Εθνικό Μετσόβιο Πολυτεχνείο
Σχολή Πολιτικών Μηχανικών
Τομέας Μεταφορών και Συγκοινωνιακής Υποδομής

Διπλωματική Εργασία

Ανάλυση κόστους-οφέλους από τη μείωση των ορίων ταχύτητας στους Ελληνικούς αυτοκινητόδρομους

Νικολάου Μιχάλης

Επιβλέπων:

Γιώργος Γιαννής, Καθηγητής Ε.Μ.Π.

Αθήνα, Μάρτιος 2025

Ευχαριστίες:

Θα ήθελα να εκφράσω τις θερμές μου ευχαριστίες στον κ. Γιώργο Γιαννή, Καθηγητή της Σχολής Πολιτικών Μηχανικών Ε.Μ.Π., για την ανάθεση και την επίβλεψη της παρούσας διπλωματικής εργασίας. Η υποστήριξη και η καθοδήγησή του σε όλα τα στάδια εκπόνησής της, καθώς και η εξαιρετική συνεργασία μας, υπήρξαν ανεκτίμητες για την επιτυχή ολοκλήρωση αυτής της προσπάθειας.

Επιπλέον, θα ήθελα να ευχαριστήσω θερμά τις Ρούσσου Στυλιανή και Πετράκη Βιργινία, υποψήφιες διδάκτορες του Ε.Μ.Π., για τις πολύτιμες συμβουλές και την καθοριστική συμβολή τους καθ' όλη τη διάρκεια εκπόνησης της διπλωματικής μου εργασίας.

Κλείνοντας, θα ήθελα να ευχαριστήσω την οικογένειά μου για την έμπρακτη και αδιάκοπη υποστήριξη που μου παρείχε όλα αυτά τα χρόνια, από την εισαγωγή μου μέχρι και την αποφοίτησή μου από τη Σχολή Πολιτικών Μηχανικών του Ε.Μ.Π. Επιπλέον, θα ήθελα να εκφράσω την ειλικρινή μου ευγνωμοσύνη προς φίλους, συναδέλφους και ανθρώπους που, μέσα από τον κύκλο των προπτυχιακών σπουδών μου, συνέβαλαν στη διεύρυνση των οριζόντων μου.

Αθήνα, Μάρτιος 2025

Νικολάου Μιχάλης

Ανάλυση κόστους-οφέλους από τη μείωση των ορίων ταχύτητας στους ελληνικούς αυτοκινητόδρομους

Νικολάου Μιχάλης

Επιβλέπων:
Γιώργος Γιαννής, Καθηγητής, ΕΜΠ

Σύνοψη

Η παρούσα διπλωματική εργασία διερευνά την **αποδοχή** και τα **οφέλη** της **μείωσης του ορίου ταχύτητας** στους **Ελληνικούς αυτοκινητόδρομους**. Μέσω ερωτηματολογίου με σενάρια δηλωμένης προτίμησης, οι συμμετέχοντες αξιολόγησαν επιλογές με βάση τον χρόνο ταξιδιού, την κατανάλωση καυσίμου και τους κινδύνους ατυχημάτων. Αναλύθηκαν τρία σενάρια: (I) μείωση από 130 σε 120 χλμ./ώρα, (II) μείωση σε 110 χλμ./ώρα και (III) καμία αλλαγή, χρησιμοποιώντας δυαδικά και πολυωνυμικά μοντέλα λογιστικής παλινδρόμησης.

Για την εκτίμηση της οικονομικής βιωσιμότητας εφαρμόστηκε η Ανάλυση Κόστους-Ωφελειών (**CBA**) για την περίοδο 2023-2033, λαμβάνοντας υπόψη τέσσερις παράγοντες: (α) οδική ασφάλεια, (β) μείωση ρύπων, (γ) μείωση κατανάλωσης καυσίμου και (δ) αύξηση χρόνου διαδρομής. Το μέτρο μείωσης του ορίου σε 110 χλμ./ώρα κρίθηκε βιώσιμο, με θετική Καθαρά Παρούσα Αξία (**ENPV** = **10,94** εκατ. €) και υψηλό Οικονομικό Δείκτη Εσωτερικής Απόδοσης (**ERR** = **55,8%**).

Η παρούσα διπλωματική εργασία παρέχει πολύτιμες πληροφορίες για τους υπεύθυνους χάραξης πολιτικής και τους ενδιαφερόμενους φορείς, προσφέροντας μια εις βάθος κατανόηση της δημόσιας αντίληψης και αποδοχής των μειωμένων ορίων ταχύτητας, η οποία είναι κρίσιμη για την ανάπτυξη αποτελεσματικών και ευρέως αποδεκτών παρεμβάσεων οδικής ασφάλειας στην Ελλάδα.

Λέξεις-κλειδιά: Όριο ταχύτητας, Δηλωθείσα Προτίμηση, Λογιστικά μοντέλα, Αυτοκινητόδρομος, Ανάλυση Κόστους-Ωφελειών, CBA.

Cost-benefit analysis of reducing speed limits on Greek highways

Nikolaou Michalis

Supervisor:
George Yannis, Professor, NTUA

Summary

This thesis explores the **acceptance and benefits of reducing the speed limit on Greek highways.** Using a stated preference questionnaire, participants evaluated choices based on travel time, fuel consumption, and accident risk. Three scenarios were analyzed: (I) reducing the speed limit from 130 to 120 km/h, (II) reducing it to 110 km/h, and (III) no change, using binary and multinomial logistic regression models.

To assess economic viability, a Cost-Benefit Analysis (**CBA**) was conducted for the period 2023-2033, considering four factors: (a) road safety, (b) emissions reduction, (c) fuel consumption reduction, and (d) increased travel time. The reduction to 110 km/h was found to be viable, with a positive Economic Net Present Value (**ENPV** = **€10,94** million) and a high Economic Internal Rate of Return (**ERR** = **55,8%**).

This study provides valuable insights for policymakers and stakeholders, offering an in-depth understanding of public perception and acceptance of lower speed limits, which is crucial for developing effective and widely accepted road safety interventions in Greece.

Keywords: Speed limit, Stated Preference, Logistic Models, Highway, Cost-Benefit Analysis, CBA.

Περίληψη:

Στόχος της παρούσας Διπλωματικής Εργασίας αποτελεί **η διερεύνηση της αποδοχής και των ωφελειών από τη μείωση του ορίου ταχύτητας στους Ελληνικούς αυτοκινητοδρόμους**. Αφότου καθορίστηκε ο επιδιωκόμενος στόχος, πραγματοποιήθηκε εκτενής βιβλιογραφική ανασκόπηση σε πρακτικές του ιδίου μήκους κύματος αλλά και αντιθέτων, ούτως-ώστε να διερευνηθούν πρωτίστως οι συνέπειες της μείωσης του ορίου ταχύτητας και δευτερεύοντος και της αντίθετης πρακτικής. Έχει διεθνώς αποδειχθεί ότι, η αύξηση του ορίου ταχύτητας πρέπει να συνοδεύεται από πληθώρα άλλων μέτρων ενώ αντίθετα, οι χώρες με χαμηλότερους δείκτες ατυχημάτων σχετίζονται με καθιέρωση χαμηλότερων ορίων ταχύτητας.

Έτσι, η εξέταση του μέτρου αφορούσε την διερεύνηση της επιρροής που διαδραματίζει στους άξονες της Οδικής Ασφάλειας, της κατανάλωσης καυσίμου, των εκπομπών ρύπων και του χρόνου διαδρομής. Για το σκοπό αυτό, αφότου αξιοποιήθηκε και αναλύθηκε **ερωτηματολόγιο** από 273 ερωτηθέντες, διερευνήθηκαν με τη μέθοδο της δεδηλωμένης προτίμησης τρία εναλλακτικά σενάρια: Πρώτο, της μείωσης του ορίου ταχύτητας σε 110 χλμ./ώρα, δεύτερο της μείωσης του ορίου ταχύτητας σε 120 χλμ./ώρα και τρίτον της επιλογής σε καμία αλλαγή. Με τη **στατιστική ανάλυση** που ακολούθησε και μέσω των δυαδικών και του πολυωνυμικού μοντέλου που αναπτύχθηκαν (Εικόνα), προσδιορίστηκαν οι παράγοντες που επηρεάζουν την επιλογή των ερωτηθέντων ως προς τα τρία σενάρια.

1. **Χρόνος διαδρομής:** Όσο **αυξάνεται** το ποσοστό αύξησης του, τόσο **πιο πιθανό** είναι να προτιμηθεί η μείωση του ορίου ταχύτητας σε **110** χλμ./ώρα. Ενδεχομένως, οι ερωτηθέντες δίνουν προτεραιότητα στην **Οδική Ασφάλεια** έναντι του προσωπικού χρόνου λόγω της μείωσης των ατυχημάτων.
2. **Ατυχήματα:** Η μείωση σε **120** χλμ./ώρα γίνεται **πιο ελκυστική** όσο το ποσοστό μείωσης ατυχημάτων αυξάνεται, ενώ στα **110** χλμ./ώρα παρατηρείται το **αντίθετο**.
   - Η στάση αυτή, δείχνει ότι αποδέχονται μια **ήπια μείωση** του ορίου ταχύτητας, αλλά κάτω από ένα συγκεκριμένο επίπεδο, θεωρούν ότι η Οδική Ασφάλεια εξαρτάται περισσότερο από άλλους παράγοντες (Οδηγική συμπεριφορά, Οδόστρωμα, Αστυνόμευση κ.λπ.).
3. **Ποσοστά αποδοχής:** **22%** προτιμά τη μείωση του ορίου ταχύτητας σε **110** χλμ./ώρα, **49%** σε **120** χλμ./ώρα και **29%** καμία αλλαγή - ***Κρίσιμο*** *για την* ***ανάλυση κόστους-οφέλους***.

ΠΟΛΥΩΝΥΜΙΚΟ ΜΟΝΤΕΛΟ						
Pseudo R square	0.3895					
Choice = 1	Coef.	Std.Err.	z	P>|z|	[0.025	0.975]
const	0.8922	0.252	3.535	0	0.398	1.387
Time_norm	2.9952	0.303	9.875	0	2.402	3.588
Accident_norm	-5.2611	0.334	-15.736	0	-5.916	-4.606
Choice = 2	Coef.	Std.Err.	z	P>|z|	[0.025	0.975]
const	-0.430	0.265	-1.619	0.105	-0.950	0.091
Time_norm	0.329	0.272	1.210	0.226	-0.204	0.863
Accident_norm	1.603	0.272	5.893	0.000	1.070	2.136

Ακολούθησε, η διερεύνηση της **οικονομικής απόδοσης** του μέτρου, όπου αποδείχθηκε ότι η μείωση του ορίου ταχύτητας στα 110 χλμ./ώρα αποτελεί μια **βιώσιμη** και **αποδοτική** πρόταση, με τα συνολικά οφέλη να υπερβαίνουν τα κόστη (Πίνακας). Αυτή η Διπλωματική Εργασία παρέχει πολύτιμες πληροφορίες στους υπεύθυνους χάραξης πολιτικής, βοηθώντας τους να κατανοήσουν τον βαθμό αποδοχής των μειωμένων ορίων ταχύτητας από την κοινωνία και να σχεδιάσουν αποτελεσματικές παρεμβάσεις για τη βελτίωση της Οδικής Ασφάλειας στους Ελληνικούς αυτοκινητόδρομους.

		2023	2024	2025	2026	2027	2028	2029	2030	2031	2032
Οφέλη και Κόστη	**NPV 3.0%**	**Υλοποίηση**	**Λειτουργία**								
Κ1. Κόστος Επένδυσης (€)	**-1388709**	-1430370	0	0	0	0	0	0	0	0	0
Κ 1.1 Μονάδες Ανίχνευσης Κυκλοφορίας (Traffic detection units)	-349515	-360000	0	0	0	0	0	0	0	0	0
Κ 1.2 Πινακίδες	-12816	-13200	0	0	0	0	0	0	0	0	0
Κ 1.3 Κόστος μελέτης	-333175	-343170	0	0	0	0	0	0	0	0	0
Κ 1.4 Κάμερες (IP CCTVs PTZ AUTODOME IP starlight 5000i cameras, Closed Circuit Television System Fixed, Software)	-576699	-594000	0	0	0	0	0	0	0	0	0
Κ 1.5 Αναγνώστες Bluetooth Υψηλού Όγκου Κυκλοφορίας Οδικού Δικτύου	-116505	-120000	0	0	0	0	0	0	0	0	0
Κ2. Λειτουργικά Κόστη (€)	**-7018003**	**-2152000**	**-652000**	**-652000**	**-652000**	**-652000**	**-652000**	**-652000**	**-652000**	**-652000**	**-652000**
Κ 2.1 Κόστος Λειτουργίας και Εποπτείας έργου	-2132551	-250000	-250000	-250000	-250000	-250000	-250000	-250000	-250000	-250000	-250000
Κ 2.2 Ετήσια συντήρηση των Bluetooth Readers και Traffic detection units	-17060	-2000	-2000	-2000	-2000	-2000	-2000	-2000	-2000	-2000	-2000
Κ2.3 Απρόβλεπτα	-1456311	-1500000	0	0	0	0	0	0	0	0	0
Κ 2.4 Εκστρατείες των ΜΜΕ	-1706041	-200000	-200000	-200000	-200000	-200000	-200000	-200000	-200000	-200000	-200000
Κ 2.5 Διετής έλεγχος αποτελεσματικότητας μέτρου	-1706041	-200000	-200000	-200000	-200000	-200000	-200000	-200000	-200000	-200000	-200000
Συνολικά κόστη επένδυσης και λειτουργίας	**-8406712**	**-3582370**	**-652000**	**-652000**	**-652000**	**-652000**	**-652000**	**-652000**	**-652000**	**-652000**	**-652000**

Οικονομικές Επιπτώσεις-Οφέλη (€)											
Πλεόνασμα Μετακινούμενων (User surplus)	**-16,013,121**	**149,498**	**129,644**	**-665,554**	**-1,910,807**	**-3,305,940**	**-3,117,378**	**-2,658,510**	**-2,251,535**	**-2,760,905**	**-3,300,897**
Ο1. Χρόνος Διαδρομής	-41,049,625	-1,974,146	-2,107,006	-2,870,818	-4,085,365	-5,450,387	-5,817,198	-6,208,696	-6,626,541	-7,072,507	-7,548,487
Ο 2. Κατανάλωση Καυσίμου	25,036,504	2,123,644	2,236,649	2,205,264	2,174,558	2,144,447	2,699,820	3,550,186	4,375,006	4,311,602	4,247,590
Οφέλη Εξωτερικών Επιδράσεων	**35,362,281**	**819,740**	**1,183,885**	**3,760,428**	**4,378,839**	**5,057,657**	**5,191,378**	**5,403,068**	**5,436,226**	**5,664,548**	**5,889,240**
Ο 3. Οδική Ασφάλεια	21,025,420	368,066	498,639	2,785,166	2,967,219	3,141,352	3,125,512	3,204,712	3,093,832	3,077,992	3,062,152
Ο 4. Περιβάλλον	14,336,862	451,674	685,246	975,262	1,411,620	1,916,305	2,065,866	2,198,356	2,342,394	2,586,556	2,827,088
Ο 4.1 Εκπομπές διοξείδιου του άνθρακα CO_2	14,246,829	450,120	682,886	971,906	1,401,543	1,902,885	2,051,673	2,183,441	2,326,811	2,569,691	2,809,002
Ο 4.2 Εκπομπές οξειδίων του αζώτο NOx	89,416	1,534	2,327	3,311	10,011	13,334	14,104	14,825	15,491	16,768	17,956
Ο 4.3 Εκπομπές αιωρούμενων σωματιδίων PM	617	21	33	45	66	86	89	91	92	97	130
Συνολικά Οφέλη	**19,349,161**	**969,239**	**1,313,529**	**3,094,875**	**2,468,032**	**1,751,717**	**2,074,000**	**2,744,559**	**3,184,691**	**2,903,643**	**2,588,343**

ENPV/Net Benefits	**10,942,449**	**-2,613,131**	**661,529**	**2,442,875**	**1,816,032**	**1,099,717**	**1,422,000**	**2,092,559**	**2,532,691**	**2,251,643**	**1,936,343**
ERR>	**55.8%**										
B/C Ratio	**2.30**										

Τα συμπεράσματα που προέκυψαν από τη στατιστική ανάλυση των απαντήσεων των ερωτηματολογίων, τα οποία πραγματοποιήθηκαν με τη βοήθεια δυαδικών και πολυωνυμικών μοντέλων, καταδεικνύουν ότι η στάση των ερωτηθέντων απέναντι στη μείωση του ορίου ταχύτητας εξαρτάται από διάφορους παράγοντες που σχετίζονται με την προσωπική τους οδηγική **εμπειρία**, τις **αντιλήψεις** τους για την Οδική Ασφάλεια, και τα **χαρακτηριστικά τους** ως οδηγοί.

Συγκεκριμένα, οι ερωτηθέντες που έχουν εμπλακεί στο παρελθόν σε κανένα ή σε ένα ατύχημα με υλικές ζημίες, είναι πιο πιθανό να μην αποδεχθούν τη μείωση του ορίου ταχύτητας είτε σε 120 χλμ./ώρα είτε σε 110 χλμ./ώρα, καθώς **με βάση την οδηγική τους εμπειρία δεν θεωρούν την επιβολή της μείωσης του ορίου ταχύτητας απαραίτητη**. Αυτό ενδεχομένως καταδεικνύει ότι οι άνθρωποι που δεν έχουν βιώσει σοβαρές συνέπειες από τα ατυχήματα τείνουν να υποτιμούν τους κινδύνους και να μην αντιλαμβάνονται την ανάγκη βελτίωσης της Οδικής Ασφάλειας. Επιπλέον, όσοι ερωτηθέντες εκτιμούν ότι οι θάνατοι από οδικά ατυχήματα στην Ελλάδα κυμαίνονται από 0-100, 101-500 ή 501-1.000, ή ότι τα ετήσια οδικά ατυχήματα κυμαίνονται από 1.000 έως 10.000, τείνουν να έχουν αρνητική στάση ως προς την αποδοχή της μείωσης του ορίου ταχύτητας. Αυτό, ενδεχομένως να δείχνει ότι η ελλιπής αντίληψη των επιπτώσεων των τροχαίων ατυχημάτων δύναται να επηρεάσει την αποδοχή των μέτρων βελτίωσης Οδικής Ασφάλειας, καθώς οι ερωτηθέντες δεν αντιλαμβάνονται πλήρως την επικινδυνότητα της κατάστασης και την ανάγκη για λήψη προληπτικών μέτρων. Οι οδηγικές συμπεριφορές των ερωτηθέντων που διαθέτουν αυτή την ελλιπή αντίληψη μπορεί να υποδηλώνουν την τάση τους να υποτιμούν τη σοβαρότητα των τροχαίων ατυχημάτων και την ανάγκη για πιο αυστηρές ρυθμίσεις.

Αντιθέτως, οι οδηγοί που έχουν εμπλακεί σε δύο ή τρία ατυχήματα με παθόντες παρουσιάζουν μια θετική στάση απέναντι στη μείωση του ορίου ταχύτητας. Αυτό υποδεικνύει ότι η προηγούμενη εμπειρία τους με τροχαία ατυχήματα έχει αυξήσει την ευαισθητοποίησή τους σχετικά με την Οδική Ασφάλεια και την ανάγκη για λήψη προληπτικών μέτρων. Ειδικότερα, τα άτομα που έχουν βιώσει τις αρνητικές συνέπειες

ενός ατυχήματος τείνουν να αναγνωρίζουν τη σημασία της μείωσης του ορίου ταχύτητας για την αποφυγή νέων ατυχημάτων και της ελαχιστοποίησης των συνεπειών τους. Από την άλλη πλευρά, οι οδηγοί που τα τελευταία τρία χρόνια έχουν δεχθεί από 3 έως 6 κλήσεις για παραβίαση του Κ.Ο.Κ. εμφανίζονται αρνητικοί στη μείωση του ορίου ταχύτητας σε 110 χλμ./ώρα, γεγονός που υποδηλώνει την αρνητική τους στάση απέναντι στα μέτρα Οδικής Ασφάλειας και την τάση τους σε παραβατικές οδηγικές συμπεριφορές. Οι οδηγοί που δεν έχουν δεχθεί καμία κλήση στο παρελθόν, αντίθετα, παρουσιάζουν θετική στάση απέναντι στη μείωση του ορίου ταχύτητας, υποδεικνύοντας ότι η ευαισθητοποίησή τους σε θέματα Οδικής Ασφάλειας είναι αυξημένη και ότι αναγνωρίζουν την ανάγκη για μέτρα που αποσκοπούν στη μείωση των τροχαίων ατυχημάτων.

Οι οδηγοί που ανησυχούν ελάχιστα ή καθόλου για την πιθανότητα να εμπλακούν σε ατύχημα, παρουσιάζουν θετική στάση απέναντι στη μείωση του ορίου ταχύτητας είτε σε 120 χλμ./ώρα είτε σε 110 χλμ./ώρα, αναδεικνύοντας ένα προφίλ οδηγού που, **παρά την περιορισμένη ανησυχία για τους κινδύνους, είναι ανοιχτός σε μέτρα που προάγουν την Οδική Ασφάλεια** και την πρόληψη ατυχημάτων. Αυτό δείχνει ότι ορισμένοι οδηγοί, παρά την περιορισμένη αίσθηση κινδύνου, αναγνωρίζουν τη συμβολή και τη σπουδαιότητα των μέτρων ασφαλείας και είναι πρόθυμοι να τα αποδεχτούν, προκειμένου να μειωθεί η πιθανότητα πρόκλησης ατυχημάτων και των συνεπειών τους. Αντίθετα, οι οδηγοί που θεωρούν την κυκλοφορία στην οδό ως ελάχιστα σημαντική για την επιλογή της ταχύτητάς τους είναι πιο πιθανό να έχουν αρνητική ανταπόκριση στη μείωση του ορίου ταχύτητας. Αυτοί οι οδηγοί τείνουν να δίνουν μεγαλύτερη προτεραιότητα στην προσωπική τους ταχύτητα μετακίνησης, χωρίς να λαμβάνουν υπόψη τις συνθήκες κυκλοφορίας ή άλλους παράγοντες που επηρεάζουν την ασφάλεια στις οδούς.

Η **συχνότητα οδήγησης** σε αυτοκινητόδρομο φαίνεται επίσης να επηρεάζει τη στάση των ερωτηθέντων, καθώς όσοι θεωρούν ότι η συχνότητα οδήγησης σε αυτοκινητόδρομο είναι λιγότερο σημαντική για την επιλογή της ταχύτητάς τους εμφανίζονται θετικοί στη μείωση του ορίου ταχύτητας. Αυτό δείχνει ότι οι οδηγοί που έχουν λιγότερη εμπειρία ή εξοικείωση με την οδήγηση σε υψηλές ταχύτητες είναι πιο δεκτικοί σε μέτρα βελτίωσης της Οδικής Ασφάλειας, πιθανώς επειδή δεν έχουν αναπτύξει τη συνήθεια της οδήγησης σε υψηλές ταχύτητες και είναι πιο ευαισθητοποιημένοι σε κοινωνικά ζητήματα.

Επιπλέον, οι **γυναίκες** οδηγοί τείνουν να έχουν αρνητική ανταπόκριση στη μείωση του ορίου ταχύτητας είτε σε 120 χλμ./ώρα είτε σε 110 χλμ./ώρα, γεγονός που υποδηλώνει ότι ενδέχεται να μην αντιλαμβάνονται τη μείωση του ορίου ως απαραίτητο μέτρο ή να δίνουν προτεραιότητα σε άλλους παράγοντες, όπως η άνεση και η ταχύτητα μετακίνησης. Οι **άγαμοι** ερωτηθέντες επίσης παρουσιάζουν αρνητική ανταπόκριση στη μείωση του ορίου ταχύτητας, γεγονός που υποδηλώνει ότι οι λιγότερες οικογενειακές ευθύνες ενδέχεται να επηρεάζουν τη στάση τους απέναντι σε μέτρα Οδικής Ασφάλειας, με αποτέλεσμα να δίνουν μεγαλύτερη έμφαση στην ευκολία και την ταχύτητα των μετακινήσεών τους.

Από τη στατιστική ανάλυση προκύπτουν δύο κύρια συμπεράσματα. Πρώτον, η Ελληνική κοινωνία, παρά την ανησυχία της για την πιθανότητα εμπλοκής σε ατύχημα, εμφανίζει **θετική ανταπόκριση στην εφαρμογή του μέτρου μόνο από εκείνους που έχουν βιώσει τις συνέπειες ενός οδικού ατυχήματος**, είτε ως οδηγοί είτε ως επιβάτες. Αυτό καταδεικνύει την έλλειψη νοοτροπίας και οδηγικής παιδείας, καθώς οι ερωτηθέντες

φαίνεται να υιοθετούν μια επιφανειακή προσέγγιση, χωρίς να αλλάζουν ουσιαστικά τη συμπεριφορά τους, είτε λόγω συνήθειας είτε επειδή δεν θεωρούν ότι τους αφορά άμεσα.

Δεύτερον, η αρνητική ανταπόκριση στη μείωση του ορίου ταχύτητας ενδέχεται να οφείλεται σε **διαφορετικές προτεραιότητες και ανάγκες** κάθε ομάδας (π.χ. οι γυναίκες ή οι άγαμοι ενδέχεται να δίνουν μεγαλύτερη έμφαση στην ευκολία μετακίνησης ή την ταχύτητα) καθώς και στην έλλειψη κατανόησης ή αποδοχής των πλεονεκτημάτων που σχετίζονται με τη μείωση της ταχύτητας, όπως η βελτίωση της Οδικής Ασφάλειας και των θετικών περιβαλλοντικών Επιπτώσεων. Η ανάλυση των δεδομένων μέσω του πολυωνυμικού μοντέλου επιβεβαιώνει αυτά τα συμπεράσματα, καταδεικνύοντας ότι οι ερωτηθέντες δεν είναι διατεθειμένοι να θυσιάσουν τον χρόνο διαδρομής που απαιτείται για τη μείωση του ορίου ταχύτητας σε 110 χλμ./ώρα, αλλά είναι πρόθυμοι να αποδεχθούν το όριο των 120 χλμ./ώρα.

Πίνακας Περιεχομένων

Σύνοψη 2
Summary 3

Κεφάλαιο 1: Εισαγωγή **12**

1.1 Γενική ανασκόπηση *12*

1.2 Στόχος *14*

1.3 Μεθοδολογία *15*

1.4 Δομή *16*

Κεφάλαιο 2: Βιβλιογραφική ανασκόπηση **18**

2.1 Εισαγωγή *18*

2.2 Οδική Ασφάλεια στους αυτοκινητοδρόμους *18*

2.3 Παραδείγματα αύξησης ορίου ταχύτητας σε υπεραστικό δίκτυο *19*

2.4 Παραδείγματα μείωσης ορίου ταχύτητας σε υπεραστικό δίκτυο *20*

2.5 Αξιοπιστία του ορίου ταχύτητας *21*

2.6 Κατανάλωση καυσίμου *22*

2.7 Επιπτώσεις στο περιβάλλον *23*

2.8 Ανάλυση κόστους- ωφελειών (CBA) *24*

2.9 Η χρησιμότητα της (CBA) και η σχέση της Οδικής Ασφάλειας με τον χρόνο διαδρομής *25*

2.10 Σύνοψη των αποτελεσμάτων *27*

Κεφάλαιο 3: Θεωρητικό Υπόβαθρο **32**

3.1 Εισαγωγή *32*

3.2 Βασικές έννοιες στατιστικής *32*

3.3 Μέθοδος δεδηλωμένης και αποκαλυπτόμενης προτίμησης *33*

3.4 Μέθοδοι στατιστικής ανάλυσης *33*
3.4.1 Γραμμική παλινδρόμηση 34
3.4.2 Πιθανοτική ανάλυση 34

3.5 Λογιστική παλινδρόμηση *35*

3.6 Κριτήρια αποδοχής μοντέλου *36*
3.6.1 Πρόσημα και τιμές συντελεστών 36
3.6.2 Ελαστικότητα 36
3.6.3 Στατιστική αξιολόγηση παραμέτρων 37
3.6.4 Συσχέτιση παραμέτρων 37
3.6.5 Συντελεστής προσαρμογής R^2 37
3.6.6 Μέθοδος μέγιστης πιθανοφάνειας 38
3.6.7 Κριτήρια AIC και BIC 38

3.7 Θεωρία στοχαστικής χρησιμότητα - Συνάρτηση χρησιμότητας *39*

Κεφάλαιο 4: Επεξεργασία ερωτηματολογίων **40**

4.1 Εισαγωγή *40*

4.2 Το ερωτηματολόγιο και τα σενάρια *40*
4.2.1 Σκοπός σεναρίων 41
4.2.2 Συλλογή ερωτηματολογίων 41

4.3 Επεξεργασία στοιχείων και κωδικοποίηση *41*

4.4 Συγκεντρωτικά στοιχεία *42*

Κεφάλαιο 5: Στατιστική ανάλυση αποδοχής μείωσης ορίου ταχύτητας 46

5.1 Εισαγωγή *46*

5.2 Στατιστικά πρότυπα πολυωνυμικής λογιστικής παλινδρόμησης *46*
5.2.1 Ανάπτυξη πολυωνυμικού μοντέλου 46
5.2.2 Αποτελέσματα και επιλογή βέλτιστου πολυωνυμικού μοντέλου 48

5.3 Συναρτήσεις χρησιμότητας *48*

5.4 Στατιστικό μοντέλο διωνυμικής λογιστικής παλινδρόμησης *49*
5.4.1 Ανάπτυξη του διωνυμικού μοντέλου του ερωτήματος Γ1 49
5.4.2 Αποτελέσματα της ανάπτυξης διωνυμικού μοντέλου του ερωτήματος Γ1 51
5.4.3 Διωνυμικό μοντέλο ερωτήματος Γ2 52
5.4.4 Αποτελέσματα της ανάπτυξης διωνυμικού μοντέλου του ερωτήματος Γ2 53

5.5 Ερμηνεία αποτελεσμάτων *54*
5.5.1 Πολυωνυμικό μοντέλο 54
5.5.2 Διωνυμικό μοντέλο για τη μείωση της ταχύτητας από 130 χλμ./ώρα σε 120 χλμ./ώρα 55
5.5.3 Διωνυμικό μοντέλο για τη μείωση της ταχύτητας από 130 χλμ./ώρα σε 110 χλμ./ώρα 58

Κεφάλαιο 6: Κοινωνικό-οικονομική Ανάλυση 61

6.1 Εισαγωγή στην Κοινωνικό-οικονομική Ανάλυση *61*
6.1.1 Αποδοχή σεναρίου 61

6.2 Κυκλοφοριακά μεγέθη *62*

6.3 Αντίκτυπος στην Οδική Ασφάλεια *63*

6.4 Χρόνος διαδρομής *65*

6.5 Κατανάλωση καυσίμου *66*

6.6 Περιβαλλοντικές Επιπτώσεις *67*

6.7 Κόστη *69*
6.7.1 Κόστος Επένδυσης 69
6.7.2 Λειτουργικό Κόστος 70

6.8 Αξιολόγηση οικονομικής απόδοσης *70*

6.9 Ανάλυση Ευαισθησίας *73*

Κεφάλαιο 7: Συμπεράσματα, εισηγήσεις προς την πολιτεία και προτάσεις έρευνας 74

7.1 Σύνοψη *74*

7.2 Συμπεράσματα αποδοχής του μέτρου *75*

7.3 Συμπεράσματα κοινωνικοοικονομικής ανάλυσης *77*

7.4 Εισηγήσεις προς την πολιτεία *78*

7.5 Προτάσεις έρευνας *80*

Βιβλιογραφία **81**

Παράρτημα Α **90**

Παράρτημα Β **98**

ΠΙΝΑΚΑΣ ΠΕΡΙΕΧΟΜΕΝΩΝ ΠΙΝΑΚΩΝ

ΠΊΝΑΚΑΣ 1: ΌΡΙΑ ΤΑΧΎΤΗΤΑΣ, ΠΟΣΟΣΤΌ ΜΕΡΙΔΊΟΥ ΖΉΤΗΣΗΣ ΜΕΤΑΦΟΡΏΝ, ΡΎΠΟΙ ΚΑΙ ΚΑΤΑΝΆΛΩΣΗ ΚΑΥΣΊΜΩΝ (LANGE, HENDZLIK, & SCHMIED, 2020) 22
ΠΊΝΑΚΑΣ 2: ΕΤΉΣΙΑ ΠΟΣΟΣΤΙΑΊΑ ΜΕΊΩΣΗ ΣΟΒΑΡΏΝ ΤΡΑΥΜΑΤΙΏΝ 27
ΠΊΝΑΚΑΣ 3: ΕΤΉΣΙΑ ΠΟΣΟΣΤΙΑΊΑ ΜΕΊΩΣΗ ΘΑΝΑΤΗΦΌΡΩΝ ΑΤΥΧΗΜΆΤΩΝ 28
ΠΊΝΑΚΑΣ 4 : ΕΤΉΣΙΑ ΠΟΣΟΣΤΙΑΊΑ ΜΕΊΩΣΗ ΕΛΑΦΡΆ ΤΡΑΥΜΑΤΙΏΝ 28
ΠΊΝΑΚΑΣ 5 : ΕΤΉΣΙΑ ΠΟΣΟΣΤΙΑΊΑ ΜΕΊΩΣΗ ΔΙΟΞΕΙΔΊΟΥ ΤΟΥ ΑΖΏΤΟΥ (NO_2) 29
ΠΊΝΑΚΑΣ 6 : ΕΤΉΣΙΑ ΠΟΣΟΣΤΙΑΊΑ ΜΕΊΩΣΗ ΟΞΕΙΔΊΩΝ ΤΟΥ ΑΖΏΤΟΥ (NOX) 29
ΠΊΝΑΚΑΣ 7 : ΕΤΉΣΙΑ ΠΟΣΟΣΤΙΑΊΑ ΜΕΊΩΣΗ ΣΕ ΑΙΩΡΟΎΜΕΝΑ ΣΩΜΑΤΊΔΙΑ PM_{10}, $PM_{2.5}$, PM 30
ΠΊΝΑΚΑΣ 8: ΕΤΉΣΙΑ ΠΟΣΟΣΤΙΑΊΑ ΜΕΊΩΣΗ ΣΕ ΔΙΟΞΕΊΔΙΟ ΤΟΥ ΆΝΘΡΑΚΑ (CO_2) 30
ΠΊΝΑΚΑΣ 9: ΠΟΣΟΣΤΙΑΊΑ ΑΎΞΗΣΗ ΧΡΌΝΟΥ ΔΙΑΔΡΟΜΉΣ 31
ΠΊΝΑΚΑΣ 10: ΠΟΣΟΣΤΙΑΊΑ ΚΑΤΑΝΆΛΩΣΗ ΚΑΥΣΊΜΟΥ 31
ΠΊΝΑΚΑΣ 11: ΤΙΜΈΣ ΤΟΥ T-RATIO ΑΝΆΛΟΓΑ ΜΕ ΤΟΝ ΒΑΘΜΌ ΕΜΠΙΣΤΟΣΎΝΗΣ 37
ΠΊΝΑΚΑΣ 12: MASTER TABLE 42
ΠΊΝΑΚΑΣ 13: ΣΥΣΧΈΤΙΣΗ ΜΕΤΑΒΛΗΤΏΝ 47
ΠΊΝΑΚΑΣ 14: ΠΟΛΥΩΝΥΜΙΚΌ ΜΟΝΤΈΛΟ 48
ΠΊΝΑΚΑΣ 15: ΑΠΟΤΕΛΈΣΜΑΤΑ ΤΗΣ ΑΝΆΠΤΥΞΗΣ ΔΙΩΝΥΜΙΚΟΎ ΜΟΝΤΈΛΟΥ ΤΟΥ ΕΡΩΤΉΜΑΤΟΣ Γ1 52
ΠΊΝΑΚΑΣ 16: ΑΠΟΤΕΛΈΣΜΑΤΑ ΤΗΣ ΑΝΆΠΤΥΞΗΣ ΔΙΩΝΥΜΙΚΟΎ ΜΟΝΤΈΛΟΥ ΤΟΥ ΕΡΩΤΉΜΑΤΟΣ Γ2 54
ΠΊΝΑΚΑΣ 17: ΚΌΣΤΗ-ΟΦΈΛΗ ΤΗΣ ΚΟΙΝΩΝΙΚΟΟΙΚΟΝΟΜΙΚΉΣ ΑΝΆΛΥΣΗΣ 61
ΠΊΝΑΚΑΣ 18: ΑΠΟΔΟΧΉ ΜΈΤΡΟΥ ΜΕΊΩΣΗΣ ΤΟΥ ΟΡΊΟΥ ΤΑΧΎΤΗΤΑΣ ΣΤΗΝ ΔΕΚΑΕΤΊΑ 62
ΠΊΝΑΚΑΣ 19: ΠΟΣΟΣΤΙΑΊΑ ΜΕΤΑΒΟΛΉ ΔΙΕΛΈΥΣΕΩΝ 63
ΠΊΝΑΚΑΣ 20:ΚΥΚΛΟΦΟΡΙΑΚΆ ΜΕΓΈΘΗ, ΜΈΡΟΣ ΠΡΏΤΟ 63
ΠΊΝΑΚΑΣ 21: ΚΥΚΛΟΦΟΡΙΑΚΆ ΜΕΓΈΘΗ, ΜΈΡΟΣ ΔΕΎΤΕΡΟ 63
ΠΊΝΑΚΑΣ 22: ΤΙΜΈΣ ΚΟΙΝΩΝΙΚΟΎ ΚΌΣΤΟΥΣ ΑΝΆ ΕΊΔΟΣ ΕΠΊΠΤΩΣΗΣ ΟΔΙΚΟΎ ΑΤΥΧΉΜΑΤΟΣ 64
ΠΊΝΑΚΑΣ 23: ΟΦΈΛΗ ΑΠΌ ΤΗ ΒΕΛΤΊΩΣΗ ΤΩΝ ΔΕΙΚΤΏΝ ΑΠΌΔΟΣΗΣ ΟΔΙΚΉΣ ΑΣΦΆΛΕΙΑΣ 65
ΠΊΝΑΚΑΣ 24: ΚΌΣΤΟΣ ΑΠΌ ΤΗΝ ΑΎΞΗΣΗ ΧΡΌΝΟΥ ΔΙΑΔΡΟΜΉΣ 66
ΠΊΝΑΚΑΣ 25:ΟΦΈΛΗ ΛΌΓΩ ΕΞΟΙΚΟΝΌΜΗΣΗΣ ΚΑΥΣΊΜΩΝ 67
ΠΊΝΑΚΑΣ 26: ΟΦΈΛΗ ΑΠΌ ΤΗ ΜΕΊΩΣΗ ΤΩΝ ΕΚΠΟΜΠΏΝ ΤΟΥ ΔΙΟΞΕΙΔΊΟΥ ΤΟΥ ΆΝΘΡΑΚΑ 67
ΠΊΝΑΚΑΣ 27: ΟΦΈΛΗ ΑΠΌ ΤΗ ΜΕΊΩΣΗ ΤΩΝ ΕΚΠΕΜΠΌΜΕΝΩΝ ΡΎΠΩΝ ΟΞΕΙΔΊΩΝ ΤΟΥ ΑΖΏΤΟΥ 68
ΠΊΝΑΚΑΣ 28: ΟΦΈΛΗ ΑΠΌ ΤΗ ΜΕΊΩΣΗ ΤΩΝ ΕΚΠΕΜΠΌΜΕΝΩΝ ΡΎΠΩΝ ΜΙΚΡΟΣΩΜΑΤΙΔΊΩΝ (PM) 68
ΠΊΝΑΚΑΣ 29: ΚΌΣΤΗ ΕΠΈΝΔΥΣΗΣ 70
ΠΊΝΑΚΑΣ 30: ΚΌΣΤΗ ΛΕΙΤΟΥΡΓΊΑΣ 70
ΠΊΝΑΚΑΣ 31: ΚΟΙΝΩΝΙΚΟΟΙΚΟΝΟΜΙΚΉ ΑΞΙΟΛΌΓΗΣΗ ΚΑΙ ΕΞΑΓΩΓΉ ΔΕΙΚΤΏΝ ENPV, ERR ΚΑΙ B/C RATIO 72
ΠΊΝΑΚΑΣ 32: ΑΠΟΤΕΛΈΣΜΑΤΑ ΚΟΙΝΩΝΙΚΟΟΙΚΟΝΟΜΙΚΉΣ ΑΝΆΛΥΣΗΣ 75

ΠΙΝΑΚΑΣ ΠΕΡΙΕΧΟΜΕΝΩΝ ΔΙΑΓΡΑΜΜΑΤΩΝ

ΔΙΆΓΡΑΜΜΑ 1: ΤΟΜΈΙΣ ΚΑΙ ΔΡΑΣΤΗΡΙΌΤΗΤΕΣ ΠΟΥ ΣΥΜΒΆΛΛΟΥΝ ΣΤΙΣ ΔΎΟ ΡΥΘΜΙΖΌΜΕΝΕΣ ΕΚΠΟΜΠΈΣ ΑΤΜΟΣΦΑΙΡΙΚΏΝ ΡΎΠΩΝ ΣΤΑ ΚΡΆΤΗ ΜΈΛΗ ΤΗΣ ΕΕ (EEA, 2024) 23
ΔΙΆΓΡΑΜΜΑ 2: ΣΥΣΧΈΤΙΣΗ ΤΟΥ ΟΡΊΟΥ ΤΑΧΎΤΗΤΑΣ ΜΕ ΤΑ ΑΤΥΧΉΜΑΤΑ, ΤΗ ΡΎΠΑΝΣΗ ΚΑΙ ΤΗ ΚΑΤΑΝΆΛΩΣΗ ΚΑΥΣΊΜΟΥ (BENTHEM, 2015) 26
ΔΙΆΓΡΑΜΜΑ 3: ΚΟΙΝΩΝΙΚΆ ΚΌΣΤΗ ΧΡΌΝΟΥ ΔΙΑΔΡΟΜΉΣ ΓΙΑ ΔΙΆΦΟΡΕΣ ΤΑΧΎΤΗΤΕΣ (HOSSEINLOUI ET AL, 2015). 26
ΔΙΆΓΡΑΜΜΑ 4: ΦΎΛΟ 43

ΔΙΆΓΡΑΜΜΑ 5: ΗΛΙΚΊΑ 43
ΔΙΆΓΡΑΜΜΑ 6: ΜΟΡΦΩΤΙΚΌ ΕΠΊΠΕΔΟ 43
ΔΙΆΓΡΑΜΜΑ 7: ΕΠΆΓΓΕΛΜΑ 44
ΔΙΆΓΡΑΜΜΑ 8: ΡΌΛΟΣ ΤΑΧΎΤΗΤΑΣ ΣΤΗΝ ΠΡΌΚΛΗΣΗ ΤΩΝ ΑΤΥΧΗΜΆΤΩΝ ΚΑΙ ΣΤΗ ΣΟΒΑΡΌΤΗΤΑ ΤΟΥΣ 44
ΔΙΆΓΡΑΜΜΑ 9: ΠΙΘΑΝΌΤΗΤΑ ΕΜΠΛΟΚΉΣ ΣΕ ΑΤΎΧΗΜΑ ΣΕ ΑΥΤΟΚΙΝΗΤΌΔΡΟΜΟ 45
ΔΙΆΓΡΑΜΜΑ 10: ΕΡΏΤΗΜΑ Γ1 45
ΔΙΆΓΡΑΜΜΑ 11: ΕΡΏΤΗΜΑ Γ2 45
ΔΙΆΓΡΑΜΜΑ 12: ΚΑΜΠΎΛΗ ROC ΤΟΥ Γ1 ΕΡΩΤΉΜΑΤΟΣ 52

ΕΙΚΌΝΑ 1: ΠΟΣΟΣΤΌ ΣΥΝΟΛΙΚΏΝ ΘΑΝΑΤΗΦΌΡΩΝ ΤΡΟΧΑΊΩΝ ΒΆΣΕΙ ΤΟ ΤΎΠΟ ΤΗΣ ΟΔΟΎ: ΕΛΛΆΔΑ, 2021 (NRSO, 2023) 13
ΕΙΚΌΝΑ 2: ΑΠΆΝΤΗΣΗ ΕΡΩΤΗΘΈΝΤΩΝ ΣΤΟ ΕΡΏΤΗΜΑ Γ1 ΤΟΥ ΕΡΩΤΗΜΑΤΟΛΟΓΊΟΥ 50
ΕΙΚΌΝΑ 3: ΑΠΆΝΤΗΣΗ ΕΡΩΤΗΘΈΝΤΩΝ ΣΤΟ ΕΡΏΤΗΜΑ Γ2 ΤΟΥ ΕΡΩΤΗΜΑΤΟΛΟΓΊΟΥ 52
ΕΙΚΌΝΑ 4: ΑΝΆΛΥΣΗ ΕΥΑΙΣΘΗΣΊΑΣ ΔΕΊΚΤΗ ERR - ΚΑΤΑΝΆΛΩΣΗ ΚΑΥΣΊΜΟΥ & ΤΙΜΉ ΒΕΝΖΊΝΗΣ 73
ΕΙΚΌΝΑ 5: ΑΝΆΛΥΣΗ ΕΥΑΙΣΘΗΣΊΑΣ ΔΕΊΚΤΗ ERR - ΜΕΊΩΣΗ ΕΛΑΦΡΏΝ ΤΡΑΥΜΑΤΙΣΜΏΝ & ΜΕΊΩΣΗ ΝΕΚΡΏΝ 73
ΕΙΚΌΝΑ 6: ΑΠΟΤΕΛΈΣΜΑΤΑ ΚΑΙ ΚΎΡΙΑ ΣΥΜΠΕΡΆΣΜΑΤΑ ΠΟΛΥΩΝΥΜΙΚΟΎ ΜΟΝΤΈΛΟΥ 74

Κεφάλαιο 1: Εισαγωγή

1.1 Γενική ανασκόπηση

Οι οδικές **μετακινήσεις** αποτελούν αναπόσπαστο κομμάτι της σύγχρονης κοινωνίας και οι ανάγκες του καθημερινού τρόπου ζωής οδηγούν στη συνεχή αύξηση τους. Συνέπεια της αύξησης των μετακινήσεων αποτελεί η αύξηση των οδικών ατυχημάτων (Γιαννής et al., 2015) Οι αλλαγές στον τρόπο χρήσης του οδικού δικτύου κατά τις τελευταίες δεκαετίες έχουν μεταβάλει την ποσότητα, τα είδη και τα αίτια των ατυχημάτων σε όλες τις οδούς, ιδίως σε αυτές με υψηλή κυκλοφοριακή ζήτηση, όπως οι αυτοκινητόδρομοι (Gaffney et al., 2023).

Η **Οδική Ασφάλεια** επιδιώκει τη μείωση (δυνατή εξάλειψη) του αριθμού, της συχνότητας και της διάρκειας των ατυχημάτων καθώς και της σοβαρότητας των συνεπειών τους**.** Λειτουργεί ως μια βασική ανησυχία και στόχος πολιτικής για κάθε δημόσια αρχή που είναι υπεύθυνη για τον τομέα των μεταφορών (Albalate et al., 2012). Στο πλαίσιο της προσπάθειας μείωσης των αρνητικών επιπτώσεων της ταχύτητας στην Οδική Ασφάλεια και προώθησης της ασφαλούς και βιώσιμης κινητικότητας για όλους, υπάρχει παγκόσμια τάση εφαρμογής χαμηλότερων ορίων ταχύτητας (Pauw et al., 2014) Εκτός από την Οδική Ασφάλεια, η μείωση της ταχύτητας οδήγησης μπορεί να συμβάλει σε πιο φιλική προς το περιβάλλον και οικονομική οδήγηση.

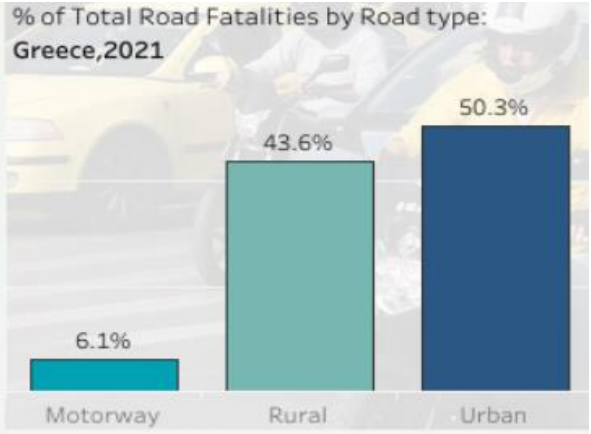
Οι **αυτοκινητόδρομοι** αποτελούν τον **ασφαλέστερο** τύπο οδού λόγω του σχεδιασμού τους (Γεωργιάδου, 2014). Συνήθως ένας αυτοκινητόδρομος είναι τρεις φορές πιο ασφαλής από άλλα οδικά δίκτυα, βάσει τον αριθμό των θανάτων από τροχαία ατυχήματα ανά μονάδα κυκλοφορίας (ITF, 2020). Μια μετα-ανάλυση σχετικών μελετών στη Νορβηγία από τους (Hoye et al., 2009)κατέληξε στο συμπέρασμα ότι τα **ποσοστά ατυχημάτων** στους αυτοκινητόδρομους στη Νορβηγία ήταν **50%** έως **81%** λιγότερα από ό,τι στους αγροτικούς δρόμους δύο λωρίδων. Μελέτες σε άλλες ευρωπαϊκές χώρες (Σουηδία, Δανία, Φινλανδία, Ηνωμένο Βασίλειο, Γερμανία, Κάτω Χώρες) και ΗΠΑ, που επίσης συγκεντρώθηκαν από τους (Hoye et al., 2009) υποδεικνύουν **70%** έως **90%** χαμηλότερο ποσοστό ατυχημάτων στους αυτοκινητόδρομους, σε σύγκριση με τους συνήθεις επαρχιακούς δρόμους και τους αστικούς δρόμους (ERSO, 2018)

Παρόλα αυτά, η ταχύτητα αποτελεί ένα σημαντικό παράγοντα που συμβάλλει στα τροχαία ατυχήματα. Ο παράγοντας της **υπερβολικής ταχύτητας** αφορούσε το **28%** του συνόλου (9.262 από τα 32.675) των θανατηφόρων ατυχημάτων που σημειώθηκαν στις ΗΠΑ το 2014 (NHTSA, 2015). Παρόμοια αποτελέσματα εντοπίζονται και σε άλλες χώρες όπως στην Ιταλία, όπου η υπερβολική ταχύτητα ήταν υπεύθυνη για το 40.8% των περιπτώσεων στην πρόκληση θανατηφόρων κα ατυχημάτων με τραυματισμό (Automobile Club Sandorio, 2018).

Ως **υπερβολική ταχύτητα** χαρακτηρίζεται τόσο η οδήγηση με ταχύτητα μεγαλύτερη από το επιτρεπόμενο όριο όσο και η οδήγηση με υπερβολική ταχύτητα για τις επικρατούσες καιρικές συνθήκες, το φως, την κίνηση και την κατάσταση του δρόμου, ακόμα και αν είναι εντός των ορίων ταχύτητας (Montella et al., 2013; NHTSA, 2012). Επιπλέον, η ταχύτητα οδήγησης επηρεάζει τον θόρυβο και τις εκπομπές καυσαερίων. Η **διαχείριση** της **ταχύτητας** αποτελεί, επομένως, μια πολύ σημαντική πτυχή του σχεδιασμού μεταφορών (Vadeby et al., 2018)

Σε διεθνές επίπεδο σύμφωνα με το Διεθνές Φόρουμ Μεταφορών, οι **θάνατοι** σε αυτοκινητοδρόμους παρέμειναν **στάσιμοι** την τελευταία δεκαετία στις περισσότερες χώρες, πιθανώς λόγω χαμηλής πολιτικής προτεραιότητας σε συνδυασμό με την αύξηση της κυκλοφορίας, ιδίως των εμπορικών οχημάτων (ITF, 2021). Σημαντικές **μειώσεις** καταγράφηκαν κατά την πρώτη δεκαετία του 2000, κυρίως στη Γαλλία και την Ιταλία, όπου η αυτόματη **επιβολή ορίων** ταχύτητας μείωσε αισθητά την υπέρβαση των ορίων ταχύτητας και τους θανάτους.

Στην Ελλάδα, από το 2013 τα θανατηφόρα ατυχήματα έχουν **μειωθεί** κατά 28% και οι σοβαροί τραυματισμοί κατά 48%. Ωστόσο ελαφροί τραυματισμοί από ατυχήματα έχουν μειωθεί μόλις κατά **10**% (NRSO, 2023). Από το 2012 έως το 2022, τα θανατηφόρα ατυχήματα μειώθηκαν κατά **35%** (ITF, 2023). Ακόμη, από το 2007 έως το 2022, τα οδικά ατυχήματα σε αυτοκινητόδρομο σημείωσαν μείωση **48.9**% (ΕΛΣΤΑΤ, 2023). Κατά το έτος 2021, το χαμηλότερο **ποσοστό θανατηφόρων** ατυχημάτων εμφανίζεται στους αυτοκινητόδρομους, παρά το σημαντικό αριθμό οχηματοχιλιομέτρων που οδηγήθηκαν. Στην εικόνα 1, διαπιστώνεται ότι το ποσοστό αυτό ανέρχεται μόλις στο **6.1%** των συνολικών θανατηφόρων τροχαίων ατυχημάτων βάσει τον τύπο της οδού στην Ελλάδα. Σύμφωνα με την βάση δεδομένων της ΕΛΣΤΑΤ, το ποσοστό αυτό ανήλθε στο **13.46%** το έτος 2022, όταν δηλαδή οι συνθήκες κυκλοφορίας επανήλθαν σε κανονικά επίπεδα λόγω του **τερματισμού** επιβολής μέτρων που επιβλήθηκαν κατά του κορωνοϊού μέχρι τις αρχές του έτους 2021 (ΕΛΣΤΑΤ, 2023).



Εικόνα 1: Ποσοστό συνολικών θανατηφόρων τροχαίων βάσει το τύπο της οδού: Ελλάδα, 2021 (NRSO, 2023)

Στο πλαίσιο του Ευρωπαϊκού έργου «Baseline», την Άνοιξη του 2022 πραγματοποιήθηκαν μετρήσεις πεδίου στην Ελλάδα για πέντε βασικούς Δείκτες Επίδοσης **(KPIs)** Οδικής Ασφαλείας, με την **ταχύτητα** να αποτελεί έναν από αυτούς. Στον αυτοκινητόδρομο, το ποσοστό των οχημάτων που κινούνταν εντός των ορίων ταχύτητας ανέρχονταν στο **76,9**%, ενώ η μέση ταχύτητα ήταν 103,3 χλμ./ώρα με τυπική απόκλιση 14,9 χλμ./ώρα. Η ταχύτητα V85, δηλαδή η ταχύτητα κάτω από την οποία κινείται το 85% των οδηγών επιβατηγών οχημάτων, ήταν 117,8 χλμ./ώρα (NRSO, 2022). Ακόμη το ποσοστό **υπερβάσεων** στους αυτοκινητοδρόμους ανέρχεται στο **7%**, το οποίο αφορά **ακατάλληλα** υψηλές ταχύτητες (Παπαδημητρίου et al., 2025).

Επιπρόσθετα, το 2021 η Ελλάδα κατείχε την 11η θέση από τα 24 κράτη μέλη της Ε.Ε που διαθέτουν δίκτυο αυτοκινητοδρόμων με το δείκτη να ανέρχεται σε **3,6** θανάτους ανά

εκατομμύριο πληθυσμού (NRSO, 2023). Η θέση αυτή κατατάσσει την Ελλάδα 4 θέσεις πάνω από το μέσο όρο της Ε.Ε ο οποίος ανέρχεται σε 4 θανάτους ανά εκατομμύριο πληθυσμού. Αξιοσημείωτο ότι την πρώτη και δεύτερη θέση στη κατάταξη, τις κατέχουν η Σουηδία και Φιλανδία αντίστοιχα όπου το **όριο ταχύτητας** σε αυτοκινητοδρόμους και στις δύο χώρες δεν ξεπερνά τα **120** χλμ./ώρα.

Σύμφωνα με την Διεθνής Ομάδα Δεδομένων και Ανάλυσης για την Ασφάλεια της Κυκλοφορίας **(IRTAD)** εθνικός **στόχος** της Ελλάδας αποτελεί το έτος 2030 να **μην υπάρχει** θάνατος σε αυτοκινητόδρομο σε ετήσια βάση (ITF, 2023). Επιπρόσθετοι στόχοι για το έτος 2030 σε επίπεδο αυτοκινητοδρόμου, αποτελεί ο παράγοντας υπερβολικής ταχύτητας να είναι μικρότερος του **5%**, η αύξηση χρήση ζώνης ασφαλείας και κράνους από τους μοτοσικλετιστές αλλά και η μείωση της χρήσης κινητού τηλεφώνου (ITF, 2023).

Αξιοσημείωτο, αποτελεί το γεγονός ότι σύμφωνα με στοιχεία της ΕΛ.ΣΤΑΤ. μόνο κατά τη περίοδο Ιανουάριο-Νοέμβριος 2024 σημειώθηκαν **10.581** ατυχήματα με **616** νεκρούς (Γιαννής Γ., 2025). Ακόμη, συνολικά την περίοδο 1991-2021 στην Ελλάδα είχαμε περισσότερους από **44.000** θανάτους από τροχαία ατυχήματα (Γιαννής Γ, 2025). Γίνεται λοιπόν κατανοητό ότι, υπάρχουν αρκετά περιθώρια βελτίωσης και ότι η πρόταση μείωσης του ορίου ταχύτητας είναι δυνατό να επιφέρει πολλαπλά **οφέλη** στο τομέα της **Οδικής Ασφάλειας** και να συμβάλει στον Εθνικό στόχο για το έτος 2030 για μηδενικούς θανάτους σε αυτοκινητοδρόμους. Από την άλλη, η θετική συμβολή στο **περιβάλλον** λόγω μειώσεων σε ρύπους και ποσοτήτων καταναλώσεως καυσίμων θα έχει ως συνέπεια την αύξηση του χρόνου διαδρομής. Ο στόχος της Ευρωπαϊκής Ένωσης **(Ε.Ε)** για τις οδικές μεταφορές έως το 2050 συνιστούν τη μείωση των εκπομπών αερίων του θερμοκηπίου κατά **90%** (European Commision, 2018).

Συνοψίζοντας, η **πρόταση** εφαρμογής της μείωσης του ορίου ταχύτητας στους Ελληνικούς αυτοκινητοδρόμους έρχεται να ενταχθεί και να **συνδράμει θετικά** προς την επίτευξη των στόχων που έχουν τεθεί από όλες τις σύγχρονες κοινωνίες, όπου όπως θα δούμε στη συνέχεια, αποτελεί έναν μαραθώνιο με δεκάδες χιλιόμετρα από δράσεις και μέτρα και τερματισμό την Οδική Ασφάλεια.

1.2 Στόχος

Η παρούσα διπλωματική εργασία έχει ως στόχο την **ανάλυση αποδοχής και τα οφέλη από τη μείωση του ορίου ταχύτητας στους Ελληνικούς αυτοκινητοδρόμους**. Πιο συγκεκριμένα, επιμέρους στόχο αποτελεί ο εντοπισμός της επιρροής του χρόνου διαδρομής, της κατανάλωσης καυσίμου και της πιθανότητας οδικού ατυχήματος με βάση την αποδοχή της μείωσης του ορίου ταχύτητας από 130 χλμ./ώρα σε 120 χλμ./ώρα ή 110 χλμ./ώρα σε αυτοκινητόδρομο.

Η **μέθοδος** δεδηλωμένης προτίμησης και εφαρμογής του **ερωτηματολογίου**, αποτελεί το εργαλείο για την επίτευξη του σκοπού της συγκεκριμένης μελέτης. Κατά συνέπεια, αναπτύχθηκαν μαθηματικά μοντέλα όπως παρουσιάζονται εκτενέστερα στο Κεφάλαιο 5, μέσω των οποίων κατέστη δυνατή η περιγραφή των επιλογών των ερωτηθέντων.

Κατόπιν, εξετάστηκε λεπτομερώς η **κοινωνικοοικονομική επίδοση** της εφαρμογής της μείωσης του ορίου ταχύτητας στους Ελληνικούς αυτοκινητοδρόμους μέσω της **ανάλυσης κόστους-ωφελειών**. Μια τέτοια ανάλυση, λαμβάνει υπόψη παράγοντες όπως την θετική

συμβολή στην Οδική Ασφάλεια, τα περιβαλλοντικά οφέλη, την μείωση της κατανάλωσης καυσίμου όπως επίσης την αύξηση του χρόνου διαδρομής αλλά και το κόστος των προσαρμογών στην υποδομή. Τελικός σκοπός της Διπλωματικής Εργασίας είναι να αποτελέσει μέρος της προσπάθειας εύρεσης πολιτικής και κοινωνικής βούλησης ώστε να υλοποιηθούν βήματα προς τη σωστή κατεύθυνση.

1.3 Μεθοδολογία

Καταρχάς, για λόγους πρακτικότητας και για την καλύτερη δυνατή εξοικείωση με το αντικείμενο της παρούσης διπλωματικής εργασίας, πραγματοποιήθηκε εκτενής **βιβλιογραφική ανασκόπηση.** Αρχικά, ερευνήθηκε η επιρροή της μείωσης του ορίου ταχύτητας όπως αυτή διατυπώνεται από τη διεθνή εμπειρία στους **τέσσερις τομείς**: (α) Την Οδική Ασφάλεια, (β) Τις επιπτώσεις στο περιβάλλον, (γ) Την κατανάλωση καυσίμου και (δ)Το χρόνο διαδρομής. Έπειτα, διερευνήθηκε η ανάλυση Κόστους-Ωφελειών ούτως ώστε να αξιολογηθεί εν τέλει η βιωσιμότητα του προτεινόμενου έργου και της κοινωνικοοικονομικής αποτελεσματικότητας του.

Για να καταστεί δυνατή η διερεύνηση αυτή στην Ελληνική επικράτεια, αναπτύχθηκε **ερωτηματολόγιο** τέτοιο ώστε, πρώτον να μπορεί να διερευνήσει την αποδοχή της «μείωσης του ορίου ταχύτητας» στους Ελληνικούς αυτοκινητοδρόμους από τους πολίτες και δεύτερον να υποστηρίξει την Ανάλυση Κόστους-Ωφελειών. Το ερωτηματολόγιο συλλέχθηκε στα πλαίσια προηγούμενης Διπλωματικής Εργασίας (Αγούρου, 2023) από το εργαστήριο Οδικής Ασφάλειας του Τομέα Μεταφορών Συγκοινωνιακής Υποδομής του Ε.Μ.Π.

Ακολούθως, μετά την ολοκλήρωση της συλλογής των ερωτηματολογίων δημιουργήθηκε μια **βάση δεδομένων** των στοιχείων τα οποία κωδικοποιήθηκαν σε ένα συγκεντρωτικό Πίνακα «Mastertable» ώστε να ακολουθήσει η στατιστική τους επεξεργασία. Με χρήση του «Google Colab», της διαδικτυακής πλατφόρμας ανοικτού κώδικα python της Google, κρίθηκε κατάλληλη η χρήση των **μοντέλων** της πολυωνυμικής και της διωνυμικής **λογιστικής παλινδρόμησης.**

Η χρήση του πρώτου μοντέλου χρησιμοποιήθηκε για το μέρος Γ (ερωτήματα Γ1 και Γ2) του ερωτηματολογίου. Είχε ως **εξαρτημένη μεταβλητή** την επιλογή μια εκ των τριών ενναλακτικών (μείωση ορίου ταχύτητας από 130 χλμ./ώρα σε 120 χλμ./ώρα, μείωση ορίου ταχύτητας από 130 χλμ./ώρα σε 110 χλμ./ώρα, καμίας αλλαγής) και **ανεξάρτητες μεταβλητές** το χρόνο διαδρομής, τη κατανάλωση καυσίμου και τη πιθανότητα οδικού ατυχήματος. Με τη χρήση του δεύτερου μοντέλου εντοπίστηκαν οι μεταβλητές που επηρεάζουν άμεσα στην αποδοχή της μείωσης του ορίου ταχύτητας από τα 130 χλμ./ώρα σε 110 χλμ./ώρα και 120 χλμ./ώρα αντίστοιχα.

Ταυτόχρονα, τα στοιχεία εφαρμογής της Ανάλυσης Κόστους-Ωφελειών με βάσει τη βιβλιογραφία, αξιοποιήθηκαν ως δεδομένα εισόδου και παραδοχών στην **κοινωνικοοικονομική ανάλυση** του Κεφαλαίου 6. Ειδικότερα, εξετάζεται λεπτομερώς ο **οικονομικός αντίκτυπος** (κόστη) και η **απόδοση** της υλοποίησης και εφαρμογής της «μείωσης του ορίου ταχύτητας» στους ελληνικούς αυτοκινητοδρόμους στους τέσσερις τομείς που έχουν διατυπωθεί με έτος αναφοράς το 2033. Η οικονομική αξιολόγηση της μεθόδου, γίνεται βάσει οικονομικών δεικτών όπως (α) Της καθαρής παρούσας αξίας (ENPV) και (β) Του δείκτη Εσωτερικής Απόδοσης (ERR).

Εν κατακλείδι, βάσει των αποτελεσμάτων των μοντέλων διερεύνησης της αποδοχής της μείωσης του ορίου ταχύτητας και της κοινωνικοοικονομικής ανάλυσης αξιολογήθηκαν και ερμηνεύτηκαν τα αποτελέσματα τους. Κατά συνέπεια, εξήχθησαν σημαντικά συμπεράσματα για το βαθμό επιρροής της εκάστοτε μεταβλητής στην επιλογή των ερωτηθέντων μεταξύ των τριών εναλλακτικών αλλά και για την παράθεση στοιχείων των «ωφελειών».

1.4 Δομή

Η δομή της παρούσας διπλωματικής Εργασίας η οποία εφαρμόστηκε είχε στο σύνολο της 7 Κεφάλαια των οποίων ακολουθεί μια συνοπτική παρουσίαση τους.

Στο **Κεφάλαιο 1** εισάγεται ο ρόλος ενός αυτοκινητοδρόμου στη σύγχρονη κοινωνία, η σχέση του με την Οδική Ασφάλεια και η αξία της στο κοινωνικό σύνολο. Ακολούθως, παραθέτοντας μερικά πρώτα στοιχεία σε σχέση με την ταχύτητα, ως έναυσμα εισάγεται η έννοια της καλής πρακτικής της μείωσης των ορίων ταχύτητας και των ωφελειών που αυτή επιφέρει. Εν συνεχεία, καθορίζεται ο στόχος και ο τελικός σκοπός της εργασίας, η μεθοδολογία που ακολουθήθηκε και η σύνοψη της δομής της.

Στο **Κεφάλαιο 2** μέσω της εκτενής βιβλιογραφικής ανασκόπησης ερευνών, εφαρμογών και στοιχείων από τη διεθνή εμπειρία δομείτε ο τρόπος σκέψης της καλής πρακτικής «μείωσης του ορίου ταχύτητας» στο επάγγελμα του Συγκοινωνιολόγου μηχανικού και την άρρηκτη της σχέση με την Οδική Ασφάλεια. Η συγκέντρωση του πλήθους αποτελεσμάτων των ερευνών παρουσιάζονται σε μορφή πινάκων, οι οποίοι θα αποτελέσουν δεδομένα εισόδου κατά την ανάλυση κόστους-ωφελειών του κεφαλαίου 6.

Στο **Κεφάλαιο 3** παρουσιάζεται το θεωρητικό υπόβαθρο και η ανάλυση της μεθοδολογίας που εφαρμόστηκε. Η μέθοδος δεδηλωμένης προτίμησης η οποία χρησιμοποιεί ερωτηματολόγια, η ανάλυση των στατιστικών μοντέλων και αυτών που επιλέχθηκαν εν τέλει όπως και οι στατιστικοί έλεγχοι που υπεβλήθησαν παραθέτουν μια ολοκληρωμένη εικόνα της μεθοδολογίας που ακολουθήθηκε.

Στο **Κεφάλαιο 4** παρουσιάζεται η δομή της βάσης δεδομένων του ερωτηματολογίου το οποίο παρατίθεται στο παράρτημα Α του τεύχους. Γίνεται μια σύντομη περιγραφή του, όπως επίσης η επεξεργασία των στοιχείων και κωδικοποίησης σε ένα συγκεντρωτικό πίνακα «Mastertable» ώστε να καθίσταται δυνατή τη χρήση τους στη διαδικτυακή εφαρμογή ανοικτού κώδικα του «Google Colab». Ακόμη, σε μορφή γραφημάτων και της αντίστοιχης ερμηνείας τους δίνεται μια εικόνα του δείγματος του ερωτηματολογίου, κάποιων εκτιμήσεων και προτιμήσεων των ερωτηθέντων σε συγκεκριμένα χρήσιμα ερωτήματα.

Στο **Κεφάλαιο 5** αναλύονται τα τρία σε σύνολο μαθηματικά μοντέλα που προέκυψαν από τη χρήση των δύο στατιστικών μεθόδων: (α) της πολυωνυμικής λογιστικής παλινδρόμησης και (β) της διωνυμικής λογιστικής παλινδρόμησης. Παρουσιάζεται και επεξηγείται ο κώδικας που αναπτύχθηκε, όπως και τα αποτελέσματα αλλά και τα συμπεράσματα που προκύπτουν.

Στο **Κεφάλαιο 6** πραγματοποιείται η κοινωνικοοικονομική ανάλυση για την εφαρμογή της μείωσης του ορίου ταχύτητας στους Ελληνικούς αυτοκινητοδρόμους. Πραγματοποιείται η εκτίμηση των οικονομικών επιπτώσεων στους τομείς της Οδικής Ασφάλειας, στον χρόνο

διαδρομής, στην κατανάλωση καυσίμου, στο περιβάλλον αλλά και το κόστος επένδυσης και λειτουργίας. Η κοινωνικοοικονομική βιωσιμότητα της πρότασης μας παρουσιάζεται από τον συγκεντρωτικό πίνακα που δημιουργείται ο οποίος εξάγει τους δείκτες οικονομικής απόδοσης: ENPV, ERR, B/C. Τέλος, πραγματοποιείται ανάλυση ευαισθησίας του οικονομικού δείκτη εσωτερικής απόδοσης (ERR), προκειμένου να διερευνηθεί η επίδραση των ανεξάρτητων μεταβλητών στην επιλογή κάθε σεναρίου.

Στο **Κεφάλαιο 7** παρουσιάζονται τα συμπεράσματα της μελέτης, συνοδευόμενα από την ερμηνεία τους και την αξιολόγηση της χρησιμότητάς τους. Παράλληλα, διατυπώνονται προτάσεις για τη βελτίωση της εφαρμογής και την περαιτέρω διερεύνηση της πρακτικής μείωσης του ορίου ταχύτητας στους ελληνικούς αυτοκινητοδρόμους.

Κεφάλαιο 2: Βιβλιογραφική ανασκόπηση

2.1 Εισαγωγή

Η βιβλιογραφική ανασκόπηση αποτελεί την αφετηρία ούτως ώστε να παρουσιαστούν οι υπάρχουσες γνώσεις, αποτελέσματα ερευνών, και απόψεις από την διεθνή εμπειρία. Παρακάτω παρουσιάζεται η επιρροή από τη μείωση του ορίου ταχύτητας στους αυτοκινητόδρομους της Ελλάδας σε τέσσερις βασικούς πυλώνες: της Οδικής Ασφάλειας, των περιβαλλοντικών επιπτώσεων, του μέσου χρόνου διαδρομής και της κατανάλωσης καυσίμου. Οι συγκεκριμένοι τομείς επηρεάζονται άμεσα από τη μείωση του ορίου ταχύτητας.

Με γνώμονα τα ανωτέρω, λήφθηκαν υπόψιν αρκετές προσεγγίσεις σε διεθνή κλίμακα και τα συμπεράσματα αυτών. Μέσω της βιβλιογραφικής ανασκόπησης, αξιοποιούνται ως παραδοχές και δεδομένα εισόδου στις αναλύσεις που πραγματοποιούνται στο πλαίσιο της παρούσας διπλωματικής εργασίας. Τέλος, γίνεται αναφορά στη μέθοδο ανάλυσης κόστους ωφελειών γνωστή ως CBA-Cost Benefit Analysis, σχετικά με τη χρήση και την αξία της στον τομέα των μεταφορών.

2.2 Οδική Ασφάλεια στους αυτοκινητοδρόμους

Οι αυτοκινητόδρομοι **σχεδιάζονται** έτσι ώστε να μεταφέρουν βαριά κυκλοφορία με μεγάλη ταχύτητα και με τον μικρότερο δυνατό αριθμό ατυχημάτων (Yannis et al., 2016). Η ασφάλεια των αυτοκινητοδρόμων ενισχύεται από μια σειρά από εθνικά και διεθνή **μέτρα** Οδικής Ασφάλειας που δεν αφορούν μόνο τους αυτοκινητοδρόμους. Οι οικονομικές κυρώσεις για την οδήγηση υπό την επήρεια αλκοόλ και τα εξελιγμένα συστήματα ασφαλείας των αυτοκινήτων και των τεχνικών τους ελέγχων, είναι μερικά από αυτά (ITF, 2020).

Αν και οι αυτοκινητόδρομοι παρουσιάζουν μειωμένα ποσοστά ατυχημάτων σε σύγκριση με διαφορετικού τύπου οδών, εξακολουθούν να συμβαίνουν ατυχήματα που λόγω της μεγάλης ταχύτητας των οχημάτων είναι πιο σοβαρά. Μια ιδιαίτερη κατηγορία πρόκλησης ατυχημάτων σε αυτοκινητόδρομο οφείλονται στην **ακατάλληλη χρήση** των λωρίδων έκτακτης ανάγκης (**ΛΕΑ**). Βάσει έρευνας που πραγματοποιήθηκε στο Ηνωμένο Βασίλειο τα συγκεκριμένα ατυχήματα είναι τρείς φορές **πιο σοβαρά** από άλλων ειδών ατυχήματα σε ένα αυτοκινητόδρομο (ERSO, 2018).

Η Οδική Ασφάλεια παραμένει μια παγκόσμια κρίση. Τα **θανατηφόρα** οδικά ατυχήματα αντιπροσωπεύουν το **97%** όλων των θανάτων των μεταφορών και είναι η κύρια αιτία θανάτου για νέους ηλικίας 5 έως 29 ετών (Global Road Safety Facility, 2023). Η **ακατάλληλη** ταχύτητα ευθύνεται για το **20** έως **30%** όλων των θανατηφόρων τροχαίων ατυχημάτων (ITF, 2018). Αποτελεί κεντρικό ζήτημα της Οδικής Ασφάλειας και έναν από τους βασικούς παράγοντες κινδύνου στην κυκλοφορία (Wegman et al., 2008). Κάθε **αύξηση** της μέσης ταχύτητας κατά 1% παράγει 4% αύξηση στην **επικινδυνότητα** θανατηφόρας σύγκρουσης και **3%** αύξηση στην επικινδυνότητα σοβαρής σύγκρουσης (Γιολδάση, 2019).

Οι ταχύτητες είναι αποτέλεσμα επιλογών των χρηστών της οδού και σε μεγάλο βαθμό επηρεάζονται από τον σχεδιασμό της οδού και τη σήμανση. Η διαχείριση ταχυτήτων είναι κεντρικό στοιχείο της στρατηγικής Οδικής Ασφάλειας σύμφωνα με το Ασφαλές Σύστημα με

στόχο τις κατάλληλες ταχύτητες (Βαρδάκη, 2022). Η υπερβολική ταχύτητα είναι το υπ' αριθμόν ένα πρόβλημα Οδικής Ασφάλειας σε πολλές χώρες του Οργανισμού Οικονομικής Συνεργασίας και Ανάπτυξης/ Ευρωπαϊκή Διάσκεψη των Υπουργών Μεταφορών (ECMT, 2006).

