

# Προγραμματιστική Εργασία Πρόβλεψη κόστους ασφάλισης οχημάτων

Χαρά Τσίρκα, Πρόδρομος Αβραμίδης, and Γεώργιος  
Γεροντίδης

{ctsirka, pavramidis, ggerontidis}@e-ce.uth.gr  
8 εξάμηνο



Τμήμα Ηλεκτρολόγων Μηχανικών & Μηχανικών  
Υπολογιστών  
Πανεπιστήμιο Θεσσαλίας, Βόλος

**Εξόρυξη Δεδομένων 2023-24**  
Διδάσκον: Μ.Βασιλακόπουλος

Μάιος 2024

## 1 Εισαγωγή

Η εργασία μας επικεντρώνεται στην πρόβλεψη του κόστους ασφάλισης μηχανοκίνητων οχημάτων. Η ανάλυση αυτή αποτελεί ένα κρίσιμο ζήτημα στον τομέα της ασφάλισης, καθώς επιτρέπει στους ασφαλιστές να προσδιορίζουν με μεγαλύτερη ακρίβεια τα ασφαλιστικά ασφάλιστρα, λαμβάνοντας υπόψη διάφορους παράγοντες που επηρεάζουν το κόστος. Η διαδικασία της εργασίας ξεκινά με την προ-επεξεργασία των δεδομένων, κατά την οποία πραγματοποιήθηκε εξερευνητική ανάλυση (exploratory analysis) για τον προσδιορισμό των κριτηρίων διαχωρισμού των δεδομένων. Κατά τη διάρκεια αυτής της ανάλυσης, μετρήθηκε ο βαθμός επίδρασης κάθε χαρακτηριστικού (feature) του συνόλου δεδομένων στα αποτελέσματα. Με τη βοήθεια διαγραμμάτων, καταφέραμε να επιλέξουμε τον κατάλληλο διαχωρισμό των δεδομένων για περαιτέρω ανάλυση. Στη συνέχεια, η εργασία θα προχωρήσει στη δημιουργία και αξιολόγηση των μοντέλων πρόβλεψης, λαμβάνοντας υπόψη την είσοδο των χρηστών, ενώ θα ακολουθήσει η οπτικοποίηση και η αξιολόγηση των αποτελεσμάτων.

## 2 Περιγραφή dataset

Το dataset το οποίο επιλέξαμε αποτελείται από 30 μεταβλητές (columns) και 105555 εγγραφές. Στους παρακάτω πίνακες δίνεται μία σύντομη περιγραφή της κάθε μεταβλητής:

Μεταβλητή	Περιγραφή
<b>ID</b>	Εσωτερικός αριθμός αναγνώρισης που εκχωρείται σε κάθε ετήσια σύμβαση που επισημοποιείται από έναν ασφαλισμένο. Κάθε ασφαλισμένος μπορεί να έχει πολλές σειρές στο σύνολο δεδομένων, που αντιπροσωπεύουν διαφορετικές προσόδους του προϊόντος.
<b>Date_start_contract</b>	Ημερομηνία έναρξης του συμβολαίου (HH/MM/YYYY).
<b>Date_last_renewal</b>	Ημερομηνία τελευταίας ανανέωσης του συμβολαίου (HH/MM/YYYY).
<b>Date_next_renewal</b>	Ημερομηνία επόμενης ανανέωσης του συμβολαίου (HH/MM/YYYY).
<b>Distribution_channel</b>	Κανάλι μέσω του οποίου έγινε το ασφαλιστήριο, 0: για Πράκτορα, 1: για Ασφαλιστικοί μεσίτες.
<b>Date_birth</b>	Ημερομηνία γέννησης του ασφαλισμένου που δηλώνεται στο ασφαλιστήριο (HH/MM/YYYY).
<b>Date_driving_licence</b>	Ημερομηνία έκδοσης της άδειας οδήγησης του ασφαλισμένου (HH/MM/YYYY).

Μεταβλητή	Περιγραφή
Seniority	Συνολικός αριθμός ετών που ο ασφαλισμένος έχει συνδεθεί με την ασφαλιστική οντότητα, υποδεικνύοντας το επίπεδο αρχαιότητάς του.
Policies_in_force	Συνολικός αριθμός συμβολαίων που κατείχε ο ασφαλισμένος στην ασφαλιστική οντότητα κατά την περίοδο αναφοράς.
Max_policies	Μέγιστος αριθμός συμβολαίων που είχε ποτέ σε ισχύ ο ασφαλισμένος με τον ασφαλιστικό φορέα.
Max_products	Μέγιστος αριθμός προϊόντων που κατέχει ο ασφαλισμένος ταυτόχρονα σε οποιαδήποτε δεδομένη χρονική στιγμή.
Lapse	Αριθμός πολιτικών που ο πελάτης έχει ακυρώσει ή έχει ακυρωθεί λόγω μη πληρωμής κατά το τρέχον έτος λήξης, εξαιρουμένων αυτών που έχουν αντικατασταθεί από άλλο συμβόλαιο.
Date_Lapse	Ημερομηνία ακύρωσης της σύμβασης (HH/MM/YYYY).
Payment	Τελευταία μέθοδος πληρωμής της πολιτικής 1: εξαμηνιαία πληρωμή, 0: ετήσια πληρωμή
Premium	Καθαρό ποσό ασφαλιστρού που σχετίζεται με το ασφαλιστήριο συμβόλαιο κατά τη διάρκεια του τρέχοντος έτους.
Cost_claims_year	Συνολικό κόστος ζημιών που πραγματοποιήθηκαν για το ασφαλιστήριο συμβόλαιο κατά τη διάρκεια του τρέχοντος έτους.
N_claims_year	Συνολικός αριθμός ζημιών που πραγματοποιήθηκαν για το ασφαλιστήριο συμβόλαιο κατά τη διάρκεια του τρέχοντος έτους.
N_claims_history	Συνολικός αριθμός απαιτήσεων που υποβλήθηκαν καθ' όλη τη διάρκεια του ασφαλιστηρίου συμβολαίου.
R_Claims_history	Παρέχει μια ένδειξη του ιστορικού συχνότητας αξιώσεων του ασφαλιστηρίου.
Type_risk	Τύπος κινδύνου για κάθε όχημα 1: μοτοσικλέτα, 2: μικρά φορτηγά, 3: επιβατικά οχήματα, 4: αγροτικά οχήματα
Area	0: αγροτική περιοχή, 1: αστική περιοχή (>30.000 κάτοικοι όσον αφορά τις κυκλοφοριακές συνθήκες)
Second_driver	1: περισσότεροι από ένας δηλωμένοι οδηγοί 0: μόνο ένας δηλωμένος οδηγός
Year_matriculation	Έτος καταχώρησης οχήματος (EEEE)
Power	Ίπποι δύναμης οχήματος
Cylinder_capacity	Χωρητικότητα κυλίνδρων του οχήματος
Value_vehicle	Αξία αγοράς οχήματος στις 31/12/2019
N_doors	Αριθμός θυρών οχήματος
Type_fuel	Τύπος καυσίμου, P: πετρέλαιο, D: ντίζελ
Length	Μήκος του οχήματος σε m
Weight	Βάρος του οχήματος σε kg

### 3 Data preprocessing

Το πρώτο βήμα για την προεπεξεργασία των δεδομένων ήταν να κρατήσουμε μία γραμμή για κάθε 'ID'. Σε ένα 'ID' μπορεί να αντιστοιχούν περισσότερες από μία γραμμές που αντιπροσωπεύουν το ίδιο συμβόλαιο του ίδιου πελάτη για διαφορετική χρονική περίοδο. Έτσι, για κάθε 'ID' κρατάμε την τελευταία ανανέωση του συμβολαίου, δηλαδή την γραμμή με το μεγαλύτερο χρονολογικά 'last\_renewal\_date'. Έπειτα, στη θέση του 'premium' υπολογίζουμε και τοποθετούμε τον μέσο όρο των 'premium' όλων των γραμμών με κοινό 'ID'.

