

**ΠΑΝΕΠΙΣΤΗΜΙΟ
ΔΥΤΙΚΗΣ ΑΤΤΙΚΗΣ
UNIVERSITY OF WEST ATTICA**



**ΔΙΠΛΩΜΑΤΙΚΗ ΕΡΓΑΣΙΑ
ΕΦΑΡΜΟΓΕΣ ΤΗΣ ΤΕΧΝΗΤΗΣ ΝΟΗΜΟΣΥΝΗΣ
ΣΤΗΝ ΔΙΑΧΕΙΡΙΣΗ ΕΡΓΟΥ**

**ΕΠΙΜΕΛΕΙΑ ΕΡΓΑΣΙΑΣ
ΚΑΤΣΙΑΔΑ ΑΛΕΞΑΝΔΡΑ**

ΑΜ:47754

**ΕΠΙΒΛΕΠΩΝ ΚΑΘΗΓΗΤΗΣ
ΒΡΥΖΙΔΗΣ ΙΣΑΑΚ**

ΑΘΗΝΑ, 2021

ΕΠΙΒΛΕΠΩΝ ΚΑΘΗΓΗΤΗΣ

ΒΡΥΖΙΔΗΣ ΙΣΑΑΚ

ΕΞΕΤΑΣΤΙΚΗ ΕΠΙΤΡΟΠΗ

ΜΟΥΣΑΣ ΒΑΣΙΛΕΙΟΣ

ΡΕΠΑΠΗΣ ΚΩΝΣΤΑΝΤΙΝΟΣ

ΔΗΛΩΣΗ ΣΥΓΓΡΑΦΕΑ

Η κάτωθι υπογράφουσα Κατσιαδά Αλεξάνδρα του Κωνσταντίνου, με αριθμό μητρώου 47754 φοιτήτρια του Πανεπιστημίου Δυτικής Αττικής της Σχολής Μηχανικών του Τμήματος Πολιτικών Μηχανικών, δηλώνω υπεύθυνα ότι:

«Είμαι συγγραφέας αυτής της διπλωματικής εργασίας και ότι κάθε βοήθεια την οποία είχα για την προετοιμασία της είναι πλήρως αναγνωρισμένη και αναφέρεται στην εργασία. Επίσης, οι όποιες πηγές από τις οποίες έκανα χρήση δεδομένων, ιδεών ή λέξεων, είτε ακριβώς είτε παραφρασμένες, αναφέρονται στο σύνολό τους, με πλήρη αναφορά στους συγγραφείς, τον εκδοτικό οίκο ή το περιοδικό, συμπεριλαμβανομένων και των πηγών που ενδεχομένως χρησιμοποιήθηκαν από το διαδίκτυο. Επίσης, βεβαιώνω ότι αυτή η εργασία έχει συγγραφεί από μένα αποκλειστικά και αποτελεί προϊόν πνευματικής ιδιοκτησίας τόσο δικής μου, όσο και του Ιδρύματος. Παράβαση της ανωτέρω ακαδημαϊκής μου ευθύνης αποτελεί ουσιώδη λόγο για την ανάκληση του πτυχίου μου».

Η Δηλούσα



Κατσιαδά Αλεξάνδρα

Περίληψη

Στην παρούσα εργασία έχουμε ως σκοπό να αναδείξουμε την χρησιμότητα της τεχνητής νοημοσύνης στη διαχείριση έργου, αναπτύσσοντας μια φιλοσοφία για τη χρήση τεχνικών Τεχνητής Νοημοσύνης (AI) ως βοηθήματα στη διαχείριση έργων πολιτικού μηχανικού. Η διαχείριση έργου έγκειται στους τομείς ελέγχου του χρονοδιαγράμματος, των πόρων, της ποιότητας, στην πρόοδο της πορείας του και στην ανάλυση κινδύνων, το οποίο επιτυγχάνεται μέσω της χρήσης των διαφορετικών τεχνικών διαχείρισης έργου. Από την άλλη η τεχνητή νοημοσύνη λόγω της εξέλιξης της τα τελευταία χρόνια και των μέσων που παρέχει μπορεί να συμβάλει σημαντικά στους τομείς της διαχείρισης έργου που αναφέρθηκαν προηγουμένως και στην πρόβλεψη περάτωσης του έργου, με σκοπό να αποφέρει αύξηση κέρδους αλλά επίσης να γίνει ανταγωνιστική η εταιρεία.

Για να αποδειχθούν εμπράκτως αυτά που παραθέτονται στην βιβλιογραφική ανασκόπηση, επεξεργαστήκαμε μια βάση δεδομένων για να μπορέσουμε να την εκχωρήσουμε στο πρόγραμμα MatLab αποσκοπώντας να χρησιμοποιήσουμε τα μοντέλα της τεχνητής νοημοσύνης. Μεταξύ των σχέσεων που θα δημιουργηθούν σε σχέση με τις μεταβλητές εισόδου-εξόδου που θα ορίσουμε, θα αντιληφθούμε ποια απ' όλες τις μεθόδους μας ικανοποιεί με μεγάλο ποσοστό επιτυχίας.

