



ΠΑΝΕΠΙΣΤΗΜΙΟ ΜΑΚΕΔΟΝΙΑΣ  
ΤΕΧΝΟΛΟΓΙΕΣ ΠΟΛΥΜΕΣΩΝ και ΓΡΑΦΙΚΑ  
ΤΜΗΜΑ ΕΦΑΡΜΟΣΜΕΝΗΣ ΠΛΗΡΟΦΟΡΙΚΗΣ

1η ΕΡΓΑΣΙΑ – CLASSIFICATION PROBLEMS

Εργασία

του

Εμμανουηλίδη Αθανάσιου

Θεσσαλονίκη, 12 Δεκεμβρίου 2023

# ΠΡΟΒΛΕΨΗ ΕΓΚΕΦΑΛΙΚΟΥ

Αθανάσιος Εμμανουηλίδης

Απαλλακτική Εργασία

υποβαλλόμενη για την εκπλήρωση των απαιτήσεων του

Μαθήματος: ΜΗΧΑΝΙΚΗΣ ΜΑΘΗΣΗΣ  
του Τμήματος ΕΦΑΡΜΟΣΜΕΝΗΣ ΠΛΗΡΟΦΟΡΙΚΗΣ

Επιβλέπων Καθηγητής  
Ευτύχιος Πρωτοπαπαδάκης

## Περίληψη

Στην παρούσα μελέτη γίνεται η ανάλυση δεδομένων με στόχο την πρόβλεψη εγκεφαλικών σε ασθενείς. Στα δεδομένα υπάρχουν δείκτες απόδοσης και χαρακτηριστικών των ασθενών, καθώς και η τελική τους κατάσταση (αν έπαθε εγκεφαλικό ένας άνθρωπος ή όχι). Γίνεται εμβάθυνση στην αναγνώριση και αξιολόγηση της αποδοτικότητας διάφορων αλγορίθμων ταξινόμησης, με στόχο την κατανόηση τεχνικών που προσφέρουν την καλύτερη επίδοση. Μέσω την ανάλυσης των αποδόσεων των αλγορίθμων γίνεται η επαλήθευση της εγκυρότητας τους με στόχο την αποτύπωση πραγματικών προβλέψεων.

Η ικανότητα πρόβλεψης ενός εγκεφαλικού συμβάλει ουσιαστικά σε αποφάσεις για την ζωή και τις επιλογές του ατόμου. Τα αποτελέσματα βασίζονται σε δείκτες και ως αποτέλεσμα ένας χρήστης αλλάζοντας κάποιες συνήθειες μπορεί να μειώσει την πιθανότητα να πάθει εγκεφαλικό. Στην αναφορά γίνεται σύγκριση των αλγορίθμων ώστε να γίνει εκτίμηση των αποδόσεων τους.

Επιπλέον γίνεται εφαρμογή και αξιολόγηση συγκεκριμένων μοντέλων με στόχο την σωστή ερμηνεία τους στο συγκεκριμένο πρόβλημα, υπογραμμίζοντας τη σημασία της επιλογής του καταλληλότερου. Με αυτόν τον τρόπο, η μελέτη αυτή συμβάλλει στην περαιτέρω κατανόηση της σημασίας της επιστήμης δεδομένων στον τομέα της ιατρικής. Είναι απαραίτητο να σημειωθεί ότι στον πραγματικό κόσμο υπάρχουν πολύ παράγοντες που συμβάλουν στην αύξηση της πιθανότητας ενός εγκεφαλικού, για αυτό τα αποτελέσματα που θα εμφανιστούν θα βασιστούν μόνο στα συγκεκριμένα δεδομένα που παρέχει το data set.

**Λέξεις Κλειδιά:** εγκεφαλικά, πρόβλεψη, ανάλυση δεδομένων (Exploratory Data Analysis – EDA), δείκτες απόδοσης, μέθοδοι/αλγόριθμοι ταξινόμησης, αξιολόγηση μοντέλων, πρόληψη εγκεφαλικού, προ επεξεργασία δεδομένων.

## Abstract

In the present study, data analysis is performed with the aim of predicting strokes in patients. In the data are indicators of patient performance and characteristics, as well as their final status (whether a person had a stroke or not). It deepens the identification and evaluation of the efficiency of various classification algorithms, with the aim of understanding the techniques that offer the best performance. Through the analysis of the performance of the algorithms, the validity of the algorithms is verified with the aim of capturing real predictions.

The ability to predict a stroke significantly contributes to decisions about the person's life and choices. The results are based on indicators and as a result a user by changing some habits can reduce the chance of having a stroke. The report compares the algorithms in order to estimate their performance.

In addition, specific models are applied and evaluated with the aim of their correct interpretation in the specific problem, underlining the importance of choosing the most appropriate one. In this way, this study contributes to the further understanding of the importance of data science in the field of medicine. It is necessary to note that in the real world there are many factors that contribute to increasing the probability of a stroke, therefore the results that will be displayed will only be based on the specific data provided by the data set.

**Keywords:** stroke, prediction, Exploratory Data Analysis – EDA, performance indicators, classification methods, model evaluation, stroke prevention, data preprocessing.

# Περιεχόμενα

1 Εισαγωγή	9
1.1 Θεωρητικό υπόβαθρο	9
1.2 Σκοπός – Στόχοι	2
1.3 Διάρθρωση της μελέτης	2
2 Περιγραφή ανάλυση Dataset	4
2.1 Πηγή	4
2.2 Χαρακτηριστικά	4
2.3 Μεταβλητή στόχος	5
2.4 Αρχικές Παρατηρήσεις	5
3 Προ επεξεργασία Δεδομένων	6
3.1 Καθαρισμός(cleaning)	6
3.2 Κωδικοποίηση Μεταβλητών (Encoding Categorical Variables)	7
3.3 Ανισορροπία κλάσης	7
4 Ανάλυση Δεδομένων	7
4.1 Οπτικοποιήσεις (visualizations)	7
5 Μοντελοποίηση και αξιολόγηση Μοντέλων	13
5.1 Επιλογή Μοντέλων	13
5.2 Εκπαίδευση (training)	13
5.3 Εμφάνιση Μετρήσεων	14
6 Αποτελέσματα	20
6.1 Αξιολόγηση Μοντέλων	20
6.2 Σημασία αποτελεσμάτων/Αξιολόγηση Μετρήσεων	25
7 Σύνοψη και συμπεράσματα	26
7.1 Επίλογος	26
7.2 Συμπεράσματα	26
8 Βιβλιογραφία	29

## Κατάλογος Εικόνων (αν υπάρχουν)

Εικόνα 1: Γράφημα ράβδων, απεικόνιση αριθμού των περιπτώσεων για τάξεις εγκεφαλικού επεισοδίου έναντι χωρίς εγκεφαλικό .....	8
Εικόνα 2: Γράφημα πίτας, απεικόνιση ανισορροπία κατηγορίας στο σύνολο δεδομένων Stroke.....	8
Εικόνα 3: Χάρτης θερμότητας των συντελεστών συσχέτισης μεταξύ δεικτών υγείας και εγκεφαλικού επεισοδίου .....	9
Εικόνα 4: Εκτιμήσεις πυκνότητας πυρήνα της ηλικίας, του επιπέδου γλυκόζης και του ΔΜΣ κατά κατάσταση εγκεφαλικού επεισοδίου.....	10
Εικόνα 5: Συγκριτικό διάγραμμα ράβδων ελάχιστων, μέγιστων και μέσες τιμές για βασικούς δείκτες υγείας μεταξύ των ασθενών που δεν έχουν εγκεφαλικό επεισόδιο .....	10
Εικόνα 6: Συγκριτικό ραβδόγραμμα ελάχιστων, μέγιστων και μέσων τιμών για βασικούς δείκτες υγείας μεταξύ ασθενών με εγκεφαλικό επεισόδιο .....	11
Εικόνα 7: Box plots που απεικονίζουν την κατανομή της ηλικίας, του επιπέδου γλυκόζης και του Bmi κατά κατάσταση εγκεφαλικού επεισοδίου.....	12
Εικόνα 8: Διαφορά μεταξύ Balanced – Unbalanced σε Recall, Accuracy, Precision, F1 Score, ROC AUC Score. ....	15
Εικόνα 9: Διαφορά μεταξύ test – train set σε Recall, Accuracy, Precision, F1 Score, ROC AUC Score .....	15
Εικόνα 10: Διαφορά μεταξύ μεθόδων διαχείρισης των τιμών που λείπουν σε Recall, Accuracy, Precision, F1 Score, ROC AUC Score.....	16
Εικόνα 11: Διαφορά χρόνων μεταξύ των μοντέλων ταξινόμησης.....	16
Εικόνα 12: Διαφορά χρόνων μεταξύ των μοντέλων ταξινόμησης πριν και μετά την χρήση SMOTE για ισορροπία της κλάσης .....	17
Εικόνα 13: Διαφορά χρόνων σε balanced-unbalance data για κάθε διαφορετική μέθοδο διαχείρισης χαμένων τιμών .....	18
Εικόνα 14: Accuracy – F1 score για κάθε μέθοδο ταξινόμησης.....	18
Εικόνα 15: Precision – Recall για κάθε μέθοδο ταξινόμησης.....	19
Εικόνα 16: Accuracy - F1-Precision-Recall για κάθε μέθοδο ταξινόμησης .....	19

## **Κατάλογος Πινάκων (αν υπάρχουν)**

Πίνακας 1: Χρόνοι εκτέλεσης για κάθε classifier .....	22
Πίνακας 2: Τιμές F1 score - Accuracy για κάθε Classifier .....	23
Πίνακας 3: Τιμές για Precision και Recall για κάθε Classifier .....	24
Πίνακας 4: Τιμές μετρικών για τεχνική Bfill .....	27
Πίνακας 5: Τιμές μετρικών για τεχνική Drop Missing Values .....	27
Πίνακας 6: Τιμές μετρικών για τεχνική Iterative Imputer.....	27
Πίνακας 7: Τιμές μετρικών για τεχνική Linear Regression .....	28

# 1 Εισαγωγή

## 1.1 Θεωρητικό υπόβαθρο

Η εργασία αυτή επιχειρεί να κάνει αξιολόγηση διαφορετικών μοντέλων μηχανικής μάθησης για την πρόβλεψη εγκεφαλικού στους ανθρώπους. Για να γίνει το θεωρητικό υπόβαθρο αρχικά θα αναφερθούν οι μέθοδοι που εφαρμόστηκαν, καθώς θα γίνει και μία περιγραφή, εξηγώντας τις παραμέτρους που επηρεάζουν την απόδοση των τιμών.

Αρχικά η μέθοδοι ταξινόμησης που εφαρμόστηκαν στον κώδικα επίλυσης του προβλήματος είναι οι:

- Linear Discriminant Analysis (LDA)
- Logistic Regression
- Decision Tree Classifier
- Random Forest Classifier
- K-Nearest Neighbors (KNN)
- Naive Bayes
- Support Vector Machine (SVM)
- Gradient Boosting Classifier

Πέραν των μεθόδων ταξινόμησης, στον κώδικα περιέχονται και οι παρακάτω μέθοδοι οι οποίοι χρησιμοποιήθηκαν για να γίνει η υλοποίηση την λύσης του προβλήματος. Οι μέθοδοι συνοδεύονται από μια περιγραφή της χρησιμότητας και λειτουργικότητας τους:

- Ανάγνωση Δεδομένων από Excel: Χρήση της βιβλιοθήκης pandas για την ανάγνωση δεδομένων από ένα αρχείο Excel.
- Οπτικοποίηση Δεδομένων: Εφαρμογή βιβλιοθηκών όπως matplotlib και plotly για τη δημιουργία διαγραμμάτων και γραφημάτων που απεικονίζουν τις διαφορετικές πτυχές των δεδομένων, όπως τον αριθμό υγιών και χρωκοποιημένων εταιρειών ανά έτος.
- Stratified K-Fold Cross-Validation: Χρήση της τεχνικής για τη διασφάλιση ότι κάθε υποσύνολο δεδομένων εκπαίδευσης/δοκιμής περιέχει παρόμοια αναλογία κάθε κλάσης.



- Εκπαίδευση Μοντέλων και Αξιολόγηση Επιδόσεων: Χρήση διαφόρων μετρικών όπως ακρίβεια, ανάκληση, F1 score και ROC-AUC για την αξιολόγηση των μοντέλων ταξινόμησης.