Παρ' όλα αυτά, το 2013 στην Ευρωπαϊκή Ένωση ο αριθμός των θανατηφόρων ατυχημάτων σημείωσε σημαντική μείωση που έφθασε το **48%** σε σχέση με το 2004 (Adminaite et al., 2015). Ακόμη, χώρες οι οποίες εφάρμοσαν συνδυασμό μέτρων συμπεριλαμβανομένης της βελτίωσης της ασφάλειας των υποδομών και της Οδικής συμπεριφοράς, συγκεκριμένα καλύτερη συμμόρφωση με τα όρια ταχύτητας ή αύξηση χρήσης ζώνης ασφαλείας, είχαν τις καλύτερες επιδόσεις (Adminaite et al., 2015). Για παράδειγμα, στη Σουηδία το Υπουργείο Μεταφορών προτείνει **111 μέτρα** εστιάζοντας πάνω σε τρείς τομείς: σωστή ταχύτητα, υπευθυνότητα στην κυκλοφορία και στην ασφαλή ποδηλασία (Lindberg, 2019).

Τα τροχαία **ατυχήματα κοστίζουν** στις περισσότερες χώρες περίπου το **3%** του ακαθάριστου εγχώριου προϊόντος τους (WHO, 2015). Αποτελούν μείζον κοινωνικό πρόβλημα στις σύγχρονες κοινωνίες, καθώς αντιπροσωπεύουν περισσότερα από 1 εκατομμύριο ατυχήματα ετησίως στην ΕΕ-28 (2900 ημερησίως), με αποτέλεσμα 1,4 εκατομμύρια τραυματισμούς και 26.000 θανάτους (70 ημερησίως) (WHO, 2015). Παγκοσμίως, από το 2000 μέχρι το 2014 ο δείκτης θανατηφόρων ατυχημάτων έχει μειωθεί κατά 11% αλλά παραμένει σταθερός από τότε (NRSO, 2021).

Πλέον, διάφορες χώρες αξιοποιώντας και προσαρμόζοντας τη προηγμένη διεθνή εμπειρία και τις καλές πρακτικές έχουν αναπτύξει Εθνική Στρατηγική Οδικής Ασφάλειας. Στην Ελλάδα το Ε.Σ.Ο.Α περιλαμβάνει σύνολο 44 δράσεων και 200 μέτρων με συγκεκριμένο προϋπολογισμό και χρονοδιάγραμμα για την αντιμετώπιση βασικών προβλημάτων Οδικής Ασφάλεια. Κυρίαρχος στόχος αποτελεί η **μείωση** των θανατηφόρων και σοβαρών τραυματισμών σε τροχαία δυστυχήματα **κατά 50%** έως το 2030 (Yannis et al., 2023). Ίδιο στόχο έχουν θέσει τόσο η Αυστραλία όσο και η Σουηδία, ενώ η Γερμανία έχει ορίσει στόχο το 40%, με το 2021 να αποτελεί έτος ορόσημο (Nikolaou et al., 2021). Τον Σεπτέμβριο του 2020, η Γενική Συνέλευση των Ηνωμένων Εθνών ενέκρινε το ψήφισμα (Global Alliance of NGOs for Road Safety, 2020) «Βελτίωση της παγκόσμιας Οδικής ασφάλειας», ανακηρύσσοντας τη δεκαετία δράσης για την Οδική Ασφάλεια 2021-2030, με φιλόδοξο στόχο την πρόληψη τουλάχιστον του 50% των θανάτων και τραυματισμών από τροχαία ατυχήματα έως το 2030 (WHO, 2021).

2.3 Παραδείγματα αύξησης ορίου ταχύτητας σε υπεραστικό δίκτυο

Ο καθορισμός του ορίου ταχύτητας στοχεύει στη ρύθμιση της μέγιστης ταχύτητας με την οποία κινούνται τα οχήματα σε δημόσιους οδούς σύμφωνα με τη συνολική στρατηγική για τη διαχείριση της ταχύτητας (Elvik, 2012). **Υψηλότερα όρια** ταχύτητας μπορούν να αποφέρουν **κοινωνικά οφέλη** μέσω του μειωμένου χρόνου ταξιδιού**,** όμως έχει ως κόστος τα επιπλέον θανατηφόρα συμβάντα και τις συνέπειες τους (Farmer, 2017). Το 2010 η αύξηση του ορίου ταχύτητας από 90 χλμ./ώρα σε 100 χλμ./ώρα του οδικού τμήματος 114 χιλιομέτρων Άγκυρας- Σιβριχισάρ στην Τουρκία, επιβεβαίωσε ακριβώς τα παραπάνω. Ενδεικτικά, ο αριθμός των ατυχημάτων ανά μέση ετήσια ημερήσια κυκλοφορία (ΕΜΗΚ) αυξήθηκε κατά 43% από 176 σε 252 ενώ ο αριθμός των τραυματιών σημείωσε αύξηση 36% (Cetin et al., 2018) . Σε έρευνα που διεξήχθη στη Σουηδία το 2008-2009 εξέτασε την επίδραση της αύξησης των ορίων ταχύτητας στα 120 χλμ./ώρα, η οποία οδήγησε σε **αύξηση** των σοβαρών τραυματισμών κατά περίπου 15 ετησίως, ενώ δεν παρατηρήθηκαν σημαντικές αλλαγές στους θανάτους (Vadeby et al., 2018).

Το 2015 πραγματοποιήθηκε η πρώτη έρευνα στην Ελλάδα ως προς την διερεύνηση της επιρροής στην Οδική Ασφάλεια της αύξησης του ορίου ταχύτητας από 120 χλμ./ώρα σε 130 χλμ./ώρα σε υπεραστικό δίκτυο (Γιαννής et al., 2015). Η αύξηση του ορίου ταχύτητας εφαρμόστηκε το 2007 και συλλέχθηκαν δεδομένα οδικών ατυχημάτων για τα τμήματα αυτοκινητοδρόμων Αθήνα-Θήβα, Αθήνα-Τρίπολη και για τα τμήματα της Εγνατίας Οδού για την περίοδο 2005-2010. Συμπερασματικά η αύξηση των ορίων ταχύτητας οδήγησε σε αύξηση του **αριθμού των νεκρών** σε αυτοκινητοδρόμους με χαμηλότερα γεωμετρικά χαρακτηριστικά και υψηλότερους κυκλοφοριακούς φόρτους, ενώ σε αυτοκινητοδρόμους με υψηλότερα γεωμετρικά χαρακτηριστικά και χαμηλότερους κυκλοφοριακούς φόρτους δεν φάνηκε να υπάρχει οποιαδήποτε επιρροή.

Επομένως, εξήχθη το συμπέρασμα ότι οποιεσδήποτε αλλαγές στα όρια ταχύτητας θα πρέπει να λαμβάνουν υπόψη τα **γεωμετρικά χαρακτηριστικά** του εκάστοτε οδικού άξονα. Σημειώνουν επίσης ότι μια ακριβέστερη εικόνα της πραγματικής κατάστασης στους αυτοκινητοδρόμους μπορεί να επέλθει λαμβάνοντας υπόψη στις στατιστικές αναλύσεις τους κυκλοφοριακούς φόρτους αλλά και τη **διερεύνηση των ταχυτήτων «πριν» και «μετά»** την αύξηση του ορίου ταχύτητας ώστε να διαπιστωθεί αν επηρεάστηκε η συμπεριφορά των οδηγών οπότε η αύξηση των νεκρών που πρόκυπτε να οφειλόταν όντως στο γεγονός αυτό.

Είναι σημαντικό κάθε αύξηση του ορίου ταχύτητας να συνοδεύεται με **εφαρμογή μέτρων** βελτίωσης της Οδικής Ασφάλειας όπως της υποδομής και των συστημάτων ελέγχου ταχύτητας αλλά και της εφαρμογής δοκιμαστικής περιόδου για την εξαγωγή ασφαλών συμπερασμάτων. Για παράδειγμα στην Ολλανδία το 1988 αυξήθηκε το όριο ταχύτητας στους αυτοκινητοδρόμους από 100 χλμ./ώρα σε 120 χλμ./ώρα όπου αρχικά διαπιστώθηκε ότι δεν είχε δυσμενή συνέπεια η αύξηση αυτή στην Οδική Ασφάλεια. Αυτό είχε ως συνέπεια μετά το πέρας της δοκιμαστικής περιόδου στην περαιτέρω αύξηση του ορίου ταχύτητας σε 130 χλμ./ώρα σε περίπου 40% των αυτοκινητοδρόμων της Ολλανδίας.

2.4 Παραδείγματα μείωσης ορίου ταχύτητας σε υπεραστικό δίκτυο

Γενικά, κάθε μείωση 1 χλμ./ώρα στην μέση ταχύτητα οδηγούν σε μια μείωση των ατυχημάτων της τάξης 2% έως 3% (Finch et al., 1994). Ο **Nilsson**, 2004 διατύπωσε ένα **μοντέλο ισχύος** κατά τη διάρκεια 1967-1972. Αξιολόγησε τα αποτελέσματα από μεγάλο αριθμό αλλαγών ορίων ταχύτητας στην Σουηδία εκτιμώντας τις αλλαγές στα θανατηφόρα ατυχήματα και στους τραυματίες ενώ κατέγραψε επίσης στις αλλαγές της μέσης ταχύτητας. Το μοντέλο ισχύος του έδειξε ότι μια μεταβολή του ορίου ταχύτητας από 110 χλμ./ώρα σε 90 χλμ./ώρα και από 130 χλμ./ώρα σε 110 χλμ./ώρα οδηγεί σε **21%** και **31%** αντίστοιχα ετήσια ποσοστιαία μεταβολή θανατηφόρων ατυχημάτων. Βάσει αυτό το μοντέλο, μια μείωση 5% στην μέση ταχύτητα οδηγεί σε μείωση 10% των ατυχημάτων και 20% των θανατηφόρων. Μια έρευνα που πραγματοποιήθηκε στο Βέλγιο σχετικά με τη μείωση ορίων ταχύτητας σε εθνικές οδούς έδειξε μικρή μείωση των ατυχημάτων και σημαντική μείωση των νεκρών και βαριά τραυματιών (Pauw et al., 2014).

Οι εμπειρικές έρευνες που διερεύνησαν την επιρροή της αλλαγής των ορίων ταχύτητας κατέληξαν στην ίδια κατεύθυνση συμπερασμάτων. Στην Μελβούρνη το 1987 όταν το όριο ταχύτητας του υπεραστικού δικτύου αυξήθηκε από 100 χλμ./ώρα σε 110 χλμ./ώρα είχε

ως αποτέλεσμα την **αύξηση** κατά 24.6% των τραυματιών (ECMT, 2006). Όταν το όριο επέστρεψε ξανά στα 100 χλμ./ώρα οδήγησε σε μείωση των ελαφρά τραυματιών κατά 19% (Sliogeris, 1992). Αντίστοιχα, οι (Finch et al., 1994) στην Ελβετία έδειξαν πως η **μείωση** του ορίου ταχύτητας από 130 χλμ./ώρα σε 120 χλμ./ώρα οδήγησε στη μείωση της μέσης ταχύτητας κατά 5 χλμ./ώρα και στη μείωση των θανατηφόρων ατυχημάτων κατά 12%.

Γενικά, η **μείωση** του ορίου ταχύτητας και η επιβολή του εκεί που δεν υπάρχει, αποτελεί μια από τις πιο αποτελεσματικές πρακτικές η οποία επιφέρει **βελτίωση** σε όλους τους **δείκτες ατυχημάτων** και ειδικά στους σοβαρά τραυματίες και των θανάτων. Για παράδειγμα μια μείωση της μέσης ταχύτητας από 120 χλμ./ώρα σε 115 χλμ./ώρα θα επιφέρει μείωση 28% των θανατηφόρων ατυχημάτων, 26% των σοβαρών τραυματιών και 16% των συνολικών τραυματιών (Elvik, 2013)

2.5 Αξιοπιστία του ορίου ταχύτητας

Ο καθορισμός του ορίου ταχύτητας στοχεύει στη ρύθμιση της μέγιστης ταχύτητας με την οποία κινούνται τα οχήματα σε δημόσιους δρόμους σύμφωνα με τη συνολική στρατηγική για τη διαχείριση της ταχύτητας (Elvik, 2012). Μελέτες που διερεύνησαν τη συμβολή των ορίων ταχύτητας κατέληξαν στο συμπέρασμα ότι οι οδηγοί δεν συμμορφώνονται αυστηρά με το όριο ταχύτητας.Αυτό σχετίζεται με την ορθότητα των ορίων ταχύτητας, το πλαίσιο της οδήγησης αλλά και τα ίδια χαρακτηριστικά του οδηγού και της κοινωνίας ευρύτερα. Η **μη συμμόρφωση** σχετίζεται συνήθως με την επιθυμία μείωσης του χρόνου ταξιδιού. Όπως προαναφέρθηκε, στην Ελλάδα οι οδηγοί παρουσιάζουν ποσοστό **τήρησης** του ορίου ταχύτητας **76.9%** σε αυτοκινητόδρομο σε αντίθεση με το αστικό περιβάλλον όπου το ποσοστό τήρησης του ορίου ταχύτητας ανέρχεται μόλις στο **55.8%** (Ministry of Infrastructure and Transportation, 2021). Η βελτίωση της αξιοπιστίας του ορίου ταχύτητας επιτυγχάνεται με την καλύτερη δυνατή αντιστοίχιση του ορίου με ορισμένα χαρακτηριστικά της διάταξης του οδικού τμήματος και του οδικού περιβάλλοντος.

Ο **Elvik et al** (2009) μελέτησε και συνέλλεξε τα αποτελέσματα από **51 έρευνες** που αφορούσαν τη σχέση μεταξύ της αλλαγής του ορίου ταχύτητας και στις αλλαγές της μέσης ταχύτητας. Όταν το όριο ταχύτητας μεταβάλλεται κατά 10 χλμ./ώρα χωρίς επιπρόσθετες ενέργειες όπως αύξηση της επιτήρησης του ορίου ταχύτητας, η μέση ταχύτητα μεταβάλλεται κατά 2.5 χλμ./ώρα (Hoye et al., 2009 ;Vadeby & Forsman, 2018)

Σε έρευνα που έγινε στην Πορτογαλία, για όριο ταχύτητας τα 120 χλμ./ώρα το 46% οδηγούσε πάνω από το όριο ταχύτητας (OECD, 2004). Συγκεκριμένα 37% των χρηστών οδηγούσε με ταχύτητες που έφταναν τα 150 χλμ./ώρα ενώ ένα 9% ξεπερνούσε τη ταχύτητα αυτή. Προκειμένου να βελτιωθεί η συμμόρφωση των οδηγών και συγκεκριμένα εκείνων που συνηθίζουν να υπερβαίνουν τα όρια ταχύτητας, **εφαρμόζονται εκπαιδευτικά μέτρα** που επικεντρώνονται σε πτυχές της αντίληψης κινδύνου και της ανοχής τους σε κίνδυνο.

Η κατανόηση της ασφαλούς ταχύτητας από τους οδηγούς μπορεί να επιτευχθεί τόσο από τους μηχανικούς οδικών έργων όσο και από την εκπαίδευση (Yao et al., 2020). Ένα παράδειγμα της πολιτείας του Ιλινόι είναι ότι παρόλο που το όριο αυξήθηκε κατά 10 mph, η μέση ταχύτητα αυξήθηκε μόνο κατά 2-3 mph. Δηλαδή η αύξηση του ορίου ταχύτητας απλά **νομιμοποίησε** την ταχύτητα που πολλοί οδηγοί ήδη επέλεγαν (Rock, 1995).

2.6 Κατανάλωση καυσίμου

Η εξοικονόμηση καυσίμου εξαρτάται σε μεγάλο βαθμό από το μοντέλο του οχήματος και τον τρόπο οδήγησης (Gossling et al., 2017). Η εισαγωγή λιγότερων ρυπογόνων αυτοκινήτων και η αύξηση της κυκλοφορίας είναι κυρίαρχοι παράγοντες για την αλλαγή της κατανάλωσης των καυσίμων και των ρύπων στους αυτοκινητοδρόμους (Tonkelaar, 1994). Οι **υψηλές ταχύτητες** προκαλούν πιο **σοβαρά ατυχήματα** και αυξάνουν την κατανάλωση καυσίμου και τους ρύπους (Lange et al., 2020; Chand et al., 2005). Ακόμη, αυξάνουν την κατανάλωση καυσίμου με μη γραμμικό τρόπο (EEA, 2020).

Η αύξηση της ταχύτητας έχει ως συνέπεια την μεγαλύτερη κατανάλωση καυσίμου που με τη σειρά του αυξάνει την **ρύπανση** του περιβάλλοντος αλλά και το χρηματικό **κόστος** (Rafee Musabbir et al., 2023). Έτσι η κατανάλωση καυσίμου μεταφράζεται ως έννοια κόστους όπου για τα αυτοκίνητα διαφέρει από αυτή των φορτηγών. Το μέσο ωριαίο κόστος εν κινήσει για το φορτηγό ήταν 42,7 ευρώ (46,1$) ενώ του αυτοκινήτου 19,7 ευρώ (21,31$) (Sinha et al., 2007)

Ακόμα η συμπεριφορά των οδηγών διαδραματίζει σημαντικότατο ρόλο στη κατανάλωση καυσίμου. Τα ευρήματα δείχνουν ότι υπάρχει σημαντική διακύμανση στη χρήση καυσίμων από οδηγό σε οδηγό μεταξύ των διαφόρων κατηγοριών αυτοκινήτων (Gossling et al.,2017). Χαρακτηριστικό παράδειγμα αυτού, αποτελεί ο Γερμανικός αυτοκινητόδρομος όπου εξαιτίας της **μη ύπαρξης** του ορίου ταχύτητας, έχει ως συνέπεια μεγάλες **καταναλώσεις καυσίμου** (Thiedig, 2018). Σύμφωνα με την (UBA, 2022) 205 δισ. οχηματοχιλιόμετρα είχαν οδηγηθεί το 2020 με τα 154 εξ αυτών (56%) να είναι σε τμήματα χωρίς όριο ταχύτητας. Η κατανάλωση καυσίμου σε σχέση με την ταχύτητα παρουσιάζεται στον Πίνακα 1.

Όρια ταχύτητας, ποσοστό μεριδίου ζήτησης μεταφορών, ρύποι και κατανάλωση καυσίμων						
Όριο ταχύτητας σε (km/h)	Μέση ταχύτητα (km/h)	Μερίδιο ζήτησης μεταφορών (%)	Εκπομπές CO_2 (gr/km)	Εκπομπ-ές CO_2 (Mt)	Ζήτηση μεταφορών (mil/km)	Κατανάλωση καυσίμου (mil/l)
≤60	60	0.4	127.7	0.1	783.1	57.9
80(εργοτάξια)	80	5.3	129.4	1.4	10819.2	800.6
80	87.4	3.3	132.5	0.9	6792.5	502.6
100	103.3	11	145.2	3.3	22727.3	1681.8
120	115.6	17.2	160.7	5.7	35469.8	2624.8
130	118.3	7.4	164.8	2.5	15169.9	1122.6
>130	124.7	55.5	175.4	20.1	114595.2	8480.1
Σύνολο		100		34	206190.4	15258.1

Πίνακας 1: Όρια ταχύτητας, ποσοστό μεριδίου ζήτησης μεταφορών, ρύποι και κατανάλωση καυσίμων (Lange, Hendzlik, & Schmied, 2020)

Μια έρευνα από την (EEA, 2011) κάνοντας χρήση τεχνικών προσομοίωσης κατέληξαν στο συμπέρασμα ότι, η μείωση του ορίου ταχύτητας από 120 χλμ./ώρα σε 110 χλμ./ώρα, θα είχε ως αποτέλεσμα **2-3% εξοικονόμηση καυσίμου.** Σε αυτό το συμπέρασμα κατέληξαν και οι (Asensio et al., 2014), οι οποίοι διερεύνησαν την μείωση του ορίου ταχύτητας από 120 χλμ./ώρα σε 110 χλμ./ώρα που είχε εφαρμοσθεί στην Ισπανία τον Μάρτιο του 2011. Από την άλλη, η αύξηση από 100 χλμ./ώρα σε 110 χλμ./ώρα του ορίου

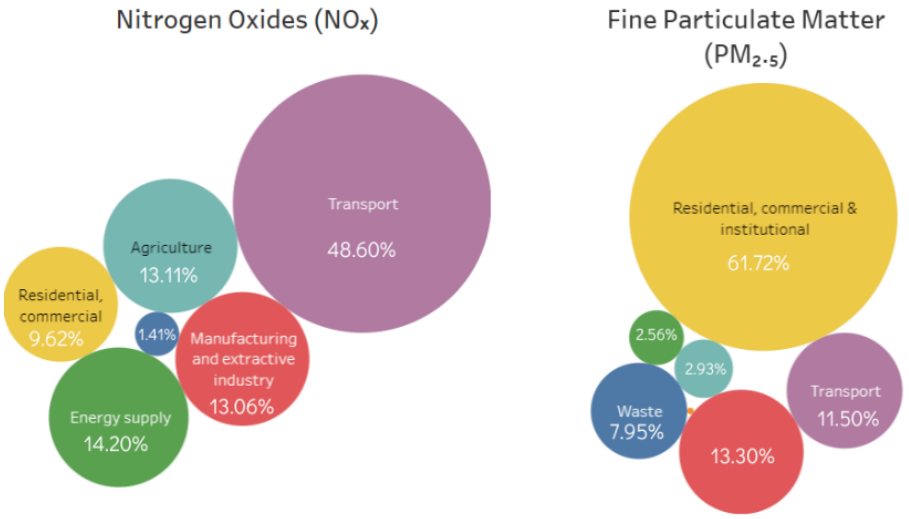
ταχύτητας στο οδικό τμήμα Άγκυρας-Σιβριχισάρ οδήγησε σε μια αύξηση 4.1% της κατανάλωσης καυσίμου (Cetin et al., 2018).

2.7 Επιπτώσεις στο περιβάλλον

Οι εκπομπές από τις οδικές μεταφορές συσχετίζονται σε μεγάλο βαθμό με τον κυκλοφοριακό φόρτο και τη μέση ταχύτητα (Ntziachristos et al., 2012).Το 2018 οι **οδικές μεταφορές** οφείλονταν για το **18%** της παραγωγής διοξείδιού του άνθρακα **(CO_2)** στην Ευρώπη (Kunkler et al., 2021) ενώ παγκόσμια το **34%** οφειλόταν από τις εκπομπές οξειδίων του αζώτου **(NO_x)** και το **13%** από αυτών από αιωρούμενα σωματίδια **$PM_{2.5}$** (Departmanet for Transport, 2021).

Στην Ευρωπαϊκή Ένωση (ΕΕ) τα επιβατικά αυτοκίνητα και τα ελαφρά επαγγελματικά οχήματα (βαν) ευθύνονται αντίστοιχα για περίπου **16%** και **3%** των συνολικών εκπομπών διοξειδίου του άνθρακα (CO_2). Έτσι, η ΕΕ έχοντας στόχο τη μείωση των εκπομπών, έχει θεσπίσει έναν κανονισμό που καθορίζει πρότυπα απόδοσης εκπομπών CO2 για τα νέα επιβατικά αυτοκίνητα και τα βαν (**Κανονισμός (ΕΕ) 2019/631**). Από το 2020, οι αυστηρότεροι στόχοι της ΕΕ για εκπομπές CO2 οδήγησαν σε μείωση κατά 27% στις μέσες εκπομπές νέων αυτοκινήτων και κατά 10% στα βαν έως το 2022, κυρίως λόγω της αύξησης των οχημάτων μηδενικών εκπομπών (13,4% στα αυτοκίνητα, 6% στα βαν το 2022. Στις 19 Απριλίου 2023, ο Κανονισμός (ΕΕ) 2019/631 τροποποιήθηκε για αυστηρότερους στόχους από το 2030 και πλήρη μείωση εκπομπών κατά 100% από το 2035, ενισχύοντας τη μετάβαση προς την κλιματική ουδετερότητα έως το 2050 (European Commision, 2023).

Σύμφωνα με τον Ευρωπαϊκό Οργανισμό Περιβάλλοντος και το Διάγραμμα 1, στην Ε.Ε κατά το έτος 2022 παρουσιάζονται γραφικά οι πηγές ρύπων σε οξείδια του αζώτου **(NO_x)** και σε αιωρούμενα σωματίδια **$PM_{2.5}$** με το μερίδιο των μεταφορών να αντιστοιχεί σε **48.60%** και σε **11.50%** αντίστοιχα. Όμοια, τα αιωρούμενα σωματίδια με διάμετρο μικρότερη από 10 μικρόμετρα (μm), **PM_{10}**, είχαν μερίδιο **9,51%** από τις εκπομπές των οδικών μεταφορών στην Ε.Ε κατά το ίδιο έτος.



Διάγραμμα 1: Τομείς και δραστηριότητες που συμβάλλουν στις δύο ρυθμιζόμενες εκπομπές ατμοσφαιρικών ρύπων στα κράτη μέλη της ΕΕ (ΕΕΑ, 2024)

Η **μείωση** ταχυτήτων είναι μια καλή και άμεση πρακτική για τη μείωση των **εκπομπών** αυτών και ταυτόχρονα οικονομική με **πολλαπλά οφέλη** τόσο στο περιβάλλον όσο και στην Οδική Ασφάλεια. Έτσι, σε διάφορες χώρες της Ευρώπης όπως η Ισπανία, Ελβετία, Ολλανδία και το Βέλγιο οι οδικές αρχές εκμεταλλεύονται τη **διαχείριση της ταχύτητας** για τη **βελτίωση** της ποιότητας του αέρα κοντά σε αυτοκινητόδρομους (Goncalves et al., 2008).Στο πλαίσιο της ελληνικής πραγματικότητας, μια τέτοια προσέγγιση είναι πιο εύκολα πραγματοποιήσιμη.

Μια έρευνα στην Γερμανία (Kunkler et al., 2021) έδειξε ότι η θέσπιση ορίου ταχύτητας στα 110 χλμ./ώρα ή στα 120 χλμ./ώρα στον Γερμανικό αυτοκινητόδρομο θα οδηγούσε σε **13.49%** και **7.43% μείωση** διοξειδίου του άνθρακα(**CO_2**). Τα εν λόγω αποτελέσματα ήταν πάρα πολύ κοντά με αυτά της Γερμανικής Περιβαλλοντικής Υπηρεσίας. Ακόμη, μια τετραετή μελέτη στους Γερμανικούς αυτοκινητοδρόμους από το 2010 έως το 2014, μια μείωση του ορίου ταχύτητας από 130 χλμ./ώρα σε 120 χλμ./ώρα και σε 110 χλμ./ώρα θα είχε ως συνέπεια μείωση του διοξειδίου του άνθρακα 2.47% και 11.89% αντίστοιχα (Lange et al., 2020). Μελέτη από το Ηνωμένο Βασίλειο διαπίστωσε ότι η μείωση των ορίων ταχύτητας κατά περίπου 16 χλμ./ώρα (από 112 χλμ./ώρα σε 97 χλμ./ώρα) οδήγησε σε μείωση των επιπέδων **$PM_{2.5}$** κατά **0.7 έως 1%**. Αντίστοιχα οι μειώσεις στο διοξείδιο του αζώτου (**NO_2**) κυμάνθηκαν από **7 έως 12%** αναδεικνύοντας τον ευρύτερο αντίκτυπο στην ποιότητα του αέρα (Lacey et al, 2023).

Αξίζει να σημειωθεί ότι, μελέτες που αξιολογούν ρητά τη σχέση μεταξύ ταχύτητας και **ποιότητας του αέρα** στη διεθνή βιβλιογραφία παρουσιάζουν δυσκολία σύγκλισης των αποτελεσμάτων τους. Σε πρόσφατη μελέτη διερεύνησης εφαρμογής της μείωσης του ορίου ταχύτητας από 80 χλμ./ώρα σε 60 χλμ./ώρα στο Όσλο δεν εντοπίζεται να βελτιώνεται η ποιότητα του αέρα. (Folgero et al., 2020).Αυτό, ενδεχομένως να οφείλεται σε **παράγοντες** όπως η πυκνότητα της κυκλοφορίας της οδού, η οδηγική συμπεριφορά, οι οδικές συνθήκες, η συμμόρφωση ή μη με το όριο ταχύτητας, οι φθορές των ελαστικών και των φρένων δηλαδή η έλλειψη υψηλής ποιότητας «πραγματικών» αξιολογήσεων (Lacey et al., 2023).

2.8 Ανάλυση κόστους- ωφελειών (CBA)

Ιστορικά, οι όροι Cost-Benefit Analysis (CBA) και Benefit-Cost Analysis (BCA) αναφέρονται στην ίδια μεθοδολογία ανάλυσης, αλλά χρησιμοποιούνται διαφορετικά ανά γεωγραφική περιοχή (Ward, 2014).

Στις ΗΠΑ, ο όρος BCA καθιερώθηκε με τον Νόμο για τον Έλεγχο των Πλημμυρών το 1936, κυρίως στον τομέα της διαχείρισης υδάτων. Στην Ευρώπη και το Ηνωμένο Βασίλειο, ο όρος CBA επικράτησε τη δεκαετία του 1950, κυρίως λόγω των μελετών υποδομών, ενώ η διεθνής βιβλιογραφία τον υιοθέτησε μέσω της δουλειάς των Ian Little και James Mirrlees τη δεκαετία του 1960 και 1970. Ο Οργανισμός Ηνωμένων Πολιτειών για Διεθνή Ανάπτυξη (USAID) και άλλοι διεθνείς οργανισμοί ακολούθησαν την ορολογία CBA, ενισχύοντας τη χρήση της στις διεθνείς αναπτυξιακές αναλύσεις, παρά τις αλλαγές στις οικονομικές προσεγγίσεις τη δεκαετία του 1980 και 1990.

Η ανάλυση κόστους ωφελειών (**CBA**) είναι μια **ποσοτική ανάλυση** που χρησιμοποιείται ευρέως για τη **λήψη αποφάσεων** σχετικά με την υλοποίηση έργων που έχουν σημαντική κοινωνική συνιστώσα (Albornoz et al., 2022). Η Ανάλυση Κόστους-Οφέλους (CBA) απαιτεί τη **διαμόρφωση και ποσοτικοποίηση δύο σεναρίων**: το πρώτο αναπαριστά

την κατάσταση του κόσμου με την υλοποίηση και εφαρμογή του έργου που βρίσκεται υπό μελέτη, ενώ το δεύτερο αναπαριστά την κατάσταση του κόσμου χωρίς την εφαρμογή του έργου. Στη συνέχεια, πραγματοποιείται σύγκριση των κόστους και των **δύο σεναρίων**, με στόχο την εκτίμηση της κοινωνικής ευημερίας και τον προσδιορισμό του ποιο σενάριο είναι πιο ευνοϊκό για την κοινωνία (Albornoz et al., 2022). Συνιστάται ως ένα ιδιαίτερα χρήσιμο εργαλείο αξιολόγησης των επενδυτικών προτάσεων και συχνά αποτελεί αναγκαίο κριτήριο αποδοχής ή απόρριψης μιας επένδυσης. Στόχος της είναι να παρέχει μια ολοκληρωμένη επισκόπηση του (εκτιμώμενου) κόστους και των ωφελειών των εναλλακτικών σχεδίων και να τα μεταφράσει όσο το δυνατόν περισσότερο σε χρηματικούς όρους για σύγκριση (Brent, 1996).

Η θεωρητική θεμελίωση της μεθόδου, δηλαδή η μέτρηση χρησιμότητας των δημόσιων έργων ξεκίνησε με το δημοσίευμα του Γάλλου Dupuit Jules το 1954. Ωστόσο, λόγω αυξανόμενων απαιτήσεων και ανησυχιών, προέκυψε η ανάγκη για μια πιο ολοκληρωμένη ανάλυση κόστους-ωφελειών που να περιλαμβάνει τις περιβαλλοντικές και κοινωνικές επιπτώσεις των δημόσιων έργων.(Morichi et al., 2005).

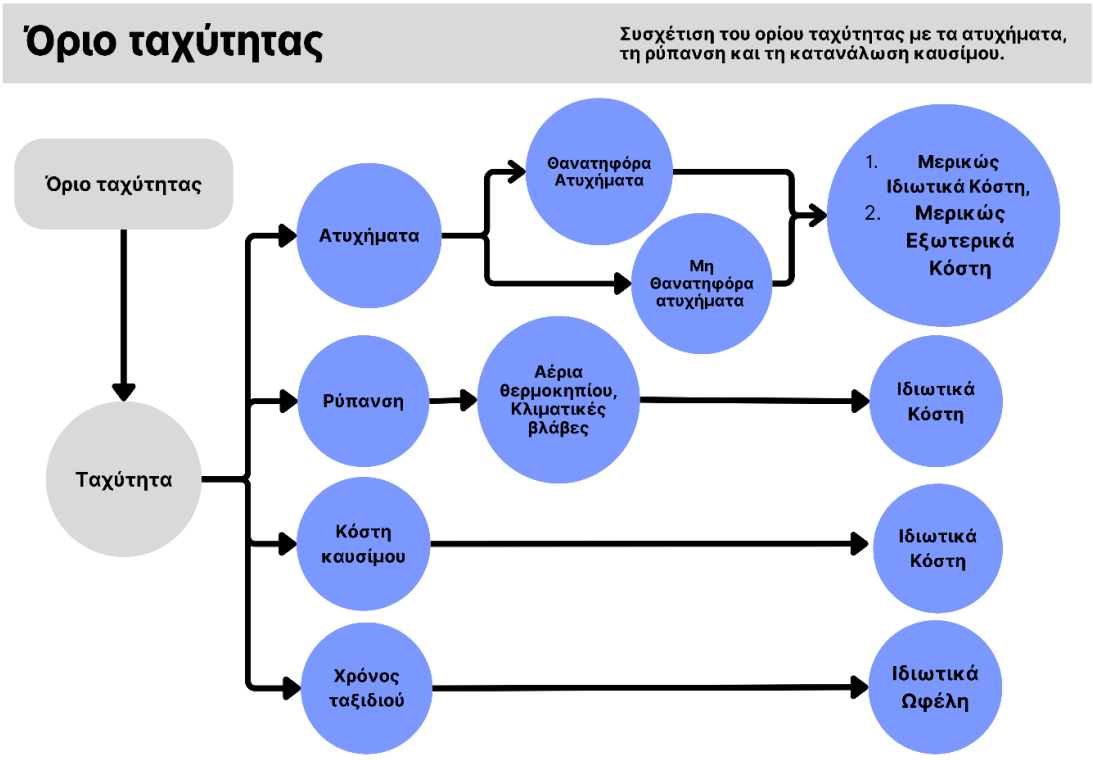
2.9 Η χρησιμότητα της (CBA) και η σχέση της Οδικής Ασφάλειας με τον χρόνο διαδρομής

Η αξιολόγηση των μεταφορών βασίζεται κατά κύριο λόγο στην ανάλυση κόστους-οφέλους (CBA) λόγω της ικανότητάς της να παρέχει **σαφή** και **συγκρίσιμα στοιχεία** για τις επιπτώσεις διαφορετικών επιλογών στην κοινωνική ευημερία. Η χρήση των αναλύσεων κόστους-ωφελειών είναι πλέον απαραίτητη και εξαιρετικά συμβουλευτική σε έρευνες που προτείνονται αυξομειώσεις ορίων ταχύτητας σε οποιοδήποτε κατηγορία οδού.

Ένας παράγοντας που είναι κρίσιμος σε τέτοιες αναλύσεις, είναι η εκτίμηση της αναμενόμενης αύξησης ή μείωσης του **χρόνου ταξιδιού** για έναν τυπικό οδηγό. Η εξοικονόμηση χρόνου ταξιδιού είναι ένα από τα σημαντικότερα οφέλη που μπορεί να προκύψουν από την κατασκευή νέων ή τη βελτίωση υφιστάμενων υποδομών μεταφορών.

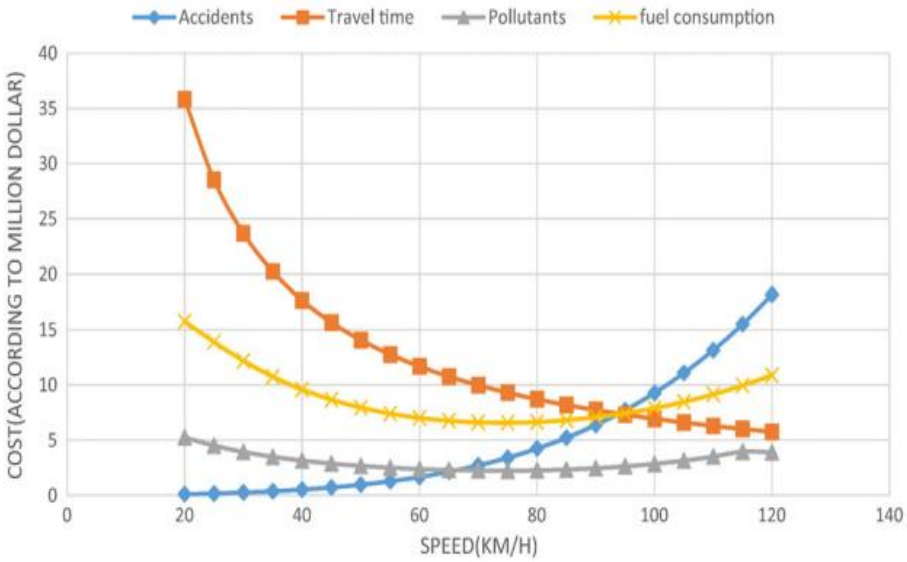
Η **αύξηση** του **ορίου** ταχύτητας πιθανόν να οδηγήσει σε υψηλότερη μέση ταχύτητα ταξιδιού. Αυτό έχει ως άμεσο **όφελος** τη μείωση του χρόνου ταξιδιού αλλά και **τρία** άμεσα **κόστη**: αύξηση ατυχημάτων, αύξηση ρύπανσης και την αύξηση κατανάλωσης καυσίμου. Το τελευταίο όμως έχει έμμεσες αρνητικές επιπτώσεις στην υγεία και στη κλιματική αλλαγή. Τα οφέλη εξοικονόμησης χρόνου ταξιδιού είναι ιδιωτικά, ενώ οι επιπτώσεις τους είναι κοινές (Benthem, 2015).

Στο Διάγραμμα 2, απεικονίζεται η σύνδεση των παραπάνω σε μελέτη που έγινε από τον (Benthem, 2015) ο οποίος μελέτησε τις αυξήσεις των ορίων των ταχυτήτων που έγιναν στις δυτικές πολιτείες των ΗΠΑ μεταξύ του 1987 και του 1996. Είχε θέσει **3** απλά **ερωτήματα**: Πρώτον, τα κοινωνικά οφέλη υπερβαίνουν το κοινωνικό κόστος από την αύξηση των ορίων ταχύτητας; Δεύτερον, τα ιδιωτικά οφέλη υπερβαίνουν το ιδιωτικό κόστος; Τρίτον, ποιο είναι το βέλτιστο όριο ταχύτητας**;** Αυτού ακριβώς του είδους τα ερωτήματα «απαντάει» μια ανάλυση-κόστους ωφελειών.



Διάγραμμα 2: Συσχέτιση του ορίου ταχύτητας με τα ατυχήματα, τη ρύπανση και τη κατανάλωση καυσίμου (Benthem, 2015)

Αρκετές μελέτες κατέληξαν στο συμπέρασμα ότι η **επιρροή** της μείωσης του ορίου ταχύτητας στον **χρόνο διαδρομής** παραμένει υπό **αμφισβήτηση** (Shefe et al., 1997). Έχει εκτιμηθεί πως το κοινωνικό κόστος του χρόνου ταξιδιού για διάφορες ταχύτητας και η μέση τιμή του χαμένου χρόνου ανά ώρα είναι ίση με 0,2292 ευρώ(0,2546 $) (Hosseinloui et al., 2015). Ακόμη στο Διάγραμμα 3 έδειξαν ότι σε χαμηλές ταχύτητες, το κόστος του χρόνου διαδρομής είναι μεγαλύτερο, ενώ μεγαλύτερες ταχύτητες έχουν μέγιστο κόστος ατυχημάτων.



Διάγραμμα 3: Κοινωνικά κόστη χρόνου διαδρομής για διάφορες ταχύτητες (Hosseinloui et al, 2015)

Σε μελέτη στο Ιράν, η αύξηση του ορίου ταχύτητας από 90 χλμ./ώρα σε 120 χλμ./ώρα οδήγησε σε μείωση του χρόνου διαδρομής κατά 6.41 δευτερόλεπτα ανά χιλιόμετρο (Hosseinloui et al., 2015). Ένα άλλο παράδειγμα που αφορά τη μείωση του ορίου ταχύτητας από 105 χλμ./ώρα σε 89 χλμ./ώρα από τους (Tarko et al., 2019) είχε ως αποτέλεσμα 4.7% ετήσια ποσοστιαία αύξηση στο χρόνο διαδρομής.

Η ανάλυση κόστους ωφελειών στην Οδική Ασφάλεια απαιτεί την **χρηματική αποτίμηση** της ανθρώπινης ζωής, την οποία πολλοί άνθρωποι θεωρούν ως ηθικά αβέβαιη (Bax et al., 2009). Ο Rune Elvik εξέτασε τον τρόπο με τον οποίο ο καθορισμός των **προτεραιοτήτων** σύμφωνα με την ανάλυση κόστους-ωφελειών θα επηρέαζε την Οδική Ασφάλεια στην Σουηδία και στη Νορβηγία (Elvik, 2003).Κατέληξε στο συμπέρασμα ότι θα μπορούσαν να αποτραπούν 50 με 60% των θανατηφόρων ατυχημάτων και στις δύο χώρες με εφαρμογή πολιτικών Οδικής Ασφάλειας (Daniels et al., 2019). Ταυτόχρονα, πρόσφατη μελέτη έδειξε ότι η αύξηση του ορίου ταχύτητας σε αυτοκινητοδρόμους κατά 16 χλμ./ώρα οδήγησε σε αύξηση 9% των θανατηφόρων ατυχημάτων σε αυτοκινητοδρόμους όπως και σε αύξηση της μέσης ταχύτητας από 4.8 χλμ./ώρα έως 6.4 χλμ./ώρα (Benthem, 2015). Θα είχε ως συνέπεια 9 έως 15% περισσότερα ατυχήματα και θα οδηγούσε σε αυξημένες εκπομπές ρύπων 14 έως 24% μονοξείδιο του άνθρακα, 8 έως 15% οξείδια του αζώτου.

2.10 Σύνοψη των αποτελεσμάτων

Λαμβάνοντας υπόψιν τα όσα προαναφέρθηκαν, συγκεντρώθηκαν και προστέθηκαν (για λόγους πληρότητας) περισσότερα παραδείγματα από την διεθνή βιβλιογραφία. Οι τέσσερις πίνακες αφορούν τους πρωταρχικούς πυλώνες που θέσαμε προς διερεύνηση, δηλαδή αυτούς της: Οδικής Ασφάλειας, των περιβαλλοντικών επιπτώσεων, του μέσου χρόνου διαδρομής και της κατανάλωσης καυσίμου.

Α. Οδική Ασφάλεια

α/α	Μεταβολή Ορίου ταχύτητας (χλμ./ώρα)	Ετήσια % μείωση σοβαρά τραυματιών	Χώρα	Αναφορά
1	120-115	16.0%	Δανία	Elvik, 2009
2	121-105	44.0%	Μεξικό	Davis,1998
3	110-90	28.0%	Σουηδία	Nilsson 1980
min	16.0%			
max	44.0%			
mean	29.3%			

Πίνακας 2: Ετήσια ποσοστιαία μείωση σοβαρών τραυματιών

Η μείωση του ορίου ταχύτητας συνδέεται με **σημαντική** μείωση των σοβαρών τραυματισμών, με μέσο όρο μείωσης 29,3%, επιβεβαιώνοντας τα **οφέλη** της για την **Οδική Ασφάλεια**.

α/α	Μεταβολή Ορίου ταχύτητας (χλμ./ώρα)		Ετήσια % μείωση θανατηφόρων ατυχημάτων	Χώρα	Αναφορά
1	130-120	12.0%	Ελβετία	Finch et al, 1994	
2	120-115	28.0%	Δανία	ITF, 2018a , Elvik R 2009,2013	
3	125-115	42.3%	Δανία	Elvik, 2013	
4	130-110	31.0%	Σουηδία	Nilsson, 1990	
5	110-100	27.3%		Mackenzie et al, 2015	
6	120-90	30.0%	Ολλανδία	Coesel and Rietveld, 1998	
7	110-90	36.0%	Σουηδία	Nilsson's Power Model 1977,1981	
8		43.0%	Τουρκία	Cetin, Yilmaz, & Erkan, 2018	
9	115-105	12.9%	Δανία	Elvik, 2013	
10	100-80	14.0%	Η.Β	Peltola, 1991	
11	μείωση κατά 8	8.0%	ΗΠΑ	Farmer ,2019	
12	121-105	50.0%	Μεξικό	Davis, 1998	
13	121-105	111.0%	Μοντάνα, ΗΠΑ	Dornsife, 2001	
14	μείωση κατά 16	9.0%	ΗΠΑ	Arthur van Benthem, 2015	
min		8.0%			
max		111.0%			
mean		32.5%			

Πίνακας 3: Ετήσια ποσοστιαία μείωση θανατηφόρων ατυχημάτων

Η μείωση του ορίου ταχύτητας οδηγεί σε σημαντική μείωση των θανατηφόρων ατυχημάτων, με μέση μείωση 32,5%. Οι επιπτώσεις διαφέρουν ανάλογα με το εύρος της μείωσης και τα τοπικά χαρακτηριστικά, με τις μεγαλύτερες μειώσεις να αποφέρουν τα υψηλότερα οφέλη. Τα αποτελέσματα επιβεβαιώνουν τη σημασία της ταχύτητας ως καθοριστικού παράγοντα στην Οδική Ασφάλεια.

α/α	Μεταβολή Ορίου ταχύτητας (χλμ./ώρα)	Ετήσια % μείωση ελαφρά τραυματιών	Χώρα	Αναφορά
1	130-110	30.0%	Σουηδία	Finch et al 1994, Nilsson,1982
2		17.5%	Σουηδία	Andersson, B. M. & G. Nilsson 1974
3	121-105	29.3%	Μεξικό	Davis,1998
4	110-100	25.0%	Αυστραλία	Sliogeris,1992
5	110-90	36.0%	Τουρκία	Cetin, Yilmaz, & Erkan, 2018
6	110-90	20.0%	Σουηδία	Nilsson,1990
7	100-80	14.0%	Η.Β	Peltola,1991
min	14.0%			
max	36.0%			
mean	24.5%			

Πίνακας 4 : Ετήσια ποσοστιαία μείωση ελαφρά τραυματιών

Η μείωση του ορίου ταχύτητας συμβάλλει σημαντικά στη μείωση των ελαφρών τραυματισμών, με μέση μείωση 24,5%. Οι επιπτώσεις διαφέρουν ανάλογα με το εύρος της μείωσης, με τις μεγαλύτερες μειώσεις ταχύτητας να επιφέρουν υψηλότερα οφέλη. Τα αποτελέσματα ενισχύουν τη σημασία της μείωσης ταχύτητας στη βελτίωση της Οδικής Ασφάλειας.

Β. Περιβαλλοντικές επιπτώσεις

α/α	Μεταβολή Ορίου ταχύτητας (χλμ./ώρα)	Ετήσια % μείωση NO_2	Χώρα	Αναφορά
1	113-97	9.4%	ΗΒ	Lacey, S et al, 2023
2	130-110	41.3%	Γερμανία	Johannes Thiedig, 2018
3	μείωση κατά 16	10.5%	ΗΠΑ, ΗΒ	Arthur van Benthem, 2015, Lacey, S. et al, 2023
4	120,100-80	1.6%	Ισπανία	Bell and Rosell, 2013 &Concalves et al, 2008
5	100 -90	11.0%	Γαλλία	Cohen S. et al, 2014
min		1.6%		
max		41.3%		
mean		14.8%		

Πίνακας 5 : Ετήσια ποσοστιαία μείωση διοξειδίου του αζώτου (NO_2)

Η μείωση του ορίου ταχύτητας συμβάλλει στη μείωση των εκπομπών διοξειδίου του αζώτου **NO_2**, με **μέση** μείωση **14,8**%. Οι μεγαλύτερες μειώσεις ταχύτητας οδηγούν σε σημαντικότερα περιβαλλοντικά οφέλη, με τη μέγιστη καταγεγραμμένη μείωση να φτάνει το 41,3%. Τα αποτελέσματα υπογραμμίζουν τη **θετική επίδραση** της μείωσης ταχύτητας στην ατμοσφαιρική **ρύπανση**.

α/α	Μεταβολή Ορίου ταχύτητας (χλμ./ώρα)	Ετήσια % μείωση Nox	Χώρα	Αναφορά
1	130-120	29	Γερμανία	Thiedig, 2018, HBEFA, UBA
2	130-120	70	Γερμανία	Johannes Thiedig 2018
3	130-110	27	Γερμανία	JohannesThiedig 2018
4	120-100-80	10.98	Ισπανία	Baldasano et al, 2010
5		25	Ελβετία	INFRAS 2004
6	120-80	4		Keller, et al., 2008
7	100-80	17.5		
8	100-90	2.3	Γαλλία	Zoi Christoforou et al 2014
9	120-100	18	Ελβετία	INFRAS 2004
min		2.3%		
max		70%		
mean		22.6%		

Πίνακας 6 : Ετήσια ποσοστιαία μείωση Οξειδίων του αζώτου (NOx)

Η μείωση του ορίου ταχύτητας συνδέεται με σημαντική μείωση των εκπομπών NOx, με **μέση** μείωση **22,6**%. Οι επιπτώσεις ποικίλλουν ανάλογα με το εύρος της μείωσης, με τη μεγαλύτερη καταγεγραμμένη μείωση να φτάνει το 70%. Τα αποτελέσματα επιβεβαιώνουν τον **θετικό ρόλο** της μείωσης ταχύτητας στη βελτίωση της **ατμοσφαιρικής ποιότητας**.

α/α	Μεταβολή Ορίου ταχύτητας (χλμ./ώρα)	Ετήσια % μείωση σε			Χώρα	Αναφορά
		PM_{10}	$PM_{2.5}$	PM		
1	130-120	31.5%		91.0%	Γερμανία	Johannes Thiedig, 2018
2	130-110		60.0%	23.0%	Γερμανία	Johannes Thiedig, 2018
3	μείωση κατά 16		0.9%		ΗΠΑ, ΗΒ	Lacey, S. et al, 2023
4	120-100			24.0%	Ελβετία	Keller J. et al, 2008
5	113-97		0.9%		ΗΒ	Lacey, S. et al, 2023
6	120-80			37.0%	Ελβετία	Keller J. et al, 2008
7	100,120-80	9.8%			Ολλανδία, Ισπανία	Dijkema et al, 2008, Baldasano et al, 2010, Keller J. et al, 2008, Bel and Rosell 2013
min		9.8%	0.9%	23.0%		
max		31.5%	60.0%	91.0%		
mean		20.6%	20.6%	43.8%		

Πίνακας 7 : Ετήσια ποσοστιαία μείωση σε αιωρούμενα σωματίδια PM_{10}, $PM_{2.5}$, PM

Η μείωση του ορίου ταχύτητας οδηγεί σε σημαντική μείωση των αιωρούμενων σωματιδίων (PM_{10} και $PM_{2.5}$), με μέση μείωση 20,6% για τα PM_{10} και τα $PM_{2.5}$ και 43,8% συνολικά για τα PM. Οι μεγαλύτερες μειώσεις καταγράφηκαν στη Γερμανία, με την αποδοχή αυτής της στρατηγικής να επιβεβαιώνει τα οφέλη της για την ποιότητα του αέρα και τη δημόσια υγεία.

α/α	Μεταβολή Ορίου ταχύτητας (χλμ./ώρα)	Ετήσια % μείωση CO_2	Χώρα	Αναφορά
1	130-120	5.9%	Γερμανία	Lange M. et al, 2020 & Thiedig, 2018
2	130-110	16.1%	Γερμανία	Lange M. et al, 2020 & Thiedig, 2018
3	χωρίς όριο-130	3.7%	Γερμανία	Kunkler et al, 2021
4	χωρίς όριο-120	7.0%	Γερμανία	
5	χωρίς όριο-110	13.5%	Γερμανία	
6	χωρίς όριο-100	16.4%	Γερμανία	
7	μείωση κατά 16	19.0%	ΗΠΑ	Arthur van Benthem, 2015
8	120-100	9.0%	Ελβετία	J Keller et al, 2008
9	100-90	5.4%	Γαλλία	Cohen S. et al, 2014
10	120-80	14.0%	Ελβετία	J Keller et al, 2008
min		3.7%		
max		19.0%		
mean		11.0%		

Πίνακας 8: Ετήσια ποσοστιαία μείωση σε διοξείδιο του άνθρακα (CO_2)

Η μείωση του ορίου ταχύτητας συνεισφέρει σε μείωση των εκπομπών διοξείδιου του άνθρακα CO_2, με **μέση** μείωση **11,0**%. Οι μεγαλύτερες μειώσεις καταγράφηκαν στη Γερμανία, με την υψηλότερη να φτάνει το 19,0%. Τα αποτελέσματα επιβεβαιώνουν την **αποτελεσματικότητα** της στρατηγικής μείωσης ταχύτητας στην αντιμετώπιση της κλιματικής αλλαγής μέσω της μείωσης των εκπομπών CO_2.

Γ. Μέσος χρόνος διαδρομής

α/α	Μεταβολή Ορίου ταχύτητας (χλμ./ώρα)	% αύξηση χρόνου διαδρομής	Χώρα	Αναφορά
1	130-110	18%	Ε.Ε	Thomas Wagner, 2022
2		14.91%	Ε.Ε	GEA, Kunkler et al
3	120-110	18%	Η.Π.Α	Arthur van Benthem, 2015
4	120-90	6.41 sec/km	Ιράν	Hosseinloui, Kheyrabadi, & Zolfaghari, 2015
5	Διαφόρων ταχυτήτων	0.2419 eu/h		
min		14.91%		
max		18%		
mean		17%		

Πίνακας 9: Ποσοστιαία αύξηση χρόνου διαδρομής

Η μείωση του ορίου ταχύτητας οδηγεί σε **αύξηση** του χρόνου διαδρομής, με **μέση** αύξηση **17**%. Οι μεγαλύτερες αυξήσεις καταγράφηκαν στην Ε.Ε. και τις Η.Π.Α. (18%), επισημαίνοντας τον αντίκτυπο στη διάρκεια των ταξιδιών όταν μειώνεται η ταχύτητα στους αυτοκινητόδρομους.

Δ. Μείωση κατανάλωσης καυσίμου

α/α	Μεταβολή Ορίου ταχύτητας (χλμ./ώρα)	% μείωση κατανάλωσης καυσίμου	Χώρα	Αναφορά
1	130-110	16.0%	Ε.Ε	Thomas Wagner, 2022
2	120-110	2.5%	Ισπανία	Castillo et al, 2011
3		15.0%		Global Alliance of NGOs for Road Safety, 2023
4	110-100	10.0%	Νέα Ζηλανδία	Archer et al., 2008
5	110-90	23.0%		OECD, 2006
6		4.1%	Τουρκία	R Cetin, HH Yilmaz, V Erkan, 2018
min		2.5%		
max		23.0%		
mean		11.8%		

Πίνακας 10: Ποσοστιαία κατανάλωση καυσίμου

Η μείωση του ορίου ταχύτητας έχει **θετική** επίδραση στην κατανάλωση καυσίμου, με **μέση** μείωση **11,8**%. Οι μεγαλύτερες μειώσεις ανήλθαν σε ποσοστά μείωσης έως **23**%. Αυτό υπογραμμίζει τα **περιβαλλοντικά** και **οικονομικά οφέλη** από τη μείωση των ορίων ταχύτητας.

Κεφάλαιο 3: Θεωρητικό Υπόβαθρο

3.1 Εισαγωγή

Στο κεφάλαιο αυτό παρουσιάζεται λεπτομερώς το θεωρητικό υπόβαθρο στο οποίο στηρίχθηκε η παρούσα διπλωματική εργασία. Πιο συγκεκριμένα, παρουσιάζονται στατιστικές έννοιες, καθώς επίσης και οι μέθοδοι ανάλυσης που αξιοποιήθηκαν για την επεξεργασία των δεδομένων ήτοι της **πολυωνυμικής λογιστικής παλινδρόμησης** (multinomial logistic regression) και της **διωνυμικής λογιστικής παλινδρόμησης** (binary logistic regression). Τέλος, πραγματοποιείται ανάλυση της μεθόδου που χρησιμοποιήθηκε για τη συλλογή δεδομένων και των κριτηρίων αποδοχής των δύο παραπάνω στατιστικών αναλύσεων.

3.2 Βασικές έννοιες στατιστικής

Τα δεδομένα μιας στατιστικής έρευνας αποτελούνται συνήθως από ένα μεγάλο πλήθος στοιχείων που αφορούν τον πληθυσμό που μας ενδιαφέρει. Τα στοιχεία αυτά οργανώνονται αρχικά σε μορφή πινάκων με τέτοιο τρόπο ώστε να μπορεί κανείς με μια απλή ανάγνωση να σχηματίσει μια ιδέα για το δείγμα (ή τον πληθυσμό) (Δαμιανού et al., 2003).

Μεταβλητές (variables), είναι τα χαρακτηριστικά που μελετούμε σε ένα δείγμα ή σε ένα πλήθος, οι οποίες δύνανται να χωριστούν σε διάφορες κατηγορίες ανάλογα με τη φύση τους. Οι τελευταίες, διακρίνονται σε δύο κατηγορίες: (α) τις **ποσοτικές** μεταβλητές (quantitative variables) εάν παίρνουν μόνο αριθμητικές τιμές και (β) **τις ποιοτικές ή κατηγορικές** μεταβλητές (qualitative/categorical variables), οι οποίες χαρακτηρίζονται από το γεγονός ότι οι τιμές τους μπορούν απλώς να ταξινομηθούν σε κατηγορίες και δεν εκφράζουν απαραίτητα κάτι το μετρήσιμο (Δαμιανού et al, 2003). Μια μεταβλητή θεωρείται **συνεχής** (continuous) εάν μπορεί να πάρει, θεωρητικά τουλάχιστον, κάθε τιμή σε ένα διάστημα, διαφορετικά θεωρείται **διακριτή** (discrete).

Η αξιολόγηση της αξιοπιστίας των αποτελεσμάτων της ανάλυσης αποτελεί αναπόσπαστο κομμάτι για την εγκυρότητα των συμπερασμάτων που προκύπτουν. Συνέπεια αυτού, χρησιμοποιήθηκαν δύο αντιστρόφως ανάλογα στατιστικά **μέτρα αξιοπιστίας**: το επίπεδο εμπιστοσύνης και το επίπεδο σημαντικότητας. Το **επίπεδο εμπιστοσύνης**, υποδηλώνει το ποσοστό της πιθανότητας να είναι αληθής η εκτίμηση σε ένα καθορισμένο διάστημα εμπιστοσύνης. Συνήθως χρησιμοποιούμε τα επίπεδα εμπιστοσύνης 90%, 95% και 99% με το 95% να είναι το πιο σύνηθες. Ένα επίπεδο εμπιστοσύνης του 95%, σημαίνει ότι υπάρχουν 95% πιθανότητες η εκτίμηση που προέκυψε από την ανάλυση του δείγματος να είναι αξιόπιστη. Αντίθετα, το **επίπεδο σημαντικότητας** υποδηλώνει το ποσοστό της πιθανότητας να είναι εσφαλμένη η εκτίμηση οπότε παραδείγματος χάριν, ένα επίπεδο σημαντικότητας 5% υποδηλώνει ότι η εκτίμηση μακροπρόθεσμα θα είναι λανθασμένη 5% των φορών.

Ο **συντελεστής ή δείκτης συσχέτισης** (correlation coefficient) ορίζεται ως το στατιστικό κριτήριο με το οποίο υπολογίζεται ο βαθμός συσχέτισης μεταξύ δύο μεταβλητών. Η τιμή ενός συντελεστή συσχέτισης υποδηλώνει την κατεύθυνση (το είδος) και την ισχύ (το μέγεθος) της συνάφειας μεταξύ δύο μεταβλητών και κυμαίνεται μεταξύ -1 και +1. Θετικό

πρόσημο δείχνει θετική συσχέτιση ενώ το αρνητικό πρόσημο αρνητική συσχέτιση. Όσο πιο υψηλή ή χαμηλή είναι η τιμή του συντελεστή, τόσο πιο ισχυρή είναι η συνάφεια μεταξύ των δύο μεταβλητών. Επομένως, δύο μεταβλητές για να μην εμφανίζουν συσχέτιση μεταξύ τους θα πρέπει ο συντελεστής αυτός να είναι **μικρότερος** του 0,5 κατ' απόλυτη τιμή. Έτσι, στο μοντέλο λογιστικής παλινδρόμησης που εφαρμόζεται ο έλεγχος αυτός εξασφαλίζει την ακριβέστερη δυνατή εύρεση της επιρροής που ασκούν οι ανεξάρτητες τυχαίες μεταβλητές.

3.3 Μέθοδος δεδηλωμένης και αποκαλυπτόμενης προτίμησης

Ιστορικά, υπήρξαν δύο μέθοδοι συλλογής δεδομένων: η μέθοδος Αποκαλυπτόμενης Προτίμησης και η μέθοδος Δεδηλωμένης Προτίμησης.

Η **μέθοδος δεδηλωμένης προτίμησης** έχει αποδειχθεί ιδιαίτερα χρήσιμη για την ανάγκη απαντήσεων σε ποικίλα ερωτήματα έρευνας σχετικά με τις μεταφορές, συμπεριλαμβανομένης της εκτίμησης της ελαστικότητας της ζήτησης για διάφορα χαρακτηριστικά συγκοινωνιακής εξυπηρέτησης, συμπεριλαμβανομένου του ναύλου, της συχνότητας και του χρόνου ταξιδιού (Fowkes et al. 1988).

Ένα από τα σημαντικότερα **πλεονεκτήματα** της μεθόδου δεδηλωμένης προτιμήσεως, αποτελεί το γεγονός ότι παρέχει στους ερευνητές τη δυνατότητα να συλλέξουν περισσότερες από μία απαντήσεις ανά ερωτώμενο και τη δυνατότητα να επεκτείνουν το εύρος των επιπέδων χαρακτηριστικών. Η **χρησιμότητα** της μεθόδου στη παρούσα διπλωματική εργασία έγκειται στο γεγονός ότι μπορεί να υπολογίσει νέα χαρακτηριστικά στις υπάρχουσες υπηρεσίες. Οι τεχνικές δεδηλωμένων προτιμήσεων είναι πιο ευέλικτες από τις μεθόδους αποκαλυπτόμενων προτιμήσεων, επειδή στον ερωτηθέντα μπορούν να παρουσιαστούν υποθετικά ερωτήματα (σενάρια) (Fowkes et al., 1988).

Η **μέθοδος αποκαλυπτόμενης προτίμησης** αποτελεί το πλέον **καταλληλότερο** εργαλείο για τον σχεδιασμό υπηρεσιών κοινής ωφέλειας και την ανάπτυξη μοντέλων ζήτησης για μετακινήσεις. Ωστόσο, η μέθοδος πέρα του διαφορετικού σκοπού που εξυπηρετεί σε σχέση με αυτό της παρούσας διπλωματικής εργασίας, παρουσιάζει κάποια μειονεκτήματα τα οποία οδηγούν στην απόρριψη της. Τα **μειονεκτήματα** αυτά διατυπώνονται ως εξής: (α) Υπάρχει συχνά ισχυρή συσχέτιση μεταξύ των επεξηγηματικών μεταβλητών, (β) Υπάρχει δυσκολία της επίτευξης επαρκής διαφοροποίησης στα δεδομένα και άρα εξέτασης όλων των μεταβλητών της έρευνας και του ερωτηματολογίου, (γ) Δεν είναι δυνατή η εφαρμογή της μεθόδου για την εκτίμηση ζήτησης μετακινήσεων υπό συνθήκες που δεν υπάρχουν ακόμη.

Λαμβάνοντας υπόψη τα ανωτέρω, στο τομέα των μεταφορών και ειδικότερα προβλημάτων όπως της παρούσας διπλωματικής εργασίας, η χρήση της **μεθόδου δεδηλωμένης προτίμησης** αποτελεί την πλέον **αποδεκτή** μέθοδο.

3.4 Μέθοδοι στατιστικής ανάλυσης

Η σχέση μιας εξαρτημένης μεταβλητής και μιας ή περισσοτέρων περισσότερων ανεξάρτητων μεταβλητών εξετάζεται μέσω της μεθόδου της **Ανάλυσης παλινδρόμησης (Regression Analysis)**. Η μέθοδος χρησιμοποιείται για τη πρόβλεψη, την εξήγηση και κατανόηση της συμπεριφοράς της εξαρτημένης μεταβλητής λαμβάνοντας υπόψη τις 0.5

μεταβλητές. Κύρια ιδέα της, η εκτίμηση του μοντέλου εκείνου που μπορεί να περιγράφει καλύτερα τη σχέση μεταξύ των μεταβλητών με απώτερο σκοπό τη κατανόηση τη φύση της σχέσης ανάμεσα σε αυτές. Αυτό επιτυγχάνεται με την ανάπτυξη ενός μαθηματικού μοντέλου, μια στατιστική διαδικασία που αναπτύσσει εξισώσεις οι οποίες περιγράφουν τη **σχέση** μεταξύ των **ανεξάρτητων μεταβλητών** και της **εξαρτημένης** μεταβλητής.

Οι **βασικές μέθοδοι** στατιστικής ανάλυσης που κρίνονται ως κατάλληλες και μερικές αξιοποιούνται στη παρούσα διπλωματική εργασία για την επεξεργασία στοιχείων τα οποία έχουν συλλεχθεί με τη μέθοδο της δεδηλωμένης προτίμησης είναι αυτή της Γραμμικής Παλινδρόμησης (Linear Regression), της Πιθανοτικής Ανάλυσης (Probit Analysis) και της Λογιστικής Παλινδρόμησης (Logistic Regression).

3.4.1 Γραμμική παλινδρόμηση

Η **γραμμική παλινδρόμηση** (linear regression) υπολογίζει τη συνάρτηση χρησιμότητας ενός γεγονότος σε σχέση με παράγοντες που το επηρεάζουν καταλήγοντας σε ένα γραμμικό μαθηματικό πρότυπο. Βάσει αυτό υπολογίζεται η πιθανότητα πραγματοποίησης του συμβάντος (**πρότυπο πρόβλεψης πιθανότητας**). Για την ελαχιστοποίηση των αποκλίσεων μεταξύ πραγματικών και προβλεπόμενων τιμών χρησιμοποιείται ο αλγόριθμος των ελάχιστων τετραγώνων έτσι ώστε να επιτευχθεί η ελαχιστοποίηση του σφάλματος πρόβλεψης.

Ωστόσο στην παρούσα διπλωματική εργασία, η συγκεκριμένη μέθοδος **δεν** μπορεί να **χρησιμοποιηθεί** για τον λόγω ότι η εξαρτημένη μεταβλητή απαιτείται να είναι συνεχής και να ακολουθεί κανονική κατανομή. Η απάντηση **ναι ή όχι**, των ερωτημάτων (Γ1,Γ2) αναφορικά ως προς τη συμφωνία τους ή μη για τη μείωση των ορίων ταχυτήτων από 130 χλμ./ώρα σε 120 χλμ./ώρα και 110 χλμ./ώρα αντίστοιχα, ισοδυναμεί σε **διακριτές μεταβλητές.**

3.4.2 Πιθανοτική ανάλυση

Η **Πιθανοτική Ανάλυση** (probit analysis) συνιστά ένα χρήσιμο εργαλείο στη Στατιστική, δίνοντας τη δυνατότητα επεξεργασίας στοιχείων που έχουν συλλεχθεί με τη μέθοδο της δεδηλωμένης προτίμησης. Χρησιμοποιείται όταν η εξαρτημένη μεταβλητή είναι διακριτή ή συνεχής και οδηγεί στην ανάπτυξη μαθηματικού προτύπου πρόβλεψης. Κατ' αυτόν τον τρόπο υπολογίζεται η συνάρτηση χρησιμότητας (σχέση γραμμική) και στη συνέχεια η πιθανότητα, με ανάλογο τρόπο όπως και στην περίπτωση της γραμμικής παλινδρόμησης.

Η συγκεκριμένη μέθοδος απαιτεί το **μετασχηματισμό** των ανεξάρτητων μεταβλητών σε πιθανότητες, οι τιμές των οποίων φυσικά θα κυμαίνονται μεταξύ του 0 και του 1 (Pindyck, Rubinfeld, 1991). Κατά το συγκεκριμένο μετασχηματισμό, απαιτείται η διατήρηση της επιρροής των ανεξάρτητων μεταβλητών στην εξαρτημένη. Για το λόγο αυτό, η απαίτηση αυτή οδηγεί στη χρήση της συνάρτησης αθροιστικής πιθανότητας. Εξαιτίας της **πολυπλοκότητας** της μεθόδου, παρόλο που καλύπτει τις προϋποθέσεις γενικά, **δεν** χρησιμοποιήθηκε η συγκεκριμένη μέθοδος στη παρούσα διπλωματική εργασία.

3.5 Λογιστική παλινδρόμηση

Η μέθοδος της λογιστικής παλινδρόμησης (logistic regression) βρίσκει ευρεία χρήση σε συγκοινωνιακές έρευνες οι οποίες έχουν στόχο να μελετήσουν τις διαθέσεις του κοινού αναφορικά με υποθετικά σενάρια. Αποτελεί την κατάλληλη μέθοδο για περιπτώσεις που επιδιώκεται **πρόβλεψη** της επιρροής από την παρουσία ή την απουσία κάποιων χαρακτηριστικών στην επιλογή αναφορικά με κάποιο συγκεκριμένο γεγονός. Εν αντιθέσει με το μοντέλο της γραμμικής παλινδρόμησης, το μοντέλο λογιστικής παλινδρόμησης (logistic regression) χρησιμοποιείται στη περίπτωση που η **εξαρτημένη** μεταβλητή είναι **διακριτή.**

Μέσω της συνάρτησης χρησιμότητας (utility function) και του κατάλληλου μετασχηματισμού, υπολογίζεται η **πιθανότητα** που υπάρχει το γεγονός αυτό να πραγματοποιηθεί. Το πρότυπο που δίνει τη συνάρτηση χρησιμότητας είναι γραμμικό συναρτήσει των παραμέτρων που επηρεάζουν τη συγκεκριμένη επιλογή. Επιπλέον, η μέθοδος της λογιστικής παλινδρόμησης μας δίνει τη δυνατότητα τόσο της ανάπτυξης διωνυμικού μοντέλου πρόβλεψης (binary model) όσο και ενός πολυωνυμικού (multinomial model).

Συγκεκριμένα, η λειτουργία της μεθόδου είναι ίδια και για τις δύο περιπτώσεις. Στη παρούσα διπλωματική εργασία με **χρήση** του **διωνυμικού μοντέλου**, θα αναλύσουμε τις εξής δύο ερωτήσεις: Συμφωνείται με τη μείωση του ορίου ταχύτητας από τα 130 χλμ./ώρα σε 110 χλμ./ώρα και 120 χλμ./ώρα αντίστοιχα (το δεύτερο ερώτημα) με απαντήσεις «ναι» ή «όχι». Ταυτόχρονα, με χρήση του **πολυωνυμικού** μοντέλου αναλύονται τα σενάρια που δίνονται στον ερωτηθέντα με τις εξής τρείς επιλογές: (1) αποδοχή μείωσης ορίου ταχύτητας από 130 χλμ./ώρα σε 110 χλμ./ώρα, (2) αποδοχή μείωσης ορίου ταχύτητας από 130 χλμ./ώρα σε 120 χλμ./ώρα και (3) καμία αλλαγή. Η **συνάρτηση χρησιμότητας** της λογιστικής παλινδρόμησης δίνεται από τη σχέση:

$$Ui = a_0 + a_1x_1 + a_2x_2 + \cdots a_nx_n \text{ , όπου:}$$

- U_i, συνάρτηση χρησιμότητας του γεγονότος i.
- $X_1 \ldots X_n$, οι μεταβλητές του προβλήματος.
- α_0, ο σταθερός όρος ο οποίος δείχνει την επίδραση των παραγόντων εκείνων που επηρεάζουν την επιλογή και δεν συμπεριλαμβάνονται ως μεταβλητές στο μαθηματικό πρότυπο.
- $\alpha_1 .. \alpha_n$, οι συντελεστές των μεταβλητών.

Η πιθανότητα να πραγματοποιηθεί το γεγονός i δίνεται από τη σχέση:

$$Pi = \frac{e^{Ui}}{1 + e^{Ui}}$$

Άρα, η πιθανότητα να μην πραγματοποιηθεί το γεγονός i ισούται με $1-P_i$.

Μια άλλη έννοια που αξίζει να αναλυθεί είναι αυτή του λόγου πιθανοτήτων (Odds Ratio,**OR**). Πρόκειται για ένα κλάσμα στον αριθμητή του οποίου βρίσκεται η πιθανότητα να συμβεί το γεγονός και στον παρονομαστή η πιθανότητα να μην συμβεί. Αν, λοιπόν, P ορίσουμε την πιθανότητα να συμβεί το γεγονός και 1-P την πιθανότητα να μην συμβεί, τότε η αναλογία είναι P/(1-P). Αυτός ο λόγος χρησιμοποιείται κυρίως στη λογαριθμική της μορφή ως εξής:

$$logit(P) = loge\frac{P}{1-P} = \beta_0 + \beta_1\chi_1 + \cdots + \beta_\nu\chi_\nu$$

3.6 Κριτήρια αποδοχής μοντέλου

Ένα μαθηματικό πρότυπο μετά τη διαμόρφωση του, υπόκειται σε αξιολόγηση βάσει κάποιων κριτηρίων που έχουν θεσπιστεί. Ορισμένα από αυτά είναι τα πρόσημα και οι τιμές των συντελεστών **β_i** της εκάστοτε εξίσωσης, η **στατιστική σημαντικότητα**, η **ελαστικότητα**, ο συντελεστής προσαρμογής **R^2**, η **συσχέτιση** παραμέτρων, η μέγιστη **πιθανοφάνεια** και τα κριτήρια πληροφοριών **AIC & BIC**.

3.6.1 Πρόσημα και τιμές συντελεστών

Το **πρόσημο** του εκάστοτε συντελεστή εκφράζει την αύξηση ή μείωση της εξαρτημένης μεταβλητής. **Θετικό** πρόσημο εκφράζει **ανάλογα** ποσά, δηλαδή αύξηση της εξαρτημένης μεταβλητής συνεπάγεται με αύξηση της ανεξάρτητης μεταβλητής. Αντίθετα, **αρνητικό** πρόσημο εκφράζει **αντιστρόφως ανάλογα** ποσά, δηλαδή μείωση εξαρτώμενης μεταβλητής συνεπάγεται με αύξηση της ανεξάρτητης μεταβλητής.

Αναφορικά με τις **τιμές** των συντελεστών, θα πρέπει να τις διέπει μια **λογική εξήγηση**. Αύξηση της ανεξάρτητης μεταβλητής χ_i κατά μία μονάδα οδηγεί σε αύξηση της εξαρτημένης μεταβλητής κατά β_i. Στην περίπτωση που η αύξηση αυτή εκφράζεται σε ποσοστά τότε αναφερόμαστε στην ελαστικότητα (elasticity).