Παρά την επεξεργασία των δεδομένων, κανένα μοντέλο της τεχνητής νοημοσύνης που χρησιμοποιήθηκε δεν απέδωσε όπως περιμέναμε. Αυτό οφείλεται στην ανάγκη για εκτενέστερη επεξεργασία των δεδομένων, ώστε να εντοπιστεί καλύτερη συσχέτιση μεταξύ των δεδομένων εισόδου-εξόδου.

Title-Abstract

In the present work we aim to highlight the usefulness of artificial intelligence in project management, developing a philosophy for the use of Artificial Intelligence (AI) techniques as aids in civil engineering project management. Project management lies in the areas of control of schedule, resources, quality, progress and risk analysis, which is achieved through the use of different project management techniques. On the other hand, artificial intelligence due to its development in recent years and the means it provides can make a significant contribution to the areas of project management mentioned earlier and in predicting project completion, in order to generate profit but also to make the company competitive.

In order to prove in practice what is presented in the literature review, we have processed a database so that we can assign it to the MatLab program with the intention of using the models of artificial intelligence. Among the relationships that will be created in relation to the input-output variables that we will define, we will realize which of all our methods satisfies us with a high success rate.

Despite the processing of the data, no model of artificial intelligence used performed as we expected. This is due to the need for more extensive data processing to find a better correlation between input-output data.

Περιεχόμενα

1	Εισαγωγή	7
2	Διαχείριση Έργου	9
2.1	Μοντέλο Παραχθείσας Αξίας (Earned Value Management)	11
2.2	Αλλαγές που έχει γνωρίσει η Διαχείριση έργου	13
2.3	Το μέλλον της Διαχείρισης Έργου	13
3	Τεχνητή Νοημοσύνη.....	15
3.1	Πλεονεκτήματα Τεχνητής νοημοσύνης	17
3.2	Εξέλιξη της Τεχνητής Νοημοσύνης.....	18
3.3	Μηχανική Εκμάθηση	18
3.4	Βαθιά Εκμάθηση	20
4	Τεχνητή Νοημοσύνη στην Διαχείριση Έργου.....	21
4.1	Αντίκτυπος της Τεχνητής Νοημοσύνης στη Διαχείριση Έργου	23
4.2	Κίνδυνοι και Περιορισμοί	24
4.3	Εργαλεία και τεχνικές της Τεχνητής Νοημοσύνης στην Διαχείριση Έργου	24
4.3.1	Κατηγορίες τομέων που βοηθούν οι τεχνικές της τεχνητής νοημοσύνης	25
4.3.2	Εφαρμοσμένες Τεχνικές- Μέθοδοι από ερευνητές.....	28
5	Δεδομένα	34
5.1	Ανάλυση παρεχόμενων δεδομένων	35
5.2	Διαστάσεις δεδομένων	40
5.3	Περιγραφή δεδομένων	41
5.4	Επιλογή δεδομένων εισόδου-εξόδου.....	45
5.5	Εφαρμογή δεδομένων στο MatLab	48
6	Ανακεφαλαίωση - Συμπεράσματα.....	56
7	Βιβλιογραφία	58
	Παράρτημα Α.....	62

1 Εισαγωγή

Η εν λόγω εργασία ξεκινά δίνοντας γενικές πληροφορίες πάνω στην διαχείριση έργου και την τεχνητή νοημοσύνη, για να γίνει σαφής η χρησιμότητα τους. Μετά παρουσιάζεται ένα συνδυαστικό κεφάλαιο, στο οποίο ξεκαθαρίζεται η σημαντικότητα του συνδυασμού των δύο εννοιών και το πόσο χρήσιμη είναι συνύπαρξη τους για να επιτευχθεί το καλύτερο αποτέλεσμα σε ένα έργο. Τέλος για να είναι εμπειριστατωμένη η εργασία δημιουργήσαμε ένα παράδειγμα χρησιμοποιώντας τα μοντέλα της τεχνητής νοημοσύνης.

Για να γίνει πιο κατανοητό με το τι θα ασχοληθούμε σε αυτή την εργασία, θα ακολουθήσει μια σύντομη περιγραφή του περιεχομένου κάθε κεφαλαίου.

Κεφάλαιο ‘Διαχείριση Έργου’, όπου σε αυτό το κεφάλαιο ασχολούμαστε με την διαχείριση έργου, εξηγούμε με ακρίβεια το τι ακριβώς είναι, τις βασικές αρχές της, ορίζουμε τον κύκλο ζωής του έργου αλλά και τα μοντέλα-εργαλεία που χρησιμοποιεί για να κάνει έμπρακτα αυτά που υπόσχεται. Σημαντικό κομμάτι αυτού του κεφαλαίου είναι η ανάλυση των αλλαγών στην διαχείριση έργου με την πάροδο του χρόνου με σκοπό να καταλήξουμε στο πως θα εξελιχθεί μελλοντικά.

