

ΙΟΝΙΟ ΠΑΝΕΠΙΣΤΗΜΙΟ

ΤΜΗΜΑ ΠΛΗΡΟΦΟΡΙΚΗΣ



-Πτυχιακή Εργασία-

Ανάπτυξη εφαρμογής για την υποστήριξη απόφασης στην διάγνωση του
Alzheimer 's.

Χριστίνα Σπανού

Π2018134

Επιβλέπων: Θεμιστοκλής Έξαρχος

Μάρτιος 2023

Επιβλέπων

Θεμιστοκλής Έξαρχος, Αναπληρωτής Καθηγητής, Τμήμα Πληροφορικής, Ιόνιο Πανεπιστήμιο

Τριμελής Επιτροπή

Θεμιστοκλής Έξαρχος, Αναπληρωτής Καθηγητής, Τμήμα Πληροφορικής, Ιόνιο Πανεπιστήμιο

Κάτια – Λήδα Κερμανίδου, Αναπληρώτρια Καθηγήτρια, Τμήμα Πληροφορικής, Ιόνιο
Πανεπιστήμιο

Αριστείδης Βραχάτης, Επίκουρος Καθηγητής, Τμήμα Πληροφορικής, Ιόνιο Πανεπιστήμιο

Περίληψη

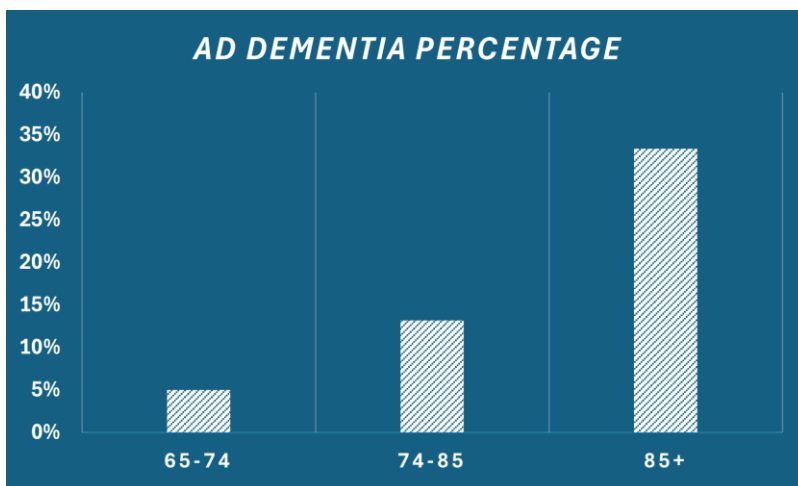
Η νόσος Alzheimer (AD) αποτελεί μια από τις πιο συχνές νευροεκφυλιστικές ασθένειες του 21^ο αιώνα. Είναι προοδευτική, δηλαδή εντείνεται με την πάροδο του χρόνου και μέχρι σήμερα δεν υπάρχει κάποια θεραπεία. Η μόνη διαθέσιμη διαχείριση της νόσου είναι φάρμακα που καθυστερούν την εξέλιξή της, εφόσον έχει γίνει έγκαιρα η διάγνωση. Ο σκοπός της παρούσας εργασίας είναι η δημιουργία ενός Συστήματος Υποστήριξης Αποφάσεων για την υποστήριξη της απόφασης στην διάγνωση του Alzheimer. Για την ανάπτυξη του συστήματος χρησιμοποιήθηκαν τεχνικές μηχανικής μάθησης, συγκεκριμένα αλγόριθμοι ταξινόμησης, με στόχο την δημιουργία ενός μοντέλου που θα ενσωματωθεί σε μια γραφική διεπαφή (ιστοσελίδα) για χρήση από τον ιατρό. Για την κατασκευή του μοντέλου χρησιμοποιήθηκαν δεδομένα ασθενών Alzheimer και ασθενών με Mild Cognitive Impairment (MCI). Πιο αναλυτικά το dataset περιέχει 820 εισαγωγές, όπου 590 είναι υγιείς, 135 πάσχουν από MCI και 95 πάσχουν από AD. Επιλέχθηκαν 5 αλγόριθμοι ταξινόμησης ο Multilayer Perceptron, ο k-Nearest Neighbor, ο JRip, ο Decision Tree και ο Random Forest και η διαδικασία της ταξινόμησης χωρίστηκε και 4 φάσεις: α. ταξινόμηση χωρίς φίλτρα, β. ταξινόμηση με το φίλτρο Attribute Selection, γ. ταξινόμηση με το φίλτρο Class Balancer και δ. ταξινόμηση με τον Cost Sensitive Classifier. Υψηλότερες επιδόσεις είχαν οι αλγόριθμοι Decision Tree με το φίλτρο Attribute Selection, Random Forest χωρίς φίλτρα και Random Forest με τον Cost Sensitive Classifier με ακρίβειες 90.24%, 91,21% και 91,34% αντίστοιχα. Το μοντέλο που επιλέχθηκε για εξαγωγή και ενσωμάτωση στην γραφική διεπαφή χρήστη είναι αυτό του Decision Tree. Τέλος, η ιστοσελίδα αποτελείται από 3 σελίδες, το Home Page όπου παρέχονται κάποιες γενικές πληροφορίες για το σύστημα, το System Page που ο χρήστης εισάγει τα απαραίτητα δεδομένα για τη λειτουργία του μοντέλου και το Outcome Page το οποίο εμφανίζει το αποτέλεσμα.

Περίληψη.....	4
1. Εισαγωγή.....	6
1.1. Η νόσος Alzheimer	6
1.2. Συστήματα Υποστήριξης Αποφάσεων	8
1.3. Σκοπός εργασίας.....	10
1.4. Σχετική βιβλιογραφία.....	11
2. Μεθοδολογία	26
2.1. Περιβάλλον επεξεργασίας και ταξινόμησης των δεδομένων.....	26
2.2. Περιγραφή Δεδομένων	27
2.3. Προεπεξεργασία Δεδομένων	29
2.4. Τεχνικές Μηχανικής Μάθησης.....	29
2.5. Αλγόριθμοι Ταξινόμησης	31
2.6. Μετρικές Αξιολόγησης Απόδοσης	35
2.7. Γραφική Διεπαφή Χρήστη-Ιστοσελίδα	36
3. Αποτελέσματα	44
3.1. Αποτελέσματα ταξινόμησης	44
3.1.1. Ταξινόμηση χωρίς φίλτρα	45
3.1.2. Ταξινόμηση με Attribute Selection	47
3.1.3. Ταξινόμηση με Class Balancer	48
3.1.4. Ταξινόμηση με Cost Sensitive Classifier	51
3.2. Σύνοψη αποτελεσμάτων	53
3.2.1. Ταξινόμηση χωρίς φίλτρα	53
3.2.2. Ταξινόμηση με Attribute Selection	55
3.2.3. Ταξινόμηση με Class Balancer	56
3.2.4. Ταξινόμηση με Cost Sensitive Classifier	58
3.3. Αποτελέσματα Ιστοσελίδας	60
4. Συμπεράσματα.....	61
5. Συζήτηση.....	64
6. Βιβλιογραφία	66

1. Εισαγωγή

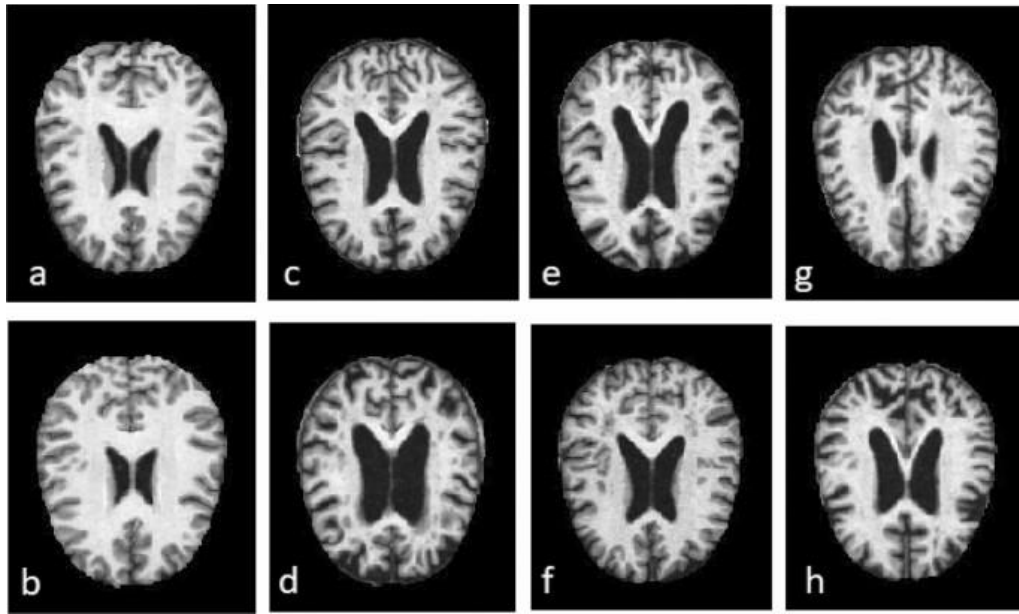
1.1. Η νόσος Alzheimer

Η νόσος Alzheimer (AD) αποτελεί την κύρια αιτία της άνοιας και είναι μια από τις μεγαλύτερες προκλήσεις στον τομέα της υγείας τον 21^ο αιώνα [1]. Η άνοια είναι μια κλινική κατάσταση που χαρακτηρίζεται από απώλεια λειτουργικότητας σε πολλαπλούς γνωστικούς τομείς. Περίπου 50 εκατομμύρια άνθρωποι σε όλο τον κόσμο πάσχουν από άνοια [2], με τη νόσο Alzheimer να ευθύνεται για το 60% έως 80% αυτών των περιπτώσεων [3]. Η νόσος AD αποτελεί την πέμπτη αιτία θανάτου μεταξύ των ατόμων ηλικίας 65 ετών και άνω για το 2021. Παράλληλα ο κίνδυνος εμφάνισης της νόσου από την ηλικία των 45 ετών είναι 1 στις 5 για τις γυναίκες και 1 στους 10 για τους άνδρες. Περίπου 1 στους 9 (10,9%) ηλικίας 65 ετών και άνω, πάσχουν από άνοια που προκαλείται από τη νόσο AD [4]. Το ποσοστό των ανθρώπων με άνοια που προκαλείται από AD έχει παρατηρηθεί ότι αυξάνεται με την ηλικία. Πιο αναλυτικά, τα ποσοστά είναι το 5% των ατόμων με ηλικία 65-74, το 13,2% των ατόμων με ηλικία 75-84 και το 33,4 για άτομα με ηλικία 85 και άνω (Εικόνα 1). Πάρα ταύτα, άτομα ηλικίας κάτω των 65 ετών μπορούν επίσης να αναπτύξουν τη νόσο Alzheimer, αν και οι μελέτες επιπολασμού σε άτομα νεότερης ηλικίας είναι περιορισμένες.

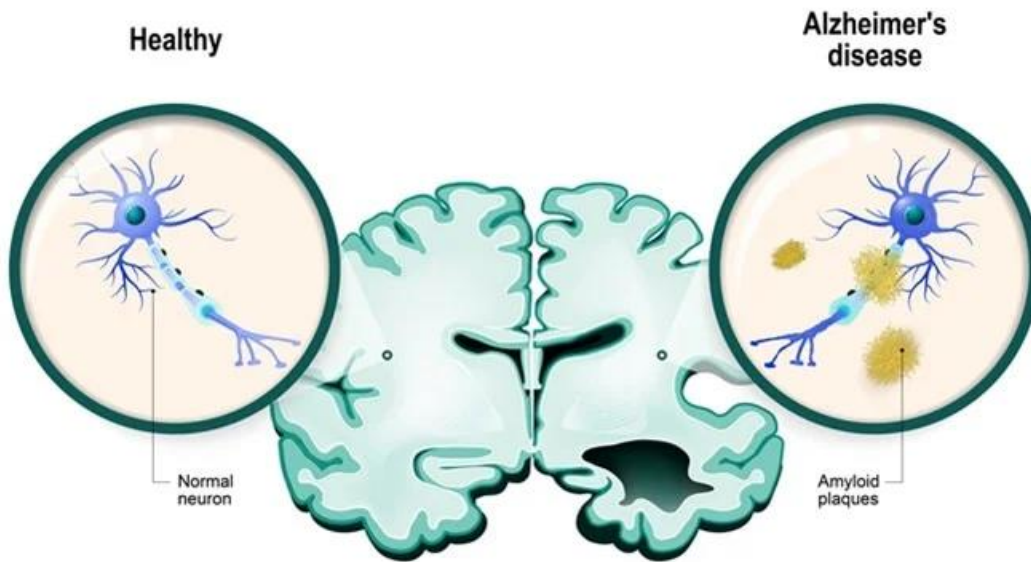


Εικόνα 1 Ποσοστό άνοιας από AD ανά ηλικιακή ομάδα.

Το AD είναι μια προοδευτική ασθένεια, κάτι που σημαίνει ότι τα συμπτώματα αναπτύσσονται σταδιακά και εντείνονται με την πάροδο του χρόνου. Ανήκει στην κατηγορία των νευροεκφυλιστικών νόσων και συνήθως εμφανίζεται σε άτομα μεγαλύτερης ηλικίας, 65 ετών και άνω [5]. Τα νευροεκφυλιστικά νοσήματα προκαλούνται ως απόρροια πρωτοπαθούς εκφύλισης των νευρώνων του νευρικού συστήματος σε συγκεκριμένες ανατομικές περιοχές του εγκεφάλου. Ειδικότερα, διαταράσσεται η δομή και λειτουργία των νευρώνων σε διακριτές περιοχές του νευρικού συστήματος και πλήττονται συγκεκριμένοι κυτταρικοί πληθυσμοί. Η ανακάλυψη του Alzheimer's ως νευροεκφυλιστική νόσος έγινε το 1901 από τον Γερμανό νευρολόγο, Alois Alzheimer, ο οποίος εξέτασε μια 51χρονη γυναίκα που υπέφερε από απώλεια μνήμης, αποπροσανατολισμό και ψευδαισθήσεις. Η αυτοψία της αποκάλυψε πλάκες και κόμβους στον εγκεφαλικό φλοιό, γεγονός που τον έπεισε ότι τα συμπτώματα αυτά ξεπερνούν την κατάσταση της τυπικής άνοιας. Πιο συγκεκριμένα, η παθογένεια του AD χαρακτηρίζεται από τα εξωκυτταρικά συσσωματώματα πλακών του β αμυλοειδούς πεπτιδίου (Αβ), τους ενδοκυτταρικούς νευροϊνιδιακούς κόμβους από υπερφωσφορυλιωμένη πρωτεΐνη tau στις φλοιώδεις και μεταιχμιακές περιοχές του ανθρώπινου εγκεφάλου, την υπερ-ενεργοποίηση των νευρογλοιακών κυττάρων και την απώλεια των νευρώνων [6], [7]. Ωστόσο, οι μηχανισμοί της παθογένειας του AD, παραμένουν μέχρι και σήμερα ελάχιστα κατανοητοί. Στις παρακάτω εικόνες (2,3) φαίνεται η εξέλιξη της νόσου καθώς και οι συσώρευση των αμυλοειδών πλακών αντίστοιχα.

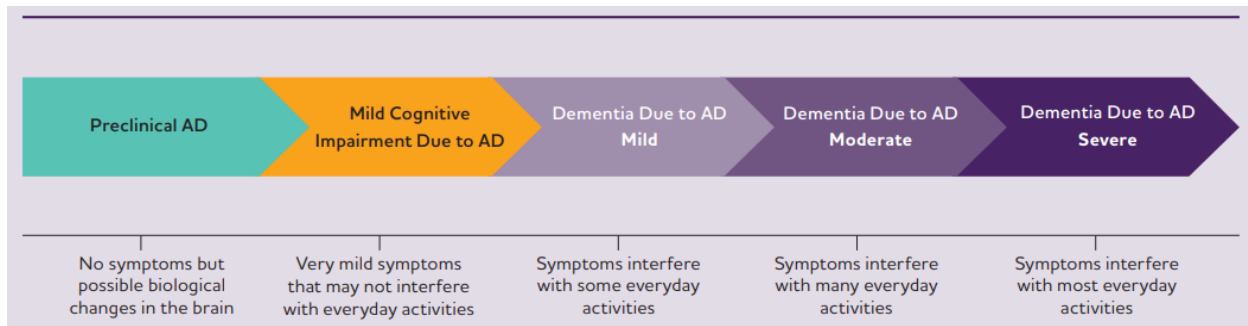


Εικόνα 2 Η εξέλιξη της νόσου AD [8].



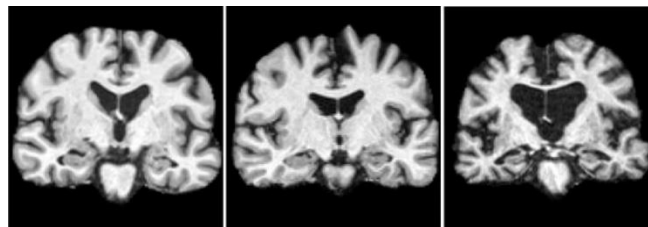
Εικόνα 3 Υγιής νευρώνας και νευρώνας με αμυλοειδής πλάκες [9].

Η νόσος Alzheimer ξεκινά με μια ασυμπτωματική φάση που προκαλεί μόνο νευροπαθολογικές αλλαγές [10]. Η ανίχνευση αυτής της εγκεφαλικής παθολογίας μπορεί να γίνει *in vivo* με την χρήση βιοδεικτών Αβ αμυλοειδούς και πρωτεΐνης tau. Αυτή η φάση αποτελεί το προ-κλινικό στάδιο (preclinical stage) της νόσου AD και μπορεί να διαρκέσει μέχρι και 20 έως 30 χρόνια, χωρίς κανένα απολύτως σύμπτωμα. Για κάποιους ασθενείς υπάρχει η δυνατότητα παραμονής σε αυτό το στάδιο για το υπόλοιπο της ζωής τους, ενώ οι υπόλοιποι αναπτύσσουν τα πρώτα γνωστικά συμπτώματα που πληρούν τα κριτήρια για την Ήπια Γνωστική Διαταραχή (Εικόνα 4).



Εικόνα 4 Η νόσος Alzheimer σε ένα συνεχές φάσμα [4].

Τα ακριβή αίτια της νόσου δεν είναι ακόμη πλήρως αντιληπτά, αν και πιστεύεται ότι ορισμένα πράγματα αυξάνουν τον κίνδυνο εμφάνισης της πάθησης. Αυτά περιλαμβάνουν: τη γήρανση, το οικογενειακό ιστορικό, το σύνδρομο Down, προηγούμενα τραύματα στο κεφάλι, το κάπνισμα, τον διαβήτη, την υπέρταση και το ιστορικό καρδιαγγειακών νοσημάτων. Βασικά συμπτώματα είναι η σύγχυση, ο αποπροσανατολισμός, η δυσκολία στον προγραμματισμό και τη λήψη αποφάσεων, προβλήματα με την ομιλία και τη γλώσσα, αλλαγές στην προσωπικότητα (π.χ. επιθετικότητα), ψευδαισθήσεις, κακή διάθεση και άγχος [11]. Η Ήπια Γνωστική Διαταραχή (Mild Cognitive Impairment-MCI) χαρακτηρίζεται από απώλεια μνήμης και θεωρείται ότι αποτελεί πρώιμο σημάδι του Alzheimer's. Το MCI αποτελεί μια μεταβατική κατάσταση που εμφανίζεται μεταξύ της υγιούς γήρανσης και της έναρξης του AD (Εικόνα 5) [12]. Προς το παρόν δεν υπάρχει θεραπεία για τη νόσο, υπάρχουν όμως διαθέσιμα φάρμακα που μπορούν να μειώσουν την εξέλιξη των συμπτωμάτων [5]. Παρόλο που δεν υπάρχει διαθέσιμος τρόπος να αναστραφούν οι παθολογικές αλλαγές που έχουν συμβεί έως τη στιγμή της διάγνωσης, μπορεί να είναι δυνατή η πρόληψη ή η καθυστέρηση της ανάπτυξης της άνοιας σε ένα μέρος των ασθενών [13]. Μια θεραπεία που χορηγείται σε πρώιμο στάδιο της νόσου είναι πιο αποτελεσματική και προλαμβάνει περισσότερες βλάβες σε σχέση με μια θεραπεία που χορηγείται σε μεταγενέστερο στάδιο. Η έγκαιρη και ακριβής διάγνωση της νόσου αποτελεί το πιο σημαντικό κομμάτι στην διαχείριση της, ώστε το άτομο και οι φροντιστές του να έχουν το χρόνο να κάνουν επιλογές και να προγραμματίσουν το μέλλον, καθώς και να έχουν πρόσβαση σε θεραπείες που μπορούν να βοηθήσουν στη ρύθμιση των συμπτωμάτων.



Εικόνα 5 Αριστερά: υγιής ασθενής, κέντρο: ασθενής με MCI, δεξιά: ασθενής με AD [14].

1.2. Συστήματα Υποστήριξης Αποφάσεων

Τα Συστήματα Υποστήριξης Αποφάσεων (Decision Support Systems – DSS) εμφανίστηκαν στα τέλη του '60, με σκοπό την ανάπτυξη μιας νέας κατηγορίας Πληροφοριακών Συστημάτων. Ο John D.C. Little (1970) όρισε ότι ένα σύστημα υποστήριξης αποφάσεων είναι ένα σύνολο διαδικασιών για την επεξεργασία δεδομένων και κρίσεων με στόχο να υποβοηθήσουν στη διαδικασία λήψης μιας απόφασης. Τα DSS έχουν εξελιχθεί σημαντικά από την αρχική τους μορφή, επεκτείνοντας τη χρήση τους πέρα από τις επιχειρήσεις, σε τομείς όπως η βιομηχανία, η υγειονομική περίθαλψη, η γεωργία, η εκπαίδευση και η δημόσια διοίκηση.

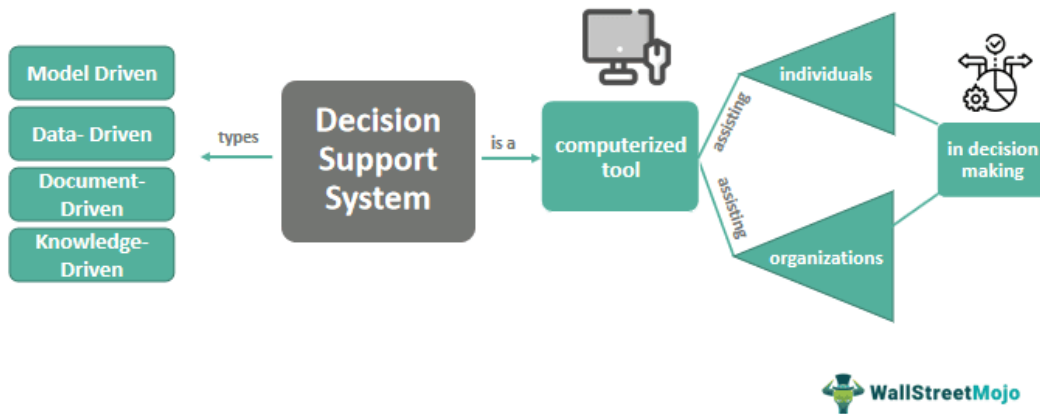
Τα σύγχρονα DSS περιλαμβάνουν πλέον, όχι μόνο τη συλλογή και ανάλυση δεδομένων, αλλά και δυνατότητες προσομοίωσης, προβλέψεων και διαχείρισης κινδύνου. Τα DSS βασίζονται σε προηγμένα μοντέλα επεξεργασίας πληροφοριών, όπως τεχνικές εξόρυξης δεδομένων, τεχνητή νοημοσύνη και αλγορίθμους μηχανικής μάθησης, για να εντοπίζουν τάσεις και να παράγουν εξατομικευμένες αναλύσεις. Στις επιχειρήσεις, για παράδειγμα, τα DSS μπορεί να προβλέπουν πωλήσεις, να αναλύουν την απόδοση προϊόντων και να βελτιστοποιούν την εφοδιαστική αλυσίδα. Χωρίζονται στις εξής κατηγορίες: στα συστήματα “οδηγούμενα” από μοντέλα (model-driven DSS), στα συστήματα “οδηγούμενα” από δεδομένα (data-driven DSS), στα συστήματα “οδηγούμενα” από επικοινωνίες (communications-driven DSS), στα συστήματα “οδηγούμενα” από κείμενα (document-driven DSS), και στα συστήματα “οδηγούμενα” από γνώση (knowledge-driven DSS) (Εικόνα 6).



Εικόνα 6 Τύποι Συστημάτων Υποστήριξης Αποφάσεων [15].

Ένα σημαντικό χαρακτηριστικό των DSS είναι η διαδραστικότητά τους. Οι χρήστες μπορούν να εισάγουν διαφορετικές παραμέτρους και να βλέπουν σε πραγματικό χρόνο τα αποτελέσματα αλλαγών, γεγονός που τους επιτρέπει να αξιολογούν εναλλακτικά σενάρια και να επιλέγουν τη βέλτιστη στρατηγική. Παράλληλα, τα DSS ενσωματώνονται με εργαλεία οπτικοποίησης δεδομένων, καθιστώντας την ανάλυση πιο κατανοητή και προσβάσιμη σε χρήστες που δεν διαθέτουν εξειδικευμένες γνώσεις. Τα εξελιγμένα DSS υποστηρίζουν επίσης συνεργατικές αποφάσεις (Collaborative Decision Support Systems), όπου πολλοί χρήστες μπορούν να συνεργάζονται σε ένα κοινό περιβάλλον για να αναλύουν δεδομένα και να λαμβάνουν από κοινού αποφάσεις. Τέτοιες δυνατότητες συνεργασίας είναι ιδιαίτερα χρήσιμες σε πολύπλοκα περιβάλλοντα, όπως οι μεγάλες επιχειρήσεις ή οι κρατικοί οργανισμοί, όπου η συνδυασμένη γνώση από διάφορους τομείς είναι απαραίτητη για τη διαχείριση κρίσιμων καταστάσεων.

Decision Support System



Εικόνα 7 Λογική DSS [16].

Τα Κλινικά Συστήματα Υποστήριξης Αποφάσεων (Clinical Decision Support Systems – CDSS) εστιάζουν στον τομέα της υγείας. Το CDSS μπορεί να οριστεί ως κάθε ηλεκτρονικό ή μη σύστημα γνώσης, ειδικά σχεδιασμένο για να βοηθά στη λήψη κλινικών αποφάσεων, όπου ανάλογα με τα δεδομένα εισόδου του κάθε ασθενούς, μπορεί να δώσει τις εκτιμήσεις, την πρόγνωση και τις ιατρικές συστάσεις με βάση τη φύση της εκάστοτε ιατρικής κατάστασης [17]. Τα CDSS μπορούν να ομαδοποιηθούν με βάση την κυρίαρχη μηχανή εξαγωγής συμπερασμάτων που κατέχουν, όπως συστημάτων που βασίζονται σε κανόνες (rule-based systems), συστημάτων που βασίζονται σε κλινικές οδηγίες (clinical guideline-based systems) και συστημάτων που βασίζονται σε σημασιολογικά δίκτυα (semantic network-based systems) [3]. Επιπλέον, ένα σύγχρονο CDSS μπορεί να αξιοποιεί τεχνικές τεχνητής νοημοσύνης και μηχανικής μάθησης για να αναγνωρίζει μοτίβα και να εντοπίζει ανωμαλίες στα δεδομένα ασθενών, προσφέροντας ακόμα πιο ακριβείς και προσωποποιημένες προτάσεις. Τα συστήματα αυτά έχουν εξελιχθεί, ώστε να ενσωματώνουν εξελιγμένες αναλύσεις δεδομένων, υποστηρίζοντας τον ιατρικό κλάδο σε μια ευρεία γκάμα από διαγνωστικές και θεραπευτικές αποφάσεις.

Οι νέες τεχνολογίες επιτρέπουν επίσης την ενσωμάτωση μεγάλων βάσεων δεδομένων και δυνατοτήτων real-time ενημέρωσης, γεγονός που καθιστά τα CDSS πιο αποτελεσματικά στη λήψη αποφάσεων, ειδικά σε καταστάσεις έκτακτης ανάγκης ή όταν οι κλινικές συνθήκες ενός ασθενούς αλλάζουν ραγδαία. Με την πάροδο του χρόνου, τα CDSS ενσωματώνονται όλο και περισσότερο με ηλεκτρονικούς φακέλους υγείας (Electronic Health Records - EHR), επιτρέποντας την άμεση πρόσβαση στις πληροφορίες και τη διασταύρωση κλινικών δεδομένων σε πραγματικό χρόνο, προσφέροντας έτσι στους ιατρούς πιο πλήρη εικόνα για την κατάσταση του ασθενούς και πιο αξιόπιστη υποστήριξη στη λήψη αποφάσεων.

1.3. Σκοπός εργασίας

Η διάγνωση του Alzheimer είναι πολύ δύσκολη, ιδίως στα αρχικά στάδια της νόσου. Επί του παρόντος, δεν υπάρχει ένα συγκεκριμένο ή απλό τεστ για την διάγνωση αυτής της ασθένειας. Η διάγνωσή της γίνεται μέσω μιας περίπλοκης διαδικασίας με την εκτέλεση πολλών και διαφόρων ελέγχων και εξετάσεων. Κάποιοι από τους λόγους που προκαλούν δυσκολίες στην διάγνωση περιλαμβάνουν: την πολυπλοκότητα της διαδικασίας της διάγνωσης, την ομοιότητα της νόσου με άλλες αιτίες άνοιας, γιατρούς που έρχονται αντιμέτωποι με μεγάλο όγκο δεδομένων, γιατρούς με περιορισμένη γνώση ή χρήση ιατρικών κατευθυντήριων και την εγγενή πολυπλοκότητα του AD [18]. Λαμβάνοντας υπόψιν τις προκλήσεις αυτές, η ανάπτυξη ενός Συστήματος Υποστήριξης Αποφάσεων θα μπορούσε να θεωρηθεί βασική προσέγγιση για την εξάλειψη των προαναφερόμενων δυσκολιών [14]. Σκοπός της παρούσας εργασίας, είναι η δημιουργία

μιας εφαρμογής για την υποστήριξη απόφασης στην διάγνωση του Alzheimer's. Πιο συγκεκριμένα, με τη χρήση τεχνικών μηχανικής μάθησης (αλγόριθμοι ταξινόμησης) δημιουργήθηκε ένα μοντέλο με σκοπό την διάγνωση ασθενών που είτε πάσχουν από Alzheimer's, είτε από Ήπια Γνωστική Διαταραχή. Πραγματοποιήθηκε η εξαγωγή του μοντέλου σε μια γραφική διεπαφή χρήστη (ιστοσελίδα) με σκοπό την χρήση του από τον ιατρό για παράλληλη υποστήριξη στην διάγνωση των ασθενών.