3.6.2 Ελαστικότητα

Η ελαστικότητα αντικατοπτρίζει την ευαισθησία μιας εξαρτημένης μεταβλητής Y στη μεταβολή μιας ή περισσότερων ανεξάρτητων μεταβλητών. Συχνά είναι ορθότερο να εκφραστεί η ευαισθησία αυτή ως ποσοστιαία μεταβολή της εξαρτημένης μεταβλητής που προκαλεί η 1% μεταβολή της ανεξάρτητης μεταβλητής. Για **γραμμικά μοντέλα** και **συνεχείς μεταβλητές** η ελαστικότητα εκφράζεται ως εξής:

$$ei = \frac{\Delta Yi}{\Delta Xi} * \frac{Xi}{Y} i = \beta i * \frac{Xi}{Y} i$$

Η έννοια της **ψευδοελαστικότητας** χρησιμοποιείται για τις **διακριτές μεταβλητές**. Με την έννοια αυτή, περιγράφεται η μεταβολή στην τιμή της πιθανότητας επιλογής κατά τη μετάβαση από τη μία τιμή της διακριτής μεταβλητής στην άλλη. Υπολογίζεται μέσω του παρακάτω τύπου:

$$E^{\frac{P(i)}{xivk}} = e^{\beta ik} + \frac{\sum_{i=1}^{I} e^{(\beta ixn)}}{\sum_{i=1}^{I} e^{\Delta(\beta ixn)}} - 1, \text{ όπου:}$$

- I, το πλήθος των πιθανών επιλογών.
- xivk, η τιμή της μεταβλητής k, για την εναλλακτική i του ατόμου v.
- Δ(βixn), η τιμή της συνάρτησης που καθορίζει την κάθε επιλογή αφού η τιμή της xvk έχει μεταβληθεί από 0 σε 1.
- βixv, η αντίστοιχη τιμή όταν η xivk έχει τιμή 0.
- βik, η τιμή της παραμέτρου της μεταβλητής xvk.

3.6.3 Στατιστική αξιολόγηση παραμέτρων

Η στατιστική αξιολόγηση παραμέτρων του προτύπου πραγματοποιείται με χρήση του δείκτη t-ratio/stat της **κατανομής t-student** (έλεγχος t-test). Ο δείκτης αυτός προσδιορίζει τη στατιστική σημαντικότητα των ανεξάρτητων μεταβλητών. Ο συντελεστής **t-stat** εκφράζεται μέσω της σχέσης:

$t_{stat} = \frac{\beta_i}{s.e}$, όπου s.e το τυπικό σφάλμα (standard error).

Το **τυπικό σφάλμα** είναι μέγεθος **αντιστρόφως ανάλογο** της εκτιμώμενης τιμής του συντελεστή $\mathbf{t_{stat}}$**.** Επομένως όσο μειώνεται το τυπικό σφάλμα τόσο αυξάνεται η τιμή του συντελεστή t-stat (κατ' απόλυτη τιμή), ως αποτέλεσμα η επιρροή της συγκεκριμένης μεταβλητής στο τελικό μοντέλο να είναι μεγαλύτερη και άρα σημαντικότερη. Οι αποδεκτές τιμές του t-stat για κάθε επίπεδο εμπιστοσύνης φαίνονται στον παρακάτω Πίνακα 11.

Επίπεδο εμπιστοσύνης σε ποσοστό	Τιμές t-ratio
90	1.282
95	1.645
97.5	1.960
99	2.236
99.5	2.576

Πίνακας 11: Τιμές του t-ratio ανάλογα με τον βαθμό εμπιστοσύνης

Όπως φαίνεται στον Πίνακα 11, για επίπεδο εμπιστοσύνης 95% οποιαδήποτε μεταβλητή έχει t-ratio πάνω από 1.645 μπορεί να θεωρηθεί ότι έχει σημαντική επιρροή στο μοντέλο.

3.6.4 Συσχέτιση παραμέτρων

Για την επιτυχή εφαρμογή της λογιστικής παλινδρόμησης (logistic regression), οι **ανεξάρτητες μεταβλητές** οφείλουν να **μην συσχετίζονται** μεταξύ τους. Διαφορετικά στις πλείστες των περιπτώσεων η διαδικασία οδηγείται σε αποτυχία ως αποτέλεσμα να μην είναι δυνατή η ανάπτυξη μαθηματικού πρότυπου. Λόγου χάρη, εάν ο συντελεστής συσχέτισης παίρνει κατ' απόλυτη τιμή το 1, αυτό σημαίνει ότι οι μεταβλητές είναι απόλυτα συσχετισμένες μεταξύ τους. Αντίστοιχα εάν έχουν συντελεστή συσχέτισης μεγαλύτερο του 0,5 δεν μπορεί να βρεθεί με ακρίβεια η επιρροή τους στο μοντέλο. Έτσι καταλήγουμε ότι για **συσχέτιση** άνω του 0,5 **(>0,5)** θα επιλέγεται να **διατηρηθεί μόνο μία** εκ των δύο συσχετιζόμενων ανεξάρτητων μεταβλητών.

3.6.5 Συντελεστής προσαρμογής R^2

Ο συντελεστής προσαρμογής R^2, αποτελεί ένα εργαλείο **αξιολόγησης** της **συνολικής ποιότητας του μοντέλου**. Αποτελεί κριτήριο καλής προσαρμογής των δεδομένων στο γραμμικό μοντέλο και ορίζεται από τη σχέση:

$R^2 = \frac{SSR}{SST}$,όπου: $SSR = \sum_{i=1}^{n}(y_i - \bar{y})^2 = \beta^2 \sum_{i=1}^{n}(x_i - x)^2$ και $SST = \sum_{i=1}^{n}(y_i - \bar{y})^2$

Εκφράζει το ποσοστό μεταβλητότητας μιας μεταβλητής από μια άλλη μεταβλητή και λαμβάνει τιμές μεταξύ του 0 και 1. Όσο πιο κοντά η τιμή του συντελεστή βρίσκεται στη μονάδα τόσο πιο ισχυρή είναι η σχέση μεταξύ των δύο μεταβλητών. Συνήθως, η τιμή του

R^2 δεν ξεπερνά το 0.45. Ως εκ τούτου, εάν η τιμή του συντελεστή προσαρμογής R^2 βρίσκεται πάνω από το 0.30 **(>0.30)** στις περισσότερες περιπτώσεις θεωρείται **αποδεκτή.**

Σε αντίθεση με τον συντελεστή προσαρμογής, ο ψευδο-συντελεστής προσδιορισμού (**Pseudo R^2**) χρησιμοποιείται κυρίως σε μοντέλα παλινδρόμησης που δεν βασίζονται σε γραμμικά μοντέλα και ρόλο έχει να μετρά την αναλογία της διακύμανσης του μοντέλου. Ουσιαστικά αποτελεί έναν αριθμό που προσπαθεί να δώσει μια παρόμοια ένδειξη για το πόσο καλά το μη γραμμικό μοντέλο περιγράφει τα δεδομένα.

3.6.6 Μέθοδος μέγιστης πιθανοφάνειας

Η μέθοδος της μέγιστης πιθανοφάνειας (**Likelihood Ratio Test-LRT**) αποτελεί ένα κριτήριο για την εκτίμηση της στατιστικής εμπιστοσύνης των μεταβλητών ενός μοντέλου. Σκοπός είναι να επιτευχθεί υψηλή πιθανοφάνεια και αυτό μπορεί να συμβεί όταν ο λογάριθμος των συναρτήσεων πιθανοφάνειας L είναι όσο το δυνατόν μικρότερος. Μοντέλα με πολλές μεταβλητές αποδεικνύονται πιο σύνθετα και απαιτείται ένα κριτήριο, με το οποίο να αποφασίζεται εάν η μείωση του λογαρίθμου πιθανοφάνειας αντισταθμίζεται από την αύξηση της πολυπλοκότητας του μοντέλου. Αυτό το κριτήριο είναι το **κριτήριο λόγου πιθανοφάνειας** (LRT), το οποίο δίνεται από τη σχέση:

$$LRT = -2\left(L_{(b)} - L_{(0)}\right) > x^2{}_{b0.05}, \text{ όπου:}$$

- $L_{(0)}$: ο λογάριθμος πιθανοφάνειας του μοντέλου δίχως τις μεταβλητές.
- $L_{(b)}$: ο λογάριθμος πιθανοφάνειας του μοντέλου με τις μεταβλητές.
- $x^2{}_{b0.05}$: η τιμή του κριτηρίου x^2 για βαθμούς ελευθερίας b και επίπεδο σημαντικότητας 5%.

Εάν ισχύει η παραπάνω ανισότητα, είναι στατιστικά προτιμότερο το μοντέλο με τις μεταβλητές σε σχέση από αυτό χωρίς τις μεταβλητές. Επιπρόσθετα, η μεμονωμένη εξέταση των παραπάνω μεγεθών δεν δίνει κάποια ουσιαστική πληροφορία παρά μόνο η συγκρότηση μεταξύ τους, καθώς δίνει μια γενική εικόνα της ποιότητας του συγκεκριμένου προτύπου.

3.6.7 Κριτήρια AIC και BIC

Το κριτήριο **AIC** (Akaike Information Criterion) αποτελεί ένα τρόπο της καλύτερης δυνατής επιλογής ενός μοντέλου, μεταξύ ενός συνόλου μοντέλων. Χρησιμοποιείται για την εκτίμηση της ποιότητας ενός μοντέλου, λαμβάνοντας υπόψη τόσο την καλή προσαρμογή στα δεδομένα όσο και τον αριθμό των παραμέτρων του μοντέλου. Το μοντέλο με το **χαμηλότερο** AIC προσφέρει **καλύτερη προσαρμογή** στα δεδομένα με λιγότερες παραμέτρους, αποφεύγοντας έτσι τον κίνδυνο της υπερπροσαρμογής (overfitting) που μπορεί να παρουσιαστεί σε πολύπλοκα μοντέλα. Κατά τη τοποθέτηση των μοντέλων είναι δυνατό να αυξηθεί η πιθανοφάνεια μέσω της προσθήκης παραμέτρων οδηγώντας σε υπερβολική ποσότητα παραμέτρων (overfitting).

Το κριτήριο **BIC** (Bayesian Information Criterion) είναι ένα ακόμη σημαντικό κριτήριο για την επιλογή μοντέλου σε ένα πεπερασμένο σύνολο μοντέλων. Λειτουργεί όπως και το κριτήριο AIC με τη διαφορά να βρίσκεται στην ποινή για τον αριθμό των παραμέτρων. Το

κριτήριο BIC είναι πιο πιθανό να επιλέξει πιο απλά μοντέλα σε σχέση με το κριτήριο AIC. Έτσι το κριτήριο BIC επιβάλλει μεγαλύτερη τιμή για περισσότερες παραμέτρους σε σχέση με το κριτήριο AIC. Επομένως, το μοντέλο με χαμηλότερο BIC υποδεικνύει ένα μοντέλο που αποδίδει καλά στα δεδομένα και με μικρότερη πολυπλοκότητα.

3.7 Θεωρία στοχαστικής χρησιμότητα - Συνάρτηση χρησιμότητας

Τα πρότυπα των διακριτών επιλογών, στα πλαίσια μίας έρευνας δεδηλωμένης προτίμησης, είναι εξατομικευμένα πρότυπα (disaggregate models), εφόσον εξετάζονται οι επιλογές μεμονωμένων ατόμων και όχι πληθυσμών, σε σχέση με τα χαρακτηριστικά των ατόμων (characteristics) και τα χαρακτηριστικά των εναλλακτικών επιλογών (attributes). Το σύνολο στο οποίο περιλαμβάνονται όλες οι δυνατές διακριτές επιλογές ονομάζεται σύνολο επιλογών (choice set) και περιέχει πεπερασμένο αριθμό εναλλακτικών. Επιπρόσθετα, τα σύνολα των επιλογών διαχωρίζονται σε **καθολικά σύνολα** (universal choice set) εμπεριέχουν όλες τις δυνατές εναλλακτικές και τα **μειωμένα σύνολα** (reduced choice set), τα οποία είναι υποσύνολα των καθολικών και εμπεριέχουν μόνο τις εναλλακτικές που είναι διαθέσιμες στο κάθε άτομο.

Ως **συνάρτηση χρησιμότητας** ορίζεται ένα μαθηματικό μοντέλο το οποίο περιγράφει την ικανοποίηση του κάθε ατόμου από τα χαρακτηριστικά της κάθε εναλλακτικής και επιλέγεται η εναλλακτική με τη μέγιστη τιμή χρησιμότητας. Για κάθε εναλλακτική i του συνόλου επιλογών Cn, ορίζεται μία συνάρτηση χρησιμότητας του ατόμου n ως εξής:

$$U_{in} = V_{in} + \varepsilon_{in}, \text{ όπου:}$$

- $V_{in}=\beta_i*X_{in}$ συστηματικό μέρος της χρησιμότητας
- β_i: το διάνυσμα των συντελεστών
- X_{in}: το διάνυσμα των τιμών των μεταβλητών
- ε_{in}: το στοχαστικό μέρος της χρησιμότητας της εναλλακτικής

Η πιθανότητα κάθε εναλλακτικής υπολογίζεται ως εξής:

$$P_n(\mathrm{i}/\mathrm{C}) = P(U_{in} > U_{ij}) \forall j \in C, i \neq j$$

Σημειώνεται ότι βασική υπόθεση της θεωρίας στοχαστικής χρησιμότητας αποτελεί ότι τα σφάλματα ε_{in} του συνόλου των επιλογών είναι ανεξάρτητα μεταξύ τους και ακολουθούν μία κοινή κατανομή. Έτσι ανάλογα των υποθέσεων που γίνονται στη στατιστική αυτή κατανομή προκύπτουν διάφορες μορφές εξίσωσης για τη πιθανότητα επιλογής μίας εκ των εναλλακτικών. Συνήθης παραδοχές είναι ότι τα σφάλματα ε_{in} ακολουθούν την κανονική κατανομή ή την κατανομή Gumbel οπότε και προκύπτουν τα δυο πιο διαδεδομένα είδη προτύπων διακριτών επιλογών, τα πιθανοτικά (probit) και τα λογιστικά (logit) αντίστοιχα.

Κεφάλαιο 4: Επεξεργασία ερωτηματολογίων

4.1 Εισαγωγή

Στο πλαίσιο συλλογής δεδομένων, το εργαστήριο Οδικής Ασφάλειας του Τομέα Μεταφορών Συγκοινωνιακής Υποδομής του Ε.Μ.Π, πραγματοποίησε έρευνα ερωτηματολογίου με θέμα την: **Έρευνα Ανάλυσης Αποδοχής της μείωσης του ορίου ταχύτητας στους αυτοκινητοδρόμους της Ελλάδας από τα 130 χλμ./ώρα**. Το ερωτηματολόγιο διαμοιράστηκε σε ευρύ κοινό, με τις απαντήσεις του οποίου, να αποτελούν τα δεδομένα που θα διερευνηθούν μέσω στατιστικής ανάλυσης. Η Ανάλυση Κόστους-Ωφελειών της εν λόγω διπλωματικής εργασίας βασίστηκε στα δεδομένα του ερωτηματολογίου αυτού. Τελικός σκοπός του, η υλοποίηση στατιστικής ανάλυσης των αποτελεσμάτων με στόχο την καλύτερη δυνατή κατανόηση των παραγόντων που απορρέουν στην λήψη αποφάσεων των ερωτηθέντων.

4.2 Το ερωτηματολόγιο και τα σενάρια

Το ερωτηματολόγιο είχε χρονική διάρκεια συμπλήρωσης περίπου πέντε λεπτών και συγκροτούσε απλές και σύντομες ερωτήσεις. Απαντήθηκε από 240 άτομα, καλύπτοντας μεγάλο εύρος ηλικιών και δομούταν σε τέσσερις ενότητες (Αγούρου, 2023) Χρησιμοποιήθηκε η κλίμακα τύπου Likert, με ερωτήσεις πολλαπλής επιλογής και διαβάθμισης τεσσάρων σημείων: καθόλου, λίγο, αρκετά, πάρα πολύ (Kontaxi et al., 2022).

Στο **πρώτο στάδιο** του ερωτηματολογίου προσπαθούμε να «σκιαγραφήσουμε» το **οδικό προφίλ** του ερωτηθέντα. Οι ερωτήσεις αφορούν την οδική εμπειρία, τον αριθμό ατυχημάτων που έχουν εμπλακεί και τον αριθμό κλήσεων για παραβίαση του Κώδικα Οδικής Κυκλοφορίας (Κ.Ο.Κ). Ακολούθως, στο **δεύτερο** στάδιο γίνεται προσπάθεια σκιαγράφησης της **κριτικής σκέψης**, της ευαισθησίας ως προς την **ταχύτητα** αλλά και της **αντίληψης** γενικότερα και ειδικά ως προς τα οδικά ατυχήματα στην Ελλάδα. Στο **τρίτο** στάδιο παρατίθεται αρχικά το βασικό ερώτημα στους ερωτηθέντες εάν τους βρίσκει σύμφωνους ή όχι η μείωση του ορίου ταχύτητας από 130 χλμ./ώρα σε 110 χλμ./ώρα όπως επίσης και η μείωση από 130 χλμ./ώρα σε 120 χλμ./ώρα.

Ακολούθως, σύμφωνα με μια τυπική διαδρομή 2 ωρών Αθήνα - Πάτρα , δόθηκαν **δέκα σενάρια με τρείς εναλλακτικέ**ς. Η **1η** εναλλακτική αφορούσε τη μείωση σε **110** χλμ./ώρα, η **2η** εναλλακτική σε μείωση **120** χλμ./ώρα και η **3η** ήταν η επιλογή της **καμίας αλλαγής**. Τα σενάρια αυτά επηρεάζονταν πάντοτε από τρείς παράγοντες: (α) την αύξηση του χρόνου διαδρομής, (β) τη μείωση κατανάλωσης καυσίμου σε (ευρώ) και (γ) τη μείωση πιθανότητας οδικών ατυχημάτων με τραυματισμό (σε ποσοστό). Τέλος, στο **τέταρτο στάδιο** γίνεται η συλλογή στοιχείων που αφορούν το κοινωνικό προφίλ του ερωτώμενου. Αυτό δίνει την δυνατότητα της **ανάγνωσης** των **κοινωνικοοικονομικών στοιχείων** και άλλων ιδιαιτεροτήτων του δείγματος της έρευνας.

4.2.1 Σκοπός σεναρίων

Ο σκοπός των δέκα σεναρίων είναι **η σύγκριση της απόφασης** του κάθε ερωτηθέντα ανάμεσα σε κοινωνικό ή ιδιωτικό όφελος με αντίκτυπο σε ιδιωτικό κόστος ή όχι. Δηλαδή, υπάρχει η επιθυμία για κοινωνικό όφελος; και εάν ναι, μέχρι πόσο αυτή η επιθυμία μπορεί να μεταφραστεί σε: **(α) ιδιωτικό κόστος** λόγω αύξησης χρόνου διαδρομής και **(β) ιδιωτικό κέρδος** λόγω εξοικονόμησης κατανάλωσης καυσίμου**.**

4.2.2 Συλλογή ερωτηματολογίων

Η καταλληλόλητα του δείγματος ενός ερωτηματολογίου είναι ένα κύριο χαρακτηριστικό της αξιοπιστίας του. Σύμφωνα με τον Philip Kotler (Armstrong et al., 2014), ένα ερωτηματολόγιο θα πρέπει να πληροί ορισμένες κύριες προϋποθέσεις. **Πρώτον**, το δείγμα θα πρέπει να αφορά τον κατάλληλο **πληθυσμό** δηλαδή από μόνιμους κάτοικους της Ελλάδας. **Δεύτερον**, το **μέγεθος** του **δείγματος** δείχνει κατά πόσο τα τελικά αποτελέσματα της έρευνας είναι αξιόπιστα και δεν χρίζουν αμφισβήτησης. Όσο μεγαλύτερο είναι το μέγεθος του δείγματος τόσο το καλύτερο λαμβάνοντας πάντοτε την παραδοχή ότι η συλλογή γίνεται από ένα άτομο στα πλαίσια εκπόνησης της διπλωματικής εργασίας και όχι από κάποια ομάδα ανθρώπων από κάποια εταιρία. **Τρίτον**, πρέπει το **δείγμα** να είναι **αντιπροσωπευτικό** του πληθυσμού ως προς τα χαρακτηριστικά του, λαμβάνοντας υπόψη κοινωνικούς παράγοντες όπως το επάγγελμα και ετήσιο οικογενειακό εισόδημα (βλέπε στάδιο 4 ερωτηματολογίου).

4.3 Επεξεργασία στοιχείων και κωδικοποίηση

Με το πέρας της εκπόνησης των ερωτηματολογίων, τα αποτελέσματα τους συγκεντρώθηκαν και **κωδικοποιήθηκαν** για τη στατιστική τους επεξεργασία κάνοντας χρήση το λογισμικό της Microsoft Excel. Ακολούθως, η κωδικοποίηση αυτή, για τις ανάγκες χρήσης του ανοικτού διαδικτυακού κώδικα της **Google Colab**, έγινε υπό μορφή αριθμών. Για τη στατιστική ανάλυση, επιλέχθηκε αυτή της **πολυωνυμικής** και της **διωνυμικής λογιστικής παλινδρόμησης**.

Έτσι, δημιουργήθηκε ένας πίνακας Excel, ευρέως γνωστός ως **Master Table** ο οποίος ουσιαστικά εμπεριέχει όλες τις απαντήσεις του εκάστοτε ερωτηθέντα ανά σενάριο στο ερωτηματολόγιο. Ενδεικτικά, στον Πίνακα 12 παρουσιάζεται ένα μέρος του γενικού Master Table του ερωτηματολογίου που όπως έχει ήδη αναφερθεί χρησιμοποιήθηκε για το πρόγραμμα της Google Colab.

	A	B	C	D	E	F	G	H	I	J	K	L	M	N	O	P	Q	R	S
1	Number	ID	Choice	Time1	Time2	Time3	Fuel1	Fuel2	Fuel3	Accident1	Accident2	Accident3	EXP	PROPERTY_ACCID	INJURY_ACCID	VIOLATATIONS	WORRIED	STAT_INJURIES	STAT_DEATHS
2	1	1	2	14	7	0	6	3	0	30	30	0	1	2	4	1	2	1	2
3	1	2	3	21	14	0	9	3	0	50	10	0	1	2	4	1	2	1	2
4	1	3	1	21	7	0	9	3	0	50	30	0	1	2	4	1	2	1	2
5	1	4	2	21	14	0	3	3	0	30	10	0	1	2	4	1	2	1	2
6	1	5	3	7	7	0	6	3	0	50	30	0	1	2	4	1	2	1	2
7	1	6	1	14	7	0	9	3	0	30	10	0	1	2	4	1	2	1	2
8	1	7	2	21	21	0	6	6	0	50	30	0	1	2	4	1	2	1	2
9	1	8	3	14	7	0	3	3	0	50	10	0	1	2	4	1	2	1	2
10	1	9	1	21	14	0	9	3	0	50	30	0	1	2	4	1	2	1	2
11	1	10	3	14	7	0	9	6	0	50	10	0	1	2	4	1	2	1	2
12	2	1	3	14	7	0	6	3	0	30	30	0	4	2	2	1	2	3	4
13	2	2	3	21	14	0	9	3	0	50	10	0	4	2	2	1	2	3	4
14	2	3	3	21	7	0	9	3	0	50	30	0	4	2	2	1	2	3	4
15	2	4	2	21	14	0	3	3	0	30	10	0	4	2	2	1	2	3	4
16	2	5	3	7	7	0	6	3	0	50	30	0	4	2	2	1	2	3	4
17	2	6	1	14	7	0	9	3	0	30	10	0	4	2	2	1	2	3	4
18	2	7	2	21	21	0	6	6	0	50	30	0	4	2	2	1	2	3	4
19	2	8	3	14	7	0	3	3	0	50	10	0	4	2	2	1	2	3	4
20	2	9	3	21	14	0	9	3	0	50	30	0	4	2	2	1	2	3	4

Πίνακας 12: MASTER TABLE

Επεξηγηματικότερα του τι συμβολίζει η εκάστοτε στήλη της πρώτης γραμμής του Master Table:

1. **Number**, ο αριθμός του ερωτηθέντα.
2. **ID**, αριθμός σεναρίου.
3. **Choice**, η **επιλογή σεναρίου** του ερωτηθέντα.
4. **Time** 1,2,3: η τιμή της μεταβλητής της **αύξησης** του **χρόνου διαδρομής** για την 1η και 2η **εναλλακτική**, μηδενική για την 3η εναλλακτική που ισοδυναμούσε με καμία αλλαγή
5. **Fuel** 1,2,3: η ποσοστιαία τιμή της μεταβλητής της **μείωσης** της **κατανάλωσης καυσίμου** αναλόγως επιλογής για κάθε εναλλακτική
6. **Accident** 1,2,3: η ποσοστιαία τιμή της μεταβλητής της **μείωσης** της **πιθανότητας ατυχήματος** για κάθε εναλλακτική
7. **C1,2 θετική** απάντηση (βλέπε ερώτημα Γ1, Γ2 του ερωτηματολογίου) στη μείωση του ορίου ταχύτητας σε 110 χλμ./ώρα και 120 χλμ./ώρα αντίστοιχα
8. EXP, PROPERTY_ACCIDENT, …, η κωδικοποίηση των ερωτημάτων του ερωτηματολογίου του Α παραρτήματος

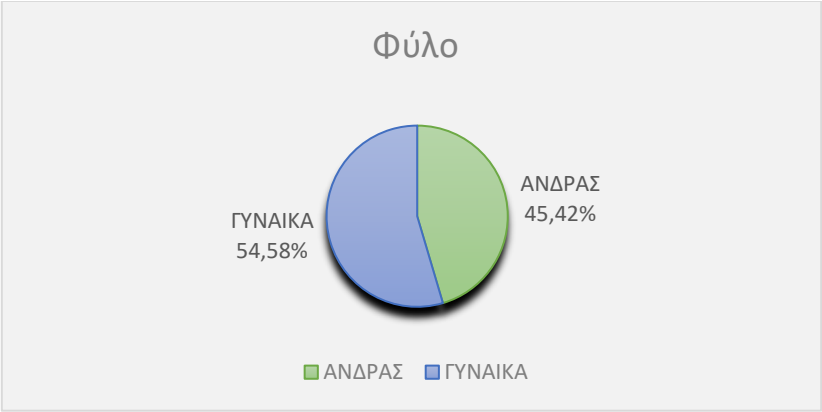
Σε ερωτήσεις που δινόταν η δυνατότητα δύο απαντήσεων, παραδείγματος χάριν μεταξύ ναι ή όχι, η κωδικοποίηση έπαιρνε την μορφή: **0=ναι ή 1=όχι.** Αντίστοιχα, όταν υπήρχαν παραπάνω από δύο απαντήσεις, η κωδικοποίηση έπαιρνε την μορφή: 0=πρώτη απάντηση,1=δεύτερη απάντηση και ούτω καθεξής.

4.4 Συγκεντρωτικά στοιχεία

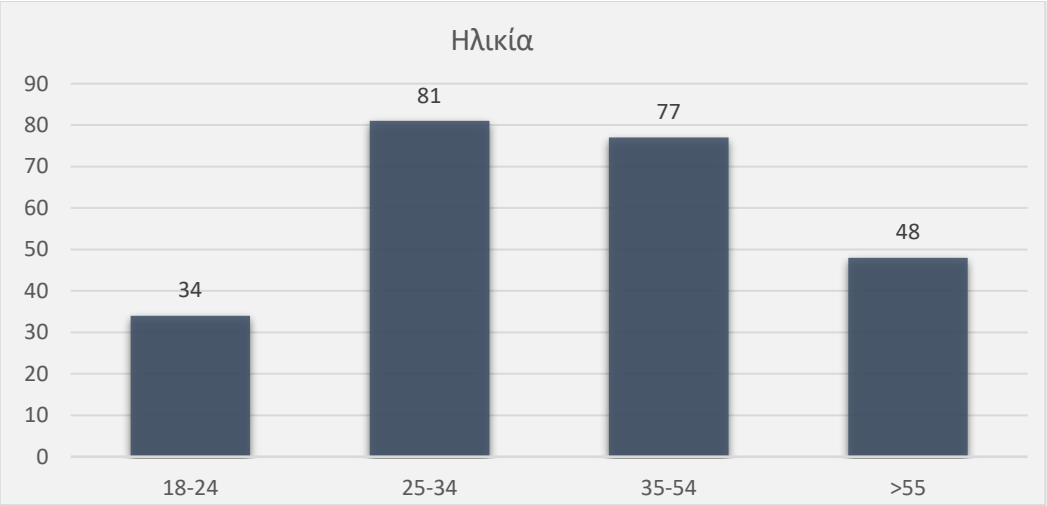
Παρακάτω διατυπώνεται μια γενική εικόνα των αποτελεσμάτων του ερωτηματολογίου, περιλαμβάνοντας τα **σημαντικότερα** και πιο ενδιαφέροντα **στατιστικά στοιχεία** υπό μορφή διαγραμμάτων.

Για αρχή, παρουσιάζεται η ποσοστιαία κατανομή του δείγματος βάσει το φύλο, την ηλικία, το μορφωτικό επίπεδο και το επάγγελμα. Όπως θα δούμε από τα διαγράμματα 5 και 6, η πλειοψηφία των συμμετεχόντων ήταν νέοι ηλικίας 25 έως 34 ετών και απόφοιτοι ΑΕΙ.

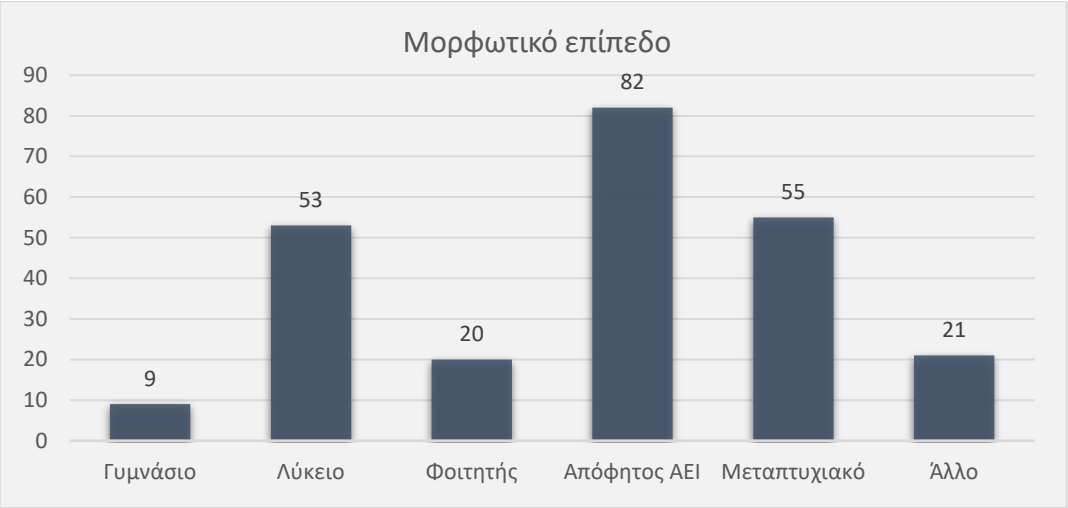
Σύμφωνα με το Διάγραμμα 7, το μεγαλύτερο μέρος των συμμετεχόντων, ήταν δημόσιοι υπάλληλοι σε ποσοστό 55,42%.



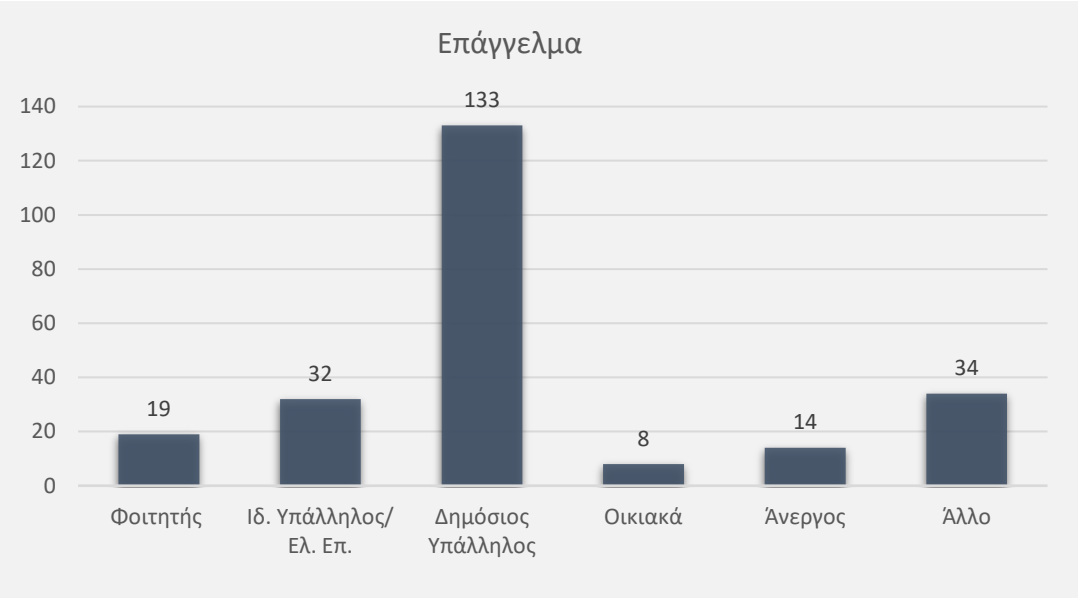
Διάγραμμα 4: Φύλο



Διάγραμμα 5: Ηλικία



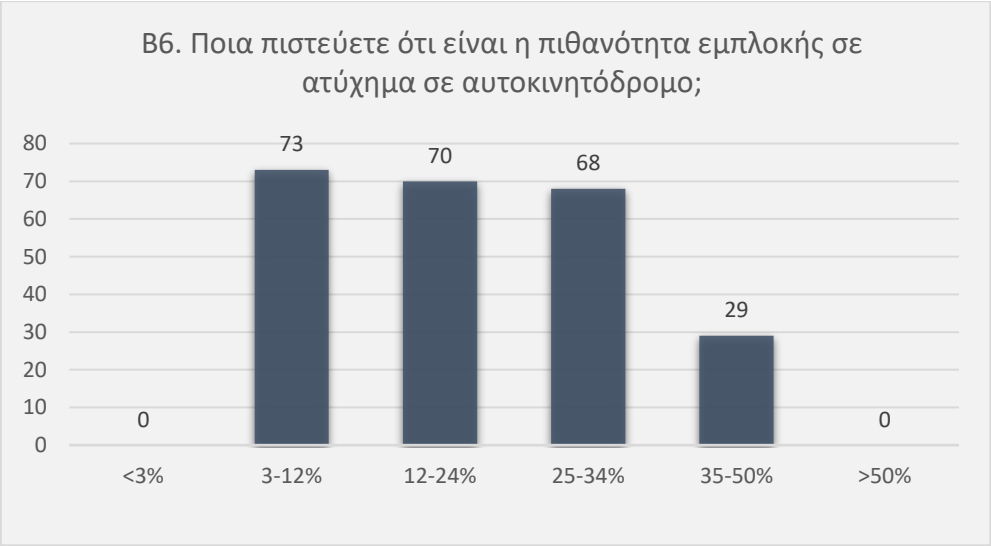
Διάγραμμα 6: Μορφωτικό επίπεδο



Διάγραμμα 7: Επάγγελμα

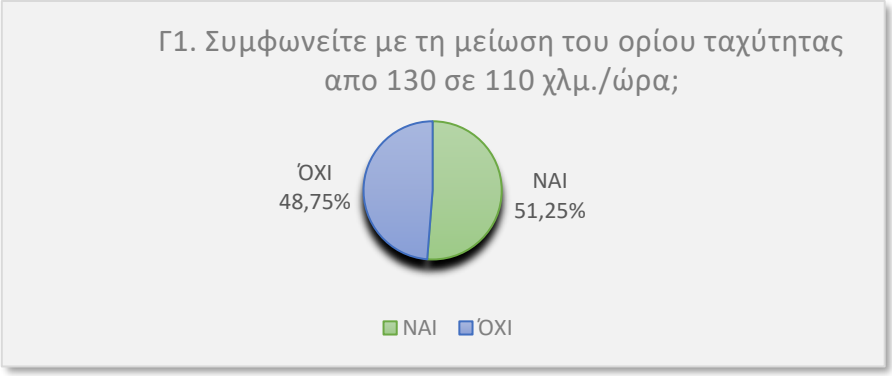
Εν συνεχεία, ακόμη ένα στοιχείο ενδιαφέρον και απόλυτα χρήσιμο, είναι αυτό της **ευαισθησίας** και **αντίληψης** των συμμετεχόντων ως προς το **ρόλο** που διαδραματίζει η **ταχύτητα** στην πρόκληση ατυχημάτων αλλά και της **σοβαρότητας** των **επιπτώσεων** της. Στα διαγράμματα 8 και 9, όπως διαπιστώθηκε σε κρίσιμες ερωτήσεις της έρευνας (Β4,Β6) οι συμμετέχοντες έδειξαν να αντιλαμβάνονται απόλυτα το ρόλο της ταχύτητας και ορίζουν ως αρκετά πιθανό το ενδεχόμενο εμπλοκής τους σε ένα ατύχημα σε αυτοκινητόδρομο.

Διάγραμμα 8: Ρόλος ταχύτητας στην πρόκληση των ατυχημάτων και στη σοβαρότητα τους

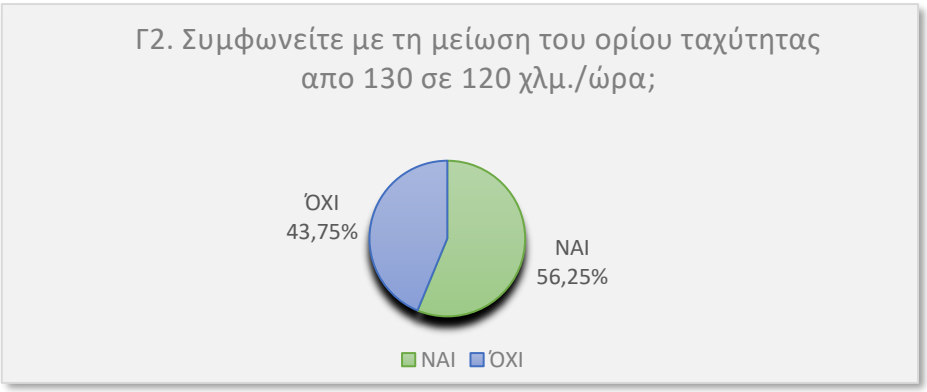


Διάγραμμα 9: Πιθανότητα εμπλοκής σε ατύχημα σε αυτοκινητόδρομο

Όπως έχει ήδη προαναφερθεί ο ρόλος των δέκα σεναρίων, δύο ερωτήσεις που δείχνουν την **γενική προτίμηση** των ερωτηθέντων είναι οι ερωτήσεις (Γ1,Γ2) αναφορικά ως προς τη συμφωνία τους ή μη για τη μείωση των ορίων ταχυτήτων από 130 χλμ./ώρα σε 120 χλμ./ώρα και 110 χλμ./ώρα αντίστοιχα. Όπως προέκυψε από τα διαγράμματα 10 και 11, φαίνεται οι απόψεις να διίστανται και στα δύο ερωτήματα μεν αλλά η μείωση σε 120 χλμ./ώρα να βρίσκει λίγο καλύτερης αποδοχής έναντι της μείωσης σε 110 χλμ./ώρα.



Διάγραμμα 10: Ερώτημα Γ1



Διάγραμμα 11: Ερώτημα Γ2

Κεφάλαιο 5: Στατιστική ανάλυση αποδοχής μείωσης ορίου ταχύτητας

5.1 Εισαγωγή

Εν συνεχεία του 4ου Κεφαλαίου, ακολουθεί η **στατιστική επεξεργασία** του Master Table. Όπως έχει ήδη τεθεί, σκοπός είναι η καλύτερη δυνατή κατανόηση των παραγόντων που απορρέουν στην λήψη αποφάσεων των ερωτηθέντων. Για την περιγραφή των επιλογών τους, η ανάλυση αναπτύσσει δύο στατιστικά μοντέλα. Λόγω της φύσης των εξαρτημένων μεταβλητών, οι οποίες αντιστοιχούν στις επιλογές των ερωτηθέντων, κρίθηκε **κατάλληλη** η χρήση **μοντέλων πολυωνυμικής** και **διωνυμικής** λογιστικής παλινδρόμησης.

Συγκεκριμένα, η χρήση της πολυωνυμικής λογιστικής παλινδρόμησης πραγματοποιείται για την ανάλυση των δέκα σεναρίων στο μέρος Γ του ερωτηματολογίου (βλέπε 4.2 Το ερωτηματολόγιο και τα σενάρια) και της επιλογής μεταξύ των τριών εναλλακτικών. **Πρώτη εναλλακτική**, αποτελεί η μείωση του ορίου ταχύτητας από 130 χλμ./ώρα σε **110** χλμ./ώρα. Η **δεύτερη** εναλλακτική τη μείωση του ορίου ταχύτητας από 130 χλμ./ώρα σε **120** χλμ./ώρα και **τρίτη** εναλλακτική σε **«Καμία αλλαγή».** Κάθε σενάριο περιλαμβάνει διάφορους συνδυασμούς **τριών** ανεξάρτητων μεταβλητών: (α) την αύξηση του χρόνου διαδρομής σε λεπτά, (β) τη μείωση καυσίμου σε ευρώ και (γ) τη μείωσης της πιθανότητας οδικών ατυχημάτων με τραυματισμό σε ποσοστό. Η **διωνυμική λογιστική παλινδρόμηση** αξιοποιήθηκε για τον προσδιορισμό των ανεξάρτητων μεταβλητών που επηρεάζουν την θετική ή αρνητική επιλογή του ερωτηθέντα (Ναι ή Όχι) της μείωσης του ορίου ταχύτητας από 130 χλμ./ώρα σε 110 χλμ./ώρα και σε 120 χλμ./ώρα αντίστοιχα (Ερωτήματα Γ1, Γ2 του ερωτηματολογίου).

Η ανάπτυξη των δύο μοντέλων πραγματοποιήθηκε με χρήση της διαδικτυακής εφαρμογής ανοικτού κώδικα του «Google Colab» τα αποτελέσματα των οποίων αξιοποιούνται για την κοινωνικοοικονομική ανάλυση που θα ακολουθήσει στο 6ο κεφάλαιο.

5.2 Στατιστικά πρότυπα πολυωνυμικής λογιστικής παλινδρόμησης

5.2.1 Ανάπτυξη πολυωνυμικού μοντέλου

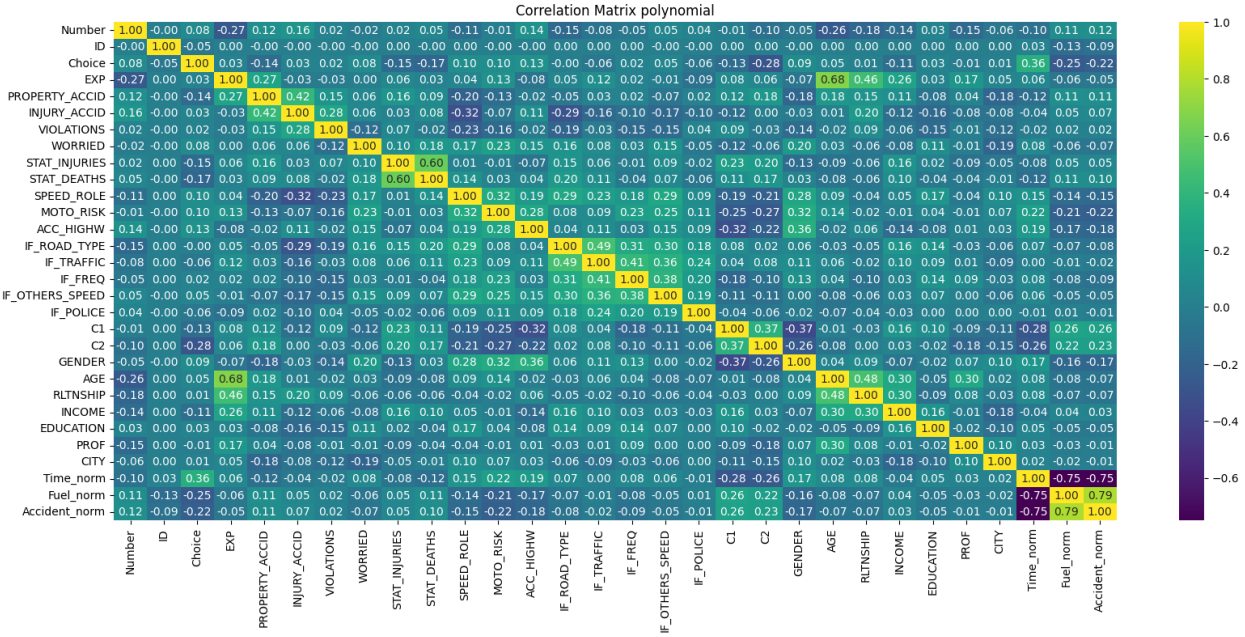
Αρχικά, εισήχθησαν οι απαραίτητες βιβλιοθήκες για να καταστεί δυνατή η εκτέλεση και ανάπτυξη του πολυωνυμικού μοντέλου. Οι βιβλιοθήκες που εισήχθησαν αρχικά δίνουν τη δυνατότητα για πολλές λειτουργίες όπως τον υπολογισμό μεγάλων πινάκων (import numpy as np), τη δημιουργία γραφημάτων, απεικόνισης δεδομένων και διαχείρισης γραφικών στοιχείων (from matplotlib import pyplot as plt), την εκτέλεση των στατιστικών μεθόδων και μοντέλων (import statsmodels.formula.api as smf & import statsmodels.api as sm) κ.ο.κ..

Ακολούθησε η εισαγωγή των δεδομένων του ερωτηματολογίου, τα οποία συγκεντρώθηκαν στον πίνακα “Mastertable” υπό μορφή κωδικοποίησης. Με σκοπό τη προετοιμασία των δεδομένων που σχετίζονται με την επιλογή (Choice) για τη στατιστική μοντελοποίηση, δημιουργήθηκαν **κανονικοποιημένες** τιμές (norm) για τις στήλες Time, Fuel, Accident έτσι ώστε να διευκολυνθεί η **καλύτερη απόδοση του μοντέλου**.

Για την ανάπτυξη του πολυωνυμικού μοντέλου οφείλει να **διερευνηθεί η σχέση μεταξύ των ανεξάρτητων μεταβλητών** με χρήση του συντελεστή Pearson. Ο συντελεστής αυτός λαμβάνει τιμές που κυμαίνονται από το 1 έως το -1 και ισχύουν τα εξής:

- | r | = 0, δεν υπάρχει συσχέτιση μεταξύ των μεταβλητών,
- 0 < | r | < 0.25, κακή συσχέτιση μεταξύ των μεταβλητών,
- 0.26 < | r | < 0.50, ανίσχυρη συσχέτιση μεταξύ των μεταβλητών
- 0.51 < | r | < 0.75, μέτρια συσχέτιση μεταξύ των μεταβλητών
- 0.76 < | r | < 0.99, ισχυρή συσχέτιση μεταξύ των μεταβλητών
- | r | = 0, τέλεια συσχέτιση μεταξύ των μεταβλητών

Πραγματοποιώντας τη συσχέτιση αυτή, αναπτύχθηκε ο Πίνακας 13, ο οποίος αποτελεί έναν ανάστροφο πίνακα αλλιώς έναν **τριγωνικό χάρτη θερμότητας**. Η θετική συσχέτιση μεταξύ των ανεξάρτητων μεταβλητών συμβολίζεται με αποχρώσεις του κίτρινου χρώματος, ενώ η αρνητική συσχέτιση με αποχρώσεις του μπλε χρώματος.



Πίνακας 13: Συσχέτιση Μεταβλητών

Ακολούθως, ακολουθείται μια διαδικασία κατά την οποία κατασκευάζονται πολυωνυμικά λογιστικά μοντέλα με στόχο την **πρόβλεψη της εξαρτημένης μεταβλητής** Choice λαμβάνοντας υπόψη τις κανονικοποιημένες ή μη μεταβλητές των Time, Fuel και Accident καθώς ή ακόμη και μιας ακόμη άλλης επιλεγμένης μεταβλητής. Έτσι, για την ανάπτυξη του πολυωνυμικού μοντέλου, πραγματοποιήθηκαν δοκιμές με διαφορετικούς συνδυασμούς ανεξάρτητων μεταβλητών από το ερωτηματολόγιο, με στόχο την ανάλυση της επίδρασής τους στις τρεις εξαρτημένες μεταβλητές (αύξηση χρόνου διαδρομής, μείωση πιθανότητας ατυχήματος και μείωση κατανάλωσης καυσίμου**).** Κάθε μοντέλο αξιολογήθηκε βάσει του κριτηρίου **Pseudo R-squared** για την προσαρμογή του στα δεδομένα, ενώ οι παράγοντες που συμπεριλήφθηκαν είχαν επίπεδο σημαντικότητας (p-value) μικρότερο από 0,05 **(<0,05)**, ώστε να διασφαλιστεί η στατιστική τους σημαντικότητα. Μέσω επαναληπτικών δοκιμών και συγκρίσεων, επιλέχθηκε εν τέλει το **βέλτιστο μοντέλο**, το οποίο παρουσίασε την **υψηλότερη τιμή Pseudo R-squared** και περιελάβανε τους πιο σημαντικούς παράγοντες, παρέχοντας την καλύτερη δυνατή

ερμηνεία των επιλογών των ερωτηθέντων. Σημειώνεται ότι η διαδικασία δημιουργίας όλων των πιθανών μοντέλων και της βελτιστοποίησής τους, από τα οποία επιλέγεται τελικά το βέλτιστο, παρουσιάζεται αναλυτικά στο παράρτημα Β.

5.2.2 Αποτελέσματα και επιλογή βέλτιστου πολυωνυμικού μοντέλου

Έτσι, όπως προαναφέρθηκε το **βέλτιστο πολυωνυμικό μοντέλο** επιλέγεται λαμβάνοντας υπόψη τον ψευδο-συντελεστή προσδιορισμού (**pseudo R^2**) και το **επίπεδο σημαντικότητας 5%.** Για την κατηγοριοποίηση των επιλογών το μοντέλο επιλογής περιλαμβάνει τις μεταβλητές των «**Time_norm**» και «**Accident_norm**», τα αποτελέσματα του οποίου παρουσιάζονται στον Πίνακα 14. Οι συντελεστές και οι τιμές του p-value δείχνουν τη σημαντικότητα των μεταβλητών στο μοντέλο.

MNLogit Regression Results						
Dep. Variable:			No. Observations:			2400
Model:	MNLogit		Df Residuals:			2394
Method:	MLE		Df Model:			4
Date:	Mon, 16 Sep 2024		Pseudo R squ:			**0.3895**
Time:	09:05:20		Log-Likelihood:			-1531
converged:	FALSE		LL-Null:			-2507
Covariance Type:	nonrobust		LLR p-value:			0
Choice = 1	**Coef.**	**Std.Err.**	**z**	**P>|z|**	**[0.025**	**0.975]**
const	0.8922	0.252	3.535	0	0.398	1.387
Time_norm	2.9952	0.303	9.875	0	2.402	3.588
Accident_norm	-5.2611	0.334	-15.736	0	-5.916	-4.606
Choice = 2	**Coef.**	**Std.Err.**	**z**	**P>|z|**	**[0.025**	**0.975]**
const	-0.430	0.265	-1.619	0.105	-0.950	0.091
Time_norm	0.329	0.272	1.210	0.226	-0.204	0.863
Accident_norm	1.603	0.272	5.893	0.000	1.070	2.136

Πίνακας 14: Πολυωνυμικό Μοντέλο

5.3 Συναρτήσεις χρησιμότητας

Με τη δημιουργία του πολυωνυμικού μοντέλου «logit_model» **προκύπτουν δύο συναρτήσεις χρησιμότητας**. Η πρώτη συνάρτηση χρησιμότητας, αντιστοιχεί στην επιλογή της εναλλακτικής μείωσης του ορίου από 130 χλμ./ώρα σε 110 χλμ./ώρα σε αυτοκινητοδρόμους;» ενώ η δεύτερη συνάρτηση χρησιμότητας αντιστοιχεί στην εναλλακτική μείωσης του ορίου ταχύτητας από 130 χλμ./ώρα σε 120 χλμ./ώρα. Επομένως οι δύο συναρτήσεις χρησιμότητας είναι οι εξής:

1. **$U_{\text{Choice 1}}$ = 0.8922 + 2.9952*Time - 5.2611 * Accident**
2. **$U_{\text{Choice 2}}$ = - 0.4296 + 0.3294* Time + 1.6028 * Accident**

Οι πρώτοι όροι των ανωτέρω δύο συναρτήσεων χρησιμότητας, αποτελούν σταθερές μεταβλητές. Αντίστοιχα ο δεύτερος όρος αντιστοιχεί στον χρόνο και ο τρίτος όρος στην μεταβλητή της μείωσης της πιθανότητας οδικών ατυχημάτων με τραυματισμό. Η διαφορά στις σταθερές, δείχνει την **αρχική προτίμηση** των οδηγών για κάθε επιλογή πριν εξετάσουν άλλους παράγοντες, δηλαδή του χρόνου διαδρομής και της πιθανότητας οδικών ατυχημάτων με τραυματισμό.

Παρατηρούμε ακόμη, ότι και για τις δύο περιπτώσεις ο **θετικός** συντελεστής του **χρόνου διαδρομής**, υποδηλώνει ότι όσο αυξάνεται ο χρόνος διαδρομής, **αυξάνεται** η χρησιμότητα της επιλογής. Δηλαδή, όσο μεγαλύτερος είναι ο χρόνος ταξιδιού, τόσο **πιο πιθανό** είναι κάποιος να προτιμήσει τη μείωση του ορίου ταχύτητας. Αυτό ενδεχομένως να υποδηλώνει ότι, οδηγοί με μεγαλύτερους χρόνους διαδρομής είναι πιθανότερο να προτιμήσουν τη μεγαλύτερη μείωση του ορίου ταχύτητας.

Ο συντελεστής των ατυχημάτων στην πρώτη εξίσωση είναι **αρνητικός** (−5.2611) κάτι που δείχνει ότι με την αύξηση των ατυχημάτων, η **χρησιμότητα** της επιλογής **μειώνεται**. Δηλαδή οι ερωτηθείς πιστεύουν το εξής παράδοξο: Εάν η επιλογή είναι να μειωθεί το όριο ταχύτητας στα 110 χλμ./ώρα, αλλά παρατηρούνται περισσότερα ατυχήματα, τότε η **προτίμηση** προς αυτήν την επιλογή **μειώνεται**. Αντίστοιχα, η **θετική** τιμή του συντελεστή για τα ατυχήματα στη δεύτερη εξίσωση σημαίνει ότι η μείωση του ορίου ταχύτητας από 130 σε 120 χλμ./ώρα σχετίζεται με μεγαλύτερη μείωση των ατυχημάτων. Δηλαδή, αν παρατηρούνται περισσότερα ατυχήματα, τότε η επιλογή της μείωσης του ορίου στα 120 χλμ./ώρα γίνεται **πιο ελκυστική**. Συμπερασματικά, αυτό πρακτικά σημαίνει ότι, **όσο περισσότερα ατυχήματα** συμβαίνουν, **τόσο περισσότερο "προτιμάται"** αυτή η επιλογή. Αυτό θα μπορούσε να σημαίνει ότι οι ερωτηθέντες θεωρούν τη μείωση στα **120** χλμ./ώρα ως **πιο ρεαλιστική λύση** για τη μείωση των ατυχημάτων, ενώ η μείωση στα 110 χλμ./ώρα μπορεί να θεωρείται υπερβολική ή μη αποδεκτή.

Με γνώμονα τις δύο συναρτήσεις χρησιμότητας, προκύπτουν τα ποσοστά αποδοχής των ερωτηθέντων για μείωση του ορίου ταχύτητας είτε σε 110 χλμ./ώρα είτε 120 χλμ./ώρα είτε για καμία αλλαγή. Το **ποσοστό αποδοχής** της πρώτης συνάρτησης χρησιμότητας για τη μείωση του ορίου ταχύτητας σε **110** χλμ./ώρα προέκυψε ίσο με **22%** και είναι αυτό που θα χρησιμοποιηθεί στην ανάλυση κόστους ωφελειών (CBA) στην επόμενη ενότητα. Αντίστοιχα, το ποσοστό αποδοχής για τη μείωση του ορίου ταχύτητας σε **120** χλμ./ώρα προέκυψε ίσο με **49%** ενώ αυτό της επιλογής στην υπάρχουσας κατάστασης (καμία αλλαγή) **29%.** Παρατηρήθηκε λοιπόν ότι, παρόλο που αρχικά η μείωση στα **110** χλμ./ώρα **φαινόταν πιο ελκυστική** λόγω της σταθεράς της, αλλά **όταν λήφθηκαν υπόψη** τα ατυχήματα και τον χρόνο διαδρομής, η εικόνα αλλάζει**.** Η μείωση στα **120** χλμ./ώρα θεωρείται τελικά η **πιο ρεαλιστική και αποδεκτή λύση**, καθώς συνδέεται με μια πιο **ισορροπημένη αντίδραση** των ερωτηθέντων στις πραγματικές συνθήκες κυκλοφορίας. Οι μαθηματικές εξισώσεις των δύο επιλογών (Choice 1,2) διατυπώνονται ως εξής:

$$Pchoice1 = \frac{e^{U(Choice\ 1)}}{1 + e^{U(Choice\ 1)} + e^{U(Choice2)}}$$

και αντίστοιχα για την επιλογή σε 120 χλμ./ώρα:

$$Pchoice2 = \frac{e^{U(Choice\ 2)}}{1 + e^{U(Choice\ 1)} + e^{U(Choice2)}}$$

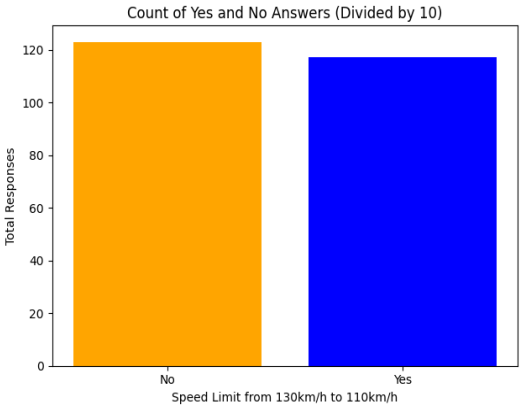
5.4 Στατιστικό μοντέλο διωνυμικής λογιστικής παλινδρόμησης

5.4.1 Ανάπτυξη του διωνυμικού μοντέλου του ερωτήματος Γ1

Με το πρότυπο διωνυμικής λογιστικής παλινδρόμησης πραγματοποιήθηκε η στατιστική ανάλυση του ερωτήματος Γ1. Αρχικά, όπως και προηγουμένως, εισάγονται οι

απαραίτητες βιβλιοθήκες για την ανάπτυξη του μοντέλου της διωνυμικής λογιστικής παλινδρόμησης. Κάνοντας χρήση της εντολής .drop **εξαιρούνται δεδομένα** του ερωτηματολογίου που ακολουθούν τις **ερωτήσεις Γ1** και **Γ2,** δηλαδή οι μεταβλητές: “Number”, “ID”, “Choice”, “Time1”, “Time2”, “Time3”, “Fuel1”, “Fuel2”, “Fuel3”, “Accident1”, “Accident2”, “Accident3” αλλά και η μεταβλητή του ερωτήματος Γ2 η “C2”.

Η γραφική αναπαράσταση των συνολικών απαντήσεων των ερωτηθέντων στο ερώτημα Γ1: «Συμφωνείτε με τη μείωση του ορίου ταχύτητας από 130 χλμ./ώρα σε 110 χλμ./ώρα;» παρουσιάζεται στην εικόνα 1.



Εικόνα 2: Απάντηση ερωτηθέντων στο ερώτημα Γ1 του ερωτηματολογίου

Ακολούθως, όπως ακριβώς και στο πολυωνυμικό μοντέλο, διερευνήθηκε η σχέση μεταξύ των ανεξάρτητων μεταβλητών με χρήση του συντελεστή Pearson αναπτύσσοντας τον γενικό τριγωνικό **χάρτη θερμότητας**. Ομοίως, κάνοντας χρήση της εντολής .drop, δημιουργήθηκαν κάποιες εναλλακτικές πιθανών σεναρίων. Έτσι, το κάθε ένα σενάριο από αυτά απέκτησε ένα δικό του τριγωνικό χάρτη θερμότητας που οι μεταβλητές παρουσίαζαν τουλάχιστον ανίσχυρη σχέση μεταξύ τους όπου και ακολούθησε όπως προηγουμένως μια διαδικασία δοκιμών για τη **βελτιστοποίηση κάθε σεναρίου** από αυτά.

Αφότου, εξετάστηκαν όλες οι **πιθανές εναλλακτικές** και πραγματοποιήθηκε πλήθος δοκιμών για κάθε μία εναλλακτική, βελτιστοποιήθηκε το κάθε ένα σενάριο ξεχωριστά. Τα **κριτήρια επιλογής** του βέλτιστου μοντέλου παραμένουν ίδια, δηλαδή ο ψευδο-συντελεστής προσδιορισμού (**pseudo R^2**) και το **επίπεδο σημαντικότητας 5%**. Ακόμη, για την καλύτερη δυνατή εποπτεία σε κάθε δοκιμή εκτυπώνονταν τα **στατιστικά στοιχεία** των δύο μοντέλων δηλαδή τα: summary, το **AIC** (Akaike Information Criterion), και το **BIC** (Bayesian Information Criterion).

Η **επιλογή** του βέλτιστου διωνυμικού μοντέλου πραγματοποιήθηκε, όπως και στο πολυωνυμικό, βελτιστοποιώντας τα **δύο πιο αποτελεσματικά μοντέλα**. Σημειώνεται ότι ο αναλυτικός κώδικας παρατίθεται στο παράρτημα Β της διπλωματικής εργασίας, ενώ η **ερμηνεία** και τα **συμπεράσματα** από τα αποτελέσματα του τελικού βέλτιστου μοντέλου θα αναλυθούν ακολούθως στο παρόν κεφάλαιο.

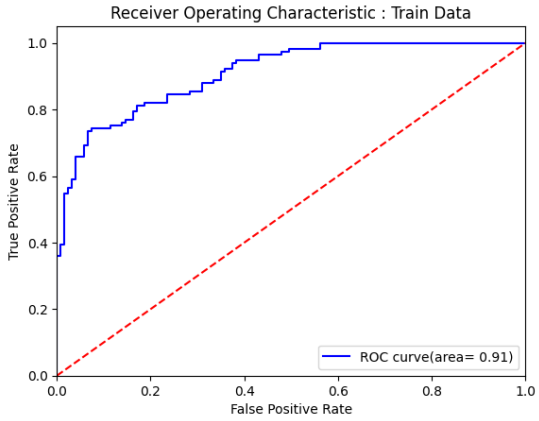
5.4.2 Αποτελέσματα της ανάπτυξης διωνυμικού μοντέλου του ερωτήματος Γ1

Η **τελική επιλογή** του βέλτιστου στατιστικού μοντέλου της διωνυμικής λογιστικής παλινδρόμησης του ερωτήματος **Γ1** παρουσιάζεται στον Πίνακα 15 και ακολούθως η καμπύλη ROC του μοντέλου στο Διάγραμμα 12.

Reducing speed limit from 130 km/h to 110 km/h						
Logit Regression Results						
Dep. Variable:	C1		No. Observations:			2400
Model:	Logit		Residuals:			2361
Method:	MLE		Model:			38
Date:	Mon, 16 Sep 2024		Pseudo R squ:			**0.4617**
Time:	08:22:20		Log-Likelihood:			-895.15
converged:	TRUE		LL-Null:			-1662.8
Covariance Type:	nonrobust		LLR p-value:			5.60E-298
	Coef.	**Std.Err.**	**z**	**P>|z|**	**[0.025**	**0.975]**
const	-1.153	0.521	-2.215	0.027	-2.173	-0.133
PROPERTY_ACCID_1	-2.316	0.280	-8.258	0.000	-2.865	-1.766
PROPERTY_ACCID_2	-2.208	0.277	-7.963	0.000	-2.751	-1.664
PROPERTY_ACCID_3	-1.580	0.277	-5.708	0.000	-2.122	-1.037
EXP_2	0.972	0.168	5.787	0.000	0.643	1.301
EXP_3	-1.275	0.241	-5.283	0.000	-1.748	-0.802
STAT_INJURIES_1	-2.395	0.227	-10.549	0.000	-2.840	-1.950
STAT_INJURIES_2	-0.305	0.152	-2.010	0.044	-0.603	-0.008
INJURY_ACCID_2	3.128	0.353	8.851	0.000	2.436	3.821
INJURY_ACCID_3	3.469	0.399	8.699	0.000	2.687	4.250
VIOLATIONS_3	-0.834	0.356	-2.341	0.019	-1.532	-0.136
WORRIED_1	1.294	0.278	4.650	0.000	0.748	1.839
WORRIED_2	1.128	0.218	5.180	0.000	0.701	1.555
WORRIED_3	1.088	0.203	5.349	0.000	0.689	1.486
SPEED_ROLE_2	2.173	0.380	5.720	0.000	1.428	2.917
SPEED_ROLE_3	1.337	0.155	8.630	0.000	1.033	1.641
MOTO_RISK_1	2.610	0.553	4.717	0.000	1.525	3.694
ACC_HIGHW_3	-1.740	0.197	-8.826	0.000	-2.127	-1.354
ACC_HIGHW_4	-2.140	0.201	-10.639	0.000	-2.534	-1.746
ACC_HIGHW_5	-1.645	0.259	-6.345	0.000	-2.153	-1.137
IF_ROAD_TYPE_1	0.884	0.476	1.858	0.063	-0.048	1.816
IF_ROAD_TYPE_2	-1.605	0.393	-4.087	0.000	-2.375	-0.835
IF_ROAD_TYPE_4	0.432	0.189	2.290	0.022	0.062	0.801
IF_TRAFFIC_1	-3.401	0.521	-6.532	0.000	-4.422	-2.381
IF_TRAFFIC_2	-1.844	0.286	-6.443	0.000	-2.405	-1.283
IF_TRAFFIC_3	0.438	0.179	2.441	0.015	0.086	0.789
IF_FREQ_1	2.476	0.376	6.583	0.000	1.739	3.214
IF_FREQ_2	2.852	0.262	10.897	0.000	2.339	3.365
IF_FREQ_3	-0.387	0.159	-2.436	0.015	-0.698	-0.076
IF_OTHERS_SPEED_2	-0.903	0.214	-4.214	0.000	-1.323	-0.483
IF_OTHERS_SPEED_4	-0.598	0.154	-3.881	0.000	-0.900	-0.296
GENDER_1	-1.165	0.149	-7.846	0.000	-1.456	-0.874
RLTNSHIP_1	-0.941	0.150	-6.273	0.000	-1.236	-0.647
INCOME_2	0.623	0.142	4.371	0.000	0.344	0.902
EDUCATION_3	2.667	0.304	8.781	0.000	2.072	3.262

EDUCATION_4	2.043	0.179	11.419	0.000	1.693	2.394
EDUCATION_5	0.523	0.199	2.622	0.009	0.132	0.913
EDUCATION_6	1.041	0.260	4.001	0.000	0.531	1.550
PROF_5	-2.268	0.389	-5.829	0.000	-3.030	-1.505

Πίνακας 15: Αποτελέσματα της ανάπτυξης διωνυμικού μοντέλου του ερωτήματος Γ1

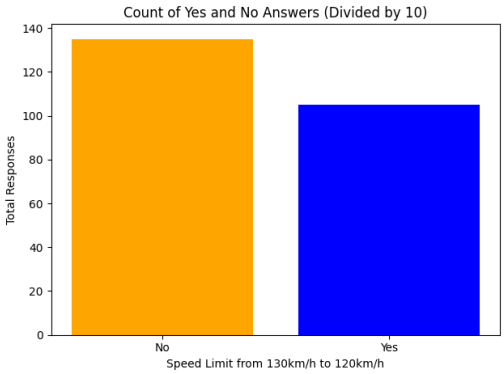


Διάγραμμα 12: Καμπύλη ROC του Γ1 ερωτήματος

Η γραφική απεικόνιση της καμπύλης **ROC** του διωνυμικού μοντέλου του ερωτήματος Γ1 με τιμή **AUC= 0.91**, βρίσκεται αρκετά κοντά στην επάνω αριστερή γωνία του γραφήματος ROC, που αντιπροσωπεύει **υψηλή ευαισθησία** (True Positive Rate,TPR) και **χαμηλό** False Positive Rate **(FPR)**. Η τιμή του ταξινομητή θεωρείται **εξαιρετική** καθώς το μοντέλο αναγνωρίζει σωστά τα περισσότερα θετικά παραδείγματα, ενώ παράλληλα κάνει πολύ λίγα λάθη ταξινομώντας αρνητικά παραδείγματα ως θετικά.

5.4.3 Διωνυμικό μοντέλο ερωτήματος Γ2

Η **διαδικασία ανάπτυξης** του διωνυμικού μοντέλου λογιστικής παλινδρόμησης που αφορά το ερώτημα Γ2 του ερωτηματολογίου όπως και η μεθοδολογία που ακολουθήθηκε, είναι αυτούσια με αυτή του ερωτήματος Γ1. Επομένως, για αποφυγή επανάληψης της διαδικασίας ακολουθούν τα πρωταρχικά αποτελέσματα της ανάλυσης. Η γραφική αναπαράσταση των συνολικών απαντήσεων των ερωτηθέντων στο ερώτημα Γ2: «Συμφωνείτε με τη μείωση του ορίου ταχύτητας από 130 χλμ./ώρα σε 120 χλμ./ώρα;» παρουσιάζεται στην εικόνα 2.



Εικόνα 3: Απάντηση ερωτηθέντων στο ερώτημα Γ2 του ερωτηματολογίου

5.4.4 Αποτελέσματα της ανάπτυξης διωνυμικού μοντέλου του ερωτήματος Γ2

Η **τελική επιλογή** του βέλτιστου στατιστικού μοντέλου της διωνυμικής λογιστικής παλινδρόμησης του ερωτήματος Γ2 παρουσιάζεται στον Πίνακα 16. Σημειώνεται ότι η **τιμή AUC** στην καμπύλη **ROC** ήταν ίση με **0.88,** η οποία και κρίνεται **ικανοποιητική** όπως και προηγουμένως.

Reducing speed limit from 130 km/h to 120 km/h						
Logit Regression Results						
Dep. Variable:	C2		No. Observations:			2400
Model:	Logit		Residuals:			
Method:	MLE		Model:			
Date:	Mon, 16 Sep 2024		Pseudo R squ:			**0.3711**
Time:	08:23:11		Log-Likelihood:			-1034.4
converged:	TRUE		LL-Null:			-1644.8
Covariance Type:	nonrobust		LLR p-value:			1.91E-231
	Coef.	**Std.Err.**	**z**	**P>|z|**	**[0.025**	**0.975]**
const	-4.398	0.654	-6.728	0.000	-5.680	-3.117
PROPERTY_ACCID_1	-0.615	0.166	-3.711	0.000	-0.939	-0.290
PROPERTY_ACCID_2	-1.133	0.168	-6.762	0.000	-1.462	-0.805
EXP_4	0.846	0.172	4.931	0.000	0.510	1.183
EXP_2	1.034	0.184	5.629	0.000	0.674	1.394
STAT_DEATHS_1	-2.646	0.344	-7.703	0.000	-3.320	-1.973
STAT_DEATHS_2	-1.482	0.159	-9.315	0.000	-1.794	-1.170
STAT_DEATHS_3	-0.361	0.154	-2.346	0.019	-0.662	-0.059
INJURY_ACCID_2	1.162	0.276	4.217	0.000	0.622	1.702
INJURY_ACCID_3	1.848	0.305	6.056	0.000	1.250	2.446
VIOLATIONS_1	2.416	0.295	8.195	0.000	1.838	2.994
WORRIED_1	0.419	0.219	1.913	0.056	-0.010	0.849
WORRIED_2	0.311	0.137	2.269	0.023	0.042	0.580
SPEED_ROLE_2	1.232	0.291	4.239	0.000	0.662	1.801
SPEED_ROLE_3	0.978	0.144	6.777	0.000	0.695	1.261
MOTO_RISK_1	2.362	0.450	5.244	0.000	1.479	3.245
MOTO_RISK_2	1.482	0.238	6.221	0.000	1.015	1.949
MOTO_RISK_3	0.492	0.133	3.697	0.000	0.231	0.753
ACC_HIGHW_3	0.545	0.160	3.401	0.001	0.231	0.860
ACC_HIGHW_2	2.227	0.179	12.425	0.000	1.875	2.578
ACC_HIGHW_5	2.344	0.229	10.251	0.000	1.896	2.793
IF_ROAD_TYPE_3	1.152	0.180	6.390	0.000	0.798	1.505
IF_ROAD_TYPE_1	1.080	0.394	2.743	0.006	0.308	1.851
IF_TRAFFIC_1	-1.093	0.390	-2.805	0.005	-1.856	-0.329
IF_TRAFFIC_2	-2.456	0.273	-8.991	0.000	-2.992	-1.921
IF_TRAFFIC_3	-0.643	0.163	-3.957	0.000	-0.962	-0.325
IF_FREQ_2	-1.258	0.393	-3.197	0.001	-2.029	-0.487
IF_FREQ_3	-1.894	0.364	-5.205	0.000	-2.608	-1.181
IF_FREQ_4	-1.658	0.359	-4.619	0.000	-2.361	-0.954
GENDER_1	-0.738	0.139	-5.320	0.000	-1.010	-0.466
RLTNSHIP_1	-1.012	0.250	-4.044	0.000	-1.503	-0.522
RLTNSHIP_2	-0.589	0.230	-2.559	0.010	-1.040	-0.138
INCOME_1	1.487	0.184	8.099	0.000	1.127	1.846
INCOME_2	0.702	0.169	4.151	0.000	0.370	1.033

EDUCATION_3	2.421	0.309	7.843	0.000	1.816	3.026
PROF_6	-0.530	0.277	-1.916	0.055	-1.073	0.012
PROF_3	1.218	0.233	5.225	0.000	0.761	1.675
PROF_2	1.019	0.277	3.679	0.000	0.476	1.562
CITY_1	1.139	0.138	8.273	0.000	0.869	1.409

Πίνακας 16: Αποτελέσματα της ανάπτυξης διωνυμικού μοντέλου του ερωτήματος Γ2

5.5 Ερμηνεία αποτελεσμάτων

5.5.1 Πολυωνυμικό μοντέλο

Βάσει το τελικό βέλτιστο μοντέλο της πολυωνυμικής λογιστικής παλινδρόμησης του πίνακα 13, και συγκεκριμένα για την 1η επιλογή μείωσης σε 110 χλμ./ώρα έχουμε τα εξής συμπεράσματα:

1. **Time_norm:** Ο παράγοντας της αύξησης του **χρόνου διαδρομής** έχει **θετική συμβολή** στην τελική επιλογή της μείωσης του ορίου ταχύτητας σε 110 χλμ./ώρα. Αυτό μπορεί να υποδεικνύει ότι οι ερωτηθέντες είναι **πρόθυμοι** να αποδεχτούν μια μικρή αύξηση στο χρόνο της διαδρομής, εφόσον αυτό συνεπάγεται μείωση των κινδύνων και **βελτίωση** της Οδικής Ασφάλειας.

2. **Accident_norm:** Ο παράγοντας της **μείωσης** της πιθανότητας οδικών **ατυχημάτων με τραυματισμό** , έχει **αρνητική** συμβολή στην τελική επιλογή της μείωσης του ορίου ταχύτητας σε 110 χλμ./ώρα. Αυτό ενδεχομένως να σημαίνει ότι οι ερωτηθέντες **δεν** θεωρούν τη μείωση της ταχύτητας ως τον σημαντικότερο παράγοντα για την Οδική Ασφάλεια, δίνοντας μεγαλύτερη βαρύτητα σε άλλες παραμέτρους, όπως η ποιότητα του οδοστρώματος, η οδηγική συμπεριφορά, η αστυνόμευση των κανόνων κυκλοφορίας κ.ο.κ. .