Εν συνεχεία έχουμε το κεφάλαιο ‘Τεχνητή Νοημοσύνη’, όπου αρχικά δίνεται μια γενική εικόνα της τεχνητής νοημοσύνης και αναφέρονται οι μέθοδοι της μηχανικής εκμάθησης, για να γίνει αντιληπτό περί τίνος πρόκειται. Επιπλέον περιγράφονται τα πλεονεκτήματα της χρήσης της τεχνητής νοημοσύνης, αλλά και η πρόοδος-εξέλιξη που θα έχει με την πάροδο του χρόνου.

Μετά ασχολούμαστε με το συνδυαστικό κεφάλαιο ‘Τεχνητή Νοημοσύνη στην Διαχείριση Έργου’, στο οποίο εξηγούμε ποια η χρήση της τεχνητής νοημοσύνης στην διαχείριση έργου μέχρι στιγμής, ποιες τεχνικές-εργαλεία χρησιμοποιεί για να επιτύχει τα αποτελέσματα που επιδιώκουμε στις κατηγορίες τομέων που απευθύνεται η χρήση της. Επίσης στο ίδιο κεφάλαιο περιγράφονται οι κίνδυνοι και ο αντίκτυπος της χρήσης της τεχνητής νοημοσύνης στην διαχείριση έργου, καθώς είναι ένα πολύπλοκο πεδίο το οποίο όμως με την σωστή διαχείριση μπορεί να επιφέρει τα επιθυμητά αποτελέσματα στην επιτυχία του έργου.

Τέλος για να γίνουν όλα αυτά που προαναφέρθηκαν κατανοητά στο κεφάλαιο ‘Δεδομένα’ επεξεργαστήκαμε μια βάση δεδομένων και εκχωρήσαμε τις μεταβλητές στο MatLab και μέσω των εντολών WordCloud και Histogram οπτικοποιήσαμε τα δεδομένα για να είναι πιο αντιληπτό να καταλάβουμε την φύση τους, όμως χρησιμοποιήσαμε και τα μοντέλα που μας δίνονται για να καταλήξουμε ποιο απ’ όλα έχει μεγαλύτερο ποσοστό επιτυχίας για τις μεταβλητές εξόδου (Budget και Schedule), σε σχέση με τις εισόδου (οι υπόλοιπες μεταβλητές που θα οριστούν).

2 Διαχείριση Έργου

Η διαχείριση έργου αναπτύχθηκε ως ξεχωριστό γνωστικό πεδίο από την εφαρμογή των αρχών διοίκησης και επιχειρησιακής έρευνας σε ποικίλους τομείς, όπως των κατασκευών, και έχει παρατηρηθεί σημαντική εξέλιξη. Το μέγεθος, η πολυπλοκότητα και η διαφοροποίηση των έργων είναι απαιτήσεις που έγκειται από τον προσδιορισμό για παράδειγμα των συνθηκών και των αναγκών των χρηστών. Η δυνατότητα εκτέλεσης παράλληλων εργασιών, αλλά και η πειθαρχία του σχεδιασμού, της οργάνωσης και της διαχείρισης πόρων- χρόνου για την επιτυχή ολοκλήρωση συγκεκριμένων στόχων στο ίδιο έργο, ή η υλοποίηση παράλληλων έργων είναι κομμάτια που η διαχείριση έργου καλείται να δώσει βέλτιστες λύσεις. Είναι σημαντικό να σημειωθεί ότι οι περισσότερες διεργασίες είναι επαναληπτικής φύσεως, το οποίο οφείλεται στην αναγκαιότητα μιας προοδευτικής ύπαρξης καθ' όλη την διάρκεια ζωής του έργου.

Οι βασικές αρχές της διαχείρισης έργου περιστρέφονται γύρω από τους εξής περιορισμούς:

- ο Κόστος και Χρόνος: Σχετίζεται με τον προϋπολογισμό αλλά και την προθεσμία του έργου, γι' αυτό κατασκευάζεται ένα χρονοδιάγραμμα έναρξης - λήξης κάθε δραστηριότητας συναρτήσει του κόστους, καθορίζοντας την συνέχιση του στοχεύοντας στην επίτευξη του έργου (Vanhoucke, 2013 και Wysocki, 2013) [7].
- ο Ανάλυση Κινδύνου: Ανάλυση των μεμπτών σημείων του προγράμματος προκειμένου να ληφθούν οι απαραίτητες πληροφορίες σχετικά με την ευαισθησία του προγράμματος και τον αντίκτυπο αλλαγών που εμφανίζονται κατά την διάρκεια του έργου (Vanhoucke, 2013) [7].
- ο Έλεγχος: Ελέγχει την πρόοδο του έργου χρησιμοποιώντας πληροφορίες που ανακτήθηκαν κατά την διάρκεια του χρονικού προγραμματισμού και της ανάλυσης κινδύνων και γίνονται οι απαιτούμενες διορθωτικές κινήσεις σε περίπτωση προβλήματος για την σωστή συνέχιση του έργου (Vanhoucke, 2013) [7].

