



ΠΑΝΕΠΙΣΤΗΜΙΟ ΔΥΤΙΚΗΣ ΑΤΤΙΚΗΣ

**Ευφυή Συστήματα στα Μ.Μ.Μ. και πρόβλεψη
ροής επιβατών**

Καρούσος Κωνσταντίνος- Μανούσος (ΑΜ 43042)

Μάρος Γρηγόριος (ΑΜ 36734)

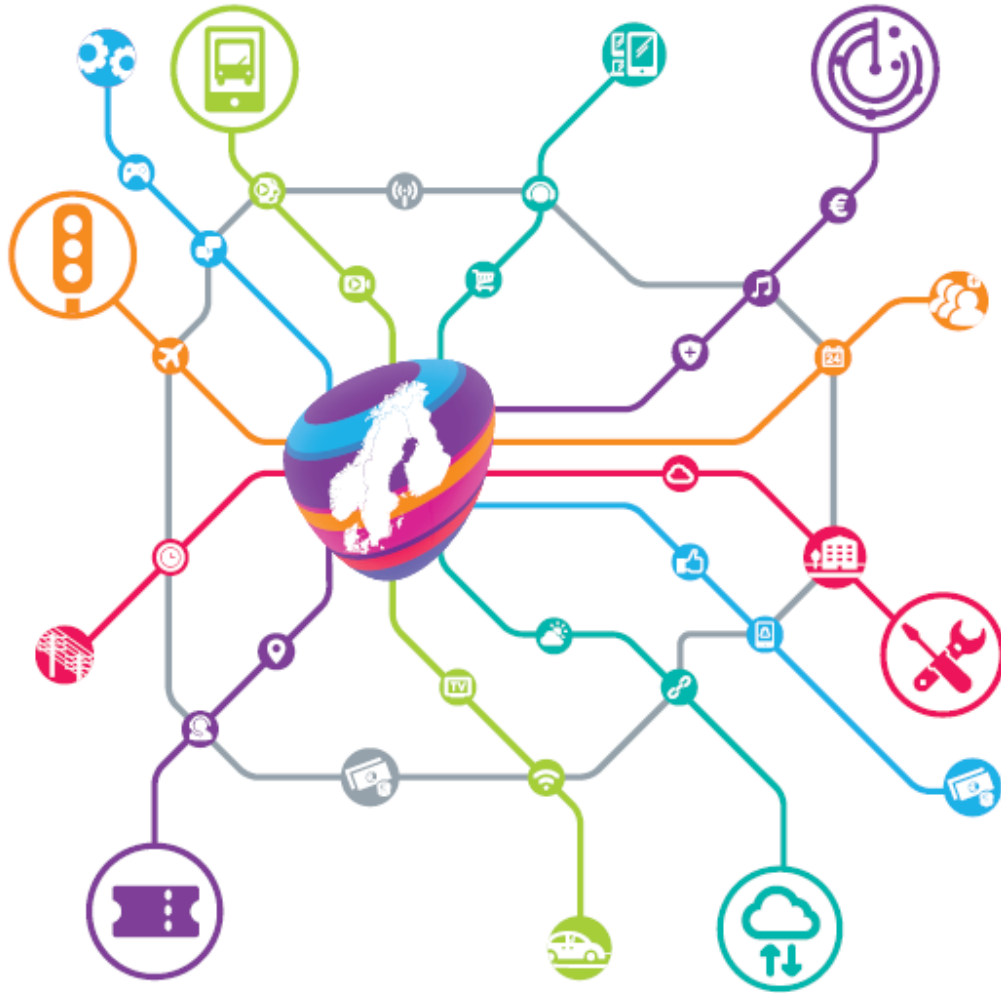
Επιβλέπων καθηγητής, Δρ. Νικολάου Γρηγόριος

ΠΤΥΧΙΑΚΗ ΕΡΓΑΣΙΑ

ΣΧΟΛΗ ΜΗΧΑΝΙΚΩΝ

ΤΜΗΜΑ ΜΗΧΑΝΙΚΩΝ ΒΙΟΜΗΧΑΝΙΚΗΣ ΣΧΕΔΙΑΣΗΣ & ΠΑΡΑΓΩΓΗΣ

Ιανουάριος 2019



You can't understand a city without using its public transportation system.

Dr. Erol Ozan , Professor of Information Technology

ΔΗΛΩΣΗ ΣΥΓΓΡΑΦΕΑ ΠΤΥΧΙΑΚΗΣ ΕΡΓΑΣΙΑΣ

Ο/Η κάτωθι υπογεγραμμένος/η *Καρούσος Κωνσταντίνος - Μανούσος*, του
..... *Επαμεινώνδα - Διονύση*, φοιτητής του Τμήματος..... *Μηχανικών Βιομηχανικής*
Σχεδίασης και Παραγωγής του Πανεπιστημίου Δυτικής
Αττικής, πριν αναλάβω την εκπόνηση της Πτυχιακής Εργασίας μου, δηλώνω ότι ενημερώθηκα
για τα παρακάτω:

«Η Πτυχιακή Εργασία (Π.Ε) αποτελεί προϊόν πνευματικής ιδιοκτησίας τόσο του συγγραφέα, όσο και του Ιδρύματος και θα πρέπει να έχει μοναδικό χαρακτήρα και πρωτότυπο περιεχόμενο.

Απαγορεύεται αυστηρά οποιοδήποτε κομμάτι κειμένου της να εμφανίζεται αυτούσιο ή μεταφρασμένο από κάποια άλλη δημοσιευμένη πηγή. Κάθε τέτοια πράξη αποτελεί προϊόν λογοκλοπής και εγείρει θέμα Ηθικής Τάξης για τα πνευματικά δικαιώματα του άλλου συγγραφέα. Αποκλειστικός υπεύθυνος είναι ο συγγραφέας της Π.Ε, ο οποίος φέρει και την ευθύνη των συνεπειών, ποινικών και άλλων, αυτής της πράξης.

Πέραν των όποιων ποινικών ευθυνών του συγγραφέα, σε περίπτωση που το Ίδρυμα του έχει απονείμει Πτυχίο, αυτό ανακαλείται με απόφαση της Συνέλευσης του Τμήματος. Η Συνέλευση του Τμήματος με νέα απόφασή της, μετά από αίτηση του ενδιαφερόμενου, του αναθέτει εκ νέου την εκπόνηση Π.Ε με άλλο θέμα και διαφορετικό επιβλέποντα καθηγητή. Η εκπόνηση της εν λόγω Π.Ε πρέπει να ολοκληρωθεί εντός τουλάχιστον ενός ημερολογιακού βμήνου από την ημερομηνία ανάθεσής της.

Ο Δηλών



Ημερομηνία

07 / 01 / 2019

ΔΗΛΩΣΗ ΣΥΓΓΡΑΦΕΑ ΠΤΥΧΙΑΚΗΣ ΕΡΓΑΣΙΑΣ

Ο/Η κάτωθι υπογεγραμμένος/η *Μάρκος Γρηγόριος*, του
Ευάγγελου, φοιτητής του Τμήματος..... *Μηχανικών Βιομηχανικής*
Σχεδίασης και Παραγωγής του Πανεπιστημίου Δυτικής
Αττικής, πριν αναλάβω την εκπόνηση της Πτυχιακής Εργασίας μου, δηλώνω ότι ενημερώθηκα
για τα παρακάτω:

«Η Πτυχιακή Εργασία (Π.Ε) αποτελεί προϊόν πνευματικής ιδιοκτησίας τόσο του
συγγραφέα, όσο και του Ιδρύματος και θα πρέπει να έχει μοναδικό χαρακτήρα και
πρωτότυπο περιεχόμενο.

Απαγορεύεται αυστηρά οποιοδήποτε κομμάτι κειμένου της να εμφανίζεται αυτούσιο ή
μεταφρασμένο από κάποια άλλη δημοσιευμένη πηγή. Κάθε τέτοια πράξη αποτελεί προϊόν
λογοκλοπής και εγείρει θέμα Ηθικής Τάξης για τα πνευματικά δικαιώματα του άλλου
συγγραφέα. Αποκλειστικός υπεύθυνος είναι ο συγγραφέας της Π.Ε, ο οποίος φέρει και την
ευθύνη των συνεπειών, ποινικών και άλλων, αυτής της πράξης.

Πέραν των όποιων ποινικών ευθυνών του συγγραφέα, σε περίπτωση που το Ίδρυμα του
έχει απονείμει Πτυχίο, αυτό ανακαλείται με απόφαση της Συνέλευσης του Τμήματος. Η
Συνέλευση του Τμήματος με νέα απόφασή της, μετά από αίτηση του ενδιαφερόμενου, του
αναθέτει εκ νέου την εκπόνηση Π.Ε με άλλο θέμα και διαφορετικό επιβλέποντα καθηγητή. Η
εκπόνηση της εν λόγω Π.Ε πρέπει να ολοκληρωθεί εντός τουλάχιστον ενός ημερολογιακού
βμήνου από την ημερομηνία ανάθεσής της.

Ο Δηλών



Ημερομηνία

07 / 01 / 2019

Ευχαριστίες

Η παρούσα πτυχιακή εργασία εκπονήθηκε το διάστημα μεταξύ Μαΐου 2018 και Δεκεμβρίου 2018 στα πλαίσια εκπλήρωσης μέρους των απαιτήσεων για την απόκτηση του Πτυχίου της σχολής Μηχανικών, του τμήματος Βιομηχανικής Σχεδίασης και Παραγωγής του Πανεπιστημίου Δυτικής Αττικής.

Ως την ελάχιστη δυνατή μνεία, με την παρούσα παράγραφο οφείλουμε να ευχαριστήσουμε όλους όσους συνέβαλαν στην εκπόνησή της και ιδιαίτερα:

Τον επιβλέποντα καθηγητή μας, κο Νικολάου Γρηγόριο, για την πολύτιμη υποστήριξή του, τις παραγωγικές υποδείξεις του και το πολύ καλό κλίμα συνεργασίας που διαμόρφωσε συμβάλλοντας τα μέγιστα για την κατάρτιση της πτυχιακής μας εργασίας

Τον Οργανισμό Αστικών Συγκοινωνιών Αθήνας για τις σημαντικές πληροφορίες και τα δεδομένα που μας παρείχαν, χωρίς τα οποία η ολοκλήρωση της εργασίας δεν θα ήταν εφικτή.

Τέλος, θα θέλαμε να ευχαριστήσουμε τις οικογένειές μας για την υπομονή και στήριξή τους σε όλα τα στάδια της εργασίας.

Καρούσος Κωνσταντίνος- Μανούσος

Μάρος Γρηγόρης

Αθήνα 2018

Περιεχόμενα

Κατάλογος εικόνων/ σχημάτων.....	7
Κατάλογος πινάκων.....	10
Εισαγωγή.....	11
Μέρος - Α.....	12
Κεφάλαιο Α.1 - Έξυπνη πόλη- Smart City.....	12
Κεφάλαιο Α.2 - Έξυπνες μετακινήσεις (Smart Public Transport).....	15
Κεφάλαιο Α.3 - Τα ΜΜΜ στην Αθήνα	17
Α.3.1 - Μετρό.....	18
Α.3.2 - Προαστιακός Σιδηρόδρομος.....	20
Α.3.3 - Τραμ.....	21
Α.3.4 - Αστικά λεωφορεία / Τρόλεϊ.....	23
Α.3.5 - Το μέλλον των δημόσιων αστικών συγκοινωνιών Αθήνας.....	24
Κεφάλαιο Α.4 - Αυτόματο Σύστημα Συλλογής Κομίστρου (ΑΣΣΚ)	25
Α.4.1 - Βασική λειτουργία ΑΣΣΚ.....	25
Κεφάλαιο Α.5 - Ολοκληρωμένο Σύστημα Τηλεματικής (ΟΣΤ).....	37
Α.5.1 - Βασική λειτουργία ΟΣΤ.....	37
Α.5.2 - Λειτουργικές Οντότητες ΟΣΤ	37
Μέρος - Β.....	46
Κεφάλαιο Β.1 - Εισαγωγή	46
Κεφάλαιο Β.2 - Πρόβλημα /Το φαινόμενο της συσσώρευσης οχημάτων (Bus bunching)	46
Β.2.1 - Θεωρία του φαινομένου	47
Β.2.2 - Αίτια και ανάλυση παραδείγματος.....	47
Β.2.3 - Λύσεις του προβλήματος.....	49
Κεφάλαιο Β.3 - Διερεύνηση του τρόπου πρόβλεψης.....	51
Κεφάλαιο Β.4 - Χρονοσειρές, Μοντέλα πρόβλεψης, Τρόποι αξιολόγησης των μοντέλων	53
Β.4.1 - Χρονοσειρές (Time-series).....	53
Β.4.2 - Γραμμικά Μοντέλα πρόβλεψης	56
Β.4.3 - Artificial Intelligent Model (Τεχνητή Νοημοσύνη, Μηχανική Μάθηση- Νευρωνικά Δίκτυα)	59

B.4.4 - Αξιολόγηση Μοντέλων Πρόβλεψης	65
Κεφάλαιο Β.5 - Μεθοδολογία, ανάλυση, περιγραφή αλγορίθμου με εισαγωγή μικρού όγκου δεδομένων.....	68
B.5.1 - Εργαλεία- Γλώσσα προγραμματισμού	68
B.5.2 - Βάση δεδομένων- Data engineering/ Επεξεργασία δεδομένων.....	68
B.5.3 - Υπόδειγμα ARIMA.....	71
B.5.4 - Υπόδειγμα SARIMA.....	82
B.5.5 - Νευρωνικά Δίκτυα	87
B.5.6 - Υβριδικό υπόδειγμα (SARIMA – MLP)	97
Κεφάλαιο Β.6 - Τελικό συμπέρασμα με εισαγωγή μικρού όγκου δεδομένων	100
Κεφάλαιο Β.7 - Ανάπτυξη αλγορίθμου πρόβλεψης με εισαγωγή μεγάλου όγκου δεδομένων	101
B.7.1 - Εισαγωγή	101
B.7.2 - Παραμετροποίηση (tuning) και αξιολόγηση μοντέλου LSTM.....	102
B.7.3 - Τελικό συμπέρασμα- Πρόβλεψη.....	118
Κεφάλαιο Β.8 - Επίλογος, Μελλοντικός στόχος.....	120
Βιβλιογραφία	121

Κατάλογος εικόνων/ σχημάτων

Εικόνα Α.1.1 Έξυπνη πόλη	13
Εικόνα Α.2.1 Τεχνολογική σύνδεση όλων των παρεχόμενων υπηρεσιών και λύσεων	16
Εικόνα Α.3.1 Μητροπολιτικός χάρτης του υπόγειου σιδηρόδρομου της Αθήνας	18
Εικόνα Α.3.2 Χάρτης Προαστιακού Αθήνας	20
Εικόνα Α.3.3 Χάρτης του Τραμ της Αθήνας.....	22
Εικόνα Α.3.4 Χάρτης του συγκοινωνιακού δικτύου της ΟΣΥ.....	23
Εικόνα Α.4.2 Αρχιτεκτονική δικτύου ΑΣΣΚ	26
Εικόνα Β.2.1 Φυσιολογική συχνότητα οχημάτων	48
Εικόνα Β.2.2 Bus Bunching	48
Εικόνα Β.3.1 IMM Dataframe	52
Εικόνα Β.4.1 Παράδειγμα χρονοσειράς για προσθετικό μοντέλο (Μηνιαία παραγωγή γάλακτος Ιανουάριος 1962 – Δεκέμβριος 1975)	55
Εικόνα Β.4.2 Χρονοσειρά για πολλαπλασιαστικό μοντέλο.....	55
Εικόνα Β.4.3 Έξοδος NN	62
Εικόνα Β.4.4 Σιγμοειδής (Sigmoid) Συνάρτηση	62
Εικόνα Β.4.5 Υπερβολική εφαπτόμενη (tanh)	63
Εικόνα Β.4.6 ReLu.....	63
Εικόνα Β.4.7 Παράδειγμα MLP	64
Εικόνα Β.4.8 LSTM.....	65
Εικόνα Β.5.1 Rawdata.....	69
Εικόνα Β.5.2 Τελικό dataframe (μετά την ανάλυση)	69
Εικόνα Β.5.3 Dataframe μετά τη δειγματοληψία	70
Εικόνα Β.5.4 Γραφική απεικόνιση των δεδομένων	71
Εικόνα Β.5.5 Training Set.....	72
Εικόνα Β.5.6 Test Set	72
Εικόνα Β.5.7 Απεικόνιση πραγματικών- προβλεπόμενων τιμών ARIMA	75
Εικόνα Β.5.8 Πραγματικές και Προβλεπόμενες τιμές (εκτός δείγματος) - Arima	76
Εικόνα Β.5.9 Autocorrelation.....	77
Εικόνα Β.5.10 Οι συνιστώσες μετά την αποσύνθεση της χρονοσειράς	77
Εικόνα Β.5.11 Daily timeseries	78
Εικόνα Β.5.12 Weekend timeseries.	78
Εικόνα Β.5.13 Πραγματικές/ Προβλεπόμενες τιμές για καθημερινές (1 βήμα)	80

Εικόνα B.5.14 Πραγματικές/ Προβλεπόμενες τιμές για ΣΚ (1 βήμα).....	80
Εικόνα B.5.15 Πραγματικές/ Προβλεπόμενες τιμές για καθημερινές (96 βήματα)	81
Εικόνα B.5.16 Πραγματικές/ Προβλεπόμενες τιμές για ΣΚ (96 βήματα)	81
Εικόνα B.5.17 Πραγματικές/ Προβλεπόμενες τιμές για καθημερινές(1 βήμα) Sarima	84
Εικόνα B.5.18 Πραγματικές/ Προβλεπόμενες τιμές για ΣΚ (1 βήμα) Sarima	85
Εικόνα B.5.19 Πραγματικές/ Προβλεπόμενες τιμές για καθημερινές (96 βήματα) Sarima ...	86
Εικόνα B.5.20 Πραγματικές/ Προβλεπόμενες τιμές για ΣΚ (96 βήματα) Sarima	86
Εικόνα B.5.21 Dataframe after Normalization (a)	88
Εικόνα B.5.22 Dataframe after Normalization (b)	88
Εικόνα B.5.23 Πραγματικές/ Προβλεπόμενες τιμές για καθημερινές (1 βήματα) MLP	91
Εικόνα B.5.24 Πραγματικές/ Προβλεπόμενες τιμές για ΣΚ (1 βήμα) MLP	92
Εικόνα B.5.25 Πραγματικές/ Προβλεπόμενες τιμές για καθημερινές (96 βήματα) MLP	93
Εικόνα B.5.26 Πραγματικές/ Προβλεπόμενες τιμές για ΣΚ (96 βήματα) MLP	93
Εικόνα B.5.27 Πραγματικές/ Προβλεπόμενες τιμές για καθημερινές (1 βήμα) LSTM	94
Εικόνα B.5.28 Πραγματικές/ Προβλεπόμενες τιμές για ΣΚ (1 βήμα) LSTM	95
Εικόνα B.5.29 Πραγματικές/ Προβλεπόμενες τιμές για καθημερινές (96 βήματα) LSTM.....	95
Εικόνα B.5.30 Πραγματικές/ Προβλεπόμενες τιμές για ΣΚ (96 βήματα) LSTM.....	96
Εικόνα B.5.31 Πραγματικές/ Προβλεπόμενες τιμές για καθημερινές (96 βήματα) Hybrid	98
Εικόνα B.5.32 Πραγματικές/ Προβλεπόμενες τιμές για ΣΚ (96 βήματα) Hybrid	99
Εικόνα B.7.1 Γραφική απεικόνιση δεδομένων 365 ημερών	101
Εικόνα B.7.2 Non-convex συνάρτηση κόστους 3D	103
Εικόνα B.7.3 Convex συνάρτηση κόστους	103
Εικόνα B.7.4 Γραφική απεικόνιση αποτελεσμάτων για τον SGD optimizer και batch_size ίσο με 12.....	106
Εικόνα B.7.5 Γραφική απεικόνιση αποτελεσμάτων για τον SGD optimizer και batch_size ίσο με 64.....	107
Εικόνα B.7.6 Γραφική απεικόνιση αποτελεσμάτων για τον RMSprop optimizer και batch_size ίσο με 12.....	108
Εικόνα B.7.7 Γραφική απεικόνιση αποτελεσμάτων για τον RMSprop optimizer και batch_size ίσο με 64.....	109
Εικόνα B.7.8 Γραφική απεικόνιση αποτελεσμάτων για τον Adam optimizer και batch_size ίσο με 12.....	110
Εικόνα B.7.9 Γραφική απεικόνιση αποτελεσμάτων για τον Adam optimizer και batch_size ίσο με 64.....	111

Εικόνα Β.7.10 Γραφική απεικόνιση αποτελεσμάτων για τον SGD optimizer και batch_size ίσο με 12.....	112
Εικόνα Β.7.11 Γραφική απεικόνιση αποτελεσμάτων για τον SGD optimizer και batch_size ίσο με 64.....	113
Εικόνα Β.7.12 Γραφική απεικόνιση αποτελεσμάτων για τον RMSprop optimizer και batch_size ίσο με 12.....	114
Εικόνα Β.7.13 Γραφική απεικόνιση αποτελεσμάτων για τον RMSprop optimizer και batch_size ίσο με 64.....	115
Εικόνα Β.7.14 Γραφική απεικόνιση αποτελεσμάτων για τον Adam optimizer και batch_size ίσο με 12.....	116
Εικόνα Β.7.15 Γραφική απεικόνιση αποτελεσμάτων για τον Adam optimizer και batch_size ίσο με 64.....	117
Εικόνα Β.7.16 Γραφική απεικόνιση πρόβλεψης επιβιβάσεων για τις ημερομηνίες 16/11/2018 και 19/11/2018 (Καθημερινές) με τη χρήση του RMSprop, ρυθμού μεταβολής 0.005 και batch_size 12	118
Εικόνα Β.7.17 Γραφική απεικόνιση πρόβλεψης επιβιβάσεων για τις ημερομηνίες 17/11/2018 και 18/11/2018 (Καθημερινές) με τη χρήση του RMSprop, ρυθμού μεταβολής 0.01 και batch_size 12	118
Εικόνα Β.7.18 Γραφική απεικόνιση πρόβλεψης αποβιβάσεων για τις ημερομηνίες 16/11/2018 και 19/11/2018 (Καθημερινές) με τη χρήση του Adam, ρυθμού μεταβολής 0.01 και batch_size 12	119
Εικόνα Β.7.19 Γραφική απεικόνιση πρόβλεψης αποβιβάσεων για τις ημερομηνίες 17/11/2018 και 18/11/2018 (Σαββατοκύριακα) με τη χρήση του Adam, ρυθμού μεταβολής 0.01 και batch_size 64	119

Κατάλογος πινάκων

Πίνακας B-1 Τελικός πίνακας σύγκρισης αποτελεσμάτων.....	100
Πίνακας B-2 Αποτελέσματα δοκιμών με τη χρήση του SGD optimizer και batch_size ίσο με 12	105
Πίνακας B-3 Αποτελέσματα δοκιμών με τη χρήση του SGD optimizer και batch_size ίσο με 64	106
Πίνακας B-4 Αποτελέσματα δοκιμών με τη χρήση του RMSprop optimizer και batch_size ίσο με 12.....	107
Πίνακας B-5 Αποτελέσματα δοκιμών με τη χρήση του RMSprop optimizer και batch_size ίσο με 64.....	108
Πίνακας B-6 Αποτελέσματα δοκιμών με τη χρήση του Adam optimizer και batch_size ίσο με 12	109
Πίνακας B-7 Αποτελέσματα δοκιμών με τη χρήση του Adam optimizer και batch_size ίσο με 64	110
Πίνακας B-8 Αποτελέσματα δοκιμών για τη χρονοσειρά των αποβιβάσεων	111
Πίνακας B-9 Αποτελέσματα δοκιμών με τη χρήση του SGD optimizer και batch_size ίσο με 12	112
Πίνακας B-10 Αποτελέσματα δοκιμών με τη χρήση του SGD optimizer και batch_size ίσο με 64	112
Πίνακας B-11 Αποτελέσματα δοκιμών με τη χρήση του RMSprop optimizer και batch_size ίσο με 12.....	113
Πίνακας B-12 Αποτελέσματα δοκιμών με τη χρήση του RMSprop optimizer και batch_size ίσο με 64.....	114
Πίνακας B-13 Αποτελέσματα δοκιμών με τη χρήση του Adam optimizer και batch_size ίσο με 12.....	115
Πίνακας B-14 Αποτελέσματα δοκιμών με τη χρήση του Adam optimizer και batch_size ίσο με 64.....	116

Εισαγωγή

Ο σκοπός της πτυχιακής εργασίας ήταν η παρουσίαση τεχνολογιών ευφυών συστημάτων που έχουν εφαρμοστεί και λειτουργούν στα Μ.Μ.Μ. της Αθήνας και πως αυτά μπορούν να χρησιμοποιηθούν κατάλληλα για την βελτιστοποίηση του συνόλου των υπηρεσιών που αυτά προσφέρουν στον επιβάτη και τους φορείς της πόλης.

Συγκεκριμένα η εργασία αποτελείται από δύο μέρη. Στο Α Μέρος γίνεται περιγραφή των εννοιών της Έξυπνης Πόλης (Smart City) και των Έξυπνων δημόσιων μεταφορών (Smart Public Transport) καθώς και των πλεονεκτημάτων που προσφέρουν. Στην συνέχεια του Α Παραρτήματος έχει γίνει μια αναλυτική περιγραφή της δομής των ΜΜΜ της πόλης της Αθήνας καθώς και η τεχνική περιγραφή των δύο έργων ευφυών συστημάτων (ΑΣΣΚ και ΟΣΤ) που έχουν υλοποιηθεί και λειτουργούν αυτήν την στιγμή.

Στο Β Μέρος παρουσιάζεται ο τρόπος διασύνδεσης των δύο αυτών συστημάτων, καθώς και πως μελλοντικά θα συνδράμουν στην δημιουργία ενός ενιαίου συστήματος παροχής υπηρεσιών μεταφοράς με επιβατο-κεντρικό χαρακτήρα. Ειδικότερα αφού παρουσιάσαμε ένα συχνό πρόβλημα που συναντάται στην καθημερινή χρήση των ΜΜΜ, την συσσώρευση οχημάτων (Bus Bunching), παρουσιάσαμε την μεθοδολογία με την οποία χρησιμοποιώντας τα δεδομένα που παράγουν αυτά τα δύο συστήματα μπορούμε να φτάσουμε στην λύση του. Η μεθοδολογία αυτή αφορά την δημιουργία αλγορίθμου πρόβλεψης επιβατικής κίνησης χρησιμοποιώντας δεδομένα επικυρώσεων. Στην μεθοδολογία γίνεται αναλυτική περιγραφή αλγορίθμων Τεχνητής Νοημοσύνης, στατιστικών μοντέλων και συνδυασμός αυτών. Η μεθοδολογία αυτή μπορεί να γίνει οδηγός για την ανάπτυξη μοντέλων πρόβλεψης επιβατικής κίνησης .

Η γενικότητα της μεθοδολογίας έγκειται στο γεγονός ότι έχουν καταγραφεί όλα τα βήματα, από την ανάλυση, μέχρι αναλυτικά όλα τα στάδια σύγκρισης και αξιολόγησης των αποτελεσμάτων πριν την επιλογή του τελικού βέλτιστου μοντέλου.

Τέλος, γίνεται μια προσπάθεια ανάλυσης των δυνατοτήτων που προσφέρουν αυτά τα δύο συστήματα και πως μπορούν να υλοποιηθούν με γνώμονα την εξέλιξη των δημόσιων μεταφορών της Αθήνας

Μέρος - Α

Κεφάλαιο Α.1 - Έξυπνη πόλη- Smart City

Στα πλαίσια κατανόησης της κατακλυσμιαίας αλλαγής που παρατηρείται τα τελευταία χρόνια σε τεχνολογικό επίπεδο και προσπαθώντας να παρακολουθήσουμε τα άλματα που γίνονται στην επιστήμη των ηλεκτρονικών υπολογιστών, εισάγουμε νέους όρους, προσπαθώντας να δώσουμε περιγραφή σε όλα αυτά τα νέα πεδία ερευνών.

Στην προσπάθεια λοιπόν να περιγράψουμε κοινωνικά και τεχνολογικά την καθημερινότητα του σύγχρονου ανθρώπου, δημιουργήσαμε έναν νέο θεσμό την «Έξυπνη πόλη» και τοποθετήσαμε στο κέντρο της τον νέο τύπο ανθρώπου, τον «Homo Universalis».

Σύμφωνα με τον Andrea Caragliu, επίκουρος καθηγητής περιφερειακής και αστικής οικονομικής στο Politecnico di Milano, *«Μια πόλη μπορεί να θεωρηθεί «έξυπνη» όταν οι επενδύσεις σε ανθρώπινο και κοινωνικό κεφάλαιο και οι παραδοσιακές (μεταφορές) και σύγχρονες (Τεχνολογίες Πληροφορικής και Επικοινωνιών) υποδομές επικοινωνίας υποστηρίζουν τη βιώσιμη οικονομική ανάπτυξη και την υψηλή ποιότητα ζωής, με μια συνετή διαχείριση των φυσικών πόρων, μέσω της συμμετοχικής δράσης και της ενεργής συμμετοχής».*

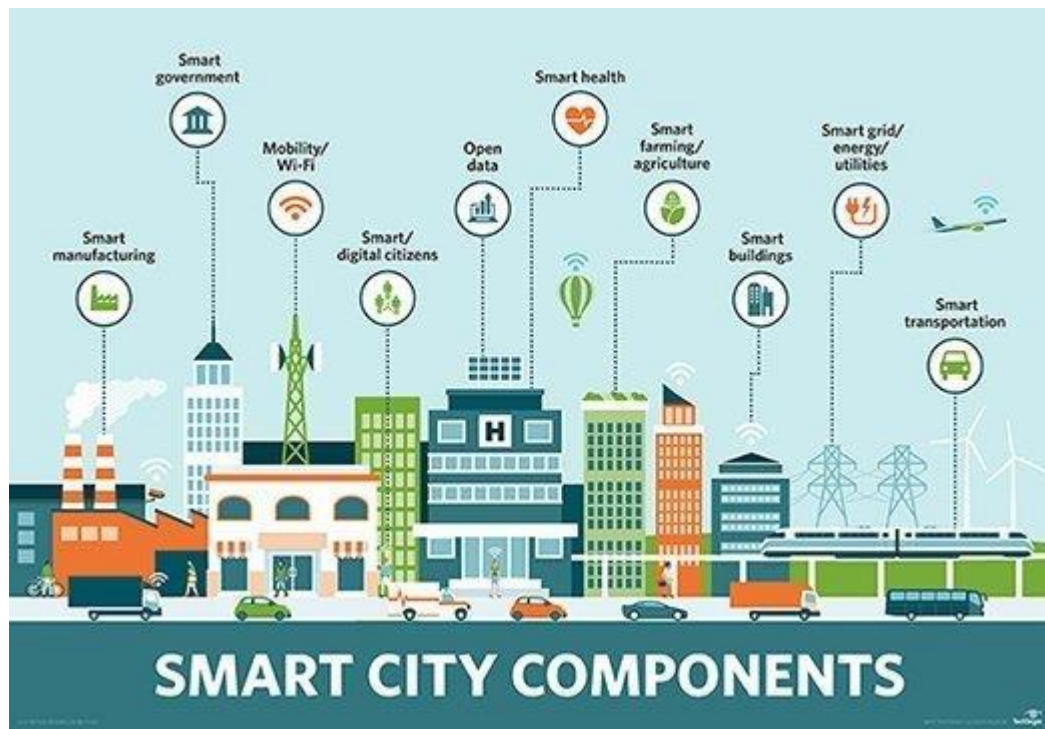
Στην ουσία, παίρνουμε όλα τα κομμάτια που αποτελούν μία πόλη (φορείς, πολίτες, υποδομές κτλ.) και δημιουργούμε τις κατάλληλες συνθήκες και διαδικασίες για να συνεργαστούν αυτά αποτελεσματικά αξιοποιώντας νέες επικοινωνιακές τεχνολογίες. Αν γίνει αυτό με έναν συνετό και σοφό τρόπο, τα αποτελέσματα είναι μία βιώσιμη οικονομική ανάπτυξη, υψηλή ποιότητα ζωής και μία γενική ευημερία για την συντριπτική πλειοψηφία των πολιτών που πλέον μπορούν να συμμετέχουν ενεργά σε όλο αυτό το σχήμα.

Μια πόλη δεν μπορεί να είναι έξυπνη αν δεν συλλέγονται χρήσιμα, επίκαιρα και ουσιώδη δεδομένα τα οποία επιτρέπουν σε όλες τις οντότητες της πόλης, από αρμόδιους φορείς μέχρι και τον μεμονωμένο πολίτη, να πάρουν έξυπνες αποφάσεις, που φέρνουν θετικά αποτελέσματα.

Τα ουσιώδη δεδομένα αυτά, για να αξιοποιηθούν αποτελεσματικά, θα πρέπει να παρουσιάζονται σε ευνόητη και εύκολα προσβάσιμη μορφή. Αλλιώς, όσο ουσιώδη κι αν είναι, αν τα δεδομένα υπάρχουν ως απλοί αριθμοί σε κάποιο σκληρό δίσκο στον αιθέρα των δικτύων κάποιας δημοτικής αρχής, δεν έχουν καμία αξία.

Πέρα από το άμεσο όφελος που μπορεί να έχει κάποια οντότητα της πόλης όπως περιγράψαμε παραπάνω, τα ουσιώδη αυτά δεδομένα μπορούν να προσφέρουν και έμμεσα στο μέλλον της

πόλης αλλά και σε όλη την ανθρωπότητα. Αν είναι διαθέσιμα τα δεδομένα αυτά, μπορούν να αξιοποιηθούν από ακαδημαϊκά ιδρύματα σε περιβαλλοντολογικές, κοινωνικές, οικονομικές ή συγκοινωνιακές έρευνες, από εταιρείες για την κατάλληλη προσαρμογή των προϊόντων ή των υπηρεσιών τους, καθώς και από μη κερδοσκοπικές και μη κυβερνητικές οργανώσεις για να εκτελέσουν πιο αποτελεσματικά το έργο τους. Επίσης για να μπορούν να αξιοποιηθούν πρακτικά, θα πρέπει να συλλέγονται αυτόματα. Τα δεδομένα του είδους που περιγράψαμε μέχρι τώρα μπορούν να συλλεχθούν χρησιμοποιώντας ένα πλέγμα από δικτυακούς αισθητήρες. Ο στόχος των αισθητήρων αυτών είναι να κατασκευαστεί ένα κατακευασμένο δίκτυο που μπορεί να μετρήσει πολλές παραμέτρους για μια πιο αποτελεσματική διαχείριση της πόλης, καθώς τα δεδομένα παραδίδονται μέσω δικτύου και σε πραγματικό χρόνο για τους πολίτες και για τις αρμόδιες αρχές.



Εικόνα Α.1.1 Έξυπνη πόλη

Πλέον τα νέα μοντέλα βιώσιμων πόλεων κινούνται γύρω από τον άξονα του “Smart City- Έξυπνη πόλη”, δηλαδή πόλεων που λειτουργούν με «έξυπνη οικονομία», «έξυπνη μετακίνηση», «έξυπνο περιβάλλον», «έξυπνους ανθρώπους» και «έξυπνη διαβίωση».

- Με τον όρο «έξυπνη οικονομία», εννοούμε την ηλεκτρονική επιχειρηματικότητα και το ηλεκτρονικό εμπόριο, την αυξημένη παραγωγή, τη διαδικασία παραγωγής και διανομής προϊόντων με γνώμονα την ICT (Information & Communications Technology), δηλαδή την ενσωμάτωση των ενοποιημένων επικοινωνιών και ηλεκτρονικών συστημάτων στη σύγχρονη εποχή, την προσανατολισμένη στην ICT καινοτομία, όπως επίσης και νέα προϊόντα, νέες υπηρεσίες και επιχειρηματικά μοντέλα.
- Το «έξυπνο περιβάλλον» συνοψίζεται στην έννοια της «έξυπνης ενέργειας». Σε αυτή περιλαμβάνονται οι ανανεώσιμες πηγές, η μέτρηση της ενέργειας, ο έλεγχος της μόλυνσης, η ανακαίνιση των κτιρίων, η κατασκευή «πράσινων» κτιρίων, ο «πράσινος» αστικός σχεδιασμός, η αποδοτική χρήση των πόρων και τέλος, η επαναχρησιμοποίηση και αντικατάσταση των πόρων που εξυπηρετούν τους παραπάνω σκοπούς.
- Οι «έξυπνοι άνθρωποι» δεν είναι αποκλειστικά οι ιδιοφυίες. Στα πλαίσια μιας έξυπνης πόλης, οι ηλεκτρονικές δεξιότητες, η δυνατότητα εργασίας στα πλαίσια της ICT, η πρόσβαση στην εκπαίδευση, η ικανότητα διαχείρισης του ανθρώπινου δυναμικού μέσα σε μια κοινωνία που προωθεί την ευρηματικότητα και την καινοτομία, είναι μερικά από τα χαρακτηριστικά που καθιστούν κάποιον «έξυπνο άνθρωπο».
- Η «έξυπνη διαβίωση» περιλαμβάνει τρόπους ζωής, συμπεριφορές και κατανάλωση προσανατολισμένα στις αρχές της ICT. Περιλαμβάνει, επίσης, μια υγιή και ασφαλή ζωή σε μια ενεργή πολιτιστικά πόλη, με ποικίλες πολιτιστικές επιρροές, αλλά και καλής ποιότητας κατοικίες και καταλύματα.
- Η έννοια της «έξυπνης μετακίνησης» δίνει προτεραιότητα στις καθαρές και μη-μηχανοκίνητες επιλογές. Τα βιώσιμα συστήματα μετακίνησης περιλαμβάνουν τραμ, λεωφορεία, μετρό, αυτοκίνητα, ποδήλατα και πεζούς, τα οποία χρησιμοποιούν περισσότερους από έναν τρόπους μετακίνησης. Επίσης, θα πρέπει να παρέχεται στο κοινό ενημέρωση έτσι ώστε να εξοικονομούνται χρήματα και χρόνος, και να βελτιώνεται η απόδοση των μετακινήσεων.

Η εργασία αυτή επικεντρώνεται στις έξυπνες μετακινήσεις και συγκεκριμένα σε τεχνολογίες ευφυών συστημάτων που μπορούν να μετατρέψουν τις Δημόσιες συγκοινωνίες μια πόλης σε ένα έξυπνο δίκτυο μεταφορών βασισμένο στις ανάγκες του πολίτη.

Κεφάλαιο Α.2 - Έξυπνες μετακινήσεις (Smart Public Transport)

Μεταφορές, στον οικονομικό και εμπορικό χώρο, ονομάζονται γενικά οποιοσδήποτε μετακινήσεις επιβατών και φορτίων από έναν τόπο σε έναν άλλον. Συνήθως η μετακίνηση επιβατών και φορτίων γίνεται έναντι κάποιας αμοιβής που ονομάζεται εισιτήριο ή κόμιστρο ή ναύλος. Συνεπώς οι μεταφορές αποτελούν εμπορικές πράξεις, παράγουσες και με οικονομική χρησιμότητα. Γι' αυτό και η ιστορία των μεταφορών είναι συνυφασμένη με την ύπαρξη της ανθρώπινης ζωής και την εξέλιξή της.

Στις σημερινές πόλεις το κομμάτι της μετακίνησης εξυπηρετείται από τις δημόσιες συγκοινωνίες ή όπως αλλιώς ονομάζονται μέσα μαζικής μεταφοράς. Πρόκειται για υπηρεσίες κοινής μεταφοράς επιβατών, οι οποίες είναι διαθέσιμες για χρήση από το ευρύ κοινό.

Η σημασία των δημόσιων συγκοινωνιών στις επιβατικές αστικές και υπεραστικές μεταφορές μιας χώρας είναι δεδομένη. Εκτελούν αναμφίβολα μια κοινωνική υπηρεσία που εξασφαλίζει στον πληθυσμό της περιοχής ένα επίπεδο προσιτότητας και κινητικότητας. Πέρα όμως από τον καθαρά κοινωνικό τους ρόλο, αποτελούν την μοναδική λύση για την αντιμετώπιση των μεγάλων κυκλοφοριακών προβλημάτων, που δημιουργεί ιδίως στις σύγχρονες αστικές περιοχές η συνεχώς αυξανόμενη ιδιοκτησία και χρήση αυτοκινήτων. Επίσης, η χρήση τους αποτελεί καλύτερη και ορθολογικότερη αξιοποίηση διατιθέμενου χώρου ενώ μειώνει την κατανάλωση ενέργειας ανά μετακινούμενο και την μόλυνση της ατμόσφαιρας.

Αυτή η σημαντικότητα των μέσων μαζικής μεταφοράς (Μ.Μ.Μ.) σε μια πόλη, αναγάγει το πεδίο μελέτης και την εφαρμογή έξυπνων λύσεων, με σκοπό την δημιουργία Έξυπνων δημόσιων συγκοινωνιών (Smart Public Transport), σε μια από τις δυσκολότερες προκλήσεις που αντιμετωπίζουν οι σύγχρονες μεγαλουπόλεις.