Αντίστοιχα, για την 2η επιλογή μείωσης σε 120 χλμ./ώρα τα συμπεράσματα που προκύπτουν είναι:

1. **Time_norm:** Ο παράγοντας της αύξησης του **χρόνου διαδρομής** έχει **θετική** συμβολή στην τελική επιλογή της μείωσης του ορίου ταχύτητας σε 120 χλμ./ώρα. Αυτό ενδεχομένως να σημαίνει ότι οι ερωτηθέντες δεν θεωρούν πως θα επηρεαστούν σημαντικά από το μέτρο, καθώς η **μέση ταχύτητα** που κινούνται ήδη είναι κάτω από 120 χλμ./ώρα, με αποτέλεσμα η απώλεια χρόνου να είναι αμελητέα. Επιπλέον, μπορεί να υποδηλώνει ότι αντιλαμβάνονται το όφελος της μείωσης του ορίου ταχύτητας ως μεγαλύτερο από την πιθανή αύξηση του χρόνου μετακίνησης, δίνοντας **προτεραιότητα** στην Οδική Ασφάλεια.

2. **Accident_norm:** Ο παράγοντας της **μείωσης** της πιθανότητας οδικών **ατυχημάτων με τραυματισμό** , έχει **θετική** συμβολή στην τελική επιλογή της μείωσης του ορίου ταχύτητας σε 120 χλμ./ώρα. Αυτό ενδεχομένως να σημαίνει ότι οι ερωτηθέντες **αναγνωρίζουν** τη σχέση μεταξύ χαμηλότερης ταχύτητας και βελτιωμένης Οδικής Ασφάλειας, θεωρώντας ότι η μείωση του ορίου μπορεί να συμβάλει στη μείωση των τροχαίων ατυχημάτων και των συνεπειών τους.

Συμπεραίνουμε λοιπόν ότι, η αντίληψη των ερωτηθέντων για τη συμβολή της μείωσης του ορίου ταχύτητας στην Οδική Ασφάλεια διαφέρει ανάλογα με το επίπεδο της μείωσης. Ενώ η μείωση στα 120 χλμ./ώρα θεωρείται θετική για τη μείωση των τροχαίων ατυχημάτων, η μείωση στα 110 χλμ./ώρα **δεν** φαίνεται να εκλαμβάνεται ως **σημαντικός παράγοντας** βελτίωσης της Οδικής Ασφάλειας. Αυτό, ενδεχομένως να υποδηλώνει ότι, οι ερωτηθέντες ίσως αποδέχονται μια **ήπια μείωση** του ορίου ταχύτητας, αλλά θεωρούν ότι κάτω από ένα συγκεκριμένο επίπεδο, η Οδική Ασφάλεια εξαρτάται περισσότερο από άλλους παράγοντες, όπως η οδηγική συμπεριφορά, η ποιότητα του οδοστρώματος και η αστυνόμευση.

5.5.2 Διωνυμικό μοντέλο για τη μείωση της ταχύτητας από 130 χλμ./ώρα σε 120 χλμ./ώρα

1. **PROPERTY_ACCID_1** και **PROPERTY_ACCID_2:** Ερωτηθέντες που έχουν στο παρελθόν εμπλακεί σε κανένα ή 1 ατύχημα με υλικές ζημίες, είναι πιθανότερο **να μην αποδεχθούν** τη μείωση του ορίου ταχύτητας σε 120 χλμ./ώρα. Ενδεχομένως οι ερωτηθέντες που έχουν εμπλακεί σε κανένα ή 1 ατύχημα με υλικές ζημίες **δεν θεωρούν αναγκαία** την αλλαγή του ορίου ταχύτητας ή δεν αντιλαμβάνονται την ανάγκη για επιπλέον περιορισμούς στην ταχύτητα, πιθανώς επειδή δεν έχουν προσωπική εμπειρία σοβαρών ατυχημάτων ή δεν συνδέουν τις υλικές ζημιές με την ταχύτητα. Αυτό μπορεί να δείχνει μια τάση να **υποτιμούν** τους κινδύνους ή να μην είναι πλήρως πεπεισμένοι για την αποτελεσματικότητα των μέτρων περιορισμού της ταχύτητας στην πρόληψη ατυχημάτων.

2. **EXP_4:** Οδηγοί με 15ετή οδηγική εμπειρία οδήγησης, **ανταποκρίνονται θετικά** στην αποδοχή μείωσης του ορίου ταχύτητας σε 120 χλμ./ώρα. Ενδεχομένως, οι οδηγοί με 15ετή οδηγική εμπειρία εκτιμούν ότι η μείωση του ορίου ταχύτητας μπορεί να συμβάλει στη βελτίωση της Οδικής Ασφάλειας και προτιμούν να την αποδεχτούν, ίσως επειδή έχουν αποκτήσει συνείδηση των κινδύνων που σχετίζονται με την υψηλή ταχύτητα. Η μεγαλύτερη **εμπειρία** τους μπορεί να τους έχει βοηθήσει να κατανοήσουν καλύτερα τη σημασία των περιορισμών ταχύτητας στην πρόληψη ατυχημάτων και στην αύξηση της ασφάλειας για όλους τους χρήστες του δρόμου.

3. **EXP_2:** Οδηγοί με οδηγική εμπειρία από 5 έως 9 έτη οδήγησης, **ανταποκρίνονται θετικά** στην αποδοχή μείωσης του ορίου ταχύτητας σε 120 χλμ./ώρα**.** Ενδεχομένως, οι οδηγοί με 5 έως 9 έτη οδηγικής εμπειρίας **αναγνωρίζουν** τη σημασία της Οδικής Ασφάλειας και είναι πιο ανοιχτοί στην αποδοχή περιορισμών ταχύτητας, αν και η εμπειρία τους δεν είναι τόσο μεγάλη όσο αυτών με 15 χρόνια οδηγικής εμπειρίας. Ίσως θεωρούν ότι η μείωση του ορίου ταχύτητας θα μπορούσε να συμβάλει στην αποφυγή ατυχημάτων, αν και ίσως να μην έχουν ακόμα αναπτύξει την ίδια αντίληψη για τους κινδύνους που σχετίζονται με τις υψηλές ταχύτητες, όπως οι πιο έμπειροι οδηγοί.

4. **STAT_DEATHS_1** και **STAT_DEATHS_2** και **STAT_DEATHS_3:** Όσοι ερωτηθέντες κάνουν την εκτίμηση ότι οι θάνατοι από οδικά ατυχήματα ετησίως στην Ελλάδα κυμαίνονται από 0-100 είτε 101-500 είτε 501-1.000, παρουσιάζουν **αρνητική στάση** ως προς την αποδοχή μείωσης του ορίου ταχύτητας σε 120 χλμ./ώρα. Μεγαλύτερη αρνητικότητα παρουσιάζεται σε αυτούς που κάνουν την

εκτίμηση 0-100 θανάτων ετησίως. Ενδεχομένως αυτό να σημαίνει ότι οι ερωτηθέντες που εκτιμούν ότι οι θάνατοι από οδικά ατυχήματα στην Ελλάδα είναι μικρότεροι (0-100 θάνατοι) **δεν θεωρούν** ότι υπάρχει σοβαρό πρόβλημα με την Οδική Ασφάλεια, και ως εκ τούτου, δεν βλέπουν την ανάγκη για αυστηρότερα μέτρα, όπως η μείωση του ορίου ταχύτητας. Η εκτίμηση χαμηλού αριθμού θανάτων μπορεί να δημιουργεί την αίσθηση ότι τα υπάρχοντα μέτρα είναι επαρκή ή ότι η αλλαγή του ορίου ταχύτητας δεν είναι απαραίτητη. Αντίθετα, οι ερωτηθέντες που εκτιμούν μεγαλύτερους αριθμούς θανάτων (101-500 ή 501-1.000) ίσως αντιλαμβάνονται την **σοβαρότητα** του προβλήματος και είναι πιο ανοιχτοί στην αποδοχή περιορισμών ταχύτητας, πιστεύοντας ότι μπορεί να βοηθήσουν στην αποτροπή περισσοτέρων ατυχημάτων.

5. **INJURY_ACCID_2 και INJURY_ACCID_3:** Αντίθετα, οδηγοί που έχουν εμπλακεί σε δύο ή τρία ατυχήματα με παθόντες, παρουσιάζονται **θετικοί** στη μείωση του ορίου ταχύτητας σε 120 χλμ./ώρα. Άρα, ενδεχομένως, οι οδηγοί που έχουν βιώσει ατυχήματα με παθόντες να έχουν αναπτύξει μια πιο προσεκτική και **συνειδητοποιημένη** στάση προς την οδήγηση, επιθυμώντας να περιορίσουν τους κινδύνους που συνδέονται με την υψηλή ταχύτητα.

6. **VIOLATIONS_1:** Οδηγοί όπου τα τελευταία 3 έτη δεν έχουν δεχθεί **καμία** κλήση για παραβίαση του Κ.Ο.Κ, παρουσιάζονται **θετικοί** στη μείωση του ορίου ταχύτητας σε 120 χλμ./ώρα. Η απουσία παραβάσεων υποδεικνύει μια ευαισθησία στην ασφαλή οδήγηση, και συνεπώς, αυτοί οι οδηγοί ενδέχεται να **αναγνωρίζουν** τη σημασία της μείωσης της ταχύτητας για την αποφυγή ατυχημάτων και την προστασία των άλλων χρηστών της οδού.

7. **WORRIED_1 και WORRIED_2:** Όσοι οδηγοί είναι από καθόλου έως λίγο ανήσυχοι για το ενδεχόμενο να εμπλακούν σε ατύχημα έχουν **θετική** στάση για τη μείωση του ορίου ταχύτητας σε 120 χλμ./ώρα. Αυτό ενδέχεται να υποδηλώνει ότι, παρά την **έλλειψη** έντονης ανησυχίας για το ενδεχόμενο ατυχήματος, οι οδηγοί αυτοί **κατανοούν** την ανάγκη για ασφαλέστερη οδήγηση και ενδέχεται να θεωρούν τη μείωση της ταχύτητας ως ένα μέτρο πρόληψης για την **ελαχιστοποίηση** των κινδύνων πρόκλησης και συνεπειών ενός τροχαίου ατυχήματος.

8. **SPEED_ROLE_2 και SPEED_ROLE_3:** Οδηγοί που απάντησαν ότι ο ρόλος της ταχύτητας στην πρόκληση ατυχημάτων και στη σοβαρότητα τους είναι λίγο έως αρκετά σημαντικός, παρουσιάζονται **θετικοί** στη μείωση του ορίου ταχύτητας σε 120 χλμ./ώρα. Οι οδηγοί αυτοί κατανοούν τη σχέση μεταξύ ταχύτητας και κινδύνου πρόκλησης ενός οδικού ατυχήματος και αναγνωρίζουν τη σημασία της μείωσης της ταχύτητας για τη βελτίωση της Οδικής Ασφάλειας. Επομένως, υποστηρίζουν την αλλαγή του ορίου ταχύτητας ως έναν τρόπο για να μειωθεί η πιθανότητα σοβαρών ατυχημάτων και να προστατευθούν οι χρήστες της οδού.

9. **MOTO_RISK_1**, **MOTO_RISK_2** και **MOTO_RISK_3:** Όσοι ερωτηθέντες θεωρούν καθόλου έως αρκετά επικίνδυνο οι μοτοσικλετιστές να κινούνται κοντά στο όριο των 130 χλμ./ώρα, έχουν **θετική ανταπόκριση** στην εφαρμογή της μείωσης του ορίου ταχύτητας σε 120 χλμ./ώρα. Αυτό μπορεί να σημαίνει ότι, έχοντας αναγνωρίσει τους κινδύνους που σχετίζονται με την υψηλή ταχύτητα των

μοτοσικλετιστών, οι ερωτηθέντες θεωρούν τη μείωση του ορίου ταχύτητας ως ένα μέτρο για την **ενίσχυση** της ασφάλειας και την προστασία των μοτοσικλετιστών. Η υποστήριξή τους για τη μείωση του ορίου ταχύτητας μπορεί να αντανακλά την **επιθυμία** τους να μειώσουν τον κίνδυνο ατυχημάτων και την σοβαρότητα των τραυματισμών.

10. **ACC_HIGHW_2, ACC_HIGHW_3** και **ACC_HIGHW_5:** Οι ερωτηθέντες που εκτίμησαν ότι η πιθανότητα εμπλοκής τους σε ατύχημα σε αυτοκινητόδρομο κυμαίνεται από 3 έως 12%, 12 έως 24% είτε δυσμενέστερα από 35 έως 50%, είναι πιθανότερο έχουν **θετική ανταπόκριση** στην εφαρμογή της μείωσης του ορίου ταχύτητας σε 120 χλμ./ώρα. Αυτή η στάση δείχνει μια **συνειδητοποίηση** ως προς τον κίνδυνο συμμετοχής τους σε ένα ατύχημα και την ανάγκη για προληπτικά μέτρα.

11. **IF_ROAD_TYPE_1** και **IF_ROAD_TYPE_3:** Όσοι ερωτηθέντες θεώρησαν καθόλου ή αρκετά σημαντική τη ποιότητα της οδού για την επιλογή της ταχύτητας τους **παρουσιάζονται θετικοί** στη μείωση του ορίου ταχύτητας σε 120 χλμ./ώρα. Αυτό μπορεί να σημαίνει ότι οι οδηγοί που δίνουν σημασία στην ποιότητα της υποδομής, κατανοούν ότι ακόμα και σε καλές συνθήκες, η ταχύτητα μπορεί να παραμείνει επικίνδυνη, και επομένως θεωρούν τη μείωση του ορίου ταχύτητας ως ένα μέτρο για τη **διασφάλιση** της Οδικής Ασφάλειας.

12. **IF_TRAFFIC_1, IF_TRAFFIC_2** και **IF_TRAFFIC_3:** Όσοι ερωτηθέντες θεώρησαν από καθόλου έως πολύ σημαντική τη κυκλοφορία στην οδό για την επιλογή της ταχύτητας τους είναι πιθανότερο να έχουν **αρνητική** ανταπόκριση στη μείωση του ορίου ταχύτητας σε 120 χλμ./ώρα. Αυτό ενδέχεται να υποδηλώνει ότι οι οδηγοί που **προσαρμόζουν** την ταχύτητά τους ανάλογα με τις κυκλοφοριακές συνθήκες της οδού, δεν θεωρούν αναγκαία τη μείωση του ορίου ταχύτητας, καθώς ήδη προσαρμόζονται στις συνθήκες κυκλοφορίας, ανεξαρτήτως του καθορισμένου ορίου ταχύτητας.

13. **IF_FREQ_2, IF_FREQ_3** και **IF_FREQ_4:** Όσοι ερωτηθέντες θεώρησαν από καθόλου σημαντική έως αρκετά σημαντική τη συχνότητα οδήγησης σε ένα αυτοκινητόδρομο για την επιλογή της ταχύτητας τους έχουν **θετική ανταπόκριση** στη μείωση του ορίου ταχύτητας σε 120 χλμ./ώρα. Αυτό θα μπορούσε να σημαίνει ότι οι οδηγοί που δεν θεωρούν την εμπειρία τους στους αυτοκινητόδρομους ως καθοριστικό παράγοντα για την ταχύτητα που επιλέγουν, είναι **πιο δεκτικοί** στην αποδοχή χαμηλότερων ορίων ταχύτητας.

14. **GENDER_1:** Οι γυναίκες οδηγοί είναι πιθανότερο να έχουν **αρνητική ανταπόκριση** στη μείωση του ορίου ταχύτητας σε 120 χλμ./ώρα. Αυτό θα μπορούσε να σημαίνει ότι οι γυναίκες οδηγοί, σε σύγκριση με άλλες ομάδες οδηγών, τείνουν να διαφωνούν περισσότερο με τη συγκεκριμένη μείωση του ορίου ταχύτητας. Αυτό το εύρημα μπορεί να είναι **αντίθετο** με κάποιες κοινές αντιλήψεις, καθώς συχνά οι γυναίκες οδηγοί θεωρούνται **πιο συντηρητικές** ή προσεκτικές στην οδήγηση.

15. **RLTNSHIP_1** και **RLTNSHIP_2:** Οι ανύπαντροι και οι παντρεμένοι ερωτηθέντες ήταν πιθανότερο να έχουν να έχουν **αρνητική ανταπόκριση** στη μείωση του ορίου ταχύτητας σε 120 χλμ./ώρα με τους πρώτους να έχουν την ισχυρότερη

στάση. Αυτό μπορεί να σημαίνει ότι οι ανύπαντροι, ενδεχομένως λόγω ενός διαφορετικού **τρόπου ζωής** ή προτεραιοτήτων, ενδέχεται να θεωρούν τη μείωση του ορίου ταχύτητας ως περιοριστικό παράγοντα για την ελευθερία κινήσεων τους ή ως άσκοπη, ενώ οι παντρεμένοι μπορεί να έχουν παρόμοιες απόψεις, αλλά σε μικρότερο βαθμό.

16. **INCOME_1** και **INCOME_2:** Όσοι ερωτηθέντες δήλωσαν έως 10.000 και από 10.000 έως 25.000 ευρώ ετήσιο εισόδημα, έχουν **θετική** ανταπόκριση στη μείωση του ορίου ταχύτητας σε 120 χλμ./ώρα. Η μείωση της ταχύτητας συνήθως οδηγεί σε **χαμηλότερη** κατανάλωση καυσίμου και σε μειωμένα έξοδα συντήρησης του οχήματος, γεγονός που μπορεί να είναι ιδιαίτερα συμφέρον για τους οδηγούς με μέτριο εισόδημα. Ενδέχεται επίσης να αντικατοπτρίζει μια **κοινωνική τάση** για μεγαλύτερη ευθύνη και συνειδητοποίηση των κινδύνων που προκαλούνται από την υπερβολική ταχύτητα.

17. **EDUCATION_3:** Όλοι οι ερωτηθείς με φοιτητική ιδιότητα, έχουν **θετική ανταπόκριση** στη μείωση του ορίου ταχύτητας σε 120 χλμ./ώρα. Το γεγονός αυτό μπορεί να ερμηνευτεί ως εξής: Οι φοιτητές τείνουν να υποστηρίζουν τη μείωση του ορίου ταχύτητας, πιθανώς λόγω αυξημένης ευαισθητοποίησης για την Οδική Ασφάλεια που αποκτούν μέσω εκπαιδευτικών προγραμμάτων και ενημερωτικών καμπανιών.

18. **PROF_6:** Οι ερωτηθέντες που δήλωσαν «άλλο» στην επιλογή επαγγέλματος φαίνεται να είναι αρνητικοί στη μείωση του ορίου ταχύτητας σε 120 χλμ./ώρα, πιθανώς λόγω της ανάγκης τους για ταχύτερη μετακίνηση στον αυτοκινητόδρομο, καθώς τα **επαγγελματικά** τους χαρακτηριστικά ή οι υποχρεώσεις τους απαιτούν **γρήγορες μετακινήσεις** σε μεγάλες αποστάσεις.

19. **PROF_2 και PROF_3:** Οι ερωτηθέντες που προέρχονται από τον δημόσιο ή ιδιωτικό τομέα και των ελεύθερων επαγγελματιών, είναι **θετικοί** στη μείωση του ορίου ταχύτητας σε 120 χλμ./ώρα. Αυτό μπορεί να οφείλεται στην επιθυμία τους να μειώσουν τους κινδύνους ατυχημάτων και να βελτιώσουν την Οδική Ασφάλεια. Επιπλέον, οι επαγγελματίες ενδέχεται να βλέπουν τη μείωση της ταχύτητας ως έναν τρόπο για την **αύξηση** της ασφάλειας, χωρίς να επηρεάζεται σημαντικά η καθημερινή τους μετακίνηση.

20. **CITY_1:** Οι ερωτηθέντες που δήλωσαν διαφορετική πόλη από την Αθήνα φαίνεται να έχουν **θετική** στάση στη μείωση του ορίου ταχύτητας σε 120 χλμ./ώρα, ενδεχομένως λόγω της αντίληψής τους ότι η μείωση της ταχύτητας μπορεί να βελτιώσει την Οδική Ασφάλεια σε τμήματα όπως ο αυτοκινητόδρομος Κόρινθος-Πάτρα, όπου οι συνθήκες κυκλοφορίας και η πυκνότητα της κίνησης ενδέχεται να διαφέρουν από εκείνες της Αθήνας.

5.5.3 Διωνυμικό μοντέλο για τη μείωση της ταχύτητας από 130 χλμ./ώρα σε 110 χλμ./ώρα

1. **PROPERTY_ACCID_1, PROPERTY_ACCID_2 και PROPERTY_ACCID_3:** Ερωτηθέντες που έχουν στο παρελθόν εμπλακεί σε κανένα ή έως και 2 στο σύνολο ατυχήματα με υλικές ζημίες, είναι **πιθανότερο να μην αποδεχθούν** τη μείωση του ορίου ταχύτητας σε 110 χλμ./ώρα.

2. **EXP_2:** Οδηγοί με οδηγική εμπειρία από 5 έως 9 έτη οδήγησης, **ανταποκρίνονται θετικά** στην αποδοχή μείωσης του ορίου ταχύτητας σε 110 χλμ./ώρα.
3. **EXP_3:** Έμπειροι οδηγοί με οδηγική εμπειρία από 9 έως 14 έτη οδήγησης, **ανταποκρίνονται αρνητικά** στην αποδοχή μείωσης του ορίου ταχύτητας σε 110 χλμ./ώρα.
4. **STAT_INJURIES_1** και **STAT_INJURIES_2:** Όσοι ερωτηθέντες κάνουν την εκτίμηση ότι τα ετήσια οδικά ατυχήματα στην Ελλάδα κυμαίνονται από 1000 έως 10000**, παρουσιάζουν αρνητική στάση** ως προς την αποδοχή μείωσης του ορίου ταχύτητας σε 110 χλμ./ώρα. Εκδηλώνεται μια απροθυμία όπως επίσης και έλλειψη ενημέρωσης για την Οδική Ασφάλεια.
5. **INJURY_ACCID**_2 και **INJURY_ACCID_3:** Αντίθετα, οδηγοί που έχουν εμπλακεί σε δύο ή τρία ατυχήματα με παθόντες, **παρουσιάζονται θετικοί** στη μείωση του ορίου ταχύτητας σε 110 χλμ./ώρα.
6. **VIOLATIONS_3:** Οδηγοί όπου τα τελευταία 3 έτη έχουν δεχθεί από 3 έως 6 κλίσεις για παραβίαση του Κ.Ο.Κ, **παρουσιάζονται αρνητικοί** στη μείωση του ορίου ταχύτητας σε 110 χλμ./ώρα.
7. **WORRIED_1, WORRIED_2** και **WORRIED_3:** Όσοι οδηγοί είναι από καθόλου έως αρκετά ανήσυχοι για το ενδεχόμενο να εμπλακούν σε ατύχημα **έχουν θετική στάση** για τη μείωση του ορίου ταχύτητας σε 110 χλμ./ώρα.
8. **SPEED_ROLE_2** και **SPEED_ROLE_3:** Οδηγοί που απάντησαν ότι ο ρόλος της ταχύτητας στην πρόκληση ατυχημάτων και στη σοβαρότητα τους είναι λίγο έως αρκετά σημαντικός, **παρουσιάζονται θετικοί** στη μείωση του ορίου ταχύτητας σε 110 χλμ./ώρα.
9. **MOTO_RISK_1:** Όσοι ερωτηθέντες θεωρούν ως καθόλου επικίνδυνο οι μοτοσικλετιστές να κινούνται κοντά στο όριο των 130 χλμ./ώρα, έχουν **θετική ανταπόκριση** στην εφαρμογή της μείωσης του ορίου ταχύτητας σε 110 χλμ./ώρα.
10. **ACC_HIGHW_3, ACC_HIGHW_4** και **ACC_HIGHW_5:** Οι ερωτηθέντες που εκτίμησαν ότι η πιθανότητα εμπλοκής τους σε ατύχημα σε αυτοκινητόδρομο κυμαίνεται από 12 έως 24%, 25 έως 35% αλλά και από 35 έως 50%, είναι πιθανότερο έχουν **αρνητική ανταπόκριση** στην εφαρμογή της μείωσης του ορίου ταχύτητας σε 110 χλμ./ώρα.
11. **IF_ROAD_TYPE_1:** Όσοι ερωτηθέντες θεώρησαν καθόλου σημαντική τη ποιότητα της οδού για την επιλογή της ταχύτητας τους **παρουσιάζονται θετικοί** στη μείωση του ορίου ταχύτητας σε 110 χλμ./ώρα.
12. **IF_ROAD_TYPE_2:** Όσοι ερωτηθέντες θεώρησαν λίγο σημαντική τη ποιότητα της οδού για την επιλογή της ταχύτητας τους **παρουσιάζονται αρνητικοί** στη μείωση του ορίου ταχύτητας σε 110 χλμ./ώρα.
13. **IF_ROAD_TYPE_4:** Όσοι ερωτηθέντες θεώρησαν ως πολύ σημαντική τη ποιότητα της οδού για την επιλογή της ταχύτητας τους **παρουσιάζονται θετικοί** στη μείωση του ορίου ταχύτητας σε 110 χλμ./ώρα.
14. **IF_TRAFFIC_1, IF_TRAFFIC_2** και **IF_TRAFFIC_3:**Όσοι ερωτηθέντες θεώρησαν καθόλου έως λίγο σημαντική τη κυκλοφορία στην οδό για την επιλογή της ταχύτητας τους είναι πιθανότερο να **έχουν αρνητική ανταπόκριση** στη μείωση του ορίου ταχύτητας. **Αντιθέτως** όσοι θεώρησαν **αρκετά σημαντική τη κυκλοφορία στην οδό για την επιλογή της ταχύτητας τους ήταν θετικοί.**
15. **IF_FREQ_1** και **IF_FREQ_2:** Όσοι ερωτηθέντες θεώρησαν από καθόλου σημαντική έως λίγο σημαντική τη συχνότητα οδήγησης σε ένα αυτοκινητόδρομο

για την επιλογή της ταχύτητας τους έχουν **θετική ανταπόκριση** στη μείωση του ορίου ταχύτητας σε 110 χλμ./ώρα.

16. **IF_FREQ_3:** Όσοι ερωτηθέντες θεώρησαν αρκετά σημαντική τη συχνότητα οδήγησης σε ένα αυτοκινητόδρομο για την επιλογή της ταχύτητας τους έχουν **αρνητική ανταπόκριση** στη μείωση του ορίου ταχύτητας σε 110 χλμ./ώρα.
17. **IF_OTHERS_SPEED_2** και **IF_OTHERS_SPEED_4**: Όσοι ερωτηθέντες θεώρησαν λίγο ή πολύ σημαντική τη ταχύτητα των άλλων οχημάτων για την επιλογή της ταχύτητας τους είναι πιθανό να έχουν **αρνητική ανταπόκριση** στη μείωση του ορίου ταχύτητας.
18. **GENDER_1:** Οι γυναίκες οδηγοί είναι πιθανότερο να έχουν **αρνητική ανταπόκριση** στη μείωση του ορίου ταχύτητας σε 110 χλμ./ώρα.
19. **RLTNSHIP_1:** Οι άγαμοι ερωτηθέντες ήταν πιθανότερο να έχουν να έχουν **αρνητική ανταπόκριση** στη μείωση του ορίου ταχύτητας.
20. **INCOME_2:** Όσοι ερωτηθέντες δήλωσαν από 10.000 έως 25.000 ευρώ ετήσιο εισόδημα, έχουν **θετική ανταπόκριση** στη μείωση του ορίου ταχύτητας σε 110 χλμ./ώρα.
21. **EDUCATION_3, EDUCATION_4 EDUCATION_5** και **EDUCATION_6:** Όλοι οι ερωτηθέντες με μορφωτικό επίπεδο ΑΕΙ και άνω, έχουν **θετική ανταπόκριση** στη μείωση του ορίου ταχύτητας σε 110 χλμ./ώρα.
22. **PROF_5**: Οι ερωτηθείς που είναι άνεργοι, είναι **αρνητικοί** στη μείωση του ορίου ταχύτητας σε 110 χλμ./ώρα.

Κεφάλαιο 6: Κοινωνικό-οικονομική Ανάλυση

6.1 Εισαγωγή στην Κοινωνικό-οικονομική Ανάλυση

Η κοινωνικοοικονομική ανάλυση για τη μείωση του ορίου ταχύτητας στους Ελληνικούς αυτοκινητοδρόμους, πραγματοποιήθηκε σύμφωνα με τις κατευθυντήριες γραμμές της **Ευρωπαϊκής Επιτροπής** για την Ανάλυση Κόστους-Οφέλους των επενδυτικών έργων (Sartori et al., 2014). Πιο συγκεκριμένα, εξετάστηκε το **οδικό τμήμα Κόρινθος-Πάτρα**, συνολικού μήκους περίπου **120** χιλιομέτρων, το οποίο βρίσκεται υπό τη διαχείριση της **Ολυμπίας Οδού**. Τα δεδομένα για τη διπλωματική μου εργασία για το τμήμα αυτό προήλθαν από τις εκθέσεις αειφόρου ανάπτυξης της Ολυμπίας Οδού κατά τα έτη 2018 έως 2023.

Στον Πίνακα 17, παρουσιάζεται τόσο το **επενδυτικό κόστος** όσο και το **λειτουργικό κόστος**, όπως επίσης και τα αντίστοιχα οφέλη που προκύπτουν για την υλοποίηση του μέτρου. Ακολούθως, για το σενάριο μείωσης του ορίου ταχύτητας σε 110 χλμ./ώρα προκύπτουν κατάλληλοι **δείκτες οικονομικής απόδοσης**: Ο δείκτης οικονομικής καθαρής παρούσας αξίας **(ENPV)** και ο δείκτης οικονομικού εσωτερικού συντελεστή απόδοσης **(ERR).**

Κόστη (-)	Οφέλη(+)
Κ1. Αρχικό κόστος επένδυσης	**Πλεόνασμα Μετακινούμενων**
Κ 1.1. Προμήθεια και εγκατάσταση συστήματος καμερών IP CCTVs	Β 1. Χρόνος διαδρομής
Κ 1.2. Αναβάθμιση οριζόντιας και κατακόρυφης σήμανσης	Β 2. Κατανάλωση καυσίμου
Κ 1.3. Κόστος συστήματος καμερών ελέγχου κέντρου κυκλοφορίας και λοιπού εξοπλισμού	
Κ 1.4. Κόστος εκπόνησης μελέτης	
Κ2 Λειτουργικό κόστος	**Εξωτερικοί παράγοντες**
Κ 2.1. Λειτουργία και συντήρηση ελέγχου κέντρου κυκλοφορίας	Β 3. Οδικά ατυχήματα
Κ 2.2. Συντήρηση οριζόντιας και κατακόρυφης σήμανσης και αποξήλωση υφιστάμενης	Β 4. Περιβαλλοντικοί ρύποι
Κ 2.3. Λειτουργία και συντήρηση μηχανολογικού εξοπλισμού	Ο 2.2.1. Εκπομπές διοξειδίου του άνθρακα (CO_2)
Κ 2.4. Απασχόληση πρόσθετου ανθρώπινου δυναμικού	Ο 2.2.2. Εκπομπές οξειδίων του αζώτου (NO_X)
Κ 2.5. Διετής έλεγχος αποτελεσματικότητας μέτρου	Ο 2.2.3. Εκπομπές σε αιρούμενα σωματίδια (PM)
Κ 2.6. Ευαισθητοποίηση και ενημέρωση κοινού μέσω ΜΜΕ	
Κ 2.7. Εκτίμηση απρόβλεπτων εξόδων ίσο με 15%	

Πίνακας 17: Κόστη-Οφέλη της Κοινωνικοοικονομικής Ανάλυσης

6.1.1 Αποδοχή σεναρίου

Για την εκτίμηση της **οικονομικής απόδοσης** και **βιωσιμότητας** της πρότασης μείωσης του ορίου ταχύτητας σε 110 χλμ./ώρα όπως επίσης και του οικονομικού οφέλους ή κόστους που πιθανών προκύπτει, συγκρίνεται η πρόταση μείωσης του ορίου ταχύτητας σε 110 χλμ./ώρα με αυτήν της συνέχισης της υφιστάμενης κατάστασης. Το ποσοστό αποδοχής για τη μείωση του ορίου ταχύτητας σε 110 χλμ./ώρα προέκυψε ίσο με **22%**

μέσω της **συνάρτησης χρησιμότητας** που παρουσιάστηκε στην Ενότητα 5. Σύμφωνα με την Ευρωπαϊκή οδηγία, το χρονικό διάστημα που απαιτείται για τη **συμμόρφωση** και την **πλήρη αποδοχή** του μέτρου ορίζεται στα 3 έτη (Sartori et al., 2014). Έτσι, στον **Πίνακα 18** και με την αξιοποίηση των απαντήσεων των ερωτηθέντων στο ερώτημα Γ2 του ερωτηματολογίου «Συμφωνείτε με τη μείωση των ορίων ταχύτητας από 130 χλμ./ώρα σε 110 χλμ./ώρα» προκύπτουν οι συντελεστές αποδοχής του μέτρου ανά έτος.

Έτος Αναφοράς	Μείωση σε 110 χλμ./ώρα
2023	22%
2024	35%
2025	47%
2026	60%
2027	64%
2028	75%
2029	83%
2030	93%
2031	100%
2032	100%

Πίνακας 18: Αποδοχή μέτρου μείωσης του ορίου ταχύτητας στην δεκαετία

6.2 Κυκλοφοριακά μεγέθη

Η ανάπτυξη της κοινωνικό-οικονομικής ανάλυσης λαμβάνει υπόψιν τα κυκλοφοριακά μεγέθη του οδικού τμήματος διερεύνησης Αθηνών-Πατρών. Αξιοποιώντας, ετήσια στοιχεία από τις **εκθέσεις αειφόρου ανάπτυξης** της **Ολυμπίας οδού** των τελευταίων ετών διατυπώθηκαν οι **μετακινήσεις**, εκτιμήθηκαν τα **οχηματοχιλιόμετρα** και οι **οχηματοώρες**. Κάνοντας χρήση συντελεστή πλήρωσης 1.2, και αφού οι **μετωπικοί σταθμοί** διοδίων είναι **5** για το τμήμα Κορίνθου-Πατρών εκτιμήθηκαν τα οχηματοχιλιόμετρα και οι επιβατο-ώρες. Ωστόσο, σύμφωνα με την τελευταία έκθεση Αειφόρου Ανάπτυξης της Ολυμπίας Οδού, παρατηρήθηκε ότι παρόλο που οι διελεύσεις αφορούσαν ολόκληρο το τμήμα των 201.5 χλμ. μόνο το **36%** αφορούσε το τμήμα Κορίνθου-Πατρών (ΟΛΥΜΠΙΑ ΟΔΟΣ, 2023). Το τμήμα Ελευσίνα - Κόρινθος αποτελεί τη βασική σύνδεση της Αθήνας με την Πελοπόννησο, εξυπηρετώντας καθημερινές μετακινήσεις εργαζομένων, τουριστικές και εμπορικές δραστηριότητες. Αντίθετα, το τμήμα Κόρινθος - Πάτρα, παρότι σημαντικός οδικός άξονας, εξυπηρετεί κυρίως μετακινήσεις μεγάλων αποστάσεων, που είναι λιγότερο συχνές. Επιπλέον, η ύπαρξη εναλλακτικών διαδρομών και η οικονομική **επιβάρυνση** των **διοδίων** ενδέχεται να αποτρέπουν κάποιους οδηγούς από τη χρήση του, μειώνοντας έτσι το ποσοστό των συναλλαγών και άρα των διελεύσεων.

Ακόμη, όπως μπορεί κανείς εύκολα να διακρίνει από τον Πίνακα 19, κατά τα έτη 2020 και 2021, η ποσοστιαία **μεταβολή των διελεύσεων** είχε αυξηθεί δραματικά λόγω των αυστηρών περιοριστικών μέτρων που εφαρμόστηκαν κατά του κορωνοϊού στις αστικές περιοχές, όπως η Αθήνα. Επομένως, κρίθηκε σκόπιμο να μην συμπεριληφθεί το συγκεκριμένο χρονικό διάστημα για τον υπολογισμό της ποσοστιαίας μεταβολής των διελεύσεων. Έτσι, σύμφωνα με τον πίνακα 19, ο σταθμισμένος μέσος όρος για τη ποσοστιαία μεταβολή διελεύσεων εκτιμήθηκε ίσος με 6.73%.

Ταξίδια	Διελεύσεις διοδίων	Έτος	Ποσοστιαία Μεταβολή διελεύσεων
4.139.496	20.697.480	2023	8.73%
3.807.144	19.035.720	2022	
7.094.816	35.474.080	2021	142.68%
2.923.516	14.617.580	2020	
3.737.795	18.688.974	2019	4.72%
3.569.311	17.846.554	2018	
Σταθμισμένος μέσος όρος			6.73%

Πίνακας 19: Ποσοστιαία μεταβολή διελεύσεων

Ο **συντελεστής πρόβλεψης οχηματο-ωρών** εκτιμήθηκε ίσος με 6.73% ως παραδοχή, με βάση την ποσοστιαία μεταβολή των οχηματοωρών για τα έτη 2022 και 2023. Όπως μπορεί κανείς εύκολα να διακρίνει από τον Πίνακα 20, κατά τα έτη 2020 και 2021, η ποσοστιαία μεταβολή των διελεύσεων είχε αυξηθεί δραματικά λόγω των αυστηρών περιοριστικών μέτρων που εφαρμόστηκαν κατά του κορωνοϊού στις αστικές περιοχές, όπως η Αθήνα. Επομένως, κρίθηκε σκόπιμο να μην συμπεριληφθεί το συγκεκριμένο χρονικό διάστημα για τον υπολογισμό της ποσοστιαίας μεταβολής των διελεύσεων. Οι ακόλουθοι πίνακες 20 και 21, παρουσιάζουν όλα τα κυκλοφοριακά μεγέθη που έχουν προαναφερθεί.

Παράμετρος	Τιμή
Επιβατικά	
επιβατο-ώρες 2023 (pass-hours)	5.066.743
οχηματο-χλμ, 2023(veh-km)	579.529.440
ταξίδια κατά το έτος 2023	4.139.496

Πίνακας 20:Κυκλοφοριακά μεγέθη, μέρος πρώτο

Ετήσια Πρόβλεψη	
Συντελεστής πρόβλεψης οχηματο-ωρών	6.73%
Συντελεστής πρόβλεψης οχηματο-χλμ	6.73%
Συντελεστής πρόβλεψης ταξιδιών	6.73%
Στόλος Αττικής και Πελλοπονήσου	
Επιβατικά + φορτηγά + λεωφορεία	4,227,217

Πίνακας 21: Κυκλοφοριακά μεγέθη, μέρος δεύτερο

6.3 Αντίκτυπος στην Οδική Ασφάλεια

Ο αντίκτυπος εφαρμογής του μέτρου εκφράζεται μέσω της **μείωσης του αριθμού** των ατυχημάτων με **ελαφρά** τραυματίες, **βαριά** τραυματίες και **νεκρούς** αλλά και του **κοινωνικού κόστους** κάθε ενός εξ αυτών. Σύμφωνα με τη βιβλιογραφική ανασκόπηση που πραγματοποιήθηκε, η εφαρμογή του μέτρου οδηγεί σε μια **μέση μείωση** των ελαφρά τραυματιών κατά **24,5%**, των βαριά τραυματιών κατά **29,3%** και των θανατηφόρων ατυχημάτων κατά **32,5%**.

Για τη ποσοτικοποίηση και την εκτίμηση των επιπτώσεων στην Οδική Ασφάλεια από την εφαρμογή του μέτρου, εκμεταλλεύτηκαν τα στοιχεία ετήσιων δημοσιεύσεων της **Ολυμπίας Οδού.** Επιπλέον, ατυχήματα από τα οποία προκύπτουν μόνο υλικές ζημιές, για τους **υπεύθυνους** της οδού συνεπάγεται ως ένα σημαντικό κόστος, με εργασίες αποκατάστασης της υποδομής (όπως των μεταλλικών στηθαίων ασφαλείας) αλλά και

επιπλέον ανθρωποωρών. Όπως έχει προαναφερθεί, ο αυτοκινητόδρομος αποτελεί το **ασφαλέστερο** είδος οδού και αυτό μεταφράζεται στην πράξη στον αριθμό (781) ατυχημάτων με υλικές ζημίες μόνον ο οποίος είναι πολλαπλάσιος από τον αριθμό (28) ατυχημάτων με ελαφρά τραυματίες. Επομένως, για την πληρέστερη δυνατή κάλυψη των **ωφελειών** που προκύπτουν από τη μείωση του ορίου ταχύτητας, συμπεριλήφθηκε και ο αριθμός των τροχαίων ατυχημάτων με μόνο υλικές ζημιές.

Στο σημείο αυτό, αξίζει να σημειωθεί ότι το **κοινωνικοοικονομικό κόστος** των οδικών ατυχημάτων διακρίνεται σε δύο βασικές κατηγορίες, το **άμεσο** και **το έμμεσο κόστος** (Sartori et al., 2014)**.** Αρχικά το **άμεσο κόστος** περιλαμβάνει τις δαπάνες που σχετίζονται με την **ιατρική αποκατάσταση** (τόσο κατά το έτος του ατυχήματος όσο και στο μέλλον), τα διοικητικά έξοδα (αστυνομία, δικαστήρια, ιδιωτικές έρευνες), τις υπηρεσίες έκτακτης ανάγκης, καθώς και τα έξοδα ασφάλισης. Το **έμμεσο κόστος** αφορά την **απώλεια παραγωγικότητας** της κοινωνίας, δηλαδή την αξία των αγαθών και υπηρεσιών που το εμπλεκόμενο άτομο δεν θα μπορέσει να παράγει εξαιτίας του ατυχήματος.

Για τον υπολογισμό του **κόστους Οδικής Ασφάλειας** σε κάθε εξεταζόμενο σενάριο, χρησιμοποιούνται οι τιμές κοινωνικού κόστους ανά θάνατο, βαριά και ελαφρά τραυματία, υλικών ζημίων (PDO- Property Damage Only crash) όπως αυτές έχουν εκτιμηθεί για την Ελλάδα. Αυτές οι εκτιμήσεις συνάδουν με αντίστοιχες μελέτες στην Ευρώπη, όπως τα ευρωπαϊκά έργα **H2020 SafetyCube** (Wijnen et al., 2019). Στον Πίνακα 22, παρουσιάζονται τα παραπάνω κόστη.

Είδος κόστους από τις επιπτώσεις οδικού ατυχήματος	Κόστος
€/ υλική ζημιά ατυχήματος για την υποδομή	3.960 €
€/ ελαφρά τραυματία	51.373 €
€/ βαριά τραυματία	273.574 €
€/ νεκρό	2.148.034 €

Πίνακας 22: Τιμές κοινωνικού κόστους ανά είδος επίπτωσης οδικού ατυχήματος

Επιπρόσθετα, σύμφωνα με την ανάλυση των τάσεων στην Ελλάδα και στην Ευρώπη (nrso.ntua.gr/data/), υπολογίζεται ότι οι θάνατοι και οι τραυματισμοί από οδικά ατυχήματα στην Ελλάδα μειώνονται ετησίως κατά **2,5%**. Συνεπώς, εκτιμάται πως η Οδική Ασφάλεια βελτιώνεται με τον ίδιο ρυθμό, βάσει δεδομένων Οδικής Ασφάλειας που αναλύονται ετησίως για τις χώρες της Ευρωπαϊκής Ένωσης. Η συγκεκριμένη πρόβλεψη λαμβάνει υπόψη την αναμενόμενη **πρόοδο** στην **τεχνολογία** των οχημάτων, τη **βελτίωση** της οδηγικής **συμπεριφοράς** και την αναβάθμιση των οδικών υποδομών.

Στον Πίνακα 23 παρουσιάζονται οι δείκτες απόδοσης (Key Performance Indicators-**KPIs**) Οδικής Ασφάλειας που αναλύθηκαν, καθώς και τα αντίστοιχα **οφέλη** που προκύπτουν από αυτούς, ανά έτος και συνολικά, σε χρονικό ορίζοντα δεκαετίας. Τα οφέλη υπολογίζονται βάσει της βελτίωσης που επιτυγχάνεται με την εφαρμογή του μέτρου μείωσης του ορίου ταχύτητας σε 110 χλμ./ώρα.

Όπως είναι εύκολο να διαπιστωθεί, η απλή εφαρμογή του μέτρου οδηγεί σε **σημαντικά οφέλη** σε βάθος δεκαετίας, αποκλειστικά από τη βελτίωση της Οδικής Ασφάλειας, η οποία αποτελεί έναν από τους τέσσερις τομείς που εξετάζονται. Υπενθυμίζεται ότι, σύμφωνα με τον Master Table S0 αποτελεί το σενάριο υφιστάμενης κατάστασης ορίου

ταχύτητας 130 χλμ./ώρα, το S1 το σενάριο μείωσης του ορίου ταχύτητας σε 110 χλμ./ώρα.

KPIs	Ελαφρά τραυματίες ανά έτος				Βαριά τραυματίες ανά έτος				Θανατηφόρα ατυχήματα ανά έτος				Υλικές Ζημίες			
Έτος	S0	S1	S1-S0	Όφελος(€)	S0	S1	S1-S0	Όφελος(€)	S0	S1	S1-S0	Όφελος(€)	S0	S1	S1-S0	Όφελος(€)
2023	28	26	-2	102.746	3	3	0	0	6	6	0	0	781	714	67	265.320
2024	28	25	-2	154.119	3	3	0	0	6	6	0	0	762	675	87	344.520
2025	28	24	-3	205.492	3	3	0	0	6	5	1	2.148.034	743	634	109	431.640
2026	28	23	-4	256.865	3	3	0	0	6	5	1	2.148.034	725	583	142	562.320
2027	28	22	-6	308.238	3	3	0	0	6	4	1	2.148.034	707	534	173	685.080
2028	28	22	-6	308.238	3	3	0	0	6	4	1	2.148.034	690	521	169	669.240
2029	28	22	-6	308.238	3	3	0	0	6	4	1	2.148.034	673	508	165	748.240
2030	28	22	-6	308.238	3	3	0	0	6	4	1	2.148.034	657	496	161	637.560
2031	28	22	-6	308.238	3	3	0	0	6	4	1	2.148.034	641	484	157	621.720
2032	28	22	-6	308.238	3	3	0	0	6	4	1	2.148.034	625	472	153	605.880
SUM	252	214	**-44**	**2.568.650 €**	27	27	**0**	**0 €**	54	42	**-8**	**17.184.272 €**	6.379	5.149	**1.230**	**5.571.720 €**
Συνολικά οφέλη από τους τέσσερις δείκτες απόδοσης (KPIs) στην Οδική Ασφάλεια													**25.324.642 €**			

Πίνακας 23: Οφέλη από τη βελτίωση των δεικτών απόδοσης Οδικής Ασφάλειας

6.4 Χρόνος διαδρομής

Σύμφωνα με τη βιβλιογραφική ανασκόπηση, η μεταβολή του ορίου ταχύτητας σε 110 χλμ./ώρα έχει ως συνέπεια την ποσοστιαία **αύξηση** του χρόνου διαδρομής κατά **14.91%.** Εδώ πρέπει να σημειωθεί ότι, παρόλο που το όριο ταχύτητας μειώνεται κατά 20 χλμ./ώρα, η **μέση ταχύτητα** αναμένεται να μειωθεί κατά 15,41 χλμ./ώρα, δηλαδή από **118,51** χλμ./ώρα (με το όριο ταχύτητας των 130 χλμ./ώρα) σε **103,1** χλμ./ώρα (με το όριο ταχύτητας των 110 χλμ./ώρα). Λαμβάνοντας υπόψη τις εκτιμώμενες ετήσιες επιβατο-ώρες του οδικού τμήματος μελέτης, το ποσοστό αυτό κρίνεται αρκετά **σημαντικό** για την επίδραση που θα έχει σε **κοινωνικοοικονομικός** κόστος.

Σύμφωνα με τα τελευταία δεδομένα της Ευρωπαϊκής Επιτροπής, η **αξία** του **χρόνου διαδρομής** με επιβατικό όχημα με σκοπό την εργασία ανέρχεται σε 11.40 €/ώρα και για οποιοδήποτε άλλο σκοπό σε 4.10 €/ώρα. Επομένως, λαμβάνοντας υπόψη και την κατανομή βάσει το **σκοπό μετακίνησης**, προκύπτει ότι η σταθμισμένη μέση αξία χρόνου διαδρομής για ένα επιβατικό όχημα ισούται με **5.56** €/ώρα. Σημειώνεται ότι, το ποσοστό χρήσης των αυτοκινητοδρόμων για λόγους εργασίας τείνει να είναι μικρότερο σε σύγκριση με τις αστικές περιοχές και αυτό οφείλεται στο γεγονός ότι μετακινήσεις σε αυτοκινητόδρομους εκτός πόλης συνήθως σχετίζονται περισσότερο με μετακινήσεις για αναψυχή, μεταφορές εμπορευμάτων και κοινωνικές δραστηριότητες.

Έτσι, εξετάζοντας τα παραπάνω προκύπτει το **συνολικό** κοινωνικοοικονομικό κόστος από την αύξηση του χρόνου διαδρομής λόγω εφαρμογής του μέτρου (βλ. Πίνακα 24).

Επίδραση χρόνου διαδρομής (Ε/χρόνο)	Σενάριο αποδοχής μείωσης του ορίου ταχύτητας σε 110 χλμ./ώρα
2023-2024	-1.974.146 €
2024-2025	-2.107.006 €
2025-2026	-2.870.818 €
2026-2027	-4.085.365 €
2027-2028	-5.450.387 €
2028-2029	-5,.817.198 €
2029-2030	-6.208.696 €
2030-2031	-6.626.541 €
2031-2032	-7.072.507€
2032-2033	-7.548.487 €
Άθροισμα κόστους	-49.761.150 €

Πίνακας 24: Κόστος από την αύξηση χρόνου διαδρομής

Τέλος, η εφαρμογή του μέτρου σε βάθος δεκαετίας, εκτιμάται ότι θα οδηγήσει σε **αύξηση** του ιδιωτικού χρόνου διαδρομής (σε επιβατο-ώρες) ίση με **8,949,847** εκ. ώρες.

6.5 Κατανάλωση καυσίμου

Η εφαρμογή της μείωσης του ορίου ταχύτητας σε 110 χλμ./ώρα αναμένεται να επιφέρει μια **σημαντική μείωση** στην **κατανάλωση καυσίμου** από τα οχήματα, καθώς η **μέση ταχύτητα** θα μειωθεί, οδηγώντας τα οχήματα να λειτουργούν πιο αποδοτικά. Αυτή η αλλαγή αποτελεί ένα **σημαντικό ιδιωτικό όφελος** για τους οδηγούς, καθώς μειώνεται το κόστος καυσίμων για τις μετακινήσεις τους. Επιπλέον, το όφελος αυτό γίνεται ακόμη πιο αισθητό όσο αυξάνονται οι αποστάσεις που διανύονται. Η χαμηλότερη κατανάλωση καυσίμου όχι μόνο μειώνει τα έξοδα μετακίνησης, αλλά **ενισχύει** και τη **βιωσιμότητα**, καθιστώντας το μέτρο ελκυστικό για εκείνους που πραγματοποιούν συχνές και μεγάλες διαδρομές.

Μέσω της βιβλιογραφικής ανασκόπησης, η μείωση κατανάλωσης καυσίμου εκτιμάται ίση με **16**%, η οποία αποτελούσε την **δεύτερη πιο φιλόδοξη εκτίμηση** λαμβάνοντας υπόψη των τελευταίων πρόσφατων αναφορών. Σημειώνεται ότι η κοινωνικοοικονομική ανάλυση λαμβάνει υπόψη την τιμή της βενζίνης απαλλαγμένη από φόρους και τέλη όπου σύμφωνα με τον ACEA (European Automobile Manufacturers' Association- acea, 2022) η τιμή της βενζίνης μετά την αφαίρεση του τέλους ρυθμιστικής αρχής ενέργειας, του κρατικού τέλους, των τελωνειακών τελών και του ΦΠΑ ανέρχεται στα **0,81** €/λίτρο.

Επιπρόσθετα, οι τιμές των καυσίμων επηρεάζονται από τεχνικούς, πολιτικούς και οικονομικούς παράγοντες, καθιστώντας την πρόβλεψή τους **δύσκολη**. Σύμφωνα με τους (Sartori et al., 2014), λόγω της βελτίωσης της αποδοτικότητας των νέων οχημάτων, η πρόβλεψη της τιμής του καυσίμου δεν κρίνεται απαραίτητη ούτε προτείνεται. Η εφαρμογή του μέτρου σε βάθος δεκαετίας εκτιμάται ότι θα συμβάλει σε εξοικονόμηση καυσίμων ύψους **37.085.296** λίτρων. Επομένως, λαμβάνοντας υπόψη τα ανωτέρω υπολογίζονται τα οφέλη που προκύπτουν από τη μείωση κατανάλωσης καυσίμου(βλ. Πίνακα 25).

Όφελος κατανάλωσης καυσίμου	Σενάριο αποδοχής μείωσης του ορίου ταχύτητας σε 110 χλμ./ώρα
2023-2024	2.123.644 €
2024-2025	2.236.649 €
2025-2026	2.205.264 €
2026-2027	2.174.558 €
2027-2028	2.144.447 €
2028-2029	2.669.820 €
2029-2030	3.550.186 €
2030-2031	4.375.006 €
2031-2032	4.311.602 €
2032-2033	4.247.590 €
Άθροισμα Ωφελειών	30.068.766 €

Πίνακας 25:Οφέλη λόγω εξοικονόμησης καυσίμων

6.6 Περιβαλλοντικές Επιπτώσεις

Ο υπολογισμός περιβαλλοντικών επιπτώσεων περιελάβανε την επίδραση που προκύπτει από την εφαρμογή του μέτρου στους εξής εκπεμπόμενους ρύπους:(α) Διοξείδιο του άνθρακα **CO_2** (β) οξειδίων του αζώτου **NOx** (γ) των μικροσωματίδιων **PM**.

Για το Διοξείδιο του άνθρακα CO2:

Ένα επιβατικό όχημα στην Ελλάδα εκτιμάται ότι εκπέμπει κατά μέσο όρο **152 γρ** CO_2/οχηματοχιλιόμετρο (Fontaras et al., 2017; EEA, 2024).Έτσι, το εκτιμώμενο κόστος των εκπεμπόμενων ρύπων προκύπτει ως το γινόμενο των εκπομπών ανά χιλιόμετρο επί το μοναδιαίο κόστος CO_2 (€/τόνος), το οποίο ανέρχεται στα **131** €/τόνος και θεωρείται ότι για την επόμενη δεκαετία ακολουθεί μια αύξηση που δεν είναι σταθερή, αλλά κυμαίνεται μεταξύ **7,3%** και **13%** ανά έτος, με μέση τιμή περίπου **10**% (European Comission, 2021) Η μείωση των εκπομπών που προκύπτει από την επιβολή του μέτρου, εκτιμήθηκε ως η **μέση** τιμή από το σύνολο των ευρημάτων της βιβλιογραφικής ανασκόπησης ίση με **11%**. Η εφαρμογή του μέτρου σε βάθος δεκαετίας εκτιμάται ότι θα οδηγήσει σε μείωση των εκπομπών διοξειδίου του άνθρακα κατά **77.803** τόνους. Βάσει των όσων έχουν ήδη αναφερθεί, στον Πίνακα 26 παρουσιάζονται οι μειώσεις εκπομπών σε διοξείδιο του άνθρακα και το συνολικό οικονομικό όφελος αυτών.

Όφελος εκπομπών CO_2(Ε/χρόνο)	Σενάριο αποδοχής μείωσης του ορίου ταχύτητας σε 110 χλμ./ώρα
2023-2024	450.102 €
2024-2025	682.886 €
2025-2026	971.906 €
2026-2027	1.401.543 €
2027-2028	1.902.543 €
2028-2029	2.051.673 €
2029-2030	2.183.441 €
2030-2031	2.326.811 €
2031-2032	2.569.691€
2032-2033	2.809.002 €
Άθροισμα Ωφελειών	17.349.959 €

Πίνακας 26: Οφέλη από τη μείωση των εκπομπών του διοξειδίου του άνθρακα

Για τις εκπομπές NOx:

Ομοίως, για τον υπολογισμό των εκπομπών των οξειδίων του αζώτου λαμβάνεται υπόψη ότι ο εκπεμπόμενος ρύπος ανά επιβατικό όχημα είναι ίσος με **8.73** g/kg fuel, με μοναδιαίο κόστος **5.100 €/τόνο** (VTPI, 2011)και η αντίστοιχη **μείωση** από την επιβολή του μέτρου ίση με **22.6 %,** η οποία αποτελεί μια **μέση τιμή** βάσει της βιβλιογραφικής ανασκόπησης. Η εφαρμογή του μέτρου σε βάθος δεκαετίας εκτιμάται ότι θα οδηγήσει σε μείωση των εκπομπών οξειδίων του αζώτου κατά **479** τόνους. Στον Πίνακα 27, παρουσιάζονται τα οφέλη από τις μειώσεις εκπομπών οξειδίων του αζώτου.

Όφελος Εκπομπών NOx(Ε/χρόνο)	Σενάριο αποδοχής μείωσης του ορίου ταχύτητας σε 110 χλμ./ώρα
2023-2024	1.534 €
2024-2025	2.327 €
2025-2026	3.311 €
2026-2027	10.011 €
2027-2028	13.334 €
2028-2029	14.104 €
2029-2030	14.825 €
2030-2031	15.491 €
2031-2032	16.768 €
2032-2033	17.956 €
Άθροισμα Ωφελειών	109.661 €

Πίνακας 27: Οφέλη από τη μείωση των εκπεμπόμενων ρύπων οξειδίων του αζώτου

Για τις εκπομπές μικροσωματίδιων PM:

Η εκπομπή **μικροσωματιδίων (PM)** ανά επιβατικό όχημα εκτιμάται σε **0,03 g/kg** καυσίμου, με **μοναδιαίο κόστος 8.6 Ε/τόνο** (VTPI, 2011). Η μείωση των εκπομπών λόγω της επιβολής του μέτρου υπολογίζεται στο **43.8%**, σύμφωνα με την υπολογισμένη **μέση τιμή** της βιβλιογραφικής ανασκόπησης. Η εφαρμογή του μέτρου σε βάθος δεκαετίας εκτιμάται ότι θα οδηγήσει σε μείωση των εκπομπών μικροσωματιδίων PM κατά **τρείς** τόνους. Στον Πίνακα 28 παρουσιάζονται αναλυτικά τα **οφέλη** από τη μείωση των εκπομπών μικροσωματιδίων PM, λαμβάνοντας υπόψη τις παραπάνω παραμέτρους.

Όφελος Εκπομπών PM2,5(Ε/χρόνο)	Σενάριο αποδοχής μείωσης του ορίου ταχύτητας σε 110 χλμ./ώρα
2023-2024	21 €
2024-2025	33 €
2025-2026	45 €
2026-2027	66 €
2027-2028	86 €
2028-2029	89 €
2029-2030	91 €
2030-2031	92 €
2031-2032	97 €
2032-2033	130 €
Άθροισμα Ωφελειών	749 €

Πίνακας 28: Οφέλη από τη μείωση των εκπεμπόμενων ρύπων μικροσωματιδίων (PM)

6.7 Κόστη

Στην παρούσα υποενότητα παρουσιάζονται τα **κόστη επένδυσης**, η μεθοδολογία και η λογική που διέπει την επιλογή της συγκεκριμένης επένδυσης, καθώς και τα **λειτουργικά κόστη** που προκύπτουν από την εφαρμογή του μέτρου. Αναλύονται οι παράγοντες που επηρεάζουν τη διαμόρφωση του αρχικού κόστους, όπως οι **απαιτούμενες υποδομές** και ο **εξοπλισμός**, ενώ παράλληλα εξετάζονται οι επαναλαμβανόμενες δαπάνες που σχετίζονται με τη λειτουργία και τη συντήρηση της εφαρμοζόμενης πολιτικής.

6.7.1 Κόστος Επένδυσης

Το αρχικό κόστος επένδυσης αφορά την εκπόνηση μελέτης για την εφαρμογή του μέτρου το οποίο λαμβάνεται ίσο με **15%** του ποσού επένδυσης, την αποξήλωση, προμήθεια και εγκατάσταση ρυθμιστικών πινακίδων και νέων στύλων. Για την **επιτήρηση** του ορίου ταχύτητας, προβλέπεται η τοποθέτηση αριθμού καμερών ραντάρ Επιπλέον, προβλέπεται η **αξιοποίηση** των τεχνολογιών έξυπνης κυκλοφορίας **(ITS)**, η οποία επιτρέπει τη δυναμική προσαρμογή των μέτρων διαχείρισης, την αποφυγή συμφόρησης και την καλύτερη διαχείριση της κυκλοφορίας σε πραγματικό χρόνο. Έτσι, προβλέπεται εγκατάσταση συστήματος καμερών παρακολούθησης **(CCTV)** και οι απαραίτητες υποδομές για τη λειτουργία τους, όπως καλωδιώσεις και συστήματα επικοινωνίας. Με αυτό τον τρόπο επιτυγχάνεται η **αυτόματη καταγραφή** των **παραβάσεων** και η αυτόματη **αποστολή** του **προστίμου** στους παραβάτες..

Γίνεται ακόμη η πρόβλεψη τοποθέτησης Μονάδων Εντοπισμού Κυκλοφορίας **(Traffic Detection Units)** με σκοπό την παρακολούθηση και καταγραφή δεδομένων κυκλοφορίας, όπως όγκο οχημάτων, ταχύτητα, πυκνότητα και τύπο οχημάτων. Τέλος, γίνεται πρόβλεψη για τοποθέτηση Αναγνώστων Bluetooth για Δρόμους Υψηλού Κυκλοφοριακού Φορτίου **(High Volume Roadway Bluetooth Readers)** για τη συλλογή δεδομένων σχετικά με τη ροή της κυκλοφορίας.

Το κόστος ανά μονάδα εξοπλισμού και ο συνολικός αριθμός των απαιτούμενων στοιχείων έχουν εκτιμηθεί βάσει πρόσφατων προσφορών από αντίστοιχα έργα που βρίσκονται σε εξέλιξη από το Τμήμα Δημόσιων Έργων στην Κύπρο (**Diavlos Traffic Control**), καθώς και από εξειδικευμένους υπολογισμούς για το εξεταζόμενο τμήμα. Στον Πίνακα 29 παρουσιάζονται τα ανωτέρω, υπολογίζοντας εν τέλει το **επενδυτικό κόστος**.

Κόστος Επένδυσης		
1	**Εκπόνηση μελέτης**	€ 343.170
2	**Πινακίδες**	
	Αριθμός αποξήλωσης πινακίδων	60
	Κόστος αποξήλωσης πινακίδων	€ 10
	Προμήθεια ρυθμιστική πινακίδας αναγραφής 110 χλμ./ώρα	€ 40
	Κόστος τοποθέτηση νέων στύλων και πινακίδων	€ 170
	Συνολικό κόστος ολικής τοποθέτησης πινακίδων	€ 210
	Αριθμός πινακίδων. Τοποθέτηση ανά 4 χλμ.	60
3	**Κάμερες- ραντάρ**	
	IP CCTVs PTZ AUTODOME IP starlight 5000i cameras	€ 2.800
	Closed Circuit Television System Fixed	€ 1.800
	Αριθμός καμερών IP CCTVs PTZ	120
	Αριθμός καμερών-ρανταρ	120

	Προμήθεια και εγκατάσταση - συμπεριλήφθηκαν	€ -
	Προμήθεια όλων των απαραίτητων συνοδευτικών ηλεκτρονικών (καλώδια, ασύρματη επικοινωνία καμερών κτλ κτλ) - συμπεριλήφθηκαν	€ -
	Κόστος εγκατάστασης	0 €
	Κόστος Λογισμικού για κάλυψη 120 καμερών CCTV	€ 42.000
4	**Μονάδες Εντοπισμού Κυκλοφορίας (Traffic detection units)**	€ 3.000
	Number of Traffic detection units. Τοποθέτηση ανά 2 χλμ.	120
5	**Αναγνώστες Bluetooth για Δρόμους Υψηλού Κυκλοφοριακού Φορτίου (High volume roadway Bluetooth readers)**	€ 1.000
	Number of High volume roadway Bluetooth readers	120
	Συνολικό κόστος επένδυσης	**€ 2.274.600**

Πίνακας 29: Κόστη επένδυσης

6.7.2 Λειτουργικό Κόστος

Τα λειτουργικά κόστη σχετίζονται με τη συντήρηση και λειτουργία του εξοπλισμού. Περιλαμβάνουν τις ετήσιες δαπάνες για τη διατήρηση των καμερών παρακολούθησης και των συστημάτων ανίχνευσης κυκλοφορίας. Αυτές οι δαπάνες διασφαλίζουν τη **μακροχρόνια αποτελεσματικότητα** των μέτρων, λαμβάνοντας υπόψη τη λειτουργικότητα και την ασφάλεια του εξοπλισμού.

Επιπλέον, περιλαμβάνονται το **κόστος λειτουργίας** και εποπτείας του μέτρου ανά έτος, οι καμπάνιες ενημέρωσης μέσω διαφόρων ΜΜΕ, τα απρόβλεπτα και τέλος ο έλεγχος αποτελεσματικότητας του μέτρου ανά δύο έτη. Τέλος, για τη συντήρηση της μονάδας εντοπισμού κυκλοφορίας αλλά και των αναγνωστών Bluetooth εκτιμήθηκε ένα ετήσιο κόστος συντήρησης τους. Έτσι, για τη χρονική περίοδο της δεκαετίας που εξετάζεται το μέτρο, στον Πίνακα 30 συγκεντρώνονται τα παραπάνω λειτουργικά κόστη εφαρμογής του μέτρου.

Πρόσθετα λειτουργικά κόστη ανά έτος		
1	Κόστος Λειτουργίας και εποπτεία έργου ανά έτος	€ 250.000
2	Καμπάνιες ενημέρωσης από ΜΜΕ, εκτιμώνται σε 1% του συνολικού κόστους	€ 200.000
3	Απρόβλεπτα εκτιμώνται σε 15% του συνολικού κόστους	€ 1.500.000
4	Έλεγχος ανά 2 έτη για την αποτελεσματικότητα του μέτρου (έρευνα πεδίου κ.ά). εκτίμηση σε 1% του συνολικού κόστους	€ 200.000
5	Ετήσια συντήρηση μονάδας Εντοπισμού Κυκλοφορίας (Traffic detection units)	€ 1.000
6	Ετήσια συντήρηση αναγνώστη Bluetooth για Δρόμους Υψηλού Κυκλοφοριακού Φόρτου	€ 1.000
	Συνολικό κόστος λειτουργικών εξόδων	**€ 5.220.000**

Πίνακας 30: Κόστη λειτουργίας

6.8 Αξιολόγηση οικονομικής απόδοσης

Με σκοπό την αξιολόγηση της οικονομικής απόδοσης εφαρμογής του μέτρου εκτιμώνται οι εξής οικονομικοί δείκτες:

- Οικονομική Καθαρή Παρούσα Αξία **(ENPV):** Η διαφορά μεταξύ των συνολικών προ-εξοφλημένων κοινωνικών οφελών και δαπανών. Το έργο θεωρείται οικονομικά βιώσιμο όταν το ENPV είναι θετικό.

- Οικονομικός Δείκτης Εσωτερικής Απόδοσης **(ERR):** Ο ρυθμός απόδοσης που μηδενίζει την τιμή του ENPV.
- Λόγος Οφέλους-Κόστους **(B/C)**: Η αναλογία μεταξύ των προ-εξοφλημένων οικονομικών οφελών και κόστους.

Η Καθαρή Παρούσα Αξία **(NPV)** βασίζεται στη θεμελιώδη αρχή της **χρονικής αξίας του χρήματος**, σύμφωνα με την οποία το χρήμα σήμερα είναι πιο πολύτιμο από το ίδιο ποσό στο μέλλον, λόγω πληθωρισμού, κινδύνου και ευκαιριών επένδυσης. Η NPV υπολογίζει την παρούσα αξία μελλοντικών ταμειακών ροών, αφαιρώντας το αρχικό κόστος επένδυσης. Ο δείκτης **ENPV** υπολογίζει τη **διαφορά** μεταξύ **κοινωνικών** οφελών και **κόστους**, εκφρασμένη σε σκιώδεις τιμές (shadow prices) και σε νομισματικούς όρους.

Το κόστος και τα οφέλη που προκύπτουν σε διαφορετικές χρονικές στιγμές προ-εξοφλούνται με τη χρήση του κοινωνικού επιτοκίου αναγωγής (Social Discount Rate - **SDR)**. Το SDR εκφράζει το **μακροπρόθεσμο κόστος ευκαιρίας των πόρων** για το κοινωνικό σύνολο και λαμβάνει υπόψη τις διαχρονικές προτιμήσεις για τη χρήση αυτών των πόρων. Σύμφωνα με τις πιο πρόσφατες εκτιμήσεις της Ευρωπαϊκής επιτροπής, το SDR εκτιμάται ίσο με **3%** για την Ελλάδα (European Comission, 2021) .

Ο οικονομικός βαθμός εσωτερικής απόδοσης (Economic Rate of Return - **ERR)** είναι ένας βασικός δείκτης στις αναλύσεις κόστους-οφέλους (CBA). Υπολογίζεται ως το επιτόκιο αναγωγής που καθιστά ίση την παρούσα αξία των συνολικών οφελών με την παρούσα αξία των συνολικών δαπανών. Με άλλα λόγια, ο **ERR** αντιπροσωπεύει το **ποσοστό απόδοσης** μιας επένδυσης, όταν η καθαρή παρούσα αξία (NPV) ισούται με μηδέν.

$$CF_O = \sum_{t=1}^{n} \frac{CF_t}{(1+ERR)^t}$$

Όπου:

- CF_t: η πρόσθετη ετήσια ταμειακή ροή (η ταμειακή ροή μπορεί να πάρει θετική ή αρνητική τιμή), μετά από φόρους του έτους t και t=0,1,2, …n
- ERR: Ο οικονομικός δείκτης εσωτερικής απόδοσης

Συμπερασματικά, για να θεωρηθεί μια επένδυση οικονομικά βιώσιμη και αποδεκτή, πρέπει να πληρούνται τα εξής κριτήρια:

1. Η Καθαρή Παρούσα Αξία (ENPV) να είναι θετική, δηλαδή **ENPV > 0**.
2. Ο Οικονομικός Βαθμός Εσωτερικής Απόδοσης (ERR) να υπερβαίνει το Κοινωνικό Επιτόκιο Αναγωγής (SDR), δηλαδή **ERR > SDR**.
3. Ο Λόγος Οφέλους-Κόστους (B/C), που εκφράζει την αναλογία των προ-εξοφλημένων οικονομικών οφελών προς το κόστος, να είναι μεγαλύτερος από τη μονάδα, δηλαδή **B/C > 1**.

Στον Πίνακα 31 που ακολουθεί παρουσιάζονται συνοπτικά τα κόστη και τα οφέλη με έτος αναφοράς το 2032.

		2023	2024	2025	2026	2027	2028	2029	2030	2031	2032
Οφέλη και Κόστη	**NPV 3.0%**	**Υλοποίηση**	**Λειτουργία**								
Κ1. Κόστος Επένδυσης (€)	**-1388709**	-1430370	0	0	0	0	0	0	0	0	0
Κ 1.1 Μονάδες Ανίχνευσης Κυκλοφορίας (Traffic detection units)	-349515	-360000	0	0	0	0	0	0	0	0	0
Κ 1.2 Πινακίδες	-12816	-13200	0	0	0	0	0	0	0	0	0
Κ 1.3 Κόστος μελέτης	-333175	-343170	0	0	0	0	0	0	0	0	0
Κ 1.4 Κάμερες (IP CCTVs PTZ AUTODOME IP starlight 5000i cameras, Closed Circuit Television System Fixed, Software)	-576699	-594000	0	0	0	0	0	0	0	0	0
Κ 1.5 Αναγνώστες Bluetooth Υψηλού Όγκου Κυκλοφορίας Οδικού Δικτύου	-116505	-120000	0	0	0	0	0	0	0	0	0
Κ2. Λειτουργικά Κόστη (€)	**-7018003**	**-2152000**	**-652000**	**-652000**	**-652000**	**-652000**	**-652000**	**-652000**	**-652000**	**-652000**	**-652000**
Κ 2.1 Κόστος Λειτουργίας και Εποπτείας έργου	-2132551	-250000	-250000	-250000	-250000	-250000	-250000	-250000	-250000	-250000	-250000
Κ 2.2 Ετήσια συντήρηση των Bluetooth Readers και Traffic detection units	-17060	-2000	-2000	-2000	-2000	-2000	-2000	-2000	-2000	-2000	-2000
Κ2.3 Απρόβλεπτα	-1456311	-1500000	0	0	0	0	0	0	0	0	0
Κ 2.4 Εκστρατείες των ΜΜΕ	-1706041	-200000	-200000	-200000	-200000	-200000	-200000	-200000	-200000	-200000	-200000
Κ 2.5 Διετής έλεγχος αποτελεσματικότητας μέτρου	-1706041	-200000	-200000	-200000	-200000	-200000	-200000	-200000	-200000	-200000	-200000
Συνολικά κόστη επένδυσης και λειτουργίας	**-8406712**	**-3582370**	**-652000**	**-652000**	**-652000**	**-652000**	**-652000**	**-652000**	**-652000**	**-652000**	**-652000**

Οικονομικές Επιπτώσεις-Οφέλη (€)											
Πλεόνασμα Μετακινούμενων (User surplus)	**-16,013,121**	**149,498**	**129,644**	**-665,554**	**-1,910,807**	**-3,305,940**	**-3,117,378**	**-2,658,510**	**-2,251,535**	**-2,760,905**	**-3,300,897**
Ο1. Χρόνος Διαδρομής	-41,049,625	-1,974,146	-2,107,006	-2,870,818	-4,085,365	-5,450,387	-5,817,198	-6,208,696	-6,626,541	-7,072,507	-7,548,487
Ο 2. Κατανάλωση Καυσίμου	25,036,504	2,123,644	2,236,649	2,205,264	2,174,558	2,144,447	2,699,820	3,550,186	4,375,006	4,311,602	4,247,590
Οφέλη Εξωτερικών Επιδράσεων	**35,362,281**	**819,740**	**1,183,885**	**3,760,428**	**4,378,839**	**5,057,657**	**5,191,378**	**5,403,068**	**5,436,226**	**5,664,548**	**5,889,240**
Ο 3. Οδική Ασφάλεια	21,025,420	368,066	498,639	2,785,166	2,967,219	3,141,352	3,125,512	3,204,712	3,093,832	3,077,992	3,062,152
Ο 4. Περιβάλλον	14,336,862	451,674	685,246	975,262	1,411,620	1,916,305	2,065,866	2,198,356	2,342,394	2,586,556	2,827,088
Ο 4.1 Εκπομπές διοξείδιου του άνθρακα CO_2	14,246,829	450,120	682,886	971,906	1,401,543	1,902,885	2,051,673	2,183,441	2,326,811	2,569,691	2,809,002
Ο 4.2 Εκπομπές οξειδίων του αζώτο NOx	89,416	1,534	2,327	3,311	10,011	13,334	14,104	14,825	15,491	16,768	17,956
Ο 4.3 Εκπομπές αιωρούμενων σωματιδίων PM	617	21	33	45	66	86	89	91	92	97	130
Συνολικά Οφέλη	**19,349,161**	**969,239**	**1,313,529**	**3,094,875**	**2,468,032**	**1,751,717**	**2,074,000**	**2,744,559**	**3,184,691**	**2,903,643**	**2,588,343**

ENPV/Net Benefits	**10,942,449**	**-2,613,131**	**661,529**	**2,442,875**	**1,816,032**	**1,099,717**	**1,422,000**	**2,092,559**	**2,532,691**	**2,251,643**	**1,936,343**
ERR>	**55.8%**										
B/C Ratio	**2.30**										

Πίνακας 31: Κοινωνικοοικονομική αξιολόγηση και εξαγωγή δεικτών ENPV, ERR και B/C Ratio

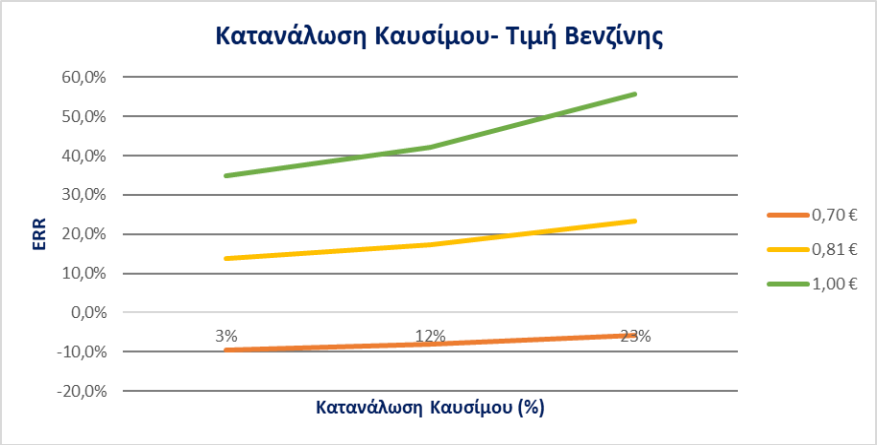
Η κοινωνικοοικονομική αξιολόγηση του έργου αξιολογείται θετικά. Ο λόγος όφελος προς κόστος (**B/C Ratio**) υπολογίζεται σε **2,30** κάτι που επιβεβαιώνει την αποδοτικότητα του έργου, καθώς τα συνολικά οφέλη υπερκαλύπτουν το κόστος υλοποίησης και λειτουργίας με μεγάλο περιθώριο. Παράλληλα, τα καθαρά παρόντα οφέλη (**NPV**) είναι **θετικά**, φτάνοντας τα **10,94** εκ. ευρώ. Αποδεικνύεται λοιπόν, ότι το μέτρο είναι οικονομικά βιώσιμο, αλλά η σχετικά μέτρια τιμή του, υποδηλώνει ότι η απόδοσή του θα μπορούσε να βελτιωθεί με τη μείωση των αρνητικών επιπτώσεων στον χρόνο διαδρομής ή την ενίσχυση πρόσθετων οφελών.