Για τις παραπάνω μεθόδους ταξινόμησης έγινε χρήση υπερπαραμέτρων για την καλύτερη επίλυση και διαχείριση του προβλήματος. Παρακάτω βρίσκονται οι υπερπαραμέτροι καθώς και οι τελικές τιμές που τους δόθηκαν μετά από προσπάθειες αναγνώρισης των πιο κατάλληλων για το πρόβλημα:

Ξεκινώντας με την σειρά ο Logistic Regression έχει υπερπαραμέτρο το `class_weight= 'balanced'` το οποίο έχει χρησιμοποιηθεί ώστε να δώσει βάρος στις κλάσεις και να μπορεί να χειριστεί ανισορροπία στα δεδομένα, καθώς μετά από ανάλυση παρατηρήθηκε ότι υπάρχει ανισορροπία στο dataset.

Στη συνέχεια έχουμε τον Decision Tree Classifier με δύο υπερπαραμέτρους οι οποίες προσαρμόστηκαν με βάση τα δεδομένα. Έχουμε το `max_depth=5` που είναι ο μέγιστος βαθμός του δέντρου και το `min_samples_leaf=10` το οποίο δείχνει τον ελάχιστο αριθμό δειγμάτων ανά φύλλο.

Υπερπαραμέτροι χρησιμοποιήθηκαν και στο K-Nearest Neighbors Classifier ο οποίος χρησιμοποίησε την υπερπαραμέτρο `n_neighbors=3` . Καθορίζει τον αριθμό γειτόνων παράγοντας καλύτερα αποτελέσματα.

Τέλος για τον Support Vector Machine η υπερπαραμέτρος `kernel='rbf'` χρησιμοποιήθηκε ώστε να ορίσει τον τύπο του πυρήνα που θα χρησιμοποιηθεί στους υπολογισμούς του αλγορίθμου.

*Η επιλογή των υπερπαραμέτρων βασίστηκε σε πειραματική αξιολόγηση καθώς είναι μια διαδικασία βελτιστοποίησης.*

## 1.2 Σκοπός – Στόχοι

Ο θάνατος με αιτία το εγκεφαλικό είναι πλέον στις μέρες μας πολύ συχνός. Ένα μεγάλο μέρος ανθρώπων, είτε μπορεί να βρουν το θάνατο, είτε να έχουν κάποιου είδους αναπηρία. Η ανίχνευση του εγκεφαλικού είναι πλέον κρίσιμη και απαραίτητη. Στόχος αυτής της εργασίας είναι να βρει ένα μοντέλο το οποίο να προσφέρει κατάλληλα αποτελέσματα για την πρόβλεψη της πιθανότητας εγκεφαλικού επεισοδίου. Μια μέθοδος η οποία θα βοηθήσει είναι μέσω της μηχανικής μάθησης, η οποία θα εκπαιδεύει ένα μοντέλο και με βάση κάποια πρότυπα θα γίνεται μια πρόβλεψη για τα άτομα που μπορεί να βρίσκονται πολύ κοντά στο να πάθουν εγκεφαλικό στο μέλλον. Οι παραδοσιακοί τρόποι δεν είχαν τόσο καλά αποτελέσματα, για αυτό το λόγο η μηχανική μάθηση θα προσπαθήσει να δώσει μια λύση.

## 1.3 Διάρθρωση της μελέτης

Η εργασία αυτή δομείται σε 7 κεφάλαια τα οποία θα αναλυθούν παρακάτω. Το κάθε κεφάλαιο είναι ξεχωριστό και χρησιμεύει ώστε να μπορεί να γίνει μια πλήρης ανάλυση και σωστή διατύπωση του τρόπου αντιμετώπισης καθώς και η διεξαγωγή των αποτελεσμάτων της εργασίας.

**Κεφάλαιο 2:** Στο κεφάλαιο αυτό θα γίνει εισαγωγή στην επιλογή του dataset δηλαδή γενικές πληροφορίες της προέλευσης των χαρακτηριστικών και το είδους των δεδομένων που χρησιμοποιήθηκαν.

**Κεφάλαιο 3:** Πολύ σημαντικό είναι να γίνει μια προ επεξεργασία των δεδομένων. Τα βήματα που ακολουθήθηκαν ώστε να καταφέρει να γίνει αυτή η προ επεξεργασία αναφέρονται σε αυτό το κεφάλαιο. Διαδικασίες όπως ο καθαρισμός των δεδομένων, η επεξεργασία των τιμών που λείπουν, η κωδικοποίηση κάποιων τιμών για να μπορέσει να λειτουργεί σωστά ο κώδικας είναι κάποιες από τις μεθόδους που θα αναλυθούν.

**Κεφάλαιο 4:** Επίσης πολύ σημαντικό σημείο στην ανάλυση των δεδομένων είναι η οπτικοποίησή τους. Στο κεφάλαιο αυτό ο αναγνώστης θα έχει τη δυνατότητα να δει οπτικοποιημένα κάποια αποτελέσματα τα οποία βοήθησαν πριν την τελική φάση της μοντελοποίησης, καθώς προσφέρουν και γενικά στοιχεία που υπήρξαν εμπόδιο κατά την υλοποίηση αυτού του Project.

**Κεφάλαιο 5:** Σε αυτό το κεφάλαιο θα αναφερθούν οι classifiers που χρησιμοποιήθηκαν. Θα αναφερθεί επίσης ο τρόπος ώστε να γίνει σωστά η προσέγγιση για την πρόβλεψη του εγκεφαλικού καθώς και ποια κριτήρια και ποια μοντέλα αποτέλεσαν σημαντικό παράγοντα στην διεξαγωγή των αποτελεσμάτων.

**Κεφάλαιο 6:** Σε αυτό το κεφάλαιο θα γίνει η εμφάνιση των αποτελεσμάτων καθώς και θα φανεί η απόδοση των μοντέλων στο dataset που επιλέχθηκε. Θα αναφερθούν ποιες από τις τιμές που χρησιμοποιήθηκαν βοήθησαν στην αναγνώριση της ποιότητας του κάθε μοντέλου.

**Κεφάλαιο 7:** Τέλος, υπάρχουν τα συμπεράσματα στα οποία θα γίνει μια σύντομη αναφορά με βάση τα προηγούμενα κεφάλαια καθώς και η επιλογή του σωστού μοντέλου το οποίο τελικά θα φανεί κατάλληλο στην πρόβλεψη του εγκεφαλικού.

## 2 Περιγραφή ανάλυση Dataset

### 2.1 Πηγή

Το dataset επιλέχθηκε μέσω του Kaggle μιας σελίδας που παρέχει ένα εύρος συνόλου δεδομένων. Δημιουργήθηκε από τον fedesoriano και χρησιμοποιείται κυρίως για έργα που αφορούν τη μηχανική μάθηση και στόχος είναι οι πρόβλεψη των εγκεφαλικών επεισοδίων. Κατά την έρευνα αυτού του dataset δεν βρέθηκε αν αυτά τα δεδομένα είναι φτιαχτά από τον fedesoriano ή παρέχονται μέσα από κάποια βάση δεδομένων κάποιου οργανισμού.

### 2.2 Χαρακτηριστικά

Τα δεδομένα αποτελούνται από 12 στήλες οι οποίες παρέχουν κλινικά χαρακτηριστικά. Όλες οι στήλες εκτός του id του ασθενούς θα μπορούσαν να είναι ενδεικτικά για ένα μελλοντικό εγκεφαλικό. Κατά κύριο λόγο είναι αριθμητικά δεδομένα παρόλα αυτά υπάρχουν και κάποια αλφαριθμητικά δεδομένα τα οποία στην πορεία υπέστησαν επεξεργασία. Πιο αναλυτικά τα χαρακτηριστικά αυτά περιλαμβάνουν:

1. id: μοναδικό αναγνωριστικό
2. gender: "Ανδρας", "Γυναίκα" ή "Άλλος"
3. age: ηλικία του ασθενούς
4. hypertension: 0 εάν ο ασθενής δεν έχει υπέρταση, 1 εάν ο ασθενής έχει υπέρταση
5. heart\_disease: 0 εάν ο ασθενής δεν έχει καμία καρδιακή νόσο, 1 εάν ο ασθενής έχει καρδιακή νόσο
6. ever\_married: "Όχι" ή "Ναι"
7. work\_type: "παιδιά", "Ιδιωτικός Υπάλληλος", "Ποτέ δεν δούλεψε", "Ιδιώτης" ή "Αυτοαπασχολούμενος"
8. Residence\_type: "Αγροτικό" ή "Αστικό"
9. avg\_glucose\_level: μέσο επίπεδο γλυκόζης στο αίμα
10. bmi: δείκτης μάζας σώματος
11. smoking\_status: "πρώην καπνιστής", "ποτέ δεν κάπνιζε", "καπνίζει" ή "Άγνωστο"\*

12. stroke: 1 εάν ο ασθενής έπαθε εγκεφαλικό ή 0 εάν όχι

*\*Σημείωση: "Άγνωστο" στο `smoking_status` σημαίνει ότι οι πληροφορίες δεν είναι διαθέσιμες για αυτόν τον ασθενή*

Τα χαρακτηριστικά αυτά έχουνε σχέση με πιθανή αιτία εγκεφαλικού για αυτόν τον λόγο και επιλέχτηκαν.

## 2.3 Μεταβλητή στόχος

Η μεταβλητή η οποία επιλέχθηκε μεταξύ των άλλων είναι η stroke. Ο λόγος της επιλογής αυτής της μεταβλητής είναι προφανής, καθώς δηλώνει αν ένας ασθενής έχει υποστεί εγκεφαλικό επεισόδιο ή όχι. Είναι απαραίτητο να θέσουμε μια μεταβλητή ως το κεντρικό στόχο του προβλήματός μας, είναι κρίσιμη η κατανόηση της επειδή επηρεάζει την επιλογή των μοντέλων τα οποία πρέπει να εκπαιδευτούν. Επίσης θα πρέπει να γίνουν περισσότερες αναλύσεις με βάση αυτόν τον στόχο καθώς και ειδική μελέτη μέσω γραφημάτων για παρατηρήσεις όπως το γεγονός αν το σύνολο δεδομένων είναι ισοροπικό.

## 2.4 Αρχικές Παρατηρήσεις

Για καλύτερη κατανόηση οι αρχικές παρατηρήσεις θα χωριστούν σε κάποιες μορφές. Ποιο συγκεκριμένα έχουμε:

Ανισορροπία κλάσης: Κατά την ανάλυση του συνόλου των δεδομένων, παρατηρήθηκε έντονη διαφορά μεταξύ στα άτομα που έχουν πάθει εγκεφαλικό και στα μη. Πιο συγκεκριμένα 249 άτομα έχουν υποστεί εγκεφαλικό ενώ 4861 όχι. Αυτή η διαφορά αποτελεί ένα ποσοστό 4.9% των ατόμων που έπαθαν εγκεφαλικό και 95.1% αυτών που δεν έπαθαν. Αυτή η ανισορροπία απαιτεί κάποιες ενέργειες, καθώς θα είναι αδύνατη η σωστή αξιολόγηση του κάθε μοντέλου.

Έλλειψη τιμών: Κατά την επεξεργασία το δεδομένο βρέθηκε ότι υπήρχαν τιμές Nan. Η έλλειψη των τιμών μπορεί να επηρεάσει σημαντικά τα μοντέλα καθώς μερικά δεν μπορούν να τρέξουν έχοντας να επεξεργαστούν δεδομένα που δεν υπάρχουν. Στο παρόν project η αντιμετώπιση αυτού του προβλήματος γίνεται με πολλούς και διαφορετικούς τρόπους οι οποίοι θα αναλυθούν παρακάτω.

Κατανομή χαρακτηριστικών: Η ηλικία και το μέσο επίπεδο γλυκόζης είναι στήλες οι οποίες χρειάστηκαν περισσότερη έρευνα για τον εντοπισμό μοτίβων ή προβλημάτων τα οποία θα μπορούσαν να επηρεάσουν τα μοντέλα.

### 3 Προ επεξεργασία Δεδομένων

#### 3.1 Καθαρισμός(cleaning)

Ο συνολικός αριθμός των τιμών που έλειπα ήταν 201 οι οποίες βρισκόντουσαν όλες στην στήλη bmi. Ένα από τα πιο κρίσιμα τμήματα είναι να γίνει σωστά ο καθαρισμός των δεδομένων. Αυτή η διαδικασία γίνεται με την χρήση 4 διαφορετικών στρατηγικών. Ποιο συγκεκριμένα έγινε χρήση:

**Dropping Missing Values:** Μέσω της εντολής `df.dropna()` γίνεται η αφαίρεση των ελλειπόν τιμών. Δηλαδή μέσω αυτής της εντολής α θεωρείται ολόκληρη η γραμμή διασφαλίζοντας ότι τα μοντέλα θα εκπαιδευτούν χωρίς να λάβουν υπόψη τα συγκεκριμένα δεδομένα που αφαιρέθηκαν. Βέβαια είναι σημαντικό να αναγνωριστεί ότι η απώλεια κάποιων πληροφοριών μπορεί να έχει σημαντικό ρόλο στο τελικό αποτέλεσμα.