Σήμερα το 50% του παγκόσμιου πληθυσμού κατοικεί σε πόλεις, ενώ αναμένεται μέχρι το 2070 το ποσοστό να ανέβει στο 70%. Με αυτή την σημαντική αύξηση στον ορίζοντα πολλές χώρες προχωρούν στην άμεση εύρεση και ανάπτυξη λύσεων για την καλύτερη ποιότητα των ΜΜΜ στις πόλεις τους.

Χαρακτηριστικότερο παράδειγμα είναι οι Σκανδιναβικές χώρες που έχουν θέσει αρκετά φιλόδοξους στόχους όπως η δημιουργία συγκοινωνιών που είναι πιο αποτελεσματικές και προσιτές στον επιβάτη. Συγκεκριμένα, η πόλη της Κοπεγχάγης έθεσε ως στόχο μέχρι το 2025 το 75% του συνόλου των μετακινήσεων στην πόλη να γίνεται από ΜΜΜ, ποδήλατα ή πόδια (πεζοί). Για την επίτευξη αυτών των στόχων θα αναπτυχθούν συστήματα που θα είναι επιβατο-κεντρικά, πιο αποτελεσματικά και με μικρότερο περιβαλλοντολογικό αντίκτυπο στην πόλη και στον πλανήτη γενικότερα.

Αν προσπαθήσουμε να περιγράψουμε τί είναι οι έξυπνες δημόσιες συγκοινωνίες (Smart Public Transport), αρχικά θα θέσουμε ως βασικό στοιχείο όλες τις τεχνολογικά συνδεδεμένες λύσεις που στόχο έχουν την δημιουργία κοινόχρηστων υπηρεσιών μεταφοράς. Περιλαμβάνουν εφαρμογές για την σύνδεση των οχημάτων αλλά και την σχετική υποδομή παροχής πληροφοριών, όπως πληροφορίες για την κίνηση των επιβατών, τα συστήματα έκδοσης εισιτηρίων και πληρωμής, υπηρεσίες διαχείρισης μέσω της ανάλυσης των πληροφοριών, cloud και τέλος ο βέλτιστος έλεγχος της κυκλοφορίας.



Εικόνα Α.2.1 Τεχνολογική σύνδεση όλων των παρεχόμενων υπηρεσιών και λύσεων

Στόχος είναι η αύξηση του μεριδίου των δημόσιων μεταφορών και η δημιουργία ενός νέου συστήματος που θα ενθαρρύνει την καινοτομία και την ανάπτυξη νέων ψηφιακών οικοσυστημάτων όπου πλέον όλοι οι συμμετέχοντες θα αποκομίσουν πολλαπλά πλεονεκτήματα.

Επιβάτες

Οι επιβάτες θα έχουν μεγαλύτερη ασφάλεια και ακρίβεια, σαφέστερη και πιο σχετική συλλογή πληροφοριών, αυξημένη άνεση, απλούστερο και πιο καθολικό τρόπο πληρωμής. Οι περιβαλλοντικές επιπτώσεις των μετακινήσεων θα μειωθούν ενώ η δυνατότητα πρόσβασης σε άλλες υπηρεσίες της κοινωνίας θα αυξηθεί.

Κοινωνία

Οι πόλεις θα είναι σε θέση να αυξήσουν το μερίδιο των δημόσιων συγκοινωνιών στις καθημερινές μεταφορές καθώς και τη βελτίωση της περιβαλλοντικής και κυκλοφοριακής ασφάλειας. Οι βελτιωμένες δημόσιες συγκοινωνίες θα βοηθήσουν τις πόλεις να αυξήσουν την ανταγωνιστικότητά τους και θα προσελκύσουν επενδυτές, οι οποίοι θα συμμετέχουν στην ανάπτυξη της πόλης και των ανθρώπων της.

Χειριστές/ Λειτουργοί

Οι φορείς εκμετάλλευσης των δημοσίων μεταφορών θα έχουν την δυνατότητα να αυξήσουν την αποδοτικότητά τους μέσω της μεγαλύτερης επιχειρησιακής απόδοσης των εταιρειών τους και των νέων ροών εσόδων. Η ροή πληροφοριών και η αποτελεσματική ανάλυση και αξιοποίηση αυτών θα βελτιώσει το προβάδισμα στην αποτελεσματικότερη επικοινωνία και στην δημιουργία περιβαλλοντικών εκθέσεων απαραίτητων πλέον για την εξέλιξη μια πόλης.

Κεφάλαιο Α.3 - Τα ΜΜΜ στην Αθήνα

Το σύστημα μέσων μαζικής μεταφοράς του πολεοδομικού συγκροτήματος της Αθήνας, αποτελείται από το σύστημα μητροπολιτικού σιδηρόδρομου (Μετρό), τραμ, λεωφορεία και τρόλεϊ, ενώ ένα τμήμα του συγκοινωνιακού έργου καλύπτεται και από τον Προαστιακό Σιδηρόδρομο. Στις υπόλοιπες περιοχές του νομού Αττικής, το μεγαλύτερο μέρος του συγκοινωνιακού έργου καλύπτεται από υπεραστικά λεωφορεία (ΚΤΕΛ), ενώ το υπόλοιπο εξυπηρετείται από τον Προαστιακό Σιδηρόδρομο.

Την εποπτεία για την περιοχή της Αθήνας έχει ο Οργανισμός Αστικών Συγκοινωνιών Αθηνών (ΟΑΣΑ) .

Ο ΟΑΣΑ αποτελείται από υπο-φορείς, έναν για τα μέσα σταθερής τροχιάς και έναν για τα οδικά μέσα μεταφοράς (ΣΤΑΣΥ και ΟΣΥ αντίστοιχα).Επίσης υπάρχει συνεργασία και με την ΤΡΑΙΝΟΣΕ ΑΕ, λόγω της ύπαρξης τμήματος του δικτύου αυτής (Προαστιακός Σιδηρόδρομος), εντός του αστικού ιστού της Αθήνας.

A.3.1 - Μετρό

Το Μετρό της Αθήνας είναι το δίκτυο υπόγειου και επίγειου μητροπολιτικού σιδηροδρόμου της πόλης των Αθηνών, καθώς και της Μητροπολιτικής περιοχή της Αθήνας. Εξυπηρετεί το πολεοδομικό συγκρότημα Αθήνας, το οποίο έχει πληθυσμό άνω των τριών εκατομμυρίων κατοίκων. Προσφέρει επίσης πρόσβαση στο Διεθνές Αεροδρόμιο Αθηνών «Ελευθέριος Βενιζέλος» που βρίσκεται στην ανατολική Αττική

Το σύστημα του Μετρό της Αθήνας αποτελείται από τρεις γραμμές:



Εικόνα A.3.1 Μητροπολιτικός χάρτης του υπόγειου σιδηρόδρομου της Αθήνας

Γραμμή	Διαδρομή	Αριθμός σταθμών
Γ1	Πειραιάς- Κηφισιά	24
Γ2	Ανθούπολη- Ελληνικό	20
Γ3	Αγία Μαρίνα- Δουκίσσης Πλακεντίας & Αεροδρόμιο	21

Το δίκτυο εκμεταλλεύεται η ΣΤΑ.ΣΥ. Α.Ε.

A.3.2 - Προαστιακός Σιδηρόδρομος

Ο Προαστιακός σιδηρόδρομος της Αθήνας αποτελεί μια υπηρεσία προαστιακού σιδηροδρόμου που εξυπηρετεί αστικά, προαστιακά και περιφερειακά κέντρα στην Αττική και τους όμορους νομούς.

Ο προαστιακός σιδηρόδρομος Αθήνας αποτελείται από τις παρακάτω διαδρομές:



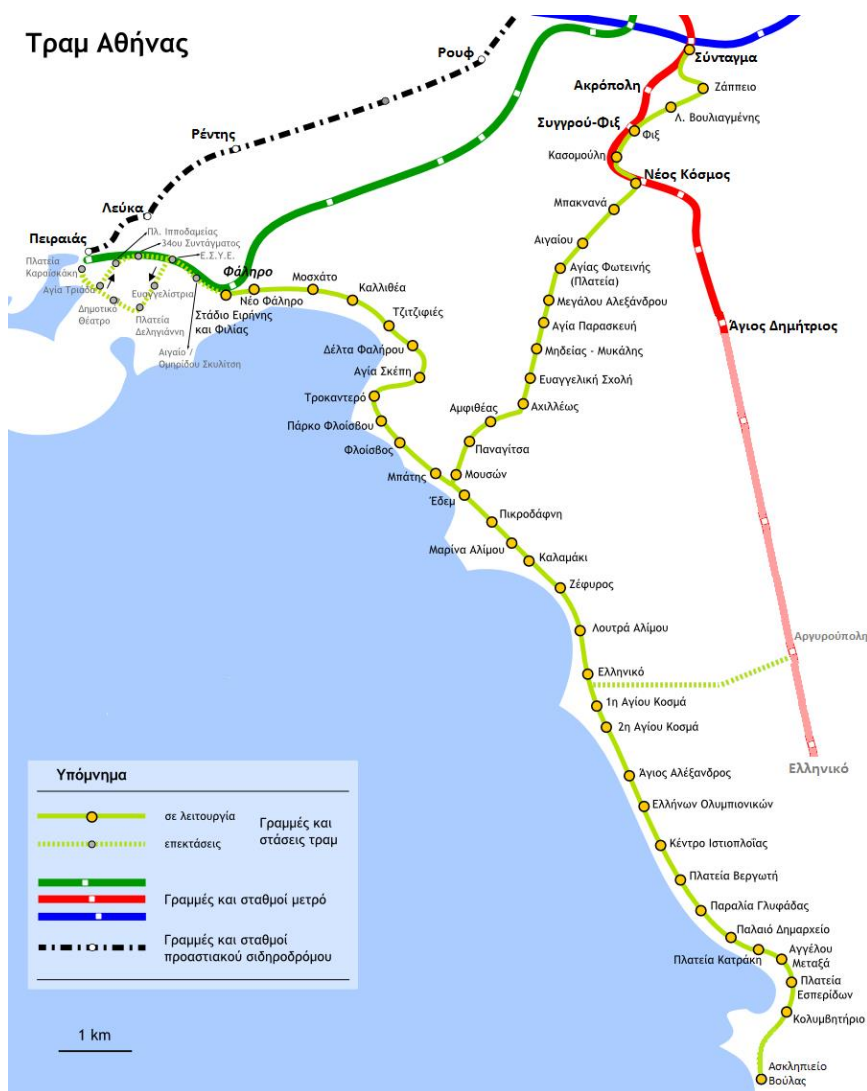
Εικόνα A.3.2 Χάρτης Προαστιακού Αθήνας

Γραμμή	Διαδρομή	Μήκος (χλμ)	Σταθμοί
<u>Π1</u>	Πειραιάς Αεροδρόμιο	48,2	19
<u>Π2</u>	Πειραιάς - Κιάτο	122	20
<u>Π3</u>	Αθήνα - Χαλκίδα	82,7	19
<u>Π4</u>	Άνω Λιόσια- Αεροδρόμιο	29,7	13

Το δίκτυο εκμεταλλεύεται η ΤΡΑΙΝΟΣΕ Α.Ε.

A.3.3 - Τραμ

Το Τραμ συνδέει αφενός το κέντρο της Αθήνας (Σύνταγμα, Ζάππειο) με το παραλιακό μέτωπο, αφετέρου το Νέο Φάληρο με τα νοτιότερα προάστια (Γλυφάδα, Βούλα), μέσω της Παραλιακής οδού. Ενώ σε εξέλιξη βρίσκεται η κατασκευή της επέκτασης του μέσου προς το κέντρο του Πειραιά και η σύνδεση του παραλιακού μετώπου με το Μετρό, στο σταθμό "Αργυρούπολη" (Στάση Τραμ "Ελληνικό" - Αμαξοστάσιο Τραμ - Σταθμός Μετρό "Αργυρούπολη").



Εικόνα Α.3.3 Χάρτης του Τραμ της Αθήνας

Το σύγχρονο δίκτυο τραμ της Αθήνας διαθέτει τρεις γραμμές

Athens Tram Line 3. ΘΟΥΚΥΔΙΔΗΣ: Στάδιο Ειρήνης και Φιλίας (Σ.Ε.Φ.) - Ασκληπιείο Βούλας

Athens Tram Line 4. ΑΡΙΣΤΟΤΕΛΗΣ: Σύνταγμα - Στάδιο Ειρήνης και Φιλίας (Σ.Ε.Φ.)

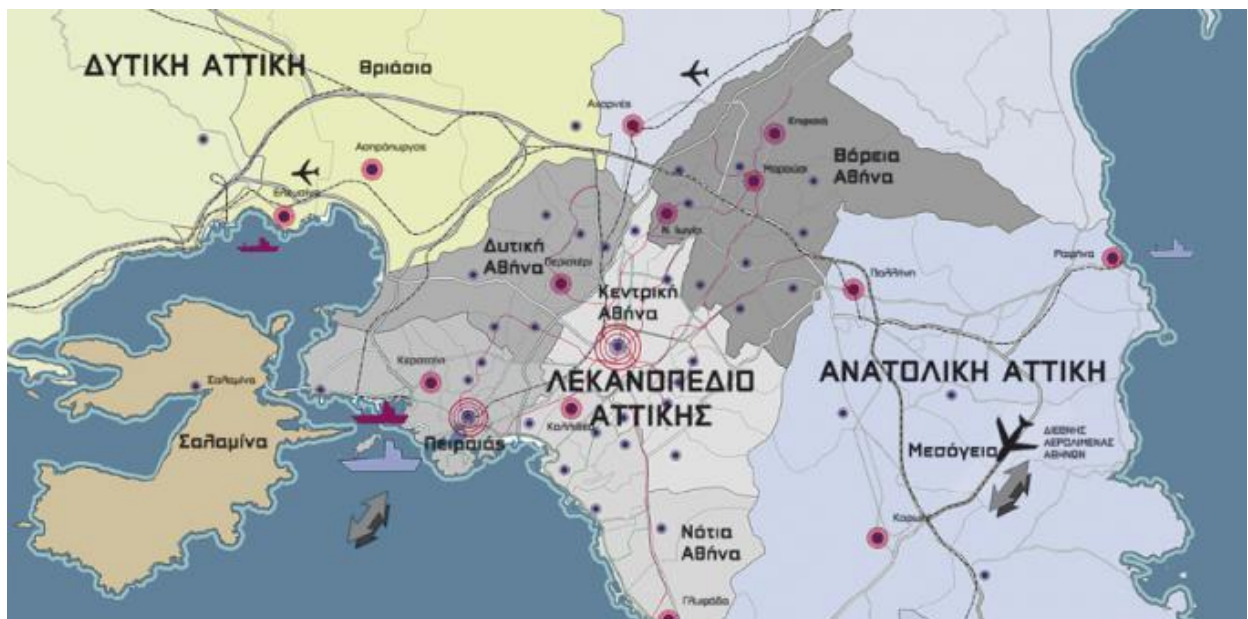
Athens Tram Line 5 ΠΛΑΤΩΝΑΣ: Σύνταγμα - Ασκληπιείο Βούλας

Το δίκτυο εκμεταλλεύεται η ΣΤΑ.ΣΥ. Α.Ε.

Α.3.4 - Αστικά λεωφορεία / Τρόλεϊ

Το δίκτυο των αστικών λεωφορείων καλύπτει το μεγαλύτερο μέρος του συγκοινωνιακού έργου της Αθήνας. Με 280 γραμμές, εξυπηρετούνται οι μετακινήσεις από τα προάστια προς τα κέντρα της Αθήνας, μετακίνηση από και προς σταθμούς του Μετρό, σύνδεση με τον Διεθνή Αερολιμένα Αθηνών καθώς και οι μετακινήσεις προς την μητροπολιτική περιοχή εκτός του πολεοδομικού συγκροτήματος.

Το δίκτυο εκμεταλλεύεται η Ο.ΣΥ. Α.Ε.



Εικόνα Α.3.4 Χάρτης του συγκοινωνιακού δικτύου της ΟΣΥ

A.3.5 - Το μέλλον των δημόσιων αστικών συγκοινωνιών Αθήνας

Ακολουθώντας την λογική του «Smart public transport» ο ΟΑΣΑ ως φορέας εκμετάλλευσης των δημόσιων μεταφορών στην Αθήνα, φροντίζει για την τεχνολογική εξέλιξη των δημόσιων συγκοινωνιών της Αθήνας.

Έχοντας θέσει ως όραμα την παροχή ολοκληρωμένων συγκοινωνιακών υπηρεσιών υψηλού επιπέδου, και την επίτευξη της βέλτιστης ποσοτικά και ποιοτικά εξυπηρέτησης του επιβατικού κοινού της Πρωτεύουσας προχώρησε στην υλοποίηση δύο μεγάλων τεχνολογικών έργων. Το Ολοκληρωμένο Σύστημα Τηλεματικής (ΟΣΤ) και το Αυτόματο Σύστημα Συλλογής Κομίστρου (ΑΣΣΚ).

Στα επόμενα κεφάλαια θα γίνει μια τεχνική περιγραφή των δύο αυτών συστημάτων, θα αναλυθούν τα πλεονεκτήματα που προσφέρουν καθώς και πως μελλοντικά με την διασύνδεσή τους θα συνδράμουν στην δημιουργία ενός ενιαίου συστήματος παροχής υπηρεσιών μεταφοράς με επιβατο-κεντρικό χαρακτήρα.

Κεφάλαιο Α.4 - Αυτόματο Σύστημα Συλλογής Κομίστρου (ΑΣΣΚ)

Α.4.1 - Βασική λειτουργία ΑΣΣΚ

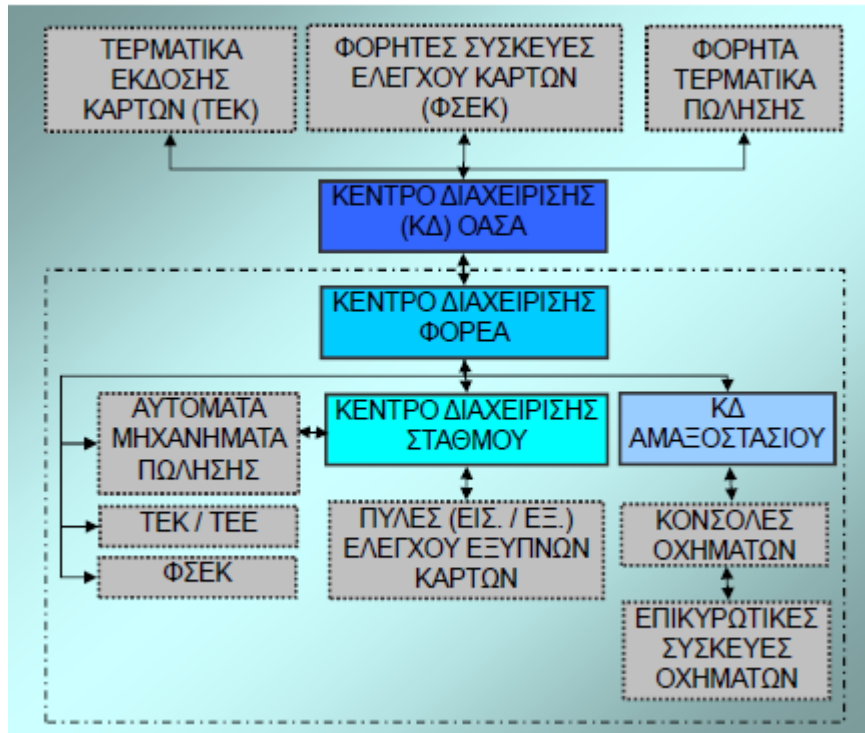
Το ΑΣΣΚ καλύπτει και εξυπηρετεί το σύνολο των Μ.Μ.Μ. στη γεωγραφική περιοχή της Αττικής.

Υποστηρίζει δύο τύπους κομίστρου υπό την μορφή «έξυπνων καρτών». Σ' αυτές αποθηκεύονται όσα δεδομένα του κομίστρου και της χρήσης του (μετακίνηση) απαιτούνται για την εφαρμογή των προϊόντων κομίστρου

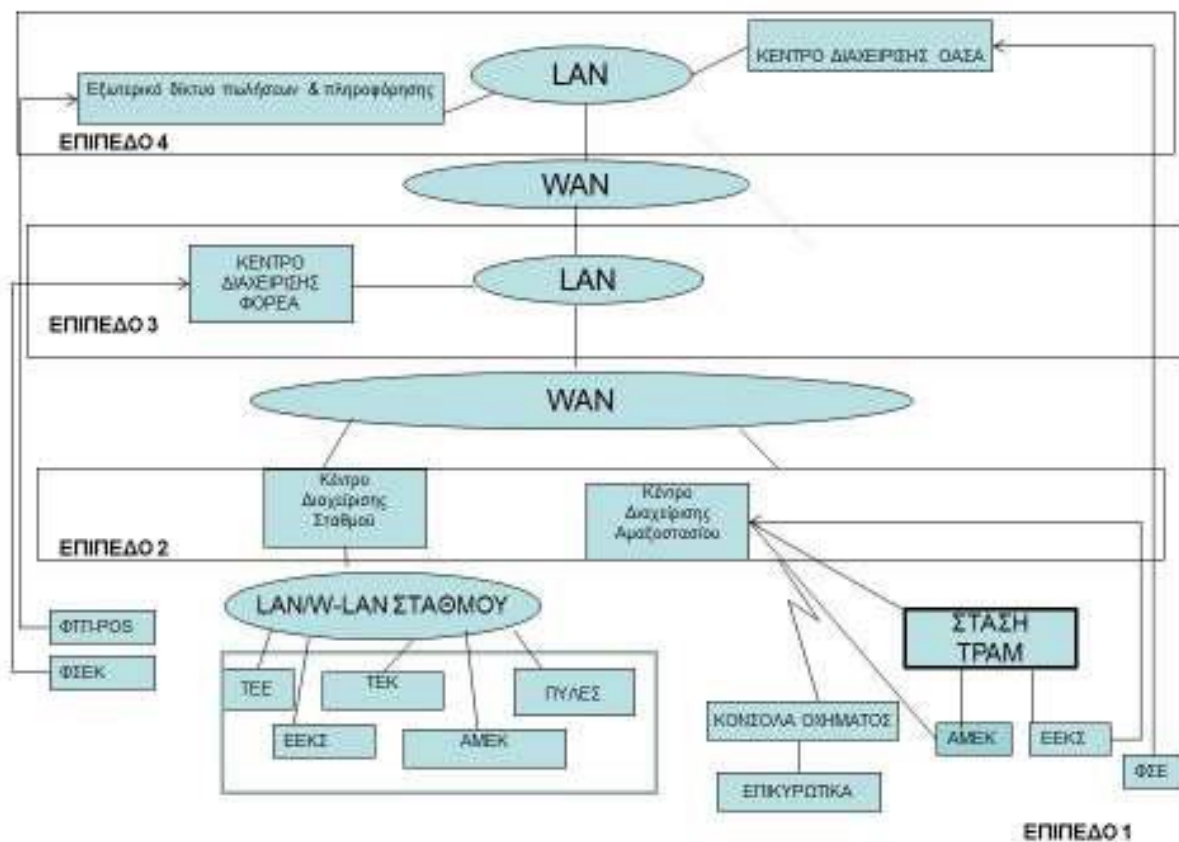
Οι τύποι μέσου κομίστρου που υποστηρίζονται από το ΑΣΣΚ είναι οι ακόλουθοι:

- «Πολλαπλό»: Έξυπνη κάρτα μνήμης χωρίς μικροεπεξεργαστή, επαναφορτιζόμενη με την λειτουργία Contactless Smart Card- SC (ανέπαφη κάρτα). Κατά την έκδοση/επαναφόρτιση της κάρτας αποθηκεύονται οι παράμετροι του προϊόντος κομίστρου που υλοποιεί, για παράδειγμα, η χρηματική αξία (Stored Value), το χρονικό διάστημα χρήσης του (πχ. Κάρτα 5 ημερών) ή ο επιτρεπόμενος αριθμός μετακινήσεων (πχ. 2 διαδρομών).
- «Κάρτα»: Έξυπνη κάρτα με μικροεπεξεργαστή, επαναφορτιζόμενη με την λειτουργία Contactless Smart Card -SC (ανέπαφη κάρτα), η οποία προσωποποιείτε. Βασική διαφορά με το «πολλαπλό» είναι ότι η Κάρτα υλοποιεί οποιονδήποτε συνδυασμό προϊόντων κομίστρου χωρίς περιορισμούς. Επίσης η Κάρτα αυτή είναι προσωπική (δυνατότητα εκτύπωσης της φωτογραφία του κατόχου στην επιφάνειά της), αρά θεωρείται ότι ανήκει αποκλειστικά στον κάτοχό και μπορεί να χρησιμοποιηθεί μόνο από τον ίδιο (υποκαθιστά της παλαιές Μηνιαίες, Ετήσιες κάρτες, καθώς και τα δελτία Ελευθέρως). Τέλος η «κάρτα» θα μπορεί να υλοποιεί ταυτόχρονα περισσότερα του ενός προϊόντα κομίστρου ή άλλες υπηρεσίες.

Σύμφωνα με την βασική λειτουργικότητα του ΑΣΣΚ και με σκοπό την υποστήριξη των νέων τύπων κομίστρου, επιλέχθηκαν και εγκαταστάθηκαν συσκευές που υποστηρίζουν τις έξυπνες κάρτες σε όλες τις διαδικασίες και τον κύκλο ζωής των καρτών (έκδοση, επαναφόρτιση, επικύρωση, έλεγχος). Για την λειτουργική διαχείριση αυτών των συσκευών αλλά και για την αποθήκευση, ανάλυση και επεξεργασία των πληροφοριών που παρέχει το σύστημα σχεδιάστηκε και υλοποιήθηκε ένα ενιαίο δίκτυο επικοινωνίας μεταξύ του εξοπλισμού.



Εικόνα Α.4.1 Αρχιτεκτονική ΑΣΣΚ



Εικόνα Α.4.1 Αρχιτεκτονική δικτύου ΑΣΣΚ

Χωρίζοντας το δίκτυο σε επίπεδα μπορούμε να περιγράψουμε και να αναλύσουμε τον κάθε εξοπλισμό ξεχωριστά:

A.4.1.1 - Επίπεδο 0

- Έξυπνο εισιτήριο (Πολλαπλό)
- Έξυπνη Κάρτα



Εικόνα A.4.3 Η Έξυπνη κάρτα και το Έξυπνο εισιτήριο

A.4.1.2 - Επίπεδο 1

Το επίπεδο αυτό αντιπροσωπεύει τον εξοπλισμό πεδίου (front-end). Ο εξοπλισμός αυτός εκτελεί λειτουργίες έκδοσης, ανάγνωσης, εγγραφής και ελέγχου. Έχει εγκατασταθεί στα οχήματα, σταθμούς και γενικά σε όλα τα σημεία πώλησης και στα σημεία που ο επιβάτης πρέπει να επιδείξει την κάρτα του για επικύρωση.

Στον εξοπλισμό αυτόν ανήκουν:

- **Αυτόματα Μηχανήματα έκδοσης Καρτών (ΑΜΕΚ)**

Η έκδοση «Πολλαπλού», η επαναφόρτιση «Κάρτας» και «Πολλαπλού», πραγματοποιούνται εκτός από τα εκδοτήρια των Φορέων και από τα Αυτόματα Μηχανήματα Έκδοσης Καρτών (ΑΜΕΚ).

Τα ΑΜΕΚ έχουν εγκατασταθεί στους σταθμούς των μέσων σταθερής τροχιάς (σιδηροδρομικά μέσα και τραμ) και σε επιλεγμένα σημεία πώλησης.



Εικόνα Α.4.4 ΑΜΕΚ

Τα Αυτόματα Μηχανήματα Έκδοσης Καρτών (ΑΜΕΚ) εκτελούν τις εξής βασικές λειτουργίες:

- ✓ Εκδίδουν «πολλαπλό»
- ✓ Επαναφορτίζουν «κάρτες» και «πολλαπλό»
- ✓ Επιτρέπουν στους κατόχους των «καρτών» τον έλεγχο της χρονικής ισχύος και στους κατόχους «πολλαπλού» τον έλεγχο του διαθέσιμου υπολοίπου
- ✓ Καταχωρούν και αποστέλλουν τακτικές αναλυτικές αναφορές και μηνύματα προειδοποίησης για το σύνολο της λειτουργίας τους, προς τα κεντρικά συστήματα διαχείρισης σε επίπεδο Σταθμού ή Φορέα

- **Τερματικά Έκδοσης Εισιτηρίου (ΤΕΕ)**

Σε όλα τα εκδοτήρια των γραμμών 1,2, 3 και του ΠΡΟΑΣΤΙΑΚΟΥ ΣΙΔΗΡΟΔΡΟΜΟΥ καθώς και σε επιλεγμένες στάσεις του τραμ με μεγάλη επιβατική κίνηση κατανεμημένες στο μήκος του τροchioδρόμου, έχουν εγκατασταθεί Τερματικά Έκδοσης Εισιτηρίων (ΤΕΕ). Μέσω των εκδοτηρίων ο πελάτης προμηθεύεται τα διαθέσιμα μέσα και προϊόντα κομίστρου.

Τα ΤΕΕ εκτελούν τις ακόλουθες βασικές λειτουργίες :

- ✓ Έλεγχο των «καρτών»/ «πολλαπλών» ώστε ο εκδότης εισιτηρίων να μπορεί να πληροφορήσει τους επιβάτες για τη σωστή λειτουργία τους, την ημερομηνία λήξης ισχύος και το υπόλοιπο της αξίας.
- ✓ Έκδοση «Πολλαπλού»
- ✓ Επαναφόρτιση «Καρτών» και «Πολλαπλού»
- ✓ Αυτόματη αναγνώριση του μέσου που πρόκειται να επαναφορτιστεί («Κάρτα», «Πολλαπλό»)

- **Φορητές Συσκευές Επαναφόρτισης Καρτών (ΦΣΕΚ)**

Στο σύνολο των εκδοτηρίων Οδικών μέσων (λεωφορεία, τρόλεϊ, τραμ), τα οποία δεν διαθέτουν «ΤΕΚ», έχουν εγκατασταθεί Φορητές Συσκευές Επαναφόρτισης Καρτών (ΦΣΕΚ) που επιτρέπουν την επαναφόρτιση «Καρτών» και την έκδοση και επαναφόρτιση «Πολλαπλού».

Οι ΦΣΕΚ εκτελούν τις ακόλουθες βασικές λειτουργίες:

- ✓ Έκδοση «Πολλαπλού»
- ✓ Επαναφόρτιση «Κάρτας» και «Πολλαπλού»
- ✓ Έλεγχο «Καρτών» και «Πολλαπλού» ώστε ο εκδότης εισιτηρίων να μπορεί να πληροφορήσει τους επιβάτες για τη σωστή λειτουργία των καρτών, την ημερομηνία λήξης ισχύος και το υπόλοιπο της αξίας

- **Επικυρωτικά Έξυπνων Καρτών Οχημάτων (ΕΕΚ)**

Στα οδικά μέσα (λεωφορεία – τρόλεϊ, τραμ) έχουν εγκατασταθεί Επικυρωτικά Έξυπνων Καρτών (ΕΕΚ). Τα ΕΕΚ χρησιμοποιούνται ως σημεία πρόσβασης / ελέγχου του επιβάτη για τη χρήση του μεταφορικού μέσου.

Το σύστημα στα οχήματα είναι ανοικτό, όμως τα ΕΕΚ έχουν τη δυνατότητα να υποστηρίξουν και σύστημα επικύρωσης κατά την είσοδο και έξοδο του επιβάτη παρέχοντας την δυνατότητα στον ΟΑΣΑ να εφαρμόσει δυναμικά σύστημα κομίστρου ανάλογου της απόστασης. Αυτό σημαίνει ταυτοποίηση της χρονικής θέσης του οχήματος κατά την είσοδο και έξοδο του επιβάτη.



Εικόνα Α.4.5 ΕΕΚ

Επίσης το Σύστημα μπορεί να αντιμετωπίσει τιμολογιακά, με διάφορες εναλλακτικές λύσεις, τις περιπτώσεις κατά τις οποίες ο μετεπιβιβαζόμενος από μέσο σε μέσο επιβάτης δεν πραγματοποιήσει επικύρωση κατά την έξοδο από το πρώτο όχημα.

Τα ΕΕΚ εκτελούν τις ακόλουθες βασικές λειτουργίες:

- ✓ Επιλογή ζώνης προορισμού
- ✓ Ανάγνωση / επεξεργασία «Καρτών» και «Πολλαπλού» (αναγνώριση τύπου κάρτας, εξακρίβωση γνησιότητας, χρονικής ισχύος, ισχύος για το μεταφορικό μέσο)
- ✓ Εγγραφή των στοιχείων της τελευταίας επικύρωσης επί της κάρτας
- ✓ Αφαίρεση αξίας διαδρομής από τα προϊόντα κομίστρου που δεν είναι χρονικής διάρκειας λαμβάνοντας υπόψη και τις διανυόμενες ζώνες
- ✓ Προειδοποίηση του επιβάτη όταν το υπόλοιπο φθάσει σε προκαθορισμένο όριο ή σε περίπτωση σφάλματος ανάγνωσης «Κάρτας» ή «Πολλαπλού»

Τέλος, τα ΕΕΚ συνδέονται με την ΚΕΟ και με τον Υπολογιστή Οχήματος της Τηλεματικής ώστε:

- ✓ Να λαμβάνουν από την κονσόλα το πρόγραμμα επεξεργασίας εισιτηρίων (για λόγους συντήρησης ή τροποποίησης), τις παραμέτρους αυτής της επεξεργασίας
 - ✓ Να επιστρέφουν στην ΚΕΟ δεδομένα σχετικά με τη λειτουργία της. Συσκευής ανάγνωσης (τρόπος λειτουργίας), τους συναγερμούς τεχνικής - και λειτουργικής φύσης ή τα δεδομένα της επιβατικής κίνησης (στοιχεία επικυρώσεων).
 - ✓ Να λαμβάνουν από τον ΥΟ αυτόματα και συγχρόνως την θέση του οχήματος ανάλογα με τις απαιτήσεις του σχετικού υποσυστήματος, ώστε να εξασφαλίζεται η εφαρμογή ζωνικού συστήματος χρέωσης.
 - ✓ Να λαμβάνουν από τον ΥΟ και να μεταδίδουν οποιοδήποτε στοιχείο απαιτείται για να εξυπηρετηθεί η διασύνδεση υποσυστήματος ΑΣΣΚ στο όχημα και συστήματος Τηλεματικής
 - ✓ Να αποστέλλουν δεδομένα επιβατικής κίνησης και λειτουργίας τους στον ΥΟ για μεταβίβαση στο ΚΔΣ μέσω του ασύρματου δικτύου Τηλεματικής
- **Επικυρωτικά Έξυπνων Καρτών Στάσεων/ Σταθμών (ΕΕΚΣ)**

Τα ΕΕΚΣ χρησιμοποιούνται ως σημεία πρόσβασης / ελέγχου του επιβάτη πριν από την είσοδο των ανελκυστήρων στις γραμμές 2& 3 και στον Προαστιακό

- **Πύλες εισόδου/ εξόδου**

Το σύστημα είναι κλειστό για τα σιδηροδρομικά μέσα (μετρό γραμμές 1-2-3 και προαστιακός σιδηρόδρομος) με πύλες εισόδου/ εξόδου. Οι πύλες έχουν εγκατασταθεί στους σταθμούς σιδηροδρομικών μέσων τόσο στην είσοδο όσο και στην έξοδο. Είναι εγκατεστημένες κυρίως στο χώρο έκδοσης και ελέγχου εισιτηρίων των σταθμών ώστε να εξυπηρετούν τους εισερχόμενους και εξερχόμενους επιβάτες, αλλά και σε άλλα σημεία όπως προσβάσεις προς αποβάθρες, σε χώρους πλησίον ανελκυστήρων κλπ.



Εικόνα Α.4.6 Πύλες εισόδου/εξόδου

Με στόχο την βελτιστοποίηση της λειτουργίας της σειράς των πυλών, ο μηχανισμός τους και το λογισμικό λειτουργίας επιτρέπουν την επιλογή χρήσης οποιασδήποτε κατεύθυνσης ανοίγματος (είσοδο ή έξοδο). Επομένως η κάθε πύλη διαθέτει μηχανισμούς ελέγχου, συσκευές ανάγνωσης / εγγραφής καρτών και το σχετικό εσωτερικό εξοπλισμό που επιτρέπει τη λειτουργία προς αμφότερες τις κατευθύνσεις. Η κατεύθυνση λειτουργίας των αναστρεφόμενων πυλών ελέγχεται σε τοπικό ή/και σε κεντρικό επίπεδο από τον αντίστοιχο εξοπλισμό

- **Τερματικά Έκδοσης Καρτών (ΤΕΚ)**

Ο εξοπλισμός έκδοσης καρτών αποτελείται από τα Τερματικά έκδοσης Καρτών (ΤΕΚ). Στα τερματικά αυτά που έχουν εγκατασταθεί σε ειδικά εκδοτήρια, ο επιβάτης προσέρχεται με την ταυτότητά του ή άλλο σχετικό έγγραφο (π.χ. διαβατήριο, κ.α.) και αφού γίνει διασταύρωση των στοιχείων του με τα στοιχεία του ΟΑΣΑ (αν έχει ήδη εκδοθεί «Κάρτα») και ληφθεί η κατάλληλη εξουσιοδότηση από το Κέντρο Διαχείρισης του ΟΑΣΑ (Κεντρική έκδοση καρτών), προμηθεύεται αμέσως την «Κάρτα» του. Η έκδοση της «Κάρτας» συνεπάγεται και την αγορά προϊόντος εκ μέρους του επιβάτη (μηνιαία, ετήσια, ελευθέρως) το οποίο θα εγγράφεται στην «Κάρτα».

Τα ΤΕΚ εκτός της έκδοσης καρτών :

- ✓ Εκδίδουν «Πολλαπλό» εισιτήριο.
- ✓ Επαναφορτίζουν «κάρτες» και «πολλαπλά» εισιτήρια

- **Κονσόλες Επικυρωτικών Οχημάτων (ΚΕΟ)**

Ο έλεγχος των ΕΕΚ γίνεται από την ΚΕΟ . Ο οδηγός μπορεί μέσω διακοπών να ενεργοποιεί ή να απενεργοποιεί όλα τα επικυρωτικά ή κάποιο από αυτά. Η κατάσταση λειτουργίας των ακυρωτικών (ON/OFF) εμφανίζεται στην ΚΕΟ με κατάλληλο τρόπο (led). Τα ΕΕΚ επιστρέφουν στην ΚΕΟ δεδομένα επιβατικής κίνησης (επικυρώσεις), δεδομένα σχετικά με τη λειτουργία τους και συναγερούς τεχνικής ή λειτουργικής φύσης. Τα περιεχόμενα της μνήμης των ΕΕΚ μεταφέρονται μέσω της συσκευής στην οποία είναι συνδεδεμένα (ΚΕΟ ή άλλη συσκευή) στον υπολογιστή του αμαξοστασίου μετά την είσοδο του οχήματος στο αμαξοστάσιο και μετά τη λήξη της βάρδιας.

Η ενεργοποίηση των ΚΕΟ από τον οδηγό γίνεται με τη χρήση «Κάρτας Οδηγού » η οποία έχει δοθεί στους οδηγούς και διαθέτει προσωπικό αριθμό αναγνώρισης (PIN). Με τη λειτουργία του συστήματος της τηλεματικής, η ενεργοποίηση αυτή γίνεται αυτόματα από τον υπολογιστή του οχήματος της Τηλεματικής. Επίσης υπάρχει δυνατότητα για σύνδεση των ΚΕΟ με τον υπολογιστή οχήματος ο οποίος εξυπηρετεί το σύστημα Τηλεματικής. Για το λόγο αυτό η ΚΕΟ διαθέτει κατάλληλη θύρα για σύνδεση με τον υπολογιστή οχήματος ώστε να είναι δυνατή η άντληση ή ανταλλαγή στοιχείων όπως:

- ✓ Ο κωδικός της κάθε στάσης,
- ✓ Ο αριθμός της γραμμής, το δρομολόγιο και η κατεύθυνση,
- ✓ Η ώρα GPS,
- ✓ Η ζώνη στην οποία κινείται το όχημα,
- ✓ Ο αριθμός των επικυρώσεων
- ✓ Στοιχεία οδηγού

- **Φορητές Συσκευές Ελέγχου (ΦΣΕ)**

Οι ΦΣΕ χρησιμοποιούνται από ειδικευμένο προσωπικό εξουσιοδοτημένο από τον ΟΑΣΑ για τον έλεγχο των έξυπνων καρτών και την καταχώριση των στοιχείων των ελέγχων.