- ο Ποιότητα (Wysocki, 2013) [7]:
 - Προϊόντος: Εστιάζει στην ποιότητα του παραδοτέου έργου και απαιτείται συχνός έλεγχος.
 - Διαδικασίας: Εστιάζει στην επιτυχία εκτέλεσης του στο παρελθόν και στην βελτίωση προβλημάτων.

Μοντέλα χρονοπρογραμματισμού δραστηριοτήτων.

- ο Μέθοδος PERT (Program Evaluation and Review Technique): Τεχνική αξιολόγησης και αναθεώρησης προγράμματος (Fazar, 1959) [16].
- ο Μέθοδος CPM (Critical Path Method): Είναι μια σύνθετη διαδικασία χρονοπρογραμματισμού .

Εργαλεία λογισμικού διαχείρισης έργου.

- ο Διάγραμμα GANTT: Παρουσιάζει τις δραστηριότητες του έργου, την διαδοχή και την χρονική αλληλουχία τους (BullSurvey, 1998) [17].
- ο Microsoft Project: Ανάπτυξη σχεδίων έργων, εισχώρηση πόρων, παρακολούθηση έργου (BullSurvey, 1998) [17].

Κύκλος ζωής του έργου:

Κάθε έργο από την έναρξη έως και τον τελικό τερματισμό του αποτελείται από μία σειρά φάσεων οι οποίες είναι αλληλεξαρτώμενες καθώς στο τέλος κάθε φάσης αναθεωρείται όλο το έργο και κοιτάμε αν θα συνεχιστεί, αν θα σταματήσει ή αν θα επαναληφθεί η προηγούμενη φάση (Archibald, 1976) [11].

- ο Έναρξη έργου: Αναγνωρίζονται τα οφέλη του έργου και καθιερώνεται (Kerzner, 2013) [34].
- ο Σχεδιασμός του έργου: Ορίζονται και προγραμματίζονται οι βασικοί παράμετροι και αξιολογούνται οι κίνδυνοι (Kerzner, 2013) [34].
- ο Εκτέλεση έργου: Η ομάδα ξεκινά την εργασία του έργου (Kerzner, 2013) [34].
- ο Παρακολούθηση και Έλεγχος έργου: Παρακολουθείται και αξιολογείται η πρόοδος του από την αρχή και γίνονται προσαρμογές κατά την διάρκεια του όπου ενημερώνεται το πρόγραμμα (Marle και Vidal, 2016) [35].

Η ενημέρωση του προγράμματος γίνεται με δύο τρόπους:

- Αντιδραστικός Προγραμματισμός: Ενεργούμε κατά την εκτέλεση του προγράμματος
- Προληπτικός Προγραμματισμός: Λαμβάνουμε υπόψη την αβεβαιότητα εξ αρχής στο χρονοδιάγραμμα.
- Κλείσιμο έργου: Οριστικοποιούνται όλες οι δραστηριότητες (Marle και Vidal, 2016) [35].

2.1 Μοντέλο Παραθείσας Αξίας (Earned Value Management)

Χρησιμοποιείται για την μέτρηση της προόδου του έργου και την ενσωμάτωση τριών στοιχείων της διαχείρισης έργου το πεδίο εφαρμογής, την διαχείριση χρόνου και κόστους (Vanhoucke, 2013) [6] .

Επίσης αφού το έργο ολοκληρωθεί λαμβάνει υπόψη πόσος χρόνος και κόστος χρειάστηκε για το έργο, έτσι ώστε να αξιολογηθεί και να ελεγχθούν οι κίνδυνοι.

Μειονεκτήματα μοντέλου EVM

- Δεν λαμβάνει άμεσα τις ατομικές αλλαγές τιμής.
- Μεγάλο χρονικό διάστημα μεταξύ ελέγχου και διορθωτικών κινήσεων.
- Δεν λαμβάνεται υπόψη το χρηματοοικονομικό άνοιγμα.

Μοντέλο Κερδισμένου Προγράμματος (Earned Schedule):

Χρησιμοποιείται για τους διαχειριστές έργων για την ανάλυση και τον έλεγχο απόδοσης του προγράμματος. Η ES είναι η γέφυρα μεταξύ EVM και του προγράμματος (Lipke, 2003) [14].

Παράμετροι:

- Προγραμματισμένη Διάρκεια: Είναι η συνολική διάρκεια του έργου.
- Πραγματικός Χρόνος: Καθορίζει τον αριθμό περιόδων ενώ εξελίσσεται το έργο.
- Προγραμματισμένη Τιμή: Είναι το προϋπολογισμένο κόστος της εργασίας.

- Πραγματικό Κόστος: Είναι το συνολικό πραγματικό κόστος που δαπανήθηκε σε δεδομένο σημείο στο χρόνο.
- Κερδισμένη Αξία: Το ποσό που έχει προϋπολογιστεί για την εκτέλεση της εργασίας που επιτεύχθηκε σε δεδομένο σημείο στο χρόνο.
- Κερδισμένο Πρόγραμμα: Είναι εκτεταμένη εκδοχή των ΚΑ και ΠΤ.