Το δεύτερο βήμα ήταν η επεξεργασία όλων των ημερομηνιών. Ειδικότερα, οι στήλες 'Date\_birth', 'Date\_driving\_license', 'Date\_start\_contract', 'Date\_last\_renewal', 'Date\_next\_renewal', 'Date\_lapse' δίνονται στην μορφή HH/MM/YYYY. Αρχικά, για κάθε μία από αυτές τις μεταβλητές κρατήσαμε το έτος (YYYY) και στην συνέχεια πραγματοποιώντας τις κατάλληλες αφαιρέσεις δημιουργήσαμε νέες στήλες στο dataset που πήραν την θέση αυτών που αναφέρθηκαν νωρίτερα. Έτσι, δημιουργήσαμε τις στήλες: 'Age' που προσδιορίζει την ηλικία του πελάτη, 'Years\_driving' που προσδιορίζει πόσα χρόνια οδηγεί ο πελάτης, 'Year\_on\_road' που προσδιορίζει πόσα χρόνια κυκλοφορεί το κάθε όχημα υπό την κατοχή συγκεκριμένου πελάτη, 'Policy Duration' που υποδεικνύει την διάρκεια του εκάστοτε συμβολαίου σε χρόνια και 'Years\_on\_policy' που προσδιορίζει πόσα χρόνια ο πελάτης βρίσκεται στον ίδιο τύπο συμβολαίου. Πρέπει να σημειωθεί πως το dataset περιέχει δεδομένα μέχρι και το 2019. Για να έχουμε μια σωστή εικόνα των χρονολογιών σε όλες αυτές τις μεταβλητές που δημιουργήσαμε, χρησιμοποιήσαμε ως σημείο αναφοράς την χρονολογία τελευταίας ανανέωσης του συμβολαίου. Για παράδειγμα η μεταβλητή 'Age' προκύπτει από την αφαίρεση: 'Age' = 'Date\_last\_renewal' - 'Date\_birth'.

Επιπλέον, δημιουργήσαμε μία ακόμη νέα στήλη με όνομα 'accidents' για να υπάρξει μια συσχέτιση μεταξύ των αριθμών των ατυχημάτων με τα χρόνια που ένας πελάτης είναι ασφαλισμένος στην εταιρεία.

Διαχειριστήκαμε την απουσία τιμών με δύο τρόπους. Στην στήλη 'Length' αντικαταστήσαμε τα κενά πεδία με τον μέσο όρο των τιμών της στήλης. Στην στήλη 'Type\_fuel' αντικαταστήσαμε τα κενά πεδία με την τιμή 'Unknown'.

Μετά από δοκιμές διαπιστώσαμε πως κάποιες μεταβλητές του dataset δεν συνεισφέρουν καθόλου στην βελτίωση της απόδοσης και παραλείφθηκαν. Οι στήλες που χρησιμοποιήθηκαν τελικά είναι οι: 'Seniority', 'Premium', 'Type\_risk', 'Area', 'Power', 'Second\_driver', 'Years\_on\_road', 'R\_claims\_history', 'Years\_on\_policy', 'accidents', 'Value\_vehicle', 'Age', 'Years\_driving', 'Distribution\_channel', 'N\_claims\_history', 'Cylinder\_capacity', 'Weight', 'Length', 'Type\_fuel', 'Payment', 'Contract\_year', 'Policies\_in\_force', 'Lapse'.

### 4 Εκπαίδευση μοντέλου

#### XGBoost Parameters

(Στις παρενθέσεις βρίσκεται το συνηθισμένο εύρος τιμών, δηλαδή το εύρος που έγιναν οι δοκιμές για να πετύχουμε το μέγιστο επιθυμητό αποτέλεσμα.)

**Objective (linear):**

Το 'reg:squarederror' είναι το προεπιλεγμένο και ευρέως χρησιμοποιούμενο loss function για regression tasks, παρέχοντας ένα σαφές πλαίσιο για τη βελτιστοποίηση του μοντέλου XGBoost. Συγκεκριμένα, είναι κατάλληλο για την πρόβλεψη ασφάλιστρων, καθώς στοχεύει στην επίτευξη υψηλής ακρίβειας στην πρόβλεψη της συνεχούς τιμής των ασφάλιστρων.

#### **Eval\_metric ('rmse', 'mae'):**

Για το eval\_metric, επιλέξαμε το 'rmse' (Root Mean Squared Error) επειδή είναι ένα ευρέως αποδεκτό μέτρο για regression tasks. Αναλυτικότερα, δίνει μεγαλύτερη βαρύτητα σε μεγαλύτερες αποκλίσεις (λάθη) μεταξύ πραγματικών και προβλεπόμενων τιμών, γεγονός που μπορεί να είναι χρήσιμο στην ασφαλιστική πρόβλεψη όπου τα μεγάλα λάθη μπορεί να είναι πιο σοβαρά.

#### **Learning\_rate (0.001-0.3):**

Ο ρυθμός μάθησης (learning rate) επηρεάζει πόσο γρήγορα προσαρμόζεται το μοντέλο κατά την εκπαίδευση. Επιλέχθηκε η τιμή 0.01 έπειτα από δοκιμές, διότι όντας χαμηλή σχετικά τιμή επιβραδύνει τη διαδικασία μάθησης, μειώνοντας την πιθανότητα υπερβολικής προσαρμογής (overfitting).

#### **Max\_depth (3-10):**

Το μέγιστο βάθος των δέντρων στο μοντέλο. Ένας μεγαλύτερος αριθμός επιτρέπει πιο περίπλοκα δέντρα, αλλά μπορεί να οδηγήσει σε overfitting, επομένως επιλέχθηκε η τιμή 6.

#### **Min\_child\_weight (1-10):**

Ελάχιστο βάρος που πρέπει να έχει ένας κόμβος για να διαχωριστεί. Επηρεάζει την ευαισθησία του μοντέλου στις διακυμάνσεις στα δεδομένα. Ύστερα από δοκιμές προτιμήθηκε ο αριθμός βάρους 5.

