



ΧΑΡΟΚΟΠΕΙΟ ΠΑΝΕΠΙΣΤΗΜΙΟ

ΣΧΟΛΗ ΨΗΦΙΑΚΗΣ ΤΕΧΝΟΛΟΓΙΑΣ
ΤΜΗΜΑ ΠΛΗΡΟΦΟΡΙΚΗΣ ΚΑΙ ΤΗΛΕΜΑΤΙΚΗΣ

Συγκριτική Ανάλυση Εφαρμογών Τεχνητής Νοημοσύνης για την Αξιολόγηση του Αυτισμού

Πτυχιακή εργασία

Κωνσταντίνα Σουλή



Αθήνα, 2022



HAROKOPIO UNIVERSITY

SCHOOL OF DIGITAL TECHNOLOGY

DEPARTMENT OF INFORMATICS AND TELEMATICS

**Comparative Analysis of Artificial Intelligence Applications
for Autism Assessment**

Bachelor thesis

Konstantina Souli



Athens, 2022



ΧΑΡΟΚΟΠΕΙΟ ΠΑΝΕΠΙΣΤΗΜΙΟ

**ΣΧΟΛΗ ΨΗΦΙΑΚΗΣ ΤΕΧΝΟΛΟΓΙΑΣ
ΤΜΗΜΑ ΠΛΗΡΟΦΟΡΙΚΗΣ ΚΑΙ ΤΗΛΕΜΑΤΙΚΗΣ**

Τριμελής Εξεταστική Επιτροπή

Γεώργιος Δημητρακόπουλος
Αναπληρωτής Καθηγητής του τμήματος Πληροφορικής και Τηλεματικής
του Χαροκοπείου Πανεπιστημίου Αθηνών

Χρήστος Δίου
Επίκουρος Καθηγητής του τμήματος Πληροφορικής και Τηλεματικής
του Χαροκοπείου Πανεπιστημίου Αθηνών

Αικατερίνη Αντωνοπούλου
Επίκουρη Καθηγήτρια του τμήματος Οικονομίας και Βιώσιμης Ανάπτυξης
του Χαροκοπείου Πανεπιστημίου Αθηνών

Η Κωνσταντίνα Σουλή

δηλώνω υπεύθυνα ότι:

- 1) Είμαι ο κάτοχος των πνευματικών δικαιωμάτων της πρωτότυπης αυτής εργασίας και από όσο γνωρίζω η εργασία μου δε συκοφαντεί πρόσωπα, ούτε προσβάλλει τα πνευματικά δικαιώματα τρίτων.
- 2) Αποδέχομαι ότι η ΒΚΠ μπορεί, χωρίς να αλλάξει το περιεχόμενο της εργασίας μου, να τη διαθέσει σε ηλεκτρονική μορφή μέσα από τη ψηφιακή Βιβλιοθήκη της, να την αντιγράψει σε οποιοδήποτε μέσο ή/και σε οποιοδήποτε μορφότυπο καθώς και να κρατά περισσότερα από ένα αντίγραφα για λόγους συντήρησης και ασφάλειας.
- 3) Οπου υφίστανται δικαιώματα άλλων δημιουργών έχουν διασφαλιστεί όλες οι αναγκαίες άδειες χρήσης ενώ το αντίστοιχο υλικό είναι ευδιάκριτο στην υποβληθείσα εργασία.

Αφιερωμένο σε όλα τα παιδιά και τους ενήλικες
που ζουν στο φάσμα του αυτισμού
και αγωνίζονται να επιβιώσουν, να δημιουργήσουν, να επικοινωνήσουν
μ' ένα κόσμο που δεν αντιλαμβάνεται
και δεν αποδέχεται τις ιδιαιτερότητες των αυτιστικών ανθρώπων.

«Αυτισμός: όταν η «τυχαία ζωή» αντιμετωπίζει και συγκρούεται με την ανάγκη
ενός ατόμου να επιτύχει μια προϋπόθεση ισότητας»

Eileen Miller.

ΠΕΡΙΛΗΨΗ

Οι Διαταραχές Αυτιστικού Φάσματος είναι μια σειρά αναπτυξιακών διαταραχών που επηρεάζει ιδιαίτερα τη διαδικασία ανάπτυξης του ατόμου. Τα άτομα που ανήκουν στο Φάσμα αντιμετωπίζουν δυσκολίες στο να ενσωματώσουν τον τρόπο με τον οποίο λειτουργεί ο κόσμος γύρω τους, στο να επικοινωνούν κανονικά και να εκφράσουν τα συναισθήματά τους με “φυσιολογικό” τρόπο.

Η Τεχνητή Νοημοσύνη και η Μηχανική Μάθηση έχουν ήδη διάφορες εφαρμογές στον τομέα της ιατρικής και τα άτομα στο Φάσμα θα μπορούσαν να επωφεληθούν με τη χρήση αυτών σε αυτοματοποιημένα συστήματα.

Στην παρούσα εργασία θα προσπαθήσουμε να κάνουμε μια βιβλιογραφική ανασκόπηση σχετικά με τη χρήση εφαρμογών Τεχνητής Νοημοσύνης και Μηχανικής Μάθησης για την αξιολόγηση ατόμων που μπορεί να ανήκουν στο Φάσμα και τη διάγνυσή τους. Έτσι έγινε αναζήτηση και συλλογή state of the art επιστημονικών άρθρων και ερευνών σχετικά με το θέμα, τα οποία και αναλύθηκαν για να συλλέξουμε την κατάλληλη πληροφορία και εν τέλει να μπορούμε να τα συγκρίνουμε και να καταλήξουμε σε αντίστοιχα συμπεράσματα.

Τέλος στα συμπεράσματα βλέπουμε και περαιτέρω μελλοντικούς τρόπους βελτίωσης ή επέκτασης της χρήσης της Τεχνητής Νοημοσύνης στον εν λόγω τομέα.

Λέξεις κλειδιά: ΑΥΤΙΣΜΟΣ, ΔΑΦ, ΜΗΧΑΝΙΚΗ ΜΑΘΗΣΗ, ΤΕΧΝΗΤΗ ΝΟΗΜΟΣΥΝΗ

ABSTRACT

Autism Spectrum Disorders are a series of developmental disorders that particularly affect the developmental process of the individual. People who belong to the Spectrum have difficulty integrating the way the world around them works, communicating normally and expressing their feelings in a «normal» way.

Artificial Intelligence and Machine Learning already have various applications in the field of medicine and people in the Spectrum could benefit from using them in automated systems.

In the present work we will try to make a bibliographic review on the use of Artificial Intelligence and Machine Learning applications for the evaluation of individuals who may belong to the Spectrum and their diagnosis. Thus, state of the art scientific articles and researches on the subject were searched and collected, which were analyzed in order to gather the appropriate information and finally to be able to compare them and come to corresponding conclusions.

Finally, in the conclusions we see further future ways to improve or expand the use of Artificial Intelligence in this area.

Λέξεις κλειδιά: AUTISM, ASD, MACHINE LEARNING, ARTIFICIAL INTELLIGENCE

ΠΕΡΙΕΧΟΜΕΝΑ

Περίληψη	7
Abstract	8
Κατάλογος Πινάκων	11
Κατάλογος Εικόνων	12
Συντομογραφίες.....	13
Εισαγωγή.....	15
ΚΕΦ.1: Διαταραχές Αυτιστικού Φάσματος	17
1.1 Ιστορική Αναδρομή.....	17
1.2 Ορισμός Του Αυτισμού	18
1.3 Γιατί «Φάσμα»;.....	20
1.4 Διάγνωση των ΔΑΦ.....	20
1.4.1 Τεστ Αξιολόγησης και Διάγνωσης ΔΑΦ	21
1.4.2 Επίπεδα Εντασης	27
1.4.3 Παράγοντες Κινδύνου που Ευθύνονται για τις ΔΑΦ.....	28
1.4.4 Επιδημιολογία	29
1.4.5 Τρόποι Θεραπείας	29
ΚΕΦ.2: Τεχνητή Νοημοσύνη και Μηχανική Μάθηση.....	31
2.1 Πώς Συνδέεται η Μηχανική Μάθηση με τη Διάγνωση των ΔΑΦ;	31
2.2 Τεχνητή Νοημοσύνη (TN) - Artificial Intelligence(AI).....	31
2.3 Μηχανική Μάθηση (MM) - Machine Learning (ML)	32
2.3.1 Ταξινομώντας τη Μάθηση.....	33
2.4 Βαθιά Μάθηση (Deep Learning).....	35
2.5 Μοντέλα.....	35
2.5.1 SVMs - Μηχανές Διανυσμάτων Υποστήριξης (Support Vector Machines)	36
2.5.2 Προσεγγίσεις Bayesian	37
2.5.3 Λογιστική Παλινδρόμηση (ΛΠ) - Logistic Regression (LR).....	37
2.5.4 Νευρωνικά Δίκτυα	39
2.5.4.1 CNN - Συνελκτικά Νευρωνικά Δίκτυα (Convolutional Neural Networks)	39

2.5.4.2 ANN - Τεχνητά Νευρωνικά Δίκτυα (Artificial Neural Networks).....	40
2.5.5 Auto-Encoder.....	41
2.5.6 LDA- Γραμμική Διακριτική Ανάλυση (Linear Discriminant Analysis).....	42
2.5.7 Μοντέλα που Βασίζονται σε Παραδείγματα.....	42
2.5.7.1 Knn- K-Κοντινότεροι Γείτονες (K- Nearest Neighbour)	42
2.5.8 Δέντρα	43
2.5.8.1 Decision Trees.....	43
2.5.8.2 Random Forest	44
2.6 Μέτρα Αξιολόγησης.....	45
ΚΕΦ.3: Τεχνητή Νοημοσύνη για τον Εντοπισμό του Αυτισμού	48
3.1 Μέσο Αξιολόγησης-Ερωτηματολόγια -CheckLists-Παρατήρηση Ειδικού	49
3.1.1 ADOS / ADI-R Ως Εργαλεία Αξιολόγησης.....	49
3.1.2. AQ-10 Ως Εργαλείο Αξιολόγησης.....	53
3.1.3 Άλλα Ερωτηματολόγια Αξιολόγησης και Συμπεριφορικά Δεδομένα	56
3.2 Εναλλακτικά Μέσα Αξιολόγησης - Μη Συμπεριφορικά Δεδομένα.....	58
3.2.1 Εικόνες MRI.....	58
3.3 Δεδομένα Κίνησης	60
3.4 Άλλες Προσεγγίσεις	62
3.5 Συγκριτική Ανάλυση.....	62
ΚΕΦ. 4: Συμπεράσματα και Προτάσεις	65
4.1 Προκλήσεις	65
4.2 Προτάσεις	66
4.3 Συμπεράσματα.....	68
Βιβλιογραφία	71

ΚΑΤΑΛΟΓΟΣ ΠΙΝΑΚΩΝ

ΠΙΝΑΚΑΣ 1: Θέματα προς εξέταση/συζήτηση ερωτηματολογίου ADIR.....	21
ΠΙΝΑΚΑΣ 2: Θέματα προς εξέταση/συζήτηση ερωτηματολογίου ADOS	22
ΠΙΝΑΚΑΣ 3: Θέματα προς εξέταση/συζήτηση ερωτηματολογίου ADOS	23
ΠΙΝΑΚΑΣ 4: Θέματα προς εξέταση/συζήτηση ερωτηματολογίου CARS	24
ΠΙΝΑΚΑΣ 5: Θέματα προς εξέταση/συζήτηση ερωτηματολογίου M-CHAT	25
ΠΙΝΑΚΑΣ 6: Confusion Matrix - Τιμές που χρησιμοποιούνται για τον υπολογισμό της αποτελεσματικότητας/ακρίβειας μοντέλων τεχνητής νοημοσύνης.....	46
ΠΙΝΑΚΑΣ 7: Auc Ranges - Τιμές που καθορίζουν την ποιότητα των προβλέψεων του μοντέλου	47
ΠΙΝΑΚΑΣ 8: Datasets προς εξέταση και τα χαρακτηριστικά τους	49
ΠΙΝΑΚΑΣ 9: Αποτελέσματα Accuracy/Sensitivity/Specificity Ερευνών με χρήση δεδομένων από ADOS/ADIR	52
ΠΙΝΑΚΑΣ 10: Αποτελέσματα Accuracy/Sensitivity/Specificity Ερευνών με χρήση δεδομένων από AQ-10.....	56
ΠΙΝΑΚΑΣ 11: Αποτελέσματα Accuracy/Sensitivity/Specificity Ερευνών με χρήση άλλων συμπεριφορικών δεδομένων	58
ΠΙΝΑΚΑΣ 12: Αποτελέσματα Accuracy/Sensitivity/Specificity Ερευνών με χρήση δεδομένων εικόνας από ABIDE 1 & 2.	60
ΠΙΝΑΚΑΣ 13: Αποτελέσματα Accuracy/Sensitivity/Specificity Ερευνών με χρήση δεδομένων κίνησης.....	62
ΠΙΝΑΚΑΣ 14: Σύνοψη αποτελεσμάτων ερευνών (Όλοι οι τύποι δεδομένων)	63

ΚΑΤΑΛΟΓΟΣ ΕΙΚΟΝΩΝ

ΕΙΚΟΝΑ 1: Οι κύριοι παράγοντες κινδύνου για εκδήλωση ΔΑΦ	28
ΕΙΚΟΝΑ 2: Απεικόνιση τρόπου λειτουργίας ενός συστήματος Μηχανικής Μάθησης	33
ΕΙΚΟΝΑ 3: Ένας ταξινομητής SVM	36
ΕΙΚΟΝΑ 4: Λογιστική Παλινδρόμηση, Σιγμοειδής Συνάρτηση	38
ΕΙΚΟΝΑ 5: Μοντέλο CNN	40
ΕΙΚΟΝΑ 6: Απεικόνιση ενός ANN	41
ΕΙΚΟΝΑ 7: AUTOENCODER	41
ΕΙΚΟΝΑ 8: Απλό παράδειγμα ενός DT	43
ΕΙΚΟΝΑ 9: Παράδειγμα Random Forest	44
ΕΙΚΟΝΑ 10: Μέσος όρος αποτελεσμάτων Accuracy/Sensitivity/Specificity στις έρευνες σε σχέση με τον τύπο δεδομένων	63
ΕΙΚΟΝΑ 11: Μέσος όρος αποτελεσμάτων Accuracy/Sensitivity/Specificity στις έρευνες σε σχέση με τον Αλγόριθμο/Μοντέλο που χρησιμοποιήθηκε	64

ΣΥΝΤΟΜΟΓΡΑΦΙΕΣ / ΑΚΡΩΝΥΜΙΑ

ABC	Autism Behavior Checklist
ABC-CV	Aberrant Behavior Checklist - Community Version
ABIDE	Autism Brain Imaging Data exchange
ADI-R	Autism Diagnostic Interview-Revised
ADO-S	Autism Diagnostic Observation Schedule
AI	Artificial Intelligence
ANN	Artificial Neural Networks
AQ-10	Autism Spectrum Quotient
ASD	Autistic Spectrum Disorder
AUC	Area Under the Curve
CARS	Childhood Autism Rating Scale
CBT	Cognitive - Behavioral Therapy
CDD	Childhood Disintegrative Disorder
CNN	Convolutional Neural Networks
DBC-P	Developmental Behavioral Checklist-Parent
DSM-5	Diagnostic and Statistical Manual of Mental Disorders -5th edition 2013
DT	Decision Trees
FN	False Negative Values
FP	False Positive Values
ICD-10	International Classification of Diseases, Tenth Revision
IOT	Internet of Things
IQ	Intelligence Quotient
ISAA	Indian Scale of Assessment of Autism
KNN	K- Nearest Neighbour
LDA	Linear Discriminant Analysis
LR	Logistic Regression
M-CHAT	Modified Children's Autism Test
ML	Machine Learning

MRI	Magnetic Resonance Imaging
PDD	Pervasive Developmental Disorder
PDD-NOS	Pervasive Developmental Disorder - Not Otherwise Specified
RF	Random Forest
ROC	Receiver Operator Characteristic
SRS	Social Responsiveness Scale
SVM	Support Vector Machine
TN	True Negative Values
TP	True Positive Values
ΔΑΦ	Διαταραχές Αυτιστικού Φάσματος
ΛΠ	Λογιστική Παλινδρόμηση
MM	Μηχανική Μάθηση
TN	Τεχνητή Νοημοσύνη

ΕΙΣΑΓΩΓΗ

Η ΔΑΦ (Διαταραχές Αυτιστικού Φάσματος / Autistic Spectrum Disorder - ASD), όπως ονομάζεται ο Αυτισμός σήμερα, αποτελεί ένα τύπο νευροαναπτυξιακής διαταραχής που εμφανίζεται στην αρχή της αναπτυξιακής περιόδου του ατόμου και έχει κύρια χαρακτηριστικά τα προβλήματα στους τομείς της κοινωνικότητας και της επικοινωνίας, την παρουσία περιορισμένων ενδιαφερόντων και την τάση για επαναληπτικές κινήσεις.^[1] Τα άτομα με ΔΑΦ χρειάζονται αρκετές φορές ειδική εκπαίδευση, ειδικές συνεδρίες και ειδικό τρόπο αλληλεπίδρασης και κατανόησης.

Μέχρι στιγμής δεν υπάρχει θεραπεία για τη ΔΑΦ αλλά εφαρμόζονται διαφορετικές προσεγγίσεις όπως η λογοθεραπεία, η εστίαση στο συναίσθημα (emotion-focused) και η θεραπεία συμπεριφοράς (behavioral), οι οποίες όπως θα δούμε και παρακάτω, στο Κεφάλαιο 1, μπορούν να βελτιώσουν την κατάσταση των ατόμων στο φάσμα και να τους ενσωματώσουν στην κοινωνία.

Στο Κεφάλαιο 2, παρουσιάζονται οι εξελίξεις στη σύγχρονη τεχνολογία στον τομέα της διάγνωσης της ΔΑΦ και ιδιαίτερα η ανάπτυξη εφαρμογών ΤΝ (Τεχνητής Νοημοσύνης) και ΜΜ (Μηχανικής Μάθησης) με δυνατότητες, τόσο διάγνωσης όσο και αξιολόγησης με real-life αποτελέσματα σε διάφορους ιατρικούς τομείς, οι οποίες προσδίδουν μια αισιοδοξία στην πιθανή τους χρήση για να διευκολύνουν τη ζωή αυτών των ατόμων, καθώς η έγκαιρη διάγνωση σε πρώιμο στάδιο να αποτελέσει καθοριστικό ρόλο στη μετέπειτα ενσωμάτωση του ατόμου στην κοινωνία.

Αυτό, όπως περιγράφεται στο Κεφάλαιο 3, μπορεί να επιτευχθεί με τη χρήση εφαρμογών ΤΝ και ΜΜ, όπως για παράδειγμα στην ανάλυση ιατρικών εικόνων ή ανάλυση των εκφράσεων του ατόμου και της συμπεριφοράς του. Αυτές οι απλές παράμετροι μπορούν να επιφέρουν τον έγκαιρο εντοπισμό γνωρισμάτων που ανήκουν στο φάσμα των ΔΑΦ και να οδηγήσουν στη σωστή διαχείριση, υποστήριξη και θεραπεία/συμβουλευτική (ψυχοθεραπεία) των ατόμων αυτών.

Ιδιαίτερη βοήθεια θα μπορούσαν να αποτελέσουν τέτοιου είδους εφαρμογές σε άτομα οικογενειών που δεν υπάρχει η οικονομική δυνατότητα για περιττά έξοδα και εξετάσεις σε πρώιμο στάδιο αλλά που θα χρειαζόνταν μια κατεύθυνση για το αν και που πρέπει να στραφούν για

βοήθεια και αν έχουν κάποιο μεγάλης έντασης πρόβλημα να αντιμετωπίσουν στην πορεία ώστε να επισπεύσουν τις δράσεις τους στην αναζήτηση βοήθειας.

Για τη συγκεκριμένη εργασία έγινε αναζήτηση σχετικά με τη χρήση TN ΚΑΙ MM στη διάγνωση των ΔΑΦ και του Αυτισμού γενικά, σε μηχανή αναζήτησης επιστημονικών άρθρων (google scholar). Αρχικά συγκεντρώθηκαν αρκετά άρθρα που ο τίτλος τους ταίριαζε την περιγραφή της εργασίας και ύστερα από μελέτη των περιλήψεών τους και της γενικής εικόνας τους (πίνακες κλπ) περιορίστηκαν σε αυτά που ταίριαζαν ακόμη πιο συγκεκριμένα με το θέμα και δεν παρέκλιναν σε πιο γενικά θέματα (άλλες ψυχικές ασθένειες, ΔΕΠ-Υ, εκπαίδευση ατόμων με ΔΑΦ κλπ). Κύριοι παράγοντες επιλογής των παρακάτω άρθρων αποτέλεσαν κυρίως οι παρακάτω παράγοντες:

- Σε βάθος αξιολόγηση και εξήγηση της μεθοδολογίας και λειτουργίας εφαρμογών που χρησιμοποιούν την TN και τη MM για εντοπισμό και διάγνωση της ΔΑΦ.
- Πρόσφατες δημοσιεύσεις. Κατά κύριο λόγο οι πηγές αναφέρονται σε δημοσιεύσεις ύστερα από το 2017 για να υπάρχει η state of the art ανάλυση και όχι ξεπερασμένες τεχνολογίες αλλά κυρίως επειδή στον τομέα της Ψυχολογίας στον ορισμό και στα γνωρίσματα της ΔΑΦ έχουν σημειωθεί σημαντικές αλλαγές και συνεχώς υπάρχουν εξελίξεις.

Στο Κεφάλαιο 3 πραγματοποιείται η γενική ανάλυση και σύγκριση αυτών των πηγών.

Στο Κεφάλαιο 4 παρουσιάζονται όλα τα πιθανά συμπεράσματα και προτάσεις για το μέλλον.

ΚΕΦΑΛΑΙΟ 1: Διαταραχές Αυτιστικού Φάσματος

Όπως αναφέρθηκε και στην εισαγωγή, ΔΑΦ (ASD), είναι ένας τύπος νευροαναπτυξιακής διαταραχής που εμφανίζεται στην αρχή της αναπτυξιακής περιόδου του ατόμου και έχει κύρια χαρακτηριστικά τα προβλήματα στους τομείς της κοινωνικότητας και της επικοινωνίας, την παρουσία περιορισμένων ενδιαφερόντων και την τάση για επαναληπτικές κινήσεις.^[1]

1.1 Ιστορική Αναδρομή

Χρειάστηκε περισσότερο από έναν αιώνα, για να εξελιχθεί η γνώση μας στη συγκεκριμένη διαταραχή και να καταλήξουμε να ορισθεί ως «Διαταραχή Αυτιστικού Φάσματος» (ΔΑΦ) όπως την ονομάζουμε.^[2]

Ο Αυτισμός περιγράφηκε για πρώτη φορά ως ένα σύνδρομο της παιδικής ηλικίας από τον Leo Kanner το 1943 στις ΗΠΑ,^[3] παρόλα αυτά είχαν σημειωθεί περιστατικά και νωρίτερα στην Ευρώπη. Το όνομα «Αυτισμός» δόθηκε από τον Eugen Bleuler χρησιμοποιώντας το ελληνικό «αυτός» για τον εαυτό, για να απεικονίσει την εγωκεντρική σκέψη που πίστευαν ότι ήταν τυπικό δείγμα σχιζοφρένειας.

