

ΤΕΧΝΟΛΟΓΙΚΟ ΕΚΠΑΙΔΕΥΤΙΚΟ ΙΔΡΥΜΑ ΗΠΕΙΡΟΥ

ΤΜΗΜΑ ΜΗΧΑΝΙΚΩΝ ΠΛΗΡΟΦΟΡΙΚΗΣ Τ.Ε.



ΠΤΥΧΙΑΚΗ ΕΡΓΑΣΙΑ

**Ανάλυση ύπνου και εντοπισμός συμβάντων με χρήση τεχνικών
μηχανικής μάθησης**



Ιωάννης Ντάκας

Επιβλέπων καθηγητής
Νικόλαος Γιαννακέας

- Άρτα 2018 -

SLEEP ANALYSIS AND EVENT DETECTION USING MACHINE LEARNING TECHNIQUES

Εγκρίθηκε από τριμελή εξεταστική επιτροπή

Άρτα, 6/7/2018

ΕΠΙΤΡΟΠΗ ΑΞΙΟΛΟΓΗΣΗΣ

1. Επιβλέπων καθηγητής

Νικόλαος Γιαννακέας,

Πανεπιστημιακός υπότροφος

2. Μέλος επιτροπής

Αλέξανδρος Τζάλλας,

Καθηγητής εφαρμογών

3. Μέλος επιτροπής

Μάρκος Τσίπουρας,

Πανεπιστημιακός υπότροφος

Ο Προϊστάμενος του Τμήματος

Χρυσόστομος Στύλιος,

Καθηγητής

© Ντάκας, Ιωάννης, 2018.

Με επιφύλαξη παντός δικαιώματος. All rights reserved.

Δήλωση μη λογοκλοπής

Δηλώνω υπεύθυνα και γνωρίζοντας τις κυρώσεις του Ν. 2121/1993 περί Πνευματικής Ιδιοκτησίας, ότι η παρούσα πτυχιακή εργασία είναι εξ ολοκλήρου αποτέλεσμα δικής μου ερευνητικής εργασίας, δεν αποτελεί προϊόν αντιγραφής ούτε προέρχεται από ανάθεση σε τρίτους. Όλες οι πηγές που χρησιμοποιήθηκαν (κάθε είδους, μορφής και προέλευσης) για τη συγγραφή της περιλαμβάνονται στη βιβλιογραφία.

Ντάκας, Ιωάννης

Υπογραφή

ΕΥΧΑΡΙΣΤΙΕΣ

Για την παρούσα πτυχιακή εργασία, θα ήθελα να ευχαριστήσω τον επιβλέπων καθηγητή μου κ. Γιαννακέα Νικόλαο για την ανάθεση του θέματος, την πολύτιμη βοήθεια του, το ενδιαφέρον του αλλά και τον χρόνο που διέθεσε για την διεκπεραίωση της πτυχιακής εργασίας. Επίσης θα ήθελα να ευχαριστήσω και τους καθηγητές μου κ. Τζάλλα Αλεξάνδρο κ. Μάρκο Τσίπουρα για τις σημαντικές υποδείξεις και συμβουλές τους. Τέλος θα ήθελα να εκφράσω ένα τεράστιο ευχαριστώ στην οικογένεια μου, για την στήριξη και την εμπιστοσύνη που μου έδειξε όλα αυτά τα χρόνια των σπουδών μου.

Περίληψη

Στην παρούσα πτυχιακή εργασία, έγινε ανάλυση του ύπνου και εντοπισμός συμβάντων κατά τη διάρκεια του ύπνου. Συγκεκριμένα ο σκοπός της εργασίας ήταν η ανάπτυξη ενός προγράμματος για να εντοπιστεί η άπνοια και πότε συμβαίνει κατά την διάρκεια του ύπνου. Άπνοια σημαίνει προσωρινή παύση της αναπνοής για χρονικό διάστημα τουλάχιστον 10 δευτερολέπτων. Στο χρονικό αυτό διάστημα ούτε εισέρχεται ούτε εξέρχεται αέρας στο αναπνευστικό σύστημα. Αξίζει να σημειωθεί πως εκτός από την άπνοια, υπάρχει και η υπόπνοια. Στην υπόπνοια δεν υπάρχει διακοπή του αέρα, απλώς μείωση της ροής του αέρος πάνω από το 50%. Υπάρχουν διάφοροι είδη άπνοιας και υπόπνοιας. Αυτές είναι η κεντρική, η αποφρακτική και η μεικτή. Για αυτό το λόγο πραγματοποιήσαμε δύο σενάρια ταξινόμησης. Στο πρώτο σενάριο ταξινομήσαμε τα δεδομένα ανάμεσα σε άπνοια και υπόπνοια και στο άλλο σενάριο ταξινομήσαμε τα δεδομένα ανάμεσα σε κάθε είδος άπνοιας και υπόπνοιας. Για την ταξινόμηση χρησιμοποιήθηκαν διάφοροι μέθοδοι όπως ο J48 Decision tree, ο Naive Bayes και ο Support Vector Machines. Αυτοί οι μέθοδοι ταξινόμησης χρησιμοποιήθηκαν πάνω σε ένα σύνολο δεδομένων με το όνομα ISRUC-Sleep από το πανεπιστήμιο της Coimbra. Αυτό το σύνολο δεδομένων έχει δημιουργηθεί για να βοηθήσει τους ερευνητές ύπνου στην μελέτη τους.

Λέξεις-κλειδιά: διαταραχές ύπνου, άπνοια, υπόπνοια, ηλεκτροεγκεφαλογράφημα, μηχανική μάθηση

Abstract

In this diploma thesis, sleep analysis and event detection during sleep was done. In particular, the purpose of the diploma was the development of a program for apnea detection and when happens during sleep. Apnea means temporary pause of the breath for a period time of at least 10 seconds. During this time, neither enters nor exits air in the respiratory system. It is worth noting that apart from apnea, there is also hypopnea. In hypopnea, the air is not interrupted, but there is just more than 50% of reduction in the air flow. There are various types of apnea and hypnopnea. These are central, obstructive and mixed. For this reason, we made two classification scenarios. In the first scenario we classified the data between apnea and hypopnea and in the second scenario we classified the data between each type of apnea and hypopnea. Various methods such as the J48 Decision tree, Naive Bayes and Support Vector Machines have been used for the classification. These classification methods were used on a dataset called ISRUC-Sleep by the University of Coimbra that was created aiming to help sleep researchers in their studies.

Keywords: sleep disorders, apnea, hypopnea, electro-encephalographs, machine learning

ΠΕΡΙΕΧΟΜΕΝΑ

ΕΙΣΑΓΩΓΗ.....	11
ΚΕΦΑΛΑΙΟ 1: Ανάλυση ύπνου	12
1.1 Διαταραχές Ύπνου	12
1.1.1 Αϋπνία	13
1.1.2 Διαταραχές αναπνοής	16
1.2 Παράγοντες που επηρεάζουν τον ύπνο	18
1.3 Αντιμετώπιση διαταραχών ύπνου	20
1.4 Επιπτώσεις υπνικής άπνοιας	23
ΚΕΦΑΛΑΙΟ 2: Ανάλυση ύπνου και βιοσήματα	26
2. 1 Ρυθμός αναπνοής	26
2.2 Στάση σώματος	28
2.3 Οξυμετρία	32
2.4 Ηλεκτροεγκεφαλογράφημα	35
2.5 Ροχαλητό	38
ΚΕΦΑΛΑΙΟ 3: Ευφυείς μέθοδοι μηχανικής μάθησης	40

3.1 Γενικά για μηχανική μάθηση και data mining.....	40
3.1.1 Μηχανική μάθηση (Machine Learning)	40
3.1.2 Data mining	43
3.2 Μέθοδοι ταξινόμησης	49
3.2.1 Linear Discriminant Analysis (LDA)	49
3.2.2 Perceptron	53
3.2.3 Support Vector Machines (SVM)	60
 ΚΕΦΑΛΑΙΟ 4: Υλοποίηση και αποτελέσματα	66
4.1 Σύνολο δεδομένων.....	66
4.2 Υλοποίηση σεναρίου ταξινόμησης και αποτελέσματα	69
 ΚΕΦΑΛΑΙΟ 5 Συμπεράσματα	78
 ΒΙΒΛΙΟΓΡΑΦΙΑ	80

ΕΙΣΑΓΩΓΗ

Οι διαταραχές του ύπνου περιλαμβάνουν οποιαδήποτε δυσκολία σχετική με τον ύπνο. Υπάρχουν διάφορες διαταραχές ύπνου όπως η αϋπνία και η άπνοια. Άπνοια σημαίνει προσωρινή παύση της αναπνοής για χρονικό διάστημα τουλάχιστον 10 δευτερολέπτων. Στην παρούσα πτυχιακή εργασία γίνεται ανάλυση και εντοπισμός συμβάντων κατά τη διάρκεια του ύπνου. Συγκεκριμένα αναπτύχθηκε ένα πρόγραμμα για να εντοπιστεί η άπνοια και τότε συμβαίνει κατά την διάρκεια του ύπνου.

Στο πρώτο κεφάλαιο αναλύεται ο ύπνος. Συγκεκριμένα γίνεται η ανάλυση για τις διαταραχές ύπνου, όπως είναι η αϋπνία και η ανάλυση για τις διαταραχές αναπνοής, όπως είναι η άπνοια. Παρουσιάζονται οι παραγοντες που επηρεάζουν τον ύπνο αλλά και πως μπορούμε να αντιμετωπίσουμε αυτές τις διαταραχές.

Συνεχίζουμε την ανάλυση του ύπνου και στο δεύτερο κεφάλαιο. Σε αυτό το κεφάλαιο γίνεται η ανάλυση του ρυθμού αναπνοής και την στάση του σώματος κατά τη διάρκεια του ύπνου με την χρήση επιταχυνσιόμετρων. Επιπλέον εξηγείται η παλμική οξυμετρία η οποία είναι μια γρήγορη, εύκολη και μη επεμβατική μέθοδος που χρησιμοποιείται ευρέως για την παρακολούθηση του κορεσμού οξυγόνου (SaO₂). Στην συνέχεια αναφέρουμε τι είναι το ηλεκτροεγκεφαλογράφημα, που χρησιμοποιείται και γιατί. Τελειώνουμε το κεφάλαιο αναλύοντας μιας άλλη διαταραχής αναπνοής, το ροχαλητό.

Στο τρίτο κεφάλαιο εξηγείται η μηχανική μάθηση και το data mining. Παρουσιάζονται διάφοροι μέθοδοι ταξινόμησης και συγκεκριμένα ο Linear Discriminant Analysis, ο Perceptron και ο Support Vector Machines.

Το τέταρτο κεφάλαιο είναι ο πιο σημαντικός και ο σκοπός της παρούσας εργασίας. Σε αυτό το κεφάλαιο παρουσιάζεται το σύνολο δεδομένων που χρησιμοποιήθηκε καθώς και πως έγινε η υλοποίηση των σεναρίων ταξινόμησης και τα αποτελέσματα τους.

Στο τελευταίο κεφάλαιο αναφέρονται τα συμπεράσματα που διαπιστώθηκαν από τα αποτελέσματα.

ΚΕΦΑΛΑΙΟ 1

ΑΝΑΛΥΣΗ ΥΠΝΟΥ

1.1 Διαταραχές ύπνου

Οι διαταραχές του ύπνου περιλαμβάνουν οποιαδήποτε δυσκολία σχετική με τον ύπνο. Πιο συγκεκριμένα δυσκολία στο να κοιμηθεί κάποιος, να κοιμάται σε ακατάλληλες ώρες, ή και μη φυσιολογικές συμπεριφορές κατά τη διάρκεια του ύπνου. Οι διαταραχές του ύπνου, σύμφωνα με το DSM IV-TR, χωρίζονται σε 4 μεγάλους τομείς, ανάλογα με την αιτιολογία τους:

1. Κύριες διαταραχές ύπνου: οι οποίες χωρίζονται σε 2 είδη, Dysomnia και Parasomnia και οι οποίες δεν σχετίζονται με τις αιτιολογίες των υπόλοιπων 3 κατηγοριών.

- Dysomnia: χαρακτηρίζονται από ανωμαλίες στην χρονική διάρκεια, την ποιότητα, αλλά και την ώρα που ένα άτομο κοιμάται.
- Parasomnia: χαρακτηρίζονται από ανώμαλες συμπεριφορές ή φυσιολογικής φύσεως γεγονότα που σχετίζονται με τον ύπνο, καθώς και από τα συγκεκριμένα στάδια του ύπνου και τις εναλλαγές ύπνου – ξύπνιου.

2. Διαταραχές ύπνου σχετιζόμενες με ψυχοπαθολογία: οι οποίες έρχονται ως αποτέλεσμα της ψυχοπαθολογίας.

3. Διαταραχές ύπνου σχετιζόμενες με κλινικά προβλήματα: οι οποίες έρχονται ως αποτέλεσμα των διαταραχών στην υγεία του ατόμου, οι οποίες πιθανώς επηρεάζουν τον κύκλο ύπνου – ξύπνιου.

4. Διαταραχές ύπνου σχετιζόμενες με χρήση ουσιών: οι οποίες έρχονται ως αποτέλεσμα χρήσης ουσιών (καφεΐνη, φάρμακα)[11-12].

1.1.1 Αϋπνία

Ένας από τους πιο συνηθισμένους και περίπλοκους ρυθμούς του ανθρώπου είναι ο ύπνος. Τα άτομα περνούν ένα μεγάλο μέρος της ζωής τους σε κατάσταση ύπνου. Υπάρχουν πολλοί λόγοι για τους οποίους οι άνθρωποι κοιμούνται. Ο ύπνος είναι απαραίτητος προκειμένου ο οργανισμός να αποκαταστήσει μειωμένα αποθέματα ενέργειας, να επισκευάσει τα κύτταρα και να ενισχύσει το ανοσοποιητικό σύστημα. Με συνεχή και παρατεταμένη αποτυχία στον ύπνο, το ανθρώπινο σώμα αρχίζει μια καθοδική σπείρα που μπορεί να οδηγήσει σε ασθένεια ή και το θάνατο σε πιο σοβαρές περιπτώσεις. Έτσι, ο ύπνος είναι ζωτικής σημασίας. Ωστόσο, πολλοί άνθρωποι υποφέρουν από διάφορους τύπους διαταραχών ύπνου, στους οποίους διαταράσσεται η ικανότητα για ξεκούραστο ύπνο. Μια τέτοια διαταραχή ονομάζεται αϋπνία[5].

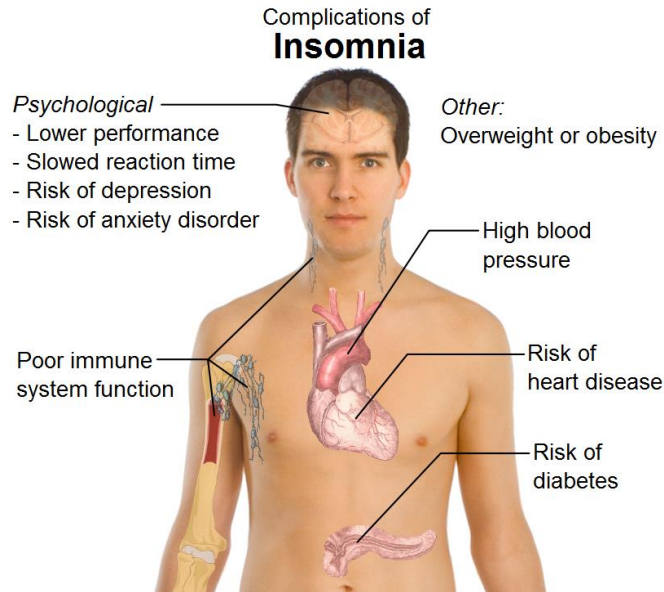


Εικόνα 1.1: Αϋπνία

Η αϋπνία είναι ο συνηθέστερος τύπος διαταραχής του ύπνου. Είναι ένα σημαντικό πρόβλημα δημόσιας υγείας εξαιτίας των υψηλών επιπτώσεων και των προκλήσεων

διαχείρισής της. Ορίζεται ως μια επίμονη δυσκολία στην έναρξη ή τη διατήρηση του ύπνου ή σε μια έκθεση μη αποκαταστικού ύπνου, δηλαδή ο ύπνος είναι κακής ποιότητας και έτσι δεν ξεκουράζει τον οργανισμό. Η αϋπνία μπορεί να προκληθεί από ψυχιατρικές και ιατρικές καταστάσεις, ανθυγιεινές συνήθειες ύπνου, συγκεκριμένες ουσίες ή και ορισμένους βιολογικούς παράγοντες. Πρόσφατα, οι ερευνητές έχουν αρχίσει να σκέφτονται για την αϋπνία ως ένα πρόβλημα του εγκεφάλου που δεν μπορεί να σταματήσει να είναι ξύπνιος. Γενικά ο εγκέφαλος έχει έναν κύκλο ύπνου και έναν κύκλο εγρήγορσης – όταν το ένα είναι ενεργοποιημένο το άλλο είναι απενεργοποιημένο. Επίσης μελέτες δείχνουν ότι η αϋπνία επηρεάζει αρνητικά την απόδοση της εργασίας, υπονομεύει τη λήψη αποφάσεων και μπορεί να βλάψει τις σχέσεις. Στις περισσότερες περιπτώσεις, οι άνθρωποι με αϋπνία αναφέρουν μια χειρότερη ποιότητα ζωής [1-3].

Πολλές επιδημιολογικές μελέτες σε διάφορα κοινωνικοπολιτισμικά περιβάλλοντα έχουν δείξει ότι περίπου ένα 20% έως 30% των ατόμων όλων των ηλικιών δεν είναι ικανοποιημένα με την ποσότητα ή και την ποιότητα του ύπνου τους. Η αϋπνία είναι πιο συνηθισμένη σε ομάδες όπως ηλικιωμένοι, ενήλικες, γυναίκες, άτομα υπό άγχος και άτομα με ορισμένα προβλήματα υγείας και ψυχικής υγείας, όπως η κατάθλιψη. Οι εκτιμήσεις της επικράτησης της άπνοιας εξαρτώνται από τα κριτήρια που χρησιμοποιούνται για τον ορισμό της αϋπνίας και κυρίως από τον πληθυσμό που μελετήθηκε. Μια γενική συναίνεση που έχει αναπτυχθεί από μελέτες, δείχνει πως περίπου το 30% μιας ποικιλίας δειγμάτων ενηλίκων, που προέρχονται από διαφορετικές χώρες, αναφέρουν ένα ή περισσότερα από τα συμπτώματα της αϋπνίας: δυσκολία στην έναρξη του ύπνου, δυσκολία διατήρησης του ύπνου, πολύ νωρίς ξύπνημα, κακή ποιότητα του ύπνου [10].



Εικόνα 1.2: Επιπλοκές της αϋπνίας

Η αϋπνία μπορεί να χαρακτηριστεί με δύο τύπους: πρωτογενής και δευτερογενής αϋπνία. Η πρωτογενής αϋπνία σημαίνει ότι ένα άτομο έχει προβλήματα ύπνου που δεν συνδέονται άμεσα με οποιαδήποτε άλλη κατάσταση ή πρόβλημα υγείας. Η δευτερογενής αϋπνία σημαίνει ότι ένα άτομο έχει προβλήματα ύπνου εξαιτίας άλλων λόγων, όπως μια κατάσταση υγείας (άσθμα, κατάθλιψη, αρθρίτιδα, καρκίνος ή καούρα) ή και από χρήση ορισμένων ουσιών όπως το αλκοόλ [7]. Η αϋπνία ποικίλλει επίσης για το πόσο διαρκεί και πόσο συχνά συμβαίνει. Σύμφωνα με τον Badr η αϋπνία μπορεί να ταξινομηθεί τόσο σε βραχυπρόθεσμη (οξεία) όσο και σε χρόνια περίπτωση. Η οξεία ή βραχυπρόθεσμη αϋπνία μπορεί να διαρκέσει μόνο μια νύχτα ή μερικές εβδομάδες. Μπορεί να οφείλεται σε φάρμακα όπως εκείνα που θεραπεύουν το άσθμα, αλλεργίες, κρυολογήματα και κατάθλιψη, καθώς μπορούν να παρεμβαίνουν στον ύπνο. Μπορεί επίσης να προκληθεί από περιβαλλοντικούς παράγοντες που περιλαμβάνουν φως, θόρυβο και εξαιρετικά υψηλές θερμοκρασίες[6][8]. Από την άλλη, η αϋπνία ορίζεται ως χρόνια όταν ένα άτομο δεν μπορεί να κοιμηθεί τουλάχιστον τρεις νύχτες την εβδομάδα και διαρκεί τουλάχιστον τρεις μήνες. Οι αλλαγές στο περιβάλλον., οι ανθυγιεινές συνήθειες ύπνου, η εργασία με βάρδιες, άλλες κλινικές διαταραχές και ορισμένα φάρμακα θα μπορούσαν να οδηγήσουν σε μακροχρόνιο πρότυπο ανεπαρκούς ύπνου. Πρόκειται για μια περίπλοκη διαταραχή με

πολλές πιθανές αιτίες. Σε περισσότερες από τις μισές περιπτώσεις επίμονης αϋπνίας η αιτία φαίνεται να είναι μια φυσική ασθένεια, όπως διαταραχές αναπνοής ή μυϊκή δραστηριότητα [4,9].

1.1.2 Διαταραχές αναπνοής

Πριν ξεκινήσουμε να εξηγούμε τις διάφορες διαταραχές αναπνοής θα εξηγήσουμε το αναπνευστικό σύστημα του ανθρώπου. Το ανθρώπινο αναπνευστικό σύστημα βρίσκεται στο θώρακα. Το θωρακικό τοίχωμα αποτελείται από σκελετικά και μυϊκά συστατικά, τα οποία εκτείνονται μεταξύ της 1^{ης} πλευρικής πλευράς και της 12^{ης}, του πλευρικού περιθωρίου και της διεργασίας xiphoid κατώτερα [19]. Το αναπνευστικό σύστημα μπορεί να ταξινομηθεί ως προς τη λειτουργία και την ανατομία του. Λειτουργικά χωρίζεται σε δύο ζώνες. Η αγωγή ζώνη, εκτείνεται από τη μύτη έως τα βρόγχια και χρησιμεύει ως οδός για τη διοχέτευση εισπνεόμενων αερίων. Από την άλλη η ζώνη αναπνοής είναι η θέση για την ανταλλαγή αερίων. Αποτελείται από κυψελιδικό αγωγό, κυψελιδικό σάκο και κυψελίδες. Ανατομικά, χωρίζεται σε ανώτερη και κατώτερη αναπνευστική οδό. Ο ανώτερος αναπνευστικός σωλήνας ξεκινάει από τη μύτη και τελειώνει στον λάρυγγα, ενώ η κατώτερη αναπνευστική οδός συνεχίζει από την τραχεία προς τις κυψελίδες περιφερειακά [20].

Ο όρος διαταραχή αναπνοής κατά τον ύπνο περιλαμβάνει μια σειρά από καταστάσεις που χαρακτηρίζονται από μη φυσιολογική αναπνοή κατά την διάρκεια του ύπνου. Σε πολλές περιπτώσεις αυτό σχετίζεται με στένωση ή απόφραξη του ανώτερου αεραγωγού (φάρυγγα). Η πιο συνηθισμένη είναι η υπνική άπνοια. Άπνοια σημαίνει προσωρινή παύση της αναπνοής. Η άπνοια είναι μια άλλη διαταραχή του ύπνου που συνδέεται με την αϋπνία. Η διαταραγμένη αναπνοή κυμαίνεται από διαλείπουσα (διακοπτόμενη) ή μερική απόφραξη του αεραγωγού χωρίς διαταραχή ύπνου (ροχαλητό). Επιπλέον με συχνές άπνυες που συνδέονται με επαναλαμβανόμενη υποξαιμία, δηλαδή όταν μια περιοχή στερείται επαρκούς ποσότητας οξυγόνου, καθώς και αφυπνίσεις που οδηγούν σε διακοπή ύπνου και υπνηλία κατά την διάρκεια της ημέρας. Είναι δυνατόν να διακρίνουμε τρεις τύπους άπνοιας:

- **Obstructive Sleep Apnea (OSA):** η αποφρακτική άπνοια ύπνου είναι ο πιο συνηθισμένος τύπος άπνοιας στον ύπνο, που αποτελεί το 84% της διάγνωσης της άπνοιας κατά τον ύπνο. Στις περισσότερες περιπτώσεις αποφρακτικής άπνοιας στον ύπνο, ο αεραγωγός σταματά να ρέει στους πνεύμονες εξαιτίας ενός μπλοκαρίσματος (ή απόφραξης) στον ανώτερο αεραγωγό – δηλαδή στη μύτη ή στο λαιμό.