#### **Subsample (0.5-1):**

Αναφέρεται στο ποσοστό των δειγμάτων που θα χρησιμοποιηθούν σε κάθε επανάληψη της εκπαίδευσης. Ένα ποσοστό 0.8 σημαίνει ότι το 80

#### **Colsample\_bytree (0.5-1):**

Το ποσοστό των χαρακτηριστικών (columns) που θα επιλεγθούν τυχαία για να κατασκευάσουν κάθε δέντρο στο μοντέλο. Ένα ποσοστό 0.8 σημαίνει ότι το 80

#### **N\_estimators (100-2000):**

Ο αριθμός των δέντρων που θα κατασκευαστούν στο μοντέλο. Δοκιμάστηκαν διάφοροι αριθμοί, συμπεριλαμβανομένων μεγαλύτερων από 1000, αλλά δεν υπήρχε μεγάλη βελτίωση στην απόδοση του μοντέλου, ενώ ο χρόνος εκπαίδευσης αυξανόταν σημαντικά. Έτσι, ως optimal θεωρήθηκε η τιμή 1000.

#### **Seed:**

Για να καταφέρουμε να εξασφαλίσουμε επαναληψιμότητα στα δεδομένα μας και να αφαιρεθεί η τυχαιότητα, επιλέξαμε έναν σταθερό αριθμό seed 42.

#### **Random forest parameters:**

##### **N\_estimators (100-1000):**

Επιλέχθηκε η τιμή 700, διότι παρατηρήθηκε ότι, παρόλο που η αύξηση της τιμής βελτίωνε την απόδοση του RF, ο χρόνος εκτέλεσης αυξανόταν σημαντικά λόγω της δημιουργίας πολλών δέντρων.

##### **Max\_depth (10-20):**

Επιλέχθηκε η τιμή 15, καθώς η αύξηση της τιμής αυξάνει τον κίνδυνο overfitting, αν και προσφέρει σημαντική βελτίωση στην απόδοση του RF.

**Min\_samples\_split (2-10):**

Επιλέχθηκε η τιμή 4, που βρίσκεται στη μέση του εύρους τιμών, για να ισορροπήσει μεταξύ της πρόληψης του overfitting και της διατήρησης της απόδοσης του μοντέλου.

**Min\_samples\_leaf (2-10):**

Επιλέχθηκε η τιμή 2, διότι παρατηρήθηκε ότι η αύξηση της τιμής αυτής παραμέτρου βελτιώνει μόνο την απόδοση στο type\_risk4, ενώ έπεφτε η συνολική απόδοση σε κάθε άλλο τύπο οχήματος.

**Max\_features ('sqrt', 'log2', ή float 0.1-1):**

Συνήθως, σε αλγορίθμους RF προτιμάται η τιμή 'sqrt', και αυτή επιλέχθηκε και από εμάς για καλύτερη απόδοση.

**Bootstrap (True, False):**

Επιλέξαμε να έχουμε bootstrap, καθώς βελτιώνονται σημαντικά τα αποτελέσματα σε σύγκριση με την επιλογή της μη ύπαρξης bootstrap.

**N\_jobs (-1, 1, αριθμός πυρήνων):**

Με την επιλογή της τιμής -1, χρησιμοποιούμε όλους τους διαθέσιμους πυρήνες.

**Random\_state:**

Πρόκειται για τιμή τυχαιότητας όπως το seed στο XGBoost. Έχει επιλεγεί και εδώ η τιμή 42.

Parameter	Before Tuning	After Tuning
objective	reg:squarederror	reg:squarederror
eval_metric	rmse	rmse
learning_rate	0.05	0.01
max_depth	4	5
min_child_weight	1	5
subsample	0.7	0.8
colsample_bytree	0.7	0.8
n_estimators	500	1000
seed	42	42

Πίνακας 1: XGBoost Parameter Settings Before and After Tuning

	Before Tuning			After Tuning		
	Mean squared error	Average Absolute Error	R <sup>2</sup> Score	Mean squared error	Average Absolute Error	R <sup>2</sup> Score
Motorbikes	2298.58	30.097	0.564	2228.745	29.779	0.5779
Vans	8087.68	61.148	0.367	7846.43	60.345	0.386
Passenger Cars	10776.074	69.165	0.378	10693.593	69.07	0.383
Agricultural Vehicles	356.954	13.416	-0.266	311.899	12.15	-0.1068

Πίνακας 2: XGBoost Parameter Tuning Results

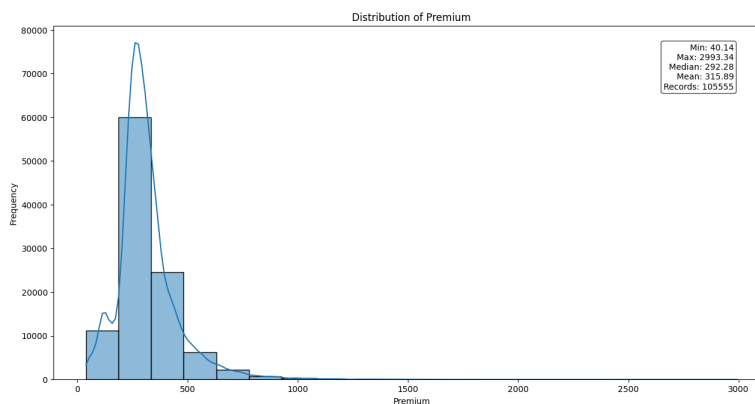
Parameter	Before Tuning	After Tuning
n_estimators	100	700
max_depth	10	15
min_samples_split	2	4
min_samples_leaf	2	2
max_features	log2	sqrt
bootstrap	False	True
n_jobs	-1	-1
random_state	42	42

Πίνακας 3: RandomForest Parameter Settings Before and After Tuning

	Before Tuning			After Tuning		
	Mean squared error	Average Absolute Error	R <sup>2</sup> Score	Mean squared error	Average Absolute Error	R <sup>2</sup> Score
Motorbikes	2380.952	30.542	0.549	2265.092	29.42	0.571
Vans	8345.571	62.057	0.3476	8184.899	61.395	0.3601
Passenger Cars	11551.75	72.0927	0.333	10923.639	70.2268	0.3701
Agricultural Vehicles	282.682	11.586	-0.0032	267.008	11.477	0.0524

Πίνακας 4: Random Forest Parameter Tuning Results

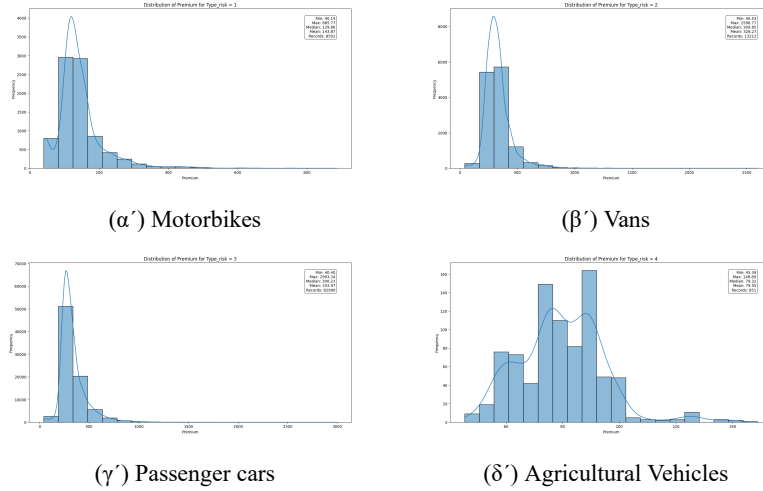
## 5 Διαγράμματα



Τα διαγράμματα

**Παρατήρηση 1** Στο πρώτο διάγραμμα παρουσιάζεται η κατανομή των ασφαλίσεων για όλες τις καταχωρίσεις. Τα επόμενα διαγράμματα δείχνουν την κατανομή των ασφαλίσεων για κάθε κατηγορία οχημάτων ξεχωριστά.