Ο Kanner πίστεψε όμως πως είναι μια διακριτή ασθένεια, μια σπάνια διαταραχή που θα ήταν εύκολο να εντοπιστεί και να διαγνωστεί. Στη δεκαετία του '80 εμφανίστηκε για πρώτη φορά η έννοια του φάσματος του Αυτισμού από τους Wing και Gillberg, με την Wing να προτείνει μια πιο συγκεκριμένη «τριάδα διαταραχών» στην κοινωνική, επικοινωνιακή και φανταστική λειτουργία ως τη βάση όλων των διαταραχών στο φάσμα του Αυτισμού. Η Wing επινοεί επίσης τον ορισμό του Συνδρόμου Ασπεργκερ για να περιγράψει την «υψηλή λειτουργικότητα» στο φάσμα του Αυτισμού, πράγμα που είχαν περιγράψει νωρίτερα, την ίδια περίοδο οι Kanner και Asperger, ο Kanner την «χαμηλής λειτουργικότητας» παραλλαγή του Αυτισμού και ο Asperger το 1944 χρησιμοποιώντας τον όρο Αυτιστική Ψυχοπάθεια.^[4]

1.2 Ορισμός του Αυτισμού

Στην έρευνα που διεξάγουμε θα χρησιμοποιήσουμε σαν ορισμό του Αυτισμού αυτόν που βασίζεται στο **ICD-10** (International Classification of Diseases, Tenth Revision) και το **DSM-5** (Diagnostic and Statistical Manual of Mental Disorders -5th edition 2013) σύμφωνα με τα οποία στο φάσμα των Αυτιστικών Διαταραχών ανήκουν οι παρακάτω διαταραχές:

- A. Αυτιστική Διαταραχή
- B. Σύνδρομο Ασπεργκερ
- C. Αποδιοργανωτική Διαταραχή (CDD ή Σύνδρομο του Heller)
- D. Διάχυτη Αναπτυξιακή Διαταραχή που ορίζεται και δεν ορίζεται (PDD ,PDD-NOS)
- E. Σύνδρομο Rett (Δεν συμπεριλαμβάνεται πλέον, μετά την τελευταία αλλαγή στο DSM-5)

Ουσιαστικά στην τελευταία αλλαγή από το **DSM-4** στο **DSM-5** που δημοσιεύθηκε το 2013, συμπτύχθηκαν οι παραπάνω ξεχωριστές διαγνώσεις ώστε να συμπεριλαμβάνονται όλες στο φάσμα.

Πιο συγκεκριμένα κριτήρια διάγνωσης, είναι τα παρακάτω όπως αυτά ορίζονται από την τελευταία αλλαγή κριτηρίων **DSM-5** (για τη σωστή διάγνωση πρέπει να ισχύουν γνωρίσματα τόσο από την κατηγορία A όσο **και** από την κατηγορία B):

A. Επίμονα προβλήματα στην κοινωνική επικοινωνία και την κοινωνική αλληλεπίδραση σε διάφορες καταστάσεις. Πιο συγκεκριμένα, δείγματα τέτοιων προβλημάτων μπορεί να είναι:

1. Ελλείψεις στον τομέα της κοινωνικο-συναισθηματικής αμοιβαιότητας (μη φυσιολογική κοινωνική προσέγγιση, αποτυχία αμοιβαίας συνομιλίας, μειωμένα κοινά ενδιαφέροντα, συναισθήματα ή αποτυχία έναρξης ή ανταπόκρισης σε κοινωνικές αλληλεπιδράσεις).
2. Ελλείψεις στον τομέα της μη λεκτικής επικοινωνίας κατά την κοινωνική αλληλεπίδραση (προβλήματα στην εσωτερίκευση της λεκτικής και μη λεκτικής επικοινωνίας, της οπτικής επαφής και των χειρονομιών ή της γλώσσας του σώματος).
3. Ελλείψεις στην ανάπτυξη, τη διατήρηση και την κατανόηση σχέσεων (προσαρμογή συμπερι-

φοράς σε διάφορα κοινωνικά πλαίσια, δυσκολία στο φανταστικό παιχνίδι, στη δημιουργία φιλίας ή/και έλλειψη ενδιαφέροντος για συνομήλικους).

Β. Περιορισμένα, επαναλαμβανόμενα μοτίβα συμπεριφοράς , ενδιαφερόντων ή δραστηριοτήτων. Σε αυτά περιλαμβάνονται:

1. Στερεότυπες ή επαναλαμβανόμενες κινήσεις, χρήση αντικειμένων ή ομιλία.
2. Επιμονή στην ομοιότητα, προσκόλληση στις ρουτίνες ή σε τελετουργικά πρότυπα λεκτικής ή μη λεκτικής συμπεριφοράς.
3. Ιδιαίτερα περιορισμένα, σταθερά ενδιαφέροντα που είναι μη φυσιολογικά σε ένταση και εστίαση.
4. Υπέρ- ή υπο-αντιδραστικότητα σε αισθητήρια ερεθίσματα ή ασυνήθιστο ενδιαφέρον για αισθητήριες πτυχές του περιβάλλοντος.

Τα κριτήρια / δείγματα αυτά εμφανίζονται σε νεαρή αναπτυξιακή ηλικία αλλά μπορεί και να καθυστερήσουν την εμφάνισή τους μέχρι να το απαιτήσουν κοινωνικές συναναστροφές ή λόγω ανάπτυξης στρατηγικών / τρόπων αποφυγής ή και απόκρυψής τους (masking).^[1]

Οι ΔΑΦ μπορούν να εκδηλωθούν από άτομο σε άτομο με διαφορετικούς τρόπους, συχνότητα και ένταση (πιο ήπια ή με πιο ακραία συμπτώματα) και ποικίλλουν ανάλογα με την ηλικία, τις γλωσσικές δεξιότητες, και τις διανοητικές ικανότητες των ατόμων, εξ ου και η προτίμηση του όρου «Φάσμα».

Τα βασικά συμπτώματα των ΔΑΦ μπορούν να έχουν τεράστια επιρροή στις καθημερινές λειτουργίες και στην ποιότητα ζωής του ατόμου και δεν έχουν γίνει αρκετές μελέτες σχετικά με την κατανομή και την πορεία των συμπτωμάτων παρόλο που συνεχίζουν να υπάρχουν, να εμφανίζονται ή ακόμη και να αλλάζουν καθ' όλη τη διάρκεια της ζωής του ατόμου.^[5] Υπάρχουν όμως σημαντικές ενδείξεις ότι τα συμπτώματα μειώνονται ή ακόμη και σταθεροποιούνται κατά την ενηλικίωση.^{[6] [7]}

Σε αυτό πολλές φορές μπορεί να συντελέσει η διάγνωση από την πρώιμη ηλικία, αφού έτσι με

ψυχοθεραπεία και συμπεριφοριστική θεραπεία μπορούν να βελτιωθούν οι κοινωνικές δεξιότητες και να καλυφθούν τα συμπτώματα (masking). ^[2]

1.3 Γιατί «Φάσμα»;

Γενικά υπάρχουν αρκετοί προβληματισμοί γύρω από την ορολογία στα πλαίσια του Αυτισμού με το «Φάσμα του Αυτισμού» να θεωρείται το σωστότερο αν και πολλές φορές βλέπουμε ότι θεωρείται συνώνυμο των διαχυτών αναπτυξιακών διαταραχών αν και δεν είναι πάντα.

Ο όρος «Φάσμα» θα μπορούσαμε να πούμε ότι χρησιμοποιείται ως σωστός για τον Αυτισμό για πολλούς λόγους, με κάποιους από αυτούς να είναι η διαστατική φύση των βασικών χαρακτηριστικών του Αυτισμού εντός του κλινικού πληθυσμού (δηλαδή, διαφορές στη σοβαρότητα και την παρουσίαση των συμπτωμάτων μεταξύ αυτών με διάγνωση ΔΑΦ) , η ετερογένεια εντός του Φάσματος (δηλαδή τις διαφορές μεταξύ των «υποομάδων» (ή «υποδιαίρέσεων») του Αυτισμού, ή ακόμα και την «συνέχεια» μεταξύ του γενικού πληθυσμού και των ατόμων με διάγνωση (μικρή ή μεγάλη εμφάνιση των «γνωρισμάτων» του ΔΑΦ). ^[8]

1.4 Διάγνωση των ΔΑΦ

Η διάγνωση μιας σωματικής ή ψυχολογικής πάθησης περιλαμβάνει τη σύγκριση των συμπτωμάτων ενός ατόμου με διαγνωστικά κριτήρια που προσδιορίζουν την παρουσία ή την απουσία ορισμένων συγκεκριμένων συμπτωμάτων.

Πιο συγκεκριμένα για τον Αυτισμό υπάρχουν 2 επίσημες πηγές, αυτές στις οποίες αναφερθήκαμε και παραπάνω, οι οποίες είναι το «Διαγνωστικό και Στατιστικό Εγχειρίδιο Ψυχικών Διαταραχών» (**DSM-5**) που συντάχθηκε από την Αμερικανική Ψυχιατρική Εταιρεία και η «Διεθνής Στατιστική Ταξινόμηση Νόσων και Συναφών Προβλημάτων Υγείας» (**ICD-10**), από τον Παγκόσμιο Οργανισμό Υγείας.

Και τα δύο εγχειρίδια θεωρούνται κλινικά σωστά, ωστόσο παρατηρούμε ότι υπάρχει διαφορετική προτίμηση στη χρήση τους, του μεν DSM-5 κυρίως από τις ΗΠΑ, του δε ICD-10 από τις Ευρωπαϊκές χώρες.

1.4.1 Τεστ αξιολόγησης και διάγνωσης ΔΑΦ

Για τον εντοπισμό και την ταυτοποίηση ύπαρξης Αυτισμού, υπάρχουν τα λεγόμενα Τεστ Αξιολόγησης και Διάγνωσης ΔΑΦ. Τα πιο γνωστά και σε ευρεία χρήση είναι τα ADO-S (Autism Diagnostic Observation Schedule) και ADI-R (Autism Diagnostic Interview-Revised). Το ADI-R είναι μια ημι-δομημένη συνέντευξη, γύρω από την επικοινωνία, τις κοινωνικές συναναστροφές και συμπεριφορές, που γίνονται στους φροντιστές πιθανών περιπτώσεων Αυτισμού. Κάποια από τα θέματα για τα οποία γίνονται ερωτήσεις φαίνονται στον παρακάτω πίνακα.

ADI-R
Ηλικία προφανούς εμφάνισης δειγμάτων
«Σημεία-ορόσημο» εμφάνισης κινητικών δεξιοτήτων
Πρώιμα συμπτώματα
Ποιοτικές ανωμαλίες στην επικοινωνία
Απώλεια λεκτικής επικοινωνίας
Απόκτηση λεκτικών ή άλλων δεξιοτήτων
Ποιοτικές ανωμαλίες στην αμοιβαία κοινωνική αλληλεπίδραση
Περιορισμένα, επαναλαμβανόμενα, στερεοτυπικά μοτίβα συμπεριφοράς
Άλλες αποκλίσεις στην γενική συμπεριφορά του ατόμου

ΠΙΝΑΚΑΣ 1: Θέματα προς εξέταση/συζήτηση ερωτηματολογίου ADIR

Το ADO-S περιλαμβάνει παρατήρηση της κοινωνικής συμπεριφοράς, της επικοινωνίας και του παιχνιδιού από πιστοποιημένους ψυχαναλυτές / ψυχιάτρους με την ανάθεση στο άτομο συγκεκριμένων “πραγμάτων”/tasks που πρέπει να φέρει σε πέρας και παρατήρηση της επίδοσης του ατόμου σε αυτά. Κάποια από αυτά τα tasks και παρατηρήσεις που μπορούν να προκύψουν από αυτό τον τρόπο αξιολόγησης, μπορούμε να τα δούμε στον παρακάτω πίνακα:

ADOS
Συχνότητα εκφώνησης που απευθύνεται σε άλλον
Χειρονομίες
Υπόδειξη (pointing & showing)
Εκφράσεις προσώπου που απευθύνονται σε άλλους
Ασυνήθιστη οπτική επαφή
Ενσωμάτωση του βλέμματος κατά τη διάρκεια κοινωνικών συναναστροφών
Κοινή απόλαυση και αλληλεπίδραση
Αυθόρμητη έναρξη κοινής προσοχής (συγκέντρωσης σε κάτι συγκεκριμένο)
Ποιότητα κοινωνικών συναναστροφών
Απόκριση στην κοινή προσοχή σε κάτι
Στερεοτυπική/ιδιοσυγκρασιακή χρήση λέξεων/φράσεων
Περίπλοκη χρήση χεριών, δακτύλων/χειρονομιών
Ασυνήθιστο αισθητηριακό ενδιαφέρον γύρω από ένα υλικό/ παιχνίδι/ άτομο κατά το παιχνίδι
Επιτονισμός
Ασυνήθιστα επαναλαμβανόμενα ενδιαφέροντα και στερεοτυπικές συμπεριφορές

ΠΙΝΑΚΑΣ 2: Θέματα προς εξέταση/συζήτηση ερωτηματολογίου ADOS

Επιπροσθέτως, σύμφωνα με την Ακαδημία Παιδιατρικής Συμβουλευτικής Παιδιών με Αναπηρία όλοι οι ασθενείς με ΔΑΦ, πρέπει να υποβάλλονται σε φυσική και νευρολογική εξέταση, ακου-όγραμμα και τυμπανόγραμμα. Όσοι ασθενείς θεωρηθούν ότι ανήκουν στο Φάσμα πρέπει να υποβληθούν σε επιπλέον τεστ κυρίως για να καθοριστεί η σοβαρότητα των συμπτωμάτων ή και η πιθανή ύπαρξη κάποιου άλλου συνοδευτικού προβλήματος. Κυρίως οι επόμενοι τρόποι αξιολόγησης είναι τρόποι να βγάλει συμπέρασμα ο ειδικός για τις κοινωνικές δεξιότητες και τη συμπεριφορά του παιδιού και να προλάβει άλλα μελλοντικά προβλήματα.

Κάποιοι από τους συνήθεις ελέγχους είναι οι παρακάτω. Κυρίως θα αναλύσουμε αυτούς που χρησιμοποιούνται στις εφαρμογές που θα μελετηθούν: [9] [10] [11]

- AQ-10 Autism Spectrum Quotient . Ερωτηματολόγιο 10 ερωτήσεων που απαντώνται από τον ασθενή και τον γονέα – φροντιστή του εξεταζόμενου ατόμου. Οι ερωτήσεις μπορεί να είναι διαφορετικές ανάλογα με την ηλικία του ατόμου, για ένα παιδί , για έναν έφηβο και για έναν ενήλικα. Στον παρακάτω πίνακα θα δούμε κάποιες από αυτές τις διαφορές.^[12]

	ΠΑΙΔΙ (4-11 ετών)	ΕΦΗΒΟΣ (12-15)	ΕΝΗΛΙΚΑΣ (>15 ετών)
1	Παρατήρηση μικρών ήχων που οι άλλοι δεν προσέχουν	Παρατήρηση μοτίβων συνεχώς	Παρατήρηση μικρών ήχων που οι άλλοι δεν προσέχουν
2	Δυσκολία στην παρακολούθηση μικρών λεπτομερειών	Δυσκολία στην παρακολούθηση μικρών λεπτομερειών	Δυσκολία στην παρακολούθηση μικρών λεπτομερειών
3	Δυσκολία στην παρακολούθηση πολλών διαφορετικών ατόμων ταυτόχρονα σε συζήτηση	Δυσκολία στην παρακολούθηση πολλών διαφορετικών ατόμων ταυτόχρονα σε συζήτηση	Δυσκολία στη ταυτόχρονη εκτέλεση πολλών ενεργειών (multitasking)
4	Δυνατότητα εναλλαγής μεταξύ διαφορετικών δραστηριοτήτων και μη	Δυνατότητα επιστροφής στην προηγούμενη δραστηριότητα σε περίπτωση διακοπής της και μη	Δυνατότητα επιστροφής στην προηγούμενη δραστηριότητα σε περίπτωση διακοπής της και μη

ΠΙΝΑΚΑΣ 3: Θέματα προς εξέταση/συζήτηση ερωτηματολογίου AQ-10

5	Δυσκολία στη διατήρηση/συνέχιση μιας συζήτησης	Δυσκολία στη διατήρηση/συνέχιση μιας συζήτησης	Δυσκολία κατανόησης υπονοημάτων (read between the lines) στη διάρκεια μιας συζήτησης
6	Δυσκολία στην ψιλή κουβέντα (chit chat)	Δυσκολία στην ψιλή κουβέντα(chit chat)	Κατανόηση συναισθημάτων /διάθεσης συνομιλητή στη διάρκεια μιας συζήτησης
7	Δυσκολία κατανόησης των συναισθημάτων και των προθέσεων του χαρακτήρα μιας ιστορίας	Διασκέδαση σε παιχνίδια που περιλαμβάνουν προσποίηση ρόλων με άλλα παιδιά ή όταν ήταν νεότερο το άτομο	Δυσκολία κατανόησης των συναισθημάτων και των προθέσεων του χαρακτήρα μιας ιστορίας
8	Διασκέδαση σε παιχνίδια που περιλαμβάνουν προσποίηση ρόλων με άλλα παιδιά	Δυσκολία στο να φανταστεί το άτομο πως θα ήταν να είναι κάποιος άλλος	Του αρέσει ή όχι να συλλέγει πληροφορίες για πράγματα
9	Κατανόηση συναισθημάτων του άλλου βλέποντάς το πρόσωπό του	Δυσκολία στο να ανταπεξέλθει σε κοινωνικές συνθήκες	Κατανόηση συναισθημάτων του άλλου βλέποντάς το πρόσωπό του
10	Δυσκολία στη δημιουργία φιλίας	Δυσκολία στη δημιουργία φιλίας	Δυσκολία στην κατανόηση των προθέσεων των άλλων.

• CARS (Childhood Autism Rating Scale)

Συσχέτιση με συναισθήματα άλλων
Συναισθηματική Απόκριση
Μίμηση

Χρήση του σώματος/αντικειμένων
Προσαρμοστικότητα
Ακουστική απόκριση
Όσφρηση, γεύση, αφή
Απόκριση σε οπτικά ερεθίσματα
Φόβοι
Λεκτική/Μη λεκτική επικοινωνία
Δραστηριότητες
Διανοητικότητα

ΠΙΝΑΚΑΣ 4: Θέματα προς εξέταση/συζήτηση ερωτηματολογίου CARS

- M-CHAT (Modified Children's Autism Test)

Ακολουθήση οδηγιών
Κώφωση
Παιχνίδι μίμησης / φαντασίας
Του αρέσουν τα Παιχνίδια Σκαρφαλώματος/δραστηριότητες με έντονη κίνηση
Ασυνήθιστες κινήσεις δακτύλων/χεριών
Έντονο δείξιμο (pointing) για ένδειξη ενδιαφέροντος
Ενδιαφέρον γύρω από άλλα άτομα
Παρουσίαση κάποιου πράγματος σε άλλο άτομο για ένδειξη ενδιαφέροντος
Ανταπόκριση σε κλήση του ονόματός του
Ανταπόκριση σε χαμόγελο και χαμόγελο ως απάντηση του ιδίου
Ενόχληση από καθημερινούς ήχους
Περπάτημα

Οπτική επαφή
Μίμηση άλλου ατόμου
Ικανότητα παρακολούθησης άλλου σε μια διαδικασία
Απόκτηση προσοχής
Κατανόηση του τι λέει ο άλλος
Κατανόηση εκφράσεων προσώπου του άλλου

ΠΙΝΑΚΑΣ 5: Θέματα προς εξέταση/συζήτηση ερωτηματολογίου M-CHAT

- ISAA (Indian Scale of Assessment of Autism), ένα εργαλείο με πολύ καλές ψυχομετρικές ιδιότητες, στο οποίο βασίζονται αρκετοί ειδικοί για διάγνωση. Εξετάζει τις κοινωνικές σχέσεις και αλληλεπιδράσεις, την ανταπόκριση στο συναίσθημα, την επικοινωνία, τη συμπεριφορά, τις επαναλαμβανόμενες συμπεριφορές, και τη γνωστική ικανότητα.
- ABC-CV (Aberrant Behavior Checklist - Community Version) που μπορεί να συμπληρωθεί επίσης από το γονιό για να αξιολογηθούν μη προσαρμοστικές συμπεριφορές όπως υπερκινητικότητα, ευερεθιστότητα, επιθετικότητα, εκρήξεις θυμού, αυτοτραυματισμός, συμπτώματα αγχώδους διαταραχής.
- SRS (Social Responsiveness Scale) και Vineland-II Scale μπορεί ο ειδικός να προτείνει στον γονιό να το συμπληρώσει και γίνεται για να προσδιορίσει την κοινωνική ικανότητα και την προσαρμοστικότητα του ατόμου.
- DBC-P (Developmental Behavioral Checklist-Parent)
- Autism Behavior Checklist(ABC)
- Autism Screening Questionnaire (Autism Screening Questionnaire).
- Τεστ για γενετική προδιάθεση.
- Φυσιολογικά τεστ που μπορεί να περιλαμβάνουν ηλεκτροεγκεφαλογράφημα (EEG), μεταβολικές εξετάσεις, MRIs κυρίως για πιθανό εντοπισμό άλλων συχνά συσχετιζόμενων ασθενειών.^[13]

1.4.2 Επίπεδα Εντασης

Ενα άλλο βήμα κατά τη διαδικασία διάγνωσης είναι η κατάταξη του ατόμου σε συγκεκριμένο «επίπεδο», ώστε να οριστεί με ακρίβεια ο βαθμός βοήθειας που θα χρειαστεί το άτομο για να ζήσει μια ικανοποιητική ανεξάρτητη ζωή. Σύμφωνα με το DSM-5 αυτά είναι:

- Επίπεδο 1

Αναφέρεται στις ήπιες μορφές αυτιστικών διαταραχών. Ατομα που ανήκουν σε αυτή την κατηγορία συναντούν κάποιες δυσκολίες στο κοινωνικό πλαίσιο και έχουν κάποια ανησυχητικά δείγματα περιοριστικών ή επαναλαμβανόμενων συμπεριφορών αλλά σε γενικά πλαίσια χρειάζονται λίγη υποστήριξη στην καθημερινότητα τους για να λειτουργήσουν. Πιθανό να μπορούν να επικοινωνήσουν κανονικά προφορικά, αλλά να έχουν δυσκολίες στη διατήρηση, για παράδειγμα, μιας συζήτησης.

Επίσης στον τομέα της φιλίας μπορεί να δυσκολεύονται στη δημιουργία και διατήρηση μιας φιλίας. Μπορεί να προτιμούν την τήρηση κάποιων συγκεκριμένων ρουτινών και να τους προβληματίζουν αλλαγές ή απρόβλεπτα γεγονότα. Πολύ συχνά, διακατέχονται από επίμονη τάση να γίνουν τα πράγματα με τον «δικό τους» τρόπο.

- Επίπεδο 2

Το μεσαίο επίπεδο στις ΔΑΦ, στο οποίο απαιτείται ουσιαστική υποστήριξη σε ορισμένους τομείς. Τα άτομα εδώ αντιμετωπίζουν μεγαλύτερα προβλήματα στην κοινωνικοποίηση και τις κοινωνικές δεξιότητες και είναι πιθανόν να μην μπορούν να επικοινωνήσουν προφορικά. Αν το άτομο μπορεί να επικοινωνήσει, πολύ πιθανόν οι συζητήσεις να περιορίζονται σε περιορισμένα και συγκεκριμένα θέματα. Χρειάζονται ουσιαστική βοήθεια για να πάρουν ουσιαστικό μέρος σε κοινωνικές δραστηριότητες, συνήθως δεν αντιλαμβάνονται εύκολα τις μη λεκτικές συμπεριφορές και είναι πιθανόν να μην μπορούν να διατηρήσουν οπτική επαφή. Δεν αντιλαμβάνονται και δεν εκφράζουν τα συναισθήματα με τον ίδιο τρόπο, όπως ένα τυπικό άτομο, δηλαδή με τον τόνο της φωνής ή τις εκφράσεις του προσώπου. Συναντούν μεγαλύτερο πρόβλημα με τις περιοριστικές και επαναλαμβανόμενες συμπεριφορές και αν δεν τις τηρούν, οι ρουτίνες και οι συνήθειές τους αναστατώνονται.