**Linear Regression Imputation:** η μέθοδος αυτή χρησιμοποιείται στη στήλη η οποία έχει ελλειψη τιμων. Πιο συγκεκριμένα, η μέθοδος αυτή είναι η εκπαίδευση ενός μοντέλου στο τμήμα του συνόλου bmi χρησιμοποιώντας τα υπόλοιπα χαρακτηριστικά που βρίσκονται στη βάση γίνεται πρόβλεψη της τιμής που λείπει. Μέσω αυτής της μεθόδου διατηρείται η ακεραιότητα το δεδομένο και δεν υπάρχει από όλα πληροφοριών.

**Backfilling:** Αυτή η στρατηγική είναι πολύ απλή γιατί ουσιαστικά η κενή τιμή συμπληρώνεται με βάση την επόμενη έγκυρη παρατήρηση. Αυτός ο τρόπος είναι γρήγορος και αρκετά αποτελεσματικός παρέχοντας μια λογική εκτίμηση, αποφεύγοντας την διαγραφή των κοινών τιμών.

**Iterative Imputer:** αποτελεί μια προηγμένη τεχνική διαχείρισης των τιμών που λείπουν. Πιο συγκεκριμένα γίνεται μοντελοποίηση κάθε χαρακτηριστικού με τις τιμές που λείπουν ως συνάρτηση άλλων χαρακτηριστικών με κυκλικό τρόπο. Αυτή μέθοδος

είναι αποτελεσματική και υποκειμενική καθώς αξιοποιεί όλο το σύνολο των δεδομένων και προσπαθεί να κάνει μια εκτίμηση των τιμών που λείπουν με μεγαλύτερη ακρίβεια από άλλες απλούστερες μεθόδους

### **3.2 Κωδικοποίηση Μεταβλητών (Encoding Categorical Variables)**

Αρχικά έγινε ανάλυση των μεταβλητών. Παρατηρήθηκε ότι τα δεδομένα από 5 κατηγορίες είναι αλφαριθμητικά. Οι στήλες αυτές ήταν: το φύλο, αν ο ασθενής είναι παντρεμένος, ο τόπος διαμονής και η κατάσταση καπνίσματος. Αυτό οδηγεί σε μετατροπή αυτών των κελιών σε αριθμητικές τιμές. Για να γίνει αυτή η μετατροπή έγινε χρήση του LabelEncoder από το Scikit-learn. Οι μετατροπή αυτή είναι απαραίτητη, λόγο του ότι οι αλγόριθμοι μηχανικής μάθησης δεν μπορούν να λειτουργήσουν με αλφαριθμητικές τιμές και απαιτούν αριθμητική είσοδο για την καλύτερη λειτουργία τους.

### **3.3 Ανισορροπία κλάσης**

Λόγο της μεγάλης ανισορροπίας της μεταβλητής stroke τα αποτελέσματα των μεθόδων ήταν δεδομένο ότι δεν θα ήταν σωστά. Η αντιμετώπιση του προβλήματος ανισορροπίας κλάσης έγινε με την χρήση της SMOTE. Με αυτό τον τρόπο διασφαλίζεται ότι το μοντέλο είναι ισορροπημένο και η προγνωστική απόδοση πολύ καλύτερη

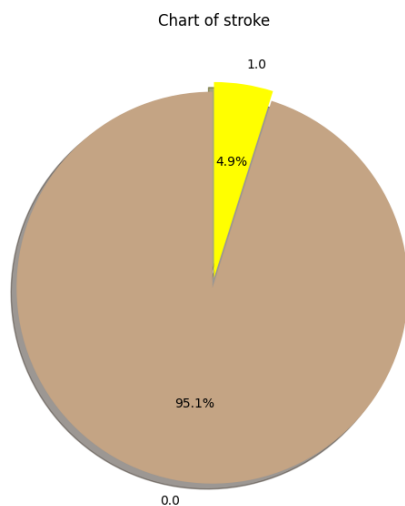
## **4 Ανάλυση Δεδομένων**

Το επόμενο βήμα εφόσον τελείωσε η προ επεξεργασία είναι η υλοποίηση κανόνων και μεθόδων για την εύρεση λύσης στο πρόβλημα. Για την καλύτερη κατανόηση του προβλήματος έγιναν οπτικοποιήσεις οι οποίες βοηθάνε σε γρηγορότερα συμπεράσματα, ενώ προσφέρουν μια καλύτερη εικόνα για το σύνολο του προβλήματος και των αποτελεσμάτων.

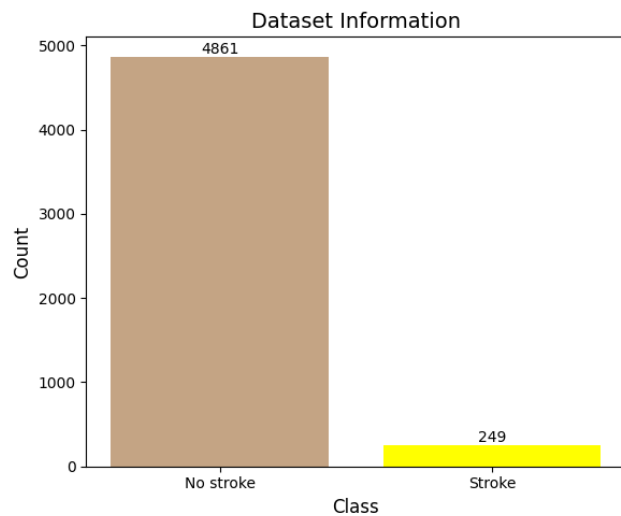
### **4.1 Οπτικοποιήσεις (visualizations)**

Οι οπτικοποιήσεις θα αφορούν κλάδους και προβλήματα που αναφέρθηκαν σε προηγούμενα κεφάλαια. Όσον αφορά το πρόβλημα ανισορροπίας κλάσης παρατηρείται από το διάγραμμα πίτας (εικόνα 1) ότι απεικονίζεται ένα μεγάλο ποσοστό ατόμων που δεν έχουν πάθει εγκεφαλικό σε σύγκριση με το ελάχιστο πλήθος ατόμων που έχουν υποστεί.

Αν και τα ποσοστά φανερώνουν την ανάγκη για την εξισορρόπηση του dataset είναι απαραίτητη η υπογράμμιση του αριθμού των ατόμων που έπαθαν και όχι εγκεφαλικό. Το γράφημα ράβδων (εικόνα 2) δείχνει ότι 4861 ασθενείς ανήκουν στην κατηγορία “όχι εγκεφαλικό” ενώ 249 στην κατηγορία εγκεφαλικό. Αυτό μας οδηγεί πλέον στην σύγκριση ανάγκη για την χρήση της SMOTE που αναφέρθηκε νωρίτερα για την ισορροπία της κλάσης.



**Εικόνα 2: Γράφημα πίτας, απεικόνιση ανισορροπία κατηγορίας στο σύνολο δεδομένων Stroke**

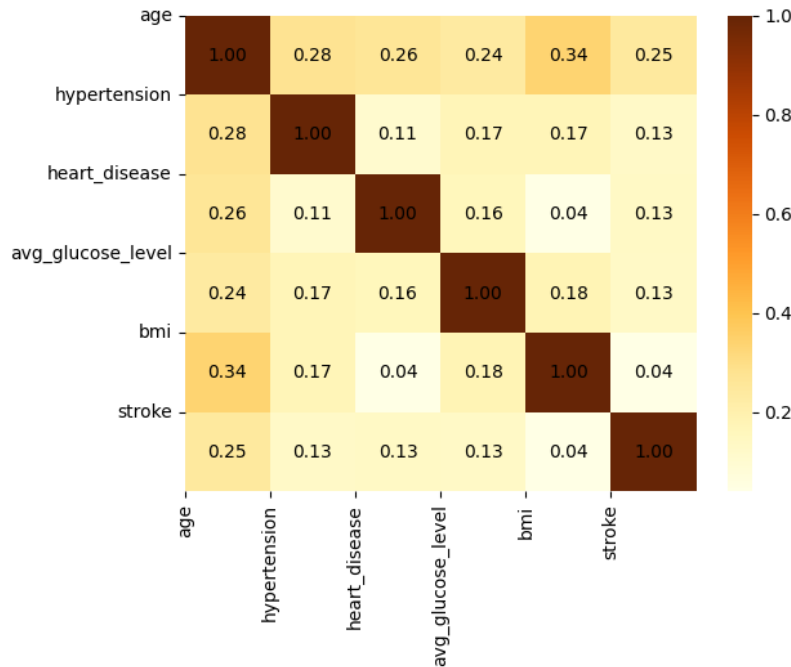


**Εικόνα 1: Γράφημα ράβδων, απεικόνιση αριθμού των περιπτώσεων για τάξεις εγκεφαλικού επεισοδίου έναντι χωρίς εγκεφαλικό**

Ένα βήμα που βοηθάει στην ανάλυση του προβλήματος είναι η αναπαράσταση του πίνακα συσχέτισης. Η ανάλυση συσχέτισης αποτελεί μία μέθοδο που χρησιμοποιείται για τον εντοπισμό προτύπων και πιθανόν συσχετίσεων στα δεδομένα. Στο συγκεκριμένο πρόβλημα καθώς ο στόχος είναι το εγκεφαλικό επεισόδιο, διερευνήθηκε η σχέση μεταξύ του στόχου και των δεικτών υγείας. Με βάση το Heatmap 4.1.3 οι τιμές κυμαίνονται από το 0 μέχρι το 1, όπου στο 0 δεν υπάρχει καμία γραμμική σχέση και στο 1 δείχνει μια τέλεια θετική γραμμική σχέση. Εξερευνώντας το Heatmap (εικόνα 3) τονίζονται οι σχέσεις μεταξύ των διαφόρων δεικτών υγείας και εμφάνισης εγκεφαλικού επεισοδίου. Κάποιες παρατηρήσεις που μπορούμε να βγάλουμε από τον χάρτη, είναι ότι η ηλικία, οι καρδιακές

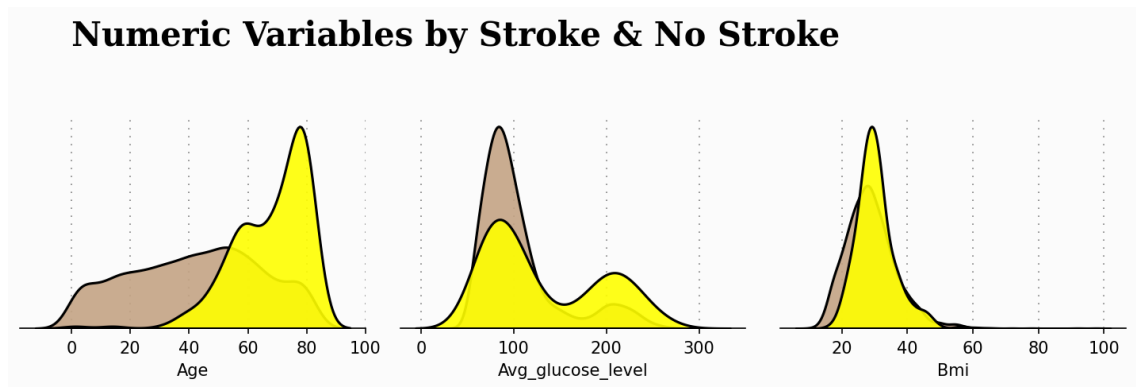


παθήσεις, η υπέρταση και το μέσο επίπεδο γλυκόζης έχουν μία συσχέτιση με το εγκεφαλικό επεισόδιο. Αυτό οδηγεί στην παρατήρηση ότι οι παράγοντες αυτοί τείνουν προς εξέταση και ποιο συγκεκριμένα ο παράγοντας ηλικία η οποία φανερώνει την μεγαλύτερη συσχέτιση με το εγκεφαλικό.