Εύκολα διαπιστώνεται από το πρώτο ολικό διάγραμμα ότι οι ασφαλιστικές τιμές πάνω από 500 είναι ελάχιστες και δεν επηρεάζουν σημαντικά το τελικό αποτέλεσμα. Ωστόσο, όταν κατηγοριοποιήσαμε τα δεδομένα, παρατηρήσαμε ότι η διασπορά των τιμών στα αγροτικά οχήματα ήταν μεγαλύτερη, με αποτέλεσμα η διαφοροποίηση του μοντέλου ανά κατηγορία οχήματος να είναι απαραίτητη.



Εικ. 1: Comparison of Different Vehicle Types

## 6 User Interface

Το user interface της εφαρμογής αναπτύχθηκε με χρήση της Python και ειδικότερα του framework Kivy, καθώς και της συλλογής από γραφικά στοιχεία KivyMD. Στην εφαρμογή μας υπάρχουν πέντε διαφορετικές "οθόνες":

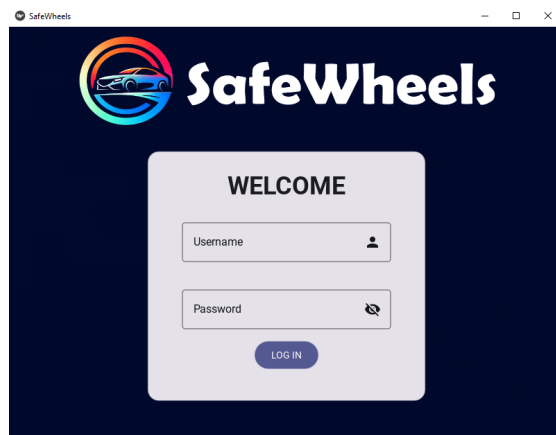
1. Η οθόνη του login
2. Η οθόνη συμπλήρωσης στοιχείων του πελάτη που πρόκειται να ασφαλίσει το όχημά του.
3. Η οθόνη συμπλήρωσης στοιχείων του οχήματος που πρόκειται να ασφαλιστεί.
4. Η οθόνη συμπλήρωσης στοιχείων παλαιότερων συμβολαίων που είχε ο πελάτης στην εταιρεία.
5. Η οθόνη παρουσίασης της προτεινόμενης ετήσιας τιμής χρέωσης του πελάτη με βάση τα στοιχεία που συμπληρώθηκαν.

### 6.1 Login

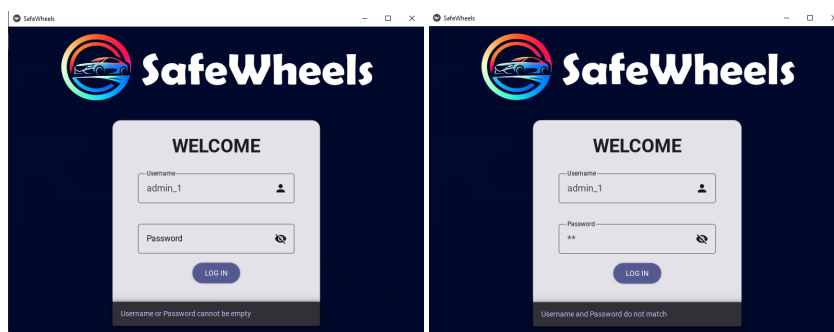
Η οθόνη του login είναι η αρχική οθόνη της εφαρμογής [Εικ. 2] στην οποία ο χρήστης - υπάλληλος της εταιρείας θα πρέπει να συμπληρώσει τα σωστά στοιχεία συνδεσής του (username και password) και στην συνέχεια να πατήσει το κουμπί "LOG IN". Σε περίπτωση που ένα από τα δύο πεδία μένει κενό, ο χρήστης θα λάβει το αντίστοιχο μήνυμα λάθους [Εικ. 3α']. Σε περίπτωση που τα στοιχεία σύνδεσης δεν είναι σωστά, ο χρήστης θα λάβει διαφορετικό μήνυμα λάθους [Εικ. 3β'].

Έχει προβλεφθεί και δημιουργηθεί μόνο ένας λογαριασμός υπαλλήλου. Έτσι, για να πάμε στην επόμενη οθόνη θα πρέπει να συμπληρώσουμε στο πεδίο username: **admin\_1** και στο πεδίο password: **12345**. Αφού συμπληρώσουμε αυτά τα στοιχεία σωστά και πατήσουμε το κουμπί "LOG IN" μεταφερόμαστε στην δεύτερη οθόνη [Εικ. 4].





Εικ. 2: Οθόνη login



(α') Κενό πεδίο

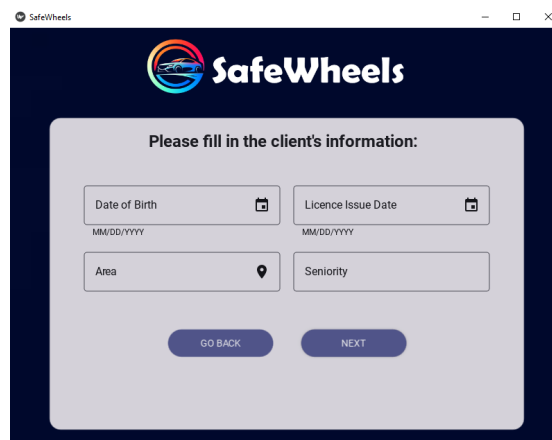
(β') Λάθος στοιχεία

Εικ. 3: Μηνύματα λάθους στο login

## 6.2 Στοιχεία πελάτη

Στην οθόνη συμπλήρωσης στοιχείων του πελάτη [Εικ. 4], ο χρήστης-υπάλληλος της εταιρείας θα πρέπει να συμπληρώσει τα στοιχεία του ανθρώπου που ενδιαφέρεται να ασφαλίσει το όχημά του. Ειδικότερα, υπάρχουν δύο πεδία επιλογής ημερομηνίας ("Date of Birth", "Licence Issue Date"), τα οποία όταν επιλεγθούν εμφανίζεται ένα ημερολόγιο [Εικ. 5α'] προκειμένου να επιλεγθεί η κατάλληλη ημερομηνία. Πατώντας το πεδίο "Area" ο χρήστης βλέπει ένα μενού δύο επιλογών [Εικ. 5β'] από τις οποίες θα πρέπει να επιλέξει μία. Στο πεδίο "Seniority" ο χρήστης θα πρέπει να πληκτρολογήσει έναν αριθμό που προσδιορίζει τα χρόνια που ο συγκεκριμένος πελάτης είναι ασφαλισμένος στην εταιρεία.

Αφού συμπληρωθούν όλα τα πεδία ο χρήστης θα πρέπει να πατήσει το κουμπί "NEXT" για να μεταφερθεί στην επόμενη οθόνη [Εικ. 6]. Σε περίπτωση που επιθυμεί να πάει στην οθόνη του login [Εικ. 2] θα πρέπει να πατήσει το κουμπί "GO BACK".