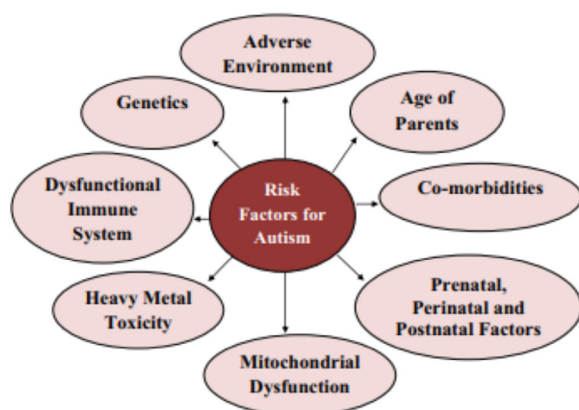
- Επίπεδο 3

Είναι το πιο σοβαρό επίπεδο ΔΑΦ και τα άτομα που ανήκουν σε αυτό χρειάζονται σημαντική φροντίδα για να εκτελέσουν διαδικασίες της καθημερινής ζωής που είναι ζωτικής σημασίας στις κοινωνικές και συμπεριφορικές ικανότητες. Κάποια άτομα από αυτό το επίπεδο μπορεί να επικοινωνούν λεκτικά (μέσω λέξεων) αλλά πολλά άτομα αδυνατούν να επικοινωνήσουν με αυτόν τον τρόπο. Συχνά συναντούν προβλήματα με απρόβλεπτες καταστάσεις και γεγονότα και είναι υπερβολικά ευαίσθητοι σε συγκεκριμένα ερεθίσματα. Επίσης έχουν έντονες περιοριστικές ή επαναλαμβανόμενες συμπεριφορές όπως λίκνισμα, ηχολαλία, περιστροφή, πείραγμα πραγμάτων ή άλλες δραστηριότητες που επηρεάζουν την εστίαση της προσοχής τους.^[2]

1.4.3 Παράγοντες κινδύνου που ευθύνονται για τις ΔΑΦ

Όπως αναφέρθηκε παραπάνω η ΔΑΦ είναι μια πολύπλοκη νευροαναπτυξιακή διαταραχή η οποία όμως μπορεί να επισπευτεί από διάφορους γενετικούς και μη γενετικούς παράγοντες. Διάφοροι παράγοντες κινδύνου που έχουν ενδείξεις ότι μπορούν να μεταβάλλουν τη λειτουργική ικανότητα του εγκεφάλου και σχετίζονται με τον Αυτισμό είναι περιβαλλοντικοί, φυσιολογικοί και γενετικοί,^[14] ^[15] ιδιαίτερα δε οι γενετικοί.^[16] Παρόλα αυτά η ακριβής αιτιολογία για τον Αυτισμό δεν έχει προσδιοριστεί ακόμη.^[17] Συνήθη αποδεκτά παθολογικά και μη αίτια που οδηγούν σε αυτιστικές διαταραχές θεωρούνται η ανοσολογική ανεπάρκεια, μιτοχονδριακές δυσλειτουργίες, δυσμενή περιβάλλοντα και ελαττωματικά γονίδια.^[18]^[19]

ΕΙΚΟΝΑ 1:^[2] Οι κύριοι παράγοντες κινδύνου για εκδήλωση ΔΑΦ.



1.4.4 Επιδημιολογία

Γενικά έχει παρατηρηθεί μια απότομη αύξηση στην εμφάνιση περιστατικών ΔΑΦ παγκοσμίως τα τελευταία χρόνια. ^{[20][17]} Παλαιότερα θεωρούνταν σπάνιες σε εμφάνιση με περιστατικά, 4-5 στα 10.000 (Ποσοστό 0.05%), ενώ σήμερα τα ποσοστά είναι στο 0.9% έως 1.5%, με αυτή την αύξηση να αποδίδεται στη βελτίωση και τη διεύρυνση των γνώσεων γύρω από τις ΔΑΦ και την ευαισθητοποίηση για ταυτοποίηση της κατά την παιδική ηλικία. ^[21]

Στατιστικά μπορούμε να δούμε ότι υπάρχει μεγάλη απόκλιση στο λόγο κοριτσιών / αγοριών που εμφανίζουν ΔΑΦ, ο οποίος είναι 1 προς 4.5. ^[21] Αυτό το φαινόμενο δεν έχει μελετηθεί τόσο πολύ για να βγουν ακριβή συμπεράσματα για το λόγο που τα αγόρια είναι 4 φορές πιο «επιρρεπή» στη διάγνωση για ΔΑΦ από τα κορίτσια. Παρόλα αυτά, αυτή η δυσμορφία που δημιουργούσε το φύλο στις έρευνες του Αυτισμού οδήγησε τις έρευνες στο να περιλαμβάνουν κατά κύριο λόγο αγόρια. Έτσι έχουμε ανεπαρκή περιγραφή των περιπτώσεων των κοριτσιών, που αυτό πολλές φορές οδηγεί σε αγνόηση των συμπτωμάτων τους, λάθος διάγνωση (πολλές φορές κατάθλιψη) ή διάγνωσή τους σε μεγαλύτερη ηλικία. Παράλληλα υπάρχουν έρευνες που υποστηρίζουν ότι τα κορίτσια μπορούν να «καλύψουν τα συμπτώματα» με αποτέλεσμα να περνούν απαρατήρητα και έτσι να μην διαγιγνώσκονται ποτέ. ^[21]

1.4.5 Τρόποι θεραπείας

Η υποστήριξη των ατόμων που επηρεάζονται από τις ΔΑΦ αποτελεί μια πρόκληση για τους ειδικούς. Αρχικά η χρήση φαρμακευτικών αγωγών για την αντιμετώπιση των συμπτωμάτων είναι ιδιαίτερα περίπλοκη λόγω των διαφορετικών τρόπων «έκφρασης» των ΔΑΦ, τη διαφορά στην ένταση των συμπτωμάτων αλλά και τη μη σταθερή πορεία τους στο πέρασ του χρόνου, καθώς και των διαφορών παράλληλων παθήσεων που μπορεί να συνυπάρχουν με αυτές. Συνήθως λόγω των πολύπλευρων παραγόντων, παρά την επείγουσα ανάγκη για μια ικανοποιητική θεραπεία δεν υπάρχει καμία φαρμακευτική αγωγή επίσημα εγκεκριμένη για να θεραπεύσει τα βασικά συμπτώματα των ΔΑΦ, ιδιαίτερα τα έντονα κοινωνικά και συμπεριφορολογικά προβλή-

ματα που εμφανίζονται.^[22] Παρόλα αυτά υπάρχουν κάποιες αγωγές για την ελάττωση κάποιων από τα πιο δευτερογενή συμπτώματα όπως ενοχλήσεις, υπερκινητικότητα κλπ. Όπως είπαμε και παραπάνω όμως, λόγω της ανομοιογένειας της διαταραχής πρέπει σε κάθε περίπτωση να λαμβάνονται υπόψη τα υπέρ και τα κατά για να οδηγηθεί ο ειδικός στο αν θα χρησιμοποιηθεί φαρμακευτική αγωγή.

Ανεξάρτητα από τη χρήση αγωγών, στα άτομα με ΔΑΦ, οι μη φαρμακολογικές παρεμβάσεις και ιδιαίτερα η γνωσιακή - συμπεριφορική θεραπεία (cognitive - behavioral therapy / CBT), μπορούν να βελτιώσουν σε μεγάλο βαθμό τη ζωή του ασθενούς. Ερευνες μάλιστα, έχουν καταλήξει στο συμπέρασμα ότι οι πρώιμες και εντατικές συμπεριφορικές παρεμβάσεις μπορούν να οδηγήσουν σε βελτιώσεις στην προσαρμοστικότητα και στην επικοινωνιακή συμπεριφορά, καθώς και στις κοινωνικές δεξιότητες.^[23] Άλλες μη φαρμακευτικές προσεγγίσεις που έχουν θετικές ενδείξεις είναι η διατροφική θεραπεία, ή η χρήση βοτάνων / φυτικών αγωγών με στόχο τη βελτίωση στην ποιότητα ζωής του ασθενούς.

ΚΕΦΑΛΑΙΟ 2: Τεχνητή Νοημοσύνη και Μηχανική Μάθηση

2.1 Πώς συνδέεται η μηχανική μάθηση με τη διάγνωση των ΔΑΦ;

Η ΤΝ και πιο συγκεκριμένα η Μηχανική Μάθηση και η Βαθιά Μάθηση έχουν αποδειχθεί ιδιαίτερα χρήσιμες στον εντοπισμό, την ταξινόμηση, την αναγνώριση προτύπων αλλά και στη δημιουργία προβλέψεων. Στο θέμα που συζητάμε όμως ο μέχρι στιγμής καλύτερος τρόπος για τη διάγνωση των ΔΑΦ είναι η παρατήρηση συμπεριφοράς του ασθενούς από Ειδικό Επαγγελματία Ψυχικής Υγείας, και αυτό οφείλεται στην έλλειψη σαφών αναγνωρίσιμων βιοδεικτών.^[24] Οσον αφορά όμως στην αξιοπιστία και στην εγκυρότητα της διάγνωσης αυτής, πρέπει πάντα να λαμβάνουμε υπόψη τον παράγοντα της υποκειμενικότητας. Χάρη σε αυτόν τον παράγοντα μπορούν να προκύψουν διαφορετικά συμπεράσματα, βασισμένα στις διαφορές στην εκπαίδευση, την εμπειρία, την πρόσβαση σε πηγές ή ακόμη και το πολιτισμικό υπόβαθρο του ειδικού.^[25] Αυτού του τύπου οι περιορισμοί στο τρέχον διαγνωστικό σύστημα οδηγούν στην ανάγκη ανάπτυξης νέων μεθόδων, οι οποίες θα παρέχουν παράλληλα, γρήγορα και ακριβή αποτελέσματα, ενώ θα λαμβάνουν υπόψη την ετερογένεια με την οποία εμφανίζονται οι ΔΑΦ από άτομο σε άτομο.

Στην προσπάθεια επίτευξης αυτού του στόχου έχουν δημιουργηθεί αρκετοί αλγόριθμοι ΤΝ και ΜΜ που έχουν χρησιμοποιηθεί για τη διάγνωση των ΔΑΦ, κάποιους από τους οποίους θα συζητήσουμε σε αυτή την ενότητα.

2.2 Τεχνητή Νοημοσύνη (ΤΝ) - Artificial Intelligence(AI)

Η Τεχνητή Νοημοσύνη (ΤΝ / Artificial Intelligence - AI) με την ανάπτυξη που έχει τα τελευταία χρόνια αναδεικνύεται ως μια, πολλά υποσχόμενη, εναλλακτική λύση αντί της παρατήρησης από Ειδικό. Βασισμένη στην «τεχνολογία» των Βιολογικών Δικτύων του εγκεφάλου, η Τεχνητή Νοημοσύνη καλύπτει στη σημερινή εποχή ένα ευρύ φάσμα τεχνολογιών που είναι ικανές να εκτελούν γνωστικές λειτουργίες μιμούμενες την ανθρώπινη νοημοσύνη. Μολονότι υπάρχουν ήδη πολλά υποσχόμενα παραδείγματα επιτυχούς χρήσης της Τεχνητής Νοημοσύνης σε τομείς όπως η οικονομία, το IOT (Internet of Things) και η αυτόματη οδήγηση, ακόμα γίνονται προσπάθειες

για τη συστηματική χρήση των τεχνολογιών αυτών στον τομέα της υγείας. Κύρια χρήση αυτών των τεχνολογιών στην υγεία είναι στη δημιουργία συστημάτων για τη λήψη αυτόματων κλινικών αποφάσεων.^[26] Έτσι η Τεχνητή Νοημοσύνη και πιο συγκεκριμένα το υποπεδίο της Μηχανικής Μάθησης, εμφανίζουν ευκαιρίες για έναν εναλλακτικό τρόπο διάγνωσης των ΔΑΦ, εξαιρώντας τον ανθρώπινο παράγοντα από τη διαδικασία της διάγνωσης. Παρακάτω θα προσπαθήσουμε να αναλύσουμε και να διασαφηνίσουμε κάποιους από τους βασικούς όρους και διαδικασίες στον τομέα της Μηχανικής Μάθησης που θα συναντήσουμε στο επόμενο κεφάλαιο.

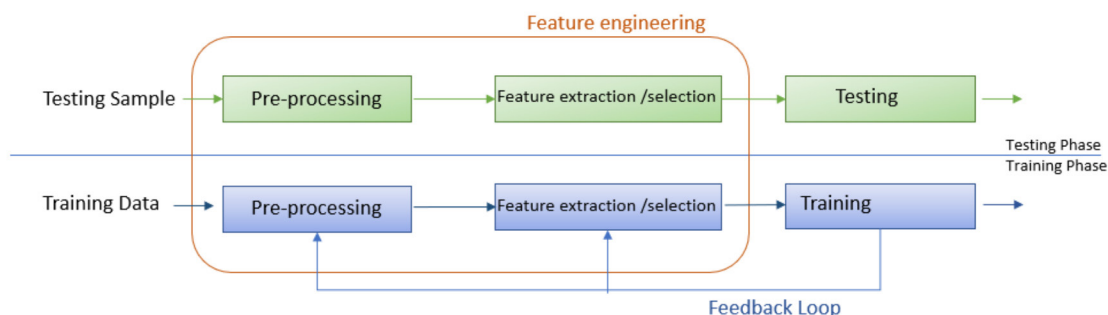
2.3 Μηχανική Μάθηση (MM) - Machine Learning (ML)

Σε γενικές γραμμές θα μπορούσαμε να ορίσουμε την Μηχανική Μάθηση ως υποκλάδο της Τεχνητής Νοημοσύνης, στον οποίο αλγόριθμοι υπολογιστών μπορούν να «μάθουν» σύνθετες σχέσεις ή μοτίβα από εμπειρικά δεδομένα και να παράγουν (μαθηματικά) μοντέλα που συνδέουν έναν ακόμη μεγαλύτερο αριθμό ανεξάρτητων μεταβλητών με κάποια μεταβλητή-στόχο.^[27] Όπως αναφέρθηκε προηγουμένως, η ικανότητα ανάλυσης πολύπλοκων περιπτώσεων με τεράστιο όγκο δεδομένων και τα μέγιστα δυνατά αποτελέσματα καθιστά τη MM ένα πολύτιμο εργαλείο με εφαρμογές σε διάφορους τομείς και πιο σημαντικό στην περίπτωση μας στον τομέα της υγείας.

Στη Μηχανική Μάθηση, ένα δείγμα (π.χ. ένας ασθενής) αντιπροσωπεύεται από έναν αριθμό χαρακτηριστικών που διατίθενται σε διάφορες μορφές, συμπεριλαμβανομένων των χαρακτηριστικών του ασθενούς, των παραγόντων κινδύνου, ιατρικές εικόνες, αποτελέσματα εξετάσεων ή δεδομένα κλινικού ιστορικού. Για διευκόλυνση της μαθησιακής διαδικασίας, τα χαρακτηριστικά συνενώνονται σχηματίζοντας έναν πολυδιάστατο διάνυσμα χαρακτηριστικών.^[28]

Τα συστήματα μηχανικής μάθησης, όπως πολύ επεξηγηματικά απεικονίζεται στην Εικόνα (2) λειτουργούν σε δύο φάσεις: τη φάση Εκμάθησης (Training) και τη φάση Δοκιμών (Testing). Ενδεικτικά, ο ρόλος της μονάδας προεπεξεργασίας (preprocessing) μπορεί να κατηγοριοποιηθεί ευρέως στα ακόλουθα: **(1)** καθαρισμός δεδομένων με στόχο την εξάλειψη “θορύβου”, δηλαδή των ελλειπόντων και ασυνεπών δεδομένων, **(2)** ενοποίηση και μετασχηματισμός όμοιων δεδο-

μένων από διαφορετικές πηγές, **(3)** άλλοι μετασχηματισμοί δεδομένων συμπεριλαμβανομένων της διακριτοποίησης και της ομαλοποίησης δεδομένων (discretization and normalization).



ΕΙΚΟΝΑ 2: Απεικόνιση τρόπου λειτουργίας ενός συστήματος Μηχανικής Μάθησης

Η μονάδα εξαγωγής / επιλογής χαρακτηριστικών επιχειρεί να προσδιορίσει το πιο ενημερωτικό υποσύνολο χαρακτηριστικών στο οποίο το μοντέλο εκμάθησης θα εφαρμοστεί στη συνέχεια κατά τη διάρκεια της φάσης εκπαίδευσης/εκμάθησης. Ο βρόγχος ανατροφοδότησης (feedback loop) επιτρέπει προσαρμογές των μονάδων προεπεξεργασίας και εξαγωγής χαρακτηριστικών που θα βελτιώσουν περαιτέρω την απόδοση του μοντέλου εκμάθησης. Κατά τη διάρκεια της φάσης δοκιμών, το εκπαιδευμένο μοντέλο επεξεργάζεται προηγουμένως μη ορατά δείγματα (που εκπροσωπούνται ως εικόνες ή διανύσματα χαρακτηριστικών) που πρέπει να ταξινομηθούν. Το μοντέλο λαμβάνει την κατάλληλη απόφαση (ταξινόμηση ή παλινδρόμηση / classification or regression) με βάση τα χαρακτηριστικά που υπάρχουν σε κάθε δείγμα.

2.3.1 Ταξινομώντας τη Μάθηση

Η Μάθηση μπορεί να ταξινομηθεί ως Μάθηση υπό Επίβλεψη (Supervised Learning), Μάθηση Χωρίς Επίβλεψη (Unsupervised Learning) και Ενισχυτική Μάθηση (Reinforcement Learning).^[29]

Στην **Εποπτευόμενη Μάθηση** (ή Μάθηση υπό Επίβλεψη), κάθε δείγμα δεδομένων αντιπροσωπεύεται από ένα ζεύγος που αποτελείται από μια είσοδο και μια επιθυμητή τιμή εξόδου. Η φάση της εκπαίδευσης περιλαμβάνει το έργο της εκμάθησης μιας λειτουργίας που αντιστοιχίζει

κάθε είσοδο στη σχετική της έξοδο. Η παραγόμενη συνάρτηση χρησιμοποιείται για τη χαρτογράφηση άγνωστων εισόδων κατά τη φάση δοκιμής.

Η **Μάθηση χωρίς Επίβλεψη** είναι μια κατηγορία τεχνικών ML που λειτουργούν με δεδομένα χωρίς ετικέτα με στόχο την ανακάλυψη δομών ή προτύπων στο σύνολο των δεδομένων. Έχουν προταθεί επίσης καινοτόμα μοντέλα Μη Εποπτευόμενης Μάθησης (η λεγόμενη Αυτο Επιβλεπόμενη Μάθηση) με την αξιοποίηση διαφορετικών ετικετών που είναι ελεύθερα διαθέσιμες εκτός ή εντός οπτικών δεδομένων για να μάθουν χαρακτηριστικά γενικού σκοπού.

Στην **Ενισχυτική Μάθηση**, ένα μοντέλο μαθαίνει μέσω αλληλεπιδράσεων δοκιμών και σφαλμάτων με το περιβάλλον του χρησιμοποιώντας αναθέσεις ανταμοιβής και ποινών.

Στις παραπάνω κατηγορίες Μάθησης, μπορούν να καταταχθούν τρεις άλλες βασικές έννοιες για τους αλγόριθμους που θα δούμε να χρησιμοποιούνται αργότερα, οι οποίες είναι η Ταξινόμηση (Classification), η Παλινδρόμηση (Regression) και η Ομαδοποίηση/Συσταδοποίηση (Clustering) και εξηγούνται παρακάτω.

Η **Ταξινόμηση** κατατάσσεται στην Εποπτευόμενη Μάθηση και εν ολίγοις είναι η διαδικασία για να προσδιοριστεί σε ποιο από ένα σύνολο κατηγοριών (υποπληθυσμοί) ανήκει ένα νέο παράδειγμα, βάσει ενός εκπαιδευτικού συνόλου δεδομένων (εμπειρία) που περιέχει παραδείγματα των οποίων η ετικέτα είναι γνωστή.

Η **Παλινδρόμηση** είναι κι αυτή ένα παράδειγμα Εποπτευόμενης Μάθησης, το οποίο στοχεύει να παρέχει μια πρόβλεψη μιας μεταβλητής εξόδου σύμφωνα με τις μεταβλητές εισόδου που είναι γνωστές. Οι πιο γνωστοί αλγόριθμοι παλινδρόμησης είναι η γραμμική παλινδρόμηση και η σταδιακή παλινδρόμηση .

Τέλος, η **Ομαδοποίηση/Συσταδοποίηση** είναι μια εφαρμογή μη εποπτευόμενης μάθησης που χρησιμοποιείται συνήθως για την εύρεση φυσικών ομάδων δεδομένων (clusters). Κάποιες καθιερωμένες τεχνικές ομαδοποίησης είναι η Τεχνική K-means, η Ιεραρχική Ομαδοποίηση και η Τεχνική Μεγιστοποίησης Προσδοκίας / Expectation–Maximization.^{[30] [31] [32]}

2.4 Βαθιά Μάθηση (Deep Learning)

Τα τελευταία χρόνια, η Βαθιά Μάθηση είναι ένας τομέας της Μηχανικής Μάθησης που έχει προσελκύσει μεγάλη προσοχή λόγω της τεράστιας ικανότητας στην αυτοματοποιημένη εκμάθηση χαρακτηριστικών και της καλύτερης απόδοσης της στην επίλυση σύνθετων προβλημάτων. Ασχολείται με αλγόριθμους εμπνευσμένους από τη δομή και τη λειτουργία του εγκεφάλου με μεγάλο θετικό χαρακτηριστικό της ότι μπορεί να αφαιρέσει το βάρος της διαδικασίας μετατροπής ακατέργαστων δεδομένων σε χαρακτηριστικά από τα συστήματα εκμάθησης.

Ετσι, η εξαγωγή ή η επιλογή χαρακτηριστικών παραλείπονται, οδηγώντας σε ένα πλήρως εκπαιδευμένο σύστημα που ξεκινά από ακατέργαστη ή προεπεξεργασμένη είσοδο (π.χ. εικονοστοιχεία εικόνες ή χρονοσειρές) και καταλήγει στην τελική έξοδο αναγνωρισμένων αντικειμένων ή προβλεπόμενων τιμών. Οσον αφορά στο θέμα που μας ενδιαφέρει, τα μοντέλα Deep Learning έχουν βελτιώσει δραματικά την τελευταία λέξη της τεχνολογίας σε πολλούς διαφορετικούς τομείς και κλάδους, συμπεριλαμβανομένης και της υγειονομικής περίθαλψης.^[29]

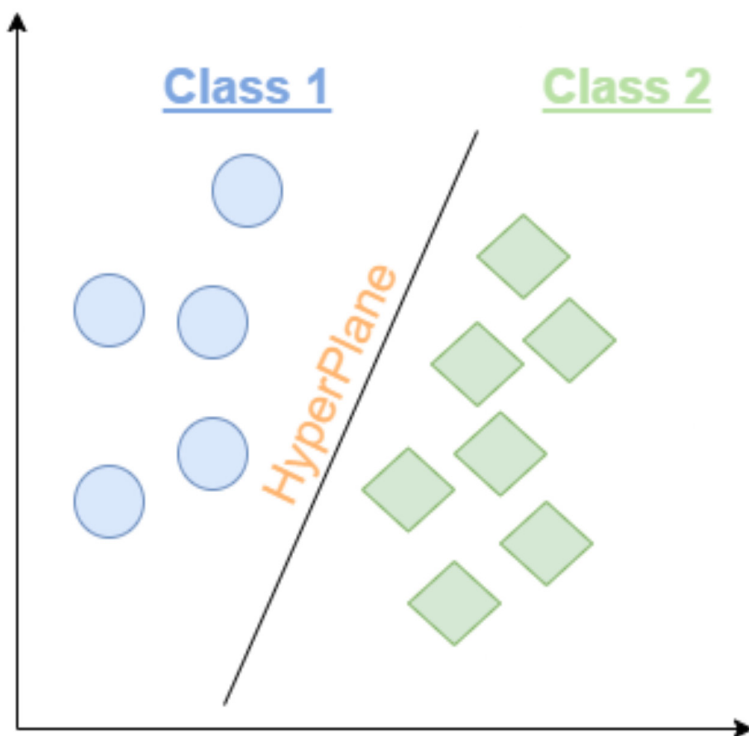
2.5 Μοντέλα

Για να περάσουμε από τη θεωρία στην εφαρμογή της Μηχανικής Μάθησης, χρειάζεται η δημιουργία ενός μοντέλου, το οποίο θα εκπαιδευτεί με κάποια δεδομένα, θα τα επεξεργαστεί για να οδηγηθεί σε προβλέψεις. Υπάρχουν διάφοροι τύποι μοντέλων Εποπτευόμενης και Μη Εποπτευόμενης Μάθησης που χρησιμοποιούν σε αρκετές περιπτώσεις τις τεχνικές Μηχανικής Μάθησης που είδαμε παραπάνω (Ταξινόμηση, Παλινδρόμηση, Ομαδοποίηση) κάποιοι από τους οποίους θα δούμε και στο επόμενο κεφάλαιο ότι χρησιμοποιούνται στις προβλέψεις στον τομέα διάγνωσης των ΔΑΦ.