Partially closed airway

Εικόνα 1.3: Μερική απόφραξη αεραγωγού

- **Central Sleep Apnea (CSA):** η κεντρική άπνοια είναι γενικά σπάνια. Στις περιπτώσεις CSA, ο αεραγωγός είναι στην πραγματικότητα ανοιχτός, αλλά ο αέρας σταματά να ρέει στους πνευμόνες επειδή δεν γίνεται καμία προσπάθεια να αναπνεύσει. Αυτό συμβαίνει βασικά επειδή η επικοινωνία μεταξύ του εγκεφάλου και του σώματος έχει χαθεί, οπότε η αυτόματη δράση της αναπνοής σταματά.
- **Mixed Sleep Apnea (MSA):** αυτός είναι ένας συνδυασμός τόσο OSA (όπου υπάρχει ένα μπλοκάρισμα ή παρεμπόδιση στον ανώτερο αεραγωγό) και CSA (όπου δεν γίνεται προσπάθεια να αναπνεύσει) [22].

Ο όρος αποφρακτική υπνικής άπνοιας (ΑΥΑ - OSA) αναφέρεται σε διαλείπουσα απόφραξη του αεραγωγού, ανεξάρτητα από την παρουσία συμπτωμάτων κατά την διάρκεια της ημέρας. Εάν όμως προκύψουν συμπτώματα, η κατάσταση ονομάζεται σύνδρομο αποφρακτικής υπνικής άπνοιας (ΣΑΥΑ – OSAS), γνωστό και ως σύνδρομο αποφρακτικής υπνικής άπνοιας/υπόπνοιας (OSAHS: Obstructive Sleep Apnoea -

Hypopnoea Syndrome) Το σύνδρομο αποφρακτικής υπνικής άπνοιας/υπόπνοιας (OSAHS) είναι μια σημαντική ιατρική κατάσταση που φάνηκε στο προσκύνιο τις τελευταίες πέντε δεκαετίες [13]. Είναι μια σημαντική αιτία νοσηρότητας και σημαντικής αιτίας θνησιμότητας παγκοσμίως, συμπεριλαμβανομένων αναπτυγμένων και αναπτυσσόμενων εθνών. Μια έρευνα που πραγματοποιήθηκε στην Abuja της Νιγηρίας [14] έδειξε ότι το OSAHS μπορεί να είναι ένα πιο κοινό ιατρικό πρόβλημα από όσο φανταζόταν προηγουμένως. Είναι μια κοινή αιτία της υπνηλίας κατά τη διάρκεια της ημέρας.

Γενικά η άπνοια ορίζεται ως η διακοπή της ροής του αέρα για τουλάχιστον 10 δευτερολέπτων και παρατηρείται τόσο την κεντρική άπνοια (CSA) όσο και στην αποφρακτική άπνοια (OSA). Διακρίνονται από έλλειψη αναπνευστικής προσπάθειας στην CSA έναντι της συνεχούς αλλά αναποτελεσματικής αναπνευστικής προσπάθειας στην OSA. Η υπόπνοια ορίζεται ως η μείωση του εξαερισμού τουλάχιστον κατά 50%, που έχει ως αποτέλεσμα τη μείωση του αρτηριακού κορεσμού κατά 4% ή περισσότερο λόγω της μερικής απόφραξης των αεραγωγών [13-15]. Τέλος στο OSAHS, υπάρχει επαναλαμβανόμενη κατάρρευση του ανώτερου αεραγωγού, ο οποίος μπορεί να είναι μερικός ή ολικός, οδηγώντας σε υπόπνοια ή άπνοια, αντίστοιχα. Κατά τη διάρκεια του ύπνου, εμφανίζεται περισσότερο από πέντε φορές την ώρα σύμφωνα με τον δείκτη άπνοιας – υπόπνοιας (AHI) [16].

1.2 Παράγοντες που επηρεάζουν τον ύπνο

Υπάρχουν διάφοροι παράγοντες που επηρεάζουν τον ύπνο. Αυτοί οι παράγοντες μπορούν να είναι τόσο εσωτερικοί όσο και εξωτερικοί. Οι εσωτερικοί παράγοντες που επηρεάζουν την ικανότητα μας να κοιμηθούμε περιλαμβάνουν αλλαγές στο σώμα όπως μεταβολές στις λειτουργίες του εγκεφάλου όταν περνάει από τα στάδια ανάπτυξης ή ψυχικού στρες. Οι εξωτερικοί παράγοντες που επηρεάζουν τον ύπνο μας περιλαμβάνουν τρόφιμα που τρώμε, το περιβάλλον του ύπνου μας και τα φάρμακα που παίρνουμε. Όλοι αυτοί οι παράγοντες, μεμονωμένα ή σε συνδυασμό, έχουν αντίκτυπο στο πόσο καλά

κοιμόμαστε. Εδώ θα παρουσιάσουμε μερικούς από τους κοινούς παράγοντες που μπορούν να καταστρέψουν έναν καλό ύπνο.

Ένας κύριος παράγοντας είναι το φως. Το φως μπορεί να έχει σημαντικό αντίκτυπο στον κύκλο του ύπνου μας. Οι αμφισβηστροειδείς στα μάτια μας αντιδρούν στο φως μέσω της παρουσίας κυττάρων ευαίσθητων στο φως. Αυτά τα κύτταρα τοποθετούνται στις ίδιες περιοχές με τα ραβδία ή ραβδιοφόρα κύτταρα και τα κωνία ή κωνιοφόρα κύτταρα που είναι υπεύθυνα για την όραση. Αυτά λένε στον εγκέφαλο εάν είναι ημέρα ή νύχτα, έτσι ώστε να ξέρει πότε να προκαλέσει ύπνο. Δυστυχώς, δεδομένου ότι οι συνθετικές πηγές φωτός είναι γύρω μας, καθιστά δυσκολότερο για τον εγκέφαλο να επεξεργαστεί σωστά αυτές τις πληροφορίες. Αυτό μπορεί να οδηγήσει σε ένα σύγχρονο κερκαδικό ρυθμό, που τελικά προκαλεί μείωση του χρόνου ύπνου.

Ένας δεύτερος παράγοντας που επηρεάζει τον ύπνο είναι τα απαιτητικά ωράρια εργασίας. Ο τρόπος που εργαζόμαστε σήμερα έχει αλλάξει πολύ και όχι απαραίτητα προς το καλύτερο. Λόγω της αύξησης του καταλωτισμού, οι επιχειρήσεις αναγκάζονται να παράγουν αγαθά ή να παρέχουν υπηρεσίες 24/7, πράγμα που σημαίνει ότι οι εργαζόμενοι αναγκάζονται να εργάζονται σε διάφορες βάρδιες. Οι άνθρωποι που εργάζονται σε περιττές βάρδιες συνήθως υποφέρουν από αϋπνία, όπου δεν μπορούν να κοιμηθούν όταν το χρειάζονται. Αυτή η συνεχής μετατόπιση των ωραρίων εργασίας μπορεί να έχει πολύ αρνητικό αντίκτυπο στον κύκλο ύπνου-αφύπνισης του σώματος.

Φυσικά και οι ιατρικές συνθήκες, τόσο σωματικές όσο και ψυχολογικές, μπορούν να παρεμποδίσουν την ικανότητα του ατόμου να κοιμάται σωστά. Αυτό μπορεί να προκληθεί λόγω του πόνου που προκύπτει από φυσιολογικά προβλήματα όπως η γαστροοισοφαγική παλινδρόμηση, η αρθρίτιδα και μια σειρά από άλλες ιατρικές παθήσεις. Συγκριμένα παράγοντες όπως ο σακχαρώδης διαβήτης, οι καρδιακές παθήσεις, η εμμηνόπαυση[25], επηρεάζουν την ποιότητα του ύπνου. Σε μια μελέτη, διαπιστώθηκε ότι χρησιμοποιώντας τον Δείκτη Ποιότητας (Sleep Quality) του Pittsburgh, οι ασθενείς με σακχαρώδη διαβήτη τύπου 2 είχαν περισσότερες πιθανότητες να έχουν χαμηλή ποιότητα ύπνου[26]. Αναφέρθηκε επίσης ότι η σοβαρότητα των παραπόνων στις

διαταραχές του ύπνου αυξήθηκε όταν εμφανίστηκαν παράγοντες καρδιαγγειακού κινδύνου και αυξημένα επίπεδα ινωδογόνου και C αντιδραστικής πρωτεΐνης (CRP) [27].

Μια άλλη αιτία που επηρεάζει τον ύπνο είναι η εμμηνόπαυση. Έχει αναφερθεί ότι οι γυναίκες που έλαβαν εμμηνόπαυση ήταν πιο πιθανό να έχουν προβλήματα ύπνου[28][29]. Η επικράτηση των παραπόνων του ύπνου αυξήθηκε δραματικά από το 12% σε 40% κατά τη διάρκεια αυτής της περιόδου [30]. Παράλληλα, τα ψυχολογικά ζητήματα όπως το άγχος, η κατάθλιψη και το άγχος είναι επίσης γνωστό ότι εμποδίζουν τον κατάλληλο ύπνο. Τα άτομα που πάσχουν από τέτοιες ψυχολογικές καταστάσεις συνήθως αισθάνονται ύπνο μόνο κατά τη διάρκεια του κύκλου REM. Ο ύπνος REM (Rapid Eye Movement), γνωστός και ως ύπνος γρήγορων κινήσεων των ματιών, είναι το πέμπτο βαθύτερο στάδιο του ύπνου και χαρακτηρίζεται από γρήγορες κινήσεις των ματιών.

Τέλος, όπως ανέφεραν και οι Leah A. Irish ουσίες όπως το αλκοόλ και η καφεΐνη επηρεάζουν την ικανότητα του να κοιμηθεί κάποιος [31]. Η αδενοσίνη είναι μια χημική ουσία που παράγεται από τον εγκέφαλο και είναι καθοριστική για την πρόκληση ύπνου. Η καφεΐνη αναστέλλει την παραγωγή αυτής της χημικής ουσίας, εμποδίζοντας έτσι τον ύπνο. Το αλκοόλ, αν και είναι ικανό να προκαλέσει ύπνο, καταλήγει να επηρεάζει τη συνολική ποιότητα του ύπνου. Αυτό οφείλεται στο γεγονός ότι το οινόπνευμα έχει τη δυνατότητα να προκαλέσει διέγερση και δεδομένου ότι το αλκοόλ χρειάζεται χρόνο για να μεταβολιστεί μετά την κατανάλωση, μας προκαλεί να ξυπνάμε στη μέση του ύπνου [23-24].

1.3 Αντιμετώπιση διαταραχών ύπνου

Η διάγνωση της αϋπνίας και ο προγραμματισμός της θεραπείας της βασίζονται σε ένα λεπτομερές ιστορικό ύπνου για την αντιμετώπιση παραγόντων που συμβάλλουν καθώς και δυσπροσαρμοστικές συμπεριφορές που οδηγούν σε κακό ύπνο. Η χρήση ενός αρχείου καταγραφής ύπνου είναι ακριβέστερη από την ανάκληση από τον ασθενή για τον προσδιορισμό των τρόπων ύπνου του. Μια μελέτη ύπνου δεν ενδείκνυται συνήθως για

την αξιολόγηση την αϋπνίας. Η γνωστική συμπεριφορική θεραπεία για την αϋπνία (Cognitive Behavioral Therapy for Insomnia – CBT-I) είναι ο βασικός άξονας της θεραπείας και είναι μια ασφαλής και αποτελεσματική προσέγγιση [1]. Η CBT-I περιλαμβάνει 3 συνιστώσες – συμπεριφορές, γνωστικές και εκπαιδευτικές – και παρουσιάζεται συνήθως σε μια ομάδα ή σε ατομική θεραπεία. Τα αποδεικτικά στοιχεία που υποστηρίζουν αυτή τη συμπεριφορική προσέγγιση δείχνουν ότι η CBT-I είναι αποτελεσματική για το 70% έως 80% των ασθενών και ότι μπορεί να μειώσει σημαντικά αρκετά μέτρα αϋπνίας, συμπεριλαμβανομένης της λανθάνουσας κατάστασης ύπνου και της έναρξης ύπνου. Εκτός από τις κλινικά μετρήσιμες αλλαγές, αυτό το θεραπευτικό σύστημα επιτρέπει σε πολλούς ασθενείς να ανακτήσουν ένα αίσθημα ελέγχου στον ύπνο τους, μειώνοντας έτσι τη συναισθηματική δυσφορία που προκαλούν οι διαταραχές του ύπνου[20].

Από την πλευρά της άπνοιας και συγκεκριμένα μόλις γίνει η διάγνωση του OSAS, η θεραπεία του είναι σχετικά απλή. Πρέπει να αντιμετωπιστούν τα μέτρα για τον τρόπο ζωής, όπως είναι η απώλεια βάρους, η κατανάλωση αλκοόλ και το κάπνισμα. Ωστόσο, η συνηθέστερη και ταχύτερα αποτελεσματική θεραπεία για μέτρια έως σοβαρή OSAS είναι η νυχτερινή συνεχής θετική πίεση των αεραγωγών – CPAP (Εικόνα 1.4).



Εικόνα 1.4: Εξοπλισμός συνεχούς θετικής πίεσης των αεραγωγών

Αυτό συνήθως χορηγείται μέσω του ανώτερου αεραγωγού χρησιμοποιώντας μια μάσκα πάνω από τη μύτη ή πάνω από την μύτη και το στόμα το οποίο συνδέεται από έναν εύκαμπτο σωλήνα σε έναν αεροσυμπιεστή που παράγει μια ροή αέρα σε θετική πίεση καθ' όλη τη διάρκεια του κύκλου αναπνοής, επαρκούς μεγέθους για να διατηρηθεί ο ανώτερος αεραγωγός ανοιχτός και να αποφευχθεί η κατάρρευση του. Το CPAP λειτουργεί ως πνευματικός νάρθηκας για τον ανώτερο αεραγωγό. Δυστυχώς, το CPAP δεν αποκαθιστά μόνιμα ή διορθώνει τα προβλήματα που οδηγούν στην απόφραξη των άνω αεραγωγών. Πρέπει να εφαρμόζεται σε όλη τη διάρκεια της κάθε νύχτας για μέγιστο αποτέλεσμα. Έχει αποδειχθεί ότι η CPAP αναστρέφει ή μετριάξει την υπνηλία, τη μειωμένη κατάσταση υγείας, την υπέρταση και τις μεταβολικές διαταραχές που σχετίζονται με το OSAS [17].

Υπάρχουν όμως και διάφορες καλές συνήθειες ύπνου, που ονομάζονται επίσης υγιεινή ύπνου, και μπορούν να βοηθήσουν για έναν καλό ύπνο και στην καταπολέμηση της αϋπνίας. Αυτές οι συνήθειες είναι:

- Προσπαθήστε να κοιμηθείτε την ίδια ώρα κάθε βράδυ και να σηκωθείτε την ίδια ώρα κάθε πρωί. Προσπαθήστε να μην κοιμάστε κατά τη διάρκεια της ημέρας, διότι θα σας κάνει λιγότερο νυσταγμένους το βράδυ.
- Αποφύγετε την παρατεταμένη χρήση τηλεφώνων ή συσκευών ανάγνωσης (ηλεκτρονικά βιβλία) που εκπέμπουν φως πριν από το κρεβάτι, καθώς αυτό μπορεί να δυσκολέψει τον ύπνο.
- Αποφύγετε την καφεΐνη, τη νικοτίνη και το αλκοόλ αργά τη μέρα. Η καφεΐνη και η νικοτίνη είναι διεγερτικά και μπορούν να σας εμποδίσουν να κοιμηθείτε. Το αλκοόλ μπορεί να προκαλέσει αφύπνιση τη νύχτα και να παρεμβαίνει στην ποιότητα του ύπνου.
- Προσπαθήστε να μην ασκείστε κοντά στην ώρα για ύπνο, διότι μπορεί να σας διεγείρει και να σας δυσκολέψει να κοιμηθείτε. Οι ειδικοί προτείνουν να μην ασκείστε για τουλάχιστον τρεις έως τέσσερις ώρες πριν από τον ύπνο.

- Μην τρώτε ένα βαρύ γεύμα αργά την ημέρα. Ένα ελαφρύ σνακ πριν από τον ύπνο, ωστόσο, μπορεί να σας βοηθήσει να κοιμηθείτε.
- Κάντε το υπνοδωμάτιο σας άνετο. Βεβαιωθείτε ότι είναι σκοτεινό, ήσυχο και όχι πολύ ζεστό ή πολύ κρύο. Εάν το φως είναι πρόβλημα, δοκιμάστε μια μάσκα ύπνου. Εάν ο θόρυβος είναι πρόβλημα, δοκιμάστε ωτοασπίδες[18].

1.4 Επιπτώσεις την υπνικής άπνοιας

Σε κάποιους ανθρώπους, η γλώσσα και οι χαλαροί μύες στο λαιμό μπορούν να προκαλέσουν στένωση των αεραγωγών, η οποία περιορίζει την αναπνοή και μπορεί να τη σταματήσει προσωρινά. Σε περίπτωση που συμβεί αυτό, ο εγκέφαλος προκαλεί σύντομη μερική αφύπνιση, η οποία ανοίγει ξανά τον αεραγωγό και ξαναρχίζει την αναπνοή. Οι επαναλαμβανόμενες αφυπνίσεις κατά τη διάρκεια της νύχτας μπορούν να επηρεάσουν σοβαρά την ποιότητα του ύπνου, οδηγώντας σε υπερβολική υπνηλία κατά τη διάρκεια της ημέρας. Επιπρόσθετα, κάθε μία άπνοια συνοδεύεται από απότομη αύξηση του καρδιακού ρυθμού και της αρτηριακής πίεσης. Οτιδήποτε προκαλεί στένωση του λαιμού από το μέσο όρο μπορεί να αυξήσει την πιθανότητα OSAS.

Μια μελέτη [37] περιέγραψε τις συνέπειες του OSA για την ποιότητα ζωής ενός ατόμου. Ο προσδιορισμός των περιοχών της ποιότητας ζωής (QoL) που πιθανότατα να επηρεάζονται από το OSA, θα αποτελέσει σημαντικό βήμα στην αξιολόγηση της νόσου και των τρόπων θεραπείας της. Παρουσιάστηκε ένας κατάλογος 186 αντικειμένων ενδεχομένως σχετικών με QoL ασθενών με OSA. Από τον κατάλογο αυτό, οι διαδοχικοί ασθενείς κλήθηκαν, κατά τη στιγμή της διάγνωσης, να προσδιορίσουν τα σημαντικότερα στοιχεία και να βαθμολογήσουν τη σημασία τους σε κλίμακα 5 σημείων. Οι συνέπειες του αντικειμένου προσδιορίστηκε από το ποσοστό των ασθενών που το αναγνώρισαν ως σημαντικό και το μέσο όρο σημασίας που αποδόθηκε σε αυτό το στοιχείο (βαθμολογία κρούσης = συχνότητα × σημασία). Υποβλήθηκαν σε συνέντευξη 100 ασθενείς (82

άνδρες, μέση ηλικία: 51 ετών). Τα στοιχεία που έχουν τον σημαντικότερο αντίκτυπο στην QoL συγκεντρώνονται σε πέντε τομείς:

- Συμπτώματα κατά τη διάρκεια της ημέρας,
- Νυκτερινά συμπτώματα.
- Περιορισμός των δραστηριοτήτων.
- Συναισθήματα και
- Διαπροσωπικές σχέσεις.

Τέλος, οι συνέπειες της αποφρακτικής άπνοιας στην ποιότητα ζωής δεν περιορίζεται στην υπερβολική υπνηλία κατά τη διάρκεια της ημέρας. Η αποφρακτική άπνοια συμβάλλει σημαντικά στην αποδυνάμωση όλων των τομέων αυτού που συνήθως αναφέρεται ως «ποιότητα ζωής που σχετίζεται με την υγεία».

Το OSA έχει σημαντικές συνέπειες για την υγεία, την ευημερία και την επαγγελματική δέσμευση ενός ατόμου. Έχει δημοσιευθεί σημαντική ποσοτική έρευνα σχετικά με τις συνέπειες της OSA στην υγεία και την ευημερία (ο Young το 1993 και το 2005, ο Finn το 1997, ο Engleman το 2000, ο Peppard το 2000, ο Beebe και Gozal 2002, ο Ohayon το 2003). Η μελέτη Wisconsin Sleep Cohort (WSC) είναι ίσως η πιο επίρροη. Από το 1989, αυτή η διαχρονική μελέτη ακολούθησε ένα τυχαίο δείγμα 1522 κρατικών υπαλλήλων. Οι τετραετείς παρακολουθήσεις επέτρεψαν την παρακολούθηση της αλλαγής μέσω του χρόνου. Σε ένα προειδοποιητικό σημείωμα, μόνο τα άτομα που απασχολούνται λαμβάνουν δείγματα. Αυτό σημαίνει ότι μόνο όσοι είναι περισσότερο εξασθενημένοι από την OSA θα λαμβάνονται υπόψη. Μέχρι σήμερα έχουν προκύψει περισσότερες από 100 δημοσιεύσεις από την WSC. Οι συμμετέχοντες έχουν αυξημένο κίνδυνο υπέρτασης [32], τετραπλάσια αύξηση εγκεφαλικού επεισοδίου [33] και κακή πρόγνωση για καρδιαγγειακές παθήσεις και θάνατο [34]. Επιπλέον, η μελέτη αυτή διαπίστωσε ότι η μειωμένη μείωση ποιότητα ζωής από τον ανεπεξέργαστο OSA είναι παρόμοια με χρόνιες

ασθένειες μέτριας σοβαρότητας, όπως η ψυχική υγεία, οι κοινωνικοί ρόλοι και η φυσική υγεία [35]. Οι συνέπειες του OSA διερευνήθηκαν από μελετητές σε μια μετα-ανάλυση για μεμονωμένες περιπτώσεις [36]. Παρουσιάστηκαν δυσκολίες στην εκτέλεση, συμπεριλαμβανομένης της επίλυσης προβλημάτων, της κρίσης, της μνήμης και των οργανωτικών δεξιοτήτων. Ο Beebe το 2003 ανέπτυξε αυτό το έργο στην μετα-ανάλυση 25 ποσοτικών μελετών, αποδεικνύοντας ότι τα άτομα με OSA αντιμετωπίζουν δυσκολίες στην εκτελεστική λειτουργία. Επιπλέον, ο Morrell το 2010 αναγνώρισε μια εστιακή απώλεια της γκρίζας ύλης που οδηγεί σε παρακμή της γνωστικής λειτουργίας, συμπεριλαμβανομένης της μνήμης εργασίας, της κινητικής λειτουργίας και διάφορων καθηκόντων όπως είναι η οδήγηση. Μια μελέτη από το Canessa το 2011, έδειξε ότι η OSA συνδέεται με διαταραχές της γνωστικής λειτουργίας [37].

ΚΕΦΑΛΑΙΟ 2

ΑΝΑΛΥΣΗ ΥΠΝΟΥ ΚΑΙ ΒΙΟΣΗΜΑΤΑ

2.1 Ρυθμός αναπνοής

Ο ρυθμός της ανθρώπινης αναπνοής μετράται όταν ένα άτομο είναι σε κατάσταση ηρεμίας. Περιλαμβάνει την καταμέτρηση του αριθμού αναπνοών για ένα λεπτό μετρώντας πόσες φορές το στήθος ανεβαίνει. Τα ποσοστά αναπνοής μπορεί να αυξηθούν από το πυρετό, κάποια ασθένεια ή άλλες ιατρικές παθήσεις. Επίσης κατά τη διάρκεια μιας σάρωσης μαγνητικής τομογραφίας, ένας αισθητήρας οπτικού ρυθμού αναπνοής μπορεί να χρησιμοποιηθεί για την παρακολούθηση των ασθενών. Κατά τον έλεγχο της αναπνοής, είναι σημαντικό να σημειωθεί επίσης εάν ένα άτομο έχει δυσκολία στην αναπνοή. Επιπλέον, αναπτύσσονται νέες τεχνικές για την αυτόματη παρακολούθηση της αναπνευστικής συχνότητας με τη χρήση αισθητήρων που φοριούνται, όπως η εκτίμηση του αναπνευστικού ρυθμού από το ηλεκτροκαρδιογράφημα. Όσο αφορά τον τυπικό αναπνευστικό ρυθμό για έναν υγιή ενήλικα σε κατάσταση ηρεμίας είναι 12-20 αναπνοές ανά λεπτό. Οι μέσοι αναπνευστικοί ρυθμοί ανά ηλικία είναι [46-47]:

- **Μωρά έως 6 εβδομάδων:** 30 – 60 αναπνοές ανά λεπτό
- **6 μηνών:** 25 – 40 αναπνοές ανά λεπτό
- **3 χρονών:** 20 – 30 αναπνοές ανά λεπτό
- **6 χρονών:** 18 – 25 αναπνοές ανά λεπτό

- **10 χρονών:** 17 – 23 αναπνοές ανά λεπτό
- **Ενήλικες:** 12 – 18 αναπνοές ανά λεπτό[45]
- **Ηλικιωμένοι ≥ 65 ετών:** 12 – 28 αναπνοές ανά λεπτό[48]
- **Ηλικιωμένοι ≥ 80 ετών:** 10 – 30 αναπνοές ανά λεπτό[48]

Η χαρακτηριστική μεταβλητότητα του αναπνευστικού ρυθμού (RRV) στους ανθρώπους κατά τη διάρκεια του ύπνου είναι πρόκληση, καθώς απαιτεί την ανάλυση αναπνευστικών σημάτων σε διάστημα αρκετών ωρών. Αυτά τα σήματα είναι εύκολα παραμορφωμένα από εισόδους, την κίνηση και άλλους τύπους φυσικών παρεμβολών. Συνεπώς η ανάλυση των σημάτων αεραγωγών συχνά παρεμποδίζεται από τυχαία και δύσκολα για ανίχνευση παραμορφωμένα σήματα. Μια εναλλακτική λύση στις χρονικά εξαρτώμενες μεθόδους είναι η εφαρμογή της ανάλυσης Fourier για να εκτιμηθούν οι μεταβολές της περιοδικότητας από το φάσμα συχνοτήτων. Η προσέγγιση της φασματικής ανάλυσης στον ύπνο έχει εφαρμοστεί στο ηλεκτροεγκεφαλογράφημα για τη σταδιοποίηση του ύπνου (Campbell 2009) και στα σήματα ηλεκτροκαρδιογραφήματος στην περιγραφή του καρδιακού ρυθμού (HRV) [54].