Εικ. 4: Οθόνη συμπλήρωσης στοιχείων πελάτη

## 6.3 Στοιχεία οχήματος

Σε αυτήν την οθόνη [Εικ. 6], ο χρήστης-υπάλληλος της εταιρείας θα πρέπει να συμπληρώσει τα στοιχεία του οχήματος το οποίο επιθυμεί να ασφαλίσει ο πελάτης. Ειδικότερα, για τα πεδία "Type of vehicle", "Type of fuel", "Second driver" ο χρήστης θα πρέπει να πατήσει καθένα από αυτά τα πεδία και να επιλέξει μία από τις επιλογές που εμφανίζονται στο κάθε μενού επιλογών (ενδεικτικά [Εικ. 7α']). Στα υπόλοιπα πεδία ο χρήστης θα πρέπει να πληκτρολογήσει έναν αριθμό σύμφωνα με τις υποδείξεις του κάθε πεδίου (ενδεικτικά [Εικ. 7β']).

Για να μεταβεί στην επόμενη οθόνη [Εικ. 8] θα πρέπει να πατήσει το κουμπί "NEXT" ενώ για να πάει στην προηγούμενη οθόνη [Εικ. 4] συμπλήρωσης των στοιχείων του πελάτη θα πρέπει να πατήσει το κουμπί "GO BACK".

The image shows two side-by-side screenshots of the SafeWheels web application. Both screens have a dark blue header with the SafeWheels logo. The left screen, titled 'Please fill in the client's information:', features a calendar for selecting a date (May 2024) and input fields for 'Licence Issue Date' (MM/DD/YYYY), 'Seniority', and a 'NEXT' button. The right screen, also titled 'Please fill in the client's information:', has input fields for 'Date of Birth' (MM/DD/YYYY), 'Licence Issue Date' (MM/DD/YYYY), 'Area' (with a dropdown menu showing 'Rural' and 'Urban'), and 'Seniority', along with a 'NEXT' button.

(α') Ημερολόγιο

(β') Μενού επιλογών

Εικ. 5: Παραδείγματα εισόδου

The image shows a screenshot of the SafeWheels web application titled 'Please fill in the vehicle's information:'. It contains several input fields: 'Type of vehicle' (with a car icon), 'Type of fuel' (with a fuel pump icon), 'Registration Year' (YYYY), 'Second driver' (with a person icon), 'Horse Power', 'Cylinder Capacity', 'Weight' (with a scale icon), 'Length', and 'Value' (with a currency icon). At the bottom, there are 'GO BACK' and 'NEXT' buttons.

Εικ. 6: Οθόνη συμπλήρωσης στοιχείων οχήματος προς ασφάλιση

The image shows two side-by-side screenshots of the SafeWheels web application. Both screens have a dark blue header with the SafeWheels logo. The left screen, titled 'Please fill in the vehicle's information:', shows a dropdown menu for 'Type of vehicle' with options: 'Passenger Car', 'Motorbike', 'Van', and 'Agricultural Vehicle'. The right screen, also titled 'Please fill in the vehicle's information:', shows the 'Registration Year' dropdown menu with the year '2002' selected. Both screens have 'GO BACK' and 'NEXT' buttons at the bottom.

(α') Παράδειγμα μενού επιλογών

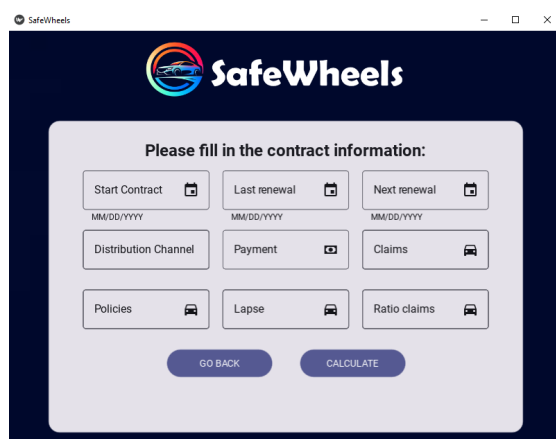
(β') Παράδειγμα συμπλήρωσης πεδίου

Εικ. 7: Παραδείγματα εισόδου

#### 6.4 Στοιχεία συμβολαίου

Στην οθόνη συμπληρωσης στοιχείων συμβολαίου [Εικ. 8] ο χρήστης-υπάλληλος της εταιρείας θα πρέπει να συμπληρώσει στοιχεία που αφορούν παλαιότερα συμβόλαια που είχε ο πελάτης στην εταιρεία. Υπάρχουν τρία πεδία επιλογής ημερομηνίας ("Start Contract", "Last renewal", "Next renewal"), τα οποία όταν επιλεγθούν εμφανίζεται ημερολόγιο (ενδεικτικά [Εικ. 9α']). Τα πεδία "Distribution Channel" και "Payment" είναι πεδία που κατά την επιλογή τους εμφανίζεται μενού επιλογών (ενδεικτικά [Εικ. 9β']), ενώ τα υπόλοιπα πρέπει να συμπληρωθούν με πληκτρολόγηση σύμφωνα με τις υποδείξεις των πεδίων.

Για την μετάβαση στην προηγούμενη οθόνη [Εικ. 6] ο χρήστης θα πρέπει να πατήσει το κουμπί "GO BACK". Διαφορετικά, βρισκόμαστε στο σημείο που έχουν συμπληρωθεί όλα τα στοιχεία και ο χρήστης θα πρέπει να πατήσει το κουμπί "CALCULATE" προκειμένου να μεταβεί στην τελευταία οθόνη [Εικ. 10].



The screenshot shows a web application window titled "SafeWheels". The main content area is a light blue box with the heading "Please fill in the contract information:". Below this heading are nine input fields arranged in a 3x3 grid. The first three fields are date pickers labeled "Start Contract", "Last renewal", and "Next renewal", each with a calendar icon and a date format "MM/DD/YYYY". The next three fields are "Distribution Channel", "Payment", and "Claims", each with a dropdown arrow icon. The last three fields are "Policies", "Lapse", and "Ratio claims", each with a car icon. At the bottom of the form are two buttons: "GO BACK" and "CALCULATE".

Εικ. 8: Οθόνη συμπλήρωσης στοιχείων οχήματος προς ασφάλιση

(α') Παράδειγμα ημερολογίου

(β') Παράδειγμα μενού επιλογών

Εικ. 9: Παραδείγματα εισόδου

### 6.5 Οθόνη προτινόμενης χρέωσης

Σε αυτήν την οθόνη [Εικ. 10], ο χρήστης-υπάλληλος της εταιρείας βλέπει την προτεινόμενη τιμή ασφάλισης του οχήματος που πρόκειται να ασφαλίσει ο πελάτης. Πατώντας το κουμπί "GO BACK" μπορεί να μεταβεί στην προηγούμενη οθόνη [Εικ. 8], ενώ πατώντας το κουμπί "LOGOUT" μεταβαίνει στην αρχική οθόνη της εφαρμογής [Εικ. 2].