Παρακάτω θα δούμε κάποια ενδεικτικά μοντέλα ML ,που θα μας απασχολήσουν και σε επόμενο κεφάλαιο, ανά κατηγορία προσέγγισης, μαζί με κάποια από τα χαρακτηριστικά τους όπως αυτά περιγράφονται στη βιβλιογραφία.^{[33] [34] [29]}

2.5.1 SVMs - Μηχανές Διανυσμάτων Υποστήριξης (Support Vector Machines)

Γνωστό παράδειγμα Εποπτευόμενης Μάθησης που μπορεί να χρησιμοποιηθεί σε περιπτώσεις ταξινόμησης δεδομένων, αποτελούν οι ταξινομητές SVM. Ουσιαστικά για να βρει το αποτέλεσμα που θέλουμε, η μηχανή (δηλαδή ο υπολογιστής) «αναγνωρίζει» μοτίβα και διαχωρίζει τις 2 κλάσεις με τη δημιουργία ενός ανώτερου επιπέδου, ενός ορίου απόφασης δηλαδή μεταξύ των δεδομένων. Το όριο προσπαθεί όσο το δυνατό να δημιουργεί τη μέγιστη απόσταση μεταξύ των 2 κλάσεων. Χρησιμοποιείται με γραμμικά και μη γραμμικά δεδομένα. Είναι χρήσιμο και για ταξινόμηση πολλών κλάσεων με τη χρήση της τεχνικής one vs all. Συνήθως προτιμάται γιατί αποφεύγονται προβλήματα υπερπροσαρμογής, μπορεί να ανταπεξέλθει στην επεξεργασία δεδομένων μεγάλων διαστάσεων (high dimensional data), ενώ παρέχει ταυτόχρονα μεγάλη ακρίβεια αλλά και ταχύτητα. Προσοχή πρέπει να δίνεται στη ρύθμιση των υπο-παραμέτρων αλλά και στο γεγονός ότι κάποιες φορές είναι υπολογιστικά δαπανηρή μέθοδος με την έννοια ότι απαιτεί τη χρήση πλήθους υπολογιστικών πόρων. Εντονη χρήση τέτοιων μοντέλων γίνεται στον εντοπισμό του αυτισμού μέσα από ιατρικές εικόνες MRI ή σε συμπεριφορικά δεδομένα.^{[35][36][37]}



ΕΙΚΟΝΑ 3: Ένας ταξινομητής SVM

2.5.2 Προσεγγίσεις Bayesian

Ο ταξινομητής Naïve Bayes^[38] αποτελεί αλγόριθμο Εποπτευόμενης Μάθησης και βασίζεται στην από κοινού κατανομή πιθανότητας και στην υπόθεση ανεξαρτησίας (των δειγμάτων που μελετώνται) και πιο συγκεκριμένα στο θεώρημα Bayes από το οποίο έχει πάρει και την ονομασία του. Σε ένα σύνολο δεδομένων, υπολογίζει τη μεταγενέστερη πιθανότητα, χρησιμοποιώντας την προηγούμενη πιθανότητα. Βασίζεται στους παρακάτω τύπους:

$$P(c|x) = \frac{P(x|c) \times P(c)}{P(x)}$$

$$P(x) = P(x_1|c) \times P(c) \times \dots \times P(x_n|c) \times P(c)$$

Οπου c είναι η κλάση στόχος και $x_1, x_2, \dots, x_n$ τα χαρακτηριστικά της πρόβλεψης (attributes of predictors). $P(c)$ είναι η πιθανότητα της κλάσης και $P(x)$ η πιθανότητα της πρόβλεψης. $P(c|x)$ είναι η πιθανότητα του c δοσμένου του x , ενώ $P(x|c)$ η πιθανότητα της πρόβλεψης (predictor) δοσμένης της κλάσης. Συνεπώς κάθε χαρακτηριστικό ανεξάρτητα επηρεάζει το αποτέλεσμα της ταξινόμησης.

Σημαντικό είναι ότι είναι γρήγορο μοντέλο, χρειάζεται λιγότερο χρόνο «προπόνησης» από άλλα μοντέλα όπως το SVM και χειρίζεται εύκολα τιμές που μπορεί να λείπουν στο σύνολο των δεδομένων που μελετά. Πολλές φορές μάλιστα είναι δυνατόν να ξεπεράσει και πιο «εκλεπτυσμένα» μοντέλα ταξινόμησης. Το μόνο μειονέκτημα τέτοιων προσεγγίσεων αποτελεί το αυξημένο υπολογιστικό κόστος σε δεδομένα υψηλών διαστάσεων εξαρτάται σημαντικά από «προηγούμενες πιθανότητες».

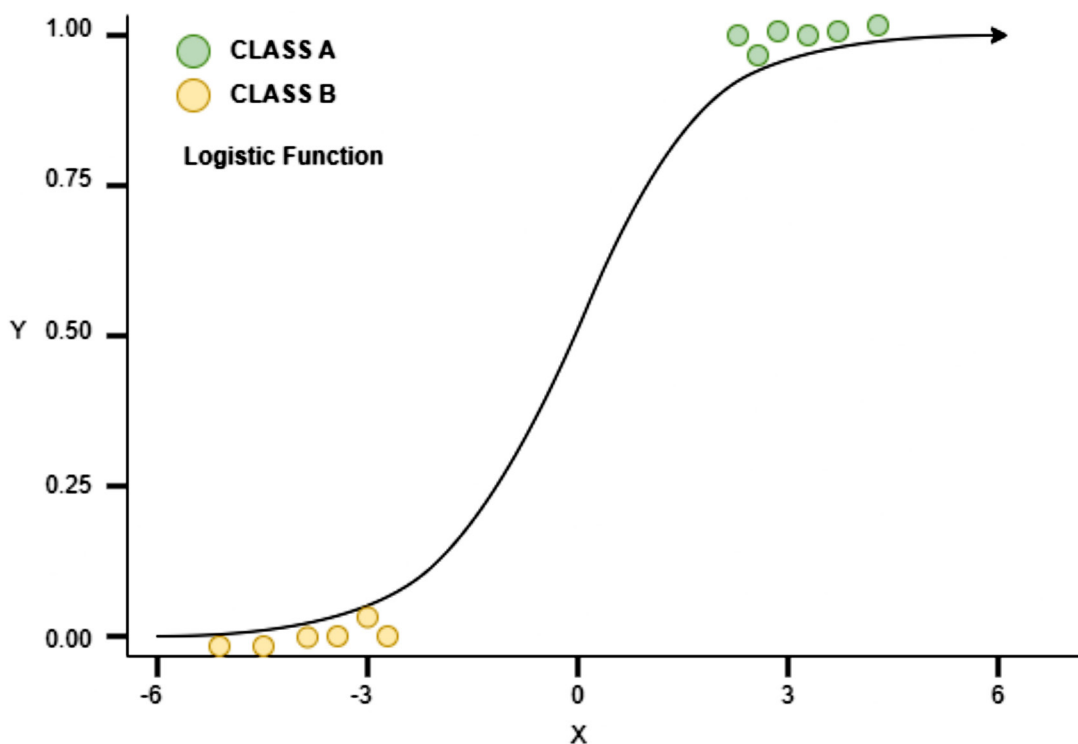
2.5.3 Λογιστική Παλινδρόμηση (ΛΠ) - Logistic Regression (LR)

Η ΛΠ είναι αλγόριθμος μηχανικής μάθησης από τον οποίο προκύπτουν τιμές μεταξύ του 0 και του 1. Χρησιμοποιείται στην περίπτωση δυαδικών ταξινομήσεων για την ανάλυση δεκαδικών εξαρτημένων συνεχών μεταβλητών και χρησιμοποιεί «λογιστικές συναρτήσεις» για να αντιπροσωπεύσει δεδομένα, μεταξύ των οποίων ορίζεται ένα «όριο» για να γίνει η πρόβλεψη μεταξύ

κλάσεων. Η “λογιστική συνάρτηση” είναι η παρακάτω, γνωστή και ως Σιγμοειδής Συνάρτηση και ισχύει για κάθε πραγματικό αριθμό που ανήκει στο Z :

$$g(z) = \frac{1}{1+e^{-z}}$$

Προτιμάται λόγω της απλής υλοποίησης τέτοιων μοντέλων αλλά και λόγω του χαμηλού υπολογιστικού κόστους τους. Μεγάλο Μειονέκτημα αποτελεί η μη χρήση του για ταξινόμηση πολλών κλάσεων δηλαδή πιο σύνθετων προβλημάτων. Επίσης είναι αρκετά επιρρεπής στην υπερπροσαρμογή.^[39]



ΕΙΚΟΝΑ 4: Λογιστική Παλινδρόμηση, Σιγμοειδής Συνάρτηση

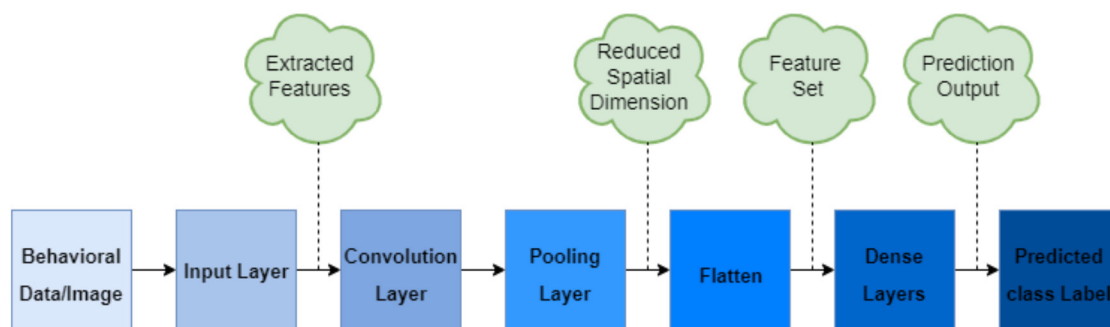
2.5.4 Νευρωνικά Δίκτυα

Αποτελούν μοντέλα Βαθιάς Μάθησης για την επεξεργασία πληροφοριών που εμπνέονται από τον τρόπο που δουλεύει το ανθρώπινο νευρικό σύστημα. Μπορούν να διαχειριστούν από αρκετά δύσκολα έως και εξαιρετικά περίπλοκα προβλήματα. Το μεγάλο «βάθος» όμως λόγω των πολλών επιπέδων τους τα καθιστά σχετικά «μη ερμηνεύσιμα», διότι έλλειψη ερμηνείας καθιστά τα ΝΔ αναξιόπιστα και δύσκολα στη διαχείριση προβλημάτων που μπορεί να προκύψουν.

2.5.4.1 CNN - Συνελικτικά Νευρωνικά Δίκτυα (Convolutional Neural Networks)

Χρησιμοποιούν τεχνικές Βαθιάς Μάθησης και μπορούν να χρησιμοποιηθούν σε πολλούς τύπους προβλημάτων και ιδιαίτερα στην ταξινόμηση εικόνων και στην αναγνώριση προτύπων. Μπορούν να εκλάβουν «υψηλού επιπέδου» δεδομένα και να καταλήξουν σε πολύ μεγάλης ακριβείας αποτελέσματα. Αποτελούν Νευρωνικά Δίκτυα πρόσθιας τροφοδότησης, τα οποία περιλαμβάνουν ένα επίπεδο εισόδου, ένα εξόδου και πολλά άλλα διαφορετικά ενδιάμεσα επίπεδα, π.χ. επίπεδα συνέλιξης, μέγιστη συγκέντρωση, πλήρως συνδεδεμένα επίπεδα και επίπεδα κανονικοποίησης. Το επίπεδο εισόδου παίρνει δεδομένα ως είσοδο στο μοντέλο. Το επίπεδο συνέλιξης χρησιμοποιείται κυρίως για εξαγωγή χαρακτηριστικών (feature extraction) και τη «χαρτογράφηση» των χαρακτηριστικών αυτών. Τα επίπεδα συγκέντρωσης ή αλλιώς γνωστά και ως pooling επίπεδα χρησιμοποιούνται για τη μείωση των διαστάσεων.

Υπάρχουν διαφορετικών ειδών διαδικασίες pooling όπως οι max και οι min , οι οποίες μπορούν να εφαρμοστούν στα εν λόγω χαρακτηριστικά. Το εξαγόμενο σύνολο χαρακτηριστικών εισάγεται στα πυκνά στρώματα στα οποία εισάγονται οι κλάσεις. Τα πυκνά στρώματα εντοπίζουν τα μοτίβα από τα εξαγόμενα χαρακτηριστικά και θα κάνουν την ταξινόμηση στην αντίστοιχη κλάση. Είναι αρκετά υπολογιστικά κοστοβόρα και απαιτούν μεγάλο σύνολο δεδομένων για εκπαίδευση. Επιπλέον, υπάρχει κίνδυνος υπερπροσαρμογής αλλά αντιμετωπίζεται με την εισαγωγή αντίστοιχων ειδικών επιπέδων. Παρόλα αυτά υπάρχουν αρκετές δυνατότητες βελτιστοποίησης απόδοσης.^[40]



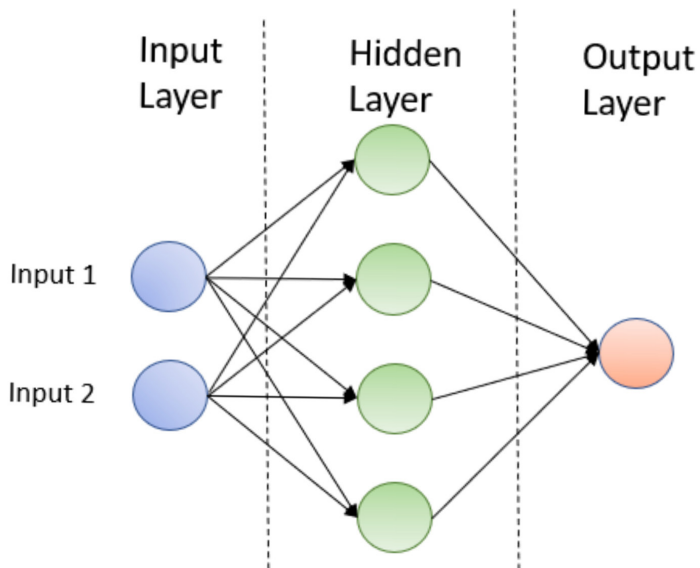
ΕΙΚΟΝΑ 5: Μοντέλο CNN

2.5.4.2 ANN - Τεχνητά Νευρωνικά Δίκτυα (Artificial Neural Networks)

Τα ANN είναι μια κατηγορία Νευρωνικών Δικτύων που συνδέονται με πολλαπλούς νευρώνες. Οι συνδέσεις έχουν κάποια βαρύτητα (weight) και κάποια προδιάθεση (biases). Η εκπαίδευση του μοντέλου γίνεται με τη μετατροπή της βαρύτητας και της προδιάθεσης σε έγκυρες προβλέψεις. Πιο συνήθη ANN είναι τα δίκτυα πρόσθιας τροφοδότησης, στα οποία η ροή των πληροφοριών κινείται μόνο προς τα εμπρός και έχουν τρία κύρια επίπεδα, το πρώτο επίπεδο ή επίπεδο εισόδου δεδομένων, το δεύτερο κρυφό επίπεδο (ή επίπεδα) στο οποίο γίνεται η εξαγωγή χαρακτηριστικών και το τελευταίο επίπεδο που είναι το επίπεδο εξόδου των αποτελεσμάτων της ταξινόμησης.

Κάθε επίπεδο έχει τις «συναρτήσεις ενεργοποίησης» στις οποίες εισάγονται τα δεδομένα και η προδιάθεση από τα προηγούμενα επίπεδα, υπολογίζεται η βαρύτητα αυτών και παράγουν μια τιμή σε ένα επιθυμητό εύρος (range). Έτσι κινούνται και τα δεδομένα εμπρός και οδηγούμαστε στο αποτέλεσμα της ταξινόμησης. Σε αυτά τα δίκτυα δεν υπάρχουν κύκλοι ή βρόχοι και σε κάθε επανάληψη υπολογίζεται το ποσοστό σφάλματος και γίνεται αναδιαμόρφωση της βαρύτητας και των προδιαθέσεων για να μετριαστεί το σφάλμα. Ο ρυθμός μάθησης πολλαπλασιάζεται με τις τιμές αυτές και αφαιρείται από τα βάρη.

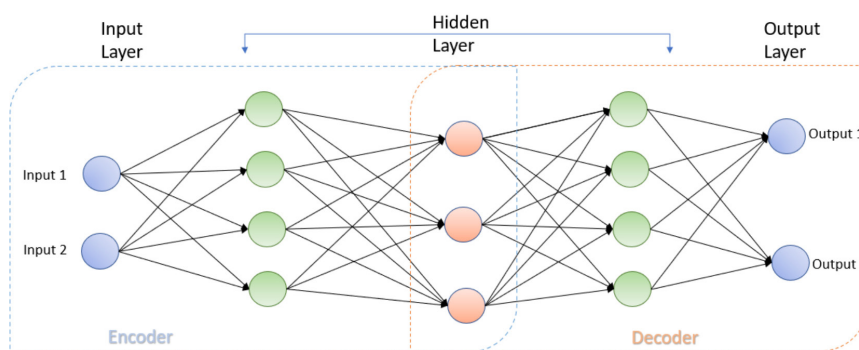
Τα συγκεκριμένα μοντέλα μπορούν να έχουν πολύ ακριβή αποτελέσματα στις ταξινομήσεις και χρησιμοποιούνται σε μεγάλο αριθμό εφαρμογών.^[40]



ΕΙΚΟΝΑ 6: Απεικόνιση ενός ANN

2.5.5 Auto-encoder

Οι auto encoders αποτελούν ένα τύπο NN που αποτελείται από έναν κωδικοποιητή και έναν αποκωδικοποιητή (encoder, decoder). Είναι μέθοδος μη επιβλεπόμενης μάθησης. Σε αυτό το μοντέλο δημιουργούνται συνεχώς είσοδοι (inputs) που προκύπτουν από εξόδους (outputs) στη διαδικασία κωδικοποίησης και αποκωδικοποίησης. Το μοντέλο δημιουργεί ένα σημείο συμφόρησης (bottleneck), όπου ο αποκωδικοποιητής προσπαθεί να δημιουργήσει μία είσοδο από την έξοδο του κωδικοποιητή. Στη συνέχεια μια συνάρτηση που υπολογίζει την απώλεια, υπολογίζει τη διαφορά μεταξύ πραγματικής και παραγόμενης εισόδου. Σαν αποτέλεσμα αυτής το μοντέλο προσαρμόζει τη βαρύτητα και την προδιάθεση για να μειώσει τα λάθη. Εκτός από τη χρήση για ταξινόμηση, μπορεί να χρησιμοποιηθεί για εξαγωγή χαρακτηριστικών.^{[29][40]}



ΕΙΚΟΝΑ 7: AUTOENCODER

2.5.6 LDA- Γραμμική Διακριτική Ανάλυση(Linear Discriminant Analysis)

Η LDA αποτελεί μια τεχνική για το διαχωρισμό δύο τάξεων και τη μείωση των διαστάσεων. Μο-
ντελοποιεί τα χαρακτηριστικά σε χώρο χαμηλότερων διαστάσεων από τις αρχικές. Δημιουργεί
ένα νέο άξονα για τη μεγιστοποίηση της απόστασης μεταξύ των κλάσεων και τη μείωση της
διακύμανσης εντός της κλάσης. Με αυτόν τον τρόπο, διαχωρίζει τα σημεία των δεδομένων των
κλάσεων με τη δημιουργία του καινούριου άξονα. Η αποτελεσματικότητα τέτοιων αλγορίθμων
εξαρτάται από τη μέση τιμή των χαρακτηριστικών^{[29][40]}.

2.5.7 Μοντέλα που βασίζονται σε παράδειγματα

Παρακάτω αναφέρονται τεχνικές που βασίζονται στη μνήμη και μαθαίνουν συγκρίνοντας νέα
παραδείγματα με ήδη υπάρχουσες περιπτώσεις στη βάση δεδομένων εκπαίδευσης. Απλά και
γρήγορα στην υλοποίηση αλλά η πολυπλοκότητά τους μεγαλώνει ανάλογα με τα δεδομένα και
προκύπτουν εύκολα προβλήματα υπερ προσαρμογής.

2.5.7.1 KNN- K-Κοντινότεροι Γείτονες (K- Nearest Neighbour)

Αποτελεί μία από τις πιο απλές, αν όχι την πιο απλή, προσέγγιση Εποπτευόμενης Μάθησης.
Μπορεί να χρησιμοποιηθεί σε περιπτώσεις ταξινόμησης χωρίς παραμέτρους και με πολλές κλά-
σεις και χρησιμοποιεί την υπόθεση ότι τα παρόμοια (σε χαρακτηριστικά) δεδομένα βρίσκονται
κοντά αναμεταξύ τους. Η ομοιότητα δηλαδή σχετίζεται με την απόσταση (με πιο κοινά μέτρα
απόστασης την Ευκλείδεια απόσταση, την απόσταση Manhattan, από την απόσταση Minkowski).
Η παράμετρος K είναι διαφορετική ανά περίπτωση , αντιπροσωπεύει τον αριθμό των στοιχείων
σε μια συστάδα και πρέπει να επιλέγεται προσεκτικά για να αποφεύγονται σφάλματα. Η συ-
στάδα ορίζεται βάσει της απόστασης που προαναφέραμε ανάμεσα στα στοιχεία. Ο τύπος της
απόστασης είναι ο παρακάτω:

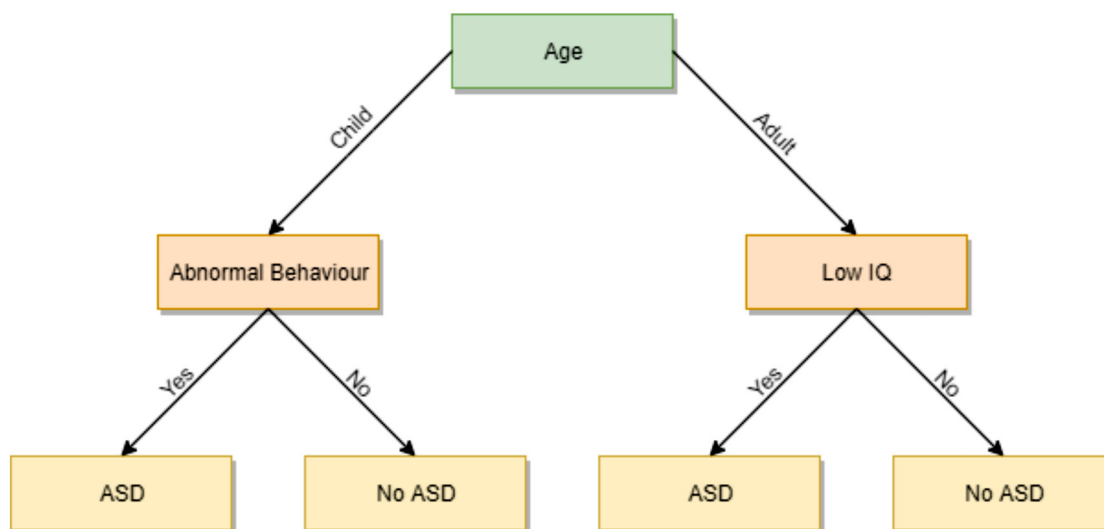
$$d(x, y) = \left(\sum_{i=1}^n (|x_i - y_i|)^p \right)^{1/p}$$

Όπου x και y τα σημεία και $d(x,y)$ η απόσταση μεταξύ τους. Για $p=1$ αναφερόμαστε στην απόσταση Manhattan, ενώ για $p=2$ για την Ευκλείδεια. Η απόδοση εξαρτάται κυρίως από αυτές τις συναρτήσεις της απόστασης και ο αλγόριθμος είναι πιο χρήσιμος όταν έχουμε να διαχειριστούμε μικρό αριθμό μεταβλητών.^{[29][40]}