Πρόβλεψη:

Η πρόβλεψη είναι από τα σημαντικότερα καθήκοντα του διαχειριστή έργου. Το EVM σχεδιάστηκε για να παρακολουθεί την απόδοση και να προειδοποιεί εγκαίρως με σκοπό την άμεση αντιμετώπιση τους. Οι μετρήσεις της EVM έχουν σχεδιαστεί για να προβλέπουν την απόδοση του χρόνου και του κόστους με βάση την πραγματική απόδοση τους και τις παραδοχές σχετικά με την μελλοντική απόδοση (Henderson, 2004 και Lipke, 2003) [13], [14].

- Πρόβλεψη Χρόνου: Η μέτρηση PDWR εκτιμάται και εξαρτάται άμεσα από τα ειδικά χαρακτηριστικά και την τρέχουσα κατάσταση του έργου (Anbari, 2003) [12].

Διακρίνονται τρεις καταστάσεις του έργου με την κάθε μια να έχει την μέθοδο της για την πρόβλεψη της τελικής τιμής της κατά την διάρκεια του έργου.

- Το έργο PDWR ολοκληρώνεται βάσει του βασικού προγράμματος με την μέθοδο προγραμματισμένη τιμή.
 - Η μελλοντική εργασία ακολουθεί την SPI με την μέθοδο της κερδισμένης διάρκειας.
 - Το υπόλοιπο του έργου ολοκληρώνεται με SCI ή $SCI_{(t)}$ με την μέθοδο Κερδισμένου χρονοδιαγράμματος .
- Πρόβλεψη Κόστους: Η πρόβλεψη του τελικού κόστους κατά τη διάρκεια της προόδου του έργου μπορεί κάλλιστα να γίνει μέσω των μεθόδων που χρησιμοποιήθηκαν και για την πρόβλεψη χρόνου.
Η επιλογή μεθόδου εξαρτάται από το έργο, την εμπειρία-ικανότητα του διαχειριστή και άλλους παράγοντες (Christensen, 1993) [15].

2.2 Αλλαγές που έχει γνωρίσει η Διαχείριση έργου

- Διαχείριση Κινδύνων: Ανάπτυξη πιο εξειδικευμένων μεθοδολογιών για καλύτερη αξιολόγηση κινδύνων.
- Χρονοπρογραμματισμός: Νέες προσεγγίσεις, όπως η διαχείριση έργου βάση κρίσιμης αλυσίδας.
- Δομή: Δύο αλλαγές, η πρώτη είναι η οργάνωση μεγάλων έργων και η δεύτερη είναι η αύξηση της χρήσης γραφείων διαχείρισης έργου.
- Συντονισμός της ομάδας έργου: Δύο σημαντικές πρόοδοι είναι το μοντέλο της εστιγμένης ισορροπίας και η έμφαση στη συνεργασία μεταξύ διαφορετικών λειτουργιών.
- Έλεγχος: Επεκτείνεται η χρήση της ανάλυσης πιστοποιημένης αξίας.
- Αντίκτυπος νέων τεχνολογιών: Αύξηση της χρήσης κατανεμημένων και εικονικών ομάδων έργων.
- Διαχείριση έργου βασισμένη σε διεργασίες: Το PMBOK συνδυάζει εννέα τομείς γνώσεων στην διαχείριση έργου.

2.3 Το μέλλον της Διαχείρισης Έργου

Έως τώρα η διαχείριση έργων έχει βοηθήσει σε μεγάλο βαθμό στην εκσυγχρόνιση της διαδικασίας επίλυσης του κάθε έργου που επιλύεται με την χρήση της. Με την πάροδο των χρόνων έχει διαπιστωθεί πως η συνεχής εξέλιξη τέτοιων μεθόδων μόνο θετικό πρόσημο έχει και γι' αυτό γίνονται συνεχόμενες προσπάθειες αναβάθμισης τους. Μέσω κοινής προσπάθειας διάφορων οργανισμών και ερευνών που διεξήχθησαν κατέληξαν στα εξής συμπεράσματα, αρχικά το εργατικό δυναμικό είναι εξίσου σημαντικό με την εξέλιξη των μηχανημάτων αλλά από άλλη σκοπιά, δηλαδή οι επιχειρήσεις θα ξεκινήσουν την επαναδιαμόρφωση θέσεων του προσωπικού βάση των γνωστικών δεξιοτήτων τους (επικοινωνία, ενσυναίσθηση, στρατηγική λήψη αποφάσεων) και οι απαραίτητες εργασίες θα διεξάγονται από τα μηχανήματα.