Αξίζει να σημειωθεί πως ο χρήστης μπορεί να πηγαίνει προς τα πίσω και να αλλάζει στοιχεία ανά πάσα στιγμή. Κάθε φορά που πατά το κουμπί "CALCULATE" της προτελευταίας οθόνης [Εικ. 8], όλα τα ανανεωμένα στοιχεία δίνονται στο μοντέλο προκειμένου να βγει η προτεινόμενη τιμή χρέωσης.

Εικ. 10: Οθόνη παρουσίασης προτεινόμενης τιμής χρέωσης

## 6.6 Γενικές παρατηρήσεις για το ui

//κενά πεδία

## 7 Οπτικοποίηση και αξιολόγηση αποτελεσμάτων

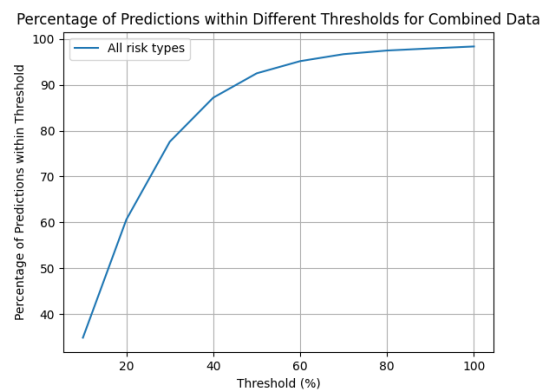
### 7.1 Παρουσίαση των αποτελεσμάτων

Για την αξιολόγηση των μοντέλων χρησιμοποιήσαμε το mean squared error, το absolute error και το ποσοστό των προβλέψεων που ήταν εντός ενός ποσοστού της πραγματικής τιμής. Τα αποτελέσματα για κάθε μοντέλο όταν έχει εκπαιδευθεί στο σύνολο των δεδομένων φαίνονται στον πίνακα 5 και στα διαγράμματα 11, 12, 13. Από αυτήν την αξιολόγηση φαίνεται ότι το πιο ακριβές μοντέλο είναι το XGBoost.

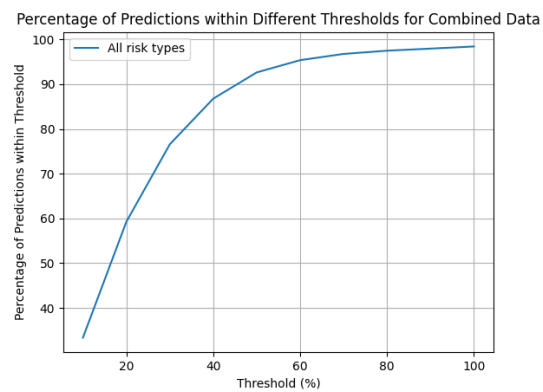
Επίσης παρατηρήσαμε ότι υπάρχουν στα δεδομένα μας 4 διαφορετικές κατηγορίες οχήματων και για τα μοντέλα του Random Forest και XGBoost που έχουν εκπαιδευθεί στο σύνολο των δεδομένων κάναμε ξεχωριστή αξιολόγηση ανα κατηγορία (πίνακες 6, 7 και διαγράμματα 16, 17). Ακόμη κάναμε ανάλυση για την σημασία των μεταβλητών σε αυτά τα μοντέλα (Πίνακες 14, 15).

	Mean squared error	Absolute error	Percentage within 10%
XGBoost	10370.87	66.19	34.87
Random Forest	10852.02	67.38	33.36
Neural network	11689.55	70.16	20.00

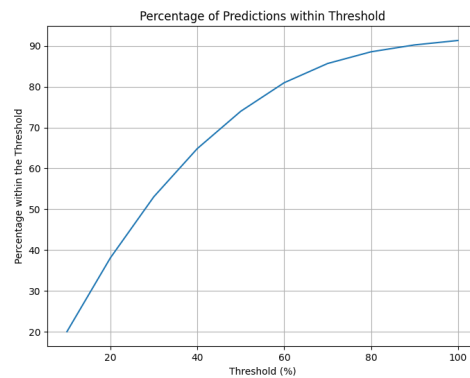
Πίνακας 5: Αξιολόγηση των μοντέλων



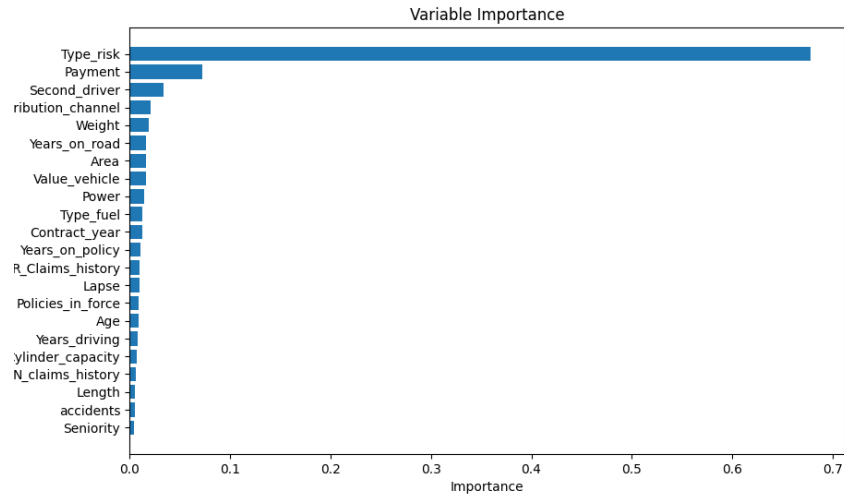
Εικ. 11: Μοντέλο XGBoost που εκπαιδεύτηκε στο σύνολο των δεδομένων



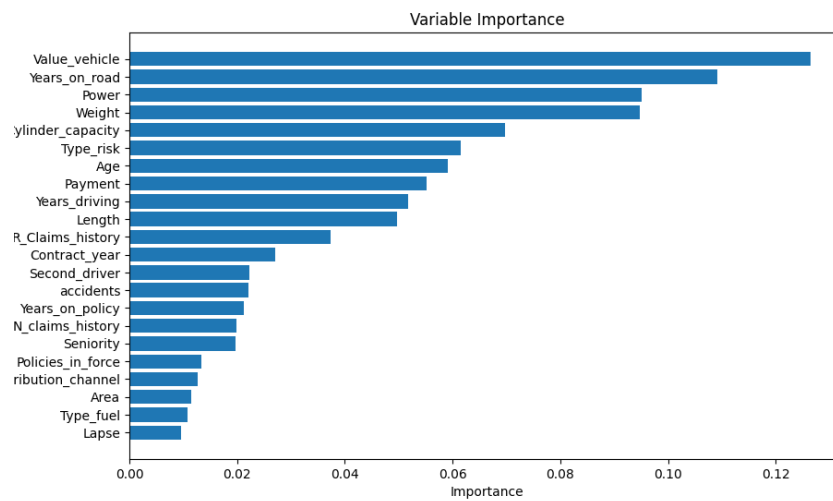
Εικ. 12: Μοντέλο Random Forest που εκπαιδεύτηκε στο σύνολο των δεδομένων



Εικ. 13: Μοντέλο Νευρωνικού δικτύου που εκπαιδεύτηκε στο σύνολο των δεδομένων



Εικ. 14: Μοντέλο XGBoost που εκπαιδεύτηκε σε όλα τα δεδομένα



Εικ. 15: Μοντέλο Random Forest που εκπαιδεύτηκε σε όλα τα δεδομένα



Παρατηρήσαμε ότι το Type risk παίζει πολύ σημαντικό ρόλο για το XGBoost και σημαντικό ρόλο στο Random Forest καθώς και ότι υπήρχε πολύ χαμηλή ακρίβεια στις μικρότερες κατηγορίες οπότε αποφασίσαμε να δοκιμάσουμε να εκπαιδεύσουμε διαφορετικό μοντέλο για κάθε κατηγορία. Αυτό βελτίωσε αρκετά την ακρίβεια του XGBoost [πίνακας 8, διάγραμμα 16], λίγο την ακρίβεια του random forest [πίνακας 9, διάγραμμα 17] ενώ η ακρίβεια του νευρωνικού μειώθηκε [πίνακας 10, διάγραμμα 20].