Τα πρότυπα αναπνοής αλλάζουν κατά τη διάρκεια του ύπνου. Όταν είμαστε ξύπνιοι, η αναπνοή είναι συνήθως αρκετά ακανόνιστη, καθώς επηρεάζονται από την ομιλία, τα συναισθήματα, την άσκηση, τη στάση του σώματος και άλλους παράγοντες. Καθώς προχωρούμε από ξύπνιοι στα στάδια του μη REM ύπνου, ο ρυθμός αναπνοής μειώνεται ελαφρώς και γίνεται πολύ τακτικός. Κατά τη διάρκεια του ύπνου REM, τα πρότυπα γίνονται μεταβλητά ξανά, με συνολική αύξηση του αναπνευστικού ρυθμού. Ο εξερισμός πέφτει με την έναρξη του ύπνου, σε απόκριση του μειωμένου μεταβολισμού και της μειωμένης χημειοευαισθησίας στο οξυγόνο (O_2) και το διοξείδιο του άνθρακα (CO_2) [51-52]. Ο εξερισμός κατά τη διάρκεια του ύπνου μη REM αποδεικνύει ένα εγγενώς πιο συστηματικό αναπνευστικό πρότυπο από ότι στην αναπνοή όταν είμαστε ξύπνιοι, χωρίς σημαντικές μειώσεις των μέσων συχνοτήτων. Το ναδίρ του εξερισμού στον ύπνο μη REM εμφανίζεται κατά τη διάρκεια του ύπνου μη REM σταδίου 3 (N3),

δηλαδή ύπνου αργού κύματος, κυρίως ως αποτέλεσμα της μείωσης του αναπνευστικού όγκου. Ως αποτέλεσμα, το διοξείδιο του άνθρακα στο τέλος της παλίρροιας (ETCO₂) κατά τη διάρκεια του ύπνου μη REM αυξάνεται κατά 1 έως 2 torr σε σύγκριση με την κατάσταση εγρήγορσης [53]. Κατά τη διάρκεια του ύπνου REM, τα αναπνευστικά σχήματα και ο έλεγχος ποικίλλουν σημαντικά. Η αναπνοή του ύπνου REM χαρακτηρίζεται από αυξημένη συχνότητα και μειωμένη κανονικότητα. Ο παλιρροϊκός όγκος μειώνεται περαιτέρω σε σύγκριση με τον ύπνο μη REM, με αποτέλεσμα το χαμηλότερο επίπεδο του φυσιολογικού αερισμού ανά λεπτό. Συνεπώς, παρατηρούνται αυξήσεις (ETCO₂) από 1 έως 2 torr, που συχνά συνδέονται με μείωση του κορεσμού οξυγόνου, κατά την έναρξη του ύπνου REM. Οι μεταβολικές μειώσεις που παρατηρήθηκαν στον ύπνο καταδεικνύουν διακυμάνσεις του σταδίου ύπνου με αυξημένους ρυθμούς σε REM σε σύγκριση με τον ύπνο μη REM [49-50].

2.2 Στάση σώματος

Η στάση του σώματος είναι μια κλινικά σημαντική παράμετρος, καθώς επηρεάζει την ποιότητα του ύπνου και σχετίζεται με διάφορες παθήσεις όπως η άπνοια. Η ανάλυση των κινήσεων στον ύπνο βοηθά στον προσδιορισμό της ποιότητας ύπνου και τα μοντέλα ύπνου. Μελέτες έχουν αναφέρει ότι η προτιμώτερη θέση σώματος κατά τη διάρκεια του ύπνου είναι στο πλάι, ενώ η ανάσκελη θέση προτιμάται λιγότερο [62-63]. Η προτίμηση για την πλευρική θέση κατά την ενηλικίωση επιβεβαιώθηκε επίσης από μια μελέτη για γυναίκες ηλικίας 20-70 ετών [63]. Όσον αφορά τις κινήσεις του σώματος, μελέτες έδειξαν ότι ο αριθμός των μετατοπίσεων θέσεων ανά νύχτα μπορεί να διαφέρει σημαντικά μεταξύ ατόμων και ότι οι κινήσεις του σώματος τείνουν να μειώνονται με την αύξηση της ηλικίας [64-65].

Με τη χρήση μιας εφαρμογής ή μιας συσκευής που θα μπορούσε να μετρήσει τη θέση του σώματος, θα διευκόλυνε τη ζωή του ασθενούς και με την ενσωμάτωση αισθητήρων όπως το επιταχυνσιόμετρο και το γυροσκόπιο σε ένα smartwatch, θα μείωνε το φορτίο των καλωδίων όταν οι ασθενείς θα έκαναν μια πολυσημογραφία (PSG). Η πολυσημογραφία (PSG) διεξάγεται συνήθως σε εξειδικευμένα κέντρα ή σε νοσοκομεία

και είναι μια τυπική προσέγγιση για την παρακολούθηση και αντικειμενική μέτρηση της ποιότητας του ύπνου[56]. Το PSG περιλαμβάνει την καταγραφή πολλών φυσιολογικών μεταβλητών, όπως το ηλεκτροεγκεφαλογράφημα (EEG), το ηλεκτροκαρδιογράφημα (ECG), το ηλεκτρομυογράφημα (EMG) και το ηλεκτρο-οφθαλμόγραμμα (EOG). Αυτά τα δεδομένα PSG βαθμολογούνται από ανθρώπινους εξεταστές βάσει τυποποιημένων κριτηρίων. Οι εγγραφές PSG παρέχουν μια ακριβή εκτίμηση της αρχιτεκτονικής ύπνου και της ποιότητας. Ωστόσο, το υψηλό κόστος του PSG καθιστά ανέφικτη την εφαρμογή του σε ένα μακροχρόνιο σύστημα παρακολούθησης του ύπνου. Επιπλέον, η προσάρτηση πολλών αισθητήρων στο σώμα ενός ατόμου θεωρείται παρεμβατική και μπορεί με τη σειρά του να διαταράξει τον ύπνο. Συνεπώς, τα μετρούμενα δεδομένα ενδέχεται να μην αντιπροσωπεύουν με ακρίβεια τη συμπεριφορά του ύπνου των ατόμων. Τέλος, για να επιβεβαιωθεί η διάγνωση, το PSG πρέπει να διεξαχθεί χρησιμοποιώντας ένα μεγάλο, περίπλοκο σύστημα με την υποστήριξη από γιατρούς και άλλους ειδικούς.

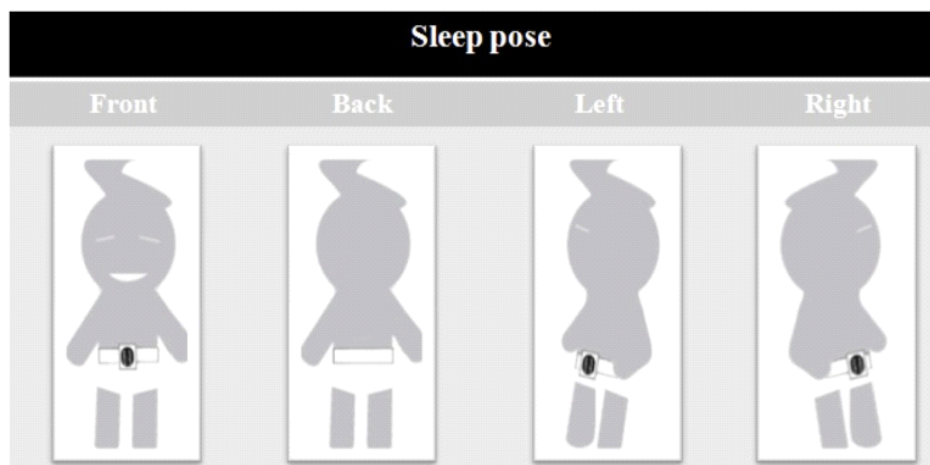


Εικόνα 2.1: (a) Το κρεβάτι εξέτασης (b) Πολυσημογραφία

Μια άλλη ευρέως υιοθετημένη συσκευή μέτρησης είναι ο ακτιγράφος. Ο ακτιγράφος είναι μια συσκευή τύπου ρολογιού που περιέχει επιταχυνσιόμετρα κίνησης για τη μέτρηση των κινήσεων των άκρων. Η ακτιγραφία έχει χρησιμοποιηθεί για πολλές εφαρμογές ιατρικής έρευνας, συνήθως για παρακολούθηση διαταραχών ύπνου σχετιζόμενων με τη κίνηση [57]. Η ακτιγραφία έχει χρησιμοποιηθεί για να μελετήσει τα πρότυπα ύπνου-αφύπνισης για τουλάχιστον 30 χρόνια, εφόσον ο Kupfer [58], ανέφερε

μια σημαντική συσχέτιση μεταξύ της δραστηριότητας του καρπού, των σημάτων EEG και της εγρήγορσης το 1972. Ο Sadeh κατέληξε στο συμπέρασμα ότι τα φυσιολογικά υποκείμενα της ακτιγραφίας έδειξαν περισσότερο από το 90% συσχετισμό σε σύγκριση με τα δεδομένα του PSG[59]. Μέχρι το 1995, διεξήχθη επαρκής πειραματισμός για να επιτραπεί τελικά στην της Standards of Practice Committee of the American Sleep Disorders Association να υποστηρίξει τη χρήση της ακτιγραφίας στην αξιολόγηση ορισμένων πτυχών των διαταραχών ύπνου, όπως η αϋπνία, τις διαταραχές του κικκαδικού ύπνου-αφύπνισης και τις περιοδικές κινήσεις των άκρων .

Αν και χρησιμοποιώντας την ακτιγραφία μετράται μόνο μια φυσιολογική μεταβλητή, το πλεονέκτημα της σε σχέση με το PSG είναι ότι ο ύπνος και η εγρήγορση μπορούν να καταγράφονται συνεχώς σε μια περίοδο εβδομαδών ή και περισσότερο. Με άλλα λόγια, η ακτιγραφία παρέχει έναν βολικό τρόπο για μακροχρόνια παρακολούθηση του ύπνου. Ωστόσο, η συσκευή εξακολουθεί να θεωρείται παρεμβατική, καθώς ορισμένα άτομα μπορεί να αισθάνονται άβολα όταν φορούν συσκευή τύπου ρολογιού κατά τη διάρκεια του ύπνου. Επιπλέον, η ακτιγραφία δεν είναι τόσο αποτελεσματική όταν ανιχνεύει ορισμένες διαταραχές ύπνου που δεν περιλαμβάνουν κίνηση των άκρων, αλλά στην οποία απαιτείται εκτεταμένη επεξεργασία πριν και μετά το σήμα. Η φορητότητα αυτού του συστήματος επιτρέπει στον ασθενή να κινείται ελεύθερα. Ωστόσο, μερικές φορές ο ασθενής μπορεί να αφαιρέσει ασυνείδητα τους αισθητήρες κατά τη διάρκεια του ύπνου και η σύνδεση αισθητήρων μέσω ενός αισθητήρα πίεσης επιβάλλει σωματική και ψυχική επιβάρυνση στον ασθενή[60].

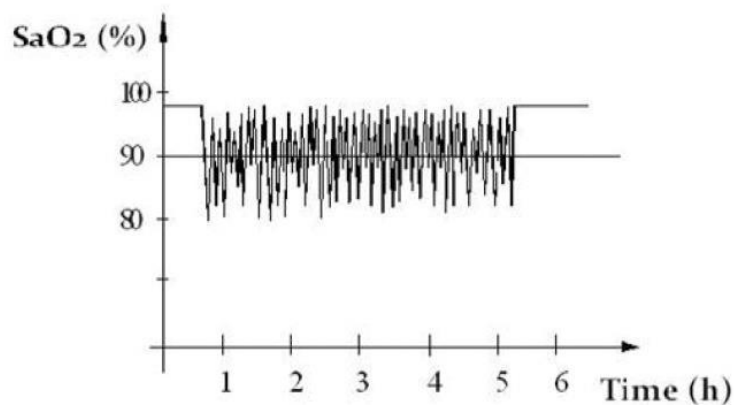


Εικόνα 2.2 : Στάσεις του σώματος κατά τον ύπνο

Το Danish Physical Activity Cohort (DPHACTO) έκανε μια έρευνα σχετικά με τη θέση του σώματος κατά τη διάρκεια του ύπνου. Περιελάμβανε στοιχεία για έναν ενεργό πληθυσμό (363 άνδρες και 301 γυναίκες). Οι μετρήσεις της θέσης του σώματος και των κινήσεων ελήφθησαν από επιταχυνσιόμετρα ακτιγραφίας στο μηρό, την άνω πλάτη και τον άνω βραχίονα. Τα αποτελέσματα ήταν τα εξής: κατά τη διάρκεια του χρόνου τους στο κρεβάτι, οι συμμετέχοντες πέρασαν 54,1% στην πλάγια θέση, 37,5% μπρούμυτα και 7,3% ανάσκελα. Η αύξηση ηλικίας και του BMI (Body Mass Index), δηλαδή την μάζα του σώματος, συσχετίστηκε με αυξημένο χρόνο στην ανάσκελη θέση και σε αναλογική μείωση της μπρούμυτης θέσης. Υπήρχαν κατά μέσο όρο 1,6 μετατοπίσεις θέσεων ανά ώρα. Σε σύγκριση με τους άνδρες, οι γυναίκες είχαν λιγότερες μετατοπίσεις θέσης και λιγότερες κινήσεις του βραχίονα, του μηρού, και της άνω πλάτης. Οι συμμετέχοντες ηλικίας 20-34 ετών είχαν περισσότερες κινήσεις βραχίονα, μηρών και άνω άκρων σε σύγκριση με τους συμμετέχοντες ≥ 35 ετών. Οι παχύσαρκοι συμμετέχοντες είχαν λιγότερες μετατοπίσεις στη θέση του σώματος, αλλά περισσότερες κινήσεις στον βραχίονα, το μηρό και την άνω πλάτη σε σύγκριση με τους συμμετέχοντες με κανονικό βάρος. Οι καπνιστές είχαν λιγότερες αλλαγές στη θέση του σώματος από τους μη καπνιστές [61].

2.3 Οξυμετρία

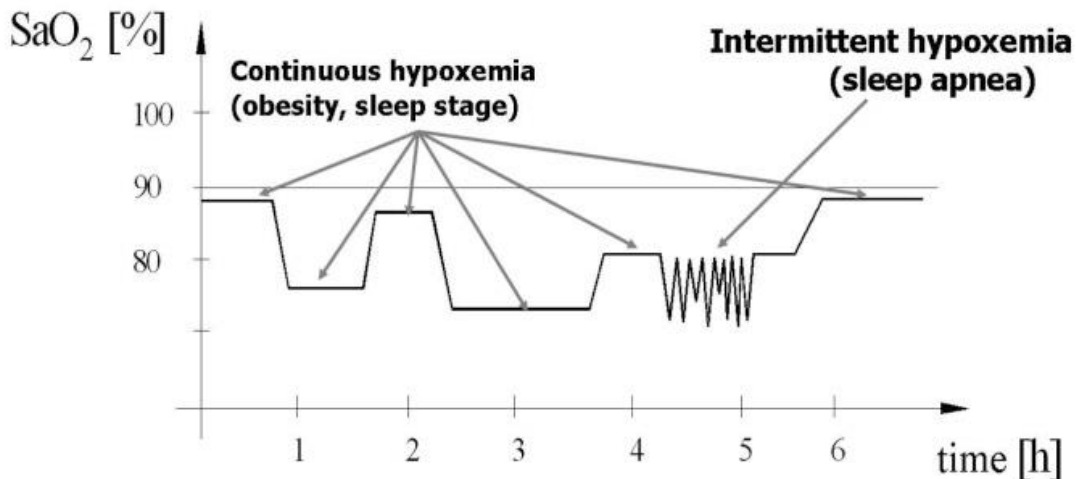
Η παλμική οξυμετρία είναι μια γρήγορη, εύκολη, μη επεμβατική μέθοδος που χρησιμοποιείται ευρέως για την παρακολούθηση του κορεσμού οξυγόνου (SaO_2) και τώρα χρησιμοποιείται ευρέως στην κλινική ιατρική, ειδικά κατά τη νεογνική περίοδο. Ο κορεσμός οξυγόνου ενός ατόμου λαμβάνεται από τη νυχτερινή παλμική οξυμετρία και είναι μια σημαντική παράμετρος αξιολόγησης για αναπνευστικές διαταραχές που σχετίζονται με τον ύπνο, ειδικά στη διάγνωση του αποφρακτικού συνδρόμου άπνοιας (OSA). Η σημερινή κλινική ερμηνεία βασίζεται κυρίως στον αριθμό των γεγονότων αποκορεσμού ανά ώρα (δείκτης αποκορεσμού οξυγόνου, ODI) [68]. Η νυχτερινή παλμική οξυμετρία δεν συνιστάται για την οριστική διάγνωση του OSAS ή για την εξαίρεση της παρουσίας OSAS, αλλά μπορεί να χρησιμοποιηθεί ως μέθοδος διαλογής για ασθενείς με υψηλή κλινική υπόνοια πριν από τη δοκιμή. Η οριστική διάγνωση καθορίζεται από τη πολυσυμνογραφία. Φορητές καρδιοαναπνευστικές πολυγραφίες που καταγράφουν κορεσμό οξυγόνου, ροή αέρα, ρυθμούς καρδιάς και θέση του σώματος μπορούν να χρησιμοποιηθούν μόνο σε ασθενείς με υψηλή κλινική υποψία πριν από τη δοκιμή. Προϋπόθεση είναι να μην έχουν κάποια πνευμονική, καρδιαγγειακή, ψυχική, νευρολογική ή νευρομυϊκές διαταραχές. Και αυτές οι διαδικασίες θα πρέπει να παρακολουθούνται από εκπαιδευμένους και πιστοποιημένους γιατρούς ιατρικής [65-66].



Εικόνα 2.3 : Διαλείπουσα υποξμία

Στο OSAS η ποιοτική ανάλυση της καμπύλης νυχτερινής παλμικής οξυμετρίας έχει ένα ξεχωριστό μοτίβο “πριονωτού” (διαλείπουσα υποξιμία) Εικόνα 2.3.

Με τον υπολογισμό του δείκτη αποκορεσμού θα μπορούσαμε να εκτιμήσουμε την ύπαρξη και τη σοβαρότητα του OSAS και να παραπέμψουμε τον ασθενή για διαγνωστική επιβεβαίωση. Ο δείκτης αποκορεσμού (DI) που αξιολογείται με ολονύχτια παλμική οξυμετρία σε ασθενείς με νοσηρή παχυσαρκία μπορεί να μην αντικατοπτρίζει τη σοβαρότητα του OSAS με ακρίβεια όπως και για τους ασθενείς με $BMI < 30$, δηλαδή τους μη παχύσαρκους, καθώς το πρότυπο της νυχτερινής παλμικής οξυμέτρίας είναι διαφορετικό σε ασθενείς με νοσηρή παχυσαρκία. Σε ασθενείς με παθολογική παχυσαρκία $BMI > 40$ με OSAS, ο βασικός νυχτερινός κορεσμός μειώνεται λόγω υποαερισμού σε ύπτια θέση κατά τη διάρκεια του ύπνου και η όψη της καμπύλης παλμικής οξυμετρίας είναι συχνά ένας συνδυασμός μεταξύ συνεχιζόμενης υποξιμίας και διαλείπουσας υποξιμίας, Εικόνα 2.4 [67].



Εικόνα 2.4: Συνεχής και διαλείπουσα υποξιμία

Ο Zammarron [70] εφάρμοσε το μετασχηματισμό Fourier στα σήματα παλμικής οξυμετρίας 300 ασθενών με OSA. Αυτή η μελέτη διαπίστωσε τυπικές αλλοιώσεις στο φάσμα ισχύος των ασθενών με OSA. Το εύρος κορυφής στη ζώνη μεταξύ $\frac{1}{30}$ s και $\frac{1}{70}$ s

τόσο στο οξυγόνο όσο και στο σήμα του καρδιακού ρυθμού, το συνολικό εμβαδόν του φάσματος ισχύος, την περιοχή που περικλείεται στην προαναφερθείσα ζώνη και την αναλογία αυτών των δύο περιοχών, βρέθηκαν να συσχετίζονται με την εμφάνιση του OSA. Το εύρος της κορυφής βρέθηκε να είναι η πιο σημαντική από αυτές τις παραμέτρους, επιτρέποντας τη πρόβλεψη του OSA με ευαισθησία 94% και ειδικότητα 82% [69].

Ο δείκτης αποκορεσμού που αξιολογείται με τη νυκτερινή παλμική οξυμετρία διατηρεί τη χρησιμότητά του ως μέθοδος διαλογής στην αναγνώριση της αποφρακτικής άπνοιας στον ύπνο τόσο σε παθολογικά παχύσαρκους όσο και σε μη παχύσαρκους ασθενείς με υψηλή κλινική υπόνοια πριν από τη δοκιμασία, παρά το γεγονός ότι ο βασικός νυκτερινός κορεσμός μειώνεται σε παθολογικά παχύσαρκα άτομα ασθενών λόγω υποαερισμού σε ύπτια θέση κατά τη διάρκεια του ύπνου. Ο δείκτης αποκορεσμού είναι χρήσιμος στη διαγνωστική προσέγγιση της αποφρακτικής άπνοιας στον ύπνο τόσο σε παχύσαρκους όσο και σε μη παχύσαρκους ασθενείς [67].

2.4 Ηλεκτροεγκεφαλογράφημα

Το ηλεκτροεγκεφαλογράφημα (EEG) [72-74] είναι μια ηλεκτροφυσιολογική μέθοδος παρακολούθησης για την καταγραφή της ηλεκτρικής δραστηριότητας του εγκεφάλου. Είναι συνήθως μη επεμβατική, με τα ηλεκτρόδια τοποθετημένα κατά μήκος του τριχωτού της κεφαλής, αν και μερικές φορές χρησιμοποιούνται διηθητικά ηλεκτρόδια όπως στην ηλεκτροκορτικογραφία. Το EEG μετρά τις διακυμάνσεις της τάσης που προκύπτουν από το ιοντικό ρεύμα μέσα στους νευρώνες του εγκεφάλου.

Σε κλινικά πλαίσια, το EEG αναφέρεται στην καταγραφή της αυθόρμητης ηλεκτρικής δραστηριότητας του εγκεφάλου για μια χρονική περίοδο, όπως καταγράφεται από πολλαπλά ηλεκτρόδια που τοποθετούνται στο τριχωτό της κεφαλής. Οι διαγνωστικές εφαρμογές επικεντρώνονται γενικά είτε στις δυνατότητες που σχετίζονται με γεγονότα είτε στο φασματικό περιεχόμενο του EEG. Ο πρώτος διερευνά τις πιθανές χρονικές διακυμάνσεις κλειδωμένες σε ένα γεγονός όπως η εμφάνιση ερεθίσματος ή το πάτημα

κουμπιού. Το τελευταίο αναλύει τον τύπο των νευρωνικών ταλαντώσεων (που γενικά ονομάζονται “κύματα του εγκεφάλου”) που μπορούν να παρατηρηθούν στα σήματα EEG στον τομέα συχνοτήτων [77].

Το EEG χρησιμοποιείται συχνότερα για την διάγνωση της επιληψίας[79], η οποία προκαλεί ανωμαλίες στις μετρήσεις EEG. Χρησιμοποιείται επίσης για την διάγνωση διαταραχών ύπνου, βάθους αναισθησίας, κώματος, εγκεφαλοπαθειών και εγκεφαλικού θανάτου. Το EEG χρησιμοποιήθηκε ως μέθοδος πρώτης γραμμής για τη διάγνωση όγκων, εγκεφαλικού επεισοδίου και άλλων εγκεφαλικών διαταραχών, αλλά η χρήση αυτή μειώθηκε με την εμφάνιση τεχνικών ανατομικής απεικόνισης υψηλής ανάλυσης όπως η απεικόνιση μαγνητικού συντονισμού (MRI) και υπολογιστική τομογραφία (CT). Παρά την περιορισμένη χωρική ανάλυση, το EEG εξακολουθεί να αποτελεί πολύτιμο εργαλείο έρευνας και διάγνωσης. Είναι μια από τις λίγες διαθέσιμες τεχνικές και προσφέρει χρονική ανάλυση κλίμακας χιλιοδευτερόλεπτων, η οποία δεν είναι δυνατή με την χρήση CT ή MRI.