1.4. Σχετική βιβλιογραφία

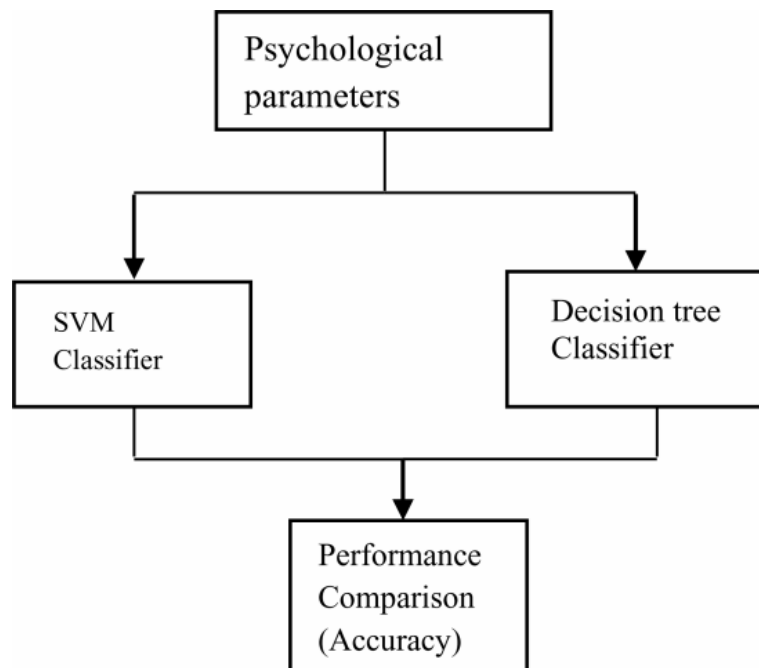
Οι Neelaveni et al. επικεντρώνονται στην πρόβλεψη της νόσου χρησιμοποιώντας αλγορίθμους μηχανικής μάθησης πάνω σε παραμέτρους όπως η ηλικία, ο αριθμός των επισκέψεων στον ιατρό, η βαθμολογία MMSE (Mini Mental State Examination), η εκπαίδευση, κ.α. [19]. Οι συγγραφείς, εφαρμόζουν στο σύνολο των δεδομένων δύο αλγορίθμους ταξινόμησης, τον Support Vector Machine (SVM) και τον Decision Tree. Ως είσοδος των ταξινομητών (αλγορίθμων) δίνονται οι παραπάνω παράμετροι. Οι αλγόριθμοι εκπαιδεύονται και προχωράνε στην διαδικασία της δοκιμής πάνω σε αυτές τις παραμέτρους και προβλέπουν την έξοδο (Εικόνα 8). Τα απαιτούμενα πακέτα για τον ταξινομητή SVM στο R είναι τα πακέτα caret και e1071. Ο τύπος περιέχει τα πεδία που λήφθηκαν υπόψη για την πρόβλεψη. Επιλέχθηκε ο βασικός τύπος του c-classification και η συνάρτηση γραμμικού πυρήνα (linear kernel). Και τα δύο εξαρτώνται κυρίως από τα δεδομένα που χρησιμοποιούνται. Ο τύπος είναι:

```
classifier = svm (formula = age, visit, MMSE, EDUC., data =  
train, type = 'C-classification' , kernel = 'linear').
```

Τα πακέτα που χρησιμοποιούνται από τον αλγόριθμο Decision Tree είναι τα party, rpart και rpart.plot. Το πακέτο ctree() μπορεί επίσης να χρησιμοποιηθεί για την ανάλυση του δέντρου απόφασης. Συγκεκριμένα, ο τύπος του αλγορίθμου αποτελείται από τα πεδία που λαμβάνονται υπόψη για την πρόβλεψη της νόσου Alzheimer. Το method = class υποδεικνύει τα δέντρα ταξινόμησης. Ο τύπος είναι:

```
Model <- rpart (formula = age, visits, MMSE, EDUC~.,  
data = alzhe, method = "class").
```

Ο SVM επιτυγχάνει ακρίβεια 85%, ξεπερνώντας τον Decision Tree που έδωσε ακρίβεια 83%. Τα αποτελέσματα υποδηλώνουν την αποδοτικότητα της χρήσης μηχανικής μάθησης στην πρόβλεψη της νόσου Alzheimer σε πρώιμο στάδιο.

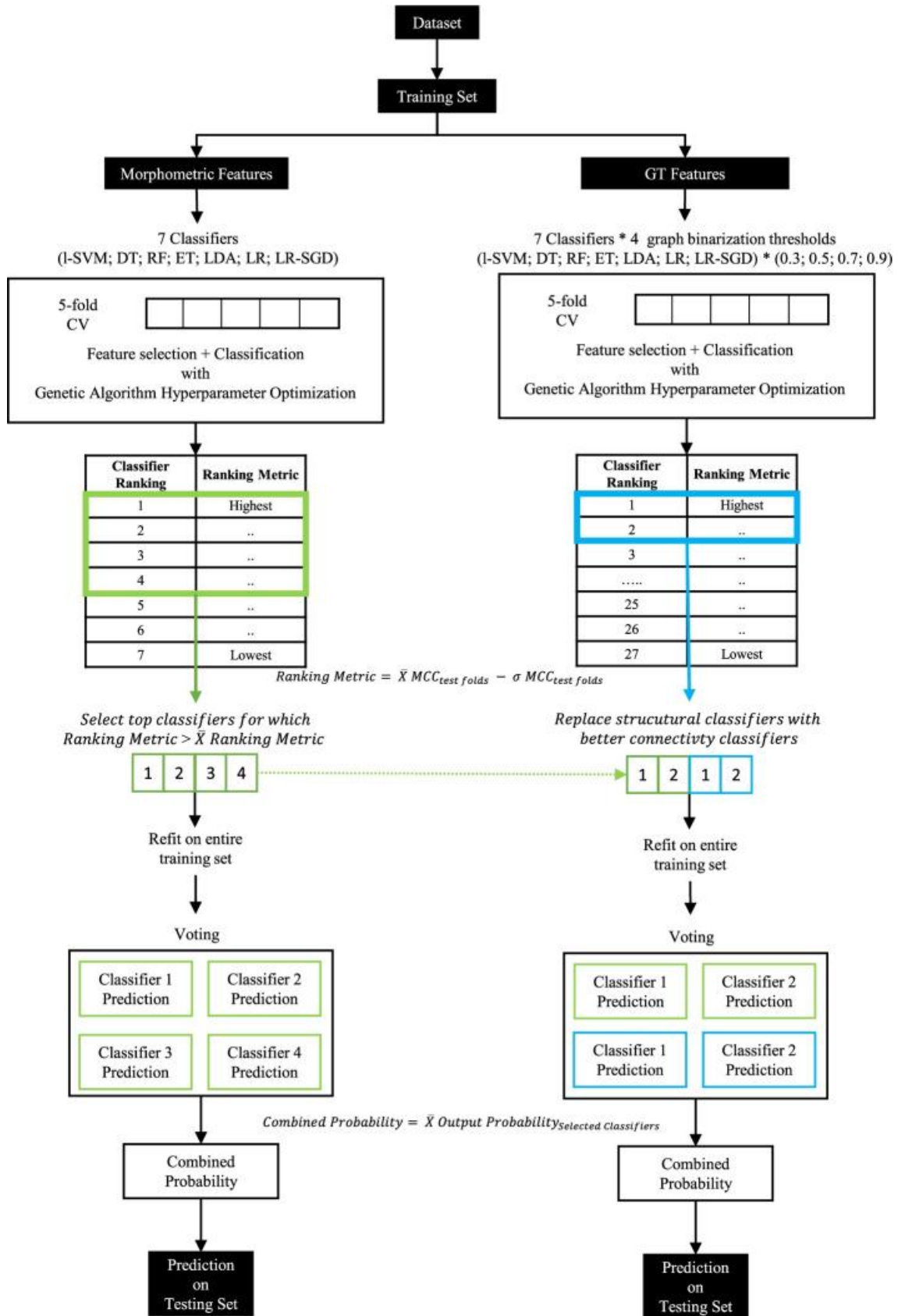


Εικόνα 8 Διάγραμμα Ταξινόμησης Neelaveni et al.

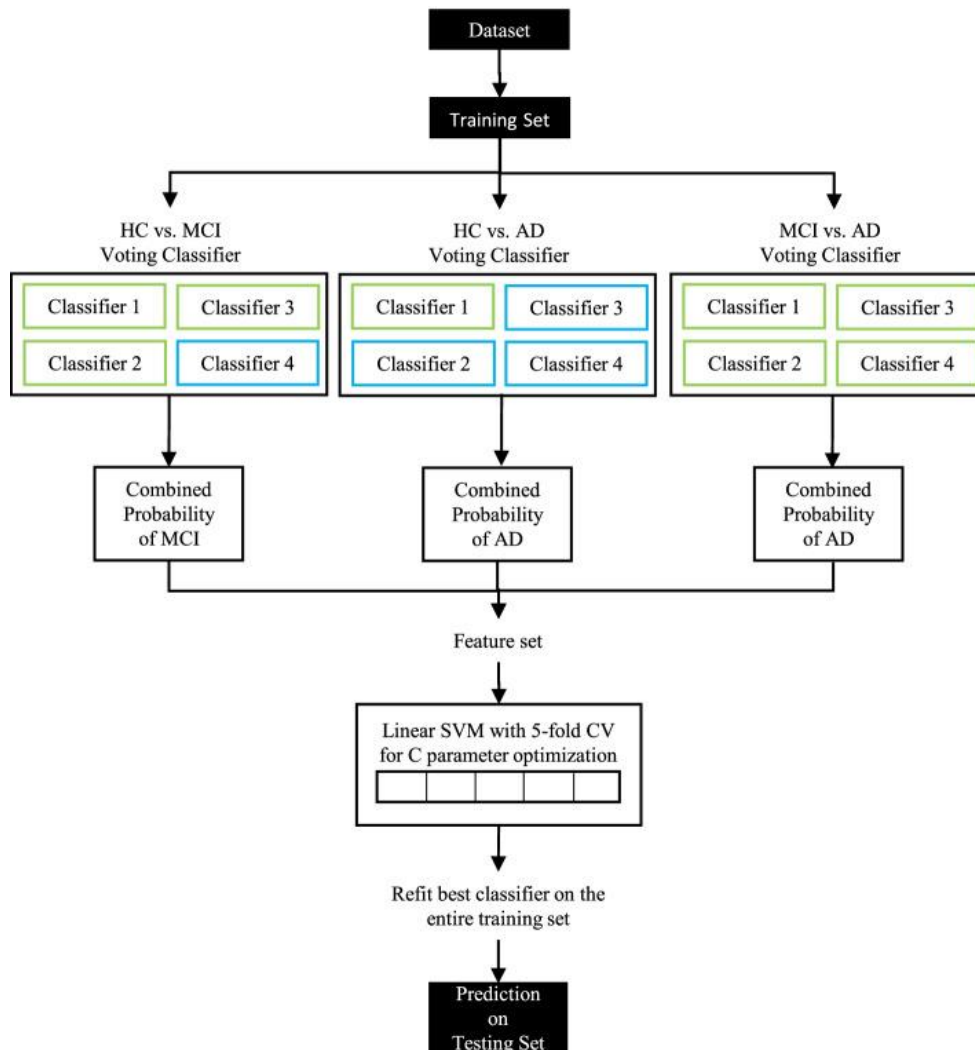
Οι Diogo et al. προτείνουν μια πολυδιαγνωστική και γενικευμένη προσέγγιση για τη διάγνωση της Ήπιας Γνωστικής Διαταραχής (MCI) και του Alzheimer's χρησιμοποιώντας τεχνικές μηχανικής μάθησης πάνω σε δεδομένα μαγνητικής τομογραφίας (MRI) [20]. Οι ταξινομητές εκπαιδεύτηκαν και δοκιμάστηκαν χρησιμοποιώντας άτομα από τη βάση δεδομένων AD Neuroimaging Initiative (ADNI) (n = 570) και τη βάση Open Access Series of Imaging Studies (OASIS) (n = 531). Χρησιμοποιήθηκαν και συνδυάστηκαν πολλοί ταξινομητές. Στην προεπεξεργασία των δεδομένων (MRI analysis – preprocessing), τα data χωρίστηκαν βάση 2 βασικών χαρακτηριστικών, των morphometric features και των graph theory features. Για τα morphometric features, η δομή του φλοιού κάθε ημισφαιρίου κατανεμήθηκε σε 34 περιοχές ενδιαφέροντος (Regions Of Interest – ROIs). Για κάθε ROI ελήφθησαν 8 μετρικές (επιφάνεια, όγκος, μέσο πάχος φλοιού, τυπική απόκλιση του πάχους φλοιού, μέση καμπυλότητα, καμπυλότητα Gauss, δείκτης αναδίπλωσης και εγγενής δείκτης καμπυλότητας). Συνολικά, εξήχθησαν 694 morphometric features. Τα graph theory features προέκυψαν από τα μορφομετρικά δεδομένα. Χρησιμοποιήθηκαν 209 ROIs για τον υπολογισμό ενός δυαδικού γραφήματος. Οι ακμές του γραφήματος υπολογίστηκαν με την παρακάτω αναλογία:

$$Ratio_{ij} = \frac{2}{\frac{Feature_i}{Feature_j} + \frac{Feature_j}{Feature_i}}$$

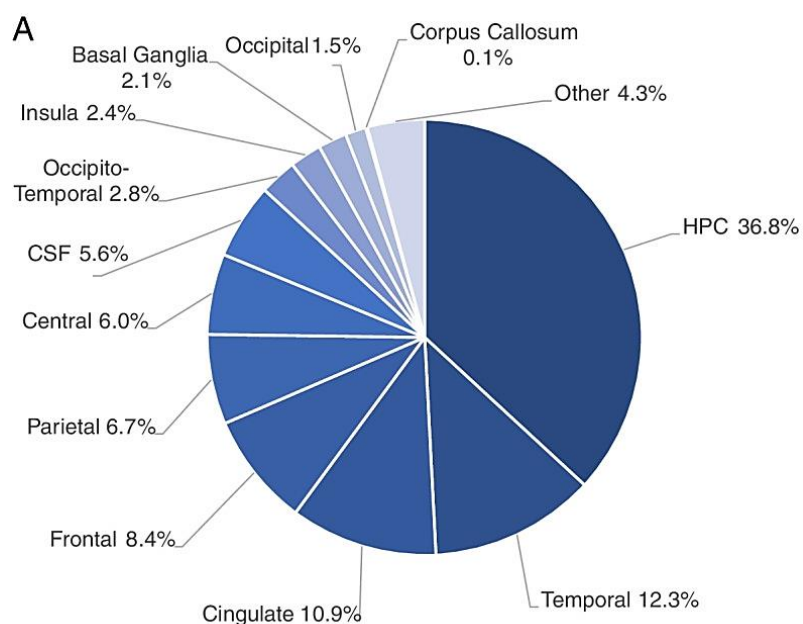
Η μέθοδος που προτείνεται για την πολυδιαγνωστική ταξινόμηση των HC, MCI και AD, είναι ένα σύνολο 3 δυαδικών ταξινομητών. Η προσέγγιση για κάθε δυαδικό ταξινομητή και ο συνδυασμός τους φαίνεται στις παρακάτω εικόνες (9,10). Ο ταξινομητής με κλάση “Healthy Controls (HC) vs. Alzheimer’s Disease (AD)” που εκπαιδεύτηκε και δοκιμάστηκε στο συνδυασμό των συνόλων δεδομένων ADNI και OASIS πέτυχε ισορροπημένη ακρίβεια (BAC) 90,6% και συντελεστή συσχέτισης του Matthew (MCC) 0,811. Ο ταξινομητής με κλάση “HC vs. MCI vs. AD” που εκπαιδεύτηκε και δοκιμάστηκε στο σύνολο δεδομένων ADNI πέτυχε 62,1% BAC (33,3% είναι το όριο παρεμπίπτουσας πιθανότητας) και 0,438 MCC. Όπως φαίνεται στην ακόλουθη εικόνα (Εικόνα 11), οι χαρακτηριστικές περιοχές του εγκεφάλου που συνέβαλαν περισσότερο στις αποφάσεις της ταξινόμησης είναι ο ιππόκαμπος (περίπου 25-45%), οι κροταφικές περιοχές (περίπου 13%) και οι μετωπιαίες περιοχές (περίπου 8-13% η καθεμία), γεγονός που συνάδει με την τρέχουσα κατανόηση της εξέλιξης του AD. Τέλος, η χρήση μέτρων θεωρίας γραφημάτων δεν βελτίωσε την απόδοση ταξινόμησης.



Εικόνα 9 Προσέγγιση ταξινόμησης για δυαδικούς classifiers Diogo et al.



Εικόνα 10 Προσέγγιση ταξινόμησης για multi-class classifiers Diogo et al.

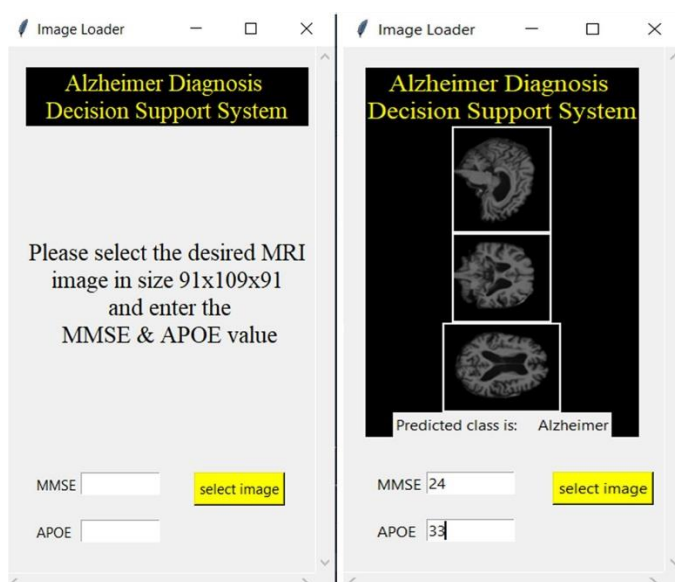


Εικόνα 11 Περιοχές εγκεφάλου που συνέβαλαν περισσότερο στην ταξινόμηση Diogo et al.

Οι Salami et al. παρουσιάζουν ένα Κλινικό Σύστημα Υποστήριξης Αποφάσεων (CDSS) βασισμένο σε μεθόδους Deep Learning (DL) που έχει ως στόχο τη διάγνωση της νόσου Alzheimer με τη χρήση εικόνων τρισδιάστατης μαγνητικής τομογραφίας (MRI) [21]. Στη μελέτη χρησιμοποιήθηκαν δεδομένα νευροαπεικόνισης από το OASIS-3, ένα μεγάλο σύνολο δεδομένων που περιέχει πληροφορίες από περισσότερα από 1000 άτομα, και είχε ως στόχο να αντιμετωπίσει τις προκλήσεις στη διάγνωση του Alzheimer. Διεξήχθησαν πειράματα με τη χρήση διαφόρων μοντέλων Deep Learning, συμπεριλαμβανομένων των συσπειρωτικών νευρωνικών δικτύων (CNN), ResNet, DenseNet και Inception-v3. Οι ερευνητές προτείνουν 2 μοντέλα ταξινόμησης. Το πρώτο (proposed model) περιέχει αποκλειστικά δεδομένα MRI, ενώ το δεύτερο (proposed ensemble model) συνδυάζει MRI imaging με κλινικές παραμέτρους (Apolipoprotein E4 allele – ApoE4, Mini-Mental Status Examination – MMSE). Η ακρίβεια του πρώτου μοντέλου είναι 80.98% με σταθμισμένη ακρίβεια, recall και βαθμολογία F1 να είναι 80.53%, 80.98%, και 79.22% αντίστοιχα. Η ακρίβεια του δεύτερου μοντέλου είναι 87,75% με σταθμισμένη ακρίβεια, recall και βαθμολογία F1 να είναι 88,03%, 87,75% και 87,91% αντίστοιχα. Στον παρακάτω πίνακα (Πίνακας 1) δίνονται τα αποτελέσματα ταξινόμησης και των υπόλοιπων μοντέλων. Στην ακόλουθη εικόνα (Εικόνα 12) φαίνεται το προτεινόμενο Σύστημα Υποστήριξης Κλινικών Αποφάσεων, που ενσωματώνει εικόνες 3D MRI με τους κλινικούς παράγοντες (MMSE, ApoE4). Η συνολική αρχιτεκτονική, που συνδυάζει τόσο απεικονιστικά όσο και κλινικά δεδομένα, απέδωσε καλύτερα στη διάγνωση του Alzheimer σε σύγκριση με μοντέλα που βασίζονται αποκλειστικά σε εικόνες MRI.

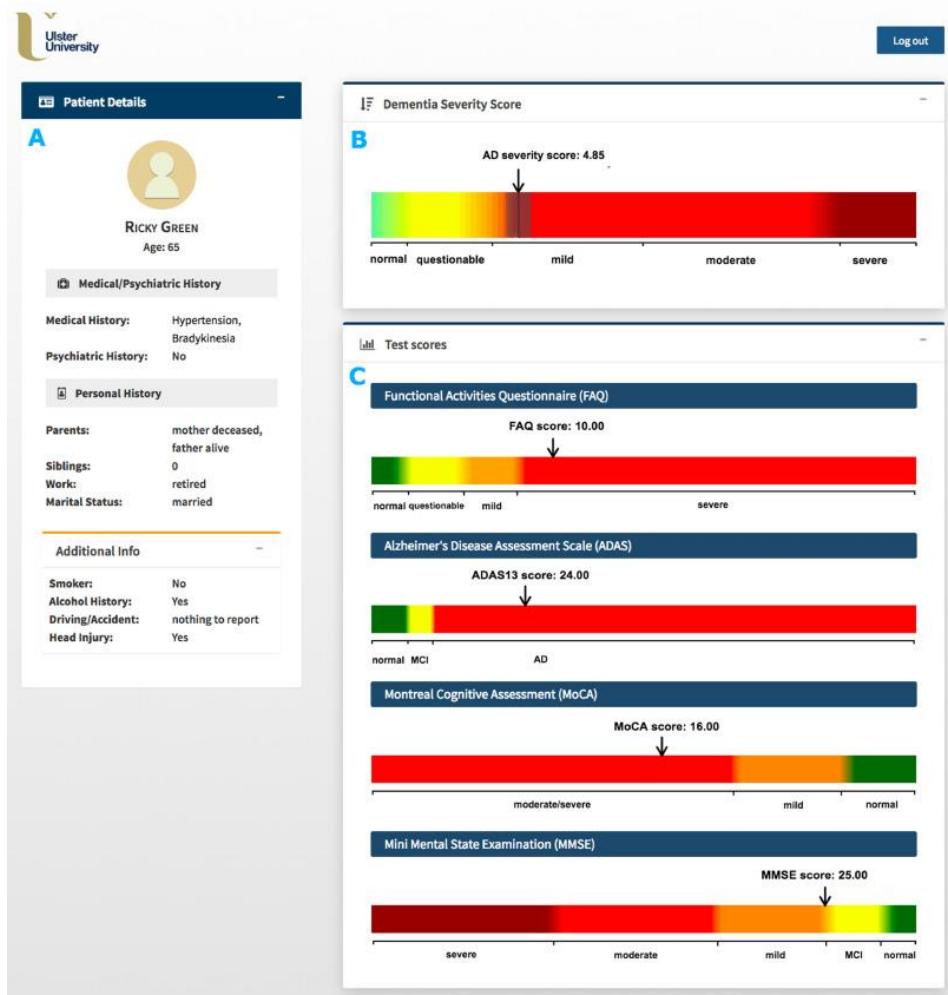
Model	Precision				Recall				F1-score				ACC
	CN	AD	M	W	CN	AD	M	W	CN	AD	M	W	
Empty Cell													
ResNet18	82.26	61.54	71.90	76.41	87.18	52.17	69.68	77.30	84.65	56.47	70.56	76.70	77.30
ResNet50	80.99	54.76	67.88	73.59	83.76	50.00	66.88	74.23	82.35	52.27	67.31	73.86	74.23
DenseNet121	80.92	65.62	73.27	76.60	90.60	45.65	68.13	77.91	85.48	53.85	69.67	76.56	77.91
Inception-v3	82.14	50.98	66.56	73.35	78.63	56.52	67.588	72.39	80.35	53.61	66.98	72.80	72.39
Proposed model	81.62	98.78	79.70	80.53	94.87	45.65	70.26	80.98	87.75	57.53	72.64	79.22	80.98
Proposed ensemble model	91.35	80.67	86.01	88.03	93.25	76.83	84.04	87.75	91.60	78.86	85.23	87.91	97.75

Πίνακας 1 Αποτελέσματα ταξινόμησης μοντέλων Salami et al.



Εικόνα 12 Κλινικό Σύστημα Υποστήριξης Αποφάσεων Salami et al.

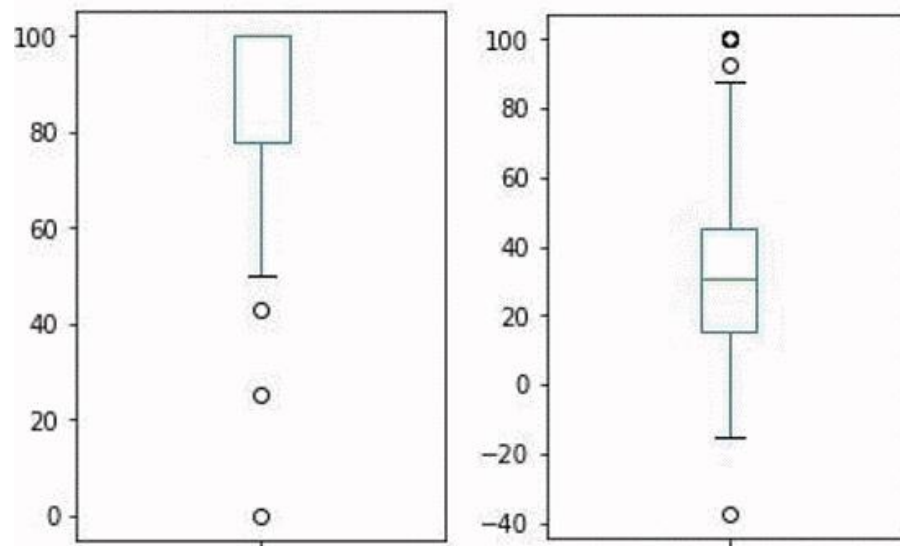
Οι Bucholt et al. ανέπτυξαν ένα υπολογιστικό πλαίσιο χρησιμοποιώντας μια σειρά εργαλείων μηχανικής μάθησης για τον εντοπισμό βασικών δεικτών στην πρόβλεψη της σοβαρότητας της νόσου Alzheimer, που προκύπτει από ένα μεγάλο σύνολο βιολογικών και κλινικών δεδομένων [22]. Χρησιμοποιήθηκαν οι εξής έξι προσεγγίσεις μηχανικής μάθησης: η Kernel Ridge Regression (KRR), οι Support Vector Regression και k-Nearest Neighbor για παλινδρόμηση καθώς και οι and Support Vector Machine (SVM), Random Forest, και k-Nearest Neighbor για ταξινόμηση. Η προγνωστική απόδοση των μοντέλων που ενσωματώνουν γνωστικές και λειτουργικές αξιολογήσεις (cognitive and functional assessments-CFA), αποδείχθηκε ότι έχουν σταθερά υψηλότερη ακρίβεια από εκείνες που βασίζονται αποκλειστικά σε μεθόδους βιοδεικτών. Βρέθηκε ότι οι KRR και SVM ήταν οι μέθοδοι παλινδρόμησης και ταξινόμησης με την καλύτερη απόδοση αντίστοιχα. Η βέλτιστη απόδοση της μεθόδου SVM παρατηρήθηκε σε ένα σύνολο τεσσάρων τεστ CFA (Functional Activities Questionnaire-FAQ, ADAS13, Montreal Cognitive Assessment-MoCA, Mini Mental State Examination-MMSE) με ποσοστό ακρίβειας ταξινόμησης πολλαπλών κλάσεων 83,0%, 95%CI=(72,1%, 93,8%). Η καλύτερη απόδοση της μεθόδου KRR προέκυψε με έναν συνδυασμό δεδομένων νευροαπεικόνισης CFA και MRI, δηλ. $R^2=0,874$, 95%CI=(0,827, 0,922). Δεδομένης της υψηλής προγνωστικής ισχύος του CFA και της ευρείας χρήσης του στην κλινική πράξη, σχεδιάστηκε ένα data-driven και self-adaptive σύστημα υποστήριξης αποφάσεων (CDSS) που έχει ως στόχο την αξιολόγηση της σοβαρότητας της νόσου Alzheimer ενός ατόμου σε ένα συνεχές φάσμα (Εικόνα 13). Το σύστημα εφάρμοσε μια αυτοματοποιημένη υπολογιστική προσέγγιση για την προεπεξεργασία των δεδομένων, τη μοντελοποίηση και την επικύρωση τους, ενώ χρησιμοποίησε αποκλειστικά τις βαθμολογίες επιλεγμένων γνωστικών μετρήσεων ως καταχωρίσεις δεδομένων.



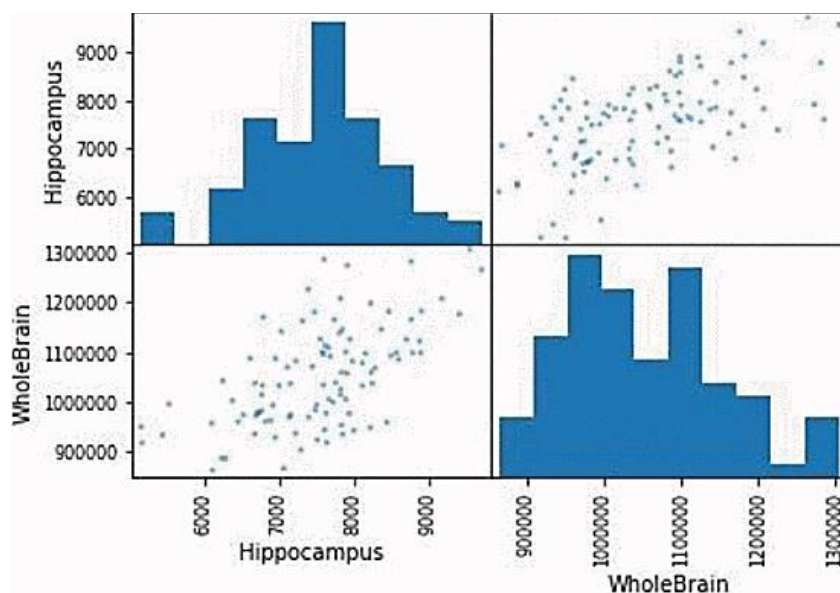
Εικόνα 13 Κλινικό Σύστημα Υποστήριξης Αποφάσεων Bucholt et al.