Διαπιστώθηκε επίσης πως η τεχνητή νοημοσύνη θα βοηθήσει στην αυτοματοποίηση των εργασιών μέσω της χρήσης βοηθών έργου Chat-bot και της μηχανικής εκμάθησης

βασισμένη στην διαχείριση έργων, αλλά και θα αλλάξουν τον τρόπο διαχείρισης και παράδοσης των έργων. Θεωρείται πως τα συστήματα της τεχνητής νοημοσύνης θα συνεισφέρουν τους διαχειριστές έργου όμως δεν θα τους αντικαταστήσουν πλήρως καθώς, όπως αναφέρθηκε προηγουμένως είναι απαραίτητοι από την δική τους σκοπιά.

Εν κατακλείδι για το μέλλον της διαχείρισης έργου χρειάζεται πολλή δουλειά ακόμη και καλή προετοιμασία των διαχειριστών έργων με σκοπό να υπάρξει άριστη συνεργασία ανθρώπινου δυναμικού - μηχανής.

3 Τεχνητή Νοημοσύνη

Έχουν διατυπωθεί διάφοροι ορισμοί της τεχνητής νοημοσύνης. Οι ορισμοί αυτοί ταξινομούνται σε τέσσερις κατηγορίες οι οποίες προσεγγίζουν την περιοχή από διαφορετική σκοπιά όσον αφορά το στόχο της τεχνητής νοημοσύνης (Βλαχάβας , Κεφαλάς, κ.α., 2011) [36].

- Συστήματα που σκέπτονται σαν τον άνθρωπο
- Συστήματα που σκέπτονται ορθολογικά
- Συστήματα που ενεργούν σαν τον άνθρωπο
- Συστήματα που ενεργούν ορθολογικά (Russell και Norvig 2005:32) [37]

Από τις παραπάνω τέσσερις κατηγορίες προκύπτει ένας γενικότερος ορισμός για την τεχνητή νοημοσύνη που θα μπορούσε να είναι ο εξής:

Η τεχνητή νοημοσύνη είναι πεδίο της επιστήμης των ηλεκτρονικών υπολογιστών, το οποίο ασχολείται με το να σχεδιαστούν μηχανές οι οποίες θα καταφέρουν να αντικαταστήσουν - μιμηθούν το ανθρώπινο δυναμικό στις γνωστικές του ικανότητες, καθώς μπορεί να χρησιμοποιηθεί σε κάθε κλάδο. Έχει ως στόχο τη δημιουργία μηχανών που μπορούν να σκέφτονται και να πάρουν αποφάσεις σύμφωνα με τις γνώσεις του στη βάση δεδομένων.

Τύποι συστημάτων Τεχνητής νοημοσύνης

- Τεχνητή στενή νοημοσύνη: Δημιουργήθηκε για να εκτελέσει μια εργασία και να μπορέσει να ειδικευτεί σε συγκεκριμένα καθήκοντα (Gurkaynak, Yilmaz και Haksever, 2016) [40].
- Τεχνητή γενική νοημοσύνη: Λειτουργεί όπως ο άνθρωπος καθώς μπορεί να εκπληρώσει καθήκοντα που είναι δύσκολα ακόμα και για τον ίδιο (Goertzel, 2007) [38].
- Τεχνητή σούπερ νοημοσύνη: Αντικαθιστά πλήρως τον άνθρωπο (Butt, 2018) [39].

Εργαλεία Τεχνητής Νοημοσύνης

- Λογικός προγραμματισμός: Είναι μία γλώσσα προγραμματισμού με μαθηματική λογική και με μορφή λάμδα λογισμού, η οποία εφαρμόζεται για να καθορίσει ένα ή περισσότερα δέντρα, το οποίο μηδενίζει στο χώρο που βρίσκεται η λύση. Κάθε αποτέλεσμα δοκιμάζεται και ελέγχεται για να διαπιστωθεί εάν είναι η κατάλληλη και μόλις επιτευχθεί η καλύτερη δυνατή λύση η διαδικασία σταματάει.
- Αυτοματοποιημένη συλλογιστική: Η αυτοματοποιημένη συλλογιστική αναπτύχθηκε με σκοπό να βοηθάει τα προγράμματα των ηλεκτρονικών υπολογιστών να σκέφτονται λογικά, όπως οι άνθρωποι.
- Αλγόριθμοι αναζήτησης: Πρόκειται για την επίτευξη μίας αποτελεσματικής και έξυπνης αναζήτησης μέσα από μία πληθώρα δεδομένων. Η λογική και η αυτοματοποιημένη συλλογιστική περιλαμβάνονται και αυτές για μία βέλτιστη δυνατότητα αναζήτησης.