Για την απόκτηση βασικών μοτίβων του εγκεφάλου, άτομα υποβάλλονται σε συγκεκριμένες οδηγίες να κλείνουν τα μάτια τους και να χαλαρώσουν. Τα πρότυπα του εγκεφάλου σχηματίζουν συνήθως ημιτονοειδή κύματα[73]. Η μέτρηση γίνεται συνήθως από κορυφή σε κορυφή με κυμαίνεται από 0.5 έως 100μV σε πλάτος, το οποίο είναι περίπου 100 φορές χαμηλότερο από αυτά του ηλεκτροκαρδιογραφήματος(ΗΚΓ). Έτσι λοιπόν μέσω του φάσματος ισχύος μετασχηματισμού Fourier προέρχεται το ακατέργαστο σήμα EEG. Στο φάσμα ισχύος η συμβολή των ημιτονοειδών κυμάτων με διαφορετικές συχνότητες είναι ορατή. Αν και το φάσμα είναι συνεχές, κυμαίνεται από 0 Hz έως και το μισό της συχνότητας δειγματοληψίας, η κατάσταση του εγκεφάλου του κάθε ατόμου μπορεί να κάνει ορισμένες συχνότητες να κυριαρχούν. Τα κύματα του εγκεφάλου έχουν κατηγοριοποιηθεί σε τέσσερις βασικές ομάδες [73, 75-76].

- Alpha (α) (8 – 13 Hz) : Ο πιο γνωστός και εκτενέστερα μελετημένος ρυθμός του ανθρώπινου εγκεφάλου είναι ο φυσιολογικός alpha ρυθμός. Κυμαίνεται με συχνότητα από τα 8 έως 13 Hz με την μορφή ημιτονοειδούς σήματος όμως σε

σπάνιες περιπτώσεις δημιουργούνται οξείες κορυφές. Ο ρυθμός αυτός δείχνει τα επίπεδα χαλάρωσης χωρίς τη βοήθεια της συγκέντρωσης. Ο alpha ρυθμός είναι πιο εμφανές σε όλο το εύρος της δραστηριότητας του εγκεφάλου και συνήθως παρατηρείται καλύτερα στις οπίσθιες και ινιακές περιοχές του εγκεφάλου με τυπικό εύρος περίπου 50 μ V από κορυφή σε κορυφή. Ενεργοποιείται με το κλείσιμο των ματιών και την χαλάρωση, και διακόπτεται με το άνοιγμα των ματιών ή την προειδοποίηση από οποιοδήποτε μηχανισμό όπως σκέψεις, αριθμητικούς υπολογισμούς, άγνωστους ήχους ή άγχους. Το μεγαλύτερο σύνολο ανθρώπων είναι ευαίσθητα στο φαινόμενο του “κλεισίματος των ματιών”, δηλαδή όταν κλείνουν τα μάτια τους το κυματικό μοτίβο του εγκεφάλου αλλάζει δραματικά από ρυθμό βήτα σε άλφα.

- Beta (β) (>13 Hz): ο Beta ρυθμός κυμαίνεται σε περιοχή συχνοτήτων από 14 Hz έως περίπου 30 Hz. Φαίνεται συνήθως και στις δύο πλευρές του εγκεφάλου σε συμμετρική κατανομή και είναι περισσότερο εμφανής από την εμπρός μεριά. Ο beta συνδέεται κυρίως με τη συμπεριφορά της δραστηριότητας – κίνησης του εγκεφάλου. Πολλαπλές και μεταβαλλόμενες beta συχνότητας μικρού πλάτους συσχετίζονται συχνά με ενεργή, απασχολημένη ή ανήσυχη σκέψη και ενεργή συγκέντρωση που παρατηρούνται κυρίως στους ενήλικες. Από την άλλη, οι Beta συχνότητες μεγάλου πλάτους συσχετίζονται με διάφορες παθολογίες, όπως λόγω φαρμάκων, σε ασθενείς που είναι άγρυπνοι, ανήσυχοι ή που έχουν τα μάτια τους ανοιχτά ή που βρίσκονται σε μια κατάσταση πανικού.
- Gamma(γ) (30 – 100 Hz): Η Gamma συχνότητα έχει εύρος περίπου 30 – 100 Hz. Οι ρυθμοί Gamma θεωρούνται ότι αντιπροσωπεύουν τη δέσμευση διαφορετικών πληθυσμών νευρώνων μαζί σε ένα δίκτυο με σκοπό τη διεξαγωγή μιας συγκεκριμένης γνωστικής ή κινητικής λειτουργίας.
- Delta (δ) (0.5 – 4 Hz): ο Delta ρυθμός έχει εύρος συχνοτήτων 0.5 έως 4 Hz όπου τείνει να έχει το μεγαλύτερο πλάτος και αργή κίνηση κυμάτων. Τα σήματα αυτά έχουν σχέση κυρίως με το βαθύ ύπνο και σε μερικές περιπτώσεις είναι εμφανής

και στην αντίθετη περίπτωση κυρίως στους ενήλικες. Πολλές φορές είναι πολύ δύσκολο να διαχωρίσεις τα σήματα αυτά με τις μεγάλες κινήσεις μυών του λαιμού ή ακόμη και της κάτω γνάθου γιατί οι μύες βρίσκονται πολύ κοντά στην επιφάνεια του δέρματος και δημιουργούν μεγάλα σήματα. Για την αποφυγή αυτών εισάγουν απλές τεχνικές ανάλυσης σημάτων στο EEG.

- Theta (θ) (4 – 8 Hz): ο Theta ρυθμός κυμαίνεται στην περιοχή συχνοτήτων από 4 Hz έως 8 Hz. Ο Theta παρατηρείται κυρίως σε μικρά παιδιά. Παρατηρείται κυρίως σε φαινόμενα υπνηλίας ή διαλογισμού ή δημιουργικής σκέψης σε μεγαλύτερα παιδιά και ενήλικες. Μεγάλες συχνότητες Theta ρυθμού σε έναν ενήλικα αντιπροσωπεύουν μη φυσιολογική δραστηριότητα που οφείλεται σε διάφορα παθολογικά προβλήματα[71].

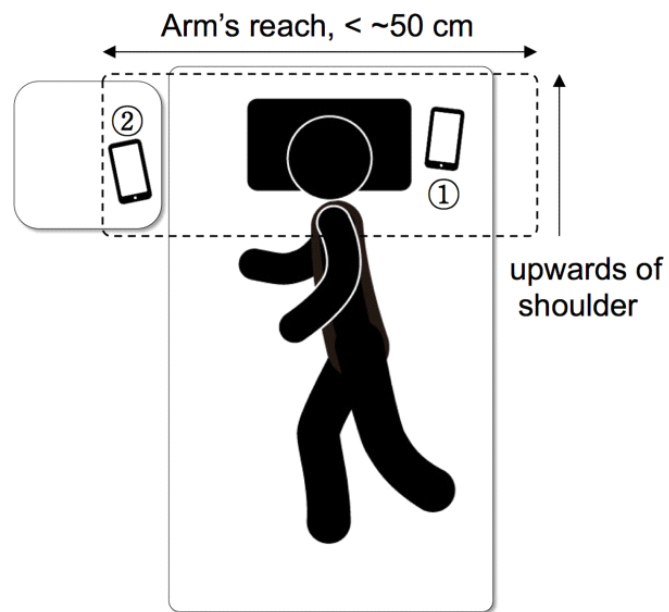
2.5 Ροχαλητό

Ροχαλητό λέγεται η παραγωγή αναπνευστικού θορύβου κατά τον ύπνο, και προέρχεται από τους κραδασμούς των φαρυγγικών τοιχωμάτων. Ο χαρακτηρισμός του ροχαλητού ως “διαταραχή αναπνοής” είναι κατ’αρχήν εσφαλμένος, διότι οι περισσότεροι υγιείς άνθρωποι ροχαλίζουν κάποιες νύχτες, σε κάποια φάση του ύπνου τους, ιδίως όταν είναι πολύ κουρασμένοι. Είναι μια συχνή πάθηση που μπορεί να επηρεάσει οποιονδήποτε, αν και αυτό συμβαίνει πιο συχνά στους άνδρες και γενικότερα τους ανθρώπους που είναι υπέρβαροι. Ωστόσο, το ροχαλητό έχει την τάση να επιδεινώνεται με την ηλικία. Το ροχαλητό διαταράσσει τον καλό ύπνο και η American Association of Sleep Medicine (AASM) ορίζει το ροχαλητό ως “η αναπνοή του ανώτερου αεραγωγού, χωρίς άπνοια ή υποαερισμό, που προκαλείται από δονήσεις των φαρυγγικών ιστών”. Πρόκειται για μια ευρέως γνωστή κατάσταση που έχει πολλές αρνητικές προσωπικές και κοινωνικές επιπτώσεις και συνδέεται με σοβαρά προβλήματα υγείας. Σε όλο τον κόσμο, το ροχαλητό επηρεάζει πάνω από το 60% των ενήλικων ανδρών και πάνω από το 44% των γυναικών ηλικίας άνω των 40 ετών [85].

Το ροχαλητό είναι ένα από τα συνηθισμένα και τα πρώτα συμπτώματα του OSA. Το ροχαλητό θεωρείται εδώ και πολύ καιρό ως πιθανός δείκτης για την παρακολούθηση του OSA. Έχει ένα μοναδικό πλεονέκτημα έναντι άλλων φυσιολογικών σημάτων, δεδομένου ότι μπορεί να αποκτηθεί εύκολα με ένα χαμηλού κόστους μικρόφωνο. Είναι σημαντικό ότι η δοκιμή δεν επηρεάζει την ποιότητα ύπνου του ασθενούς. Το ενδιαφέρον για τα ακουστικά χαρακτηριστικά του ροχαλητού ξεκίνησε πριν από 2 δεκαετίες. Πρόσφατα αρκετές μελέτες πρότειναν συστήματα ανίχνευσης OSA και AHI με βάση την ηχογράφηση ολόκληρης της νύχτας του ροχαλητού. Το ροχαλητό μπορεί να μετρηθεί πιο εύκολα σε σχέση με άλλα φυσιολογικά σήματα, επειδή είναι ένα είδος ακουστικού σήματος. Έχουν παρουσιαστεί αρκετοί αλγόριθμοι για την ανίχνευση του ροχαλητού με ηχογραφήσεις. Σύμφωνα με μια έρευνα [86], για την ανάπτυξη του αλγορίθμου ανίχνευσης ροχαλητού, δημιουργήθηκε μια βάση δεδομένων που περιλαμβάνει τους ήχους που καταγράφηκαν κατά τη διάρκεια του ύπνου, συμπεριλαμβανομένου του ροχαλητού, και αναπτύχθηκαν αλγόριθμοι προκαταρκτικής επεξεργασίας για τη μείωση του θορύβου και την εξαγωγή χαρακτηριστικών ροχαλητού, όπου το ροχαλητό ταξινομήθηκε μέσω διακριτικής ανάλυσης. Για την καταγραφή του ροχαλητού χρησιμοποιήθηκε ένα smartphone Android, το Samsung GT-I9300 (Galaxy S3 TM), και το Mathworks MATLAB TM 2011b χρησιμοποιήθηκε για την ανάλυση των ηχογραφημένων ήχων και την ανάπτυξη του αλγορίθμου ανίχνευσης ροχαλητού.

Ο αλγόριθμος ανίχνευσης ροχαλητού αναπτύχθηκε ξεκινώντας από τους ήχους που καταγράφηκαν κατά τη διάρκεια του ύπνου. Έτσι, αντιπροσωπευτικοί θόρυβοι σε συνθήκες ύπνου καθορίστηκαν και καταγράφηκαν από διάφορες πηγές ήχου. Αντιπροσωπευτικές πηγές θορύβου, όπως του ραδιοφώνου, της ομιλίας και των βημάτων. Κάθε θόρυβος δημιουργήθηκε τεχνητά ενώ τα άτομα κοιμούνται και ο ήχος καταγράφηκε χρησιμοποιώντας μια εφαρμογή στο smartphone. Η πειραματική ρύθμιση για την εγγραφή περιγράφεται στην Εικόνα 2.5, με όλα τα άτομα να θέτουν το smartphone τους στο εσωτερικό του βραχίονα λίγο πριν κοιμηθούν. Όλα τα smartphones βρέθηκαν στην πάνω πλευρά του ώμου για να καταγράψουν καλύτερα τον ήχο

ροχαλητού. Ωστόσο, δεν υπήρχαν ειδικοί περιορισμοί όσον αφορά την τοποθέτηση του τηλεφώνου στο κρεβάτι ή στην κομοδίνα. [86]



Εικόνα 2.5: Πειραματική ρύθμιση για την εγγραφή

ΚΕΦΑΛΑΙΟ 3

ΕΥΦΥΕΙΣ ΜΕΘΟΔΟΙ ΜΗΧΑΝΙΚΗΣ ΜΑΘΗΣΗΣ

3.1 Γενικά για μηχανική μάθηση και data mining

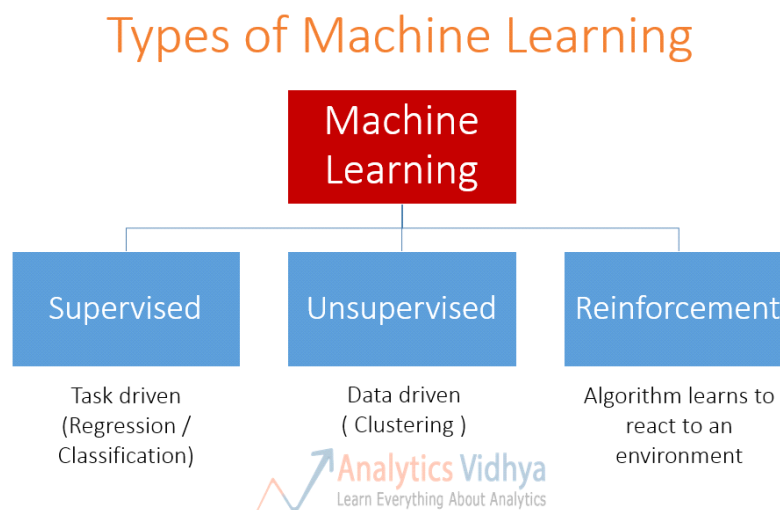
3.1.1 Μηχανική μάθηση (Machine Learning)

Η μηχανική μάθηση είναι μια εφαρμογή της τεχνητής νοημοσύνης (TN) που παρέχει στα συστήματα τη δυνατότητα να μαθαίνουν και να βελτιώνονται αυτόματα από την εμπειρία που έχουν χωρίς να έχουν προγραμματιστεί ρητά. Η μηχανική μάθηση επικεντρώνεται στην ανάπτυξη προγραμμάτων ηλεκτρονικών υπολογιστών που μπορούν να έχουν πρόσβαση στα δεδομένα και να τα χρησιμοποιούν για να μάθουν, από, και για τον εαυτό τους. Η διαδικασία της μάθησης ξεκινά με παρατηρήσεις ή δεδομένα, όπως για παράδειγμα, άμεση εμπειρία ή διδασκαλία, προκειμένου να αναζητηθούν μοτίβα στα δεδομένα και να ληφθούν οι καλύτερες αποφάσεις στο μέλλον βάσει των παραδειγμάτων που παρέχονται. Ο πρωταρχικός στόχος είναι να επιτρέπεται στους υπολογιστές να μαθαίνουν αυτόματα χωρίς ανθρώπινη παρέμβαση ή βοήθεια και να προσαρμόζουν αναλόγα τις ενέργειες.

Υπάρχουν διάφορες απόψεις για το τι είναι η μηχανική μάθηση. Σύμφωνα με τον Arthur Samuel το 1959: “Η μηχανική μάθηση είναι ο τομέας της μελέτης που δίνει τη δυνατότητα στους υπολογιστές να μάθουν χωρίς να έχουν προγραμματιστεί ρητά”. Και πιο πρόσφατα, το 1997, ο Tom Mitchell έδωσε έναν ‘καλά τεκμηριωμένο’ ορισμό που αποδείχθηκε πιο χρήσιμος για τους τύπους μηχανικών: Ένα πρόγραμμα ηλεκτρονικού υπολογιστή λέγεται ότι μαθαίνει από την εμπειρία E σε σχέση με κάποιο έργο T και

κάποιο μέτρο απόδοσης P , αν η απόδοσή του σε T , όπως μετράται από το P , βελτιώνεται με την εμπειρία E . Για παράδειγμα, αν θέλετε το πρόγραμμα να προβλέψει πρότυπα κυκλοφορίας σε μια πολυσύχνη διασταύρωση (έργο T), μπορείτε να το εκτελέσετε μέσω ενός αλγορίθμου μηχανικής μάθησης με δεδομένα σχετικά με προηγούμενα μοντέλα κυκλοφορίας (εμπειρία E) και εάν έχει ‘μάθει’ με επιτυχία, τότε θα κάνει καλύτερα την πρόβλεψη των μελλοντικών μοντέλων κυκλοφορίας (μέτρο απόδοσης P) [38].

Όλες οι εργασίες της μηχανικής μάθησης μπορούν να ταξινομηθούν σε διάφορες κατηγορίες. Οι κυριότερες είναι εποπτευόμενη μηχανική μάθηση, μη εποπτευόμενη μηχανική μάθηση και ενισχυμένη μάθηση. Τώρα ας εξηγήσουμε με απλά λόγια το είδος των προβλημάτων που αντιμετωπίζει κάθε κατηγορία.



Εικόνα 3.1 : Κατηγορίες μηχανικής μάθησης

- Εποπτευόμενη μηχανική μάθηση: βασίζεται σε δεδομένα όπου η αληθινή ετικέτα / κλάση ενδείκνυται. Αυτό είναι εύκολο να εξηγηθεί χρησιμοποιώντας ένα παράδειγμα. Ας φανταστούμε ότι θέλουμε να διδάξουμε έναν υπολογιστή για να διακρίνει φωτογραφίες από γάτες και σκύλους. Μπορούμε να ζητήσουμε από κάποιους από τους φίλους μας να μας στείλουν φωτογραφίες από γάτες και σκύλους προσθέτοντας μια ετικέτα “γάτα” ή “σκύλος”. Η σήμανση γίνεται

συνήθως από ανθρώπινους σχολιαστές για να εξασφαλίζεται υψηλή ποιότητα δεδομένων. Τώρα ξέρουμε τις αληθινές ετικέτες των εικόνων και μπορούμε να χρησιμοποιήσουμε αυτά τα δεδομένα για να “επιβλέπουμε” τον αλγόριθμο μας στην εκμάθηση του σωστού τρόπου ταξινόμησης των εικόνων. Μόλις ο αλγόριθμος μας μάθει πως να ταξινομεί εικόνες, μπορούμε να το χρησιμοποιήσουμε σε νέα δεδομένα και να προβλέψουμε τις ετικέτες (“γάτα” ή “σκύλος” στην περίπτωση μας) σε νέες εικόνες.

- Μη εποπτευόμενη μηχανική μάθηση: όπως μπορεί να παρατηρηθεί και από το όνομα της κατηγορίας σημαίνει ότι στερούμε από έναν αλγόριθμο τις ετικέτες που χρησιμοποιούμε στην εποπτευόμενη μάθηση. Παρέχουμε μόνο μηχανική μάθηση με ένα μεγάλο όγκο δεδομένων και χαρακτηριστικό κάθε παρατήρησης (ένα κομμάτι δεδομένων). Για παράδειγμα ας φανταστούμε ότι οι φίλοι μας δεν ήταν πολύ χρήσιμοι και ξέχασαν να επισημάνουν τις εικόνες των γατών και των σκύλων που έχουν στείλει. Ωστόσο, εξακολουθούμε να θέλουμε να χωρίσουμε αυτά τα δεδομένα σε 2 κατηγορίες. Μπορούμε να χρησιμοποιήσουμε μη εποπτευόμενη μηχανική μάθηση (στην περίπτωση μας μια τεχνική που ονομάζεται ομαδοποίηση) για να διαχωρίσουμε τις εικόνες σε δύο ομάδες με βάση κάποια εγγενή χαρακτηριστικά των εικόνων.
- Ενισχυμένη μάθηση: αυτή η κατηγορία προβλημάτων μπορεί εύκολα να απεικονισθεί με ένα παράδειγμα μάθησης για να παίξει σκάκι. Ως εισροή σε αυτό το πρόβλημα, η μηχανική μάθηση λαμβάνει πληροφορίες σχετικά με το εάν ένα παιχνίδι που παίζεται κερδίστηκε ή έχασε. Έτσι, η μηχανική μάθηση δεν έχει κάθε κίνηση στο παιχνίδι που έχει επισημανθεί ως επιτυχημένη ή όχι, αλλά έχει μόνο το αποτέλεσμα ολόκληρου του παιχνιδιού. Επομένως, ο αλγόριθμος μπορεί να παίξει πολλά παιχνίδια και κάθε φορά να δίνει μεγαλύτερα “βάρη” σε αυτές τις κινήσεις που οδήγησαν σε ένα νικηφόρο συνδυασμό [39].

3.1.2 Data mining

Data mining ή εξόρυξη δεδομένων, που ονομάζεται επίσης και ανακάλυψη γνώσεων σε βάσεις δεδομένων, είναι μια διαδικασία που χρησιμοποιούν οι εταιρίες για να μετατρέψουν τα ακατέργαστα δεδομένα σε χρήσιμες πληροφορίες. Με τη χρήση λογισμικού οι επιχειρήσεις μπορούν να μάθουν περισσότερα για τους πελάτες τους και να αναπτύξουν πιο αποτελεσματικές στρατηγικές μάρκετινγκ, καθώς και να αυξήσουν τις πωλήσεις και να μειώσουν το κόστος. Το πεδίο αυτό συνδυάζει εργαλεία από στατιστικές και την τεχνητή νοημοσύνη (όπως τα νευρωνικά δίκτυα και τη μηχανική μάθηση) με τη διαχείριση βάσεων δεδομένων για την ανάλυση μεγάλων ψηφιακών συλλογών, γνωστών ως σύνολα δεδομένων. Η εξόρυξη δεδομένων χρησιμοποιείται ευρέως στις επιχειρήσεις (ασφάλειες, τράπεζες), στην επιστήμη (αστρονομία, ιατρική) και στην ασφάλεια της κυβέρνησης (εντοπισμός εγκληματιών και τρομοκρατών).

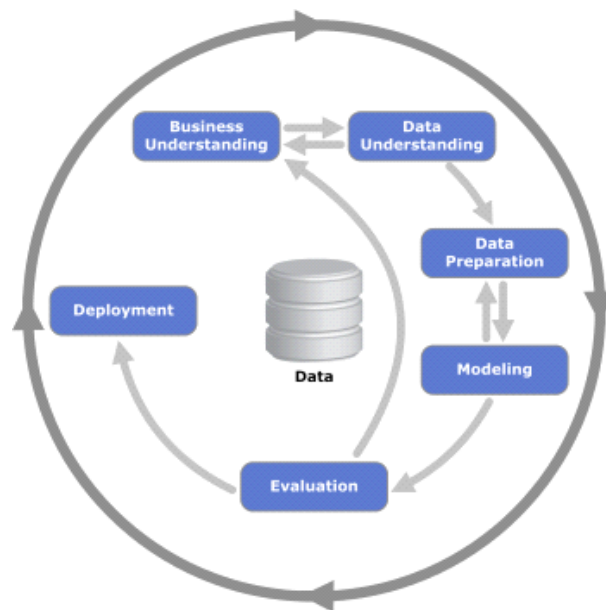


Εικόνα 3.2: Συνδυασμός του data mining

Κατά την τελευταία δεκαετία, η πρόοδος στην επεξεργαστική ισχύ και την ταχύτητα μας επέτρεψαν να προχωρήσουμε πέρα από τις χειρωνακτικές, κουραστικές και χρονοβόρες πρακτικές σε γρήγορες, εύκολες και αυτοματοποιημένες αναλύσεις δεδομένων. Όσο πιο σύνθετα συλλέγονται τα σύνολα δεδομένων, τόσο περισσότερες πιθανότητες είναι να

αποκαλυφθούν συναφείς ιδέες. Οι έμποροι λιανικής, οι τράπεζες, οι κατασκευαστές, οι πάροχοι τηλεπικοινωνιών και οι ασφαλιστές, μεταξύ άλλων, χρησιμοποιούν την εξόρυξη δεδομένων για να ανακαλύψουν τις σχέσεις μεταξύ των πάντων, από την τιμολόγηση, τις προωθήσεις και τα δημογραφικά στοιχεία ως πριν το τρόπο με τον οποίο η οικονομία, ο κίνδυνος, ο ανταγωνισμός και τα κοινωνικά μέσα επηρεάζουν τα επιχειρηματικά μοντέλα και τις σχέσεις των πελατών.