Η ανάλυση κόστους περιλαμβάνει τα αρχικά επενδυτικά κόστη, όπως η προμήθεια και η εγκατάσταση καμερών και συστημάτων ανίχνευσης. Παρόλο που τα κόστη αυτά είναι υψηλά, κατανέμονται ορθολογικά, με σταθερά λειτουργικά κόστη μετά το 2024, μειώνοντας έτσι τη μακροπρόθεσμη οικονομική επιβάρυνση του έργου. Επιπλέον, παρά την αύξηση του κόστους χρόνου, τα συνολικά κοινωνικά και περιβαλλοντικά οφέλη, όπως η βελτίωση της Οδικής Ασφάλειας και η μείωση των εκπομπών ρύπων, διασφαλίζουν τη **θετική οικονομική αποδοτικότητα** και τη **βιωσιμότητα** του έργου και άρα την υλοποίηση του.

Από την πλευρά των ωφελειών, καταγράφονται σημαντικά εξωτερικά οφέλη, όπως η βελτίωση της Οδικής Ασφάλειας και η μείωση των εκπομπών CO_2 και PM. Αυτά τα στοιχεία είναι κρίσιμα για τη συνολική κοινωνική αποδοχή του έργου και ενισχύουν τη συνεισφορά του στην ποιότητα ζωής και την περιβαλλοντική βιωσιμότητα. Η **διαχρονική αξιολόγηση** δείχνει ότι τα λειτουργικά κόστη παραμένουν σταθερά από το 2024 και μετά, ενώ τα εξωτερικά **οφέλη** διατηρούνται σε υψηλά επίπεδα. Αυτή η σταθερότητα υποδεικνύει μια ρεαλιστική και ισχυρή προσέγγιση στη διαχείριση της συντήρησης και λειτουργίας του έργου.

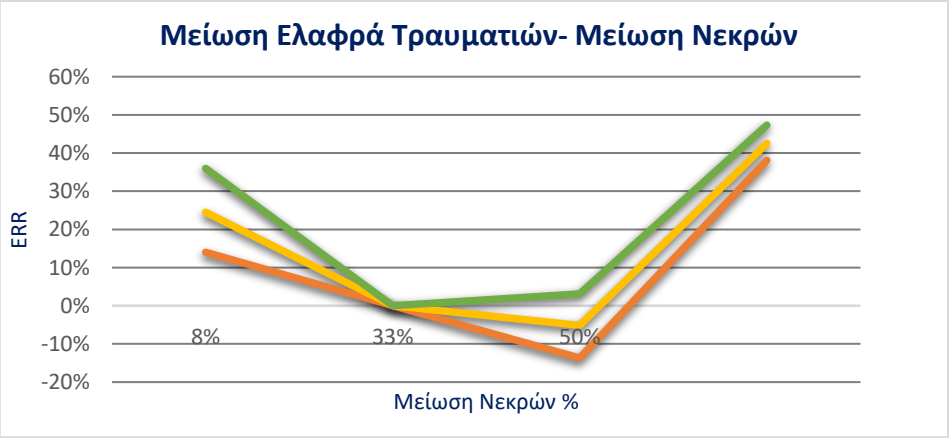
6.9 Ανάλυση Ευαισθησίας

Στο παρόν υπό-κεφάλαιο, παρουσιάζεται η ανάλυση ευαισθησίας του οικονομικού δείκτη εσωτερικής απόδοσης (ERR) για την εφαρμογή του μέτρου μείωσης του ορίου ταχύτητας στα 110 χλμ./ώρα συναρτήσει ορισμένων παραμέτρων.



Εικόνα 4: Ανάλυση Ευαισθησίας Δείκτη ERR - Κατανάλωση Καυσίμου & Τιμή Βενζίνης

Όπως παρουσιάζεται στο παραπάνω διάγραμμα, με την αύξηση της τιμής της βενζίνης, παρατηρείται μια σταδιακή αύξηση του δείκτη ERR, καθώς μειώνεται το ποσοστό κατανάλωσης καυσίμου. Η αύξηση της τιμής του καυσίμου, ενθαρρύνει την πιο αποδοτική χρήση καυσίμου, οδηγώντας σε βελτίωση της οικονομικής απόδοσης.



Εικόνα 5: Ανάλυση Ευαισθησίας Δείκτη ERR - Μείωση Ελαφρών Τραυματισμών & Μείωση Νεκρών

Ακολούθως, το δεύτερο διάγραμμα επικεντρώνεται στην ανάλυση της ευαισθησίας του δείκτη ERR σε σχέση με τη μείωση των **ελαφρών** τραυματισμών και των **θανάτων.** Τα αποτελέσματα δείχνουν μια έντονη **βελτίωση** της οικονομικής απόδοσης (**ERR**) καθώς η **μείωση** των θανάτων αυξάνεται, ενώ για τη μείωση των ελαφρών τραυματισμών παρατηρείται μια λιγότερο έντονη αλλά θετική αύξηση. Η εφαρμογή περιορισμών στις ταχύτητες και η μείωση των θανάτων από τροχαία ατυχήματα οδηγούν σε σημαντική αύξηση της οικονομικής απόδοσης του συστήματος, υπογραμμίζοντας τη θετική επίδραση της βελτίωσης της Οδικής Ασφάλειας.

Κεφάλαιο 7: Συμπεράσματα, εισηγήσεις προς την πολιτεία και προτάσεις έρευνας

7.1 Σύνοψη

Στόχος της παρούσας Διπλωματικής Εργασίας αποτελεί **η διερεύνηση της αποδοχής και των ωφελειών από τη μείωση του ορίου ταχύτητας στους Ελληνικούς αυτοκινητοδρόμους**. Αφότου καθορίστηκε ο επιδιωκόμενος στόχος, πραγματοποιήθηκε εκτενής βιβλιογραφική ανασκόπηση σε πρακτικές του ιδίου μήκους κύματος αλλά και αντιθέτων, ούτως-ώστε να διερευνηθούν πρωτίστως οι συνέπειες της μείωσης του ορίου ταχύτητας και δευτερεύοντος και της αντίθετης πρακτικής. Έχει διεθνώς αποδειχθεί ότι, η αύξηση του ορίου ταχύτητας πρέπει να συνοδεύεται από πληθώρα άλλων μέτρων ενώ αντίθετα, οι χώρες με χαμηλότερους δείκτες ατυχημάτων σχετίζονται με καθιέρωση χαμηλότερων ορίων ταχύτητας.

Έτσι, η εξέταση του μέτρου αφορούσε την διερεύνηση της επιρροής που διαδραματίζει στους άξονες της Οδικής Ασφάλειας, της κατανάλωσης καυσίμου, των εκπομπών ρύπων και του χρόνου διαδρομής. Για το σκοπό αυτό, αφότου αξιοποιήθηκε και αναλύθηκε **ερωτηματολόγιο** από 273 ερωτηθέντες, διερευνήθηκαν με τη μέθοδο της δεδηλωμένης προτίμησης τρία εναλλακτικά σενάρια: Πρώτο, της μείωσης του ορίου ταχύτητας σε 110 χλμ./ώρα, δεύτερο της μείωσης του ορίου ταχύτητας σε 120 χλμ./ώρα και τρίτον της επιλογής σε καμία αλλαγή. Με τη **στατιστική ανάλυση** που ακολούθησε και μέσω των δυαδικών και του πολυωνυμικού μοντέλου που αναπτύχθηκαν (Εικόνα 6), προσδιορίστηκαν οι παράγοντες που επηρεάζουν την επιλογή των ερωτηθέντων ως προς τα τρία σενάρια.

1. **Χρόνος διαδρομής:** Όσο **αυξάνεται** το ποσοστό αύξησης του, τόσο **πιο πιθανό** είναι να προτιμηθεί η μείωση του ορίου ταχύτητας σε **110** χλμ./ώρα. Ενδεχομένως, οι ερωτηθέντες δίνουν προτεραιότητα στην **Οδική Ασφάλεια** έναντι του προσωπικού χρόνου λόγω της μείωσης των ατυχημάτων.
2. **Ατυχήματα:** Η μείωση σε **120** χλμ./ώρα γίνεται **πιο ελκυστική** όσο το ποσοστό μείωσης ατυχημάτων αυξάνεται, ενώ στα **110** χλμ./ώρα παρατηρείται το **αντίθετο**.
   - Η στάση αυτή, δείχνει ότι αποδέχονται μια **ήπια μείωση** του ορίου ταχύτητας, αλλά κάτω από ένα συγκεκριμένο επίπεδο, θεωρούν ότι η Οδική Ασφάλεια εξαρτάται περισσότερο από άλλους παράγοντες (Οδηγική συμπεριφορά, Οδόστρωμα, Αστυνόμευση κ.λπ.).
3. **Ποσοστά αποδοχής:** **22%** προτιμά τη μείωση του ορίου ταχύτητας σε **110** χλμ./ώρα, **49%** σε **120** χλμ./ώρα και **29%** καμία αλλαγή - ***Κρίσιμο*** *για την* ***ανάλυση κόστους-οφέλους***.

ΠΟΛΥΩΝΥΜΙΚΟ ΜΟΝΤΕΛΟ						
Pseudo R square	0.3895					
Choice = 1	Coef.	Std.Err.	z	P>|z|	[0.025	0.975]
const	0.8922	0.252	3.535	0	0.398	1.387
Time_norm	2.9952	0.303	9.875	0	2.402	3.588
Accident_norm	-5.2611	0.334	-15.736	0	-5.916	-4.606
Choice = 2	Coef.	Std.Err.	z	P>|z|	[0.025	0.975]
const	-0.430	0.265	-1.619	0.105	-0.950	0.091
Time_norm	0.329	0.272	1.210	0.226	-0.204	0.863
Accident_norm	1.603	0.272	5.893	0.000	1.070	2.136

Εικόνα 6: Αποτελέσματα και Κύρια Συμπεράσματα Πολυωνυμικού Μοντέλου

Ακολούθησε, η διερεύνηση της **οικονομικής απόδοσης** του μέτρου, όπου αποδείχθηκε ότι η μείωση του ορίου ταχύτητας στα 110 χλμ./ώρα αποτελεί μια **βιώσιμη** και **αποδοτική** πρόταση, με τα συνολικά οφέλη να υπερβαίνουν τα κόστη (Πίνακας 32). Αυτή η Διπλωματική Εργασία παρέχει πολύτιμες πληροφορίες στους υπεύθυνους χάραξης πολιτικής, βοηθώντας τους να κατανοήσουν τον βαθμό αποδοχής των μειωμένων ορίων ταχύτητας από την κοινωνία και να σχεδιάσουν αποτελεσματικές παρεμβάσεις για τη βελτίωση της Οδικής Ασφάλειας στους Ελληνικούς αυτοκινητόδρομους.

		2023	2024	2025	2026	2027	2028	2029	2030	2031	2032
Οφέλη και Κόστη	NPV 3.0%	Υλοποίηση	Λειτουργία								
Κ1. Κόστος Επένδυσης (€)	**-1388709**	-1430370	0	0	0	0	0	0	0	0	0
Κ 1.1 Μονάδες Ανίχνευσης Κυκλοφορίας (Traffic detection units)	-349515	-360000	0	0	0	0	0	0	0	0	0
Κ 1.2 Πινακίδες	-12816	-13200	0	0	0	0	0	0	0	0	0
Κ 1.3 Κόστος μελέτης	-333175	-343170	0	0	0	0	0	0	0	0	0
Κ 1.4 Κάμερες (IP CCTVs PTZ AUTODOME IP starlight 5000i cameras, Closed Circuit Television System Fixed, Software)	-576699	-594000	0	0	0	0	0	0	0	0	0
Κ 1.5 Αναγνώστες Bluetooth Υψηλού Όγκου Κυκλοφορίας Οδικού Δικτύου	-116505	-120000	0	0	0	0	0	0	0	0	0
Κ2. Λειτουργικά Κόστη (€)	**-7018003**	**-2152000**	**-652000**	**-652000**	**-652000**	**-652000**	**-652000**	**-652000**	**-652000**	**-652000**	**-652000**
Κ 2.1 Κόστος Λειτουργίας και Εποπτείας έργου	-2132551	-250000	-250000	-250000	-250000	-250000	-250000	-250000	-250000	-250000	-250000
Κ 2.2 Ετήσια συντήρηση των Bluetooth Readers και Traffic detection units	-17060	-2000	-2000	-2000	-2000	-2000	-2000	-2000	-2000	-2000	-2000
Κ2.3 Απρόβλεπτα	-1456311	-1500000	0	0	0	0	0	0	0	0	0
Κ 2.4 Εκστρατείες των ΜΜΕ	-1706041	-200000	-200000	-200000	-200000	-200000	-200000	-200000	-200000	-200000	-200000
Κ 2.5 Διετής έλεγχος αποτελεσματικότητας μέτρου	-1706041	-200000	-200000	-200000	-200000	-200000	-200000	-200000	-200000	-200000	-200000
Συνολικά κόστη επένδυσης και λειτουργίας	**-8406712**	**-3582370**	**-652000**	**-652000**	**-652000**	**-652000**	**-652000**	**-652000**	**-652000**	**-652000**	**-652000**
Οικονομικές Επιπτώσεις-Οφέλη (€)											
Πλεόνασμα Μετακινούμενων (User surplus)	**-16,013,121**	**149,498**	**129,644**	**-665,554**	**-1,910,807**	**-3,305,940**	**-3,117,378**	**-2,658,510**	**-2,251,535**	**-2,760,905**	**-3,300,897**
Ο1. Χρόνος Διαδρομής	-41,049,625	-1,974,146	-2,107,006	-2,870,818	-4,085,365	-5,450,387	-5,817,198	-6,208,696	-6,626,541	-7,072,507	-7,548,487
Ο 2. Κατανάλωση Καυσίμου	25,036,504	2,123,644	2,236,649	2,205,264	2,174,558	2,144,447	2,699,820	3,550,186	4,375,006	4,311,602	4,247,590
Οφέλη Εξωτερικών Επιδράσεων	**35,362,281**	**819,740**	**1,183,885**	**3,760,428**	**4,378,839**	**5,057,657**	**5,191,378**	**5,403,068**	**5,436,226**	**5,664,548**	**5,889,240**
Ο 3. Οδική Ασφάλεια	21,025,420	368,066	498,639	2,785,166	2,967,219	3,141,352	3,125,512	3,204,712	3,093,832	3,077,992	3,062,152
Ο 4. Περιβάλλον	14,336,862	451,674	685,246	975,262	1,411,620	1,916,305	2,065,866	2,198,356	2,342,394	2,586,556	2,827,088
Ο 4.1 Εκπομπές διοξείδιου του άνθρακα CO_2	14,246,829	450,120	682,886	971,906	1,401,543	1,902,885	2,051,673	2,183,441	2,326,811	2,569,691	2,809,002
Ο 4.2 Εκπομπές οξειδίων του αζώτο NOx	89,416	1,534	2,327	3,311	10,011	13,334	14,104	14,825	15,491	16,768	17,956
Ο 4.3 Εκπομπές αιωρούμενων σωματιδίων PM	617	21	33	45	66	86	89	91	92	97	130
Συνολικά Οφέλη	**19,349,161**	**969,239**	**1,313,529**	**3,094,875**	**2,468,032**	**1,751,717**	**2,074,000**	**2,744,559**	**3,184,691**	**2,903,643**	**2,588,343**
ENPV/Net Benefits	**10,942,449**	**-2,613,131**	**661,529**	**2,442,875**	**1,816,032**	**1,099,717**	**1,422,000**	**2,092,559**	**2,532,691**	**2,251,643**	**1,936,343**
ERR>	**55.8%**										
B/C Ratio	**2.30**										

Πίνακας 32: Αποτελέσματα Κοινωνικοοικονομικής Ανάλυσης

7.2 Συμπεράσματα αποδοχής του μέτρου

Τα συμπεράσματα που προέκυψαν από τη στατιστική ανάλυση των απαντήσεων των ερωτηματολογίων, τα οποία πραγματοποιήθηκαν με τη βοήθεια δυαδικών και πολυωνυμικών μοντέλων, καταδεικνύουν ότι η στάση των ερωτηθέντων απέναντι στη μείωση του ορίου ταχύτητας εξαρτάται από διάφορους παράγοντες που σχετίζονται με την προσωπική τους οδηγική **εμπειρία**, τις **αντιλήψεις** τους για την Οδική Ασφάλεια, και τα **χαρακτηριστικά τους** ως οδηγοί.

Συγκεκριμένα, οι ερωτηθέντες που έχουν εμπλακεί στο παρελθόν σε κανένα ή σε ένα ατύχημα με υλικές ζημίες, είναι πιο πιθανό να μην αποδεχθούν τη μείωση του ορίου ταχύτητας είτε σε 120 χλμ./ώρα είτε σε 110 χλμ./ώρα, καθώς **με βάση την οδηγική τους εμπειρία δεν θεωρούν την επιβολή της μείωσης του ορίου ταχύτητας απαραίτητη**. Αυτό ενδεχομένως καταδεικνύει ότι οι άνθρωποι που δεν έχουν βιώσει σοβαρές συνέπειες από τα ατυχήματα τείνουν να υποτιμούν τους κινδύνους και να μην αντιλαμβάνονται την ανάγκη βελτίωσης της Οδικής Ασφάλειας. Επιπλέον, όσοι ερωτηθέντες εκτιμούν ότι οι θάνατοι από οδικά ατυχήματα στην Ελλάδα κυμαίνονται από 0-100, 101-500 ή 501-1.000, ή ότι τα ετήσια οδικά ατυχήματα κυμαίνονται από 1.000 έως

10.000, τείνουν να έχουν αρνητική στάση ως προς την αποδοχή της μείωσης του ορίου ταχύτητας. Αυτό, ενδεχομένως να δείχνει ότι η ελλιπής αντίληψη των επιπτώσεων των τροχαίων ατυχημάτων δύναται να επηρεάσει την αποδοχή των μέτρων βελτίωσης Οδικής Ασφάλειας, καθώς οι ερωτηθέντες δεν αντιλαμβάνονται πλήρως την επικινδυνότητα της κατάστασης και την ανάγκη για λήψη προληπτικών μέτρων. Οι οδηγικές συμπεριφορές των ερωτηθέντων που διαθέτουν αυτή την ελλιπή αντίληψη μπορεί να υποδηλώνουν την τάση τους να υποτιμούν τη σοβαρότητα των τροχαίων ατυχημάτων και την ανάγκη για πιο αυστηρές ρυθμίσεις.

Αντιθέτως, οι οδηγοί που έχουν εμπλακεί σε δύο ή τρία ατυχήματα με παθόντες παρουσιάζουν μια θετική στάση απέναντι στη μείωση του ορίου ταχύτητας. Αυτό υποδεικνύει ότι η προηγούμενη εμπειρία τους με τροχαία ατυχήματα έχει αυξήσει την ευαισθητοποίησή τους σχετικά με την Οδική Ασφάλεια και την ανάγκη για λήψη προληπτικών μέτρων. Ειδικότερα, τα άτομα που έχουν βιώσει τις αρνητικές συνέπειες ενός ατυχήματος τείνουν να αναγνωρίζουν τη σημασία της μείωσης του ορίου ταχύτητας για την αποφυγή νέων ατυχημάτων και της ελαχιστοποίησης των συνεπειών τους. Από την άλλη πλευρά, οι οδηγοί που τα τελευταία τρία χρόνια έχουν δεχθεί από 3 έως 6 κλήσεις για παραβίαση του Κ.Ο.Κ. εμφανίζονται αρνητικοί στη μείωση του ορίου ταχύτητας σε 110 χλμ./ώρα, γεγονός που υποδηλώνει την αρνητική τους στάση απέναντι στα μέτρα Οδικής Ασφάλειας και την τάση τους σε παραβατικές οδηγικές συμπεριφορές. Οι οδηγοί που δεν έχουν δεχθεί καμία κλήση στο παρελθόν, αντίθετα, παρουσιάζουν θετική στάση απέναντι στη μείωση του ορίου ταχύτητας, υποδεικνύοντας ότι η ευαισθητοποίησή τους σε θέματα Οδικής Ασφάλειας είναι αυξημένη και ότι αναγνωρίζουν την ανάγκη για μέτρα που αποσκοπούν στη μείωση των τροχαίων ατυχημάτων.

Οι οδηγοί που ανησυχούν ελάχιστα ή καθόλου για την πιθανότητα να εμπλακούν σε ατύχημα, παρουσιάζουν θετική στάση απέναντι στη μείωση του ορίου ταχύτητας είτε σε 120 χλμ./ώρα είτε σε 110 χλμ./ώρα, αναδεικνύοντας ένα προφίλ οδηγού που, **παρά την περιορισμένη ανησυχία για τους κινδύνους, είναι ανοιχτός σε μέτρα που προάγουν την Οδική Ασφάλεια** και την πρόληψη ατυχημάτων. Αυτό δείχνει ότι ορισμένοι οδηγοί, παρά την περιορισμένη αίσθηση κινδύνου, αναγνωρίζουν τη συμβολή και τη σπουδαιότητα των μέτρων ασφαλείας και είναι πρόθυμοι να τα αποδεχτούν, προκειμένου να μειωθεί η πιθανότητα πρόκλησης ατυχημάτων και των συνεπειών τους. Αντίθετα, οι οδηγοί που θεωρούν την κυκλοφορία στην οδό ως ελάχιστα σημαντική για την επιλογή της ταχύτητάς τους είναι πιο πιθανό να έχουν αρνητική ανταπόκριση στη μείωση του ορίου ταχύτητας. Αυτοί οι οδηγοί τείνουν να δίνουν μεγαλύτερη προτεραιότητα στην προσωπική τους ταχύτητα μετακίνησης, χωρίς να λαμβάνουν υπόψη τις συνθήκες κυκλοφορίας ή άλλους παράγοντες που επηρεάζουν την ασφάλεια στις οδούς.

Η **συχνότητα οδήγησης** σε αυτοκινητόδρομο φαίνεται επίσης να επηρεάζει τη στάση των ερωτηθέντων, καθώς όσοι θεωρούν ότι η συχνότητα οδήγησης σε αυτοκινητόδρομο είναι λιγότερο σημαντική για την επιλογή της ταχύτητάς τους εμφανίζονται θετικοί στη μείωση του ορίου ταχύτητας. Αυτό δείχνει ότι οι οδηγοί που έχουν λιγότερη εμπειρία ή εξοικείωση με την οδήγηση σε υψηλές ταχύτητες είναι πιο δεκτικοί σε μέτρα βελτίωσης της Οδικής Ασφάλειας, πιθανώς επειδή δεν έχουν αναπτύξει τη συνήθεια της οδήγησης σε υψηλές ταχύτητες και είναι πιο ευαισθητοποιημένοι σε κοινωνικά ζητήματα.

Επιπλέον, οι **γυναίκες** οδηγοί τείνουν να έχουν αρνητική ανταπόκριση στη μείωση του ορίου ταχύτητας είτε σε 120 χλμ./ώρα είτε σε 110 χλμ./ώρα, γεγονός που υποδηλώνει ότι ενδέχεται να μην αντιλαμβάνονται τη μείωση του ορίου ως απαραίτητο μέτρο ή να δίνουν προτεραιότητα σε άλλους παράγοντες, όπως η άνεση και η ταχύτητα μετακίνησης. Οι **άγαμοι** ερωτηθέντες επίσης παρουσιάζουν αρνητική ανταπόκριση στη μείωση του ορίου ταχύτητας, γεγονός που υποδηλώνει ότι οι λιγότερες οικογενειακές ευθύνες ενδέχεται να επηρεάζουν τη στάση τους απέναντι σε μέτρα Οδικής Ασφάλειας, με αποτέλεσμα να δίνουν μεγαλύτερη έμφαση στην ευκολία και την ταχύτητα των μετακινήσεών τους.

Από τη στατιστική ανάλυση προκύπτουν δύο κύρια συμπεράσματα. Πρώτον, η Ελληνική κοινωνία, παρά την ανησυχία της για την πιθανότητα εμπλοκής σε ατύχημα, εμφανίζει **θετική ανταπόκριση στην εφαρμογή του μέτρου μόνο από εκείνους που έχουν βιώσει τις συνέπειες ενός οδικού ατυχήματος**, είτε ως οδηγοί είτε ως επιβάτες. Αυτό καταδεικνύει την έλλειψη νοοτροπίας και οδηγικής παιδείας, καθώς οι ερωτηθέντες φαίνεται να υιοθετούν μια επιφανειακή προσέγγιση, χωρίς να αλλάζουν ουσιαστικά τη συμπεριφορά τους, είτε λόγω συνήθειας είτε επειδή δεν θεωρούν ότι τους αφορά άμεσα.

Δεύτερον, η αρνητική ανταπόκριση στη μείωση του ορίου ταχύτητας ενδέχεται να οφείλεται σε **διαφορετικές προτεραιότητες και ανάγκες** κάθε ομάδας (π.χ. οι γυναίκες ή οι άγαμοι ενδέχεται να δίνουν μεγαλύτερη έμφαση στην ευκολία μετακίνησης ή την ταχύτητα) καθώς και στην έλλειψη κατανόησης ή αποδοχής των πλεονεκτημάτων που σχετίζονται με τη μείωση της ταχύτητας, όπως η βελτίωση της Οδικής Ασφάλειας και των θετικών περιβαλλοντικών Επιπτώσεων. Η ανάλυση των δεδομένων μέσω του πολυωνυμικού μοντέλου επιβεβαιώνει αυτά τα συμπεράσματα, καταδεικνύοντας ότι οι ερωτηθέντες δεν είναι διατεθειμένοι να θυσιάσουν τον χρόνο διαδρομής που απαιτείται για τη μείωση του ορίου ταχύτητας σε 110 χλμ./ώρα, αλλά είναι πρόθυμοι να αποδεχθούν το όριο των 120 χλμ./ώρα.

7.3 Συμπεράσματα κοινωνικοοικονομικής ανάλυσης

Η μείωση του ορίου ταχύτητας από 130 χλμ./ώρα σε 110 χλμ./ώρα σε αυτοκινητόδρομο έχει σημαντικό θετικό αντίκτυπο στην Οδική Ασφάλεια, το περιβάλλον και την κοινωνία γενικότερα. Συγκεκριμένα, η αλλαγή αυτή αναμένεται να οδηγήσει σε **μείωση** των οδικών ατυχημάτων, με προβλεπόμενη μείωση **8 νεκρών**, **καμία** μείωση **βαριά** τραυματιών και **μείωση** των **ελαφρών** τραυματισμών κατά **44** άτομα. Επιπλέον, αναμένονται **1.230 λιγότερα** ατυχήματα με **υλικές ζημιές** και σημαντική μείωση στην κατανάλωση καυσίμου, κατά **37.085.296** χιλιάδες λίτρα. Η μείωση των ρύπων αναμένεται επίσης να είναι εντυπωσιακή, με **77.803** τόνους **λιγότερους** ρύπους διοξείδιού του άνθρακα (**CO_2**), **479** τόνους λιγότερους ρύπους οξειδίων του αζώτου (**NOx**) και **τρείς** τόνους λιγότερους ρύπους μικροσωματιδίων (**PM**). Αυτές οι θετικές περιβαλλοντικές επιδράσεις δείχνουν ότι η μείωση του ορίου ταχύτητας δεν είναι μόνο ένα μέτρο Οδικής Ασφάλειας, αλλά και μια σημαντική περιβαλλοντική στρατηγική. Από την άλλη μεριά, ο ιδιωτικός χρόνος διαδρομής (σε επιβατο-ώρες) που θα χαθεί στο διάστημα της δεκαετίας εκτιμάται ίσος με **8,95** εκ. ώρες συνολικού εκτιμώμενου κόστους **41** εκ. Ευρώ, κάτι που ενδεχομένως να αποτελέσει **αντεπιχείρημα** για την εφαρμογή του μέτρου.

Συμπεραίνουμε λοιπόν, από οικονομικής άποψης, η εφαρμογή του μέτρου είναι βιώσιμη και αναμένεται να αποφέρει σημαντικά οφέλη για την κοινωνία. Το οικονομικό όφελος από τη μείωση των οδικών ατυχημάτων εκτιμάται σε περίπου **21** εκ**.** € για την επόμενη δεκαετία, ενώ η μείωση κατανάλωσης καυσίμου αποφέρει περίπου **25** εκ. €. Συνολικά, η μείωση του ορίου ταχύτητας αποδεικνύεται μια οικονομικά **πολύ ανταποδοτική** και κοινωνικά **επωφελής** παρέμβαση, με την Οικονομική Καθαρή Παρούσα Αξία (**ENPV**) να είναι θετική και να ανέρχεται σε **10,94** εκατομμύρια € και τον Οικονομικό Εσωτερικό Συντελεστή Απόδοσης (**ERR**) να φτάνει το **55,2%**. Αυτό, επιβεβαιώνει την οικονομική **ισχυρή απόδοση** της εφαρμογής της μείωσης του ορίου ταχύτητας, δεδομένου ότι τα συνολικά οφέλη (π.χ. λιγότερα ατυχήματα, μειωμένες εκπομπές ρύπων, εξοικονόμηση καυσίμου) **υπερκαλύπτουν** τα κόστη της εφαρμογής του.

7.4 Εισηγήσεις προς την πολιτεία

1. Οδηγική παιδεία:

Το επίπεδο Οδικής Ασφάλειας μιας χώρας ή μιας περιοχής είναι **δείκτης πολιτισμού** της χώρας ή της περιοχής και είναι συνάρτηση της προσπάθειας που καταβάλει η χώρα ή η περιοχή αυτή, σε χρόνο και χρήμα (Γιαννής et al., 2001). Καθοριστικός παράγοντας για την **ανάπτυξη** οδηγικής παιδείας είναι οι **συντονισμένες** δράσεις και οι **% προσπάθειες** από τις αρμόδιες αρχές της πολιτείας (Yannis et al., 2024).

Η **προώθηση** της Οδικής Ασφάλειας μέσα από εκπαιδευτικά προγράμματα και καμπάνιες ευαισθητοποίησης είναι **κρίσιμη** για την αλλαγή της νοοτροπίας των οδηγών, όπως φανερώνεται από τα **αποτελέσματα** που δείχνουν ότι οι οδηγοί με θετική στάση απέναντι στη μείωση του ορίου ταχύτητας, όπως αυτοί με λιγότερη ανησυχία για τα ατυχήματα ή με μεγαλύτερη ευαισθησία σε θέματα Οδικής Ασφάλειας, είναι πιθανότερο να ανταποκριθούν θετικά σε τέτοιες πρωτοβουλίες. Συνεπώς, η διάδοση μηνυμάτων πρόληψης και υπεύθυνης οδήγησης είναι **απαραίτητη** για τη διαμόρφωση μιας κουλτούρας ασφαλούς οδήγησης στην κοινωνία.

2. Κοινωνική και πολιτική ευθύνη

Η μείωση του ορίου ταχύτητας στους Ελληνικούς αυτοκινητοδρόμους σε 110 χλμ./ώρα αποτελεί ένα **χρήσιμο** εργαλείο με **άμεσα** και **σημαντικά οφέλη** για την κοινωνία που θα πρέπει να τύχει πρώτα από όλους άμεσης και έμπρακτης αξιοποίησης από τις Αρχές. Όπως **αποδείχτηκε** στην παρούσα διπλωματική εργασία, με ελάχιστο κόστος υλοποίησης, η εφαρμογή αυτού του μέτρου μπορεί να συμβάλει στη βελτίωση της Οδικής Ασφάλειας, τη μείωση των εκπομπών ρύπων και την εξοικονόμηση καυσίμων, ενισχύοντας παράλληλα την περιβαλλοντική βιωσιμότητα. Επιπλέον, τα **αποτελέσματα** της διπλωματικής εργασίας, αναδεικνύουν ότι παρά την ελαφρά αύξηση του χρόνου διαδρομής, η δημόσια αποδοχή μπορεί να ενισχυθεί αν το μέτρο επικοινωνηθεί σωστά, εστιάζοντας στα συλλογικά οφέλη και την κοινωνική ευθύνη.

Έτσι, η πρότασή εφαρμογής του μέτρου μείωσης του ορίου ταχύτητας, πρέπει να τύχει άμεσης αξιοποίησης από τις Αρχές, **υποστηρίζεται** από τα δεδομένα της έρευνάς που

πραγματοποιήθηκε και τα θετικά αποτελέσματα της ανάλυσης κόστους- οφέλους. Αν και η ελαφρά αύξηση του χρόνου διαδρομής μπορεί να φαντάζει ως μειονέκτημα, αποτελεί μια μικρή θυσία που ο καθένας μας καλείται να αξιολογήσει υπό το πρίσμα του **συλλογικού οφέλους** και της κοινωνικής ευθύνης, προάγοντας το κοινό καλό σε σχέση με την ατομική ευκολία.

3. Εφαρμογή του μέτρου σε συνδυασμό με μια συνολική στρατηγική Διαχείρισης Κυκλοφορίας.

Η στρατηγική **Διαχείρισης Κυκλοφορίας** επιδιώκει να βελτιώσει τη συνολική λειτουργία του οδικού δικτύου και να εξασφαλίσει τη βέλτιστη εμπειρία για τους οδηγούς και την προστασία του περιβάλλοντος. Περιλαμβάνει διάφορες πτυχές όπως η διαχείριση της κυκλοφορίας με δυναμικά όρια ταχύτητας **(DSL).** Η χρήση δυναμικών ορίων ταχύτητας που προσαρμόζονται σε πραγματικό χρόνο βάσει την κατάσταση της κυκλοφορίας και των καιρικών συνθηκών θα βοηθήσει στη διατήρηση μιας ομαλής ροής και στη **μείωση** της **συμφόρησης** σε όλο το δίκτυο.

4. Εφαρμογή Μελέτης Περιβαλλοντικών Κοινωνικών Επιπτώσεων (ΜΚΠΕ)

Με την εφαρμογή της, θα επιτρέψει την τεκμηρίωση των ωφελειών του μέτρου, την παρακολούθηση της εφαρμογής του και την εξασφάλιση ότι δεν υπάρχουν αρνητικές επιπτώσεις που δεν έχουν ληφθεί υπόψη. Για παράδειγμα, πέρα του αυξημένου χρόνου ταξιδιού, υπάρχει η **πιθανότητα επιδείνωσης** της κυκλοφοριακής συμφόρησης στους παρακείμενους οδούς. Οι οδηγοί μπορεί ενδεχομένως να αναζητήσουν **εναλλακτικές διαδρομές** ή να περνούν από παρακείμενους οδούς ώστε να αποφύγουν την αυστηρή επιτήρηση του ορίου ταχύτητας. Συμπεραίνουμε λοιπόν ότι ενδεχομένως μπορεί να οδηγήσει σε αύξηση της κυκλοφορίας σε άλλες περιοχές, προκαλώντας συμφόρηση και αυξάνοντας τις εκπομπές ρύπων εκεί, αντί να τις μειώσει.

5. Εκμετάλλευση της τεχνολογίας της τηλεματικής

Η μείωση του ορίου ταχύτητας σε 110 χλμ./ώρα και η επιτήρησή του με κάμερες αποτελούν ένα σημαντικό βήμα προς τη βελτίωση της Οδικής Ασφάλειας, ωστόσο, η διαρκής αστυνόμευση δεν είναι βιώσιμη και η τιμωρία έχει μόνο βραχυπρόθεσμα αποτελέσματα. Αντίθετα, η τηλεματική, μέσω της καταγραφής και αξιολόγησης της οδηγικής συμπεριφοράς, μπορεί να συμβάλει καθοριστικά στη **δημιουργία** κουλτούρας και **οδηγικής παιδείας**. Η εφαρμογή της από την Πολιτεία, με κίνητρα επιβράβευσης και εκπαίδευσης, θα μπορούσε να οδηγήσει σε σημαντική μείωση των ατυχημάτων (περίπου 30%), της κατανάλωσης καυσίμου και των εκπομπών ρύπων έως και 30% (Γιαννής Γ, 2025).

7.5 Προτάσεις έρευνας

1. Διερεύνηση της αποδοχής και των ωφελειών εφαρμογής του μέτρου σε **αστικούς αυτοκινητοδρόμους**, όπου ο κύριος σκοπός μετακίνησης αποτελεί η εργασία, η διαφορά της μέσης ταχύτητας αναμένεται να είναι χαμηλότερη και οι ρύποι αυξημένοι λόγω της υψηλότερης κυκλοφορίας στην οδό.

2. Διερεύνηση **αποτελεσματικότητας** εφαρμογής του μέτρου και των **δεικτών απόδοσης** όπως για παράδειγμα στην Οδική Ασφάλεια, τη στάθμη εξυπηρέτησης και τον χρόνο ταξιδιού σε περιπτώσεις **χαμηλότερης ποιότητας** οδικής υποδομής όπου υπάρχουν προβλήματα στον γεωμετρικό σχεδιασμό ή ακόμη στη ποιότητα του οδοστρώματος.

Βιβλιογραφία

Adminaite, D., Allsop, R., & Jost, G. (2015). *Ranking EU progress on improving motorway safety.* European Transport Safety Council-ETSC, Brussels. Ανάκτηση από https://etsc.eu/wp-content/uploads/2015-03-pin-flash-report-28.pdf

Albalate, D., & Germa, B. (2012). Motorways, tolls and road safety: evidence from Europe. *Journal of the Spanish Economic Association*, 17.

Albornoz, V. A., Millán, J. M., & Galera, A. L. (2022, February). Road speed limit matters- Are politicians doing the right thing? *Socio-Economic Planning Sciences, 79*. doi:https://doi.org/10.1016/j.seps.2021.101106

Armira Kontaxi, C. A. (2022). *Analyzing Acceptance of Reduced Speed Limits on Greek Motorways: A survey.* Athens: National Technical University of Athens.

Armstrong, G., Stewart, A., Kotler, P., & Denize, S. (2014). *Principles of marketing* (6η εκδ.). Peasron Australia. doi:1486002536, 9781486002535

Asensio, J., Gomez-Lobo, A., & Matas, A. (2014, March). How effective are policies to reduce gasoline consumption?Evaluating a set of measures in Spain. *Energy Economics, 42*, σσ. 34-42. doi:10.1016/j.eneco.2013.11.011

Automobile Club Sandorio. (2018). *Incidenti Stradalli in Italia Raporto ACI- ISTAT 2018.* Instituto Nazionale di Statistica. Ανάκτηση από chrome-extension://efaidnbmnnnibpcajpcglclefindmkaj/https://sondrio.aci.it/IMG/UserFiles/Files/Presentazione%20dati%20aci%20istat%20incidenti%202018%20Sondrio.pdf

Barth, M., & Boriboonsomsin, K. (2009, October 1). Traffic Congestion and Greenhouse Gases. *Access Magazine, 35*(1), σσ. 2-9. Ανάκτηση από https://escholarship.org/uc/item/3vz7t3db

Bax, C., Rune, E., & Veisten, K. (2009, December). Knowledge Utilisation in Road Safety Policy: Barriers to the Use of Knowledge from Economic Analysis. *Knowledge, Technology & Policy, 22*, σσ. 275-285. doi:https://doi.org/10.1007/s12130-009-9088-6

Benthem, A. v. (2015). What is the optimal speed limit on freeways? *Journal of Public Economics, 124*, σσ. 44-46. doi:10.1016/j.jpubeco.2015.02.001

Brent, R. J. (1996). *Applied Cost-Benefit Analysis* (2η εκδ.). Edward Elgar Publishing. doi:9781843768913

Cetin, V. R., Yilmaz, H. H., & Erkan, V. (2018, March). The impact of increasing speed limit in Turkey: The case of Ankara-Sivrihisar road section. *Case Studies on Transport Policy, 6*(1), 72-80. doi:https://doi.org/10.1016/j.cstp.2017.11.004

Chand, D. J., & Morlok, E. K. (2005, March). Vehicle speed profile to minimize work and fuel consumption. *Journal of Transportation Engineering, 131*(3). doi:10.1061/(ASCE)0733-947X(2005)131:3(173)

Daniels, S., H.Martensen, Schoeters, A., Berghe, W. V., Papadimitriou, E., Ziakopoulos, A., . . . O. Martin Perez. (2019, December). A systematic cost-benefit analysis of 29 road safety measures. *Accident analysis and prevention, 133*. doi:10.1016/j.aap.2019.105292

Departmanet for Transport. (2021). *Transport and Envrironment Statistics: 2021 Annual report.* UK Goverment. Ανάκτηση από https://assets.publishing.service.gov.uk/media/60992fe1e90e0735799d7ed3/transport-and-environment-statistics-2021.pdf

ECMT. (2006). Speed Managment. *European Conference Of Ministers Of Transport.* OECD Publishing. doi:https://doi.org/10.1787/9789282103784-en.

EEA. (2011). *Reducing speed limits on motorways: how good is for the environment?* European Environment Agency. European Union. Ανάκτηση από https://www.eea.europa.eu/articles/reducing-speed-limits-on-motorways

EEA. (2020). *Do lower Speed Limits on Highways Reduce Fuel Consumption and Polluntant Emissions?* European Environmet Agency. European Union.

EEA. (2024, Jun 25). *Air pollution in Europe: 2024 reporting status under the National Emission reduction Commitments Directive.* European Enviroment Agency. Brussels: European Commission. Ανάκτηση από https://www.eea.europa.eu//publications/national-emission-reduction-commitments-directive-2024

EEA. (2024, December 16). *CO2 emissions performance of new passenger cars in Europe.* European Enviroment Agency. European Union. Ανάκτηση από European Environment Agency: https://www.eea.europa.eu/en/analysis/indicators/co2-performance-of-new-passenger?activeAccordion=

Elvik, R. (2003, July). How would setting policy priorities according to cost–benefit analyses affect the provision of road safety? *Accident Analysis & Prevention, 35*(4), 557-570. doi:https://doi.org/10.1016/S0001-4575(02)00034-9

Elvik, R. (2012, April). Speed limits, enforcement and health consequences. *Annual Review of Public Health, 33*, 225-238. doi:10.1146/annurev-publhealth-031811-124634

Elvik, R. (2013). A re-parameterisation of the Power Model of the relationship between the speed of traffic and the number of accidents and accident victims. *Accident Analysis & Prevention, 50*, 854-860. doi:https://doi.org/10.1016/j.aap.2012.07.012

ERSO. (2018). *Motorways 2018.* European Road Safety Obsevatory. European Commision. Ανάκτηση από https://road-safety.transport.ec.europa.eu/system/files/2021-07/ersosynthesis2018-motorways.pdf

European Automobile Manufacturers Association- acea. (2023, September 28). The Automobile Industry Guide 2023/2024. acea Driving Mobility For Europe.

Ανάκτηση από https://www.acea.auto/publication/the-automobile-industry-pocket-guide-2023-2024/

European Automobile Manufacturers' Association- acea. (2022). *Tax Guide 2022.* Brussels. Ανάκτηση από https://www.acea.auto/files/ACEA_Tax_Guide_2022.pdf

European Comission. (2021). *Economic Appraisal Vademecum 2021-2027 - General Principles and Sector Applications.* Brussels: European Union. Ανάκτηση από https://ec.europa.eu/regional_policy/sources/guides/vademecum_2127/vademecum_2127_en.pdf

European Commision. (2018). *Transport in the European Union-Current Trends and Issues.* Directorate-General Mobility and Transport,, Brussels. Ανάκτηση από chrome-extension://efaidnbmnnnibpcajpcglclefindmkaj/https://transport.ec.europa.eu/system/files/2018-06/2018-transport-in-the-eu-current-trends-and-issues.pdf

European Commision. (2023, 03 28). CO_2 emission performance standards for cars and vans. Brussels, Belgium. Ανάκτηση από https://climate.ec.europa.eu/eu-action/transport/road-transport-reducing-co2-emissions-vehicles/co2-emission-performance-standards-cars-and-vans_en

Farmer, C. M. (2017, May 19). Relationship of traffic fatality rates to maximum state speed limits,. *Traffic Injury Prevention, 18*(4), 375-380. doi:10.1080/15389588.2016.1213821

Finch, D. J., Kompfner, P., Lockwood, C., & Maycock, G. (1994). Speed, Speed Limit and Accidents. Ανάκτηση από https://discovery.nationalarchives.gov.uk/details/r/C5188213

Folgero, K. I., Harding, T., & Wesby, B. S. (2020, May). Going fast or going green? Evidence from enviconmental speed limits in Norway. *Transportation Research Part D: Transport and Environment, 82*. doi:https://doi.org/10.1016/j.trd.2020.102261

Fontaras, G., Zacharof, N. G., & Ciuffo, B. (2017, May). Fuel consumption and CO2 emissions from passenger cars in Europe – Laboratory versus real-world emissions. *Progress in Energy and Combustion Science*(60), σσ. 97-131. doi:https://doi.org/10.1016/j.pecs.2016.12.004

Fowkes, T., & Wardman, M. (1988). The Design of Stated Preference Travel Choice Experiments:With Special Reference to Interpersonal Taste Varations. *Journal of Transport Economics and Policy*, 27-44. Ανάκτηση από https://jtep.org/wp-content/uploads/2021/02/Volume_XX11_No_1_27-44-1.pdf

Gaffney, J., & Hovenden, E. (2023). New Understanding of Motorway Crash Risk From Newly Available Metrics. *Journal of Road Safety, 34*(2), 46-62. doi:https://doi.org/10.33492/JRS-D-22-00027

Global Alliance of NGOs for Road Safety. (2020, August 31). Resulution adopted by the General Assembly on 31 August 2020. United Nations. Ανάκτηση από

https://www.roadsafetyngos.org/about/about-road-safety/un-resolution-on-improving-global-road-safety/

Global Road Safety Facility. (2023). *Annual Report 2023.* Washington: World Bank Group. Ανάκτηση από https://documents1.worldbank.org/curated/en/099634305072412983/pdf/IDU14bccf9fb16f8914d9f1a3861ebb97d26441e.pdf

Goncalves, M., Guerrero, P. J., & Baldasano, J. M. (2008, November). Air quality models sensitivity to on-road traffic speed representation:Effects on air quality of 80 km/h speed limit in Barcelona. *Atmospheric Environment, 42*(36), 8389-8402. doi:https://doi.org/10.1016/j.atmosenv.2008.08.022

Gossling, S., & Metzler, D. (2017, June). Germany's climate policy: Facing an automobile dilemma. *Energy Policy, 105*, 418-428. doi:https://doi.org/10.1016/j.enpol.2017.03.019

Hensher, D. A., & Bradley, M. (1993, April). Using stated response choice data to enrich revealed preference discrete choice models. *Marketing Letters, 4*, σσ. 139-151. doi:10.1007/BF00994072

Hosseinloui, M. H., Kheyrabadi, S. A., & Zolfaghari, A. (2015, July). Determining optimal speed limits in traffic networks. *IATSS Research, 39*(1), 36-41. doi:https://doi.org/10.1016/j.iatssr.2014.08.003

Hoye, A., Elvik, R., Vaa, T., & Sorensen, M. (2009). *The Handbook of Road Safety Measures* (2η εκδ.). Emerald Group Publishing Limited. doi:ISBN: 1848552505, 9781848552500

ITF. (2018). *Speed and Crash Risk.* International Traffic Safety Data and Analysis Group, International Transport Forum. Paris: OECD Publishing. Ανάκτηση από https://www.itf-oecd.org/sites/default/files/docs/speed-crash-risk.pdf

ITF. (2020). *Road Safety Annual Report 2020.* InternationaL Traffic Safety Data and Analysis Group, International Transport Forum. Paris: OECD Publishg. Ανάκτηση από https://www.itf-oecd.org/sites/default/files/docs/irtad-road-safety-annual-report-2020_0.pdf

ITF. (2021). *Motorway Safety in Korea Learning From International Best Practice Action Plan to 2030.* International Transport Forum Policy Papers, No. 98. Paris: OECD Publishing. Ανάκτηση από https://www.itf-oecd.org/sites/default/files/docs/motorway-safety-korea.pdf

ITF. (2021). *Road Safety Annual Report 2021: Impact of Covid-19.* International Transport Forum. Paris: OECD Publishing. Ανάκτηση από https://www.itf-oecd.org/sites/default/files/docs/irtad-road-safety-annual-report-2021.pdf

ITF. (2023). *Road Safety Annual Report 2023.* IRTAD, International Transport Forum. Paris: OECD. doi:https://doi.org/10.1787/8654c572-en

KEC. (2018). *"Technological Development of Korean Expressway: 50th Anniversary.* Korean Expressway Corporation.

Kontaxi, A., Agourou, C., & Yannis, G. (2024). *Analyzing Acceptance of Reduced Speed Limits on Greek Motorways: A Survey.* Athens: National Technical University of Athens. Ανάκτηση από https://www.nrso.ntua.gr/geyannis/wp-content/uploads/geyannis-pc542.pdf

Kunkler, J., Braun, M., & Kellner, F. (2021). Speed Limit Induced CO2 Reduction on Motorwas: Enhancing Discussion Transparency through Data Enrichment of Road Networks. *Sustainability, 13*. doi:https://doi.org/10.3390/su13010395

Lacey, S., Zhong, J., Ghaffarpasand, O., & Bartington, S. (2023). *Speed limits, air quality and health,.* University of Birminghan. Birmingham: Transition- Clean Air Network. Ανάκτηση από https://pure-oai.bham.ac.uk/ws/portalfiles/portal/253373075/07TRANSITION_briefing_note_speed_limits_w_DOI_.pdf

Lange, M., Hendzlik, M., & Schmied, M. (2020). *Klimaschutz durch Tempolimit: Wirkung eines generellen Tempolimits auf Bundesautobahnen auf die Treibhausgasemissionen.* Umwelt Bundesamt. Ανάκτηση από https://www.umweltbundesamt.de/sites/default/files/medien/1410/publikationen/2020-06-15_texte_38-2020_wirkung-tempolimit_bf.pdf

Lindberg, J. (2019). *Action plan for safe road traffic 2019-2022: Measures that 14 authorities and stakeholders intend to apply for increased road safety.* Ανάκτηση από https://urn.kb.se/resolve?urn=urn:nbn:se:trafikverket:diva-2987

Ministry of Infrastructure and Transportation. (2021). *National Road Safety Strategic Plan.* Athens: HELLENIC REPUBLIC.

Montella, A., Andreassen, D., Tarko, A. P., Turner, S., Mauriello, F., Imbriani, L. L., & Romero, M. A. (2013). Crash Databases in Australasia, the European Union, and the United States: Review and Prospects for Improvement. *Transportation Research Record, 2386*(1). doi:https://doi.org/10.3141/2386-15

Morichi, S., Masuda, S., Acharya, S. R., & Hibino, N. (2005). Cost Benefit Analysis Of Speed Limits Regulation For Highways In Japan. *Journal of the Eastern Asia Society for Transportation Studies, 6*, 1008-1020. Ανάκτηση από https://www.jstage.jst.go.jp/article/easts/6/0/6_0_1008/_pdf

NHTSA. (2012). *MMUCC Guideline: MModel Minimum Uniform Crash Criteria, 4th edition.* Department of Transportation. National Highway Traffic Safety Administration. Ανάκτηση από https://www.transportation.gov/sites/dot.gov/files/docs/MMUCC_4th_Ed.pdf

NHTSA. (2015). *Crash Data Key Findings.* Washngton: National Center for Statistics and Analysis.

Nikolaou, D., & Yannis, G. (2021). *Review of Road Safety Strategic Plans Worldwide.* National Technical Universiy of Athens, Department of Transportation Planning and Engineering, Athens. Ανάκτηση από https://www.nrso.ntua.gr/geyannis/wp-content/uploads/geyannis-cp455.pdf

Nilsson, G. (2004). *Traffic Safety Dimensions and the Power Model to Describe the Effect of Speed on Safety.* Lund Institute of Technology and Society, Department of Technology and Society. Ανάκτηση από https://lucris.lub.lu.se/ws/portalfiles/portal/4394446/1693353.pdf

NRSO. (2021). *Fatalities per population.* Athens: Road Safety Observatory, National Technical University of Athens.

NRSO. (2022). *Δείκτες Επίδοσης Οδικής Ασφάλειας.* National Technical University of Athens, Road Safety Observatory, Athens. Ανάκτηση από https://www.nrso.ntua.gr/nrss2030/wp-content/uploads/2022/10/Baseline-2022Counts.pdf

NRSO. (2023). *ec2. Fatalities by Road Crash Type- Ranking of European Union Member States, 2021.* National Technical University of Athens , Road Safety Observatory, Athens. Ανάκτηση από https://www.nrso.ntua.gr/nrso-ec2/

NRSO. (2023). *Fatalities by area/road type.* National Technical University of Athens, Road Safety Observatory, Athens.

NRSO. (2023). *Slight increase in road fatalities in 2022, Greece.* National Technical University of Athens, Road Safety Obserbatory, Athens. Ανάκτηση από https://www.nrso.ntua.gr/slight-increase-in-road-fatalities-in-2022-greece/#:~:text=Road%20fatalities%20in%20Greece%20in%202022%20presented%20a,back%20to%20normal%20traffic%20from%20the%20pandemic%20period.

Ntziachristos, L., & Samaras, Z. (2012). *EMEP/EEA Emission Inventory guidebook 2009.* European Envionment Agency. Ανάκτηση από http://www.eea.europa.eu/publications/emep-eea-emission-inventory-guidebook-2009/part-b-sectoral-guidance-chapters/1-energy/1-a-combustion/1-a-3-b-road-transport.pdf

OECD. (2004). *OECD Annual Report 2004.* Paris: Organisation for Economic Co-Operation and Development Publishing. doi:https://doi.org/10.1787/annrep-2004-en.

Pauw, E. D., Daniels, S., Thierie, M., & Brijs, T. (2014, January). Safety effects of reducing the speed limit from 90 km/h to 70 km/h. *Accident Analysis & Prevention, 62*, 426-431. doi:https://doi.org/10.1016/j.aap.2013.05.003

Rafee Musabbir, S., & Zhang, M. (2023). *Assesing tht Economic Impact of Speed Limit Changes on Safety and Mobility in California.* Institute Of Transportation Studies. University of California. doi:10.7922/G2NK3CCP

Rock, S. M. (1995, April). Impact of the 65 mph speed limit on accidents, deaths, and injuries in Illinois. *Accident Analysis & Prevention, 27*(2), 207-214. doi:https://doi.org/10.1016/0001-4575(94)00058-T

Sanko, N. (2001). *Guidelines for Stated Preference Experiment Desing.* School of International Managment Ecole Nationale des Ponts et Chaussées . Ανάκτηση από https://b.kobe-u.ac.jp/sanko/pub/Sanko2001_1.pdf

Sartori, D., Catalano, G., Genco, M., Pancotti, C., Sirtori, E., Vignetti, S., & Del Bo, C. (2014). *Guide to Cost-Benefit Analysis- Economic Appraisal Tool for Cohension Policy 2014-2020.* European Commision. doi:10.2776/97516

Shefer, D., & Rietveld, P. (1997, April). Congestion and Safety on highways: Towards an Analytical Model. *Urban Studies, 34*(4), 679-692. Ανάκτηση από https://www.jstor.org/stable/43083735

Sinha, K. C., & Labi, S. (2007). *Transportation Decision Making: Principles of Project Evaluation and Programming.* John Wiley & Sons, Inc. doi:10.1002/9780470168073

Sliogeris, J. (1992). *110 kilometre per hour speed limit : evaluation of road safety effects.* Vic Roads (Firm).

Tarko, A. P., Pineda-Mendez, R., & Guo, Q. (2019). *Predicting the Impact of Changing Speed Limits on Traffic Safety and Mobility on Indiana Freeways.* Indiana Department of Transportation and Purdue University, Joint Transportation Research Program, Indianapolis. doi:10.5703/1288284316922

Thiedig, J. (2018). *An economist cost-benefit analysis of a general speed limit on German highways.* Freie Universitat Berlin, School of Business & Econimics. doi:http://dx.doi.org/10.17169/refubium-1111

Tonkelaar, W. d. (1994, May). Effects of motorway speed limits on fuel consumption and emissions. *Science of The Total Environment, 146-147*, 201-207. doi:https://doi.org/10.1016/0048-9697(94)90238-0

Transport & Environment. (2021). *Promises, but no plans: How the EU can make or break the transition to zero emissions cars.* European Federation for Transport and Environment AISBL. Ανάκτηση από https://www.transportenvironment.org/uploads/files/202106_EV_Report-Final-1.pdf

UBA. (2022). Tempolimit[Speed Limit].

Vadeby, A., & Forsman, A. (2018, May). Traffic safety effects of new speed limits in Sweden. *Accident Analysis & Prevention, 114*, 34-39. doi:https://doi.org/10.1016/j.aap.2017.02.003

VTPI. (2011). *Transportation Cost and Benefit Analysis II- Air Pollution Costs.* Victoria Transport Policy Institute. Ανάκτηση από https://healthpolicy.ucla.edu/sites/default/files/2023-09/tca0510.pdf

Ward, W. A. (2014). Which is it - Cost-Benefit Analysis, or Benefit-Cost Analysis? *The CBA Guru Blog*. Ανάκτηση από https://www.researchgate.net/publication/261323314_Which_is_it_-_Cost-Benefit_Analysis_or_Benefit-Cost_Analysis

Wegman, F., Aarts, L., & Bax, C. (2008). Advancing Suistainable Safety: National road safety outlook for The Netherlands for 2005–2020. *Safety Science, 46*(2), 323-343. doi:https://doi.org/10.1016/j.ssci.2007.06.013

WHO. (2015). *Global Status Report on Road Safety 2015.* Geneva: World Health Organization. Ανάκτηση από https://www.afro.who.int/sites/default/files/2017-06/9789241565066_eng.pdf

WHO. (2021, October 14). Decade of action for Road Safety 2021-2030. Ανάκτηση από https://www.who.int/teams/social-determinants-of-health/safety-and-mobility/decade-of-action-for-road-safety-2021-2030#:~:text=In%20September%202020%2C%20the%20UN%20General%20Assembly%20adopted,of%20road%20traffic%20deaths%20and%20injuries%20by%202030.

Wijnen, W., Weijermars, W., Berghe, W., Schoeters, A., Bauer, R., Carnis, L., & Elvik, R. (2019). *Crash Cost Estimates for European Countries, Deliverable 3.2 of the H2020 Project Safetycube.* SafetyCube.

Yannis, G., & Charalambakis, M. (2024, December 18). *Podcast – 30km/h Speed Limits: Utopia or Necessity?* Ανάκτηση από Youtube: https://www.youtube.com/watch?v=Oi08OZ5bOLk

Yannis, G., Laiou, A., Dragomanovits, A., Nikolaou, D., Folla, K., Michelaraki, E., . . . Parissis, M. (2023). Development of the road safety strategic plan in Greece, 2021-2030. *Transportation Research Procedia, 72*, 256-262. doi:https://doi.org/10.1016/j.trpro.2023.11.402

Yannis, G., Laiou, A., Folla, K., Bauer, R., Machata, K., & Brandstaetter, C. (2016). *Comparative analysis of road accidents in the European motorways.* Vienna: Europena Road Infrastructure Congress. Ανάκτηση από https://www.nrso.ntua.gr/geyannis/wp-content/uploads/geyannis-pc253.pdf

Yao, Y., Carsten, O., & Hibberd, D. (2020). A close examination of speed limit credibility and compliance on UK roads. *IATSS Research, 44*(1), 17-29. doi:https://doi.org/10.1016/j.iatssr.2019.05.003

Αγούρου, Χ. (2023). *Έρευνα ανάλυσης αποδοχής της μείωσης του ορίου ταχύτητας στους αυτοκινητοδρόμους της Ελλάδας απο τα 130 χλμ/ωρα".* Αθήνα: Εθνικό Μετσόβιο Πολυτεχνείο. Ανάκτηση από https://www.nrso.ntua.gr/geyannis/wp-content/uploads/agourou-ad147.pdf

Βαρδάκη, Σ. (2022). *Ασφάλεια του Σχεδιασμού των Οδών και Έλεγχος Οδικής Ασφάλειας.* Αθήνα. Ανάκτηση από https://mycourses.ntua.gr/courses/CIVIL1083/document/saferoaddesign%26roadsafetyaudit2022.pdf

Γεωργιάδου, Ε. (2014). *"Διερεύνηση της επιρροής στην οδική ασφάλεια της αύξησης του ορίου ταχύτητας στους αυτοκινητοδρόμους".* Εθνικό Μετσόβιο Πολυτεχνείο. Ανάκτηση από https://www.nrso.ntua.gr/geyannis/wp-content/uploads/georgiadou-ad42-2.pdf

Γιαννής, Γ. (2025, 02 21). Αξιολόγηση συμπεριφοράς οδηγών μέσω τηλεματικής: Μια καινοτομία για λιγότερα τροχαία ατυχήματα. *Flash.gr*, σ. 3. Ανάκτηση από

https://www.flash.gr/axiologisi-symperiforas-odigon-meso-tilematikis-mia-kainotomia-gia-ligotera-trochaia-atychimata-985856

Γιαννής, Γ., Καρλαύτης, Μ., & Γκόλιας, Ι. (2001). Ιεράρχηση του αστικού οδικού δικτύου και οδικη ασφάλεια. *Παρόδιες χρήσεις γης και διαχείριση προσβάσεων.* Αθήνα: ΠΣΔΑΤΜ-ΤΕΕ. Ανάκτηση από https://www.nrso.ntua.gr/geyannis/wp-content/uploads/geyannis-pc28p.pdf

Γιαννής, Γ., Καρλαύτης, Μ., & Γκόλιας, Ι. (2001). Ιεράρχηση του αστικού οδικού δικτύτου και οδική ασφάλεια. *"Παρόδιες χρήσεις γής και διαχείριση προσβάσεων"* (σ. 28). Αθήνα : ΠΣΔΑΤΜ-ΤΕΕ Επιστημονική Ημερίδα .

Γιαννής, Γ., Παπαντωνίου, Π., & Ε. Γεωργιάδου. (2015). *Διερεύνηση της επιρροής στην οδική ασφάλεια της αύξησης του ορίου ταχύτητας στους αυτοκινητοδρόμους.* Σχολή Πολιτικών Μηχανικών, Τομέας Μεταφορών και Συγκοινωνιακής Υποδομής. Αθήνα: Εθνικό Μετσόβιο Πολυτεχνείο. Ανάκτηση από https://www.nrso.ntua.gr/geyannis/wp-content/uploads/geyannis-pc204p.pdf

Γιολδάση, Χ. (2019). *Ανάπτυξη Πλαισίου Επικινδυνότητας στην Κυκλοφοριακή Ροή Αυτοκινητοδρόμων.* Πολυτεχνική Σχολή , Τμήμα Πολιτικών Μηχανικών. Πάτρα: Πανεπιστήμιο Πατρών. Ανάκτηση από https://freader.ekt.gr/eadd/index.php?doc=47146&lang=el

Γκίνη, Β., & Σπυριδωνίδου, Σ. (2020). *Μεθοδολογία Σχεδιασμού ερευνών δεδηλωμένων προτιμήσεων στον τομέα των μεταφορών.* Πολυτεχνική Σχόλη, Τμήμα Μηχανικών Χωροταξίας και Ανάπτυξης. Θεσσαλονίκη: Αριστοτέλειο Πανεπιστήμιο Θεσσαλονίκης. Ανάκτηση από https://ikee.lib.auth.gr/record/316319/files/SPYRIDONIDOY_GINH.pdf

Δαμιανού, Χ., Παπαδάτος, Ν., & Χαραλαμπίδης, Χ. (2003). *Εισαγωγή στις Πιθανότητες και τη Στατιστική.* Συμμετρία.

ΕΛΣΤΑΤ. (2023). Ανάκτηση από Ελληνική Στατιστική Αρχή: https://www.statistics.gr/el/statistics/-/publication/SDT03/-

ΟΛΥΜΠΙΑ ΟΔΟΣ. (2023). *Έκθεση Αειφόρου Ανάπτυξης.* Αθήνα: ΟΛΥΜΠΙΑ ΟΔΟΣ.

Παπαδημητρίου, Ε., & Γιαννής, Γ. (2025). Αστική Κινητικότητα και Οδική Ασφάλεια. *Ημερίδα: Οι Συγκοινωνιολόγοι Συζητούν και Προτείνουν* (σ. 19). Αθήνα: Παρατηρητήριο Αστικής Κινητικότητας Αθήνας ΕΜΠ. Ανάκτηση από https://www.ses.gr/wp-content/uploads/2025/01/SES_PAPADHMHTRIOU_ELEONWRA_27_01_2025.pdf

Παράρτημα Α

Ερωτηματολόγιο

Α1. Κάνετε τουλάχιστον δύο υπεραστικά ταξίδια τον χρόνο;

- Ναι
- Όχι

Α2. Ποια είναι η οδηγική σας εμπειρία;

- 0-4 έτη
- 5-9 έτη
- 10-14 έτη
- 15 έτη

Α3. Σε πόσα ατυχήματα με υλικές ζημιές έχετε εμπλακεί ως οδηγός;

- Κανένα
- 1
- 2
- 3
- >3

Α4. Σε πόσα ατυχήματα με παθόντες έχετε εμπλακεί ως οδηγός;

- Κανένα
- 1
- 2
- 3
- >3

Α5. Τα τελευταία τρία χρόνια, πόσες κλήσεις είχατε συνολικά για παραβάσεις του Κώδικα Οδικής Κυκλοφορίας;

- Καμία
- <3
- 3-6
- 6

Β1. Πόσο ανήσυχοι είστε για το ενδεχόμενο να εμπλακείτε σε οδικό ατύχημα με παθόντες;

- Καθόλου
- Λίγο
- Αρκετά
- Πάρα Πολύ

B2. Πόσοι πιστεύετε ότι είναι οι τραυματίες από οδικά ατυχήματα ετησίως στην Ελλάδα;

- 1.000-5.000
- 5.000-10. 000
- 10. 001-15. 000
- 15. 001- 25. 000
- >25. 000

B3. Πόσοι πιστεύετε ότι είναι οι νεκροί από οδικά ατυχήματα ετησίως στην Ελλάδα;

- 0-100
- 101-500
- 501-1.000
- 1.001-1.500
- >1.500

B4. Πόσο σημαντικός πιστεύετε ότι είναι ο ρόλος της ταχύτητας στην πρόκληση των ατυχημάτων και στη σοβαρότητά τους;

- Καθόλου
- Λίγο
- Αρκετά
- Πάρα Πολύ

B5. Πόσο επικίνδυνο είναι να τρέχουν οι μοτοσυκλέτες στους αυτοκινητόδρομους κοντά στο όριο ταχύτητας (130 km/h);

- Καθόλου
- Λίγο
- Αρκετά
- Πάρα Πολύ

B6. Ποια πιστεύετε ότι είναι η πιθανότητα εμπλοκής σε ατύχημα σε αυτοκινητόδρομο;

- 3-12%
- 12-24%
- 25-35%
- 35-50%

- **Πόσοι πιστεύετε ότι είναι οι τραυματίες από οδικά ατυχήματα ετησίως στην Ελλάδα;**

_____

- **Πόσοι πιστεύετε ότι είναι οι νεκροί από οδικά ατυχήματα ετησίως στην Ελλάδα;**

- **Ποια πιστεύετε ότι είναι η πιθανότητα εμπλοκής σε ατύχημα σε αυτοκινητόδρομο;**

Β7. Πόσο σημαντικοί είναι οι παρακάτω παράγοντες για να επιλέξετε την ταχύτητα οδήγησής σας; (1 = καθόλου σημαντικό και 4 = πολύ σημαντικό)

	1	2	3	4
Η ποιότητα της οδού				
Η κυκλοφορία στην οδό				
Συχνότητα οδήγησης στις συγκεκριμένες οδούς				
Η ταχύτητα των άλλων οχημάτων				
Παρουσία Τροχαίας στο δρόμο				

Για τη βελτίωση της οδικής ασφάλειας στους Ελληνικούς αυτοκινητοδρόμους, προτείνονται δύο εναλλακτικές σχετικά με τη μείωση της ταχύτητας:

- **1η Εναλλακτική**: Μείωση του ορίου ταχύτητας από 130 χλμ./ώρα σε 110 χλμ./ώρα σε αυτοκινητόδρομους.

- **2η Εναλλακτική**: Μείωση του ορίου ταχύτητας από 130 χλμ./ώρα σε 120 χλμ./ώρα σε αυτοκινητόδρομους.

➢ **Γ1.** Συμφωνείτε με τη μείωση των ορίων ταχύτητας από 130 χλμ./ώρα σε 110 χλμ./ώρα σε αυτοκινητόδρομους;
- Ναι
- Όχι

➢ **Γ2.** Συμφωνείτε με τη μείωση των ορίων ταχύτητας από 130 χλμ./ώρα σε 120 χλμ./ώρα σε αυτοκινητόδρομους;
- Ναι
- Όχι

➢ **Γ3.** Επιλογές Σεναρίων - Επιλέξτε από τα παρακάτω

Ας υποθέσουμε ότι ένα αυτοκίνητο κινείται από την Αθήνα προς την Πάτρα. Η διάρκεια διαδρομής είναι κατά μέσο όρο 2 ώρες (120 λεπτά) με όριο ταχύτητας κυρίως **130** χλμ./ώρα και το κόστος καυσίμου για ένα βενζινοκίνητο όχημα είναι 30 ευρώ.

Επιλέξτε από τα παρακάτω **10** σενάρια την καλύτερη (για εσάς) από τις τρεις εναλλακτικές.

