυτό εξαρτάται από το είδος των δεδομένων που υπάρχουν, και η βέλτιστη επιλογή προκύπτει από πειραματισμούς, κατά τη διάρκεια της αξιολόγησης.

Επόμενο βήμα είναι η κλήση της μεθόδου **train** πάνω στο μοντέλο μας.

```
In [132]: model.train(input_fn=input_func,steps=10000)
INFO:tensorflow:Create CheckpointSaverHook.
INFO:tensorflow:Saving checkpoints for 1 into C:\Users\User\AppData\Local\Temp\tmp9g4ga3lh\model.ckpt.
INFO:tensorflow:step = 1, loss = 6.93147
INFO:tensorflow:global_step/sec: 555.152
INFO:tensorflow:step = 101, loss = 6.39176 (0.186 sec)
INFO:tensorflow:global_step/sec: 626.654
INFO:tensorflow:step = 201, loss = 4.51495 (0.159 sec)
INFO:tensorflow:global_step/sec: 550.938
INFO:tensorflow:step = 301, loss = 7.6282 (0.182 sec)
INFO:tensorflow:global_step/sec: 511.568
INFO:tensorflow:step = 401, loss = 6.57153 (0.195 sec)
INFO:tensorflow:global_step/sec: 576.249
INFO:tensorflow:step = 501, loss = 6.13996 (0.174 sec)
INFO:tensorflow:global_step/sec: 522.227
INFO:tensorflow:step = 601, loss = 5.95554 (0.192 sec)
INFO:tensorflow:global_step/sec: 579.582
INFO:tensorflow:step = 701, loss = 6.97401 (0.173 sec)
INFO:tensorflow:global_step/sec: 536.189
INFO:tensorflow:step = 801, loss = 7.56394 (0.185 sec)
INFO:tensorflow:global_step/sec: 576.251
INFO:tensorflow:step = 901, loss = 6.76602 (0.175 sec)
```

Η μεταβλητή **steps** αποτελεί ακόμη μία **υπερπαράμετρο** την οποία μεταβάλλαμε κατά τη διάρκεια της αξιολόγησης του μοντέλου. Ουσιαστικά είναι ο αριθμός των βημάτων που θα γίνουν κατά την διάρκεια της εκπαίδευσης. Στο παραπάνω screenshot, κάτω από την κλήση της συνάρτησης που εκπαιδεύει το μοντέλο, φαίνονται αναλυτικά τα steps, καθώς και οι απώλειες που υπάρχουν σε κάθε βήμα.

Ακριβώς με τον ίδιο τρόπο εργαστήκαμε και για τον **DNN Classifier (Deep Neural Network)**, καθώς και με τον **DNN-Linear-Combined Classifier** όπως φαίνεται στο παρακάτω screenshot: (Στο συγκεκριμένο screenshot είναι σε σχόλιο το μοντέλο του DNN Classifier)

DNN Classifier

```
In [142]: #dnn_model = tf.estimator.DNNClassifier(hidden_units=[20,20,20],feature_columns=feat_cols,n_classes=2)
dnn_model = tf.estimator.DNNLinearCombinedClassifier(linear_feature_columns=feat_cols,dnn_feature_columns=feat_cols,dnn_hidden_un

INFO:tensorflow:Using default config.
WARNING:tensorflow:Using temporary folder as model directory: C:\Users\User\AppData\Local\Temp\tmpgk1qoik9
INFO:tensorflow:Using config: {'log_step_count_steps': 100, '_tf_random_seed': 1, '_save_checkpoints_steps': None, '_session_c
onfig': None, '_keep_checkpoint_max': 5, '_model_dir': 'C:\\Users\\User\\AppData\\Local\\Temp\\tmpgk1qoik9', '_save_checkpoints
_secs': 600, '_save_summary_steps': 100, '_keep_checkpoint_every_n_hours': 10000}

In [143]: dnn_model.train(input_fn=input_func,steps=100000)
INFO:tensorflow:global_step/sec: 500.143
INFO:tensorflow:step = 2001, loss = 5.89113 (0.179 sec)
INFO:tensorflow:global_step/sec: 527.723
INFO:tensorflow:step = 2101, loss = 6.35727 (0.190 sec)
INFO:tensorflow:global_step/sec: 508.973
INFO:tensorflow:step = 2201, loss = 6.25836 (0.199 sec)
INFO:tensorflow:global_step/sec: 459.943
INFO:tensorflow:step = 2301, loss = 6.72211 (0.213 sec)
INFO:tensorflow:global_step/sec: 470.718
INFO:tensorflow:step = 2401, loss = 6.762 (0.215 sec)
INFO:tensorflow:global_step/sec: 443.68
INFO:tensorflow:step = 2501, loss = 6.66856 (0.223 sec)
INFO:tensorflow:global_step/sec: 482.057
INFO:tensorflow:step = 2601, loss = 5.87915 (0.212 sec)
INFO:tensorflow:global_step/sec: 432.185
INFO:tensorflow:step = 2701, loss = 7.13676 (0.226 sec)
INFO:tensorflow:global_step/sec: 466.362
INFO:tensorflow:step = 2801, loss = 6.28251 (0.214 sec)
INFO:tensorflow:global_step/sec: 381.246
INFO:tensorflow:step = 2901, loss = 5.88654 (0.263 sec)
INFO:tensorflow:global_step/sec: 468.513
INFO:tensorflow:step = 3001, loss = 6.73377 (0.214 sec)
```

Εδώ η μεταβλητή **hidden_units** αποτελεί **υπερπαράμετρο**, καθώς συμβολίζει των αριθμό των κρυφών layers καθώς και των αριθμό των νευρώνων το νευρωνικού δικτύου. Όπως είναι προφανές, η μεταβολή των παραπάνω θα έχει διαφορετικά αποτελέσματα στην απόδοση του μοντέλου.

Εκτός από την βιβλιοθήκη **Tensorflow** χρησιμοποιήσαμε και Classifiers από την βιβλιοθήκη **Scikit-Learn(SKL)**, μεταξύ των οποίων ήταν ο **Decision Tree Classifier** ⁸¹, ο **KNeighbors Classifier** ⁸¹ και ο **Random Forest Classifier** ⁸².

SKLEARN Classifiers

```
In [146]: from sklearn.model_selection import train_test_split
from sklearn.preprocessing import StandardScaler
from sklearn.datasets import make_moons, make_circles, make_classification
from sklearn.neural_network import MLPClassifier
from sklearn.neighbors import KNeighborsClassifier
from sklearn.svm import SVC
from sklearn.gaussian_process import GaussianProcessClassifier
from sklearn.gaussian_process.kernels import RBF
from sklearn.tree import DecisionTreeClassifier
from sklearn.ensemble import RandomForestClassifier, AdaBoostClassifier
from sklearn.naive_bayes import GaussianNB
from sklearn.discriminant_analysis import QuadraticDiscriminantAnalysis
from sklearn.metrics import accuracy_score
```

```
In [147]: #####X_train, X_test, y_train, y_test = train_test_split(x_data,y_labels,test_size=0.3,random_state=101)
clrTree = DecisionTreeClassifier()
clrTree = clrTree.fit(X_train, y_train)
outTree = clrTree.predict(X_test)

clrKN = KNeighborsClassifier()
clrKN = clrKN.fit(X_train, y_train)
outKN = clrKN.predict(X_test)

clf = RandomForestClassifier(n_jobs=2, random_state=0)
clf = clf.fit(X_train,y_train)
outRF = clf.predict(X_test)
```

5.4.2 Πρόβλημα παλινδρόμησης (Regression)

Το δεύτερο πρόβλημα το οποίο θα αναλύσουμε είναι εκείνο της παλινδρόμησης. Η **παλινδρόμηση** είναι μια ευρέως χρησιμοποιούμενη στατιστική τεχνική μοντελοποίησης για την έρευνα της συσχέτισης μεταξύ μίας εξαρτώμενης μεταβλητής και μιας ή περισσότερων ανεξάρτητων μεταβλητών⁸³. Χρησιμοποιείται με σκοπό την εκχώρηση δεδομένων σε μία πραγματική μεταβλητή πρόβλεψης, όπως ισχύει και στην περίπτωση της κατηγοριοποίησης όταν είναι διακριτή, αλλιώς καλείται παλινδρόμηση αν η μεταβλητή είναι συνεχής. Αποτέλεσμα της παλινδρόμησης όταν χρησιμοποιείται ως τεχνική εξόρυξης δεδομένων, αποτελεί ένα μοντέλο που χρησιμοποιείται αργότερα για να προβλέψει τις τιμές της κατηγορίας για τα νέα δεδομένα.⁸⁴

Όπως αναφέραμε, στόχος μας είναι να προβλέψουμε τη συμπεριφορά μιας συνεχούς ποσότητας. Συνεπώς, στο παρόν πρόβλημα δεν ήταν αναγκαία η διαδικασία που ακολουθήσαμε στο πρόβλημα της ταξινόμησης, σε ότι αφορά την κατηγοριοποίηση των δεδομένων σε low/high valence-arousal-dominance. Οι λίστες των ετικετών που δημιουργήσαμε αρχικά κατά την επεξεργασία του dataset, έμειναν όπως ήταν αρχικά, με τις τιμές να κυμαίνονται από το 0.0 ως το 9.0 σε μία συνεχή κλίμακα.