Μέθοδοι Τεχνητής Νοημοσύνης:

- Εξόρυξη Δεδομένων (Data Mining): Η εξόρυξη δεδομένων είναι ένας νέος διεπιστημονικός κλάδος στους τομείς της μαθηματικής στατιστικής, της ΤΝ και της μηχανικής γνώσης, που αναφέρεται σε μία πλήρη διαδικασία. Αυτή η διαδικασία προσδιορίζει καινούργια, αποτελεσματικά και εφαρμόσιμα πρότυπα, μοντέλα και έγκυρες, κατανοητές και ενεργές γνώσεις από μεγάλες βάσεις δεδομένων, μέσω αυτόματων, ή ημιαυτόματων συσκευών. Εν τέλει, χρησιμοποιεί αυτές τις πληροφορίες για τη λήψη κρίσιμων αποφάσεων, ή τον εμπλουτισμό των γνώσεων. Υφίστανται έξι εργασίες που καλύπτονται από την εξόρυξη δεδομένων, η ανίχνευση ανωμαλιών, η συσχέτιση, η ομαδοποίηση, η ταξινόμηση, η παλινδρόμηση και η περίληψη. Η ανακάλυψη γνώσης περιλαμβάνει μία σειρά βημάτων, όπως η εξαγωγή του μοντέλου με αλγόριθμο εξόρυξης στην καθορισμένη βάση δεδομένων, προεπεξεργασία και κατάληξη στην εκροή της εξόρυξης δεδομένων, τα οποία μπορούν να συνοψιστούν σε τρεις διαδικασίες:

- Προετοιμασία δεδομένων
 - Εξόρυξη δεδομένων
 - Έκφραση και ερμηνεία αποτελεσμάτων
- ο Μοντέλο Καταρράκτη: Χρησιμεύει για περίπλοκα και αποτελεσματικά μοντέλα κύκλου ζωής και το έργο προχωρά μέσω μία ακολουθίας καθορισμένων βημάτων-φάσεων (Royce, 1970) [41], με τα εξής βήματα:
- Ανάλυση απαιτήσεων
 - Σχεδιασμό
 - Υλοποίηση
 - Επαλήθευση
 - Συντήρηση
- ο Σπειροειδές μοντέλο: Παρέχει ορθότερη καθοδήγηση σχετικά με το να ταιριάζουν οι συνδυασμοί των μοντέλων με την εκάστοτε κατάσταση (Boehm ,1995) [4] και κινείται βάσει των εξής βημάτων:
- Προσδιορισμός στόχων
 - Ανάλυση κινδύνου
 - Ανάπτυξη-Δοκιμές
 - Σχεδιασμός επανάληψης δοκιμής.

3.1 Πλεονεκτήματα Τεχνητής νοημοσύνης

Τα συστήματα της τεχνητής νοημοσύνης μπορούν να αναλάβουν τις εύκολες και χρονοβόρες διαδικασίες με μεγάλη ευκολία που αντλούν πολύτιμο χρόνο από το ανθρώπινο δυναμικό, όπως η διαχείριση ενημερώσεων ή αντιμετώπιση check-in. Με αυτόν τον τρόπο οι διαχειριστές έργων μπορούν να ασχοληθούν με τις περίπλοκες διαδικασίες, μπορούν επίσης να επικεντρωθούν στους υπαλλήλους τους ενδυναμώνοντας τους ψυχολογικά αλλά και βοηθώντας τους στην περάτωση εργασιών. Με αυτή την τακτική το έργο θα τελειοποιηθεί

γρηγορότερα εφόσον θα έχουν λυθεί τυχόν προβλήματα καθ' όλη την διάρκεια μέσω της επικοινωνίας εργαζομένων με τους διαχειριστές έργων.

3.2 Εξέλιξη της Τεχνητής Νοημοσύνης

Η τεχνητή νοημοσύνη αρχικά ξεκίνησε ως υποεπνότητα της επιστήμης των υπολογιστών που στόχευε στην δημιουργία ευφυϊών μηχανών. Σήμερα η τεχνητή νοημοσύνη έχει προχωρήσει πολύ και αποτελεί μέρος της ζωής μας. Στην πραγματικότητα βρίσκεται παντού επηρεάζοντας τις περισσότερες αποφάσεις μας. Έχει εξελιχθεί ώστε να καλύπτει όχι μόνο συστήματα που βασίζονται σε κανόνες και έμπειρα συστήματα αλλά και συστήματα που βασίζονται στην εξελικτική διαδικασία ή σε πράκτορες. Περιοχές έρευνας περιλαμβάνουν την ανάπτυξη της γνώσης για συλλογιστικά μοντέλα όπως οντολογίες και εφαρμογές εξόρυξης δεδομένων για την αυτόματη απόκτηση γνώσης. Με την πάροδο του χρόνου το κομμάτι της τεχνικής νοημοσύνης έχει εξελιχθεί σε τεράστιο βαθμό με αποτέλεσμα τώρα να συμβάλει σημαντικά στην υποστήριξη, ακρίβεια, πρόβλεψη στην περάτωσή του εκάστοτε έργου αλλά και αποφέρει αύξηση κέρδους και γίνεται ανταγωνιστική η εταιρία. Πολλοί είναι αυτοί που ισχυρίζονται ότι σιγά-σιγά η πολλή χρήση της τεχνητής νοημοσύνης θα αντικατασταθεί πλήρως το ανθρώπινο δυναμικό από τις μηχανές.