Οι Lodha et al. εστιάζουν στη χρήση αλγορίθμων μηχανικής μάθησης για την ανίχνευση της νόσου του Alzheimer στα πρώιμα στάδια της, με την επεξεργασία δεδομένων που λαμβάνονται από τεχνολογίες νευροαπεικόνισης συμπεριλαμβανομένων των CT, MRI, PET, EEG κ.α. [23]. Έχει ως βασικό στόχο να προβλέψει με ακρίβεια τη νόσο του Alzheimer ενσωματώνοντας και διάφορους γνωστικούς και ιατρικούς παράγοντες, όπως τα τεστ RAVLT (Rey Auditory Verbal Learning Test), το MOCA (Montreal Cognitive Assessment) και την βαθμολογία FDG (F-fluorodeoxyglucose). Η μεθοδολογία περιλαμβάνει την εφαρμογή αλγορίθμων ομαδοποίησης (clustering algorithms), συστημάτων ασαφούς παρεμβολής (fuzzy interference systems) και αρκετών αλγορίθμων μηχανικής μάθησης, όπως οι Logistic Regression, Support Vector Machine, Gradient Boosting, Neural Network, k-Nearest Neighbor και Random Forest. Για την εκπαίδευσή του, το σύστημα χρησιμοποιεί δεδομένα από την βάση δεδομένων AD Neuroimaging Initiative (ADNI) και συγκεκριμένα από την ADNI2. Η μελέτη διερευνά τη σχέση μεταξύ των μεταβλητών μέσω διαγραμμάτων διασποράς και γραφημάτων, επισημαίνοντας συσχετίσεις μεταξύ παραγόντων όπως το ποσοστό λήθης του RAVLT (Εικόνα 14), τον όγκο ολόκληρου του εγκεφάλου, τον όγκο του ιππόκαμπου και τις βαθμολογίες MOCA (Εικόνες 15,16). Από την Εικόνα 14 φαίνεται, πως για όσους πάσχουν από τη νόσο AD το ποσοστό λήθης του RAVLT είναι πολύ υψηλό, ενώ για όσους είναι υγιείς είναι χαμηλό. Από την Εικόνα 15 παρατηρούμε ότι, ο όγκος του ιππόκαμπου συσχετίζεται στενά με τον όγκο ολόκληρου του εγκεφάλου. Όσο μεγαλύτερος είναι ο όγκος ολόκληρου του εγκεφάλου τόσο μεγαλύτερος είναι και ο όγκος του ιππόκαμπου. Τέλος, από την Εικόνα 16 διαπιστώνουμε πως όσο μεγαλύτερος είναι ο όγκος του ιππόκαμπου τόσο υψηλότερη είναι η βαθμολογία MOCA. Τα αποτελέσματα υποδεικνύουν υψηλή ακρίβεια στην ανίχνευση της νόσου Alzheimer χρησιμοποιώντας αλγόριθμους μηχανικής μάθησης, με τον Neural Network και τον Random Forest να ξεπερνούν τους υπόλοιπους με ακρίβεια 98,36% και 97,86% αντίστοιχα. Οι αλγόριθμοι Support Vector Machine και Gradient Boosting εμφανίζουν επίσης ισχυρές επιδόσεις με ακρίβεια 97,56% και 97,25% αντίστοιχα.

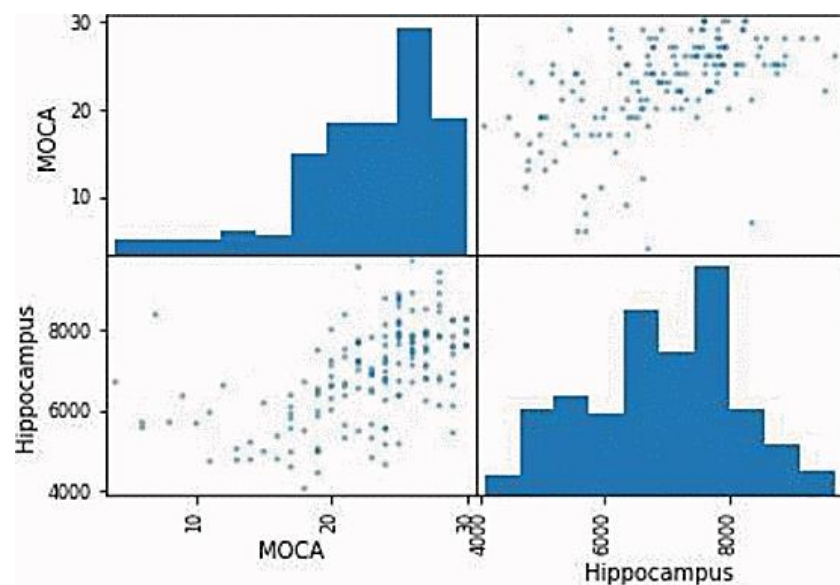
F. Graphs Analysis



Εικόνα 14 RAVLT % λήθης για άτομα με AD και για υγιείς των Lodha et al.



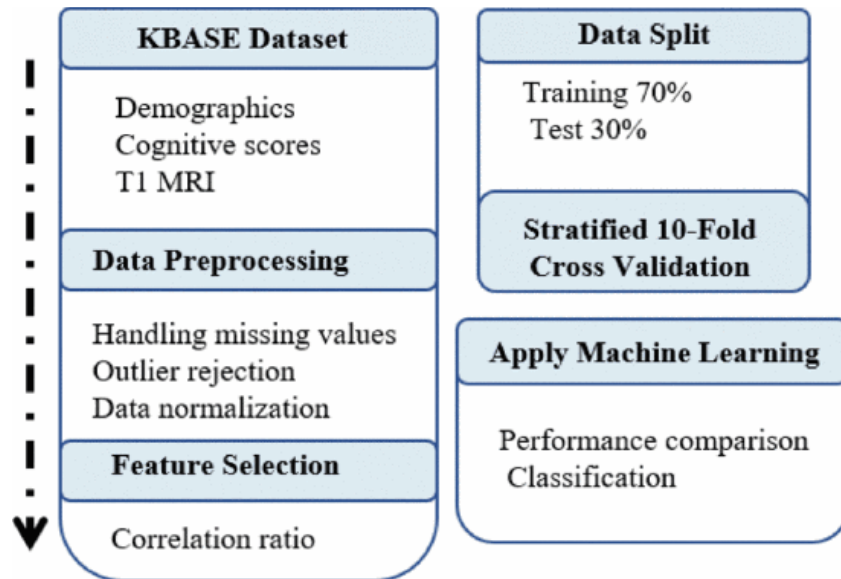
Εικόνα 15 Διάγραμμα διασποράς για τον όγκο ολόκληρου του εγκεφάλου και τον ιππόκαμπο των Lodha et al.



Εικόνα 16 Διάγραμμα διασποράς για τη βαθμολογία MOCA και τον όγκο του ιππόκαμπου των Lodha et al.

Οι Kasani et al. προτείνουν την χρήση αλγορίθμων μηχανικής μάθησης για την πρόβλεψη της νόσου Alzheimer [24]. Πιο συγκεκριμένα οι ερευνητές χρησιμοποίησαν την βάση Korean Brain Aging Study for the Early diagnosis and prediction of AD (KBASE) που περιέχει δημογραφικά δεδομένα (10 χαρακτηριστικά), δεδομένα από γνωστικά τεστ (8 χαρακτηριστικά), και δεδομένα 3D MRI (10 χαρακτηριστικά). Οι συμμετέχοντες είναι 336 και χωρίζονται ως εξής: 173 υγιείς, 89 με Mild Cognitive Impairment και 74 με Alzheimer's. Η προεπεξεργασία που έγινε στα δεδομένα είναι η απόρριψη κάποιων ακραίων τιμών, η συμπλήρωση τιμών που έλειπαν (missing values), η κανονικοποίηση κάποιων τιμών και τέλος η επιλογή των πιο σημαντικών χαρακτηριστικών. Στην Εικόνα 17 φαίνεται το διάγραμμα ροής της διαδικασίας της ταξινόμησης. Οι αλγόριθμοι που χρησιμοποιήθηκαν για την ταξινόμηση των δεδομένων είναι ο Support Vector Machine (SVM), ο Naive Bayes (NB), ο Extreme Gradient Boosting (XGBoost), ο Decision Tree (DT), ο Logistic Regression (LR), ο Random Forest (RF), ο Bootstrap aggregation (Bagging)

και ο Adaptive Boosting (AdaBoost). Σε όλους τους αλγορίθμους χρησιμοποιήθηκε το stratified 10-fold cross validation. Πιο αναλυτικά, το 70% του συνόλου των δεδομένων ανατέθηκε στο σύνολο εκπαίδευσης (training set) και το 30% του συνόλου ανατέθηκε στο σετ δοκιμής (testing set). Αυτή η διαδικασία επαναλήφθηκε 10 φορές, όπου στην κάθε μια το χάρισμα (70% και 30%) έγινε τυχαία. Οι μετρικές αξιολόγησης απόδοσης που επέλεξαν οι ερευνητές είναι το accuracy, το precision, το recall και το F1 score. Την καλύτερη επίδοση είχε ο αλγόριθμος Bagging 82,75%, αμέσως επόμενος είναι ο Random Forest με ακρίβεια 82,14% και ο τρίτος καλύτερος ο XGBoost με ακρίβεια 80,63%. Η πιο χαμηλή ακρίβεια επιτεύχθηκε από τον αλγόριθμο Naive Bayes με τιμή 71,44%. Στον παρακάτω πίνακα (Εικόνα 18) παρατίθενται αναλυτικά οι επιδόσεις όλων των αλγορίθμων.

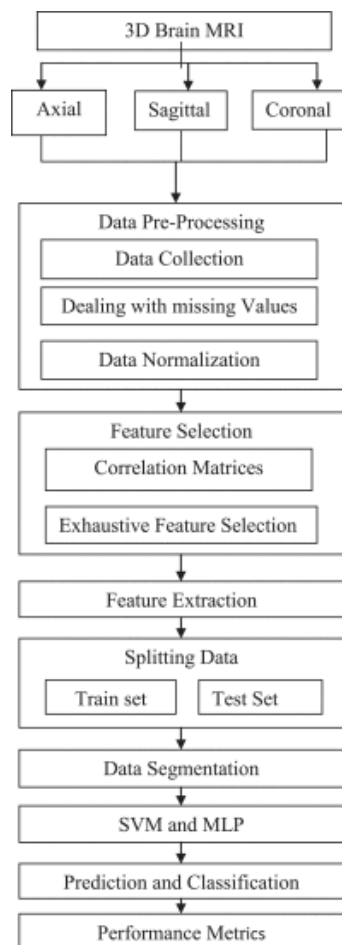


Εικόνα 17 Διάγραμμα ροής Kasani et al.

ML Models	Accuracy (%)	Precision (%)	Recall (%)	F1-score (%)
DT	75.61±06.39	75.41±07.04	75.61±06.39	74.68±06.70
RF ^s	82.14±04.21	83.27±03.83	82.14±04.21	81.86±04.39
XGB	80.63±06.85	81.99±06.20	80.63±06.75	80.78±06.49
AdaB	73.87±06.91	74.63±06.72	73.78±06.91	73.72±06.59
Bagg [*]	82.75±04.52	84.18±04.52	82.75±04.52	82.51±04.28
LR	79.13±05.34	79.77±05.55	79.13±05.34	78.45±05.32
SVM	77.92±05.58	79.20±05.47	77.92±05.58	77.56±05.50
NB	71.44±06.94	77.15±05.02	71.44±06.94	71.52±06.65

Εικόνα 18 Πίνακας απόδοσης αλγορίθμων Kasani et al.

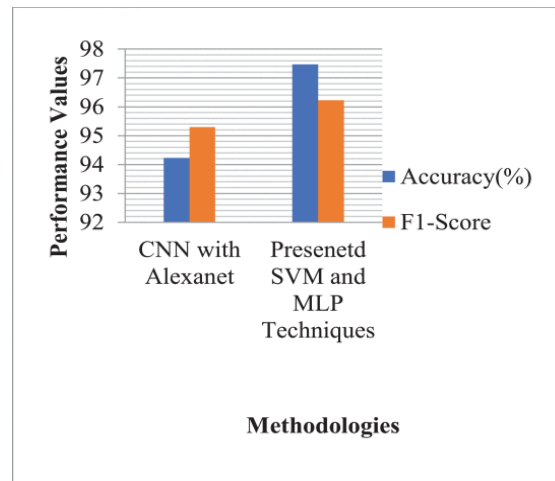
Οι Rao et al. παρουσιάζουν την εφαρμογή μεθόδων μηχανικής μάθησης για πρόβλεψη και ταξινόμηση του AD χρησιμοποιώντας δεδομένα τρισδιάστατης μαγνητικής τομογραφίας (3D MRI) [25]. Παρουσιάζονται τρεις διαφορετικές όψεις τομών της 3D MRI του εγκεφάλου, η αξονική, η τοξοειδής και στεφανιαία. Τα στάδια προεπεξεργασίας των δεδομένων περιλαμβάνουν τον χειρισμό ελλιπών τιμών (missing values), τον εντοπισμό ακραίων τιμών (outliers) και την κανονικοποίηση των δεδομένων. Για τον εντοπισμό των πιο σημαντικών χαρακτηριστικών χρησιμοποιήθηκε η μέθοδος EFS (exhaustive feature selection). Η μέθοδος αυτή αξιολογεί την επίδοση ενός αλγορίθμου συγκρίνοντάς τον με όλους τους πιθανούς συνδυασμούς χαρακτηριστικών στο σετ δεδομένων. Κάποια από τα στατιστικά χαρακτηριστικά που μπορούν να εξαχθούν από την παραπάνω μέθοδο είναι ο μέσος όρος, η διάμεσος, η διακύμανση, η μέση τετραγωνική ρίζα, η εντροπία, το ενδοτεταρτημοριακό εύρος, η ομοιομορφία, η μέση απόλυτη απόκλιση, κ.α. Μετά την εξαγωγή των πιο σημαντικών χαρακτηριστικών, το dataset χωρίζεται σε 2 υποσύνολα: το σετ εκπαίδευσης και το σετ δοκιμής. Στην παρούσα μελέτη το σετ εκπαίδευσης αποτελεί το 70% του συνόλου δεδομένων και το σετ δοκιμής το 30%. Για την ταξινόμηση χρησιμοποιήθηκαν οι αλγόριθμοι Support Vector Machine (SVM) και Multilayer Perceptron (MLP). Οι κατηγορίες στις οποίες ταξινομήθηκαν τα δεδομένα είναι Healthy Controls (HC), Early Mild Cognitive Impairment (EMCI) και Late Mild Cognitive Impairment (LMCI). Οι μετρικές αξιολόγησης απόδοσης που χρησιμοποιήθηκαν από τους ερευνητές είναι τα: accuracy, precision, recall και F1 score. Η μέγιστη απόδοση των αλγορίθμων είναι 97,47% ακρίβεια (accuracy). Οι ερευνητές συγκρίνουν την προτεινόμενη μέθοδο με μια παλαιότερη προσέγγιση όπου χρησιμοποιούν το CNN με AlexNet αρχιτεκτονική, για την ταξινόμηση των ίδιων δεδομένων. Τέλος, στην Εικόνα 19 φαίνεται το διάγραμμα ροής της παρούσας εργασίας, στην Εικόνα 20 φαίνεται ο πίνακας των αποτελεσμάτων των δύο μεθόδων (παλαιά και προτεινόμενη) και στις Εικόνες 21, 22 φαίνεται η σύγκριση των μετρικών αξιολόγησης απόδοσης των δύο μεθόδων.



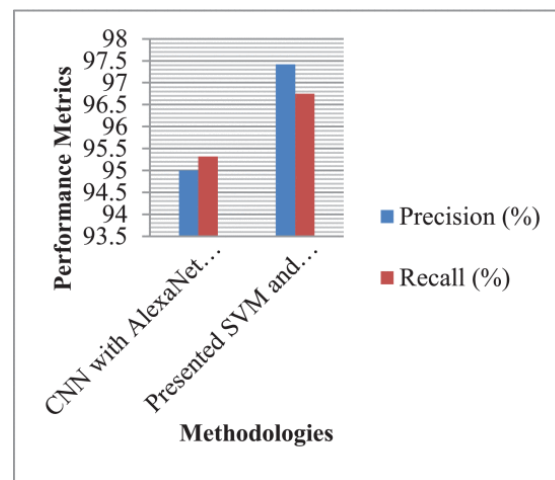
Εικόνα 19 Διάγραμμα ροής εργασίας Rao et al.

Performance Metrics	Convolutional Neural Network (CNN) with AlexNet Architecture Based on MRI Image Processing for Automatic Classification of Alzheimer's Disease	Presented the use of machine learning techniques for Alzheimer's disease prediction and classification in 3D MRI images.
Recall (%)	95.32	96.75
Precision (%)	95	97.42
F1-score (%)	95.3	96.23
Accuracy (%)	94.23	97.47

Εικόνα 20 Πίνακας αποτελεσμάτων Rao et al.



Εικόνα 21 Σύγκριση Accuracy και F1 Score Rao et al.

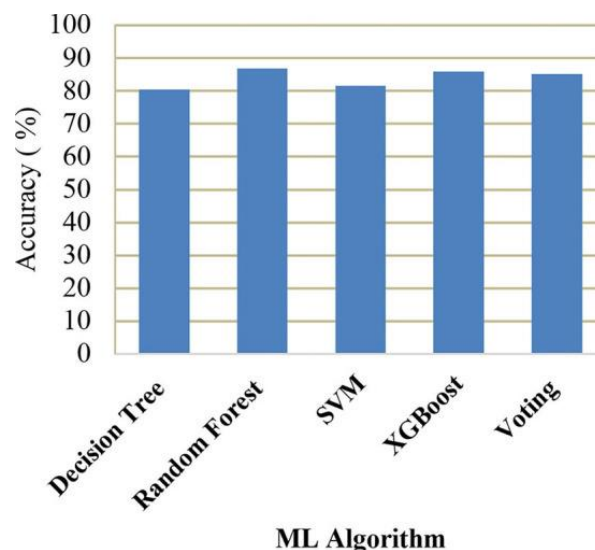


Εικόνα 22 Σύγκριση Precision και Recall Rao et al.

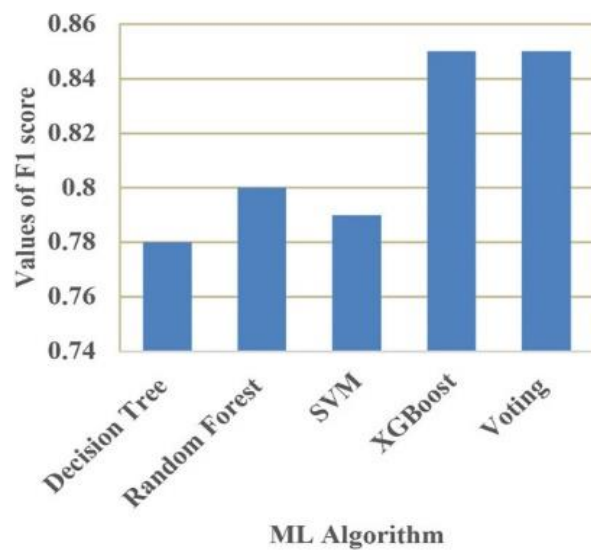
Οι Kavitha et al. έχουν στόχο την πρόβλεψη της νόσου AD σε πρώιμα στάδια, χρησιμοποιώντας μοντέλα μηχανικής μάθησης [26]. Το σετ δεδομένων προήλθε από τη βάση Open Access Series of Imaging Studies (OASIS) και περιέχει κατά βάση δεδομένα MRI μαζί με κλινικά δεδομένα και κάποια αποτελέσματα από γνωστικά τεστ (MMSE, CDR). Πριν την αξιολόγηση των αλγορίθμων μηχανικής μάθησης πρέπει τα δεδομένα να προβούν σε προεπεξεργασία, με την αφαίρεση ανεπιθύμητων χαρακτηριστικών, ελλিপών τιμών και περιττών δεδομένων. Στη στήλη SES, εντοπίστηκαν 9 γραμμές με missing values. Λόγω λίγων δειγμάτων (140) το ζήτημα αυτό αντιμετωπίστηκε με imputation, δηλαδή συμπληρώθηκαν οι τιμές που λείπουν με αντίστοιχες τιμές της ίδιας κατηγορίας (στήλης) και συγκεκριμένα με βάση την διάμεσο. Η επιλογή των πιο σημαντικών χαρακτηριστικών (feature selection) είναι πολύ σημαντική στην μηχανική μάθηση. Στην παρούσα εργασία, η επιλογή χαρακτηριστικών εφαρμόζεται στα κλινικά δεδομένα της νόσου AD, όπου υπάρχουν χιλιάδες δείγματα. Πιο συγκεκριμένα οι τεχνικές που χρησιμοποιήθηκαν για το feature selection είναι ο συντελεστής συσχέτισης (correlation coefficient), το κέρδος πληροφορίας (information gain) και το Chi-Square. Για την διαδικασία της ταξινόμησης τα δεδομένα χωρίστηκαν σε αναλογία 80:20 δηλαδή, το 80% χρησιμοποιήθηκε για εκπαίδευση και το 20% χρησιμοποιήθηκε για δοκιμή μαζί με 10-fold cross validation. Οι αλγόριθμοι μηχανικής μάθησης που χρησιμοποιήθηκαν είναι οι: Decision Tree (DT), Random Forest (RF), Support Vector Machine (SVM), XGBoost και Voting. Παράλληλα οι μετρικές αξιολόγησης απόδοσης των μοντέλων που επιλέχθηκαν είναι οι: accuracy, precision, recall και F1 score. Καλύτερες επιδόσεις είχε ο αλγόριθμος RF με accuracy 86,92%. Στον Πίνακα 2 βλέπουμε τα αποτελέσματα όλων των αλγορίθμων με τις αντίστοιχες μετρικές αξιολόγησης απόδοσης καθώς και στις Εικόνες 23-26 βλέπουμε την γραφική απεικόνιση του accuracy, F1 score, precision και recall αντίστοιχα.

Model	Accuracy	Precision	Recall	F1-score
Decision tree classifier	80.46%	0.80	0.79	0.78
Random forest classifier	86.92%	0.85	0.81	0.80
Support vector machine	81.67%	0.77	0.70	0.79
XGBoost	85.92%	0.85	0.83	0.85
Voting classifier	85.12%	0.83	0.83	0.85

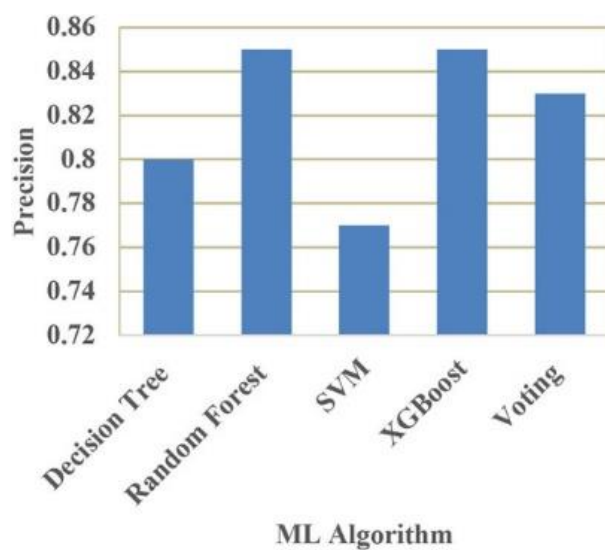
Πίνακας 2 Πίνακας αποτελεσμάτων Kavitha et al.



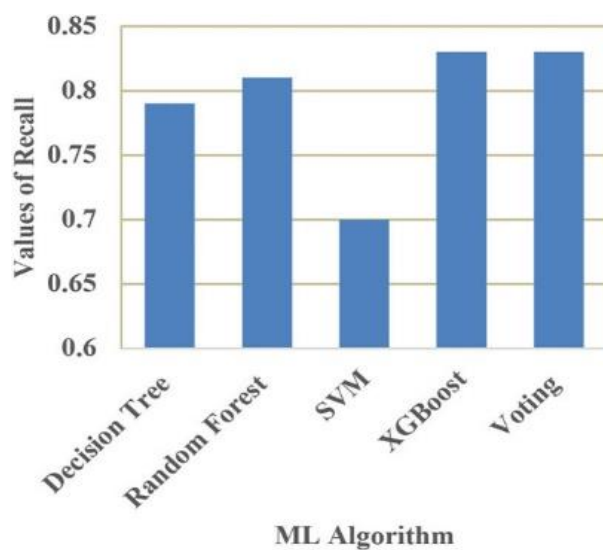
Εικόνα 23 Γραφική απεικόνιση Accuracy Kavitha et al.



Εικόνα 24 Γραφική απεικόνιση F1 Score Kavitha et al.



Εικόνα 25 Γραφική απεικόνιση Precision Kavitha et al.



Εικόνα 26 Γραφική απεικόνιση Recall Kavitha et al.

Οι Alshamlan et al. έχουν σκοπό την πρόβλεψη της νόσου AD μέσω της διερεύνησης διαφόρων μοντέλων μηχανικής μάθησης μαζί με διαφορετικές μεθόδους επιλογής χαρακτηριστικών (feature selection) [27]. Το σετ δεδομένων που χρησιμοποιήθηκε είναι το OASIS-2 το οποίο περιέχει δεδομένα από 150 άτομα ηλικίας 60-96. Πιο συγκεκριμένα, περιέχει δεδομένα MRI μαζί με δεδομένα από γνωστικά τεστ και κάποια δημογραφικά (φύλο, κοινωνικοοικονομική κατάσταση, κ.α.). Κάθε άτομο σαρώθηκε σε δύο ή περισσότερες επισκέψεις, που απέιχαν μεταξύ τους τουλάχιστον ένα έτος, δίνοντας συνολικά 373 δεδομένα απεικόνισης. Ουσιαστικά, το dataset περιέχει 373 δείγματα και 10 χαρακτηριστικά. Παρατηρήθηκαν 19 missing values στα χαρακτηριστικά SES και MMSE που αντικαταστάθηκαν με την διάμεσο από τις τιμές των υπόλοιπων δειγμάτων. Παράλληλα, εντοπίστηκαν και έκτοπες τιμές (outliers), κάποιες εκ των οποίων αφαιρέθηκαν. Κατά τη διαδικασία του feature selection, επιλέχθηκαν 3 μεθοδολογίες: mRMR (1) (Minimum Redundancy Maximum Relevance), ανάλυση του συντελεστή συσχέτισης (2) (correlation coefficient analysis) και Mutual Information (3). Παράτιθενται οι τύποι της κάθε μεθοδολογίας:

$$score_i(f) = \frac{F(f, target)}{\sum_{s \in \text{featureselecteduntil } i-1} \frac{|corr(f, s)|}{i-1}} \quad (1)$$

$$r = \frac{n(\sum xy) - (\sum x)(\sum y)}{\sqrt{[n\sum x^2 - (\sum x)^2][n\sum y^2 - (\sum y)^2]}} \quad (2)$$

$$I(X; Y) = H(X) - H(X|Y) \quad (3)$$

Στον Πίνακα 3 φαίνονται τα πιο σημαντικά χαρακτηριστικά που επέλεξε κάθε μεθοδολογία. Επιλέχθηκαν 3 μέθοδοι cross validation, το 10-fold cross validation, το 5-fold cross validation και το Leave-One-Out (LOO). Οι αλγόριθμοι που χρησιμοποιήθηκαν είναι οι Support Vector Machine (SVM), Random Forest (RF) και Logistic Regression (LR). Χρησιμοποιήθηκαν 2 τεχνικές για την εκπαίδευση των μοντέλων, χωρίς feature selection και με feature selection από τις μεθόδους mRMR και Mutual Information. Επιπλέον, εκπαιδεύτηκε κάθε μοντέλο με και χωρίς έκτοπες τιμές (outliers) λόγω της ισχυρής επιρροής τους στα αποτελέσματα. Υψηλότερη απόδοση είχε ο αλγόριθμος LR χωρίς outliers με την μέθοδο mRMR με ακρίβεια 99,02%. Στον Πίνακα 4 δίνονται τα αποτελέσματα όλων των αλγορίθμων και στις Εικόνες 27, 28, 29 οι γραφικές απεικονίσεις των SVM, LR, RF αντίστοιχα, σε συνδυασμό με τις έκτοπες τιμές και τον τύπο του cross validation.

Feature Selection	Selected Features
mRMR	CDR, MMSE, nWBV, EDUC, M/F
Correlation Coefficient	CDR, MMSE, nWBV, EDUC, M/F
Mutual Information (MI)	CDR, MMSE, EDUC, cTIV, ASF

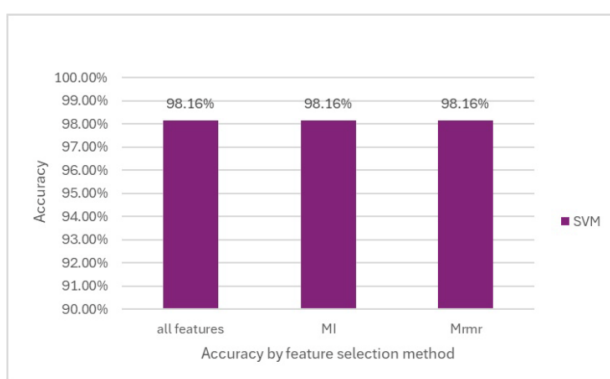
Πίνακας 3 Σύνοψη Feature Selection Alshamlan et al.

Feature Selection	With Outliers						Without Outliers					
	SVM		Logistic Regression		Random Forest		SVM		Logistic Regression		Random Forest	
	Acc.	Error	Acc.	Error	Acc.	Error	Acc.	Error	Acc.	Error	Acc.	Error
mRMR	97.32%	2.68%	97.32%	2.68%	95.53%	4.47%	98.16%	1.84%	99.08%	0.92%	96.33%	3.67%
MI	97.32%	2.68%	97.32%	2.68%	95.53%	4.47%	98.16%	1.84%	98.16%	1.84%	98.16%	1.84%
All Features	96.42%	3.58%	97.32%	2.68%	95.53%	4.47%	98.16%	1.84%	98.16%	1.84%	98.16%	1.84%

Πίνακας 4 Σύνοψη αποτελεσμάτων Alshamlan et al.