- **Φορητά Τερματικά Πώλησης (ΦΤΠ- POS)**

Προκειμένου οι επιβάτες να έχουν τη δυνατότητα να προμηθευτούν ή να επαναφορτίσουν τις «Κάρτες» ή το «Πολλαπλό» σε σημεία στα οποία δεν υπάρχουν εκδοτήρια και για να διατηρηθεί το δίκτυο πωλήσεων του ΟΑΣΑ έχουν εγκατασταθεί σε επιλεγμένα σημεία πώλησης, Φορητά Τερματικά Πώλησης (ΦΤΠ-POS).

Τα Φορητά Τερματικά Πώλησης (ΦΤΠ-POS) εκτελούν τις ακόλουθες βασικές λειτουργίες:

- ✓ Έκδοση / Αρχική φόρτιση πολλαπλού
- ✓ Επαναφόρτιση Κάρτας και πολλαπλού
- ✓ Έλεγχο Καρτών και Πολλαπλού ώστε ο πωλητής να μπορεί να πληροφορεί τους επιβάτες για την εγκυρότητά τους, την ημερομηνία λήξης ισχύος και το υπόλοιπο της αξίας τους

A.4.1.3 - Επίπεδο 2

Το επίπεδο 2 αντιπροσωπεύει τον εξοπλισμό του σταθμού ή του αμαξοστασίου. Στο επίπεδο αυτό συλλέγονται όλα τα στοιχεία λειτουργίας του επιπέδου 1 και προωθούνται στο επίπεδο 3. Η επικοινωνία μεταξύ των δύο επιπέδων γίνεται μέσω δικτύων (LAN, WAN για τους σταθμούς ή ασύρματων δικτύων για τα αμαξοστάσια).

Στο επίπεδο 2 ανήκουν:

- Κέντρο Διαχείρισης Σταθμού (ΚΔΣ)/ΚΔΣΤ

Το Αυτόματο Σύστημα Κομίστρου (ΑΣΣΚ) περιλαμβάνει ένα τοπικό υπολογιστικό σύστημα για κάθε Σταθμό/ Στάση Τραμ.

Το Κέντρο Διαχείρισης Σταθμού λειτουργεί ως υποσύστημα του ΚΔΦ, και χρησιμεύει ως πύλη μεταξύ των τερματικών μηχανημάτων του ΑΣΣΚ που έχουν εγκατασταθεί στον σταθμό/ στάση και του ΚΔΦ.

- Κέντρο Διαχείρισης Αμαξοστασίου (ΚΔΑ)

Το Κέντρο Διαχείρισης Αμαξοστασίου (ΚΔΑ) έχει εγκατασταθεί σε κάθε Αμαξοστάσιο όλων των οδικών μέσων (λεωφορεία, τρόλεϊ, τραμ).

Το Υπολογιστικό σύστημα του ΚΔΑ χρησιμεύει ως πύλη μεταξύ του εξοπλισμού του ΑΣΣΚ του αμαξοστασίου και του αντίστοιχου ΚΔΦ και περιλαμβάνει όλα τα απαραίτητα σημεία επαφής (υλικοτεχνικού εξοπλισμού και λογισμικού) για τη σύνδεσή του με το ΚΔΦ και για τη συλλογή και μεταφορά στοιχείων από και προς τον εξοπλισμό ΑΣΣΚ οχήματος ή /και στάσεων (ΚΔΑ τραμ).

A.4.1.4 - Επίπεδο 3

Το επίπεδο 3 αντιπροσωπεύει τον εξοπλισμό του Κέντρου Διαχείρισης Φορέα. Στο επίπεδο αυτό συλλέγονται όλα τα στοιχεία του επιπέδου 2. Τα στοιχεία αυτά προωθούνται χωρίς επεξεργασία στο επίπεδο 4 και επιπλέον αποθηκεύονται τοπικά για επεξεργασία σε επίπεδο Φορέα.

Η επικοινωνία μεταξύ των δύο επιπέδων γίνεται μέσω δικτύων WAN. Στο επίπεδο 3 επίσης συνδέονται κατευθείαν τερματικές συσκευές επιπέδου 1 όπως ΦΣΕΚ, ΦΣΕ.

Στο επίπεδο 3 ανήκουν:

- Κέντρο Διαχείρισης Φορέα (ΚΔ-ΟΣΥ, ΚΔ-ΣΤΑΣΥ, ΚΔ-ΠΡΟΑΣΤΙΑΚΟΥ ΣΙΔΗΡΟΔΡΟΜΟΥ)

Το ΚΔΦ διαχειρίζεται το σύστημα του Φορέα και λειτουργεί ως υποσύστημα του ΚΔ-ΟΑΣΑ.

Οι βασικές λειτουργίες οι οποίες εξυπηρετεί το ΚΔΦ είναι:

- Παρακολούθηση, έλεγχος της συνολικής λειτουργίας του εξοπλισμού και λογισμικού ΑΣΣΚ του κάθε Φορέα, σε πραγματικό χρόνο.
- Διαχείριση του συνόλου των συσκευών που έχουν εγκατασταθεί στο δίκτυο κάθε Φορέα.
- Συλλογή και επεξεργασία των δεδομένων που αφορούν στην επιβατική κίνηση (επικυρώσεις), πωλήσεις («Πολλαπλά», «κάρτες») και κινήσεων ελέγχων προστίμων από ΚΔΑ, ΚΔΣ και γενικά από κάθε συσκευή ΑΣΣΚ που είναι συνδεδεμένη κατευθείαν στο ΚΔΦ, και αποστολή των δεδομένων προς το ΚΔ-ΟΑΣΑ.
- Επεξεργασία δεδομένων για την εκπόνηση γενικών ή ειδικών εκθέσεων με χρήση των κυκλοφοριακών και λογιστικών δεδομένων.
- Αμφίδρομη επικοινωνία με τα αντίστοιχα ERP (Enterprise Resource Planning - σύστημα επιχειρησιακού σχεδιασμού) των φορέων τηρώντας την εκάστοτε πολιτική ασφάλειας δικτύων του κάθε φορέα, για την εισαγωγή/ εξαγωγή/ δεδομένων από το ΚΔΦ.

A.4.1.5 - Επίπεδο 4

Το επίπεδο 4 αντιπροσωπεύει τον εξοπλισμό του Κέντρου Διαχείρισης ΟΑΣΑ. Στο επίπεδο αυτό συλλέγονται όλα τα στοιχεία του επιπέδου 3. Τα στοιχεία αυτά αποθηκεύονται και υφίστανται επεξεργασία. Στο επίπεδο αυτό επίσης εκκαθαρίζονται όλες οι συναλλαγές και γίνεται η συνολική οικονομική παρακολούθηση του συστήματος. Η επικοινωνία μεταξύ των δύο επιπέδων γίνεται μέσω δικτύων WAN.

Στο επίπεδο 4 ανήκουν :

- Κέντρο Διαχείρισης ΟΑΣΑ

Το Κέντρο Διαχείρισης ΟΑΣΑ αποτελεί τον πυρήνα όλου του Συστήματος Αυτόματης Συλλογής Κομίστρου. Επιβλέπει τη λειτουργία του όλου συστήματος και επιπλέον αποτελεί και το κεντρικό σημείο συγκέντρωσης του συνόλου των πληροφοριών οι οποίες παράγονται από τη λειτουργία του ΑΣΣΚ στο σύνολο των Φορέων και στο εξωτερικό δίκτυο πωλήσεων, ελέγχου και πληροφόρησης του κοινού. Επίσης αποτελεί το κεντρικό σημείο ορισμού του συνόλου των παραμέτρων λειτουργίας του ΑΣΣΚ, οι οποίες στη συνέχεια αποστέλλονται στα ΚΔ των Φορέων ή και σε άλλες ανεξάρτητες συνιστώσες του ΑΣΣΚ (π.χ. ΦΤΠ-POS, SMS, Διαδίκτυο) και μέσω αυτών στο σύνολο των επιμέρους συστημάτων που συνθέτουν το ΑΣΣΚ.

Κεφάλαιο Α.5 - Ολοκληρωμένο Σύστημα Τηλεματικής (ΟΣΤ)

Α.5.1 - Βασική λειτουργία ΟΣΤ

Βασική λειτουργία του ΟΣΤ είναι η πληροφόρηση των επιβατών και η διαχείριση του στόλου των οχημάτων. μέσω ενός ολοκληρωμένου συστήματος τηλεματικής για την ΟΣΥ (Οδικές Συγκοινωνίες).

Οι επιβάτες πληροφορούνται τον ακριβή χρόνο διέλευσης των οχημάτων, από τις οθόνες που είναι τοποθετημένες στις στάσεις, καθώς επίσης και από το κινητό τους τηλέφωνο και τον ηλεκτρονικό υπολογιστή τους.

Επίσης, μέσω του κέντρου ελέγχου παρακολουθείται σε πραγματικό χρόνο η λειτουργική κατάσταση του συστήματος συγκοινωνιών και γίνονται οι αναγκαίες παρεμβάσεις για τον καλύτερο συντονισμό και βελτιστοποίηση του συγκοινωνιακού έργου.

Στην ουσία του το σύστημα συνδυάζει τις δυνατότητες που προσφέρουν οι τεχνολογίες της Πληροφορικής και των Τηλεπικοινωνιών για την υλοποίηση ενός ολοκληρωμένου συστήματος πληροφόρησης επιβατών και διαχείρισης συγκοινωνιακού στόλου. Βασικό πλεονέκτημα είναι η βελτίωση της καθημερινότητας του επιβατικού κοινού και η αναβάθμιση του επιπέδου συντονισμού και παραγωγικότητας του συγκοινωνιακού έργου.

Η ανάλυση του ΟΣΤ αποτυπώνεται μέσω της περιγραφής του εξοπλισμού που συνθέτει το σύνολο του συστήματος καθώς και των Λειτουργικών Οντοτήτων ανά Ομάδα.

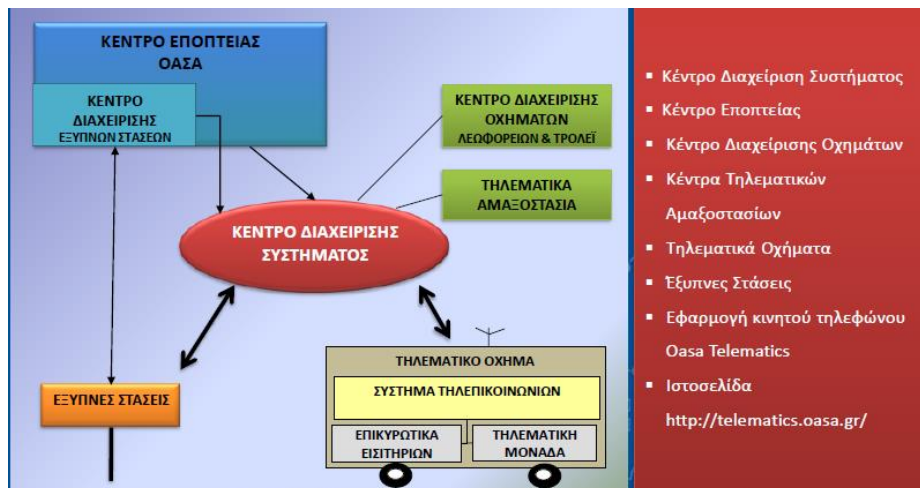
Α.5.2 - Λειτουργικές Οντότητες ΟΣΤ

Το ΟΣΤ μπορεί να αναλυθεί στις εξής λειτουργικές οντότητες:

- Κέντρο Διαχείρισης Συστήματος (ΚΔΣ)
- Κέντρο Διαχείρισης Οχημάτων (ΚΔΟ)
- Κέντρο Εποπτείας ΟΑΣΑ
- Τηλεματικό Όχημα
- Έξυπνη Στάση
- Τηλεματικό Αμαξοστάσιο

Στις επόμενες παραγράφους θα γίνει μια γενική περιγραφή των Οντοτήτων και των βασικών λειτουργιών τους.

Στο διάγραμμα το οποίο ακολουθεί παρουσιάζονται οι λειτουργικές οντότητες του έργου.



Εικόνα Α.5.1 Γενική περιγραφή ΟΣΤ

Α.5.2.1 - Κέντρο Διαχείρισης Συστήματος (ΚΔΣ)

Το Κέντρο Διαχείρισης Συστήματος (ΚΔΣ) είναι η οντότητα εκείνη, η οποία φιλοξενεί και διαχειρίζεται την βασική κεντρική υπολογιστική και επικοινωνιακή υποδομή του Ολοκληρωμένου Συστήματος Τηλεματικής (ΟΣΤ).

Οργανώνει και εξασφαλίζει την αδιάλειπτη ροή πληροφορίας μεταξύ όλων των οντοτήτων του συστήματος, δηλαδή:

- Κέντρων Διαχείρισης Οχημάτων
- Κέντρου Εποπτείας
- Τηλεματικών Οχημάτων
- Έξυπνων Στάσεων
- Τηλεματικών Αμαξοστασίων
- Διασυνδεδεμένων Τηλεματικών Δικτύων Τρίτων φορέων

Φιλοξενεί την κεντρική υποδομή υλικού, λογισμικού και επικοινωνιών η οποία αξιοποιείται από τους χρήστες των σταθερών οντοτήτων του συστήματος, δηλαδή:

- Κέντρων Διαχείρισης Οχημάτων
- Κέντρου Εποπτείας
- Έξυπνων στάσεων
- Τηλεματικών Αμαξοστασίων

Διασυνδέεται μέσω κατάλληλων διεπαφών με συστήματα, τα οποία διαχειρίζεται και συντηρεί ο ΟΑΣΑ αλλά αποτελούν οντότητες συνδεδεμένες με την λειτουργία του ΟΣΤ, δηλαδή:

- Το σύστημα δρομολόγησης
- Την χωρική/ γεωγραφική βάση δεδομένων δικτύου γραμμών Α/Σ
- Το portal του ΟΑΣΑ

Κύρια λειτουργικότητα ΚΔΣ

Η κύρια λειτουργικότητα του ΚΔΣ συνοψίζεται στην σε 4 επί μέρους κατηγορίες:

- Έλεγχος
- Οργάνωση και διαχείριση δεδομένων
- Αυτόματη υποστήριξη λειτουργίας και εκτέλεσης συγκοινωνιακού έργου
- Αναφορές και Στατιστικά

Σύστημα πληροφόρησης πραγματικού χρόνου

Το ΚΔΣ φιλοξενεί την κεντρική υποδομή σε υλικό, λογισμικό και επικοινωνίες που απαιτείται για την υλοποίηση Συστήματος Πληροφόρησης Πραγματικού Χρόνου (ΣΠΠΧ).

Το σχετικό σύστημα είναι η πλατφόρμα παροχής πληροφόρησης τριών διαφορετικών κατηγοριών:

- Επιβατών εντός του οχήματος
Το πρώτο τμήμα (module) του ΣΠΠΧ παρέχει δυνατότητες παροχής διάφορων πληροφοριών προς τους επιβάτες σχετικά με τις μεταφορικές υπηρεσίες: επόμενες στάσεις, ωράρια, διαδρομές, διασυνδέσεις, κόμιστρα.



Εικόνα Α.5.2 Οθόνη επιβατών οχήματος

➤ Επιβατών σε αναμονή στην έξυπνη στάση

Τα σημεία πληροφόρησης που έχουν εγκατασταθεί στις έξυπνες στάσεις αποτελούνται από πληροφοριακές πινακίδες και εξοπλισμό ηχητικών ανακοινώσεων, και παρέχουν στους επιβάτες διάφορες πληροφορίες όπως: εκτίμηση χρόνων άφιξης οχημάτων, ημερομηνία/ώρα, προορισμός, πληροφόρηση για γεγονότα, διαφήμιση κλπ.



Εικόνα Α.5.3 Έξυπνη στάση

- Κοινού εκτός οχημάτων και έξυπνων στάσεων (για παράδειγμα πληροφόρηση στο γραφείο, σπίτι κλπ)

Το τρίτο τμήμα (module) του ΣΠΠΧ παρέχει δυνατότητες παροχής διάφορων πληροφοριών προς το κοινό, το οποίο ευρίσκεται στο τόπο εργασίας του, κατ οίκον, ή οπουδήποτε και εάν ευρίσκεται, σχετικών με τις συγκοινωνιακές υπηρεσίες όπως ώρα διέλευσης οχημάτων από στάσεις, ωράρια λειτουργίας, διαδρομές και διασυνδέσεις γραμμών.

Ολοκλήρωση με άλλα πληροφοριακά συστήματα του ΟΑΣΑ και ΟΣΥ

Το ΚΔΣ (η ΚΒΔ) είναι διασυνδεδεμένη με τα ακόλουθα εξωτερικά συστήματα, τα οποία διαθέτει, λειτουργεί και συντηρεί ο ΟΑΣΑ και τα οποία είναι απαραίτητα για την λειτουργία του ΟΣΤ, και τα οποία είναι:

- Το σύστημα δρομολόγησης
- Η χωρική/γεωγραφική βάση δεδομένων που περιλαμβάνει την γεωγραφική και τοπολογική απεικόνιση του δικτύου
- Το portal πληροφόρησης κοινού του ΟΑΣΑ
- Σε σχέση με την ροή της πληροφορίας θα πρέπει να σημειωθεί ότι για τα μεν δύο πρώτα συστήματα το ΟΣΤ λαμβάνει δεδομένα, ενώ για το τρίτο παρέχει δεδομένα.

Επικοινωνίες

Η εξασφάλιση επικοινωνίας με το σύνολο των οντοτήτων του ΟΣΤ ανήκει στις κύριες και βασικές λειτουργίες, τις οποίες επιτελεί το ΚΔΣ.

Το ΚΔΣ ως ο κύριος επικοινωνιακός κόμβος του ΟΣΤ εξασφαλίζει μέσω ψηφιακών δικτύων την επικοινωνία με τις ακόλουθες τηλεματικές οντότητες:

- Με τα Κέντρα Διαχείρισης Οχημάτων, μέσω τοπικού ενσύρματου δικτύου επικοινωνίας
- Με το Κέντρο Εποπτείας, μέσω ενσύρματου διεπιχειρησιακού δικτύου ευρείας περιοχής
- Με τα Εξωτερικά Συστήματα του ΟΑΣΑ,
- Με τα Τηλεματικά Οχήματα, μέσω ασύρματου ψηφιακού δικτύου ευρείας περιοχής
- Με τις Έξυπνες Στάσεις, μέσω ασύρματου ψηφιακού δικτύου ευρείας περιοχής
- Με τα Αμαξοστάσια, μέσω ενσύρματου διεπιχειρησιακού δικτύου ευρείας περιοχής

A.5.2.2 - Κέντρο Διαχείρισης Οχημάτων (ΚΔΟ)

Το Κέντρο Οχημάτων (ΚΔΟ) είναι εκείνη η οντότητα μέσω της οποίας το προσωπικό της ΟΣΥ θα παρακολουθεί και συντονίζει τους στόλους οχημάτων. Έχουν δημιουργηθούν δύο ΚΔΟ, ένα για τον έλεγχο του στόλου των θερμικών λεωφορείων και ένα για τον έλεγχο των ηλεκτρικών λεωφορείων.

Συνολικά τα θερμικά και ηλεκτρικά λεωφορεία είναι 2.500, και το ΟΣΤ έχει υλοποιηθεί στα 2.000 από αυτά.

Τα ΚΔΟ αξιοποιούν τις δυνατότητες που παρέχει η υποδομή του ΚΔΣ. Αποτελούνται από ένα αριθμό σταθμών εργασίας οι οποίοι εξασφαλίζουν στους χειριστές τους τα ακόλουθα:

- Απεικόνιση θέσης οχημάτων σε χαρτογραφικό και γραμμικό περιβάλλον
- Δυνατότητες διαχείρισης του περιβάλλοντος χρήσης
- Επικοινωνεί (δεδομένα, φωνή) με τους αποδέκτες (οδηγούς, επιβάτες εντός οχήματος /σε «έξυπνες στάσεις») μεμονωμένα, σε ομάδες ή συνολικά
- Παράγει αναφορές - στατιστικά δεδομένα
- Εκσυγχρονισμός και αναβάθμιση Συγκοινωνιακού Έργου

A.5.2.3 - Κέντρο Εποπτείας ΟΑΣΑ

Όσον αφορά στην πρόσβαση και αξιοποίηση της πληροφορίας, το ΚΕ-ΟΑΣΑ έχει διαθέσιμη όλη την πληροφορία που παράγεται από το ΟΣΤ. Έχει επίσης λειτουργικές δυνατότητες παρακολούθησης, εποπτείας, ελέγχου κλπ. του ίδιου του ΟΣΤ. Το ΚΕ-ΟΑΣΑ έχει πρόσθετες δυνατότητες αξιοποίησης της πληροφορίας του ΟΣΤ για την παρακολούθηση και εκτίμηση της απόδοσης όλου του μεταφορικού δικτύου, σε περιβάλλον διοικητικής πληροφόρησης (MIS).

Όσον αφορά στις λειτουργίες που εξυπηρετεί, το ΚΕ-ΟΑΣΑ είναι η λειτουργική συνιστώσα που παρέχει παρακολούθηση, συντονισμό και εποπτεία όλου του μεταφορικού έργου, ανώτερου επιπέδου έλεγχου των έξυπνων στάσεων, πληροφόρηση για την υποστήριξη του ΟΑΣΑ όσον αφορά διαδικασίες προγραμματισμού, οργάνωσης και εποπτείας του μεταφορικού έργου και της πληροφόρησης του κοινού.

Συγκεκριμένα:

- Έχει διαθέσιμη όλη την πληροφορία του συστήματος
- Εποπτεύει την λειτουργία των Α.Σ. και τη διευκόλυνση της κυκλοφορίας των ΜΜΜ
- Παρακολουθεί τη λειτουργική κατάσταση / απόδοση του ΟΣΤ και την εφαρμογή της Σύμβασης
- Αξιολογεί την απόδοση του δικτύου Α.Σ.
- Εντοπίζει επαναλαμβανόμενα λειτουργικά προβλήματα του δικτύου Α. Σ.
- Παρέχει στοιχεία για το σχεδιασμό και προγραμματισμό του συγκοινωνιακού έργου
- Αποφασίζει για τις έκτακτες αναπροσαρμογές έργου
- Συντονίζει και ελέγχει την εκτέλεση του έργου
- Συλλέγει /οργανώνει /αξιοποιεί λειτουργικά δεδομένα

A.5.2.4 - Τηλεματικό όχημα

Ο απαραίτητος Τηλεματικός Εξοπλισμός έχει εγκατασταθεί σε 2000 οχήματα, εκ των οποίων

-1750 Θερμικά Λεωφορεία, και

-250 Ηλεκτρικά Λεωφορεία

Με την ολοκλήρωση της σχετικής διαδικασίας τα οχήματα διαθέτουν πλέον την απαραίτητη υποδομή για τον αυτόνομο υπολογισμό της θέσης τους, την παρακολούθηση της κατάστασής τους, την επικοινωνία μέσω ΚΔΣ με τους χειριστές των ΚΟ και τους επόπτες του ΚΕ-ΟΑΣΑ και την ενημέρωση των επιβατών εντός οχήματος.

Η αναβάθμιση τους εξασφαλίζει κυρίως τα ακόλουθα:

- Τον αυτόματο εντοπισμό της θέσης του οχήματος
- Την ενημέρωση των Κέντρων διαχείρισης ως προς τα στοιχεία θέσης
- Την επικοινωνία μέσω φωνής και δεδομένων των οδηγών με τα Κέντρα Διαχείρισης , για λόγους ενημέρωσης, αποστολής σήματος επείγουσας κλήσης, κλπ
- Την ενημέρωση όσον αφορά στοιχεία για τους οδηγούς όπως η ανάληψη βάρδιας και η ίδια η ταυτοποίηση του
- Την παρουσίαση στο τερματικό του οδηγού της επόμενης στάσης του οχήματος και της απόστασης από αυτήν.
- Την παρουσίαση χρονικής απόκλισης του από το προγραμματισμένο δρομολόγιο στην βάση παραμέτρων που θα προσδιορισθούν κατά την διάρκεια της Μελέτης Εφαρμογής

- Τη λήψη γραπτών μηνυμάτων και εντολών και τη φωνητική ενημέρωση των επιβατών από τους οδηγούς ή / και από το ΚΔΟ ή / και από ΚΕ-ΟΑΣΑ.
- Την αναγραφή της επόμενης στάσης και άλλων πληροφοριακών μηνυμάτων στην εσωτερική οθόνη πληροφόρησης επιβατών.
- Τη συγκέντρωση παραμέτρων λειτουργίας όπως ακυρώσεις, αριθμός επιβατών, χρόνοι διέλευσης, διάγνωση βλαβών και την αποστολή τους σε ΚΔΣ, ΚΔΟ και αμαξοστάσια
- Την δυνατότητα αυτόματης καταμέτρησης επιβατών εντός συγκεκριμένου αριθμού οχημάτων.

A.5.2.5 - Έξυπνη Στάση

Από το σύνολο των περίπου 8000 στάσεων συγκοινωνιακών γραμμών θερμικών και ηλεκτρικών λεωφορείων, επιλέχθηκαν 1000, οι οποίες έχουν εξοπλιστεί με τηλεματικό εξοπλισμό «έξυπνης στάσης».

Ο εξοπλισμός περιλαμβάνει

- Υποσύστημα επικοινωνίας με το κεντρικό σύστημα τηλεματικής (μέσω του ΚΕΣ)
- Υποσύστημα πληροφόρησης κοινού (ηλεκτρονική πινακίδα, φωνητική πληροφόρηση, κ.λπ.).
- Υποσύστημα διαχείρισης
- Υποσύστημα στήριξης και τροφοδοσίας

Βασικές λειτουργίες της έξυπνης στάσης είναι:

- Παρέχουν άμεση πληροφόρηση στους επιβάτες (ηλεκτρονικές πινακίδες και φωνητική αναγγελία – διαδραστικά με όχημα)
- Αυτόματη δυναμική πληροφόρηση για τις αφίξεις των οχημάτων
- Κατά εντολή ανακοινώσεις και μηνύματα
- Στατική Πληροφόρηση Επικοινωνούν με το ΚΕ-ΟΑΣΑ και τα ΚΔΟ
- Διαθέτουν σύστημα διαχείρισης για προγραμματισμό /παραμετροποίηση, διαγνωστικά /συντήρηση /αναβαθμίσεις
- 30 διαδραστικές έξυπνες στάσεις

A.5.2.6 - Τηλεματικό Αμαξοστάσιο

Τα αμαξοστάσια τα οποία έχουν ενταχθεί στο ΟΣΤ εξασφαλίζουν κατά κύριο λόγο τα ακόλουθα:

- Εποπτεύει την εκτέλεση της υπηρεσίας οδηγών και οχημάτων
- Εποπτεύει τη λειτουργική κατάσταση οχημάτων και εξοπλισμού
- Διαθέτει προσομοιωτές για εκπαίδευση
- Μεταδίδει στα οχήματα δεδομένα μέσω wifi
- Λαμβάνει δεδομένα εκτέλεσης εργασίας

Μέρος - Β

Κεφάλαιο Β.1 - Εισαγωγή

Στην αρχή αυτής της εργασίας τονίσαμε την σημαντικότητα της συλλογής δεδομένων που αφορούν τις μετακινήσεις των πολιτών και τον τρόπο λειτουργίας των μέσων μαζικής μεταφοράς, ενώ περιγράψαμε τα 2 νέα συστήματα που έχουν μπει σε λειτουργία στην Αθήνα και παρέχουν τέτοιου είδους πληροφορίες.

Στο 2^ο μέρος της εργασίας θα περιγράψουμε πρακτικά ένα παράδειγμα χρήσης των παρεχόμενων δεδομένων και πως αυτά μπορούν να αξιοποιηθούν αποτελεσματικά με τέτοιο τρόπο ώστε να συνδράμουν στην βελτιστοποίηση της ποιότητας των παρεχόμενων υπηρεσιών των ΜΜΜ της πόλης της Αθήνας.

Η βασική λειτουργία του ΑΣΣΚ μέσω του ενιαίου ηλεκτρονικού κομίστρου (κάρτα ή εισιτήριο) είναι η παρακολούθηση της επιβατικής κίνησης, ενώ αντίστοιχα το ΟΣΤ μας δίνει την δυνατότητα να παρακολουθήσουμε και να διαχειριστούμε σε πραγματικό χρόνο τηλεματικά το στόλο των οχημάτων (λεωφορεία και ΤΡΟΛΕΙ). Αν και οι δυνατότητες που μας δίνουν τα δύο αυτά συστήματα είναι πολλές εμείς επιλέξαμε να παρουσιάσουμε έναν τρόπο αξιοποίησης των δεδομένων με σκοπό την αντιμετώπιση ενός μόνιμου προβλήματος που παρουσιάζεται στις μεγάλες πόλεις και σε μεγάλο βαθμό και στην Αθήνα και αφορά την καθυστέρηση στην μετάβαση των επιβατών μεταξύ των διαφορετικών μέσων.

Κεφάλαιο Β.2 - Πρόβλημα /Το φαινόμενο της συσσώρευσης οχημάτων (Bus bunching)

Ένα από τα πιο συχνά προβλήματα που συναντούν οι επιβάτες στις δημόσιες συγκοινωνίες, είναι η συσσώρευση λεωφορείων και αναφέρεται σε μια ομάδα δύο ή περισσότερων οχημάτων διαμετακόμισης (όπως λεωφορεία ή τρένα) που εκτελούνται κατά μήκος της ίδιας διαδρομής και έχουν προγραμματιστεί να είναι ομοιόμορφα χωρισμένα. στο ίδιο σημείο την ίδια στιγμή. Αυτό συμβαίνει όταν τουλάχιστον ένα από τα οχήματα δεν είναι σε θέση να τηρήσει το πρόγραμμά του και ως εκ τούτου καταλήγει στην ίδια θέση με ένα ή περισσότερα άλλα οχήματα που υποτίθεται ότι είναι πίσω του. Πρόκειται για ένα φαινόμενο που παρατηρείται σε όλο τον

κόσμο και έχει ως αποτέλεσμα την αύξηση του χρόνου αναμονής για τους επιβάτες και την απορρύθμιση των προγραμματισμένων δρομολογίων. Τελικά οι υπηρεσίες γίνονται λιγότερο αξιόπιστες και οι επιβάτες αναζητούν εναλλακτικά μέσα για τη μετακίνησή τους.

Πριν, όμως παρουσιάσουμε πρακτικά την λύση πρέπει αρχικά να κατανοήσουμε σε βάθος το πρόβλημα και τα αίτιά του, που στην περίπτωσή μας αφορά τα λεωφορεία και τρόλεϊ των οδικών συγκοινωνιών της Αθήνας (CASE STUDY).

B.2.1 - Θεωρία του φαινομένου

Το φαινόμενο οφείλεται στην χαρακτηριστική αστάθεια των δρομολογίων των λεωφορείων. Ακόμα και μία μικρή καθυστέρηση σε ένα δρομολόγιο μπορεί να δημιουργήσει αλυσιδωτές αντιδράσεις που τελικά απορρυθμίζουν τα δρομολόγια της γραμμής. Καθώς ένα λεωφορείο καθυστερεί, συγκεντρώνονται ολοένα και περισσότεροι επιβάτες στις επόμενες στάσεις. Τελικά το λεωφορείο μένει ακόμα πιο πίσω και η απόσταση με το προπορευόμενο όχημα συνεχίζει να μεγαλώνει μέχρις ότου το επόμενο λεωφορείο φτάσει να βρίσκεται πίσω από αυτό που έχει καθυστερήσει.

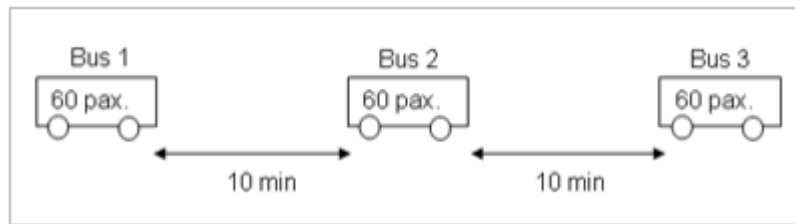
Το ίδιο μπορεί να συμβεί και όταν ένα λεωφορείο αναχωρεί από την αφετηρία νωρίτερα από την προγραμματισμένη ώρα. Κατά τη διάρκεια της διαδρομής η απόσταση από το προπορευόμενο όχημα μειώνεται συνεχώς (αφού μειώνονται και οι επιβάτες στις στάσεις) έως ότου το λεωφορείο φτάσει ακριβώς πίσω από το προπορευόμενο όχημα.

Οι μελέτες προσομοίωσης έχουν αποδείξει με επιτυχία την έκταση των πιθανών παραγόντων που επηρεάζουν τη συσσωμάτωση των λεωφορείων και μπορούν επίσης να χρησιμοποιηθούν για να κατανοήσουν τον αντίκτυπο των ενεργειών που έχουν αναληφθεί για την αντιμετώπιση των αρνητικών επιπτώσεων.

B.2.2 - Αίτια και ανάλυση παραδείγματος

Ο λόγος οφείλεται σε μεγάλο βαθμό στις δυσμενείς συνθήκες κυκλοφορίας στο δρόμο και σε άλλα απρόοπτα, όπως το κλείσιμο δρόμων, οι αλλαγές στην κυκλοφορία, ο καιρός, τα ατυχήματα κλπ.

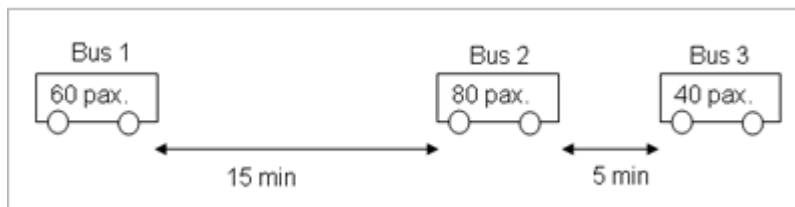
Για παράδειγμα, ας υποθεθεί ότι 3 λεωφορεία με βάση τον αρχικό προγραμματισμό τους ξεκίνησαν να απέχουν 10 λεπτά, τα οποία ήταν επαρκή για να ικανοποιήσουν τη ζήτηση κατά μήκος της διαδρομής.



Εικόνα B.2.1 Φυσιολογική συχνότητα οχημάτων

Το λεωφορείο 1 δεν αντιμετώπισε κανένα πρόβλημα και, κατά συνέπεια, ήταν σε θέση να τρέξει σύμφωνα με το χρονοδιάγραμμα. Το λεωφορείο 2 αντιμετώπισε κυκλοφοριακή συμφόρηση, ενώ το λεωφορείο 3 δεν αντιμετώπισε κανένα πρόβλημα.

Ως εκ τούτου, ο χρόνος μεταξύ Λεωφορείου 1 και Λεωφορείου 2 επιμηκύνθηκε, ενώ ο χρόνος μεταξύ Λεωφορείου 2 και Λεωφορείου 3 μειώθηκε.



Εικόνα B.2.2 Bus Bunching

Λαμβάνοντας μεγαλύτερο πλήθος από το μερίδιο των επιβατών του, το λεωφορείο 2 επιβραδύνθηκε (μεγαλύτερο βάρος = μικρότερη επιτάχυνση, μεγαλύτερος χρόνος καθυστέρησης στις στάσεις), ενώ το λεωφορείο 3 συγκέντρωσε λιγότερους επιβάτες που του επέτρεψαν να επιταχύνει.

Έτσι το λεωφορείο 2 εισήχθη σε έναν φαύλο κύκλο που έφτασε στο χειρότερο σημείο όταν το τρίτο λεωφορείο τελικά βρέθηκε σχεδόν στο ίδιο σημείο με το 2ο.

Τελικά το αποτέλεσμα, για τον επιβάτη στο έδαφος (ο οποίος περίμενε 15 λεπτά), είναι να φαίνεται ότι το λεωφορείο 2 ήταν γεμάτο, ενώ το λεωφορείο 3 ήταν σχετικά άδειο.

B.2.3 - Λύσεις του προβλήματος

Στην παραπάνω κατάσταση, η προσθήκη περισσότερων λεωφορείων δεν αποτελεί λύση, καθώς τα ίδια λεωφορεία θα καταλήξουν στην ίδια κυκλοφοριακή συμφόρηση. Ενώ περισσότερη συσσωμάτωση θα προκύψει όταν και τα νέα οχήματα καταφέρουν και απεμπλακούν τελικά από την επιβράδυνση της κυκλοφορίας.

Η συσσώρευση μπορεί να προληφθεί ή να μειωθεί ως εξής:

- Προγραμματισμός ελάχιστων και μέγιστων χρόνων αναμονής του οχήματος σε κάθε στάση.
- Προγραμματισμός συγκεκριμένων δρομολογίων που θα παραλείψουν ορισμένες στάσεις.
- Εάν, σε μια δημοφιλής διαδρομή με συχνή εξυπηρέτηση, φτάσει ένα συνωστισμένο όχημα, οι επιβάτες μπορούν να παροτρυνθούν να περιμένουν το επόμενο όχημα, το οποίο μπορεί να είναι λιγότερο γεμάτο.
- Μια διαφορετική προσέγγιση είναι να εγκαταλείψουμε την ιδέα ενός χρονοδιαγράμματος και να διατηρήσουμε τα λεωφορεία εξίσου διαχωρισμένα με στρατηγική καθυστέρηση σε καθορισμένες στάσεις. (Αυτή η μέθοδος χρησιμοποιείται για τον έλεγχο των λεωφορείων στην πανεπιστημιούπολη του Ινστιτούτου Τεχνολογίας της Γεωργίας, όπου ξεπερνά το προηγούμενο απαρχαιωμένο σύστημα προγραμματισμού).
- Η πιο αποδοτική συλλογή εισιτηρίων ή το προπληρωμένο εισιτήριο, μπορεί να μειώσει το χρόνο παραμονής σε στάσεις και να επιταχύνει σημαντικά την εξυπηρέτηση.
- Οι ρυθμίσεις εισόδου πολλαπλών θυρών επιβίβασης μπορούν επίσης να μειώσουν σημαντικά τις διάρκειες, όπως αποδεικνύουν οι καλύτερες υπηρεσίες γρήγορης διαμετακόμισης (Bus rapid transit).
- Η νέα τεχνολογία μπορεί επίσης να βοηθήσει καθώς πλέον οι οργανισμοί συγκοινωνιών μπορούν να παρακολουθούν τα δρομολόγια σε ζωντανό χρόνο μέσω εφαρμογών τηλεματικής. Οι ελεγκτές κυκλοφορίας μπορούν να στέλνουν συγκεκριμένες οδηγίες σε κάθε λεωφορείο ώστε λεωφορεία που βρίσκονται σε κοντινή απόσταση να απομακρύνονται και λεωφορεία που βρίσκονται μακριά να έρχονται πιο κοντά. Αυτό μπορεί να γίνει μέσω της αύξησης του χρόνου αναμονής σε στάσης ή της μετακίνησης με μεγαλύτερη ή μικρότερη ταχύτητα.

Αν και οι λύσεις είναι πολλές και διαφορετικές, δυστυχώς η αποτελεσματικότητά τους βασίζεται στην νοοτροπία των εργαζόμενων στα ΜΜΜ, των επιβατών και στον τρόπο αντίληψης της καθημερινότητάς τους. Στα πλαίσια αυτά, τα δύο συστήματα (ΑΣΣΚ και ΟΣΤ) μπορούν να προσφέρουν την βέλτιστη λύση η οποία θα βασίζεται στην κουλτούρα της Ελλάδας και συγκεκριμένα μια πόλης όπως η Αθήνα.

Μέσω της διασύνδεσης των δύο συστημάτων σε ένα ενιαίο σύστημα διαχείρισης έχουμε την δυνατότητα να παραμετροποιήσουμε σε πραγματικό χρόνο τα δρομολόγια των οχημάτων με σκοπό την καλύτερη εξυπηρέτηση του επιβατικού κοινού.

Στην περίπτωση μας θα μελετήσουμε πως μπορούμε να λύσουμε το πρόβλημα κατά τη μετεπιβίβαση από ένα σταθερό μέσο (ΜΕΤΡΟ) σε ένα άλλο μέσο μεταφοράς (Λεωφορείο-Τρόλει). Άλλωστε ο βασικός σκοπός των οδικών συγκοινωνιών (ΟΣΥ) πλέον, λόγω της ευελιξίας στον προγραμματισμό δρομολογίων, είναι η σύνδεση περιοχών/ σημείων που δεν υπάρχουν σταθμοί ΜΕΤΡΟ με περιοχές/ σημεία που υπάρχουν.