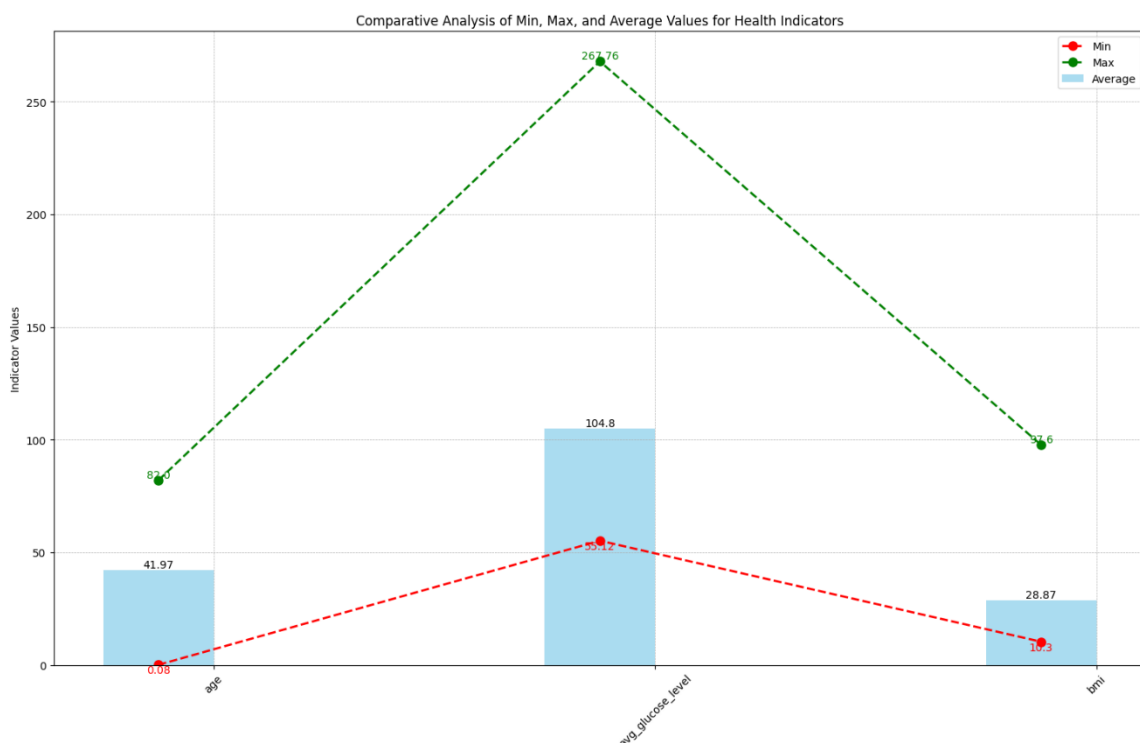
**Εικόνα 3: Χάρτης θερμότητας των συντελεστών συσχέτισης μεταξύ δεικτών υγείας και εγκεφαλικού επεισοδίου**

Εφόσον έγιναν αυτές οι παρατηρήσεις έγινε η παραγωγή διαγραμμάτων KDE (Kernel Density Estimation). Πλέον υπάρχει μια πιο προφανής απάντηση για τον ρόλο που διαδραματίζει η ηλικία ενός ατόμου ως αίτιο θανάτου. Τα άλλα δύο διαγράμματα (Avg\_glucose\_level, Bmi)(εικόνα 4)δεν δείχνουν κάτι προφανές σε αντίθεση με την ηλικία, η οποία εκφράζει ότι άτομα στην ηλικία 80 χρονών έχουν πολλές πιθανότητες να πάθουν εγκεφαλικό σε αντίθεση με άτομα κάτω των 40 χρονών.

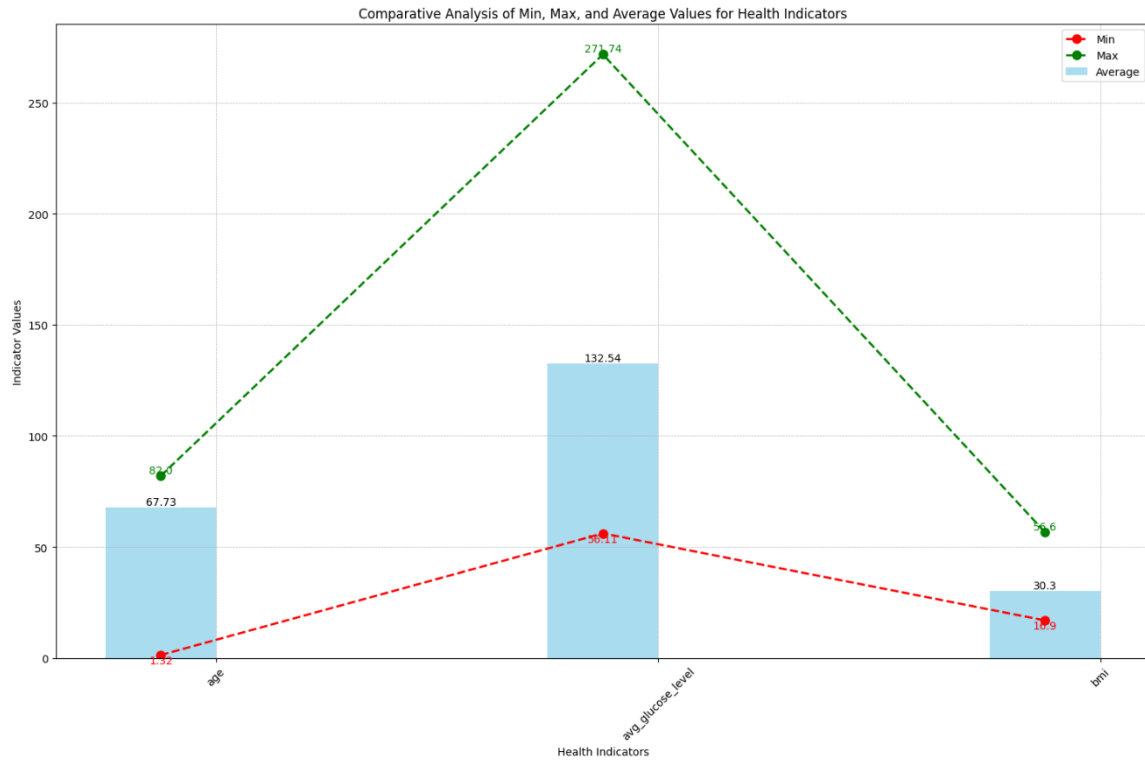


**Εικόνα 4: Εκτιμήσεις πυκνότητας πυρήνα της ηλικίας, του επιπέδου γλυκόζης και του ΔΜΣ κατά κατάσταση εγκεφαλικού επεισοδίου**

Στην συνέχεια γίνεται μια οπτικοποίηση συγκριτικών γραφημάτων. Στόχος αυτών των γραφημάτων είναι η σύγκριση ελάχιστων, μέγιστων και μέσων τιμών. Οι τιμές αυτές διεξήχθησαν για τις τιμές ηλικία, μέσου επιπέδου γλυκόζης και Bmi για άτομα με και χωρίς εγκεφαλικό (εικόνα 5 – εικόνα 6). Τα γραμμικά γραφήματα, σε συνδυασμό με τα γραφήματα ράβδων παρέχουν την έντονη διαφορά των τιμών, που μπορεί να βοηθήσει στο να φτιαχτεί το εύρος των μεταβλητών σε σχέση με την εμφάνιση εγκεφαλικού επεισοδίου.

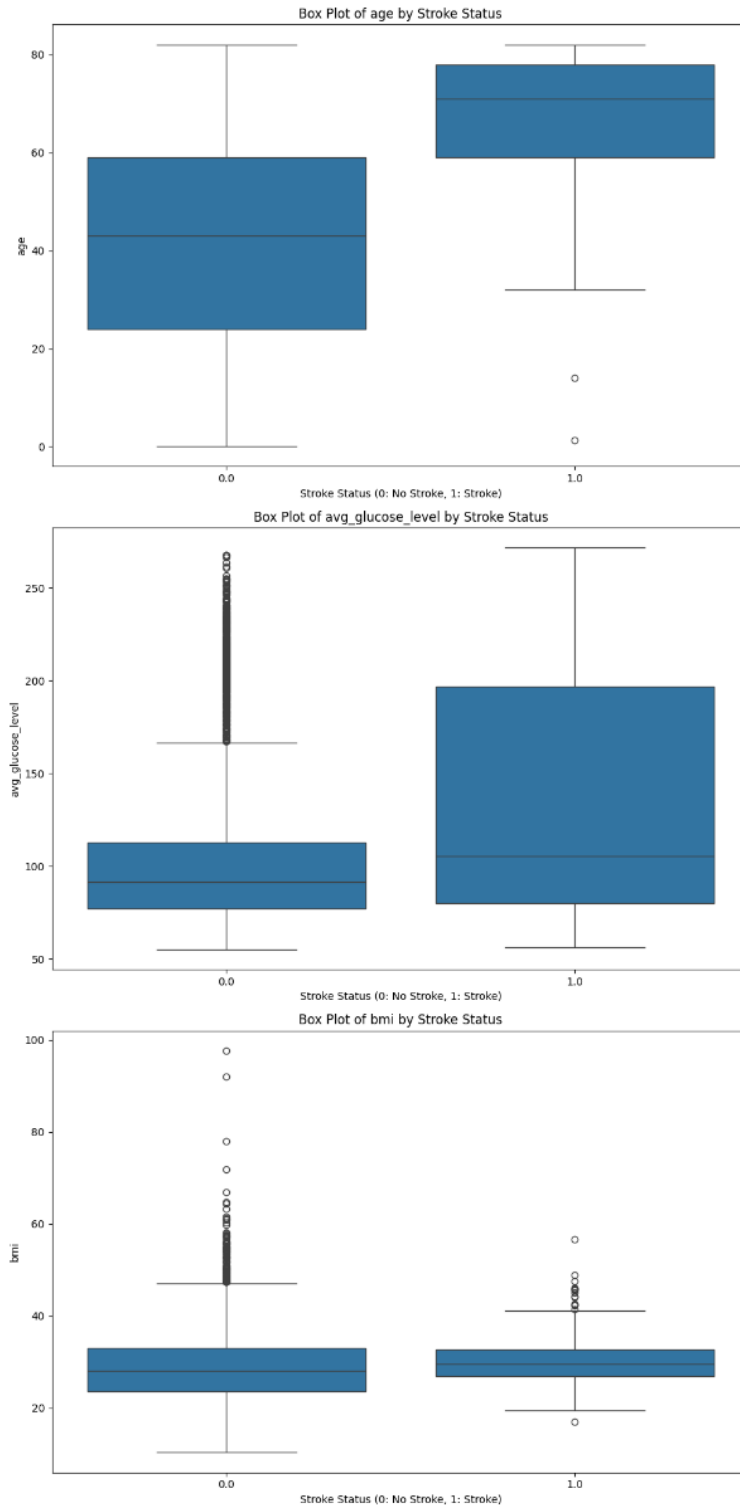


**Εικόνα 5: Συγκριτικό διάγραμμα ράβδων ελάχιστων, μέγιστων και μέσες τιμές για βασικούς δείκτες υγείας μεταξύ των ασθενών που δεν έχουν εγκεφαλικό επεισόδιο**



**Εικόνα 6: Συγκριτικό ραβδόγραμμα ελάχιστων, μέγιστων και μέσων τιμών για βασικούς δείκτες υγείας μεταξύ ασθενών με εγκεφαλικό επεισόδιο**

Καθώς η ηλικία, το μέσο επίπεδο γλυκόζης και το Bmi αποτελούν μεταβλητές αρκετά σημαντικές για το πρόβλημα, καθίσταται αναγκαία η εύρεση της κεντρικής τάσης των μεταβλητών μαζί με πιθανές ακραίες τιμές. Κάτι τέτοιο μπορεί να γίνει με την χρήση Box plots. Στην εικόνα 4.7 εντοπίζονται οι διαφορές στην κατανομή των βασικών δεικτών μεταξύ ασθενών που έχουν υποστεί εγκεφαλικό και αυτών που δεν έχουν.



**Εικόνα 7: Box plots που απεικονίζουν την κατανομή της ηλικίας, του επιπέδου γλυκόζης και του Bmi κατά κατάσταση εγκεφαλικού επεισοδίου**

## 5 Μοντελοποίηση και αξιολόγηση Μοντέλων

Στο Κεφάλαιο αυτό θα γίνει μια αναφορά στα μοντέλα τα οποία επιλέχθηκαν να δοκιμαστούν σε αυτό το πρόβλημα. Θα γίνουν αναφορές στις μετρήσεις των μοντέλων σε διαφορετικές περιπτώσεις που εκπαιδεύτηκαν.

### 5.1 Επιλογή Μοντέλων

Σε αυτή την μελέτη έγινε χρήση συνολικά 13 μοντέλων μηχανικής μάθησης. Λόγω της κρίσιμης φύσης της εργασίας καθίσταται απαραίτητη η εύρεση του καλύτερου μοντέλου. Αυτά τα οποία επιλέχθηκαν για να δοκιμαστούν και να εκπαιδευτούν είναι:

- Ο Logistic Regression και Gaussian Naive Bayes για την απλότητα και την ερμηνευτικότητα
- K-Nearest Neighbors (KNN) για τη μη παραμετρική τους φύση
- Support Vector Machines (SVM) για την αποτελεσματικότητά τους σε χώρους υψηλών διαστάσεων.
- Τα Decision Trees για την ευκολία κατανόησης και ερμηνείας τους
- Random Forest, το Gradient Boosting και το AdaBoost επιλέχθηκαν για την ισχυρή απόδοσή τους στην ταξινόμηση. Συνδυάζουν πολλούς αδύναμους learners (“μαθητές”) παράγοντας έναν ισχυρό learner.
- Ο ταξινομητής Multi-layer Perceptron (MLP) συμπεριλήφθηκε για τη διερεύνηση τεχνικών deep learning (βαθιάς μάθησης).