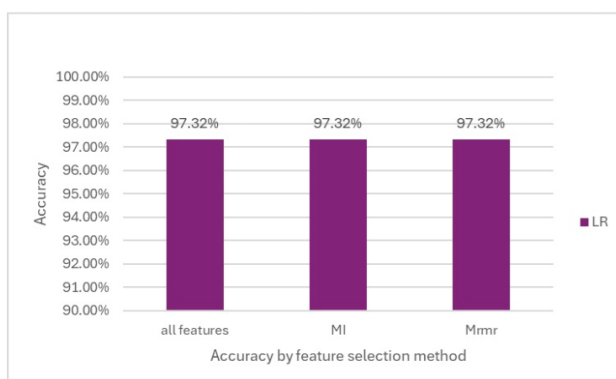


(a)

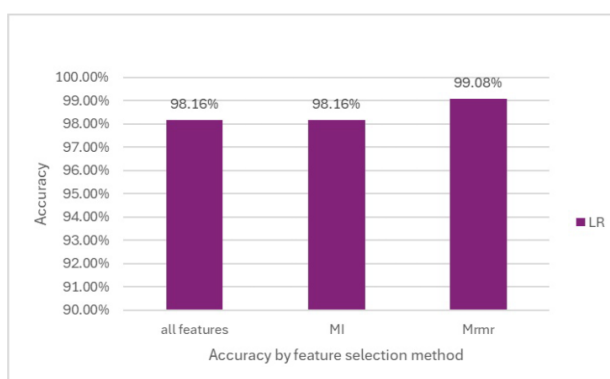


(b)

Εικόνα 27 Γραφική απεικόνιση SVM Alshamlan et al. (a) with outliers (b) without outliers.

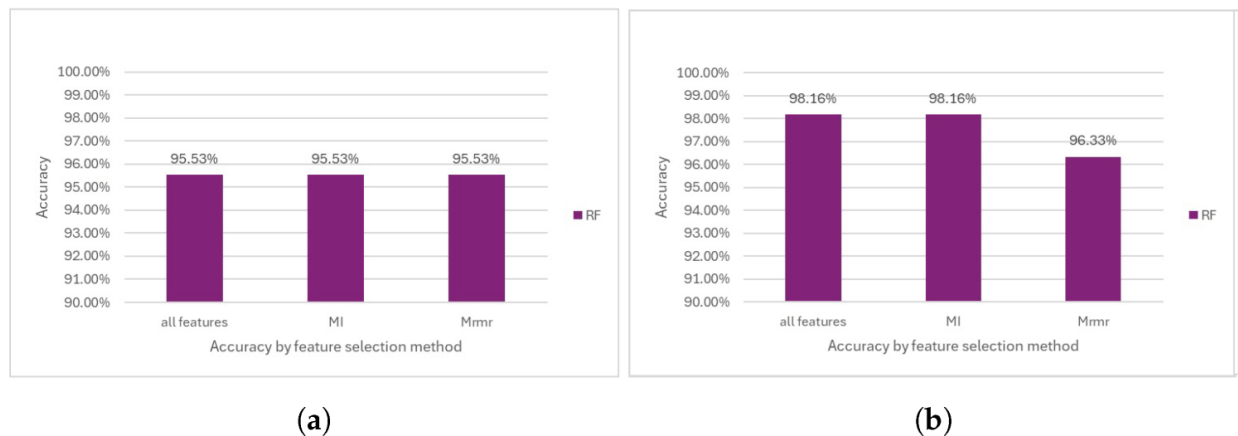


(a)



(b)

Εικόνα 28 Γραφική απεικόνιση LR Alshamlan et al. (a) with outliers (b) without outlier.

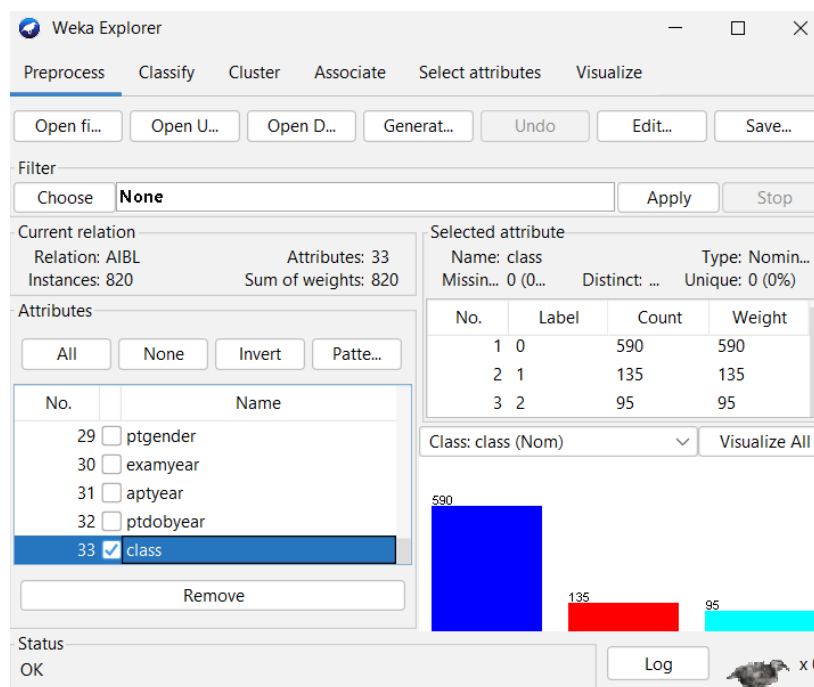


Εικόνα 29 Γραφική απεικόνιση RF Alshamlan et al. (a) with outliers (b) without outlier.

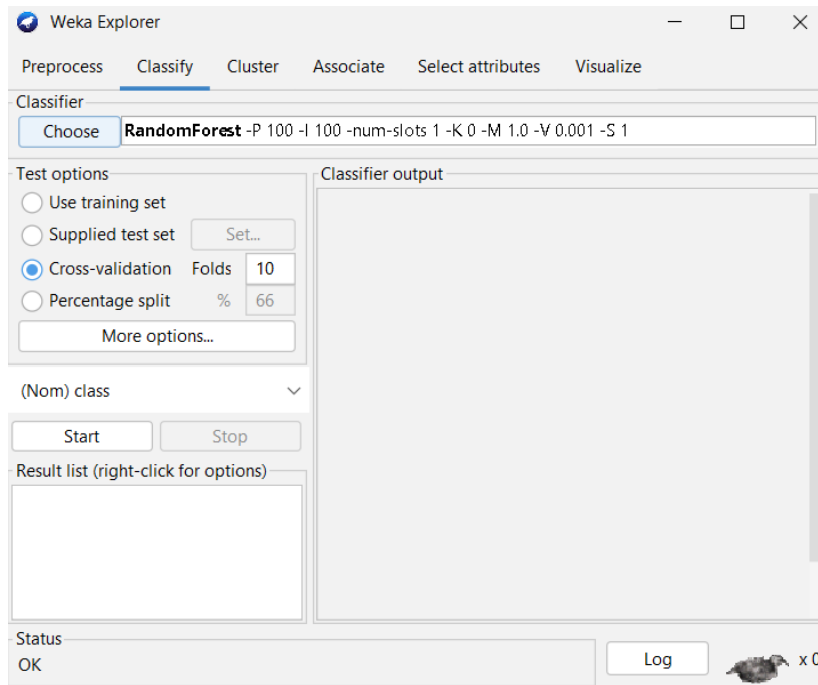
2. Μεθοδολογία

2.1. Περιβάλλον επεξεργασίας και ταξινόμησης των δεδομένων

Για την προεπεξεργασία και ταξινόμηση των δεδομένων χρησιμοποιήθηκε το λογισμικό WEKA 3.8.6 (Waikato Environment for Knowledge Analysis) [28]. Το WEKA αποτελείται από μια συλλογή αλγορίθμων μηχανικής μάθησης για εργασίες εξόρυξης δεδομένων. Περιέχει εργαλεία για την προεπεξεργασία δεδομένων, την ταξινόμηση, την παλινδρόμηση, την ομαδοποίηση, την εξόρυξη κανόνων συσχέτισης και την οπτικοποίηση τους. Είναι λογισμικό ανοικτού κώδικα που εκδίδεται υπό τη GNU General Public License. Στις Εικόνες 30 και 31 φαίνεται το περιβάλλον του λογισμικού.



Εικόνα 30 Περιβάλλον προεπεξεργασίας



Εικόνα 31 Περιβάλλον ταξινόμησης

2.2. Περιγραφή Δεδομένων

Στην παρούσα εργασία χρησιμοποιήθηκε ένα dataset που αποτελείται από 33 χαρακτηριστικά/attributes (συμπεριλαμβανομένης της κλάσης) και 820 δείγματα. Πιο συγκεκριμένα, η κλάση του συνόλου δεδομένων χωρίζεται σε 3 κατηγορίες συμμετεχόντων, τους υγιείς ($n = 590$), αυτούς που πάσχουν από MCI ($n = 135$) και αυτούς που πάσχουν από AD ($n = 95$). Τα χαρακτηριστικά αποτελούνται από διάφορα κλινικά δεδομένα (π.χ. το ποσοστό της βιταμίνης B12, της θυρεοειδοτρόπου ορμόνης-TSH, τον γονότυπο της Απολιποπρωτεΐνης E-ApoE, κ.α.), γνωστικά τεστ (CDR scale – Clinical Dementia Scale, Mini Mental State Examination Score, κ.α.), δημογραφικά στοιχεία (φύλο, ηλικία, κ.α.) και προηγούμενο ιατρικό ιστορικό (ψυχιατρικές παθήσεις, καρδιαγγειακά προβλήματα, κ.α.). Στον Πίνακα 5 παρατίθενται όλα τα χαρακτηριστικά με τον τύπο και τις τιμές τους και στον Πίνακα 6 η επεξήγηση του κάθε χαρακτηριστικού.

Κωδικό Όνομα	Τύπος	Τιμές
Apgen1	Nominal	2, 3, 4
Apgen2	Nominal	2, 3, 4
Cdglobal	Nominal	0, 0.5, 1, 2, 3
Axt117	Numeric	min: 0.009 max: 12.66 mean: 1.93
Bat126	Numeric	min: 116.5 max: 2033.05 mean: 466.4
Hmt3	Numeric	min: 3.24 max: 5.84 mean: 4.51
Hmt7	Numeric	min: 2.2 , max: 14.5 , mean: 5.9
Hmt13	Numeric	min: 16 max: 556 mean: 233.7
Hmt40	Numeric	min: 9.5 max: 18.1 mean: 14
Hmt100	Numeric	min: 21.7 max: 39 mean: 31.2
Hmt102	Numeric	min: 31.6 max: 36 mean: 34
Rct6	Numeric	min: 16.2 max: 115.3 mean: 37
Rct11	Numeric	min: 46.8 max: 234.2 mean: 92.4
Rct20	Numeric	min: 92.7 max: 367.3 mean: 207

Rct392	Numeric	min: 0.22 max: 1.9 mean: 0.8
Mhpsych	Nominal	0, 1
Mh2neurl	Nominal	0, 1
Mh4card	Nominal	0, 1
Mh6hepat	Nominal	0, 1
Mh8muscl	Nominal	0, 1
Mh9endo	Nominal	0, 1
Mh10gat	Nominal	0, 1
Mh12rena	Nominal	0, 1
Mh16smok	Nominal	0, 1
Mh17mali	Nominal	0, 1
Mmscore	Numeric	min: 6 max: 30 mean: 27
Limmtotal	Numeric	min: 0 max: 23 mean: 10
Ldeltotal	Numeric	min: 0 max: 23 mean: 9
Ptgender	Nominal	1, 2
Examyear	Date	min: 2006 max: 2014 mean: 2010
Ptdobyear	Date	min: 1915 max: 1957 mean: 1937
Class	Nominal	0, 1, 2

Πίνακας 5 Τύπος και τιμές χαρακτηριστικών

Κωδικό Όνομα	Επεξήγηση Χαρακτηριστικού
Arpen1	Αλληλόμορφο 1 της ApoE
Arpen2	Αλληλόμορφο 2 της ApoE
Cdgloba1	Clinical Dementia Scale
Axt117	Θυρεοειδοτρόπος ορμόνη
Bat126	Βιταμίνη B12
Hmt3	Αριθμός ερυθρών αιμοσφαιρίων
Hmt7	Αριθμός λευκών αιμοσφαιρίων
Hmt13	Αριθμός αιμοπεταλίων
Hmt40	Αιμοσφαιρίνη
Hmt100	Μέση περιεκτικότητα αιμοσφαιρίνης
Hmt102	Μέση πυκνότητα αιμοσφαιρίνης
Rct6	Άζωτο ουρίας αίματος
Rct11	Γλυκόζη Ορού
Rct20	Χοληστερίνη
Rct392	Κρεατινίνη
Mhpsych	Ψυχιατρικό ιστορικό (1 = Ναι, 0 = Όχι)
Mh2neurl	Νευρολογικό ιστορικό (1 = Ναι, 0 = Όχι)
Mh4card	Καρδιαγγειακό ιστορικό (1 = Ναι, 0 = Όχι)
Mh6hepat	Ηπατικός ασθενής (1 = Ναι, 0 = Όχι)
Mh8muscl	Μυοσκελετικές διαταραχές (1 = Ναι, 0 = Όχι)
Mh9endo	Ενδοκρινικές – Μεταβολικές διαταραχές (1 = Ναι, 0 = Όχι)
Mh10gat	Γαστρεντερολογικές Διαταραχές (1 = Ναι, 0 = Όχι)
Mh12rena	Νεφρικές – Ουρογεννητικές Διαταραχές (1 = Ναι, 0 = Όχι)
Mh16smok	Κάπνισμα (1 = Ναι, 0 = Όχι)
Mh17mali	Κακοήθεια (1 = Ναι, 0 = Όχι)
Mmscore	Mini Mental State Examination Score
Limmtotal	Λεκτική μνήμη – Άμεση ανάκληση: συνολικός αριθμός ενοτήτων ιστορίας που ανακλήθηκαν
Ldeltotal	Λεκτική μνήμη – Καθυστερημένη ανάκληση: συνολικός αριθμός ενοτήτων ιστορίας που ανακλήθηκαν

Ptgender	Φύλο (1 = Άνδρας, 2 = Γυναίκα)
Examyear	Χρονολογία εξέτασης
Ptdobyear	Χρονολογία Γέννησης
Class	0 = υγιείς, 1 = MCI, 2 = AD

Πίνακας 6 Επεξήγηση Χαρακτηριστικών (Attributes)

2.3. Προεπεξεργασία Δεδομένων

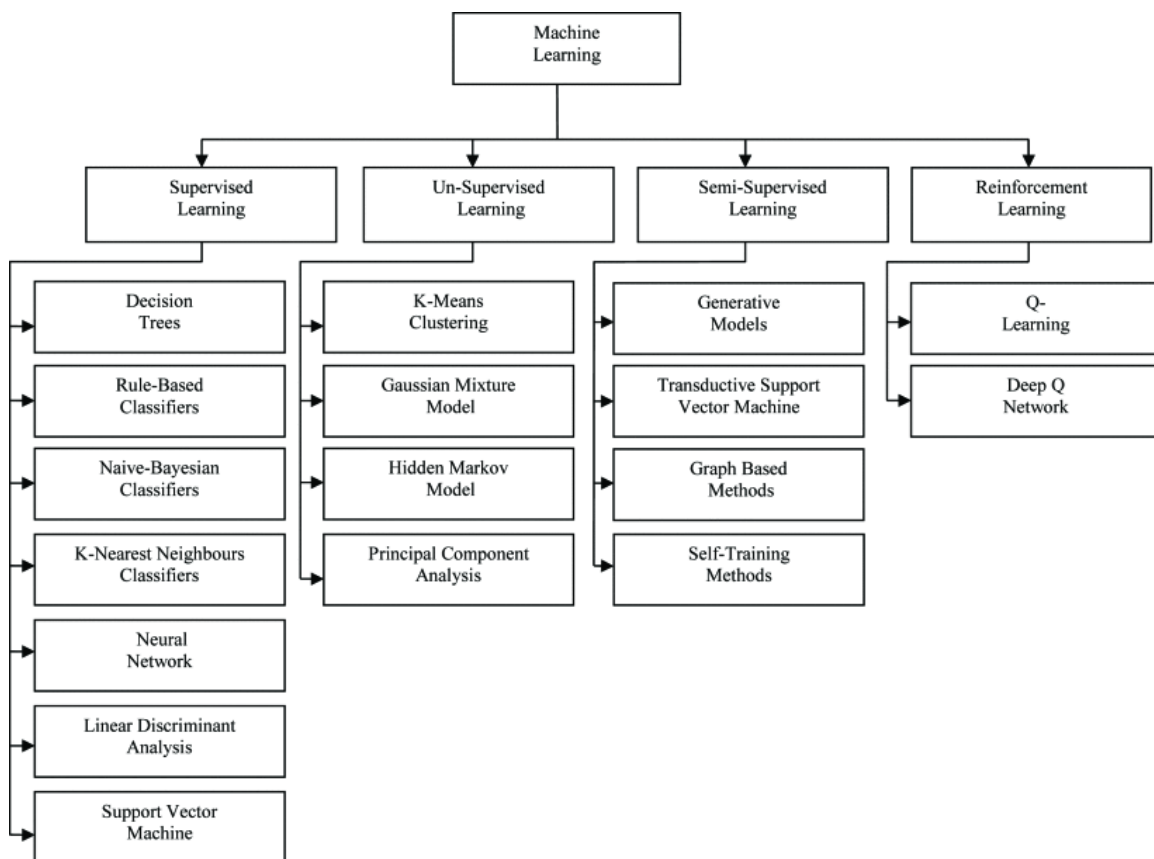
Η προεπεξεργασία των δεδομένων αναφέρεται στον καθαρισμό, στον μετασχηματισμό, στο φιλτράρισμα και στην ενσωμάτωση των δεδομένων, με σκοπό να βελτιωθεί η ποιότητα τους ώστε να καταστούν έτοιμα για ανάλυση. Ο βασικός στόχος της προεπεξεργασίας των δεδομένων είναι να μειώσει ή να εξαλείψει πιθανά προβλήματα που μπορεί να υπάρχουν στο dataset. Η πρώτη επεξεργασία που έγινε στα δεδομένα ήταν η συνένωση τριών χαρακτηριστικών (υγιείς, MCI και AD) σε ένα που αποτελεί και την κλάση του dataset με τιμές 0 για τους υγιείς, 1 για όσους πάσχουν από MCI και 2 για όσους πάσχουν από AD. Στη συνέχεια αφαιρέθηκε 1 χαρακτηριστικό λόγω υπερβολικά μεγάλης συσχέτισής του με την κλάση, παράλληλα δεν χρειάστηκε να διαγραφεί κάποιο δείγμα καθώς δεν υπήρχαν καθόλου missing values. Πιο αναλυτικά το συγκεκριμένο σετ δεδομένων παρουσιάζει το εξής βασικό πρόβλημα, μια μη ισορροπημένη κλάση, καθώς στην πρώτη κατηγορία (υγιείς = 590) έχουμε πολύ περισσότερα δείγματα σε σχέση με τις άλλες δύο κατηγορίες (MCI = 135 και AD = 95). Για την αντιμετώπιση του προβλήματος αυτού, χρησιμοποιήθηκε το φίλτρο Class Balancer, το οποίο επανατοποθετεί το βάρος των δειγμάτων των δεδομένων έτσι ώστε κάθε κλάση να έχει το ίδιο συνολικό βάρος. Το συνολικό άθροισμα του βάρους σε όλα τα δείγματα θα διατηρηθεί. Καθότι το dataset περιλαμβάνει 32 attributes, θα ήταν σκόπιμο να γίνει η επιλογή των πιο σημαντικών χαρακτηριστικών για την ταξινόμηση. Για το λόγο αυτό, έγινε και η χρήση του φίλτρου Attribute Selection, το οποίο επιλέγει τα χαρακτηριστικά βαρύτητας με τον αλγόριθμο BestFirst, που ψάχνει στο χώρο των υποσυνόλων των χαρακτηριστικών με άπληστη αναρρίχηση λόφων (greedy hillclimbing) με δυνατότητα οπισθοδρόμησης (backtracking facility). Το φίλτρο επέλεξε τα εξής χαρακτηριστικά ως πιο σημαντικά: apgen1 (αλληλόμορφο 1 ApoE), cdglobal (CDR Scale), mh12rena (Νεφρικές – Ουρογεννητικές Διαταραχές), mmscore (Mini Mental State Examination score) και Ideltotal (Λεκτική μνήμη – Καθυστερημένη ανάκληση).

2.4. Τεχνικές Μηχανικής Μάθησης

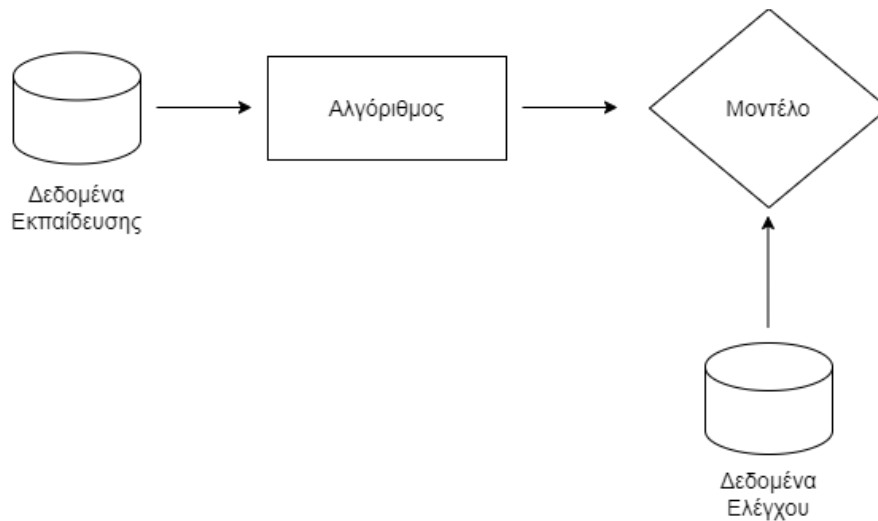
Η Μηχανική Μάθηση (Machine Learning-ML) είναι ένας γενικός όρος που αναφέρεται σε ένα ευρύ φάσμα αλγορίθμων που πραγματοποιούν έξυπνες προβλέψεις με βάση ένα σύνολο δεδομένων [29]. Η Μηχανική Μάθηση ταξινομείται σε μάθηση με επίβλεψη (supervised learning), μάθηση χωρίς επίβλεψη (unsupervised learning), μάθηση με ημιεπίβλεψη (semi-supervised learning) και μάθηση με ενίσχυση (reinforcement learning) [30]. Στην Εικόνα 32 παρουσιάζεται η ταξινόμηση του συστήματος της Μηχανικής Μάθησης.

Η ταξινόμηση (classification) ορίζεται ως η διαδικασία αναγνώρισης, κατανόησης και ομαδοποίησης αντικειμένων και ιδεών σε προκαθορισμένες κατηγορίες ή αλλιώς "υποπληθυσμούς". Αποτελεί μια επιβλεπόμενη (supervised) μέθοδο Μηχανικής Μάθησης όπου το μοντέλο προσπαθεί να προβλέψει τη σωστή κατηγορία (κλάση) των δεδομένων εισόδου. Στην ταξινόμηση, το μοντέλο εκπαιδεύεται πλήρως χρησιμοποιώντας τα δεδομένα εκπαίδευσης (training data) και, στη συνέχεια, αξιολογείται σε δεδομένα ελέγχου (testing data) πριν χρησιμοποιηθεί για την εκτέλεση πρόβλεψης σε νέα μη ταξινομημένα δεδομένα. Ένας αλγόριθμος ταξινόμησης έχει 2 βασικά βήματα εκτέλεσης, το στάδιο της εκμάθησης και το στάδιο της ταξινόμησης. Αρχικά, ο αλγόριθμος κατασκευάζει τον ταξινομητή (classifier) και αναλύει το σύνολο δεδομένων εκπαίδευσης. Στο δεύτερο στάδιο εξάγεται το μοντέλο του ταξινομητή, ελέγχεται με τα testing data και εκτιμάται η ακρίβεια του με τις μεθόδους αποτίμησης ακρίβειας. Στην Εικόνα 33 παρουσιάζεται σε διάγραμμα η μέθοδος ταξινόμησης από αλγόριθμο Μηχανικής Μάθησης.

Το k-fold cross validation αποτελεί μια τεχνική για την αξιολόγηση της αποδοτικότητας των μοντέλων πρόβλεψης (ταξινομητών). Το σύνολο δεδομένων χωρίζεται σε k υποσύνολα ή folds ίσου μεγέθους. Το μοντέλο εκπαιδεύεται και ελέγχεται k φορές (δηλ. γίνονται k επαναλήψεις), χρησιμοποιώντας κάθε φορά ένα διαφορετικό fold ως σύνολο ελέγχου (test set). Ουσιαστικά, το k-οστό υποσύνολο αποτελεί το σύνολο ελέγχου ενώ όλα τα υπόλοιπα αποτελούν το σύνολο εκπαίδευσης. Έστω ότι το $k = 3$, το dataset χωρίζεται σε 3 ίσα κομμάτια. Στην πρώτη επανάληψη χρησιμοποιούνται τα κομμάτια 1 και 2 για training και το 3 για testing. Στην δεύτερη επανάληψη χρησιμοποιούνται τα κομμάτια 1 και 3 για training και το 2 για testing. Στην τρίτη, και τελευταία, επανάληψη (γιατί $k = 3$) χρησιμοποιούνται τα κομμάτια 2 και 3 για training και το 1 για testing. Στην παρούσα εργασία χρησιμοποιήθηκαν 5 αλγόριθμοι ταξινόμησης με 10-fold cross validation και ο Cost Sensitive ταξινομητής με όλους τους αλγορίθμους στο σετ δεδομένων, με σκοπό την εξαγωγή ενός μοντέλου πρόβλεψης για την Ήπια Γνωστική Διαταραχή και τη νόσο Alzheimer. Οι αλγόριθμοι είναι: ο Multilayer Perceptron (MLP), ο k-Nearest Neighbors (k-NN), ο JRip, ο Decision Tree (C4.5) και ο Random Forest (RF).



Εικόνα 32 Ταξινόμηση συστήματος Μηχανικής Μάθησης [31]

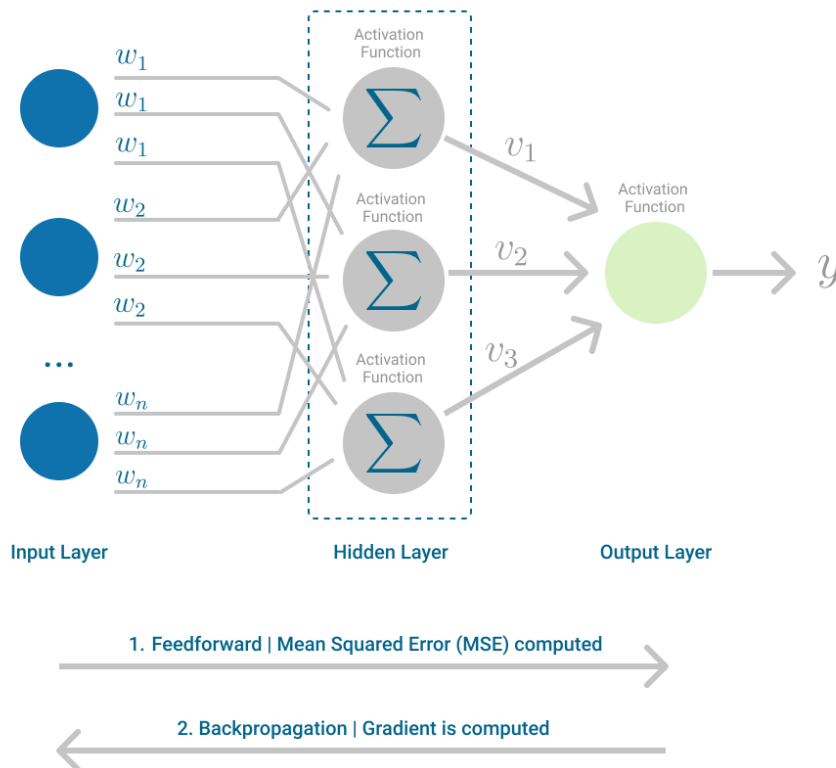


Εικόνα 33 Μέθοδος Ταξινόμησης

2.5. Αλγόριθμοι Ταξινόμησης

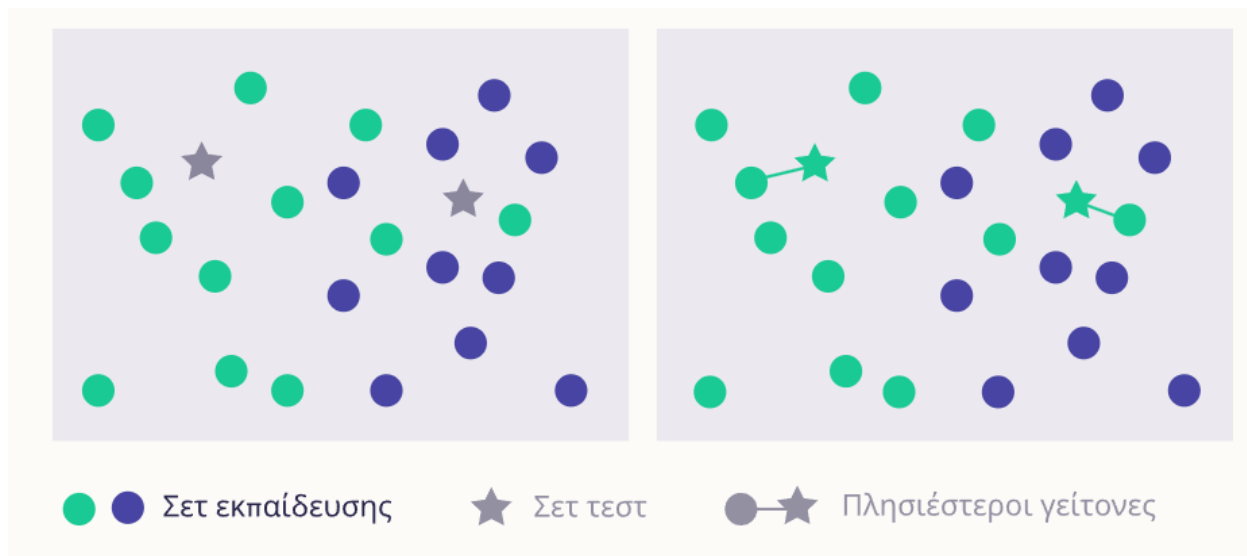
Ο αλγόριθμος Multilayer Perceptron (MLP) αποτελείται από τρεις τύπους επιπέδων/στρωμάτων, το επίπεδο εισόδου, το κρυφό στρώμα και το επίπεδο εξόδου. Είναι ένα είδος τεχνητού νευρωνικού δικτύου που αποτελείται από πολλαπλά επίπεδα νευρώνων, τα οποία οργανώνονται σε μία ή περισσότερες κρυφές στρώσεις (επίπεδα που δεν είναι ούτε η είσοδος ούτε η έξοδος του δικτύου). Η βασική ιδέα του MLP είναι να μπορεί να μάθει πολύπλοκες συναρτήσεις, αναπαριστώντας αυτές τις συναρτήσεις μέσω ενός συνδυασμού γραμμικών μετασχηματισμών και μη γραμμικών συναρτήσεων ενεργοποίησης. Η λειτουργία του σε βήματα είναι η εξής:

1. Είσοδος: Αρχικά, οι τιμές εισόδου δίνονται στο πρώτο επίπεδο του δικτύου (το επίπεδο εισόδου). Κάθε είσοδος συνήθως αναπαρίσταται από ένα νευρώνα, και ο αριθμός των εισόδων αντιστοιχεί στη διάσταση των δεδομένων εισόδου.
2. Κρυφές στρώσεις: Τα δεδομένα εισόδου περνούν μέσω μιας σειράς κρυφών στρωμάτων. Κάθε στρώμα αποτελείται από νευρώνες που είναι συνδεδεμένοι με κάθε νευρώνα στο προηγούμενο και το επόμενο στρώμα μέσω βάρων. Κάθε στρώμα εκτελεί μια γραμμική συνάρτηση (π.χ. πολλαπλασιασμός των εισόδων με τα βάρη και προσθήκη ενός βιαστικού όρου).
3. Συνάρτηση Ενεργοποίησης: Μετά από τη γραμμική πράξη, σε κάθε νευρώνα εφαρμόζεται μια συνάρτηση ενεργοποίησης. Αυτή η συνάρτηση είναι μη γραμμική και βοηθά στην εισαγωγή μη γραμμικότητας στο δίκτυο, επιτρέποντας του να μάθει πολύπλοκες συναρτήσεις. Η συνάρτηση ReLU (Rectified Linear Unit) είναι μία συνήθης επιλογή για τη συνάρτηση ενεργοποίησης.
4. Έξοδος: Τέλος, οι τιμές εξόδου υπολογίζονται από το τελευταίο επίπεδο νευρώνων. Συνήθως, χρησιμοποιείται η συνάρτηση ενεργοποίησης στο τελευταίο επίπεδο, που καθορίζει το είδος της εξόδου που προσπαθούμε να προβλέψουμε. Για παράδειγμα, σε προβλήματα ταξινόμησης, μια συνάρτηση softmax χρησιμοποιείται για να μετατρέψει τις εξόδους σε πιθανότητες κλάσεων.
5. Εκπαίδευση: Κατά τη διάρκεια της εκπαίδευσης, το δίκτυο ρυθμίζει τα βάρη του μέσω μιας διαδικασίας που ονομάζεται αντίστροφη διάδοση του σφάλματος (backpropagation). Ο σκοπός είναι να μειωθεί η απόκλιση μεταξύ των προβλεπόμενων εξόδων του δικτύου και των πραγματικών εξόδων, προσαρμόζοντας τα βάρη των συνδέσεων βάσει της απόκρισης του δικτύου.