2.5.8 Δέντρα

2.5.8.1 Decision Trees

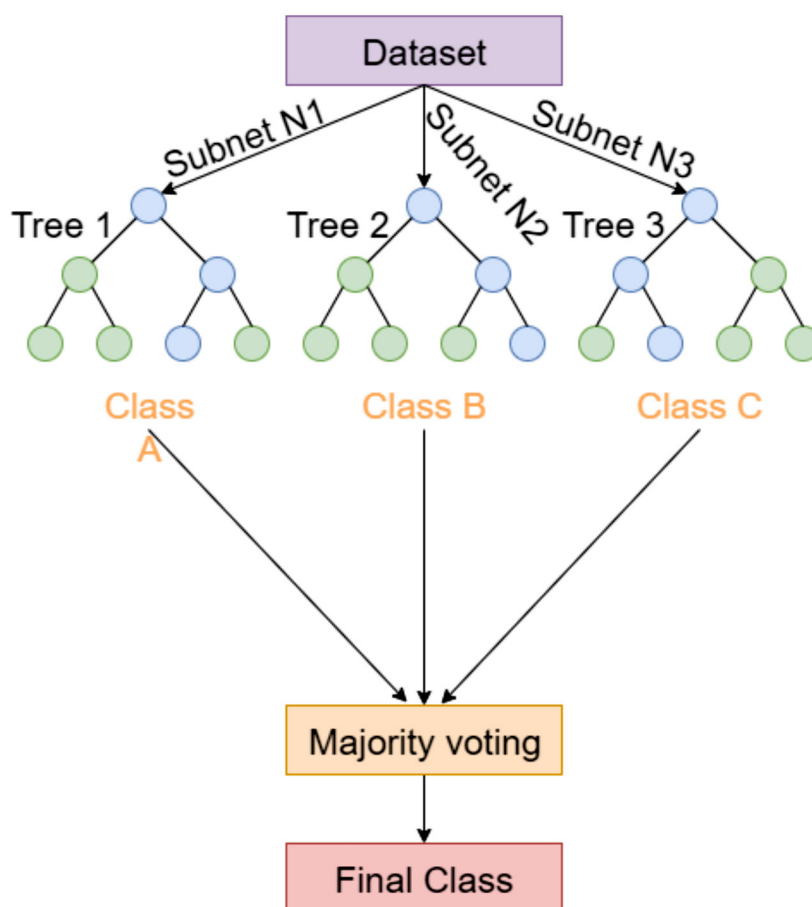
Συχνό εργαλείο υποστήριξης αποφάσεων που χρησιμοποιεί ένα γράφημα ή μοντέλο αποφάσεων που μοιάζει με δέντρο και τις πιθανές συνέπειές τους, την πιθανότητα ή το «κόστος» ενός αποτελέσματος. Διαχωρίζει τα δεδομένα σε υποκατηγορίες σύμφωνα με τις τιμές των χαρακτηριστικών τους. Κάθε εσωτερικός κόμβος εκτελεί μια δοκιμή, βασισμένη σε ένα χαρακτηριστικό και προχωράει παρακάτω. Αυτή η διαδικασία επαναλαμβάνεται και ονομάζεται αναδρομική κατάρτιση. Οι κόμβοι-φύλλα αποτελούν κλάσεις. Δεν είναι είναι κοστοβόρα, μπορούν να επεξεργαστούν διάφορες μεταβλητές και να κατανοήσουν κανόνες, αλλά δεν θεωρούνται η καλύτερη λύση για προβλήματα μεγάλης πολυπλοκότητας.^{[29][40]}



ΕΙΚΟΝΑ 8: Απλό παράδειγμα ενός DT

2.5.8.2 Random Forest

Μοντέλο συνόλου που παράγει πολλά δέντρα αποφάσεων, χρησιμοποιώντας ένα τυχαία επιλεγμένο υποσύνολο εκπαιδευτικών δειγμάτων και μεταβλητών. Κάθε δέντρο προσφέρει ένα αποτέλεσμα ταξινόμησης και ο RF συνδυάζει αυτά τα αποτελέσματα. Χρησιμοποιούν εκπαίδευση μέσω χρήσης υποσυνόλων των δεδομένων με τυχαία επιλογή. Γρήγορο στην εκπαίδευση και αποφεύγει το πρόβλημα της υπερπροσαρμογής αφού βρίσκει το μέσο όρο μεταξύ των αποτελεσμάτων των πολλών διαφορετικών δέντρων. Είναι αρκετά υπολογιστικά κοστοβόρα, όχι τόσο ερμηνεύσιμο, ενώ είναι αρκετά αργά σε σχέση με άλλες τεχνικές στην εκπαίδευσή τους. ^{[29][40][41]}



ΕΙΚΟΝΑ 9: Παράδειγμα random forest

2.6 Μέτρα αξιολόγησης

Η μέτρηση αξιολόγησης ^[40] ^[42] είναι ένας τρόπος μέτρησης της αποτελεσματικότητας ενός προτεινόμενου αλγορίθμου ή μεθόδου. Σε αυτήν την ενότητα, υπάρχουν διάφορα μέτρα αξιολόγησης και τύποι με τους οποίους τα υπολογίζουμε.

True Positive Values (TP)

Στην περίπτωση που μελετάμε, δηλαδή στην ανίχνευση του αυτισμού, είναι ο αριθμός των περιπτώσεων στις οποίες το μοντέλο προέβλεψε τον εντοπισμό ΔΑΦ και συμφώνησε με την πραγματική διάγνωση του ειδικού που υπάρχει στο συγκεκριμένο δείγμα.

True Negative Values (TN)

Ο αριθμός των περιπτώσεων στις οποίες το μοντέλο προέβλεψε τον μη εντοπισμό ΔΑΦ και συμφώνησε με την πραγματική διάγνωση του ειδικού που υπάρχει στο συγκεκριμένο δείγμα για επίσης μη διάγνωση ΔΑΦ.

False Positive Values (FP)

Ο αριθμός των περιπτώσεων στις οποίες το μοντέλο προέβλεψε τον εντοπισμό ΔΑΦ και δεν συμφώνησε με την πραγματική διάγνωση του ειδικού που υπάρχει στο συγκεκριμένο δείγμα, δηλαδή ο ειδικός δεν διέγνωσε ΔΑΦ.

False Negative Values (FN)

Ο αριθμός των περιπτώσεων στις οποίες το μοντέλο προέβλεψε τον μη εντοπισμό ΔΑΦ και δεν συμφώνησε με την πραγματική διάγνωση του ειδικού που υπάρχει στο συγκεκριμένο δείγμα, δηλαδή ο ειδικός διέγνωσε ΔΑΦ.

Την αλληλεπίδραση των προβλέψεων και των διαγνώσεων για αυτές τις μετρικές μπορούμε να δούμε πιο καθαρά στον παρακάτω πίνακα (confusion matrix) οι οποίοι χρησιμοποιούνται συχνά σε μοντέλα προβλέψεων για τον υπολογισμό της ακρίβειας όπως θα δούμε και στις παρακάτω μετρικές από τους τύπους που προκύπτουν.

	ΠΡΟΒΛΕΨΗ ΜΟΝΤΕΛΟΥ: ΔΑΦ	ΠΡΟΒΛΕΨΗ ΜΟΝΤΕΛΟΥ: <u>ΟΧΙ</u> ΔΑΦ
ΔΙΑΓΝΩΣΗ ΕΙΔΙΚΟΥ : ΔΑΦ	TP	FN
ΔΙΑΓΝΩΣΗ ΕΙΔΙΚΟΥ: <u>ΟΧΙ</u> ΔΑΦ	FP	TN

ΠΙΝΑΚΑΣ 6: Confusion Matrix - Τιμές που χρησιμοποιούνται για τον υπολογισμό της αποτελεσματικότητας/ακρίβειας μοντέλων τεχνητής νοημοσύνης

Sensitivity-True Positive Rate / Recall/Ευαισθησία

$$Sensitivity = \frac{TP}{TP + FN}$$

Με τον όρο Sensitivity εννοούμε το ποσοστό σωστής ταξινόμησης θετικών περιπτώσεων.

Specificity-True Negative Rate/Εξειδίκευση

$$Specificity = \frac{TN}{TN + FP}$$

Με τον όρο Specificity ορίζουμε τα αρνητικά δείγματα που ταξινομήθηκαν σωστά από το μοντέλο.

Accuracy-Ακρίβεια

$$Accuracy = \frac{TP + TN}{TP + FP + FN + TN}$$

Με τον όρο Accuracy ορίζουμε το ποσοστό των σωστά ταξινομημένων δειγμάτων από το συνολικό αριθμό δειγμάτων.

AUC-ROC Curve

Η ROC (Receiver Operator Characteristic) ή αλλιώς γνωστή ως χαρακτηριστική καμπύλη λειτουργίας είναι μια μετρική που προκύπτει από αυτές που είδαμε παραπάνω. Είναι καμπύλη πιθανότητας που απεικονίζει το Sensitivity ή True Positive Rate σε σχέση με το False Positive Rate (1-Specificity) και έτσι ξεχωρίζει το «σήμα από το θόρυβο». Η περιοχή κάτω από την καμπύλη (AUC-Area Under the Curve) είναι το μέτρο της ικανότητας ενός ταξινομητή να διακρίνει μεταξύ των κλάσεων και χρησιμοποιείται ως σύνοψη της καμπύλης ROC.

Πιο συγκεκριμένα η AUC υπολογίζεται από τον τύπο και βγάζουμε συμπεράσματα για την ποιότητα των προβλέψεων σύμφωνα με τον πίνακα:

$$AUC = \int_0^1 ROC(t)dt$$

AUC Range	Classification
0.3<AUC<1.0	Excellent
0.8<AUC<0.9	Good
0.7<AUC<0.8	Worthless
0.6<AUC<0.7	Not Good

ΠΙΝΑΚΑΣ 7: Auc Ranges - Τιμές που καθορίζουν την ποιότητα των προβλέψεων του μοντέλου.

ΚΕΦΑΛΑΙΟ 3: Τεχνητή Νοημοσύνη για τον Εντοπισμό του Αυτισμού

Σύμφωνα με τα χαρακτηριστικά που είδαμε για τις ΔΑΦ και στο κεφάλαιο 2, τα άτομα στο φάσμα εμφανίζουν αρκετά διαφορετικά χαρακτηριστικά από τα νευροτυπικά άτομα (άτομα που οι εγκεφαλικές λειτουργίες, η συμπεριφορά και επεξεργασία ερεθισμάτων θεωρούνται τυπικές). Έτσι, βλέπουμε πως η έκφραση, η συμπεριφορά η ικανότητα για μάθηση, η στάση και αντίδραση σε ερεθίσματα, η βαθμολογία iq αλλά και οι ιατρικές εικόνες MRI μπορούν να θεωρηθούν παράμετροι για τη διάγνωση του αυτισμού.

Οι ερευνητές φαίνεται πως χρησιμοποιούν ποικίλους αλγορίθμους TN και MM όπως οι SVM, Γραμμικής Παλινδρόμησης, Naive Bayes, KNN Τεχνητών Νευρωνικών Δικτύων και πολλούς άλλους από την πλευρά της Βαθιάς Μάθησης όπως τα Συνεληκτικά και Επαναλαμβανόμενα Νευρωνικά Δίκτυα για την ανάλυση των δεδομένων για τη διάγνωση του αυτισμού. Επίσης υπάρχουν και πολλές τεχνικές επεξεργασίας εικόνας και εξαγωγής χαρακτηριστικών βασισμένες σε άλλες μεθόδους όπως αυτές της Ασαφούς Λογικής για την ταξινόμηση ατόμων με ΔΑΦ.

Για δεδομένα γύρω από τα χαρακτηριστικά που αναφέραμε παραπάνω υπάρχουν πολλά σύνολα δεδομένων (datasets).

Κάποια από αυτά μπορούμε να δούμε στον παρακάτω πίνακα:^{[43][44][45]}

Dataset	Τύπος Δεδομένων	Ηλικιακή Ομάδα	ΣΥΝΟΛΟ περιπτώσεων	ΔΑΦ/οχι ΔΑΦ						
ABIDE 1-Autism Brain Imaging Data Exchange	rs-fMRI- ανατομικά και φαινοτυπικά δεδομένα	7-64 ετών	1112	539 ASD, 573 No ASD						
ABIDE 2	rs-fMRI- ανατομικά και φαινοτυπικά δεδομένα	5-64 ετών	1114	521 ASD, 593 No ASD						
ADI-R - Autism Diagnostic Interview-Revised	Ερωτηματολόγιο -93 ερωτήσεις	Νοητική ηλικία >2 ετών	(διάφορα datasets)							
ADOS - Autism Diagnostic Observation Schedule	Set of tasks		(διάφορα datasets)							
AQ-10 - Autism Spectrum Quotient	Ερωτηματολόγιο -21 χαρακτηριστικά	<table><tr><td>4-11 ετών</td></tr><tr><td>12-15 ετών</td></tr><tr><td>> 15 ετών</td></tr></table>	4-11 ετών	12-15 ετών	> 15 ετών	<table><tr><td>292</td></tr><tr><td>104</td></tr><tr><td>704</td></tr></table>	292	104	704	
4-11 ετών										
12-15 ετών										
> 15 ετών										
292										
104										
704										

ΠΙΝΑΚΑΣ 8: Datasets προς εξέταση και τα χαρακτηριστικά τους

3.1 Μέσο Αξιολόγησης - Ερωτηματολόγια - Check lists - Παρατήρηση Ειδικού

3.1.1 ADOS / ADI-R ως εργαλεία αξιολόγησης

Στα τεστ αξιολόγησης ADOS / ADI-R όπως είδαμε και νωρίτερα γίνεται στο πρώτο παρατήρηση του παιδιού και της συμπεριφοράς του από τον ειδικό κατά τη διάρκεια κάποιων εργασιών (tasks) και στη δεύτερη περίπτωση η απάντηση κάποιων ερωτήσεων από τον κύριο φροντιστή του παιδιού (γονέα, κηδεμόνα). Τα δεδομένα/χαρακτηριστικά που μελετώνται από τα δύο αυτά τεστ, θα δούμε ότι θεωρούνται ως το dataset για εισαγωγή στους αλγορίθμους TN και MM που αναφέρθηκαν παραπάνω.

Ο D. P. Wall έχει αποτελέσει βασικό παράγοντα στην έρευνα για την έγκαιρη διάγνωση του αυτισμού με τη χρήση μέσων ΤΝ και είναι μάλιστα μέρος όλων των ερευνών που θα αναφέρουμε στη συγκεκριμένη κατηγορία.

Βασικότερο ρόλο είχε στα πρώτα 2 μοντέλα που θα δούμε. Στο πρώτο οι Wall et al.^{46]} σημείωσαν το πόσο χρονοβόρα διαδικασία μπορεί να αποτελέσει το ADOS και το πόσο σημαντική ήταν η παρατήρηση του ειδικού σε αυτό το τεστ αξιολόγησης. Έτσι προσπάθησαν να μειώσουν τα χαρακτηριστικά του 1ου μέρους του ADOS για την ολοκλήρωση της διαδικασίας αξιολόγησης συντομότερα. Χρησιμοποίησαν το WEKA για τη σύγκριση 16 διαφορετικών ταξινομητών ΜΜ και να τους συγκρίνουν. Σαν αποτέλεσμα αυτής της έρευνας βρήκαν ότι το ADTree είχε καλύτερα αποτελέσματα με 100% accuracy, 100% sensitivity, and 94% specificity με χρήση μόλις 8 από τα 29 χαρακτηριστικά. Αυτό μείωσε τα χαρακτηριστικά κατά 72,4% και συνεπώς και τον χρόνο διεξαγωγής της αξιολόγησης.

Στην άλλη τους έρευνα οι Wall et al.[47] χρησιμοποίησαν τον ADI-R με τον ίδιο σκοπό, αφού αυτό το τεστ έχει 93 ερωτήσεις και μπορεί να χρειαστεί ακόμη και 2,5 ώρες για να ολοκληρωθεί. Στην έρευνά του κατέληξαν στη χρήση μόνο 7 ερωτήσεων για τη διάγνωση με πολύ μεγάλη επιτυχία και 99,9% accuracy και μείωση των ερωτήσεων κατά 93%. Συνολικά, συγκρίθηκαν 15 αλγόριθμοι και σε αυτή την περίπτωση το ADTree είχε την καλύτερη απόδοση. Από συνολικά 1962 κλινικά δείγματα περιπτώσεων, διέγνωσε λάθος μόνο 1 άτομο.

Οι Abbas et al.^{48]} και πιο συγκεκριμένα οι H. Abbas, F. Garberson, πάντα με τη βοήθεια του D.P. Wall παρόλο που χρησιμοποίησαν και άλλους τρόπους εντοπισμού του αυτισμού εκτός των ερωτηματολογίων (ανάλυση βίντεο), στην έρευναά τους γύρω από την παρατήρηση του κλινικού και του γονέα για το άτομο χρησιμοποίησαν για εκπαίδευση του ADI-R ενώ στην ανάλυση βίντεο χρησιμοποίησαν το ADOS.

Το μοντέλο που χρησιμοποίησαν ήταν ένα DT, και πιο συγκεκριμένα ένα gradient boosted DT (ειδική τεχνική ΜΜ για την ταξινόμηση). Τα αρχικά datasets πέρασαν πρώτα από έναν binary ταξινομητή και μόνο αυτά που είχαν προβλεφθεί σωστά χρησιμοποιήθηκαν στο τελικό μοντέλο για εκπαίδευση. Στο dataset που επικεντρώθηκε γύρω από τις παρατηρήσεις των γονιών οι 72

ερωτήσεις που υπήρχαν στο dataset χωρίστηκαν σε 18 πιο σχετικές με παιδιά <3 ετών ενώ οι 21 ερωτήσεις πιο σχετικές με ηλικίες >3 ετών. Στην ανάλυση βίντεο δόθηκε μεγαλύτερη σημασία στη πληροφορία που προκύπτει από τις παρατηρήσεις, παρά από τις πληροφορίες από τον γονέα. Οι 13 από αυτές θεωρήθηκαν πιο στοχευμένες για παιδιά μικρότερα των 2 χρόνων και 15 από αυτές για παιδιά μεγαλύτερα των 4 ετών. Οι διαφορετικές κατηγορίες δεδομένων που συνέλεξαν (ερωτηματολόγια και βίντεο) αρχικά δοκιμάστηκαν ξεχωριστά στο μοντέλο και έβγαζαν κάποιο αποτέλεσμα. Τα αποτελέσματα αυτά συγκροτούσαν ένα τελικό αποτέλεσμα-πρόβλεψη. Με αυτόν τον τρόπο επιτεύχθηκε η υψηλή απόδοση του 0.92 AUC με 90% sensitivity και 83% specificity.

Σε μια άλλη προσέγγιση οι Abbas et al.^[49], αποφάσισαν να χρησιμοποιήσουν δύο πηγές δεδομένων για καλύτερες προβλέψεις. Πιο συγκεκριμένα, χρησιμοποίησαν βίντεο και ερωτηματολόγια και ύστερα εφάρμοσαν επιλογή και επεξεργασία /κανονικοποίηση και κωδικοποίηση των χαρακτηριστικών (νέα προσθήκη σε αυτό τον τομέα έρευνας). Τα ερωτηματολόγια ήταν από το ADI-R και τα από βίντεο πήραν τα χαρακτηριστικά σύμφωνα με το ADOS. Με τη χρήση RF κατάφεραν AUC 0.958 πάνω στα δεδομένα των ερωτηματολογίων.

Σε μια παρόμοια προσέγγιση,^[50] εφαρμόζοντας περισσότερο τη χρήση βίντεο για να μην επιβαρύνεται το άτομο με τη συνεχή απάντηση ερωτήσεων από τα ADOS και ADI-R. Σε αυτή την έρευνα των Wall et al. χρησιμοποιήθηκε η εφαρμογή COGNOA για τη συλλογή των πληροφοριών από παιδιά στην ηλικία των 3 αλλά και 3-6 ετών. Η εφαρμογή έπαιρνε τα δεδομένα από 17 ή 21 ερωτήσεις και τα εισήγαγε για ένα διάστημα 18 μηνών σε μοντέλα RF. Στην εφαρμογή χρησιμοποιήθηκε και ένας video-screener για την απάντηση 10 ερωτήσεων, τα δεδομένα των οποίων επίσης μελετήθηκαν από μοντέλο RF. Μετά από κανονικοποίηση των δεδομένων και συνδυασμό αυτών έγινε η διάγνωση με 95 % accuracy. Σε αυτή την έρευνα κατέληξαν επίσης ότι θα μπορούσαν στο μέλλον να θεωρηθούν αρκετά σημαντικά τα βίντεο από το παιδί στο οικείο του περιβάλλον σε κανονικές συνθήκες (home videos).

Οι Kosmicki et al.^[51] χρησιμοποίησαν δεδομένα από το ADOS για να καταλήξουν σε ένα μικρότερο σετ δεδομένων για τη διάγνωση του αυτισμού. Πειραματίστηκαν με 8 αλγορίθμους MM σε δείγμα από 4540 άτομα αλλά και ξεχωριστά στο 2ο και 3ο στάδιο του ADOS. Στο δεύτερο

κατάφεραν 98,76% accuracy LR και Logistic Model Tree, ενώ για το τρίτο ο SVM κατάφερε 99,83% accuracy. Στο 2ο μέρος χρησιμοποιήθηκαν 9 από τα 28 χαρακτηριστικά ενώ στο 3ο 12 από τα 28 για να επιτευχθεί αυτό το αποτέλεσμα. Έτσι κατέληξαν σε συνολική μείωση κατά 55% των χαρακτηριστικών για τη διάγνωση.

Οι Levy et al.^{52]} είχαν επίσης μια άλλη προσέγγιση για τη συγκρότηση ενός μικρότερου σετ χαρακτηριστικών προς μελέτη γύρω από το 2ο και 3ο στάδιο του ADOS. Χρησιμοποίησαν διάφορες τεχνικές για τη μείωση των χαρακτηριστικών και 10πλό cross validation για τη συγκρότηση του μικρότερου δυνατού υποσυνόλου χαρακτηριστικών με καλύτερο αποτέλεσμα να εμφανίζεται στο μοντέλου του LR με χρήση 10 χαρακτηριστικών και AUC 0,95 και το SVM ME 5 χαρακτηριστικά και AUC 0,93.

Οι Tariq et al.^{53]} χρησιμοποίησαν βίντεο τα οποία πέρασαν από αξιολόγηση για να εξαχθούν 30 χαρακτηριστικά από ειδικούς, διαδικασία που χρειάστηκε 4 λεπτά. Μελέτησαν 8 μοντέλα MM και τα εκπαιδεύουν με δεδομένα των ADOS και ADIR και βρήκαν ότι ο ταξινομητής LR με 5 μόνο χαρακτηριστικά ταξινόμησε τις περιπτώσεις με accuracy 88,9%. Καλή απόδοση είχε επίσης και ο SVM ME 85,4 % accuracy αλλά μόνο 54,9% specificity.

Στον παρακάτω πίνακα μπορούμε να δούμε συγκριτικά τις παρακάτω έρευνες και τα αποτελέσματά τους.

ΔΕΔΟΜΕΝΑ	ΠΗΓΗ	Average of ACCURACY	Average of SENSITIVITY	Average of SPECIFICITY
ADOS / ADI-R	[46]	100,00	100,00	94,00
ADOS / ADI-R	[47]	99,00	100,00	
ADOS / ADI-R	[48]	87,00	90,00	83,00
ADOS / ADI-R	[49]	95,00	62,40	98,20
ADOS / ADI-R	[51]	98,20		
ADOS / ADI-R	[52]	96,00		
ADOS / ADI-R	[53]	88,90	94,50	77,40
Total		94,87	89,38	88,15

ΠΙΝΑΚΑΣ 9: Αποτελέσματα Accuracy/Sensitivity/Specificity Ερευνών με χρήση δεδομένων από ADOS/ADIR

3.1.2. AQ-10 ως εργαλείο αξιολόγησης

Πολλοί ερευνητές όπως θα δούμε παρακάτω καταλήγουν σε ένα dataset γύρω από τα χαρακτηριστικά που προκύπτουν από τις ερωτήσεις του AQ-10 και ύστερα εφαρμόζουν σε αυτά τους αλγορίθμους TN για την ταξινόμηση των περιπτώσεων.

Στην προσέγγισή τους οι Peral et al.^{54]} χρησιμοποίησαν μια αρχιτεκτονική για τη διάγνωση του αυτισμού βασισμένοι στην ανάλυση και τον μετασχηματισμό δεδομένων και τη MM. Αρχικά έγινε εντοπισμός και συγκέντρωση διαφόρων πηγών δεδομένων και η ενοποίησή τους. Χρησιμοποιήθηκαν 3 σετ από AQ-10 από παιδιά, εφήβους και ενήλικες και 10 χαρακτηριστικά και τα ενοποίησαν όλα μαζί με τη χρήση νέων μεταβλητών Υστερα από περαιτέρω επεξεργασία, ταυτοποίηση εννοιών και οντοτήτων κατέληξαν σε μείωση χαρακτηριστικών, πιο συγκεκριμένα 8 από τα αρχικά που δεν χρειάζονταν. Σε αυτό το σημείο εφαρμόστηκαν αλγόριθμοι MM όπως Δέντρα Αποφάσεων, SVM, Naive Bayes, ANN και άλλοι ταξινομητές χαρακτηριστικών. Μετά από τη χρήση σετ δεδομένων εκπαίδευσης κατέληξαν στον SVM ως καλύτερο σε απόδοση ταξινομητή με 97% accuracy, 96% sensitivity και 98% specificity για όλο το σύνολο δεδομένων.