Η εξόρυξη δεδομένων είναι μια επαναληπτική διαδικασία που συνήθως περιλαμβάνει τις ακόλουθες φάσεις (Εικόνα 3.3):



Εικόνα 3.3: Μοντέλο διαδικασίας εξόρυξης δεδομένων

- **Ορισμός του προβλήματος:** ένα έργο εξόρυξης δεδομένων ξεκινά με την κατανόηση του επιχειρηματικού προβλήματος. Οι εμπειρογνώμονες εξόρυξης δεδομένων, των επιχειρήσεων και του διαδικτύου συνεργάζονται στενά για τον καθορισμό των στόχων του έργου και των απαιτήσεων από επιχειρηματική προοπτική. Ο στόχος του έργου στη συνέχεια μεταφράζεται σε ορισμό προβλημάτων εξόρυξης δεδομένων. Σημειώνεται πως σε αυτή τη φάση δεν απαιτούνται ακόμα εργαλεία εξόρυξης δεδομένων.

- **Διερεύνηση δεδομένων:** οι ειδικοί του διαδικτύου κατανοούν τη σημασία των μεταδεδομένων (metadata). Συλλέγουν, περιγράφουν και διερευνούν τα δεδομένα. Προσδιορίζουν επίσης προβλήματα ποιότητας των δεδομένων. Μια συχνή ανταλλαγή με τους εμπειρογνώμονες εξόρυξης δεδομένων και τους επιχειρηματικούς από τη φάση καθορισμού του προβλήματος είναι ζωτικής σημασίας. Σε αυτή τη φάση εξερεύνησης δεδομένων χρησιμοποιούνται παραδοσιακά εργαλεία ανάλυσης δεδομένων, για παράδειγμα στατιστικά, για τη διερεύνηση των δεδομένων.
- **Προετοιμασία δεδομένων:** οι εμπειρογνώμονες του διαδικτύου δημιουργούν το μοντέλο δεδομένων για τη διαδικασία μοντελοποίησης. Συλλέγουν, καθαρίζουν και μορφοποιούν τα δεδομένα επειδή μερικές από τις λειτουργίες εξόρυξης δέχονται δεδομένα μόνο με μια συγκεκριμένη μορφή. Δημιουργούν επίσης νέα παράγωγα χαρακτηριστικά, για παράδειγμα μια μέση τιμή. Στη φάση προετοιμασίας των δεδομένων, τα δεδομένα τροποποιούνται πολλές φορές χωρίς συγκεκριμένη σειρά. Η προετοιμασία των δεδομένων για το εργαλείο μοντελοποίησης επιλέγοντας πίνακες, εγγραφές και χαρακτηριστικά είναι τυπικές εργασίες για αυτή την φάση. Η σημασία των δεδομένων δεν αλλάζει
- **Μοντελοποίηση:** οι εμπειρογνώμονες εξόρυξης δεδομένων επιλέγουν και εφαρμόζουν διάφορες λειτουργίες εξόρυξης επειδή μπορούν να χρησιμοποιηθούν διάφορες λειτουργίες εξόρυξης για τον ίδιο τύπο εξόρυξης δεδομένων. Ορισμένες από τις λειτουργίες εξόρυξης απαιτούν ειδικούς τύπους δεδομένων. Οι εμπειρογνώμονες για την εξόρυξη πρέπει να αξιολογούν κάθε μοντέλο. Στη φάση μοντελοποίησης απαιτείται συχνή ανταλλαγή με τους ειδικούς του διαδικτύου από τη φάση προετοιμασίας των δεδομένων. Η φάση μοντελοποίησης και η φάση της εκτίμησης συνδέονται. Μπορούν να επαναληφθούν πολλές φορές για να αλλάξουν παραμέτρους μέχρι να επιτευχθούν βέλτιστες τιμές. Όταν ολοκληρωθεί η τελική φάση μοντελοποίησης, έχει κατασκευαστεί ένα μοντέλο υψηλής ποιότητας.

- **Εκτίμηση:** οι εμπειρογνώμονες εξόρυξης δεδομένων αξιολογούν το μοντέλο. Εάν το μοντέλο δεν ικανοποιεί τις προσδοκίες τους, επιστρέφουν στη φάση μοντελοποίησης και ανοικοδομούν το μοντέλο αλλάζοντας τις παραμέτρους του έως ότου επιτευχθούν βέλτιστες τιμές. Όταν είναι τελικά ικανοποιημένοι με το μοντέλο, μπορούν να εξάγουν επιχειρηματικές εξηγήσεις και να αξιολογήσουν τις ακόλουθες ερωτήσεις:

1. Το μοντέλο επιτυγχάνει τον επιχειρηματικό στόχο;

2. Έχουν ληφθεί υπόψη όλα τα επιχειρηματικά ζητήματα;

Στο τέλος της φάσης αξιολόγησης, οι εμπειρογνώμονες εξόρυξης δεδομένων αποφασίζουν πώς να χρησιμοποιήσουν τα αποτελέσματα.

- **Ανάπτυξη:** οι εμπειρογνώμονες εξόρυξης δεδομένων χρησιμοποιούν τα αποτελέσματα εξόρυξης εξάγοντας τα αποτελέσματα σε πίνακες βάσεων δεδομένων ή σε άλλες εφαρμογές, για παράδειγμα υπολογιστικά φύλλα. Τα προϊόντα Intelligent MinerTM σας βοηθούν να ακολουθήσετε αυτή τη διαδικασία. Μπορείτε να εφαρμόσετε τις λειτουργίες των προϊόντων Intelligent Miner ανεξάρτητα, επαναληπτικά ή σε συνδυασμό [41].

Η εξόρυξη δεδομένων βρίσκεται στο επίκεντρο των προσπαθειών ανάλυσης σε διάφορες βιομηχανίες και κλάδους. Ποίοι όμως χρησιμοποιούν την εξόρυξη δεδομένων;

- **Εταιρίες επικοινωνίας:** σε μια υπερφορτωμένη αγορά όπου ο ανταγωνισμός είναι σφικτός, οι απαντήσεις είναι συχνά μέσα στα δεδομένα των καταναλωτών, οι εταιρίες πολυμέσων και τηλεπικοινωνιών μπορούν να χρησιμοποιήσουν αναλυτικά μοντέλα για να κατανοήσουν τα βουνά των δεδομένων των πελατών, βοηθώντας τους να προβλέψουν τη συμπεριφορά των πελατών και να προσφέρουν πολύ στοχευμένες και σχετικές εκστρατείες.

- **Εταιρίες ασφάλισης:** με την αναλυτική τεχνογνωσία, οι ασφαλιστικές εταιρίες μπορούν να λύσουν σύνθετα προβλήματα σχετικά με την απάτη, τη συμμόρφωση, τη διαχείριση κινδύνου και την φθορά των πελατών. Οι εταιρίες χρησιμοποιούν τεχνικές εξόρυξης δεδομένων για την αποτελεσματικότερη τιμολόγηση των προϊόντων σε όλες τις επιχειρηματικές δραστηριότητες και να βρουν νέους τρόπους να προσφέρουν ανταγωνιστικά προϊόντα στην υπάρχουσα βάση των πελατών τους.
- **Εκπαίδευση:** με ενοποιημένες απόψεις δεδομένων σχετικά με την πρόοδο των σπουδαστών, οι εκπαιδευτικοί μπορούν να προβλέψουν τις επιδόσεις των φοιτητών πριν περάσουν την τάξη και να αναπτύξουν στρατηγικές παρέμβασης για να τους κρατήσουν σε πορεία. Η εξόρυξη δεδομένων βοηθά τους εκπαιδευτικούς να έχουν πρόσβαση στα δεδομένα των σπουδαστών, να προβλέπουν τα επίπεδα επίτευξης και να καθορίσουν τους μαθητές ή τις ομάδες μαθητών που χρήζουν ιδιαίτερης προσοχής.
- **Βιομηχανίες:** η ευθυγράμμιση των σχεδίων εφοδιασμού με τις προβλέψεις ζήτησης είναι ουσιαστικής σημασίας, όπως η έγκαιρη ανίχνευση προβλημάτων, η διασφάλιση της ποιότητας και οι επενδύσεις. Οι κατασκευαστές μπορούν να προβλέψουν τη φθορά των περιουσιακών στοιχείων της παραγωγής και να προβλέψουν τη συντήρηση, γεγονός που μπορεί να μεγιστοποιήσει το χρόνο λειτουργίας και να διατηρήσει τη γραμμή παραγωγής σύμφωνα με το χρονοδιάγραμμα.
- **Τράπεζες:** αυτοματοποιημένοι αλγόριθμοι βοηθούν τις τράπεζες να κατανοήσουν την πελατειακή τους βάση καθώς και δισεκατομμύρια συναλλαγές που βρίσκονται στην καρδιά του χρηματοπιστωτικού συστήματος. Η εξόρυξη δεδομένων βοηθά τις εταιρίες παροχής χρηματοοικονομικών υπηρεσιών να έχουν καλύτερη εικόνα των κινδύνων της αγοράς, να ανιχνεύουν ταχύτερα τις απάτες και να επιτυγχάνουν βέλτιστες αποδόσεις στις επενδύσεις μάρκετινγκ.

- **Λιανεμπόριο:** οι μεγάλες βάσεις δεδομένων πελατών διατηρούν κρυφές ενδείξεις που μπορούν να βοηθήσουν και να βελτιωθούν οι σχέσεις με τους πελάτες, να βελτιστοποιηθούν οι εκστρατείες μάρκετινγκ και να προβλεθούν οι πωλήσεις. Μέσω ακριβέστερων μοντέλων δεδομένων, οι εταιρίες λιανικής πώλησης μπορούν να προσφέρουν πιο στοχευμένες εκστρατείες και να βρουν την προσφορά που έχει το μεγαλύτερο αντίκτυπο στον πελάτη [40].

3.2 Μέθοδοι ταξινόμησης

3.2.1 Linear Discriminant Analysis (LDA)

Σε αυτό το υποκεφάλαιο παρουσιάζουμε έναν δημοφιλή αλγόριθμο εξόρυξης δεδομένων που μπορεί να χρησιμοποιηθεί για εποπτευόμενη ή μη εποπτευόμενη μάθηση. Η γραμμική διακριτική ανάλυση (LDA) προτάθηκε από τον R. Fischer το 1936, και είχε κάποιες πρακτικές χρήσεις ως ταξινομητής. Το αρχικό LDA παρουσιάστηκε ως πρόβλημα 2 κλάσεων και στη συνέχεια γενικεύτηκε ως πολλαπλή διακριτική ανάλυση από τον C. R. Rao το 1948. Χρησιμοποιείται πιο συχνά ως τεχνική μείωσης των διαστάσεων στο στάδιο προ-επεξεργασίας για εφαρμογές ταξινόμησης προτύπων και μηχανικής μάθησης. Ο στόχος είναι να σχεδιαστεί ένα σύνολο δεδομένων σε ένα κατώτερο διάστατο χώρο με καλό διαχωρισμό κλάσεων, προκειμένου να αποφευχθεί η υπερφότωση και επίσης να μειωθεί το υπολογιστικό κόστος. Έτσι, με λίγα λόγια, συχνά ο στόχος ενός LDA είναι να προβάλλει ένα χώρο χαρακτηριστικών (ένα σύνολο δεδομένων n -διαστάσεων δειγμάτων) σε ένα μικρότερο υπο-επίπεδο k (όπου $k \leq n-1$) διατηρώντας ταυτόχρονα τις διακριτικές πληροφορίες της κλάσης [43].

Η ιδέα πίσω από το LDA είναι απλή. Μαθηματικά, πρέπει να βρούμε ένα νέο χαρακτηριστικό χώρο για να προβάλλουμε τα δεδομένα προκειμένου να μεγιστοποιήσουμε τη διαχωρισιμότητα των κλάσεων. Προφανώς το πρώτο βήμα είναι να βρούμε έναν τρόπο να μετρήσουμε αυτή την ικανότητα διαχωρισμού κάθε νέου υποψήφιου χώρου χαρακτηριστικών. Η απόσταση μεταξύ των προβαλλόμενων μέσων κάθε κατηγορίας, θα μπορούσε να είναι ένα από τα μέτρα, ωστόσο μόνο αυτή η

απόσταση δεν θα ήταν καλή μέτρηση επειδή δεν λαμβάνει υπόψη την κατανομή των δεδομένων. Το 1988, ένας στατιστικός που ονομάζεται Ronald Fisher πρότεινε την ακόλουθη λύση: μεγιστοποιήστε τη συνάρτηση που αντιπροσωπεύει τη διαφορά μεταξύ των μέσων, κανονικοποιώντας με ένα μέτρο τις μεταβλητές εντός της κλάσης. Η πρόταση του βασικά ήταν να μεγιστοποιήσει την απόσταση μεταξύ του μέσου όρου κάθε κατηγορίας και να ελαχιστοποιήσει την εξάπλωση των άλλων μεταβλητών εντός της ίδιας κατηγορίας[80]. Έτσι, καταλήγουμε σε δύο μέτρα: την εσωτερική και την μεταξύ τάξη. Ωστόσο, αυτή η διατύπωση είναι δυνατή μόνο αν υποθέσουμε ότι το σύνολο των δεδομένων έχει κανονική κατανομή. Αυτή η υπόθεση μπορεί να έχει μειονέκτημα, διότι αν η κατανομή των δεδομένων είναι μη Gaussian, το LDA μπορεί να μην λειτουργεί πολύ καλά[42].

Το LDA αποτελείται από στατιστικές ιδιότητες των δεδομένων, που υπολογίζονται για κάθε κατηγορία. Για μια μεταβλητή μιας εισόδου (x), αυτός είναι ο μέσος όρος και η διακύμανση της μεταβλητής για κάθε κατηγορία. Για πολλαπλές μεταβλητές, αυτές είναι οι ίδιες ιδιότητες που υπολογίζονται με βάση τον πολλαπλό μεταβλητό Gaussian, δηλαδή το μέσο και το πίνακα διακύμανσης. Αυτές οι στατιστικές ιδιότητες υπολογίζονται από τα δεδομένα και συνδέονται με την εξίσωση LDA για να κάνουν προβλέψεις. Αυτές είναι οι τιμές μοντέλου που θα αποθηκευτούν σε αρχείο για το μοντέλο μας.

Το LDA κάνει κάποιες απλούστερες υποθέσεις για τα δεδομένα. Αυτά είναι τα εξής:

- Ότι τα δεδομένα είναι Gaussian, και ότι κάθε μεταβλητή είναι διαμορφωμένη σαν καμπύλη καμπάνας όταν σχεδιαστεί βλέπε Εικόνα 3.4.
- Ότι κάθε χαρακτηριστικό έχει την ίδια διακύμανση, και ότι οι τιμές κάθε μεταβλητής κυμαίνονται γύρω από τη μέση μεταβλητή με το ίδιο ποσό κατά μέσο όρο.

Linear Discriminant Analysis

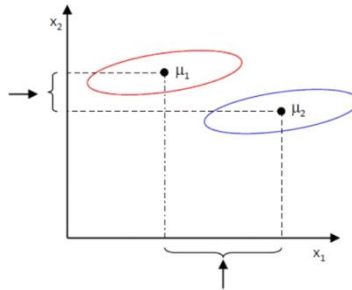


Figure from [1]

Εικόνα 3.4: Linear Discriminant Analysis

Με αυτές τις υποθέσεις, το μοντέλο LDA υπολογίζει το μέσο όρο και τη διακύμανση από τα δεδομένα για κάθε κατηγορία. Η μέση τιμή (m) κάθε εισόδου (x) για κάθε κλάση (k) μπορεί να εκτιμηθεί με τον κανονικό τρόπο διαιρώντας το άθροισμα των τιμών με το συνολικό αριθμό των τιμών.

$$m_k = \frac{\sum(x)}{n_k}$$

Όπου m είναι η μέση τιμή του x για την κλάση k , και n είναι ο αριθμός των παρουσιών. Η διακύμανση υπολογίζεται σε όλες τις κλάσεις ως η μέση τετραγωνική διαφορά κάθε τιμής από τη μέση τιμή.

$$s^2 = \frac{\sum(x-m)^2}{(n-K)}$$

Όπου s^2 είναι η διακύμανση σε όλες τις εισόδους x , n είναι ο αριθμός των περιπτώσεων, K είναι ο αριθμός των κλάσεων και m είναι ο μέσος όρος για την είσοδο x .

Το LDA προβαίνει σε προβλέψεις εκτιμώντας την πιθανότητα να ανήκει ένα σύνολο εισόδων σε κάθε κατηγορία. Η κατηγορία που παίρνει την υψηλότερη πιθανότητα είναι η κλάση εξόδου. Το μοντέλο χρησιμοποιεί το Θεώρημα Bayes για να εκτιμήσει τις πιθανότητες. Εν συντομία, το θεώρημα Bayes μπορεί να χρησιμοποιηθεί για την εκτίμηση της πιθανότητας της κλάσης εξόδου (k) δεδομένης της εισόδου (x)

χρησιμοποιώντας την πιθανότητα κάθε κατηγορίας και την πιθανότητα των δεδομένων που ανήκουν σε κάθε κατηγορία.

$$P\left(\frac{Y=x}{X=x}\right) = \frac{(P_k * f_k(x))}{(P_l * f_l(x))}$$

Όπου P_k αναφέρεται στη πιθανότητα της κάθε κλάσης (k) που παρατηρείται στα δεδομένα εκπαίδευσης (π.χ 0.5 για 50-50, διαίρεση σε ένα πρόβλημα δύο τάξεων). Στο θεώρημα Bayes αυτό ονομάζεται η προηγούμενη πιθανότητα.

$$P_k = \frac{n_k}{n}$$

Το $f(x)$ παραπάνω είναι η εκτιμώμενη πιθανότητα του x που ανήκει στη κλάση. Μια συνάρτηση κατανομής Gauss χρησιμοποιείται για το $f(x)$. Συνδέοντας το Gaussian στην παραπάνω εξίσωση και απλουστεύοντας το καταλήγουμε με την παρακάτω εξίσωση.

$$D_k(x) = x * \left(\frac{m_k}{s^2}\right) - \left(\frac{m_k^2}{2*s^2}\right) + P_k$$

Όπου $D_k(x)$ είναι η διακριτική συνάρτηση για την κλάση k που δίνεται στην είσοδο x . Αυτό ονομάζεται συνάρτηση διακρίσεων και η κατηγορία που υπολογίζεται ότι θα έχει τη μεγαλύτερη τιμή θα είναι η ταξινόμηση της παραγωγής (y)

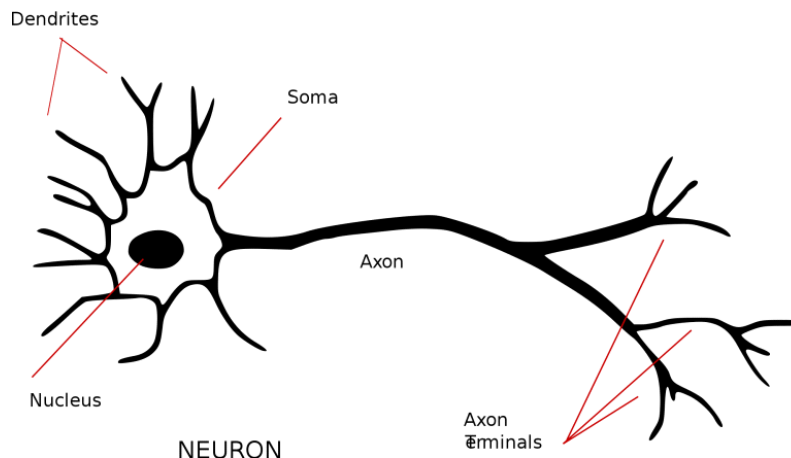
Το LDA είναι μια απλή και αποτελεσματική μέθοδος ταξινόμησης. Επειδή είναι απλή και τόσο κατανοητή, υπάρχουν πολλές επεκτάσεις και παραλλαγές τις μεθόδου. Ορισμένες δημοφιλείς επεκτάσεις περιλαμβάνουν:

- **Ανάλυση τετραγωνικών διακρίσεων (QDA – Quadratic Discriminant Analysis):** όπου κάθε κλάση χρησιμοποιεί τη δική της εκτίμηση της διακύμανσης (ή συνδιακύμανσης όταν υπάρχουν πολλαπλές μεταβλητές εισόδου).
- **Ευέλικτη διακριτική ανάλυση (FDA – Flexible Discriminant Analysis):** όπου χρησιμοποιούνται μη γραμμικοί συνδυασμοί εισροών

- **Ρυθμιζόμενη διακριτική ανάλυση (Regularized Discriminant Analysis):** όπου εισάγει κανονικοποίηση στην εκτίμηση της διακύμανσης (στην πραγματικότητα συνδιακύμανσης), περιορίζοντας την επίδραση διαφόρων μεταβλητών στην LDA.

Καταλήγουμε λοιπόν στην εξής ερώτηση: Είναι το LDA μια τεχνική μείωσης των διαστάσεων ή ένας ταξινομητής; Η απάντηση είναι πως το LDA λειτουργεί καλά και με τους δύο τρόπους. Αυτό συμβαίνει επειδή τα χαρακτηριστικά των δεδομένων που εργαζόμαστε μας καθοδηγούν σχετικά με την απόφαση της εφαρμογής του LDA ως ταξινομητή ή ως αλγόριθμο μείωσης των διαστάσεων[44].

3.2.2 Perceptron



Εικόνα 3.5: Βιολογικός νευρώνας

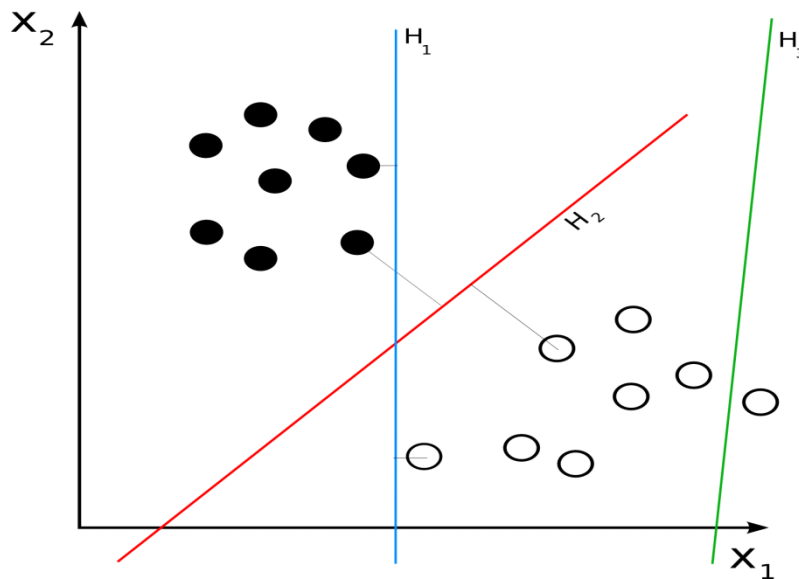
Τα νευρωνικά δίκτυα έχουν γίνει εξαιρετικά δημοφιλή τα τελευταία χρόνια και νέες αρχιτεκτονικές, τύποι νευρώνων, συναρτήσεις ενεργοποίησης και τεχνικές εκπαίδευσης εμφανίζονται συνεχώς στην έρευνα. Για να κατανοήσουμε τις σύγχρονες προσεγγίσεις, πρέπει να κατανοήσουμε το μικρότερο, πιο θεμελιώδες δομικό στοιχείο των αποκαλούμενων βαθιών νευρωνικών δικτύων (Deep Learning): τον νευρώνα. Τα perceptrons και οι τεχνητοί νευρώνες χρονολογούνται από το 1958. Ο Frank Rosenblatt ήταν ψυχολόγος που προσπαθούσε να στερεοποιήσει ένα μαθηματικό μοντέλο για τους βιολογικούς νευρώνες. Για να κατανοήσουμε καλύτερα τα κίνητρα πίσω από το

perceptron, χρειαζόμαστε μια επιφανειακή κατανόηση της δομής των βιολογικών νευρώνων στους εγκεφάλους μας.[83].

Ας εξετάσουμε ένα βιολογικό νευρώνα Εικόνα 3.5. Το σημείο αυτής της κυψέλης είναι να πάρουμε κάποια εισροή (με τη μορφή ηλεκτρικών σημάτων στο μυαλό μας), να κάνουμε κάποια επεξεργασία και να παράγουμε κάποια έξοδο (επίσης ένα ηλεκτρικό σήμα). Ένα πολύ σημαντικό πράγμα που πρέπει να σημειωθεί είναι ότι οι εισροές και οι εκροές είναι δυαδικές (0 ή 1). Ένας μεμονωμένος νευρώνας δέχεται εισροές, συνήθως από άλλους νευρώνες, μέσω των δενδριτών του. Παρόλο που η παραπάνω εικόνα δεν την απεικονίζει, οι δενδρίτες συνδέονται με άλλους νευρώνες μέσα από ένα κενό που ονομάζεται σύναψη που αποδίδει βάρος σε μια συγκεκριμένη είσοδο. Στη συνέχεια, όλες αυτές οι εισροές θεωρούνται μαζί όταν υποβάλλονται σε επεξεργασία στο σώμα του κυττάρου. Οι νευρώνες εκδηλώνουν μια συμπεριφορά “όλα ή τίποτα”. Με άλλα λόγια, εάν ο συνδυασμός των εισόδων υπερβαίνει ένα ορισμένο όριο, τότε παράγεται ένα σήμα εξόδου. Εάν ο συνδυασμός πέσει κάτω από το όριο, τότε ο νευρώνας δεν παράγει κάποια έξοδο. Εάν ο νευρώνας παράγει έξοδο, τότε η έξοδος ταξιδεύει κατά μήκος του άξονα προς τα άκρα του άξονα. Αυτοί οι άξονες είναι συνδεδεμένοι με τους δενδρίτες άλλων νευρώνων μέσω συνάψεων.