Συμπερασματικά, αν σε έναν συγκεκριμένο σταθμό (ΜΕΤΡΟ) γνωρίζουμε για ορισμένο χρονικό διάστημα την ποσότητα των επιβατών που αποβιβάζονται/επιβιβάζονται από τον σταθμό και επιλέγουν να χρησιμοποιήσουν στην συνέχεια τις οδικές συγκοινωνίες (ΟΣΥ), έχουμε την δυνατότητα να προγραμματίσουμε αντίστοιχα τα δρομολόγια των γραμμών που έχουν ως αφετηρία τον συγκεκριμένο σταθμό ή κάνουν στάση στον συγκεκριμένο σταθμό. Δηλαδή να υπολογίσουμε την βέλτιστη ώρα έναρξης του δρομολογίου (ή άφιξης στην στάση) ώστε να έχουμε την βέλτιστη εξυπηρέτηση (ποσοτικά) των επιβατών

Δυστυχώς λόγω της σχετικά πρόσφατης έναρξης λειτουργίας του ΑΣΣΚ και κυρίως λόγω της νοοτροπίας των επιβατών της Αθήνας (μη επικύρωση κατά την είσοδο σε όχημα), τα δεδομένα επικυρώσεων των οχημάτων δεν μπορούν να θεωρηθούν αξιόπιστα ποσοτικά και ποιοτικά. Για αυτό τον λόγο επιλέξαμε να εργαστούμε αρχικά με τα δεδομένα επικυρώσεων εισόδου/ εξόδου του σταθμού, τα οποία παρουσιάζουν τα ίδια χαρακτηριστικά. Με τα δεδομένα αυτά θα κατασκευάσουμε έναν αλγόριθμο ευφυούς συστήματος πρόβλεψης της επιβατικής κίνησης του σταθμού του οποίου τα αποτελέσματα μπορούν να αξιοποιηθούν για την βέλτιστη διαχείριση αντιμετώπισης του προβλήματος.

Κεφάλαιο Β.3 - Διερεύνηση του τρόπου πρόβλεψης

Με την ανάπτυξη ενός Ευφυούς Συστήματος ο ενδιαφερόμενος μπορεί να αποκτήσει έγκαιρη ενημέρωση για τις ροές επιβατών. Ωστόσο, είναι δύσκολο να προβλεφθεί η ροή επιβατών εφαρμόζοντας με ακρίβεια και αξιοπιστία μια συνήθη μέθοδο πρόβλεψης. Προς το παρόν, υπάρχει ελάχιστη εικόνα για την πρόβλεψη της ροής επιβατών των δημόσιων συγκοινωνιών και αυτό διαπιστώθηκε και από την βιβλιογραφική έρευνα που κάναμε με σκοπό να διερευνήσουμε έναν αξιόλογο τρόπο προσέγγισης του προβλήματος.

Αν και υπάρχουν πολλές μέθοδοι πρόβλεψης που χρησιμοποιούνται σε τομείς όπως η ροή της κυκλοφορίας, (πρόβλεψη ροής επιβατών σιδηροδρόμων, regression forecasting, time-series prediction, Bayesian προσέγγιση, Jenkins μέθοδος πρόβλεψης, προσέγγιση πρόβλεψης μέσω νευρωνικών δικτύων), ο κρίσιμος περιορισμός αυτών των μεθόδων είναι η αναποτελεσματική χρήση των πληροφοριών πραγματικού χρόνου για τη ροή των επιβατών.

Για παράδειγμα, η έξοδος ενός εκπαιδευμένου NN είναι η τελική πρόβλεψη, ενώ και ο παράγοντας πληροφοριών πραγματικού χρόνου εξετάζεται ως είσοδος μοντέλου NN. Όμως το εκπαιδευμένο μοντέλο NN βασίζεται στα ιστορικά δεδομένα και δεν μπορεί να αλλάξει δυναμικά τις παραμέτρους του υπο-μοντέλου σύμφωνα τις πληροφορίες που συγκεντρώνονται για τη ροή επιβατών σε πραγματικό χρόνο. Στην περίπτωση αυτή, εάν συμβεί ένα απροσδόκητο συμβάν, το επαναλαμβανόμενο μοτίβο της ροής επιβατών χάνεται και η ακρίβεια της πρόβλεψης επηρεάζεται σημαντικά.

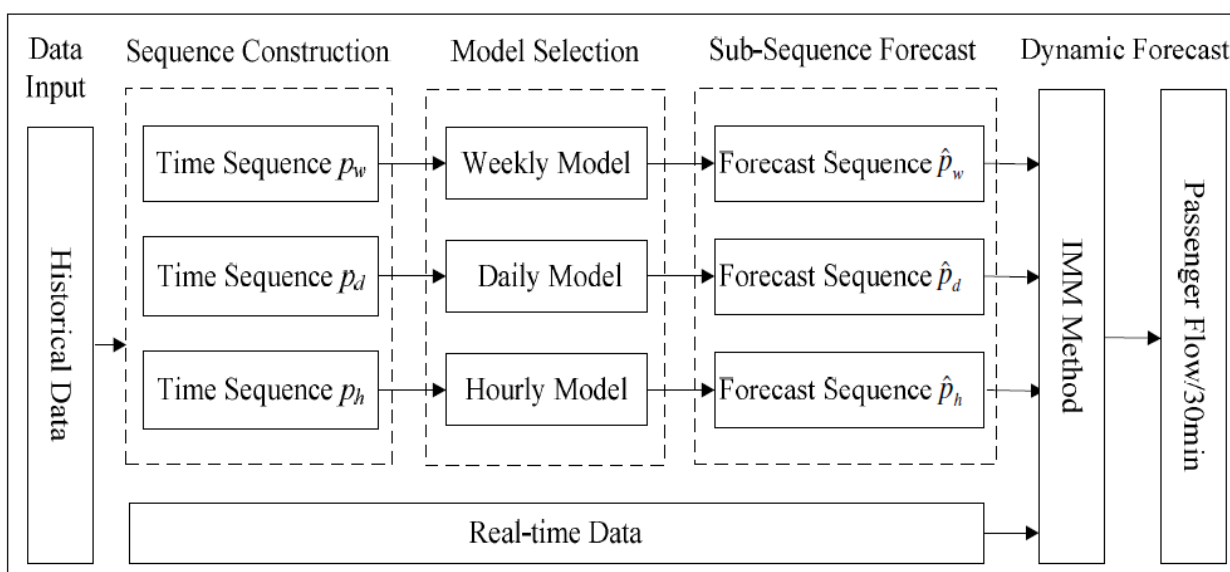
Επιπλέον, οι περισσότερες από αυτές τις τεχνικές χρησιμοποιούνται σε συγκεκριμένες εφαρμογές, ενώ οι παραδοσιακές μέθοδοι πρόβλεψης οδηγούν πάντα σε ανακριβή αποτελέσματα λόγω της τυχαιότητας στην μεταφορά επιβατών στις δημόσιες συγκοινωνίες.

Στα πλαίσια αυτά και μετά από την βιβλιογραφική έρευνα εντοπίσαμε μια συγκεκριμένη μεθοδολογία που χρησιμοποιεί τα δεδομένα που παρέχονται σε πραγματικό χρόνο από ένα αντίστοιχο σύστημα όπως το ΑΣΣΚ, αυξάνοντας την αξιοπιστία του αποτελέσματος.

Στην ουσία με στόχο τη βελτίωση της ακρίβειας της πρόβλεψης, επιλέξαμε μια δυναμική προσέγγιση που βασίζεται σε ένα δυναμικό πολλαπλό μοντέλο πρόβλεψης (Interacting Multiple Model -IMM).¹⁰

Η δυναμική προσέγγιση επιτυγχάνεται ως εξής:

Με την ανάλυση της πηγαίων δεδομένων, κατασκευάζονται τρεις αλληλουχίες συσχετισμένων χρόνων. Αντίστοιχα επιλέγονται 3 διαφορετικά μοντέλα ανά αλληλουχία για να δώσουν προβλέψεις για τις τρεις συσχετίσεις χρονικής ακολουθίας. Η έξοδος του δυναμικού IMM χρησιμεύει ως η τελική πρόβλεψη χρησιμοποιώντας συνδυαστικά τα αποτελέσματα των τριών μοντέλων.



Εικόνα Β.3.1 IMM Dataframe

Όπως βλέπετε και στο παραπάνω σχήμα επιλέχθηκαν μετά από ανάλυση των δεδομένων 3 διαφορετικά μοντέλα (ώρας, ημέρα, εβδομάδας), τα οποία σε συνδυασμό με τα δεδομένα σε πραγματικό χρόνο εισήχθησαν στο IMM μοντέλο για την τελική πρόβλεψη ανά 30 λεπτά, της επιβατικής κίνησης.

Στα πλαίσια της δικής μας ανάλυσης και λόγω του περιορισμού σε δεδομένα πραγματικού χρόνου, επικεντρωθήκαμε στον σχεδιασμό μοντέλου που βασίζεται αποκλειστικά σε ιστορικά δεδομένα.

Κεφάλαιο Β.4 - Χρονοσειρές, Μοντέλα πρόβλεψης, Τρόποι αξιολόγησης των μοντέλων

Η πρόβλεψη είναι μια από τις πιο σημαντικές λειτουργίες μέσα σε έναν οργανισμό καθώς χωρίς αυτή κάθε απόφαση θα λαμβανόταν στη τύχη. Λόγω της φύσης του προβλήματος και των δεδομένων που παράγουν τα δύο συστήματα ανήκουν στην κατηγορία των χρονοσειρών. Στην συνέχεια θα περιγράψουμε την έννοια των χρονοσειρών, ποια είναι τα μοντέλα πρόβλεψης και με ποιο τρόπο μπορούμε να τα αξιολογήσουμε ώστε να καταλήξουμε στο τελικό βέλτιστο μοντέλο που θα ικανοποιήσει τις ανάγκες μας.

Β.4.1 - Χρονοσειρές (Time-series)

Τα δεδομένα μιας μεταβλητής που συλλέγονται διαδοχικά και σε ίσες χρονικές περιόδους, δηλαδή με σταθερό χρόνο δειγματοληψίας, ονομάζονται χρονική σειρά ή χρονοσειρά (time-series). Παραδείγματα χρονοσειρών είναι η μέτρηση του καρδιακού παλμού ενός ασθενή λεπτό προς λεπτό, οι ωριαίες θερμοκρασίες μιας περιοχής ή οι μηνιαίες πωλήσεις ενός προϊόντος.

Οι χρονοσειρές χωρίζονται σε δύο μεγάλες κατηγορίες, τις συνεχείς χρονοσειρές (continuous) και τις διακριτές (discrete). Συνεχής θεωρείται μια χρονοσειρά στην οποία η τιμή του φαινομένου παρατηρείται συνεχώς, όπως γίνεται στη καταγραφή των σεισμών. Από την άλλη διακριτή είναι αυτή όπου η τιμή του φαινομένου παρατηρείται σε συγκεκριμένα χρονικά διαστήματα, όπως οι μηνιαίες πωλήσεις ενός προϊόντος. Αυτά τα χρονικά διαστήματα ή αλλιώς δειγματοληψία αλλάζουν ανάλογα την εφαρμογή και είναι στη κρίση του εκάστοτε αναλυτή τι τιμή θα χρησιμοποιήσει. Πέρα από αυτές τις δύο κατηγορίες οι χρονοσειρές χωρίζονται, ανάλογα με τη ποσότητα των μεταβλητών που είναι προς ανάλυση, σε μονοδιάστατες (univariate) και πολυδιάστατες (multivariate).

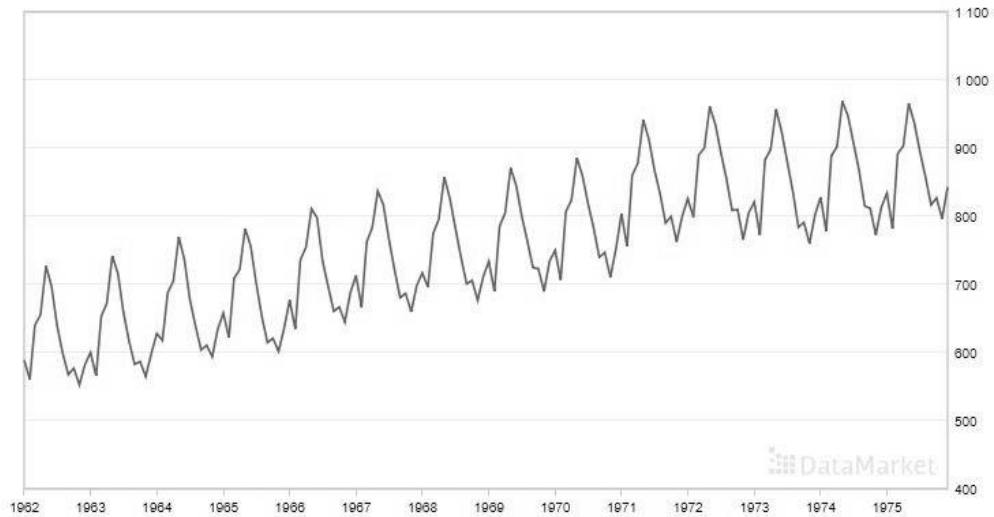
Β.4.1.1 - Συνιστώσες Χρονοσειρών

Μια χρονοσειρά συνήθως αποτελείται από τέσσερις συνιστώσες, οι οποίες μπορούν να διαχωριστούν από τα δεδομένα έτσι ώστε να ληφθούν κάποιες αποφάσεις. Οι συνιστώσες αυτές είναι η Τάση (Trend), η Εποχικότητα (Seasonality), οι Κυκλικές κινήσεις (Cyclic Movements) και οι Ακανόνιστες Διακυμάνσεις (Irregular Fluctuations).

- Αν για μια μεγάλη περίοδο οι τιμές μιας χρονοσειράς τείνουν να αυξηθούν ή να μειωθούν, τότε λέμε ότι η σειρά των παρατηρήσεων παρουσιάζει **Τάση**.
- **Εποχικότητα** παρατηρείται όταν μια χρονοσειρά επηρεάζεται από εποχιακούς παράγοντες όπως η εποχή του χρόνου, η ημέρα της εβδομάδας ή ακόμα και από παραδόσεις που ισχύουν σε μία χώρα. Η εποχικότητα είναι πάντα σταθερή και γνωστής συχνότητας.
- **Κυκλικές κινήσεις** εμφανίζονται όταν τα δεδομένα παρουσιάζουν αυξήσεις και πτώσεις που δεν έχουν σταθερή συχνότητα. Αυτές οι διακυμάνσεις παρατηρούνται κυρίως στα οικονομικά δεδομένα και η διάρκεια αυτών είναι συνήθως τουλάχιστον 2 έτη.
- Οι **Ακανόνιστες διακυμάνσεις** πρόκειται για ξαφνικές αλλαγές που συμβαίνουν σε μια χρονοσειρά που είναι αδύνατο να επαναληφθούν. Είναι συστατικά μιας χρονοσειράς που δεν μπορούν να εξηγηθούν από τάσεις, εποχικότητες ή κυκλικές κινήσεις. Παράδειγμα αυτών των διακυμάνσεων είναι οι απεργίες.

Σε μια χρονοσειρά είναι πιθανό να μην υπάρχουν και οι τέσσερις συνιστώσες αλλά μόνο κάποιες από αυτές. Η εξέταση των στοιχείων αυτών γίνεται με τη χρήση κάποιου μαθηματικού υποδείγματος που φανερώνει τον τρόπο με τον οποίο οι παρατηρήσεις της χρονοσειράς προσδιορίζονται από τις συνιστώσες αυτές. Τα υποδείγματα αυτά είναι το προσθετικό μοντέλο (**additive model**) και το πολλαπλασιαστικό μοντέλο (**multiplicative model**). Το προσθετικό μοντέλο είναι κατάλληλο αν το μέγεθος των εποχιακών διακυμάνσεων ή η μεταβολή γύρω από τη τάση και τις κυκλικές κινήσεις δεν διαφέρει ανάλογα το επίπεδο της χρονοσειράς. Ένα τέτοιο μοντέλο είναι κατάλληλο για τη χρονοσειρά της παρακάτω εικόνας. Η σχέση που συνδέει τις συνιστώσες στο προσθετικό μοντέλο γράφεται ως εξής:

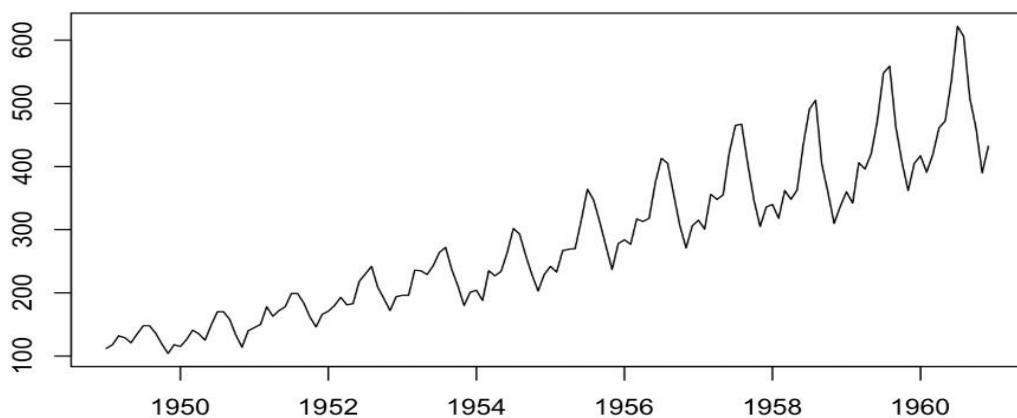
$$Y_t = T_t + S_t + C_t + I_t$$



Εικόνα Β.4.1 Παράδειγμα χρονοσειράς για προσθετικό μοντέλο (Μηνιαία παραγωγή γάλακτος Ιανουάριος 1962 – Δεκέμβριος 1975)

Από την άλλη όταν η μεταβολή του εποχικού προτύπου ή η μεταβολή γύρω από τη τάση και τις κυκλικές κινήσεις φαίνεται να είναι ανάλογη με το επίπεδο των χρονοσειρών, τότε είναι πιο κατάλληλο ένα πολλαπλασιαστικό μοντέλο. Στην παρακάτω εικόνα φαίνεται μια χρονοσειρά κατάλληλη για το συγκεκριμένο μοντέλο. Η σχέση που συνδέει τις συνιστώσες στο πολλαπλασιαστικό μοντέλο γράφεται ως εξής:

$$Y_t = T_t * S_t * C_t * I_t$$



Εικόνα Β.4.2 Χρονοσειρά για πολλαπλασιαστικό μοντέλο

Όπου:

Y_t = Πραγματική τιμή της χρονοσειράς για περίοδο t

T_t = Τάση

S_t = Εποχικότητα

C_t = Κυκλικότητα

I_t = Ακανόνιστες διακυμάνσεις

B.4.1.2 - Στασιμότητα

Η μη στασιμότητα αποτελεί σοβαρό πρόβλημα στην ανάλυση χρονοσειρών και ιδιαίτερα στη πρόβλεψη μελλοντικών τιμών. Στάσιμη (stationary) θεωρείται μια χρονοσειρά της οποίας ο μέσος και οι διακυμάνσεις παραμένουν σταθερές στον χρόνο. Η εμφάνιση τάσης ή περιοδικότητας σε μια χρονοσειρά υποδηλώνει τη μη στασιμότητά της. Πριν την ανάλυση θα πρέπει να ουδετεροποιηθεί η όποια επίδραση των δυο αυτών συνιστωσών σε μια χρονοσειρά

B.4.2 - Γραμμικά Μοντέλα πρόβλεψης

Στην πρόβλεψη χρονοσειρών υπάρχουν δυο ευρέως χρησιμοποιούμενα μοντέλα, το αυτοπαλίνδρομο (Autoregressive - AR) και το κινητού μέσου όρου (Moving Average - MA). Συνδυάζοντας αυτά τα δύο προκύπτει το Αυτοπαλίνδρομο μοντέλο κινητού μέσου όρου (Autoregressive Moving Average - ARMA) και το Αυτοπαλίνδρομο ολοκληρωμένο υπόδειγμα κινητών μέσων (Autoregressive Integrated Moving Average - ARIMA). Για πρόβλεψη εποχιακών χρονοσειρών χρησιμοποιείται μια παραλλαγή του ARIMA, το εποχικό αυτοπαλίνδρομο ολοκληρωμένο υπόδειγμα κινητών μέσων (Seasonal Autoregressive Integrated Moving Average - SARIMA). Το μοντέλο ARIMA και οι παραλλαγές του βασίζονται στη διάσημη αρχή Box-Jenkins και επομένως είναι ευρέως γνωστά ως μοντέλα Box-Jenkins.

Η χρήση αυτών των μοντέλων είναι πολύ συνηθισμένη καθώς η διαδικασία είναι εύκολο να κατανοηθεί και τα αποτελέσματα είναι εύκολο να ερμηνευτούν. Ωστόσο ο γραμμικός χαρακτήρας των παραπάνω μοντέλων περιορίζει τη πρόβλεψη σε μη-γραμμικά προβλήματα, τα οποία και αποτελούν τη πλειοψηφία των χρονοσειρών. Για να ξεπεραστούν οι περιορισμοί

αυτοί, με την ανάπτυξη της Τεχνητής Νοημοσύνης (Artificial Intelligence - AI), άρχισαν να εφαρμόζονται όλο και περισσότερο τα Νευρωνικά Δίκτυα στη πρόβλεψη χρονοσειρών. Η μη-γραμμική δομή τους, τους δίνει τη δυνατότητα να αντιλαμβάνονται τόσο τις γραμμικές όσο και τις μη-γραμμικές συσχετίσεις των δεδομένων.

B.4.2.1 - Autoregressive AR-Model

Σε ένα αυτοπαλίνδρομο υπόδειγμα, η μεταβλητή εξόδου y_t εξαρτάται γραμμικά από τις προηγούμενες τιμές της (y_{t-1}, \dots, y_{t-p}) και κάποιου λευκού θορύβου ε_t . Εξορισμού ένα υπόδειγμα $\{y_t\}$ λέγεται ότι είναι αυτοπαλίνδρομο p τάξης συμβολίζεται με AR(p), εάν το y_t περιγράφεται από την εξής σχέση:

$$y_t = a_1 y_{t-1} + a_2 y_{t-2} + \dots + a_p y_{t-p} + \varepsilon_t$$

όπου ε_t : ο λευκός θόρυβος (white noise) με μηδενικό μέσο (zero mean) σταθερή διακύμανση σ_ε^2 .

a_1, \dots, a_p : οι παράμετροι του υποδείγματος

Η τάξη p του υποδείγματος καθορίζει τον αριθμό των προηγούμενων παρατηρήσεων που χρησιμοποιούνται για την πρόβλεψη της τρέχουσας τιμής.

B.4.2.2 - Moving Average AM Model

Υποθέτοντας ότι $\{\varepsilon_t\}$ είναι μια καθαρά τυχαία διαδικασία με μηδενικό μέσο και διακύμανση σ_ε^2 τότε ένα υπόδειγμα $\{y_t\}$ λέγεται κινητού μέσου τάξης q MA(q) εάν το y_t περιγράφεται από την εξής σχέση:

$$y_t = \varepsilon_t + \beta_1 \varepsilon_{t-1} + \beta_2 \varepsilon_{t-2} + \dots + \beta_p \varepsilon_{t-q}$$

Όπου:

ε_t : ο λευκός θόρυβος (white noise).

β_1, \dots, β_q : οι παράμετροι του υποδείγματος

Στη διαδικασία κινητού μέσου το υπόδειγμα $\{y_t\}$ θεωρείται ότι δημιουργείται ως ένας σταθμικός μέσος (weighted average) τυχαίων σφαλμάτων των q προηγούμενων περιόδων

B.4.2.3 - Auto Regressive Moving Average ARMA Model

Το υπόδειγμα ARMA είναι ένα από τα πιο ευρέως χρησιμοποιούμενα υποδείγματα καθώς συνδυάζει τα πλεονεκτήματα των δυο προαναφερθέντων υποδειγμάτων. Το συγκεκριμένο υπόδειγμα τάξης (p,q)ορίζεται ως εξής:

$$y_t = a_1 y_{t-1} + \dots + a_p y_{t-p} + \varepsilon_t + \beta_1 \varepsilon_{t-1} + \dots + \beta_p \varepsilon_{t-q}$$

Όπου:

ε_t : ο λευκός θόρυβος (white noise).

a_1, \dots, a_p : οι παράμετροι του υποδείγματος για το AR

β_1, \dots, β_q : οι παράμετροι του υποδείγματος για το MA

B.4.2.4 - Auto Regressive Integrated Moving Average ARIMA Model

Τα υποδείγματα που αναφέρθηκαν προηγουμένως, AR – AM – ARMA, χρησιμοποιούνται σε στάσιμες διαδικασίες. Αυτό σημαίνει ότι ο μέσος και η διακύμανση δεν εξαρτώνται από τον χρόνο t αλλά παραμένουν σταθερά.. Στην πράξη οι περισσότερες χρονοσειρές είναι μη-στάσιμες οπότε για να εφαρμοστεί ένα στάσιμο υπόδειγμα θα πρέπει να απαλλαγούμε από τα μη-στάσιμα χαρακτηριστικά. Μια λύση σε αυτό παρουσιάστηκε από τους Box and Jenkins και είναι το υπόδειγμα ARIMA τάξεως (p,d,q) το οποίο υπερνικά αυτόν τον περιορισμό με τη χρήση διαφορών. Αυτό γίνεται αφαιρώντας τη παρατήρηση της τρέχουσας περιόδου από την προηγούμενη. Η διαφορίση αυτή μπορεί να είναι διαφόρων τάξεων. Για παράδειγμα η πρώτη τάξης διαφορίση πραγματοποιείται αντικαθιστώντας το y_t με την εξής σχέση

$$y'_t = y_t - y_{t-1}$$

Η γενική μορφή του υποδείγματος ARIMA (p,d,q) περιγράφεται από τη παρακάτω σχέση

$$y'_t = a_1 y'_{t-1} + \dots + a_p y'_{t-p} + \varepsilon_t + \beta_1 \varepsilon_{t-1} + \dots + \beta_p \varepsilon_{t-q}$$

Όπου:

p : οι παράμετροι της αυτοπαλίνδρομης διαδικασίας

d : ο αριθμός των διαφορών προκειμένου η χρονοσειρά να γίνει στάσιμη

q : οι παράμετροι της διαδικασίας του κινητού μέσου

Η ικανότητα του υποδείγματος ARIMA να ανταπεξέρχεται σε μη-στάσιμες διαδικασίες, το καθιστά μια από τις πιο χρησιμοποιούμενες προσεγγίσεις στη πρόβλεψη χρονοσειρών.

B.4.2.5 - Seasonal ARIMA Model

Το εποχικό υπόδειγμα SARIMA είναι μια επέκταση του ARIMA και χρησιμοποιείται τα δεδομένα παρουσιάζουν περιοδικότητα. Το εποχικό υπόδειγμα διατυπώνεται ως ARIMA $(p,d,q) \times (P,D,Q)$ όπου P το πλήθος των εποχικών αυτοπαλίνδρομων όρων, D το πλήθος των εποχικών διαφορών και Q το πλήθος των εποχικών όρων κινητού μέσου.

B.4.3 - Artificial Intelligent Model (Τεχνητή Νοημοσύνη, Μηχανική Μάθηση-Νευρωνικά Δίκτυα)

B.4.3.1 - Τεχνητή Νοημοσύνη (Artificial Intelligence)

Η Τεχνητή Νοημοσύνη (Artificial Intelligence) είναι μια από τις πιο περιζήτητες τεχνολογίες που διατίθενται αυτή τη στιγμή στην αγορά. Ο όρος TN “γεννήθηκε” το 1956 σε μια συνάντηση επιστημόνων όπως ο John McCarthy, ο Marvin Minsky, ο Claude Shannon, κ.α.. Στο ερώτημα όμως, τι είναι TN, οι ερευνητές του χώρου δίνουν πολλές διαφορετικές απαντήσεις, μερικές από τους οποίους δίνονται παρακάτω:

- «Η συναρπαστική νέα προσπάθεια για να κάνουμε τους υπολογιστές να σκέφτονται με την πλήρη και κυριολεκτική έννοια.» (Haugeland, 1985). **Συστήματα που σκέφτονται όπως ο άνθρωπος.**
- «Η μελέτη του πώς μπορούμε να κάνουμε τους υπολογιστές να κάνουν πράγματα στα οποία, προς το παρόν, οι άνθρωποι είναι καλύτεροι.» (Rich και Knight, 1991). **Συστήματα που ενεργούν σαν τον άνθρωπο.**
- «Η μελέτη των υπολογιστικών εργασιών που μας δίνουν τη δυνατότητα να αντιλαμβανόμαστε, να συλλογίζομαστε και να ενεργούμε.» (Winston, 1992). **Συστήματα που σκέφτονται ορθολογικά.**

- «Η Τεχνητή Νοημοσύνη ασχολείται με τη ευφυή συμπεριφορά των τεχνουργημάτων.» (Nilsson, 1998). **Συστήματα που ενεργούν ορθολογικά.**

Σύμφωνα με την πλήρη δοκιμασία Turing (total Turing Test) ένας υπολογιστής για να θεωρηθεί νοήμον θα πρέπει να έχει τις εξής ικανότητες.:

- Επεξεργασία Φυσικής Γλώσσας (**Natural Language Processing - NLP**)
- Αναπαράσταση γνώσης και συλλογιστικής (**Knowledge representation and reasoning**)
- Μηχανική Μάθηση (**Machine Learning - ML**)
- Μηχανική Όραση (**Computer Vision**)
- Ρομποτική (**Robotics**)

Καθώς δεν έχουμε φτάσει, ακόμα, στο σημείο να θεωρήσουμε έναν υπολογιστή αρκετά νοήμον ώστε να περάσει την παραπάνω δοκιμασία μπορούμε να συμπεράνουμε ότι η ΤΝ χωρίζεται σε δυο κατηγορίες, την Ισχυρή ΤΝ (**Strong AI**) και την αδύναμη ΑΙ (**Weak AI**). Στην Ισχυρή ΤΝ η μηχανή/υπολογιστής μπορεί πραγματικά να σκέφτεται και να εκτελεί καθήκοντα από μόνος του, όπως ακριβώς ένα ανθρώπινο ον. Δεν έχουμε καταφέρει ακόμα να φτάσουμε σε αυτό το στάδιο. Από την άλλη στην Αδύναμη ΤΝ υπάγεται η δημιουργία ενός συστήματος το οποίο μπορεί να εκτελέσει μια συγκεκριμένη διαδικασία που συνδέεται με τις ανθρώπινες ικανότητες. Ένα παράδειγμα Αδύναμης ΤΝ είναι η Google Assistant.

Στη συγκεκριμένη εργασία θα ασχοληθούμε με το υποπεδίο της Τεχνητής Νοημοσύνης που ονομάζεται Μηχανική Μάθηση.

B.4.3.2 - Μηχανική Μάθηση

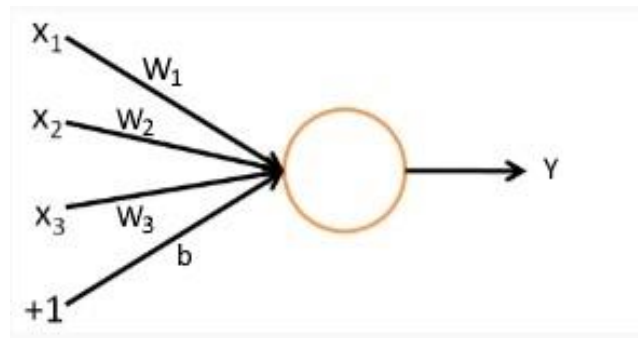
Το 1959 ο Arthur Samuel όρισε τη μηχανική μάθηση ως «Το πεδίο μελέτης που δίνει στους υπολογιστές την ικανότητα να μαθαίνουν, χωρίς να έχουν ρητά προγραμματιστεί». Η μηχανική μάθηση επικεντρώνεται στην ανάπτυξη αλγορίθμων που μπορούν να έχουν πρόσβαση σε δεδομένα και να τα χρησιμοποιούν για να μάθουν και να βελτιώνονται. Η μηχανική μάθηση χωρίζεται σε τρεις κύριες κατηγορίες:

- *Επιβλεπόμενη Μάθηση (Supervised Learning)*. Στη συγκεκριμένη κατηγορία ο αλγόριθμος εκπαιδεύεται σε ένα σύνολο παραδειγμάτων με ζευγάρια εισόδων και επιθυμητών εξόδων. Μερικοί από τους αλγορίθμους που χρησιμοποιούνται είναι:
 - Μηχανές Διανυσμάτων Υποστήριξης (Support Vector Machines - SVM)
 - Γραμμική Παλινδρόμηση (Linear Regression)
 - Λογιστική Παλινδρόμηση (Logistic Regression)
 - Δέντρα Αποφάσεων (Decision Trees)
 - Νευρωνικά Δίκτυα (Neural Networks)
- *Μη Επιβλεπόμενη Μάθηση (Unsupervised Learning)*. Ο αλγόριθμος εκπαιδεύεται χρησιμοποιώντας πληροφορίες που δεν είναι ούτε ταξινομημένες αλλά ούτε επισημασμένες και επιτρέπουν το αλγόριθμο να ενεργεί χωρίς καθοδήγηση. Αλγόριθμοι για αυτή τη κατηγορία είναι:
 - Συσταδοποίηση k-means
 - Ιεραρχική Συσταδοποίηση (Hierarchical Clustering)
 - Ανάλυση Κύριων Συνιστωσών (Principle Component Analysis - PCA)
- *Ενισχυτική Μάθηση (Reinforcement Learning)*. Ο αλγόριθμος μαθαίνει πώς να συμπεριφέρεται σε ένα περιβάλλον εκτελώντας ενέργειες και βλέποντας αποτελέσματα.

B.4.3.3 - Νευρωνικά Δίκτυα

Τα τεχνητά νευρωνικά δίκτυα (Artificial Neural Networks - ANN) ή σε συντομία Νευρωνικά Δίκτυα είναι από τα κύρια εργαλεία στη μηχανική μάθηση. Από το όνομα τους μπορεί να καταλάβει κανείς ότι είναι υπολογιστικά συστήματα εμπνευσμένα από τα βιολογικά νευρωνικά δίκτυα που αποτελούν τον εγκέφαλο. Παρόλο που τα ΤΝΔ ανακαλύφθηκαν από τη δεκαετία του 1940, μόνο κατά τα τελευταία χρόνια έπαιξαν σημαντικό ρόλο στην τεχνητή νοημοσύνη. Οι κύριοι λόγοι για τους οποίους άργησαν να χρησιμοποιούνται είναι η έλλειψη υπολογιστικής ισχύς και η έλλειψη δεδομένων για την εκπαίδευση ενός μοντέλου.

Η βασική μονάδα υπολογισμού σε ένα ΤΝΔ είναι ο νευρώνας (**Neuron**), συχνά ονομαζόμενος και ως κόμβος. Λαμβάνει εισόδους από άλλους κόμβους ή από μια εξωτερική πηγή και υπολογίζει μια έξοδο. Κάθε είσοδος πολλαπλασιάζεται με το αντίστοιχο βάρος (Weight) και υπολογίζεται το ολικό άθροισμα των γινομένων. Ο κόμβος εφαρμόζει μια συνάρτηση ενεργοποίησης σε αυτό το άθροισμα και υπολογίζεται η έξοδος του νευρώνα. Παρακάτω φαίνεται η αναπαράσταση ενός νευρώνα με τρεις εισόδους καθώς και η εξίσωση της εξόδου.

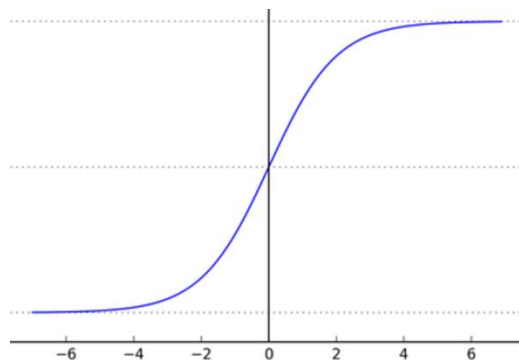


Εικόνα Β.4.3 Έξοδος NN

$$\text{Έξοδος Νευρώνα} = Y = f\left(\sum_{i=1}^3 W_i x_i + b\right)$$

Το παραπάνω δίκτυο παίρνει ως εισόδους τα X_1 , X_2 και X_3 που έχουν για βάρη τα W_1 , W_2 και W_3 αντίστοιχα. Επιπλέον υπάρχει ακόμα μια είσοδος 1 με βάρος b η οποία ονομάζεται πόλωση (bias). Η συνάρτηση f είναι μη γραμμική και ονομάζεται συνάρτηση ενεργοποίησης (activation function). Ο σκοπός της συνάρτησης ενεργοποίησης είναι να εισάγει μη γραμμικότητα στην έξοδο ενός νευρώνα. Αυτό είναι σημαντικό καθώς σχεδόν όλα τα πραγματικά δεδομένα είναι μη γραμμικά. Μερικές από τις συναρτήσεις αυτές είναι οι εξής:

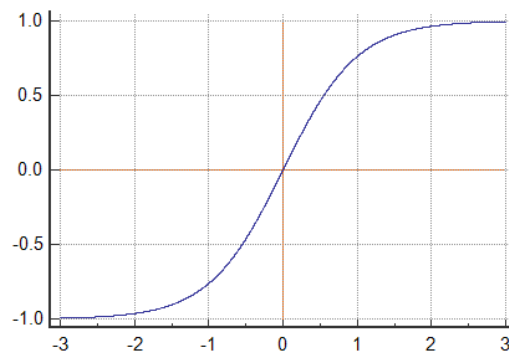
- Σιγμοειδής (Sigmoid) Συνάρτηση



Εικόνα Β.4.4 Σιγμοειδής (Sigmoid) Συνάρτηση

$$\sigma(z) = \frac{1}{1 + e^{-z}}$$

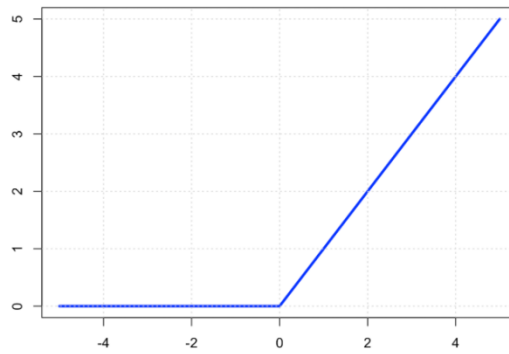
- Υπερβολική εφαπτόμενη (tanh)



Εικόνα Β.4.5 Υπερβολική εφαπτόμενη (tanh)

$$\tanh(z) = \frac{(e^z - e^{-z})}{(e^z + e^{-z})}$$

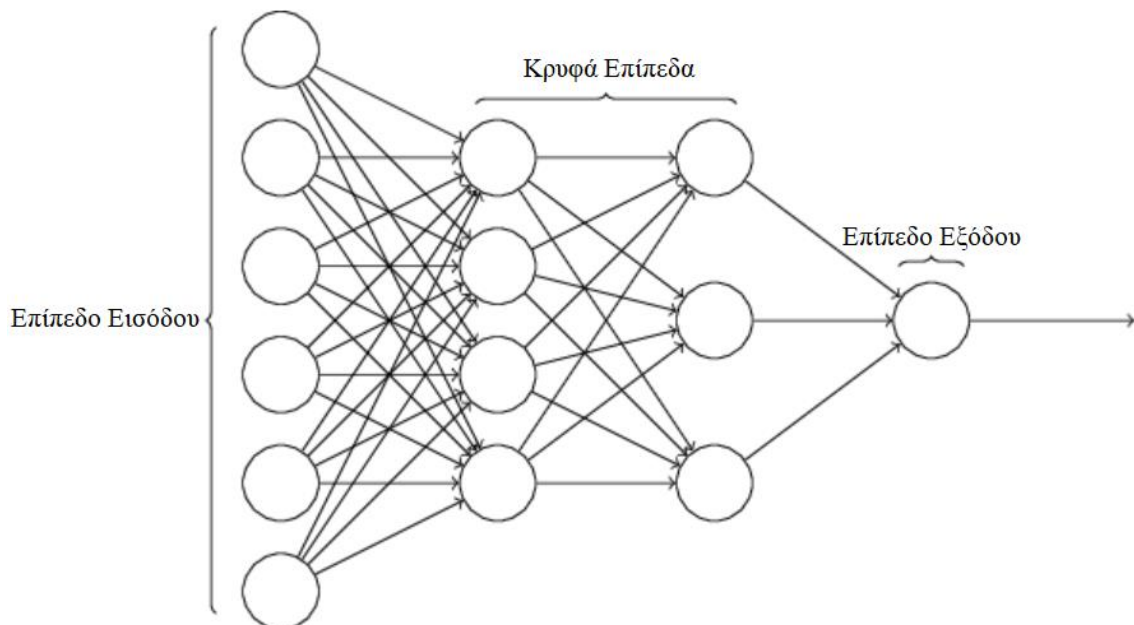
- ReLu



Εικόνα Β.4.6 ReLu

$$f(z) = \begin{cases} 0 & \text{για } z < 0 \\ z & \text{για } z \geq 0 \end{cases}$$

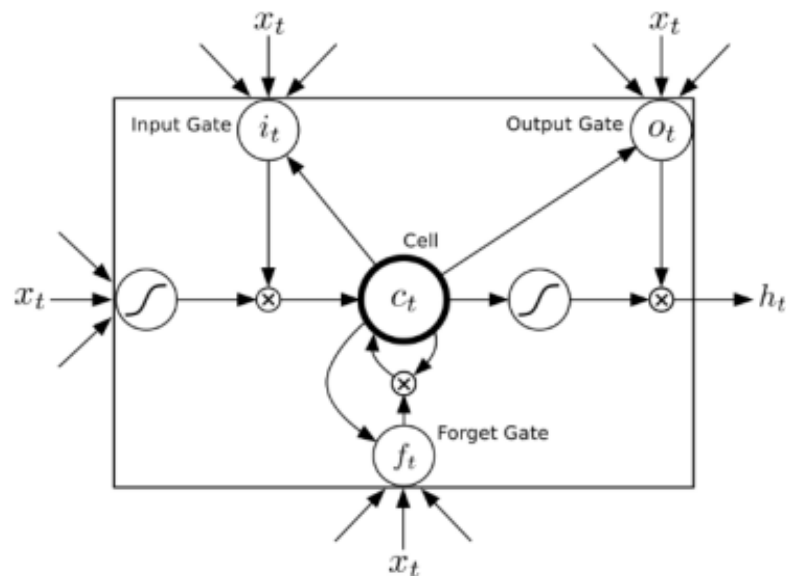
Η πιο βασική μορφή ενός νευρωνικού δικτύου είναι τα Πολυεπίπεδα Perceptrons (Multi-layer Perceptrons - MLP). Οι νευρώνες στα MLP είναι οργανωμένοι σε επίπεδα (layers) και δεν υπάρχουν συνδέσεις μεταξύ νευρώνων του ίδιου επιπέδου. Το πρώτο από αυτά τα επίπεδα ονομάζεται επίπεδο εισόδου (input layer) και χρησιμοποιείται για την εισαγωγή των δεδομένων. Τα στοιχεία αυτού του επιπέδου δεν αποτελούν νευρώνες καθώς δεν εκτελούν κάποιον υπολογισμό. Στη συνέχεια υπάρχουν ένα ή περισσότερα κρυφά επίπεδα (hidden layers) και τέλος ακολουθεί ένα επίπεδο εξόδου (output layer). Στην εικόνα Β.4.7. φαίνεται ένα παράδειγμα ενός MLP με 6 εισόδους, 2 κρυφά επίπεδα με 4 και 3 νευρώνες αντίστοιχα για το κάθε επίπεδο και ένα επίπεδο εξόδου.