1	1η εναλλακτική: Μείωση ορίου ταχύτητας από 130 χλμ./ώρα σε 110 χλμ./ώρα	2η εναλλακτική: Μείωση ορίου ταχύτητας από 130 χλμ./ώρα σε 120 χλμ./ώρα	Καμία Αλλαγή
Αύξηση Χρόνου Διαδρομής (min)	14 min	7 min	0
Μείωση Κατανάλωσης Καυσίμου (€)	6 €	3 €	0%
Μείωση πιθανότητας οδικών ατυχημάτων με τραυματισμό (%)	30%	30%	0%

- 1η εναλλακτική
- 2η εναλλακτική
- Καμία αλλαγή

2	1η εναλλακτική: Μείωση ορίου ταχύτητας από 130 χλμ./ώρα σε 110 χλμ./ώρα	2η εναλλακτική: Μείωση ορίου ταχύτητας από 130 χλμ./ώρα σε 120 χλμ./ώρα	Καμία Αλλαγή
Αύξηση Χρόνου Διαδρομής (min)	21 min	14 min	0
Μείωση Κατανάλωσης Καυσίμου (€)	9 €	3 €	0%
Μείωση πιθανότητας οδικών ατυχημάτων με τραυματισμό (%)	50%	10%	0%

- 1η εναλλακτική
- 2η εναλλακτική
- Καμία αλλαγή

3	1η εναλλακτική: Μείωση ορίου ταχύτητας από 130 χλμ./ώρα σε 110 χλμ./ώρα	2η εναλλακτική: Μείωση ορίου ταχύτητας από 130 χλμ./ώρα σε 120 χλμ./ώρα	Καμία Αλλαγή
Αύξηση Χρόνου Διαδρομής (min)	21 min	7 min	0
Μείωση Κατανάλωσης Καυσίμου (€)	9 €	3 €	0%
Μείωση πιθανότητας οδικών ατυχημάτων με τραυματισμό (%)	50%	30%	0%

- 1η εναλλακτική
- 2η εναλλακτική
- Καμία αλλαγή

4	1η εναλλακτική: Μείωση ορίου ταχύτητας από 130 χλμ./ώρα σε 110 χλμ./ώρα	2η εναλλακτική: Μείωση ορίου ταχύτητας από 130 χλμ./ώρα σε 120 χλμ./ώρα	Καμία Αλλαγή
Αύξηση Χρόνου Διαδρομής (min)	21 min	14 min	0
Μείωση Κατανάλωσης Καυσίμου (€)	3 €	3 €	0%
Μείωση πιθανότητας οδικών ατυχημάτων με τραυματισμό (%)	30%	10%	0%

- 1η εναλλακτική
- 2η εναλλακτική
- Καμία αλλαγή

5	1η εναλλακτική: Μείωση ορίου ταχύτητας από 130 χλμ./ώρα σε 110 χλμ./ώρα	2η εναλλακτική: Μείωση ορίου ταχύτητας από 130 χλμ./ώρα σε 120 χλμ./ώρα	Καμία Αλλαγή
Αύξηση Χρόνου Διαδρομής (min)	7 min	7 min	0
Μείωση Κατανάλωσης Καυσίμου (€)	6 €	3 €	0%
Μείωση πιθανότητας οδικών ατυχημάτων με τραυματισμό (%)	50%	30%	0%

- 1η εναλλακτική
- 2η εναλλακτική
- Καμία αλλαγή

6	1η εναλλακτική: Μείωση ορίου ταχύτητας από 130 χλμ./ώρα σε 110 χλμ./ώρα	2η εναλλακτική: Μείωση ορίου ταχύτητας από 130 χλμ./ώρα σε 120 χλμ./ώρα	Καμία Αλλαγή
Αύξηση Χρόνου Διαδρομής (min)	14 min	7 min	0
Μείωση Κατανάλωσης Καυσίμου (€)	9 €	3 €	0%
Μείωση πιθανότητας οδικών ατυχημάτων με τραυματισμό (%)	30%	10%	0%

- 1η εναλλακτική
- 2η εναλλακτική
- Καμία αλλαγή

7	1η εναλλακτική: Μείωση ορίου ταχύτητας από 130 χλμ./ώρα σε 110 χλμ./ώρα	2η εναλλακτική: Μείωση ορίου ταχύτητας από 130 χλμ./ώρα σε 120 χλμ./ώρα	Καμία Αλλαγή
Αύξηση Χρόνου Διαδρομής (min)	21 min	21 min	0
Μείωση Κατανάλωσης Καυσίμου (€)	6 €	6 €	0%
Μείωση πιθανότητας οδικών ατυχημάτων με τραυματισμό (%)	50%	30%	0%

- 1η εναλλακτική
- 2η εναλλακτική
- Καμία αλλαγή

8	1η εναλλακτική: Μείωση ορίου ταχύτητας από 130 χλμ./ώρα σε 110 χλμ./ώρα	2η εναλλακτική: Μείωση ορίου ταχύτητας από 130 χλμ./ώρα σε 120 χλμ./ώρα	Καμία Αλλαγή
Αύξηση Χρόνου Διαδρομής (min)	14 min	7 min	0
Μείωση Κατανάλωσης Καυσίμου (€)	3 €	3 €	0%
Μείωση πιθανότητας οδικών ατυχημάτων με τραυματισμό (%)	50%	10%	0%

- 1η εναλλακτική
- 2η εναλλακτική
- Καμία αλλαγή

9	1η εναλλακτική: Μείωση ορίου ταχύτητας από 130 χλμ./ώρα σε 110 χλμ./ώρα	2η εναλλακτική: Μείωση ορίου ταχύτητας από 130 χλμ./ώρα σε 120 χλμ./ώρα	Καμία Αλλαγή
Αύξηση Χρόνου Διαδρομής (min)	21 min	14 min	0
Μείωση Κατανάλωσης Καυσίμου (€)	9 €	3 €	0%
Μείωση πιθανότητας οδικών ατυχημάτων με τραυματισμό (%)	50%	30%	0%

- 1η εναλλακτική
- 2η εναλλακτική
- Καμία αλλαγή

10	1η εναλλακτική: Μείωση ορίου ταχύτητας από 130 χλμ./ώρα σε 110 χλμ./ώρα	2η εναλλακτική: Μείωση ορίου ταχύτητας από 130 χλμ./ώρα σε 120 χλμ./ώρα	Καμία Αλλαγή
Αύξηση Χρόνου Διαδρομής (min)	21 min	7 min	0
Μείωση Κατανάλωσης Καυσίμου (€)	9 €	6 €	0%
Μείωση πιθανότητας οδικών ατυχημάτων με τραυματισμό (%)	50%	10%	0%

- 1η εναλλακτική
- 2η εναλλακτική
- Καμία αλλαγή

Δημογραφικά

Δ1. Φύλο

- Άνδρας
- Γυναίκα

Δ2. Ηλικία

- 18-24
- 25-34
- 35-54
- >55

Δ3. Οικογενειακή Κατάσταση

- Ανύπαντρος/η
- Παντρεμένος/η
- Διαζευγμένος/Η
- Χήρος/Α

Δ4. Ετήσιο Οικογενειακό Εισόδημα

- Έως 10. 000
- 10. 000 - 25. 000
- >25. 000

Δ5. Μορφωτικό Επίπεδο

- Γυμνάσιο
- Λύκειο
- Φοιτητές
- Απόφοιτοι ΑΕΙ

- Μεταπτυχιακό
- Άλλο

Δ6. Επάγγελμα

- Φοιτητής
- Ελ. Επαγγελματίας / Ιδ. Υπάλληλος
- Δημόσιος Υπάλληλος
- Οικιακά
- Άνεργος
- Άλλο

Δ7. Πόλη κατοικίας

- Αθήνα
- Άλλο

Παράρτημα Β

ΠΡΟΣΘΗΚΗ ΑΠΑΡΑΙΤΗΤΩΝ ΒΙΒΛΙΟΘΗΚΩΝ-ΔΙΩΝΥΜΙΚΗ ΛΟΓΙΣΤΙΚΗ ΠΑΛΙΝΔΡΟΜΗΣΗ

```
import pandas as pd
import numpy as np
import seaborn as sns
from matplotlib import pyplot as plt
import sklearn
import statsmodels.formula.api as smf
import statsmodels.api as sm
import pylab as pl
from sklearn.metrics import roc_auc_score
from sklearn.metrics import roc_curve
from sklearn.metrics import mean_squared_error
from math import sqrt
import io
import os
```

ΕΙΣΑΓΩΓΗ ΑΡΧΕΙΟΥ EXCEL

```
dataset = pd.read_excel('dataset_nikolaou-v1.xlsx')
  # dataset.head(10)
dataset = dataset.drop(['Number', 'ID', 'Choice', 'Time1', 'Time2', 'Time3', 'Fuel1', 'Fuel2', 'Fuel3', 'Accident1', 'Acciden
```

```
dataset.head(10)
```

	EXP	PROPERTY_ACCID	INJURY_ACCID	VIOLATIONS	WORRIED	STAT_INJURIES	STAT_DEATHS	SPEED_ROLE	MOTO_RISK	ACC_HIGHW	...	IF_POL
0	1	2	4	1	2	1	2	3	3	3	...	
1	1	2	4	1	2	1	2	3	3	3	...	
2	1	2	4	1	2	1	2	3	3	3	...	
3	1	2	4	1	2	1	2	3	3	3	...	
4	1	2	4	1	2	1	2	3	3	3	...	
5	1	2	4	1	2	1	2	3	3	3	...	
6	1	2	4	1	2	1	2	3	3	3	...	
7	1	2	4	1	2	1	2	3	3	3	...	
8	1	2	4	1	2	1	2	3	3	3	...	
9	1	2	4	1	2	1	2	3	3	3	...	

10 rows × 24 columns

```
dataset.tail(10)
```

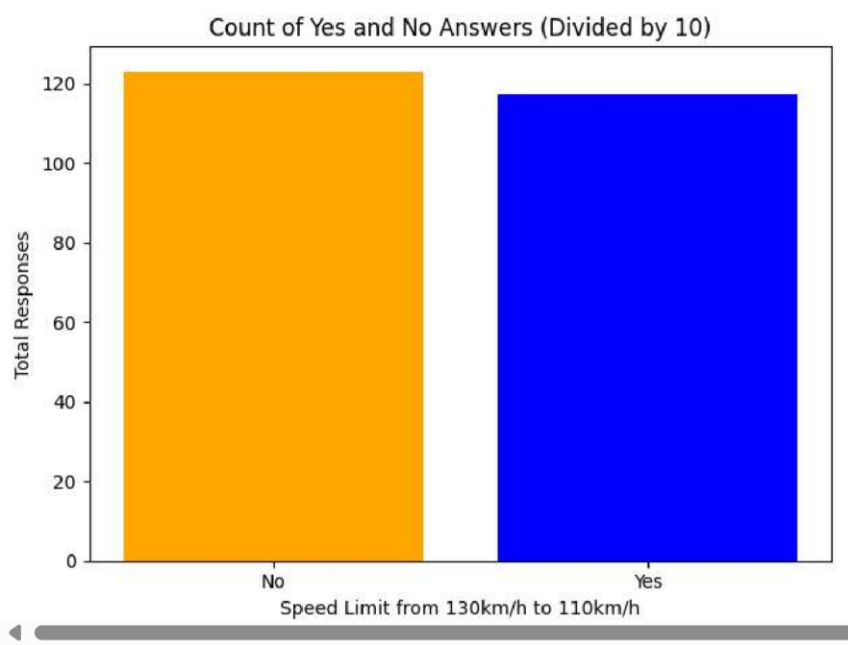
	EXP	PROPERTY_ACCID	INJURY_ACCID	VIOLATIONS	WORRIED	STAT_INJURIES	STAT_DEATHS	SPEED_ROLE	MOTO_RISK	ACC_HIGHW	...	IF_I
2390	1	1	2	1	2	4	3	4	3	3	...	
2391	1	1	2	1	2	4	3	4	3	3	...	
2392	1	1	2	1	2	4	3	4	3	3	...	
2393	1	1	2	1	2	4	3	4	3	3	...	
2394	1	1	2	1	2	4	3	4	3	3	...	
2395	1	1	2	1	2	4	3	4	3	3	...	
2396	1	1	2	1	2	4	3	4	3	3	...	
2397	1	1	2	1	2	4	3	4	3	3	...	
2398	1	1	2	1	2	4	3	4	3	3	...	
2399	1	1	2	1	2	4	3	4	3	3	...	

10 rows × 24 columns

ΓΡΑΦΙΚΗ ΑΝΑΠΑΡΑΣΤΑΣΗ ΕΡΩΤΗΜΑΤΟΣ Γ1

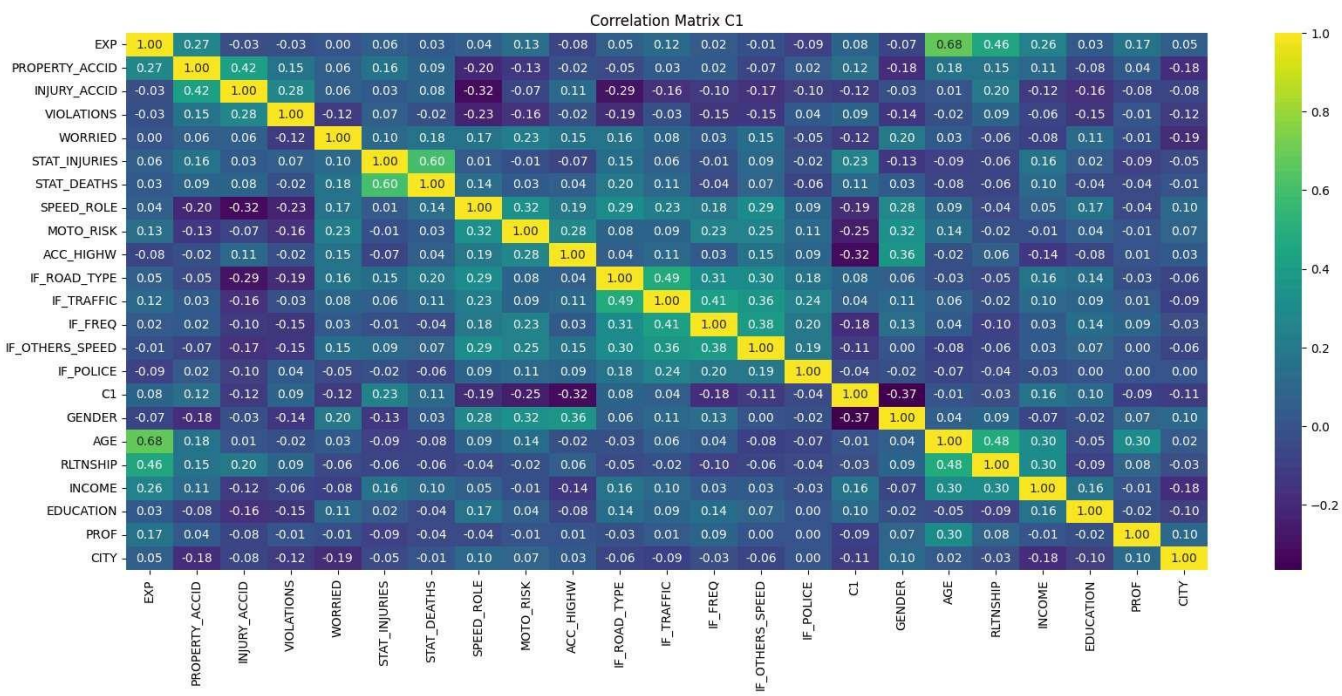
```
# Counting the occurrences of each value in the C1 column
counts = dataset['C1'].value_counts()

# Divide the counts by 10
```

```
counts_divided = counts / 10

# Sort the index to ensure correct order
counts_divided = counts_divided.sort_index()

# Plotting the results
fig, ax = plt.subplots()

# Creating the bar chart with swapped colors
ax.bar([0, 1], counts_divided.values, color=['orange', 'blue'])

# Setting the labels
ax.set_xlabel('Speed Limit from 130km/h to 110km/h')
ax.set_ylabel('Total Responses')
ax.set_title('Count of Yes and No Answers (Divided by 10)')

# Setting the x-axis labels (0 = No, 1 = Yes)
ax.set_xticks([0, 1])
ax.set_xticklabels(['No', 'Yes'])

# Adjust layout to avoid unnecessary gaps
plt.tight_layout()

# Display the plot
plt.show()
```



Correlation Array

```
dataset_C1 = dataset.drop(['C2'], axis=1)
dataset_corr_C1 = dataset_C1.corr()
os.getcwd()
dataset_corr_C1.to_excel('CorrelationC1.xlsx',index=False,header=True)

plt.figure(figsize=(20, 8))
sns.heatmap(dataset_corr_C1, annot=True, cmap='viridis', fmt=".2f")
plt.title('Correlation Matrix C1')
plt.show()
```



high positive correlation between age and experience, stats injuries and stats deaths, age and relationship , relationship and experience

high negative correlation between gender and c1

alternative 1 -> drop the age and the stats injuries

alternative 2 -> drop the experience and the stats injuries

alternative 3 -> drop the age and the stats deaths

alternative 4 -> drop the experience and the stats deaths

alternative 5 -> drop the relationship and the stats injuries

alternative 6 -> drop the relationship and the stats deaths

```
df1 = dataset.drop(['AGE','STAT_DEATHS'], axis=1) #alternative3
df2 = dataset.drop(['EXP','STAT_INJURIES'], axis=1)  #alternative2
df3 = dataset.drop(['AGE','STAT_INJURIES'], axis=1)   #alternative1
df4 = dataset.drop(['EXP','STAT_DEATHS'], axis=1)   #alternative4
df5 = dataset.drop(['RLTNSHIP','STAT_INJURIES'], axis=1)  #alternative5
df6 = dataset.drop(['RLTNSHIP','STAT_DEATHS'], axis=1)   #alternative 6
```

```
df10 = pd.get_dummies(df1, columns=['PROPERTY_ACCID', 'EXP', 'STAT_INJURIES', 'INJURY_ACCID', 'VIOLATIONS','WORRIED','SPEED_
df20 = pd.get_dummies(df2, columns=['PROPERTY_ACCID', 'AGE', 'STAT_DEATHS', 'INJURY_ACCID', 'VIOLATIONS','WORRIED','SPEED_RO
df30 = pd.get_dummies(df3, columns=['PROPERTY_ACCID', 'EXP', 'STAT_DEATHS', 'INJURY_ACCID', 'VIOLATIONS','WORRIED','SPEED_RO
df40 = pd.get_dummies(df4, columns=['PROPERTY_ACCID', 'AGE', 'STAT_INJURIES', 'INJURY_ACCID', 'VIOLATIONS','WORRIED','SPEED_
df50 = pd.get_dummies(df5, columns=['PROPERTY_ACCID', 'AGE', 'STAT_DEATHS', 'INJURY_ACCID', 'VIOLATIONS','WORRIED','SPEED_RO
df60 = pd.get_dummies(df6, columns=['PROPERTY_ACCID', 'AGE', 'STAT_INJURIES', 'INJURY_ACCID', 'VIOLATIONS','WORRIED','SPEED_
```

```
df10
```

	C1	C2	PROPERTY_ACCID_1	PROPERTY_ACCID_2	PROPERTY_ACCID_3	PROPERTY_ACCID_4	PROPERTY_ACCID_5	EXP_1	EXP_2	EXP_3	...	EDI
0	0	1	False	True	False	False	False	True	False	False	...	
1	0	1	False	True	False	False	False	True	False	False	...	
2	0	1	False	True	False	False	False	True	False	False	...	
3	0	1	False	True	False	False	False	True	False	False	...	
4	0	1	False	True	False	False	False	True	False	False	...	
...	...	...	...	...	...	...	...	...	...	...	...	
2395	0	0	True	False	False	False	False	True	False	False	...	
2396	0	0	True	False	False	False	False	True	False	False	...	
2397	0	0	True	False	False	False	False	True	False	False	...	
2398	0	0	True	False	False	False	False	True	False	False	...	
2399	0	0	True	False	False	False	False	True	False	False	...	

2400 rows × 82 columns

```
# Check for missing values in a specific column, e.g., 'AGE'
missing_in_df = df10['C1'].isnull().sum()
df10 = df10.dropna(subset=['C1'])
```

```
missing_in_df
```

```
0
```

```
df10.columns
```

```
Index(['C1', 'C2', 'PROPERTY_ACCID_1', 'PROPERTY_ACCID_2', 'PROPERTY_ACCID_3',
       'PROPERTY_ACCID_4', 'PROPERTY_ACCID_5', 'EXP_1', 'EXP_2', 'EXP_3',
       'EXP_4', 'STAT_INJURIES_1', 'STAT_INJURIES_2', 'STAT_INJURIES_3',
       'STAT_INJURIES_4', 'STAT_INJURIES_5', 'INJURY_ACCID_2',
       'INJURY_ACCID_3', 'INJURY_ACCID_4', 'INJURY_ACCID_5', 'VIOLATIONS_1',
       'VIOLATIONS_3', 'VIOLATIONS_4', 'WORRIED_1', 'WORRIED_2', 'WORRIED_3',
       'WORRIED_4', 'SPEED_ROLE_1', 'SPEED_ROLE_2', 'SPEED_ROLE_3',
       'SPEED_ROLE_4', 'MOTO_RISK_1', 'MOTO_RISK_2', 'MOTO_RISK_3',
       'MOTO_RISK_4', 'ACC_HIGHW_2', 'ACC_HIGHW_3', 'ACC_HIGHW_4',
       'ACC_HIGHW_5', 'IF_ROAD_TYPE_1', 'IF_ROAD_TYPE_2', 'IF_ROAD_TYPE_3',
       'IF_ROAD_TYPE_4', 'IF_TRAFFIC_1', 'IF_TRAFFIC_2', 'IF_TRAFFIC_3',
       'IF_TRAFFIC_4', 'IF_FREQ_1', 'IF_FREQ_2', 'IF_FREQ_3', 'IF_FREQ_4',
       'IF_OTHERS_SPEED_1', 'IF_OTHERS_SPEED_2', 'IF_OTHERS_SPEED_3',
       'IF_OTHERS_SPEED_4', 'IF_POLICE_1', 'IF_POLICE_2', 'IF_POLICE_3',
       'IF_POLICE_4', 'GENDER_0', 'GENDER_1', 'RLTNSHIP_1', 'RLTNSHIP_2',
       'RLTNSHIP_3', 'RLTNSHIP_4', 'INCOME_1', 'INCOME_2', 'INCOME_3',
       'EDUCATION_1', 'EDUCATION_2', 'EDUCATION_3', 'EDUCATION_4',
       'EDUCATION_5', 'EDUCATION_6', 'PROF_1', 'PROF_2', 'PROF_3', 'PROF_4',
       'PROF_5', 'PROF_6', 'CITY_1', 'CITY_2'],
      dtype='object')
```

3η Εναλλακτική- 1η κύρια επιλογή του ερωτήματος Γ1

```
# Corrected column names
x = df10[['PROPERTY_ACCID_1',
'PROPERTY_ACCID_2',
'PROPERTY_ACCID_3',
'EXP_2',
'EXP_3',
'STAT_INJURIES_1',
'STAT_INJURIES_2',
'INJURY_ACCID_2',
'INJURY_ACCID_3',
'VIOLATIONS_3',
'WORRIED_1',
'WORRIED_2',
'WORRIED_3',
'SPEED_ROLE_2',
'SPEED_ROLE_3',
'MOTO_RISK_1',
'ACC_HIGHW_3',
'ACC_HIGHW_4',
'ACC_HIGHW_5',
'IF_ROAD_TYPE_1',
'IF_ROAD_TYPE_2',
```

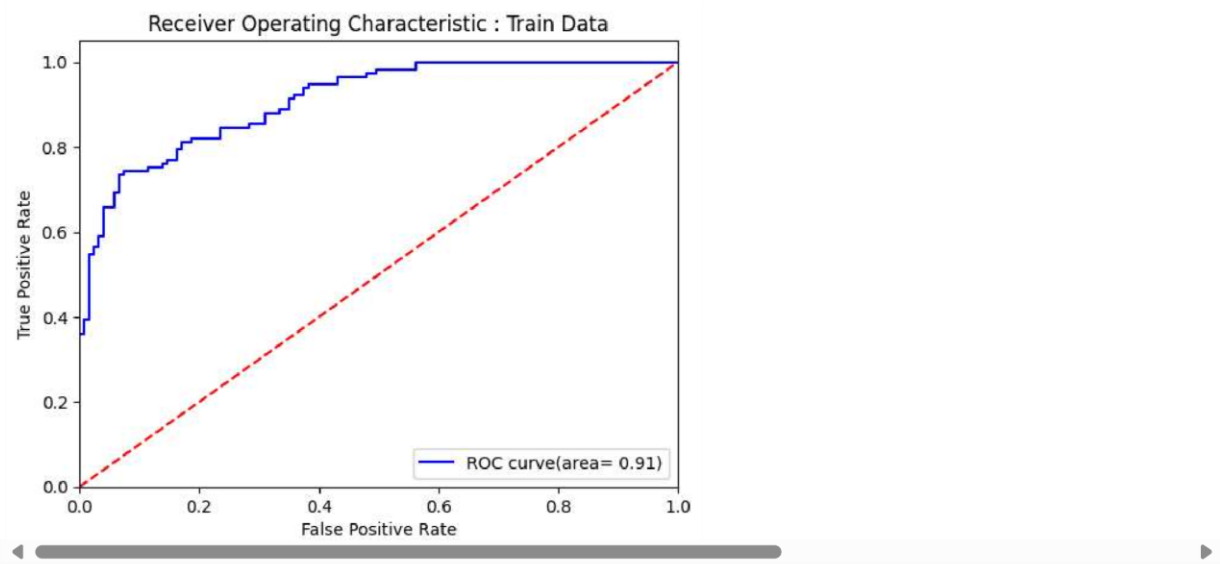
```
'IF_ROAD_TYPE_4',
'IF_TRAFFIC_1',
'IF_TRAFFIC_2',
'IF_TRAFFIC_3',
'IF_FREQ_1',
'IF_FREQ_2',
'IF_FREQ_3',
'IF_OTHERS_SPEED_2',
'IF_OTHERS_SPEED_4',
'GENDER_1',
'RLTNSHIP_1',
'INCOME_2',
'EDUCATION_3',
'EDUCATION_4',
'EDUCATION_5',
'EDUCATION_6',
'PROF_5']]

x = sm.add_constant(x)
x = x.astype(int)

y = df10["C1"]

model1= sm.Logit(y, x).fit()
pred1 = model1.predict(x)
print(model1.summary())
print("AIC:", model1.aic)
print("BIC:", model1.bic)
```

```
Optimization terminated successfully.
         Current function value: 0.372978
         Iterations 8
                           Logit Regression Results
==============================================================================
Dep. Variable:                     C1   No. Observations:                 2400
Model:                          Logit   Df Residuals:                     2361
Method:                           MLE   Df Model:                           38
Date:                Sun, 01 Dec 2024   Pseudo R-squ.:                  0.4617
Time:                        15:27:13   Log-Likelihood:                -895.15
converged:                       True   LL-Null:                       -1662.8
Covariance Type:            nonrobust   LLR p-value:                 5.602e-298
=====================================================================================
                        coef    std err          z      P>|z|      [0.025      0.975]
-------------------------------------------------------------------------------------
const                -1.1527      0.521     -2.215      0.027      -2.173      -0.133
PROPERTY_ACCID_1     -2.3155      0.280     -8.258      0.000      -2.865      -1.766
PROPERTY_ACCID_2     -2.2076      0.277     -7.963      0.000      -2.751      -1.664
PROPERTY_ACCID_3     -1.5797      0.277     -5.708      0.000      -2.122      -1.037
EXP_2                 0.9719      0.168      5.787      0.000       0.643       1.301
EXP_3                -1.2750      0.241     -5.283      0.000      -1.748      -0.802
STAT_INJURIES_1      -2.3947      0.227    -10.549      0.000      -2.840      -1.950
STAT_INJURIES_2      -0.3054      0.152     -2.010      0.044      -0.603      -0.008
INJURY_ACCID_2        3.1283      0.353      8.851      0.000       2.436       3.821
INJURY_ACCID_3        3.4689      0.399      8.699      0.000       2.687       4.250
VIOLATIONS_3         -0.8341      0.356     -2.341      0.019      -1.532      -0.136
WORRIED_1             1.2936      0.278      4.650      0.000       0.748       1.839
WORRIED_2             1.1281      0.218      5.180      0.000       0.701       1.555
WORRIED_3             1.0878      0.203      5.349      0.000       0.689       1.486
SPEED_ROLE_2          2.1727      0.380      5.720      0.000       1.428       2.917
SPEED_ROLE_3          1.3372      0.155      8.630      0.000       1.033       1.641
MOTO_RISK_1           2.6096      0.553      4.717      0.000       1.525       3.694
ACC_HIGHW_3          -1.7402      0.197     -8.826      0.000      -2.127      -1.354
ACC_HIGHW_4          -2.1397      0.201    -10.639      0.000      -2.534      -1.746
ACC_HIGHW_5          -1.6450      0.259     -6.345      0.000      -2.153      -1.137
IF_ROAD_TYPE_1        0.8837      0.476      1.858      0.063      -0.048       1.816
IF_ROAD_TYPE_2       -1.6050      0.393     -4.087      0.000      -2.375      -0.835
IF_ROAD_TYPE_4        0.4317      0.189      2.290      0.022       0.062       0.801
IF_TRAFFIC_1         -3.4011      0.521     -6.532      0.000      -4.422      -2.381
IF_TRAFFIC_2         -1.8440      0.286     -6.443      0.000      -2.405      -1.283
IF_TRAFFIC_3          0.4376      0.179      2.441      0.015       0.086       0.789
IF_FREQ_1             2.4763      0.376      6.583      0.000       1.739       3.214
IF_FREQ_2             2.8522      0.262     10.897      0.000       2.339       3.365
IF_FREQ_3            -0.3866      0.159     -2.436      0.015      -0.698      -0.076
IF_OTHERS_SPEED_2    -0.9029      0.214     -4.214      0.000      -1.323      -0.483
IF_OTHERS_SPEED_4    -0.5977      0.154     -3.881      0.000      -0.900      -0.296
GENDER_1             -1.1651      0.149     -7.846      0.000      -1.456      -0.874
RLTNSHIP_1           -0.9414      0.150     -6.273      0.000      -1.236      -0.647
INCOME_2              0.6228      0.142      4.371      0.000       0.344       0.902
EDUCATION_3           2.6670      0.304      8.781      0.000       2.072       3.262
EDUCATION_4           2.0434      0.179     11.419      0.000       1.693       2.394
EDUCATION_5           0.5226      0.199      2.622      0.009       0.132       0.913
EDUCATION_6           1.0407      0.260      4.001      0.000       0.531       1.550
PROF_5               -2.2676      0.389     -5.829      0.000      -3.030      -1.505
=====================================================================================
AIC: 1868.2949501089734
BIC: 2093.840686746079
```

```
import pandas as pd

# Extract model summary as a DataFrame
summary_table = model1.summary2().tables[1]

# Extract AIC and BIC
aic_bic = pd.DataFrame({
    'Statistic': ['AIC', 'BIC'],
    'Value': [model1.aic, model1.bic]
})

# Save to Excel
with pd.ExcelWriter('logistic_regression_results111.xlsx') as writer:
    summary_table.to_excel(writer, sheet_name='Model Summary')
    aic_bic.to_excel(writer, sheet_name='AIC and BIC', index=False)

print("Results have been saved to 'logistic_regression_results111.xlsx'")
```

```
Results have been saved to 'logistic_regression_results111.xlsx'
```

```
roc_auc = roc_auc_score(y, pred1)
fpr, tpr, threshold = roc_curve(pd.to_numeric(y),pred1)
plt.figure()
plt.plot(fpr,tpr,color ='blue',label='ROC curve(area= %0.2f)'%(roc_auc))
plt.plot([0,1],[0,1],'r--')
plt.xlim([0.0,1.0])
plt.ylim([0.0,1.05])
plt.xlabel('False Positive Rate')
plt.ylabel('True Positive Rate')
plt.title("Receiver Operating Characteristic : Train Data")
plt.legend(loc='lower right')
plt.show()
```



2η Εναλλακτική

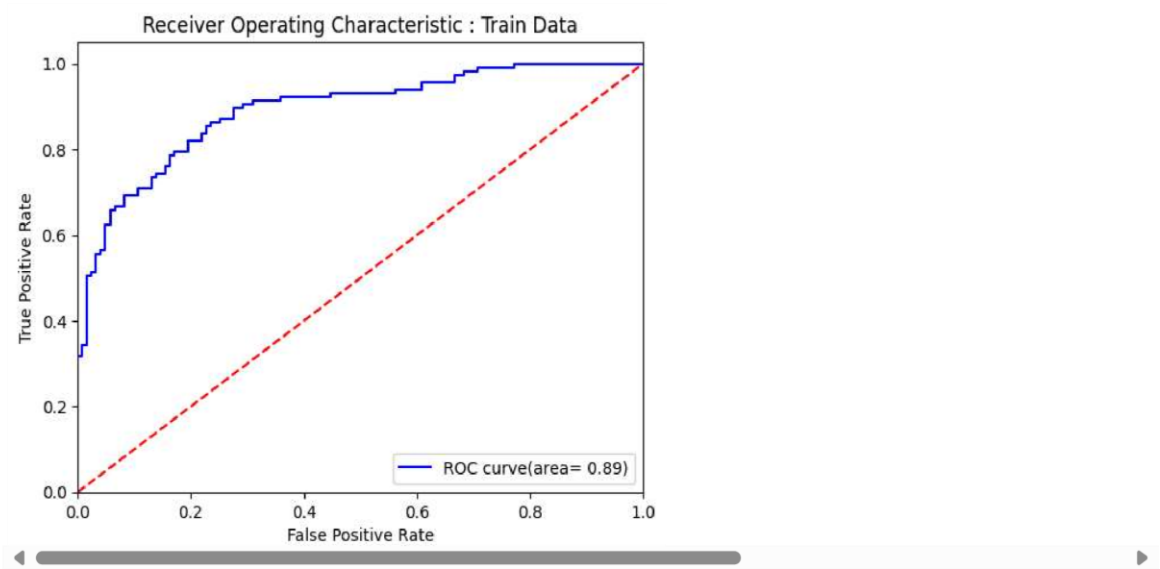
```
# Corrected column names
x = df20[['PROPERTY_ACCID_1',
'PROPERTY_ACCID_2',
'PROPERTY_ACCID_3',
'STAT_DEATHS_1',
'STAT_DEATHS_2',
'INJURY_ACCID_2',
'INJURY_ACCID_3',
'VIOLATIONS_3',
'WORRIED_1',
'WORRIED_2',
'WORRIED_3',
'SPEED_ROLE_2',
'SPEED_ROLE_3',
'MOTO_RISK_1',
'ACC_HIGHW_3',
'ACC_HIGHW_4',
'ACC_HIGHW_5',
```

```
'IF_ROAD_TYPE_2',
'IF_ROAD_TYPE_3',
'IF_TRAFFIC_1',
'IF_TRAFFIC_2',
'IF_FREQ_1',
'IF_FREQ_2',
'IF_OTHERS_SPEED_2',
'IF_OTHERS_SPEED_3',
'GENDER_1',
'RLTNSHIP_1',
'INCOME_2',
'EDUCATION_3',
'EDUCATION_4',
'EDUCATION_5',
'EDUCATION_6',
'PROF_5'
]]

x = sm.add_constant(x)
x = x.astype(int)

y = df20["C1"]

model1= sm.Logit(y, x).fit()
pred1 = model1.predict(x)
print(model1.summary())
print("AIC:", model1.aic)
print("BIC:", model1.bic)
```

```
Optimization terminated successfully.
         Current function value: 0.404305
         Iterations 8
                           Logit Regression Results
==============================================================================
Dep. Variable:                     C1   No. Observations:                 2400
Model:                          Logit   Df Residuals:                     2366
Method:                           MLE   Df Model:                           33
Date:                Sun, 01 Dec 2024   Pseudo R-squ.:                  0.4164
Time:                        15:27:17   Log-Likelihood:                -970.33
converged:                       True   LL-Null:                       -1662.8
Covariance Type:            nonrobust   LLR p-value:                 3.845e-270
=========================================================================================
                            coef    std err          z      P>|z|      [0.025      0.975]
-----------------------------------------------------------------------------------------
const                    -2.3139      0.425     -5.440      0.000      -3.148      -1.480
PROPERTY_ACCID_1         -2.0958      0.247     -8.497      0.000      -2.579      -1.612
PROPERTY_ACCID_2         -1.8007      0.246     -7.321      0.000      -2.283      -1.319
PROPERTY_ACCID_3         -1.2896      0.253     -5.090      0.000      -1.786      -0.793
STAT_DEATHS_1            -1.9014      0.269     -7.080      0.000      -2.428      -1.375
STAT_DEATHS_2            -0.6143      0.138     -4.452      0.000      -0.885      -0.344
INJURY_ACCID_2            3.8004      0.332     11.439      0.000       3.149       4.452
INJURY_ACCID_3            3.7150      0.364     10.213      0.000       3.002       4.428
VIOLATIONS_3             -0.6845      0.327     -2.096      0.036      -1.325      -0.045
WORRIED_1                 0.9334      0.261      3.576      0.000       0.422       1.445
WORRIED_2                 0.4787      0.197      2.431      0.015       0.093       0.865
WORRIED_3                 0.6910      0.185      3.735      0.000       0.328       1.054
SPEED_ROLE_2              2.5052      0.329      7.623      0.000       1.861       3.149
SPEED_ROLE_3              1.6283      0.151     10.766      0.000       1.332       1.925
MOTO_RISK_1               2.4868      0.516      4.816      0.000       1.475       3.499
ACC_HIGHW_3              -1.2407      0.176     -7.040      0.000      -1.586      -0.895
ACC_HIGHW_4              -1.8897      0.183    -10.303      0.000      -2.249      -1.530
ACC_HIGHW_5              -1.3781      0.252     -5.474      0.000      -1.872      -0.885
IF_ROAD_TYPE_2           -2.5489      0.384     -6.641      0.000      -3.301      -1.797
IF_ROAD_TYPE_3           -0.4236      0.163     -2.603      0.009      -0.743      -0.105
IF_TRAFFIC_1             -2.6852      0.479     -5.605      0.000      -3.624      -1.746
IF_TRAFFIC_2             -1.7450      0.255     -6.833      0.000      -2.246      -1.244
IF_FREQ_1                 2.5523      0.346      7.367      0.000       1.873       3.231
IF_FREQ_2                 2.9718      0.222     13.393      0.000       2.537       3.407
IF_OTHERS_SPEED_2        -0.4280      0.198     -2.159      0.031      -0.817      -0.039
IF_OTHERS_SPEED_3         0.6753      0.142      4.744      0.000       0.396       0.954
GENDER_1                 -1.3474      0.139     -9.715      0.000      -1.619      -1.076
RLTNSHIP_1               -0.6207      0.135     -4.609      0.000      -0.885      -0.357
INCOME_2                  0.5374      0.133      4.044      0.000       0.277       0.798
EDUCATION_3               2.5556      0.277      9.215      0.000       2.012       3.099
EDUCATION_4               1.9744      0.176     11.240      0.000       1.630       2.319
EDUCATION_5               0.7926      0.191      4.159      0.000       0.419       1.166
EDUCATION_6               0.9838      0.250      3.941      0.000       0.495       1.473
PROF_5                   -2.6515      0.365     -7.273      0.000      -3.366      -1.937
=========================================================================================
AIC: 2008.666001890249
BIC: 2205.2956184456743
```

```
roc_auc = roc_auc_score(y, pred1)
fpr, tpr, threshold = roc_curve(pd.to_numeric(y),pred1)
plt.figure()
plt.plot(fpr,tpr,color ='blue',label='ROC curve(area= %0.2f)'%(roc_auc))
```

```
plt.plot([0,1],[0,1],'r--')
plt.xlim([0.0,1.0])
plt.ylim([0.0,1.05])
plt.xlabel('False Positive Rate')
plt.ylabel('True Positive Rate')
plt.title("Receiver Operating Characteristic : Train Data")
plt.legend(loc='lower right')
plt.show()
```



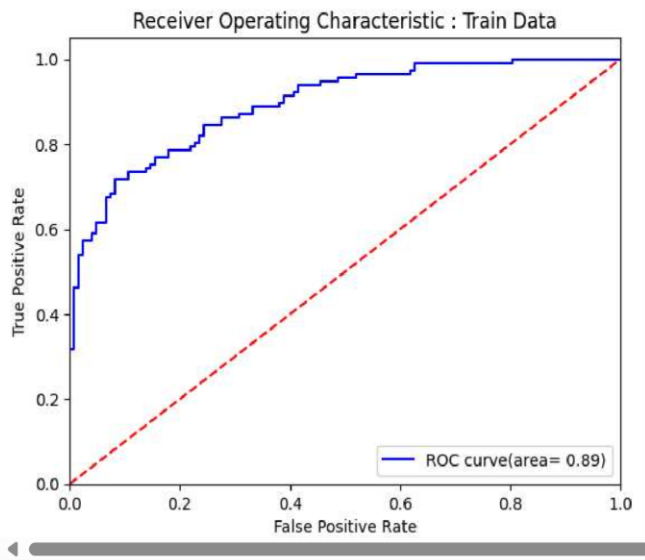
1η Εναλλακτική

```
# Corrected column names
x = df30[['PROPERTY_ACCID_1',
'PROPERTY_ACCID_2',
'PROPERTY_ACCID_3',
'EXP_2',
'EXP_3',
'STAT_DEATHS_3',
'STAT_DEATHS_2',
'INJURY_ACCID_2',
'INJURY_ACCID_3',
'VIOLATIONS_3',
'WORRIED_1',
'WORRIED_2',
'WORRIED_3',
'SPEED_ROLE_2',
'SPEED_ROLE_3',
'MOTO_RISK_1',
'ACC_HIGHW_3',
'ACC_HIGHW_4',
'ACC_HIGHW_5',
'IF_ROAD_TYPE_4',
'IF_ROAD_TYPE_3',
'IF_TRAFFIC_1',
'IF_TRAFFIC_2',
'IF_TRAFFIC_3',
'IF_FREQ_1',
'IF_FREQ_2',
'IF_OTHERS_SPEED_2',
'IF_OTHERS_SPEED_4',
'GENDER_1',
'RLTNSHIP_1',
'INCOME_2',
'EDUCATION_3',
'EDUCATION_4',
'EDUCATION_5',
'EDUCATION_6',
'PROF_5']]

x = sm.add_constant(x)
x = x.astype(int)

y = df30["C1"]
```

```
model1= sm.Logit(y, x).fit()
pred1 = model1.predict(x)
print(model1.summary())
print("AIC:", model1.aic)
print("BIC:", model1.bic)
```

```
Optimization terminated successfully.
         Current function value: 0.399610
         Iterations 8
                           Logit Regression Results
==============================================================================
Dep. Variable:                     C1   No. Observations:                 2400
Model:                          Logit   Df Residuals:                     2363
Method:                           MLE   Df Model:                           36
Date:                Sun, 01 Dec 2024   Pseudo R-squ.:                  0.4232
Time:                        15:27:21   Log-Likelihood:                -959.06
converged:                       True   LL-Null:                       -1662.8
Covariance Type:            nonrobust   LLR p-value:                 1.721e-272
==========================================================================================
                         coef    std err          z      P>|z|      [0.025      0.975]
------------------------------------------------------------------------------------------
const                 -2.5493      0.496     -5.140      0.000      -3.521      -1.577
PROPERTY_ACCID_1      -2.5060      0.274     -9.156      0.000      -3.043      -1.970
PROPERTY_ACCID_2      -1.9924      0.270     -7.368      0.000      -2.522      -1.462
PROPERTY_ACCID_3      -1.4341      0.268     -5.361      0.000      -1.958      -0.910
EXP_2                  0.8437      0.154      5.480      0.000       0.542       1.145
EXP_3                 -1.1696      0.229     -5.114      0.000      -1.618      -0.721
STAT_DEATHS_3         -0.3723      0.155     -2.401      0.016      -0.676      -0.068
STAT_DEATHS_2         -0.6748      0.150     -4.498      0.000      -0.969      -0.381
INJURY_ACCID_2         2.9181      0.325      8.990      0.000       2.282       3.554
INJURY_ACCID_3         3.0888      0.366      8.433      0.000       2.371       3.807
VIOLATIONS_3          -1.0831      0.305     -3.547      0.000      -1.682      -0.485
WORRIED_1              1.2422      0.263      4.720      0.000       0.726       1.758
WORRIED_2              0.6098      0.197      3.091      0.002       0.223       0.996
WORRIED_3              0.8889      0.191      4.659      0.000       0.515       1.263
SPEED_ROLE_2           2.6909      0.346      7.774      0.000       2.012       3.369
SPEED_ROLE_3           1.3200      0.147      8.961      0.000       1.031       1.609
MOTO_RISK_1            2.6044      0.507      5.136      0.000       1.611       3.598
ACC_HIGHW_3           -1.5024      0.181     -8.322      0.000      -1.856      -1.149
ACC_HIGHW_4           -2.0984      0.193    -10.871      0.000      -2.477      -1.720
ACC_HIGHW_5           -1.7369      0.256     -6.786      0.000      -2.239      -1.235
IF_ROAD_TYPE_4         1.7033      0.288      5.919      0.000       1.139       2.267
IF_ROAD_TYPE_3         1.1580      0.277      4.180      0.000       0.615       1.701
IF_TRAFFIC_1          -3.2978      0.504     -6.542      0.000      -4.286      -2.310
IF_TRAFFIC_2          -1.8423      0.269     -6.849      0.000      -2.369      -1.315
IF_TRAFFIC_3           0.3236      0.164      1.969      0.049       0.001       0.646
IF_FREQ_1              2.3595      0.360      6.560      0.000       1.654       3.064
IF_FREQ_2              2.9356      0.226     12.964      0.000       2.492       3.379
IF_OTHERS_SPEED_2     -0.9077      0.202     -4.500      0.000      -1.303      -0.512
IF_OTHERS_SPEED_4     -0.5530      0.146     -3.787      0.000      -0.839      -0.267
GENDER_1              -1.0738      0.139     -7.736      0.000      -1.346      -0.802
RLTNSHIP_1            -0.6580      0.140     -4.708      0.000      -0.932      -0.384
INCOME_2               0.6862      0.138      4.978      0.000       0.416       0.956
EDUCATION_3            2.9440      0.288     10.221      0.000       2.379       3.509
EDUCATION_4            1.9702      0.177     11.120      0.000       1.623       2.317
EDUCATION_5            0.7183      0.194      3.710      0.000       0.339       1.098
EDUCATION_6            1.0225      0.251      4.081      0.000       0.531       1.514
PROF_5                -2.5106      0.381     -6.597      0.000      -3.256      -1.765
==========================================================================================
AIC: 1992.1294996348793
BIC: 2206.1087882393126
```

```
roc_auc = roc_auc_score(y, pred1)
fpr, tpr, threshold = roc_curve(pd.to_numeric(y),pred1)
plt.figure()
plt.plot(fpr,tpr,color ='blue',label='ROC curve(area= %0.2f)'%(roc_auc))
plt.plot([0,1],[0,1],'r--')
plt.xlim([0.0,1.0])
plt.ylim([0.0,1.05])
plt.xlabel('False Positive Rate')
plt.ylabel('True Positive Rate')
plt.title("Receiver Operating Characteristic : Train Data")
plt.legend(loc='lower right')
plt.show()
```



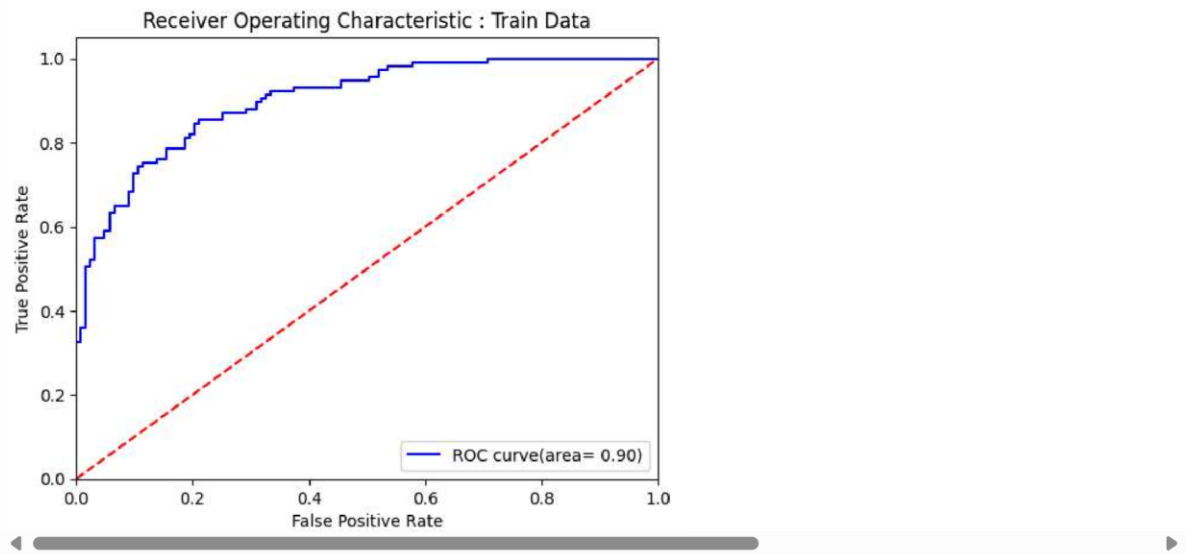
4η Εναλλακτική

```
# Corrected column names
x = df40[['PROPERTY_ACCID_1',
'PROPERTY_ACCID_2',
'PROPERTY_ACCID_3',
'STAT_INJURIES_1',
'STAT_INJURIES_2',
'INJURY_ACCID_2',
'INJURY_ACCID_3',
'VIOLATIONS_3',
'WORRIED_1',
'WORRIED_2',
'WORRIED_3',
'SPEED_ROLE_2',
'SPEED_ROLE_3',
'MOTO_RISK_1',
'ACC_HIGHW_3',
'ACC_HIGHW_4',
'ACC_HIGHW_5',
'IF_ROAD_TYPE_1',
'IF_ROAD_TYPE_2',
'IF_ROAD_TYPE_4',
'IF_TRAFFIC_1',
'IF_TRAFFIC_2',
'IF_TRAFFIC_3',
'IF_FREQ_1',
'IF_FREQ_2',
'IF_OTHERS_SPEED_2',
'IF_OTHERS_SPEED_4',
'GENDER_1',
'RLTNSHIP_1',
'INCOME_2',
'EDUCATION_3',
'EDUCATION_4',
'EDUCATION_5',
'EDUCATION_6',
'PROF_5']]

x = sm.add_constant(x)
x = x.astype(int)

y = df40["C1"]

model1= sm.Logit(y, x).fit()
pred1 = model1.predict(x)
print(model1.summary())
print("AIC:", model1.aic)
print("BIC:", model1.bic)
```

```
Optimization terminated successfully.
         Current function value: 0.388994
         Iterations 8
                           Logit Regression Results
```

```
==============================================================================
Dep. Variable:                     C1   No. Observations:                 2400
Model:                          Logit   Df Residuals:                     2364
Method:                           MLE   Df Model:                           35
Date:                Sun, 01 Dec 2024   Pseudo R-squ.:                  0.4385
Time:                        15:27:25   Log-Likelihood:                -933.59
converged:                       True   LL-Null:                       -1662.8
Covariance Type:            nonrobust   LLR p-value:                 4.165e-284
==========================================================================================
                         coef    std err          z      P>|z|      [0.025      0.975]
------------------------------------------------------------------------------------------
const                  -1.9049      0.496     -3.842      0.000      -2.877      -0.933
PROPERTY_ACCID_1       -1.8027      0.258     -6.988      0.000      -2.308      -1.297
PROPERTY_ACCID_2       -1.7221      0.257     -6.712      0.000      -2.225      -1.219
PROPERTY_ACCID_3       -1.1611      0.258     -4.493      0.000      -1.668      -0.655
STAT_INJURIES_1        -2.2026      0.215    -10.228      0.000      -2.625      -1.781
STAT_INJURIES_2        -0.3959      0.146     -2.703      0.007      -0.683      -0.109
INJURY_ACCID_2          3.2518      0.342      9.519      0.000       2.582       3.921
INJURY_ACCID_3          3.4155      0.376      9.087      0.000       2.679       4.152
VIOLATIONS_3           -0.5679      0.338     -1.679      0.093      -1.231       0.095
WORRIED_1               1.0342      0.265      3.905      0.000       0.515       1.553
WORRIED_2               0.8549      0.209      4.083      0.000       0.445       1.265
WORRIED_3               0.7773      0.193      4.027      0.000       0.399       1.156
SPEED_ROLE_2            1.6888      0.336      5.026      0.000       1.030       2.347
SPEED_ROLE_3            1.3987      0.151      9.280      0.000       1.103       1.694
MOTO_RISK_1             2.1144      0.527      4.016      0.000       1.082       3.146
ACC_HIGHW_3            -1.4087      0.186     -7.587      0.000      -1.773      -1.045
ACC_HIGHW_4            -2.0511      0.194    -10.587      0.000      -2.431      -1.671
ACC_HIGHW_5            -1.4573      0.254     -5.730      0.000      -1.956      -0.959
IF_ROAD_TYPE_1          0.9585      0.433      2.212      0.027       0.109       1.808
IF_ROAD_TYPE_2         -1.7800      0.405     -4.400      0.000      -2.573      -0.987
IF_ROAD_TYPE_4          0.6695      0.181      3.690      0.000       0.314       1.025
IF_TRAFFIC_1           -2.8282      0.495     -5.716      0.000      -3.798      -1.858
IF_TRAFFIC_2           -1.7180      0.280     -6.130      0.000      -2.267      -1.169
IF_TRAFFIC_3            0.2724      0.164      1.664      0.096      -0.048       0.593
IF_FREQ_1               2.6889      0.355      7.565      0.000       1.992       3.386
IF_FREQ_2               3.1337      0.237     13.205      0.000       2.669       3.599
IF_OTHERS_SPEED_2      -1.0008      0.212     -4.730      0.000      -1.416      -0.586
IF_OTHERS_SPEED_4      -0.5961      0.150     -3.965      0.000      -0.891      -0.301
GENDER_1               -1.2544      0.143     -8.802      0.000      -1.534      -0.975
RLTNSHIP_1             -0.6237      0.138     -4.528      0.000      -0.894      -0.354
INCOME_2                0.5776      0.137      4.202      0.000       0.308       0.847
EDUCATION_3             2.3313      0.278      8.372      0.000       1.786       2.877
EDUCATION_4             1.8584      0.172     10.784      0.000       1.521       2.196
EDUCATION_5             0.5819      0.195      2.992      0.003       0.201       0.963
EDUCATION_6             1.0892      0.253      4.300      0.000       0.593       1.586
PROF_5                 -2.1609      0.358     -6.037      0.000      -2.862      -1.459
==========================================================================================
AIC: 1939.1727346779016
BIC: 2147.368799265999
```

```
roc_auc = roc_auc_score(y, pred1)
fpr, tpr, threshold = roc_curve(pd.to_numeric(y),pred1)
plt.figure()
plt.plot(fpr,tpr,color ='blue',label='ROC curve(area= %0.2f)'%(roc_auc))
plt.plot([0,1],[0,1],'r--')
plt.xlim([0.0,1.0])
plt.ylim([0.0,1.05])
plt.xlabel('False Positive Rate')
plt.ylabel('True Positive Rate')
plt.title("Receiver Operating Characteristic : Train Data")
plt.legend(loc='lower right')
plt.show()
```



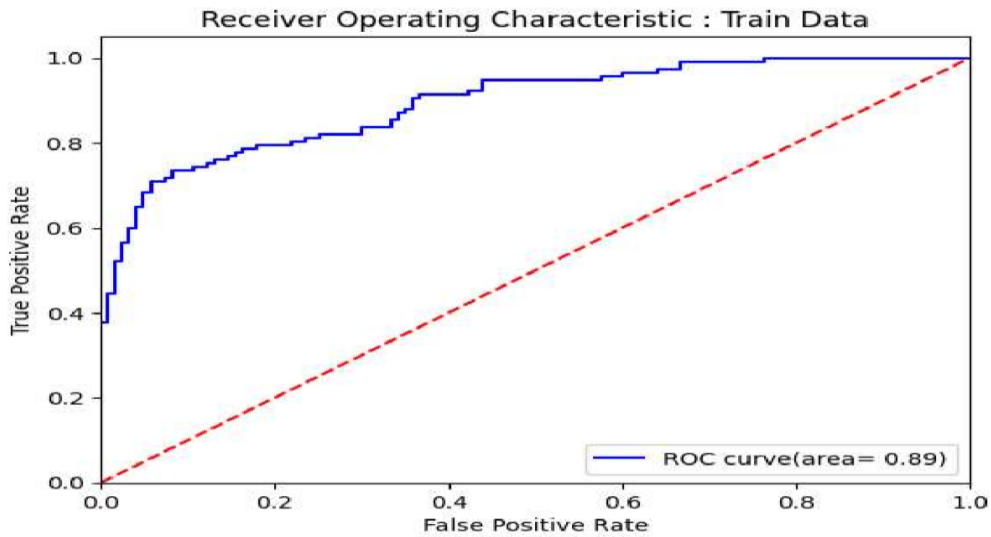
5η Εναλλακτική

```
# Corrected column names
x = df50[['PROPERTY_ACCID_1',
'PROPERTY_ACCID_2',
'PROPERTY_ACCID_3',
'EXP_2',
'EXP_3',
'AGE_2',
'STAT_DEATHS_1',
'STAT_DEATHS_2',
'INJURY_ACCID_2',
'INJURY_ACCID_3',
'VIOLATIONS_3',
'WORRIED_1',
'WORRIED_2',
'WORRIED_3',
'SPEED_ROLE_2',
'SPEED_ROLE_3',
'MOTO_RISK_1',
'ACC_HIGHW_3',
'ACC_HIGHW_4',
'ACC_HIGHW_5',
'IF_ROAD_TYPE_2',
'IF_TRAFFIC_1',
'IF_TRAFFIC_2',
'IF_FREQ_1',
'IF_FREQ_2',
'IF_OTHERS_SPEED_2',
'IF_OTHERS_SPEED_4',
'GENDER_1',
'INCOME_2',
'EDUCATION_3',
'EDUCATION_4',
'EDUCATION_5',
'EDUCATION_6',
'PROF_5']]

x = sm.add_constant(x)
x = x.astype(int)

y = df50["C1"]

model1= sm.Logit(y, x).fit()
pred1 = model1.predict(x)
print(model1.summary())
print("AIC:", model1.aic)
print("BIC:", model1.bic)
```

```
Optimization terminated successfully.
         Current function value: 0.396478
         Iterations 8
                           Logit Regression Results
==============================================================================
Dep. Variable:                     C1   No. Observations:                 2400
```

```
Model:                          Logit   Df Residuals:                     2365
Method:                           MLE   Df Model:                           34
Date:                Sun, 01 Dec 2024   Pseudo R-squ.:                  0.4277
Time:                        15:27:30   Log-Likelihood:                -951.55
converged:                       True   LL-Null:                       -1662.8
Covariance Type:            nonrobust   LLR p-value:                 2.674e-277
==========================================================================================
                             coef    std err          z      P>|z|      [0.025      0.975]
------------------------------------------------------------------------------------------
const                     -1.5112      0.441     -3.429      0.001      -2.375      -0.647
PROPERTY_ACCID_1          -2.4475      0.257     -9.516      0.000      -2.952      -1.943
PROPERTY_ACCID_2          -2.1012      0.257     -8.181      0.000      -2.605      -1.598
PROPERTY_ACCID_3          -1.5303      0.264     -5.794      0.000      -2.048      -1.013
EXP_2                      0.7791      0.166      4.686      0.000       0.453       1.105
EXP_3                     -1.1618      0.232     -5.010      0.000      -1.616      -0.707
AGE_2                     -0.3143      0.153     -2.053      0.040      -0.614      -0.014
STAT_DEATHS_1             -1.8053      0.269     -6.707      0.000      -2.333      -1.278
STAT_DEATHS_2             -0.7949      0.146     -5.463      0.000      -1.080      -0.510
INJURY_ACCID_2             3.4839      0.331     10.514      0.000       2.834       4.133
INJURY_ACCID_3             3.4477      0.373      9.232      0.000       2.716       4.180
VIOLATIONS_3              -0.8193      0.318     -2.577      0.010      -1.442      -0.196
WORRIED_1                  1.1072      0.263      4.211      0.000       0.592       1.622
WORRIED_2                  0.4982      0.198      2.521      0.012       0.111       0.886
WORRIED_3                  0.7218      0.185      3.903      0.000       0.359       1.084
SPEED_ROLE_2               2.9478      0.363      8.125      0.000       2.237       3.659
SPEED_ROLE_3               1.5191      0.154      9.864      0.000       1.217       1.821
MOTO_RISK_1                3.1520      0.522      6.037      0.000       2.129       4.175
ACC_HIGHW_3               -1.3879      0.181     -7.650      0.000      -1.744      -1.032
ACC_HIGHW_4               -1.7834      0.182     -9.786      0.000      -2.141      -1.426
ACC_HIGHW_5               -1.6252      0.250     -6.490      0.000      -2.116      -1.134
IF_ROAD_TYPE_2            -1.9321      0.354     -5.451      0.000      -2.627      -1.237
IF_TRAFFIC_1              -3.8159      0.490     -7.789      0.000      -4.776      -2.856
IF_TRAFFIC_2              -1.8564      0.257     -7.220      0.000      -2.360      -1.352
IF_FREQ_1                  2.5908      0.356      7.272      0.000       1.893       3.289
IF_FREQ_2                  2.7048      0.219     12.367      0.000       2.276       3.133
IF_OTHERS_SPEED_2         -0.7707      0.203     -3.798      0.000      -1.168      -0.373
IF_OTHERS_SPEED_4         -0.5678      0.142     -3.991      0.000      -0.847      -0.289
GENDER_1                  -1.1446      0.140     -8.190      0.000      -1.418      -0.871
INCOME_2                   0.5759      0.138      4.170      0.000       0.305       0.847
EDUCATION_3                2.2037      0.271      8.139      0.000       1.673       2.734
EDUCATION_4                2.0206      0.180     11.204      0.000       1.667       2.374
EDUCATION_5                0.7580      0.193      3.930      0.000       0.380       1.136
EDUCATION_6                0.8750      0.255      3.434      0.001       0.376       1.374
PROF_5                    -2.8280      0.375     -7.540      0.000      -3.563      -2.093
==========================================================================================
AIC: 1973.0942993681197
BIC: 2175.507139939881
```

```
roc_auc = roc_auc_score(y, pred1)
fpr, tpr, threshold = roc_curve(pd.to_numeric(y),pred1)
plt.figure()
plt.plot(fpr,tpr,color ='blue',label='ROC curve(area= %0.2f)'%(roc_auc))
plt.plot([0,1],[0,1],'r--')
plt.xlim([0.0,1.0])
plt.ylim([0.0,1.05])
plt.xlabel('False Positive Rate')
plt.ylabel('True Positive Rate')
plt.title("Receiver Operating Characteristic : Train Data")
plt.legend(loc='lower right')
plt.show()
```



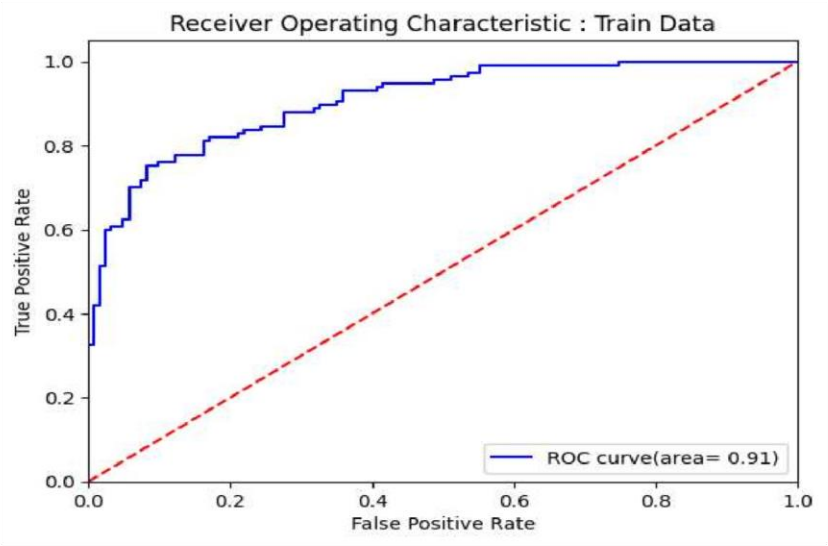
6η Εναλλακτική - 2η κύρια επιλογή του ερωτήματος Γ1

```
# Corrected column names
x = df60[['PROPERTY_ACCID_1',
'PROPERTY_ACCID_2',
'PROPERTY_ACCID_3',
'EXP_2',
'EXP_3',
'AGE_1',
'AGE_2',
'STAT_INJURIES_1',
'STAT_INJURIES_2',
'INJURY_ACCID_2',
'INJURY_ACCID_3',
'VIOLATIONS_3',
'WORRIED_1',
'WORRIED_2',
'WORRIED_3',
'SPEED_ROLE_2',
'SPEED_ROLE_3',
'MOTO_RISK_1',
'ACC_HIGHW_3',
'ACC_HIGHW_4',
'ACC_HIGHW_5',
'IF_ROAD_TYPE_2',
'IF_TRAFFIC_1',
'IF_TRAFFIC_2',
'IF_FREQ_1',
'IF_FREQ_2',
'IF_OTHERS_SPEED_2',
'IF_OTHERS_SPEED_4',
'GENDER_1',
'INCOME_2',
'EDUCATION_3',
'EDUCATION_4',
'EDUCATION_5',
'EDUCATION_6',
'PROF_5']]

x = sm.add_constant(x)
x = x.astype(int)

y = df60["C1"]

model1= sm.Logit(y, x).fit()
pred1 = model1.predict(x)
print(model1.summary())
print("AIC:", model1.aic)
print("BIC:", model1.bic)
```

```
Optimization terminated successfully.
         Current function value: 0.378317
         Iterations 8
                           Logit Regression Results
==============================================================================
Dep. Variable:                     C1   No. Observations:                 2400
Model:                          Logit   Df Residuals:                     2364
Method:                           MLE   Df Model:                           35
Date:                Sun, 01 Dec 2024   Pseudo R-squ.:                  0.4540
Time:                        15:27:34   Log-Likelihood:                -907.96
converged:                       True   LL-Null:                       -1662.8
Covariance Type:            nonrobust   LLR p-value:                 5.464e-295
=========================================================================================
                        coef    std err          z      P>|z|      [0.025      0.975]
-----------------------------------------------------------------------------------------
const                -0.7357      0.463     -1.589      0.112      -1.643       0.172
PROPERTY_ACCID_1     -2.2619      0.273     -8.274      0.000      -2.798      -1.726
PROPERTY_ACCID_2     -2.2734      0.276     -8.246      0.000      -2.814      -1.733
PROPERTY_ACCID_3     -1.7669      0.283     -6.241      0.000      -2.322      -1.212
EXP_2                 1.0270      0.179      5.729      0.000       0.676       1.378
EXP_3                -1.1791      0.232     -5.075      0.000      -1.634      -0.724
AGE_1                -1.0469      0.234     -4.482      0.000      -1.505      -0.589
AGE_2                -0.7907      0.176     -4.503      0.000      -1.135      -0.447
STAT_INJURIES_1      -2.2833      0.211    -10.838      0.000      -2.696      -1.870
STAT_INJURIES_2      -0.3039      0.151     -2.010      0.044      -0.600      -0.008
INJURY_ACCID_2        2.7943      0.330      8.476      0.000       2.148       3.440
INJURY_ACCID_3        3.2253      0.384      8.390      0.000       2.472       3.979
VIOLATIONS_3         -0.8671      0.346     -2.505      0.012      -1.545      -0.189
WORRIED_1             1.4007      0.273      5.139      0.000       0.866       1.935
WORRIED_2             1.0462      0.214      4.896      0.000       0.627       1.465
WORRIED_3             1.0259      0.200      5.129      0.000       0.634       1.418
SPEED_ROLE_2          2.1625      0.376      5.744      0.000       1.425       2.900
```

```
SPEED_ROLE_3          1.3155      0.153      8.603      0.000      1.016      1.615
MOTO_RISK_1           3.0859      0.514      6.001      0.000      2.078      4.094
ACC_HIGHW_3          -1.5232      0.194     -7.835      0.000     -1.904     -1.142
ACC_HIGHW_4          -1.9923      0.196    -10.142      0.000     -2.377     -1.607
ACC_HIGHW_5          -1.7138      0.258     -6.651      0.000     -2.219     -1.209
IF_ROAD_TYPE_2       -1.8174      0.379     -4.792      0.000     -2.561     -1.074
IF_TRAFFIC_1         -3.8828      0.491     -7.902      0.000     -4.846     -2.920
IF_TRAFFIC_2         -1.8775      0.273     -6.886      0.000     -2.412     -1.343
IF_FREQ_1             2.8311      0.363      7.795      0.000      2.119      3.543
IF_FREQ_2             2.9661      0.226     13.120      0.000      2.523      3.409
IF_OTHERS_SPEED_2    -0.9348      0.211     -4.424      0.000     -1.349     -0.521
IF_OTHERS_SPEED_4    -0.6473      0.148     -4.381      0.000     -0.937     -0.358
GENDER_1             -0.9995      0.143     -7.007      0.000     -1.279     -0.720
INCOME_2              0.6092      0.142      4.305      0.000      0.332      0.887
EDUCATION_3           2.6041      0.306      8.512      0.000      2.004      3.204
EDUCATION_4           1.9945      0.177     11.299      0.000      1.649      2.340
EDUCATION_5           0.5516      0.197      2.803      0.005      0.166      0.937
EDUCATION_6           1.0841      0.257      4.216      0.000      0.580      1.588
PROF_5               -2.3077      0.359     -6.421      0.000     -3.012     -1.603
==============================================================================
AIC: 1887.920574718968
BIC: 2096.1166393070653
```

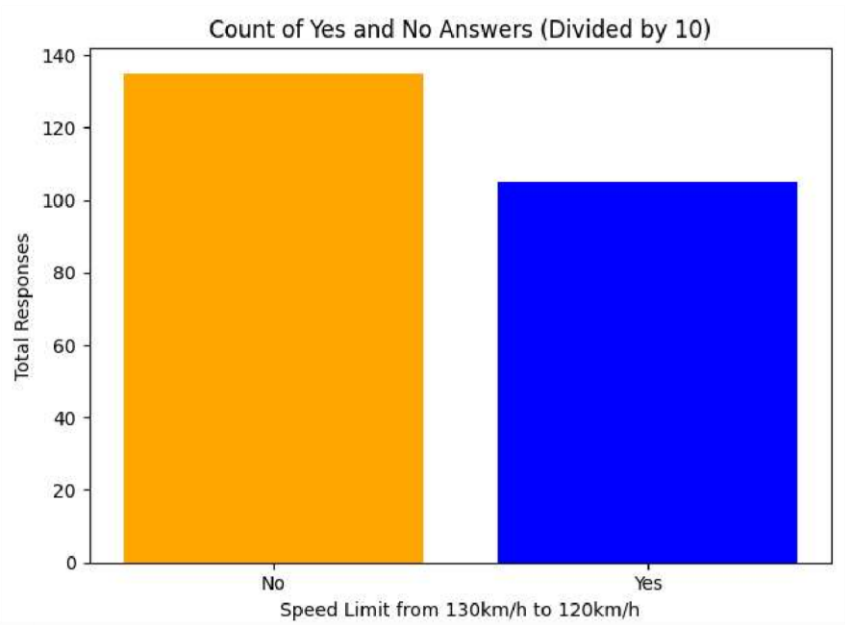
```
roc_auc = roc_auc_score(y, pred1)
fpr, tpr, threshold = roc_curve(pd.to_numeric(y),pred1)
plt.figure()
plt.plot(fpr,tpr,color ='blue',label='ROC curve(area= %0.2f)'%(roc_auc))
plt.plot([0,1],[0,1],'r--')
plt.xlim([0.0,1.0])
plt.ylim([0.0,1.05])
plt.xlabel('False Positive Rate')
plt.ylabel('True Positive Rate')
plt.title("Receiver Operating Characteristic : Train Data")
plt.legend(loc='lower right')
plt.show()
```



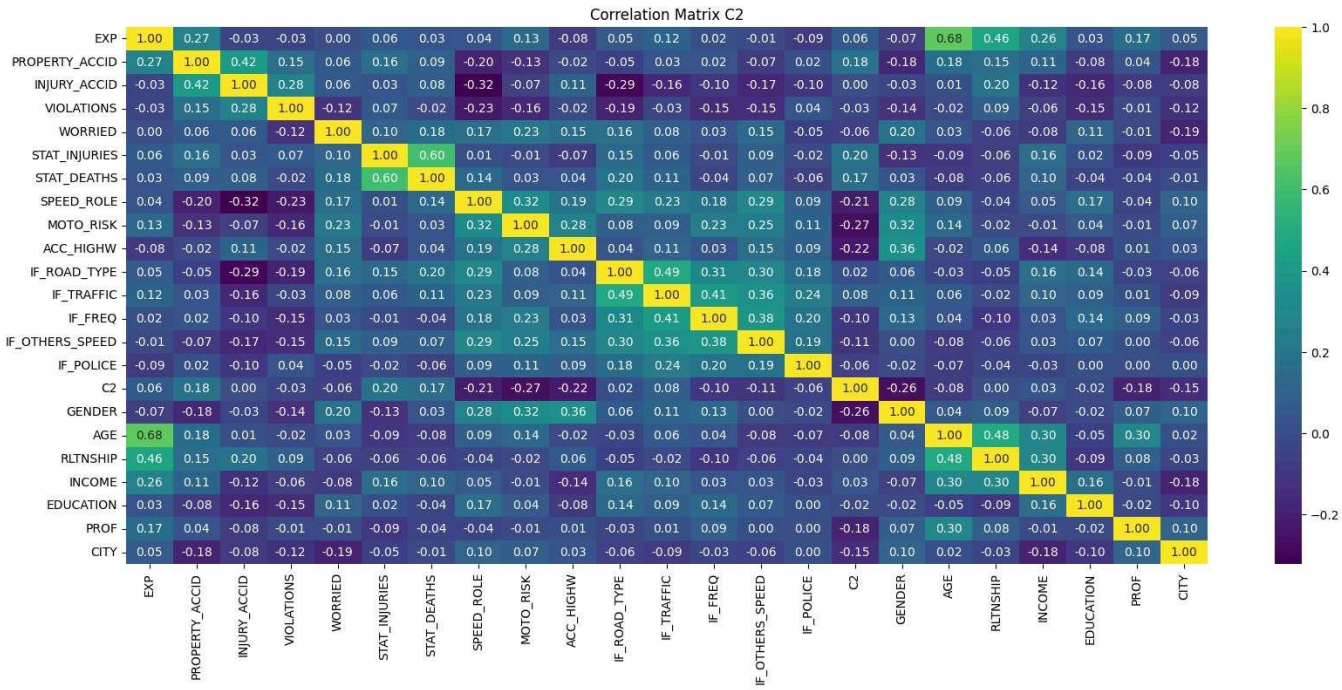
ΔΙΩΝΥΜΙΚΗ ΛΟΓΙΣΤΙΚΗ ΠΑΛΙΝΔΡΟΜΗΣΗ ΕΡΩΤΗΜΑΤΟΣ Γ2

```
# Counting the occurrences of each value in the C1 column
counts = dataset['C2'].value_counts()

# Divide the counts by 10
counts_divided = counts / 10

# Sort the index to ensure correct order
counts_divided = counts_divided.sort_index()

# Plotting the results
fig, ax = plt.subplots()

# Creating the bar chart with swapped colors
ax.bar([0, 1], counts_divided.values, color=['orange', 'blue'])

# Setting the labels
ax.set_xlabel('Speed Limit from 130km/h to 120km/h')
ax.set_ylabel('Total Responses')
```

```
ax.set_title('Count of Yes and No Answers (Divided by 10)')

# Setting the x-axis labels (0 = No, 1 = Yes)
ax.set_xticks([0, 1])
ax.set_xticklabels(['No', 'Yes'])

# Adjust layout to avoid unnecessary gaps
plt.tight_layout()

# Display the plot
plt.show()
```




```
dataset_C1 = dataset.drop(['C1'], axis=1)
dataset_corr_C1 = dataset_C1.corr()
os.getcwd()
dataset_corr_C1.to_excel('CorrelationC1.xlsx',index=False,header=True)

plt.figure(figsize=(20, 8))
sns.heatmap(dataset_corr_C1, annot=True, cmap='viridis', fmt=".2f")
plt.title('Correlation Matrix C2')
plt.show()
```




```
df1b = dataset.drop(['AGE','STAT_DEATHS'], axis=1) #alternative3
df2b = dataset.drop(['EXP','STAT_INJURIES'], axis=1)  #alternative2
df3b = dataset.drop(['AGE','STAT_INJURIES'], axis=1)   #alternative1
df4b = dataset.drop(['EXP','STAT_DEATHS'], axis=1)   #alternative4
df5b = dataset.drop(['RLTNSHIP','STAT_INJURIES'], axis=1)   #alternative5
df6b = dataset.drop(['RLTNSHIP','STAT_DEATHS'], axis=1)   #alternative 6


df10b = pd.get_dummies(df1b, columns=['PROPERTY_ACCID', 'EXP', 'STAT_INJURIES', 'INJURY_ACCID', 'VIOLATIONS','WORRIED','SPEE
df20b = pd.get_dummies(df2b, columns=['PROPERTY_ACCID', 'AGE', 'STAT_DEATHS', 'INJURY_ACCID', 'VIOLATIONS','WORRIED','SPEED_
df30b = pd.get_dummies(df3b, columns=['PROPERTY_ACCID', 'EXP', 'STAT_DEATHS', 'INJURY_ACCID', 'VIOLATIONS','WORRIED','SPEED_
df40b = pd.get_dummies(df4b, columns=['PROPERTY_ACCID', 'AGE', 'STAT_INJURIES', 'INJURY_ACCID', 'VIOLATIONS','WORRIED','SPEE
df50b = pd.get_dummies(df5b, columns=['PROPERTY_ACCID', 'AGE', 'STAT_DEATHS', 'INJURY_ACCID', 'VIOLATIONS','WORRIED','SPEED_
df60b = pd.get_dummies(df6b, columns=['PROPERTY_ACCID', 'AGE', 'STAT_INJURIES', 'INJURY_ACCID', 'VIOLATIONS','WORRIED','SPEE


df10
```

	C1	C2	PROPERTY_ACCID_1	PROPERTY_ACCID_2	PROPERTY_ACCID_3	PROPERTY_ACCID_4	PROPERTY_ACCID_5	EXP_1	EXP_2	EXP_3	...	EDI
0	0	1	False	True	False	False	False	True	False	False	...	
1	0	1	False	True	False	False	False	True	False	False	...	
2	0	1	False	True	False	False	False	True	False	False	...	
3	0	1	False	True	False	False	False	True	False	False	...	
4	0	1	False	True	False	False	False	True	False	False	...	
...	...	...	...	...	...	...	...	...	...	...	...	
2395	0	0	True	False	False	False	False	True	False	False	...	
2396	0	0	True	False	False	False	False	True	False	False	...	
2397	0	0	True	False	False	False	False	True	False	False	...	
2398	0	0	True	False	False	False	False	True	False	False	...	
2399	0	0	True	False	False	False	False	True	False	False	...	