Οι Omar et al.^{55]} με την έρευνά τους κατέληξαν σε ένα μοντέλο για την πρόβλεψη του αυτισμού με τη συγχώνευση Random Forest Classification and Regression Trees και Random Forest Iterative Dichotomiser 3. Από αυτή, μάλιστα προέκυψε και η ανάπτυξη μιας εφαρμογής για φορητές συσκευές με τη χρήση του προτεινόμενου μοντέλου πρόβλεψης. Εγινε συλλογή από 10 σετ από AQ-10 και δημιουργία ενός dataset με τις 10 ερωτήσεις όλων αυτών. Οι απαντήσεις στις ερωτήσεις δόθηκαν σε μορφή 0 και 1 και έγινε εκκαθάριση των δεδομένων, των κενών τιμών και των μη χρήσιμων χαρακτηριστικών. Τα δείγματα ήταν από τα αρχικά AQ-10 ήταν 958 ενώ στο τελικό dataset που δημιουργήθηκε από το ίδιο το μοντέλο υπήρχαν 250 εγγραφές. Με τη δημιουργία του μοντέλου, εισήχθησαν τα δεδομένα και έγινε η ταξινόμηση σε ΔΑΦ και μη. Η συγκεκριμένη μέθοδος έφτασε 92.26%, 93.78%, and 97.10% accuracy σε κάθε ηλικιακή ομάδα (παιδιά, έφηβοι, ενήλικες αντίστοιχα) του αρχικού dataset και όμοια είχε sensitivity 96.52%, 98.60%, and 97.07% αντίστοιχα. Στο dataset που δημιουργήθηκε από μοντέλο το accuracy ήταν 77,26% , 79,78 % και 85,10 % σε κάθε ηλικιακή ομάδα.

Οι Erkan et al.^[34] χρησιμοποίησαν ένα dataset 1100 εγγραφών που συμπεριλάμβανε δεδομένα και από τις 3 διαφορετικές ηλικιακές ομάδες. Τα δεδομένα όπως και πριν πήραν μορφή αριθμών για ευκολότερη επεξεργασία και εισήχθησαν σε μοντέλα ταξινόμησης SVM, KNN και RF. Οι ερευνητές πειραματίστηκαν με διάφορα ποσοστά training-testing δεδομένων (50:50, 60:40, 70:30, 80:20 και 90:10). Από όλα τα μοντέλα το RF κατάφερε 100% accuracy σε όλες τις δοκιμές, ακόμη και σε αυτές με τιμές που έλειπαν. Οι άλλοι δύο αλγόριθμοι είχαν χαμηλότερες επιδόσεις με χειρότερα τα αποτελέσματα του KNN.

Οι Thabtah et al.^[56] χρησιμοποίησαν εκτός του AQ-10 και το Q-CHAT-10 (Quantitative Checklist for Autism in Toddlers-10 ερωτήσεις) σαν εργαλείο. Η συλλογή δεδομένων έγινε από μια εφαρμογή κινητών συσκευών και κατέληξαν σε 704 περιπτώσεις (515 χωρίς ΔΑΦ, 189 με ΔΑΦ). Τα δεδομένα μετατράπηκαν και σε αυτή την περίπτωση σε δυαδική μορφή και αφαιρέθηκαν τα περιττά χαρακτηριστικά. Δημιουργήθηκαν διάφοροι ταξινομητές όπως RF(C4.5), Classification and Regression Trees, Adaboost κ.ά. αλλά προτάθηκαν και νέα μοντέλα όπως το Rules Machine Learning (RML). Από τη συγκεκριμένη έρευνα αξιοσημείωτη ήταν η επίδοση του νέου αυτού μοντέλου(RML) που είχε ποσοστό σφάλματος 5,6%, πολύ λιγότερο από τους άλλους ταξινομητές και accuracy 90%, 87% και 94,5% στα παιδιά, τους εφήβους και τους ενήλικες αντίστοιχα.

Οι Raj et al.^[32] εκτός από MM χρησιμοποίησαν και τεχνικές Βαθιάς Μάθησης σε 3 datasets ελεύθερης πρόσβασης με συνολικά 1100 περιπτώσεις (292 παιδιά, 104 εφήβους και 704 ενήλικες) και 21 χαρακτηριστικά. Το dataset χωρίστηκε σε 80:20 για training και testing αντίστοιχα. Σε αυτή την έρευνα χρησιμοποιήθηκαν μοντέλα KNN, SVM, LR, ANN, Naive Bayes και CNN. Το CNN με κατάλληλους αλγόριθμους και συναρτήσεις πέτυχε περισσότερο από όλους τους υπόλοιπους σε όλες τις ηλικιακές ομάδες, με 98,30% accuracy, 96,78% sensitivity και 100% specificity στα παιδιά, 96,88% accuracy, 93,35% sensitivity και 100% specificity για τους εφήβους και 99,53% accuracy, 99,39% sensitivity και 100% specificity.

Οι Halibas et al.^[57] χρησιμοποίησαν ένα dataset με 292 παιδιά, 104 εφήβους και 704 ενήλικες και κατέληξαν σε 16 από τα 21 χαρακτηριστικά για σύγκριση σε μοντέλων DT, Naive Bayes, KNN, RT, DL. Από αυτά καλύτερα αποτελέσματα είχαν το DL και το NB ME 96,38% και 90,30% αντίστοιχα, ενώ το DT είχε τη χειρότερη απόδοση από όλα τα μοντέλα.

Οι Akter et al.^[58] πήραν 2009 εγγραφές από δημόσια datasets για την εκπαίδευση των μοντέλων τους και χρησιμοποίησαν 250 αλγορίθμους, εκ των οποίων οι 80 είχαν καλή απόδοση. Από αυτούς σύγκριναν σε βάθος τους 9. Στο σετ των παιδιών καλύτεροι κρίθηκαν οι SVM και AdaBoost με 100% accuracy, στα παιδιά οι LDA, PDA με 95%, ενώ στους ενήλικες 98,36%.

Tyagi et al.^[59] dataset 702 περιπτώσεων (189 ΔΑΦ), το χώρισαν σε ποσοστό 70:30 για training και testing. Από τους LDA, KNN, LR, regression tree, SVM το LDA και LR πέτυχαν το καλύτερο αποτέλεσμα στο 72% περίπου accuracy.

Οι Abdullah et al.^[60] από 704 περιπτώσεις (189 ΔΑΦ, 515 όχι ΔΑΦ) με 20 χαρακτηριστικά, αφαίρεσαν τις περιπτώσεις με κενές τιμές και έφτιαξαν μοντέλα LR, RF και KNN. Από αυτά το μοντέλο LR πέτυχε καλύτερο accuracy 97,4% , 100% sensitivity και 96,59% specificity.

Οι Elavarasi et al.^[61] για τη μείωση του χρόνου που ήταν σημαντικός παράγοντας όπως αναφέραμε παραπάνω στην έγκαιρη διάγνωση πρότειναν ένα μοντέλο MM στο οποίο χρησιμοποίησαν 2 datasets με 292 περιπτώσεις παιδιών και 104 περιπτώσεις ενηλίκων. Οι ερωτήσεις βασίστηκαν περισσότερο στο Q-CHAT-10 και αφαιρέθηκαν οι περιπτώσεις με κενές τιμές. Από τα μοντέλα LR, NB, ADTree και RF, τα ADTree και LR μοντέλα κατάφεραν 100% σε accuracy, sensitivity and specificity.

Από τις παραπάνω έρευνες για τη χρήση του AQ-10 σαν εργαλείο εντοπισμού με τη βοήθεια TN βλέπουμε αρκετά αποτελέσματα με υψηλό accuracy. Πιο πετυχημένο μοντέλο φαίνεται να είναι αυτό των Elavarasi et al. με accuracy, sensitivity και specificity 100%. Παρόλα αυτά «αγνοεί» το dataset των εφήβων. Σε αυτή την περίπτωση με χρήση και των 3 datasets οι Erkan et al. πέτυχαν 100% accuracy και sensitivity με τη χρήση RF.

Στον παρακάτω πίνακα μπορούμε να δούμε τις καλύτερες επιδόσεις σε accuracy όλων των παραπάνω ερευνών προς σύγκριση:

ΔΕΔΟΜΕΝΑ	ΠΗΓΗ	Average of ACCURACY	Average of SENSITIVITY	Average of SPECIFICITY
AQ-10	[33]	98,95	98,12	100,00
AQ-10	[34]	100,00	100,00	100,00
AQ-10	[54]	97,00	96,00	98,00
AQ-10	[55]	95,50	97,08	93,60
AQ-10	[56]	90,72	90,87	89,21
AQ-10	[57]	96,00		
AQ-10	[58]	97,80	97,63	97,94
AQ-10	[59]	72,20		
AQ-10	[60]	97,54	100,00	96,59
AQ-10	[61]	100,00	100,00	100,00
Total		94,57	97,46	96,92

ΠΙΝΑΚΑΣ 10: Αποτελέσματα Accuracy/Sensitivity/Specificity Ερευνών με χρήση δεδομένων από AQ-10.

3.1.3 Άλλα Ερωτηματολόγια Αξιολόγησης και Συμπεριφορικά Δεδομένα

Οι Achenie et al.^[62] χρησιμοποίησαν ένα dataset δεδομένων από 16168 ηλικίας περίπου 2 ετών. Το συγκεκριμένο σετ πληροφορίας το χώρισαν και σε δημογραφικές κατηγορίες, ανά φύλο, χρώμα κ.λπ. και κατέληξαν σε 14995 δείγματα και από αυτά χρησιμοποίησαν 4498 για την εκπαίδευση του μοντέλου τους. Ως μοντέλο χρησιμοποίησαν μια προσέγγιση ANN και κατέληξαν από τα αρχικά 20 χαρακτηριστικά του M-CHAT-R σε 18 για να επέλθει το καλύτερο δυνατό αποτέλεσμα. Εγιναν αρκετές δοκιμές στα διαφορετικά υπο-σετ, αλλά σε όλο το σετ συνολικά σημειώθηκε accuracy 96,7 για τα 18 χαρακτηριστικά και sensitivity and specificity 73,8% και 99,9% αντίστοιχα.

Την χρήση ANN χρησιμοποίησαν και οι Florio et al.^[63] πάνω σε ένα σετ 638 περιπτώσεων που είχαν ήδη διαγνωστεί από ειδικούς και το 50% αυτών είχαν ΔΑΦ, και το υπόλοιπο 50% είχαν άλλες αναπτυξιακές διαταραχές. Με αυτά τα δεδομένα εκπαίδευσαν ένα ANN στο οποίο εισήγαγαν χαρακτηριστικά όπως το φύλο, η ηλικία, IQ και απαντήσεις ερωτηματολογίων (DBMS-Developmental Behaviour Checklist). Πριν καταλήξουν στο τελικό αποτέλεσμα χρησιμοποίησαν 100 επιπλέον περιπτώσεις για cross validation. Στο σετ εκπαίδευσης βρήκαν 92% accuracy, καλύτερο δηλαδή από το LR, αν και στο σετ για το cross validation βρέθηκε 80% accuracy.

Οι Che et al.^[64] χρησιμοποίησαν ένα NN (Neural Network) αποτελούμενο από 2 δίκτυα και πιο συγκεκριμένα έναν auto encoder, ο οποίος προσπαθεί να βρει το πιο αποδοτικό σετ χαρακτηριστικών με τη μείωση των λαθών, μέσω encoding και decoding. Τα δεδομένα τους προέρχονταν από ερωτηματολόγια CARS και περιείχαν 122 δείγματα που ήταν ταξινομημένα σε 3 κλάσεις όχι ΔΑΦ, ελαφριά ΔΑΦ, σοβαρή ΔΑΦ. Κάθε δείγμα επίσης είχε 27 χαρακτηριστικά. Το σύνολο των περιπτώσεων χωρίστηκε σε 99 δείγματα για εκπαίδευση του μοντέλου και 23 δείγματα για δοκιμές. Τα δεδομένα, φυσικά, πέρασαν από διεξοδική προεπεξεργασία και πιο συγκεκριμένα τη μετατροπή των κατηγορικών μεταβλητών των δεδομένων που θα εισέρχονταν στο μοντέλο, έτσι ώστε να βελτιωθούν οι προβλέψεις και η ακρίβεια ταξινόμησης (one hot encoding). Στη συνέχεια εφαρμόστηκε το μοντέλο autoencoder, στο οποίο διαδοχικά η έξοδος του ενός encoder αποτελούσε την είσοδο του άλλου. Στο μοντέλο χρησιμοποιήθηκε πενταπλό cross validation για να καταλήξουν στο πόσο αποτελεσματικό ήταν. Το μοντέλο κατάφερε 89,96% accuracy για την ταξινόμηση μεταξύ των 3 κλάσεων που προαναφέρθηκαν.

Οι Pavitra et al.^[65] χρησιμοποίησαν το ISAA για 40 χαρακτηριστικά, χωρισμένα σε 6 κατηγορίες. Το δείγμα τους είχε μέγεθος 100 και κάθε τομέας χαρακτηριστικών περιείχε 4-9 ερωτήσεις με σκορ μεταξύ του 1 και του 5. Η ταξινόμηση τους μπορούσε να γίνει σε 4 κατηγορίες όχι ΔΑΦ, ελαφριά ΔΑΦ, μέτρια ΔΑΦ και σοβαρή ΔΑΦ και τα μοντέλα που εξέτασαν ήταν NB, KNN, RF και SVM ταξινομητές, με τον RF να πετυχαίνει 93,3% accuracy.

Οι Yerramreddy et al.^[66] επίσης εξέτασαν όχι μόνο τη διάγνωση και μη ΔΑΦ, αλλά και σε περίπτωση διάγνωσης τη σοβαρότητα της κατάστασης. Χρησιμοποίησαν σαν δεδομένα, δείγματα από το NDAR (20 συμπεριφορικά χαρακτηριστικά) με το 63% των δειγμάτων να έχουν ΔΑΦ. Για τον καθορισμό της σοβαρότητας σε περίπτωση ΔΑΦ χρησιμοποίησαν δεδομένα από το UCI (18 χαρακτηριστικά/ερωτήσεις). Συνεπώς το μοντέλο αποτελούνταν από 2 φάσεις. Στη 1η το μοντέλο προέβλεπε την ύπαρξη και μη ΔΑΦ και σε περίπτωση διάγνωσης τον εντοπισμό της σοβαρότητας. Σε περιπτώσεις που στο 1ο μέρος δεν εντοπίζονται ΔΑΦ, προχωρούσε το μοντέλο στο 2ο μέρος αλλά εξέταζε ξανά την ύπαρξη ΔΑΦ με τις ερωτήσεις του 2ου μέρους. Στην ταξινόμηση του 1ου μέρους ο RF είχε καλύτερη απόδοση με 90 % accuracy και 90,16% sensitivity, ενώ για το 2ο μέρος, εκτός του RF, το DT κατάφερε 100% accuracy και sensitivity. Ως συνέχεια αυτής της έρευνας έγινε δημιουργία μιας android κινητής εφαρμογής για τη συλλογή πληροφοριών για τον εξεταζόμενο.

Στον παρακάτω πίνακα συνοψίζονται τα καλύτερα αποτελέσματα στις έρευνες που έγιναν με τη χρήση διαφορετικών τρόπων αξιολόγησης

ΔΕΔΟΜΕΝΑ	ΠΗΓΗ	Average of ACCURACY
OTHER BEHAVIORAL	[62]	96,70
OTHER BEHAVIORAL	[63]	92,00
OTHER BEHAVIORAL	[64]	89,96
OTHER BEHAVIORAL	[65]	93,30
OTHER BEHAVIORAL	[66]	100,00
Total		94,39

ΠΙΝΑΚΑΣ 11: Αποτελέσματα Accuracy/Sensitivity/Specificity Ερευνών με χρήση άλλων συμπεριφορικών δεδομένων.

3.2 Εναλλακτικά Μέσα Αξιολόγησης - Μη Συμπεριφορικά Δεδομένα

3.2.1 Εικόνες MRI

Τα datasets ABIDE 1 & 2 περιέχουν ιατρικές εικόνες από fMRIs και τα χαρακτηριστικά που μπορούν να βρεθούν σε αυτές. Όπως είδαμε και στο Κεφάλαιο 1 οι εικόνες από fMRIs μπορούν να «υποδείξουν» ένα άτομο του φάσματος σε σχέση με ένα νευροτυπικό άτομο. Σε όλες τις παρακάτω έρευνες χρησιμοποιήθηκαν τα συγκεκριμένα datasets.

Οι Sharif et al.^[67] χρησιμοποίησαν τεχνικές MM αλλά και Βαθιάς Μάθησης για τη διάγνωση του αυτισμού από ιατρικές εικόνες. Στο dataset είχαν 1112 περιπτώσεις από το ABIDE αλλά συμπεριέλαβαν και κάποιες επιπλέον μετρικές από απλές εικόνες MRI scan. Στα δεδομένα εφαρμόστηκαν διάφορα λογισμικά (Yuki, brainwash, itknap κ.ά.) και κατέληξαν σε 12 χαρακτηριστικά. Στη συνέχεια έγιναν αρκετές δοκιμές γύρω από την επιλογή των κατάλληλων χαρακτηριστικών για τα τελικά μοντέλα. Από τους αλγόριθμους MM (LDA, RF, SVM, MLP, KNN), ο καλύτερος σε απόδοση βγήκε ο LDA (με χρήση 5 fold cross validation και αφαίρεση κάποιων χαρακτηριστικών) με 55,93% accuracy. Στο μοντέλο BM χρησιμοποιήθηκε το VGG16 που είναι μια αρχιτεκτονική CNN,

του οποίου η ταξινόμηση κατάφερε 66% accuracy.

Οι Parikh et al.^[68] χρησιμοποίησαν επίσης τεχνικές MM και BM σε 6 «προσωπικά χαρακτηριστικά» (ηλικία, φύλο, επιδεξιότητα, Full-scale IQ, verbal IQ και Performance IQ). Οι αλγόριθμοι που χρησιμοποιήθηκαν ήταν DT, RF, SVM, KNN, LR και NN, με το NN να θεωρείται το πιο πετυχημένο μοντέλο με 62% accuracy, 53,3% sensitivity και 71,2% specificity .

Οι Eslami et al.^[69] ύστερα από τη συλλογή δεδομένων από το ABIDE έκαναν επεξεργασία και επιλογή χαρακτηριστικών, αλλά δημιούργησαν και συνθετικά δείγματα. Το τελικό dataset στο οποίο κατέληξαν, το έβαλαν ως είσοδο σε έναν auto-encoder από τον οποίο προκύπτουν περισσότερα χαρακτηριστικά. Χρησιμοποιήθηκε επίσης ένα μοντέλο που συνδυάζει SVM και MLP, το οποίο είναι μια κατηγορία τεχνητού νευρωνικού δικτύου (ANN). Μετά από δοκιμές σε πολλά διαφορετικά datasets κατέληξαν σε accuracy 82% ,79,1% sensitivity και 83,3% specificity.

Οι Byeon et al.^[70] χρησιμοποίησαν μόνο το ABIDE 1 για χρήση σε ένα μοντέλο ANN. Συνδύασαν και αυτοί τα δεδομένα της εικόνας με άλλα δεδομένα όπως ηλικία, IQ κ.ά. Αφαίρεσαν από τα dataset τις χαμηλής ποιότητας εικόνες και τις κενές τιμές και πέρασαν από επεξεργασία των εικόνων ειδικότερα για την «αφαίρεση του θορύβου» και φιλτράρισμα. Επίσης έγινε υπολογισμός των περιοχών ιδιαίτερου ενδιαφέροντος με τη χρήση του BNA (Brain Netome Atlas). Μετά από την κατάλληλη επεξεργασία έγινε η εξαγωγή χαρακτηριστικών από τις εικόνες και εισήχθησαν σε μοντέλα ANN, RNN (Recurrent Neural Network) και CNN με πιο υψηλή απόδοση στο RNN ME 75,54% accuracy, 63,45% sensitivity και 84,33% specificity.

Οι Tejwani et al.^[71] με τη χρήση αλγορίθμων MM και πιο συγκεκριμένα RF, SVM, NB αλλά και MLP στο ABIDE 1 (147 ΔΑΦ, 146 μη), κατάφεραν υψηλότερο σκορ με τον SVM, με 61% accuracy, 61,8% sensitivity και 60% specificity.

Από τις παραπάνω έρευνες βλέπουμε προφανώς ότι η χρήση ιατρικών εικόνων δεν μπόρεσε να συγκριθεί με τις αποδόσεις μοντέλων που χρησιμοποίησαν συμπεριφορικά δεδομένα. Από αυτά βέβαια καλύτερη απόδοση είχε το μοντέλο των Eslami et al. με 82% accuracy. Τη σύγκριση των καλύτερων μοντέλων από κάθε έρευνα μπορούμε να δούμε στον παρακάτω πίνακα

ΠΙΝΑΚΑΣ 12: Αποτελέσματα Accuracy/Sensitivity/Specificity Ερευνών με χρήση δεδομένων εικόνας από ABIDE 1 & 2.

ΔΕΔΟΜΕΝΑ	ΠΗΓΗ	Average of ACCURACY	Average of SENSITIVITY	Average of SPECIFICITY
ABIDE 1 & 2	[69]	82,00	79,10	83,00
ABIDE 1 & 2	[70]	75,54	63,42	84,33
ABIDE 1 & 2	[71]	61,10	60,00	61,80
ABIDE 1 & 2	[68]	62,00	53,30	71,20
ABIDE 1 & 2	[67]	66,00		
Total		69,33	63,96	75,08

3.3 Δεδομένα Κίνησης

Στον τομέα της κίνησης υπάρχουν διάφορες μελέτες βασισμένες και σε κινησιολογικά δεδομένα των ατόμων προς αξιολόγηση αλλά και με ανάλυση των κινήσεων της κόρης των ματιών.

Οι Zhao et al.^[72] χρησιμοποίησαν μοντέλα MM σε δεδομένα κίνησης και πιο συγκεκριμένα σε ένα σετ που αποτελείται από 43 παιδιά (20 διεγνωσμένα με ΔΑΦ και 23 χωρίς ΔΑΦ) από τα οποία ζητήθηκε η ολοκλήρωση κάποιων διαδικασιών κίνησης (motor tasks). Από αυτά έγινε εξαγωγή 18 χαρακτηριστικών για το κάθε παιδί και τα δεδομένα αυτά εισήχθησαν σε μοντέλα ταξινόμησης SVM, KNN, LDA, DT και RF για να γίνουν προβλέψεις αλλά και να μελετηθεί η πιθανή μείωση των χαρακτηριστικών. Ο KNN με accuracy 88.37% με χρήση μόλις 4 χαρακτηριστικών και sensitivity και specificity 85% και 91.3% αντίστοιχα.

Στον ίδιο τομέα μελέτης, οι Vabalas et al.^[73] χρησιμοποίησαν ταξινομητές SVM σε δεδομένα και από αισθητήρες κίνησης (motor tracker) του αλλά και αισθητήρες που εντοπίζουν την κίνηση της κόρης του ματιού (eye tracker) κατά την παρακολούθηση βίντεο. Συνολικά συγκέντρωσαν δεδομένα από 44 άτομα (22 με ΔΑΦ και 22 χωρίς). Στόχος ήταν η παρακολούθηση των αντιδράσεων των ατόμων όταν βλέπουν μια διαδικασία και προσπαθούν να την ακολουθήσουν. Στα μοντέλα τους προσπάθησαν να περιορίσουν τον αριθμό των χαρακτηριστικών που χρειάζονται κατά τη συλλογή δεδομένων και εφάρμοσαν σε αυτά k-fold cross validation. Έκαναν δοκιμές σε

3 διαφορετικά σετ χαρακτηριστικών, μόνο χαρακτηριστικά κίνησης, μόνο χαρακτηριστικά κίνησης των ματιών και συνδυασμό των 2. Καλύτερα αποτελέσματα σημειώθηκαν στον SVM με τον συνδυασμό των 2 διαφορετικών σετ χαρακτηριστικών με accuracy 78%.