Εικόνα Β.4.7 Παράδειγμα MLP

Ένα άλλο είδος ΤΝΔ είναι το Αναδραστικό Νευρωνικό Δίκτυο (Recurrent Neural Network - RNN). Η κύρια διαφορά των με το MLP είναι ότι περιέχει τουλάχιστον ένα βρόγχο ανατροφοδότησης. Για αυτό τον λόγο τα RNN είναι πιο κατάλληλα για διαδοχικά δεδομένα όπως οι χρονοσειρές. Ωστόσο ένα σημαντικό τους μειονέκτημα είναι ο μηδενισμός (vanishing gradient) και η έκρηξη παραγώγου (exploding gradient). Για να αντιμετωπιστεί αυτό το πρόβλημα το 1997 ανακαλύφθηκαν τα Επίπεδα Μακράς Βραχυπρόθεσμης Μνήμης (Long Short Term Memories - LSTM) από τους Sepp Hochreiter και Jurgen Schmidhuber. Τα LSTM αποτελούνται από 3 πύλες όπως φαίνονται και στην εικόνα Β.4.8..

- Την πύλη εισόδου i
- Την πύλη εξόδου o
- Την πύλη λήθης f



Εικόνα B.4.8 LSTM

B.4.4 - Αξιολόγηση Μοντέλων Πρόβλεψης

Αφού έχει γίνει η επιλογή του κατάλληλου μοντέλου και των παραμέτρων αυτού, θα πρέπει να αξιολογήσουμε την ακρίβεια της πρόβλεψης που προκύπτει. Για αυτόν τον λόγο είναι συνηθισμένη πρακτική να διαχωρίζονται τα δεδομένα σε σετ εκπαίδευσης (training set) και σετ δοκιμών (test set), όπου το σετ εκπαίδευσης χρησιμοποιείται για το ταίριασμα του μοντέλου και τον υπολογισμό των προβλεπόμενων τιμών και το σετ δοκιμών για την αξιολόγηση της ακρίβειας. Το μέγεθος του training και του test set είναι τυπικά περίπου 80% και 20% αντίστοιχα, αν και οι τιμές αυτές εξαρτώνται και από το μέγεθος των δεδομένων αλλά και από το πόσο θέλουμε να προβλέψουμε. Ιδανικά το test set θα πρέπει να είναι τουλάχιστον όσο μεγάλο όσο και η πρόβλεψη που απαιτείται.

Για να προσδιοριστεί η ακρίβεια μιας πρόβλεψης χρησιμοποιούνται διάφορα μέτρα αξιολόγησης. Αρχικά θα πρέπει να αναφέρουμε ότι ως σφάλμα πρόβλεψης θεωρείται η διαφορά μεταξύ της πραγματικής και της προβλεπόμενης τιμής και εκφράζεται ως:

$$e_t = Y_t - \hat{Y}_t$$

Όπου Y_t η πραγματική τιμή και \hat{Y}_t η προβλεπόμενη για τη χρονική στιγμή t .

Παρακάτω θα κάνουμε ανάλυση των πιο γνωστών σφαλμάτων.

- Μέσο Τετραγωνικό Σφάλμα (Mean Squared Error - MSE)

$$MSE = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (Y_i - \hat{Y}_i)^2$$

Το μέσο τετραγωνικό σφάλμα μετράει την απόκλιση του σφάλματος υψωμένο στο τετράγωνο για όλο το σύνολο της πρόβλεψης. Εξαιτίας του τετραγώνου τα σφάλματα αντίθετου πρόσημου δεν ακυρώνονται μεταξύ τους. Ένα άλλο χαρακτηριστικό του MSE είναι ότι «τιμωρεί» τα μεγάλα σφάλματα περισσότερο από τα μικρά. Παρότι θεωρείται καλό μέτρο όσον αφορά τα σφάλματα, δεν είναι εύκολα ερμηνεύσιμο.

- Ρίζα Μέσου Τετραγωνικού Σφάλματος (Root Mean Squared Error - RMSE)

$$RMSE = \sqrt{MSE} = \sqrt{\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (Y_i - \hat{Y}_i)^2}$$

Η ρίζα του μέσου τετραγωνικού σφάλματος παρουσιάζει τις ίδιες ιδιότητες με αυτές του μέσου τετραγωνικού σφάλματος. Το πλεονέκτημα αυτού σε σχέση με το MSE είναι ότι βρίσκεται στην ίδια κλίμακα με τα δεδομένα οπότε είναι και πιο εύκολα να το κατανοήσει κάποιος μη-γνώστης.

- Μέσο Απόλυτο Σφάλμα (Mean Absolute Error - MAE)

$$MAE = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N |Y_i - \hat{Y}_i|$$

Το μέσο τετραγωνικό σφάλμα μετράει τη μέση απόλυτη απόκλιση των προβλεπόμενων τιμών από τις πραγματικές για όλο το σύνολο της πρόβλεψης. Λόγω της απόλυτης τιμής του οι θετικές τιμές δεν αναιρούνται από τις αρνητικές. Επίσης το σφάλμα είναι στην ίδια κλίμακα με τα δεδομένα.

- Μέσο Απόλυτο τετραγωνικό Σφάλμα (Mean Absolute Percentage Error - MAPE)

$$MAPE = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N \frac{|Y_i - \hat{Y}_i|}{Y_t} * 100\%$$

Καθώς ότι το MAPE εκφράζεται σε ποσοστό είναι εύκολα κατανοητό στο ευρύ κοινό. Επίσης λόγω του ποσοστού έχει την ιδιότητα να συγκρίνει υποδείγματα σε διαφορετικής κλίμακας δεδομένα. Ωστόσο έχει ένα σημαντικό μειονέκτημα. Μπορεί μόνο να χρησιμοποιηθεί σε χρονοσειρές με τιμές αρκετά μεγαλύτερες του 1. Αλλιώς αν η πραγματική τιμή είναι κοντά ή ίση με το μηδέν θα προκαλέσει το σφάλμα να είναι σχεδόν άπειρο.

- Συντελεστής προσδιορισμού (R^2)

$$R^2 = 1 - \frac{\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (Y_i - \hat{Y}_i)^2}{\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (Y_i - \bar{Y}_i)^2} = 1 - \frac{MSE}{\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (Y_i - \bar{Y}_i)^2}$$

Όπου

$$\bar{Y} = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N Y_i$$

Στην ουσία είναι μια κανονικοποιημένη έκδοση του MSE με κλίμακα 0 και 1. Για παράδειγμα όταν το MSE είναι μηδέν, δηλαδή δεν υπάρχει σφάλμα πρόβλεψης το R^2 είναι 1 ενώ όταν το MSE

Στο πρακτικό κομμάτι που θα ακολουθήσει θα ασχοληθούμε με τα μοντέλα που αναφέρθηκαν προηγουμένως και σκοπός μας είναι να δούμε πιο από αυτά ανταπεξέρχεται καλύτερα στα δεδομένα μας.

Κεφάλαιο Β.5 - Μεθοδολογία, ανάλυση, περιγραφή αλγορίθμου με εισαγωγή μικρού όγκου δεδομένων

Αφού μελετήσαμε το θεωρητικό υπόβαθρο για τις χρονοσειρές, τα μοντέλα πρόβλεψης και τους τρόπους αξιολόγησής τους στην συνέχεια θα μελετήσουμε τα διάφορα μοντέλα για να καταλήξουμε στο βέλτιστο μοντέλο που θα χρησιμοποιηθεί για την πρόβλεψή μας.

Β.5.1 - Εργαλεία- Γλώσσα προγραμματισμού

Λόγω της ευκολίας στην χρήση, της πληθώρας έτοιμων βιβλιοθηκών, αλλά κυρίως λόγω της ευρείας χρήσης σε αντίστοιχες εφαρμογές επιλέξαμε να χρησιμοποιήσουμε, για την ανάπτυξη του αλγορίθμου, την γλώσσα προγραμματισμού Python καθώς και μια σχετικά πρόσφατη βιβλιοθήκη ανοιχτού κώδικα που αναπτύχθηκε από τη Google, το Tensorflow. Η συγκεκριμένη βιβλιοθήκη βοηθά στην δημιουργία αλγορίθμων νευρωνικών δικτύων χωρίς να απαιτείται ο σχεδιασμός και η δημιουργία τους εξ'ολοκλήρου από την αρχή.

Β.5.2 - Βάση δεδομένων- Data engineering/ Επεξεργασία δεδομένων

Τα αρχικά δεδομένα που χρησιμοποιήσαμε αφορούν την χρονική περίοδο 22.11.2017 – 11.12.2017 (20 μέρες). Πρόκειται για επικυρώσεις επιβατών (εισόδου και εξόδου) στις πύλες ενός σταθμού, που ουσιαστικά αποτελούν την βασική εικόνα που μπορεί να μας δώσει ένα έργο σαν το ΑΣΣΚ για την κίνηση των επιβατών.

Για την καλύτερη οργάνωση των δεδομένων αλλά κυρίως λόγω του μεγάλου όγκου χωρίσαμε τα δεδομένα σε φακέλους ανά ημέρα. Στην συνέχεια την κάθε ημέρα την χωρίσαμε σε υπο-φακέλους. Ο κάθε υπο-φάκελος περιέχει αρχεία xlsx χωρισμένα ανά 15 λεπτό, στα οποία καταγράφονται σε χρονική σειρά οι επικυρώσεις των επιβατών (εισόδου ή εξόδου) στις πύλες ενός σταθμού.

Validation Date
23-11-2017 06:00:00
23-11-2017 06:00:00
23-11-2017 05:59:59
23-11-2017 05:59:59
23-11-2017 05:59:58
23-11-2017 05:59:57
23-11-2017 05:59:57
23-11-2017 05:59:57
23-11-2017 05:59:56
23-11-2017 05:59:56
23-11-2017 05:59:56
23-11-2017 05:59:54
23-11-2017 05:59:54
23-11-2017 05:59:53
23-11-2017 05:59:52

Εικόνα B.5.1 Rawdata

Αρχικά πρέπει να εισάγουμε τα δεδομένα μας στην ενιαία βάση που θα χρησιμοποιήσουμε στην ανάπτυξη του αλγορίθμου. Επειδή όμως αποτελούνται από πολλούς φακέλους και αρχεία, δημιουργήσαμε μέσω της `pythοn` ένα `Dataframe` στο οποίο συσσωρεύουμε όλα τα αρχεία το ένα κάτω από το άλλο. Έτσι δημιουργούμε έναν και μόνο πίνακα έτοιμο προς επεξεργασία. Στη συνέχεια προσθέσαμε, στον πίνακα αυτό, άλλη μια στήλη με τίτλο “Count” η τιμές της οποίας είναι μονάδα για κάθε σειρά. Με αυτόν τον τρόπο δηλώνουμε ότι κάθε σειρά ισούται και με μια επικύρωση. Η τελική εικόνα του πίνακα (`Dataframe`) φαίνεται στην παρακάτω εικόνα.

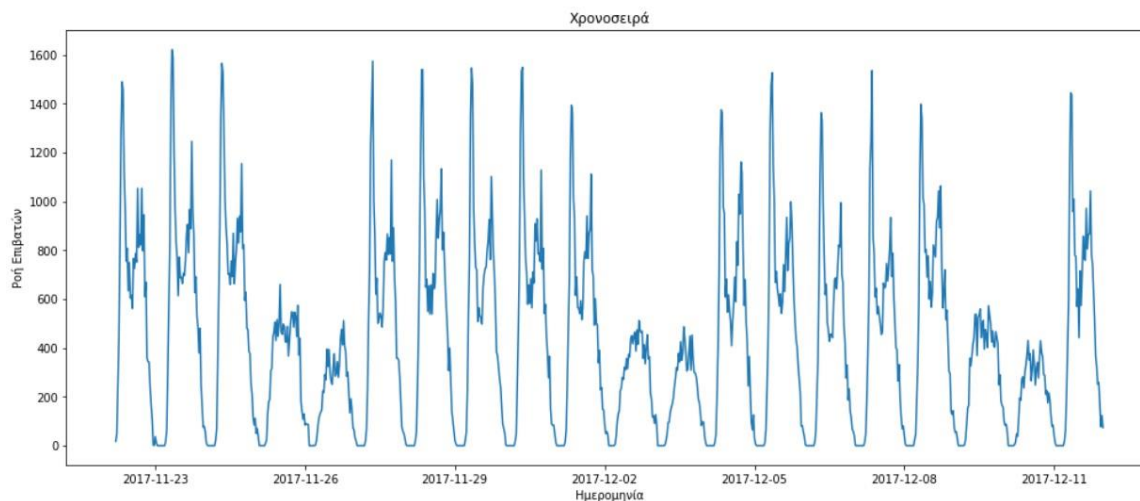
	Count
Ημερομηνία χρήσης	
2017-12-01 00:04:30	1
2017-12-01 00:04:36	1
2017-12-01 00:04:37	1
2017-12-01 00:04:42	1
2017-12-01 00:04:43	1
2017-12-01 00:04:46	1
2017-12-01 00:04:49	1
2017-12-01 00:04:49	1
2017-12-01 00:04:51	1
2017-12-01 00:04:56	1

Εικόνα B.5.2 Τελικό dataframe (μετά την ανάλυση)

Ημερομηνία χρήσης	Count
2017-11-22 05:00:00	18.0
2017-11-22 05:30:00	48.0
2017-11-22 06:00:00	245.0
2017-11-22 06:30:00	447.0
2017-11-22 07:00:00	834.0
2017-11-22 07:30:00	1274.0
2017-11-22 08:00:00	1490.0
2017-11-22 08:30:00	1456.0
2017-11-22 09:00:00	1125.0
2017-11-22 09:30:00	978.0

Εικόνα B.5.3 Dataframe μετά τη δειγματοληψία

Στο θεωρητικό μέρος αναφέραμε ότι η χρονοσειρά αποτελείται από παρατηρήσεις που είναι μετρούμενες σε ίσα χρονικά διαστήματα, κάτι το οποίο δεν ισχύει για τα δικά μας δεδομένα. Αυτό που μπορούμε να κάνουμε όμως είναι να επιλέξουμε τη περίοδο δειγματοληψίας και να αθροίσουμε όλους τους αριθμούς της στήλης “Count” που βρίσκονται μέσα σε αυτή τη περίοδο. Η περίοδος την οποία επιλέξαμε εμείς είναι τα 30 λεπτά καθώς ήταν η ελάχιστη τιμή ώστε να έχουμε αρκετά δεδομένα χωρίς να προκύψουν σφάλματα στα υποδείγματα που θα αναλυθούν. Όπως μπορείτε να παρατηρήσετε και από την εικόνα B.5.3, πλέον τα δεδομένα μας είναι χωρισμένα σε ίσες περιόδους, οπότε και μπορούν να θεωρηθούν ως χρονοσειρά. Πριν γίνει οποιαδήποτε ανάλυση καλό είναι να οπτικοποιήσουμε τα δεδομένα μας, καθώς από αυτό μπορούμε να βγάλουμε αρκετά και σημαντικά συμπεράσματα. Για τη διαδικασία αυτή θα χρησιμοποιήσουμε μια βιβλιοθήκη της python που ονομάζεται matplotlib. Στην εικόνα B.5.4. παρουσιάζεται η γραφική απεικόνιση των δεδομένων. Στον άξονα y βλέπουμε τη ροή των επιβατών, δηλαδή το σύνολο των επικυρώσεων για κάθε χρονική στιγμή, ενώ στον άξονα x είναι ο χρόνος. Παρατηρούμε ότι υπάρχει έντονη εποχικότητα καθώς κάθε πέντε μέρες ο αριθμός των επικυρώσεων μειώνεται αισθητά. Αυτές οι μέρες τις οποίες η ροή μειώνεται είναι τα Σαββατοκύριακα οπότε κάθε βδομάδα επαναλαμβάνεται το ίδιο μοτίβο. Επιπλέον στις καθημερινές φαίνεται ότι οι υψηλότερες τιμές καταγράφονται σχεδόν τις ίδιες ώρες οπότε μπορείς να πεις ότι και σε καθημερινή βάση υπάρχει συγκεκριμένο μοτίβο το οποίο αντιπροσωπεύει τις ώρες αιχμής (08:00-09:00 & 17:00-18:00).

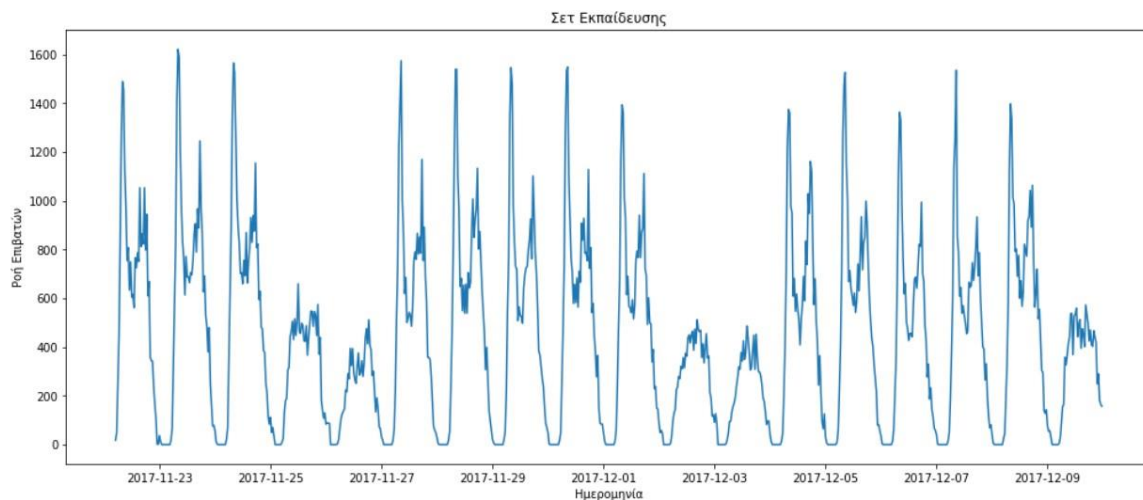


Εικόνα Β.5.4 Γραφική απεικόνιση των δεδομένων

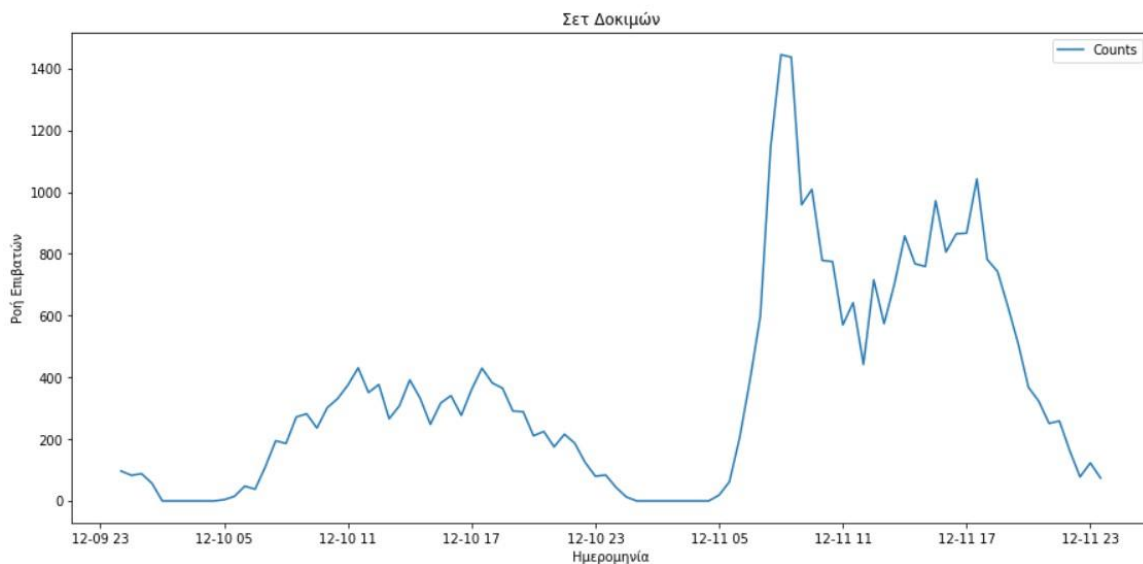
Λόγω των παραπάνω μπορούμε να πούμε με σχετική βεβαιότητα ότι η χρονοσειρά μας είναι μη-στάσιμη. Επειδή τα υποδείγματα που θα χρησιμοποιήσουμε, όπως το ARIMA, δημιουργήθηκαν ώστε να ανταπεξέρχονται σε μη-στάσιμες χρονοσειρές δε χρειάζεται να κάνουμε κάποια επεξεργασία εμείς. Στις ενότητες που θα ακολουθήσουν θα πραγματοποιηθεί ανάλυση της χρονοσειράς και πρόβλεψη μελλοντικών τιμών με τη χρήση γραμμικών υποδειγμάτων και νευρωνικών δικτύων.

B.5.3 - Υπόδειγμα ARIMA

Όπως είπαμε και στο θεωρητικό μέρος για να μπορεί κανείς να αξιολογήσει το αποτέλεσμα της πρόβλεψης θα πρέπει να μη χρησιμοποιεί δεδομένα που συμπεριελήφθησαν στο ταίριασμα (Fitting) του μοντέλου. Για αυτόν το λόγο τα διαχωρίσαμε σε σετ εκπαίδευσης και σετ δοκιμών, όπου στο πρώτο θα εμπεριέχονται οι αρχικές 18 μέρες και στο δεύτερο οι υπόλοιπες 2. Στις παρακάτω εικόνες παρουσιάζονται τα διαχωρισμένα δεδομένα.



Εικόνα B.5.5 Training Set



Εικόνα B.5.6 Test Set

Το υπόδειγμα ARIMA αποτελείται από τρεις παραμέτρους (p,d,q) τις οποίες και πρέπει να ορίσουμε. Για να βρούμε τις βέλτιστες ακολουθήσαμε μια διαδικασία grid search της οποίας ο κώδικας φαίνεται παρακάτω. Όπως βλέπετε έχουμε δημιουργήσει δυο ξεχωριστές συναρτήσεις. Στην πρώτη γίνεται η διαδικασία της πρόβλεψης ενώ στη δεύτερη, αφού πραγματοποιηθεί η δημιουργία όλων των συνδυασμών, από το εύρος που έχουμε επιλέξει, καλείται η πρώτη συνάρτηση για κάθε συνδυασμό.

```
# Αξιολόγηση ενός υποδείγματος ARIMA για έναν συνδυασμό παραμέτρων
```

```
def evaluate_arima_model(train, test, arima_order):
```

```
    history = [x for x in train]
```

```
    # Πρόβλεψη μελλοντικών τιμών
```

```
    predictions = list()
```

```
    for t in range(len(test)):
```

```
        model = ARIMA(history, order=arima_order)
```

```
        model_fit = model.fit(dispatch=0, method='css')
```

```
        yhat = model_fit.forecast()[0]
```

```
        predictions.append(yhat)
```

```
        history.append(test[t])
```

```
    # Υπολογισμός Σφάλματος
```

```
    error = mean_absolute_error(test, predictions)
```

```
    return error
```

```
# Αξιολόγηση και επιλογή των καλύτερων παραμέτρων
```

```
def evaluate_models(dataset, train, test, p_values, d_values, q_values):
```

```
    pdq = list(itertools.product(p_values, d_values, q_values))
```

```
    best_score = float("inf")
```

```
    for order in pdq:
```

```
        try:
```

```
            mae = evaluate_arima_model(train, test, order)
```

```
            if mae < best_score:
```

```
                best_score, best_cfg = mae, order
```

```
            print('ARIMA%s MAE=%.2f' % (order, mae))
```

```
        except ValueError:
```

```
            pass
```

```
    print('Best ARIMA%s MAE=%.2f' % (best_cfg, best_score))
```

Αφού κατασκευάσαμε αυτές τις δύο συναρτήσεις στη συνέχεια επιλέξαμε το εύρος των τιμών για τις παραμέτρους. Λόγω της μικρής υπολογιστικής ισχύς του υπολογιστή που χρησιμοποιήσαμε θα περιοριστεί σε 0 μέχρι 9 για το p και q και 0,1 για το d.

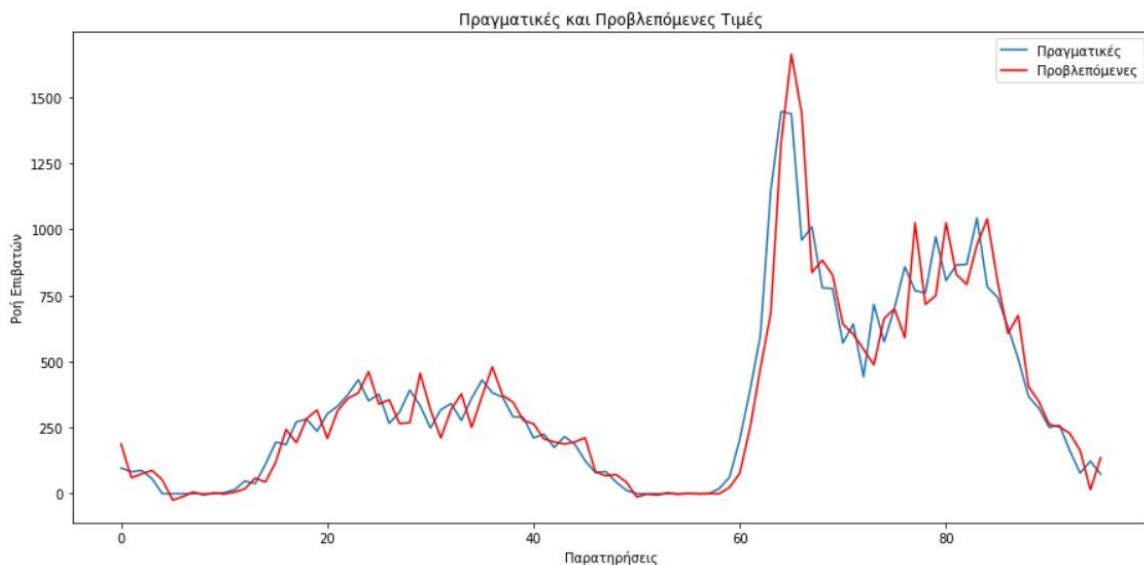
```
import warnings
warnings.filterwarnings("ignore")
# evaluate parameters
p_values = range(0, 10)
d_values = range(0, 2)
q_values = range(0, 10)
evaluate_models(series['Count'].values, train, test, p_values, d_values,
                 q_values)
```

Η παραπάνω διαδικασία μας έδωσε ως καλύτερο αποτέλεσμα τον συνδυασμό $(p,d,q)=(2,1,1)$ με σφάλμα $MAE = 73.70$. Στη συνέχεια ξανατρέξαμε τη διαδικασία της πρόβλεψης έτσι ώστε να αποθηκεύσουμε τις προβλεπόμενες τιμές και να τις αναπαραστήσουμε γραφικά.

Η λειτουργία του κώδικα της πρόβλεψης έχει ως εξής:

Στην αρχή μετατρέπουμε το σετ εκπαίδευσης σε λίστα. Αφού θέλουμε να πραγματοποιήσουμε πρόβλεψη για όλο το σετ εκπαίδευσης εφαρμόσαμε μια επαναληπτική διαδικασία για επαναλήψεις ίσες με το μέγεθος του. Για κάθε μία επανάληψη γίνεται ταίριασμα των δεδομένων εκπαίδευσης στο μοντέλο και πρόβλεψη ενός βήματος μπροστά, δηλαδή στη περίπτωση μας το επόμενο 30λεπτο. Η τιμή αυτή αποθηκεύεται σε μια λίστα Πριν το τέλος της κάθε επανάληψης στα δεδομένα της εκπαίδευσης προστίθεται και η αντίστοιχη πραγματική τιμή έτσι ώστε στην επόμενη επανάληψη να πραγματοποιηθεί πρόβλεψη ενός βήματος επιπλέον κοκ.

Στην εικόνα Β.5.7. φαίνεται η διαφορά των πραγματικών τιμών με τις προβλεπόμενες.



Εικόνα Β.5.7 Απεικόνιση πραγματικών- προβλεπόμενων τιμών ARIMA

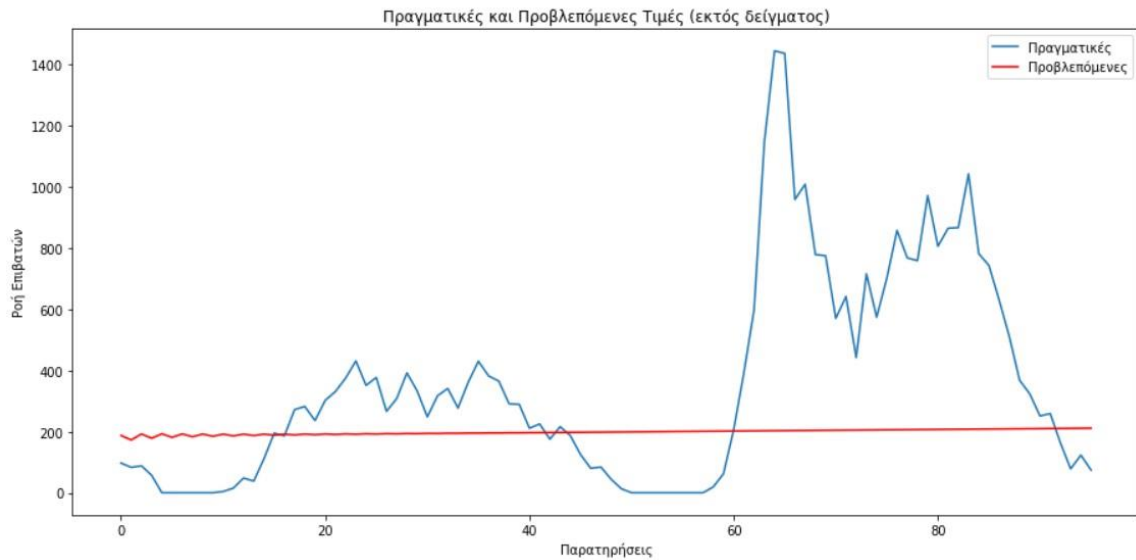
Για την αξιολόγηση του αποτελέσματος, πέρα από το MAE που το χρησιμοποιήσαμε και στην επιλογή των παραμέτρων, επιλέξαμε και το RMSE. Λόγω των μηδενικών τιμών στα δεδομένα μας ήταν αδύνατο να χρησιμοποιήσουμε ως κριτήριο κάποιο ποσοστιαίο σφάλμα όπως το MAPE, για αυτό και αρκεστήκαμε μόνο στα δυο αυτά κριτήρια.

Οι τιμές των σφαλμάτων είναι οι εξής:

- MAE = 73.70
- RMSE = 113.76

Στην ουσία προηγουμένως είδαμε τη πρόβλεψη ενός βήματος μπροστά και με τη βοήθεια του σετ δοκιμών η διαδικασία αυτή επαναλήφθηκε για όλο το μέγεθος του πίνακα. Αυτό όμως δεν είναι και πολύ χρήσιμο στη δική μας περίπτωση καθώς γνωρίζοντας την επιβατική κίνηση μόνο για τα επόμενα 30 λεπτά δεν μπορεί να γίνει εύκολα κάποια αλλαγή στον προγραμματισμό των δρομολογίων.

Άρα αυτό που κάναμε είναι αντί στο τέλος της κάθε επανάληψης να προσθέτουμε στο σετ εκπαίδευσης την πραγματική τιμή θα προσθέτουμε την προβλεπόμενη. Έτσι η πρόβλεψη είναι διάρκειας ίση με το μέγεθος του σετ δοκιμών. Παρακάτω φαίνεται το αποτέλεσμα.

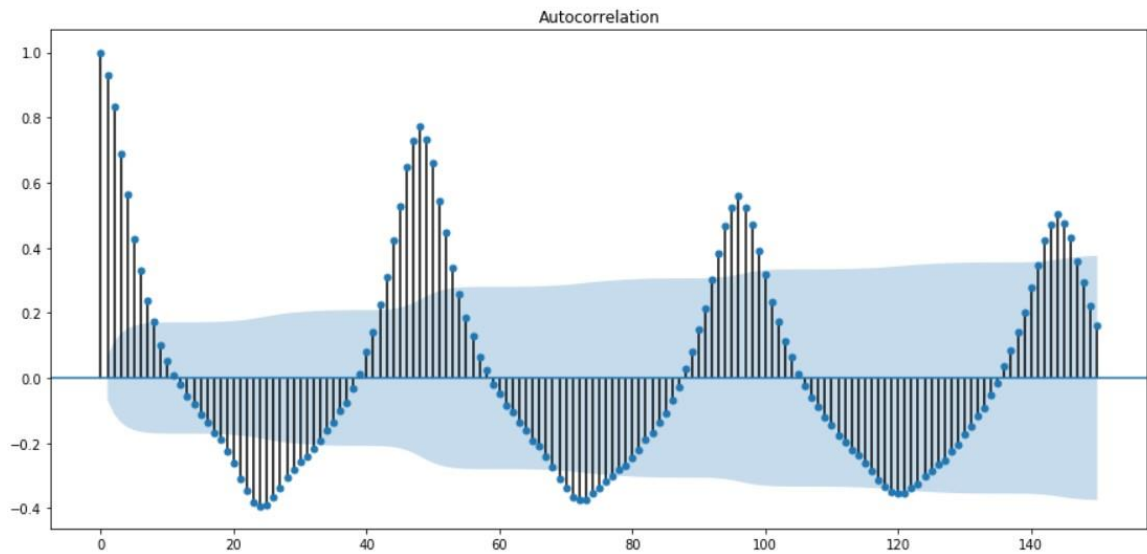


Εικόνα Β.5.8 Πραγματικές και Προβλεπόμενες τιμές (εκτός δείγματος) -Arima

- MAE = 261.10
- RMSE = 366.54

Όπως μπορείτε να δείτε η πρόβλεψη με αυτόν τον τρόπο είναι τελείως λανθασμένη. Ο κύριος λόγος για αυτό είναι ότι το υπόδειγμα ARIMA δεν είναι κατάλληλο για δεδομένα με εποχικότητα. Παρόλο αυτά μπορεί να χρησιμοποιηθεί αν αφαιρέσουμε την εποχικότητα πριν τη πρόβλεψη και να την επαναφέρουμε στο τέλος. Αυτό πραγματοποιήθηκε με τη χρήση της διαδικασίας αποσύνθεσης.

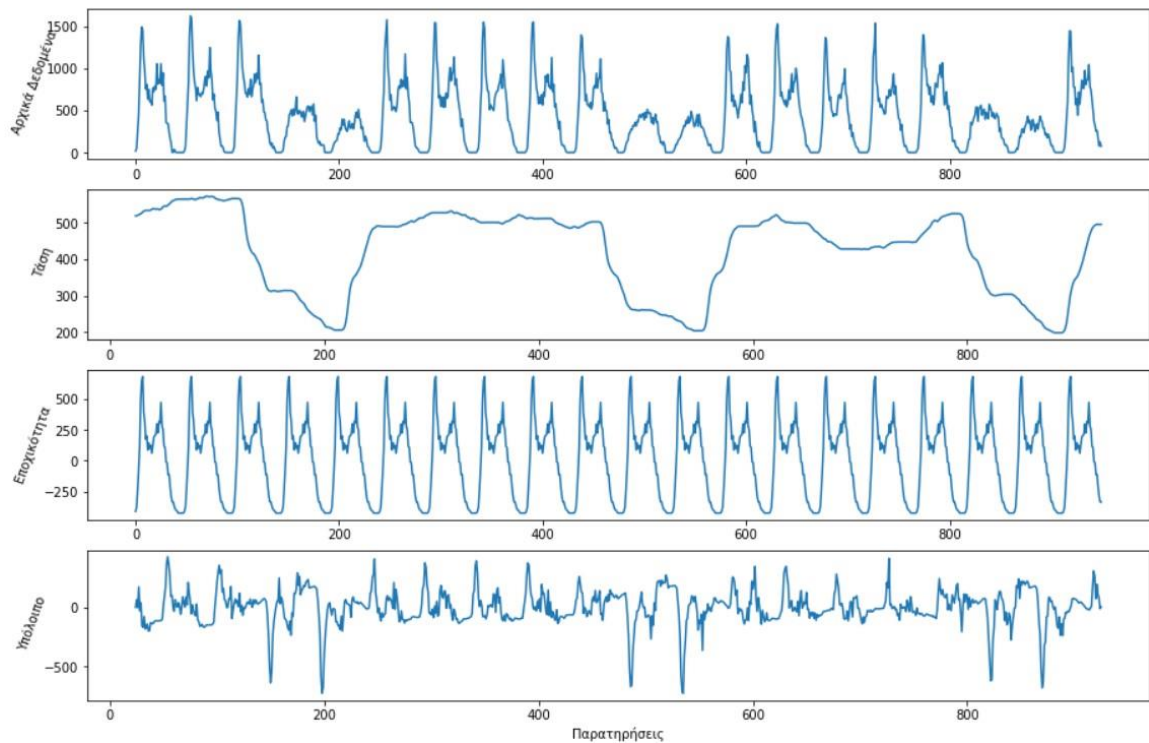
Με τη βοήθεια της βιβλιοθήκης statsmodels και της εντολής `seasonal_decompose()` αποσυνθέσαμε τη χρονοσειρά. Πριν όμως έπρεπε να βρούμε τη περίοδο της εποχικότητας. Για τον λόγο αυτό χρησιμοποιήσαμε τη συνάρτηση αυτοσυσχέτισης (Autocorrelation) η οποία μας δίνει τη γραφική της παρακάτω εικόνας.



Εικόνα B.5.9 Autocorrelation

Φαίνεται ότι υπάρχει συσχέτιση κάθε 48 τιμές οπότε και χρησιμοποιήσαμε αυτή τη τιμή ως συχνότητα.

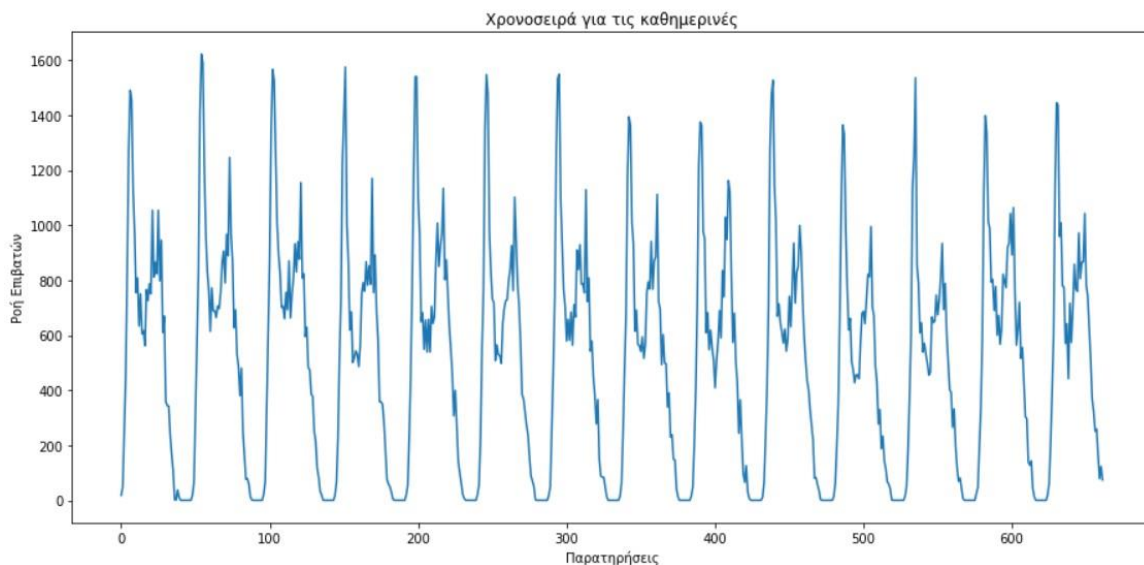
Αποσυνθέτοντας τη χρονοσειρά παίρνουμε τις τρεις συνιστώσες που φαίνονται στην παρακάτω εικόνα.