Εικόνα 34 Λειτουργία MLP [32]

Ο αλγόριθμος k-Nearest Neighbors (k-NN) είναι ένας απλός αλγόριθμος μηχανικής μάθησης που χρησιμοποιείται τόσο για προβλήματα ταξινόμησης, όσο και για προβλήματα παλινδρόμησης. Η λειτουργία του είναι αρκετά απλή και βασίζεται στην έννοια της απόστασης μεταξύ των δεδομένων. Ο αλγόριθμος k-NN δεν "εκπαιδεύεται" με την κλασική έννοια του όρου. Απλά αποθηκεύει τα δεδομένα εκπαίδευσης του, δηλαδή τα σύνολα δεδομένων εισόδου και τις αντίστοιχες κατηγορίες τους. Όταν προκύψει μια νέα παρατήρηση ή ένα νέο δεδομένο εισόδου προς ταξινόμηση ή πρόβλεψη, ο αλγόριθμος υπολογίζει την απόστασή του από όλα τα άλλα δεδομένα εκπαίδευσης, χρησιμοποιώντας μια μέτρηση απόστασης. Ο αλγόριθμος επιλέγει τα k πλησιέστερα δεδομένα εκπαίδευσης στο νέο δεδομένο εισόδου, όπου k είναι ένας προκαθορισμένος αριθμός (π.χ. 3, 5, 10 κλπ.). Η επιλογή αυτών των γειτόνων μπορεί να γίνει με βάση την ευκλείδεια απόσταση. Ανάλογα με την εφαρμογή, ο αλγόριθμος μπορεί να προβεί είτε σε ταξινόμηση, είτε σε παλινδρόμηση. Στην ταξινόμηση, επιλέγει την κατηγορία που εμφανίζεται συχνότερα μεταξύ των k γειτόνων και την αναθέτει στο νέο δείγμα. Στην παλινδρόμηση, υπολογίζει τη μέση τιμή των ετικετών των k γειτόνων και την εκχωρεί στο νέο δείγμα. Οι κύριες παράμετροι που επηρεάζουν τη λειτουργία του αλγορίθμου KNN είναι ο αριθμός k των γειτόνων και η μέθοδος μέτρησης απόστασης μεταξύ των δεδομένων. Ο αλγόριθμος είναι εύκολος στην κατανόηση και υλοποίηση, αλλά μπορεί να είναι χρονοβόρος σε μεγάλα σύνολα δεδομένων, καθώς απαιτεί υπολογισμό όλων των αποστάσεων μεταξύ των δεδομένων εκπαίδευσης και του νέου δεδομένου εισόδου.



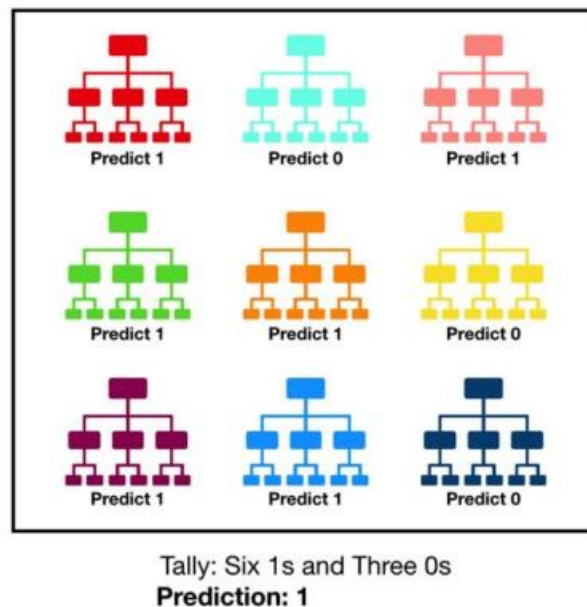
Εικόνα 35 Λειτουργία k -NN [33].

Ο αλγόριθμος JRip (Repeated Incremental Pruning to Produce Error Reduction) είναι ένας αλγόριθμος μηχανικής μάθησης που χρησιμοποιείται για την κατασκευή και τη βελτιστοποίηση των κανόνων ταξινόμησης σε ένα σύνολο δεδομένων. Ο αλγόριθμος JRip συνήθως χρησιμοποιείται για την κατασκευή και την αξιολόγηση απλών και ερμηνεύσιμων κανόνων ταξινόμησης. Αρχικά, ο αλγόριθμος ξεκινά με έναν πρώτο κανόνα που καλύπτει ολόκληρο το σύνολο εκπαίδευσης ή ένα τυχαίο υποσύνολό του. Στη συνέχεια, ο αλγόριθμος προσπαθεί να επεκτείνει τους υπάρχοντες κανόνες προσθέτοντας συνθήκες (προϋποθέσεις) σε αυτούς, προκειμένου να καλύψει περισσότερα παραδείγματα εκπαίδευσης. Κατά τη διάρκεια της επέκτασης, ο αλγόριθμος ελέγχει την αποτελεσματικότητα του κάθε κανόνα στο σύνολο εκπαίδευσης. Αν ένας κανόνας δεν βελτιώνει σημαντικά την ακρίβεια του μοντέλου, τότε αφαιρείται. Οι παραπάνω διαδικασίες επεκτείνονται και επαναλαμβάνονται πολλές φορές, συνήθως με κάποιο κριτήριο τερματισμού, όπως ένας μέγιστος αριθμός επαναλήψεων ή μια ελάχιστη βελτίωση του μοντέλου. Ο αλγόριθμος JRip παράγει σύνολα κανόνων ταξινόμησης τα οποία είναι εύκολα ερμηνεύσιμα και μπορούν να δώσουν σημαντική ένδειξη σχετικά με τον τρόπο λειτουργίας του μοντέλου. Ωστόσο, μια από τις προκλήσεις του αλγορίθμου είναι η αντιμετώπιση του προβλήματος της υπερεκπαίδευσης, καθώς ο αυξημένος αριθμός κανόνων μπορεί να οδηγήσει σε πολύπλοκα μοντέλα που δυσκολεύουν τη γενίκευση σε νέα δεδομένα.

Ο αλγόριθμος C4.5 αποτελεί μια ευρέως διαδεδομένη τεχνική για την δημιουργία δέντρων αποφάσεων στη μηχανική μάθηση. Δημιουργεί δέντρα απόφασης από ένα σύνολο δεδομένων εκπαίδευσης χρησιμοποιώντας την έννοια της εντροπίας πληροφοριών (information entropy). Κατασκευάζει μια δομή τύπου δέντρου, όπου κάθε κόμβος αντιπροσωπεύει μια απόφαση βασισμένη σε ένα χαρακτηριστικό, και κάθε κλάδος οδηγεί σε μια επόμενη απόφαση ή σε έναν τελικό κόμβο (φύλλο) που περιέχει την τελική πρόβλεψη. Ο αλγόριθμος ξεκινά με ολόκληρο το σύνολο δεδομένων εκπαίδευσης, το οποίο περιέχει δείγματα που περιγράφονται από διάφορα χαρακτηριστικά και τις αντίστοιχες ετικέτες κλάσεων. Ο αλγόριθμος επιλέγει επαναληπτικά το καλύτερο χαρακτηριστικό για τον διαχωρισμό των δεδομένων σε κάθε κόμβο του δέντρου. Για τον προσδιορισμό του καλύτερου χαρακτηριστικού, χρησιμοποιεί ένα ευρετικό μέτρο που ονομάζεται λόγος κέρδους πληροφορίας (information gain ratio) ή κανονικοποιημένο information gain. Το μέτρο αυτό υπολογίζει τη μείωση της αβεβαιότητας (εντροπίας) που επιτυγχάνεται με τη διάσπαση των δεδομένων με βάση κάθε χαρακτηριστικό. Το χαρακτηριστικό με τον υψηλότερο λόγο κέρδους πληροφορίας επιλέγεται ως το χαρακτηριστικό διαχωρισμού για τον τρέχοντα κόμβο. Η διαδικασία αυτή επαναλαμβάνεται σε όλες τις διακλαδώσεις μέχρι να φτάσει στον τελικό κόμβο (φύλλο). Για να αποφευχθεί το overfitting, ο C4.5 χρησιμοποιεί μια τεχνική κλαδέματος (pruning). Αξιολογεί τα

υποδέντρα και αφαιρεί εκείνα που δεν βελτιώνουν σημαντικά την ακρίβεια ταξινόμησης, με αποτέλεσμα ένα απλούστερο και πιο γενικευμένο δέντρο.

Ο αλγόριθμος Random Forest (Τυχαίο Δάσος) είναι ένας ισχυρός αλγόριθμος μηχανικής μάθησης που βασίζεται στην ιδέα του συνδυασμού πολλών απλών μοντέλων δέντρων αποφάσεων (decision trees), καλούμενων ως "τυχαία δέντρα" (random trees), για τη δημιουργία ενός ισχυρού μοντέλου πρόβλεψης. Ο αλγόριθμος επιλέγει τυχαία δείγματα από το σύνολο δεδομένων εκπαίδευσης με αντικατάσταση. Αυτό σημαίνει ότι κάθε δέντρο του δάσους θα εκπαιδευτεί σε ένα διαφορετικό υποσύνολο των δεδομένων. Για κάθε υποσύνολο δεδομένων, δημιουργείται ένα δέντρο απόφασης με τη χρήση τεχνικών όπως το CART (Classification and Regression Trees) ή το ID3 (Iterative Dichotomiser 3). Κατά τη δημιουργία του δέντρου, κάθε φορά που γίνεται μια διαίρεση, εξετάζεται μόνο ένα τυχαίο υποσύνολο των χαρακτηριστικών (random feature selection). Κάθε δέντρο παράγει μια πρόβλεψη βάσει των δεδομένων που του έχουν δοθεί. Η τελική πρόβλεψη του Random Forest γίνεται με ψηφοφορία. Δηλαδή, αν πρόκειται για πρόβλημα ταξινόμησης, επιλέγεται η κατηγορία που προκύπτει από την πλειοψηφία των δέντρων. Ο αλγόριθμος Random Forest έχει πολλές παραμέτρους που μπορούν να ρυθμιστούν, όπως ο αριθμός των τυχαίων δέντρων, το βάθος των δέντρων, κ.λπ. Αυτές οι παράμετροι μπορούν να επηρεάσουν την απόδοση του μοντέλου.



Εικόνα 36 Λειτουργία Random Forest.

Ο cost-sensitive classifier του WEKA είναι ένας ταξινομητής που λαμβάνει υπόψιν το κόστος λάθους για κάθε κατηγορία (κλάση) κατά την εκπαίδευση και την ταξινόμηση. Αυτό σημαίνει ότι αναθέτει διαφορετικά κόστη σε κάθε είδος λάθους (false positives, false negatives) και χρησιμοποιεί αυτά τα κόστη για να βελτιστοποιήσει την απόδοση του μοντέλου. Για να χρησιμοποιηθεί ο cost-sensitive classifier πρέπει να καθοριστεί από τον χρήστη το κόστος για κάθε κατηγορία λάθους. Επίσης δίνεται η δυνατότητα επιλογής οποιουδήποτε αλγορίθμου ταξινόμησης. Ο ταξινομητής εκπαιδεύεται χρησιμοποιώντας αυτά τα κόστη ως κριτήριο για τη λήψη αποφάσεων κατά τη διάρκεια της εκπαίδευσης. Για παράδειγμα, αν το κόστος ενός false positive είναι υψηλότερο από ένα false negative, ο ταξινομητής θα επικεντρωθεί στη μείωση των false positives ακόμα και αν αυτό σημαίνει αύξηση των false negatives. Οι cost-sensitive ταξινομητές χρησιμοποιούνται συχνά σε περιπτώσεις όπου τα λάθη σε συγκεκριμένες κατηγορίες έχουν διαφορετικές συνέπειες. Για παράδειγμα, σε ένα πρόβλημα ιατρικής διάγνωσης, ένα λάθος που οδηγεί σε μια λανθασμένη διάγνωση καρκίνου μπορεί να έχει σοβαρότερες συνέπειες από ένα λάθος που οδηγεί σε μια λανθασμένη διάγνωση γρίπης. Τα βασικά του πλεονεκτήματα είναι ότι βελτιώνει την ακρίβεια

ταξινόμησης σε datasets με άνιση κατανομή των κλάσεων και είναι χρήσιμος σε περιπτώσεις όπου το κόστος λανθασμένης ταξινόμησης δεν είναι το ίδιο για όλες τις κλάσεις.

2.6. Μετρικές Αξιολόγησης Απόδοσης

Η αξιολόγηση της απόδοσης αποτελεί ένα θεμελιώδες βήμα στην διαδικασία επιλογής του βέλτιστου μοντέλου. Συνεπώς, η επιλογή των κατάλληλων μετρικών αξιολόγησης έχει μεγάλη σημασία για την διάκριση και την επιλογή του καλύτερου ταξινομητή.

Ο Πίνακας Σύγχυσης (Confusion Matrix – CM), είναι ένα βασικό εργαλείο για την αξιολόγηση της απόδοσης των αλγορίθμων ταξινόμησης. Ο CM είναι ένας πίνακας που συνοψίζει τα αποτελέσματα της ταξινόμησης σε σχέση με τα πραγματικά. Παρέχει λεπτομερή ανάλυση της απόδοσης ενός μοντέλου, παρουσιάζοντας τον αριθμό των αληθώς θετικών (True Positive – TP), των αληθώς αρνητικών (True Negative - TN), των ψευδώς θετικών (False Positive - FP) και των ψευδώς αρνητικών (False Negative - FN). Όπου, TP είναι ο αριθμός των θετικών περιπτώσεων που ταξινομούνται σωστά ως θετικές από το μοντέλο, TN είναι ο αριθμός των αρνητικών περιπτώσεων που ταξινομούνται σωστά ως αρνητικές από το μοντέλο, FP είναι ο αριθμός των αρνητικών περιπτώσεων που ταξινομούνται εσφαλμένα ως θετικές από το μοντέλο και FN είναι ο αριθμός των θετικών περιπτώσεων που ταξινομούνται εσφαλμένα ως αρνητικές από το μοντέλο.

Confusion Matix			
	Class A	Class B	Class C
Real A	a	b	c
Real B	d	e	f
Real C	g	h	i

Εικόνα 37 Παράδειγμα Πίνακα Σύγχυσης (CM).

Ακρίβεια (Accuracy): Η ακρίβεια είναι η πλέον χρησιμοποιούμενη μετρική απόδοσης για την αξιολόγηση ενός μοντέλου ταξινόμησης. Μετρά το ποσοστό των σωστών προβλέψεων που πραγματοποιεί το μοντέλο επί του συνόλου των προβλέψεων. Μια υψηλή ακρίβεια υποδεικνύει ότι το μοντέλο κάνει μεγάλο ποσοστό σωστών προβλέψεων, ενώ μια χαμηλή ακρίβεια υποδεικνύει ότι το μοντέλο κάνει πάρα πολλές λανθασμένες προβλέψεις. Υπολογίζεται με τον ακόλουθο τύπο:

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

Ευαισθησία (Sensitivity): Η ευαισθησία, επίσης γνωστή ως ανάκληση, μετρά το ποσοστό των αληθώς θετικών περιπτώσεων (TP) μεταξύ όλων των πραγματικών θετικών περιπτώσεων. Με άλλα λόγια, η ανάκληση μετρά την ικανότητα του μοντέλου να αναγνωρίζει σωστά θετικές περιπτώσεις. Μια υψηλή ανάκληση υποδηλώνει ότι το μοντέλο είναι σε θέση να εντοπίσει ένα μεγάλο ποσοστό θετικών περιπτώσεων, ενώ μια χαμηλή ανάκληση υποδηλώνει ότι το μοντέλο χάνει πολλές θετικές περιπτώσεις. Υπολογίζεται από τον ακόλουθο τύπο:

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

Ιδιαιτερότητα (Specificity): Η ιδιαιτερότητα μπορεί να θεωρηθεί ως η ικανότητα του μοντέλου να προβλέπει τα αληθώς αρνητικά (TN) από κάθε διαθέσιμη κατηγορία. Ουσιαστικά, μετρά το ποσοστό των αρνητικών περιπτώσεων που κατηγοριοποιούνται σωστά. Ένα υψηλό specificity υποδηλώνει ότι το μοντέλο είναι σε θέση να εντοπίσει ένα μεγάλο ποσοστό των αρνητικών περιπτώσεων, ενώ ένα χαμηλό specificity υποδηλώνει ότι το μοντέλο χάνει πολλές αρνητικές περιπτώσεις. Υπολογίζεται από τον ακόλουθο τύπο:

$$Spec = \frac{TN}{TP + FP}$$

Positive Predictive Value (PPV): Το PPV είναι μια μετρική που μετρά το ποσοστό των αληθώς θετικών (TP) περιπτώσεων μεταξύ των περιπτώσεων που προβλέπονται ως θετικές από το μοντέλο. Με άλλα λόγια, το PPV μετρά την ακρίβεια των θετικών προβλέψεων που πραγματοποιούνται από το μοντέλο. Ένα υψηλό PPV υποδεικνύει ότι το μοντέλο είναι σε θέση να εντοπίσει με ακρίβεια θετικές περιπτώσεις, ενώ ένα χαμηλό PPV υποδεικνύει ότι το μοντέλο κάνει πάρα πολλές ψευδώς θετικές (FP) προβλέψεις. Υπολογίζεται από τον ακόλουθο τύπο:

$$PPV = \frac{TP}{TP + FP}$$

2.7. Γραφική Διεπαφή Χρήστη-Ιστοσελίδα

Σκοπός της παρούσας εργασίας είναι η ανάπτυξη ενός Συστήματος Υποστήριξης Αποφάσεων για την διάγνωση του Alzheimer's. Ο στόχος είναι η χρήση του συστήματος να γίνεται από τον ιατρό ώστε να λειτουργήσει υποστηρικτικά στην διαδικασία της διάγνωσης. Έχει δημιουργηθεί μια Γραφική Διεπαφή Χρήστη για να επιτελέσει τον στόχο αυτό. Από τα αποτελέσματα της ταξινόμησης θα επιλεγεί το βέλτιστο μοντέλο με σκοπό την ενσωμάτωσή του σε μια ιστοσελίδα για την αξιοποίησή του.

Το βασικό σχέδιο της ιστοσελίδας είναι να αποτελείται από 3 σελίδες. Η πρώτη, που θα είναι και το Home Page, θα παρέχει κάποιες πληροφορίες για το τι είναι το σύστημα και ποια η χρησιμότητά του και από εκεί θα γίνεται η είσοδος στο σύστημα. Η δεύτερη σελίδα, που θα περιλαμβάνει το μοντέλο ταξινόμησης, θα έχει μορφή φόρμας με τα βασικά πεδία που χρειάζονται ώστε να λειτουργήσει το μοντέλο και ο χρήστης-ιατρός θα τα συμπληρώνει (System Page). Αφού ολοκληρωθεί αυτή η διαδικασία, μέσω button τύπου submit, οδηγούμαστε στην τρίτη και τελευταία σελίδα όπου εμφανίζεται το αποτέλεσμα της ταξινόμησης (Outcome Page). Για την δημιουργία της ιστοσελίδας έχει χρησιμοποιηθεί η γλώσσα HTML (HyperText Markup Language) σε συνδυασμό με PHP (Hypertext Preprocessor) και CSS (Canadian Style Sheets) για ένα πιο γραφικό περιβάλλον. Παρακάτω παρατίθενται τα 3 αρχεία κώδικα της ιστοσελίδας.

Αρχείο index.html

```
<!DOCTYPE html>
<html lang="en">
<head>
  <meta charset="UTF-8">
  <meta name="viewport" content="width=device-width, initial-scale=1.0">
  <title>DSS for Alzheimer's Diagnosis</title>
  <link rel="stylesheet"
href="https://fonts.googleapis.com/css2?family=Roboto:wght@400;700&display=swap">

  <style>
    body {
      font-family: 'Roboto', sans-serif;
      text-align: center;
      background-color: #f4f4f4;
      background: rgba(244, 244, 244, 0.5) url('form.jpg') center/cover no-repeat;
      margin: 0;
      padding: 0;
    }

    /* header {
      background-color: #5F9EA0;
      color: #fff;
      padding: 18px 0;
    }*/
```

```

h1 {
  color: #fff;
  text-shadow: 3px 3px 5px #000;
  margin: 18px 0;
  font-size: 2.8em;
}

h2 {
  color: #fff;
  font-size: 1.8em;
  text-shadow: 3px 3px 5px #000;
  font-family: 'Arial', sans-serif;
  margin: 18px 0;
}

img {
  max-width: 100%;
  height: auto;
  margin: 18px 0;
  margin-right: 1200px;
}

section {
  max-width: 800px;
  margin: 0 auto;
  padding: 25px;
  /*background-color: #fff;*/
  background-color: rgba(255, 255, 255, 0.4);
  border-radius: 8px;
  box-shadow: 0 0 10px rgba(0, 0, 0, 0.1);
}

p {
  margin: 10px 0;
  color: #000;
  font-size: 18px;
}

a {
  display: inline-block;
  padding: 10px 20px;
  background-color: #3B7174;
  color: #fff;

  text-decoration: none;
  border-radius: 5px;
  transition: background-color 0.3s ease;
  margin-top: 20px;
  font-size: 18px;
}

```

```

        font-weight: bold;
        text-decoration: underline;
    }

    a:hover {
        background-color: #5F9EA0;
    }
</style>
</head>
<body>
    <header>
        
        <h1>Decision Support System for Alzheimer's Diagnosis</h1>
        <h2>This webpage allows you to submit medical data to determine
        whether a patient suffers from Alzheimer's.</h2>
    </header>

    <section>
        <div style="background-color: rgba(255, 255, 255, 0.8); padding: 15px; border-radius:
8px; margin-top: 20px;">
            <p>Our goal is to help doctors facilitate the process of Alzheimer's
            diagnosis using less invasive methods; specifically using a system trained
            by machine learning algorithms. The system in question has the ability to distinguish
            whether the patient is healthy or suffering from Mild Cognitive Impairment (MCI) or
            Alzheimer's (AD) with an accuracy rate of 90.2%.</p>
        </div>
    </section>

    <a href="form.php">Use the System</a>
</body>
</html>

```

Αρχείο form.php

```

<!DOCTYPE html>
<html lang="en">
<head>
    <meta charset="UTF-8">
    <meta name="viewport" content="width=device-width, initial-scale=1.0">
    <title>DSS for Alzheimer's Diagnosis</title>
    <link rel="stylesheet"
href="https://fonts.googleapis.com/css2?family=Roboto:wght@400&display=swap">

```

```

<style>
  body {
    font-family: 'Roboto', sans-serif;
    text-align: center;
    background-color: #f4f4f4;
    background-image: url('form.jpg');
    background-size: cover;
    background-position: center;
    margin: 0;
    padding: 0;
    position: relative;
  }

  h1 {
    color: #fff;
    margin-top: 50px;
    margin-bottom: 50px;
    margin-right: 750px;
    text-shadow: 3px 3px 4px #000;
    text-decoration: underline;
    font-size: 35px;
  }

  form {
    max-width: 600px;
    margin: 0 auto;
    margin-left: 50px;
    padding: 20px;
    border: 1px solid #5F9EA0;
    border-radius: 8px;
    background-color: #fff;
    box-shadow: 0 0 10px rgba(0, 0, 0, 0.1);
  }

  label {
    display: block;
    margin-bottom: 8px;
    font-weight: bold;
    color: #333;
  }

  input {
    width: calc(100% - 22px);
    padding: 10px;
    margin-bottom: 15px;
    box-sizing: border-box;
    border: 1px solid #ccc;
    border-radius: 5px;
    font-size: 16px;
  }

```

```

input[type="submit"] {
  background-color: #4D8C8F;
  color: #fff;
  cursor: pointer;
  padding: 12px 20px;
  border: none;
  border-radius: 5px;
  font-size: 16px;
  transition: background-color 0.3s ease;
}

input[type="submit"]:hover {
  background-color: #3B7174;
}

.info-box {
  position: absolute;
  bottom: 90px;
  right: 90px;
  background-color: rgba(77, 140, 143, 0.7);
  color: #fff;
  padding: 15px;
  border-radius: 8px;
  box-shadow: 0 0 10px rgba(0, 0, 0, 0.1);
}

.info-box p {
  text-align: left;
  font-size: 20px;
  line-height: 1.6;
  color: #fff;
  text-shadow: 2px 2px 4px #000;
  margin: 0;
}

.info-box ul {
  list-style-type: none;
  padding: 0;
  margin: 0;
}

.info-box li {
  margin-bottom: 10px;
  text-shadow: 3px 3px 6px #000;
  font-size: 18px;
  font-weight: 500;
  color: #fff;
}

```

```

</style>
</head>
<body>
  <h1>Medical Diagnosis Form:</h1>
  <form action="process.php" method="post">
    <label for="apgen1">Genotype-Allele 1 of ApoE (2, 3, 4): </label>
    <input type="text" name="apgen1" required>

    <label for="cdglobal">Clinical Dementia Rate Scale (0, 0.5, 1, 2, 3): </label>
    <input type="text" name="cdglobal" required>

    <label for="mh12rena">Renal-Genitourinary History (0 for No, 1 for Yes): </label>
    <input type="text" name="mh12rena" required>

    <label for="mmscore">Mini Mental State Examination Score: </label>
    <input type="number" name="mmscore" required>

    <label for="ldelttotal"> Delayed Recall-Total Number of Story Units Recalled: </label>
    <input type="number" name="ldelttotal" required>

    <input type="submit" value="Submit">
  </form>

  <div class="info-box">
    <p><b><u>Certain given facts about the system:</b></u><br/><br/>
      <ul>
        <li>The data were collected by 820 participants
          <br/>(590 healthy, 135 with MCI and 95 with AD).<br/><br/></li>
        <li>A machine learning algorithm, belonging on
          <br/>the category of decision trees was run on the data,
          <br/>more specifically algorithm C4.5<br/><br/></li>
        <li>The algorithm is able to classify each new sample into these
          <br/>these 3 categories (normal, MCI, AD),with an accuracy rate of 90.2%.</li>
      </ul>
    </p>
  </div>
</body>
</html>

```

Αρχείο process.php

```
<!DOCTYPE html>
<html lang="en">
<head>
  <meta charset="UTF-8">
  <meta name="viewport" content="width=device-width, initial-scale=1.0">
  <title>DSS for Alzheimer's Diagnosis</title>
  <style>
    body {
      font-family: 'Arial', sans-serif;
      text-align: center;
      background-color: #f4f4f4;
      margin: 0;
      padding: 0;
      display: flex;
      align-items: center;
      justify-content: center;
      min-height: 100vh;
      background-image: url('form.jpg');
      background-size: cover;
      background-position: center;
    }

    h2 {
      color: #3B7174;
      margin-top: 30px;
      margin-bottom: 20px;
      text-shadow: 3px 3px 5px #fff;
      font-size: 2em;
    }

    p {
      font-size: 24px;
      color: #222;
      text-shadow: 3px 3px 5px #fff;
      margin-bottom: 30px;
    }

    .outcome-container {
      max-width: 800px;
      padding: 40px;
      border: 2px solid #5F9EA0;
      border-radius: 16px;
      background-color: rgba(255, 255, 255, 0.6);
      box-shadow: 0 0 20px rgba(0, 0, 0, 0.2);
      box-shadow: 0 0 20px rgba(0, 0, 0, 0.2);
    }
  </style>
</head>
```

```

<body>
<?php
if ($_SERVER["REQUEST_METHOD"] == "POST") {
    // Get form data
    $cdglobal = $_POST["cdglobal"];
    $mmscore = $_POST["mmscore"];

    // Process data and determine outcome
    if ($cdglobal == 0) {
        $outcome = "Healthy patient";
    } elseif ($cdglobal == 0.5 && $mmscore <= 25 && $mmscore <= 22) {
        $outcome = "Patient with Alzheimer's Disease.";
    } elseif ($cdglobal == 0.5 && $mmscore <= 25 && $mmscore > 22) {
        $outcome = "Patient with Mild Cognitive Impairment.";
    } elseif ($cdglobal == 0.5 && $mmscore > 25) {
        $outcome = "Patient with Mild Cognitive Impairment.";
    } elseif ($cdglobal == 1) {
        $outcome = "Patient with Alzheimer's Disease.";
    } elseif ($cdglobal == 2) {
        $outcome = "Patient with Alzheimer's Disease.";
    } elseif ($cdglobal == 3) {
        $outcome = "Patient with Alzheimer's Disease.";
    } else {
        $outcome = "Unknown diagnosis.";
    }
    ?>

    <div class="outcome-container">
        <h2>Classification Outcome:</h2>
        <p><?php echo $outcome; ?></p>
    </div>

    <?php
}
?>

</body>
</html>

```

3. Αποτελέσματα

3.1. Αποτελέσματα ταξινόμησης

Στην παρούσα εργασία χρησιμοποιήθηκαν 5 αλγόριθμοι ταξινόμησης πάνω στα δεδομένα με σκοπό την εξαγωγή του βέλτιστου μοντέλου. Οι αλγόριθμοι που χρησιμοποιήθηκαν είναι ο Multilayer Perceptron (MLP), ο k-Nearest Neighbors (k-NN), ο JRip, ο Decision Tree (C4.5) και ο Random Forest (RF). Η διαδικασία της ταξινόμησης χωρίστηκε σε 4 κατηγορίες: ταξινόμηση χωρίς φίλτρα, ταξινόμηση με το φίλτρο Attribute Selection, ταξινόμηση με το φίλτρο Class Balancer και ταξινόμηση με τον Cost Sensitive Classifier.