Σε πρώτο στάδιο, όπως και προηγουμένως, διαχωρίσαμε τα δεδομένα μας σε test και train set, με την ίδια αναλογία 70-30.


```
In [218]: from sklearn.model_selection import train_test_split
```

```
In [219]: X_train, X_test, y_train, y_test = train_test_split(x_data,y_val,test_size=0.3,random_state=101)
```

Στη συνέχεια . προχωρήσαμε στο λεγόμενο «**feature scaling**» , το οποίο είναι μια μέθοδος η οποία χρησιμοποιείται για την τυποποίηση του εύρους ανεξάρτητων μεταβλητών ή χαρακτηριστικών δεδομένων.⁸⁵ Χρησιμοποιήθηκε η βιβλιοθήκη sklearn.preprocessing για να κάνουμε import την μέθοδο MinMaxScaler. Η παραπάνω διαδικασία φαίνεται στον παρακάτω κώδικα:

Scale the Feature Data

Use sklearn preprocessing to create a MinMaxScaler for the feature data. Fit this scaler only to the training data. Then use it to transform X_test and X_train. Then use the scaled X_test and X_train along with pd.DataFrame to re-create two dataframes of scaled data.

```
In [220]: from sklearn.preprocessing import MinMaxScaler
```

```
In [221]: scaler = MinMaxScaler()
```

```
In [222]: scaler.fit(X_train)
```

```
Out[222]: MinMaxScaler(copy=True, feature_range=(0, 1))
```

```
In [223]: X_train = pd.DataFrame(data=scaler.transform(X_train),columns = X_train.columns,index=X_train.index)
```

```
In [224]: X_test = pd.DataFrame(data=scaler.transform(X_test),columns = X_test.columns,index=X_test.index)
```

Αμέσως επόμενο βήμα είναι η δημιουργία των feature columns, που αναλύσαμε προηγουμένως, τα οποία είναι απαραίτητα για τον estimator της Tensorflow.

```
In [227]: import tensorflow as tf
```

```
In [228]: zero_crossing = tf.feature_column.numeric_column('Zero_Cross')
energy_of_signal = tf.feature_column.numeric_column('Energy')
entrofenergy_of_signal = tf.feature_column.numeric_column('Entropy_of_Energy')
var_of_signal = tf.feature_column.numeric_column('Variance')
std_of_signal = tf.feature_column.numeric_column('Standard_Deviation')
iav_of_signal = tf.feature_column.numeric_column('IAV')
auc_of_signal = tf.feature_column.numeric_column('AreaUnderCurve')
#rms_of_signal = tf.feature_column.numeric_column('RMS')

feat_cols = [zero_crossing,energy_of_signal,entrofenergy_of_signal,var_of_signal,std_of_signal,iav_of_signal,auc_of_signal]
#,energy_of_signal,var_of_signal,rms_of_signal
```

Έπειτα συνεχίζουμε με την δημιουργία της **input function** :

```
In [229]: input_func = tf.estimator.inputs.pandas_input_fn(x=X_train,y=y_train ,batch_size=10,num_epochs=1000,
shuffle=True)
```


Στη συνέχεια προβαίνουμε στην δημιουργία και την εκπαίδευση του μοντέλου μας. Όπως αναφέρθηκε νωρίτερα, για το πρόβλημα της παλινδρόμησης, χρησιμοποιήθηκαν τα μοντέλα : **Linear Regressor** και **DNN Regressor**. (Στον παρακάτω κώδικα είναι σε σχόλιο το μοντέλο του DNN Regressor) :

```
In [238]: #model = tf.estimator.DNNRegressor(hidden_units=[20,20,20],feature_columns=feat_cols)
model = tf.estimator.LinearRegressor(feature_columns=feat_cols)

INFO:tensorflow:Using default config.
WARNING:tensorflow:Using temporary folder as model directory: C:\Users\User\AppData\Local\Temp\tmpj3jhuhx0
INFO:tensorflow:Using config: {'_log_step_count_steps': 100, '_tf_random_seed': 1, '_save_checkpoints_steps': None, '_session_config': None, '_keep_checkpoint_max': 5, '_model_dir': 'C:\\Users\\User\\AppData\\Local\\Temp\\tmpj3jhuhx0', '_save_checkpoints_secs': 600, '_save_summary_steps': 100, '_keep_checkpoint_every_n_hours': 10000}

In [239]: model.train(input_fn=input_func,steps=100000)
INFO:tensorflow:global_step/sec: 506.401
INFO:tensorflow:step = 2001, loss = 2.581 (0.198 sec)
INFO:tensorflow:global_step/sec: 557.047
INFO:tensorflow:step = 2101, loss = 2.56274 (0.181 sec)
INFO:tensorflow:global_step/sec: 501.334
INFO:tensorflow:step = 2201, loss = 2.35702 (0.199 sec)
INFO:tensorflow:global_step/sec: 514.198
INFO:tensorflow:step = 2301, loss = 2.38531 (0.195 sec)
INFO:tensorflow:global_step/sec: 536.19
INFO:tensorflow:step = 2401, loss = 2.54192 (0.185 sec)
INFO:tensorflow:global_step/sec: 506.4
INFO:tensorflow:step = 2501, loss = 2.68831 (0.195 sec)
INFO:tensorflow:global_step/sec: 498.843
INFO:tensorflow:step = 2601, loss = 2.4511 (0.203 sec)
INFO:tensorflow:global_step/sec: 511.568
INFO:tensorflow:step = 2701, loss = 2.59938 (0.194 sec)
INFO:tensorflow:global_step/sec: 514.192
INFO:tensorflow:step = 2801, loss = 2.37588 (0.193 sec)
INFO:tensorflow:global_step/sec: 437.849
INFO:tensorflow:step = 2901, loss = 2.43505 (0.224 sec)
INFO:tensorflow:global_step/sec: 479.748
```

Στο παραπάνω screenshot, όπως και σε όλα τα προηγούμενα μας παραδείγματα, κάτω από την κλήση της συνάρτησης που εκπαιδευεί το μοντέλο, φαίνονται αναλυτικά τα steps, καθώς και οι απώλειες που υπάρχουν σε κάθε βήμα.

Αφού ολοκληρωθεί η διαδικασία της εκπαίδευσης του μοντέλου, σειρά έχει η δημιουργία μιας **συνάρτησης πρόβλεψης**. Χρησιμοποιούμε την μέθοδο **predict** του **estimator**, και δημιουργούμε μια λίστα από τις προβλέψεις του μοντέλου που μόλις εκπαυδάσαμε την οποία θα χρησιμοποιήσουμε αργότερα για την αξιολόγηση του μοντέλου. Η διαδικασία αυτή γίνεται ως εξής:

Prediction

```
In [240]: predict_input_func = tf.estimator.inputs.pandas_input_fn(  
        x=X_test,  
        batch_size=10,  
        num_epochs=1,  
        shuffle=False)
```

```
In [241]: pred_gen = model.predict(predict_input_func)
```

```
In [242]: predictions = list(pred_gen)
```

```
INFO:tensorflow:Restoring parameters from C:\Users\User\AppData\Local\Temp\tmpj3jhuhx0\model.ckpt-89600
```

```
In [243]: final_preds = []  
        for pred in predictions:  
            final_preds.append(pred['predictions'])
```

5.4.3 Στάδιο Αξιολόγησης (Evaluation)

Το στάδιο της αξιολόγησης ενός μοντέλου, αποτελεί το βασικότερο στάδιο όλης της διαδικασίας της μηχανικής μάθησης. Σε συνδυασμό με το στάδιο της ρύθμισης των υπερπαραμέτρων, είναι εκείνα που οδηγούν στο τελικό αποτέλεσμα, δηλαδή στην καλύτερη δυνατή απόδοση του μοντέλου, σε δεδομένα πραγματικού κόσμου.

Η διαδικασία της αξιολόγησης και της διαρκούς μεταβολής των παραμέτρων βρίσκονται σε ένα διαρκές “loop”, το οποίο ξεκινά με την αρχική εκτίμηση του μοντέλου, η οποία φυσικά μπορεί να αξιολογηθεί με βάση κάποιες **μετρικές**, στη συνέχεια γίνεται αξιολόγηση των εν λόγω μετρικών, και έπειτα ακολουθεί η μεταβολή των υπερπαραμέτρων, με σκοπό την βελτίωση των εν λόγω μετρικών, που σημαίνει ταυτόχρονα και την βελτίωση της απόδοσης του μοντέλου.

Στις δύο προηγούμενες ενότητες αναλύσαμε πώς και ποιες υπερπαραμέτρους μπορούσαμε να μεταβάλλουμε κατά τη διάρκεια της αξιολόγησης, προκειμένου να καταλήξουμε στον βέλτιστο συνδυασμό ο οποίος θα οδηγήσει και στις καλύτερες μετρικές. Η ρύθμιση των υπερπαραμέτρων περιλαμβάνει τα εξής:

- **Αυξομείωση του αριθμού των features.** Παρατηρήσαμε, πως έχοντας σαν είσοδο όλα τα χαρακτηριστικά που εξάγαμε από τις μαθηματικές συναρτήσεις, οι μετρικές μας δεν ήταν οι καλύτερες, συνεπώς κάποια χαρακτηριστικά

απομονώθηκαν από το σύνολο εισόδου του μοντέλου. Πιο συγκεκριμένα τα χαρακτηριστικά αυτά ήταν η ενέργεια και η διασπορά του κάθε πλαισίου του σήματος .