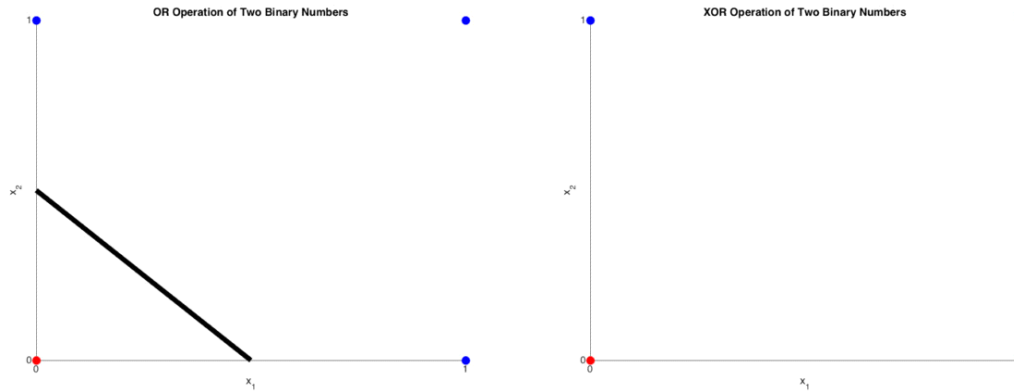
Εφόσον έγινε μια εισαγωγή στην κατανόηση της δομής των βιολογικών νευρώνων στους εγκεφάλους μας, ας εξηγήσουμε πως λειτουργεί ο αλγόριθμος perceptron. Ο αλγόριθμος perceptron είναι ένας από τους πιο συνηθισμένους αλγόριθμους μηχανικής μάθησης για δυαδική ταξινόμηση. Ορισμένες διεργασίες μηχανικής μάθησης που χρησιμοποιούν το perceptron περιλαμβάνουν τον προσδιορισμό φύλου, τον χαμηλό και υψηλό κίνδυνο για ασθένειες και την ανίχνευση ιού. Βασικά, κάθε διεργασία που περιλαμβάνει ταξινόμηση σε δύο ομάδες μπορεί να χρησιμοποιήσει perceptron. Επιπλέον, υπάρχει και ο perceptron πολλαπλών στρώσεων για να διακρίνει κλάσεις που δεν είναι γραμμικά διαχωρίσιμες, γεγονός που αυξάνει τον αριθμό των διεργασιών στις οποίες μπορεί να χρησιμοποιηθεί ο perceptron. Γενικά, ο αλγόριθμος perceptron, και οι ιδέες πίσω από αυτόν, είναι ένα από τα βασικά δομικά στοιχεία των νευρωνικών δικτύων και η κατανόηση του είναι κρίσιμη για την ανάπτυξη πιο σύνθετων δικτύων.

Ο αλγόριθμος perceptron χρησιμοποιείται συχνά στην εποπτευόμενη μάθηση. Είναι ένας τύπος γραμμικού ταξινομητή, ο οποίος ταξινομεί τα σημεία δεδομένων χρησιμοποιώντας έναν γραμμικό συνδυασμό των μεταβλητών που χρησιμοποιούνται. Όπως φαίνεται και στην Εικόνα 3.6, ένας γραμμικός ταξινομητής χρησιμοποιεί γραμμές (H_1 , H_2 , H_3) για να ταξινομήσει τα σημεία δεδομένων – οποιοδήποτε αντικείμενο στη μια πλευρά της γραμμής είναι μέρος μιας κλάσης και οποιοδήποτε αντικείμενο στην άλλη πλευρά είναι μέρος της άλλης κλάσης. Σε αυτό το παράδειγμα, ένας επιτυχημένος γραμμικός ταξινομητής θα μπορούσε να χρησιμοποιήσει το H_1 ή H_2 για να διακρίνει μεταξύ δύο κλάσεων, ενώ ο H_3 θα ήταν ένα κακό όριο απόφασης.

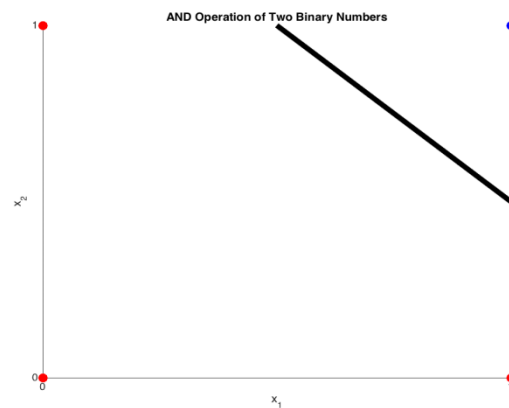


Εικόνα 3.6: Γραμμικός ταξινομητής

Μια ενδιαφέρουσα συνέπεια των ιδιοτήτων του perceptron είναι ότι δεν μπορεί να μάθει την λειτουργία XOR. Όπως βλέπουμε και στην Εικόνα 3.7 και Εικόνα 3.8, οι λειτουργίες OR και AND είναι γραμμικά διαχωριζόμενες, πράγμα που σημαίνει ότι υπάρχει μια γραμμή που μπορεί να διαχωρίσει όλα τα σημεία δεδομένων μιας κλάσης από όλα τα σημεία δεδομένων της άλλης κλάσης. Ωστόσο, η συνάρτηση XOR δεν είναι γραμμικά διαχωρίσιμη και συνεπώς ο αλγόριθμος perceptron δεν μπορεί να μάθει με επιτυχία την έννοια. Αυτός είναι ο κύριος λόγος για τον οποίο ο αλγόριθμος perceptron από μόνος του δεν χρησιμοποιείται για σύνθετα καθήγοντα εκμάθησης μηχανών[84].



Εικόνα 3.7: Αριστερα: λειτουργία OR. Δεξιά: λειτουργία XOR

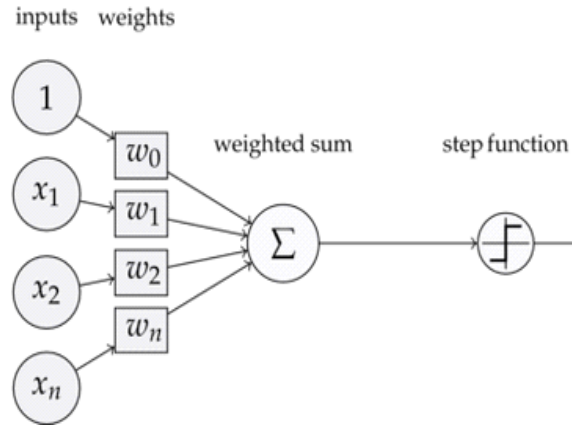


Εικόνα 3.8: Λειτουργία AND

Όπως αναφέραμε, ο αλγόριθμος perceptron είναι ένας γραμμικός ταξινομητής. Διαχωρίζει τις δύο κατηγορίες με μια ευθεία γραμμή. Η είσοδος είναι το διάνυσμα x το οποίο πολλαπλασιάζεται με το βάρος w και ύστερα προστίθεται με το bias b . Δηλαδή ο τύπος είναι: $y = w * x + b$. Συγκεκριμένα, ο perceptron παράγει μία μόνο έξοδο που βασίζεται σε πολλές πραγματικές τιμές εισόδου σχηματίζοντας έναν γραμμικό συνδυασμό χρησιμοποιώντας τα βάρη εισόδου του. Ο μαθηματικός τύπος που σχηματίζεται είναι:

$$y = \phi(\sum_{i=1}^n w_i * x_i + b) = \phi(w^T x + b)$$

όπου w δηλώνει τα βάρη, το x τις εισόδους, το b το bias και το ϕ τη μη γραμμική συνάρτηση ενεργοποίησης. Πιο συγκεκριμένα τα συστατικά του perceptron είναι τα εξής βλέπε Εικόνα 3.9 [82]:

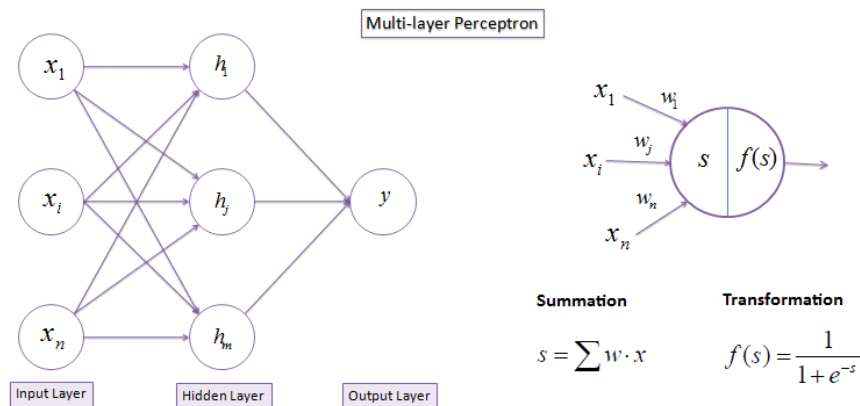


Εικόνα 3.9: Συστατικά του perceptron

- **Είσοδος:** όλα τα χαρακτηριστικά γίνονται είσοδος για ένα perceptron. Δηλώνουμε την είσοδο ενός perceptron από $[x_1, x_2, x_3, \dots, x_n]$, όπου το x αντιπροσωπεύει την τιμή του χαρακτηριστικού και το n αντιπροσωπεύει τον συνολικό αριθμό των χαρακτηριστικών. Έχουμε επίσης ένα ειδικό είδος εισόδου που ονομάζεται bias. Στην Εικόνα 3.9, έχουμε περιγράψει την τιμή του bias ως w_0 .
- **Βάρη:** είναι οι τιμές που υπολογίζονται κατά τη διάρκεια της εκπαίδευσης του μοντέλου. Αρχικά ξεκινάμε την τιμή των βαρών με κάποια αρχική τιμή και ύστερα αυτές οι τιμές ενημερώνονται για κάθε σφάλμα προπόνησης. Τα βάρη αντιπροσωπεύονται από $[w_1, w_2, w_3, \dots, w_n]$.
- **Bias:** ο νευρώνας bias, όπου στην Εικόνα 3.9 συμβολίζεται ως w_0 , επιτρέπει σε έναν ταξινομητή να μετατοπίσει το όριο απόφασης. Στόχος του είναι να μετακινεί κάθε σημείο με μια σταθερή απόσταση προς μια καθορισμένη κατεύθυνση. Το bias βοηθά στην εκπαίδευση του μοντέλου γρηγορότερα και με καλύτερη ποιότητα.

- **Άθροισμα από τα βάρη:** είναι το άθροισμα των τιμών που λαμβάνουμε μετά από τον πολλαπλασιασμό κάθε βάρους w_i που σχετίζεται με κάθε τιμή χαρακτηριστικού x_i . Αντιπροσωπεύουμε αυτό το άθροισμα απόγια όλα τα i από 1 έως n .
- **Συνάρτηση ενεργοποίησης:** ο ρόλος της συνάρτησης ενεργοποίησης είναι να κάνουν τα νευρικά δίκτυα μη γραμμικά. Για τη γραμμική ταξινόμηση, για παράδειγμα, είναι απαραίτητο να γίνει το perceptron όσο το δυνατόν γραμμικό.
- **Έξοδος:** εφόσον το άθροισμα από τα βάρη μεταβιβαστούν στη συνάρτηση ενεργοποίησης και οποιαδήποτε τιμή λαμβάνουμε μετά τον υπολογισμό είναι η προβλεπόμενη έξοδος[81].

Εκτός από τον απλό perceptron, αναφέραμε ότι υπάρχει και ο perceptron πολλαπλών στρώσεων (MLP: MutliLayer Perceptron). Ο MLP έχει την ίδια δομή με τον perceptron με ένα ή περισσότερα στρώματα. Η επακόλουθη εργασία με τις πολλαπλές στρώσεις perceptron έδειξε ότι είναι σε θέση να προσεγγίσουν την XOR καθώς και πολλές άλλες μη γραμμικές λειτουργίες. Ακριβώς όπως ο Rosenblatt βασίζει το perceptron σε ένα νευρώνα του McCulloch-Pitts, που σχεδιάστηκε το 1943, και τα ίδια τα perceptrons είναι δομικά στοιχεία που αποδεικνύονται χρήσιμα μόνο σε τέτοιες μεγαλύτερες λειτουργίες όπως τα πολλαπλά στρώματα perceptrons [84]. Το perceptron πολλαπλών στρώσεων είναι ο η αρχή του Deep Learning και ένα καλό μέρος για να ξεκινήσετε να μάθουμε το Deep Learning. Ένα (MLP) είναι ένα βαθύ, τεχνητό νευρωνικό δίκτυο. Αποτελείται από περισσότερα από ένα perceptron. Αποτείται από ένα στρώμα εισόδου για την λήψη του σήματος, ένα στρώμα εξόδου που λαμβάνει μια απόφαση ή μια πρόβλεψη για την είσοδο και μεταξύ αυτών των δύο, έναν αυθαίρετο αριθμό κρυφών επιπέδων που είναι ο πραγματικός υπολογιστικός κινητήρας του MLP βλέπε Εικόνα 3.10. Τα MLP με ένα κρυφό στρώμα είναι ικανά να προσεγγίσουν κάθε συνεχή λειτουργία.



Εικόνα 3.10: Multilayer perceptron

Ο αλγόριθμος backpropagation αποτελείται από δύο φάσεις: την εμπρόσθια φάση όπου οι ενεργοποιήσεις μεταδίδονται από την είσοδο στο στρώμα εξόδου και την οπίσθια φάση, όπου το σφάλμα μεταξύ της παρατηρούμενης πραγματικής και της ζητούμενης τιμής στο στρώμα εξόδου μεταδίδεται προς τα πίσω για να τα τροποποιηθούν οι τιμές βάρους και το bias.

- **Forward propagation:** καταχωρεί τις εισροές προσθέτοντας όλες τις εισροές βάρη και στη συνέχεια υπολογίζει τις εξόδους χρησιμοποιώντας σιγμοειδή όριο.
- **Backward propagation:** διαδίδει τα σφάλματα προς τα πίσω, κατανέμοντάς τα σε κάθε μονάδα ανάλογα με το ποσό αυτού του σφάλματος που είναι υπεύθυνο για τη μονάδα.
 - Σφάλμα σε κάθε νευρώνα εξόδου

$$D_o = y (1 - y) (t - y)$$

- Σφάλμα σε κάθε κρυφό νευρώνα

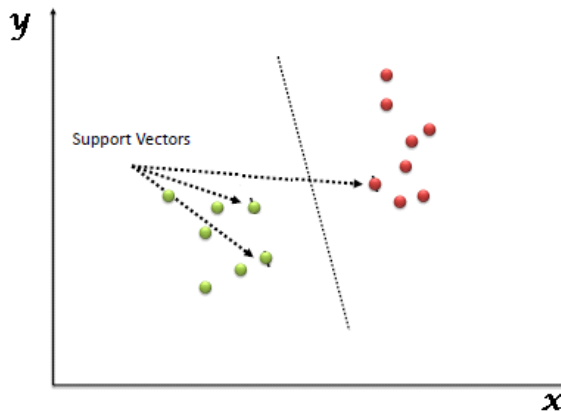
$$D_i = y_i (1 - y_i) (w_i d_o)$$

- Αλλαγή στα βάρη

$$\Delta w = \eta \, d \, x$$

3.2.3 Support Vector Machines (SVM)

Το SVM είναι ένας διακριτικός ταξινομητής που ορίζεται τυπικά από ένα διαχωριστικό υπερ-επίπεδο. Με άλλα λόγια, δίνοντας επισημασμένα δεδομένα εκπαίδευσης (εποπτευόμενη μάθηση), ο αλγόριθμος εξάγει ένα βέλτιστο υπερ-επίπεδο που κατηγοριοποιεί τα νέα παραδείγματα. Σε ένα διδιάστατο χώρο αυτό το υπερ-επίπεδο είναι μια γραμμή που διαιρεί το πλάνο σε δύο μέρη, όπου κάθε κλάση βρίσκεται στην δικιά του πλευρά. Ωστόσο, χρησιμοποιείται κυρίως σε προβλήματα ταξινόμησης. Σε αυτόν τον αλγόριθμο, σχεδιάζουμε κάθε στοιχείο δεδομένων ως σημείο σε n-διάστατο χώρο (όπου n είναι ο αριθμός των χαρακτηριστικών που έχουμε) με την τιμή κάθε χαρακτηριστικού να είναι η τιμή μιας συγκεκριμένης συντεταγμένης. Στη συνέχεια πραγματοποιούμε την ταξινόμηση βρίσκοντας το υπερ-επίπεδο που διαφοροποιεί τις δύο κατηγορίες πολύ καλά Εικόνα 3.11.

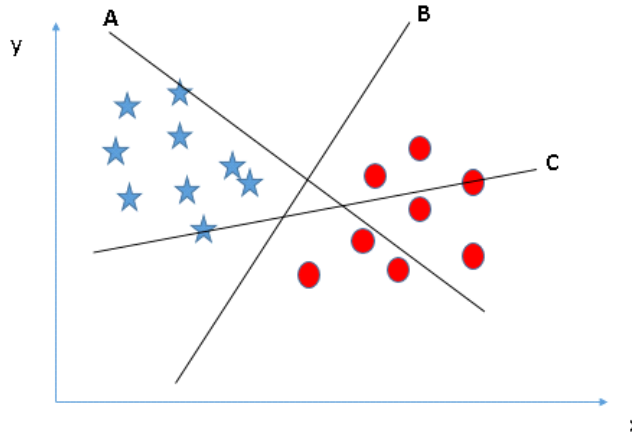


Εικόνα 3 11: Υπερεπίπεδο δύο κλάσεων

Τα support vectors είναι απλά οι συντεταγμένες της ατομικής παρατήρησης. Το SVM είναι ένα όριο που διαχωρίζει καλύτερα τις δύο κλάσεις (υπερ-επίπεδο / κλάση). Μπορούμε να καθορίσουμε διαισθητικά ένα κριτήριο για την εκτίμηση της αξίας των γραμμών: “Μια γραμμή δεν είναι καλή αν περάσει πολύ κοντά στα σημεία γιατί θα είναι θορυβώδης και δεν θα γενικευτεί σωστά. Επομένως, ο στόχος μας πρέπει να είναι να βρούμε τη γραμμή που να περνά όσο το δυνατόν περισσότερο από όλα τα σημεία.”[79]

Στην προηγούμενη παράγραφο, συνηθίσαμε την διαδικασία διαχωρισμού των δύο τάξεων με υπερ-επίπεδο. Τώρα θα ασχοληθούμε με το πώς μπορούμε να προσδιορίσουμε το σωστό υπερ-επίπεδο.

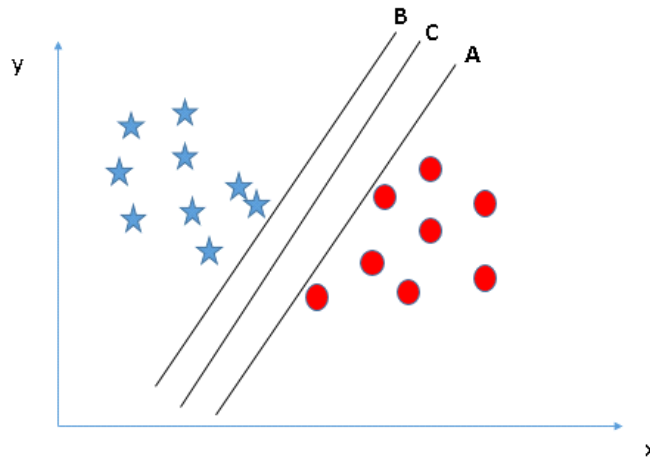
Σενάριο 1: Εδώ έχουμε τρία υπερ-επίπεδα (A, B, C). Τώρα θα προσδιορίσουμε το σωστό υπερ-επίπεδο για να ταξινομήσουμε το αστερί και τον κύκλο.



Εικόνα 3.12: Σενάριο 1

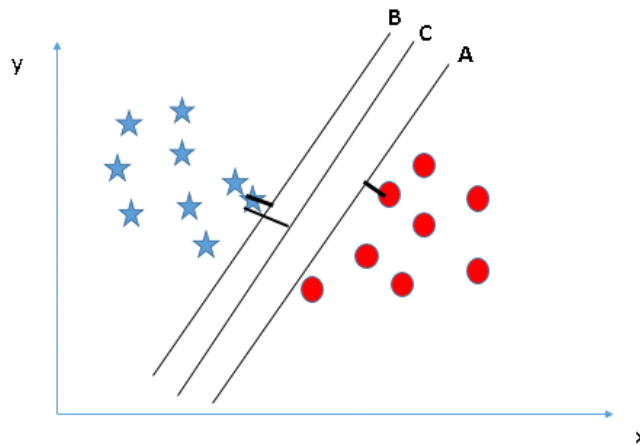
Πρέπει να θυμηθούμε έναν κανόνα για να προσδιορίσουμε το σωστό υπερ-επίπεδο: “Επιλέγουμε το υπερ-επίπεδο που διαχωρίζει καλύτερα τις δύο κλάσεις”. Σε αυτό το σενάριο, το υπερ-επίπεδο “B” κάνει άριστα την δουλειά. Εδώ μπορούμε να καθορίσουμε διαισθητικά ένα κριτήριο για την εκτίμηση της αξίας των γραμμών: “Μια γραμμή είναι λιγότερη βέλτιστη αν περάσει πολύ κοντά στα σημεία γιατί θα είναι θορυβώδης και δεν θα γενικευτεί σωστά. Επομένως, θα πρέπει να βρούμε, μια γραμμή η οποία να περνά όσο το δυνατόν περισσότερο από όλα τα σημεία”.

Σενάριο 2: Εδώ, έχουμε τρία υπερ-επίπεδα (A, B, C) και όλα διαχωρίζουν τις κλάσεις καλά. Τώρα όμως, πώς μπορούμε να εντοπίσουμε το σωστό υπερ-επίπεδο;



Εικόνα 3.13: Σενάριο 2

Εδώ, η μεγιστοποίηση των αποστάσεων μεταξύ του πλησιέστερου σημείου δεδομένων (είτε κατηγορίας) και του υπερ-επιπέδου θα μας βοηθήσει να αποφασίσουμε το σωστό υπερ-επίπεδο. Αυτή η απόσταση ονομάζεται περιθώριο (Εικόνα 3.14).

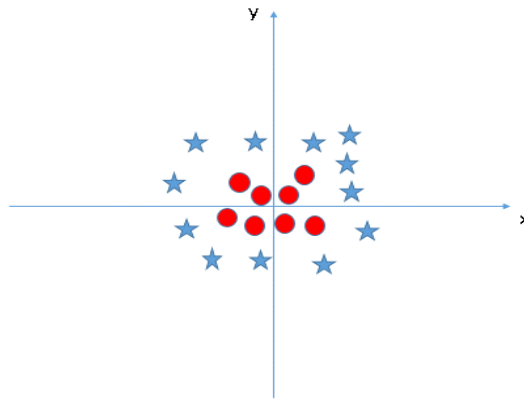


Εικόνα 3.14: Περιθώριο

Όπως βλέπουμε και στην Εικόνα 3.14, παρατηρούμε ότι το περιθώριο για το υπερ-επίπεδο C είναι μεγαλύτερο σε σύγκριση με το A και το B. Επομένως, ονομάζουμε ως σωστό υπερ-επίπεδο το C. Ένας άλλος λόγος για την επιλογή του υπερ-επιπέδου με το μεγαλύτερο περιθώριο είναι η στιβαρότητα. Αυτό σημαίνει πως αν επιλέξουμε ένα υπερ-

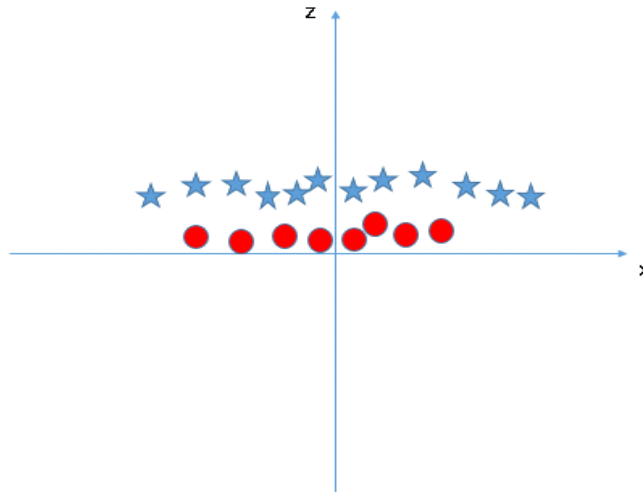
επίπεδο που έχει μικρό περιθώριο, τότε υπάρχει μεγάλη πιθανότητα για εσφαλμένη ταξινόμηση.