Τη χρήση SVM μελέτησαν επίσης οι Liu et al.^[74] με την παρατήρηση των κινήσεων του ματιού. Συνέλεξαν δείγματα από 61 παιδιά και 69 ενήλικες. Τα δεδομένα από τη μελέτη των κινήσεων του ματιού «μεταφράστηκαν» σε ιστογράμματα, ένα για κάθε εικόνα δείγματος. Επίσης εξέτασαν δύο διαφορετικούς τρόπους πρόβλεψης. Στον πρώτο η πρόβλεψη είχε τιμή μεταξύ του 0 και του 1 ενώ στη δεύτερη αυστηρά την τιμή 0 ή την τιμή 1. Στο δείγμα των παιδιών βρήκαν accuracy 86,89 % με AUC 0,9207 ενώ στο δείγμα των ενηλίκων το accuracy ήταν 80,33%.

Οι Bertoncelli et al.^[43] μελέτησαν σε δείγμα 102 ατόμων χαρακτηριστικά γύρω από τη λήψη αποφάσεων, τις κινήσεις, τον τρόπο που επικοινωνούν και τρέφονται τα άτομα αυτά. Με χρήση αλγορίθμου LR κατάφεραν 73% accuracy.

Με τη χρήση του ίδιου αλγορίθμου αλλά βασισμένοι μόνο σε δεδομένα της κίνησης των ματιών οι Yaneva et al.^[75] μελέτησαν 68 άτομα και εξήγαγαν χαρακτηριστικά, αναθέτοντας στα άτομα αυτά εργασίες κατά την περιήγησή τους σε ιστοσελίδες. Τα άτομα προς μελέτη τα χωρίσαν σε 2 ομάδες. Στους 30 (15 με ΔΑΦ και 15 χωρίς) έβαλαν 2 εργασίες. Στην πρώτη έπρεπε να περιηγηθούν στην ιστοσελίδα για 2 λεπτά και στη δεύτερη να ψάξουν για την απάντηση σε μια συγκεκριμένη ερώτηση σε 30 δευτερόλεπτα. Στη δεύτερη ομάδα τα 38 άτομα (19 με ΔΑΦ και 19 χωρίς) η περιήγηση στην ιστοσελίδα διήρκεσε μόλις 30 δευτερόλεπτα και στο δεύτερο μέρος έπρεπε να βρουν την απάντηση σε 2 ερωτήσεις στην ιστοσελίδα και να απαντήσουν και σε ένα τρίτο ερώτημα συνδυάζοντας τις γνώσεις τους από τις ήδη απαντημένες ερωτήσεις σε χρόνο 2 λεπτών. Χρησιμοποίησαν 6 διαφορετικές ιστοσελίδες και 3 επίπεδα δυσκολίας. Από τους αισθητήρες κίνησης των ματιών εντόπισαν τις περιοχές ενδιαφέροντος στην οθόνη και εξήγαγαν τα χαρακτηριστικά που εισήγαγαν στον αλγόριθμο. Τα καλύτερα αποτελέσματα, ήταν στις εργασίες αναζήτησης, με accuracy 75% .

Συνολικά από τις έρευνες γύρω από τα δεδομένα κίνησης μπορούμε να συνοψίσουμε τις καλύτερες προσεγγίσεις στον παρακάτω πίνακα:

ΠΙΝΑΚΑΣ 13: Αποτελέσματα Accuracy/Sensitivity/Specificity Ερευνών με χρήση δεδομένων κίνησης

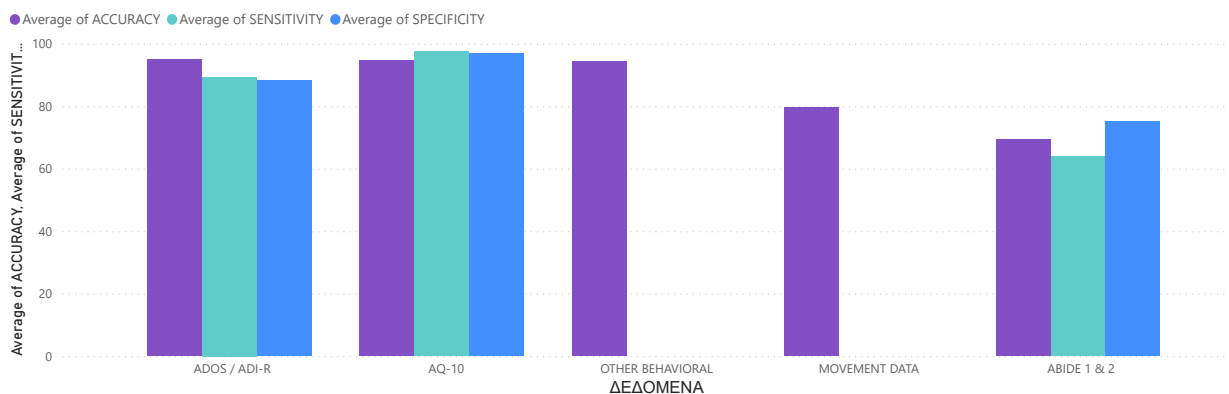
ΔΕΔΟΜΕΝΑ	ΠΗΓΗ	Average of ACCURACY
MOVEMENT DATA	[43]	73,00
MOVEMENT DATA	[72]	88,30
MOVEMENT DATA	[73]	78,00
MOVEMENT DATA	[74]	83,41
MOVEMENT DATA	[75]	75,00
Total		79,54

3.4 Άλλες προσεγγίσεις

Στις έρευνες που εξετάστηκαν σημειώθηκαν και άλλων 2 ειδών δεδομένα. Αυτά είναι δεδομένα από Εγκεφαλογραφήματα και δεδομένα Καρδιακών Παλμών. Αυτές οι προσεγγίσεις^{[76][77]} (Telebi, Alam), αν και πολλά υποσχόμενες, δεν είχαν ακριβή αποτελέσματα ώστε να αποδεικνύεται το accuracy που έχει το μοντέλο τους, ώστε μπορούμε να τις συνυπολογίσουμε με τις υπόλοιπες στη σύγκριση.

3.5 Συγκριτική ανάλυση

Παρακάτω θα δούμε κάποια γραφήματα που προκύπτουν ανά τύπο δεδομένων και ανά αλγόριθμο που μας βοηθούν να οδηγηθούμε σε κάποια συμπεράσματα.



ΕΙΚΟΝΑ 10: Μέσος όρος αποτελεσμάτων Accuracy/Sensitivity/Specificity στις έρευνες σε σχέση με τον τύπο δεδομένων

ΔΕΔΟΜΕΝΑ	ΠΗΓΗ	Average of ACCURACY	Average of SENSITIVITY	Average of SPECIFICITY
AQ-10	[34]	100,00	100,00	100,00
AQ-10	[61]	100,00	100,00	100,00
ADOS / ADI-R	[46]	100,00	100,00	94,00
OTHER BEHAVIORAL	[66]	100,00		
ADOS / ADI-R	[47]	99,00	100,00	
AQ-10	[33]	98,95	98,12	100,00
ADOS / ADI-R	[51]	98,20		
AQ-10	[58]	97,80	97,63	97,94
AQ-10	[60]	97,54	100,00	96,59
AQ-10	[54]	97,00	96,00	98,00
OTHER BEHAVIORAL	[62]	96,70		
AQ-10	[57]	96,00		
ADOS / ADI-R	[52]	96,00		
AQ-10	[55]	95,50	97,08	93,60
ADOS / ADI-R	[49]	95,00	62,40	98,20
OTHER BEHAVIORAL	[65]	93,30		
OTHER BEHAVIORAL	[63]	92,00		
AQ-10	[56]	90,72	90,87	89,21
OTHER BEHAVIORAL	[64]	89,96		
ADOS / ADI-R	[53]	88,90	94,50	77,40
MOVEMENT DATA	[72]	88,30		
ADOS / ADI-R	[48]	87,00	90,00	83,00
MOVEMENT DATA	[74]	83,41		
ABIDE 1 & 2	[69]	82,00	79,10	83,00
MOVEMENT DATA	[73]	78,00		
ABIDE 1 & 2	[70]	75,54	63,42	84,33
MOVEMENT DATA	[75]	75,00		
MOVEMENT DATA	[43]	73,00		
AQ-10	[59]	72,20		
ABIDE 1 & 2	[67]	66,00		
ABIDE 1 & 2	[68]	62,00	53,30	71,20
ABIDE 1 & 2	[71]	61,10	60,00	61,80
Total		88,32	87,20	89,27

ΠΙΝΑΚΑΣ 14: Σύνοψη αποτελεσμάτων ερευνών (Όλοι οι τύποι δεδομένων)

Παραπάνω βλέπουμε ότι από τους διαφορετικούς τύπους δεδομένων που χρησιμοποιήθηκαν για την εκπαίδευση των μοντέλων, τα συμπεριφορικά δεδομένα παρείχαν κατά μέσο όρο καλύτερη πληροφορία προς εκμάθηση, σε σχέση με τα δεδομένα κίνησης και τα δεδομένα εικόνων. Αυτό θα μπορούσε να εξηγηθεί από το γεγονός ότι τα συμπεριφορικά δεδομένα είναι αρκετά δομημένα, αφού προκύπτουν κυρίως από δομημένες συνεντεύξεις και ερωτηματολόγια και έτσι μπορούν να κωδικοποιηθούν και να ερμηνευτούν από τα μοντέλα σε σχέση με τις πηγές βίντεο και εικόνων που θέλουν μια πιο εκτενή διαδικασία εξαγωγής χαρακτηριστικών, τα οποία δεν είναι το ίδιο σαφή και δομημένα. Αυτό φαίνεται πιο αναλυτικά και στον πίνακα αφού σε σχέση με το accuracy τα δεδομένα κίνησης και εικόνας δεν εμφανίζουν απόδοση πάνω από 88% σε σχέση με τα συμπεριφορικά δεδομένα που κυμαίνονται μεταξύ 100% και 89,96%

Στο επόμενο διάγραμμα βλέπουμε τον μέσο όρο στην απόδοση των μοντέλων ανα αλγόριθμο που χρησιμοποιήθηκε. Παρατηρούμε ότι τα DT σαν γενικότερη κατηγορία αλγορίθμων παρέχουν 100% accuracy κατά μέσο όρο με πολύ καλά νούμερα και στο sensitivity και specificity να τα υποστηρίζουν. Στην ίδια κατηγορία αλγορίθμων ο RF και οι παραλλαγές του (RF-CART) παρόλο που έχει εμφανίζει χαμηλότερο accuracy υποστηρίζεται από υψηλό sensitivity και specificity. Παράλληλα στην ομάδα μοντέλων των νευρωνικών δικτύων τα CNN και τα ANN φαίνονται αρκετά αξιόπιστα με υψηλό accuracy. Τέλος αρκετά υποσχόμενες φαίνεται να είναι και οι μεθόδους με χρήση RML, AUTO ENCODER και LR .



Εικόνα 11: Μέσος όρος αποτελεσμάτων Accuracy/Sensitivity/Specificity στις έρευνες σε σχέση με τον Αλγόριθμο/Μοντέλο που χρησιμοποιήθηκε

ΚΕΦΑΛΑΙΟ 4: Συμπεράσματα και Προτάσεις

4.1 Προκλήσεις

Η χρήση εφαρμογών ΤΝ για την αξιολόγηση ατόμων που μπορεί να έχουν αυτισμό, με σκοπό την έγκαιρη διάγνωση, είναι ένας ερευνητικός τομέας με πολλές προκλήσεις. Παράλληλα, αποτελεί ένα τομέα στον οποίο οφείλεται να δοθεί μεγαλύτερη ερευνητική προσοχή καθώς τα στατιστικά των περιπτώσεων εμφάνισης ΔΑΦ μεγαλώνουν, αλλά και οι πληροφορίες γύρω από τις ΔΑΦ, τη διάγνωσή τους και τη διαχείρισή τους γίνονται όλο και περισσότερες, πιο έγκυρες και πιο εύκολα διαθέσιμες. Σε αυτήν την ενότητα θα συζητήσουμε αρκετές από τις προκλήσεις αυτές που παρατηρήθηκαν στις έρευνες που μελετήθηκαν στο κεφάλαιο 3.

Αρχικά η αποτελεσματικότητα των προσεγγίσεων που βασίζονται στην Τεχνητή Νοημοσύνη για τον προσυμπτωματικό έλεγχο του αυτισμού, εξαρτάται σε μεγάλο βαθμό από τα διαθέσιμα σύνολα δεδομένων. Αν και υπάρχουν αρκετά σύνολα δεδομένων, αυτά τα δεδομένα δεν είναι αρκετά μεγάλα σε ότι αφορά στο πλήθος των εξετασθέντων ατόμων για να επιβεβαιώσουν ή να ενισχύσουν την απόδοση των μοντέλων. Η συλλογή νέων στοιχείων είναι επίσης μια πρόκληση, καθώς θεωρούνται εμπιστευτικά και οι επαγγελματίες υγείας δεν μπορούν να μοιραστούν αυτά τα δεδομένα χωρίς την κατάλληλη άδεια. Επίσης πολλά από τα δεδομένα που υπάρχουν, είναι αποθηκευμένα σε ακατάλληλη μορφή. Οι αλγόριθμοι Τεχνητής Νοημοσύνης χρειάζονται επίσης πολύ μεγάλη υπολογιστική ισχύ, κάτι που είναι πραγματικά δύσκολο να διασφαλιστεί σε κάθε περίπτωση.

Παράλληλα τα συμπτώματα του αυτισμού μπορεί να διαφέρουν από άτομο σε άτομο και να αλλάζουν λόγω ηλικίας. Συνεπώς είναι πραγματικά δαπανηρό να συλλέγουμε συνεχώς ιατρικά δεδομένα για να εντοπιστεί κάποιο μοτίβο και να γίνουν προβλέψεις.

Από τα μοντέλα που είδαμε στη συγκριτική ανάλυση, τα Νευρωνικά Δίκτυα αποτελούν ταυτόχρονα μια μέθοδο με πολλά υποσχόμενα αποτελέσματα στον έλεγχο του αυτισμού, αλλά, όπως είδαμε και στο 2ο κεφάλαιο θεωρούνται ένα «μαύρο κουτί» και είναι δύσκολο να περιγραφεί ο τρόπος στον οποίο καταλήγουν στα συμπεράσματά τους. Επομένως, λόγω του ότι υπάρχει μια

δυσκολία στην εξήγηση των ΝΔ, αυτό αποτελεί και έναN ανασταλτικό παράγοντα για να μην ληφθούν υπόψη αρκετές φορές σε εφαρμογές TN στην υγειονομική περίθαλψη.

Τέλος, αρκετές φορές αναφέρθηκε η ευρωστία (robustness) των μοντέλων ως ένα σημείο με πολλά ερωτήματα, καθώς ένα ψευδές αποτέλεσμα μπορεί να αποδειχθεί πολύ δαπανηρό.

4.2 Προτάσεις

Ο εντοπισμός, η παρακολούθηση, η θεραπεία και η βοήθεια ατόμων με αυτισμό με τη χρήση TN, MM και IoT είναι ένα συνεχώς αναπτυσσόμενο πεδίο έρευνας. Μοντέλα BM και MM έχουν αποδείξει ήδη την αποτελεσματικότητά τους σε βιοϊατρικές εφαρμογές. Τα περισσότερα από τα άρθρα που εξετάστηκαν σε αυτή την έρευνα χρησιμοποίησαν προσεγγίσεις MM, BM ή βασισμένες σε κανόνες για την ανίχνευση αυτισμού από εικόνες MRI ή μοτίβα συμπεριφοράς. Ενας συνδυασμός διαφορετικών παραμέτρων εισόδου όπως κλινικά δεδομένα, μοτίβα συμπεριφοράς, εικόνες MRI, παρατηρήσεις συμπεριφοράς και ούτω καθεξής δύνανται να χρησιμοποιηθούν συνολικά μαζί για την εύρεση προτύπων και μοτίβων. Ενα σετ δεδομένων με τόσους διαφορετικούς τύπους δεδομένων θα μπορούσαν να αποτελούν ένα πολύ καλό σύνολο χαρακτηριστικών και θα ήταν αρκετό για να διακρίνει κανείς μεταξύ νευροτυπικών και μη παιδιών. Η BM και η MM μπορεί να χρησιμοποιηθεί περαιτέρω για την αναγνώριση μοτίβων και εικόνων και να συνδυάσουν για παράδειγμα με τη χρήση αρχιτεκτονικών CNN άλλα σύνολα δεδομένων με χαρακτηριστικά που συλλέγονται από την ανάλυση εικόνων MRI. Καθώς αυτά τα σύνολα δεδομένων θα είναι αρκετά μεγάλα, τα συστήματα θα πρέπει να διασφαλίζουν την παράλληλη επεξεργασία και θα πρέπει να είναι ικανά να διαχειρίζονται τον όγκο τους και την αβεβαιότητα των δεδομένων. Παράλληλα, αφού τεχνολογίες όπως το Blockchain έχουν χρησιμοποιηθεί σε συνδυασμό με TN και MM για σκοπούς ασφάλειας δεδομένων, θα μπορούσαν να ενσωματωθούν επίσης για εφαρμογές εντοπισμού ΔΑΦ.

Η έγκαιρη ανίχνευση του αυτισμού είναι επίσης ένα ερευνητικό κενό που πρέπει να ληφθεί υπόψη. Το IoT έχει ήδη αποδείξει την αποτελεσματικότητά του σε περιβάλλοντα ανίχνευσης και αυτοματισμού. Έχει επίσης αποδείξει τη χρησιμότητά του στον τομέα των ΔΑΦ για τη συ-

νεχή παρακολούθηση των ατόμων αυτών. Τα αυτιστικά παιδιά όμως, είναι πολύ ευαίσθητα και πολλές φορές δεν μπορούν να φορούν ή να συντηρούν σωστά τέτοιου τύπου συσκευές. Ως εκ τούτου, οι ερευνητές πρέπει να επικεντρωθούν σε συστήματα παρακολούθησης που βασίζονται σε αισθητήρες που δεν φέρονται πάνω στα υπό εξέταση άτομα.

Ταυτόχρονα θα πρέπει να δοθεί περισσότερο βάρος στη σχεδίαση συσκευών χαμηλού κόστους καθώς υπάρχουν πολλές οικογένειες με αυτιστικά άτομα αντιμετωπίζουν πολλές ανεξάρτητες (όχι εξαρτώμενες από το άτομο με ΔΑΦ) οικονομικές δυσκολίες και δεν δύνανται να έχουν πρόσβαση σε αυτές. Χρειάζεται έτσι να αναπτυχθούν περισσότερα ρομπότ και εφαρμογές ελεύθερης πρόσβασης για κινητές συσκευές για να βοηθήσουν τόσο στην παρακολούθηση και αξιολόγηση ατόμων με αυτισμό όσο ακόμη και στη βοήθεια στη καθημερινή τους ζωή και στη μάθησή τους.

Σημειώνεται ότι οι μέχρι στιγμής υπάρχουσες συσκευές σε αυτόν τον τομέα έχουν αρκετούς περιορισμούς. Συνεπώς, οι συσκευές νέας γενιάς θα πρέπει να σχεδιαστούν με τρόπο που μπορούν να αναβαθμιστούν και να αποδειχθούν ολοκληρωμένες για να βοηθήσουν άτομα με αυτισμό. Ενα πιθανό σύστημα θα πρέπει να έχει ενσωματωμένους αισθητήρες που δεν φοριούνται στο άτομο, όπως κάμερα, RFID κ.λπ., όπου για παράδειγμα το RFID μπορεί να χρησιμοποιηθεί για την παρακολούθηση δραστηριοτήτων ενώ η κάμερα μπορεί να χρησιμοποιηθεί για την αξιολόγηση συναισθημάτων, συμπεριφοράς, ρυθμού απόκρισης κ.λπ.. Το βίντεο μπορεί να υποβληθεί σε επεξεργασία με χρήση μοντέλων, όπως το RNN (όπως είδαμε ήδη και σε κάποια από τα υπάρχοντα μοντέλα που αναφέρθηκαν), για την παρακολούθηση της δραστηριότητάς τους. Ειδικοί ήχοι καθώς και γραφικά μπορούν να χρησιμοποιηθούν για τον έλεγχο των εφαρμογών αυτών από τον χρήστη.

Επιπλέον, σχετικά με την περαιτέρω υποβοήθηση των ατόμων με ΔΑΦ θα μπορούσε να γίνει περισσότερη έρευνα, γύρω από τις εφαρμογές λήψης αποφάσεων οι οποίες θα λειτουργούν με χρήση τεχνητής νοημοσύνης. Τα περισσότερα από τα υπάρχοντα ερευνητικά άρθρα σχετικά με τη βοήθεια ατόμων μέσω εφαρμογής δεν χρησιμοποίησαν αλγόριθμους Τεχνητής Νοημοσύνης για τη λήψη αποφάσεων. Η Τεχνητή Νοημοσύνη είναι ικανή να αναγνωρίζει το συναίσθημα, τη συμπεριφορά, την ανάγκη και την ψυχική κατάσταση του ατόμου, συνεπώς τα ρομπότ, οι

εφαρμογές για κινητά και άλλες παρεμφερείς συσκευές μπορούν να λειτουργούν σύμφωνα με την απόφαση της Τεχνητής Νοημοσύνης. Αυτό θα μειώσει την εξάρτηση του ελέγχου από τους φροντιστές και τους κλινικούς καθώς το άτομο θα παρακολουθείται όλο το 24ωρο. Αυτές οι συσκευές θα το βοηθούσαν να αποκτήσει τις απαραίτητες δεξιότητες όπως κοινωνικές δεξιότητες, κανόνες, έκφραση, λέξεις, αριθμούς και ούτω καθεξής. Θα βρίσκονται επίσης σε ένα ελεγχόμενο και συνεχές μαθησιακό περιβάλλον, το οποίο θα είναι πολύ επωφελές στην αύξηση του ρυθμού ανάπτυξης του εγκεφάλου.

4.3 Συμπεράσματα

Τα άτομα με ΔΑΦ αποτελούν μέρος της κοινωνίας μας, αλλά ακόμη θεωρούνται «διαφορετικά» και παραμελούνται ή περιθωριοποιούνται. Λόγω της μη συμπερίληψης των αναγκών τους από το κοινωνικό σύνολο, αυτά τα άτομα αντιμετωπίζουν καθημερινά πολλά προβλήματα και δυσκολεύονται να ανταπεξέλθουν στο φυσικό περιβάλλον της μέσης καθημερινότητας. Συνεπώς δεν τους δίνεται η δυνατότητα να ανεξαρτητοποιηθούν και μένουν εξαρτημένοι από τους φροντιστές τους.

Το πιο βασικό ζητούμενο της διάγνωσης ατόμων με ΔΑΦ μπορούμε να πούμε, με βεβαιότητα, ότι είναι η έγκαιρη διάγνωση. Ιδιαίτερα από τη στιγμή που δεν υπάρχει φαρμακευτική αγωγή για θεραπεία εφ' όρου ζωής, η υποστήριξη και εκπαίδευση των ατόμων από νεαρή ηλικία μπορεί να αποτελέσει καθοριστικό παράγοντα στο πώς θα ζήσει το άτομο το υπόλοιπο της ζωής του.

Οι νέες τεχνολογίες με τη χρήση ΤΝ και ΜΜ μπορούν να βοηθήσουν σημαντικά στον έγκαιρο εντοπισμό των ΔΑΦ. Με την έγκαιρη διάγνωση, θα είναι πιο άμεσα διαθέσιμα στο άτομο με ΔΑΦ και τους φροντιστές του η απαραίτητη βοήθεια και τα μέσα που μπορούν να ληφθούν για να ενσωματωθεί με τον καλύτερο δυνατό τρόπο στην κοινωνία και στην καθημερινότητα.

Οι τεχνολογίες αυτές αν και πολλά υποσχόμενες σίγουρα δεν θα μπορούσαν να αντικαταστήσουν τον κλινικό, τουλάχιστον στο άμεσο μέλλον. Θα μπορούσαν όμως να τεθούν σε συστηματική εφαρμογή, κάποια χρονική στιγμή, σε ένα ενδιάμεσο στάδιο πριν από τη διάγνωση από κλινικό. Έχοντας μια εφαρμογή που θα μπορούσε να χρησιμοποιήσει το άτομο ή ο φροντιστής

του, η οποία θα συλλέγει χαρακτηριστικά και θα μπορεί να καταλήγει σε ένα συμπέρασμα, θα μπορούσαν να βοηθηθούν αρκετά σε πρώιμο χρονικά επίπεδο, οικογένειες που δεν έχουν άμεση πρόσβαση σε ιατροφαρμακευτική περίθαλψη για να έχουν μια έγκαιρη και συνοπτική εικόνα της σοβαρότητας της κατάστασης.