- Μεταβολή στο `batch_size` στην συνάρτηση εισόδου του μοντέλου.
- Μεταβολή στο `number of epochs` στην συνάρτηση εισόδου του μοντέλου.
- Εισαγωγή του `Ftrl Optimizers` σαν παράμετρο στην δημιουργία του μοντέλου γραμμικής ταξινόμησης (`Linear Classifier`)
- Μεταβολή της υπερπαραμέτρου “`learning rate`”
- Μεταβολή του αριθμού των βημάτων (`steps`) κατά την διαδικασία εκπαίδευσης του μοντέλου
- Μεταβολή της παραμέτρου «`hidden units`» κατά την δημιουργία των DNN μοντέλων.

Τώρα όσον αφορά τις μετρικές που χρησιμοποιήθηκαν για το στάδιο της αξιολόγησης, για το πρόβλημα της ταξινόμησης χρησιμοποιήθηκε η **μετρική της ακρίβειας** (“`accuracy`”) , και για το πρόβλημα της **παλινδρόμησης η μετρική Ρίζας μέσης τετραγωνικής απόκλισης (RMSE)**.

Ας αναλύσουμε τις δύο παραπάνω μετρικές:

Ακρίβεια ταξινόμησης (Classification Accuracy):

Η ακρίβεια της ταξινόμησης είναι όμοιο με αυτό που συνήθως σημαίνει όταν χρησιμοποιούμε τον όρο ακρίβεια. Είναι ο λόγος του αριθμού των σωστών προβλέψεων με τον συνολικό αριθμό δειγμάτων εισόδου.⁸⁶

$$Accuracy = \frac{Number\ of\ Correct\ predictions}{Total\ number\ of\ predictions\ made}$$

Η συγκεκριμένη μετρική λειτουργεί καλά μόνο αν υπάρχει ίσος ή χωρίς μεγάλη απόκλιση αριθμός δειγμάτων που ανήκουν σε κάθε κατηγορία. Στην δική μας περίπτωση κάτι τέτοιο ισχύει, καθώς η κατανομή μεταξύ της κλάσης `low` και `high`, και στις τρεις διαστάσεις , ήταν 50-60%.

Παρόλαυτα πρέπει να σημειωθεί ότι σε διαφορετικές περιπτώσεις, η συγκεκριμένη μετρική δεν λειτουργεί πάντα σωστά. Για παράδειγμα, θεωρήστε ότι υπάρχουν 98% δείγματα

κατηγορίας A και 2% δείγματα κατηγορίας B στο σετ εκπαίδευσης μας. Στη συνέχεια, το μοντέλο μας μπορεί να πάρει εύκολα 98% ακρίβεια στην εκπαίδευση, προβλέποντας απλώς όλα τα δείγματα εκπαίδευσης που ανήκουν στην κατηγορία A. Όταν το ίδιο μοντέλο δοκιμάζεται σε δοκιμαστικό σετ με 60% δείγματα κατηγορίας A και 40% δείγματα κατηγορίας B, τότε η ακρίβεια δοκιμής θα μειωθεί στο 60%. Η ακρίβεια είναι μεγάλη, αλλά μας δίνει την ψευδή αίσθηση της υψηλής ακρίβειας.

Ρίζα μέσης τετραγωνικής απόκλισης (RMSE):

Το RMSE είναι η πιο δημοφιλής μετρική αξιολόγησης που χρησιμοποιείται στα προβλήματα παλινδρόμησης. Υποστηρίζει μια υπόθεση ότι το σφάλμα είναι αμερόληπτο και ακολουθεί μια κανονική κατανομή.⁸⁷ Τα βασικά σημεία του RMSE είναι τα εξής:

- Η δύναμη της τετραγωνικής ρίζας δίνει την δυνατότητα στην εν λόγω μετρική να δείξει περισσότερο τις μεγάλες αποκλείσεις
- Η «τετραγωνική» φύση της συμβάλλει στην επίτευξη πιο ισχυρών αποτελεσμάτων, τα οποία εμποδίζουν την ακύρωση των θετικών και αρνητικών τιμών σφάλματος. Με άλλα λόγια η μετρική αυτή δείχνει εύλογα το εύρος του όρου του σφάλματος.
- Αποφεύγει την χρήση απόλυτων τιμών σφάλματος που είναι πολύ ανεπιθύμητες στους μαθηματικούς υπολογισμούς.
- Όταν έχουμε περισσότερα δείγματα, η ανασυγκρότηση της κατανομής σφαλμάτων χρησιμοποιώντας το RMSE θεωρείται πιο αξιόπιστη.
- Το RMSE επηρεάζεται σε μεγάλο βαθμό από τις εξωγενείς τιμές.
- Σε σύγκριση με το μέσο απόλυτο σφάλμα, το RMSE δίνει υψηλότερο βάρος και «τιμωρεί» τα μεγάλα σφάλματα.

. Η συγκεκριμένη μετρική υπολογίζεται ως εξής:

$$RMSE = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^N (Predicted_i - Actual_i)^2}{N}}$$

where, N is Total Number of Observations.

Έτσι λοιπόν μετά από τις ρυθμίσεις των παραμέτρων που αναφέρθηκαν, και την αξιολόγηση των μετρικών που περιγράφηκαν φτάσαμε σε κάποια ποσοστά τα οποία τα παρουσιάζουμε στους δύο πίνακες που ακολουθούν. Ο πρώτος πίνακας (Table 1) περιέχει τα ποσοστά ακρίβειας της κάθε μεθόδου / μοντέλου που χρησιμοποιήθηκε, και για τις τρεις ετικέτες / συναισθηματικές διαστάσεις (Valence – Arousal – Dominance). Ο δεύτερο πίνακας περιέχει τις τιμές του RMSE για τα δύο μοντέλα παλινδρόμησης που χρησιμοποιήσαμε, ομοίως και για τις τρεις ετικέτες.

ΑΠΟΤΕΛΕΣΜΑΤΑ ΤΑΞΙΝΟΜΗΣΗΣ (CLASSIFICATION RESULTS)

Table 1. Classification models : Accuracy results

Methods	Valence	Arousal	Dominance
TF Linear Classifier	64.4%	62.1%	71.3%
TF DNN Classifier	63.8%	61.3%	69.2%
TF DNN-Linear Combined Classifier	64.1%	61.9%	70.1%
SKL Decision Tree Classifier	60.1%	59.3%	60.5%
SKL KNeighbors Classifier	59.3%	58.6%	60.2%
SKL Random Forest Classifier	57.0%	56.8%	58.1%

ΑΠΟΤΕΛΕΣΜΑΤΑ ΠΑΛΙΝΔΡΟΜΙΣΗΣ (REGRESSION RESULTS)

Table 2. Regression models : RMSE results

Methods	Valence	Arousal	Dominance
TF Linear Regressor	0.5044	0.4961	0.5324
TF DNN Regressor	0.6408	0.5723	0.5195

Εν κατακλείδι, από τους 2 παραπάνω πίνακες διαπιστώνουμε ότι είχαμε καλύτερες αποδόσεις και καλύτερα αποτελέσματα στην διαδικασία της παλινδρόμησης, παρά στην διαδικασία της ταξινόμησης. Αυτό προκύπτει από το γεγονός ότι με βάση την εξαρτημένη μεταβλητή, είχαμε και στις 6 περιπτώσεις (3 ετικέτες x 2 μοντέλα) αρκετά χαμηλό RMSE (να υπενθυμίσω στο σημείο αυτό ότι οι τρεις ετικέτες κυμαίνονται από το 0.0 ως το 9.0). Όσο μικρότερο RMSE τόσο καλύτερα. Όσον αφορά τώρα την μετρική της ακρίβειας στην διαδικασία της ταξινόμησης, τα αποτελέσματα δείχνουν ότι υπάρχει χώρος βελτίωσης των μοντέλων, καθώς και ότι απαιτείται και η συμβολή περισσότερων μετρικών προκειμένου να εξαχθεί ένα πιο ασφαλές συμπέρασμα για την απόδοσή τους. Αξίζει να σημειωθεί πάντως πως η καλύτερη ακρίβεια όλων των συνδυασμών επιτευχθεί με τη χρήση του αλγορίθμου Regularized Leader (Ftrl) ⁴⁴, το οποίο οδήγησε στην τιμή 71.3% ακρίβεια, όσον αφορά την διάσταση «dominance».

Ο στόχος αυτής της ενότητας ήταν να παρουσιάσει μερικές μεθόδους /τεχνικές που μπορούν να εφαρμοστούν σε πραγματικά φυσιολογικά σήματα για την ποσοτικοποίηση του συναισθήματος με βάση ένα μοντέλο συναισθημάτων. Σε συνδυασμό με τη δυνατότητα προσαρμογής ενός εικονικού περιβάλλοντος με βάση τα αποτελέσματα αυτών των τεχνικών το οποίο θα αναλυθεί στο επόμενο κεφάλαιο, μπορούμε να εκμαιεύσουμε μια πρώτη εκτίμηση του συνολικού προτεινόμενου συστήματος.