3.1.1. Ταξινόμηση χωρίς φίλτρα

Στην ταξινόμηση χωρίς φίλτρα παρατηρούμε πως ο αλγόριθμος MLP ταξινομεί τα δεδομένα με ακρίβεια 88,9%. Από τον Πίνακα Σύγκρισης (Πίνακας 7) φαίνεται πως μεγαλύτερη ευαισθησία έχει στην κλάση 0 με 565 σωστά ταξινομημένα και 25 λάθος. Στην κλάση 1 η ευαισθησία είναι μικρότερη καθώς τοποθετεί σωστά 90 δείγματα και λάθος 45, εκ των οποίων τα περισσότερα τα ταξινομεί ως 0, δηλαδή τοποθετεί δείγματα ασθενών με MCI στους υγιείς. Τέλος, έχει αρκετά καλή ευαισθησία στην κλάση 2 με 74 σωστά ταξινομημένα και 21 λάθος, τοποθετώντας τα περισσότερα λανθασμένα στην κλάση 1, δηλαδή “μπερδεύει” κάποιους ασθενείς με AD σε ασθενείς με MCI.

- Σύνολο δειγμάτων: 820
- Σωστά ταξινομημένα δείγματα: 729
- Λάθος ταξινομημένα δείγματα: 91
- Πίνακας Σύγκρισης:

	0	1	2
0	565	25	0
1	33	90	12
2	3	18	74

Πίνακας 7 Πίνακας Σύγκρισης MLP χωρίς φίλτρα.

Ο αλγόριθμος k-NN έχει ακρίβεια 84,6%. Από τον Πίνακα Σύγκρισης (Πίνακας 8) παρατηρούμε ότι η ευαισθησία είναι πιο χαμηλή και στις 3 κλάσεις, με την 1 και την 2 να χάνουν αισθητά πιο πολλά δείγματα. Πιο αναλυτικά, στην κλάση 0 έχουν ταξινομηθεί σωστά 552 δείγματα και λάθος 38 και στην κλάση 2 έχουν ταξινομηθεί 62 σωστά και 33 λάθος. Στην κλάση 1 έχουμε 80 σωστά και 55 λανθασμένα ταξινομημένα δείγματα, με τον αλγόριθμο να τοποθετεί 40 από τα λανθασμένα στην κλάση 0.

- Σύνολο δειγμάτων: 820
- Σωστά ταξινομημένα δείγματα: 694
- Λάθος ταξινομημένα δείγματα: 126
- Πίνακας Σύγκρισης:

	0	1	2
0	552	35	3
1	40	80	15
2	11	22	62

Πίνακας 8 Πίνακας Σύγκρισης k-NN χωρίς φίλτρα.

Ο αλγόριθμος JRip, με εμφανώς καλύτερα αποτελέσματα από τους προηγούμενους, έχει ακρίβεια ταξινόμησης 89,3%. Από τον Πίνακα Σύγκρισης (Πίνακας 9), βλέπουμε πως η ευαισθησία στις κλάσεις 1 και 2 είναι ανεβασμένη, με περισσότερα σωστά ταξινομημένα δείγματα, 103 και 72 αληθώς θετικά αντίστοιχα, ενώ και στην κλάση 0 τα αληθώς θετικά είναι 558. Επιπλέον, στην κλάση 1 είναι σχεδόν ισόποσα τα λάθος ταξινομημένα δείγματα στις κλάσεις 0 και 2 (17 και 15 αντίστοιχα), ενώ στην κλάση 2 σχεδόν όλα τα ψευδώς αρνητικά είναι τοποθετημένα στην κλάση 1.

- Σύνολο δειγμάτων: 820

- Σωστά ταξινομημένα δείγματα: 733
- Λάθος ταξινομημένα δείγματα: 87
- Πίνακας Σύγχυσης:

	0	1	2
0	558	31	1
1	17	103	15
2	2	21	72

Πίνακας 9 Πίνακας Σύγχυσης JRip χωρίς φίλτρα.

Ο αλγόριθμος C4.5 με ακρίβεια 89%, βρίσκεται πολύ κοντά στον JRip, αλλά με μεγαλύτερη ευαισθησία στις κλάσεις 0 και 2 με σωστά ταξινομημένα δείγματα 570 και 74 αντίστοιχα, αλλά αρκετά χαμηλότερη στην 1 καθώς τα αληθώς θετικά είναι 86 και τα ψευδώς αρνητικά 49 (Πίνακας 10).

- Σύνολο δειγμάτων: 820
- Σωστά ταξινομημένα δείγματα: 730
- Λάθος ταξινομημένα δείγματα: 90
- Πίνακας Σύγχυσης:

	0	1	2
0	570	18	2
1	34	86	15
2	2	19	74

Πίνακας 10 Πίνακας Σύγχυσης C4.5 χωρίς φίλτρα.

Τέλος, ο αλγόριθμος RF, ταξινομεί τα δεδομένα με ακρίβεια 91,2%. Στον Πίνακα Σύγχυσης (Πίνακας 11) βλέπουμε πως η ευαισθησία και στις τρεις κλάσεις είναι μεγάλη, δηλαδή στην κλάση 0 έχουν τοποθετηθεί σωστά 572 δείγματα και λάθος 18, στην κλάση 1 σωστά 104 και λάθος 31 και στην κλάση 2 σωστά 72 και λάθος 23. Παράλληλα παρατηρούμε πως ο αλγόριθμος δεν έχει ταξινομήσει λανθασμένα κανέναν υγιή ως ασθενή με AD και αντίστοιχα κανέναν ασθενή με AD ως υγιή.

- Σύνολο δειγμάτων: 820
- Σωστά ταξινομημένα δείγματα: 748
- Λάθος ταξινομημένα δείγματα: 72
- Πίνακας Σύγχυσης:

	0	1	2
0	572	18	0
1	24	104	7
2	0	23	72

Πίνακας 11 Πίνακας Σύγχυσης RF χωρίς φίλτρα.

3.1.2. Ταξινόμηση με Attribute Selection

Στην ταξινόμηση με το φίλτρο Attribute Selection βλέπουμε πως οι επιδόσεις των περισσότερων αλγορίθμων είναι καλύτερες από ότι στην ταξινόμηση χωρίς κανένα φίλτρο. Πιο συγκεκριμένα ο αλγόριθμος MLP έχει ταξινομήσει τα δεδομένα με ακρίβεια 90,7%. Στον Πίνακα Σύγχυσης (Πίνακας 12) φαίνεται πως η ευαισθησία και στις 3 κλάσεις είναι μεγάλη. Αναλυτικότερα, στην κλάση 0 έχουμε 557 σωστά ταξινομημένα δείγματα και 33 λάθος, εκ των οποίων κανένα δεν έχει τοποθετηθεί στην κλάση 2. Στην κλάση 1 έχουμε 113 σωστά ταξινομημένα δείγματα και 22 λάθος. Τέλος στην κλάση 2 έχουμε 74 σωστά δείγματα και 21 λανθασμένα, εκ των οποίων κανένα δεν έχει τοποθετηθεί στην κλάση 0.

- Σύνολο δειγμάτων: 820
- Σωστά ταξινομημένα δείγματα: 744
- Λάθος ταξινομημένα δείγματα: 76
- Πίνακας Σύγχυσης:

	0	1	2
0	557	33	0
1	16	113	6
2	0	21	74

Πίνακας 12 Πίνακας Σύγχυσης MLP με Att. Selection.

Ο αλγόριθμος k-NN έχει ακρίβεια 89% και στον Πίνακα Σύγχυσης (Πίνακας 13) παρατηρούμε πως, έχει μεγαλύτερη ευαισθησία από τον MPL στις κλάσεις 0 και 2 με σωστά ταξινομημένα δείγματα 558 και 76 αντίστοιχα. Ενώ χαμηλότερη είναι η ευαισθησία στην κλάση 1 με 86 σωστά και 49 λάθος, εκ των οποίων τα 41 είναι ταξινομημένα στην κλάση 0.

- Σύνολο δειγμάτων: 820
- Σωστά ταξινομημένα δείγματα: 730
- Λάθος ταξινομημένα δείγματα: 90
- Πίνακας Σύγχυσης:

	0	1	2
0	568	22	0
1	41	86	8
2	2	17	76

Πίνακας 13 Πίνακας Σύγχυσης k-NN με Att. Selection.

Στην συνέχεια, ο αλγόριθμος JRip ταξινομεί τα δείγματα με ακρίβεια 90,2%. Στην κλάση 0 τοποθετεί σωστά 556 δείγματα και λάθος 34, στην κλάση 1 τοποθετεί σωστά 108 και λάθος 27 και στην κλάση 2 τοποθετεί σωστά 76 και λάθος 19 (Πίνακας 14).

- Σύνολο δειγμάτων: 820
- Σωστά ταξινομημένα δείγματα: 740
- Λάθος ταξινομημένα δείγματα: 80
- Πίνακας Σύγχυσης:

	0	1	2
0	556	34	0
1	11	108	16
2	2	17	76

Πίνακας 14 Πίνακας Σύγχυσης JRip με Att. Selection.

Ο αλγόριθμος C4.5 έχει επίσης ακρίβεια ταξινόμησης 90,2% με σχεδόν παρόμοια ευαισθησία με τον JRip στις κλάσεις 0 και 1 και ελάχιστα μικρότερη στην κλάση 2. Ουσιαστικά, στην κλάση 0 ταξινομεί 558 σωστά δείγματα και 32 λάθος, στην κλάση 1 ταξινομεί 109 σωστά και 26 λάθος και στην κλάση 2 ταξινομεί 73 σωστά και 22 λάθος (Πίνακας 15).

- Σύνολο δειγμάτων: 820
- Σωστά ταξινομημένα δείγματα: 740
- Λάθος ταξινομημένα δείγματα: 80
- Πίνακας Σύγχυσης:

	0	1	2
0	558	32	0
1	21	109	5
2	0	22	73

Πίνακας 15 Πίνακας Σύγχυσης C4.5 με Att. Selection.

Τέλος ο αλγόριθμος RF έχει ακρίβεια 88,7%, μικρότερη από εκείνη στην ταξινόμηση χωρίς φίλτρα. Στον Πίνακα Σύγχυσης (Πίνακας 16) βλέπουμε πως έχει μεγάλη ευαισθησία στην κλάση 0 με 561 αληθώς θετικά δείγματα και 29 ψευδώς αρνητικά και χαμηλότερη ευαισθησία στην κλάση 1 με 87 αληθώς θετικά και 48 ψευδώς αρνητικά. Στην κλάση 2 έχει την μεγαλύτερη ευαισθησία που έχει παρατηρηθεί σε ολόκληρη τη διαδικασία ταξινόμησης με 80 σωστά ταξινομημένα δείγματα και 15 λανθασμένα.

- Σύνολο δειγμάτων: 820
- Σωστά ταξινομημένα δείγματα: 728
- Λάθος ταξινομημένα δείγματα: 92
- Πίνακας Σύγχυσης:

	0	1	2
0	561	29	0
1	37	87	11
2	1	14	80

Πίνακας 16 Πίνακας Σύγχυσης RF με Att. Selection.

3.1.3. Ταξινόμηση με Class Balancer

Στην ταξινόμηση με το φίλτρο Class Balancer η νέα ισορροπία των κλάσεων είναι: 0 = 273.3, 1 = 273.3, 2 = 273.3 και παράλληλα παρατηρούμε πως οι επιδόσεις των περισσότερων αλγορίθμων είναι πιο χαμηλές σε σχέση με τις δύο προηγούμενες ταξινομήσεις. Αναλυτικότερα ο αλγόριθμος MLP έχει ακρίβεια ταξινόμησης 82,1% με υψηλή ευαισθησία στην κλάση 0 με περίπου 258 σωστά ταξινομημένα δείγματα

και περίπου 15 λανθασμένα. Στις κλάσεις 1 και 2 παρατηρούμε χαμηλότερη ευαισθησία σε σχέση με την κλάση 0, με αληθώς θετικά περίπου 202 και περίπου 212 αντίστοιχα και ψευδώς αρνητικά περίπου 70 στην κλάση 1 και περίπου 61 στην κλάση 2 (Πίνακας 17).

- Σύνολο δειγμάτων: 820
- Σωστά ταξινομημένα δείγματα: 673.4266
- Λάθος ταξινομημένα δείγματα: 146.5734
- Πίνακας Σύγχυσης:

	0	1	2
0	258.05	14.36	0.93
1	52.64	202.47	18.22
2	2.88	57.54	212.91

Πίνακας 17 Πίνακας Σύγχυσης MLP με Class Balancer.

Ο αλγόριθμος k-NN έχει χαμηλότερη απόδοση από τον MLP και ταξινομεί τα δεδομένα με ακρίβεια 72,6%. Η ευαισθησία στην κλάση 0 είναι σχεδόν ίση με του MLP με περίπου 255 σωστά τοποθετημένα δείγματα και περίπου 17 λανθασμένα. Στις κλάσεις 1 και 2 παρατηρούμε πτώση της ευαισθησίας καθώς σωστά ταξινομημένα δείγματα έχουμε περίπου 161 και 178 αντίστοιχα και λανθασμένα περίπου 111 και 94 αντίστοιχα (Πίνακας 18). Επιπροσθέτως, βλέπουμε πως και στον MLP και στον k-NN τα περισσότερα ψευδώς αρνητικά της κλάσης 1 τοποθετούνται στην κλάση 0 και αντίστοιχα της κλάσης 2 τοποθετούνται στην κλάση 1.

- Σύνολο δειγμάτων: 820
- Σωστά ταξινομημένα δείγματα: 596.0901
- Λάθος ταξινομημένα δείγματα: 223.9099
- Πίνακας Σύγχυσης:

	0	1	2
0	255.73	16.21	1.39
1	80.99	161.98	30.37
2	31.65	63.3	178.39

Πίνακας 18 Πίνακας Σύγχυσης k-NN με Class Balancer.

Ο αλγόριθμος JRip έχει πολύ κοντινές επιδόσεις με τον MLP, με ακρίβεια 82,8%. Στον Πίνακα Σύγχυσης (Πίνακας 19) παρατηρούμε πως η ευαισθησία στην κλάση 0 είναι μεγάλη, με σωστά τοποθετημένα περίπου 251 δείγματα και λανθασμένα περίπου 22. Η ευαισθησία στις κλάσεις 1 και 2 είναι σχεδόν ίση και λίγο χαμηλότερη συγκριτικά με την κλάση 0, με αληθώς θετικά περίπου 212 και 215 αντίστοιχα και ψευδώς αρνητικά περίπου 60 και 57 αντίστοιχα.

- Σύνολο δειγμάτων: 820
- Σωστά ταξινομημένα δείγματα: 679.4781
- Λάθος ταξινομημένα δείγματα: 679.4781
- Πίνακας Σύγχυσης:

	0	1	2
0	251.1	20.38	1.85
1	22.27	212.59	38.47
2	0	57.54	215.79

Πίνακας 19 Πίνακας Σύγχυσης JRip με Class Balancer.

Ο αλγόριθμος C4.5, έχει ακρίβεια ταξινόμησης 79%. Από τον Πίνακα Σύγχυσης (Πίνακας 20) βλέπουμε πως η ευαισθησία της κλάσης 0 είναι υψηλή, με σωστά τοποθετημένα περίπου 248 δείγματα και λάθος περίπου 24 δείγματα. Αντίστοιχα με τον JRip, η ευαισθησία στις κλάσεις 1 και 2 είναι σχεδόν ίση αλλά χαμηλότερη της κλάσης 0. Πιο συγκεκριμένα, τα αληθώς θετικά είναι περίπου 198 και 201 στις κλάσεις 1 και 2 αντίστοιχα και τα ψευδώς αρνητικά είναι περίπου 74 και 71. Στην κλάση 2, και ο C4.5 και ο JRip, φαίνεται πως δεν τοποθετούν λανθασμένα κανένα δείγμα στην κλάση 0, που σημαίνει πως δεν μπερδεύουν τους ασθενείς με AD με τους υγιείς.

- Σύνολο δειγμάτων: 820
- Σωστά ταξινομημένα δείγματα: 648.1396
- Λάθος ταξινομημένα δείγματα: 171.8604
- Πίνακας Σύγχυσης:

	0	1	2
0	248.32	24.55	0.46
1	32.4	198.42	42.52
2	0	71.93	201.4

Πίνακας 20 Πίνακας Σύγχυσης C4.5 με Class Balancer.

Τέλος, ο αλγόριθμος RF με ακρίβεια 85,1%, έχει την υψηλότερη ακρίβεια στην ταξινόμηση με το φίλτρο Class Balancer. Στην κλάση 0 η ευαισθησία είναι εξίσου υψηλή με περίπου 258 σωστά ταξινομημένα δείγματα και περίπου 15 λανθασμένα (Πίνακας 21). Λίγο πιο χαμηλή είναι η ευαισθησία της κλάσης 1 με περίπου 232 σωστά και περίπου 40 λάθος τοποθετημένα δείγματα. Χαμηλότερη από όλες είναι η ευαισθησία της κλάσης 2 με περίπου 207 αληθώς θετικά και περίπου 66 ψευδώς αρνητικά. Άξιο αναφοράς είναι το γεγονός ότι ο αλγόριθμος RF δεν τοποθετεί λανθασμένα κανένα δείγμα της κλάσης 0 στην κλάση 2 και κανένα δείγμα της κλάσης 2 στην κλάση 0, κάτι που σημαίνει πως δεν “μπερδεύει” τους υγιείς με τους ασθενείς με AD αλλά και το αντίστροφο.

- Σύνολο δειγμάτων: 820
- Σωστά ταξινομημένα δείγματα: 698.0426
- Λάθος ταξινομημένα δείγματα: 121.9574
- Πίνακας Σύγχυσης:

	0	1	2
0	258.05	15.29	0
1	26.32	232.84	14.17
2	0	66.18	207.16

Πίνακας 21 Πίνακας Σύγχυσης RF με Class Balancer.

3.1.4. Ταξινόμηση με Cost Sensitive Classifier

Στην ταξινόμηση με τον Cost Sensitive Classifier, ο πίνακας κόστους για τα λάθος ταξινομημένα δείγματα φαίνεται παρακάτω.

Πίνακας Κόστους:

0	2	1
2	0	2
1	3	0

Πίνακας 22 Πίνακας Κόστους.

Ο αλγόριθμος MLP ταξινομεί τα δεδομένα με ακρίβεια 88%. Στον Πίνακα Σύγχυσης (Πίνακας 23) παρατηρούμε πως η ευαισθησία στην κλάση 0 είναι αρκετά υψηλή, με 559 σωστά ταξινομημένα δείγματα και 31 λανθασμένα και παράλληλα κανένα δείγμα δεν τοποθετείται λανθασμένα στην κλάση 2. Χαμηλότερη είναι η ευαισθησία της κλάσης 2, με 75 σωστά και 20 λάθος, ενώ την χαμηλότερη ευαισθησία έχει η κλάση 1 με 88 σωστά και 47 λάθος.

- Σύνολο δειγμάτων: 820
- Σωστά ταξινομημένα δείγματα: 722
- Λάθος ταξινομημένα δείγματα: 98
- Πίνακας Σύγχυσης:

	0	1	2
0	559	31	0
1	34	88	13
2	1	19	75

Πίνακας 23 Πίνακας Σύγχυσης MLP με Cost Sensitive.

Παρόμοια απόδοση έχει ο αλγόριθμος JRip, με ακρίβεια ταξινόμησης 89,6%. Λίγο χαμηλότερη είναι η ευαισθησία της κλάσης 0 σε σχέση με τον MLP, με 551 αληθώς θετικά δείγματα και 39 ψευδώς αρνητικά. Αντίθετα, η ευαισθησία στις κλάσεις 1 και 2 είναι πιο υψηλή συγκριτικά με τον MLP, με 106 και 78 αληθώς θετικά αντίστοιχα και 29 και 17 ψευδώς αρνητικά (Πίνακας 24).

- Σύνολο δειγμάτων: 820
- Σωστά ταξινομημένα δείγματα: 735
- Λάθος ταξινομημένα δείγματα: 85
- Πίνακας Σύγχυσης:

	0	1	2
0	551	34	5
1	11	106	18
2	1	16	78

Πίνακας 24 Πίνακας Σύγχυσης JRip με Cost Sensitive.

Χαμηλότερη απόδοση από τους δύο προηγούμενους έχει ο αλγόριθμος k-NN με ακρίβεια 84,6%. Η ευαισθησία στην κλάση 0 είναι πολύ κοντά με τους MLP και JRip, με σωστά τοποθετημένα 552 δείγματα

και 38 λάθος (Πίνακας 25). Αρκετά πιο χαμηλή είναι η ευαισθησία στις κλάσεις 1 και 2 με σωστά τοποθετημένα 80 και 62 δείγματα αντίστοιχα και λάθος 55 και 33. Στην κλάση 1 παρατηρούμε πως, 40 από τα 55 λάθος δείγματα είναι τοποθετημένα στην κλάση 0 κάτι που σημαίνει πως ο αλγόριθμος “μπερδεύει” τους ασθενείς με MCI με τους υγιείς.

- Σύνολο δειγμάτων: 820
- Σωστά ταξινομημένα δείγματα: 694
- Λάθος ταξινομημένα δείγματα: 126
- Πίνακας Σύγχυσης:

	0	1	2
0	552	35	3
1	40	80	15
2	11	22	62

Πίνακας 25 Πίνακας Σύγχυσης *k*-NN με Cost Sensitive.

Στην συνέχεια, βλέπουμε πως ο αλγόριθμος C4.5 έχει υψηλότερη απόδοση από τους τρεις προηγούμενους, ταξινομώντας τα δεδομένα με ακρίβεια 90,2%. Από τον Πίνακα Σύγχυσης (Πίνακας 26) φαίνεται, πως η ευαισθησία της κλάσης 0 είναι μεγάλη καθώς τοποθετούνται σωστά 570 δείγματα και λάθος 20. Παρατηρείται πως η ευαισθησία μεταξύ των κλάσεων 1 και 2 είναι παρόμοια. Πιο αναλυτικά, στην κλάση 1 ταξινομούνται σωστά 96 δείγματα και 39 λάθος, ενώ στην κλάση 2 ταξινομούνται σωστά 74 δείγματα και 21 λάθος.

- Σύνολο δειγμάτων: 820
- Σωστά ταξινομημένα δείγματα: 740
- Λάθος ταξινομημένα δείγματα: 80
- Πίνακας Σύγχυσης:

	0	1	2
0	570	17	3
1	22	96	17
2	1	20	74

Πίνακας 26 Πίνακας Σύγχυσης C4.5 με Cost Sensitive.

Τέλος, ο αλγόριθμος RF έχει την υψηλότερη ακρίβεια από όλη την διαδικασία της ταξινόμησης που φτάνει το ύψος του 91,3%. Από τον Πίνακα Σύγχυσης (Πίνακας 27) παρατηρούμε πως, η ευαισθησία και των τριών κλάσεων είναι αρκετά υψηλή. Αναλυτικότερα, στην κλάση 0 έχουμε 568 σωστά ταξινομημένα δείγματα και 22 λάθος, στην κλάση 1 έχουμε 109 σωστά και 26 λάθος και στην κλάση 2 έχουμε 72 σωστά και 23 λάθος.

- Σύνολο δειγμάτων: 820
- Σωστά ταξινομημένα δείγματα: 749
- Λάθος ταξινομημένα δείγματα: 71

- Πίνακας Σύγχυσης:

	0	1	2
0	568	22	0
1	20	109	6
2	1	22	72

Πίνακας 27 Πίνακας Σύγχυσης RF με Cost Sensitive.

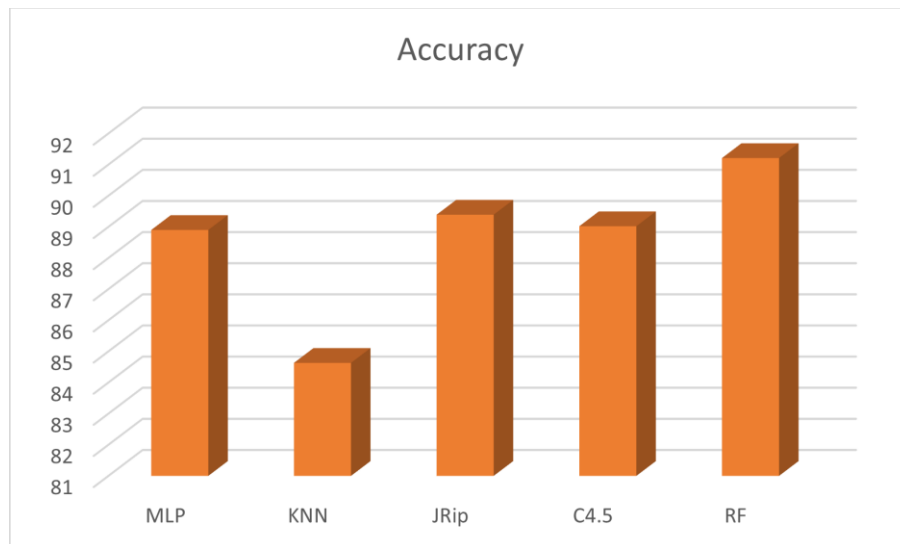
3.2. Σύνοψη αποτελεσμάτων

3.2.1. Ταξινόμηση χωρίς φίλτρα

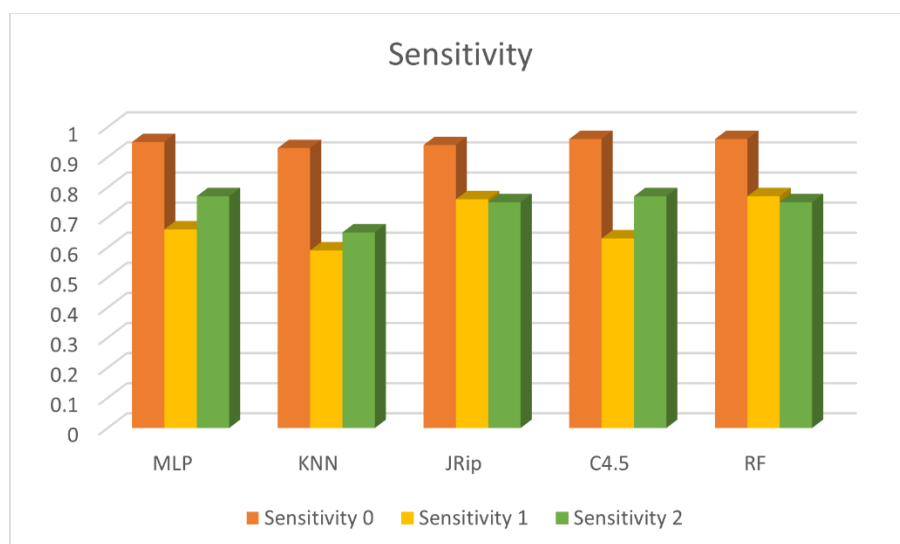
Στην ταξινόμηση χωρίς φίλτρα παρατηρούμε πως καλύτερες επιδόσεις έχει ο αλγόριθμος Random Forest με ακρίβεια 91,2% και υψηλό sensitivity, specificity και PPV. Ενώ, την χαμηλότερη απόδοση έχει ο αλγόριθμος k-Nearest Neighbor με ακρίβεια 84.6%. Παρατίθεται ο Πίνακας 28 με την σύνοψη των αποτελεσμάτων καθώς και η γραφική απεικόνισή του.

Αλγόριθμοι	Accuracy	Sens 0	Sens 1	Sens 2	Spec 0	Spec 1	Spec 2	PPV 0	PPV 1	PPV 2
MLP	88.9	0.95	0.66	0.77	0.84	0.93	0.98	0.94	0.67	0.86
k-NN	84.63	0.93	0.59	0.65	0.77	0.91	0.97	0.91	0.58	0.77
JRip	89.39	0.94	0.76	0.75	0.92	0.92	0.97	0.96	0.66	0.81
C4.5	89.02	0.96	0.63	0.77	0.84	0.94	0.97	0.94	0.69	0.81
RF	91.21	0.96	0.77	0.75	0.89	0.94	0.99	0.95	0.71	0.91

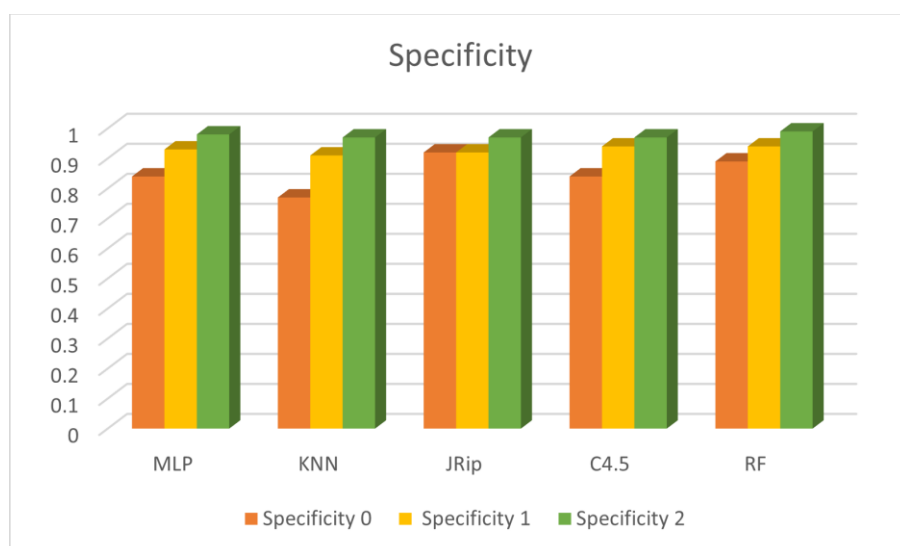
Πίνακας 28 Σύνοψη αποτελεσμάτων ταξινόμησης χωρίς φίλτρα.