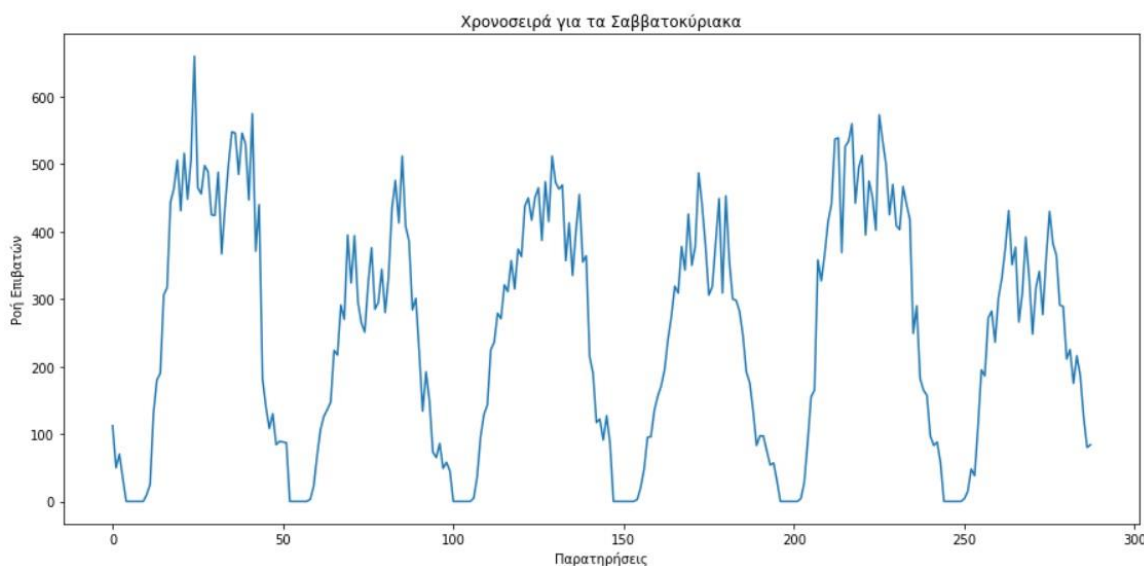
Εικόνα B.5.10 Οι συνιστώσες μετά την αποσύνθεση της χρονοσειράς

Παρά την αποσύνθεση, στα υπόλοιπα παρατηρείται κι άλλη μορφή εποχικότητας Αυτό φαίνεται και από τα αρχικά δεδομένα στα οποία υπάρχει ημερήσια αλλά και εβδομαδιαία εποχικότητα η οποία δεν αφαιρέθηκε κατά τη διαδικασία της αποσύνθεσης.

Για να λυθεί το πρόβλημα αυτό αποφασίσαμε να χωρίσουμε τη χρονοσειρά σε δύο ξεχωριστές. Η πρώτη περιέχει παρατηρήσεις για τις καθημερινές ενώ η δεύτερη για τα σαββατοκύριακα.



Εικόνα B.5.11 Daily timeseries

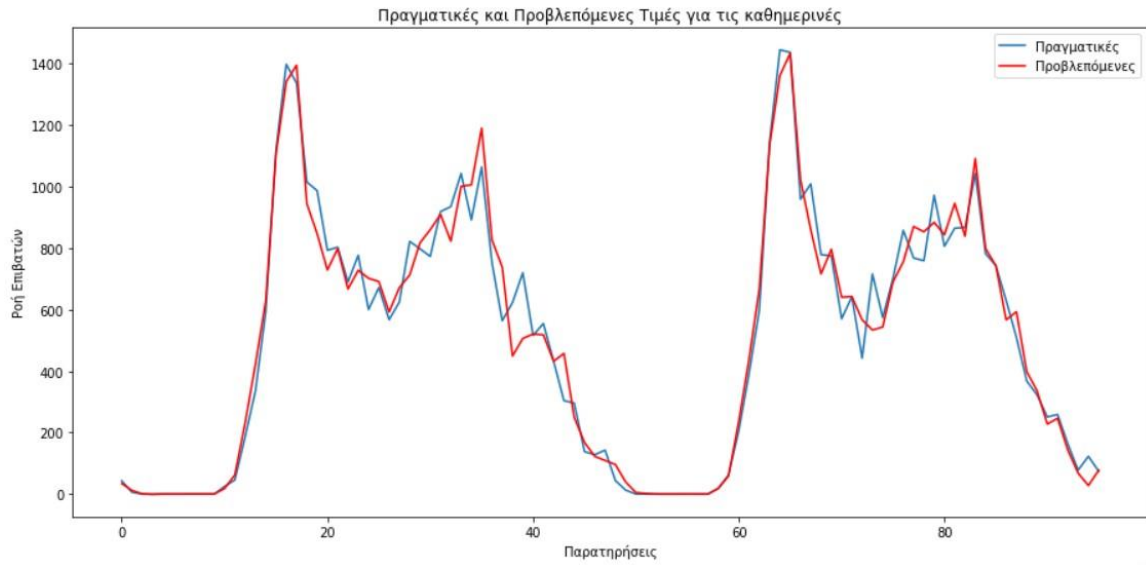


Εικόνα B.5.12 Weekend timeseries.

Ακολουθώντας τη διαδικασία αποσύνθεσης όπως προηγουμένως καταλήξαμε σε τρεις συνιστώσες για κάθε χρονοσειρά, την τάση, την εποχικότητα και τα υπόλοιπα. Για να αξιολογήσουμε τη πρόβλεψη χωρίσαμε κάθε μια συνιστώσα σε σετ εκπαίδευσης και σετ δοκιμών. Για τις καθημερινές οι 12 πρώτες μέρες χρησιμοποιήθηκαν στην εκπαίδευση και οι υπόλοιπες δυο για την αξιολόγηση. Αντίστοιχα για τα σαββατοκύριακα οι 4 πρώτες μέρες ήταν για την εκπαίδευση και οι τελευταίες 2 στη δοκιμή. Έπειτα πραγματοποιήσαμε στο σύνολο 3 προβλέψεις για κάθε κύρια χρονοσειρά. Ξεκινώντας με την εποχικότητα λόγω του ότι παραμένει σταθερή, δε χρειάστηκε να γίνει κάποια περίπλοκη διαδικασία παρά μόνο η επέκτασή της στο χρόνο ανάλογα με το μέγεθος της πρόβλεψης. Για τις δύο συνιστώσες που απομένουν, τάση και υπόλοιπα, εκτελέστηκε η διαδικασία της πρόβλεψης όπως και στο απλό ARIMA. Δηλαδή ξεκινήσαμε με την εύρεση των κατάλληλων παραμέτρων οι οποίες και φαίνονται παρακάτω:

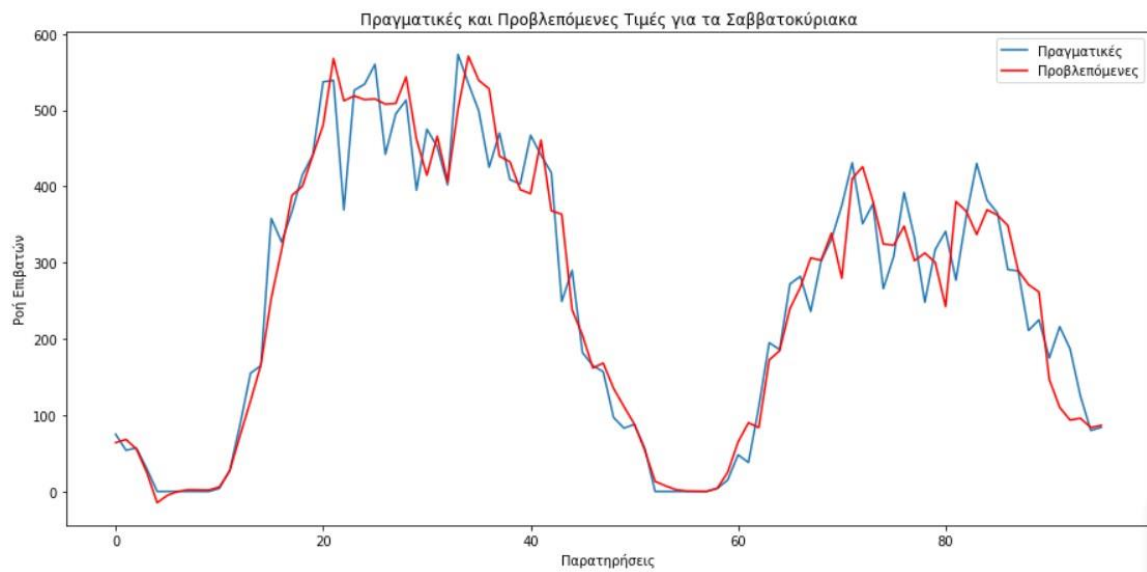
- Χρονοσειρά για τις καθημερινές:
 - Τάση : $(p,d,q) = (2,0,4)$
 - Υπόλοιπα : $(p,d,q) = (1,1,0)$
- Χρονοσειρά για τα σαββατοκύριακα:
 - Τάση : $(p,d,q) = (2,0,1)$
 - Υπόλοιπα : $(p,d,q) = (2,1,0)$

Στη συνέχεια πραγματοποιήσαμε τις προβλέψεις με τη βοήθεια των τεστ δοκιμών. Έχοντας τις προβλεπόμενες τιμές συνθέσαμε πάλι τις δυο χρονοσειρές, ώστε να συγκρίνουμε τα αποτελέσματα, τα οποία και παρουσιάζονται παρακάτω.



Εικόνα Β.5.13 Πραγματικές/ Προβλεπόμενες τιμές για καθημερινές (1 βήμα)

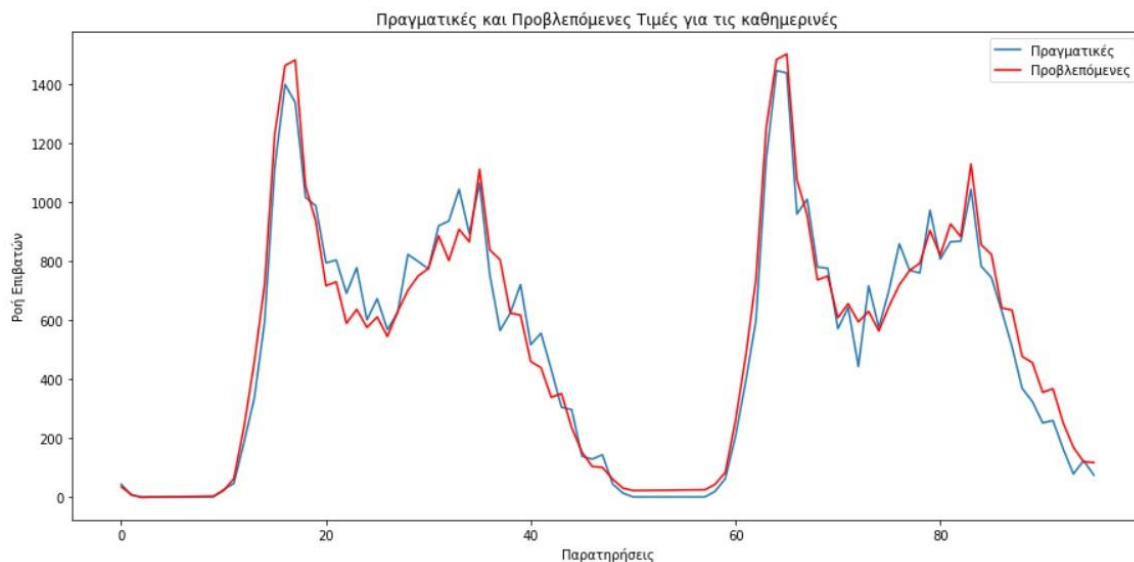
- MAE = 46.39
- RMSE = 67.94



Εικόνα Β.5.14 Πραγματικές/ Προβλεπόμενες τιμές για ΣΚ (1 βήμα)

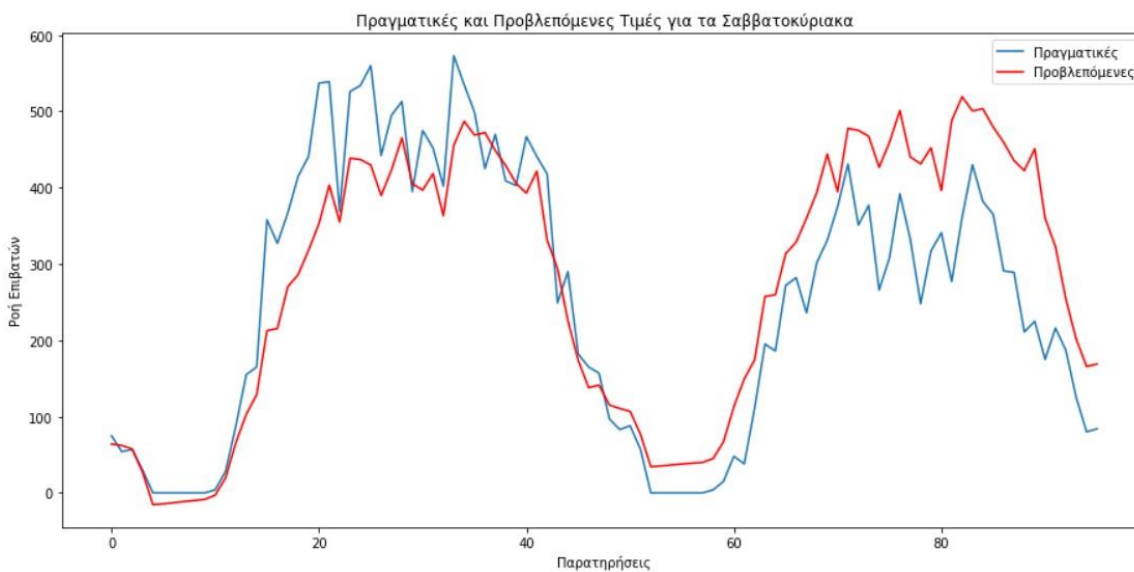
- MAE = 30.50
- RMSE = 44.38

Όπως είχαμε αναφέρει και προηγουμένως για να πούμε ότι κάνουμε πρόβλεψη που μπορεί να βοηθήσει στον προγραμματισμό θα πρέπει να είναι παραπάνω από ένα βήμα μπροστά και χωρίς τη βοήθεια του σετ δοκιμών. Για αυτόν το λόγο η πραγματική πρόβλεψη 96 βημάτων μπροστά (2 μέρες) μας έδωσε τα εξής αποτελέσματα.



Εικόνα Β.5.15 Πραγματικές/ Προβλεπόμενες τιμές για καθημερινές (96 βήματα)

- MAE = 56.48
- RMSE = 74.29



Εικόνα Β.5.16 Πραγματικές/ Προβλεπόμενες τιμές για ΣΚ (96 βήματα)

- MAE = 71.32
- RMSE = 90.36

Συμπέρασμα

Χρησιμοποιώντας αποκλειστικά και μόνο το υπόδειγμα ARIMA χωρίς καμία τροποποίηση των δεδομένων μας είδαμε ότι μόνο η πρόβλεψη ενός βήματος μπροστά μπόρεσε να μας δώσει κάποιο αποτέλεσμα αλλά και αυτό με σχετικά μεγάλο σφάλμα. Ακολουθώντας όμως τη διαδικασία αποσύνθεσης καταφέραμε να πραγματοποιήσουμε μελλοντικές προβλέψεις για περισσότερα από ένα βήματα

B.5.4 - Υπόδειγμα SARIMA

Στη προηγούμενη ενότητα παρουσιάσαμε την προσπάθεια πρόβλεψης με το υπόδειγμα ARIMA αλλά όπως είδαμε δεν κατάφερε να ανταπεξέλθει καλά στα δεδομένα μας λόγω της εποχικότητας. Για το λόγο αυτό έχει δημιουργηθεί το υπόδειγμα Seasonal ARIMA (SARIMA), το οποίο διαθέτει τρεις επιπλέον παραμέτρους (P,D,Q) για το εποχικό κομμάτι μιας χρονοσειράς. Εξαιτίας της διπλής εποχικότητας που υπάρχει στα δεδομένα και έχοντας συλλέξει την εμπειρία από το υπόδειγμα ARIMA επιλέξαμε σε όλα τα υπόλοιπα υποδείγματα να χρησιμοποιήσουμε δύο ξεχωριστές χρονοσειρές (Καθημερινές, Σαββατοκύριακα).

Για την επιλογή των κατάλληλων παραμέτρων αυτή τη φορά επιλέξαμε μια διαφορετική μέθοδο για εξοικονόμηση χρόνου καθώς με τις επιπλέον αυτές παραμέτρους η διαδικασία που χρησιμοποιήθηκε στο υπόδειγμα ARIMA είναι αρκετά χρονοβόρα. Πιο συγκεκριμένα χρησιμοποιήσαμε το Akaike Information Criterion ή σε συντομία AIC το οποίο είναι ένας εκτιμητής της ποιότητας των στατιστικών μοντέλων. Μεταξύ των υποψήφιων μοντέλων επιλέγεται αυτό με το ελάχιστο AIC. Στον κώδικα που ακολουθεί επιλέξαμε το εύρος τιμών που χρησιμοποιήσαμε με σκοπό την επιλογή του καλύτερου μοντέλου.

```

# Ορισμός των παραμέτρων (p,d,q) και (P,D,Q)
p = range(0, 5)
d = range(0, 2)
q = range(0, 5)

P = range(0, 2)
D = range(1, 2)
Q = range(0, 2)

# Δημιουργία όλων των διαφορετικών συνδυασμών από τις τιμές των p,d,q
pdq = list(itertools.product(p, d, q))

# Δημιουργία όλων των διαφορετικών συνδυασμών από τις τιμές των P,D,Q
seasonal_pdq = [(x[0], x[1], x[2], 48) for x in list(itertools.product(P, D, Q))]

# Ταίριασμα του υποδείγματος SARIMA για κάθε έναν συνδυασμό και εύρεση του
# βέλτιστου με το μικρότερο AIC
warnings.filterwarnings("ignore")

best_score = float("inf")

for param in pdq:
    for param_seasonal in seasonal_pdq:
        try:
            mod = sm.tsa.statespace.SARIMAX(train_weekday,
                                             order=param,
                                             seasonal_order=param_seasonal,
                                             enforce_stationarity=False,
                                             enforce_invertibility=False)

            model_fit = mod.fit()

            print('ARIMA{x} - AIC: {}'.format(param, param_seasonal,

```

```

model_fit.aic))

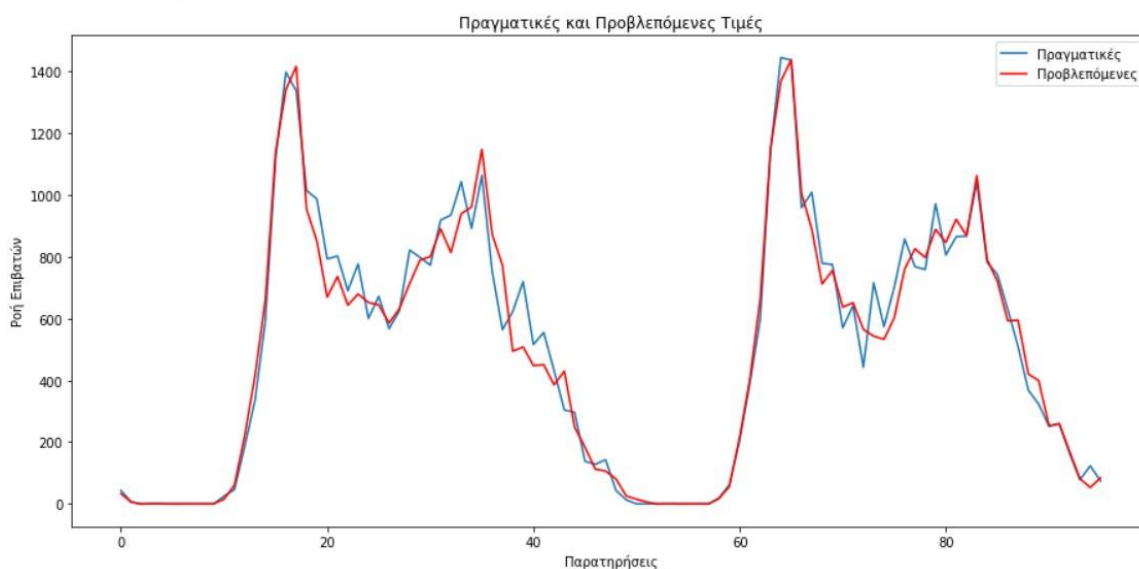
if ((model_fit.aic) < best_score):
    best_score = model_fit.aic
    best_cfg = param
    best_seasonal_cfg = param_seasonal

except:
    continue

print('Best ARIMA{x} - AIC:{}'.format(best_cfg, best_seasonal_cfg,
best_score))

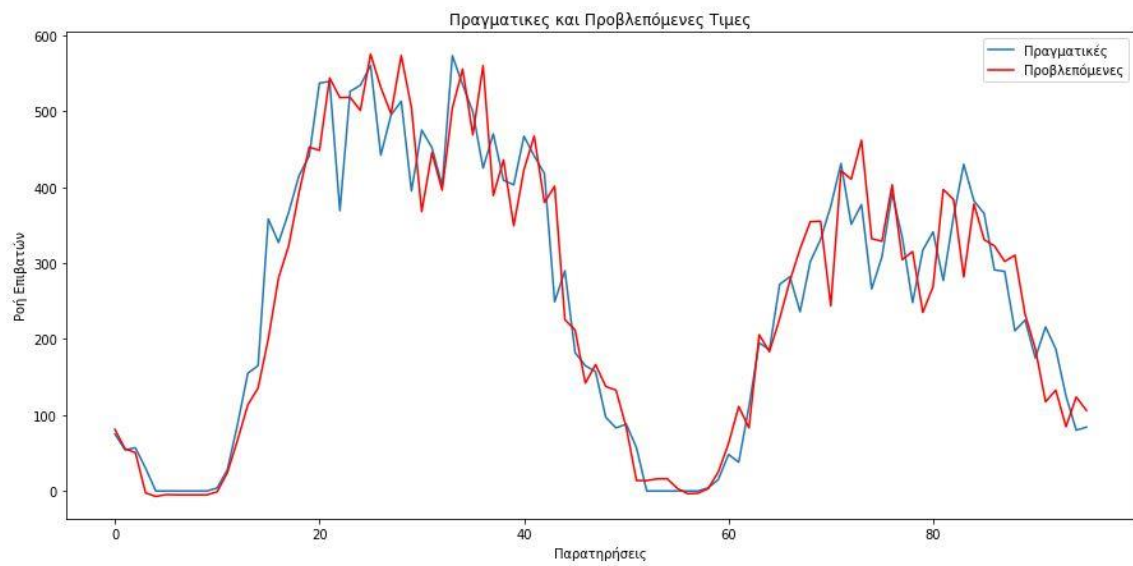
```

Το μικρότερο AIC είχαν τα μοντέλα $(5,1,5) \times (1,1,1)$ για τις καθημερινές και $(2,1,5) \times (1,1,0)$ για τα σαββατοκύριακα. Παρ όλα αυτά πραγματοποιήσαμε προβλέψεις χρησιμοποιώντας τους τέσσερις καλύτερους συνδυασμούς για κάθε χρονοσειρά για να δούμε ποιος ανταποκρίνεται καλύτερα στο σετ δοκίμων. Έπειτα από όλες αυτές τις δοκιμές ο αλγόριθμος μας έβγαλε ως καλύτερο συνδυασμό τον $(5,0,0) \times (1,1,1)$ για τις καθημερινές και $(2,1,1) \times (1,1,0)$ για τα σαββατοκύριακα. Παρακάτω φαίνονται τα δύο αυτά αποτελέσματα.



Εικόνα Β.5.17 Πραγματικές/ Προβλεπόμενες τιμές για καθημερινές(1 βήμα) Sarima

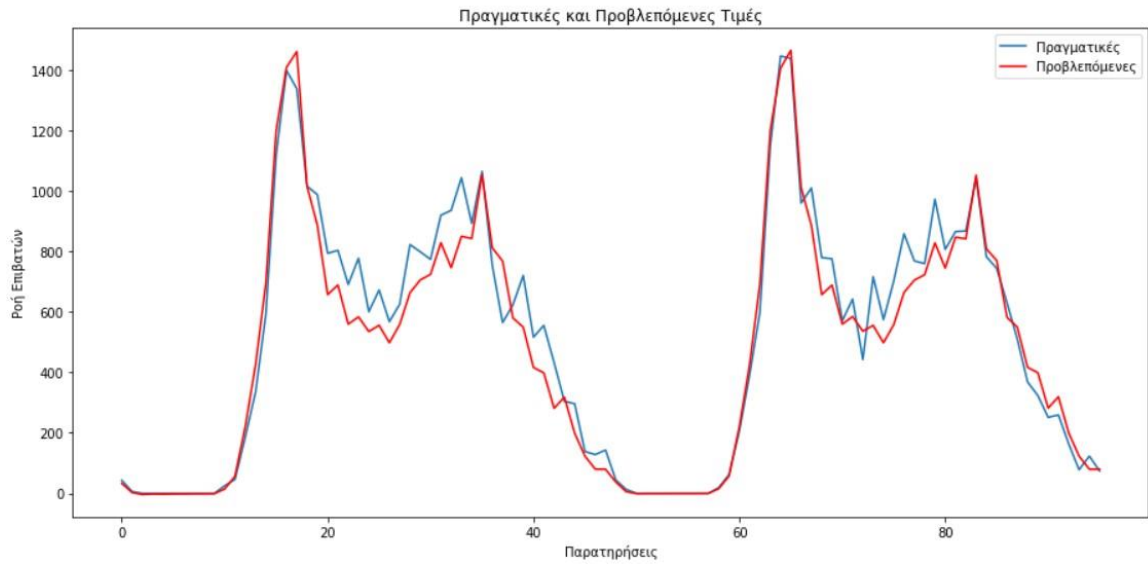
- MAE = 47.02
- RMSE = 67.22



Εικόνα Β.5.18 Πραγματικές/ Προβλεπόμενες τιμές για ΣΚ (1 βήμα) Sarima

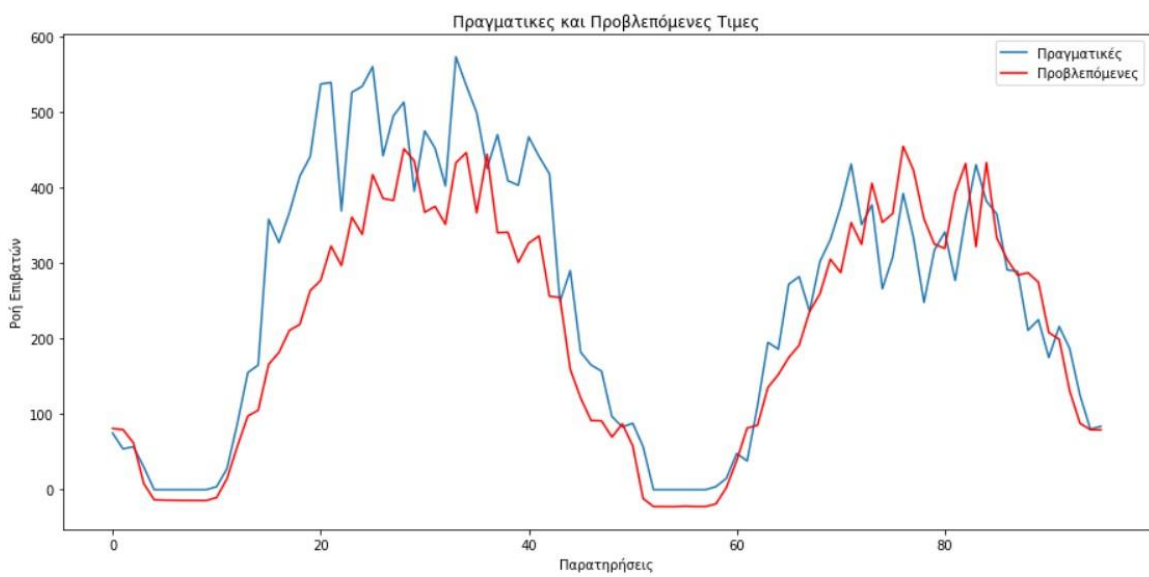
- MAE = 40.33
- RMSE = 56.80

Τα παραπάνω αποτελέσματα όπως και στο ARIMA είναι για ένα βήμα μπροστά με τη βοήθεια του σετ δοκιμών. Στις παρακάτω εικόνες μπορούμε να δούμε τί πρόβλεψη κάνουν τα συγκεκριμένα μοντέλα για 96 βήματα μπροστά (2 μέρες).



Εικόνα Β.5.19 Πραγματικές/ Προβλεπόμενες τιμές για καθημερινές (96 βήματα) Sarima

- MAE = 59.42
- RMSE = 82.21



Εικόνα Β.5.20 Πραγματικές/ Προβλεπόμενες τιμές για ΣΚ (96 βήματα) Sarima

- MAE = 64.85
- RMSE = 86.13

B.5.5 - Νευρωνικά Δίκτυα

Προηγουμένως έγινε ανάλυση και πρόβλεψη χρονοσειράς με 2 στατιστικά μοντέλα. Ο γραμμικός όμως χαρακτήρας των μοντέλων αυτών περιορίζει τη ποιότητα της πρόβλεψης σε μη-γραμμικά προβλήματα. Για τον λόγο αυτό χρησιμοποιείται όλο και περισσότερο η Τεχνητή Νοημοσύνη και πιο συγκεκριμένα τα Τεχνητά Νευρωνικά Δίκτυα. Στη παρούσα ενότητα χρησιμοποιήσαμε δύο ειδών ΤΝΔ, το πολύ-επίπεδο Perceptron (Multi-layer Perceptron - MLP) και τα Αναδραστικά Νευρωνικά Δίκτυα (Recurrent Neural Networks - RNN).

B.5.5.1 - MLP

Τα ΤΝΔ είναι αρκετά ευαίσθητα στη κλίμακα των δεδομένων εισόδου. Για αυτόν το λόγο είναι καλή πρακτική να γίνει κανονικοποίηση (Normalization) των δεδομένων, η οποία επιτυγχάνεται με την αλλαγή της κλίμακας τους μεταξύ -1 και 1 ή 0 και 1. Στη python υπάρχει η εντολή MinMaxScaler της βιβλιοθήκης sklearn που εφαρμόζει αυτόματα την αλλαγή της κλίμακας των δεδομένων.

```
#Αλλαγή κλίμακας Χρονοσειράς σε (0,1)
from sklearn.preprocessing import MinMaxScaler

scaler_weekday = MinMaxScaler(feature_range=(0, 1))
weekday['scaled_Count'] = scaler_weekday.fit_transform(np.array(weekday))

scaler_weekend = MinMaxScaler(feature_range=(0, 1))
weekend['scaled_Count'] = scaler_weekend.fit_transform(np.array(weekend))
```

Με αυτή τη διαδικασία προσθέσαμε άλλη μια στήλη στο αρχικό μας Dataframe όπου περιέχει τις κλιμακωμένες τιμές.

	Count	scaled_Count
Ημερομηνία χρήσης		
2017-11-22 05:00:00	18	0.011097
2017-11-22 05:30:00	48	0.029593
2017-11-22 06:00:00	245	0.151048
2017-11-22 06:30:00	447	0.275586
2017-11-22 07:00:00	834	0.514180
2017-11-22 07:30:00	1274	0.785450
2017-11-22 08:00:00	1490	0.918619
2017-11-22 08:30:00	1456	0.897657
2017-11-22 09:00:00	1125	0.693588
2017-11-22 09:30:00	978	0.602959

Εικόνα B.5.21 Dataframe after Normalization (a)

	Count	scaled_Count
Ημερομηνία χρήσης		
2017-11-25 00:00:00	112	0.169697
2017-11-25 00:30:00	50	0.075758
2017-11-25 01:00:00	70	0.106061
2017-11-25 01:30:00	34	0.051515
2017-11-25 02:00:00	0	0.000000
2017-11-25 02:30:00	0	0.000000
2017-11-25 03:00:00	0	0.000000
2017-11-25 03:30:00	0	0.000000
2017-11-25 04:00:00	0	0.000000
2017-11-25 04:30:00	0	0.000000

Εικόνα B.5.22 Dataframe after Normalization (b)

Αφού έγινε η κανονικοποίηση στη συνέχεια χωρίσαμε τα δεδομένα μας σε σετ εκπαίδευσης και σετ δοκιμών όπως και στα στατιστικά υποδείγματα. Τα ΤΝΔ αποτελούνται από εισόδους και εξόδους τις οποίες και δημιουργήσαμε. Το δίκτυό μας έχει 48 εισόδους και 1 έξοδο. Οπότε για είσοδο έχουμε ένα διδιάστατο πίνακα (518, 48) για τις καθημερινές και (144, 48) για τα σαββατοκύριακα, οι οποίοι χρησιμοποιήθηκαν για την εκπαίδευση. Αντίστοιχα για τη δοκιμή του μοντέλου έχουμε πάλι δυο διδιάστατους πίνακες διαστάσεων (96, 48) και για τις δύο χρονοσειρές. Για έξοδο στη διαδικασία εκπαίδευσης χρησιμοποιήσαμε ένα μονοδιάστατο πίνακα διαστάσεων (518,) και (144,) για τις καθημερινές και τα σαββατοκύριακα αντίστοιχα,

καθώς και έναν (96,) για το τεστ δοκιμών και των δυο χρονοσειρών. Στους παρακάτω πίνακες φαίνονται η μορφές της εισόδου και της εξόδου

$$\begin{bmatrix} \mathbf{y}_{t-N} & \mathbf{y}_{t-(N-1)} & \cdots & \mathbf{y}_{t-(N-47)} & \mathbf{y}_{t-(N-48)} \\ \mathbf{y}_{t-(N-1)} & \mathbf{y}_{t-(N-2)} & \cdots & \mathbf{y}_{t-(N-48)} & \mathbf{y}_{t-(N-49)} \\ \vdots & \vdots & \cdots & \vdots & \vdots \\ \mathbf{y}_{t-49} & \mathbf{y}_{t-48} & \cdots & \mathbf{y}_{t-3} & \mathbf{y}_{t-2} \\ \mathbf{y}_{t-48} & \mathbf{y}_{t-47} & \cdots & \mathbf{y}_{t-2} & \mathbf{y}_{t-1} \end{bmatrix}$$

$$\begin{bmatrix} \mathbf{y}_{t-(N-49)} \\ \mathbf{y}_{t-(N-50)} \\ \vdots \\ \mathbf{y}_{t-1} \\ \mathbf{y}_t \end{bmatrix}$$

Ο αριθμός των κρυφών επιπέδων αλλά και των νευρώνων αυτών επιλέχθηκαν μετά από δοκιμές διάφορων τιμών. Για ένα εύρος τιμών νευρώνων, στη περίπτωση μας 64, πραγματοποιήσαμε μια επαναληπτική διαδικασία όπου κάθε φορά γινόταν επιλογή διαφορετικού συνδυασμού για το σύνολο των δύο κρυφών επιπέδων.

Για την επιλογή των κρυφών επιπέδων και των νευρώνων ακολουθήσαμε την εξής διαδικασία.

```

for i in range(0,64,2):
    for j in range (0,64,2):
        model = Sequential()
        model.add(Dense(i+2, input_dim=48, activation='relu'))
        model.add(Dense(j+2, activation='relu'))
        model.add(Dropout(0.2))
        model.add(Dense(1))
        model.compile(loss='mean_squared_error', optimizer='adam')
        model.fit(X_train_weekend, y_train_weekend, epochs=100, batch_size=2, verbose=0)

        testScore = model.evaluate(X_test_weekend, y_test_weekend, verbose=0)
        print('Test Score: %.10f MSE' % (testScore))

        testPredict = model.predict(X_test_weekend)
        testPredict = scaler_weekend.inverse_transform(testPredict)
        testPredict = np.squeeze(testPredict)

        neurons1 =i + 2
        neurons2 = j + 2
        mae = mean_absolute_error(test_weekend['Count'].loc[48:], testPredict)
        print(" Test MAE: %.3f"% mae + " Neurons layer 1: { } , Neurons layer 2: { }".format(
neurons1,neurons2))
        print("")

```

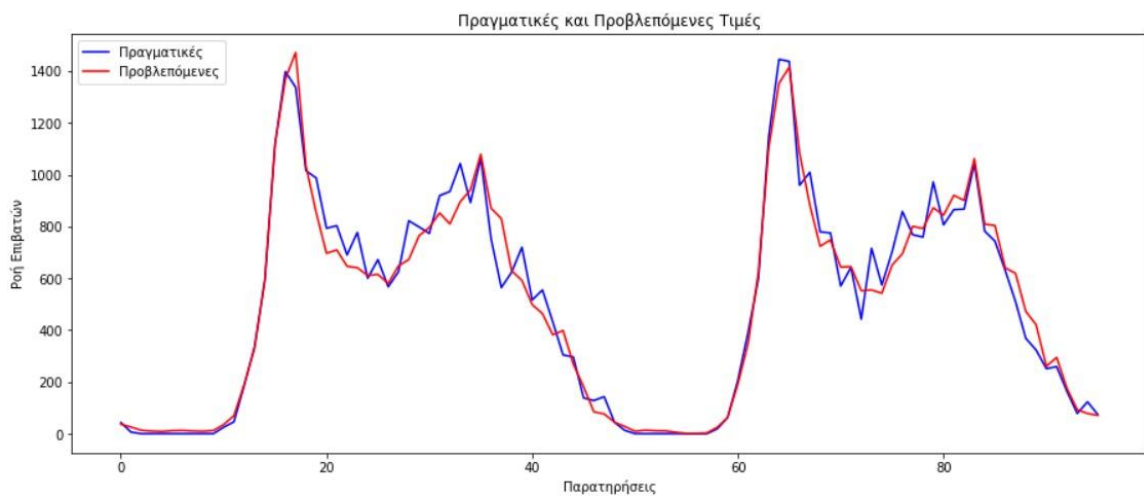
Όπως φαίνεται και από το κώδικα χρησιμοποιήσαμε μια επαναληπτική διαδικασία για συγκεκριμένο εύρος νευρώνων, στη περίπτωσή μας 64, στην οποία δημιουργούσαμε κάθε φορά ένα μοντέλο με 2 κρυφά επίπεδα και με τη χρήση του πραγματοποιούνταν πρόβλεψη και σύγκριση με το σετ δοκιμών. Στη συνέχεια αφού διαλέξαμε το βέλτιστο μοντέλο προσθέσαμε σε αυτό ακόμα ένα κρυφό επίπεδο για να δούμε αν βελτιώνεται η πρόβλεψη. Για τη δημιουργία του μοντέλου χρησιμοποιήθηκε η βιβλιοθήκη Keras.