6

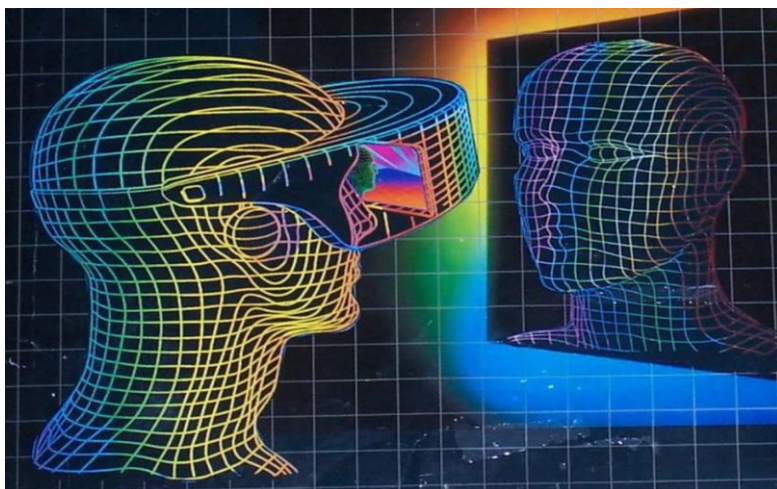
Δυναμική προσαρμογή εικονικού περιβάλλοντος

6.1 Filling the gap – Ανάγκη για δυναμική προσαρμογή

Οι τεχνικές εικονικής πραγματικότητας έχουν ήδη ευρύ πεδίο εφαρμογής, το οποίο κυμαίνεται από τη διάγνωση και τη θεραπεία, ως την παροχή συμβουλών και αποκατάστασης, στον τομέα της ψυχικής υγείας. Στην παρούσα εργασία προτείνεται μια μέθοδος της οποίας η καινοτομία είναι ο συνδυασμός της τεχνολογίας της εικονικής πραγματικότητας με την βιοανάδραση, έτσι ώστε η πρώτη να τροποποιείται άμεσα από την έξοδο της δεύτερης. Είναι απολύτως εφικτό να σχεδιαστεί ένα τέτοιο διαδραστικό περιβάλλον με το υπάρχον hardware και την υπάρχουσα τεχνογνωσία, μετατρέποντας τις ανθρώπινες συναισθηματικές αντιδράσεις σε ανατροφοδότηση για τον έλεγχο του σεναρίου του VR. Με αυτόν τον τρόπο το περιβάλλον γίνεται συναισθηματικά προσαρμοστικό, γεγονός το οποίο σίγουρα θα βελτιώσει τόσο την εμπειρία του χρήστη, όσο και την ευκολία στην διάγνωση από τους ειδικούς.

Κάθε άτομο μπορεί να έχει διαφορετικές συναισθηματικές αντιδράσεις απέναντι στα ίδια ερεθίσματα. Επομένως, προκειμένου να προσαρμοστούν τα VR σενάρια ώστε να προκαλέσουν τα επιθυμητά συναισθήματα, υπάρχει ανάγκη να επικεντρωθούμε στο λεγόμενο “user preference”, με σκοπό την καλύτερη κατανόηση της τρέχουσας συναισθηματικής

κατάστασης , και σε επόμενο στάδιο την απόφαση για τον τρόπο εφαρμογή του μηχανισμού προσαρμοστικότητας σε αυτό. ⁸⁸



Αυτό ακριβώς είναι το κενό το οποίο υπάρχει στον τομέα αυτόν, και ουσιαστικά αποτέλεσε κίνητρο για την παρούσα εργασία.

Το βασικό πλεονέκτημα της παραπάνω ιδέας , είναι το γεγονός ότι ο ψυχίατρος μπορεί να χειριστεί το φωτισμό, το δωμάτιο, τους ήχους και οποιοδήποτε άλλο χαρακτηριστικό του τεχνητού περιβάλλοντος για να αλλάξει την συναισθηματική αντίδραση τους ασθενούς, με σκοπό να φτάσει σε κάποιο όριο το οποίο θα αποτελέσει αργότερα «κατώφλι» για το επόμενο στάδιο στο οποίο θα υποβάλλει τον χρήστη. Μέσω της δυναμικής προσαρμογής, ο ειδικός είναι σε θέση να μεταβάλλει το συναίσθημα του ασθενούς με ρυθμό που ο ίδιος καθορίζει, κάνοντας τα ερεθίσματα λιγότερο η περισσότερο έντονα, για μεγάλο η μικρό χρονικό διάστημα της διαδικασίας. Επομένως η παραπάνω ιδέα οδηγεί σε ένα σύστημα το οποίο καθιστά τον ψυχίατρο ικανό να διαμορφώσει μια πολύ αποτελεσματικότερη μακροχρόνια/μακροπρόθεσμη θεραπεία μέσω μιας αμιγώς **εξατομικευμένης διαδικασίας** (personalized procedure) .

Επιπροσθέτως, η σημασία ενός προσαρμοστικού εικονικού περιβάλλοντος έγκειται στο γεγονός ότι οι ψυχίατροι παρέχουν μια θεραπεία έκθεσης με έναν πλήρως ελεγχόμενο και ασφαλή τρόπο. Ο ειδικός έχει συνεχώς τον απόλυτο έλεγχο της έντασης του ερεθίσματος και ολόκληρου του περιβάλλοντος γενικότερα, γεγονός που διασφαλίζει την μέγιστη ασφάλεια των ασθενών όπως και την δυνατότητα ελέγχου της «δόσης» ερεθίσματος που θα παρέχεται στον χρήστη . Αξίζει να σημειωθεί ότι με την εν λόγω δυνατότητα που παρέχεται στους

ειδικούς, δίνεται η ευκαιρία και ο χώρος για την διεξαγωγή μιας εξαιρετικά ελεγχόμενης κλινικής και πειραματικής έρευνας, που θα αποτελέσει σημαντικό έναυσμα για περαιτέρω εξέλιξη σε ότι αφορά τον τομέα της ψυχικής υγείας.

6.2 Εικονικό περιβάλλον – δυναμική προσαρμογή σε Unity

Σε αυτή την ενότητα, θα προσπαθήσουμε να εξηγήσουμε με ένα πρακτικό παράδειγμα την ιδέα της δυναμικής προσαρμογής σε εικονικό περιβάλλον, που περιγράφηκε στην προηγούμενη παράγραφο.

Χρησιμοποιήθηκε ως παράδειγμα μια συγκεκριμένη φοβία, που ονομάζεται αραχνοφοβία (arachnophobia). Αραχνοφοβία είναι ο αδικαιολόγητος φόβος αραχνών, ή άλλων αραχνοειδών όπως οι σκορπιοί. Τυπικά συμπτώματα που σχετίζονται με αυτή την φοβία μπορούν να περιλαμβάνουν ζάλη, τρέμουλο, καθώς και αύξηση του ρυθμού των καρδιακών παλμών. Η θεραπεία που συνήθως προτείνεται για την εν λόγω φοβία, είναι θεραπεία με έκθεση (exposure therapy), όπου το φοβικό άτομο έρχεται σε επαφή με εικόνες από αράχνες, η ακόμα και με τι ίδιες τις αράχνες ζωντανά. Ορισμένες έρευνες έχουν δείξει ότι η θεραπεία μέσω εικονικής πραγματικότητας μπορεί να λειτουργήσει εξίσου καλά όπως και η παλιότερη τεχνική η οποία εκθέτει σταδιακά τον ασθενή σε ζωντανές αράχνες.⁸⁹

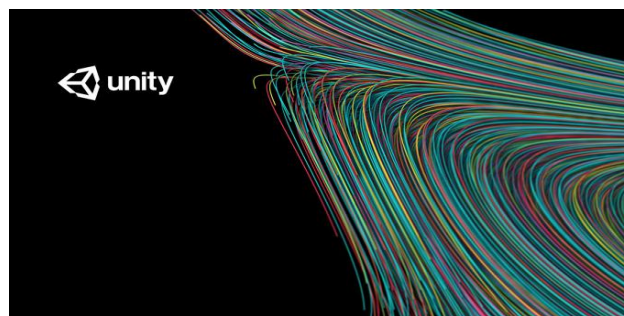
Σύμφωνα με την «affect theory» ένα γεγονός δημιουργεί συναισθήματα στα άτομα που συμμετέχουν στο εν λόγω γεγονός, μεταβάλλοντας τις εντυπώσεις του κατά τη διάρκεια αυτού.⁹⁰ Αυτή η μέθοδος επηρεάζει όπως ήδη περιγράφηκε παραπάνω τις αλλαγές του περιβάλλοντος σύμφωνα με τη συναισθηματική κατάσταση του χρήστη. Στο σημείο αυτό θα παρουσιάσουμε 2 μεθόδους εφαρμογής της παραπάνω θεωρίας:

- Η πρώτη είναι η **προσαρμογή του εικονικού περιβάλλοντος σε πραγματικό χρόνο (real-time adaptive mode)**, πράγμα που σημαίνει ότι οι μεταβολές στις παραμέτρους του εικονικού περιβάλλοντος (σενάριο, ήχους, φωτισμό, κτλ), θα γίνονται αυτόματα και άμεσα, όταν ανιχνεύεται κάποια μεταβολή στην συναισθηματική κατάσταση. Η μέθοδος αυτή περιλαμβάνει επίσης τη λήψη αποφάσεων σχετικά με το αν θα ενισχυθεί ή αν θα μειωθεί η τρέχουσα ένταση του ερεθίσματος, προκειμένου να εξαχθούν τα επιθυμητά αποτελέσματα.
- Η δεύτερη είναι η **προσαρμογή του εικονικού περιβάλλοντος μετά το πέρας της έκθεσης (off-line adaptive mode)**. Σε αυτή την περίπτωση απαιτείται η έγκριση του