2400 rows × 82 columns

```
# Check for missing values in a specific column, e.g., 'AGE'
missing_in_df = df10['C2'].isnull().sum()
df10b = df10b.dropna(subset=['C2'])
```

```
missing_in_df
```

```
0
```

```
df10.columns
```

```
Index(['C1', 'C2', 'PROPERTY_ACCID_1', 'PROPERTY_ACCID_2', 'PROPERTY_ACCID_3',
       'PROPERTY_ACCID_4', 'PROPERTY_ACCID_5', 'EXP_1', 'EXP_2', 'EXP_3',
       'EXP_4', 'STAT_INJURIES_1', 'STAT_INJURIES_2', 'STAT_INJURIES_3',
       'STAT_INJURIES_4', 'STAT_INJURIES_5', 'INJURY_ACCID_2',
       'INJURY_ACCID_3', 'INJURY_ACCID_4', 'INJURY_ACCID_5', 'VIOLATIONS_1',
       'VIOLATIONS_3', 'VIOLATIONS_4', 'WORRIED_1', 'WORRIED_2', 'WORRIED_3',
       'WORRIED_4', 'SPEED_ROLE_1', 'SPEED_ROLE_2', 'SPEED_ROLE_3',
       'SPEED_ROLE_4', 'MOTO_RISK_1', 'MOTO_RISK_2', 'MOTO_RISK_3',
       'MOTO_RISK_4', 'ACC_HIGHW_2', 'ACC_HIGHW_3', 'ACC_HIGHW_4',
       'ACC_HIGHW_5', 'IF_ROAD_TYPE_1', 'IF_ROAD_TYPE_2', 'IF_ROAD_TYPE_3',
       'IF_ROAD_TYPE_4', 'IF_TRAFFIC_1', 'IF_TRAFFIC_2', 'IF_TRAFFIC_3',
       'IF_TRAFFIC_4', 'IF_FREQ_1', 'IF_FREQ_2', 'IF_FREQ_3', 'IF_FREQ_4',
       'IF_OTHERS_SPEED_1', 'IF_OTHERS_SPEED_2', 'IF_OTHERS_SPEED_3',
       'IF_OTHERS_SPEED_4', 'IF_POLICE_1', 'IF_POLICE_2', 'IF_POLICE_3',
       'IF_POLICE_4', 'GENDER_0', 'GENDER_1', 'RLTNSHIP_1', 'RLTNSHIP_2',
       'RLTNSHIP_3', 'RLTNSHIP_4', 'INCOME_1', 'INCOME_2', 'INCOME_3',
       'EDUCATION_1', 'EDUCATION_2', 'EDUCATION_3', 'EDUCATION_4',
       'EDUCATION_5', 'EDUCATION_6', 'PROF_1', 'PROF_2', 'PROF_3', 'PROF_4',
       'PROF_5', 'PROF_6', 'CITY_1', 'CITY_2'],
      dtype='object')
```

3β Εναλλακτική - 2η κύρια επιλογή ερωτήματος Γ2

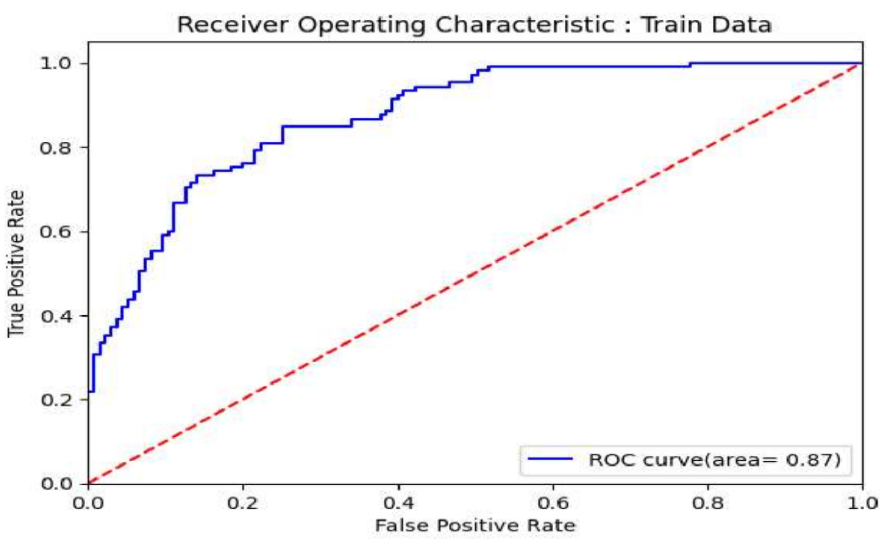
```
# Corrected column names
x = df10b[['PROPERTY_ACCID_1',
'PROPERTY_ACCID_2',
'PROPERTY_ACCID_4',
'EXP_2',
'EXP_4',
'STAT_INJURIES_1',
'STAT_INJURIES_2',
'INJURY_ACCID_2',
'INJURY_ACCID_3',
'VIOLATIONS_3',
'VIOLATIONS_4',
'WORRIED_3',
'SPEED_ROLE_2',
'SPEED_ROLE_3',
'MOTO_RISK_1',
'MOTO_RISK_2',
'MOTO_RISK_3',
'ACC_HIGHW_3',
'ACC_HIGHW_4',
'IF_ROAD_TYPE_3',
'IF_TRAFFIC_1',
'IF_TRAFFIC_2',
```

```
'IF_TRAFFIC_3',
'IF_FREQ_1',
'IF_FREQ_2',
'IF_FREQ_4',
'GENDER_1',
'RLTNSHIP_1',
'INCOME_1',
'INCOME_2',
'EDUCATION_3',
'PROF_2',
'PROF_6',
'PROF_3',
'CITY_1']]

x = sm.add_constant(x)
x = x.astype(int)

y = df10b["C2"]

model1= sm.Logit(y, x).fit()
pred1 = model1.predict(x)
print(model1.summary())
print("AIC:", model1.aic)
print("BIC:", model1.bic)
```

```
Optimization terminated successfully.
         Current function value: 0.440662
         Iterations 8
                           Logit Regression Results
==============================================================================
Dep. Variable:                     C2   No. Observations:                 2400
Model:                          Logit   Df Residuals:                     2364
Method:                           MLE   Df Model:                           35
Date:                Sun, 01 Dec 2024   Pseudo R-squ.:                  0.3570
Time:                        15:27:49   Log-Likelihood:                -1057.6
converged:                       True   LL-Null:                       -1644.8
Covariance Type:            nonrobust   LLR p-value:                 5.774e-224
=====================================================================================
                        coef    std err          z      P>|z|      [0.025      0.975]
-------------------------------------------------------------------------------------
const                -1.0561      0.403     -2.618      0.009      -1.847      -0.265
PROPERTY_ACCID_1     -0.7127      0.163     -4.374      0.000      -1.032      -0.393
PROPERTY_ACCID_2     -1.1312      0.166     -6.828      0.000      -1.456      -0.807
PROPERTY_ACCID_4     -0.6013      0.282     -2.131      0.033      -1.154      -0.048
EXP_2                 0.6598      0.171      3.865      0.000       0.325       0.994
EXP_4                 0.4928      0.165      2.992      0.003       0.170       0.816
STAT_INJURIES_1      -1.3205      0.171     -7.731      0.000      -1.655      -0.986
STAT_INJURIES_2      -1.0879      0.158     -6.895      0.000      -1.397      -0.779
INJURY_ACCID_2        0.8891      0.276      3.225      0.001       0.349       1.429
INJURY_ACCID_3        1.6966      0.310      5.479      0.000       1.090       2.304
VIOLATIONS_3         -2.2733      0.279     -8.134      0.000      -2.821      -1.726
VIOLATIONS_4         -3.7358      1.863     -2.006      0.045      -7.386      -0.085
WORRIED_3            -0.2944      0.125     -2.364      0.018      -0.539      -0.050
SPEED_ROLE_2          0.8893      0.284      3.134      0.002       0.333       1.445
SPEED_ROLE_3          0.8539      0.138      6.198      0.000       0.584       1.124
MOTO_RISK_1           2.5447      0.424      6.006      0.000       1.714       3.375
MOTO_RISK_2           1.6499      0.236      7.002      0.000       1.188       2.112
MOTO_RISK_3           0.5291      0.129      4.111      0.000       0.277       0.781
ACC_HIGHW_3          -1.8092      0.149    -12.147      0.000      -2.101      -1.517
ACC_HIGHW_4          -2.2680      0.168    -13.484      0.000      -2.598      -1.938
IF_ROAD_TYPE_3        0.9053      0.167      5.433      0.000       0.579       1.232
IF_TRAFFIC_1         -1.0960      0.372     -2.950      0.003      -1.824      -0.368
IF_TRAFFIC_2         -2.6836      0.267    -10.057      0.000      -3.207      -2.161
IF_TRAFFIC_3         -0.5066      0.155     -3.266      0.001      -0.811      -0.203
IF_FREQ_1             2.4166      0.358      6.744      0.000       1.714       3.119
IF_FREQ_2             0.8442      0.180      4.702      0.000       0.492       1.196
IF_FREQ_4             0.3569      0.140      2.544      0.011       0.082       0.632
GENDER_1             -0.5777      0.127     -4.534      0.000      -0.827      -0.328
RLTNSHIP_1           -0.4947      0.151     -3.276      0.001      -0.791      -0.199
INCOME_1              1.3921      0.179      7.792      0.000       1.042       1.742
INCOME_2              0.6838      0.158      4.335      0.000       0.375       0.993
EDUCATION_3           1.8937      0.289      6.554      0.000       1.327       2.460
PROF_2                1.0210      0.263      3.879      0.000       0.505       1.537
PROF_6               -0.9570      0.264     -3.625      0.000      -1.474      -0.440
PROF_3                0.7156      0.213      3.364      0.001       0.299       1.132
CITY_1                0.9480      0.127      7.444      0.000       0.698       1.198
=====================================================================================
AIC: 2187.1769034164645
BIC: 2395.3729680045617
```

```
roc_auc = roc_auc_score(y, pred1)
fpr, tpr, threshold = roc_curve(pd.to_numeric(y),pred1)
plt.figure()
plt.plot(fpr,tpr,color ='blue',label='ROC curve(area= %0.2f)'%(roc_auc))
plt.plot([0,1],[0,1],'r--')
plt.xlim([0.0,1.0])
```

```
plt.ylim([0.0,1.05])
plt.xlabel('False Positive Rate')
plt.ylabel('True Positive Rate')
plt.title("Receiver Operating Characteristic : Train Data")
plt.legend(loc='lower right')
plt.show()
```



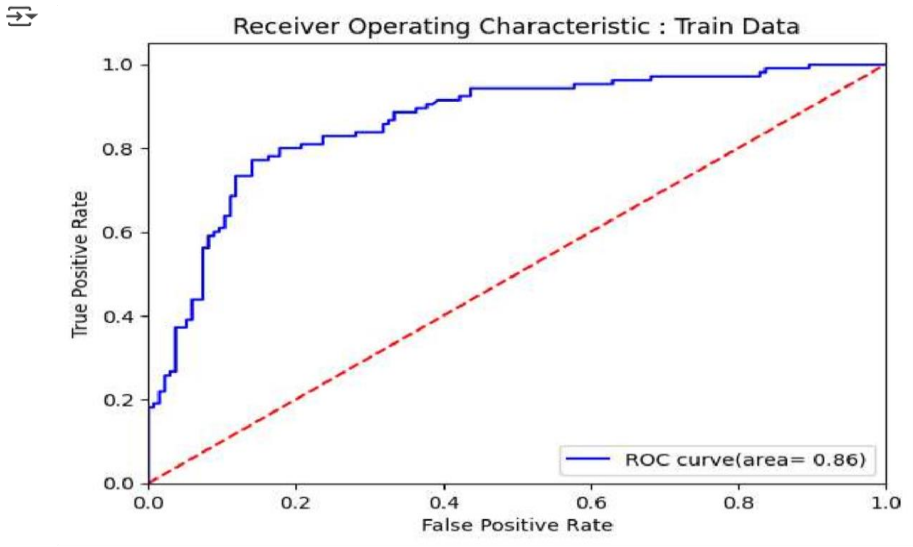
2β Εναλλακτική

```
# Corrected column names
x = df20b[['PROPERTY_ACCID_1',
'PROPERTY_ACCID_2',
'STAT_DEATHS_1',
'STAT_DEATHS_2',
'INJURY_ACCID_2',
'INJURY_ACCID_3',
'VIOLATIONS_3',
'WORRIED_2',
'SPEED_ROLE_2',
'SPEED_ROLE_3',
'MOTO_RISK_1',
'ACC_HIGHW_3',
'ACC_HIGHW_4',
'IF_ROAD_TYPE_3',
'IF_TRAFFIC_1',
'IF_TRAFFIC_2',
'IF_FREQ_1',
'IF_FREQ_3',
'IF_OTHERS_SPEED_2',
'GENDER_1',
'RLTNSHIP_1',
'INCOME_3',
'EDUCATION_3',
'PROF_6',
'CITY_1'
]]

x = sm.add_constant(x)
x = x.astype(int)

y = df20b["C2"]

model1= sm.Logit(y, x).fit()
pred1 = model1.predict(x)
print(model1.summary())
print("AIC:", model1.aic)
print("BIC:", model1.bic)
```

```
Optimization terminated successfully.
         Current function value: 0.464691
         Iterations 7
                           Logit Regression Results
==============================================================================
Dep. Variable:                     C2   No. Observations:                 2400
Model:                          Logit   Df Residuals:                     2374
```

```
Method:                           MLE   Df Model:                           25
Date:                Sun, 01 Dec 2024   Pseudo R-squ.:                  0.3219
Time:                        15:27:54   Log-Likelihood:                -1115.3
converged:                       True   LL-Null:                       -1644.8
Covariance Type:            nonrobust   LLR p-value:                 1.738e-207
==========================================================================================
                         coef    std err          z      P>|z|      [0.025      0.975]
------------------------------------------------------------------------------------------
const                  0.6244      0.279      2.241      0.025       0.078       1.170
PROPERTY_ACCID_1      -0.6215      0.149     -4.164      0.000      -0.914      -0.329
PROPERTY_ACCID_2      -1.1024      0.156     -7.064      0.000      -1.408      -0.796
STAT_DEATHS_1         -1.5502      0.241     -6.426      0.000      -2.023      -1.077
STAT_DEATHS_2         -1.0027      0.128     -7.815      0.000      -1.254      -0.751
INJURY_ACCID_2         1.4261      0.249      5.720      0.000       0.937       1.915
INJURY_ACCID_3         1.9815      0.288      6.880      0.000       1.417       2.546
VIOLATIONS_3          -1.5208      0.259     -5.879      0.000      -2.028      -1.014
WORRIED_2              0.4047      0.121      3.350      0.001       0.168       0.642
SPEED_ROLE_2           1.4471      0.258      5.609      0.000       0.941       1.953
SPEED_ROLE_3           1.1649      0.130      8.927      0.000       0.909       1.421
MOTO_RISK_1            1.8536      0.398      4.656      0.000       1.073       2.634
ACC_HIGHW_3           -1.6449      0.134    -12.237      0.000      -1.908      -1.381
ACC_HIGHW_4           -2.5449      0.156    -16.326      0.000      -2.850      -2.239
IF_ROAD_TYPE_3         0.4286      0.131      3.262      0.001       0.171       0.686
IF_TRAFFIC_1          -0.7347      0.379     -1.940      0.052      -1.477       0.007
IF_TRAFFIC_2          -1.9088      0.212     -9.017      0.000      -2.324      -1.494
IF_FREQ_1              2.4277      0.364      6.664      0.000       1.714       3.142
IF_FREQ_3             -0.3157      0.114     -2.766      0.006      -0.539      -0.092
IF_OTHERS_SPEED_2      0.4561      0.155      2.939      0.003       0.152       0.760
GENDER_1              -0.8856      0.121     -7.305      0.000      -1.123      -0.648
RLTNSHIP_1            -0.4063      0.124     -3.284      0.001      -0.649      -0.164
INCOME_3              -0.8633      0.146     -5.927      0.000      -1.149      -0.578
EDUCATION_3            1.2092      0.212      5.712      0.000       0.794       1.624
PROF_6                -1.5098      0.173     -8.746      0.000      -1.848      -1.171
CITY_1                 0.8987      0.123      7.301      0.000       0.657       1.140
==========================================================================================
AIC: 2282.5144335391606
BIC: 2432.8782579638973
```

```
roc_auc = roc_auc_score(y, pred1)
fpr, tpr, threshold = roc_curve(pd.to_numeric(y),pred1)
plt.figure()
plt.plot(fpr,tpr,color ='blue',label='ROC curve(area= %0.2f)'%(roc_auc))
plt.plot([0,1],[0,1],'r--')
plt.xlim([0.0,1.0])
plt.ylim([0.0,1.05])
plt.xlabel('False Positive Rate')
plt.ylabel('True Positive Rate')
plt.title("Receiver Operating Characteristic : Train Data")
plt.legend(loc='lower right')
plt.show()
```



1β Εναλλακτική - 1η κύρια επιλογή του ερωτήματος Γ2

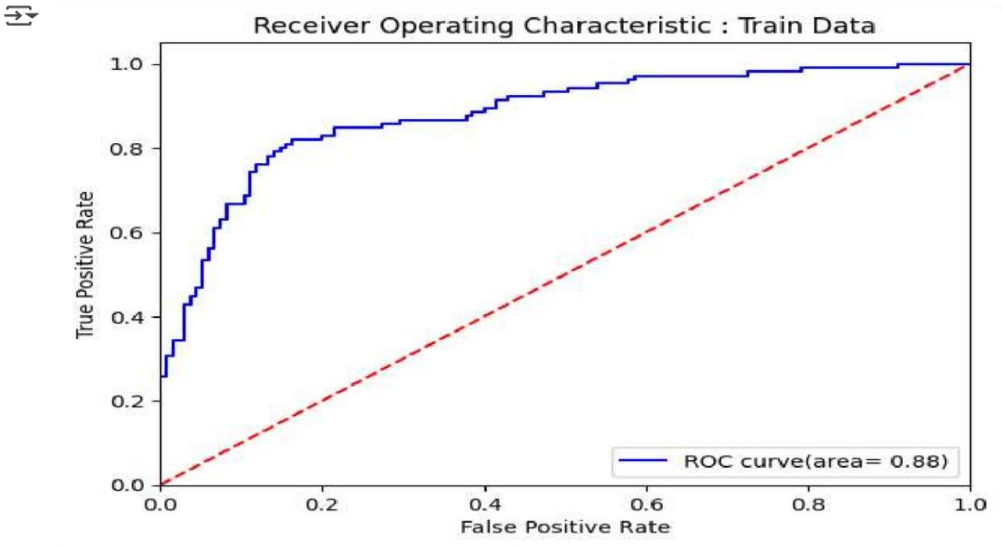
```
# Corrected column names
x = df30b[['PROPERTY_ACCID_1',
'PROPERTY_ACCID_2',
'EXP_4',
```

```
'EXP_2',
'STAT_DEATHS_1',
'STAT_DEATHS_2',
'STAT_DEATHS_3',
'INJURY_ACCID_2',
'INJURY_ACCID_3',
'VIOLATIONS_1',
'WORRIED_1',
'WORRIED_2',
'SPEED_ROLE_2',
'SPEED_ROLE_3',
'MOTO_RISK_1',
'MOTO_RISK_2',
'MOTO_RISK_3',
'ACC_HIGHW_3',
'ACC_HIGHW_2',
'ACC_HIGHW_5',
'IF_ROAD_TYPE_3',
'IF_ROAD_TYPE_1',
'IF_TRAFFIC_1',
'IF_TRAFFIC_2',
'IF_TRAFFIC_3',
'IF_FREQ_2',
'IF_FREQ_3',
'IF_FREQ_4',
'GENDER_1',
'RLTNSHIP_1',
'RLTNSHIP_2',
'INCOME_1',
'INCOME_2',
'EDUCATION_3',
'PROF_6',
'PROF_3',
'PROF_2',
'CITY_1']]

x = sm.add_constant(x)
x = x.astype(int)

y = df30b["C2"]

model1= sm.Logit(y, x).fit()
pred1 = model1.predict(x)
print(model1.summary())
print("AIC:", model1.aic)
print("BIC:", model1.bic)
```

```
Optimization terminated successfully.
         Current function value: 0.431007
         Iterations 7
                           Logit Regression Results
==============================================================================
Dep. Variable:                     C2   No. Observations:                 2400
Model:                          Logit   Df Residuals:                     2361
Method:                           MLE   Df Model:                           38
Date:                Sun, 01 Dec 2024   Pseudo R-squ.:                  0.3711
Time:                        15:27:59   Log-Likelihood:                -1034.4
converged:                       True   LL-Null:                       -1644.8
Covariance Type:            nonrobust   LLR p-value:                 1.908e-231
=====================================================================================
                        coef    std err          z      P>|z|      [0.025      0.975]
-------------------------------------------------------------------------------------
const                -4.3984      0.654     -6.728      0.000      -5.680      -3.117
PROPERTY_ACCID_1     -0.6146      0.166     -3.711      0.000      -0.939      -0.290
PROPERTY_ACCID_2     -1.1333      0.168     -6.762      0.000      -1.462      -0.805
EXP_4                 0.8463      0.172      4.931      0.000       0.510       1.183
EXP_2                 1.0339      0.184      5.629      0.000       0.674       1.394
STAT_DEATHS_1        -2.6465      0.344     -7.703      0.000      -3.320      -1.973
STAT_DEATHS_2        -1.4817      0.159     -9.315      0.000      -1.794      -1.170
STAT_DEATHS_3        -0.3606      0.154     -2.346      0.019      -0.662      -0.059
INJURY_ACCID_2        1.1621      0.276      4.217      0.000       0.622       1.702
INJURY_ACCID_3        1.8480      0.305      6.056      0.000       1.250       2.446
VIOLATIONS_1          2.4163      0.295      8.195      0.000       1.838       2.994
WORRIED_1             0.4192      0.219      1.913      0.056      -0.010       0.849
WORRIED_2             0.3111      0.137      2.269      0.023       0.042       0.580
SPEED_ROLE_2          1.2318      0.291      4.239      0.000       0.662       1.801
SPEED_ROLE_3          0.9777      0.144      6.777      0.000       0.695       1.261
MOTO_RISK_1           2.3618      0.450      5.244      0.000       1.479       3.245
MOTO_RISK_2           1.4818      0.238      6.221      0.000       1.015       1.949
MOTO_RISK_3           0.4922      0.133      3.697      0.000       0.231       0.753
ACC_HIGHW_3           0.5454      0.160      3.401      0.001       0.231       0.860
ACC_HIGHW_2           2.2265      0.179     12.425      0.000       1.875       2.578
ACC_HIGHW_5           2.3444      0.229     10.251      0.000       1.896       2.793
IF_ROAD_TYPE_3        1.1517      0.180      6.390      0.000       0.798       1.505
IF_ROAD_TYPE_1        1.0799      0.394      2.743      0.006       0.308       1.851
IF_TRAFFIC_1         -1.0926      0.390     -2.805      0.005      -1.856      -0.329
```

```
IF_TRAFFIC_2        -2.4564      0.273     -8.991      0.000      -2.992      -1.921
IF_TRAFFIC_3        -0.6431      0.163     -3.957      0.000      -0.962      -0.325
IF_FREQ_2           -1.2576      0.393     -3.197      0.001      -2.029      -0.487
IF_FREQ_3           -1.8944      0.364     -5.205      0.000      -2.608      -1.181
IF_FREQ_4           -1.6577      0.359     -4.619      0.000      -2.361      -0.954
GENDER_1            -0.7379      0.139     -5.320      0.000      -1.010      -0.466
RLTNSHIP_1          -1.0125      0.250     -4.044      0.000      -1.503      -0.522
RLTNSHIP_2          -0.5891      0.230     -2.559      0.010      -1.040      -0.138
INCOME_1             1.4865      0.184      8.099      0.000       1.127       1.846
INCOME_2             0.7019      0.169      4.151      0.000       0.370       1.033
EDUCATION_3          2.4210      0.309      7.843      0.000       1.816       3.026
PROF_6              -0.5302      0.277     -1.916      0.055      -1.073       0.012
PROF_3               1.2179      0.233      5.225      0.000       0.761       1.675
PROF_2               1.0191      0.277      3.679      0.000       0.476       1.562
CITY_1               1.1388      0.138      8.273      0.000       0.869       1.409
==============================================================================
AIC: 2146.83237718458
BIC: 2372.3781138216855
```

```
roc_auc = roc_auc_score(y, pred1)
fpr, tpr, threshold = roc_curve(pd.to_numeric(y),pred1)
plt.figure()
plt.plot(fpr,tpr,color ='blue',label='ROC curve(area= %0.2f)'%(roc_auc))
plt.plot([0,1],[0,1],'r--')
plt.xlim([0.0,1.0])
plt.ylim([0.0,1.05])
plt.xlabel('False Positive Rate')
plt.ylabel('True Positive Rate')
plt.title("Receiver Operating Characteristic : Train Data")
plt.legend(loc='lower right')
plt.show()
```



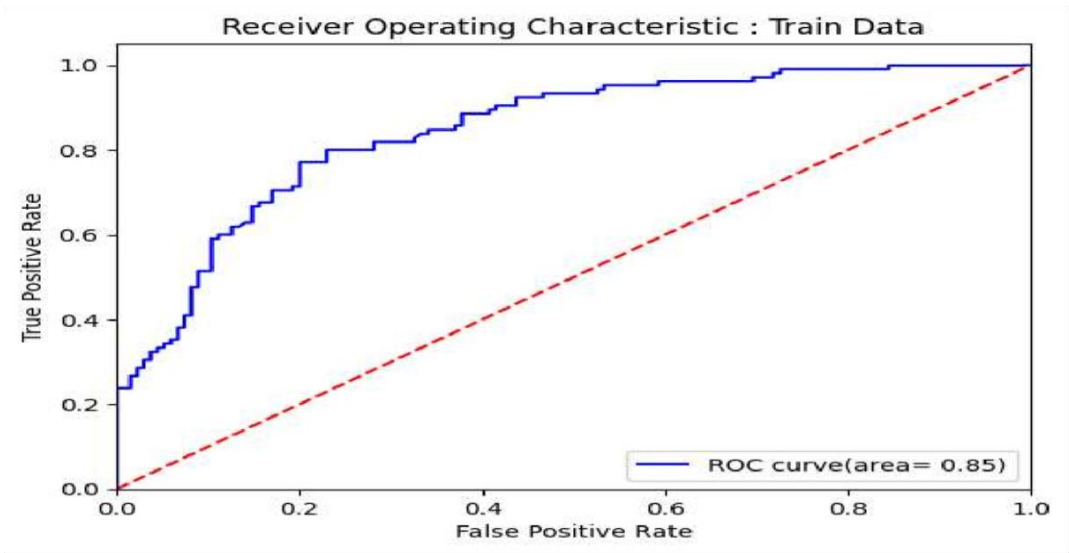
4β Εναλλακτική

```
# Corrected column names
x = df40b[['PROPERTY_ACCID_1',
'PROPERTY_ACCID_2',
'PROPERTY_ACCID_4',
'STAT_INJURIES_1',
'STAT_INJURIES_2',
'INJURY_ACCID_3',
'VIOLATIONS_3',
'WORRIED_3',
'SPEED_ROLE_2',
'SPEED_ROLE_3',
'MOTO_RISK_1',
'ACC_HIGHW_3',
'ACC_HIGHW_4',
'IF_TRAFFIC_1',
'IF_TRAFFIC_2',
'IF_FREQ_1',
'IF_FREQ_2',
'IF_FREQ_4',
'IF_OTHERS_SPEED_4',
'IF_OTHERS_SPEED_3',
```

```
'GENDER_1',
'INCOME_3',
'EDUCATION_3',
'PROF_6']]

x = sm.add_constant(x)
x = x.astype(int)

y = df40b["C2"]

model1= sm.Logit(y, x).fit()
pred1 = model1.predict(x)
print(model1.summary())
print("AIC:", model1.aic)
print("BIC:", model1.bic)
```

```
Optimization terminated successfully.
         Current function value: 0.478463
         Iterations 7
                           Logit Regression Results
==============================================================================
Dep. Variable:                     C2   No. Observations:                 2400
Model:                          Logit   Df Residuals:                     2375
Method:                           MLE   Df Model:                           24
Date:                Sun, 01 Dec 2024   Pseudo R-squ.:                  0.3018
Time:                        15:28:06   Log-Likelihood:                -1148.3
converged:                       True   LL-Null:                       -1644.8
Covariance Type:            nonrobust   LLR p-value:                 2.891e-194
==========================================================================================
                         coef    std err          z      P>|z|      [0.025      0.975]
------------------------------------------------------------------------------------------
const                  2.3782      0.233     10.217      0.000       1.922       2.834
PROPERTY_ACCID_1      -0.5503      0.146     -3.780      0.000      -0.836      -0.265
PROPERTY_ACCID_2      -1.0269      0.153     -6.732      0.000      -1.326      -0.728
PROPERTY_ACCID_4      -0.6971      0.251     -2.776      0.006      -1.189      -0.205
STAT_INJURIES_1       -1.0988      0.153     -7.186      0.000      -1.399      -0.799
STAT_INJURIES_2       -0.5712      0.132     -4.316      0.000      -0.831      -0.312
INJURY_ACCID_3         0.6176      0.188      3.285      0.001       0.249       0.986
VIOLATIONS_3          -1.4844      0.253     -5.858      0.000      -1.981      -0.988
WORRIED_3             -0.5177      0.116     -4.450      0.000      -0.746      -0.290
SPEED_ROLE_2           0.8056      0.253      3.186      0.001       0.310       1.301
SPEED_ROLE_3           0.9306      0.122      7.605      0.000       0.691       1.170
MOTO_RISK_1            1.8261      0.381      4.795      0.000       1.080       2.573
ACC_HIGHW_3           -1.7157      0.134    -12.809      0.000      -1.978      -1.453
ACC_HIGHW_4           -2.2866      0.150    -15.268      0.000      -2.580      -1.993
IF_TRAFFIC_1          -1.2828      0.383     -3.350      0.001      -2.033      -0.532
IF_TRAFFIC_2          -2.2372      0.222    -10.057      0.000      -2.673      -1.801
IF_FREQ_1              2.7577      0.353      7.804      0.000       2.065       3.450
IF_FREQ_2              0.6259      0.171      3.651      0.000       0.290       0.962
IF_FREQ_4              0.4486      0.125      3.577      0.000       0.203       0.694
IF_OTHERS_SPEED_4     -0.3556      0.175     -2.037      0.042      -0.698      -0.013
IF_OTHERS_SPEED_3     -0.3343      0.180     -1.858      0.063      -0.687       0.018
GENDER_1              -0.8930      0.117     -7.605      0.000      -1.123      -0.663
INCOME_3              -0.5299      0.129     -4.092      0.000      -0.784      -0.276
EDUCATION_3            1.2236      0.200      6.107      0.000       0.831       1.616
PROF_6                -1.4148      0.175     -8.065      0.000      -1.759      -1.071
==========================================================================================
AIC: 2346.6241495031218
BIC: 2491.204749911523
```

```
roc_auc = roc_auc_score(y, pred1)
fpr, tpr, threshold = roc_curve(pd.to_numeric(y),pred1)
plt.figure()
plt.plot(fpr,tpr,color ='blue',label='ROC curve(area= %0.2f)'%(roc_auc))
plt.plot([0,1],[0,1],'r--')
plt.xlim([0.0,1.0])
plt.ylim([0.0,1.05])
plt.xlabel('False Positive Rate')
plt.ylabel('True Positive Rate')
plt.title("Receiver Operating Characteristic : Train Data")
plt.legend(loc='lower right')
plt.show()
```



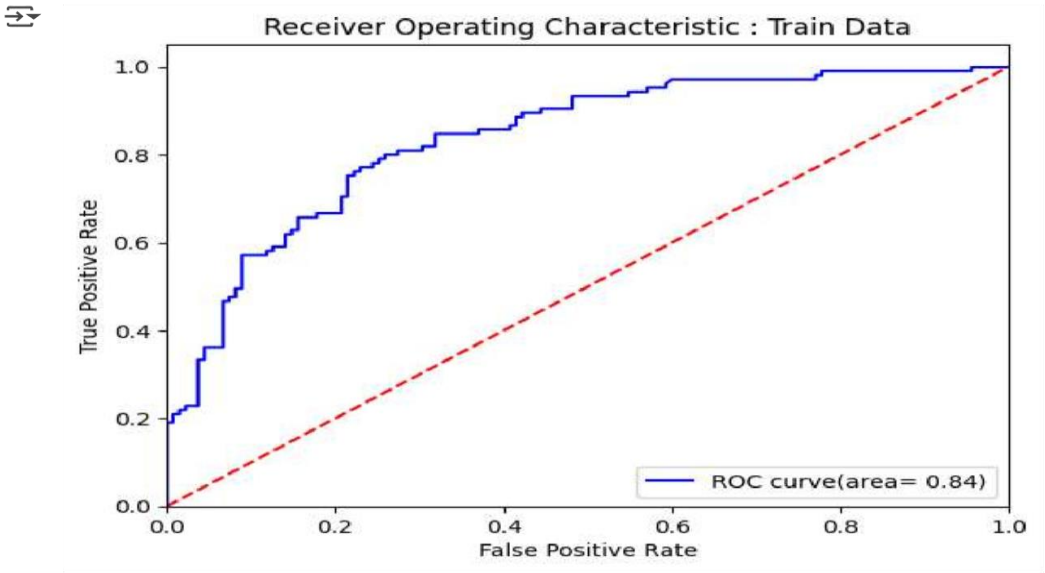
5β Εναλλακτική

```
# Corrected column names
x = df50b[['PROPERTY_ACCID_1',
'PROPERTY_ACCID_2',
'EXP_2',
'EXP_3',
'AGE_1',
'STAT_DEATHS_1',
'STAT_DEATHS_2',
'INJURY_ACCID_4',
'INJURY_ACCID_3',
'VIOLATIONS_3',
'WORRIED_2',
'WORRIED_1',
'SPEED_ROLE_2',
'SPEED_ROLE_3',
'MOTO_RISK_1',
'ACC_HIGHW_3',
'ACC_HIGHW_4',
'ACC_HIGHW_5',
'IF_ROAD_TYPE_2',
'IF_TRAFFIC_1',
'IF_TRAFFIC_2',
'IF_FREQ_4',
'IF_FREQ_3',
'IF_OTHERS_SPEED_2',
'GENDER_1',
'INCOME_1',
'EDUCATION_3',
'EDUCATION_4',
'PROF_5']]

x = sm.add_constant(x)
x = x.astype(int)

y = df50b["C2"]

model1= sm.Logit(y, x).fit()
pred1 = model1.predict(x)
print(model1.summary())
print("AIC:", model1.aic)
print("BIC:", model1.bic)
```

```
Optimization terminated successfully.
         Current function value: 0.492146
         Iterations 7
                           Logit Regression Results
==============================================================================
Dep. Variable:                     C2   No. Observations:                 2400
Model:                          Logit   Df Residuals:                     2370
Method:                           MLE   Df Model:                           29
Date:                Sun, 01 Dec 2024   Pseudo R-squ.:                  0.2819
Time:                        15:28:10   Log-Likelihood:                -1181.2
converged:                       True   LL-Null:                       -1644.8
```

```
Covariance Type:            nonrobust   LLR p-value:                 2.003e-176
==============================================================================================
                          coef    std err          z      P>|z|      [0.025      0.975]
----------------------------------------------------------------------------------------------
const                   2.1483      0.232      9.278      0.000       1.695       2.602
PROPERTY_ACCID_1       -1.0402      0.147     -7.090      0.000      -1.328      -0.753
PROPERTY_ACCID_2       -1.2777      0.150     -8.524      0.000      -1.571      -0.984
EXP_2                   0.5285      0.136      3.882      0.000       0.262       0.795
EXP_3                  -0.4407      0.183     -2.405      0.016      -0.800      -0.082
AGE_1                   0.3296      0.169      1.955      0.051      -0.001       0.660
STAT_DEATHS_1          -1.3063      0.224     -5.821      0.000      -1.746      -0.866
STAT_DEATHS_2          -0.9706      0.125     -7.775      0.000      -1.215      -0.726
INJURY_ACCID_4         -0.5957      0.291     -2.046      0.041      -1.166      -0.025
INJURY_ACCID_3          0.4091      0.200      2.046      0.041       0.017       0.801
VIOLATIONS_3           -1.5331      0.275     -5.578      0.000      -2.072      -0.994
WORRIED_2               0.3119      0.121      2.568      0.010       0.074       0.550
WORRIED_1               0.5194      0.189      2.747      0.006       0.149       0.890
SPEED_ROLE_2            1.3411      0.270      4.961      0.000       0.811       1.871
SPEED_ROLE_3            0.7615      0.120      6.356      0.000       0.527       0.996
MOTO_RISK_1             1.2615      0.383      3.295      0.001       0.511       2.012
ACC_HIGHW_3            -1.7608      0.153    -11.505      0.000      -2.061      -1.461
ACC_HIGHW_4            -1.9547      0.156    -12.535      0.000      -2.260      -1.649
ACC_HIGHW_5            -0.4781      0.188     -2.540      0.011      -0.847      -0.109
IF_ROAD_TYPE_2         -0.6394      0.254     -2.516      0.012      -1.137      -0.141
IF_TRAFFIC_1           -0.9710      0.381     -2.548      0.011      -1.718      -0.224
IF_TRAFFIC_2           -1.9428      0.224     -8.670      0.000      -2.382      -1.504
IF_FREQ_4              -0.3687      0.165     -2.228      0.026      -0.693      -0.044
IF_FREQ_3              -0.7174      0.158     -4.548      0.000      -1.027      -0.408
IF_OTHERS_SPEED_2       0.4987      0.163      3.056      0.002       0.179       0.818
GENDER_1               -0.8722      0.121     -7.187      0.000      -1.110      -0.634
INCOME_1                0.5385      0.123      4.391      0.000       0.298       0.779
EDUCATION_3             1.2224      0.220      5.557      0.000       0.791       1.654
EDUCATION_4             0.3564      0.117      3.041      0.002       0.127       0.586
PROF_5                 -0.7010      0.246     -2.855      0.004      -1.182      -0.220
==============================================================================================
AIC: 2422.30019446591
BIC: 2595.7969149559913
```

```
roc_auc = roc_auc_score(y, pred1)
fpr, tpr, threshold = roc_curve(pd.to_numeric(y),pred1)
plt.figure()
plt.plot(fpr,tpr,color ='blue',label='ROC curve(area= %0.2f)'%(roc_auc))
plt.plot([0,1],[0,1],'r--')
plt.xlim([0.0,1.0])
plt.ylim([0.0,1.05])
plt.xlabel('False Positive Rate')
plt.ylabel('True Positive Rate')
plt.title("Receiver Operating Characteristic : Train Data")
plt.legend(loc='lower right')
plt.show()
```



6β Εναλλακτική

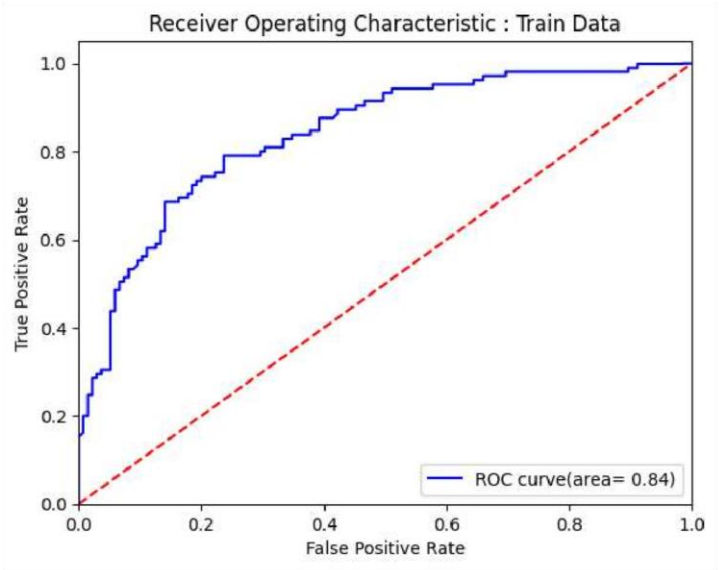
```
# Corrected column names
x = df60b[['PROPERTY_ACCID_1',
'PROPERTY_ACCID_2',
'EXP_2',
```

```
'EXP_1',
'AGE_2',
'STAT_INJURIES_2',
'STAT_INJURIES_1',
'INJURY_ACCID_2',
'INJURY_ACCID_3',
'VIOLATIONS_3',
'WORRIED_2',
'WORRIED_1',
'SPEED_ROLE_2',
'SPEED_ROLE_3',
'MOTO_RISK_1',
'ACC_HIGHW_3',
'ACC_HIGHW_4',
'ACC_HIGHW_5',
'IF_TRAFFIC_1',
'IF_TRAFFIC_2',
'IF_FREQ_1',
'IF_FREQ_2',
'IF_OTHERS_SPEED_1',
'GENDER_1',
'INCOME_1',
'EDUCATION_3',
'PROF_3']]

x = sm.add_constant(x)
x = x.astype(int)

y = df60b["C2"]

model1= sm.Logit(y, x).fit()
pred1 = model1.predict(x)
print(model1.summary())
print("AIC:", model1.aic)
print("BIC:", model1.bic)
```

```
Optimization terminated successfully.
         Current function value: 0.487791
         Iterations 7
                           Logit Regression Results
==============================================================================
Dep. Variable:                     C2   No. Observations:                 2400
Model:                          Logit   Df Residuals:                     2372
Method:                           MLE   Df Model:                           27
Date:                Sun, 01 Dec 2024   Pseudo R-squ.:                  0.2882
Time:                        15:28:14   Log-Likelihood:                -1170.7
converged:                       True   LL-Null:                       -1644.8
Covariance Type:            nonrobust   LLR p-value:                 2.220e-182
=========================================================================================
                            coef    std err          z      P>|z|      [0.025      0.975]
-----------------------------------------------------------------------------------------
const                     0.5154      0.294      1.751      0.080      -0.061       1.092
PROPERTY_ACCID_1         -0.8033      0.155     -5.196      0.000      -1.106      -0.500
PROPERTY_ACCID_2         -1.1633      0.152     -7.667      0.000      -1.461      -0.866
EXP_2                     0.2873      0.151      1.902      0.057      -0.009       0.583
EXP_1                    -0.3761      0.173     -2.169      0.030      -0.716      -0.036
AGE_2                     0.2570      0.131      1.965      0.049       0.001       0.513
STAT_INJURIES_2          -0.4852      0.133     -3.641      0.000      -0.746      -0.224
STAT_INJURIES_1          -1.0258      0.154     -6.651      0.000      -1.328      -0.724
INJURY_ACCID_2            0.4862      0.250      1.947      0.052      -0.003       0.976
INJURY_ACCID_3            1.0735      0.281      3.822      0.000       0.523       1.624
VIOLATIONS_3             -1.6605      0.258     -6.442      0.000      -2.166      -1.155
WORRIED_2                 0.3584      0.123      2.912      0.004       0.117       0.600
WORRIED_1                 0.4075      0.180      2.266      0.023       0.055       0.760
SPEED_ROLE_2              0.9275      0.271      3.417      0.001       0.396       1.459
SPEED_ROLE_3              0.6731      0.122      5.539      0.000       0.435       0.911
MOTO_RISK_1               1.7265      0.387      4.458      0.000       0.967       2.486
ACC_HIGHW_3              -1.6344      0.153    -10.668      0.000      -1.935      -1.334
ACC_HIGHW_4              -2.1034      0.158    -13.291      0.000      -2.414      -1.793
ACC_HIGHW_5              -0.3636      0.189     -1.928      0.054      -0.733       0.006
IF_TRAFFIC_1             -1.1023      0.384     -2.869      0.004      -1.855      -0.349
IF_TRAFFIC_2             -2.2336      0.232     -9.646      0.000      -2.687      -1.780
IF_FREQ_1                 2.4356      0.319      7.623      0.000       1.809       3.062
IF_FREQ_2                 0.4626      0.161      2.873      0.004       0.147       0.778
IF_OTHERS_SPEED_1         0.6810      0.364      1.872      0.061      -0.032       1.394
GENDER_1                 -0.6813      0.122     -5.562      0.000      -0.921      -0.441
INCOME_1                  0.5983      0.121      4.926      0.000       0.360       0.836
EDUCATION_3               2.0087      0.236      8.523      0.000       1.547       2.471
PROF_3                    0.5700      0.117      4.883      0.000       0.341       0.799
=========================================================================================
AIC: 2397.3963021195677
BIC: 2559.326574576977
```

```
roc_auc = roc_auc_score(y, pred1)
fpr, tpr, threshold = roc_curve(pd.to_numeric(y),pred1)
plt.figure()
```

```
plt.plot(fpr,tpr,color ='blue',label='ROC curve(area= %0.2f)'%(roc_auc))
plt.plot([0,1],[0,1],'r--')
plt.xlim([0.0,1.0])
plt.ylim([0.0,1.05])
plt.xlabel('False Positive Rate')
plt.ylabel('True Positive Rate')
plt.title("Receiver Operating Characteristic : Train Data")
plt.legend(loc='lower right')
plt.show()
```



ΠΟΛΥΩΝΥΜΙΚΟ ΜΟΝΤΕΛΟ

```
import pandas as pd
import numpy as np
from matplotlib import pyplot as plt
import seaborn as sns
import scipy as scp
from patsy import dmatrices
%matplotlib inline
from matplotlib import colors as mcolors
import statsmodels.formula.api as smf
import statsmodels.api as sm
import io
import os
import statsmodels.api as sm
from sklearn.preprocessing import PolynomialFeatures
```

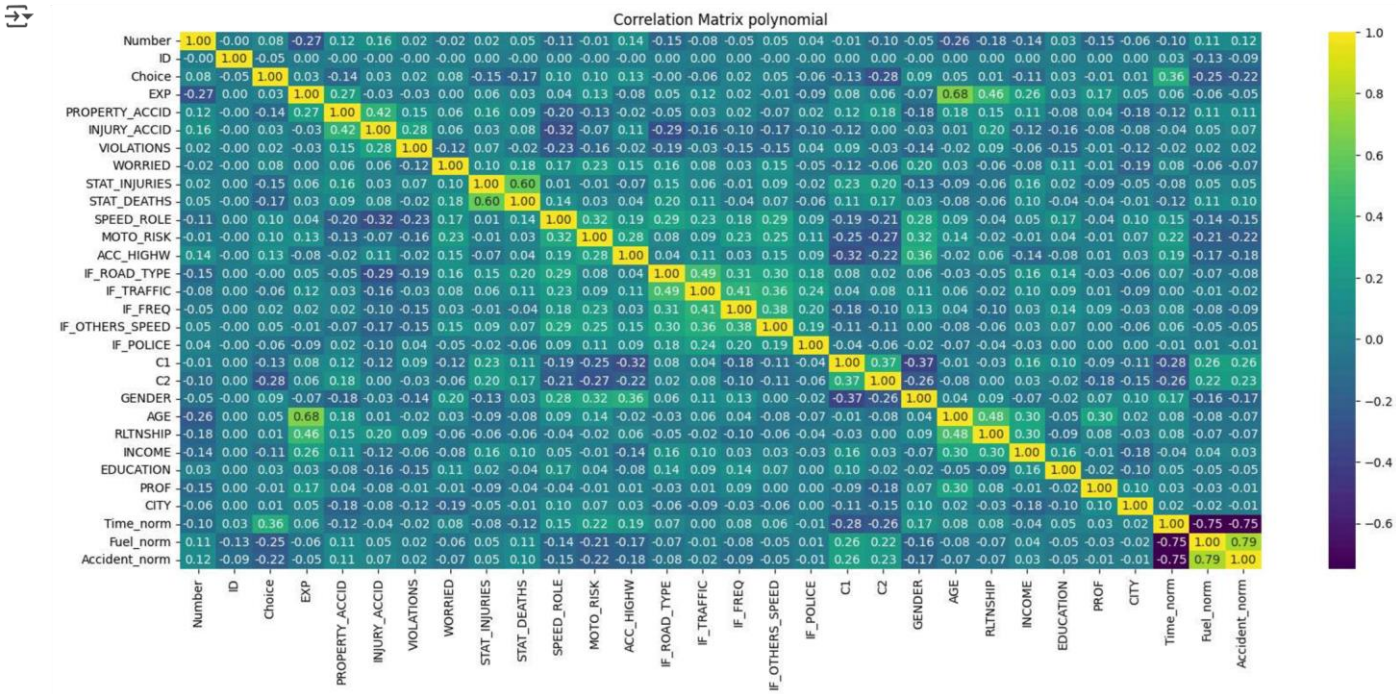
```
df = pd.read_excel('dataset_nikolaou-v1.xlsx')
df.head(10)
```

	Number	ID	Choice	Time1	Time2	Time3	Fuel1	Fuel2	Fuel3	Accident1	...	IF_POLICE	C1	C2	GENDER	AGE	RLTNSHIP	INCOME	EDU
0	1	1	2	14	7	0	6	3	0	30	...	3	0	1	1	4	2	2	
1	1	2	0	21	14	0	9	3	0	50	...	3	0	1	1	4	2	2	
2	1	3	1	21	7	0	9	3	0	50	...	3	0	1	1	4	2	2	
3	1	4	2	21	14	0	3	3	0	30	...	3	0	1	1	4	2	2	
4	1	5	0	7	7	0	6	3	0	50	...	3	0	1	1	4	2	2	
5	1	6	1	14	7	0	9	3	0	30	...	3	0	1	1	4	2	2	
6	1	7	2	21	21	0	6	6	0	50	...	3	0	1	1	4	2	2	
7	1	8	0	14	7	0	3	3	0	50	...	3	0	1	1	4	2	2	
8	1	9	1	21	14	0	9	3	0	50	...	3	0	1	1	4	2	2	
9	1	10	0	14	7	0	9	6	0	50	...	3	0	1	1	4	2	2	

10 rows × 36 columns

```
df = df.dropna()
```

```
#changed the line
df.loc[df['Choice'] == 1, 'Time'] = df['Time1']
df.loc[df['Choice'] == 2, 'Time'] = df['Time2']
df.loc[df['Choice'] == 0, 'Time'] = df['Time3']

#changed the line
df.loc[df['Choice'] == 1, 'Fuel'] = df['Fuel1']
df.loc[df['Choice'] == 2, 'Fuel'] = df['Fuel2']
df.loc[df['Choice'] == 0, 'Fuel'] = df['Fuel3']

#changed the line
df.loc[df['Choice'] == 1, 'Accident'] = df['Accident1']
df.loc[df['Choice'] == 2, 'Accident'] = df['Accident2']
df.loc[df['Choice'] == 0, 'Accident'] = df['Accident3']

cols = ['Time','Fuel','Accident']
df[cols] = df[cols].fillna(0).astype(np.int64)
df['Accident'] = df['Accident'] * (-1)
df['Fuel'] = df['Fuel'] * (-1)

df['Time_norm']= (df['Time']- df['Time'].min())/(df['Time'].max()- df['Time'].min())
df['Fuel_norm']= (df['Fuel']- df['Fuel'].min())/(df['Fuel'].max()- df['Fuel'].min())
df['Accident_norm']= (df['Accident']- df['Accident'].min())/(df['Accident'].max()- df['Accident'].min())


dataset_polynomial = df.drop(['Time3','Fuel3','Accident3','Time1','Fuel1','Accident1','Time2','Fuel2','Accident2','Time','Fu
dataset_corr_polynomial = dataset_polynomial.corr()
os.getcwd()
dataset_corr_polynomial.to_excel('Correlationpolynomail.xlsx',index=False,header=True)
plt.figure(figsize=(20, 8))
sns.heatmap(dataset_corr_polynomial, annot=True, cmap='viridis', fmt=".2f")
plt.title('Correlation Matrix polynomial')
plt.show()
```



```
                                ,

df = df.drop(['Number', 'ID', 'C1' 'C2', 'AGE', 'RLTNSHIP', 'STAT_DEATHS', 'IF_TRAFFIC',
                    'Time1', 'Time2', 'Time3', 'Fuel1', 'Fuel2', 'Fuel3', 'Accident1', 'Accident2', 'Accident3',
              ], axis=1)

#'Time', 'Fuel', 'Accident'


df.info()
```

```
<class 'pandas.core.frame.DataFrame'>
RangeIndex: 2400 entries, 0 to 2399
Data columns (total 25 columns):
 #   Column           Non-Null Count  Dtype
---  ------           --------------  -----
 0   Choice           2400 non-null   int64
 1   EXP              2400 non-null   int64
 2   PROPERTY_ACCID   2400 non-null   int64
 3   INJURY_ACCID     2400 non-null   int64
 4   VIOLATIONS       2400 non-null   int64
 5   WORRIED          2400 non-null   int64
 6   STAT_INJURIES    2400 non-null   int64
 7   SPEED_ROLE       2400 non-null   int64
 8   MOTO_RISK        2400 non-null   int64
 9   ACC_HIGHW        2400 non-null   int64
 10  IF_ROAD_TYPE     2400 non-null   int64
 11  IF_FREQ          2400 non-null   int64
 12  IF_OTHERS_SPEED  2400 non-null   int64
 13  IF_POLICE        2400 non-null   int64
 14  GENDER           2400 non-null   int64
 15  INCOME           2400 non-null   int64
 16  EDUCATION        2400 non-null   int64
 17  PROF             2400 non-null   int64
 18  CITY             2400 non-null   int64
 19  Time             2400 non-null   int64
 20  Fuel             2400 non-null   int64
 21  Accident         2400 non-null   int64
 22  Time_norm        2400 non-null   float64
 23  Fuel_norm        2400 non-null   float64
 24  Accident_norm    2400 non-null   float64
dtypes: float64(3), int64(22)
memory usage: 468.9 KB
```

```
df1 = pd.get_dummies(df, columns=['EXP','PROPERTY_ACCID', 'INJURY_ACCID', 'VIOLATIONS','WORRIED','STAT_INJURIES','SPEED_ROLE
                                  'ACC_HIGHW','IF_ROAD_TYPE','IF_FREQ','IF_OTHERS_SPEED','IF_POLICE','GENDER','INCOME','EDUC
```

```
df1
```

	Choice	Time	Fuel	Accident	Time_norm	Fuel_norm	Accident_norm	EXP_1	EXP_2	EXP_3	...	EDUCATION_5	EDUCATION_6	PROF_1
0	2	7	-3	-30	0.333333	0.666667	0.4	True	False	False	...	False	False	False
1	0	0	0	0	0.000000	1.000000	1.0	True	False	False	...	False	False	False
2	1	21	-9	-50	1.000000	0.000000	0.0	True	False	False	...	False	False	False
3	2	14	-3	-10	0.666667	0.666667	0.8	True	False	False	...	False	False	False
4	0	0	0	0	0.000000	1.000000	1.0	True	False	False	...	False	False	False
...	...	...	...	...	...	...	...	...	...	...	...	...	...	...
2395	1	14	-9	-30	0.666667	0.000000	0.4	True	False	False	...	False	False	True
2396	2	21	-6	-30	1.000000	0.333333	0.4	True	False	False	...	False	False	True
2397	1	14	-3	-50	0.666667	0.666667	0.0	True	False	False	...	False	False	True
2398	2	14	-3	-30	0.666667	0.666667	0.4	True	False	False	...	False	False	True
2399	2	7	-6	-10	0.333333	0.333333	0.8	True	False	False	...	False	False	True

2400 rows × 79 columns

```
df1 = df1.replace({True: 0, False: 1})
```

```
<ipython-input-57-81c1bed9c43b>:1: FutureWarning: Downcasting behavior in `replace` is deprecated and will be removed in
  df1 = df1.replace({True: 0, False: 1})
```

```
df1 = df1.replace({3.0:0, 1.0: 1,2.0: 2})
```

```
df1.columns
```

```
Index(['Choice', 'Time', 'Fuel', 'Accident', 'Time_norm', 'Fuel_norm',
       'Accident_norm', 'EXP_1', 'EXP_2', 'EXP_3', 'EXP_4', 'PROPERTY_ACCID_1',
       'PROPERTY_ACCID_2', 'PROPERTY_ACCID_3', 'PROPERTY_ACCID_4',
```

```
       'PROPERTY_ACCID_5', 'INJURY_ACCID_2', 'INJURY_ACCID_3',
       'INJURY_ACCID_4', 'INJURY_ACCID_5', 'VIOLATIONS_1', 'VIOLATIONS_3',
       'VIOLATIONS_4', 'WORRIED_1', 'WORRIED_2', 'WORRIED_3', 'WORRIED_4',
       'STAT_INJURIES_1', 'STAT_INJURIES_2', 'STAT_INJURIES_3',
       'STAT_INJURIES_4', 'STAT_INJURIES_5', 'SPEED_ROLE_1', 'SPEED_ROLE_2',
       'SPEED_ROLE_3', 'SPEED_ROLE_4', 'MOTO_RISK_1', 'MOTO_RISK_2',
       'MOTO_RISK_3', 'MOTO_RISK_4', 'ACC_HIGHW_2', 'ACC_HIGHW_3',
       'ACC_HIGHW_4', 'ACC_HIGHW_5', 'IF_ROAD_TYPE_1', 'IF_ROAD_TYPE_2',
       'IF_ROAD_TYPE_3', 'IF_ROAD_TYPE_4', 'IF_FREQ_1', 'IF_FREQ_2',
       'IF_FREQ_3', 'IF_FREQ_4', 'IF_OTHERS_SPEED_1', 'IF_OTHERS_SPEED_2',
       'IF_OTHERS_SPEED_3', 'IF_OTHERS_SPEED_4', 'IF_POLICE_1', 'IF_POLICE_2',
       'IF_POLICE_3', 'IF_POLICE_4', 'GENDER_0', 'GENDER_1', 'INCOME_1',
       'INCOME_2', 'INCOME_3', 'EDUCATION_1', 'EDUCATION_2', 'EDUCATION_3',
       'EDUCATION_4', 'EDUCATION_5', 'EDUCATION_6', 'PROF_1', 'PROF_2',
       'PROF_3', 'PROF_4', 'PROF_5', 'PROF_6', 'CITY_1', 'CITY_2'],
      dtype='object')
```

Version - powell method

```
# Step 1: Create Polynomial Features for Time_norm, Fuel_norm, and Accident_norm
poly = PolynomialFeatures(degree=1, include_bias=False)
x_poly = poly.fit_transform(df1[['Time', 'Fuel_norm']])

# Convert the polynomial features into a DataFrame for easier handling
x_poly_df = pd.DataFrame(x_poly, columns=poly.get_feature_names_out(['Time']))

# Step 2: Combine with Other Selected Variables categorical
#x1_selected = df1[['IF_OTHERS_SPEED_5.0']]

# Combine selected variables with polynomial features
x1_pol_a = pd.concat([x1_selected, x_poly_df], axis=1)

# Step 3: Fit the Polynomial Logistic Regression Model

x1_pol_a = sm.add_constant(x1_pol_a)
y1_pol_a = df1["Choice"]

y1_pol_a = y1_pol_a.astype('category')
y1_pol_a = y1_pol_a.cat.reorder_categories([0, 1, 2], ordered=True)

model1_pol_a = sm.MNLogit(y1_pol_a, sm.add_constant(x1_pol_a)).fit(method='powell', maxiter=100)

# Step 4: Model Summary
print(model1_pol_a.summary())
```

```
---------------------------------------------------------------------------
ValueError                                Traceback (most recent call last)
<ipython-input-58-1211285b2818> in <cell line: 6>()
      4
      5 # Convert the polynomial features into a DataFrame for easier handling
----> 6 x_poly_df = pd.DataFrame(x_poly, columns=poly.get_feature_names_out(['Time']))
      7
      8 # Step 2: Combine with Other Selected Variables categorical

                              1 frames
/usr/local/lib/python3.10/dist-packages/sklearn/utils/validation.py in _check_feature_names_in(estimator, input_features,
generate_names)
   2328             feature_names_in_, input_features
   2329         ):
-> 2330             raise ValueError("input_features is not equal to feature_names_in_")
   2331
   2332         if n_features_in_ is not None and len(input_features) != n_features_in_:

ValueError: input_features is not equal to feature_names_in_
```

MN method

```
# Step 1: Create Polynomial Features for Time_norm, Fuel_norm, and Accident_norm
poly = PolynomialFeatures(degree=1, include_bias=False)
x_poly = poly.fit_transform(df1[['Time']])

# Convert the polynomial features into a DataFrame for easier handling
x_poly_df = pd.DataFrame(x_poly, columns=poly.get_feature_names_out(['Time']))

# Step 2: Combine with Other Selected Variables
x1_selected = df1[['IF_OTHERS_SPEED_4']]

# Combine selected variables with polynomial features
x1_pol_a = pd.concat([x1_selected, x_poly_df], axis=1)

# Step 3: Fit the Polynomial Logistic Regression Model
```

```
x1_pol_a = sm add_constant(x1_pol_a)
y1_pol_a = df1["Choice"]

y1_pol_a = y1_pol_a.astype('category')
y1_pol_a = y1_pol_a.cat.reorder_categories([0, 1, 2], ordered=True)

model1_pol_a = sm.MNLogit(y1_pol_a, sm.add_constant(x1_pol_a)).fit(method='nm', maxiter=100)

# Step 4: Model Summary
print(model1_pol_a.summary())
```

```
                          MNLogit Regression Results
==============================================================================
Dep. Variable:                 Choice   No. Observations:                 2400
Model:                        MNLogit   Df Residuals:                     2394
Method:                           MLE   Df Model:                            4
Date:                Sun, 01 Dec 2024   Pseudo R-squ.:                  0.3144
Time:                        15:28:41   Log-Likelihood:                -1718.9
converged:                       False   LL-Null:                       -2507.0
Covariance Type:            nonrobust   LLR p-value:                     0.000
==================================================================================
         Choice=1       coef    std err          z      P>|z|      [0.025      0.975]
----------------------------------------------------------------------------------
const                -0.2302      0.146     -1.576      0.115      -0.517       0.056
IF_OTHERS_SPEED_4     0.1028      0.188      0.547      0.584      -0.266       0.471
Time                  0.6218      0.059     10.460      0.000       0.505       0.738
----------------------------------------------------------------------------------
         Choice=2       coef    std err          z      P>|z|      [0.025      0.975]
----------------------------------------------------------------------------------
const                -0.2225      0.146     -1.523      0.128      -0.509       0.064
IF_OTHERS_SPEED_4    -0.3708      0.190     -1.948      0.051      -0.744       0.002
Time                  0.5903      0.059      9.927      0.000       0.474       0.707
==================================================================================
/usr/local/lib/python3.10/dist-packages/statsmodels/base/optimizer.py:737: RuntimeWarning: Maximum number of iterations l
  retvals = optimize.fmin(f, start_params, args=fargs, xtol=xtol,
/usr/local/lib/python3.10/dist-packages/statsmodels/base/model.py:607: ConvergenceWarning: Maximum Likelihood optimizati
  warnings.warn("Maximum Likelihood optimization failed to "
```

```
# Step 1: Create Polynomial Features for Time_norm, Fuel_norm, and Accident_norm
poly = PolynomialFeatures(degree=1, include_bias=False)
x_poly = poly.fit_transform(df1[['Time_norm','Fuel_norm','Accident_norm']])

# Convert the polynomial features into a DataFrame for easier handling
x_poly_df = pd.DataFrame(x_poly, columns=poly.get_feature_names_out(['Time_norm','Fuel_norm','Accident_norm']))

# Step 2: Combine with Other Selected Variables
#x1_selected = df1[['Fuel_norm','Accident_norm']]

# Combine selected variables with polynomial features
x1_pol_a = pd.concat([x_poly_df], axis=1) #x1_selected,

# Step 3: Fit the Polynomial Logistic Regression Model

x1_pol_a = sm.add_constant(x1_pol_a)
y1_pol_a = df1["Choice"]

y1_pol_a = y1_pol_a.astype('category')
y1_pol_a = y1_pol_a.cat.reorder_categories([0, 1, 2], ordered=True)

model1_pol_a = sm.MNLogit(y1_pol_a, sm.add_constant(x1_pol_a)).fit(method='nm', maxiter=100)

# Step 4: Model Summary
print(model1_pol_a.summary())
```

```
                          MNLogit Regression Results
==============================================================================
Dep. Variable:                 Choice   No. Observations:                 2400
Model:                        MNLogit   Df Residuals:                     2392
Method:                           MLE   Df Model:                            6
Date:                Sun, 01 Dec 2024   Pseudo R-squ.:                  0.2171
Time:                        15:28:45   Log-Likelihood:                -1962.7
converged:                       False   LL-Null:                       -2507.0
Covariance Type:            nonrobust   LLR p-value:                 5.879e-232
=====================================================================================
     Choice=1       coef    std err          z      P>|z|      [0.025      0.975]
-------------------------------------------------------------------------------------
const             1.5859      0.256      6.191      0.000       1.084       2.088
Time_norm         1.1500      0.248      4.632      0.000       0.663       1.637
Fuel_norm        -1.5997      0.284     -5.638      0.000      -2.156      -1.044
Accident_norm    -1.1346      0.238     -4.764      0.000      -1.601      -0.668
-------------------------------------------------------------------------------------
     Choice=2       coef    std err          z      P>|z|      [0.025      0.975]
-------------------------------------------------------------------------------------
const            -0.6465      0.368     -1.757      0.079      -1.367       0.074
Time_norm        -0.3783      0.330     -1.147      0.252      -1.025       0.268
```

```
Fuel_norm          0.8455      0.412      2.052      0.040       0.038       1.653
Accident_norm     -0.0319      0.312     -0.102      0.919      -0.643       0.579
==============================================================================
/usr/local/lib/python3.10/dist-packages/statsmodels/base/optimizer.py:737: RuntimeWarning: Maximum number of iterations l
  retvals = optimize.fmin(f, start_params, args=fargs, xtol=xtol,
/usr/local/lib/python3.10/dist-packages/statsmodels/base/model.py:607: ConvergenceWarning: Maximum Likelihood optimizati
  warnings.warn("Maximum Likelihood optimization failed to "
```

```
# Step 1: Create Polynomial Features for Time_norm, Fuel_norm, and Accident_norm
poly = PolynomialFeatures(degree=1, include_bias=False)
x_poly = poly.fit_transform(df1[['Fuel_norm','Accident_norm']])

# Convert the polynomial features into a DataFrame for easier handling
x_poly_df = pd.DataFrame(x_poly, columns=poly.get_feature_names_out(['Fuel_norm', 'Accident_norm']))

# Step 2: Combine with Other Selected Variables
#x1_selected = df1[['Time_norm','Accident_norm']]

# Combine selected variables with polynomial features
x1_pol_a = pd.concat([x_poly_df], axis=1)
#x1_selected,
# Step 3: Fit the Polynomial Logistic Regression Model

x1_pol_a = sm.add_constant(x1_pol_a)
y1_pol_a = df1["Choice"]

y1_pol_a = y1_pol_a.astype('category')
y1_pol_a = y1_pol_a.cat.reorder_categories([0, 1, 2], ordered=True)

model1_pol_a = sm.MNLogit(y1_pol_a, sm.add_constant(x1_pol_a)).fit(method='nm', maxiter=100)

# Step 4: Model Summary
print(model1_pol_a.summary())
```

```
                          MNLogit Regression Results
==============================================================================
Dep. Variable:                 Choice   No. Observations:                 2400
Model:                        MNLogit   Df Residuals:                     2394
Method:                           MLE   Df Model:                            4
Date:                Sun, 01 Dec 2024   Pseudo R-squ.:                  0.2695
Time:                        15:28:47   Log-Likelihood:                -1831.3
converged:                       False   LL-Null:                       -2507.0
Covariance Type:            nonrobust   LLR p-value:                 2.321e-291
==============================================================================
     Choice=1       coef    std err          z      P>|z|      [0.025      0.975]
------------------------------------------------------------------------------
const             2.4738      0.119     20.704      0.000       2.240       2.708
Fuel_norm         0.0414      0.263      0.158      0.875      -0.474       0.557
Accident_norm    -4.2659      0.267    -15.952      0.000      -4.790      -3.742
------------------------------------------------------------------------------
     Choice=2       coef    std err          z      P>|z|      [0.025      0.975]
------------------------------------------------------------------------------
const            -1.3274      0.169     -7.859      0.000      -1.658      -0.996
Fuel_norm         1.9207      0.324      5.926      0.000       1.285       2.556
Accident_norm     0.3389      0.296      1.144      0.253      -0.242       0.919
==============================================================================
/usr/local/lib/python3.10/dist-packages/statsmodels/base/optimizer.py:737: RuntimeWarning: Maximum number of iterations l
  retvals = optimize.fmin(f, start_params, args=fargs, xtol=xtol,
/usr/local/lib/python3.10/dist-packages/statsmodels/base/model.py:607: ConvergenceWarning: Maximum Likelihood optimizati
  warnings.warn("Maximum Likelihood optimization failed to "
```

```
# Step 1: Create Polynomial Features for Time_norm, Fuel_norm, and Accident_norm
poly = PolynomialFeatures(degree=1, include_bias=False)
x_poly = poly.fit_transform(df1[['Time_norm','Fuel_norm']])

# Convert the polynomial features into a DataFrame for easier handling
x_poly_df = pd.DataFrame(x_poly, columns=poly.get_feature_names_out(['Time_norm','Fuel_norm']))

# Step 2: Combine with Other Selected Variables
#x1_selected = df1[['Fuel_norm','Accident_norm']]

# Combine selected variables with polynomial features
x1_pol_a = pd.concat([x_poly_df], axis=1) #x1_selected,

# Step 3: Fit the Polynomial Logistic Regression Model

x1_pol_a = sm.add_constant(x1_pol_a)
y1_pol_a = df1["Choice"]

y1_pol_a = y1_pol_a.astype('category')
y1_pol_a = y1_pol_a.cat.reorder_categories([0, 1, 2], ordered=True)
```

```
model1_pol_a = sm.MNLogit(y1_pol_a  sm.add_constant(x1_pol_a)).fit(method='nm', maxiter=100)

# Step 4: Model Summary
print(model1_pol_a.summary())
```

```
                          MNLogit Regression Results
==============================================================================
Dep. Variable:                 Choice   No. Observations:                 2400
Model:                        MNLogit   Df Residuals:                     2394
Method:                           MLE   Df Model:                            4
Date:                Sun, 01 Dec 2024   Pseudo R-squ.:                0.003963
Time:                        15:28:49   Log-Likelihood:                -2497.1
converged:                       False   LL-Null:                       -2507.0
Covariance Type:            nonrobust   LLR p-value:                 0.0005300
==============================================================================
  Choice=1       coef    std err          z      P>|z|      [0.025      0.975]
------------------------------------------------------------------------------
const          0.3452      0.198      1.742      0.081      -0.043       0.733
Time_norm      0.3825      0.197      1.942      0.052      -0.003       0.768
Fuel_norm     -0.1980      0.198     -0.998      0.318      -0.587       0.191
------------------------------------------------------------------------------
  Choice=2       coef    std err          z      P>|z|      [0.025      0.975]
------------------------------------------------------------------------------
const         -0.5225      0.268     -1.949      0.051      -1.048       0.003
Time_norm     -0.5124      0.260     -1.970      0.049      -1.022      -0.003
Fuel_norm      0.5736      0.271      2.116      0.034       0.042       1.105
==============================================================================
/usr/local/lib/python3.10/dist-packages/statsmodels/base/optimizer.py:737: RuntimeWarning: Maximum number of iterations l
  retvals = optimize.fmin(f, start_params, args=fargs, xtol=xtol,
/usr/local/lib/python3.10/dist-packages/statsmodels/base/model.py:607: ConvergenceWarning: Maximum Likelihood optimizati
  warnings.warn("Maximum Likelihood optimization failed to "
```

```
# Step 1: Create Polynomial Features for Time_norm, Fuel_norm, and Accident_norm
poly = PolynomialFeatures(degree=1, include_bias=False)
x_poly = poly.fit_transform(df1[['Time','Fuel',"CITY_1","PROF_2","GENDER_0","EXP_2","INCOME_1", 'IF_POLICE_4']])

# Convert the polynomial features into a DataFrame for easier handling
x_poly_df = pd.DataFrame(x_poly, columns=poly.get_feature_names_out(['Time','Fuel',"CITY_1","PROF_2","GENDER_0","EXP_2","INC

# Step 2: Combine with Other Selected Variables
#x1_selected = df1[['Fuel_norm','Accident_norm']]

# Combine selected variables with polynomial features
x1_pol_a = pd.concat([x_poly_df], axis=1) #x1_selected,

# Step 3: Fit the Polynomial Logistic Regression Model

x1_pol_a = sm.add_constant(x1_pol_a)
y1_pol_a = df1["Choice"]

y1_pol_a = y1_pol_a.astype('category')
y1_pol_a = y1_pol_a.cat.reorder_categories([0, 1, 2], ordered=True)

model1_pol_a = sm.MNLogit(y1_pol_a, sm.add_constant(x1_pol_a)).fit(method='nm', maxiter=100)

# Step 4: Model Summary
print(model1_pol_a.summary())
```

```
                          MNLogit Regression Results
==============================================================================
Dep. Variable:                 Choice   No. Observations:                 2400
Model:                        MNLogit   Df Residuals:                     2382
Method:                           MLE   Df Model:                           16
Date:                Sun, 01 Dec 2024   Pseudo R-squ.:               -0.03923
Time:                        15:28:51   Log-Likelihood:                -2605.3
converged:                       False   LL-Null:                       -2507.0
Covariance Type:            nonrobust   LLR p-value:                     1.000
==============================================================================
   Choice=1       coef    std err          z      P>|z|      [0.025      0.975]
------------------------------------------------------------------------------
const          0.0017      0.220      0.008      0.994      -0.429       0.432
Time           0.0026      0.010      0.262      0.794      -0.017       0.022
Fuel          -0.0018      0.024     -0.075      0.940      -0.049       0.045
CITY_1        -0.0002      0.104     -0.002      0.999      -0.203       0.203
PROF_2         0.0002      0.150      0.002      0.999      -0.293       0.293
GENDER_0      -0.0010      0.104     -0.009      0.993      -0.205       0.203
EXP_2         -0.0005      0.120     -0.004      0.997      -0.236       0.235
INCOME_1      -0.0008      0.111     -0.007      0.995      -0.219       0.218
IF_POLICE_4    0.0020      0.102      0.020      0.984      -0.198       0.202
------------------------------------------------------------------------------
   Choice=2       coef    std err          z      P>|z|      [0.025      0.975]
------------------------------------------------------------------------------
const         -0.0015      0.221     -0.007      0.995      -0.434       0.431
Time           0.0016      0.010      0.163      0.871      -0.018       0.022
Fuel          -0.0003      0.024     -0.014      0.989      -0.047       0.047
```

```
CITY_1         -0.0010      0.104     -0.010      0.992      -0.205       0.203
PROF_2         -0.0004      0.150     -0.003      0.998      -0.295       0.294
GENDER_0    -4.618e-05      0.105     -0.000      1.000      -0.205       0.205
EXP_2       -1.421e-05      0.121     -0.000      1.000      -0.236       0.236
INCOME_1    -4.949e-05      0.112     -0.000      1.000      -0.220       0.220
IF_POLICE_4  8.743e-05      0.102      0.001      0.999      -0.201       0.201
==============================================================================
/usr/local/lib/python3.10/dist-packages/statsmodels/base/optimizer.py:737: RuntimeWarning: Maximum number of iterations l
  retvals = optimize.fmin(f, start_params, args=fargs, xtol=xtol,
/usr/local/lib/python3.10/dist-packages/statsmodels/base/model.py:607: ConvergenceWarning: Maximum Likelihood optimizati
  warnings.warn("Maximum Likelihood optimization failed to "
```

```
# Step 1: Create Polynomial Features for Time_norm, Fuel_norm, and Accident_norm
poly = PolynomialFeatures(degree=1, include_bias=False)
x_poly = poly.fit_transform(df1[['Time','Accident',"CITY_1","PROF_2","GENDER_0","EXP_4","INCOME_3"]])

# Convert the polynomial features into a DataFrame for easier handling
x_poly_df = pd.DataFrame(x_poly, columns=poly.get_feature_names_out(['Time','Accident',"CITY_1","PROF_2","GENDER_0","EXP_4",

# Step 2: Combine with Other Selected Variables
#x1_selected = df1[['Fuel_norm','Accident_norm']]

# Combine selected variables with polynomial features
x1_pol_a = pd.concat([x_poly_df], axis=1) #x1_selected,

# Step 3: Fit the Polynomial Logistic Regression Model

x1_pol_a = sm.add_constant(x1_pol_a)
y1_pol_a = df1["Choice"]

y1_pol_a = y1_pol_a.astype('category')
y1_pol_a = y1_pol_a.cat.reorder_categories([0, 1, 2], ordered=True)

model1_pol_a = sm.MNLogit(y1_pol_a, sm.add_constant(x1_pol_a)).fit(method='nm', maxiter=100)

# Step 4: Model Summary
print(model1_pol_a.summary())
```

```
                          MNLogit Regression Results
==============================================================================
Dep. Variable:                 Choice   No. Observations:                 2400
Model:                        MNLogit   Df Residuals:                     2384
Method:                           MLE   Df Model:                           14
Date:                Tue, 19 Nov 2024   Pseudo R-squ.:                 0.04939
Time:                        16:11:06   Log-Likelihood:                -2383.2
converged:                       False   LL-Null:                       -2507.0
Covariance Type:            nonrobust   LLR p-value:                 8.730e-45
==============================================================================
  Choice=1       coef    std err          z      P>|z|      [0.025      0.975]
------------------------------------------------------------------------------
const          0.0008      0.188      0.004      0.997      -0.367       0.369
Time           0.0001      0.010      0.013      0.989      -0.019       0.019
Accident      -0.0105      0.004     -2.725      0.006      -0.018      -0.003
CITY_1         0.0013      0.102      0.013      0.989      -0.199       0.202
PROF_2      3.034e-05      0.145      0.000      1.000      -0.284       0.284
GENDER_0       0.0007      0.101      0.007      0.994      -0.197       0.198
EXP_4          0.0007      0.102      0.007      0.995      -0.199       0.200
INCOME_3       0.0039      0.118      0.033      0.974      -0.227       0.235
------------------------------------------------------------------------------
  Choice=2       coef    std err          z      P>|z|      [0.025      0.975]
------------------------------------------------------------------------------
const          0.0002      0.201      0.001      0.999      -0.394       0.394
Time          -0.0016      0.011     -0.149      0.882      -0.023       0.020
Accident       0.0013      0.004      0.313      0.755      -0.007       0.010
CITY_1         0.0034      0.111      0.031      0.975      -0.214       0.220
PROF_2         0.0014      0.157      0.009      0.993      -0.306       0.309
GENDER_0       0.0005      0.109      0.005      0.996      -0.213       0.214
EXP_4         -0.0009      0.110     -0.009      0.993      -0.217       0.215
INCOME_3      -0.0022      0.127     -0.017      0.986      -0.252       0.247
==============================================================================
/usr/local/lib/python3.10/dist-packages/statsmodels/base/optimizer.py:737: RuntimeWarning: Maximum number of iterations l
  retvals = optimize.fmin(f, start_params, args=fargs, xtol=xtol,
/usr/local/lib/python3.10/dist-packages/statsmodels/base/model.py:607: ConvergenceWarning: Maximum Likelihood optimizati
  warnings.warn("Maximum Likelihood optimization failed to "
```

```
# Step 1: Create Polynomial Features for Time_norm, Fuel_norm, and Accident_norm
poly = PolynomialFeatures(degree=1, include_bias=False)
x_poly = poly.fit_transform(df1[['Fuel_norm','Accident_norm',"PROF_2","GENDER_0","EXP_4","INCOME_3"]])

# Convert the polynomial features into a DataFrame for easier handling
x_poly_df = pd.DataFrame(x_poly, columns=poly.get_feature_names_out(['Fuel_norm','Accident_norm',"PROF_2","GENDER_0","EXP_4"

# Step 2: Combine with Other Selected Variables
```

```
#x1_selected = df1[['Fuel_norm','Accident_norm']]

# Combine selected variables with polynomial features
x1_pol_a = pd.concat([x_poly_df], axis=1) #x1_selected,

# Step 3: Fit the Polynomial Logistic Regression Model

x1_pol_a = sm.add_constant(x1_pol_a)
y1_pol_a = df1["Choice"]

y1_pol_a = y1_pol_a.astype('category')
y1_pol_a = y1_pol_a.cat.reorder_categories([0, 1, 2], ordered=True)

model1_pol_a = sm.MNLogit(y1_pol_a, sm.add_constant(x1_pol_a)).fit(method='nm', maxiter=100)

# Step 4: Model Summary
print(model1_pol_a.summary())
```

```
                          MNLogit Regression Results
==============================================================================
Dep. Variable:                 Choice   No. Observations:                 2400
Model:                        MNLogit   Df Residuals:                     2386
Method:                           MLE   Df Model:                           12
Date:                Sun, 01 Dec 2024   Pseudo R-squ.:                -0.04605
Time:                        15:28:55   Log-Likelihood:                -2622.4
converged:                       False   LL-Null:                       -2507.0
Covariance Type:            nonrobust   LLR p-value:                     1.000
==================================================================================
     Choice=1       coef    std err          z      P>|z|      [0.025      0.975]
----------------------------------------------------------------------------------
const         -9.016e-05      0.192     -0.000      1.000      -0.376       0.375
Fuel_norm        -0.0054      0.229     -0.024      0.981      -0.455       0.444
Accident_norm    -0.0277      0.211     -0.131      0.895      -0.440       0.385
PROF_2            0.0051      0.147      0.035      0.972      -0.284       0.294
GENDER_0          0.0068      0.102      0.067      0.947      -0.193       0.207
EXP_4             0.0069      0.103      0.066      0.947      -0.196       0.209
INCOME_3          0.0135      0.118      0.114      0.909      -0.218       0.245
----------------------------------------------------------------------------------
     Choice=2       coef    std err          z      P>|z|      [0.025      0.975]
----------------------------------------------------------------------------------
const            -0.0007      0.192     -0.004      0.997      -0.376       0.375
Fuel_norm        -0.0015      0.230     -0.006      0.995      -0.453       0.450
Accident_norm    -0.0020      0.211     -0.009      0.992      -0.416       0.412
PROF_2           -0.0022      0.147     -0.015      0.988      -0.291       0.287
GENDER_0         -0.0039      0.102     -0.038      0.970      -0.204       0.196
EXP_4             0.0088      0.104      0.085      0.932      -0.194       0.212
INCOME_3          0.0007      0.118      0.006      0.996      -0.231       0.232
==================================================================================
/usr/local/lib/python3.10/dist-packages/statsmodels/base/optimizer.py:737: RuntimeWarning: Maximum number of iterations l
  retvals = optimize.fmin(f, start_params, args=fargs, xtol=xtol,
/usr/local/lib/python3.10/dist-packages/statsmodels/base/model.py:607: ConvergenceWarning: Maximum Likelihood optimizati
  warnings.warn("Maximum Likelihood optimization failed to "
```

```
# Step 1: Create Polynomial Features for Time_norm, Fuel_norm, and Accident_norm
poly = PolynomialFeatures(degree=1, include_bias=False)
x_poly = poly.fit_transform(df1[['Fuel_norm','Accident_norm',"PROF_2","GENDER_0","EXP_4","INCOME_3"]])

# Convert the polynomial features into a DataFrame for easier handling
x_poly_df = pd.DataFrame(x_poly, columns=poly.get_feature_names_out(['Fuel_norm','Accident_norm',"PROF_2","GENDER_0","EXP_4"

# Step 2: Combine with Other Selected Variables
#x1_selected = df1[['Fuel_norm','Accident_norm']]

# Combine selected variables with polynomial features
x1_pol_a = pd.concat([x_poly_df], axis=1) #x1_selected,

# Step 3: Fit the Polynomial Logistic Regression Model

x1_pol_a = sm.add_constant(x1_pol_a)
y1_pol_a = df1["Choice"]

y1_pol_a = y1_pol_a.astype('category')
y1_pol_a = y1_pol_a.cat.reorder_categories([0, 1, 2], ordered=True)

model1_pol_a = sm.MNLogit(y1_pol_a, sm.add_constant(x1_pol_a)).fit(method='nm', maxiter=100)

# Step 4: Model Summary
print(model1_pol_a.summary())
```

```
                          MNLogit Regression Results
==============================================================================
Dep. Variable:                 Choice   No. Observations:                 2400
Model:                        MNLogit   Df Residuals:                     2386
Method:                           MLE   Df Model:                           12
```

```
Date:                Sun, 01 Dec 2024   Pseudo R-squ.:                -0.04605
Time:                        15:28:57   Log-Likelihood:                -2622.4
converged:                      False   LL-Null:                       -2507.0
Covariance Type:            nonrobust   LLR p-value:                     1.000
==============================================================================
     Choice=1       coef    std err          z      P>|z|      [0.025      0.975]
------------------------------------------------------------------------------
const         -9.016e-05      0.192     -0.000      1.000      -0.376       0.375
Fuel_norm        -0.0054      0.229     -0.024      0.981      -0.455       0.444
Accident_norm    -0.0277      0.211     -0.131      0.895      -0.440       0.385
PROF_2            0.0051      0.147      0.035      0.972      -0.284       0.294
GENDER_0          0.0068      0.102      0.067      0.947      -0.193       0.207
EXP_4             0.0069      0.103      0.066      0.947      -0.196       0.209
INCOME_3          0.0135      0.118      0.114      0.909      -0.218       0.245
------------------------------------------------------------------------------
     Choice=2       coef    std err          z      P>|z|      [0.025      0.975]
------------------------------------------------------------------------------
const            -0.0007      0.192     -0.004      0.997      -0.376       0.375
Fuel_norm        -0.0015      0.230     -0.006      0.995      -0.453       0.450
Accident_norm    -0.0020      0.211     -0.009      0.992      -0.416       0.412
PROF_2           -0.0022      0.147     -0.015      0.988      -0.291       0.287
GENDER_0         -0.0039      0.102     -0.038      0.970      -0.204       0.196
EXP_4             0.0088      0.104      0.085      0.932      -0.194       0.212
INCOME_3          0.0007      0.118      0.006      0.996      -0.231       0.232
==============================================================================
/usr/local/lib/python3.10/dist-packages/statsmodels/base/optimizer.py:737: RuntimeWarning: Maximum number of iterations l
  retvals = optimize.fmin(f, start_params, args=fargs, xtol=xtol,
/usr/local/lib/python3.10/dist-packages/statsmodels/base/model.py:607: ConvergenceWarning: Maximum Likelihood optimizati
  warnings.warn("Maximum Likelihood optimization failed to "
```

```
# Step 1: Create Polynomial Features for Time_norm, Fuel_norm, and Accident_norm
poly = PolynomialFeatures(degree=1, include_bias=False)
x_poly = poly.fit_transform(df1[['Fuel_norm','Accident_norm',"EXP_1"]])

# Convert the polynomial features into a DataFrame for easier handling
x_poly_df = pd.DataFrame(x_poly, columns=poly.get_feature_names_out(['Fuel_norm','Accident_norm',"EXP_1"]))

# Step 2: Combine with Other Selected Variables
#x1_selected = df1[['Fuel_norm','Accident_norm']]

# Combine selected variables with polynomial features
x1_pol_a = pd.concat([x_poly_df], axis=1) #x1_selected,

# Step 3: Fit the Polynomial Logistic Regression Model

x1_pol_a = sm.add_constant(x1_pol_a)
y1_pol_a = df1["Choice"]

y1_pol_a = y1_pol_a.astype('category')
y1_pol_a = y1_pol_a.cat.reorder_categories([0, 1, 2], ordered=True)

model1_pol_a = sm.MNLogit(y1_pol_a, sm.add_constant(x1_pol_a)).fit(method='nm', maxiter=100)

# Step 4: Model Summary
print(model1_pol_a.summary())
```

```
                          MNLogit Regression Results
==============================================================================
Dep. Variable:                 Choice   No. Observations:                 2400
Model:                        MNLogit   Df Residuals:                     2392
Method:                           MLE   Df Model:                            6
Date:                Sun, 01 Dec 2024   Pseudo R-squ.:                  0.2430
Time:                        15:28:59   Log-Likelihood:                -1897.8
converged:                      False   LL-Null:                       -2507.0
Covariance Type:            nonrobust   LLR p-value:                 4.774e-260
==============================================================================
     Choice=1       coef    std err          z      P>|z|      [0.025      0.975]
------------------------------------------------------------------------------
const             1.8068      0.161     11.241      0.000       1.492       2.122
Fuel_norm        -0.0993      0.268     -0.370      0.711      -0.625       0.426
Accident_norm    -3.1236      0.258    -12.119      0.000      -3.629      -2.618
EXP_1             0.6656      0.148      4.483      0.000       0.375       0.957
------------------------------------------------------------------------------
     Choice=2       coef    std err          z      P>|z|      [0.025      0.975]
------------------------------------------------------------------------------
const            -0.7032      0.188     -3.742      0.000      -1.072      -0.335
Fuel_norm         0.5631      0.320      1.759      0.079      -0.064       1.191
Accident_norm     1.1909      0.302      3.943      0.000       0.599       1.783
EXP_1            -0.1506      0.145     -1.038      0.299      -0.435       0.134
==============================================================================
/usr/local/lib/python3.10/dist-packages/statsmodels/base/optimizer.py:737: RuntimeWarning: Maximum number of iterations l
  retvals = optimize.fmin(f, start_params, args=fargs, xtol=xtol,
/usr/local/lib/python3.10/dist-packages/statsmodels/base/model.py:607: ConvergenceWarning: Maximum Likelihood optimizati
  warnings.warn("Maximum Likelihood optimization failed to "
```

```
# Step 1: Create Polynomial Features for Time_norm, Fuel_norm, and Accident_norm
poly = PolynomialFeatures(degree=1, include_bias=False)
x_poly = poly.fit_transform(df1[['Fuel','Time',"PROF_2"]])

# Convert the polynomial features into a DataFrame for easier handling
x_poly_df = pd.DataFrame(x_poly, columns=poly.get_feature_names_out(['Fuel','Time',"PROF_2"]))

# Step 2: Combine with Other Selected Variables
#x1_selected = df1[['Fuel_norm','Accident_norm']]

# Combine selected variables with polynomial features
x1_pol_a = pd.concat([x_poly_df], axis=1) #x1_selected,

# Step 3: Fit the Polynomial Logistic Regression Model

x1_pol_a = sm.add_constant(x1_pol_a)
y1_pol_a = df1["Choice"]

y1_pol_a = y1_pol_a.astype('category')
y1_pol_a = y1_pol_a.cat.reorder_categories([0, 1, 2], ordered=True)

model1_pol_a = sm.MNLogit(y1_pol_a, sm.add_constant(x1_pol_a)).fit(method='nm', maxiter=100)

# Step 4: Model Summary
print(model1_pol_a.summary())
```

```
                          MNLogit Regression Results
==============================================================================
Dep. Variable:                 Choice   No. Observations:                 2400
Model:                        MNLogit   Df Residuals:                     2392
Method:                           MLE   Df Model:                            6
Date:                Sun, 01 Dec 2024   Pseudo R-squ.:                 0.09325
Time:                        15:29:02   Log-Likelihood:                -2273.2
converged:                       False   LL-Null:                       -2507.0
Covariance Type:            nonrobust   LLR p-value:                 8.215e-98
==============================================================================
  Choice=1       coef    std err          z      P>|z|      [0.025      0.975]
------------------------------------------------------------------------------
const          0.0221      0.158      0.140      0.889      -0.287       0.331
Fuel          -0.0433      0.024     -1.789      0.074      -0.091       0.004
Time           0.0511      0.010      5.003      0.000       0.031       0.071
PROF_2        -0.0339      0.148     -0.229      0.819      -0.324       0.256
------------------------------------------------------------------------------
  Choice=2       coef    std err          z      P>|z|      [0.025      0.975]
------------------------------------------------------------------------------
const         -0.0076      0.185     -0.041      0.967      -0.370       0.355
Fuel           0.0165      0.031      0.524      0.600      -0.045       0.078
Time          -0.0138      0.013     -1.050      0.294      -0.039       0.012
PROF_2        -0.0022      0.179     -0.012      0.990      -0.354       0.350
==============================================================================
/usr/local/lib/python3.10/dist-packages/statsmodels/base/optimizer.py:737: RuntimeWarning: Maximum number of iterations l
  retvals = optimize.fmin(f, start_params, args=fargs, xtol=xtol,
/usr/local/lib/python3.10/dist-packages/statsmodels/base/model.py:607: ConvergenceWarning: Maximum Likelihood optimizati
  warnings.warn("Maximum Likelihood optimization failed to "
```