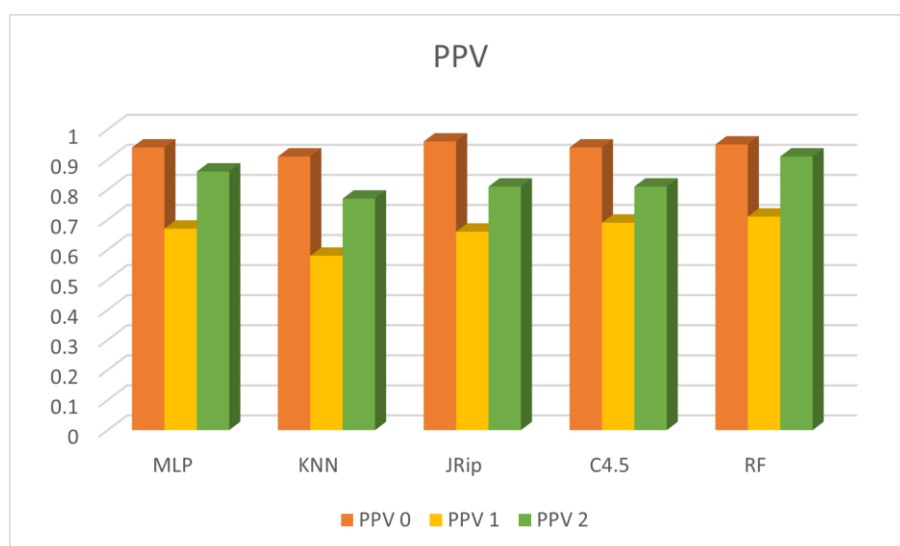
Εικόνα 38 Σύνοψη Accuracy χωρίς φίλτρα.



Εικόνα 39 Σύνοψη Sensitivity χωρίς φίλτρα.



Εικόνα 40 Σύνοψη Specificity χωρίς φίλτρα.



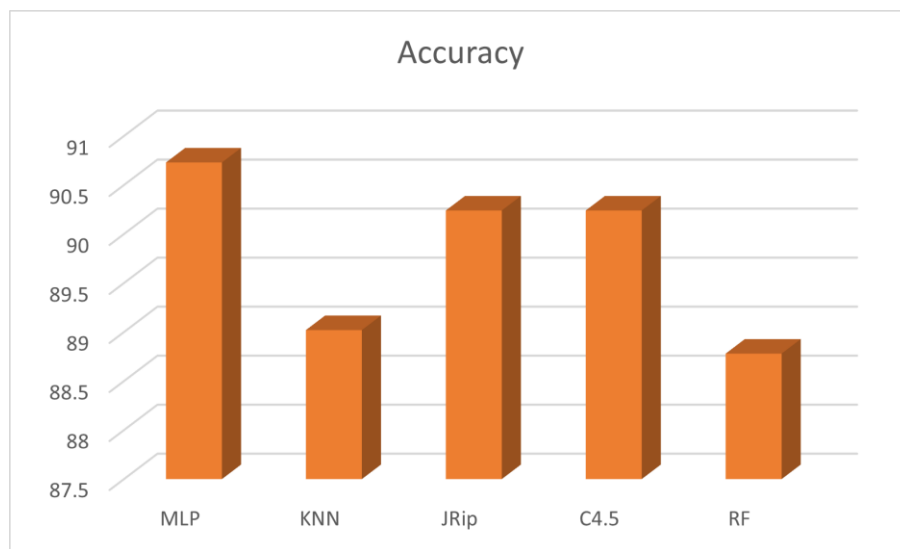
Εικόνα 41 Σύνοψη PPV χωρίς φίλτρα.

3.2.2. Ταξινόμηση με Attribute Selection

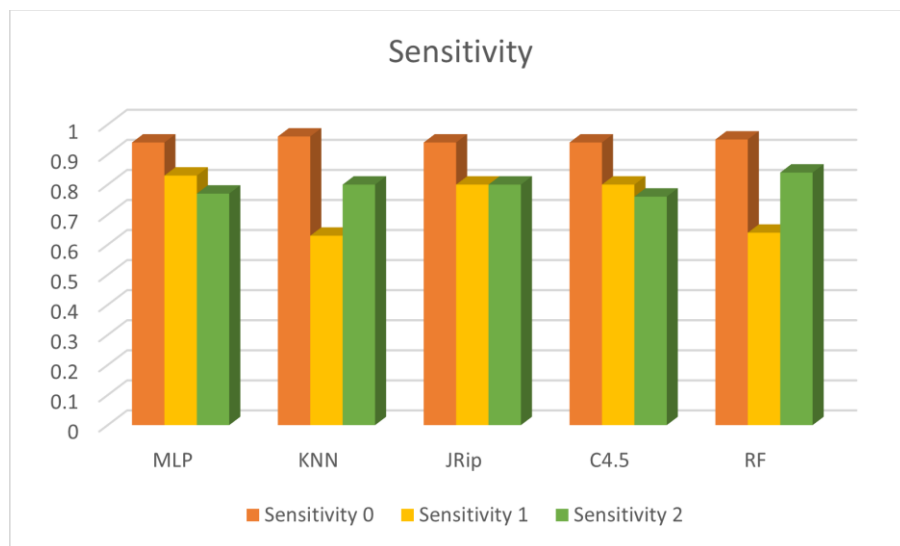
Στην ταξινόμηση με το φίλτρο Attribute Selection, παρατηρείται πως υψηλότερες επιδόσεις έχουν οι αλγόριθμοι Decision Tree (C4.5) και JRip με ακρίβεια 90,2% και σχεδόν πανομοιότυπες τιμές στα sensitivity, specificity και PPV. Χαμηλότερη επίδοση έχει ο αλγόριθμος Random Forest, με ακρίβεια 88,7%. Παρατίθεται ο Πίνακας 29 με την σύνοψη των αποτελεσμάτων καθώς και η γραφική απεικόνισή του.

Αλγόριθμοι	Accuracy	Sens 0	Sens 1	Sens 2	Spec 0	Spec 1	Spec 2	PPV 0	PPV 1	PPV 2
MLP	90.73	0.94	0.83	0.77	0.93	0.92	0.99	0.97	0.67	0.92
k-NN	89.02	0.96	0.63	0.8	0.81	0.94	0.98	0.92	0.68	0.9
JRip	90.24	0.94	0.8	0.8	0.94	0.92	0.97	0.97	0.67	0.82
C4.5	90.24	0.94	0.8	0.76	0.9	0.92	0.99	0.96	0.66	0.93
RF	88.78	0.95	0.64	0.84	0.83	0.93	0.98	0.93	0.66	0.87

Πίνακας 29 Σύνοψη αποτελεσμάτων ταξινόμησης με Att. Selection.



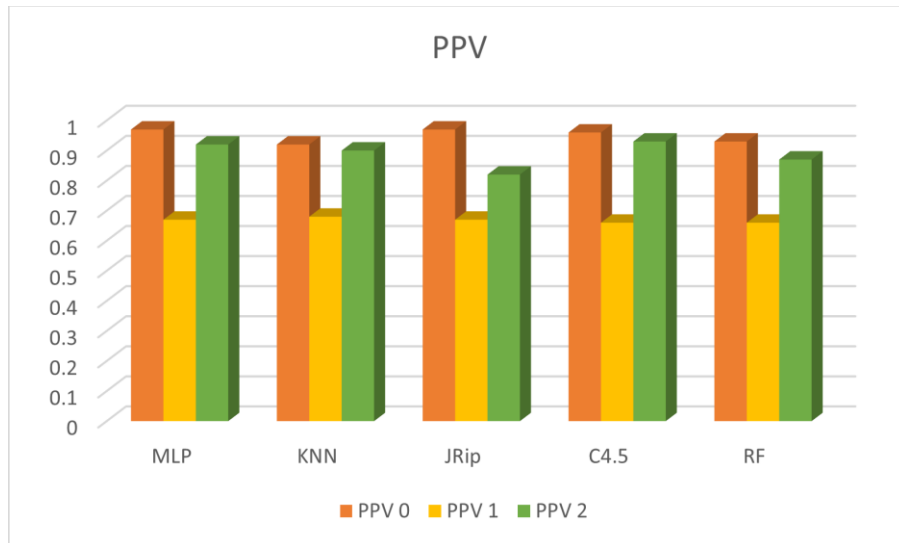
Εικόνα 42 Σύνοψη Accuracy με Att. Selection.



Εικόνα 43 Σύνοψη Sensitivity με Att. Selection.



Εικόνα 44 Σύνοψη Specificity με Att. Selection.



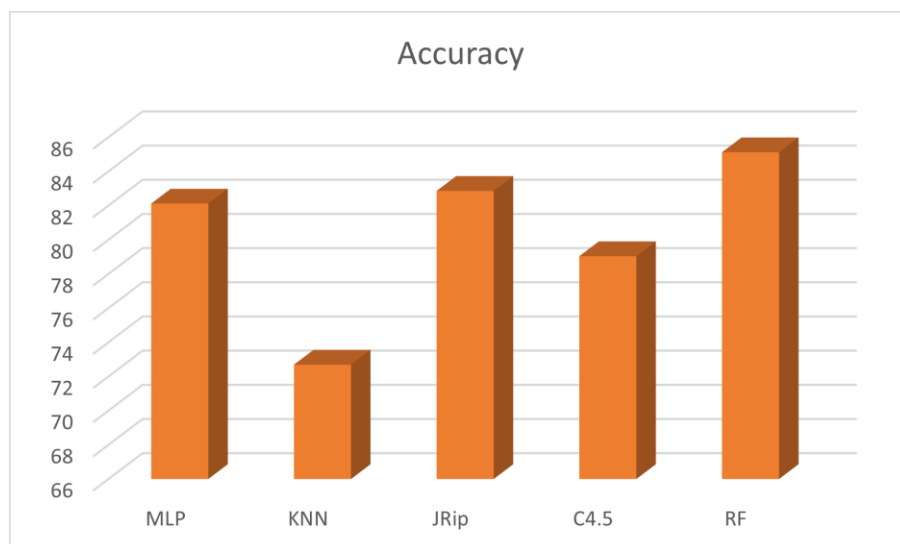
Εικόνα 45 Σύνοψη PPV με Att. Selection.

3.2.3. Ταξινόμηση με Class Balancer

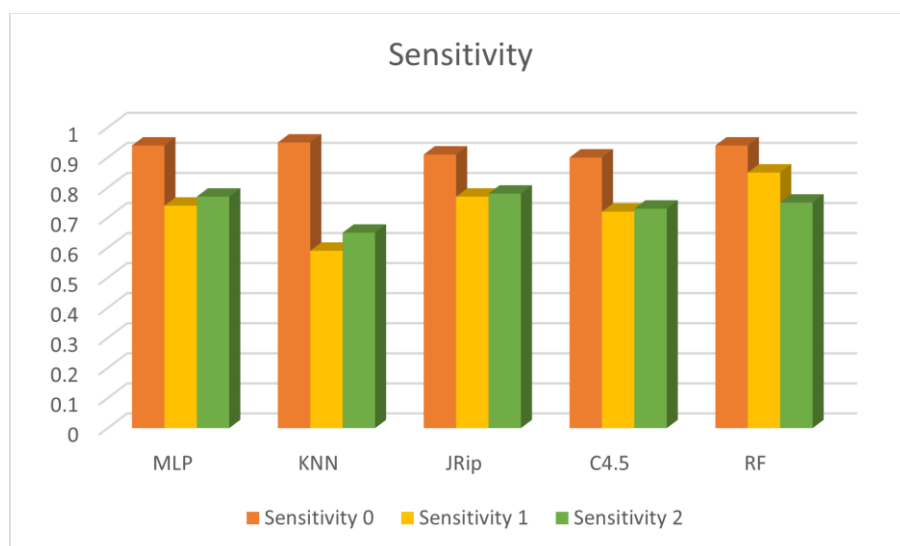
Στην ταξινόμηση με το φίλτρο Class Balancer, φαίνεται πως συνολικά η ακρίβεια της ταξινόμησης είναι χαμηλότερη με πιο αποδοτικό τον αλγόριθμο Random Forest με ακρίβεια 85.1%. Ενώ, ο λιγότερο αποδοτικός είναι ο αλγόριθμος k-Nearest Neighbor με ακρίβεια 72,6%. Παρατίθεται ο Πίνακας 30 με την σύνοψη των αποτελεσμάτων καθώς και η γραφική απεικόνισή του.

Αλγόριθμοι	Accuracy	Sens 0	Sens 1	Sens 2	Spec 0	Spec 1	Spec 2	PPV 0	PPV 1	PPV 2
MLP	82.12	0.94	0.74	0.77	0.89	0.86	0.96	0.82	0.73	0.91
k-NN	72.69	0.95	0.59	0.65	0.79	0.85	0.94	0.69	0.67	0.84
JRip	82.86	0.91	0.77	0.78	0.95	0.85	0.92	0.91	0.73	0.84
C4.5	79.04	0.9	0.72	0.73	0.94	0.82	0.92	0.88	0.67	0.82
RF	85.12	0.94	0.85	0.75	0.95	0.85	0.97	0.9	0.74	0.93

Πίνακας 30 Σύνοψη αποτελεσμάτων ταξινόμησης με Class Balancer.



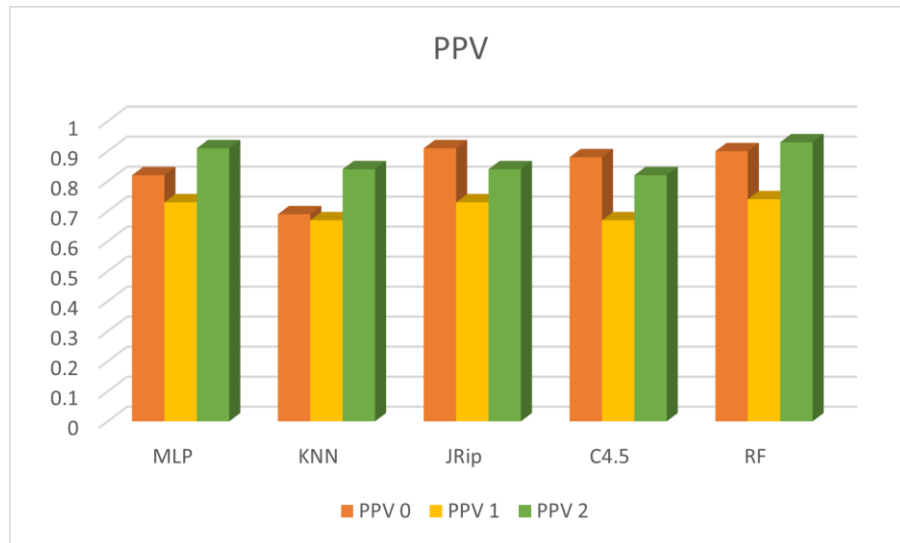
Εικόνα 46 Σύνοψη Accuracy με Class Balancer.



Εικόνα 47 Σύνοψη Sensitivity με Class Balancer.



Εικόνα 48 Σύνοψη Specificity με Class Balancer.



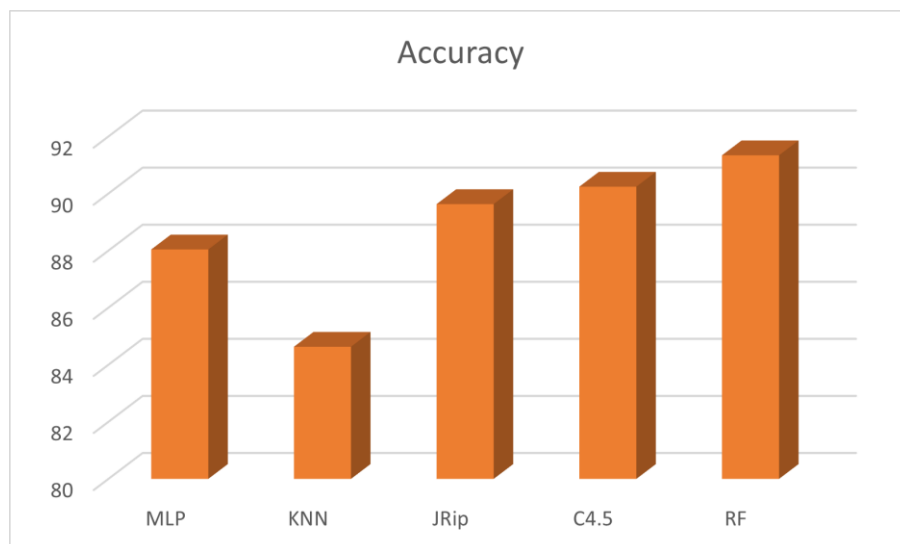
Εικόνα 49 Σύνοψη PPV με Class Balancer.

3.2.4. Ταξινόμηση με Cost Sensitive Classifier

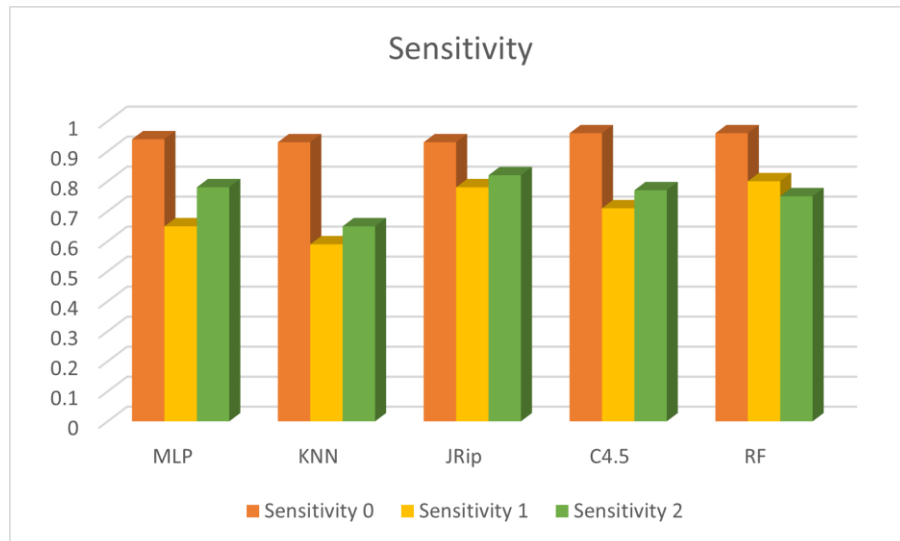
Στην ταξινόμηση με τον Cost Sensitive Classifier, υψηλότερη απόδοση έχει ο αλγόριθμος Random Forest με ακρίβεια 91,3% και αμέσως μετά ακολουθεί ο Decision Tree με ακρίβεια 90,2%. Πιο χαμηλή απόδοση έχει ο αλγόριθμος k-Nearest Neighbor, με ακρίβεια 84,6%. Παρατίθεται ο Πίνακας 31 με την σύνοψη των αποτελεσμάτων καθώς και η γραφική απεικόνισή του.

Αλγόριθμοι	Accuracy	Sens 0	Sens 1	Sens 2	Spec 0	Spec 1	Spec 2	PPV 0	PPV 1	PPV 2
MLP	88.04	0.94	0.65	0.78	0.84	0.92	0.98	0.94	0.63	0.85
k-NN	84.63	0.93	0.59	0.65	0.77	0.91	0.97	0.91	0.58	0.77
JRip	89.63	0.93	0.78	0.82	0.94	0.92	0.96	0.97	0.67	0.77
C4.5	90.24	0.96	0.71	0.77	0.9	0.94	0.97	0.96	0.72	0.78
RF	91.34	0.96	0.8	0.75	0.9	0.93	0.99	0.96	0.71	0.92

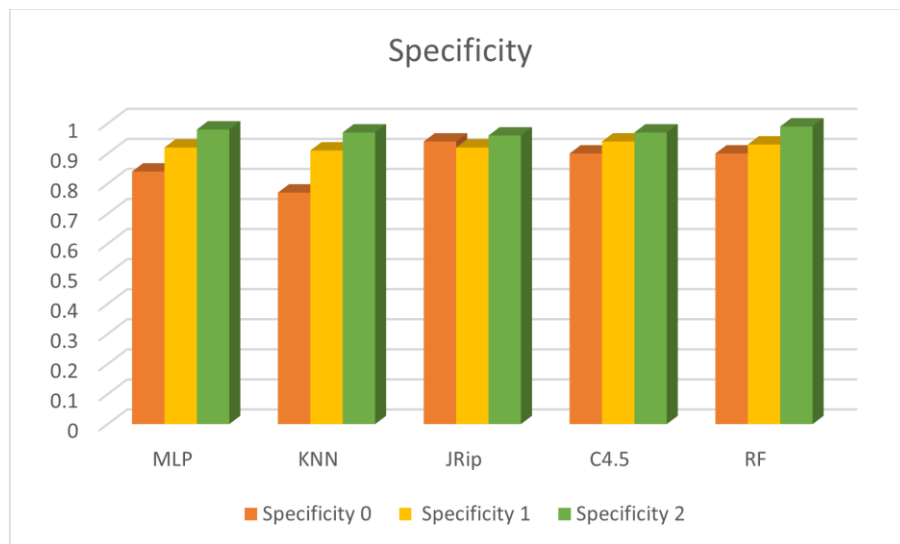
Πίνακας 31 Σύνοψη αποτελεσμάτων ταξινόμησης με τον Cost Sensitive Classifier.



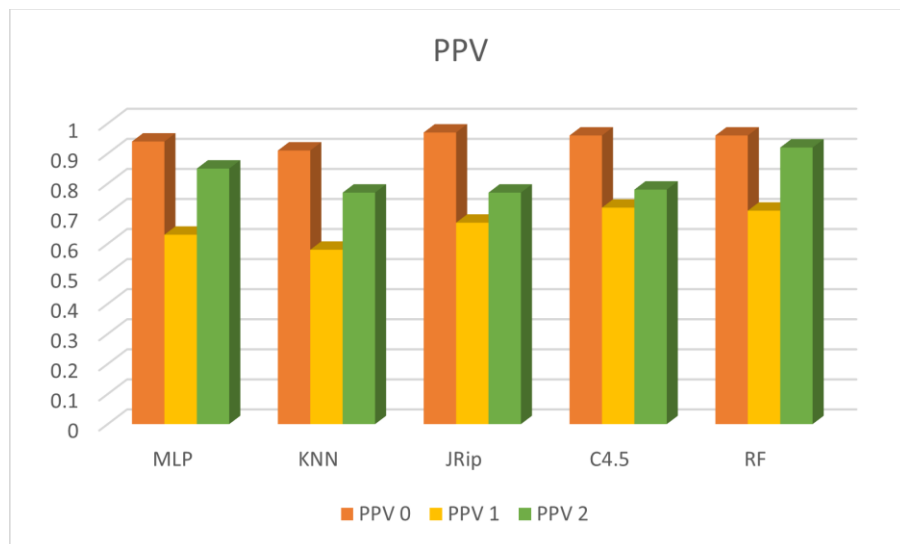
Εικόνα 50 Σύνοψη Accuracy με Cost Sensitive.



Εικόνα 51 Σύνοψη Sensitivity με Cost Sensitive.



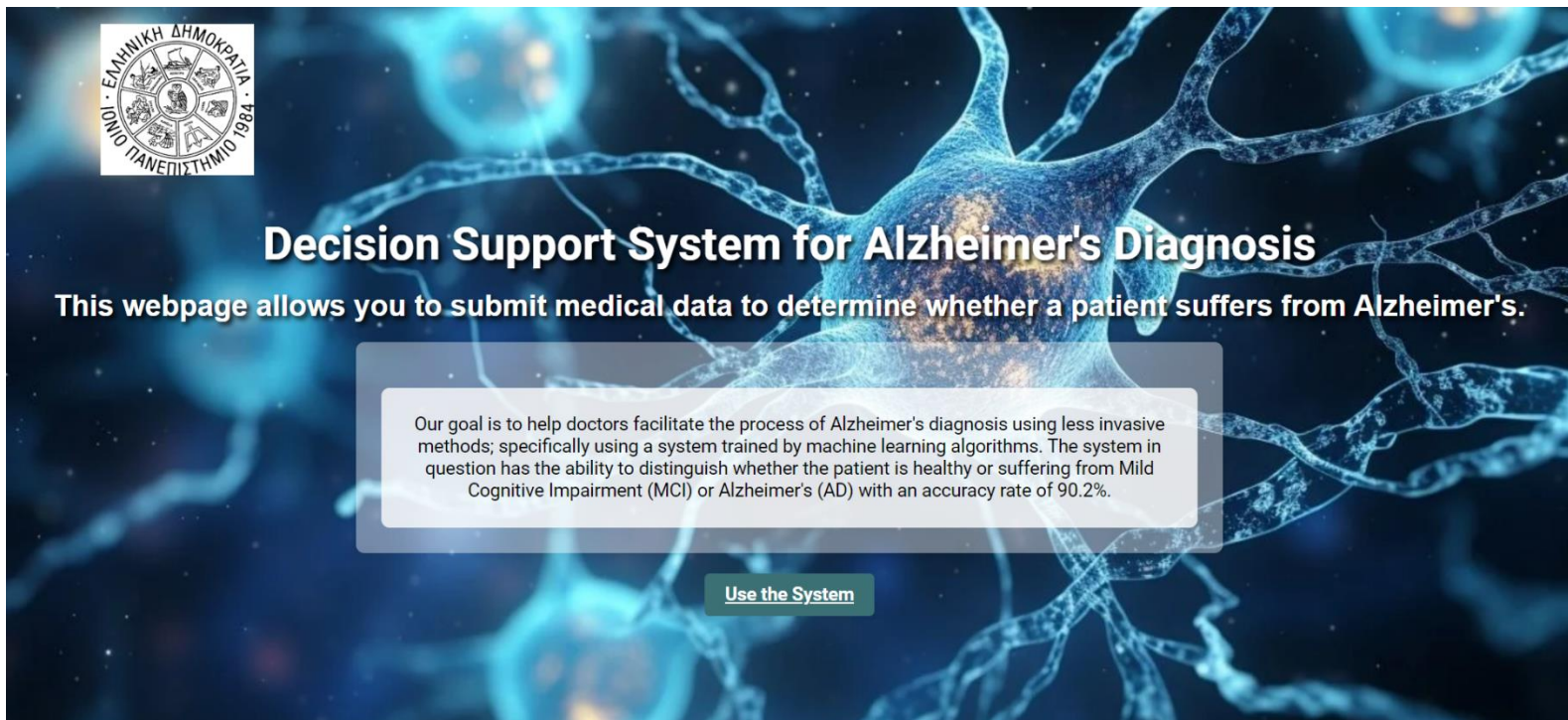
Εικόνα 52 Σύνοψη Specificity με Cost Sensitive.



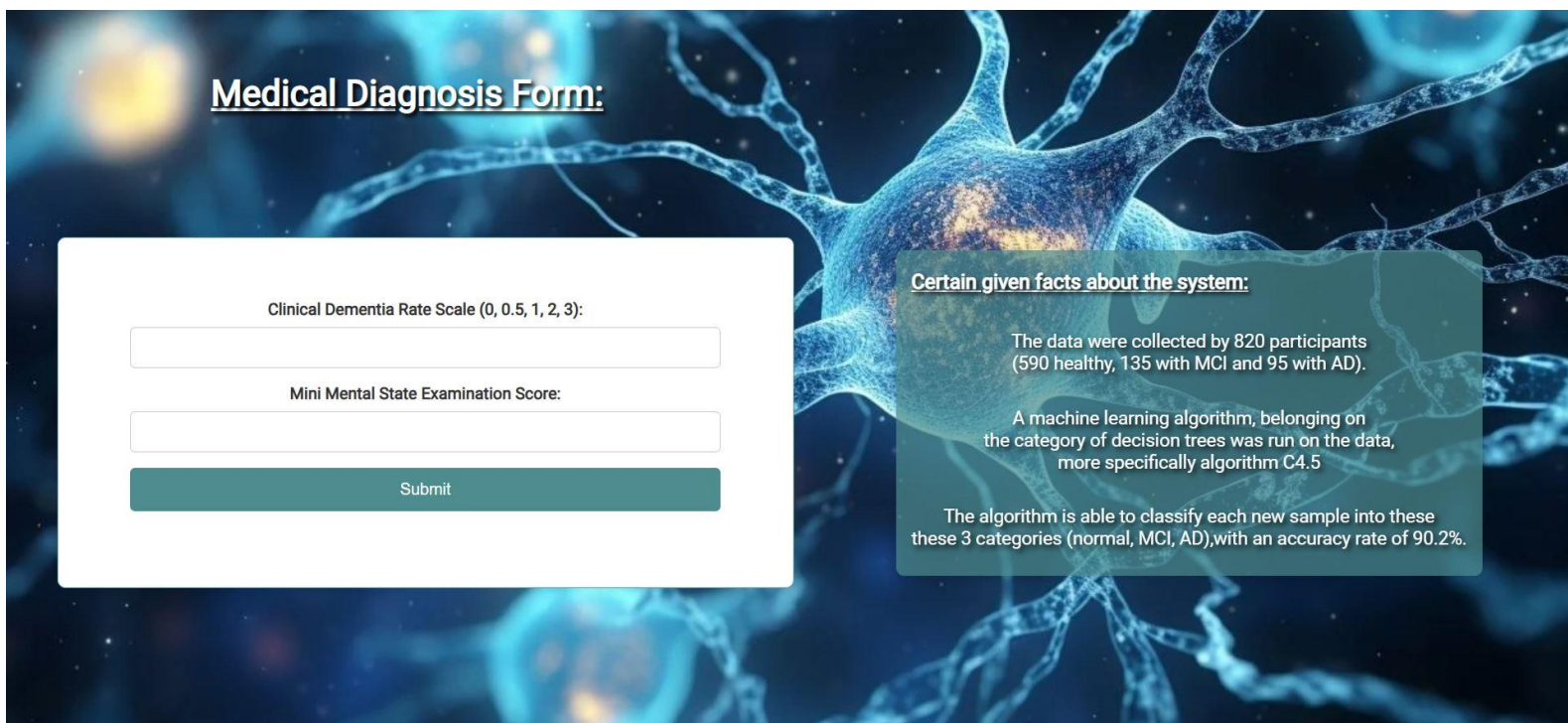
Εικόνα 53 Σύνοψη PPV με Cost Sensitive.

3.3. Αποτελέσματα Ιστοσελίδας

Παρακάτω παρατίθενται τα στιγμιότυπα οθόνης από τις σελίδες της ιστοσελίδας.



Εικόνα 54 Ιστοσελίδα Home Page.



Εικόνα 55 Ιστοσελίδα System Page.



Εικόνα 56 Ιστοσελίδα Outcome Page.