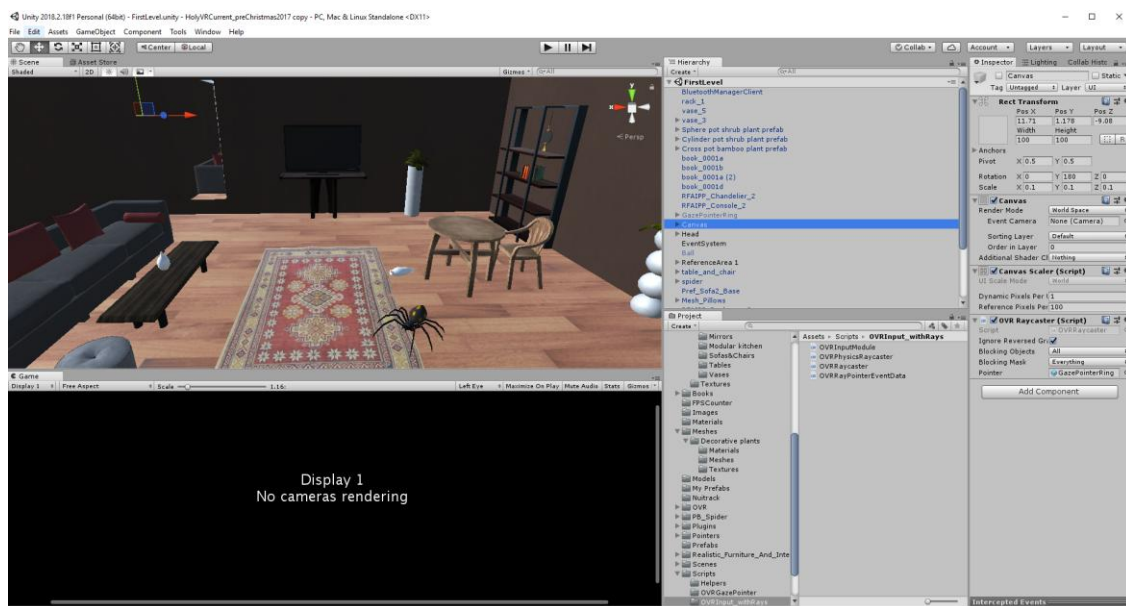
ψυχίατρου/ειδικού πριν την εφαρμογή οποιασδήποτε αλλαγής στο εικονικό περιβάλλον. Το σύστημα συνεπώς το οποίο βασίζεται στην βιοανάδραση πραγματικού χρόνου από τον ασθενή (την καταγραφή δηλαδή των φυσιολογικών του σημάτων κατά τη διάρκεια της έκθεσης), στο οποίο είναι «βυθισμένος» προτείνει μια ποικιλία αλλαγών των παραμέτρων, μέσα από μια διαδικασία μηχανικής μάθησης, αλλά δεν προχωράει σε καμία εφαρμογή τους, χωρίς την έγκριση του ειδικού. Ο ψυχίατρος είναι σε θέση να δει τις συνιστώμενες από το σύστημα τροποποιήσεις της πίστας, και μέσω μιας διεπαφής χρήστη (UI) , να τις επεξεργαστεί ή να της εγκρίνει και να προχωρήσει η διαδικασία της προσαρμογής. Η διαφορά της παρούσας μεθόδου είναι πως ο ασθενής θα έρθει αντιμέτωπος με το λιγότερο ή περισσότερο έντονο ερέθισμα σε επόμενο στάδιο, σε επόμενη πίστα , σε επόμενη συνεδρία.

Μεταξύ των δύο παραπάνω μεθόδων που περιγράψαμε παραπάνω, στην παρούσα εργασία προτείνουμε την δεύτερη, την off-line mode, ως καταλληλότερη για την διάγνωση και θεραπεία ψυχικών διαταραχών. Το γεγονός ότι ο ψυχίατρος έχει την τελευταία εποπτεία ολόκληρου του συστήματος και την ευθύνη της απόφασης για την αλλαγή του περιβάλλοντος, διαβεβαιώνει την μέγιστη προστασία του ασθενούς από κάποια επικίνδυνη ή απροσδόκητη έκθεση . Ας μην ξεχνάμε ότι ένα από τα 2 βασικά πλεονεκτήματα της δυναμικής προσαρμογής σε σχέση με τις ήδη υπάρχουσες μεθόδους, είναι η υψηλής ασφάλειας παροχή θεραπείας στους ασθενείς.

Στην συνέχεια παρουσιάζουμε ένα εικονικό περιβάλλον που αφορά όπως είπαμε την αραχνοφοβία , καθώς και τις δυνατότητες προσαρμογής του. Η κατασκευή του δωματίου έγινε σε **Unity Game Engine** ⁹¹ , μια μηχανική gaming, που αναπτύχθηκε από την Unity Technologies. Μπορεί να χρησιμοποιηθεί για την δημιουργία τόσο τρισδιάστατων όσο και δισδιάστατων παιχνιδιών, καθώς και για την δημιουργία προσομοιώσεων για μια ποικιλία πλατφόρμων.

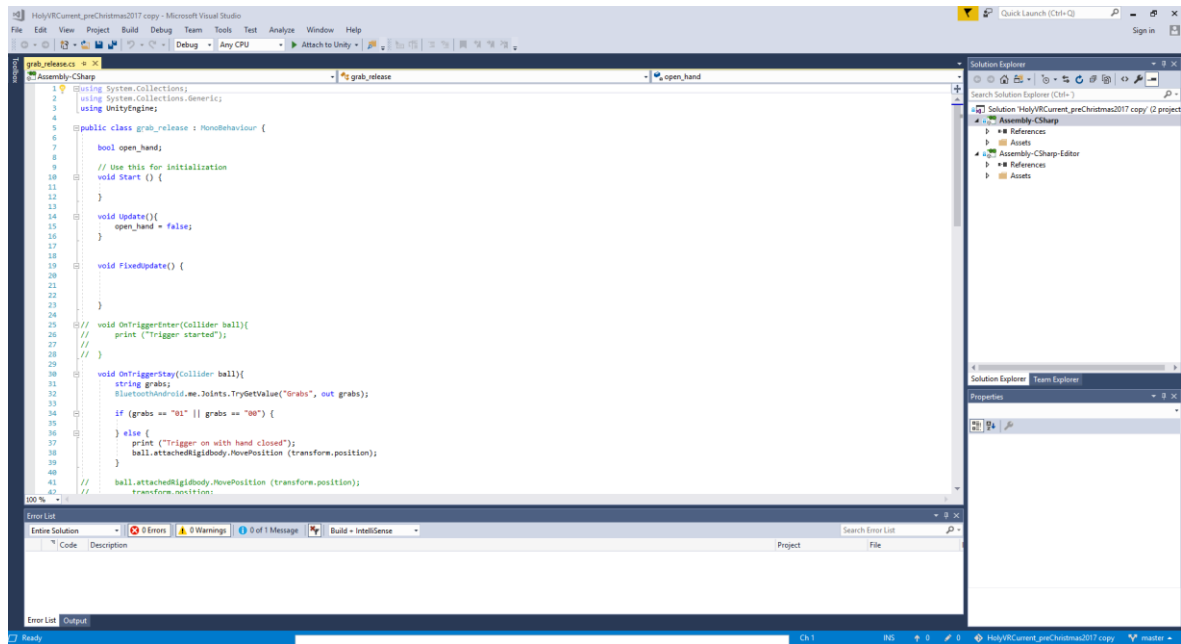


Το εν λόγω πρόγραμμα προσφέρει απίστευτες δυνατότητες ειδικά σε προγραμματιστές παιχνιδιών και δημιουργούς εφαρμογών. Στην δική μας περίπτωση, χρησιμοποιήθηκε σαν εργαλείο για τη δημιουργία του εικονικού δωματίου, το οποίο έχοντας ενσωματώσει ένα Android plug-in, μπορούσε ο χρήστης να το δει μέσω οποιωνδήποτε VR-Goggles, τα οποία υποστήριζαν την σύνδεση με Android συσκευή.