Σενάριο 3: Μέχρι εδώ καλά. Τώρα ας σκεφτούμε αν είχαμε τα δεδομένα όπως φαίνεται στην Εικόνα 3.15.



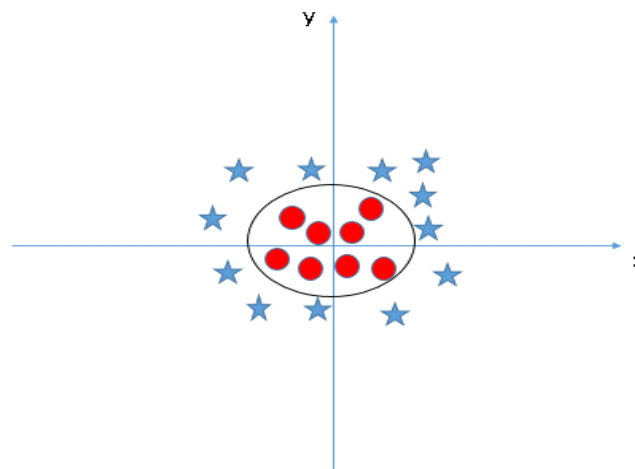
Εικόνα 3.15: Σενάριο 3

Σαφώς, δεν υπάρχει γραμμή που να μπορεί να χωρίσει τις δύο κλάσεις σε αυτο το επίπεδο x - y . Έτσι, εφαρμόζουμε μετασχηματισμό και προσθέτουμε μια ακόμα διάσταση, τον γνωστό z άξονα. Ας υποθέσουμε την αξία των σημείων στο επίπεδο z : $w = x^2 + y^2$. Σε αυτή τη περίπτωση μπορούμε να το χειριστούμε σαν την απόσταση του σημείου από την z -προέλευση. Τώρα, αν σχεδιάσουμε στον άξονα z , ένας σαφής διαχωρισμός είναι ορατός και μπορεί να γίνει με μια γραμμή Εικόνα 3.16.



Εικόνα 3.16: Αποτέλεσμα μετασχηματισμού στο επίπεδο $x-y$

Όταν παρατηρήσουμε το υπερ-επίπεδο στον αρχικό χώρο εισόδου, θα διαπιστώσουμε ότι μοιάζει με έναν κύκλο (Εικόνα 3.17).



Εικόνα 3.17: Σενάριο 3: αρχικός χώρος εισόδου μετά τον μετασχηματισμό στο επίπεδο $x-y$

Σε αυτό το σημείο, αξίζει να ληφθούν υπόψιν τα εξής:

- Όλες οι τιμές για το z θα είναι θετικές πάντα επειδή το z είναι το τετραγωνικό άθροισμα του x και z .

- Στην αρχική γραφική παράσταση Εικόνα 3.17, οι κύκλοι εμφανίζονται κοντά στην προέλευση των αξόνων x και y , οδηγώντας σε χαμηλότερες τιμές z , ενώ τα αστέρια εμφανίζονται σχετικά μακριά με αποτέλεσμα να οδηγούν σε μεγαλύτερες τιμές z .

Τέλος, παρατηρούμε πως με το SVM είναι εύκολο να έχουμε ένα γραμμικό υπερ-επίπεδο μεταξύ δύο κατηγοριών. Επίσης το SVM έχει μια τεχνική που ονομάζεται κόλπο πυρήνα. Αυτή είναι μια λειτουργία όπου μετατρέπει ένα μη διαχωρίσιμο πρόβλημα σε διαχωρίσιμο πρόβλημα. Είναι επί το πλείστον χρήσιμο σε πρόβλημα μη γραμμικού διαχωρισμού. Με απλά λόγια, κάνει μερικούς εξαιρετικά περίπλοκους μετασχηματισμούς δεδομένων και στη συνέχεια ανακαλύπτει τη διαδικασία διαχωρισμού των δεδομένων με βάση τις ετικέτες ή τις εξόδους που έχουν ορισθεί[78][80].

ΚΕΦΑΛΑΙΟ 4

ΥΛΟΠΟΙΗΣΗ ΚΑΙ ΑΠΟΤΕΛΕΣΜΑΤΑ

4.1 Σύνολο δεδομένων

Για αυτήν την πτυχιακή εργασία χρησιμοποιήσαμε ένα ολοκληρωμένο σύνολο δεδομένων με το όνομα ISRUC-Sleep[87] το οποίο δημιουργήθηκε για να βοηθήσει τους ερευνητές ύπνου στην μελέτη τους. Τα δεδομένα ελήφθησαν από ενήλικες, συμπεριλαμβανομένων από υγιή άτομα και άτομα με διαταραχές ύπνου υπό την επίδραση υπνωτικών. Κάθε εγγραφή επιλέχθηκε τυχαία μεταξύ των εγγραφών PSG που αποκτήθηκαν από το Sleep Medicine Centre of the Hospital of Coimbra University (CHUC). Το σύνολο δεδομένων, το οποίο είναι δομημένο για την υποστήριξη διαφορετικών ερευνητικών στόχων, αποτελείται από τρεις ομάδες δεδομένων:

- Δεδομένα που αφορούν 100 άτομα, με μια συνεδρία εγγραφής ανα άτομο.
- Δεδομένα που συλλέχθηκαν από 8 άτομα. Δύο συνεδρίες εγγραφής ανα άτομο, οι οποίες είναι χρήσιμες για μελέτες που περιλαμβάνουν μεταβολές στα σήματα PSG με τη πάροδο του χρόνου.
- Δεδομένα που συλλέχθηκαν από 10 υγιή άτομα με μία συνεδρία εγγραφής. Είναι χρήσιμα για μελέτες που περιλαμβάνουν σύγκριση υγιών ατόμων με ασθενείς που πάσχουν από διαταραχές ύπνου.

Οι εγγραφές PSG, που σχετίζονται με κάθε άτομο, βαθμολογήθηκαν οπτικά από δύο εμπειρογνώμονες. Οι εγγραφές περιλαμβάνουν ηλεκτροφυσιολογικά σήματα,

πνευμονικά σήματα και άλλες πληροφορίες ανα άτομο. Το ISRUC-Sleep μπορεί να είναι χρήσιμο:

- Στην επεξεργασία βιοϊατρικών σημάτων
- Στην ανάπτυξη μεθόδου αυτόματης ταξινόμησης του σταδίου ύπνου (ASSC)
- Σε μελέτες φυσιολογίας ύπνου

Τέλος για την παρούσα πτυχιακή χρησιμοποιήσαμε το πρώτο σύνολο δεδομένων. Όλο το σύνολο δεδομένων παρουσιάζεται συνοπτικά στον Πίνακα 4.1

Πίνακας 4.1: Σύνολο δεδομένων ISRUC-Sleep

<i>Dataset</i>	<i>Άτομα</i>	<i>Αριθμός εγγραφών ανα άτομο</i>	<i>Χαρακτηριστικά</i>	<i>Ηλικίες</i>
1	100 (55 άνδρες, 45 γυναίκες) με αποδείξεις διαταραχών ύπνου	1 εγγραφή ανα άτομο	Τα περισσότερα άτομα έχουν άπνοια	20 – 85 Μέσος όρος: 51
2	8 (6 άνδρες, 2 γυναίκες) με αποδείξεις διαταραχών ύπνου	2 εγγραφές ανα άτομο όπου εκτελέθηκαν σε 2 διαφορετικές ημερομηνίες	Τα περισσότερα άτομα έχουν άπνοια	26 – 79 Μέσος όρος: 47
3	10 (9 άνδρες, 1 γυναίκα)	1 εγγραφή ανα άτομο	Όλα τα άτομα υγιής	30 – 58 Μέσος όρος: 40

Αναλυτικά, κάθε εγγραφή έχει τις παρακάτω στήλες:

- Epoch: κάθε 30 δευτερόλεπτα εγγραφής
- Stage: στάδιο ύπνου. Ξύπνιος, REM ή μη REM στάδιο καθώς και N1, N2, N3 στάδια
- SaO₂: κορεσμός αίματος-οξυγόνου, το οποίο υποδεικνύει το ποσοστό μορίων αιμοσφαιρίνης στο αρτηριακό αίμα που είναι κορεσμένα με οξυγόνο
- HR: Παλμός καρδιάς
- Συμβάντα:
- L Out: σβήνουν τα φώτα
- L ON: ανοίγουν τα φώτα
- Mchg: αλλαγή
- PLM: περιοδική κίνηση ποδιών
- Awake: ξύπνημα
- CH: κεντρική υπόπνοια
- CA: κεντρική άπνοια
- LM: κίνηση ποδιών
- MP: περιοδική κίνηση
- OH: αποφρακτική υπόπνοια
- OA: αποφρακτική άπνοια
- REM, Aw: αφύπνιση στο REM
- AR: ξύπνημα. Απότομη αλλαγή από ύπνο σε ξύπνιο
- MH: μικτή υπόπνοια

4.2 Υλοποίηση σεναρίου ταξινόμησης και αποτελέσματα

Η υλοποίηση του σεναρίου ταξινόμησης έγινε με τη χρήση του λογισμικού Mathworks MATLAB™ 2017b. Τα αποτελέσματα του σεναρίου ταξινόμησης προκύπτουν με τη χρήση του λογισμικού Weka 3. Το Weka είναι ένα λογισμικό ανοιχτού κώδικα, από το

Πανεπιστήμιο Waikato. Είναι μια συλλογή αλγορίθμων μηχανικής μάθησης για εργασίες εξόρυξης δεδομένων. Οι αλγόριθμοι μπορούν είτε να εφαρμοστούν απευθείας σε ένα σύνολο δεδομένων είτε να καλούνται από το δικό μας κώδικα JAVA. Το Weka περιλαμβάνει εργαλεία για την προεπεξεργασία δεδομένων, την ταξινόμηση, την παλινδρόμηση, την ομαδοποίηση και την οπτικοποίηση. Τέλος, είναι κατάλληλο για την ανάπτυξη νέων μηχανισμών μάθησης.

Στην παρούσα πτυχιακή υλοποιήσαμε δύο σενάρια. Το πρώτο σενάριο, τα δεδομένα ταξινομήθηκαν σε τρεις κλάσεις, ενώ στο δεύτερο σενάριο, τα δεδομένα ταξινομήθηκαν σε έξι κλάσεις. Οι τρεις κλάσεις είναι: άπνοια, υπόπνοια και φυσιολογικός. Από την άλλη, οι έξι κλάσεις είναι: κεντρική άπνοια, κεντρική υπόπνοια, αποφρακτική άπνοια, αποφρακτική υπόπνοια, μικτή υπόπνοια και φυσιολογικός.

Τα αποτελέσματα προκύπτουν με την χρήση επτά αλγορίθμων ταξινόμησης μηχανικής μάθησης. Αυτοί οι αλγόριθμοι είναι: Linear Discriminant Analysis (LDA), K-Nearest Neighbors (KNN), Multilayer perceptron (MLP), J48 Decision tree, Support Vector Machines (SVM), Random Forest και Naive Bayes. Ας δούμε τώρα τα αποτελέσματα κάθε αλγορίθμου ταξινόμησης ξεχωριστά.

Linear Discriminant Analysis (LDA)

```

=== Stratified cross-validation ===
=== Summary ===

Correctly Classified Instances      10280          59.3465 %
Incorrectly Classified Instances    7042          40.6535 %
Kappa statistic                    0.1143
Mean absolute error                0.3644
Root mean squared error            0.4276
Relative absolute error             94.6877 %
Root relative squared error        97.4795 %
Total Number of Instances         17322

=== Detailed Accuracy By Class ===

                TP Rate  FP Rate  Precision  Recall  F-Measure  MCC      ROC Area  PRC Area  Class
                0.175   0.037   0.659     0.175   0.276     0.235   0.626    0.464    0
                0.007   0.003   0.305     0.007   0.014     0.026   0.623    0.213    1
                0.962   0.866   0.589     0.962   0.731     0.175   0.603    0.634    2
Weighted Avg.   0.593   0.499   0.568     0.593   0.494     0.170   0.613    0.523

=== Confusion Matrix ===

  a    b    c  <-- classified as
875   15 4120 |    a = 0
105    18 2429 |    b = 1
347    26 9387 |    c = 2

```

Εικόνα 4.1: Αποτελέσματα LDA για 3 κλάσεις

```

=== Stratified cross-validation ===
=== Summary ===

Correctly Classified Instances      6638          38.3212 %
Incorrectly Classified Instances    10684          61.6788 %
Kappa statistic                    0.1203
Mean absolute error                0.2361
Root mean squared error            0.3461
Relative absolute error            95.2368 %
Root relative squared error        98.2898 %
Total Number of Instances         17322

=== Detailed Accuracy By Class ===

                TP Rate  FP Rate  Precision  Recall  F-Measure  MCC      ROC Area  PRC Area  Class
                0.407   0.247   0.402     0.407   0.404     0.159   0.625    0.464    0
                0.004   0.001   0.095     0.004   0.008     0.015   0.634    0.053    1
                0.001   0.002   0.115     0.001   0.003    -0.001   0.620    0.173    2
                0.411   0.009   0.325     0.411   0.363     0.357   0.859    0.174    3
                0.692   0.537   0.381     0.692   0.492     0.147   0.624    0.425    4
                0.161   0.086   0.357     0.161   0.222     0.103   0.625    0.314    5
Weighted Avg.   0.383   0.265   0.341     0.383   0.331     0.122   0.627    0.368

=== Confusion Matrix ===

  a    b    c    d    e    f  <-- classified as
2037   10   11   54 2415  483 |    a = 0
 102     2     0   12  278   66 |    b = 1
 640     4     3   40 1295  110 |    c = 2
   22     0     0   78   58   32 |    d = 3
1219     3     9   38 3880  459 |    e = 4
1053     2     3   18 2248  638 |    f = 5

```

Εικόνα 4.2: Αποτελέσματα LDA για 6 κλάσεις

K-Nearest Neighbors (KNN)

```

=== Stratified cross-validation ===
=== Summary ===

Correctly Classified Instances      9995          57.7012 %
Incorrectly Classified Instances    7327          42.2988 %
Kappa statistic                    0.2496
Mean absolute error                0.2477
Root mean squared error            0.4091
Relative absolute error             64.3631 %
Root relative squared error        93.2608 %
Total Number of Instances         17322

=== Detailed Accuracy By Class ===

                TP Rate  FP Rate  Precision  Recall   F-Measure  MCC      ROC Area  PRC Area  Class
                0.386   0.122   0.562     0.386   0.458     0.300   0.709   0.596     0
                0.354   0.144   0.298     0.354   0.324     0.196   0.853   0.516     1
                0.734   0.489   0.659     0.734   0.695     0.251   0.742   0.751     2
Weighted Avg.   0.577   0.332   0.578     0.577   0.571     0.257   0.749   0.671

=== Confusion Matrix ===
      a    b    c  <-- classified as
1932  711 2367 |      a = 0
 318   903 1331 |      b = 1
1185 1415 7160 |      c = 2

```

Εικόνα 4 3: Αποτελέσματα KNN για 3 κλάσεις

```

=== Stratified cross-validation ===
=== Summary ===

Correctly Classified Instances      14349          82.8369 %
Incorrectly Classified Instances    2973          17.1631 %
Kappa statistic                    0.7708
Mean absolute error                0.0573
Root mean squared error            0.2392
Relative absolute error             23.108 %
Root relative squared error        67.9251 %
Total Number of Instances         17322

=== Detailed Accuracy By Class ===

                TP Rate  FP Rate  Precision  Recall   F-Measure  MCC      ROC Area  PRC Area  Class
                0.550   0.026   0.895     0.550   0.681     0.621   0.597   0.616     0
                0.917   0.007   0.783     0.917   0.845     0.843   0.941   0.691     1
                0.929   0.032   0.802     0.929   0.861     0.843   0.923   0.721     2
                0.926   0.002   0.863     0.926   0.893     0.893   0.943   0.767     3
                0.952   0.097   0.825     0.952   0.884     0.827   0.885   0.759     4
                0.937   0.067   0.807     0.937   0.867     0.828   0.901   0.731     5
Weighted Avg.   0.828   0.058   0.837     0.828   0.818     0.771   0.812   0.705

=== Confusion Matrix ===
      a    b    c    d    e    f  <-- classified as
2755  87  382   24   956  806 |      a = 0
 18  422    4    0   10    6 |      b = 1
 50    8 1944    0   66   24 |      c = 2
  6    4    4  176    0    0 |      d = 3
136    8   68    2 5340   54 |      e = 4
114   10   22    2  102 3712 |      f = 5

```

Εικόνα 4 4: Αποτελέσματα KNN για 6 κλάσεις

Multilayer perceptron (MLP)

```

=== Stratified cross-validation ===
=== Summary ===

Correctly Classified Instances      10924      63.0643 %
Incorrectly Classified Instances    6398      36.9357 %
Kappa statistic                    0.2486
Mean absolute error                0.3258
Root mean squared error            0.4125
Relative absolute error            84.6774 %
Root relative squared error        94.0464 %
Total Number of Instances         17322

=== Detailed Accuracy By Class ===

                TP Rate  FP Rate  Precision  Recall  F-Measure  MCC      ROC Area  PRC Area  Class
                0.349    0.070    0.671     0.349    0.459      0.354    0.717     0.583     0
                0.110    0.020    0.490     0.110    0.179      0.178    0.688     0.300     1
                0.911    0.694    0.629     0.911    0.744      0.279    0.676     0.693     2
Weighted Avg.   0.631    0.414    0.621     0.631    0.579      0.286    0.690     0.603

=== Confusion Matrix ===

  a  b  c  <-- classified as
1748 102 3160 |  a = 0
 184  280 2088 |  b = 1
 674  190 8896 |  c = 2

```

Εικόνα 4 5: Αποτελέσματα MLP για 3 κλάσεις

```

=== Stratified cross-validation ===
=== Summary ===

Correctly Classified Instances      8054      46.4958 %
Incorrectly Classified Instances    9268      53.5042 %
Kappa statistic                    0.2564
Mean absolute error                0.213
Root mean squared error            0.3333
Relative absolute error            85.9113 %
Root relative squared error        94.657 %
Total Number of Instances         17322

=== Detailed Accuracy By Class ===

                TP Rate  FP Rate  Precision  Recall  F-Measure  MCC      ROC Area  PRC Area  Class
                0.513    0.178    0.540     0.513    0.526      0.341    0.722     0.585     0
                0.020    0.001    0.500     0.020    0.038      0.095    0.601     0.057     1
                0.159    0.028    0.435     0.159    0.233      0.207    0.704     0.281     2
                0.332    0.003    0.594     0.332    0.426      0.439    0.736     0.295     3
                0.612    0.353    0.454     0.612    0.521      0.245    0.689     0.500     4
                0.416    0.185    0.401     0.416    0.408      0.228    0.697     0.385     5
Weighted Avg.   0.465    0.211    0.467     0.465    0.448      0.262    0.700     0.458

=== Confusion Matrix ===

  a  b  c  d  e  f  <-- classified as
2569  4 134 12 1415 876 |  a = 0
 115  9  20  3  217  96 |  b = 1
 346  2 333  5 1053 353 |  c = 2
  82  0  10  63  23  12 |  d = 3
 837  3 194 13 3432 1129 |  e = 4
 806  0  75 10 1423 1648 |  f = 5

```

Εικόνα 4 5: Αποτελέσματα MLP για 6 κλάσεις

J48 Decision tree

```

=== Stratified cross-validation ===
=== Summary ===

Correctly Classified Instances      13072           75.4647 %
Incorrectly Classified Instances    4250           24.5353 %
Kappa statistic                    0.5625
Mean absolute error                 0.1667
Root mean squared error             0.3783
Relative absolute error             43.317 %
Root relative squared error         86.2358 %
Total Number of Instances          17322

=== Detailed Accuracy By Class ===

                TP Rate  FP Rate  Precision  Recall   F-Measure  MCC      ROC Area  PRC Area  Class
                0.537   0.099   0.689     0.537   0.603     0.475   0.745    0.634    0
                0.705   0.054   0.693     0.705   0.699     0.646   0.921    0.678    1
                0.880   0.296   0.793     0.880   0.834     0.598   0.832    0.803    2
Weighted Avg.   0.755   0.203   0.748     0.755   0.747     0.570   0.820    0.736

=== Confusion Matrix ===

  a    b    c  <-- classified as
2689  479 1842 |    a = 0
358   1799 395 |    b = 1
857   319 8584 |    c = 2

```

Εικόνα 4 6: Αποτελέσματα J48 για 3 κλάσεις

```

=== Stratified cross-validation ===
=== Summary ===

Correctly Classified Instances      11944           68.9528 %
Incorrectly Classified Instances    5378           31.0472 %
Kappa statistic                    0.5834
Mean absolute error                 0.0998
Root mean squared error             0.2916
Relative absolute error             40.2541 %
Root relative squared error         82.8185 %
Total Number of Instances          17322

=== Detailed Accuracy By Class ===

                TP Rate  FP Rate  Precision  Recall   F-Measure  MCC      ROC Area  PRC Area  Class
                0.533   0.122   0.640     0.533   0.582     0.436   0.739    0.636    0
                0.487   0.015   0.471     0.487   0.479     0.464   0.948    0.509    1
                0.681   0.049   0.655     0.681   0.668     0.621   0.939    0.676    2
                0.732   0.004   0.675     0.732   0.702     0.699   0.972    0.686    3
                0.801   0.132   0.744     0.801   0.771     0.657   0.906    0.763    4
                0.756   0.094   0.704     0.756   0.729     0.645   0.916    0.709    5
Weighted Avg.   0.690   0.106   0.686     0.690   0.686     0.581   0.866    0.696

=== Confusion Matrix ===

  a    b    c    d    e    f  <-- classified as
2671  135  402   32  955  815 |    a = 0
123   224   22    6   44   41 |    b = 1
289   22 1424    9  237  111 |    c = 2
21     3    5  139   11   11 |    d = 3
557   48  217   11 4491  284 |    e = 4
512   44  103    9  299 2995 |    f = 5

```

Εικόνα 4 7: Αποτελέσματα J48 για 6 κλάσεις

Support Vector Machines (SVM)

```

=== Stratified cross-validation ===
=== Summary ===

Correctly Classified Instances      10202          58.8962 %
Incorrectly Classified Instances    7120          41.1038 %
Kappa statistic                    0.0788
Mean absolute error                0.3463
Root mean squared error            0.4451
Relative absolute error            89.9974 %
Root relative squared error        101.4871 %
Total Number of Instances         17322

=== Detailed Accuracy By Class ===

                TP Rate  FP Rate  Precision  Recall   F-Measure  MCC      ROC Area  PRC Area  Class
                -----  -----  -
0.102    0.008    0.841    0.102    0.182    0.232    0.547    0.346    0
0.000    0.000    0.000    0.000    0.000    0.000    0.500    0.147    1
0.993    0.929    0.580    0.993    0.732    0.173    0.532    0.580    2
Weighted Avg.   0.589    0.526    0.570    0.589    0.465    0.164    0.532    0.448

=== Confusion Matrix ===

  a  b  c  <-- classified as
512  0 4498 |  a = 0
 27  0 2525 |  b = 1
 70  0 9690 |  c = 2

```

Εικόνα 4 8: Αποτελέσματα SVM για 3 κλάσεις

```

=== Stratified cross-validation ===
=== Summary ===

Correctly Classified Instances      11944          68.9528 %
Incorrectly Classified Instances    5378          31.0472 %
Kappa statistic                    0.5834
Mean absolute error                0.0998
Root mean squared error            0.2916
Relative absolute error            40.2541 %
Root relative squared error        82.8185 %
Total Number of Instances         17322

=== Detailed Accuracy By Class ===

                TP Rate  FP Rate  Precision  Recall   F-Measure  MCC      ROC Area  PRC Area  Class
                -----  -----  -
0.533    0.122    0.640    0.533    0.582    0.436    0.739    0.636    0
0.487    0.015    0.471    0.487    0.479    0.464    0.948    0.509    1
0.681    0.049    0.655    0.681    0.668    0.621    0.939    0.676    2
0.732    0.004    0.675    0.732    0.702    0.699    0.972    0.686    3
0.801    0.132    0.744    0.801    0.771    0.657    0.906    0.763    4
0.756    0.094    0.704    0.756    0.729    0.645    0.916    0.709    5
Weighted Avg.   0.690    0.106    0.686    0.690    0.686    0.581    0.866    0.696

=== Confusion Matrix ===

  a  b  c  d  e  f  <-- classified as
2671 135 402  32 955 815 |  a = 0
 123 224  22   6  44  41 |  b = 1
 289  22 1424   9 237 111 |  c = 2
  21   3   5 139  11  11 |  d = 3
 557  48 217  11 4491 284 |  e = 4
 512  44 103   9 299 2995 |  f = 5