November 2024 Model 1

```
# Step 1: Create Polynomial Features for Time_norm, Fuel_norm, and Accident_norm
poly = PolynomialFeatures(degree=1, include_bias=False)
x_poly = poly.fit_transform(df1[['Fuel_norm','Accident_norm',"EXP_1"]])

# Convert the polynomial features into a DataFrame for easier handling
x_poly_df = pd.DataFrame(x_poly, columns=poly.get_feature_names_out(['Fuel_norm','Accident_norm',"EXP_1"]))

# Step 2: Combine with Other Selected Variables
#x1_selected = df1[['Fuel_norm','Accident_norm']]

# Combine selected variables with polynomial features
x1_pol_a = pd.concat([x_poly_df], axis=1) #x1_selected,

# Step 3: Fit the Polynomial Logistic Regression Model

x1_pol_a = sm.add_constant(x1_pol_a)
y1_pol_a = df1["Choice"]

y1_pol_a = y1_pol_a.astype('category')
y1_pol_a = y1_pol_a.cat.reorder_categories([0, 1, 2], ordered=True)

model1_pol_a = sm.MNLogit(y1_pol_a, sm.add_constant(x1_pol_a)).fit(method='nm', maxiter=100)
```

```
# Step 4: Model Summary
print(model1_pol_a.summary())
```

```
                          MNLogit Regression Results
==============================================================================
Dep. Variable:                 Choice   No. Observations:                 2400
Model:                        MNLogit   Df Residuals:                     2392
Method:                           MLE   Df Model:                            6
Date:                Sun, 01 Dec 2024   Pseudo R-squ.:                  0.2430
Time:                        15:29:04   Log-Likelihood:                -1897.8
converged:                       False   LL-Null:                       -2507.0
Covariance Type:            nonrobust   LLR p-value:                 4.774e-260
==================================================================================
     Choice=1       coef    std err          z      P>|z|      [0.025      0.975]
----------------------------------------------------------------------------------
const             1.8068      0.161     11.241      0.000       1.492       2.122
Fuel_norm        -0.0993      0.268     -0.370      0.711      -0.625       0.426
Accident_norm    -3.1236      0.258    -12.119      0.000      -3.629      -2.618
EXP_1             0.6656      0.148      4.483      0.000       0.375       0.957
----------------------------------------------------------------------------------
     Choice=2       coef    std err          z      P>|z|      [0.025      0.975]
----------------------------------------------------------------------------------
const            -0.7032      0.188     -3.742      0.000      -1.072      -0.335
Fuel_norm         0.5631      0.320      1.759      0.079      -0.064       1.191
Accident_norm     1.1909      0.302      3.943      0.000       0.599       1.783
EXP_1            -0.1506      0.145     -1.038      0.299      -0.435       0.134
==================================================================================
/usr/local/lib/python3.10/dist-packages/statsmodels/base/optimizer.py:737: RuntimeWarning: Maximum number of iterations l
  retvals = optimize.fmin(f, start_params, args=fargs, xtol=xtol,
/usr/local/lib/python3.10/dist-packages/statsmodels/base/model.py:607: ConvergenceWarning: Maximum Likelihood optimizati
  warnings.warn("Maximum Likelihood optimization failed to "
```

Nobember 2024 updated - Model 2

```
# Step 1: Create Polynomial Features for Time_norm, Fuel_norm, and Accident_norm
poly = PolynomialFeatures(degree=1, include_bias=False)
x_poly = poly.fit_transform(df1[['Fuel','Accident',"EXP_4",'IF_FREQ_4']])

# Convert the polynomial features into a DataFrame for easier handling
x_poly_df = pd.DataFrame(x_poly, columns=poly.get_feature_names_out(['Fuel','Accident',"EXP_4",'IF_FREQ_4']))

# Step 2: Combine with Other Selected Variables
#x1_selected = df1[['Fuel_norm','Accident_norm']]

# Combine selected variables with polynomial features
x1_pol_a = pd.concat([x_poly_df], axis=1) #x1_selected,

# Step 3: Fit the Polynomial Logistic Regression Model

x1_pol_a = sm.add_constant(x1_pol_a)
y1_pol_a = df1["Choice"]

y1_pol_a = y1_pol_a.astype('category')
y1_pol_a = y1_pol_a.cat.reorder_categories([0, 1, 2], ordered=True)

model1_pol_a = sm.MNLogit(y1_pol_a, sm.add_constant(x1_pol_a)).fit(method='nm', maxiter=100)

# Step 4: Model Summary
print(model1_pol_a.summary())
```

```
                          MNLogit Regression Results
==============================================================================
Dep. Variable:                 Choice   No. Observations:                 2400
Model:                        MNLogit   Df Residuals:                     2390
Method:                           MLE   Df Model:                            8
Date:                Sun, 01 Dec 2024   Pseudo R-squ.:                  0.1855
Time:                        15:29:06   Log-Likelihood:                -2042.0
converged:                       False   LL-Null:                       -2507.0
Covariance Type:            nonrobust   LLR p-value:                 1.899e-195
==================================================================================
  Choice=1       coef    std err          z      P>|z|      [0.025      0.975]
----------------------------------------------------------------------------------
const          0.0164      0.140      0.117      0.907      -0.258       0.291
Fuel           0.0004      0.031      0.013      0.989      -0.060       0.061
Accident      -0.0470      0.005     -9.114      0.000      -0.057      -0.037
EXP_4          0.0100      0.116      0.087      0.931      -0.217       0.237
IF_FREQ_4      0.0075      0.119      0.063      0.950      -0.225       0.240
----------------------------------------------------------------------------------
  Choice=2       coef    std err          z      P>|z|      [0.025      0.975]
----------------------------------------------------------------------------------
const          0.0055      0.158      0.035      0.972      -0.304       0.315
Fuel           0.0088      0.038      0.233      0.816      -0.065       0.083
Accident      -0.0041      0.006     -0.642      0.521      -0.016       0.008
EXP_4          0.0083      0.135      0.062      0.951      -0.256       0.272
```

```
IF_FREQ_4     -0.0036      0.138     -0.026      0.979      -0.275       0.267
==============================================================================
/usr/local/lib/python3.10/dist-packages/statsmodels/base/optimizer.py:737: RuntimeWarning: Maximum number of iterations l
  retvals = optimize.fmin(f, start_params, args=fargs, xtol=xtol,
/usr/local/lib/python3.10/dist-packages/statsmodels/base/model.py:607: ConvergenceWarning: Maximum Likelihood optimizati
  warnings.warn("Maximum Likelihood optimization failed to "
```

November 2024 Model 3

```
# Step 1: Create Polynomial Features for Time_norm, Fuel_norm, and Accident_norm
poly = PolynomialFeatures(degree=1, include_bias=False)
x_poly = poly.fit_transform(df1[["PROF_4","EXP_4",'IF_FREQ_1',"Accident","GENDER_1","IF_POLICE_3"]])

# Convert the polynomial features into a DataFrame for easier handling
x_poly_df = pd.DataFrame(x_poly, columns=poly.get_feature_names_out(["PROF_4","EXP_4",'IF_FREQ_1',"Accident","GENDER_1","IF_

# Step 2: Combine with Other Selected Variables
#x1_selected = df1[['Fuel_norm','Accident_norm']]

# Combine selected variables with polynomial features
x1_pol_a = pd.concat([x_poly_df], axis=1) #x1_selected,
4
# Step 3: Fit the Polynomial Logistic Regression Model

x1_pol_a = sm.add_constant(x1_pol_a)
y1_pol_a = df1["Choice"]

y1_pol_a = y1_pol_a.astype('category')
y1_pol_a = y1_pol_a.cat.reorder_categories([0, 1, 2], ordered=True)

model1_pol_a = sm.MNLogit(y1_pol_a, sm.add_constant(x1_pol_a)).fit(method='nm', maxiter=100)

# Step 4: Model Summary
print(model1_pol_a.summary())
```

```
                          MNLogit Regression Results
==============================================================================
Dep. Variable:                 Choice   No. Observations:                 2400
Model:                        MNLogit   Df Residuals:                     2386
Method:                           MLE   Df Model:                           12
Date:                Sun, 01 Dec 2024   Pseudo R-squ.:                  0.1203
Time:                        15:29:11   Log-Likelihood:                -2205.5
converged:                       False   LL-Null:                       -2507.0
Covariance Type:            nonrobust   LLR p-value:                 2.349e-121
==============================================================================
   Choice=1       coef    std err          z      P>|z|      [0.025      0.975]
------------------------------------------------------------------------------
const          0.0021      0.394      0.005      0.996      -0.771       0.775
PROF_4        -0.0003      0.285     -0.001      0.999      -0.559       0.558
EXP_4          0.0066      0.102      0.065      0.948      -0.193       0.206
IF_FREQ_1      0.0004      0.251      0.002      0.999      -0.491       0.492
Accident      -0.0219      0.003     -8.142      0.000      -0.027      -0.017
GENDER_1       0.0014      0.103      0.013      0.989      -0.201       0.204
IF_POLICE_3   -0.0008      0.118     -0.006      0.995      -0.232       0.231
------------------------------------------------------------------------------
   Choice=2       coef    std err          z      P>|z|      [0.025      0.975]
------------------------------------------------------------------------------
const          0.0026      0.456      0.006      0.995      -0.892       0.897
PROF_4        -0.0019      0.339     -0.006      0.995      -0.667       0.663
EXP_4         -0.0013      0.117     -0.011      0.991      -0.230       0.228
IF_FREQ_1     -0.0032      0.281     -0.011      0.991      -0.555       0.548
Accident       0.0037      0.003      1.197      0.231      -0.002       0.010
GENDER_1       0.0088      0.119      0.074      0.941      -0.224       0.241
IF_POLICE_3   -0.0009      0.137     -0.006      0.995      -0.270       0.268
==============================================================================
/usr/local/lib/python3.10/dist-packages/statsmodels/base/optimizer.py:737: RuntimeWarning: Maximum number of iterations l
  retvals = optimize.fmin(f, start_params, args=fargs, xtol=xtol,
/usr/local/lib/python3.10/dist-packages/statsmodels/base/model.py:607: ConvergenceWarning: Maximum Likelihood optimizati
  warnings.warn("Maximum Likelihood optimization failed to "
```

November 2024 model 4 - Final

```
# Step 1: Create Polynomial Features for Time_norm, Fuel_norm, and Accident_norm
poly = PolynomialFeatures(degree=1, include_bias=False)
x_poly = poly.fit_transform(df1[["EXP_2",'IF_FREQ_4',"Accident_norm"]])

# Convert the polynomial features into a DataFrame for easier handling
x_poly_df = pd.DataFrame(x_poly, columns=poly.get_feature_names_out(["EXP_2",'IF_FREQ_4',"Accident_norm"]))

# Step 2: Combine with Other Selected Variables
#x1_selected = df1[['Fuel_norm','Accident_norm']]
```

```
# Combine selected variables with polynomial features
x1_pol_a = pd.concat([x_poly_df], axis=1) #x1_selected,
4
# Step 3: Fit the Polynomial Logistic Regression Model

x1_pol_a = sm.add_constant(x1_pol_a)
y1_pol_a = df1["Choice"]

y1_pol_a = y1_pol_a.astype('category')
y1_pol_a = y1_pol_a.cat.reorder_categories([0, 1, 2], ordered=True)

model1_pol_a = sm.MNLogit(y1_pol_a, sm.add_constant(x1_pol_a)).fit(method='nm', maxiter=100)

# Step 4: Model Summary
print(model1_pol_a.summary())
```

```
                          MNLogit Regression Results
==============================================================================
Dep. Variable:                 Choice   No. Observations:                 2400
Model:                        MNLogit   Df Residuals:                     2392
Method:                           MLE   Df Model:                            6
Date:                Sun, 01 Dec 2024   Pseudo R-squ.:                  0.3442
Time:                        15:29:13   Log-Likelihood:                -1644.1
converged:                       False   LL-Null:                       -2507.0
Covariance Type:            nonrobust   LLR p-value:                     0.000
=================================================================================
     Choice=1       coef    std err          z      P>|z|      [0.025      0.975]
---------------------------------------------------------------------------------
const             1.0743      0.195      5.508      0.000       0.692       1.457
EXP_2             1.5995      0.174      9.202      0.000       1.259       1.940
IF_FREQ_4         2.1306      0.168     12.646      0.000       1.800       2.461
Accident_norm    -6.2570      0.280    -22.307      0.000      -6.807      -5.707
---------------------------------------------------------------------------------
     Choice=2       coef    std err          z      P>|z|      [0.025      0.975]
---------------------------------------------------------------------------------
const             0.0691      0.178      0.388      0.698      -0.280       0.419
EXP_2             1.1014      0.135      8.171      0.000       0.837       1.366
IF_FREQ_4         0.5532      0.129      4.274      0.000       0.300       0.807
Accident_norm    -0.3087      0.199     -1.549      0.121      -0.699       0.082
=================================================================================
/usr/local/lib/python3.10/dist-packages/statsmodels/base/optimizer.py:737: RuntimeWarning: Maximum number of iterations l
  retvals = optimize.fmin(f, start_params, args=fargs, xtol=xtol,
/usr/local/lib/python3.10/dist-packages/statsmodels/base/model.py:607: ConvergenceWarning: Maximum Likelihood optimizati
  warnings.warn("Maximum Likelihood optimization failed to "
```

```
import pandas as pd

# Step 4: Model Summary
summary = model1_pol_a.summary()

# Convert the summary to a DataFrame
summary_df = pd.DataFrame(summary.tables[1].data[1:], columns=summary.tables[1].data[0])

# Save the DataFrame to an Excel file
summary_df.to_excel('model_summarymnNovember.xlsx', index=False)
```

MODEL 5 NOVEMBER - Δημογραφικά στοιχεία μόνον

```
# Step 1: Create Polynomial Features for Time_norm, Fuel_norm, and Accident_norm
poly = PolynomialFeatures(degree=1, include_bias=False)
x_poly = poly.fit_transform(df1[["EXP_2","Accident","GENDER_1","INCOME_1"]])

# Convert the polynomial features into a DataFrame for easier handling
x_poly_df = pd.DataFrame(x_poly, columns=poly.get_feature_names_out(["EXP_2","Accident","GENDER_1","INCOME_1"]))

# Step 2: Combine with Other Selected Variables
#x1_selected = df1[['Fuel_norm','Accident_norm']]

# Combine selected variables with polynomial features
x1_pol_a = pd.concat([x_poly_df], axis=1) #x1_selected,
4
# Step 3: Fit the Polynomial Logistic Regression Model

x1_pol_a = sm.add_constant(x1_pol_a)
y1_pol_a = df1["Choice"]

y1_pol_a = y1_pol_a.astype('category')
y1_pol_a = y1_pol_a.cat.reorder_categories([0, 1, 2], ordered=True)

model1_pol_a = sm.MNLogit(y1_pol_a, sm.add_constant(x1_pol_a)).fit(method='nm', maxiter=100)
```

```
# Step 4: Model Summary
print(model1_pol_a.summary())
```

```
                          MNLogit Regression Results
==============================================================================
Dep. Variable:                 Choice   No. Observations:                 2400
Model:                        MNLogit   Df Residuals:                     2390
Method:                           MLE   Df Model:                            8
Date:                Sun, 01 Dec 2024   Pseudo R-squ.:                  0.1845
Time:                        15:29:19   Log-Likelihood:                -2044.4
converged:                       False   LL-Null:                       -2507.0
Covariance Type:            nonrobust   LLR p-value:                 1.978e-194
==============================================================================
  Choice=1       coef    std err          z      P>|z|      [0.025      0.975]
------------------------------------------------------------------------------
const          0.0110      0.179      0.061      0.951      -0.340       0.362
EXP_2          0.0152      0.137      0.111      0.912      -0.254       0.284
Accident      -0.0483      0.003    -14.789      0.000      -0.055      -0.042
GENDER_1       0.0006      0.119      0.005      0.996      -0.233       0.235
INCOME_1       0.0089      0.128      0.069      0.945      -0.242       0.260
------------------------------------------------------------------------------
  Choice=2       coef    std err          z      P>|z|      [0.025      0.975]
------------------------------------------------------------------------------
const          0.0047      0.204      0.023      0.982      -0.395       0.404
EXP_2          0.0139      0.159      0.087      0.931      -0.298       0.326
Accident      -0.0022      0.004     -0.563      0.573      -0.010       0.005
GENDER_1       0.0022      0.139      0.016      0.987      -0.270       0.274
INCOME_1      -0.0022      0.150     -0.015      0.988      -0.296       0.291
==============================================================================
/usr/local/lib/python3.10/dist-packages/statsmodels/base/optimizer.py:737: RuntimeWarning: Maximum number of iterations l
  retvals = optimize.fmin(f, start_params, args=fargs, xtol=xtol,
/usr/local/lib/python3.10/dist-packages/statsmodels/base/model.py:607: ConvergenceWarning: Maximum Likelihood optimizati
  warnings.warn("Maximum Likelihood optimization failed to "
```

Δεκέμβριος 1/12

```
# Step 1: Create Polynomial Features for Time_norm, Fuel_norm, and Accident_norm
poly = PolynomialFeatures(degree=1, include_bias=False)
x_poly = poly.fit_transform(df1[["PROPERTY_ACCID_2","VIOLATIONS_1","SPEED_ROLE_2","GENDER_0","INCOME_2","INCOME_3"]])

# Convert the polynomial features into a DataFrame for easier handling
x_poly_df = pd.DataFrame(x_poly, columns=poly.get_feature_names_out(["PROPERTY_ACCID_2","VIOLATIONS_1","SPEED_ROLE_2","GENDE

# Step 2: Combine with Other Selected Variables
#x1_selected = df1[['Fuel_norm','Accident_norm']]

# Combine selected variables with polynomial features
x1_pol_a = pd.concat([x_poly_df], axis=1) #x1_selected,
4
# Step 3: Fit the Polynomial Logistic Regression Model

x1_pol_a = sm.add_constant(x1_pol_a)
y1_pol_a = df1["Choice"]

y1_pol_a = y1_pol_a.astype('category')
y1_pol_a = y1_pol_a.cat.reorder_categories([0, 1, 2], ordered=True)

model1_pol_a = sm.MNLogit(y1_pol_a, sm.add_constant(x1_pol_a)).fit(method='nm', maxiter=100)

# Step 4: Model Summary
print(model1_pol_a.summary())
```

```
                          MNLogit Regression Results
==============================================================================
Dep. Variable:                 Choice   No. Observations:                 2400
Model:                        MNLogit   Df Residuals:                     2386
Method:                           MLE   Df Model:                           12
Date:                Sun, 01 Dec 2024   Pseudo R-squ.:                -0.04852
Time:                        15:51:47   Log-Likelihood:                -2628.6
converged:                       False   LL-Null:                       -2507.0
Covariance Type:            nonrobust   LLR p-value:                     1.000
==================================================================================
        Choice=1       coef    std err          z      P>|z|      [0.025      0.975]
----------------------------------------------------------------------------------
const                0.0091      0.266      0.034      0.973      -0.513       0.531
PROPERTY_ACCID_2     0.0062      0.112      0.055      0.956      -0.212       0.225
VIOLATIONS_1        -0.0002      0.208     -0.001      0.999      -0.407       0.407
SPEED_ROLE_2         0.0017      0.219      0.008      0.994      -0.428       0.431
GENDER_0             0.0033      0.102      0.032      0.974      -0.197       0.204
INCOME_2             0.0036      0.119      0.030      0.976      -0.229       0.236
INCOME_3             0.0075      0.136      0.055      0.956      -0.259       0.274
----------------------------------------------------------------------------------
        Choice=2       coef    std err          z      P>|z|      [0.025      0.975]
```

```
==============================================================================
const               -0.0116      0.269     -0.043      0.965      -0.539       0.516
PROPERTY_ACCID_2    -0.0150      0.113     -0.134      0.894      -0.236       0.206
VIOLATIONS_1         0.0069      0.210      0.033      0.974      -0.404       0.418
SPEED_ROLE_2     -7.559e-05      0.221     -0.000      1.000      -0.434       0.434
GENDER_0            -0.0074      0.103     -0.071      0.943      -0.210       0.195
INCOME_2            -0.0062      0.120     -0.052      0.959      -0.242       0.229
INCOME_3             0.0108      0.138      0.078      0.938      -0.260       0.281
==============================================================================
/usr/local/lib/python3.10/dist-packages/statsmodels/base/optimizer.py:737: RuntimeWarning: Maximum number of iterations l
  retvals = optimize.fmin(f, start_params, args=fargs, xtol=xtol,
/usr/local/lib/python3.10/dist-packages/statsmodels/base/model.py:607: ConvergenceWarning: Maximum Likelihood optimizati
  warnings.warn("Maximum Likelihood optimization failed to "
```

```
# Step 1: Create Polynomial Features for Time_norm, Fuel_norm, and Accident_norm
poly = PolynomialFeatures(degree=1, include_bias=False)
x_poly = poly.fit_transform(df1[['Fuel','Accident',"EXP_1"]])

# Convert the polynomial features into a DataFrame for easier handling
x_poly_df = pd.DataFrame(x_poly, columns=poly.get_feature_names_out(['Fuel','Accident',"EXP_1"]))

# Step 2: Combine with Other Selected Variables
#x1_selected = df1[['Fuel_norm','Accident_norm']]

# Combine selected variables with polynomial features
x1_pol_a = pd.concat([x_poly_df], axis=1) #x1_selected,

# Step 3: Fit the Polynomial Logistic Regression Model

x1_pol_a = sm.add_constant(x1_pol_a)
y1_pol_a = df1["Choice"]

y1_pol_a = y1_pol_a.astype('category')
y1_pol_a = y1_pol_a.cat.reorder_categories([0, 1, 2], ordered=True)

model1_pol_a = sm.MNLogit(y1_pol_a, sm.add_constant(x1_pol_a)).fit(method='nm', maxiter=100)

# Step 4: Model Summary
print(model1_pol_a.summary())
```

```
                          MNLogit Regression Results
==============================================================================
Dep. Variable:                 Choice   No. Observations:                 2400
Model:                        MNLogit   Df Residuals:                     2392
Method:                           MLE   Df Model:                            6
Date:                Mon, 18 Nov 2024   Pseudo R-squ.:                  0.1549
Time:                        17:10:51   Log-Likelihood:                -2118.6
converged:                       False   LL-Null:                       -2507.0
Covariance Type:            nonrobust   LLR p-value:                 1.532e-164
==============================================================================
  Choice=1       coef    std err          z      P>|z|      [0.025      0.975]
------------------------------------------------------------------------------
const         -0.0010      0.137     -0.007      0.994      -0.269       0.267
Fuel           0.0003      0.028      0.010      0.992      -0.054       0.055
Accident      -0.0363      0.005     -7.899      0.000      -0.045      -0.027
EXP_1          0.0091      0.132      0.069      0.945      -0.250       0.268
------------------------------------------------------------------------------
  Choice=2       coef    std err          z      P>|z|      [0.025      0.975]
------------------------------------------------------------------------------
const          0.0023      0.155      0.015      0.988      -0.301       0.305
Fuel           0.0058      0.035      0.165      0.869      -0.063       0.075
Accident       0.0053      0.006      0.907      0.364      -0.006       0.017
EXP_1          0.0028      0.157      0.018      0.986      -0.305       0.311
==============================================================================
/usr/local/lib/python3.10/dist-packages/statsmodels/base/optimizer.py:737: RuntimeWarning: Maximum number of iterations l
  retvals = optimize.fmin(f, start_params, args=fargs, xtol=xtol,
/usr/local/lib/python3.10/dist-packages/statsmodels/base/model.py:607: ConvergenceWarning: Maximum Likelihood optimizati
  warnings.warn("Maximum Likelihood optimization failed to "
```

```
# Step 1: Create Polynomial Features for Time_norm, Fuel_norm, and Accident_norm
poly = PolynomialFeatures(degree=1, include_bias=False)
x_poly = poly.fit_transform(df1[['Fuel','Time',"EXP_4"]])

# Convert the polynomial features into a DataFrame for easier handling
x_poly_df = pd.DataFrame(x_poly, columns=poly.get_feature_names_out(['Fuel','Time',"EXP_4"]))

# Step 2: Combine with Other Selected Variables
#x1_selected = df1[['Fuel_norm','Accident_norm']]

# Combine selected variables with polynomial features
x1_pol_a = pd.concat([x_poly_df], axis=1) #x1_selected,
```

```
  Step 3: Fit the Polynomial Logistic Regression Model

x1_pol_a = sm.add_constant(x1_pol_a)
y1_pol_a = df1["Choice"]

y1_pol_a = y1_pol_a.astype('category')
y1_pol_a = y1_pol_a.cat.reorder_categories([0, 1, 2], ordered=True)

model1_pol_a = sm.MNLogit(y1_pol_a, sm.add_constant(x1_pol_a)).fit(method='nm', maxiter=100)

# Step 4: Model Summary
print(model1_pol_a.summary())
```

```
                          MNLogit Regression Results
==============================================================================
Dep. Variable:                 Choice   No. Observations:                 2400
Model:                        MNLogit   Df Residuals:                     2392
Method:                           MLE   Df Model:                            6
Date:                Mon, 18 Nov 2024   Pseudo R-squ.:                  0.1091
Time:                        17:10:55   Log-Likelihood:                -2233.4
converged:                       False   LL-Null:                       -2507.0
Covariance Type:            nonrobust   LLR p-value:                 5.455e-115
==============================================================================
  Choice=1       coef    std err          z      P>|z|      [0.025      0.975]
------------------------------------------------------------------------------
const          0.0304      0.112      0.270      0.787      -0.190       0.251
Fuel          -0.0489      0.025     -1.951      0.051      -0.098       0.000
Time           0.0586      0.011      5.542      0.000       0.038       0.079
EXP_4         -0.0499      0.104     -0.479      0.632      -0.254       0.154
------------------------------------------------------------------------------
  Choice=2       coef    std err          z      P>|z|      [0.025      0.975]
------------------------------------------------------------------------------
const          0.0104      0.125      0.083      0.934      -0.235       0.256
Fuel           0.0225      0.032      0.694      0.488      -0.041       0.086
Time          -0.0071      0.013     -0.523      0.601      -0.033       0.019
EXP_4         -0.0107      0.125     -0.086      0.932      -0.256       0.235
==============================================================================
/usr/local/lib/python3.10/dist-packages/statsmodels/base/optimizer.py:737: RuntimeWarning: Maximum number of iterations l
  retvals = optimize.fmin(f, start_params, args=fargs, xtol=xtol,
/usr/local/lib/python3.10/dist-packages/statsmodels/base/model.py:607: ConvergenceWarning: Maximum Likelihood optimizati
  warnings.warn("Maximum Likelihood optimization failed to "
```

```
# Step 1: Create Polynomial Features for Time_norm, Fuel_norm, and Accident_norm
poly = PolynomialFeatures(degree=1, include_bias=False)
x_poly = poly.fit_transform(df1[['Fuel','Accident',"EXP_4"]])

# Convert the polynomial features into a DataFrame for easier handling
x_poly_df = pd.DataFrame(x_poly, columns=poly.get_feature_names_out(['Fuel','Accident',"EXP_4"]))

# Step 2: Combine with Other Selected Variables
#x1_selected = df1[['Fuel_norm','Accident_norm']]

# Combine selected variables with polynomial features
x1_pol_a = pd.concat([x_poly_df], axis=1) #x1_selected,

# Step 3: Fit the Polynomial Logistic Regression Model

x1_pol_a = sm.add_constant(x1_pol_a)
y1_pol_a = df1["Choice"]

y1_pol_a = y1_pol_a.astype('category')
y1_pol_a = y1_pol_a.cat.reorder_categories([0, 1, 2], ordered=True)

model1_pol_a = sm.MNLogit(y1_pol_a, sm.add_constant(x1_pol_a)).fit(method='nm', maxiter=100)

# Step 4: Model Summary
print(model1_pol_a.summary())
```

```
                          MNLogit Regression Results
==============================================================================
Dep. Variable:                 Choice   No. Observations:                 2400
Model:                        MNLogit   Df Residuals:                     2392
Method:                           MLE   Df Model:                            6
Date:                Mon, 18 Nov 2024   Pseudo R-squ.:                  0.1850
Time:                        17:10:57   Log-Likelihood:                -2043.2
converged:                       False   LL-Null:                       -2507.0
Covariance Type:            nonrobust   LLR p-value:                 4.065e-197
==============================================================================
  Choice=1       coef    std err          z      P>|z|      [0.025      0.975]
------------------------------------------------------------------------------
const          0.0027      0.114      0.023      0.981      -0.221       0.226
Fuel           0.0015      0.029      0.050      0.960      -0.056       0.059
Accident      -0.0413      0.005     -8.454      0.000      -0.051      -0.032
EXP_4          0.0210      0.112      0.188      0.851      -0.198       0.240
```

```
------------------------------------------------------------------------------
  Choice=2       coef    std err          z      P>|z|      [0.025      0.975]
------------------------------------------------------------------------------
const         -0.0042      0.125     -0.034      0.973      -0.248       0.240
Fuel           0.0162      0.035      0.458      0.647      -0.053       0.086
Accident      -0.0060      0.006     -1.018      0.309      -0.017       0.006
EXP_4         -0.0023      0.129     -0.018      0.986      -0.255       0.251
==============================================================================
/usr/local/lib/python3.10/dist-packages/statsmodels/base/optimizer.py:737: RuntimeWarning: Maximum number of iterations l
  retvals = optimize.fmin(f, start_params, args=fargs, xtol=xtol,
/usr/local/lib/python3.10/dist-packages/statsmodels/base/model.py:607: ConvergenceWarning: Maximum Likelihood optimizati
  warnings.warn("Maximum Likelihood optimization failed to "
```

```
# Step 1: Create Polynomial Features for Time_norm, Fuel_norm, and Accident_norm
poly = PolynomialFeatures(degree=1, include_bias=False)
x_poly = poly.fit_transform(df1[['Time_norm','Accident_norm']])

# Convert the polynomial features into a DataFrame for easier handling
x_poly_df = pd.DataFrame(x_poly, columns=poly.get_feature_names_out(['Time_norm','Accident_norm']))

# Step 2: Combine with Other Selected Variables
#x1_selected = df1[['Fuel_norm','Accident_norm']]

# Combine selected variables with polynomial features
x1_pol_a = pd.concat([x_poly_df], axis=1) #x1_selected,

# Step 3: Fit the Polynomial Logistic Regression Model

x1_pol_a = sm.add_constant(x1_pol_a)
y1_pol_a = df1["Choice"]

y1_pol_a = y1_pol_a.astype('category')
y1_pol_a = y1_pol_a.cat.reorder_categories([0, 1, 2], ordered=True)

model1_pol_a = sm.MNLogit(y1_pol_a, sm.add_constant(x1_pol_a)).fit(method='nm', maxiter=100)

# Step 4: Model Summary
print(model1_pol_a.summary())
```

```
                          MNLogit Regression Results
==============================================================================
Dep. Variable:                 Choice   No. Observations:                 2400
Model:                        MNLogit   Df Residuals:                     2394
Method:                           MLE   Df Model:                            4
Date:                Mon, 18 Nov 2024   Pseudo R-squ.:                  0.3895
Time:                        17:11:39   Log-Likelihood:                -1530.6
converged:                       False   LL-Null:                       -2507.0
Covariance Type:            nonrobust   LLR p-value:                     0.000
==================================================================================
     Choice=1       coef    std err          z      P>|z|      [0.025      0.975]
----------------------------------------------------------------------------------
const             0.8922      0.252      3.535      0.000       0.398       1.387
Time_norm         2.9952      0.303      9.897      0.000       2.402       3.588
Accident_norm    -5.2611      0.334    -15.736      0.000      -5.916      -4.606
----------------------------------------------------------------------------------
     Choice=2       coef    std err          z      P>|z|      [0.025      0.975]
----------------------------------------------------------------------------------
const            -0.4296      0.265     -1.619      0.105      -0.950       0.091
Time_norm         0.3294      0.272      1.210      0.226      -0.204       0.863
Accident_norm     1.6028      0.272      5.893      0.000       1.070       2.136
==================================================================================
/usr/local/lib/python3.10/dist-packages/statsmodels/base/optimizer.py:737: RuntimeWarning: Maximum number of iterations l
  retvals = optimize.fmin(f, start_params, args=fargs, xtol=xtol,
/usr/local/lib/python3.10/dist-packages/statsmodels/base/model.py:607: ConvergenceWarning: Maximum Likelihood optimizati
  warnings.warn("Maximum Likelihood optimization failed to "
```

```
import pandas as pd

# Step 4: Model Summary
summary = model1_pol_a.summary()

# Convert the summary to a DataFrame
summary_df = pd.DataFrame(summary.tables[1].data[1:], columns=summary.tables[1].data[0])

# Save the DataFrame to an Excel file
summary_df.to_excel('model_summarymn.xlsx', index=False)
```

```
# Step 1: Create Polynomial Features for Time_norm, Fuel_norm, and Accident_norm
poly = PolynomialFeatures(degree=1, include_bias=False)
x_poly = poly.fit_transform(df1[['Time','Fuel','Accident']])
```

```
  Convert the polynomial features into a DataFrame for easier handling
x_poly_df = pd.DataFrame(x_poly, columns=poly.get_feature_names_out(['Time','Fuel','Accident']))

# Step 2: Combine with Other Selected Variables
#x1_selected = df1[['Fuel_norm','Accident_norm']]

# Combine selected variables with polynomial features
x1_pol_a = pd.concat([x_poly_df], axis=1) #x1_selected,

# Step 3: Fit the Polynomial Logistic Regression Model

x1_pol_a = sm.add_constant(x1_pol_a)
y1_pol_a = df1["Choice"]

y1_pol_a = y1_pol_a.astype('category')
y1_pol_a = y1_pol_a.cat.reorder_categories([0, 1, 2], ordered=True)

model1_pol_a = sm.MNLogit(y1_pol_a, sm.add_constant(x1_pol_a)).fit(method='nm', maxiter=100)

# Step 4: Model Summary
print(model1_pol_a.summary())
```

```
                          MNLogit Regression Results
==============================================================================
Dep. Variable:                 Choice   No. Observations:                 2400
Model:                        MNLogit   Df Residuals:                     2392
Method:                           MLE   Df Model:                            6
Date:                Mon, 18 Nov 2024   Pseudo R-squ.:                  0.2288
Time:                        17:11:47   Log-Likelihood:                -1933.4
converged:                       False   LL-Null:                       -2507.0
Covariance Type:            nonrobust   LLR p-value:                 1.324e-244
==============================================================================
  Choice=1       coef    std err          z      P>|z|      [0.025      0.975]
------------------------------------------------------------------------------
const          0.0349      0.100      0.349      0.727      -0.161       0.231
Time           0.0268      0.016      1.674      0.094      -0.005       0.058
Fuel          -0.0045      0.042     -0.106      0.915      -0.087       0.078
Accident      -0.0551      0.007     -7.751      0.000      -0.069      -0.041
------------------------------------------------------------------------------
  Choice=2       coef    std err          z      P>|z|      [0.025      0.975]
------------------------------------------------------------------------------
const          0.0261      0.103      0.254      0.800      -0.175       0.228
Time          -0.0202      0.018     -1.133      0.257      -0.055       0.015
Fuel           0.0157      0.047      0.334      0.738      -0.076       0.108
Accident      -0.0401      0.008     -5.180      0.000      -0.055      -0.025
==============================================================================
/usr/local/lib/python3.10/dist-packages/statsmodels/base/optimizer.py:737: RuntimeWarning: Maximum number of iterations l
  retvals = optimize.fmin(f, start_params, args=fargs, xtol=xtol,
/usr/local/lib/python3.10/dist-packages/statsmodels/base/model.py:607: ConvergenceWarning: Maximum Likelihood optimizati
  warnings.warn("Maximum Likelihood optimization failed to "
```

```
# Step 1: Create Polynomial Features for Time_norm, Fuel_norm, and Accident_norm
poly = PolynomialFeatures(degree=1, include_bias=False)
x_poly = poly.fit_transform(df1[['Time','Fuel']])

# Convert the polynomial features into a DataFrame for easier handling
x_poly_df = pd.DataFrame(x_poly, columns=poly.get_feature_names_out(['Time','Fuel']))

# Step 2: Combine with Other Selected Variables
#x1_selected = df1[['Fuel_norm','Accident_norm']]

# Combine selected variables with polynomial features
x1_pol_a = pd.concat([x_poly_df], axis=1) #x1_selected,

# Step 3: Fit the Polynomial Logistic Regression Model

x1_pol_a = sm.add_constant(x1_pol_a)
y1_pol_a = df1["Choice"]

y1_pol_a = y1_pol_a.astype('category')
y1_pol_a = y1_pol_a.cat.reorder_categories([0, 1, 2], ordered=True)

model1_pol_a = sm.MNLogit(y1_pol_a, sm.add_constant(x1_pol_a)).fit(method='nm', maxiter=100)

# Step 4: Model Summary
print(model1_pol_a.summary())
```

```
                          MNLogit Regression Results
==============================================================================
Dep. Variable:                 Choice   No. Observations:                 2400
Model:                        MNLogit   Df Residuals:                     2394
Method:                           MLE   Df Model:                            4
Date:                Mon, 18 Nov 2024   Pseudo R-squ.:                  0.2460
Time:                        17:12:18   Log-Likelihood:                -1890.2
```

```
converged:                       False   LL Null:                       2507.0
Covariance Type:               nonrobust   LLR p-value:                 8.446e-266
==============================================================================
  Choice=1       coef    std err          z      P>|z|      [0.025      0.975]
------------------------------------------------------------------------------
const          0.2136      0.098      2.171      0.030       0.021       0.407
Time           0.1893      0.028      6.668      0.000       0.134       0.245
Fuel          -0.1048      0.062     -1.702      0.089      -0.226       0.016
------------------------------------------------------------------------------
  Choice=2       coef    std err          z      P>|z|      [0.025      0.975]
------------------------------------------------------------------------------
const         -0.4077      0.111     -3.679      0.000      -0.625      -0.191
Time           0.1998      0.029      6.912      0.000       0.143       0.256
Fuel          -0.0461      0.063     -0.732      0.464      -0.170       0.077
==============================================================================
/usr/local/lib/python3.10/dist-packages/statsmodels/base/optimizer.py:737: RuntimeWarning: Maximum number of iterations l
  retvals = optimize.fmin(f, start_params, args=fargs, xtol=xtol,
/usr/local/lib/python3.10/dist-packages/statsmodels/base/model.py:607: ConvergenceWarning: Maximum Likelihood optimizati
  warnings.warn("Maximum Likelihood optimization failed to "
```

```
# Step 1: Create Polynomial Features for Time_norm, Fuel_norm, and Accident_norm
poly = PolynomialFeatures(degree=1, include_bias=False)
x_poly = poly.fit_transform(df1[['Fuel','Accident']])

# Convert the polynomial features into a DataFrame for easier handling
x_poly_df = pd.DataFrame(x_poly, columns=poly.get_feature_names_out(['Fuel','Accident']))

# Step 2: Combine with Other Selected Variables
#x1_selected = df1[['Fuel_norm','Accident_norm']]

# Combine selected variables with polynomial features
x1_pol_a = pd.concat([x_poly_df], axis=1) #x1_selected,

# Step 3: Fit the Polynomial Logistic Regression Model

x1_pol_a = sm.add_constant(x1_pol_a)
y1_pol_a = df1["Choice"]

y1_pol_a = y1_pol_a.astype('category')
y1_pol_a = y1_pol_a.cat.reorder_categories([0, 1, 2], ordered=True)

model1_pol_a = sm.MNLogit(y1_pol_a, sm.add_constant(x1_pol_a)).fit(method='nm', maxiter=100)

# Step 4: Model Summary
print(model1_pol_a.summary())
```

```
                          MNLogit Regression Results
==============================================================================
Dep. Variable:                 Choice   No. Observations:                 2400
Model:                        MNLogit   Df Residuals:                     2394
Method:                           MLE   Df Model:                            4
Date:                Mon, 18 Nov 2024   Pseudo R-squ.:                  0.3634
Time:                        17:12:22   Log-Likelihood:                -1596.0
converged:                       False   LL-Null:                       -2507.0
Covariance Type:               nonrobust   LLR p-value:                    0.000
==============================================================================
  Choice=1       coef    std err          z      P>|z|      [0.025      0.975]
------------------------------------------------------------------------------
const         -0.1202      0.115     -1.045      0.296      -0.346       0.105
Fuel          -0.2918      0.482     -0.605      0.545      -1.237       0.654
Accident      -0.2972      0.162     -1.835      0.066      -0.615       0.020
------------------------------------------------------------------------------
  Choice=2       coef    std err          z      P>|z|      [0.025      0.975]
------------------------------------------------------------------------------
const          0.4517      0.106      4.277      0.000       0.245       0.659
Fuel          -0.1714      0.482     -0.355      0.722      -1.117       0.774
Accident      -0.2724      0.162     -1.682      0.093      -0.590       0.045
==============================================================================
/usr/local/lib/python3.10/dist-packages/statsmodels/base/optimizer.py:737: RuntimeWarning: Maximum number of iterations l
  retvals = optimize.fmin(f, start_params, args=fargs, xtol=xtol,
/usr/local/lib/python3.10/dist-packages/statsmodels/base/model.py:607: ConvergenceWarning: Maximum Likelihood optimizati
  warnings.warn("Maximum Likelihood optimization failed to "
```

```
# Step 1: Create Polynomial Features for Time_norm, Fuel_norm, and Accident_norm
poly = PolynomialFeatures(degree=1, include_bias=False)
x_poly = poly.fit_transform(df1[['Time','Accident']])

# Convert the polynomial features into a DataFrame for easier handling
x_poly_df = pd.DataFrame(x_poly, columns=poly.get_feature_names_out(['Time','Accident']))

# Step 2: Combine with Other Selected Variables
#x1_selected = df1[['Fuel_norm','Accident_norm']]
```

```
  Combine selected variables with polynomial features
x1_pol_a = pd.concat([x_poly_df], axis=1) #x1_selected,

# Step 3: Fit the Polynomial Logistic Regression Model

x1_pol_a = sm.add_constant(x1_pol_a)
y1_pol_a = df1["Choice"]

y1_pol_a = y1_pol_a.astype('category')
y1_pol_a = y1_pol_a.cat.reorder_categories([0, 1, 2], ordered=True)

model1_pol_a = sm.MNLogit(y1_pol_a, sm.add_constant(x1_pol_a)).fit(method='nm', maxiter=100)

# Step 4: Model Summary
print(model1_pol_a.summary())
```

```
                          MNLogit Regression Results
==============================================================================
Dep. Variable:                 Choice   No. Observations:                 2400
Model:                        MNLogit   Df Residuals:                     2394
Method:                           MLE   Df Model:                            4
Date:                Mon, 18 Nov 2024   Pseudo R-squ.:                  0.2326
Time:                        17:12:27   Log-Likelihood:                -1924.0
converged:                       False   LL-Null:                       -2507.0
Covariance Type:            nonrobust   LLR p-value:                3.649e-251
==============================================================================
  Choice=1       coef    std err          z      P>|z|      [0.025      0.975]
------------------------------------------------------------------------------
const         -0.0468      0.098     -0.479      0.632      -0.239       0.145
Time          -0.0343      0.013     -2.553      0.011      -0.061      -0.008
Accident      -0.0653      0.006    -11.608      0.000      -0.076      -0.054
------------------------------------------------------------------------------
  Choice=2       coef    std err          z      P>|z|      [0.025      0.975]
------------------------------------------------------------------------------
const          0.0299      0.099      0.302      0.762      -0.164       0.224
Time           0.0920      0.015      6.231      0.000       0.063       0.121
Accident       0.0298      0.007      4.465      0.000       0.017       0.043
==============================================================================
/usr/local/lib/python3.10/dist-packages/statsmodels/base/optimizer.py:737: RuntimeWarning: Maximum number of iterations l
  retvals = optimize.fmin(f, start_params, args=fargs, xtol=xtol,
/usr/local/lib/python3.10/dist-packages/statsmodels/base/model.py:607: ConvergenceWarning: Maximum Likelihood optimizati
  warnings.warn("Maximum Likelihood optimization failed to "
```

```
# Step 1: Create Polynomial Features for Time_norm, Fuel_norm, and Accident_norm
poly = PolynomialFeatures(degree=1, include_bias=False)
x_poly = poly.fit_transform(df1[['Accident_norm']])

# Convert the polynomial features into a DataFrame for easier handling
x_poly_df = pd.DataFrame(x_poly, columns=poly.get_feature_names_out(['Accident_norm']))

# Step 2: Combine with Other Selected Variables
x1_selected = df1[['IF_OTHERS_SPEED_4']]

# Combine selected variables with polynomial features
x1_pol_a = pd.concat([x1_selected, x_poly_df], axis=1)

# Step 3: Fit the Polynomial Logistic Regression Model

x1_pol_a = sm.add_constant(x1_pol_a)
y1_pol_a = df1["Choice"]

y1_pol_a = y1_pol_a.astype('category')
y1_pol_a = y1_pol_a.cat.reorder_categories([0, 1, 2], ordered=True)

model1_pol_a = sm.MNLogit(y1_pol_a, sm.add_constant(x1_pol_a)).fit(method='nm', maxiter=100)

# Step 4: Model Summary
print(model1_pol_a.summary())
```

```
                          MNLogit Regression Results
==============================================================================
Dep. Variable:                 Choice   No. Observations:                 2400
Model:                        MNLogit   Df Residuals:                     2394
Method:                           MLE   Df Model:                            4
Date:                Mon, 18 Nov 2024   Pseudo R-squ.:                  0.3183
Time:                        17:12:30   Log-Likelihood:                -1709.1
converged:                       False   LL-Null:                       -2507.0
Covariance Type:            nonrobust   LLR p-value:                     0.000
==================================================================================
         Choice=1       coef    std err          z      P>|z|      [0.025      0.975]
----------------------------------------------------------------------------------
const                  2.3287      0.141     16.551      0.000       2.053       2.605
IF_OTHERS_SPEED_4      2.5995      0.170     15.284      0.000       2.266       2.933
Accident_norm         -5.6883      0.258    -22.054      0.000      -6.194      -5.183
```

```
------------------------------------------------------------------------------
         Choice=2       coef    std err          z      P>|z|      [0.025      0.975]
------------------------------------------------------------------------------
const                  0.8709      0.146      5.962      0.000       0.585       1.157
IF_OTHERS_SPEED_4      0.6742      0.136      4.948      0.000       0.407       0.941
Accident_norm         -0.3812      0.199     -1.913      0.056      -0.772       0.009
==============================================================================
/usr/local/lib/python3.10/dist-packages/statsmodels/base/optimizer.py:737: RuntimeWarning: Maximum number of iterations l
  retvals = optimize.fmin(f, start_params, args=fargs, xtol=xtol,
/usr/local/lib/python3.10/dist-packages/statsmodels/base/model.py:607: ConvergenceWarning: Maximum Likelihood optimizati
  warnings.warn("Maximum Likelihood optimization failed to "
```

```
import pandas as pd

# Step 1: Create Polynomial Features for Time_norm, Fuel_norm, and Accident_norm
poly = PolynomialFeatures(degree=1, include_bias=False)
x_poly = poly.fit_transform(df1[['Accident_norm']])

# Convert the polynomial features into a DataFrame for easier handling
x_poly_df = pd.DataFrame(x_poly, columns=poly.get_feature_names_out(['Accident_norm']))

# Step 2: Combine with Other Selected Variables
x1_selected = df1[['IF_OTHERS_SPEED_4']]

# Combine selected variables with polynomial features
x1_pol_a = pd.concat([x1_selected, x_poly_df], axis=1)

# Step 3: Fit the Polynomial Logistic Regression Model
x1_pol_a = sm.add_constant(x1_pol_a)
y1_pol_a = df1["Choice"]

y1_pol_a = y1_pol_a.astype('category')
y1_pol_a = y1_pol_a.cat.reorder_categories([0, 1, 2], ordered=True)

# Fitting the model
model1_pol_a = sm.MNLogit(y1_pol_a, sm.add_constant(x1_pol_a)).fit(method='nm', maxiter=100)

# Step 4: Extract the summary tables into a DataFrame
summary_df = pd.DataFrame(model1_pol_a.summary().tables[1].data[1:],
                          columns=model1_pol_a.summary().tables[1].data[0])

# Export to an Excel file
summary_df.to_excel("model_summaryOne.xlsx", index=False)

print("Model summary exported to 'model_summaryOne.xlsx'")
```

```
Model summary exported to 'model_summaryOne.xlsx'
/usr/local/lib/python3.10/dist-packages/statsmodels/base/optimizer.py:737: RuntimeWarning: Maximum number of iterations l
  retvals = optimize.fmin(f, start_params, args=fargs, xtol=xtol,
/usr/local/lib/python3.10/dist-packages/statsmodels/base/model.py:607: ConvergenceWarning: Maximum Likelihood optimizati
  warnings.warn("Maximum Likelihood optimization failed to "
```

```
# Step 1: Create Polynomial Features for Time_norm, Fuel_norm, and Accident_norm
poly = PolynomialFeatures(degree=1, include_bias=False)
x_poly = poly.fit_transform(df1[['Accident_norm']])

# Convert the polynomial features into a DataFrame for easier handling
x_poly_df = pd.DataFrame(x_poly, columns=poly.get_feature_names_out(['Accident_norm']))

# Step 2: Combine with Other Selected Variables
x1_selected = df1[['IF_OTHERS_SPEED_3']]

# Combine selected variables with polynomial features
x1_pol_a = pd.concat([x1_selected, x_poly_df], axis=1)

# Step 3: Fit the Polynomial Logistic Regression Model

x1_pol_a = sm.add_constant(x1_pol_a)
y1_pol_a = df1["Choice"]

y1_pol_a = y1_pol_a.astype('category')
y1_pol_a = y1_pol_a.cat.reorder_categories([0, 1, 2], ordered=True)

model1_pol_a = sm.MNLogit(y1_pol_a, sm.add_constant(x1_pol_a)).fit(method='nm', maxiter=100)

# Step 4: Model Summary
print(model1_pol_a.summary())
```

```
                          MNLogit Regression Results
==============================================================================
Dep. Variable:                 Choice   No. Observations:                 2400
```

```
Model:                          MNLogit   Df Residuals:                     2394
Method:                            MLE    Df Model:                            4
Date:                 Mon, 18 Nov 2024   Pseudo R-squ.:                  0.3014
Time:                         17:12:38   Log-Likelihood:                -1751.3
converged:                        False   LL-Null:                       -2507.0
Covariance Type:             nonrobust   LLR p-value:                     0.000
==================================================================================
         Choice=1       coef    std err          z      P>|z|      [0.025      0.975]
----------------------------------------------------------------------------------
const                 2.2245      0.140     15.885      0.000       1.950       2.499
IF_OTHERS_SPEED_3     0.7873      0.140      5.626      0.000       0.513       1.062
Accident_norm        -4.3641      0.228    -19.163      0.000      -4.810      -3.918
----------------------------------------------------------------------------------
         Choice=2       coef    std err          z      P>|z|      [0.025      0.975]
----------------------------------------------------------------------------------
const                -0.3320      0.157     -2.109      0.035      -0.641      -0.023
IF_OTHERS_SPEED_3     0.6762      0.128      5.278      0.000       0.425       0.927
Accident_norm         1.1974      0.194      6.157      0.000       0.816       1.579
==================================================================================
/usr/local/lib/python3.10/dist-packages/statsmodels/base/optimizer.py:737: RuntimeWarning: Maximum number of iterations l
  retvals = optimize.fmin(f, start_params, args=fargs, xtol=xtol,
/usr/local/lib/python3.10/dist-packages/statsmodels/base/model.py:607: ConvergenceWarning: Maximum Likelihood optimizati
  warnings.warn("Maximum Likelihood optimization failed to "
```

```
# Step 1: Create Polynomial Features for Time_norm, Fuel_norm, and Accident_norm
poly = PolynomialFeatures(degree=1, include_bias=False)
x_poly = poly.fit_transform(df1[['Time_norm','Accident_norm']])

# Convert the polynomial features into a DataFrame for easier handling
x_poly_df = pd.DataFrame(x_poly, columns=poly.get_feature_names_out(['Time_norm','Accident_norm']))

# Step 2: Combine with Other Selected Variables
x1_selected = df1[['IF_OTHERS_SPEED_3']]

# Combine selected variables with polynomial features
x1_pol_a = pd.concat([x1_selected, x_poly_df], axis=1)

# Step 3: Fit the Polynomial Logistic Regression Model

x1_pol_a = sm.add_constant(x1_pol_a)
y1_pol_a = df1["Choice"]

y1_pol_a = y1_pol_a.astype('category')
y1_pol_a = y1_pol_a.cat.reorder_categories([0, 1, 2], ordered=True)

model1_pol_a = sm.MNLogit(y1_pol_a, sm.add_constant(x1_pol_a)).fit(method='nm', maxiter=100)

# Step 4: Model Summary
print(model1_pol_a.summary())
```

```
                          MNLogit Regression Results
==============================================================================
Dep. Variable:                 Choice   No. Observations:                 2400
Model:                        MNLogit   Df Residuals:                     2392
Method:                           MLE   Df Model:                            6
Date:                 Mon, 18 Nov 2024   Pseudo R-squ.:                  0.3048
Time:                         17:12:43   Log-Likelihood:                -1742.8
converged:                        False   LL-Null:                       -2507.0
Covariance Type:             nonrobust   LLR p-value:                     0.000
==================================================================================
         Choice=1       coef    std err          z      P>|z|      [0.025      0.975]
----------------------------------------------------------------------------------
const                 0.5414      0.240      2.260      0.024       0.072       1.011
IF_OTHERS_SPEED_3     1.0208      0.136      7.520      0.000       0.755       1.287
Time_norm             1.6383      0.260      6.298      0.000       1.128       2.148
Accident_norm        -4.0555      0.267    -15.162      0.000      -4.580      -3.531
----------------------------------------------------------------------------------
         Choice=2       coef    std err          z      P>|z|      [0.025      0.975]
----------------------------------------------------------------------------------
const                -0.7251      0.270     -2.681      0.007      -1.255      -0.195
IF_OTHERS_SPEED_3     0.4980      0.122      4.084      0.000       0.259       0.737
Time_norm            -0.3770      0.262     -1.436      0.151      -0.891       0.137
Accident_norm         1.5049      0.265      5.673      0.000       0.985       2.025
==================================================================================
/usr/local/lib/python3.10/dist-packages/statsmodels/base/optimizer.py:737: RuntimeWarning: Maximum number of iterations l
  retvals = optimize.fmin(f, start_params, args=fargs, xtol=xtol,
/usr/local/lib/python3.10/dist-packages/statsmodels/base/model.py:607: ConvergenceWarning: Maximum Likelihood optimizati
  warnings.warn("Maximum Likelihood optimization failed to "
```

export to excel

```
import pandas as pd

# Step 1: Create Polynomial Features for Time_norm, Fuel_norm, and Accident_norm
poly = PolynomialFeatures(degree=1, include_bias=False)
x_poly = poly.fit_transform(df1[['Time_norm','Accident_norm']])

# Convert the polynomial features into a DataFrame for easier handling
x_poly_df = pd.DataFrame(x_poly, columns=poly.get_feature_names_out(['Time_norm','Accident_norm']))

# Step 2: Combine with Other Selected Variables
x1_selected = df1[['IF_OTHERS_SPEED_3']]

# Combine selected variables with polynomial features
x1_pol_a = pd.concat([x1_selected, x_poly_df], axis=1)

# Step 3: Fit the Polynomial Logistic Regression Model
x1_pol_a = sm.add_constant(x1_pol_a)
y1_pol_a = df1["Choice"]

y1_pol_a = y1_pol_a.astype('category')
y1_pol_a = y1_pol_a.cat.reorder_categories([0, 1, 2], ordered=True)

# Fitting the model
model1_pol_a = sm.MNLogit(y1_pol_a, sm.add_constant(x1_pol_a)).fit(method='nm', maxiter=100)

# Step 4: Extract the summary tables into a DataFrame
summary_df = pd.DataFrame(model1_pol_a.summary().tables[1].data[1:],
                          columns=model1_pol_a.summary().tables[1].data[0])

# Export to an Excel file
summary_df.to_excel("model_summary.xlsx", index=False)

print("Model summary exported to 'model_summary.xlsx'")
```

```
Model summary exported to 'model_summary.xlsx'
/usr/local/lib/python3.10/dist-packages/statsmodels/base/optimizer.py:737: RuntimeWarning: Maximum number of iterations l
  retvals = optimize.fmin(f, start_params, args=fargs, xtol=xtol,
/usr/local/lib/python3.10/dist-packages/statsmodels/base/model.py:607: ConvergenceWarning: Maximum Likelihood optimizati
  warnings.warn("Maximum Likelihood optimization failed to "
```

16/09 update

```
# Step 1: Create Polynomial Features for Time_norm, Fuel_norm, and Accident_norm
poly = PolynomialFeatures(degree=1, include_bias=False)
x_poly = poly.fit_transform(df1[['Time_norm','Accident_norm']])

# Convert the polynomial features into a DataFrame for easier handling
x_poly_df = pd.DataFrame(x_poly, columns=poly.get_feature_names_out(['Time_norm','Accident_norm']))

# Step 2: Combine with Other Selected Variables
#x1_selected = df1[['Fuel']]

# Combine selected variables with polynomial features
x1_pol_a = pd.concat([x_poly_df], axis=1)

# Step 3: Fit the Polynomial Logistic Regression Model

x1_pol_a = sm.add_constant(x1_pol_a)
y1_pol_a = df1["Choice"]

y1_pol_a = y1_pol_a.astype('category')
y1_pol_a = y1_pol_a.cat.reorder_categories([0, 1, 2], ordered=True)

model1_pol_a = sm.MNLogit(y1_pol_a, sm.add_constant(x1_pol_a)).fit(method='nm', maxiter=100)

# Step 4: Model Summary
print(model1_pol_a.summary())
```

```
                          MNLogit Regression Results
==============================================================================
Dep. Variable:                 Choice   No. Observations:                 2400
Model:                        MNLogit   Df Residuals:                     2394
Method:                           MLE   Df Model:                            4
Date:                Mon, 18 Nov 2024   Pseudo R-squ.:                  0.3895
Time:                        17:12:51   Log-Likelihood:                -1530.6
converged:                       False   LL-Null:                       -2507.0
Covariance Type:            nonrobust   LLR p-value:                     0.000
==================================================================================
     Choice=1       coef    std err          z      P>|z|      [0.025      0.975]
----------------------------------------------------------------------------------
const             0.8922      0.252      3.535      0.000       0.398       1.387
```

```
Time_norm         2.9952      0.303      9.897      0.000       2.402       3.588
Accident_norm    -5.2611      0.334    -15.736      0.000      -5.916      -4.606
--------------------------------------------------------------------------------
     Choice=2       coef    std err          z      P>|z|      [0.025      0.975]
--------------------------------------------------------------------------------
const            -0.4296      0.265     -1.619      0.105      -0.950       0.091
Time_norm         0.3294      0.272      1.210      0.226      -0.204       0.863
Accident_norm     1.6028      0.272      5.893      0.000       1.070       2.136
================================================================================
/usr/local/lib/python3.10/dist-packages/statsmodels/base/optimizer.py:737: RuntimeWarning: Maximum number of iterations l
  retvals = optimize.fmin(f, start_params, args=fargs, xtol=xtol,
/usr/local/lib/python3.10/dist-packages/statsmodels/base/model.py:607: ConvergenceWarning: Maximum Likelihood optimizati
  warnings.warn("Maximum Likelihood optimization failed to "
```

```
# Step 1: Create Polynomial Features for Time_norm, Fuel_norm, and Accident_norm
poly = PolynomialFeatures(degree=1, include_bias=False)
x_poly = poly.fit_transform(df1[['Time_norm','Accident_norm','Fuel_norm']])

# Convert the polynomial features into a DataFrame for easier handling
x_poly_df = pd.DataFrame(x_poly, columns=poly.get_feature_names_out(['Time_norm','Accident_norm','Fuel_norm']))

# Step 2: Combine with Other Selected Variables
#x1_selected = df1[['Fuel']]

# Combine selected variables with polynomial features
x1_pol_a = pd.concat([x_poly_df], axis=1)

# Step 3: Fit the Polynomial Logistic Regression Model

x1_pol_a = sm.add_constant(x1_pol_a)
y1_pol_a = df1["Choice"]

y1_pol_a = y1_pol_a.astype('category')
y1_pol_a = y1_pol_a.cat.reorder_categories([0, 1, 2], ordered=True)

model1_pol_a = sm.MNLogit(y1_pol_a, sm.add_constant(x1_pol_a)).fit(method='nm', maxiter=100)
```