Προγραμματιστικό περιβάλλον Unity Game Engine

Εδώ αξίζει να επισημανθεί πως το Unity παρέχει την δυνατότητα στον χρήστη να γράψει τα δικά του scripts σε γλώσσα προγραμματισμού C#, έτσι ώστε να είναι εκείνος ο οποίος θα καθορίζει την «συμπεριφορά» του εικονικού περιβάλλοντος, με σκοπό την επίτευξη των επιθυμητών αποτελεσμάτων. Τα scripts αυτά μπορούν να γραφούν στο πρόγραμμα **Microsoft Visual Studio**, όπως φαίνεται παρακάτω:

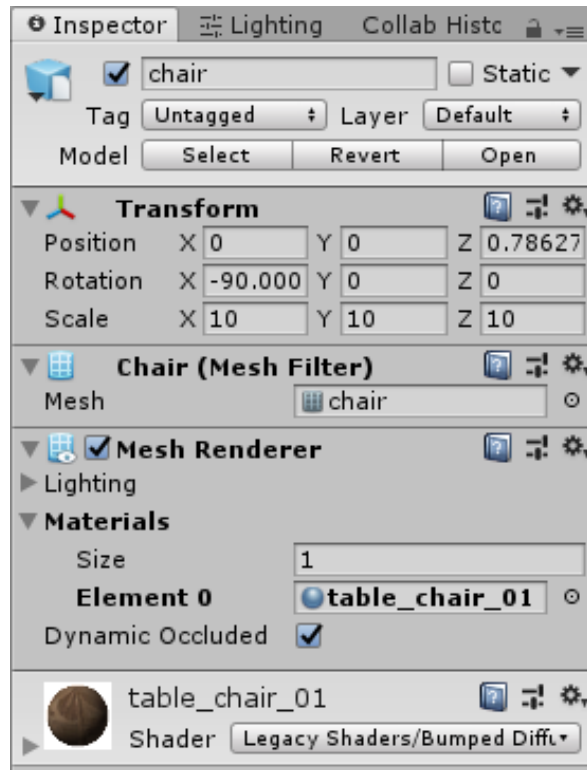


Προγραμματιστικό περιβάλλον Microsoft Visual Studio

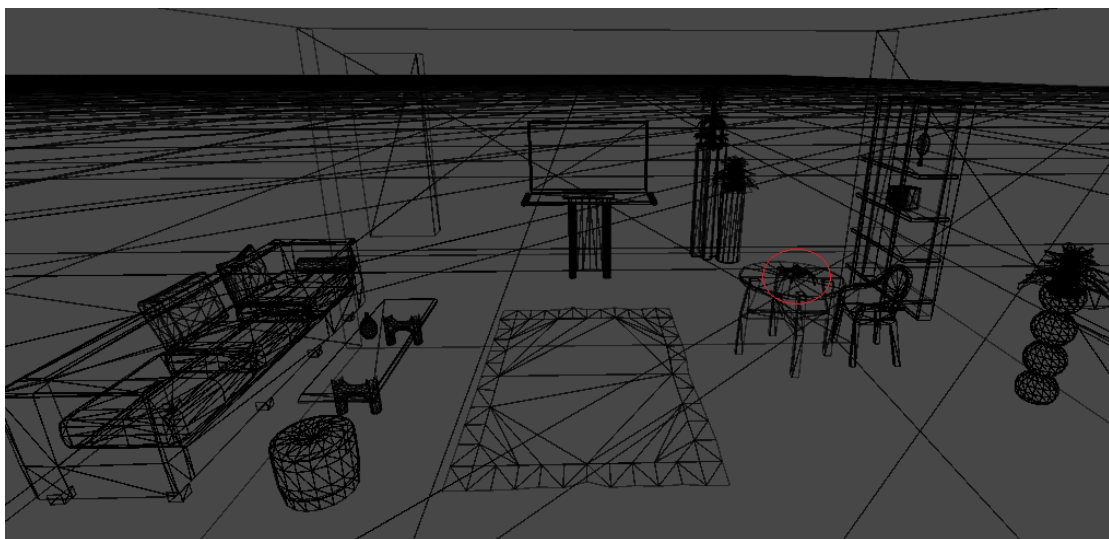
Τα scripts τα οποία χρειάστηκαν στο project που παρουσιάζουμε , αφορούν :

- την Bluetooth σύνδεση της Android συσκευής με την κάμερα η οποία έκανε το body tracking, πράγμα αναγκαίο ώστε ο χρήστης να μπορεί να περιπλανηθεί μέσα στο εικονικό δωμάτιο με απόλυτη αληθοφάνεια,
- την αλληλεπίδραση που θα έχει ο χρήστης με τα αντικείμενα του δωματίου (π.χ. αν ο χρήστης ακουμπήσει κάποιο έπιπλο να είναι σε θέση να το κουνήσει),
- την κίνηση του σκελετού του χρήστη μέσα στο δωμάτιο, δηλαδή πώς ο χρήστης θα βλέπει την κίνηση των ίδιων του των χεριών μέσα στο εικονικό περιβάλλον .

Εκτός των script τα οποία απαιτούνται για να ρυθμίσουμε τις «δράσεις» μέσα στο εικονικό δωμάτιο, φυσικά απαιτούνται και τα γραφιστικά αντικείμενα τα οποία έχουν ως ρόλο να καθιστούν την εμπειρία του χρήστη όσο πιο αληθοφανή γίνεται. Τα λεγόμενα “mesh” που χρησιμοποιήθηκαν για το δωμάτιο αποτελούνται από την μεγάλη ποικιλία επίπλων που το απαρτίζουν, εμπλουτισμένα με λεπτομέρειες όπως βιβλία στην βιβλιοθήκη, γλάστρες , χαλί, βάζα, μαξιλάρια και πολλά άλλα, καθώς και φυσικά από το **ερέθισμα** (την αράχνη) το οποίο αποτελεί και το βασικό στοιχείο του δωματίου. Το παρακάτω screenshot είναι η πλατφόρμα μέσα από την οποία μπορούμε να επεξεργαστούμε τα διάφορα mesh (στην συγκεκριμένη περίπτωση μία καρέκλα μέσα στο δωμάτιο), είτε όσον αφορά το μέγεθός της, είτε το σχήμα της είτε το χρώμα της είτε την θέση της.



Στην παρακάτω εικόνα φαίνεται ένα wireframe του δωματίου το οποίο σχεδιάσαμε. Wireframe είναι ένας «γραφικός σκελετός» του δωματίου, ο οποίος καθιστά σαφές το περιεχόμενο, το μέγεθος και τις λεπτομέρειές του. Πρόκειται για ένα απλό – κοινό σαλόνι στο οποίο μέσα βρίσκεται ένα τραπέζι με μια αράχνη (το ερέθισμά μας) πάνω σε αυτό (μέσα στον κόκκινο κύκλο της παρακάτω εικόνας)



Ας υποθέσουμε λοιπόν το παρακάτω σενάριο:

Ένας ασθενής ο οποίος πάσχει από αραχνοφοβία, βυθίζεται μέσα στο παραπάνω εικονικό δωμάτιο. Το ερέθισμα που βρίσκεται μέσα στον κόκκινο κύκλο, είναι αρχικά μακριά από τον χρήστη, και πιθανώς να μην έχει καμία οπτική επαφή μαζί του. Αυτό σημαίνει ότι τα φυσιολογικά σήματα του χρήστη τα οποία παρακολουθούνται σε πραγματικό χρόνο, δεν θα δείξουν κάποια διαταραχή. Εάν ο ασθενής περπατήσει μέσα στο δωμάτιο, πλησιάσει την αράχνη και έρθει σε οπτική επαφή με αυτή υπάρχουν δύο πιθανά σενάρια. Το πρώτο είναι να εμφανιστούν συμπτώματα έντονης φοβίας, και το δεύτερο είναι να αντιμετωπιστεί φυσιολογικά από τον οργανισμό του χωρίς κάποια ιδιαίτερη μεταβολή των φυσιολογικών σημάτων. (παρακάτω φαίνεται το δωμάτιο, και η πρώτη κοντινή επαφή που μπορεί να έρθει ο χρήστης με το ερέθισμα)



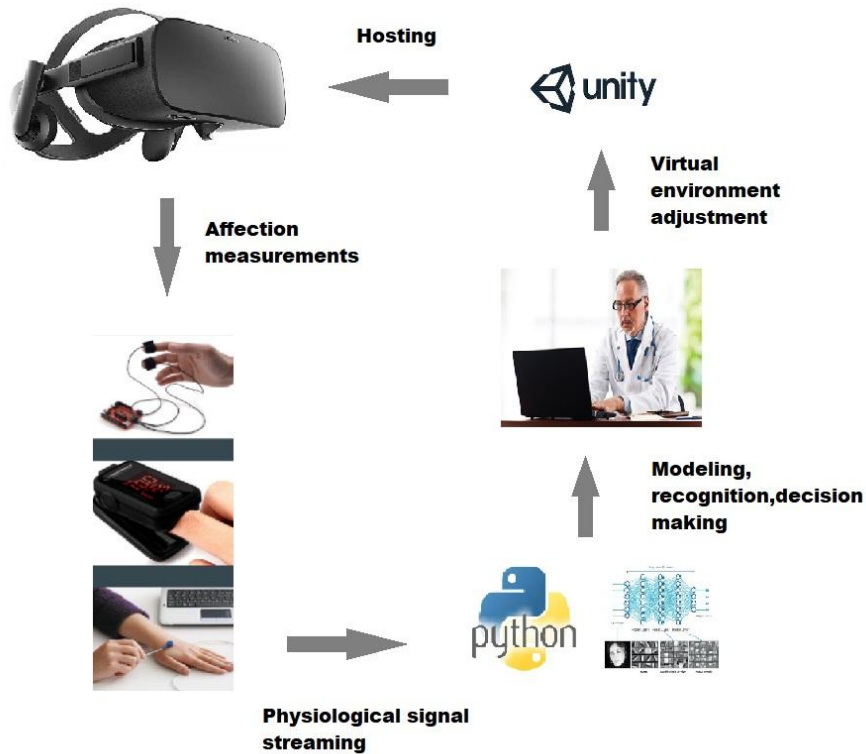
Στην πρώτη περίπτωση ο ψυχίατρος θα παρατηρήσει την ένταση των φυσιολογικών σημάτων που παρακολουθούνται, και βασισμένος σε αυτά θα παρέμβει στις παραμέτρους του δωματίου με σκοπό να σχηματίσει μια επόμενη πίστα , η οποία θα έχει ένα λιγότερο έντονο ερεθισμα με βάση τη διαβάθμιση των σημάτων. Αυτό μπορεί να επιτευχθεί είτε με μικρότερη αράχνη, είτε με διαφορετικό φωτισμό ο οποίος δεν θα επιτρέπει την τόσο καλή οπτική επαφή με αυτή, η ακόμα και με την αύξηση του μεγέθους του δωματίου, έτσι ώστε ο ασθενής πιθανώς να αισθάνεται μεγαλύτερη ελευθερία κινήσεων ώστε να αποφύγει την επαφή του με το ερέθισμα.