Με τον ίδιο τρόπο θα μπορούσαν να χρησιμοποιηθούν αντίστοιχες εφαρμογές για να υποβοηθηθεί το σύστημα υγείας. Η ετερογένεια εμφάνισης των ΔΑΦ αλλά και το γεγονός ότι αποτελούν μια νευροαναπτυξιακή διαταραχή, δηλαδή κάτι που δεν έχει εξωτερικά πάντα γνωρίσματα, καθιστά απαραίτητο το να διαγνωστεί το άτομο από τον ειδικό. Γενικά ήδη υπάρχει μια υποβάθμιση στον τομέα της ψυχικής υγείας σε σχέση με τα σωματικά ιατρικά προβλήματα που έχουν κατά κανόνα εμφανή συμπτώματα. Σε συνδυασμό με την υποβάθμιση αυτή αλλά και με το φόρτο ασθενών που έχουν τα κέντρα ψυχικής υγείας, ειδικά αυτά με δημόσιο χαρακτήρα (άρα και πιο προσβάσιμα σε οικονομικά ασθενείς οικογένειες με άτομα με ΔΑΦ), η χρήση της εφαρμογής σε αρχικό στάδιο ως μια σκιαγράφιση του ασθενούς και της σοβαρότητας της κατάστασης που θα έρθει αντιμέτωπος ο κλινικός, θα μπορούσε να βελτιώσει σημαντικά την εξυπηρέτηση των ασθενών. Συνδυαστικά μάλιστα με ένα αλγόριθμο που φτιάχνει ένα γενικό προφίλ για το άτομο και τη σοβαρότητα της κατάστασής που συμπεραίνει, μαζί με τα αιτήματα για ραντεβού αξιολόγησης θα μπορούσε να δοθεί η απαραίτητη προτεραιότητα σε συγκεκριμένες σοβαρές περιπτώσεις ώστε να τύχουν πιο άμεσης διαχείρισης.

Αν δεν μείνουμε βέβαια στη χρήση της ΤΝ μόνο για τη διάγνωση θα μπορούσαμε να επεκταθούμε και σε προοπτικές τέτοιων εφαρμογών ΜΜ και ΤΝ στην υποστήριξη των ατόμων με ΔΑΦ. Σε συνδυασμό ιδιαίτερα με εφαρμογές IoT θα υπήρχε δυνατότητα να βοηθηθούν τα άτομα με ΔΑΦ να λειτουργήσουν καλύτερα στην καθημερινότητά τους και να νιώθουν πιο άνετα σε καθημερινές διαδικασίες χωρίς να εξαρτώνται πάντα από τους φροντιστές τους. Τέτοιες τεχνολογίες θα μπορούσαν να εφαρμοστούν σε πολλούς τομείς όπως στην εκπαίδευση (στα σχολεία), στην ψυχαγωγία (σε εστιατόρια, κέντρα ψυχαγωγίας κλπ.), στη δημόσια ασφάλεια (στους δρόμους), στην υγεία, στον χώρο εργασίας τους αλλά και στο σπίτι, τόσο από την πλευρά του ατόμου με ΔΑΦ (εφαρμογή στο κινητό και άλλες smart συσκευές) αλλά και σαν συσκευές εφαρμογές που θα έχουν πρόσβαση στους χώρους αυτούς.

Η τεχνολογία συνεχώς εξελίσσεται και οι άνθρωποι στρέφονται προς αυτοματοποιημένες λύσεις που προσφέρουν τα μέσα της «έξυπνης πόλης». Η προσβασιμότητα και διαθεσιμότητα σε αυτές τις τεχνολογίες σε όλες τις κατηγορίες ανθρώπων, θα πρέπει να αποτελεί βασική μέριμνα της κοινωνίας. Γνωρίζουμε πως η άμεση ιατρική αξιολόγηση είναι μια διαδικασία ιδιαίτερα κοστοβόρα (σε χρήμα και σε χρόνο) για τον φροντιστή του παιδιού, γι' αυτό και η πρόσβαση σε αυτήν πολλές φορές είναι σχεδόν αδύνατη. Ετσι, ένα μέσο που θα μπορούσε να αποκτήσει άμεσα ο φροντιστής για έναν βασικό αρχικό έλεγχο και βασική αξιολόγηση της κατάστασης πριν την αξιολόγηση ειδικού, θα μπορούσε να θεωρηθεί πολύ βοηθητικό για πολλές οικογένειες με πιθανές, μη διαγνωσμένες περιπτώσεις ΔΑΦ. Οι τομείς της ΤΝ και της ΜΜ αποτελούν ήδη βασικούς πυλώνες στον τομέα της αυτοματοποίησης και πιο συγκεκριμένα των έξυπνων πόλεων και έτσι και σε άμεσα προσβάσιμα μέσα (κινητές εφαρμογές, εφαρμογές υπολογιστή, βίντεο) αλλά και σε μέσα που θα μπορούσε να χρησιμοποιήσει βοηθητικά στη διάγνωση ένας ειδικός.

Στη συγκεκριμένη έρευνα αναλύθηκαν μοντέλα και εφαρμογές κάποιες εκ των οποίων δεν έχουν υλοποιηθεί και δεν είναι όλες έτοιμες για ευρεία χρήση ως σίγουρη διάγνωση ΔΑΦ, αποτελούν όμως ένα σημαντικό αρχικό βήμα. Όλα πάντως δείχνουν προς ένα μέλλον πολλά υποσχόμενο στην καλύτερη και πιο γρήγορη διάγνωση των ΔΑΦ και συνεπώς στην υποστήριξη και ενσωμάτωση των ατόμων αυτών στην κοινωνία μας.

ΒΙΒΛΙΟΓΡΑΦΙΑ

- [1] Hodges, H., Fealko, C., & Soares, N. (2020). Autism spectrum disorder: definition, epidemiology, causes, and clinical evaluation. *Translational pediatrics*, 9(Suppl 1), S55.
- [2] Joon, P., Kumar, A., & Parle, M. (2021). What is autism?. *Pharmacological Reports*, 73(5), 1255-1264.
- [3] Kanner, L. (1943). Autistic disturbances of affective contact. *Nervous child*, 2(3), 217-250.
- [4] Gillberg, C. (2007). The autism spectrum. In *Handbook of intellectual and developmental disabilities* (pp. 41-59). Springer, Boston, MA.
- [5] Pandina, G., Ring, R. H., Bangerter, A., & Ness, S. (2020). Current approaches to the pharmacologic treatment of core symptoms across the lifespan of autism spectrum disorder. *Psychiatric Clinics*, 43(4), 629-645.
- [6] Siebes, R., Muntjewerff, J. W., & Staal, W. (2018). Differences of symptom distribution across adult age in high functioning individuals on the autism spectrum using subscales of the autism spectrum quotient. *Journal of Autism and Developmental Disorders*, 48(11), 3939-3944.
- [7] Bal, V. H., Kim, S. H., Fok, M., & Lord, C. (2019). Autism spectrum disorder symptoms from ages 2 to 19 years: Implications for diagnosing adolescents and young adults. *Autism Research*, 12(1), 89-99.
- [8] Lai, M. C., Lombardo, M. V., Chakrabarti, B., & Baron-Cohen, S. (2013). Subgrouping the autism “spectrum”: reflections on DSM-5. *PLoS biology*, 11(4), e1001544.
- [9] Robins, D. L., Casagrande, K., Barton, M., Chen, C. M. A., Dumont-Mathieu, T., & Fein, D. (2014). Validation of the modified checklist for autism in toddlers, revised with follow-up (M-CHAT-R/F). *Pediatrics*, 133(1), 37-45.
- [10] Patra, S., & Arun, P. (2011). Use of Indian scale for assessment of autism in child guidance clinic: An experience. *Indian journal of psychological medicine*, 33(2), 217-219.
- [11] Schopler, E., Reichler, R. J., DeVellis, R. F., & Daly, K. (1980). Toward objective classification of childhood autism: Childhood Autism Rating Scale (CARS). *Journal of autism and developmental disorders*.

- [12]Lundin, A., Kosidou, K., & Dalman, C. (2019). Measuring autism traits in the adult general population with the brief autism-spectrum quotient, AQ-10: Findings from the Stockholm public health cohort. *Journal of autism and developmental disorders*, 49(2), 773-780.
- [13] Brentani, H., Paula, C. S. D., Bordini, D., Rolim, D., Sato, F., Portolese, J., ... & McCracken, J. T. (2013). Autism spectrum disorders: an overview on diagnosis and treatment. *Brazilian Journal of Psychiatry*, 35, S62-S72.
- [14] Ornoy, A., Weinstein-Fudim, L., & Ergaz, Z. (2015). Prenatal factors associated with autism spectrum disorder (ASD). *Reproductive Toxicology*, 56, 155-169.
- [15] Raz, R., Roberts, A. L., Lyall, K., Hart, J. E., Just, A. C., Laden, F., & Weisskopf, M. G. (2015). Autism spectrum disorder and particulate matter air pollution before, during, and after pregnancy: a nested case-control analysis within the Nurses' Health Study II cohort. *Environmental health perspectives*, 123(3), 264-270.
- [16] Park, H. R., Lee, J. M., Moon, H. E., Lee, D. S., Kim, B. N., Kim, J., ... & Paek, S. H. (2016). A short review on the current understanding of autism spectrum disorders. *Experimental neurobiology*, 25(1), 1.
- [17] Baio, J., Wiggins, L., Christensen, D. L., Maenner, M. J., Daniels, J., Warren, Z., ... & Dowling, N. F. (2018). Prevalence of autism spectrum disorder among children aged 8 years—autism and developmental disabilities monitoring network, 11 sites, United States, 2014. *MMWR Surveillance Summaries*, 67(6), 1.
- [18] Nardone, S., & Elliott, E. (2016). The interaction between the immune system and epigenetics in the etiology of autism spectrum disorders. *Frontiers in neuroscience*, 329.
- [19] Styles, M., Alsharshani, D., Samara, M., Alsharshani, M., Khattab, A., Qoronfleh, M. W., & Al-Dewik, N. I. (2020). Risk factors, diagnosis, prognosis and treatment of autism. *Frontiers in Bioscience*, 25(9), 1682-1717.
- [20] Hansen, S. N., Schendel, D. E., & Parner, E. T. (2015). Explaining the increase in the prevalence of autism spectrum disorders: the proportion attributable to changes in reporting practices. *JAMA pediatrics*, 169(1), 56-62.
- [21] Fombonne, E. (2020). Epidemiological controversies in autism. *Swiss Archives of Neurology, Psychiatry and Psychotherapy*, 171(01).
- [22] Goel, R., Hong, J. S., Findling, R. L., & Ji, N. Y. (2018). An update on pharmacotherapy of autism spectrum disorder in children and adolescents. *International review of psychiatry*, 30(1), 78-95.

- [23] Weston, L., Hodgekins, J., & Langdon, P. E. (2016). Effectiveness of cognitive behavioural therapy with people who have autistic spectrum disorders: A systematic review and meta-analysis. *Clinical psychology review*, 49, 41-54.
- [24] Goldani, A. A., Downs, S. R., Widjaja, F., Lawton, B., & Hendren, R. L. (2014). Biomarkers in autism. *Frontiers in psychiatry*, 5, 100.
- [25] Taylor, L. J., Eapen, V., Maybery, M., Midford, S., Paynter, J., Quarmby, L., ... & Whitehouse, O. (2017). Brief report: an exploratory study of the diagnostic reliability for autism spectrum disorder. *Journal of autism and developmental disorders*, 47(5), 1551.
- [26] Noorbakhsh-Sabet, N., Zand, R., Zhang, Y., & Abedi, V. (2019). Artificial intelligence transforms the future of health care. *The American journal of medicine*, 132(7), 795-801.
- [27] Cabitza, F., Locoro, A., & Banfi, G. (2018). Machine learning in orthopedics: a literature review. *Frontiers in bioengineering and biotechnology*, 6, 75.
- [28] Zheng, A., & Casari, A. (2018). Feature engineering for machine learning: principles and techniques for data scientists. " O'Reilly Media, Inc."
- [29] Kokkotis, C., Moustakidis, S., Papageorgiou, E., Giakas, G., & Tsaopoulos, D. E. (2020). Machine learning in knee osteoarthritis: A review. *Osteoarthritis and Cartilage Open*, 2(3), 100069.
- [30] Gan, C. L. (2020). Prognostics and health management of electronics: Fundamentals, machine learning, and the internet of things.
- [31] LeCun, Y., Bengio, Y., & Hinton, G. (2015). Deep learning. *nature*, 521(7553), 436-444.
- [32] Dayan, P., Sahani, M., & Deback, G. (1999). Unsupervised learning. *The MIT encyclopedia of the cognitive sciences*, 857-859.
- [33] Raj, S., & Masood, S. (2020). Analysis and detection of autism spectrum disorder using machine learning techniques. *Procedia Computer Science*, 167, 994-1004.
- [34] Erkan, U., & Thanh, D. N. (2019). Autism spectrum disorder detection with machine learning methods. *Current Psychiatry Research and Reviews Formerly: Current Psychiatry Reviews*, 15(4), 297-308.
- [35] Tzotsos, A., & Argialas, D. (2008). Support vector machine classification for object-based image analysis. In *Object-Based Image Analysis* (pp. 663-677). Springer, Berlin, Heidelberg.

- [36] Pavithra, D., Jayanthi, A. N., & Nidhya, R. (2019, June). Comparison of Machine Learning Methods for Effective Autism Diagnosis. In *International Conference on Soft Computing and Signal Processing* (pp. 629-637). Springer, Singapore.
- [37] Eslami, T., Raiker, J. S., & Saeed, F. (2021). Explainable and scalable machine learning algorithms for detection of autism spectrum disorder using fMRI data. In *Neural Engineering Techniques for Autism Spectrum Disorder* (pp. 39-54). Academic Press.
- [38] Zhang, H. (2005). Exploring conditions for the optimality of naive Bayes. *International Journal of Pattern Recognition and Artificial Intelligence*, 19(02), 183-198.
- [39] T. H. McCormick, A. E. Raftery, D. Madigan, R. S. Burd, Dynamic logistic regression and dynamic model averaging for binary classification, *Biometrics* 68 (1) (2012) 23–30.
- [40] Ghosh, T., Al Banna, M. H., Rahman, M. S., Kaiser, M. S., Mahmud, M., Hosen, A. S., & Cho, G. H. (2021). Artificial intelligence and internet of things in screening and management of autism spectrum disorder. *Sustainable Cities and Society*, 74, 103189.
- [41] Ho, T. K. (1995, August). Random decision forests. In *Proceedings of 3rd international conference on document analysis and recognition* (Vol. 1, pp. 278-282). IEEE.
- [42] Zhu, W., Zeng, N., & Wang, N. (2010). Sensitivity, specificity, accuracy, associated confidence interval and ROC analysis with practical SAS implementations. *NESUG proceedings: health care and life sciences, Baltimore, Maryland*, 19, 67.
- [43] Bertoncelli, C. M., Altamura, P., Vieira, E. R., Bertoncelli, D., & Solla, F. (2019). Using artificial intelligence to identify factors associated with autism spectrum disorder in adolescents with cerebral palsy. *Neuropediatrics*, 50(03), 178-187.
- [44] Thabtah, F. (2017, May). Autism spectrum disorder screening: machine learning adaptation and DSM-5 fulfillment. In *Proceedings of the 1st International Conference on Medical and health Informatics 2017* (pp. 1-6).
- [45] Lord, C., Rutter, M., Goode, S., Heemsbergen, J., Jordan, H., Mawhood, L., & Schopler, E. (1989). Autism diagnostic observation schedule: A standardized observation of communicative and social behavior. *Journal of autism and developmental disorders*, 19(2), 185-212.
- [46] Wall, D. P., Kosmicki, J., Deluca, T. F., Harstad, E., & Fusaro, V. A. (2012). Use of machine learning to shorten observation-based screening and diagnosis of autism. *Translational psychiatry*, 2(4), e100-e100.

- [47] Wall, D. P., Dally, R., Luyster, R., Jung, J. Y., & DeLuca, T. F. (2012). Use of artificial intelligence to shorten the behavioral diagnosis of autism.
- [48] Abbas, H., Garberson, F., Liu-Mayo, S., Glover, E., & Wall, D. P. (2020). Multi-modular AI approach to streamline autism diagnosis in young children. *Scientific reports*, 10(1), 1-8.
- [49] Abbas, H., Garberson, F., Glover, E., & Wall, D. P. (2018). Machine learning approach for early detection of autism by combining questionnaire and home video screening. *Journal of the American Medical Informatics Association*, 25(8), 1000-1007.
- [50] Abbas, H., Garberson, F., Glover, E., & Wall, D. P. (2017, December). Machine learning for early detection of autism (and other conditions) using a parental questionnaire and home video screening. In *2017 IEEE International Conference on Big Data (Big Data)* (pp. 3558-3561). IEEE.
- [51] Kosmicki, J. A., Sochat, V., Duda, M., & Wall, D. P. (2015). Searching for a minimal set of behaviors for autism detection through feature selection-based machine learning. *Translational psychiatry*, 5(2), e514-e514.
- [52] Levy, S., Duda, M., Haber, N., & Wall, D. P. (2017). Sparsifying machine learning models identify stable subsets of predictive features for behavioral detection of autism. *Molecular autism*, 8(1), 1-17.
- [53] Tariq, Q., Daniels, J., Schwartz, J. N., Washington, P., Kalantarian, H., & Wall, D. P. (2018). Mobile detection of autism through machine learning on home video: A development and prospective validation study. *PLoS medicine*, 15(11), e1002705.
- [54] Peral Cortés, J., Gil, D., Rotbei, S., Amador, S., Guerrero, M., & Moradi, H. (2020). A Machine Learning and Integration Based Architecture for Cognitive Disorder Detection Used for Early Autism Screening.
- [55] Omar, K. S., Mondal, P., Khan, N. S., Rizvi, M. R. K., & Islam, M. N. (2019, February). A machine learning approach to predict autism spectrum disorder. In *2019 international conference on electrical, computer and communication engineering (ECCE)* (pp. 1-6). IEEE.
- [56] Thabtah, F., & Peebles, D. (2020). A new machine learning model based on induction of rules for autism detection. *Health informatics journal*, 26(1), 264-286.
- [57] Halibas, A. S., Reazol, L. B., Delvo, E. G. T., & Tibudan, J. C. (2018, November). Performance analysis of machine learning classifiers for asd screening. In *2018 International Conference on Innovation and Intelligence for Informatics, Computing, and Technologies (3ICT)* (pp. 1-6). IEEE.

- [58] Akter, T., Satu, M. S., Khan, M. I., Ali, M. H., Uddin, S., Lio, P., ... & Moni, M. A. (2019). Machine learning-based models for early stage detection of autism spectrum disorders. *IEEE Access*, 7, 166509-166527.
- [59] Tyagi, B., Mishra, R., & Bajpai, N. (2018). Machine Learning Techniques to Predict Autism Spectrum Disorder. In *2018 IEEE Punecon* (pp. 1-5). IEEE.
- [60] Abdullah, A. A., Rijal, S., & Dash, S. R. (2019, November). Evaluation on machine learning algorithms for classification of autism spectrum disorder (ASD). In *Journal of Physics: Conference Series* (Vol. 1372, No. 1, p. 012052). IOP Publishing.
- [61] Elavarasi, S. A., Jayanthi, J., & Jayasankar, N. B. T. (2020). Methods for Improving the Predictive Accuracy of Autism Spectrum Disorder Screening using Machine Learning Algorithms. *Methods (San Diego, Calif.)*, 29(03), 9255-9262.
- [62] Achenie, L. E., Scarpa, A., Factor, R. S., Wang, T., Robins, D. L., & McCrickard, D. S. (2019). A machine learning strategy for autism screening in toddlers. *Journal of developmental and behavioral pediatrics: JDBP*, 40(5), 369.
- [63] Florio, T., Einfeld, S., Tonge, B., & Brereton, A. (2009). Providing an independent second opinion for the diagnosis of autism using artificial intelligence over the internet. *Couns, Psycho Health Use Technol Mental Health*, 5, 232-248.
- [64] Che, M., Wang, L., Huang, L., & Jiang, Z. (2019, December). An Approach for Severity Prediction of Autism Using Machine Learning. In *2019 IEEE International Conference on Industrial Engineering and Engineering Management (IEEM)* (pp. 701-705). IEEE.
- [65] Pavithra, D., Jayanthi, A. N., & Nidhya, R. (2019, June). Comparison of Machine Learning Methods for Effective Autism Diagnosis. In *International Conference on Soft Computing and Signal Processing* (pp. 629-637). Springer, Singapore.
- [66] Yerramreddy, S., Basu, S., Ojha, A. D., & Kalbande, D. (2020). Machine Learning Approach for Diagnosis of Autism Spectrum Disorders. In *International Conference on Innovative Computing and Communications* (pp. 193-205). Springer, Singapore.
- [67] Sharif, H., & Khan, R. A. (2022). A novel machine learning-based framework for detection of autism spectrum disorder (ASD). *Applied Artificial Intelligence*, 36(1), 2004655.
- [68] Parikh, M. N., Li, H., & He, L. (2019). Enhancing diagnosis of autism with optimized machine learning models and personal characteristic data. *Frontiers in computational neuroscience*, 13, 9.

- [69] Eslami, T., Raiker, J. S., & Saeed, F. (2021). Explainable and scalable machine learning algorithms for detection of autism spectrum disorder using fMRI data. In *Neural Engineering Techniques for Autism Spectrum Disorder* (pp. 39-54). Academic Press.
- [70] Byeon, K., Kwon, J., Hong, J., & Park, H. (2020, February). Artificial neural network inspired by neuroimaging connectivity: application in autism spectrum disorder. In *2020 IEEE International Conference on Big Data and Smart Computing (BigComp)* (pp. 575-578). IEEE.
- [71] Tejawani, R., Liska, A., You, H., Reinen, J., & Das, P. (2017). Autism classification using brain functional connectivity dynamics and machine learning. *arXiv preprint arXiv:1712.08041*.
- [72] Zhao, Z., Zhang, X., Li, W., Hu, X., Qu, X., Cao, X., ... & Lu, J. (2019). Applying machine learning to identify autism with restricted kinematic features. *IEEE Access*, 7, 157614-157622.
- [73] Vabalas, A., Gowen, E., Poliakoff, E., & Casson, A. J. (2020). Applying machine learning to kinematic and eye movement features of a movement imitation task to predict autism diagnosis. *Scientific reports*, 10(1), 1-13.
- [74] Liu, W., Yu, X., Raj, B., Yi, L., Zou, X., & Li, M. (2015, September). Efficient autism spectrum disorder prediction with eye movement: A machine learning framework. In *2015 international conference on affective computing and intelligent interaction (acii)* (pp. 649-655). IEEE.
- [75] Yaneva, V., Eraslan, S., Yesilada, Y., & Mitkov, R. (2020). Detecting high-functioning autism in adults using eye tracking and machine learning. *IEEE Transactions on Neural Systems and Rehabilitation Engineering*, 28(6), 1254-1261.
- [76] Talebi, N., Nasrabadi, A. M., Mohammad-Rezazadeh, I., & Coben, R. (2019). NCREANN: Nonlinear causal relationship estimation by artificial neural network; applied for autism connectivity study. *IEEE transactions on medical imaging*, 38(12), 2883-2890.
- [77] Alam, M. E., Kaiser, M. S., Hossain, M. S., & Andersson, K. (2018, September). An IoT-belief rule base smart system to assess autism. In *2018 4th International Conference on Electrical Engineering and Information & Communication Technology (iCEEiCT)* (pp. 672-676). IEEE.



ΧΑΡΟΚΟΠΕΙΟ ΠΑΝΕΠΙΣΤΗΜΙΟ

ΣΧΟΛΗ ΨΗΦΙΑΚΗΣ ΤΕΧΝΟΛΟΓΙΑΣ
ΤΜΗΜΑ ΠΛΗΡΟΦΟΡΙΚΗΣ ΚΑΙ ΤΗΛΕΜΑΤΙΚΗΣ