Παρακάτω φαίνεται η κατασκευή των μοντέλων με το βέλτιστο συνδυασμό νευρώνων και κρυφών επιπέδων

```
#Κατασκευή Μοντέλου για Καθημερινές
model = Sequential()
model.add(Dense(48, input_dim=48, activation='relu'))
model.add(Dense(20, activation='relu'))
model.add(Dense(64, activation='relu'))
model.add(Dense(40, activation='relu'))
model.add(Dropout(0.2))
model.add(Dense(1))
model.compile(loss='mean_absolute_error', optimizer='adam')
```

```
#Κατασκευή Μοντέλου για Σαββατοκύριακα
model = Sequential()
model.add(Dense(38, input_dim=48, activation='relu'))
model.add(Dense(64, activation='relu'))
model.add(Dropout(0.2))
model.add(Dense(1))
model.compile(loss='mean_absolute_error', optimizer='adam')
model.summary()
```

Η συνάρτηση ενεργοποίησης που επιλέχθηκε ήταν η relu και ως συνάρτηση κόστους (loss function) το μέσο απόλυτο σφάλμα. Παρακάτω φαίνονται τα αποτελέσματα



Εικόνα Β.5.23 Πραγματικές/ Προβλεπόμενες τιμές για καθημερινές (1 βήματα) MLP

- MAE = 47.89
- RMSE = 69.44



Εικόνα Β.5.24 Πραγματικές/ Προβλεπόμενες τιμές για ΣΚ (1 βήμα) MLP

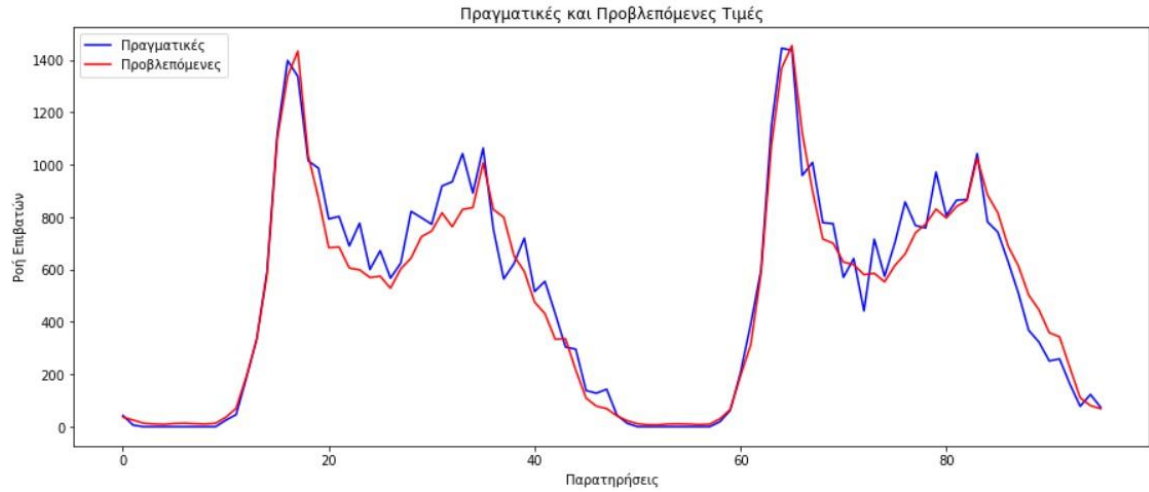
- MAE = 37.54
- RMSE = 52.26

Το δίκτυο μας αποτελείται από μία έξοδο το οποίο σημαίνει ότι γίνεται πρόβλεψη μια τιμής μπροστά. Όπως έχουμε πει όμως αυτό δε μπορεί να βοηθήσει στην εφαρμογή του μοντέλου αυτού σε πραγματικό χρόνο. Για τον λόγο αυτό μπορούμε είτε να προσθέσουμε περισσότερες εξόδους, ανάλογα το πόσο μπροστά θέλουμε να προβλέψουμε, είτε να πραγματοποιήσουμε τη διαδικασία που ακολουθήθηκε και στα στατιστικά υποδείγματα στην οποία γινόταν πρόβλεψη μιας τιμής που επαναλαμβανόταν, προσθέτοντας κάθε προβλεπόμενη τιμή στην είσοδο, για όλη τη διάρκεια πρόβλεψης που εμείς επιθυμούμε.

```

predictions_weekday_out = list()
for i in range(96):
    future = best_model_out.predict(input_weekday)
    input_weekday = np.roll(input_weekday, -1)
    input_weekday[0,48-1] = future
    future = scaler_weekday.inverse_transform(future)
    predictions_weekday_out.append(future)

```



Εικόνα Β.5.25 Πραγματικές/ Προβλεπόμενες τιμές για καθημερινές (96 βήματα) MLP

- MAE = 58.80
- RMSE = 80.51

```

predictions_weekend_out = list()
for i in range(96):
    future = best_model_out.predict(input_weekend)
    input_weekend = np.roll(input_weekend, -1)
    input_weekend[0,48-1] = future
    future = scaler_weekend.inverse_transform(future)
    predictions_weekend_out.append(future)
    
```



Εικόνα Β.5.26 Πραγματικές/ Προβλεπόμενες τιμές για ΣΚ (96 βήματα) MLP

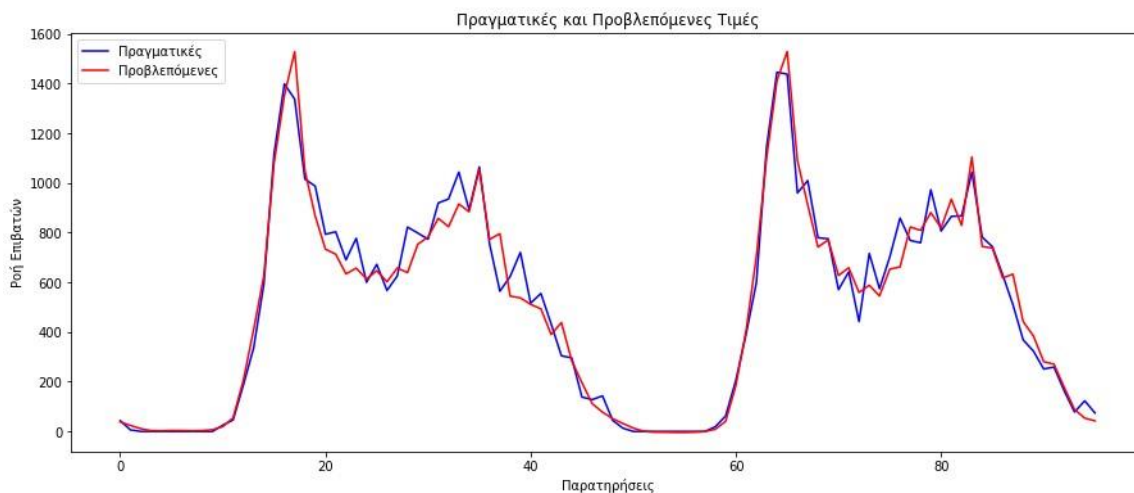
- MAE = 55.61
- RMSE = 70.94

B.5.5.2 - LSTM

Τα Αναδραστικά Νερωνικά Δίκτυα και πιο συγκεκριμένα τα LSTM λόγω της μνήμης που διαθέτουν είναι καταλληλότερα στην εξαγωγή μοτίβων από τα δεδομένα, κάτι το οποίο μπορεί να βοηθήσει σε μια πρόβλεψη. Η διαδικασία που ακολουθήσαμε είναι παρόμοια με αυτή του πολύ-επίπεδου perceptron. Η μόνη διαφορά βρίσκεται στη κατασκευή του μοντέλου όπου χρησιμοποιείται το LSTM αντί του Dense.

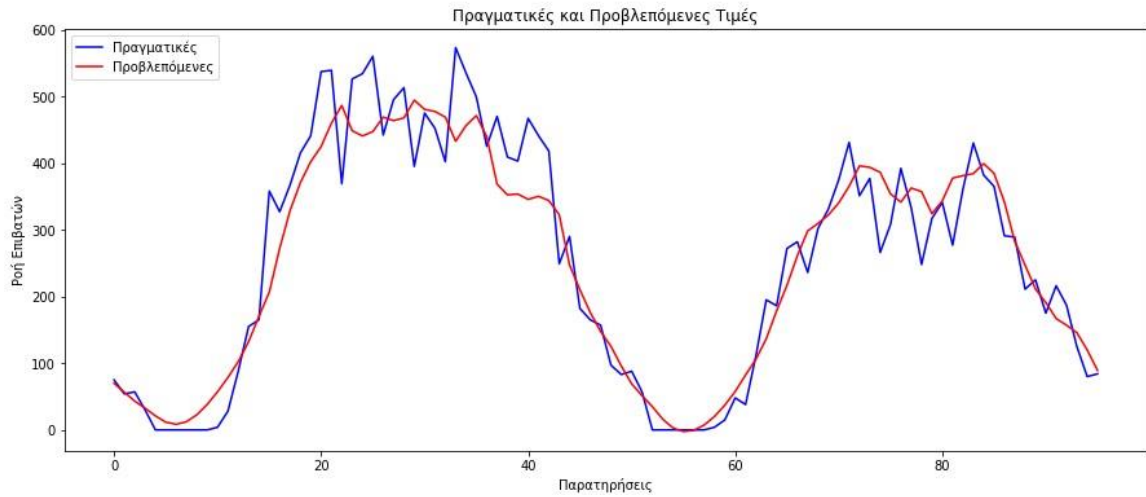
```
#ΚατασκευήΜοντέλου
model = Sequential()
model.add(LSTM(2,return_sequences=True,input_shape=(look_back,1)))
model.add(LSTM(50,return_sequences=False))
model.add(Dropout(0.2))
model.add(Dense(1))
model.compile(loss='mean_absolute_error', optimizer='adam')
```

Η επιλογή των μονάδων αλλά και ο αριθμός των κρυφών επιπέδων και σε αυτή τη περίπτωση έγινε μετά από αρκετές δοκιμές. Τα βέλτιστο μοντέλο μας έδωσε τα εξής αποτελέσματα για ένα βήμα μπροστά



Εικόνα B.5.27 Πραγματικές/ Προβλεπόμενες τιμές για καθημερινές (1 βήμα) LSTM

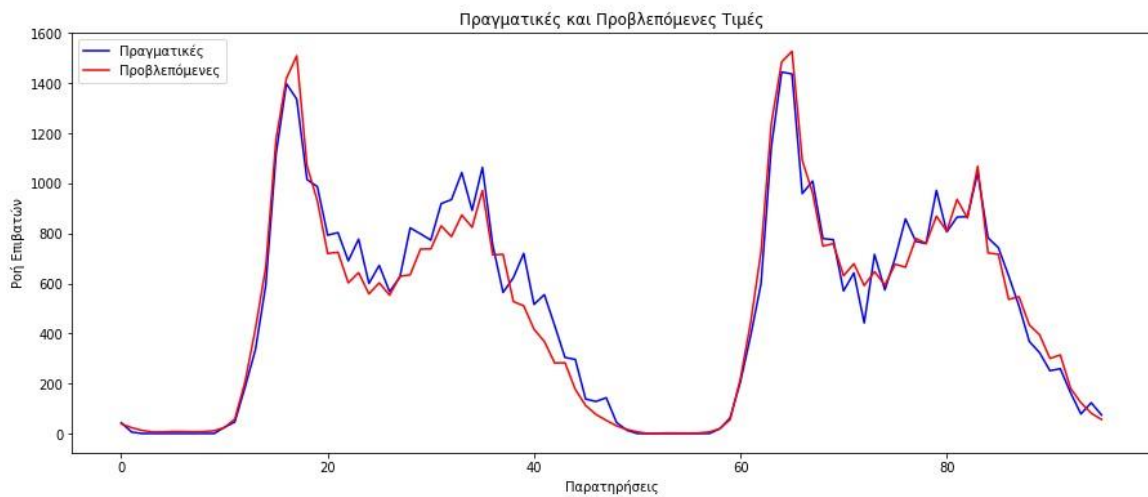
- MAE = 48.31
- RMSE = 70.19



Εικόνα Β.5.28 Πραγματικές/ Προβλεπόμενες τιμές για ΣΚ (1 βήμα) LTSM

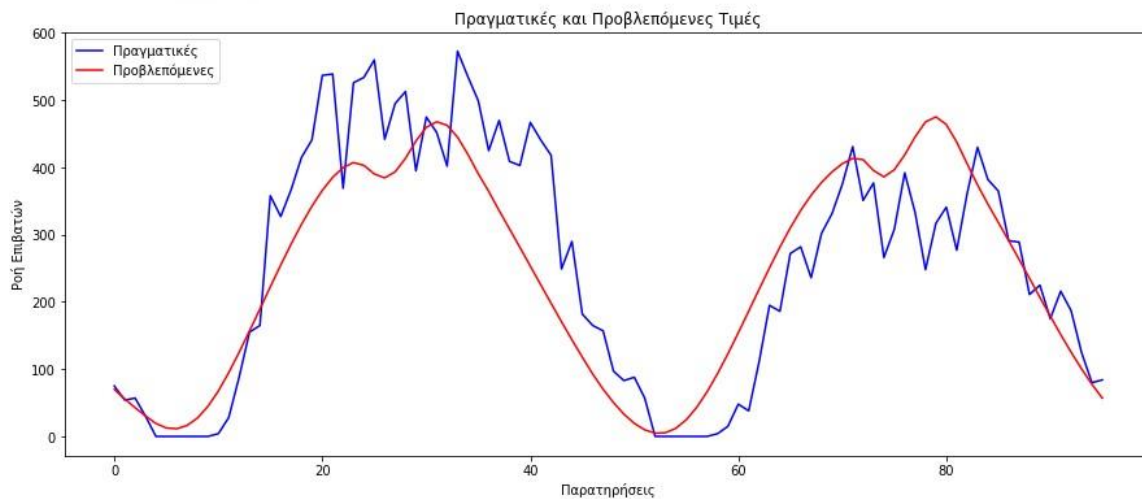
- MAE = 40.32
- RMSE = 53.80

Στη συνέχεια ξανατρέξαμε το μοντέλο για πρόβλεψη 96 βημάτων μπροστά από το οποίο και πήραμε τα παρακάτω αποτελέσματα



Εικόνα Β.5.29 Πραγματικές/ Προβλεπόμενες τιμές για καθημερινές (96 βήματα) LTSM

- MAE = 54.98
- RMSE = 76.41



Εικόνα Β.5.30 Πραγματικές/ Προβλεπόμενες τιμές για ΣΚ (96 βήματα) LTSM

- MAE = 71.60
- RMSE = 90.11

B.5.6 - Υβριδικό υπόδειγμα (SARIMA – MLP)

Θεωρητικά αλλά και εμπειρικά στοιχεία στη βιβλιογραφία έχουν δείξει ότι ο συνδυασμός μεθόδων μπορεί να βοηθήσει στη βελτίωση της πρόβλεψης. Ο Dr. Peter Zhang καθηγητής του πανεπιστημίου της Τζόρτζιας πρότεινε ένα υβριδικό υπόδειγμα ARIMA – ΤΝΔ το οποίο αποτελείται από γραμμικά και μη-γραμμικά στοιχεία ως εξής:

$$y_t = L_t + N_t$$

Όπου y_t η αρχική χρονοσειρά, L_t τα γραμμικά στοιχεία αυτής και N_t τα μη-γραμμικά στοιχεία. Τα γραμμικά στοιχεία υπολογίζονται με το υπόδειγμα ARIMA και τα υπόλοιπα από αυτή τη διαδικασία από τα ΤΝΔ.

$$e_t = y_t - \hat{L}_t$$

Το \hat{L}_t είναι οι προβλεπόμενες τιμές του ARIMA και το e_t τα υπόλοιπα.

Τα υπόλοιπα χρησιμοποιούνται ως είσοδος στο ΤΝΔ για τη πρόβλεψη. Το τελικό αποτέλεσμα προκύπτει ως εξής:

$$\hat{y}_t = \hat{L}_t + \hat{N}_t$$

Εφαρμόζοντας τη παραπάνω διαδικασία στη πράξη ξεκινήσαμε με τη διάσπαση των δεδομένων μας σε σετ εκπαίδευσης και σετ δοκιμών. Το σετ εκπαίδευσης θα χρησιμοποιηθεί για τη δημιουργία όλου του μοντέλου και το σετ δοκιμών για την αξιολόγηση της τελικής πρόβλεψης. Μετά από αυτό το πρώτο βήμα ήταν να δημιουργήσουμε ένα υπόδειγμα ARIMA από το οποίο πήραμε τα υπόλοιπα.

```

from statsmodels.tsa.statespace.mlemodel import MLEResults
fitted = MLEResults.fittedvalues(sarima_weekend)

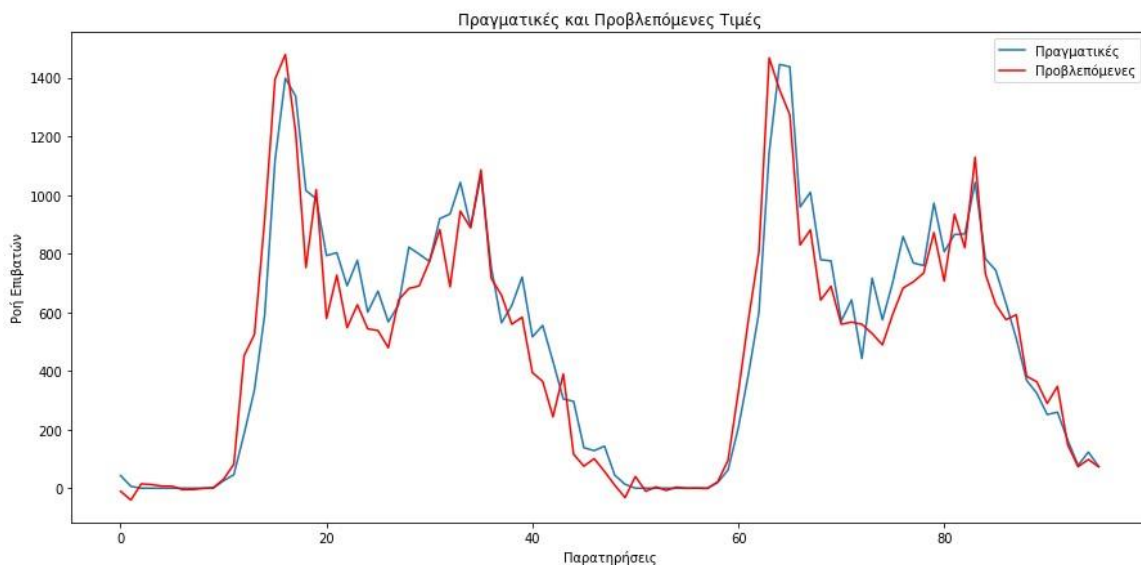
residuals = list()
for i in range(len(train_weekday)):
    yhat = train_weekday[i] - fitted[i]
    residuals.append(yhat)

```

Τα υπόλοιπα χρησιμοποιήθηκαν για πρόβλεψη με ένα ΤΝΔ. Η διαδικασία για να προετοιμαστούν τα δεδομένα για την είσοδο τους στο δίκτυο ήταν παρόμοια με το πολύ-επίπεδο μοντέλο perceptron. Αφού έγινε η επιλογή του καλύτερου μοντέλου, πραγματοποιήθηκε πρόβλεψη των υπολοίπων για 96 βήματα μπροστά. Αφού έχουμε τη πρόβλεψη για το μη-γραμμικό μέρος των χρονοσειρών το μόνο που υπολείπεται είναι η πρόβλεψη των γραμμικών στοιχείων. Για αυτή τη διαδικασία χρησιμοποιήθηκαν τα ίδια μοντέλα όπως στο υπόδειγμα SARIMA, δηλαδή $(5,0,0) \times (1,1,1)$ για τις καθημερινές και $(2,1,2) \times (1,1,0)$ για τα σαββατοκύριακα. Το τελικό αποτέλεσμα που προέκυψε ήταν το εξής:

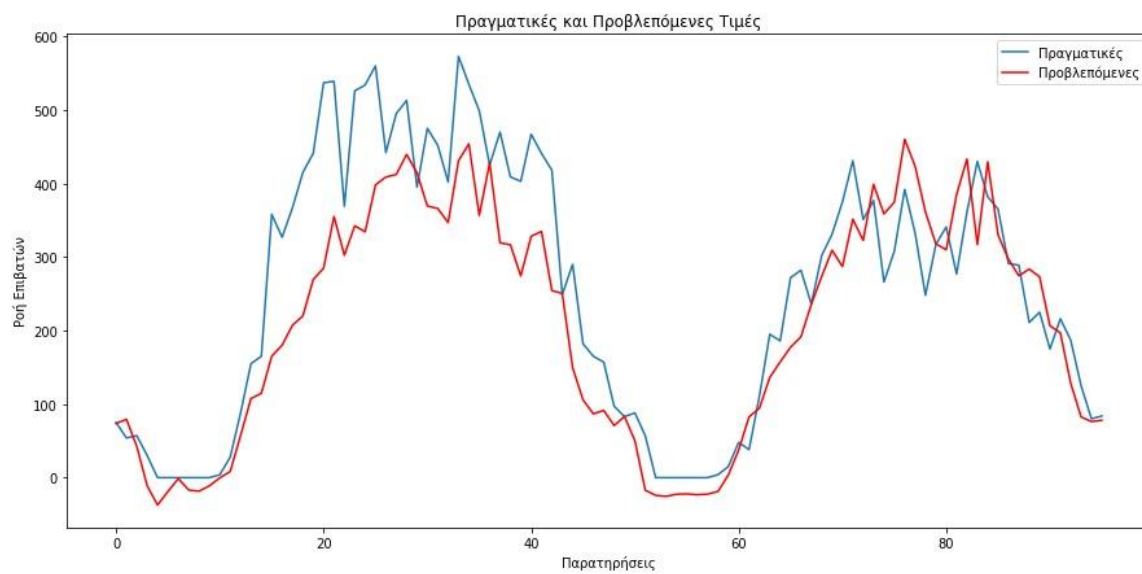
```
final_weekday = list()
for i in range (len(predictions_out_sarima)):
    yhat = predictions_out_sarima[i] + predictions_weekday_out_nn[i]
    final_weekday.append(yhat)

final_weekend = list()
for i in range (len(predictions_out_weekend_sarima)):
    yhat = predictions_out_weekend_sarima[i] + predictions_weekend_out_nn[i]
    final_weekend.append(yhat)
```



Εικόνα Β.5.31 Πραγματικές/ Προβλεπόμενες τιμές για καθημερινές (96 βήματα) Hybrid

- MAE = 84.40
- RMSE = 114.89



Εικόνα Β.5.32 Πραγματικές/ Προβλεπόμενες τιμές για ΣΚ (96 βήματα) Hybrid

- MAE =65.46
- RMSE = 87.03

Κεφάλαιο Β.6 - Τελικό συμπέρασμα με εισαγωγή μικρού όγκου δεδομένων

Στη παρούσα εργασία έγινε προσπάθεια πρόβλεψης μελλοντικών τιμών της επιβατικής κίνησης χρησιμοποιώντας γραμμικά και μη, υποδείγματα. Το απλό ARIMA έδειξε ότι είναι ακατάλληλο για αυτής της μορφής τα δεδομένα, λόγω της εποχικότητας. Για αυτόν το λόγο και πραγματοποιήσαμε τη διαδικασία της αποσύνθεσης. Τα αποτελέσματα αυτής ήταν, σχεδόν για όλα τα κριτήρια, το καλύτερο για πρόβλεψη ενός βήματος μπροστά από όλα τα υπόλοιπα υποδείγματα που εφαρμόστηκαν. Όσον αφορά τη πρόβλεψη περισσότερων βημάτων, η οποία είναι και αυτή που μας ενδιαφέρει, από τον πίνακα παρακάτω φαίνεται ότι τα μοντέλα LSTM αλλά και της αποσύνθεσης κατάφεραν να πραγματοποιήσουν πρόβλεψη με μικρότερο σφάλμα. Αντίθετα για τα σαββατοκύριακα το απλό πολύ-επίπεδο perceptron ήταν αυτό που ανταπεξήλθε καλύτερα στη πρόβλεψη.

Παρόλο που περιμέναμε τα Νευρωνικά δίκτυα να εξασφαλίζουν κάποια βελτίωση στο σφάλμα πρόβλεψης, βλέπουμε ότι κάτι τέτοιο δεν ισχύει. Ένας πιθανός λόγος για την αύξηση του σφάλματος είναι το μήκος των χρονοσειρών, καθώς τέτοια μοντέλα είναι κατάλληλα για μεγάλο εύρος δεδομένων.

	Ένα Βήμα Μπροστά				96 Βήματα Μπροστά			
	Καθημερινές		Σαββατοκύριακα		Καθημερινές		Σαββατοκύριακα	
	MAE	RMSE	MAE	RMSE	MAE	RMSE	MAE	RMSE
ARIMA								
ARIMA DECOMPOSITION	46.39	67.94	30.50	44.38	56.48	74.29	71.32	90.36
Seasonal ARIMA	47.02	67.22	40.33	56.80	59.42	82.21	64.85	86.13
MLP	47.89	69.44	37.54	52.26	58.80	80.51	55.61	70.94
LSTM	48.31	70.19	40.32	53.80	54.98	76.41	71.60	90.11
HYBRID SARIMA-MLP	-	-	-	-	84.40	114.89	65.46	87.03

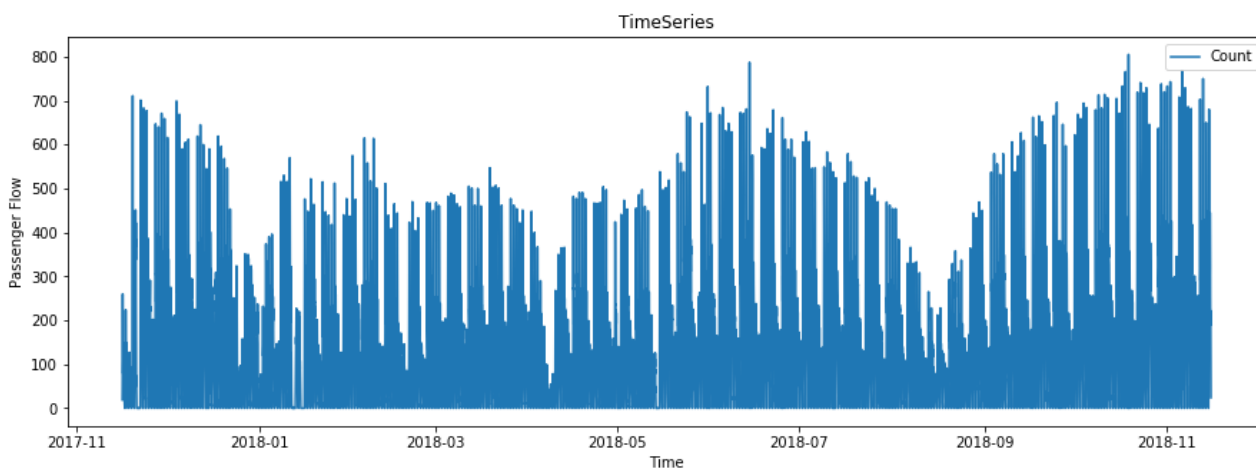
Πίνακας Β-1 Τελικός πίνακας σύγκρισης αποτελεσμάτων

Κεφάλαιο Β.7 - Ανάπτυξη αλγορίθμου πρόβλεψης με εισαγωγή μεγάλου όγκου δεδομένων

Β.7.1 - Εισαγωγή

Έχοντας αναλύσει και αξιολογήσει στα προηγούμενα κεφάλαια τα διάφορα μοντέλα καταλήξαμε στην επιλογή του LSTM, αλλά επίσης κρίθηκε και αναγκαία η χρήση μεγαλύτερου όγκου δεδομένων. Γι' αυτό τον λόγο συγκεντρώθηκαν δεδομένα επικυρώσεων ενός έτους 16/11/2017- 15/11/2018 (365 ημέρες) από τον σταθμό Αγ. Αντωνίου (Γρ. 2 Μετρό).

Η γραφική απεικόνιση των νέων δεδομένων μας παρουσιάζεται παρακάτω.



Εικόνα Β.7.1 Γραφική απεικόνιση δεδομένων 365 ημερών

Όπως και στα προηγούμενα κεφάλαια, χωρίσαμε τη χρονοσειρά σε δύο υπο-χρονοσειρές, μια για τις καθημερινές και μία για τα σαββατοκύριακα έτσι ώστε να ξεφορτωθούμε την εβδομαδιαία εποχικότητα. Στη συνέχεια κάναμε την ίδια προεργασία των δεδομένων, όπως η κανονικοποίηση αυτών και η κατασκευή των εισόδων και εξόδων που θα τροφοδοτούν το υπόδειγμα. Στην συνέχεια θα παρουσιάσουμε την μεθοδολογία ρύθμισης των παραμέτρων του επιλεγμένου μοντέλου που στόχο έχει την βελτιστοποίηση της πρόβλεψής μας.

B.7.2 - Παραμετροποίηση (tuning) και αξιολόγηση μοντέλου LSTM

Οι βασικές παράμετροι που περιέχει ένα LSTM και οι οποίες μπορούν να ρυθμιστούν κατάλληλα είναι:

- Ο αριθμός των κρυφών επιπέδων
- Ο αριθμός των “νευρώνων” για κάθε επίπεδο
- Το είδος του βελτιστοποιητή (optimizer)
- Ο ρυθμός εκμάθησης
- Ο αριθμός των επαναλήψεων (epochs)
- Το batch size.

Η ρύθμιση του αριθμού των κρυφών επιπέδων και των νευρώνων έγινε στο προηγούμενο κεφάλαιο οπότε θα χρησιμοποιήσουμε τις ίδιες επιλογές (2 κρυφά επίπεδα, με 2 νευρώνες στο πρώτο κρυφό επίπεδο και 50 στο δεύτερο κρυφό επίπεδο).

B.7.2.1 - Optimizers

Οι optimizers που υπάρχουν είναι

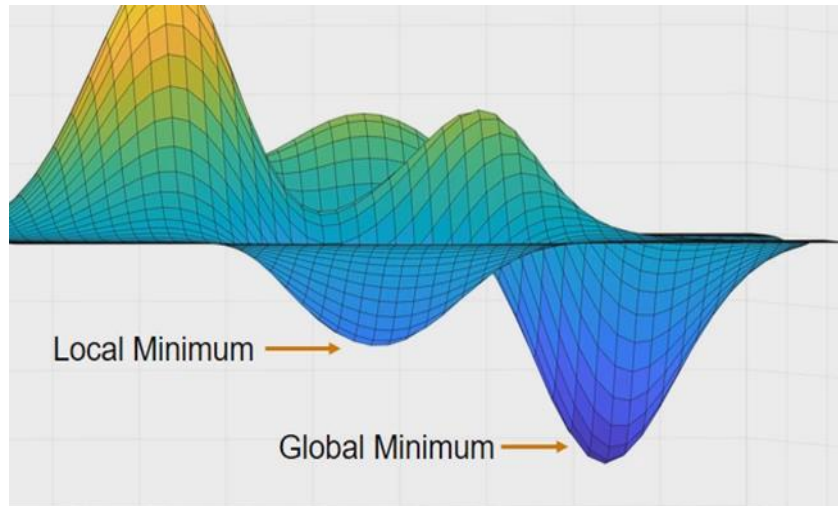
- Stochastic Gradient Descent
- RMSprop
- Adagrad
- Adadelta
- Adam
- Adamax
- Nadam.

Βασιζόμενοι στις βιβλιογραφικές προτάσεις επιλέξαμε να χρησιμοποιήσουμε τους εξής 3:

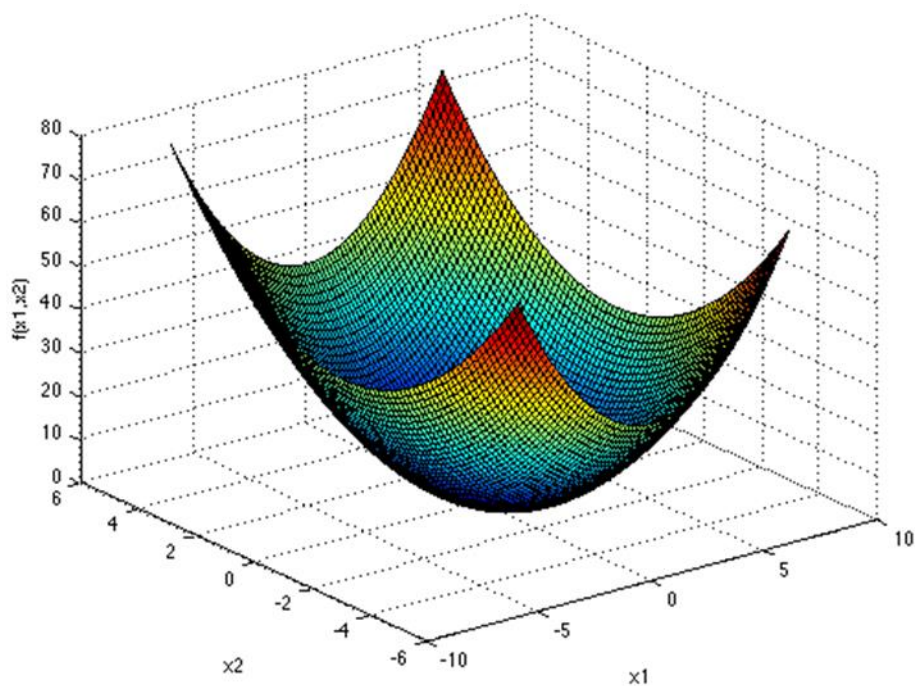
Stochastic Gradient Descent (SGD)

Είναι από τους πιο γνωστούς και ευρέως χρησιμοποιούμενους optimizers. Ο σκοπός του κάθε optimizer είναι να φτάσει στο global minimum όπου η συνάρτηση κόστους πετυχαίνει τη

μικρότερη δυνατή τιμή. Στην εικόνα B.7.3 παρουσιάζεται η τρισδιάστατη μορφή μιας συνάρτησης κόστους. Ένα από τα μεγαλύτερα προβλήματα στη χρήση του SGD είναι ότι όταν η συνάρτηση δεν είναι convex (Εικόνα B.7.2) είναι σχεδόν σίγουρο ότι θα κολλήσει σε ένα Local minimum.



Εικόνα B.7.2 Non-convex συνάρτηση κόστους 3D



Εικόνα B.7.3 Convex συνάρτηση κόστους

RMSprop

Είναι μια αδημοσίευτη προσαρμοστική μέθοδος ρυθμού εκμάθησης η οποία διαιρεί το ρυθμό αυτό με έναν εκθετικά φθίνοντα μέσο όρο τετραγωνικών διαβαθμίσεων. Σύμφωνα με τη βιβλιογραφία ο συγκεκριμένος optimizer είναι κατάλληλος για αναδρομικά νευρωνικά δίκτυα.

Adam optimizer

Είναι μια άλλη μέθοδος που υπολογίζει τον προσαρμοστικό ρυθμό εκμάθησης για κάθε παράμετρο. Εκτός από την αποθήκευση ενός εκθετικά φθίνοντα μέσου όρου προηγούμενων τετραγωνικών διαβαθμίσεων, όπως το RMSprop, ο Adam διατηρεί επίσης έναν εκθετικά φθίνοντα μέσο όρο προηγούμενων κλίσεων.

B.7.2.2 - Ρυθμός εκμάθησης, αριθμός επαναλήψεων και batch size

Όσον αφορά στην επιλογή του κατάλληλου ρυθμού εκμάθησης, επιλέχθηκαν πέντε διαφορετικές τιμές (0.1, 0.01, 0.005, 0.001, 0.0001) για να παρατηρήσουμε πως επηρεάζει την απόδοση του νευρωνικού δικτύου. Ο αριθμός των επαναλήψεων που επιλέξαμε είναι 500 και το batch size (12, 64).

Batch size γνωστό και ως mini-batch size είναι ο αριθμός των δειγμάτων που εισάγονται στο δίκτυο μια χρονική στιγμή. Έχοντας επιλέξει όλο το εύρος των παραμέτρων τρέξαμε τη διαδικασία εκπαίδευσης επανειλημμένα αλλάζοντας κάθε φορά μια παράμετρο. Ως κριτήριο για την εύρεση του καλύτερου συνδυασμού πήραμε το μέσο απόλυτο σφάλμα (MAE). Τα αποτελέσματα που πήραμε παρουσιάζονται στις παρακάτω γραφικές.

B.7.2.3 - Τελική επιλογή παραμέτρων για τις καθημερινές

Ο κώδικας με τον οποίο πραγματοποιήσαμε τη διαδικασία grid search με σκοπό την εύρεση των βέλτιστων παραμέτρων φαίνεται παρακάτω:

```

learning_rate=[0.1, 0.01, 0.005, 0.001, 0.0001]

for i in range(len(learning_rate)):
    model = Sequential()
    model.add(LSTM(2,return_sequences=True,input_shape=(48,1)))
    model.add(LSTM(50,return_sequences=False))
    model.add(Dropout(0.2))
    model.add(Dense(1))

    optimizer = keras.optimizers.SGD(lr=learning_rate[i])
    model.compile(loss='mean_absolute_error', optimizer=optimizer)

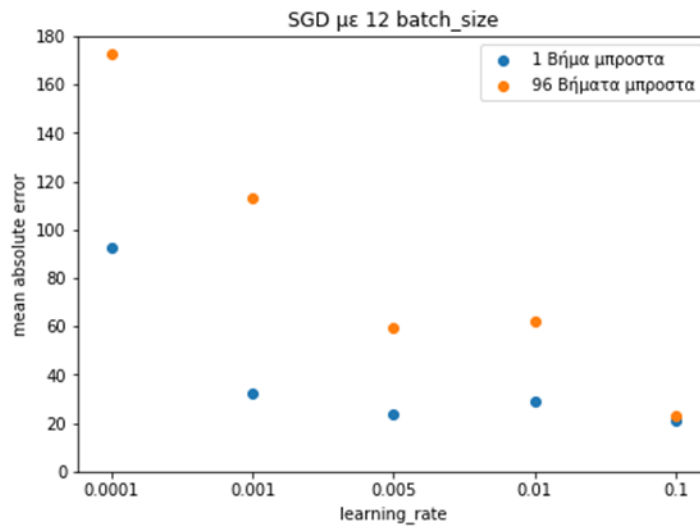
    model.fit(X_train_weekday, y_train_weekday, epochs=500, batch_size=12, verbose=1,
            validation_data=(X_test_weekday, y_test_weekday))

```

Χρησιμοποιώντας τον SGD optimizer για 500 επαναλήψεις τρέξαμε τον παραπάνω αλγόριθμο για τις διαφορετικές τιμές του ρυθμού εκμάθησης. Τα αποτελέσματα που πήραμε φαίνονται στους παρακάτω πίνακες και στις γραφικές αναπαραστάσεις για batch size 12 και 64 αντίστοιχα.

Ρυθμός εκμάθησης (learning rate)	MAE (1 βήμα μπροστά)	MAE (96 βήματα μπροστά)
0.1	21.19	23.42
0.01	29.37	61.90
0.005	23.98	59.71
0.001	32.12	113.01

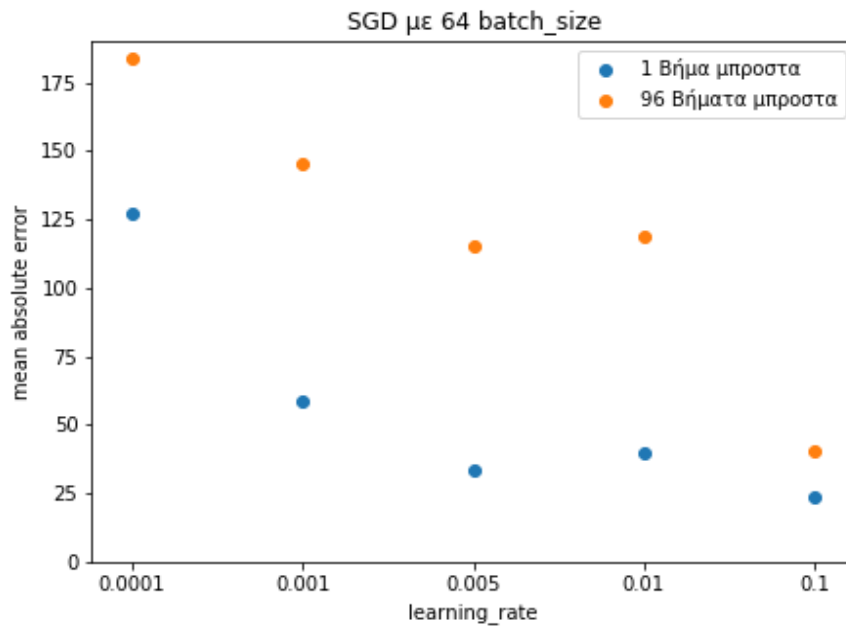
Πίνακας Β-2 Αποτελέσματα δοκιμών με τη χρήση του SGD optimizer και batch_size ίσο με 12



Εικόνα Β.7.4 Γραφική απεικόνιση αποτελεσμάτων για τον SGD optimizer και batch_size ίσο με 12

Ρυθμός εκμάθησης (learning rate)	MAE (1 βήμα μπροστά)	MAE (96 βήματα μπροστά)
0.1	23.73	40.78
0.01	39.52	118.77
0.005	33.14	115.25
0.001	58.55	145.28
0.0001	126.93	183.60

Πίνακας Β-3 Αποτελέσματα δοκιμών με τη χρήση του SGD optimizer και batch_size ίσο με 64

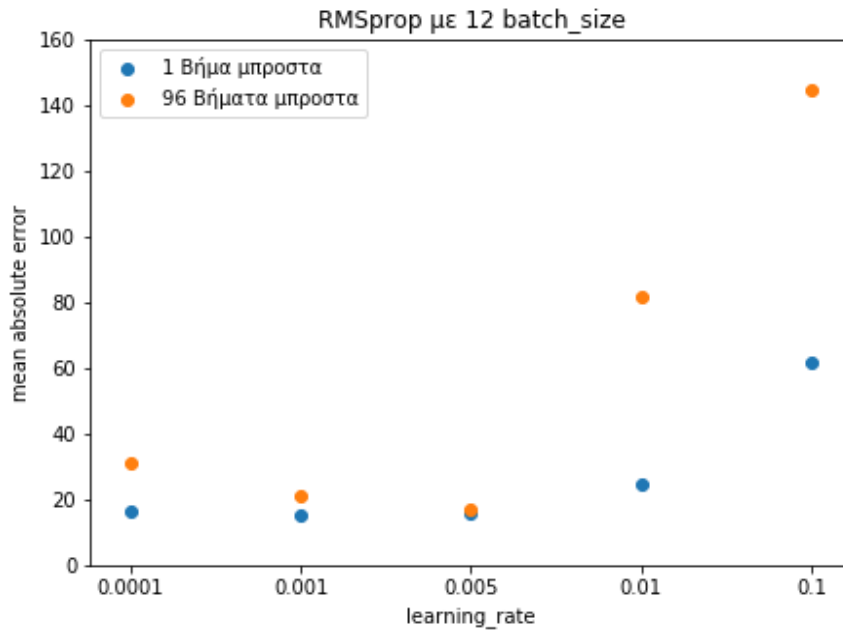


Εικόνα B.7.5 Γραφική απεικόνιση αποτελεσμάτων για τον SGD optimizer και batch_size ίσο με 64

Στη συνέχεια χρησιμοποιήσαμε τον RMSprop optimizer για τον ίδιο αριθμό επαναλήψεων και πήραμε τα εξής αποτελέσματα για batch size 12 και 64.