Στην δεύτερη περίπτωση, απαιτείται φυσικά η αύξηση της έντασης του ερεθίσματος προκειμένου να προκληθούν κάποια δείγματα διαταραχής στα φυσιολογικά σήματα τους ασθενούς, καθώς σκοπός της όλης διαδικασίας είναι να προκληθεί ένα ελεγχόμενο φοβικό επεισόδιο στον ασθενή. Η αύξηση αυτή μπορεί να επιτευχθεί είτε με την αύξηση του μεγέθους του ερεθίσματος , είτε με την αλλαγή της συμπεριφοράς του, για παράδειγμα , μια αράχνη που αρχικά είναι ακίνητη και μικρή είναι σίγουρα λιγότερο τρομακτική από μια μεγαλύτερη αράχνη στραμμένη και κινούμενη προς το μέρος του ασθενούς. Οι παρακάτω εικόνες είναι από το σενάριο που διαδραματίζεται στην δεύτερη περίπτωση:





Έτσι λοιπόν, ο ψυχίατρος όπως αναφέραμε έχει τον απόλυτο έλεγχο του σεναρίου, της πίστας και του ερεθίσματος, και είναι σε θέση να σχεδιάσει εκείνος όπως ακριβώς θέλει την διαδικασία της διάγνωσης και της θεραπείας, βασιζόμενος φυσικά και στα φυσιολογικά σήματα του ασθενούς. Η παραπάνω διαδικασία, η οποία αντικατοπτρίζει το προτεινόμενο σύστημα της παρούσας εργασίας, παρουσιάζεται πλήρως στο παρακάτω γράφημα, το οποίο απονέμει μια πλήρη εικόνα ολόκληρου του συστήματος.



7

Επίλογος

7.1 Σύνοψη και συμπεράσματα

Στην παρούσα εργασία, παρουσιάστηκε μια νέα προσέγγιση για τον σχεδιασμό ενός εικονικού περιβάλλοντος με ανατροφοδότηση στα συναισθήματα των χρηστών. Προτείναμε ένα διαδραστικό σύστημα, το οποίο συνδυάζει τα πλεονεκτήματα της τεχνολογίας VR με τον τομέα του “affective computing” και την αξιοπιστία των βιοαισθητήρων. Αποτέλεσμα του συνδυασμού αυτού είναι η δημιουργία εμπυθιστικών περιβαλλόντων, τα οποία αλληλεπιδρούν δυναμικά με τη συναισθηματική κατάσταση των χρηστών.

7.2 Μελλοντικές επεκτάσεις

Όπως είναι φυσικό, υπάρχουν ακόμα κάποιες κατευθύνσεις για μελλοντική δουλειά, προκειμένου να βελτιωθεί περαιτέρω η παραπάνω ιδέα και οι εφαρμογές της. Πρώτα από όλα, δοκιμάζοντας διαφορετικούς αισθητήρες, ακόμη και συνδυάζοντας περισσότερους από έναν για την παρακολούθηση των φυσιολογικών σημάτων ταυτόχρονα, θα είχαμε μία πιο σφαιρική άποψη για τις φυσιολογικές αντιδράσεις του χρήστη. Επιπλέον, μια άλλη κατεύθυνση για μελλοντική εργασία θα μπορούσε να περιλαμβάνει την επέκταση του παραπάνω μοντέλου, συμπεριλαμβάνοντας κι άλλα χαρακτηριστικά αναγνώρισης

συναισθήματος εκτός των φυσιολογικών σημάτων, όπως για παράδειγμα το “hand tracking” και το “full body capture-tracking”. Επιπροσθέτως, μια ακόμη βελτίωση θα μπορούσε να ήταν η χρήση πιο ανεπτυγμένων μεθοδολογιών machine learning και data mining, με σκοπό την επίτευξη μεγαλύτερων ακριβειών στην διαδικασία της ταξινόμησης. Τέλος, το εικονικό περιβάλλον καθαυτό θα μπορούσε να εμπλουτιστεί με το λεγόμενο “art & graphic design” , έτσι ώστε να επιτευχθεί η πλήρης «εμβύθιση» του χρήστη, σε συνδυασμό με πιο ρεαλιστικά σενάρια, γεγονός που θα καθιστούσε το συνολικό σύστημα καταλληλότερο για εφαρμογές στον πραγματικό κόσμο.

8

Βιβλιογραφία

1. Freeman D, Reeve S, Robinson A, et al. Virtual reality in the assessment, understanding, and treatment of mental health disorders. *Psychol Med.* 2017;47(14):2393-2400. doi:10.1017/S003329171700040X
2. W. B. Learning in Virtual Reality. *Univ Washingt.* 1990.
3. Μάθημα Μανόλης Γεργατσούλης Σαράντος Καπιδάκης Εικονική Πραγματικότητα Πίνακας Περιεχομένων. 2006.
4. Πανεπιστημιο πατρων σχολη θετικων επιστημων τμημα μαθηματικων μεταπτυχιακο προγραμμα σπουδων. 2008.
5. Bricken M. Virtual Worlds: No interface to design,. 1990.
6. W. R. Second Earth. *Technol Rev.* 2007.
7. Brown D. J., Mikropoulos T. A. and KSJ. A Virtual Laser Physics Laboratory. 1996.
8. Kalawsky R. The science of virtual reality and virtual environments. *Addison Wesley Publ Company.* 1993.
9. Burdea G. CP. Virtual Reality Technology”,. 1993.
10. Laurel B. The art of Human-Computer Interface Design,. 1990.
11. Benbow AA, Anderson PL. A meta-analytic examination of attrition in virtual reality exposure therapy for anxiety disorders. *J Anxiety Disord.* 2018;(February):0-1. doi:10.1016/j.janxdis.2018.06.006

12. Benbow, A. A. and Anderson PL. A meta-analytic examination of attrition in virtual reality exposure therapy for anxiety disorders. *J Anxiety Disord.* 2018.
13. Maples-keller, J. L., Bunnell, B. E., jin Kim, S., Barbara O, and Sciences B. Disorders. 2018.
14. Picard RW. *Affective Computing.* (321).
15. Evans JR. Photosynthesis and nitrogen relationships in leaves of C3 plants. 2014;(January 1989). doi:10.1007/BF00377192
16. Phillips A. The Brain and Emotion by Edmund T. Rolls. *Trends Cogn Sci - TRENDS COGN SCI.* 1999;3:281-282. doi:10.1016/S1364-6613(99)01317-0
17. J. M. Barbalet. Emotion , Social Theory , and Social Structure.
18. Frijda NH. The Laws of Emotion. :349-358.
19. Cannon WB. The James-Lange Theory of Emotions: A Critical Examination and an Alternative Theory. *Am J Psychol.* 1927;39(1/4):106-124. doi:10.2307/1415404
20. EKMAN P, FRIESEN W V, ELLSWORTH P. Preface. In: EKMAN P, FRIESEN W V, ELLSWORTH PBT-E in the HF, eds. *Pergamon General Psychology Series.* Vol 11. Pergamon; 1972:ix-x. doi:https://doi.org/10.1016/B978-0-08-016643-8.50004-5
21. Parrott WG, ed. *Emotions in Social Psychology: Essential Readings.* New York, NY, US: Psychology Press; 2001.
22. Plutchik R, Kellerman HBT-T of E, eds. EMOTION: Theory, Research, and Experience. In: Academic Press; 1980:ii. doi:https://doi.org/10.1016/B978-0-12-558701-3.50001-6
23. Mehrabian, A., & Russell JA. *An Approach to Environmental Psychology.* Cambridge, MA MIT Press. 1974.
24. Basco MR, Rush AJ. *Cognitive-Behavioral Therapy for Bipolar Disorder, Second Edition.* Guilford Publications; 2005. <https://books.google.gr/books?id=y6c45-CDbsMC>.
25. Algoe SB, Fredrickson BL, Gable SL. The social functions of the emotion of gratitude via expression. *Emotion.* 2013;13(4):605-609. doi:10.1037/a0032701
26. Leitenberg H. *Handbook of Aocial and Evalutaion Anxiety.* Univ Vermont. 1990.
27. Picard RW. *Affective Computing.* MIT Press; 2000. <https://books.google.gr/books?id=GaVncRTcb1gC>.
28. Rázuri JG, Sundgren D, Rahmani R, Cardenas AM. Automatic emotion recognition through facial expression analysis in merged images based on an artificial neural network. *Proc - 2013 12th Mex Int Conf Artif Intell MICAI 2013.* 2013:85-96.