### 5.2 Εκπαίδευση (training)

Για την εκπαίδευση των μοντέλων χρειάστηκε προ επεξεργασία των δεδομένων. Τα στάδια της προεργασίας αναλύθηκαν στο κεφάλαιο 3. Εν συντομία έγινε χειρισμός των τιμών που έλειπαν, κωδικοποίηση μεταβλητών ορισμένων κατηγοριών και κανονικοποίηση των χαρακτηριστικών. Μετά μέσω της SMOTE αντιμετωπίστηκε η ανισορροπία κλάσης.

Όσον αφορά το κομμάτι της εκπαίδευσης, αρχικά το σύνολο δεδομένων χωρίστηκε σε train και test set δηλαδή σύνολα εκπαίδευσης και δοκιμών. Αυτό βοηθάει στην αξιολόγηση της γενίκευσης του μοντέλου. Κάθε μοντέλο εκπαιδεύτηκε στο training set

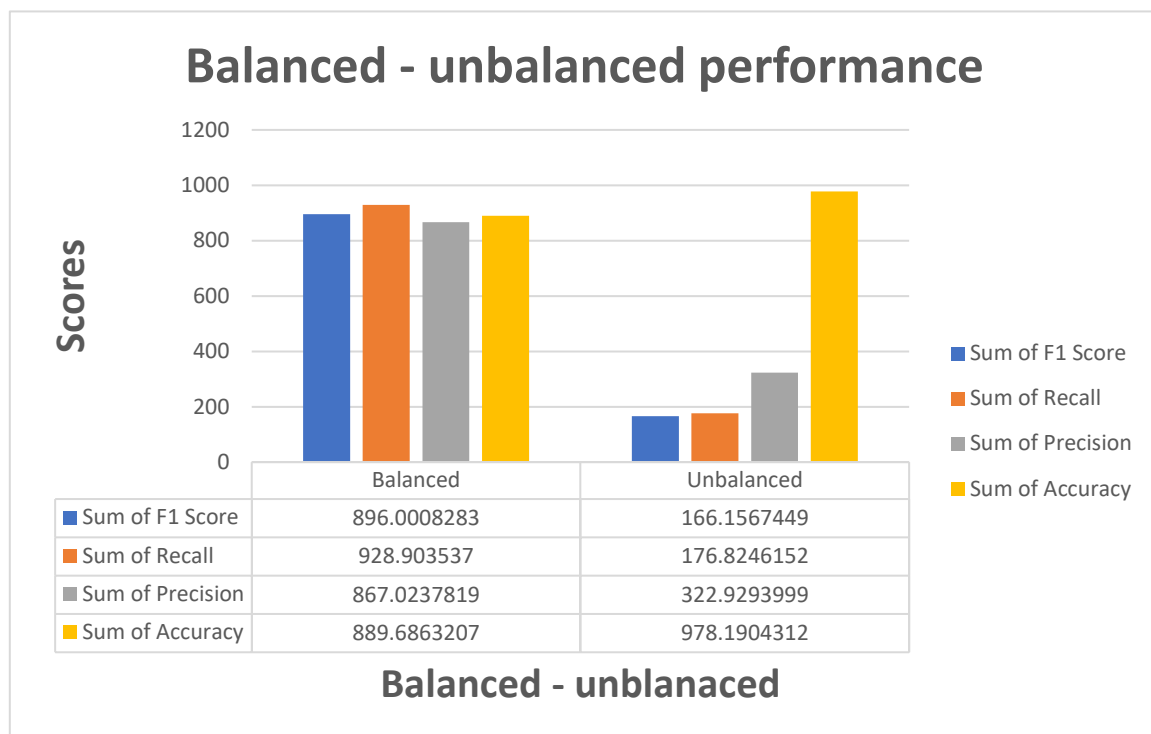
ενώ έγινε χρήση υπερπαραμέτρων για να βελτιστοποιηθεί. Επιπλέον, χάρι στην χρήση τεχνικών cross-validation υπάρχει αποφυγή overfitting (υπεπροσαρμογή) διασφαλίζοντας ότι τα μοντέλα θα μπορούν να γενικευτούν καλά και σε μη ορατά δεδομένα.

Επίσης, είναι σημαντικό να σημειωθεί ότι για την εξαγωγή αποτελεσμάτων οι μέθοδοι δοκιμάστηκαν και σε διαφορετικές καταστάσεις. Η κατάσταση αυτές βοήθησαν ώστε να γίνει η σύγκριση με και χωρίς αυτές τις ενέργειες και πόσο σημαντικά άλλαξαν το τελικό αποτέλεσμα της εκπαίδευσης των μοντέλων. Παρακάτω θα αναφερθούν ονομαστικά μόνο ενώ σε επόμενο κεφάλαιο θα γίνει εμφάνιση των μετρήσεων και ανάλυση των αποτελεσμάτων:

- **2 επαναλήψεις:** Για δοκιμή και σε balanced-unbalanced (χρήση SMOTE)
- **4 επαναλήψεις:** Για handling missing values 3 + 1 remove (Bfill, Iterative Imputer, Linear Regression + Drop Values)
- **10 επαναλήψεις:** Για κάθε πείραμα (για την διαχείριση της περίπτωσης όπου κάποιο αποτέλεσμα θα εμφανίσει ασυνήθιστα αποτελέσματα)

### 5.3 Εμφάνιση Μετρήσεων

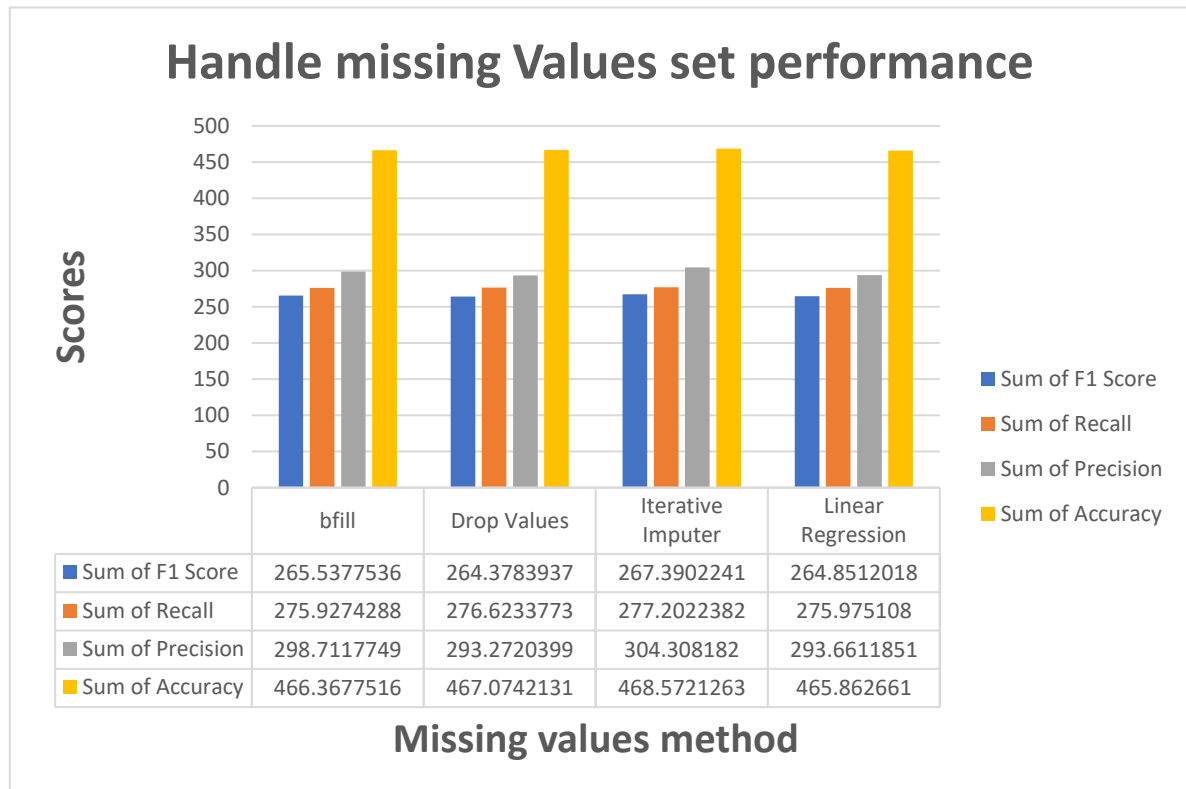
Τα αποτελέσματα μετά την εκπαίδευση των μοντέλων αποθηκεύτηκαν σε ένα κεντρικό Excel με συνολικά 2080 εγγραφές (από την εκπαίδευση υπάρχουν 80 επαναλήψεις, 13 είναι οι μέθοδοι και 2 από το train και test set. Οπότε το τελικό αποτέλεσμα είναι 2080 εγγραφές). Λόγο του όγκου των γραφημάτων το κάθε γράφημα θα αποτελείτε μόνο από έναν τίτλο ενώ ο σχολιασμός θα εκφραστεί αναλυτικότερα στο κεφάλαιο 6.



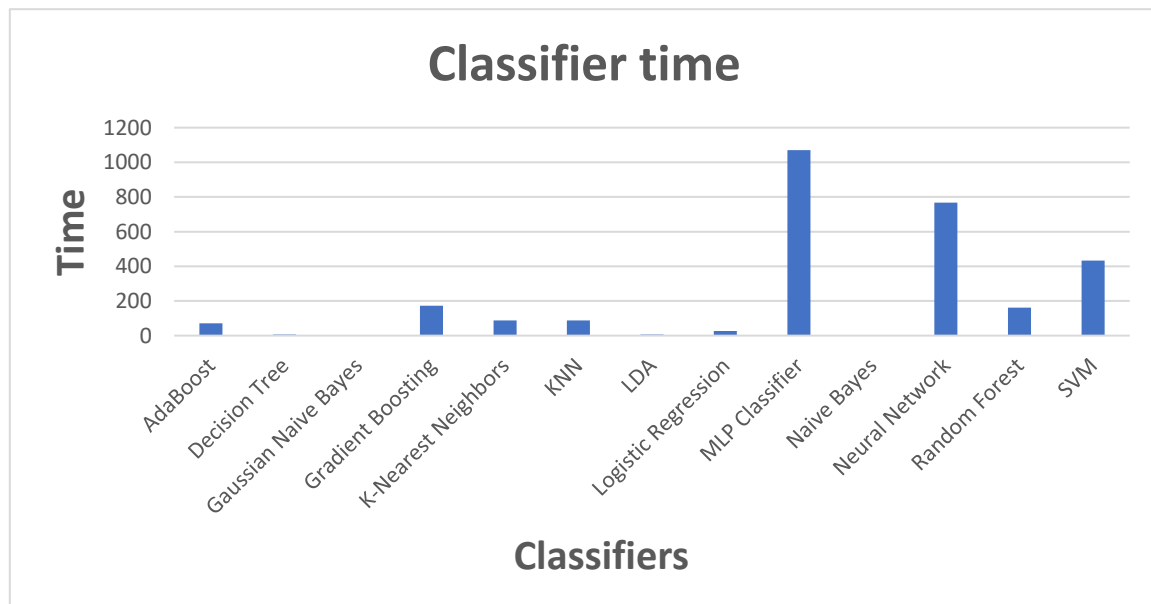
**Εικόνα 8: Διαφορά μεταξύ Balanced – Unbalanced σε Recall, Accuracy, Precision, F1 Score, ROC AUC Score.**