Ρυθμός εκμάθησης (learning rate)	MAE (1 βήμα μπροστά)	MAE (96 βήματα μπροστά)
0.1	61.48	144.10
0.01	24.43	82.03
0.005	15.85	17.26
0.001	15.39	21.25
0.0001	16.31	31.35

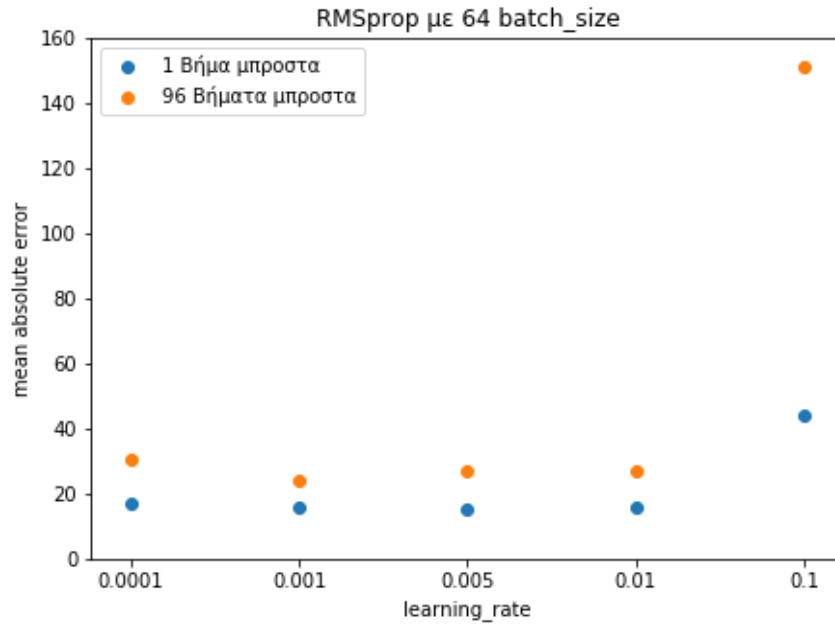
Πίνακας B-4 Αποτελέσματα δοκιμών με τη χρήση του RMSprop optimizer και batch_size ίσο με 12



Εικόνα Β.7.6 Γραφική απεικόνιση αποτελεσμάτων για τον RMSprop optimizer και batch_size ίσο με 12

Ρυθμός εκμάθησης (learning rate)	MAE (1 βήμα μπροστά)	MAE (96 βήματα μπροστά)
0.1	44.37	151.20
0.01	15.97	26.79
0.005	15.41	26.79
0.001	16.03	24.20
0.0001	17.22	30.53

Πίνακας Β-5 Αποτελέσματα δοκιμών με τη χρήση του RMSprop optimizer και batch_size ίσο με 64

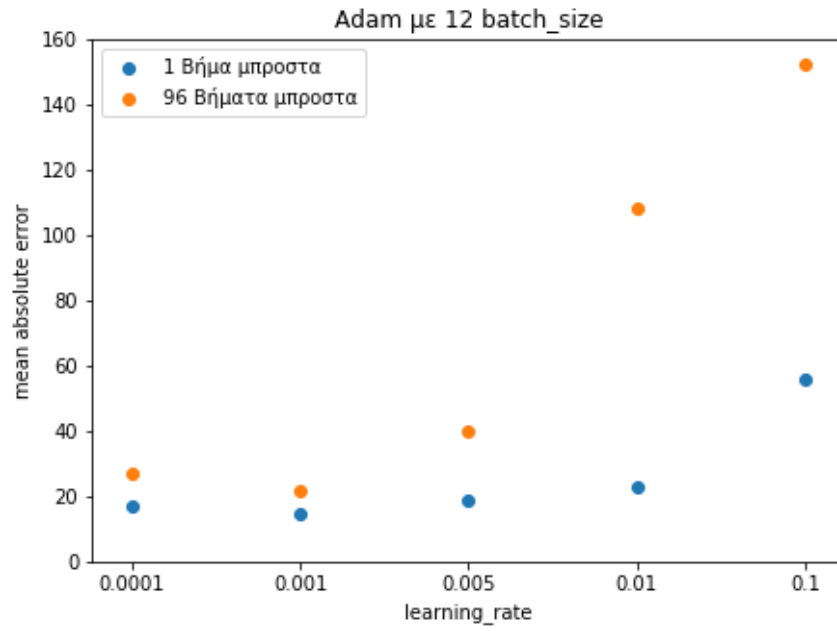


Εικόνα Β.7.7 Γραφική απεικόνιση αποτελεσμάτων για τον RMSprop optimizer και batch_size ίσο με 64

Τέλος δοκιμάσαμε τον optimizer Adam για batch size 12 και 64.

Ρυθμός εκμάθησης (learning rate)	MAE (1 βήμα μπροστά)	MAE (96 βήματα μπροστά)
0.1	55.58	152.15
0.01	23.11	108.42
0.005	18.54	39.75
0.001	14.82	21.46
0.0001	16.94	27.13

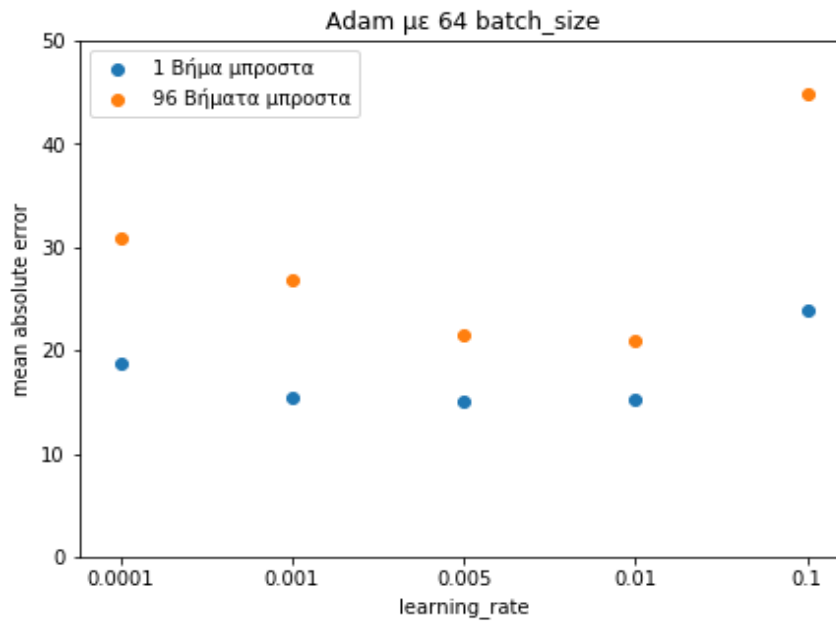
Πίνακας Β-6 Αποτελέσματα δοκιμών με τη χρήση του Adam optimizer και batch_size ίσο με 12



Εικόνα Β.7.8 Γραφική απεικόνιση αποτελεσμάτων για τον Adam optimizer και batch_size ίσο με 12

Ρυθμός εκμάθησης (learning rate)	MAE (1 βήμα μπροστά)	MAE (96 βήματα μπροστά)
0.1	23.85	44.85
0.01	15.17	20.87
0.005	15.15	21.56
0.001	15.49	26.92
0.0001	18.76	30.81

Πίνακας Β-7 Αποτελέσματα δοκιμών με τη χρήση του Adam optimizer και batch_size ίσο με 64



Εικόνα B.7.9 Γραφική απεικόνιση αποτελεσμάτων για τον Adam optimizer και batch_size ίσο με 64

Χρησιμοποιώντας τα τρία καλύτερα μοντέλα για κάθε optimizer τρέξαμε τον αλγόριθμο για την χρονοσειρά αποβιβάσεων.

Τα αποτελέσματα φαίνονται στον παρακάτω πίνακα.

	MAE (1 βήμα μπροστά)	MAE (96 βήματα μπροστά)
SGD με lr = 0.1	33.43	78.60
RMSprop με lr = 0.005	21.50	24.31
Adam με lr = 0.01	16.88	19.28

Πίνακας B-8 Αποτελέσματα δοκιμών για τη χρονοσειρά των αποβιβάσεων

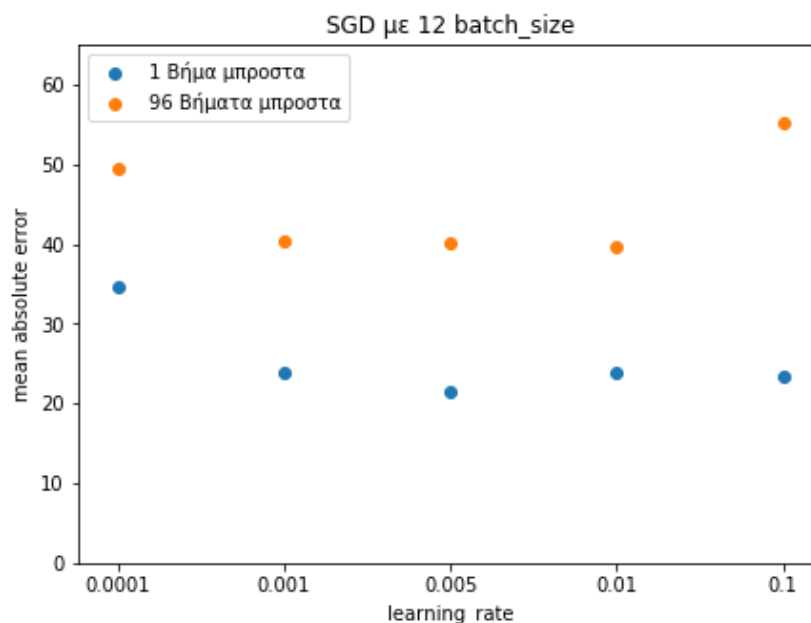
B.7.2.4 - Τελική επιλογή παραμέτρων για ΣΚ

Αντίστοιχα εργαστήκαμε και στην επιλογή των παραμέτρων για το ΣΚ

SGD

Ρυθμός εκμάθησης (learning rate)	MAE (1 βήμα μπροστά)	MAE (96 βήματα μπροστά)
0.1	23.44	55.20
0.01	23.87	39.64
0.005	21.53	40.15
0.001	23.95	40.40
0.0001	34.62	49.45

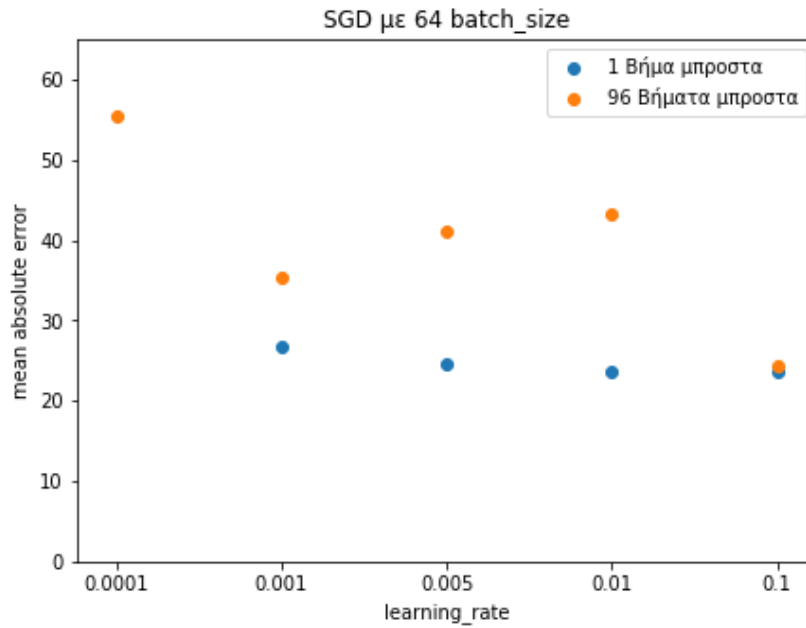
Πίνακας B-9 Αποτελέσματα δοκιμών με τη χρήση του SGD optimizer και batch_size ίσο με 12



Εικόνα B.7.10 Γραφική απεικόνιση αποτελεσμάτων για τον SGD optimizer και batch_size ίσο με 12

Ρυθμός εκμάθησης (learning rate)	MAE (1 βήμα μπροστά)	MAE (96 βήματα μπροστά)
0.1	23.74	24.29
0.01	23.54	43.23
0.005	24.53	41.03
0.001	26.78	35.31
0.0001	75.98	55.54

Πίνακας B-10 Αποτελέσματα δοκιμών με τη χρήση του SGD optimizer και batch_size ίσο με 64

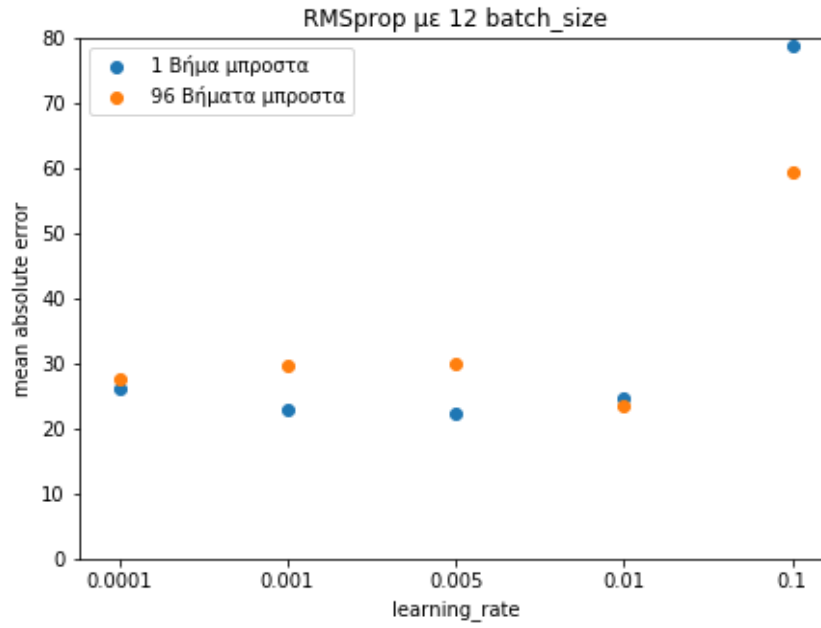


Εικόνα Β.7.11 Γραφική απεικόνιση αποτελεσμάτων για τον SGD optimizer και batch_size ίσο με 64

RMSprop

Ρυθμός εκμάθησης (learning rate)	MAE (1 βήμα μπροστά)	MAE (96 βήματα μπροστά)
0.1	78.82	59.43
0.01	24.62	23.48
0.005	22.27	30.03
0.001	22.95	29.73
0.0001	26.20	27.71

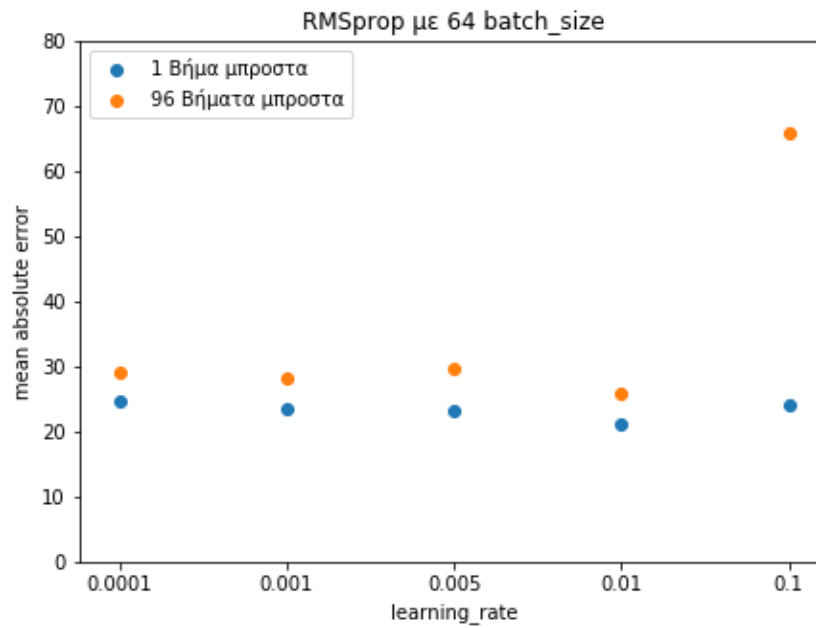
Πίνακας Β-11 Αποτελέσματα δοκιμών με τη χρήση του RMSprop optimizer και batch_size ίσο με 12



Εικόνα Β.7.12 Γραφική απεικόνιση αποτελεσμάτων για τον RMSprop optimizer και batch_size ίσο με 12

Ρυθμός εκμάθησης (learning rate)	MAE (1 βήμα μπροστά)	MAE (96 βήματα μπροστά)
0.1	24.08	65.83
0.01	21.18	25.85
0.005	23.28	29.82
0.001	23.37	28.26
0.0001	24.65	29.04

Πίνακας Β-12 Αποτελέσματα δοκιμών με τη χρήση του RMSprop optimizer και batch_size ίσο με 64

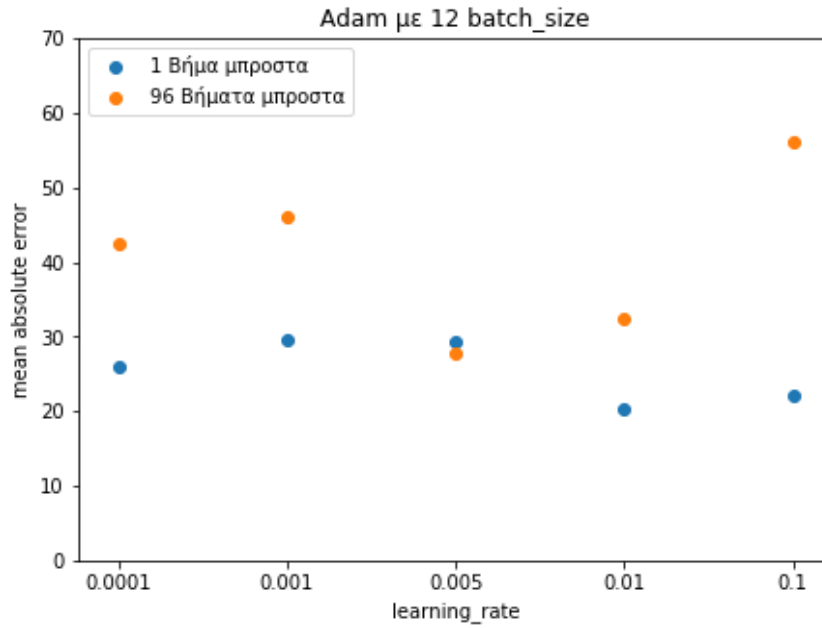


Εικόνα Β.7.13 Γραφική απεικόνιση αποτελεσμάτων για τον RMSprop optimizer και batch_size ίσο με 64

Adam

Ρυθμός εκμάθησης (learning rate)	MAE (1 βήμα μπροστά)	MAE (96 βήματα μπροστά)
0.1	22.15	56.15
0.01	20.35	32.40
0.005	29.28	27.74
0.001	29.51	46.07
0.0001	26.11	42.54

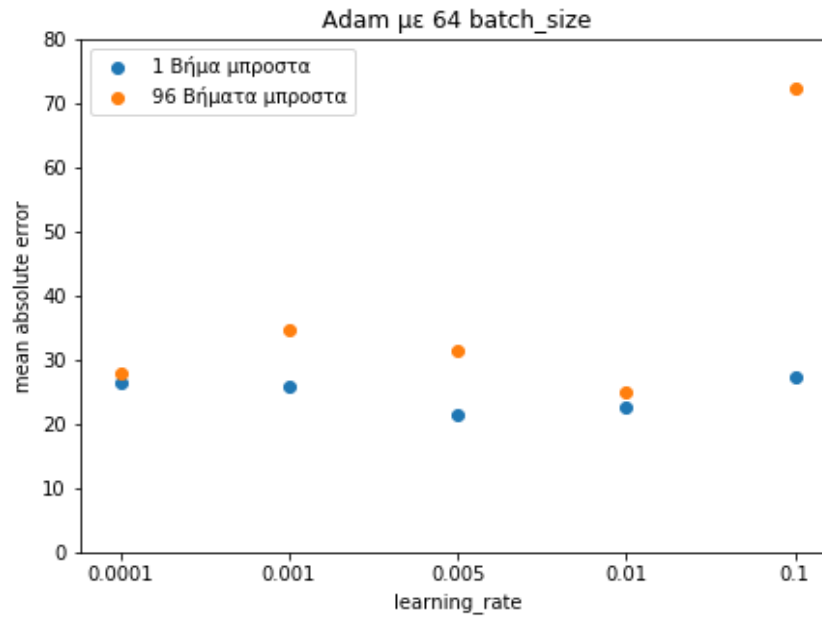
Πίνακας Β-13 Αποτελέσματα δοκιμών με τη χρήση του Adam optimizer και batch_size ίσο με 12



Εικόνα Β.7.14 Γραφική απεικόνιση αποτελεσμάτων για τον Adam optimizer και batch_size ίσο με 12

Ρυθμός εκμάθησης (learning rate)	MAE (1 βήμα μπροστά)	MAE (96 βήματα μπροστά)
0.1	27.22	72.39
0.01	22.73	24.92
0.005	21.48	31.49
0.001	25.98	34.58
0.0001	26.50	27.92

Πίνακας Β-14 Αποτελέσματα δοκιμών με τη χρήση του Adam optimizer και batch_size ίσο με 64

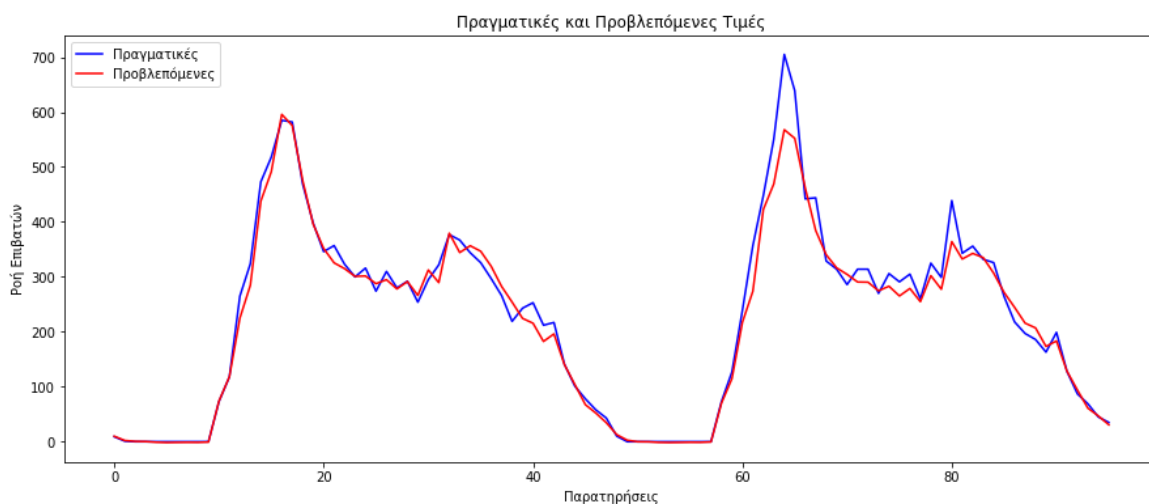


Εικόνα Β.7.15 Γραφική απεικόνιση αποτελεσμάτων για τον Adam optimizer και batch_size ίσο με 64

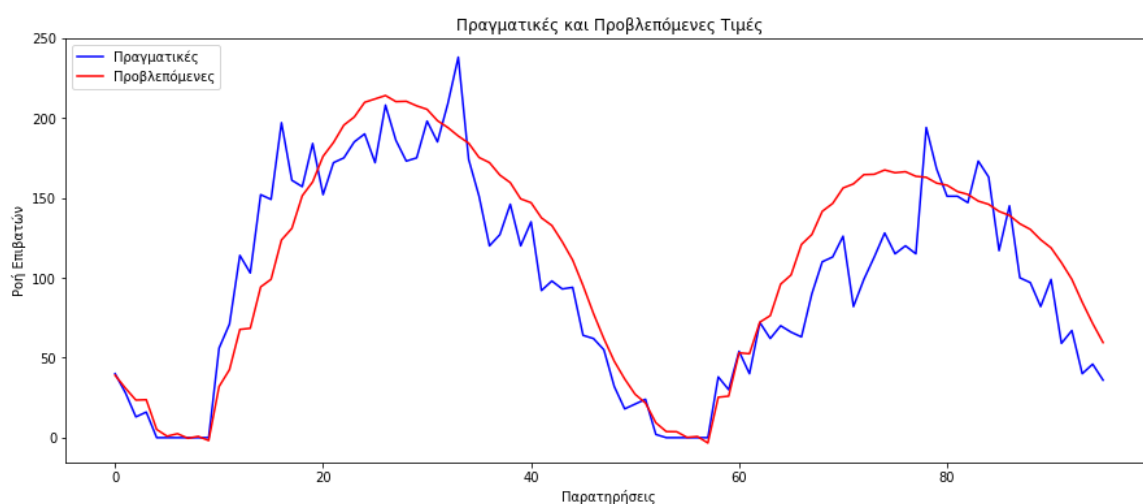
	MAE (1 βήμα μπροστά)	MAE (96 βήματα μπροστά)
SGD με lr = 0.1	24.48	31.34
RMSprop με lr = 0.01	22.87	25.86
Adam με lr = 0.01	20.22	20.34

B.7.3 - Τελικό συμπέρασμα- Πρόβλεψη

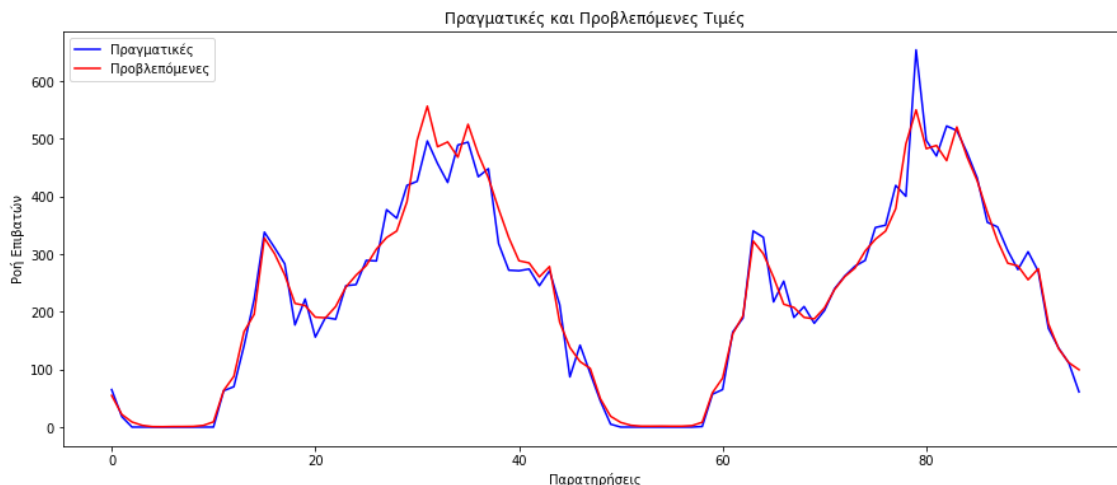
Η παραπάνω διαδικασία έδειξε ότι για να πετύχεις ένα καλό αποτέλεσμα σε μία πρόβλεψη, η ρύθμιση των παραμέτρων είναι αρκετά σημαντική. Στην συνέχεια φαίνεται η πρόβλεψη 2 ημερών μπροστά για κάθε μία από τις χρονοσειρές (Επιβίβαση/Αποβίβαση, Καθημερινές/Σαββατοκύριακα).



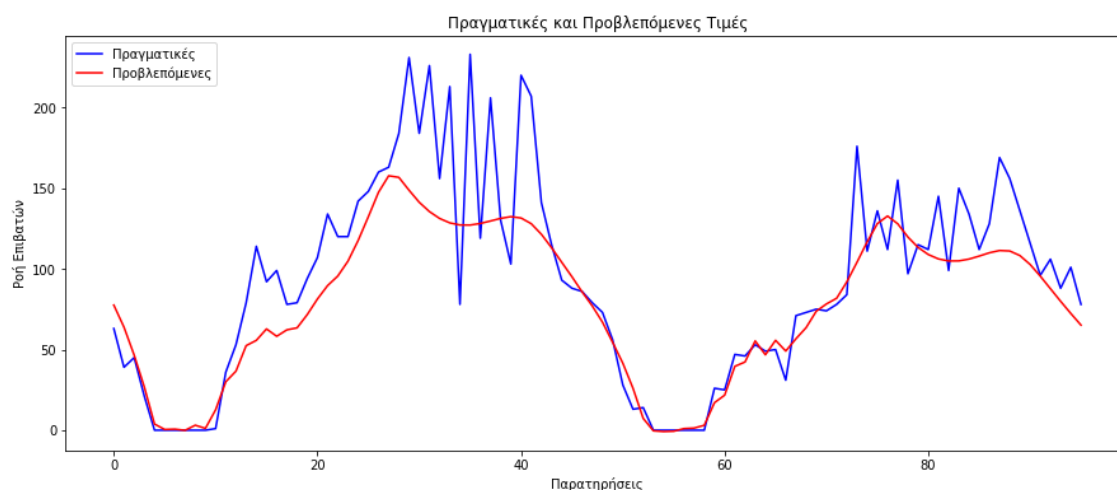
Εικόνα B.7.16 Γραφική απεικόνιση πρόβλεψης επιβιβάσεων για τις ημερομηνίες 16/11/2018 και 19/11/2018 (Καθημερινές) με τη χρήση του RMSprop, ρυθμού μεταβολής 0.005 και batch_size 12



Εικόνα B.7.17 Γραφική απεικόνιση πρόβλεψης επιβιβάσεων για τις ημερομηνίες 17/11/2018 και 18/11/2018 (Καθημερινές) με τη χρήση του RMSprop, ρυθμού μεταβολής 0.01 και batch_size 12



Εικόνα Β.7.18 Γραφική απεικόνιση πρόβλεψης αποβιβάσεων για τις ημερομηνίες 16/11/2018 και 19/11/2018 (Καθημερινές) με τη χρήση του Adam, ρυθμού μεταβολής 0.01 και batch_size 12



Εικόνα Β.7.19 Γραφική απεικόνιση πρόβλεψης αποβιβάσεων για τις ημερομηνίες 17/11/2018 και 18/11/2018 (Σαββατοκύριακα) με τη χρήση του Adam, ρυθμού μεταβολής 0.01 και batch_size 64

Παρατηρούμε ότι η χρήση του LSTM, ως μοντέλο πρόβλεψης, με τις κατάλληλες παραμέτρους αλλά και η συλλογή περισσότερων δεδομένων βελτίωσε αισθητά τα αποτελέσματα σε σύγκριση με τα δεδομένα 20 ημερών που δοκιμάσαμε στο προηγούμενο κεφάλαιο.

Κεφάλαιο Β.8 - Επίλογος, Μελλοντικός στόχος

Στο προηγούμενο κεφάλαιο σχεδιάσαμε τον αλγόριθμό με τον οποίο πλέον μπορούμε να κάνουμε ασφαλή πρόβλεψη της επιβατικής κίνησης ενός σταθμού.

Ο αρχικός μας στόχος μας ήταν να μπορούμε να προβλέψουμε για ένα συγκεκριμένο χρονικό διάστημα τον όγκο των επιβατών που εισέρχεται ή εξέρχεται από έναν σταθμό.

Μελλοντικά με την ολοκλήρωση της διασύνδεσης των δύο συστημάτων, θα γνωρίζουμε άμεσα την χρονική στιγμή που ένα συγκεκριμένο όχημα έκανε στάση ή ξεκίνησε (Αφετηρία) στις στάσεις των οδικών συγκοινωνιών που βρίσκονται σε έναν σταθμό του Μετρό. Σε συνδυασμό με την προσαρμογή του επιβατικού κοινού στο νέο σύστημα (ορθή επικύρωση κατά την μετεπιβίβαση) και τα αντίστοιχα δεδομένα επικυρώσεων θα μπορούμε να εφαρμόσουμε τον ίδιο αλγόριθμο για να προβλέψουμε και το ποσοστό των επιβατών που επιλέγουν να μετεπιβιβαστούν σε νέο μέσο μεταφοράς (στην περίπτωση μας λεωφορείο ή τρόλνι) και άρα να σχεδιάσουμε το βέλτιστο πρόγραμμα δρομολογίου για τα συγκεκριμένα οχήματα. Αυτό θα έχει ως αποτέλεσμα ο επιβάτης να μην καθυστερεί κατά την μετεπιβίβαση ενώ οι Φορείς πλέον θα χρησιμοποιούν βέλτιστα τον στόλο των οχημάτων τους αλλά και το ανθρώπινο δυναμικό τους.

Τέλος, εκτός από την σχεδίαση ενός ολοκληρωμένου και αξιόπιστου αλγόριθμου πρόβλεψης της επιβατικής κίνησης (με χρήση ιστορικών δεδομένων) μεγάλο ενδιαφέρον θα είχε η εισαγωγή δεδομένων πραγματικού χρόνου και άρα η ακόμα πιο αξιόπιστη πρόβλεψη όχι μόνο ενός σταθμού αλλά του συνόλου της επιβατικής κίνησης στον συγκοινωνιακό χάρτη της Αθήνας. Αυτό σε συνδυασμό με την κατάλληλη οπτικοποίηση της Ροής της επιβατικής κίνησης θα έδινε ουσιαστικές και χρήσιμες πληροφορίες για τον τρόπο συμπεριφοράς των επιβατών της πόλης.

Βιβλιογραφία

1. Peter J. Brockwell, & Richard A. Davis, “*Introduction to Time Series and Forecasting*”, 3rd edition, Springer International Publishing Switzerland, 2016
2. C. Chatfield, “*The analysis of time series: an introduction*”, 5th edition, Chapman and Hall/CRC, 1996
3. George E. P. Box, & Gwilym M. Jenkins, & Gregory C. Reinsel, “*Time Series Analysis Forecasting and Control*”, 3rd edition, Prentice-Hall, New Jersey, 1994
4. Dr. N.D Lewis, “*Deep Time Series Forecasting with Python: An Intuitive Introduction to Deep Learning for Applied Time Series Modeling*”, CreateSpace Independent Publishing Platform, 2016
5. Avishek Pal, & PKS Prakash, “*Practical Time Series Analysis: Master Time Series Data Processing, Visualization, and Modeling using Python*”, Packt Publishing, Birmingham, 2017
6. Stuart J. Russell, & Peter Norvig, “*Artificial Intelligence: A Modern Approach*”, 3rd edition, Pearson Education Limited, 2010
7. S. Vasantha Kumar, & Lelitha Vanajakshi, “Short-term traffic flow prediction using seasonal ARIMA model with limited input data”, *European Transport Research Review*, vol. 10, no. 38, pp. 7-21, 2015
8. Jintao Ke, & Hongyu Zheng, & Hai Yang, & Xiqun Chen, “Short-term forecasting of passenger demand under on-demand ride services: A spatio-temporal deep learning approach”, *Transportation Research Part C: Emerging Technologies*, vol. 85, pp. 591-608, 2017
9. Jiyu Li, & Jun Bi, & Zhiyin Li, “Passenger Flow Forecasting Research for Airport terminal Based on SARIMA Time Series Model”, *IOP Conference Series Earth and Environment*, vol. 100, pp.
10. Zhenliang Ma, Jianping Xing, Liang Gao, Junchen Sha, Yong Wu, Yubing Wu, “Dynamic Public Transport Passenger Flow Forecast Based on IMM Method”, *Advances in Multimedia, Software Engineering and Computing*, vol. 129, pp. 675-683, 2011
11. G.Peter Zhang, “Time series forecasting using a hybrid ARIMA and neural network model”, *Neurocomputing*, vol. 50, pp. 159-175, 2003
12. <https://machinelearningmastery.com/> προσπέλαση στις 15/11/2018
13. <https://www.quora.com/> προσπέλαση στις 15/12/2018

14. <https://towardsdatascience.com/> προσπέλαση στις 15/12/2018
15. <https://medium.com/> προσπέλαση στις 15/12/2018
16. <https://en.wikipedia.org/wiki/> προσπέλαση στις 20/12/2018
17. <https://www.python.org/> προσπέλαση στις 15/12/2018
18. <https://www.statsmodels.org/dev/dev/index.html> προσπέλαση στις 15/12/2018
19. <https://keras.io/> προσπέλαση στις 15/12/2018
20. <https://otexts.org/fpp2/> προσπέλαση στις 25/11/2018
21. https://www.citybranding.gr/2013/09/blog-post_6.html /Λάζαρος Αγαπίδης
προσπέλαση στις 21/11/2018
22. https://www.4green.gr/news/data/g-ebuildings/Zhse-thn-empairia-ths-eksypnhs-polhs-Des-twra-ti-einai_114105.asp προσπέλαση στις 21/11/2018
23. https://www.teliacompany.com/globalassets/teliacompany/documents/news/connected_things-publictransport.pdf προσπέλαση στις 21/11/2018
24. <http://www.oasa.gr/> προσπέλαση στις 20/11/2018
25. <http://telematics.oasa.gr/#main> προσπέλαση στις 20/11/2018
26. <http://setosa.io/bus/> προσπέλαση στις 20/11/2018
27. <https://internetofthingsagenda.techtarget.com/definition/smart-city> προσπέλαση στις 20/11/2018
28. <https://telesteblog.com/2017/05/03/5g-gaining-larger-footprint-in-public-transport/> προσπέλαση στις 20/11/2018
29. <http://www.digitalplan.gov.gr/resource-api/dipla/contentObject/Prosklhsh-Ekdhlwshs-Endiaferontos-Aytomath-Syllogh-Komistroy-OASA/content> προσπέλαση στις 20/11/2018
30. <https://modernwriters.wordpress.com/2013/12/13/αττικό-μετρό-μια-διαδρομή-δεκάδες-εμπ/> προσπέλαση στις 20/11/2018
31. <http://sidirodromikanea.blogspot.com/2014/08/10.html> προσπέλαση στις 20/11/2018
32. https://el.wikipedia.org/wiki/Τραμ_Αθήνας προσπέλαση στις 20/11/2018
33. http://www.oasa.gr/pdf/el/prok/2_2016_hld.pdf προσπέλαση στις 20/11/2018
34. <https://www.timesnews.gr/η-νέα-εποχή-στις-αστικές-συγκοινωνίες/> προσπέλαση στις 20/11/2018
35. <https://www.metaforespress.gr/mesa-mazikis-metaforas/ξεκίνησε-η-φόρτιση-του-δωρεάν-κομίστρ/> προσπέλαση στις 20/11/2018

36. <https://www.news.gr/ellada/koinonia/article-wide/298434/hlektroniko-eisithrio-mmm-ti-ishyei-gia-to-meiose.html> προσπέλαση στις 20/11/2018
37. <https://www.dikaiologitika.gr/eidhseis/koinonia/200780/agnosto-pote-tha-kleisoun-oles-oi-pyles-sto-metro> προσπέλαση στις 20/11/2018
38. <http://www.thetoc.gr/koinwnia/article/oi-dieukriniseis-pou-dinontai-gia-ton-eksoplismo-tilematikis> προσπέλαση στις 20/11/2018
39. <https://www.presspublica.gr/66828-2/> προσπέλαση στις 20/11/2018
40. <https://publictransportsg.wordpress.com/2013/05/28/bus-bunching/> προσπέλαση στις 20/11/2018
41. <https://datamarket.com/data/set/22ox/monthly-milk-production-pounds-per-cow-jan-62-dec-75#!ds=22ox&display=line> προσπέλαση στις 25/11/2018
42. http://rstudio-pubs-static.s3.amazonaws.com/311446_08b00d63cc794e158b1f4763eb70d43a.html προσπέλαση στις 25/11/2018
43. <https://stackoverflow.com/questions/45110646/how-is-this-function-programatically-building-a-lstm> προσπέλαση στις 25/11/2018
44. <https://www.mathworks.com/products/global-optimization.html> προσπέλαση στις 25/11/2018
45. <https://www.sfu.ca/~ssurjano/spheref.html> προσπέλαση στις 25/11/2018