- doi:10.1109/MICAI.2013.16
29. Tarnowski P, Kołodziej M, Majkowski A, Rak RJ. Emotion recognition using facial expressions. *Procedia Comput Sci.* 2017;108:1175-1184. doi:10.1016/j.procs.2017.05.025
 30. Gunawan TS, Alghifari MF, Morshidi MA, Kartiwi M. A review on emotion recognition algorithms using speech analysis. *Indones J Electr Eng Informatics.* 2018;6(1):12-20. doi:10.11591/ijeei.v6i1.409
 31. Noroozi F, Corneanu CA, Kamińska D, Sapiński T, Escalera S, Anbarjafari G. Survey on Emotional Body Gesture Recognition. 2018;XX(X):1-19. doi:10.1109/TAFFC.2018.2874986
 32. Haag A, Goronzy S, Schaich P, Williams J. Emotion Recognition Using Bio-Sensors: First Steps Towards an Automatic System. 1898:41971. doi:10.1007/b98229
 33. “What is Biofeedback?” *Assoc Appl Psychophysiol Biofeedback.* 2008.
 34. Garnet E. Dupuis. The Unconscious and Its Role in Biofeedback Processes Doctoral Dissertation BIOFEEDBACK Submitted by Garnet E. Dupuis.
 35. Moss D. *Psychophysiological Psychotherapy: The Use of Biofeedback, Biological Monitoring, and Stress Management Principles in Psychotherapy.* Vol 2.; 2005.
 36. LaVaque TJ. Neurofeedback, Neurotherapy, and quantitative EEG. *Handb mind-body Med Prim care.* 2003.
 37. Stern, R. M., Ray, W. J., & Quigley KS. Psychophysiological recording. *New York Oxford Univ Press.* 2001.
 38. Kamen G, Gabriel DA. *Essentials of Electromyography.* Human Kinetics; 2010. <https://books.google.gr/books?id=0a9LnwEACAAJ>.
 39. Harvey AM MR. Actions of durarizing preparations in the human. *J Pharmacol Exp Ther.* 1941.
 40. Boucsein W. Electrodermal Activity. 2012.
 41. Andreassi JL. Psychophysiology: Human Behaviour & Physiological Response. *Lawrence Erlbaum Assoc.* 2007.
 42. Frederic H. Martini EFB. *Essentials of Anatomy & Physiology.* 2001.
 43. Fernando Lopes da Silva MD PhD DLMS. *Niedermeyer’s Electroencephalography: Basic Principles, Clinical Applications, and Related Fields.* 2004.
 44. DO WTI. *Handbook of EEG Interpretation.* 2014.
 45. Evans J. Preface. In: Budzynski TH, Budzynski HK, Evans JR, Abarbanel ABT-I to QEEG and N (Second E, eds. San Diego: Academic Press; 2009:xix-xx.

doi:<https://doi.org/10.1016/B978-0-12-374534-7.00021-6>

46. de Trafford J LK. What does photoplethysmography measure? 1984.
47. MD LSL. Pathophysiology of Heart Disease: A Collaborative Project of Medical Students and Faculty. 2016.
48. M.D AK. ECG- simplified. 2010.
49. Liu G-Z, Huang B-Y, Wang L. A wearable respiratory biofeedback system based on generalized body sensor network. *Telemed J E Health*. 2011;17(5):348-357. doi:10.1089/tmj.2010.0182
50. Kemper KJ. Biofeedback and Mental Health. *Altern Complement Ther*. 2010;16(4):208-212. doi:10.1089/act.2010.16405
51. Rice, K.M., Blanchard, E.B. & Purcell M. Biofeedback treatments of generalized anxiety disorder: Preliminary results. 1993.
52. Reiner RH. Integrating a portable biofeedback device into clinical practice for patients with anxiety disorders: results of a pilot study. 2008.
53. Koven S. Veteran Treatments: PTSD Interventions. *Healthcare*. 2018;6(3):94. doi:10.3390/healthcare6030094
54. Karavidas MK, Lehrer PM, Vaschillo E, et al. Preliminary results of an open label study of heart rate variability biofeedback for the treatment of major depression. *Appl Psychophysiol Biofeedback*. 2007;32(1):19-30. doi:10.1007/s10484-006-9029-z
55. Kang EH, Park JE, Chung CS YB. Effect of biofeedback-assisted autogenic training on headache activity and mood states in Korean female migraine patients. 2009.
56. Freedman R PJ. Biofeedback and progressive relaxation treatment of sleep-onset insomnia: a controlled, all-night investigation. 1976.
57. Kramer M, Alessi C, Friedman L, Boehlecke B, Brown T, Coleman J, Kapur V, Lee-Chiong T, Owens J, Pancer J STAA of SM. Practice parameters for the psychological and behavioral treatment of insomnia: an update. An american academy of sleep medicine report. 2006.
58. Lenartowicz A, Loo SK. Use of EEG to diagnose ADHD. *Curr Psychiatry Rep*. 2014;16(11):498. doi:10.1007/s11920-014-0498-0
59. Simon P. The Business Case for Big Data. *Too Big to Ignore*. 2015:29-47. http://www.sas.com/storefront/aux/en/spbd2big/69508_excerpt.pdf.
60. Mitchell TM. Machine Learning. 1997.
61. Langley P. The changing science of machine learning. *Mach Learn*. 2011;82(3):275-279. doi:10.1007/s10994-011-5242-y

62. bishop christopher. *Christopher M Bishop ML Book.*; 1964. doi:10.1021/jo01026a014
63. Lee H, Grosse R, Ranganath R, Ng AY. Convolutional Deep Belief Networks. *Proc 26th Annu Int Conf Mach Learn - ICML '09.* 2009:1-8. doi:10.1145/1553374.1553453
64. Division CS, Park M, Langley P, Smyth P. Tree Augmented Bayesian Network Classifiers. 1997;163:131-163. http://www.cs.technion.ac.il/~dang/journal_papers/friedman1997Bayesian.pdf.
65. Goldberg DE, Holland JH. Genetic Algorithms and Machine Learning. *Mach Learn.* 1988;3(2):95-99. doi:10.1023/A:1022602019183
66. Chung JZ; ZZ; YL; NC; YG; JZ; HSH. Evolutionary Computation Meets Machine Learning: A Survey. 2011.
67. Russel S. 郎咸平说-我们的日子为什么这么难-扫描版.Pdf. doi:10.1017/S0269888900007724
68. Hinton G. Unsupervised Learning: Foundations of Neural Computation (Computational Neuroscience). 1999.
69. Liu YH, Wang XK, Liu PX, et al. Modification on the tribological properties of ceramics lubricated by water using fullerenol as a lubricating additive. *Sci China Technol Sci.* 2012;55(9):2656-2661. doi:10.1007/s11431-012-4938-y
70. Koelstra S, Muhl C, Lee J-S. DEAP: A Database for Emotion Analysis using Physiological Signals. 1990:1-15. doi:10.1109/T-AFFC.2011.15
71. Veer K, Sharma T. A novel feature extraction for robust EMG pattern recognition. *J Med Eng Technol.* 2016;40(4):149-154. doi:10.3109/03091902.2016.1153739
72. Nastase AS. How to Derive the RMS Value of Pulse and Square Waveforms. 2015.
73. Kuhlman D. *A Python Book: Beginning Python, Advanced Python, and Python Exercises.*
74. Pedregosa Fabian, Michel V, Grisel OLIVIER, et al. Scikit-learn: Machine Learning in Python Gaël Varoquaux Bertrand Thirion Vincent Dubourg Alexandre Passos PEDREGOSA, VAROQUAUX, GRAMFORT ET AL. Matthieu Perrot. *J Mach Learn Res.* 2011;12:2825-2830. doi:10.1007/s13398-014-0173-7.2
75. Ascher D, Dubois PF, Hinsin K, Hugunin J, T O. Numerical Python, Lawrence Livermore National Laboratory, Livermore, California, USA, Available at <http://www.pfdubois.com/numpy>. 2001.
76. <https://scipy.org/>.
77. Herbrich R. *Learning Kernel Classifiers Theory and Algorithms.* Vol 98.; 2003. doi:10.1198/jasa.2003.s270

78. https://www.tensorflow.org/api_docs/python/tf/estimator/DNNClassifier.
79. <https://towardsdatascience.com/understanding-learning-rates-and-how-it-improves-performance-in-deep-learning-d0d4059c1c10>.
80. https://www.tensorflow.org/api_docs/python/tf/train/FtrlOptimizer.
81. Gould J. Classification and Regression Trees (CART) Documentation. 1984.
82. Ho TK. Random Decision Forests. 1995.
83. Freedman DA. Statistical Models: Theory And Practice. 2005.
84. Yule GU. On the Theory of Correlation for any Number of Variables treated by a New System of Notation. *Biometrika*. 2006;6(1):124. doi:10.2307/2331571
85. Joseph S. Australian Literary Journalism and “Missing Voices”: How Helen Garner finally resolves this recurring ethical tension. *Journal Pract*. 2016;10(6):730-743. doi:10.1080/17512786.2015.1058180
86. <https://developers.google.com/machine-learning/crash-course/classification/accuracy>.
87. Hyndman, Rob J.; Koehler AB. Another look at measures of forecast accuracy. 2006.
88. Li Y. ThinkIR : The University of Louisville ’ s Institutional Repository Designing interactive virtual environments with feedback in health applications . 2018.
89. Gerardi M1, Cukor J, Difede J, Rizzo A RB. Virtual reality exposure therapy for post-traumatic stress disorder and other anxiety disorders. 2010.
90. Gregg M, Seigworth GJ, Theory A, Duke R. A n A rchive T heo ry for A ffect “ T. 2011;2(2).
91. <https://unity.com/>.