Πραγματοποιήσαμε και μελέτη της σημαντικότητας των features στο XGBoost [διάγραμμα 21] και το Random Forest [διάγραμμα 22]

	Mean squared error	Absolute error	Percentage within 10%
Μοτοσυκλέτα	2358.08	30.92	35.25
Βανάκι	8266.77	61.80	37.50
Επιβατικό όχημα	11574.03	70.76	34.50
Αγροτικό όχημα	2348.79	27.96	26.92

Πίνακας 6: Αξιολόγηση XGBoost ανα κατηγορία

	Mean squared error	Absolute error	Percentage within 10%
Μοτοσυκλέτα	2229.48	29.05	36.54
Βανάκι	8586.59	62.96	36.57
Επιβατικό όχημα	12159.72	72.34	32.58
Αγροτικό όχημα	829.67	20.90	29.48

Πίνακας 7: Αξιολόγηση Random Forest ανα κατηγορία

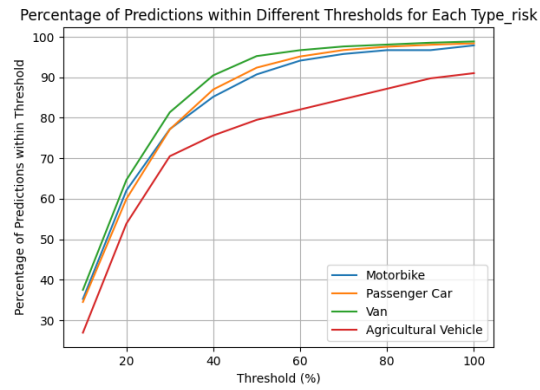
	Mean squared error	Absolute error	Percentage within 10%
Μοτοσυκλέτα	2228.74	29.77	38.13
Βανάκι	7846.43	60.34	38.07
Επιβατικό όχημα	10693.59	69.07	33.66
Αγροτικό όχημα	311.89	12.15	51.38

Πίνακας 8: Αξιολόγηση XGBoost ανα κατηγορία

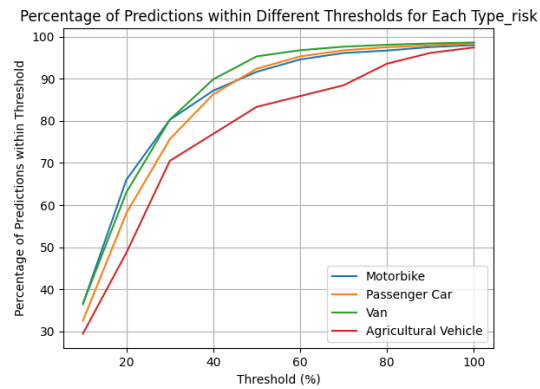
Απο την παραπάνω ανάλυση προκύπτει ότι το καλύτερο μας μοντέλο είναι το XGBoost όταν εκπαιδευθεί ξεχωριστά για κάθε κατηγορία οχήματος. Η ακρίβεια του είναι 34.68 % των προβλέψεων είναι εντός 10 % της πραγματικής τιμής. [διάγραμμα 23]

## 7.2 Σχολιασμός των αποτελεσμάτων

Παρατηρούμε ότι ακόμα και το καλύτερο μοντέλο μας δεν πετυχαίνει την απολύτη ακρίβεια αν και όπως φαίνεται στο διάγραμμα σχεδόν το 90 % των προβλέψεων είναι



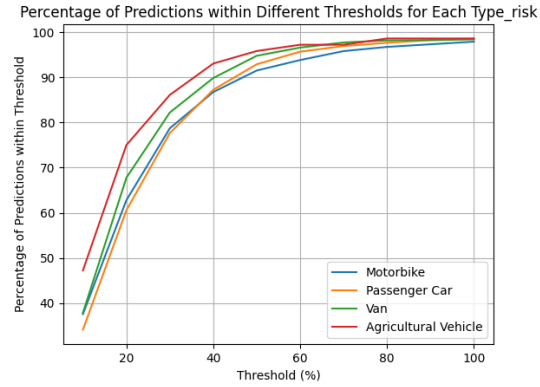
Εικ. 16: Μοντέλο XGBoost που εκπαιδεύτηκε στο σύνολο των δεδομένων ξεχωριστή αξιολόγηση



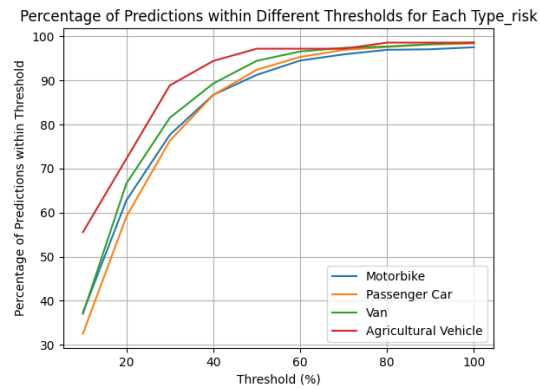
Εικ. 17: Μοντέλο Random Forest που εκπαιδεύτηκε στο σύνολο των δεδομένων ξεχωριστή αξιολόγηση

	Mean squared error	Absolute error	Percentage within 10%
Μοτοσυκλέτα	2265.09	29.42	37.32
Βανάκι	8184.89	61.39	37.01
Επιβατικό όχημα	10923.63	70.22	32.51
Αγροτικό όχημα	267.00	11.47	55.55

Πίνακας 9: Αξιολόγηση Random Forest ανα κατηγορία



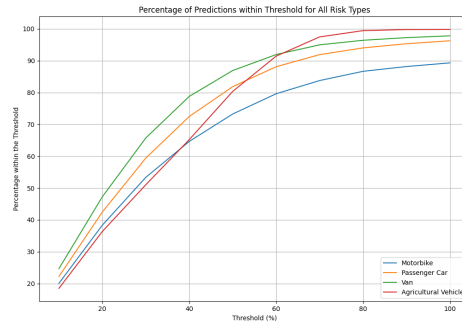
Εικ. 18: Μοντέλο XGBoost που εκπαιδεύτηκε ξεχωριστά για κάθε κατηγορία