**Εικόνα 9: Διαφορά μεταξύ test – train set σε Recall, Accuracy, Precision, F1 Score, ROC AUC Score**

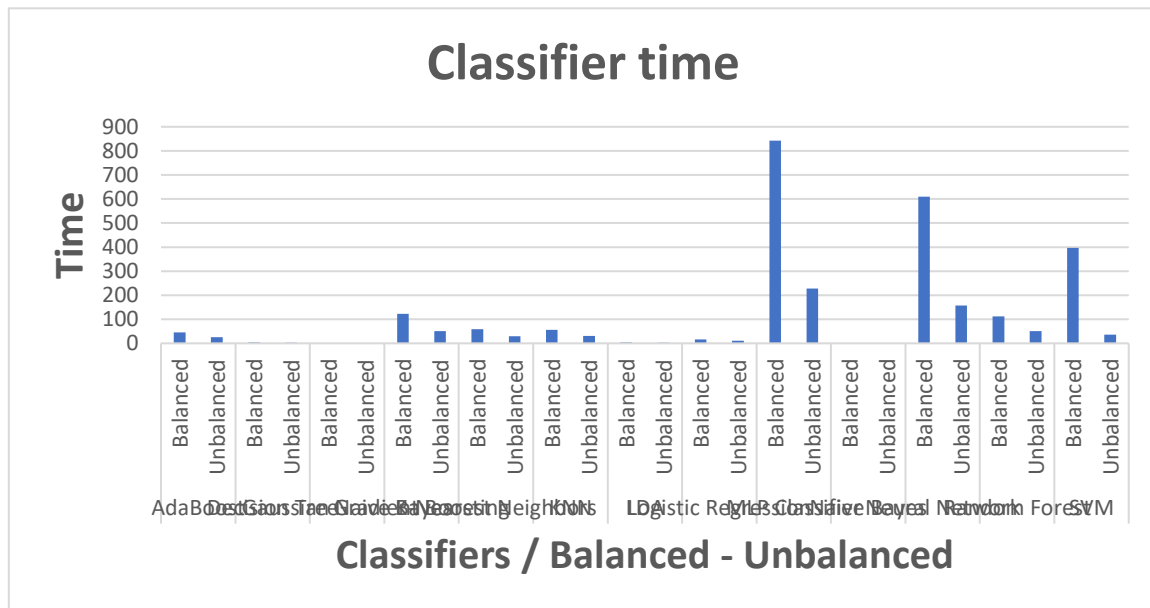


**Εικόνα 10: Διαφορά μεταξύ μεθόδων διαχείρισης των τιμών που λείπουν σε Recall, Accuracy, Precision, F1 Score, ROC AUC Score**

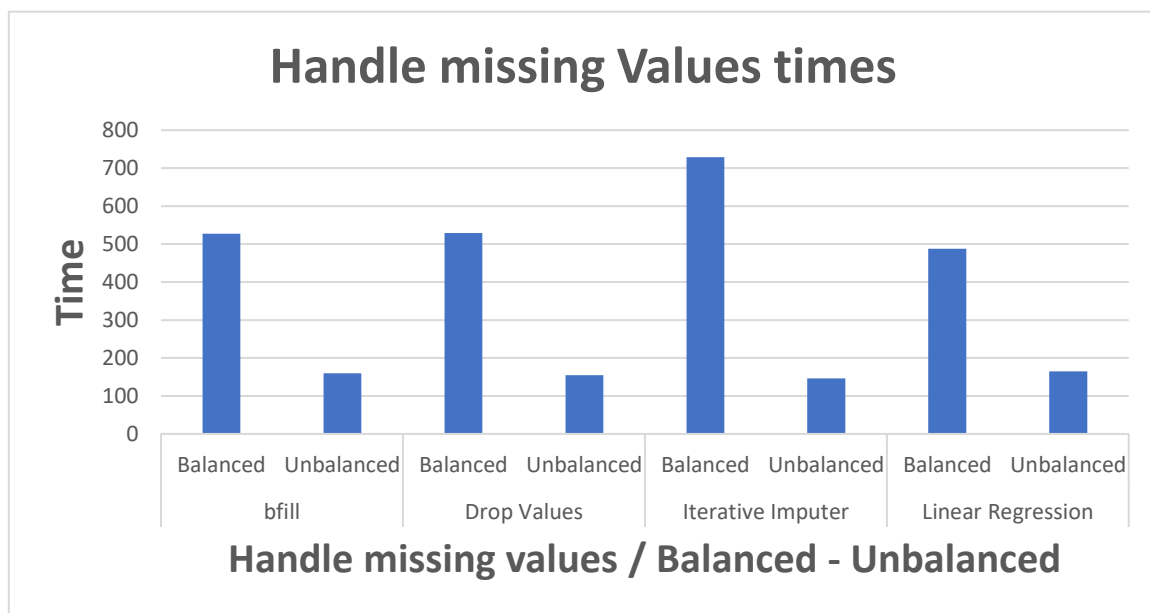


**Εικόνα 11: Διαφορά χρόνων μεταξύ των μοντέλων ταξινόμησης**



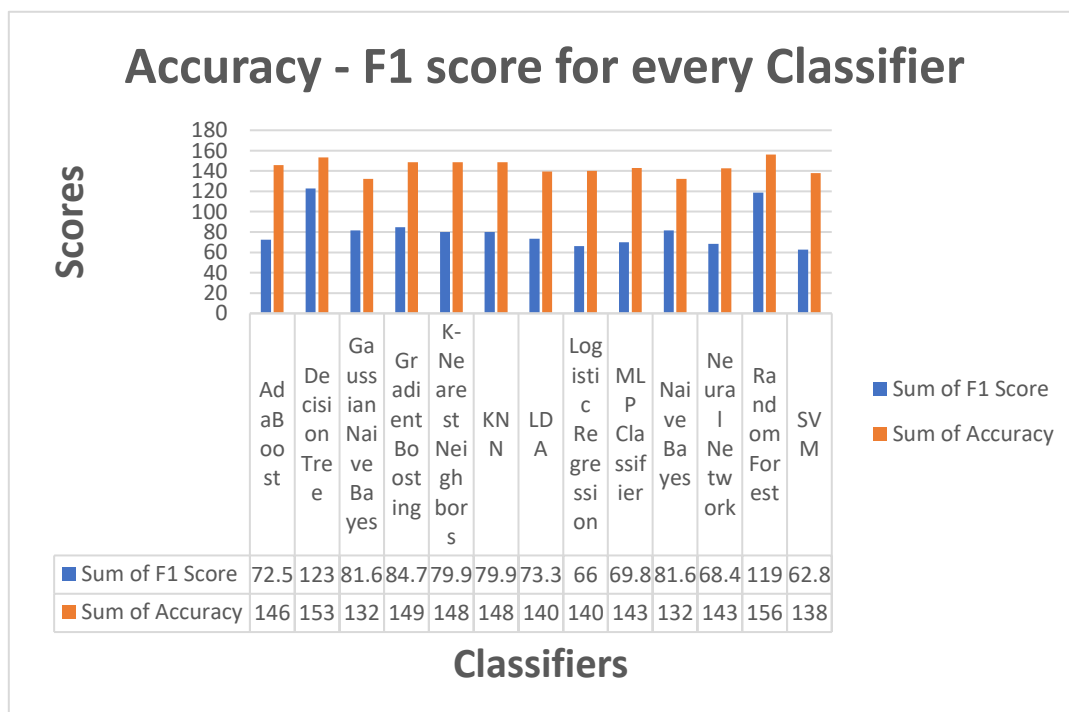


**Εικόνα 12: Διαφορά χρόνων μεταξύ των μοντέλων ταξινόμησης πριν και μετά την χρήση SMOTE για ισορροπία της κλάσης**

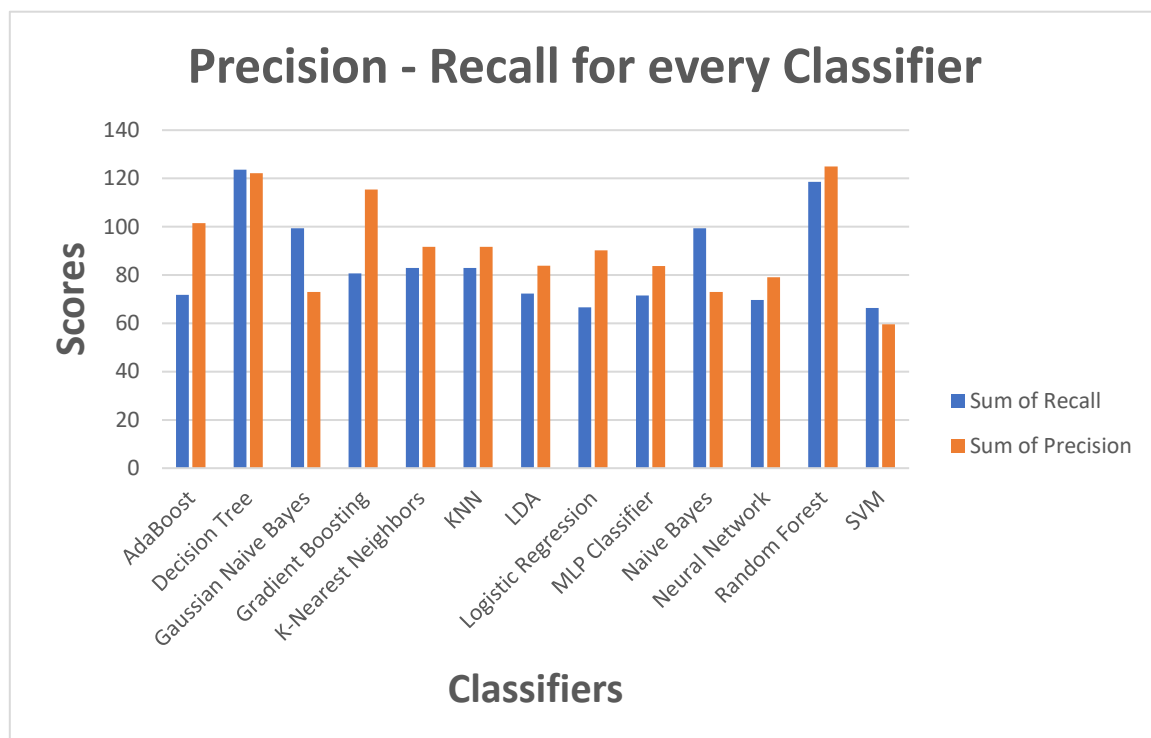


**Εικόνα 13: Διαφορά χρόνων σε balanced-unbalance data για κάθε διαφορετική μέθοδο διαχείρισης χαμένων τιμών**

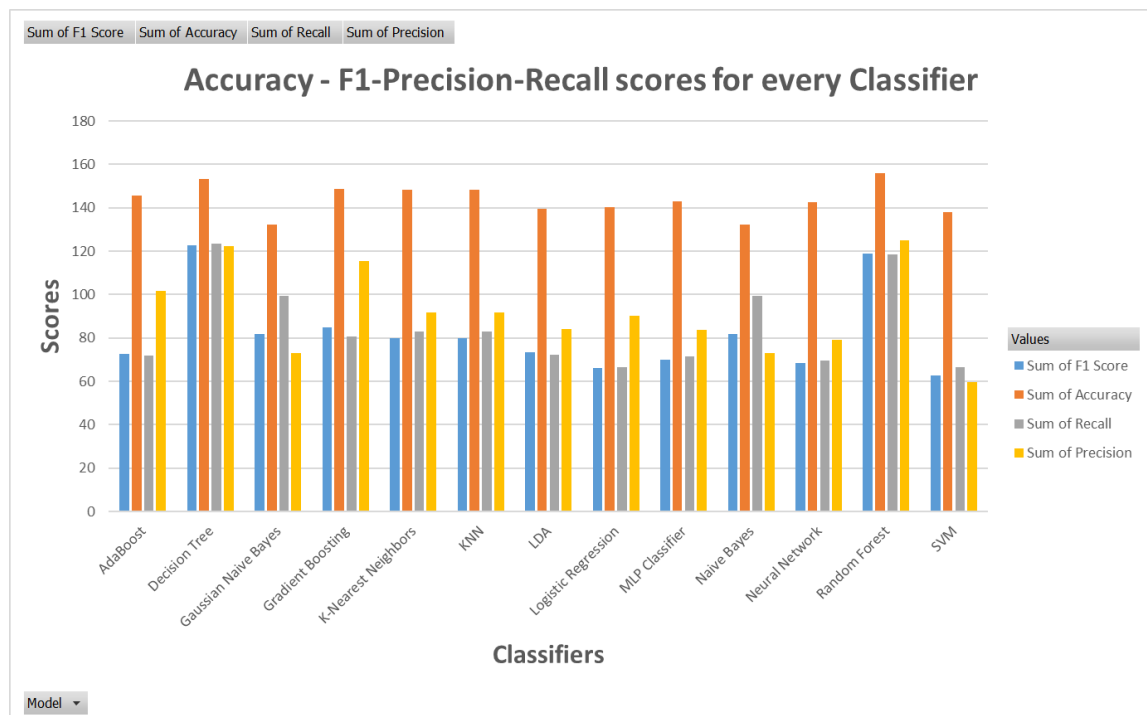
Παρακάτω θα γίνει η εμφάνιση των αποτελεσμάτων των μεθόδων ταξινόμησης για τα score Accuracy, F1, Precision, Recall:



**Εικόνα 14: Accuracy – F1 score για κάθε μέθοδο ταξινόμησης**



**Εικόνα 15: Precision – Recall για κάθε μέθοδο ταξινόμησης**



**Εικόνα 16: Accuracy - F1-Precision-Recall για κάθε μέθοδο ταξινόμησης**

## 6 Αποτελέσματα

Στο κεφάλαιο αυτό θα γίνει ανασκόπηση των αποτελεσμάτων, καθώς και ανάλυση και αξιολόγηση των μοντέλων. Θα αναλυθεί η σημασία των μετρήσεων και η σημαντικότητα των τιμών και των γραφημάτων που αναφέρθηκαν στο κεφάλαιο 5.