4. Συμπεράσματα

Ολοκληρώνοντας την διαδικασία της ταξινόμησης των δεδομένων και με τους 5 διαφορετικούς αλγόριθμους, καταλήγουμε στα εξής συμπεράσματα. Αρχικά, στην ταξινόμηση χωρίς φίλτρα συνολικά καλύτερες αποδόσεις έχει ο αλγόριθμος Random Forest με ακρίβεια = 91,21%. Από τους μέσους όρους των υπόλοιπων μετρικών αξιολόγησης απόδοσης (sensitivity, specificity, PPV) της συνολικής ταξινόμησης (Πίνακας 32) παρατηρείται ότι, χαμηλότερες τιμές έχουν το sensitivity της κλάσης 1 και το PPV της κλάσης 1, ενώ υψηλότερες αποδόσεις το sensitivity της κλάσης 0 και το PPV της κλάσης 0. Περίπου ενδιάμεσα σε τιμές βρίσκονται το sensitivity και PPV της κλάσης 2. Αυτό σημαίνει ότι για την κλάση 1 το μοντέλο χάνει ένα ποσοστό θετικών δειγμάτων και παράλληλα κάνει αρκετές ψευδώς θετικές προβλέψεις, ενώ για την κλάση 0 το μοντέλο εντοπίζει μεγαλύτερο ποσοστό θετικών δειγμάτων με ακρίβεια. Για την κλάση 2 το μοντέλο χάνει ένα ποσοστό θετικών δειγμάτων αλλά όχι τόσων όσο στην κλάση 1. Το specificity της κλάσης 0 είναι χαμηλότερο από αυτό των κλάσεων 1 και 2, το οποίο δηλώνει ότι η ικανότητα του μοντέλου να εντοπίζει τα αληθώς αρνητικά είναι υψηλότερη για τις κλάσεις 1 και 2 από ότι για την κλάση 0.

	Μέσος όρος
Sens 0	0.98
Sens 1	0.68
Sens 2	0.73
Spec 0	0.85
Spec 1	0.92
Spec 2	0.97
PPV 0	0.94
PPV 1	0.66
PPV 2	0.83

Πίνακας 32 Μέσος όρος μετρικών αξιολόγησης απόδοσης

στην ταξινόμηση χωρίς φίλτρα.

Στην ταξινόμηση με το φίλτρο Attribute Selection καλύτερες επιδόσεις έχουν οι αλγόριθμοι Decision Tree και JRip, με ακρίβεια = 90,24%. Ο JRip έχει ελαφρώς υψηλότερες τιμές στο sensitivity της κλάσης 2, στο specificity των κλάσεων 0 και 2 και στο PPV της κλάσης 1, ενώ ο Decision Tree έχει υψηλότερο PPV στην κλάση 2. Από τους μέσους όρους των υπόλοιπων μετρικών αξιολόγησης απόδοσης (Πίνακας 33) φαίνεται πως, όπως και στην ταξινόμηση χωρίς φίλτρα τα sensitivity και PPV κλάσης 1 είναι πιο χαμηλά, τα sensitivity και PPV της κλάσης 0 είναι πιο υψηλά και τα sensitivity και PPV της κλάσης 2 βρίσκονται ενδιάμεσα. Τα specificity των κλάσεων 0 και 1 είναι χαμηλότερα από αυτό της κλάσης 2, το οποίο υποδηλώνει ότι η κλάση 2 εντοπίζει ένα μεγαλύτερο ποσοστό αληθώς ψευδών δειγμάτων σε σχέση με τις άλλες 2.

	Μέσος όρος
Sens 0	0.94
Sens 1	0.74
Sens 2	0.79
Spec 0	0.88
Spec 1	0.92
Spec 2	0.98
PPV 0	0.95
PPV 1	0.66
PPV 2	0.88

Πίνακας 33 Μέσος όρος μετρικών αξιολόγησης απόδοσης στην ταξινόμηση με Att. Selection.

Στην ταξινόμηση με το φίλτρο Class Balancer, συνολικά καλύτερη επίδοση έχει ο αλγόριθμος Random Forest με ακρίβεια = 85,12%. Από τον Πίνακα 30, που παρατίθεται παραπάνω, φαίνεται πως η διαδικασία της ταξινόμησης με αυτό το φίλτρο έχει χαμηλότερες αποδόσεις ακρίβειας σε σχέση με όλες τις υπόλοιπες, παρόλο που σκοπός του ήταν να βελτιώσει την ταξινόμηση λόγω του προβλήματος της ανισορροπίας των κλάσεων. Υψηλότερη τιμή ακρίβειας είναι το 85,12% και χαμηλότερη το 72,69% από τον αλγόριθμο k-NN. Από τον Πίνακα 34 παρατηρούμε ότι, ξανά το sensitivity της κλάσης 0 είναι πιο υψηλό από αυτό των κλάσεων 1 και 2 που είναι μεταξύ τους ίσο. Άρα, από τις κλάσεις 1 και 2 χάνεται ένα μεγαλύτερο ποσοστό true positive σε σχέση με αυτό της 0. Το PPV της κλάσης 1 είναι χαμηλότερο από αυτό των 0 και 2, κάτι που σημαίνει πως το μοντέλο κάνει περισσότερες false positive προβλέψεις στην κλάση 1 συγκριτικά με τις κλάσεις 0 και 2. Ωστόσο σε σχέση με τις υπόλοιπες ταξινομήσεις οι τιμές του PPV είναι πιο ισορροπημένες, με μικρότερη απόκλιση μεταξύ των 3 κλάσεων. Αντίστοιχα και στο specificity στην κλάση 1 έχουμε χαμηλότερες τιμές από ότι στις κλάσεις 0 και 2, που έχει ως αποτέλεσμα το μοντέλο να χάνει μεγαλύτερο ποσοστό true negative προβλέψεων από την κλάση 1.

	Μέσος όρος
Sens 0	0.92
Sens 1	0.73
Sens 2	0.73
Spec 0	0.90
Spec 1	0.84
Spec 2	0.94
PPV 0	0.84
PPV 1	0.70
PPV 2	0.86

Πίνακας 34 Μέσος όρος μετρικών αξιολόγησης απόδοσης στην ταξινόμηση με Class Balancer.

Στην ταξινόμηση με τον Cost Sensitive Classifier την υψηλότερη ακρίβεια έχει ο αλγόριθμος Random Forest, με τιμή 91,34%. Στον Πίνακα 35 παρατηρούμε πως για ακόμη μια φορά, τα sensitivity των κλάσεων 1 και 2 έχουν χαμηλότερες τιμές σε σχέση με αυτό της 0, δηλαδή το μοντέλο έχει μεγαλύτερη ευαισθησία στον εντοπισμό των true positive για την κλάση 0. Στη συνέχεια, φαίνεται πως το specificity και για τις 3 κλάσεις κυμαίνεται στα ίδια επίπεδα, με ελαφρώς υψηλότερο αυτό της κλάσης 2. Ουσιαστικά, το μοντέλο έχει υψηλή ικανότητα στον εντοπισμό των true negative προβλέψεων. Τέλος, το PPV της κλάσης 1 είναι αισθητά πιο χαμηλό από αυτά των 0 και 2, το οποίο σημαίνει πως στην κλάση 1 το μοντέλο κάνει αρκετές false positive προβλέψεις.

	Μέσος όρος
Sens 0	0.94
Sens 1	0.70
Sens 2	0.75
Spec 0	0.87
Spec 1	0.92
Spec 2	0.97
PPV 0	0.94
PPV 1	0.66
PPV 2	0.81

Πίνακας 35 Μέσος όρος μετρικών αξιολόγησης απόδοσης στην ταξινόμηση με τον Cost Sensitive Classifier.

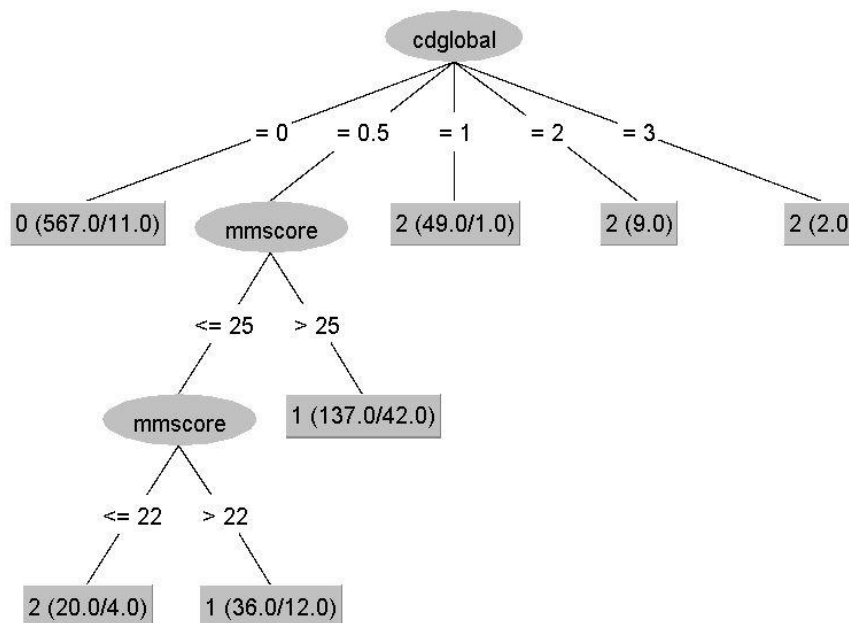
Συνοψίζοντας, εντοπίζουμε πως το πρόβλημα της ανισορροπίας των κλάσεων δημιουργεί δυσκολία στην ταξινόμηση καθώς η κλάση 0 που έχει και τα περισσότερα δείγματα ($n = 590$), έχει μεγαλύτερο ποσοστό επιτυχίας σε σωστά ταξινομημένα δείγματα σε σχέση με τις κλάσεις 1 και 2 ($n = 135$ και $n = 95$) που έχουν χαμηλότερες επιδόσεις. Πιο αναλυτικά, παρατηρούμε πως στα περισσότερα μοντέλα τοποθετούνται πολλά δείγματα λανθασμένα στην κλάση 0 ενώ ανήκουν στην κλάση 1, δηλαδή ασθενείς με Ήπια Γνωστική Διαταραχή ταξινομούνται ως υγιείς και αντίστοιχα, πολλά δείγματα που ανήκουν στην κλάση 2 τοποθετούνται λανθασμένα στην κλάση 1, δηλαδή ασθενείς με Alzheimer's ταξινομούνται ως ασθενής με Ήπια Γνωστική Διαταραχή. Η βαρύτητα του πρώτου είναι σαφώς μεγαλύτερη, καθώς τα μοντέλα ταξινομούν ασθενείς ως υγιείς. Το παραπάνω πρόβλημα προκύπτει από την έλλειψη δειγμάτων στις κλάσεις 1 και 2, καθώς αν τα δείγματα ήταν περισσότερα, πιθανόν οι αλγόριθμοι να μπορούσαν να κάνουν καλύτερα τον διαχωρισμό μεταξύ των δειγμάτων και έτσι να είχαμε περισσότερα σωστά ταξινομημένα δείγματα στις κλάσεις 1 και 2.

Καταλήγοντας, συμπεραίνουμε πως συνολικά καλύτερες επιδόσεις έχουν οι αλγόριθμοι:

- Random Forest με τον Cost Sensitive Classifier με ακρίβεια 91,34%
- Random Forest χωρίς φίλτρα με ακρίβεια 91,21%
- Decision Tree με το φίλτρο Attribute Selection με ακρίβεια 90,24%.

Για εξαγωγή επιλέχθηκε το μοντέλο του Decision Tree λόγω μικρής πολυπλοκότητας. Παράλληλα, λόγω χρήσης του φίλτρου Attribute Selection, το μοντέλο απαιτεί μόνο 2 χαρακτηριστικά για να κάνει την ταξινόμηση, σε σχέση με τα άλλα δύο μοντέλα που απαιτούν το σύνολο των χαρακτηριστικών ($n = 32$). Αυτό καθιστά την γραφική διεπαφή πιο χρήσιμη για τον χρήστη (ιατρό) διότι η ακρίβεια του μοντέλου εξακολουθεί να είναι υψηλή και παράλληλα δεν απαιτεί πολλά στοιχεία εισαγωγής για την εξαγωγή του

αποτελέσματος. Στην Εικόνα 57 φαίνεται το δέντρο απόφασης του μοντέλου της ταξινόμησης του Decision Tree με το φίλτρο Attribute Selection.



Εικόνα 57 Δέντρο απόφασης μοντέλου C4.5 με Att. Selection.

5. Συζήτηση

Η παρούσα εργασία παρουσιάζει ένα Σύστημα Υποστήριξης Αποφάσεων στην διάγνωση της νόσου Alzheimer. Αυτό επιτεύχθηκε με την χρήση τεχνικών μηχανικής μάθησης για ταξινόμηση, με σκοπό την εξαγωγή του βέλτιστου μοντέλου σε ένα Σύστημα Υποστήριξης Αποφάσεων.

Οι Neelaveni et al. εργάστηκαν σε παρόμοια δεδομένα με της παρούσας εργασίας και συγκεκριμένα κλινικά, δημογραφικά και γνωστικά δεδομένα [19]. Στόχος ήταν η εξαγωγή ενός μοντέλου για την πρόβλεψη μόνο της νόσου AD, ενώ σε αυτήν την εργασία σκοπός είναι η πρόβλεψη MCI και AD. Χρησιμοποιήθηκε ο ίδιος αλγόριθμος και στις δύο εργασίες (Decision Tree), με μέγιστη απόδοση των Neelaveni et al. να είναι 83%, ενώ στην συγκεκριμένη ερευνητική προσπάθεια να είναι 90,24%.

Οι Diogo et al. προτείνουν μια πολυδιαγνωστική μηχανή MCI και AD, αντίστοιχη με της παρούσας εργασίας [20]. Η βασική διαφορά είναι ότι οι ερευνητές χρησιμοποιούν μόνο απεικονιστικά δεδομένα (MRI, PET, κ.α.) για την πρόγνωση των νόσων. Ο ταξινομητής Healthy vs AD σημείωσε ακρίβεια 90,6% και ο Healthy vs MCI vs AD σημείωσε ακρίβεια μόνο 62,1%. Αντίθετα, σε αυτήν την έρευνα σημειώθηκε ως υψηλότερη ακρίβεια το 91,34% με ταξινόμηση Healthy vs MCI vs AD.

Σε αντίθεση με την παρούσα εργασία, οι Salami et al. εφαρμόζουν τεχνικές Deep Learning σε κλινικά και απεικονιστικά δεδομένα για την δημιουργία ενός Κλινικού Συστήματος Υποστήριξης Αποφάσεων με σκοπό την διάγνωση της νόσου AD [21]. Παρατηρήθηκε πως το σύστημα αποδίδει καλύτερα με το συνδυασμό δεδομένων σε σχέση με τη χρήση αποκλειστικά δεδομένων MRI. Η υψηλότερη ακρίβεια που επιτεύχθηκε από τους ερευνητές είναι 87,75%, ωστόσο σε αυτήν τη μελέτη, δεδομένου ότι χρησιμοποιήθηκε διαφορετική τεχνική μάθησης, χωρίς απεικονιστικά δεδομένα, επιτεύχθηκε υψηλότερη ακρίβεια.

Οι Bucholc et al. δημιούργησαν ένα σύστημα για την αξιολόγηση της σοβαρότητας της νόσου AD πάνω σε βιολογικά και κλινικά δεδομένα [22]. Και στις δύο εργασίες χρησιμοποιήθηκαν οι αλγόριθμοι k-Nearest Neighbor και Random Forest. Οι υψηλότερες ακρίβειες που σημειώθηκαν από τους ερευνητές είναι k-NN = 89,9% και RF = 80%, ενώ στην παρούσα έρευνα οι υψηλότερες είναι k-NN = 89,02% και RF = 91,34%.

Οι Lodha et al. εστιάζουν στην ανίχνευση της νόσου στα πρώιμα στάδια της με τεχνικές μηχανικής μάθησης χρησιμοποιώντας νευροαπεικονιστικά δεδομένα (CT, MRI, PET, EEG) μαζί με ερωτηματολόγια και κάποια στατιστικά (ηλικία, φύλο ,κ.α.) [23]. Η υψηλότερη ακρίβεια που επετεύχθη από τους Lodha et al. είναι του αλγόριθμου Random Forest = 97,86%, ένα αρκετά υψηλότερο ποσοστό από αυτό της συγκεκριμένης μελέτης (RF = 91,34%).

Οι Kasani et al. στοχεύουν στην πρόγνωση του AD μέσω αλγορίθμων ταξινόμησης. Η διαφορά με την παρούσα εργασία είναι ότι το σετ δεδομένων τους αποτελείται από δημογραφικά δεδομένα, δεδομένα MRI και δεδομένα από γνωστικά τεστ. Κοινό στοιχείο των εργασιών είναι η κλάση της ταξινόμησης που είναι Healthy vs MCI vs AD. Και στις δύο έρευνες χρησιμοποιήθηκαν οι αλγόριθμοι Random Forest και Decision Tree, με των Kasani et al. να έχουν χαμηλότερη απόδοση: RF = 82,14% και DT = 75,61%.

Αντίστοιχα, οι Rao et al. δημιουργούν μοντέλα για την πρώιμη πρόβλεψη της νόσου AD. Βασική διαφορά με την παρούσα μελέτη είναι η αποκλειστική χρήση απεικονιστικών δεδομένων (3D MRI). Οι αλγόριθμοι που χρησιμοποιήσαν είναι ο Support Vector Machine και ο Multilayer Perceptron. Η υψηλότερη ακρίβεια που σημειώθηκε ήταν 97,47%, σε αντίθεση με την παρούσα έρευνα που η υψηλότερη απόδοση του αλγορίθμου MPL είναι 90,73%.

Οι Kavitha et al. εφαρμόζουν τεχνικές μηχανικής μάθησης με σκοπό την πρώιμη διάγνωση του AD. Τα δεδομένα τους αποτελούνται από δημογραφικά στοιχεία, αποτελέσματα γνωστικών τεστ καθώς και 3D MRI. Παράλληλα, σε αντίθεση με την παρούσα εργασία που χρησιμοποίησε μόνο το φίλτρο Attribute Selection, οι ερευνητές χρησιμοποίησαν 3 διαφορετικές τεχνικές επιλογής των πιο σημαντικών χαρακτηριστικών (correlation coefficient, information gain και Chi-Square). Οι κοινοί αλγόριθμοι που χρησιμοποιήθηκαν είναι οι Decision Tree και Random Forest. Οι Kavitha et al. είχαν πιο χαμηλή απόδοση: DT = 80,26% και RF = 86,92%.

Τέλος, οι Alshamlan et al. προτείνουν διάφορα μοντέλα ταξινόμησης για την πρώιμη πρόβλεψη της νόσου AD. Αντίστοιχα με τους Kavitha et al. χρησιμοποιούν δημογραφικά δεδομένα, δεδομένα από γνωστικά τεστ και δεδομένα 3D MRI. Η παρούσα έρευνα χρησιμοποίησε 1 μέθοδο feature selection και εκπαίδευσης – δοκιμής (Attribute selection και 10-fold cross validation αντίστοιχα). Αντίθετα, οι Alshamlan et al. χρησιμοποίησαν 3 μεθόδους για feature selection (mRMR, correlation coefficient και Mutual Information), καθώς και 3 μεθόδους εκπαίδευσης – δοκιμής (10-fold cross validation, 5-fold cross validation και LOO). Κοινός ήταν μόνο ο αλγόριθμος Random Forest που πέτυχε πολύ πιο υψηλή ακρίβεια από αυτήν της παρούσας μελέτης ($RF_{Alshamlan} = 98,16\%$).

Από την σύγκριση της παρούσας εργασίας με τις παραπάνω έρευνες προέκυψαν τα παρακάτω συμπεράσματα. Οι περισσότερες χρησιμοποιούν τον αλγόριθμο Support Vector Machine (SVM), που σημειώνει καλές αποδόσεις, κάτι το οποίο ενδεχομένως να απέφερε υψηλότερα αποτελέσματα και σε αυτήν την έρευνα. Στη συνέχεια, με την χρήση του ίδιου dataset αλλά με μετατροπή της κλάσης, δηλαδή αντί για Healthy vs MCI vs AD να είχε χρησιμοποιηθεί η προσέγγιση Healthy vs AD, είναι πιθανόν οι επιδόσεις να ήταν καλύτερες. Παράλληλα, σε κάποιες μελέτες χρησιμοποιούνται πάνω από μία μέθοδοι και για το feature selection, αλλά και για την εκπαίδευση και δοκιμή των δεδομένων, κάτι το οποίο θα μπορούσε να αποφέρει καλύτερα αποτελέσματα και στην παρούσα μελέτη. Τέλος, ο συνδυασμός του ίδιου dataset μαζί με απεικονιστικά δεδομένα (CT, MRI, PET, EEG) ίσως να βελτιώνει το αποτέλεσμα της ταξινόμησης.

6. Βιβλιογραφία

- [1]: C. Ballard, S. Gauthier, A. Corbett, C. Brayne, D. Aarsland, and E. Jones, ‘Alzheimer’s disease’, *The Lancet*, vol. 377, no. 9770, pp. 1019–1031, Mar. 2011.
- [2]: “Alzheimer’s Disease: Epidemiology, Risks, and Testing,” *Default*, Jul. 09, 2020. <https://www.rgare.com/knowledge-center/article/alzheimer-s-disease-epidemiology-risks-and-testing> (accessed Oct. 14, 2024).
- [3]: C. M. Carvalho, D. Christina, M. Saade, A. Conci, F. L. Seixas and J. Laks, "A clinical decision support system for aiding diagnosis of Alzheimer's disease and related disorders in mobile devices," *2017 IEEE International Conference on Communications (ICC)*, Paris, France, 2017, pp. 1-6, doi: 10.1109/ICC.2017.7996968.
- [4]: Alzheimer's Association, “2024 Alzheimer’s Disease Facts and Figures,” Alzheimer’s Association, 2024. Available: <https://www.alz.org/media/Documents/alzheimers-facts-and-figures.pdf>
- [5]: S. P.C., V. Sherimon, P. S.P., R. Nair, and R. Mathew, “A Systematic Review of Clinical Decision Support Systems in Alzheimer’s Disease Domain,” *International Journal of Online and Biomedical Engineering (iJOE)*, vol. 17, no. 08, p. 74, Aug. 2021, doi: <https://doi.org/10.3991/ijoe.v17i08.23643>.
- [6]: J. Park *et al.*, “A 3D human triculture system modeling neurodegeneration and neuroinflammation in Alzheimer’s disease,” *Nature Neuroscience*, vol. 21, no. 7, pp. 941–951, Jul. 2018, doi: <https://doi.org/10.1038/s41593-018-0175-4>.
- [7]: S. Tiwari, V. Atluri, A. Kaushik, A. Yndart, and M. Nair, “Alzheimer’s disease: pathogenesis, diagnostics, and therapeutics,” *International Journal of Nanomedicine*, vol. 14, no. 1, pp. 5541–5554, Jul. 2019, doi: <https://doi.org/10.2147/ijn.s200490>.
- [8]: N. Pasnoori, T. Flores-Garcia, and B. D. Barkana, “Histogram-based features track Alzheimer’s progression in brain MRI,” *Scientific Reports*, vol. 14, no. 1, p. 257, Jan. 2024, doi: <https://doi.org/10.1038/s41598-023-50631-1>.
- [9]: H. Patel and M. Pharm, “Is Alzheimer’s Disease Transmissible?,” *News-Medical.net*, Jun. 03, 2018. <https://www.news-medical.net/health/Is-Alzheimers-Disease-Transmissible.aspx>
- [10]: A. Gustavsson *et al.*, “Global estimates on the number of persons across the Alzheimer’s disease continuum,” *Alzheimer’s & Dementia: The Journal of the Alzheimer’s Association*, vol. 19, no. 2, pp. 658–670, Jun. 2022, doi: <https://doi.org/10.1002/alz.12694>.
- [11]: M. Karthiga, S. Sountharajan, S. S. Nandhini, and B. Sathis Kumar, “Machine Learning Based Diagnosis of Alzheimer’s Disease,” *Advances in Intelligent Systems and Computing*, pp. 607–619, Jul. 2020, doi: https://doi.org/10.1007/978-3-030-51859-2_55.
- [12]: V. Adarsh, G. R. Gangadharan, U. Fiore, and P. Zanetti, “Multimodal classification of Alzheimer’s disease and mild cognitive impairment using custom MKSCDDL kernel over CNN with transparent decision-making for explainable diagnosis,” *Scientific reports*, vol. 14, no. 1, Jan. 2024, doi: <https://doi.org/10.1038/s41598-024-52185-2>.
- [13]: J. Rasmussen and H. Langerman, “Alzheimer’s Disease – Why We Need Early Diagnosis,” *Degenerative Neurological and Neuromuscular Disease*, vol. Volume 9, no. 9, pp. 123–130, Dec. 2019, doi: <https://doi.org/10.2147/dnnd.s228939>.
- [14]: S. Grampurohit and C. Sagarnal, "Disease Prediction using Machine Learning Algorithms," *2020 International Conference for Emerging Technology (INCET)*, Belgaum, India, 2020, pp. 1-7, doi: 10.1109/INCET49848.2020.9154130.

- [15]: “Decision Support System: Types, Advantages & Use cases,” *botpenguin.com*. <https://botpenguin.com/glossary/decision-support-system>
- [16]: K. Mehta, “Decision Support System,” *WallStreetMojo*, Aug. 22, 2023. <https://www.wallstreetmojo.com/decision-support-system/>
- [17]: P. K. Gupta *et al.*, “An Overview of Clinical Decision Support System (CDSS) as a Computational Tool and Its Applications in Public Health,” pp. 81–117, Jun. 2020, doi: https://doi.org/10.1007/978-3-030-35280-6_5.
- [18]: Masoud Amanzadeh, Hamid Moghaddasi, Reza Rabiei, A. A. Harandi, and H. Haghighi, “Difficulties of Diagnosing Alzheimer’s Disease: The Application of Clinical Decision Support Systems,” vol. 9, no. 4, Sep. 2018, Accessed: Oct. 14, 2024. [Online]. Available: https://www.researchgate.net/profile/Reza-Rabiei/publication/330245189_Difficulties_of_Diagnosing_Alzheimer
- [19]: J. Neelaveni and M. S. G. Devasana, "Alzheimer Disease Prediction using Machine Learning Algorithms," *2020 6th International Conference on Advanced Computing and Communication Systems (ICACCS)*, Coimbatore, India, 2020, pp. 101-104, doi: 10.1109/ICACCS48705.2020.9074248.
- [20]: V. S. Diogo, H. A. Ferreira, and D. Prata, “Early diagnosis of Alzheimer’s disease using machine learning: a multi-diagnostic, generalizable approach,” *Alzheimer’s Research & Therapy*, vol. 14, no. 1, Aug. 2022, doi: <https://doi.org/10.1186/s13195-022-01047-y>.
- [21]: F. Salami, A. Bozorgi-Amiri, G. M. Hassan, R. Tavakkoli-Moghaddam, and A. Datta, “Designing a clinical decision support system for Alzheimer’s diagnosis on OASIS-3 data set,” *Biomedical Signal Processing and Control*, vol. 74, p. 103527, Apr. 2022, doi: <https://doi.org/10.1016/j.bspc.2022.103527>.
- [22]: M. Bucholc *et al.*, “A practical computerized decision support system for predicting the severity of Alzheimer’s disease of an individual,” *Expert Systems with Applications*, vol. 130, pp. 157–171, Sep. 2019, doi: <https://doi.org/10.1016/j.eswa.2019.04.022>.
- [23]: P. Lodha, A. Talele and K. Degaonkar, "Diagnosis of Alzheimer's Disease Using Machine Learning," *2018 Fourth International Conference on Computing Communication Control and Automation (ICCUBEA)*, Pune, India, 2018, pp. 1-4, doi: 10.1109/ICCUBEA.2018.8697386.
- [24]: P. H. Kasani, S. H. Kasani, Y. Kim, C. -H. Yun, S. H. Choi and J. -W. Jang, "An Evaluation of Machine Learning Classifiers for Prediction of Alzheimer's Disease, Mild Cognitive Impairment and Normal Cognition," *2021 International Conference on Information and Communication Technology Convergence (ICTC)*, Jeju Island, Korea, Republic of, 2021, pp. 362-367, doi: 10.1109/ICTC52510.2021.9620780.
- [25]: K. N. Rao, B. R. Gandhi, M. V. Rao, S. Javvadi, S. S. Vellela and S. Khader Basha, "Prediction and Classification of Alzheimer’s Disease using Machine Learning Techniques in 3D MR Images," *2023 International Conference on Sustainable Computing and Smart Systems (ICSCSS)*, Coimbatore, India, 2023, pp. 85-90, doi: 10.1109/ICSCSS57650.2023.10169550.
- [26]: C. Kavitha, V. Mani, S. R. Srividhya, O. I. Khalaf, and C. A. Tavera Romero, “Early-Stage Alzheimer’s Disease Prediction Using Machine Learning Models,” *Frontiers in Public Health*, vol. 10, Mar. 2022, doi: <https://doi.org/10.3389/fpubh.2022.853294>.
- [27]: Hala Alshamlan, Arwa Alwassal, Atheer Banafa, and Layan Alsaleem, “Improving Alzheimer’s Disease Prediction with Different Machine Learning Approaches and Feature Selection Techniques,” *Diagnostics*, vol. 14, no. 19, pp. 2237–2237, Oct. 2024, doi: <https://doi.org/10.3390/diagnostics14192237>.

- [28]: Eibe Frank, Mark A. Hall, and Ian H. Witten (2016). The WEKA Workbench. Online Appendix for "Data Mining: Practical Machine Learning Tools and Techniques", Morgan Kaufmann, Fourth Edition, 2016.
- [29]: J. A. Nichols, H. W. Herbert Chan, and M. A. B. Baker, "Machine learning: applications of artificial intelligence to imaging and diagnosis," *Biophysical Reviews*, vol. 11, no. 1, pp. 111–118, Sep. 2018, doi: <https://doi.org/10.1007/s12551-018-0449-9>.
- [30]: M. Kang and N. J. Jameson, "Machine Learning: Fundamentals," *Prognostics and Health Management of Electronics*, pp. 85–109, Aug. 2018, doi: <https://doi.org/10.1002/9781119515326.ch4>.
- [31]: T. R. N and R. Gupta, "A Survey on Machine Learning Approaches and Its Techniques;," *2020 IEEE International Students' Conference on Electrical, Electronics and Computer Science (SCEECS)*, Bhopal, India, 2020, pp. 1-6, doi: 10.1109/SCEECS48394.2020.190.
- [32]: C. Bento, *Multilayer Perceptron Explained with a Real-Life Example and Python Code: Sentiment Analysis*. 2021. Available: <https://towardsdatascience.com/multilayer-perceptron-explained-with-a-real-life-example-and-python-code-sentiment-analysis-cb408ee93141>
- [33]: *Elementsofai.com*, 2024. <https://course.elementsofai.com/el/4/2> (accessed Oct. 14, 2024).