```

Εικόνα 4 10: Αποτελέσματα SVM για 6 κλάσεις

Random Forest

```

=== Stratified cross-validation ===
=== Summary ===

Correctly Classified Instances      14564          84.0781 %
Incorrectly Classified Instances    2758          15.9219 %
Kappa statistic                    0.7043
Mean absolute error                 0.1962
Root mean squared error             0.274
Relative absolute error             50.9813 %
Root relative squared error         62.4644 %
Total Number of Instances          17322

=== Detailed Accuracy By Class ===

                TP Rate  FP Rate  Precision  Recall   F-Measure  MCC      ROC Area  PRC Area  Class
                0.532    0.015    0.935     0.532    0.678      0.632    0.960    0.906     0
                0.896    0.005    0.968     0.896    0.930      0.920    0.985    0.959     1
                0.985    0.330    0.794     0.985    0.879      0.708    0.978    0.984     2
Weighted Avg.   0.841    0.191    0.860     0.841    0.829      0.717    0.974    0.958

=== Confusion Matrix ===

  a    b    c  <-- classified as
2664   54 2292 |    a = 0
  60 2286   206 |    b = 1
  124   22 9614 |    c = 2

```

Εικόνα 4 9: Αποτελέσματα Random Forest για 3 κλάσεις

```

=== Stratified cross-validation ===
=== Summary ===

Correctly Classified Instances      15211          87.8132 %
Incorrectly Classified Instances    2111          12.1868 %
Kappa statistic                    0.8357
Mean absolute error                 0.1175
Root mean squared error             0.1979
Relative absolute error             47.394 %
Root relative squared error         56.1988 %
Total Number of Instances          17322

=== Detailed Accuracy By Class ===

                TP Rate  FP Rate  Precision  Recall   F-Measure  MCC      ROC Area  PRC Area  Class
                0.702    0.024    0.924     0.702    0.798      0.743    0.962    0.911     0
                0.909    0.000    0.993     0.909    0.949      0.949    0.991    0.948     1
                0.925    0.006    0.958     0.925    0.941      0.934    0.992    0.974     2
                0.937    0.001    0.894     0.937    0.915      0.914    0.992    0.953     3
                0.974    0.101    0.822     0.974    0.891      0.840    0.990    0.985     4
                0.934    0.040    0.875     0.934    0.904      0.875    0.986    0.973     5
Weighted Avg.   0.878    0.049    0.885     0.878    0.875      0.835    0.981    0.958

=== Confusion Matrix ===

  a    b    c    d    e    f  <-- classified as
3517   3   61   15  967  447 |    a = 0
  22 418   0   2   10   8 |    b = 1
  56   0 1936   0   78   22 |    c = 2
   8   0   0 178   2   2 |    d = 3
  82   0  16   0 5460  50 |    e = 4
 122   0   8   4 126 3702 |    f = 5

```

Εικόνα 4 10: Αποτελέσματα Random Forest για 6 κλάσεις

Naive Bayes

```
=== Stratified cross-validation ===
=== Summary ===

Correctly Classified Instances      5833           33.6739 %
Incorrectly Classified Instances    11489           66.3261 %
Kappa statistic                    0.1385
Mean absolute error                 0.224
Root mean squared error             0.4301
Relative absolute error             90.3586 %
Root relative squared error         122.1456 %
Total Number of Instances          17322

=== Detailed Accuracy By Class ===

                TP Rate  FP Rate  Precision  Recall  F-Measure  MCC      ROC Area  PRC Area  Class
                0.255    0.098    0.515     0.255    0.341      0.203    0.597    0.451    0
                0.000    0.004    0.000     0.000    0.000     -0.011    0.573    0.033    1
                0.031    0.013    0.251     0.031    0.055      0.049    0.572    0.164    2
                0.768    0.143    0.056     0.768    0.105      0.183    0.871    0.200    3
                0.391    0.245    0.433     0.391    0.411      0.150    0.617    0.414    4
                0.544    0.352    0.314     0.544    0.398      0.164    0.635    0.326    5
Weighted Avg.   0.337    0.191    0.392     0.337    0.330      0.153    0.612    0.362

=== Confusion Matrix ===

  a    b    c    d    e    f  <-- classified as
1277   30   78   894 1065 1666 |    a = 0
  44     0   14    65   151   186 |    b = 1
 212     3   64   390   709   714 |    c = 2
   8     2    0   146     8    26 |    d = 3
 560    15   75   650 2192 2116 |    e = 4
 380    20   24   448   936 2154 |    f = 5
```

Εικόνα 4 11: Αποτελέσματα Naive Bayes για 3 κλάσεις

```
=== Stratified cross-validation ===
=== Summary ===

Correctly Classified Instances      9592           55.3747 %
Incorrectly Classified Instances    7730           44.6253 %
Kappa statistic                    0.149
Mean absolute error                 0.3132
Root mean squared error             0.5068
Relative absolute error             81.3818 %
Root relative squared error         115.5498 %
Total Number of Instances          17322

=== Detailed Accuracy By Class ===

                TP Rate  FP Rate  Precision  Recall  F-Measure  MCC      ROC Area  PRC Area  Class
                0.270    0.116    0.487     0.270    0.347      0.190    0.614    0.453    0
                0.161    0.096    0.225     0.161    0.188      0.076    0.585    0.189    1
                0.802    0.647    0.616     0.802    0.697      0.175    0.609    0.632    2
Weighted Avg.   0.554    0.412    0.521     0.554    0.521      0.165    0.607    0.515

=== Confusion Matrix ===

  a    b    c  <-- classified as
1351   600 3059 |    a = 0
 310   412 1830 |    b = 1
1115   816 7829 |    c = 2
```

Εικόνα 4 12: Αποτελέσματα Naive Bayes για 6 κλάσεις

Εφόσον είδαμε αναλυτικά τα αποτελέσματα κάθε αλγορίθμου, ήρθε η ώρα να συνοψίσουμε όλα τα ποσοστά ταξινόμησης των αλγορίθμων. Αυτή η σύνοψη φαίνεται στον πίνακα 4.1

Πίνακας 4.1: Συνοπτικός πίνακας ποσοστών (%) όλων των αλγορίθμων για τις 3 και 6 κλάσεις

	<i>LDA</i>	<i>KNN</i>	<i>MLP</i>	<i>J48</i>	<i>SVM</i>	<i>Random Forest</i>	<i>Naive Bayes</i>
3 κλάσεις	59.35	57.70	63.06	75.46	58.90	84.08	55.37
6 κλάσεις	38.32	82.84	46.50	69.00	37.71	87.81	33.67

ΚΕΦΑΛΑΙΟ 5

ΣΥΜΠΕΡΑΣΜΑΤΑ

Στην παρούσα εργασία έγινε μια βιβλιογραφική ανασκόπηση στις μελέτες ύπνου, οι οποίες βρίσκονται τα τελευταία χρόνια στο ενδιαφέρον των ερευνητών ιατρικής και βιοιατρικής τεχνολογίας. Στην κλινική πράξη η μελέτη ύπνου φαίνεται ιδιαίτερα σημαντική. Πέραν της ταξινόμησης στα επίπεδα του ύπνου πολλοί ερευνητές ασχολούνται πλέον με την πρόγνωση/πρόβλεψη συμβάντων τα οποία είναι επιβλαβή για την υγεία. Ένα χαρακτηριστικό παράδειγμα είναι ο εντοπισμός της υπνικής άπνϋας, η οποία μπορεί να συνδέεται άμεσα με καρδιακές αλλά και νευρολογικές δυσλειτουργίες. Στην συνέχεια επιχειρήθηκε μια πρωτότυπη μέθοδος για την βραχυπρόθεσμη πρόβλεψη υπνικής άπνϋας, βασισμένη σε τεχνικές ταξινόμησης.

Στην παρούσα εργασία δόθηκε έμφαση στο ηλεκτροεγκεφαλογράφημα και τους ρυθμούς του εγκεφάλου για την ταξινόμηση. Έτσι τα σήματα από 6 διαφορετικά κανάλια φιλτραρίστηκαν στις συχνότητες των ρυθμών του εγκεφάλου και η ενέργεια του κάθε φιλτραρισμένου σήματος σε εποχές 30 δευτερολέπτων χρησιμοποιήθηκε ως χαρακτηριστικό. Επομένως για κάθε εποχή λάβαμε 5 ενέργειες από 6 κανάλια δηλαδή 30 χαρακτηριστικά. Για την ταξινόμηση χρησιμοποιήθηκαν 7 διαφορετικοί αλγόριθμοι ταξινόμησης ενώ τα πειράματα διεξήχθησαν για το σύνολο των χαρακτηριστικών αλλά και για επιλεγμένα χαρακτηριστικά με σκοπό να μειωθεί η διάσταση του προβλήματος.

Από τα πειράματα που διεξάγαμε διαφαίνεται ότι η ταξινόμηση μόνο με τα εγκεφαλογραφήματα παρουσιάζει αρκετά πολύ αποτελέσματα ακρίβειας (~87%),

γεγονός που υποδηλώνει ότι μπορεί να γίνει ορθή πρόβλεψη υπνικών απνυών. Το ποσοστό ακρίβειας 87% θεωρείται πολύ καλό καθώς το πρόβλημα είναι 6 κλάσεων και ως εκ τούτου η τυχαία επιτυχία μιας εκ των 6 κλάσεων σε ένα δείγμα ελέγχου θα ήταν ~16%. Από τα αποτελέσματα της εργασίας φαίνεται ότι τα Τυχαία Δάση παρουσίασαν την καλύτερη ακρίβεια στο πρόβλημα, ενώ και ο αλγόριθμος κοντινότερου γείτονα πλησίασε το εν λόγω ποσοστό ακρίβειας

BIBΛΙΟΓΡΑΦΙΑ

- [1]. <http://europepmc.org/abstract/med/28845958>
- [2]. <https://sleepfoundation.org/insomnia/content/what-causes-insomnia>
- [3]. <http://www.sleepeducation.org/essentials-in-sleep/insomnia>
- [4]. <https://www.webmd.com/sleep-disorders/guide/insomnia-symptoms-and-causes#1>
- [5]. <https://www.papermasters.com/insomnia.html>
- [6]. <https://essayshark.com/blog/insomnia-research-paper-sample/>
- [7]. Schweitzer PK, Curry DT, Eisenstein RD, Walsh JK. Pharmacological treatment of insomnia. In: Attarian HP, Schuman C, editors. Clinical Handbook of Insomnia. New York: Humana Press 2010. pages. 297–316.
- [8]. Young T, Palta M, Dempsey J, Skatrud J, Weber S, Badr S. The occurrence of sleep-disordered breathing among middle-aged adults. N Engl J Med. 1993 pages 1230-1235
- [9]. <https://sleepfoundation.org/insomnia/content/what-is-insomnia>
- [10]. <http://www.iatropedia.gr/ygeia/erevna-gia-ton-ipno-i-aipnia-ke-i-therapia-tis-meros-3o/32080/>
- [11]. http://www.healthtimes.gr/pathiseis/180/Diataraches_Ypnou.htm
- [12]. <https://www.papermasters.com/sleeping-disorders.html>
- [13]. Dauglas NJ. Sleep Apnoea. In: Fausi AS, Kasper DL, Longo LD, Braunwald E, Hauser SL, Jameson JL, et al., editors. Harrisons Principles of Internal Medicine. New York: Mc Graw –Hill 2008. pages. 1665–1672
- [14]. Adewole OO, Hakeem A, Erhabor G, Fola A, Ajonwon Z. Obstructive sleep apnoea among adults in Nigeria. J Niger Med Assoc. 2009 pages 720–725
- [15]. Sleep apnoea: What Is Sleep Apnoea? NHLBI: Health information for the public. U S Department of Health and Human services. 2009 May; Assessed from Internet on 20th November, 2010

- [16]. Crummy F, Piper AJ, Naughton MT. Obesity and the lung: Obesity and sleep disordered breathing. *Thorax*. 2008 pages 738–46.
- [17]. <https://www.erswhitebook.org/chapters/sleep-breathing-disorders/>
- [18]. <https://www.webmd.com/sleep-disorders/guide/insomnia-symptoms-and-causes#2>
- [19]. Kennedy JW (2012). Clinical Anatomy Series-Lower Respiratory Tract Anatomy. *Scottish Universities Medical Journal*.1 (2).pages 174-179
- [20]. Patwa A, Shah A. Anatomy and physiology of respiratory system relevant to anesthesia. *Indian J Anaesth* 2015 pages 533-574
- [21]. <http://europepmc.org/abstract/MED/15575803>
- [22]. Morgenthaler TI, Kagramanov V, Hanak V, Decker PA. Complex sleep apnoea syndrome: is it a unique clinical syndrome? *Sleep* 2006; pages 1203-1212
- [23]. <http://healthysleep.med.harvard.edu/healthy/science/how/external-factors>
- [24]. <https://www.healthcentre.org.uk/sleep-disorders/factors-sleep-patterns.html>
- [25]. Sridhar GR, Madhu K. Prevalence of sleep disturbances in diabetes mellitus. *Diabetes Res Clin Pract*. 1994 pages 183–186
- [26]. Buysse DJ, Reynolds CF, 3rd, Monk TH, Berman SR, Kupfer DJ. The Pittsburgh Sleep Quality Index: A new instrument for psychiatric practice and research. *Psychiatry Res*. 1989 pages 193–213
- [27]. Michal M, Wiltink J, Kirschner Y, Schneider A, Wild PS, Münzel T, et al. Complaints of sleep disturbances are associated with cardiovascular disease: Results from the Gutenberg Health Study. *PloS One*. 2014
- [28]. Kravitz HM, Ganz PA, Bromberger J, Powell LH, Sutton-Tyrrell K, Meyer PM. Sleep difficulty in women at midlife: A community survey of sleep and the menopausal transition. *Menopause*. 2003 pages 19–28
- [29]. Young T, Rabago D, Zgierska A, Austin D, Laurel F. Objective and subjective sleep quality in premenopausal, perimenopausal, and postmenopausal women in the Wisconsin Sleep Cohort Study. *Sleep*. 2003 pages 667–672
- [30]. Cirignotta F, Mondini S, Zucconi M, Lenzi PL, Lugaresi E. Insomnia: An epidemiological survey. *Clin Neuropharmacol*. 1985 pages 49–54

- [31]. Irish LA, Kline CE, Gunn HE, Buysse DJ, Hall MH. The role of sleep hygiene in promoting public health: A review of empirical evidence. *Sleep Med Rev.* 2015 pages 23–36
- [32]. Peppard PE, Young T, Palta M, Skatrud J (2000) Prospective study of the association between sleep-disordered breathing and hypertension. *New England Journal of Medicine*, pages 1378-1384
- [33]. Arzt M, Young T, Finn L, Skatrud JB, Bradley TD (2005) Association of sleep disordered breathing and the occurrence of stroke. *American Journal of Respiratory Critical Care Medicine*, pages 1447-1451
- [34]. Hla KM, Young T, Finn L, Peppard PE, Szklo-Coxe M, Stubbs M (2008) Longitudinal association of sleep-disordered breathing and nondipping of nocturnal blood pressure in the Wisconsin Sleep Cohort Study. Pages 795-800
- [35]. Finn L, Young T, Palta M, Fryback DG (1998) Sleep-disordered breathing and self-reported general health status in the Wisconsin Sleep Cohort Study. Pages 701-
- [36]. Engleman HM, Kingshott RN, Martin SE, Douglas NJ (2000) Cognitive function in the sleep apnea/hypopnea syndrome. Pages 102-108.
- [37]. <http://erj.ersjournals.com/content/19/3/499.short>
- [38]. <https://www.toptal.com/machine-learning/machine-learning-theory-an-introductory-primer>
- [39]. <http://nkonst.com/machine-learning-explained-simple-words/>
- [40]. https://www.sas.com/en_us/insights/analytics/data-mining.html#dmhistory
- [41]. https://www.ibm.com/support/knowledgecenter/en/SSEPGG_9.5.0/com.ibm.im.easy.doc/c_dm_process.html
- [42]. <https://towardsdatascience.com/is-lda-a-dimensionality-reduction-technique-or-a-classifier-algorithm-eeed4de9953a>
- [43]. https://sebastianraschka.com/Articles/2014_python_lda.html#introduction
- [44]. <https://machinelearningmastery.com/linear-discriminant-analysis-for-machine-learning/>
- [45]. *Ganong's Review of Medical Physiology* (24 ed.). page 619. [ISBN 0071780033](#).

- [46]. Scott L. DeBoer (4 November 2004). *Emergency Newborn Care*. Trafford Publishing. page. 30. [ISBN 978-1-4120-3089-2](#)
- [47]. Wilburta Q. Lindh; Marilyn Pooler; Carol Tamparo; Barbara M. Dahl (9 March 2009). *Delmar's Comprehensive Medical Assisting: Administrative and Clinical Competencies*. Cengage Learning. page. 573. [ISBN 978-1-4354-1914-8](#).
- [48]. Rodríguez-Molinero A. et al., Normal respiratory rate and peripheral blood oxygen saturation in the elderly population. J Am Geriatr Soc. 2013 Dec pages 2238-2240.
- [49]. <http://healthysleep.med.harvard.edu/healthy/science/what/characteristics>
- [50]. Vipin Malik, Daniel Smith, Teofilo Lee-Chiong Jr, Respiratory Physiology During Sleep. Page 500
- [51]. Douglas NJ, White DP, Weil JV, et al. Hypoxic ventilatory response decreases during sleep in normal men. Am Rev Respir Dis 1982 pages 286–289.
- [52]. Douglas NJ, White DP, Weil JV, et al. Hypercapneic ventilatory response in sleeping adults. Am Rev Respir Dis 1982 pages 758–762.
- [53]. Kreiger J. Respiratory physiology breathing in normal subjects. In: Kryger M, Roth T, Dement WC, editors. Principles and practice of sleep medicine. Philadelphia: WB Saunders; 2000. p. 229–241.
- [54]. Chouchou F., and Desseilles M.. 2014. Heart rate variability: a tool to explore the sleeping brain? Front. Neurosci. 8:402.
- [55]. <http://www.orkarelas.gr/rohalhto-apnia-kryo-elektro-xeirourgiki#TOC-->
- [56]. Armon C., Roy A., Nowack W. Polysomnography: Overview and Clinical Application
- [57]. Sadeh A., Sharkey K.M., Carskadon M.A. Activity-based sleep—Wake identification: An empirical test of methodological issues. Sleep. 1994 pages 201–207
- [58]. Kupfer D.J., Detre T.P., Foster G., Tucker G.J., Delgado J. The application of Delgado's telemetric mobility recorder for human studies. Behav. Biol. Pages 585–590. doi: 10.1016/S0091-6773(72)80220-7

- [59]. Sadeh A., Hauri P.J., Kripke D.F., Lavie P. The role of actigraphy in the evaluation of sleep disorders. *Sleep*. Pages 288–302
- [60]. <https://www.ncbi.nlm.nih.gov/pmc/articles/PMC4883440/>
- [61]. Eivind Schjelderup, Paul Jarle Mork, Tom Ivar Lund Nilsen, Andreas Holtermann. Sleep positions and nocturnal body movements based on free-living accelerometer recordings: association with demographics, lifestyle, and insomnia symptoms
- [62]. Lorrain D, De Koninck J, Dionne H, Goupil G. Sleep positions and postural shifts in elderly persons. *Percept Mot Skills*. Pages 352–354
- [63]. Sahlin C, Franklin KA, Stenlund H, Lindberg E. Sleep in women: normal values for sleep stages and position and the effect of age, obesity, sleep apnea, smoking, alcohol and hypertension. *Sleep Med*. 2009 pages 1025–1030
- [64]. Gori S, Ficca G, Giganti F, Nasso ID, Murri L, Salzarulo P. Body movements during night sleep in healthy elderly subjects and their relationships with sleep stages. *Brain Res Bull*. 2004 pages 393–397
- [65]. Alvarez D, Hornero R, Garcia M, et al. Improving diagnostic ability of blood oxygen saturation from overnight pulse-oximetry in obstructive sleep apnea detection by means of central tendency measure. *Artif Intell Med*. 2007 pages 13–24.
- [66]. Penzel T, Blau A, Schobel C et al. Ambulatory diagnosis of OSA and new technologies. In McNicholas W, Bonsignore M. *European Respiratory Society Monograph*. 2010 pages 136–149.
- [67]. Stefan Dumitrache-Rujinski, George Calaianu, Dragos Zaharia, Claudia Lucia Toma, Miron Bogdan. The Role of Overnight Pulse-Oximetry in Recognition of Obstructive Sleep Apnea Syndrome in Morbidly Obese and Non Obese Patients. *Sep 2013* pages 237-242
- [68]. Schmittendorf E, Schultheib B, Bohning H. Analysis of nocturnal pulse oximetry in sleep medicine. *Biomed Tech (Berl)* Aug 2011. pages 215-222
- [69]. Birgit Schutheib, Agnieszka Jozefiak-Wesolowska, Nikolaus Bohning, Eckhard Schmittendorf. Spectral Analysis of Overnight Pulse Oximetry Recordings in

- Sleep Studies. 4th European Conference of the International Federation for Medical and Biological Engineering pages 356-359
- [70]. Zammarón C, Gude F, Barcala J et al (2003) Utility of oxygen saturation and heart rate spectral analysis obtained from pulse oximetric recordings in the diagnosis of sleep apnea syndrome. Pages 1567–1576
- [71]. M. Teplan. Fundamentals of EEG Measurement. Institute of Measurement Science, Slovak Academy of Sciences. Measurement Science Review, Volume 2, Section 2, 2002.
- [72]. Μ. Τσίπουρας, Α.Τ. Τζάλλας, Ε. Καρβούνης, Ν. Γιαννακέας, «Ιατρική Πληροφορική», Ελληνικά Ακαδημαϊκά Ηλεκτρονικά Συγγράμματα και βοηθήματα, 2016. ISBN: 978-960-603-231-8
- [73]. K.D. Tzimourta, A.T. Tzallas, N. Giannakeas, L.G. Astrakas, D.G. Tsalikakis and M. Tsipouras, “Epileptic seizures classification based on long-term EEG signal Wavelet analysis,” *International Conference on Biomedical and Health Informatics*, Thessaloniki, Greece, 2017
- [74]. Α. Τ. Τzallas, Ν. Giannakeas, Κ. Zoulis, Μ. Γ. Tsipouras, Ε. Glavas, Κ. D. Tzimourta, L. G. Astrakas and S. Konitsiotis, “EEG Classification and Short-Term Epilepsy Prognosis using Brain Computer Interface Software,” In Proc. of 30th IEEE International Symposium on Computer-Based Medical Systems (CBMS), Thessaloniki, Greece, 2017
- [75]. [75] Κ. D. Tzimourta, Μ. Γ. Tsipouras, Ν. Giannakeas, L. G. Astrakas, S. Konitsiotis and Α. Τ. Τzallas, “Wavelet based classification of epileptic seizures in EEG signals,” In Proc. of 30th IEEE International Symposium on Computer-Based Medical Systems (CBMS), Thessaloniki, Greece, 2017
- [76]. Α. Τ. Τzallas, Ι. Tsoulos, Μ. Γ. Tsipouras, Ν. Giannakeas, Ι. Androulidaki and Ε. Zaitseva, “Classification of EEG signals using feature creation produced by grammatical evolution,” *In Proceeding of the 24th Telecommunications Forum (TELFOR)*, Beograd, Serbia, 2016
- [77]. K.D. Tzimourta, L.G. Astrakas, Α.-Μ. Gianni, Α.Τ. Τzallas, Ν. Giannakeas, Ι. Paliokas, D. G. Tsalikakis Μ. Γ. Tsipouras, “Evaluation of window size in

- classification of epileptic short-term EEG signals using a Brain Computer Interface software,” *Engineering, Technology & Applied Science Research*, vol. 8, no. 4, 2018
- [78]. <https://www.analyticsvidhya.com/blog/2017/09/understaing-support-vector-machine-example-code/>
- [79]. https://docs.opencv.org/2.4/doc/tutorials/ml/introduction_to_svm/introduction_to_svm.html
- [80]. Petros Xanthopoulos, Panos M. Pardalos, Theodore B. Trafalis. Linear Discriminant Analysis. 2 November 2012. Robust Data Mining pages 27-33
- [81]. <https://dzone.com/articles/introduction-to-perceptron-neural-network>
- [82]. <https://deeplearning4j.org/multilayerperceptron>
- [83]. <https://pythonmachinelearning.pro/perceptrons-the-first-neural-networks/>
- [84]. <https://brilliant.org/wiki/perceptron/>
- [85]. Young T, Palta M, Dempsey J, Skatrud J, Weber S, Badr S. The occurrence of sleep-disordered breathing among middle-aged adults. *N Engl J Med*. 1993 pages 1230–1235
- [86]. Hangsik Shin, JaegeolCho. Unconstrained snoring detection using a smartphone during ordinary sleep. Biomed Central Ltd. Aug 2014
- [87]. Khalighi Sirvan, Teresa Sousa, Jose Moutinho Santos, Urbano Nunes. “ISRUC-Sleep: A comprehensive public dataset for sleep researchers” *Computer methods and programs in biomedicine* 124 (2016) pages 180-192. website: http://sleeptight.isr.uc.pt/ISRUC_Sleep/?page_id=48