

# 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 βελτίωνε 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.

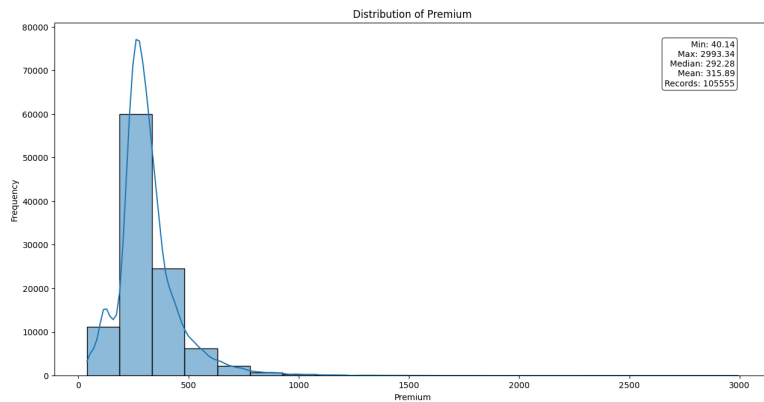
**N\_jobs (-1, 1, αριθμός πυρήνων):**

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.

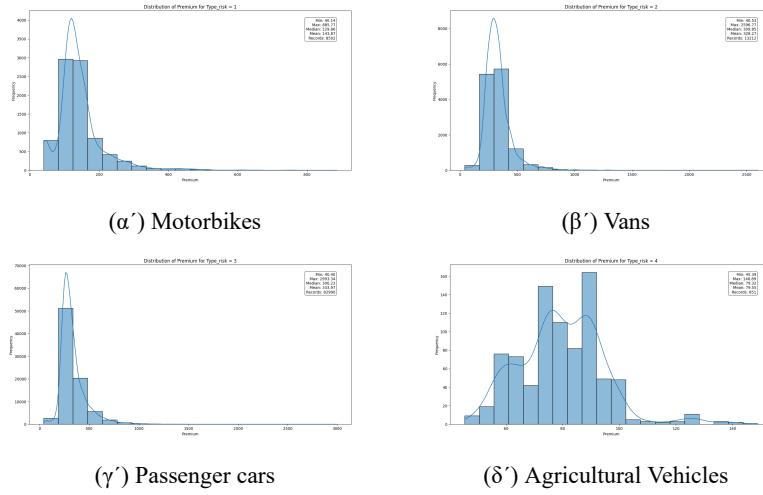
## 5 Διαγράμματα



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



Εκ. 1: Comparison of Different Vehicle Types

αγροτικά οχήματα ήταν μεγαλύτερη, με αποτέλεσμα η διαφοροποίηση του μοντέλου ανά κατηγορία οχήματος να είναι απαραίτητη.

## 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.