### 6.1 Αξιολόγηση Μοντέλων

Για την καλύτερη ανάλυση και ακρίβεια των μοντέλων έγινε επισκόπηση των μετρήσεων F1 Score, Recall, Precision, Accuracy. Αυτές οι μετρήσεις προσφέρουν μια άποψη για την αποτελεσματικότητα των μοντέλων ταξινόμησης στα περιστατικά εγκεφαλικών επεισοδίων.

Επιπλέον αρκετά σημαντικό ρόλο διαδραμάτισαν και άλλοι παράγοντες όπως ο παράγοντας που αφορά την ισορροπία των δεδομένων (εικόνα 8). Όλες οι τιμές που αναφέρονται παραπάνω εκτός του accuracy, σημειώνουν ότι τα μοντέλα δεν μπορούν να παράγουν ικανοποιητικές προβλέψεις ενός εγκεφαλικού επεισοδίου σε μη ισορροπημένο σύνολο δεδομένων σε αντίθεση με ένα ισορροπημένο.

Αναμενόμενα είναι και τα αποτελέσματα του train και test set (εικόνα 9) των οποίων οι τιμές βρίσκονται αρκετά κοντά, με μια μικρή διαφορά στο Precision που σημειώνει την μεγαλύτερη διαφορά τιμής. Το αποτέλεσμα αυτό δείχνει καλά γενικευμένα μοντέλα.

Όσον αφορά την διαχείριση των τιμών που λείπουν, φαίνεται να μην επηρεάζει σημαντικά την εξαγωγή των αποτελεσμάτων. Οι τιμές είναι αρκετά κοντά, με την μόνη μέθοδο που ξεχωρίζει με μικρή διαφορά την **Iterative Imputer** (εικόνα 10) οι οποία σημειώνει τις καλύτερες τιμές σε κάθε μέτρηση.

Ο χρόνος σε τέτοια προβλήματα είναι επίσης ένας παράγοντας που επηρεάζει την απόφαση επιλογής κατάλληλου ταξινομητή, διότι ένα καλό μοντέλο θα πρέπει να μπορεί να παράγει γρήγορα και αξιόπιστα αποτελέσματα ώστε να μπορεί να λειτουργεί και με μεγαλύτερο όγκο δεδομένων στο μέλλον χωρίς να είναι χρονοβόρο. Με βάση τους χρόνους εκτέλεσης (εικόνα 11) ακολουθούν κάποια συμπεράσματα για τους ποιο γρήγορους και αργούς ταξινομητές.

Ξεκινώντας με τους γρηγορότερους ταξινομητές ο Gaussian Naive Bayes που είναι μια παραλλαγή του Naive Bayes και ο Naive Bayes είναι εξαιρετικά γρήγοροι ενώ χρειάζονται περίπου 2,21 και 2,26 δευτερόλεπτα, αντίστοιχα. Αυτό οφείλετε στο ότι είναι ανεξάρτητοι μεταξύ των χαρακτηριστικών και χρειάζονται λιγότερους υπολογισμούς. Στην κατηγορία των αμέσως ποιο γρήγορων ταξινομητών κατατάσσονται οι:

- LDA (Linear Discriminant Analysis): Με χρόνο εκτέλεσης περίπου 6,65 δευτερόλεπτα. Ο LDA λόγω της χρήσης γραμμικών υπολογισμών για τον διαχωρισμό των κλάσεων αποτελεί συνήθως έναν γρήγορα ταξινομητή.
- Decision Tree: Ο τέταρτος στην λίστα με τους ποιο γρήγορους ταξινομητές με χρόνο περίπου 6,93 δευτερόλεπτα αποτελεί ο Decision Tree ο οποίος εκπαιδεύεται και κάνει προβλέψεις γρήγορα λόγω της απλής δομής του.
- Logistic Regression: Συγκριτικά με τους 4 προηγούμενους ταξινομητές ο Logistic Regression έχει έναν μέτριο χρόνο, περίπου 27,36 δευτερόλεπτα. Είναι σχετικά αποτελεσματικός αν και ο χρόνος μπορεί να αυξηθεί αν αυξηθεί και ο αριθμός των χαρακτηριστικών.

Συνεχίζοντας θα γίνει μια σύντομη ανάλυση και των ταξινομητών με τους μεγαλύτερους χρόνους ενώ ενδιάμεσες τιμές δεν θα σχολιαστούν. Ο πιο αργός με διαφορά είναι ο MLP Classifier με χρόνο 1069,61 δευτερόλεπτα. Αυτό οφείλετε στο γεγονός ότι τα νευρωνικά δίκτυα απαιτούν αρκετό χρόνο λόγω της πολυπλοκότητας τους και της ανάγκης τους για backpropagation για την εκπαίδευση σύνδεσης πολλαπλών επιπέδων. Στην κατηγορία εμμέσως ποιο αργών ταξινομητών κατατάσσονται οι:

- Neural Network: Λόγω του χρόνου 767,72 δευτερολέπτων συγκαταλέγεται στους πιο αργούς ταξινομητές. Αυτό οφείλετε στην επαναληπτική διαδικασία της εκπαίδευσης του, εφόσον χρειάζεται περάσματα προς τα εμπρός και προς τα πίσω για κάθε επίπεδο
- SVM (Support Vector Machine): Το τρίτο και τελευταίο σε αυτήν την κατηγορία αποτελεί το SVM με χρόνο περίπου 433,58 δευτερόλεπτα. Ο λόγος είναι ότι κατά την διάρκεια της εκπαίδευσης λαμβάνει παραπάνω χρόνο για την βελτιστοποίηση που απαιτείται ώστε να μεγιστοποιήσει το περιθώριο μεταξύ των κλάσεων.

*Σημείωση: Όλοι οι χρόνοι που αναφέρθηκαν παραπάνω βρίσκονται στον πίνακα 1 ο οποίος παρήγαγε το ραβδόγραμμα 11.*

**Πίνακας 1: Χρόνοι εκτέλεσης για κάθε classifier**

Classifiers	Sum of Execution Time (seconds)
AdaBoost	71.85016394
Decision Tree	6.929674625
Gaussian Naive Bayes	2.212697983
Gradient Boosting	173.3759112
K-Nearest Neighbors	87.72803402
KNN	86.92702246
LDA	6.654024601
Logistic Regression	27.3576026
MLP Classifier	1069.606361
Naive Bayes	2.262599945
Neural Network	767.7170663
Random Forest	162.3097982
SVM	433.5806961

Με παρόμοιο τρόπο εξηγούνται και οι χρόνοι των ταξινομητών σε ισοζυγισμένα και μη σύνολα δεδομένων (πίνακας 12). Τα αποτελέσματα για το unbalanced έχουν χαμηλότερους χρόνους από το balanced ακολουθώντας την ίδια λίστα βαθμίδων που εξηγήθηκε αναλυτικά παραπάνω.

Οι ταξινομητές στο σύνολο τους εκτελούνται πολύ πιο γρήγορα σε μη ισοζυγισμένα σύνολα δεδομένων (εικόνες 12 – 13). Αν και αυτό είναι καλό δεν παίζει καθοριστικό ρόλο, καθώς τα αποτελέσματα για σωστή πρόβλεψη είναι τόσο χαμηλά που καθιστούν τα μοντέλα ανέκανα να βρουν αν κάποιος ασθενής θα πάθει εγκεφαλικό ή όχι.

Στο σημείο αυτό θα γίνει ανάλυση των Accuracy, F1 score, Precision και Recall συγκριτικά για κάθε ταξινομητή μόνο στο test set καθώς αυτό αντιπροσωπεύει πόσο καλά ένα μοντέλο λειτουργεί σε ξένα δεδομένα, ένα μοντέλο που αποδίδει καλά στο σετ δοκιμών είναι αξιόπιστο ώστε να κάνει σωστές προβλέψεις σε πραγματικό περιβάλλον. Μέσο αυτών των τιμών θα γίνει η τελική αξιολόγηση και επιλογή του καλύτερου μοντέλου.

Στο accuracy και στο F1 score υπάρχουν δύο classifiers που διαφέρουν σε σχέση με τους άλλους. Ο Random Forest και ο Decision Tree φαίνεται να αποδίδουν καλύτερα υποδηλώνοντας ότι υπάρχει απόδοση και αξιοπιστία. Ωστόσο είναι σημαντικό να σημειωθεί ότι πρώτο ανέρχεται με καλύτερο F1 Score το Decision Tree με τιμή περίπου 42.83 (πίνακας 2), ενώ στο accuracy με μικρή διαφορά στην τιμή το Random Forest υπερτερεί με τιμή περίπου 76.08 (πίνακας 2).

Συνεχίζοντας στο Precision και στο Recall παρατηρείτε ότι τις καλύτερες τιμές έχουν οι ταξινομητές Naive Bayes, Gaussian Naive Bayes και Random Forest. Στο Recall με τιμή 49.63 περίπου ο Naive Bayes και ο Gaussian Naive Bayes φανερώνουν την ίδια μεγαλύτερη τιμή μεταξύ των υπολοίπων, ενώ στο Precision με τιμή 45 περίπου βρίσκεται στην πρώτη θέση ο Random Forest. (πίνακας 3).

**Πίνακας 2: Τιμές F1 score - Accuracy για κάθε Classifier**

Classifiers	Sum of F1 Score	Sum of Accuracy	Max of Accuracy
<b>AdaBoost</b>	35.28278128	72.74335466	76.08506957
Test	35.28278128	72.74335466	
<b>Decision Tree</b>	<b>42.83944184</b>	73.34324899	Max of F1 score
Test	<b>42.83944184</b>	73.34324899	42.83944184
<b>Gaussian Naive Bayes</b>	40.98085523	66.03464832	
Test	40.98085523	66.03464832	
<b>Gradient Boosting</b>	36.71514027	73.82746717	
Test	36.71514027	73.82746717	
<b>K-Nearest Neighbors</b>	36.66546211	73.53328462	
Test	36.66546211	73.53328462	
<b>KNN</b>	36.66546211	73.53328462	
Test	36.66546211	73.53328462	
<b>LDA</b>	36.32443374	69.73152621	
Test	36.32443374	69.73152621	
<b>Logistic Regression</b>	33.05033644	70.07425137	
Test	33.05033644	70.07425137	
<b>MLP Classifier</b>	34.59005674	71.22815809	
Test	34.59005674	71.22815809	
<b>Naive Bayes</b>	40.98085523	66.03464832	
Test	40.98085523	66.03464832	
<b>Neural Network</b>	33.90227162	71.1866677	
Test	33.90227162	71.1866677	
<b>Random Forest</b>	38.69727754	<b>76.08506957</b>	

<b>Test</b>	38.69727754	<b>76.08506957</b>	
<b>SVM</b>	31.43771242	68.99756717	
<b>Test</b>	31.43771242	68.99756717	
<b>Grand Total</b>	478.1320866	926.3531768	

**Πίνακας 3: Τιμές για Precision και Recall για κάθε Classifier**

Row Labels	Sum of Recall	Sum of Precision	Max of Precision
<b>AdaBoost</b>	35.27823689	39.51721867	45.00758002
<b>Test</b>	35.27823689	39.51721867	
<b>Decision Tree</b>	43.62458693	42.22551628	<b>Max of Recall</b>
<b>Test</b>	43.62458693	42.22551628	49.6370307
<b>Gaussian Naive Bayes</b>	<b>49.6370307</b>	36.71120815	
<b>Test</b>	<b>49.6370307</b>	36.71120815	
<b>Gradient Boosting</b>	36.86316277	39.88298392	
<b>Test</b>	36.86316277	39.88298392	
<b>K-Nearest Neighbors</b>	39.62080671	35.1742985	
<b>Test</b>	39.62080671	35.1742985	
<b>KNN</b>	39.62080671	35.1742985	
<b>Test</b>	39.62080671	35.1742985	
<b>LDA</b>	35.85866726	41.57997642	
<b>Test</b>	35.85866726	41.57997642	
<b>Logistic Regression</b>	33.27339894	43.04078706	
<b>Test</b>	33.27339894	43.04078706	
<b>MLP Classifier</b>	35.50554968	39.53591977	
<b>Test</b>	35.50554968	39.53591977	
<b>Naive Bayes</b>	<b>49.6370307</b>	36.71120815	
<b>Test</b>	<b>49.6370307</b>	36.71120815	
<b>Neural Network</b>	34.59732644	36.71606542	
<b>Test</b>	34.59732644	36.71606542	
<b>Random Forest</b>	38.62167481	<b>45.00758002</b>	
<b>Test</b>	38.62167481	<b>45.00758002</b>	
<b>SVM</b>	33.14827739	29.90074983	
<b>Test</b>	33.14827739	29.90074983	
<b>Grand Total</b>	505.2865559	501.1778107	



## 6.2 Σημασία αποτελεσμάτων/Αξιολόγηση Μετρήσεων

Πριν την τελική αξιολόγηση θα γίνει μια σύντομη ανασκόπηση της σημασίας κάθε μετρικής στο συγκεκριμένο πρόβλημα:

**Accuracy:** Είναι το ποσοστό των συνολικών προβλέψεων (που έχουν πάθει ή όχι εγκεφαλικό). Αυτό σημαίνει ότι σε ένα σύνολο ατόμων παραδείγματος χάρη 100 αν το μοντέλο έχει accuracy 76% μπορεί να προσδιορίσει σωστά 76 ασθενείς αν έχουν πάθει εγκεφαλικό ή όχι. Αυτή η μετρική δεν αρκεί όμως για μια τέτοιā πρόβλεψη, λόγω της πιθανότητας ο αριθμός των περιπτώσεων χωρίς εγκεφαλικό να υπερβαίνει κατά πολύ τις περιπτώσεις εγκεφαλικού.