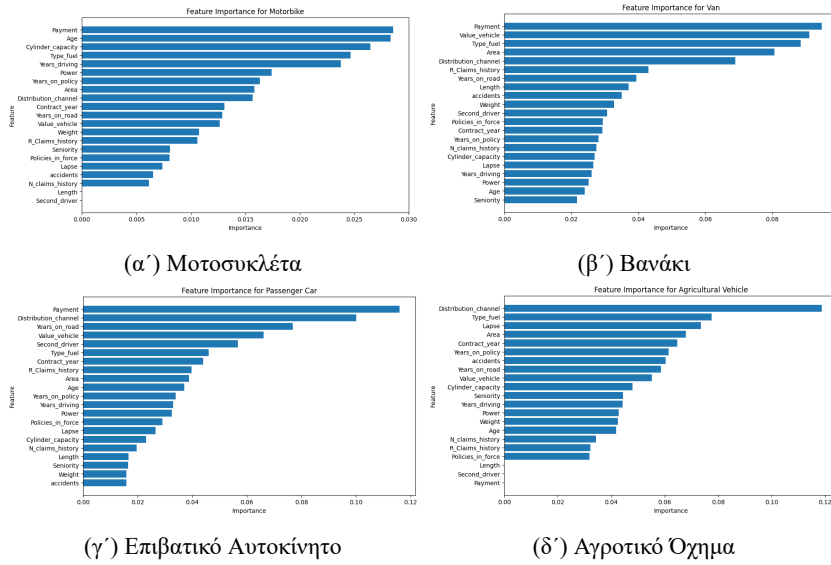
Εικ. 19: Μοντέλο Random Forest που εκπαιδεύτηκε ξεχωριστά για κάθε κατηγορία

	Mean squared error	Absolute error	Percentage within 10%
Μοτοσυκλέτα	3391.05	36.22	20.46
Βανάκι	8966.14	62.96	23.95
Επιβατικό όχημα	11465.31	71.66	22.41
Αγροτικό όχημα	1325.41	29.64	12.73

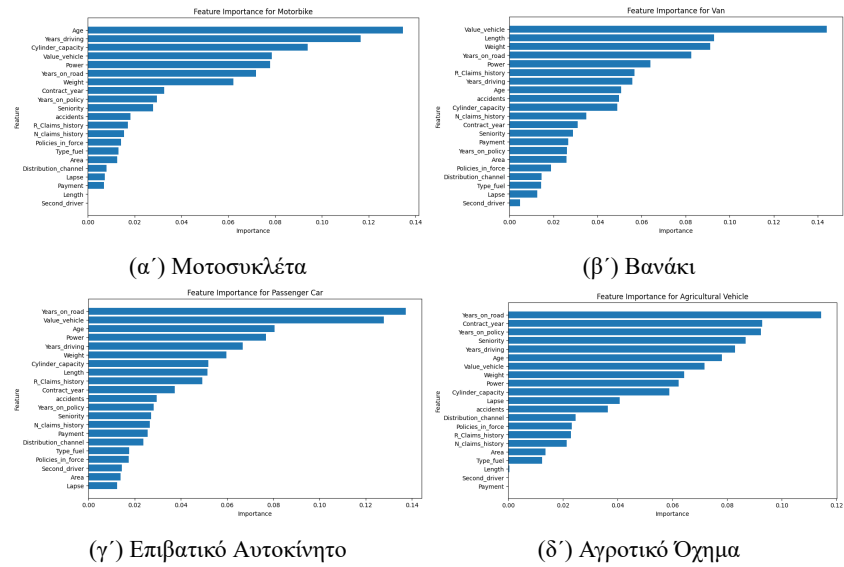
Πίνακας 10: Αξιολόγηση Νευρωνικού δικτύου ανα κατηγορία



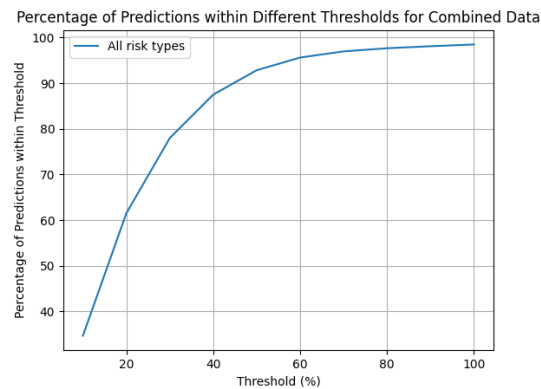
Εικ. 20: Μοντέλο Νευρωνικού δικτύου που εκπαιδεύτηκε ξεχωριστά για κάθε κατηγορία



Εικ. 21: Μοντέλο XGBoost που εκπαιδεύτηκε ξεχωριστά ανα κατηγορία



Εικ. 22: Μοντέλο Random Forest που εκπαιδεύτηκε ξεχωριστά ανα κατηγορία



Εικ. 23: Μοντέλο Νευρωνικού δικτύου που εκπαιδεύτηκε ξεχωριστά για κάθε κατηγορία συγκεντρωμένα αποτελέσματα

εντός του 40 % της πραγματικής τιμής ενώ λιγότερες από 3 % των προβλέψεων έχουν ξεφύγει πάνω από 80 % της πραγματικής τιμής. Αυτή η αποκλήση μπορεί να οφείλετε σε έλλειψη πληροφορίας από το δεδομένα μας αφού ενδέχεται η ασφαλιστική εταιρεία να μην δημοσίευσε όλες της παραμέτρους που χρησιμοποιεί για να χρεώσει τους πελάτες της (π.χ αν έκανε επιπλέον εκπτώσεις για να κερδίσει μερίδιο στην αγορά)

Σχετικά με την σημαντικότητα των χαρακτηριστικών είναι λογικό που ο τρόπος πληρωμής είναι το πιο σημαντικό χαρακτηριστικό στις 3 από τις 4 κατηγορίες αφού αν πληρώνεις για όλο τον χρόνο η τιμή είναι λίγο μικρότερη. Για της μοτοσυκλέτες είναι λογικό τα πιο σημαντικά χαρακτηριστικά να είναι ο κύβισμος και η ηλικία του οδηγού αφού οι νέοι οδηγοί και η μηχανές με υψηλό κυβισμό προκαλούν πιο πολλά ατυχήματα. Για τα βανάκια είναι λογικό ότι πιο σημαντικός παράγοντας είναι η αξία τους και η περιοχή τους γιατί υπάρχει μεγάλο εύρος αξίας για ένα βανάκι και επίσης τα βανάκια για χρήση στην πόλη έχουν πολύ διαφορετικό ρίσκο από αυτά σε ένα χωριό.

Για τα επιβατικά αυτοκίνητα σημαντικότεροι παράγοντες είναι η ηλικία του αυτοκινήτου, η αξία του και από πού αγόρασε την ασφάλεια. Τα παλαιότερα αυτοκίνητα είναι πιο πιθανό να έχουν βλάβες, η αξία των επιβατικών αυτοκινήτων έχει μεγάλο εύρος τιμών και αν η ασφάλεια αγοράστηκε κατευθείαν από την εταιρία είναι πιο φθηνή από να αγοράστηκε από τρίτους

Για τα αγροτικά οχήματα το πιο σημαντικό είναι από που αγοράστηκε η ασφάλεια και το ιστορικό ατυχημάτων της πολιτικής.