**F1 Score:** Είναι ο μέσος της ακρίβειας (Precision) και της ανάκλησης (Recall). Παρέχει ισορροπία μεταξύ των δύο αυτών μετρικών όταν η κατανομή κλάσης είναι άνιση. Μια υψηλή βαθμολογία F1 υποδηλώνει ότι το μοντέλο μπορεί να καταγράψει τις περισσότερες από τις πραγματικές περιπτώσεις εγκεφαλικού επεισοδίου. Επίσης η υψηλή τιμή δηλώνει ότι οι τιμές για Recall και Precision είναι δεκτές, δηλαδή οι προβλέψεις είναι σωστές και δεν έχουμε ψευδή αποτελέσματα.

**Recall:** Είναι η ικανότητα του μοντέλου να εντοπίζει τα πραγματικά θετικά (True positive), που στο πρόβλημα αυτό είναι οι ασθενείς που θα υποστούν εγκεφαλικό. Μια υψηλή βαθμολογία recall σημαίνει ότι θα προβλέψει σωστά τους ασθενείς που διατρέχουν τον κίνδυνο εγκεφαλικού. Μια υψηλή τιμή recall μπορεί να σώσει ζωές ανθρώπων που μπορεί να πάθουν εγκεφαλικό και χρειάζονται άμεση ιατρική φροντίδα.

**Precision:** Είναι η ακρίβεια των θετικών προβλέψεων. Μια υψηλή τιμή Precision δείχνει ότι η πρόβλεψη ενός ασθενή για εγκεφαλικό είναι πιθανόν σωστή. Η τιμή του Precision εκφράζεται ελεύθερα ως το σύνολο των ασθενών που έγινε η πρόβλεψη ότι θα πάθουν εγκεφαλικό σε σχέση με αυτούς που έπαθαν όντως.

Συνοψίζοντας από τα παραπάνω, το καλύτερο μοντέλο για την πρόβλεψη εγκεφαλικού πρέπει να έχει ιδανικά για όλες αυτές τις μετρήσεις υψηλές τιμές. Αν και οι τιμές των μοντέλων ήταν αρκετά κοντά το Random Forest ξεχώρισε για την σταθερή του απόδοση. Η σταθερότητα και η συνέπεια είναι απαραίτητες σε ιατρικές εφαρμογές όπου η αξιοπιστία είναι ζωτικής σημασίας. Είχε καλές τιμές στο F1 Score και Accuracy, ωστόσο αυτό που το ξεχώρισε από τα υπόλοιπα είναι η μεγαλύτερη τιμή precision και recall που είχε, υποδηλώνοντας ότι λειτουργεί καλά σε διαφορετικά υποσύνολα δεδομένων.

## 7 Σύνοψη και συμπεράσματα

### 7.1 Επίλογος

Αυτό το project ξεκίνησε με στόχο την πρόβλεψη εγκεφαλικών επεισοδίων χρησιμοποιώντας ταξινομητές μηχανικής μάθησης. Εφόσον καθορίστηκε το πρόβλημα έγινε προ επεξεργασία και διερευνητική ανάλυση των δεδομένων (Exploratory Data Analysis – EDA). Εφόσον έγινε καλύτερη κατανόηση της φύσης των δεδομένων, καθοριστικό ρόλο στις αποφάσεις διαδραμάτισε και η οπτικοποίηση κάποιων ιατρικών τιμών των ασθενών. Στην συνέχεια έγινε η επιλογή των μοντέλων αξιολόγησης τα οποία αξιολογήθηκαν αυστηρά κάτω από ορισμένες συνθήκες. Η πορεία αυτής της εργασίας αποκάλυψε τις διαφορές μεταξύ των μετρήσεων αξιολόγησης και της σημασία επιλογής ενός ισορροπημένου μοντέλου.

### 7.2 Συμπεράσματα

Συνολικά υπήρχαν 13 ταξινομητές που αξιολογήθηκαν. Μετά την επεξεργασία και της κατάλληλης τροποποιήσεις έγινε ανάλυση των αποτελεσμάτων φανερώνοντας για αυτή την εργασία ως καλύτερο τον ταξινομητή Random Forest. Παρείχε ισορροπία μεταξύ της ακρίβειας (precision) και ανάκλησης (recall), μεταξύ των υπολοίπων δοκιμασμένων μοντέλων. Η παρακάτω εντολή δοκιμάστηκε σε κάθε μέθοδο διαχείρισης τιμών που έλειπαν ώστε να βρεθεί η μέθοδος η οποία θα παρείχε τις καλύτερες τιμές δηλαδή προβλέψεις. (καθώς τα μοντέλα λειτουργούσαν με διαφορά καλύτερα μετά την χρήση της SMOTE οι τιμές είναι μόνο σε ισοζυγισμένο μοντέλο)

```
=AVERAGEIFS([Precision Column], [Model Column], "Random Forest", [Set Column], "Test")
```

Τα αποτελέσματα φαίνονται στους πίνακες 4-7 και με κόκκινο είναι η μεγαλύτερη τιμή μεταξύ των διαφορετικών τεχνικών. Η τεχνική Iterative Imputer ξεχωρίζει έχοντας τις μεγαλύτερες τιμές στο Precision, στο Accuracy και στο F1 Score και για αυτόν τον λόγο προτιμάται. Συμπερασματικά χρησιμοποιώντας τον ταξινομητή Random Forest, την

τεχνική Iterative Imputer και δημιουργώντας μια ισορροπία στα δεδομένα με την χρήση της SMOTE το μοντέλο:

- Προβλέπει ένα εγκεφαλικό, αυτό είναι σωστό περίπου 99,31% των περιπτώσεων
- Είναι σε θέση να προσδιορίσει σωστά τη περίπτωση εγκεφαλικού στο 94,57% των περιπτώσεων (μικρότερη πιθανότητα να χαθούν θετικές περιπτώσεις)
- Δείχνει ότι είναι αξιόπιστο στην διάκριση μεταξύ περιπτώσεων εγκεφαλικού και μη εγκεφαλικού με ακρίβεια 96,93%.
- Υποδηλώνει ότι είναι ισορροπημένο όσον αφορά την ακρίβεια και την ανάκληση με τιμή 0,96. Όσο πιο κοντά είναι η τιμή στο 1 τόσο πιο ισορροπημένο είναι το μοντέλο.

*Τα αποτελέσματα αυτά υποδηλώνουν ένα αξιόπιστο και αποτελεσματικό μοντέλο.*

**Πίνακας 4: Τιμές μετρικών για τεχνική Bfill**

Precision		Recall
0.931949		0.961094
Accuracy		F1 Score
0.945039		0.946286

**Πίνακας 5: Τιμές μετρικών για τεχνική Drop Missing Values**

Precision		Recall
0.935135		0.965987
Accuracy		F1 Score
0.949574		0.950287

**Πίνακας 6: Τιμές μετρικών για τεχνική Iterative Imputer**

Precision		Recall
0.993142		0.945672
Accuracy		F1 Score
0.969357		0.968812

**Πίνακας 7: Τιμές μετρικών για τεχνική Linear Regression**

<b>Precision</b>		<b>Recall</b>
0.931245		0.957639
<b>Accuracy</b>		<b>F1 Score</b>
0.943033		0.944243

## 8 Βιβλιογραφία

**Stroke Prediction Data Set:** <https://www.kaggle.com/datasets/fedesoriano/stroke-prediction-dataset/data>

---

**Για visualizations και κώδικα:**

<https://www.kaggle.com/code/gaetanlopez/how-to-make-clean-visualizations>

<https://www.kaggle.com/code/faraahanwaaar/stroke-data-analysis-and-prediction>

<https://www.kaggle.com/code/ahmedterry/stroke-prediction-eda-classification-models>

<https://www.kaggle.com/code/mdromzanalom/data-mining-project>

<https://www.kaggle.com/code/mohamedelnahry/stroke-prediction-accuracy-95>

<https://www.kaggle.com/code/joshuaswords/predicting-a-stroke-shap-lime-explainer-eli5>

Για ανάλυση των μετρικών:

<https://arize.com/blog-course/f1-score/>

---

**Classifiers (κώδικας και πληροφορίες για τον τρόπο λειτουργίας):**

AdaBoost:

[https://scikit-](https://scikit-learn.org/stable/modules/generated/sklearn.ensemble.AdaBoostClassifier.html)

[learn.org/stable/modules/generated/sklearn.ensemble.AdaBoostClassifier.html](https://scikit-learn.org/stable/modules/generated/sklearn.ensemble.AdaBoostClassifier.html)

KNN:

[https://scikit-](https://scikit-learn.org/stable/modules/generated/sklearn.neighbors.KNeighborsClassifier.html)

[learn.org/stable/modules/generated/sklearn.neighbors.KNeighborsClassifier.html](https://scikit-learn.org/stable/modules/generated/sklearn.neighbors.KNeighborsClassifier.html)

Naive Bayes:

<https://www.geeksforgeeks.org/naive-bayes-classifiers/>

LDA:

[https://scikit-learn.org/stable/modules/lda\\_qda.html](https://scikit-learn.org/stable/modules/lda_qda.html)

MPL Classifier:

[https://scikit-](https://scikit-learn.org/stable/modules/generated/sklearn.neural_network.MLPClassifier.html)

[learn.org/stable/modules/generated/sklearn.neural\\_network.MLPClassifier.html](https://scikit-learn.org/stable/modules/generated/sklearn.neural_network.MLPClassifier.html)

SVM:

<https://scikit-learn.org/stable/modules/svm.html>

Decision Tree:

<https://scikit-learn.org/stable/modules/generated/sklearn.tree.DecisionTreeClassifier.html>

Random Forest:

<https://scikit-learn.org/stable/modules/generated/sklearn.ensemble.RandomForestClassifier.html>

Logistic Regression:

[https://scikit-learn.org/stable/modules/generated/sklearn.linear\\_model.LogisticRegression.html](https://scikit-learn.org/stable/modules/generated/sklearn.linear_model.LogisticRegression.html)

Gradient Boosting:

<https://scikit-learn.org/stable/modules/generated/sklearn.ensemble.GradientBoostingClassifier.html>

Gaussian Naive Bayes:

<https://builtin.com/artificial-intelligence/gaussian-naive-bayes>

Neural Network:

[https://scikit-learn.org/stable/modules/neural\\_networks\\_supervised.html](https://scikit-learn.org/stable/modules/neural_networks_supervised.html)

---

**Μέθοδοι αντιμετώπισης των τιμών που έλειπαν:**

Bfill: <https://pandas.pydata.org/docs/reference/api/pandas.DataFrame.bfill.html>

Iterative imputer:

<https://scikit-learn.org/stable/modules/generated/sklearn.impute.IterativeImputer.html>

Drop Missing Values: <https://scikit-learn.org/stable/modules/impute.html>

LinearRegression:

[https://scikit-learn.org/stable/modules/generated/sklearn.linear\\_model.LinearRegression.html](https://scikit-learn.org/stable/modules/generated/sklearn.linear_model.LinearRegression.html)

---

**Αντιμετώπιση ανισότητας:**

SMOTE: <https://www.analyticsvidhya.com/blog/2020/07/10-techniques-to-deal-with-class-imbalance-in-machine-learning/>

---