3.3 Μηχανική Εκμάθηση

Η μηχανική εκμάθηση είναι μια βασική συνιστώσα της τεχνητής νοημοσύνης που επιτρέπει στο σύστημα να βελτιώνεται αυτόματα βάσει ιστορικού και επικεντρώνεται στην δημιουργία προγραμμάτων που βασίζονται στα διαθέσιμα δεδομένα. Αυτή η μέθοδος χρησιμοποιεί τις παρατηρήσεις του παρελθόντος για να παρθούν οι κατάλληλες αποφάσεις στο εν λόγω έργο. Η μηχανική εκμάθηση περιλαμβάνει όλες τις μεθόδους της τεχνητής νοημοσύνης και κατέχει την πρώτη θέση στη χρήση. Χρησιμοποιεί τεράστιο όγκο δεδομένων, ενώ παρέχει ταχύτητα και πιο ακριβή αποτελέσματα με σκοπό τον εντοπισμό κερδοφόρων ευκαιριών ή κινδύνων, μπορεί όμως να απαιτήσει παραπάνω χρόνο -πόρους για να εκπαιδευτεί σωστά.

Μέθοδοι μηχανικής εκμάθησης

- Εποπτευόμενη μηχανική εκμάθηση: Εφαρμόζει τις γνώσεις που σχημάτισε στο παρελθόν σε νέα δεδομένα με σκοπό την πρόβλεψη γεγονότων. Ο αλγόριθμος της δημιουργεί μια συνάρτηση/μοντέλο με σκοπό την πρόβλεψη της τιμής εξόδου.
- Μη εποπτευόμενη μηχανική εκμάθηση: Εφαρμόζεται όταν δεν υπάρχει ιστορικό πληροφοριών. Μελετά πως τα συστήματα μπορούν να ομαδοποιηθούν/αξιολογηθούν την δομή τους χωρίς όμως να υπάρχει προηγούμενη πληροφόρηση ή παραπλήσια δεδομένα.
- Ενισχυτική μάθηση: Κάθε ενέργεια/απόφαση αλληλοεπιδρά με το περιβάλλον και παράγεται ανάλογη αντίδραση. Επιτρέπει σε διαχειριστές και μηχανές να προσαρμόζουν αυτόματα την συμπεριφορά μαθαίνοντας διαδραστικά το συγκεκριμένο πλαίσιο.

Τεχνικές Μηχανικής εκμάθησης

- Παλινδρόμηση: Υπάγεται στην κατηγορία της εποπτευόμενης μηχανικής εκμάθησης και βοηθά στην πρόβλεψη μιας αριθμητικής τιμής σύμφωνα με το ιστορικό δεδομένων.
- Ομαδοποίηση: Υπάγεται στην κατηγορία της μη εποπτευόμενης μηχανικής εκμάθησης και έχει ως στόχο την ομαδοποίηση δεδομένων με παρόμοια χαρακτηριστικά.
- Μείωση Διαστάσεων: Αφαιρεί τις περιττές πληροφορίες από ένα σύνολο δεδομένων και η πιο δημοφιλής μέθοδος είναι η ανάλυση βασικών στοιχείων.
- Μέθοδος συνόλου: Χρησιμοποιεί συνδυασμούς προγνωστικών μοντέλων για να έχει υψηλότερης ποιότητας πρόβλεψη.

3.4 Βαθιά Εκμάθηση

Η βαθιά εκμάθηση είναι ένα υποσύνολο της μηχανικής εκμάθησης, η οποία μπορεί να μιμηθεί τη λειτουργία του ανθρώπινου εγκεφάλου στην επεξεργασία δεδομένων και τη δημιουργία μοτίβων για τη λήψη αποφάσεων. Επιπλέον χρησιμοποιείται για την αυτοματοποιημένη επίλυση προβλημάτων αναγνώρισης προτύπων, δηλαδή χωρίς την παρέμβαση του ανθρώπινου δυναμικού. Τα μοντέλα της μπορούν να επιτύχουν ακρίβεια τελευταίας τεχνολογίας, υπερβαίνοντας μερικές φορές την ανθρώπινη απόδοση. Πρέπει να σημειωθεί ότι η βαθιά εκμάθηση υιοθετεί πιο σύνθετες έννοιες και λειτουργεί με τεχνητά νευρωνικά δίκτυα – ΤΝΔ (Artificial Neural Networks – ANN), τα οποία προσομοιάζουν στο πώς σκέφτονται και μαθαίνουν οι άνθρωποι. Θα μπορούσε να εφαρμοσθεί είτε για επιβλεπόμενη, είτε για μη – επιβλεπόμενη μάθηση, αλλά η καταλληλότερη χρήση είναι για τη μη – επιβλεπόμενη, αφού το φιλτράρισμα που προσφέρουν τα νευρωνικά δίκτυα παρέχει πλουσιότερα συμπεράσματα και επομένως, πιο πλούσια μάθηση για τις μηχανές. Άρα καταλήγουμε πως οι μηχανές της βαθιάς εκμάθησης είναι προτιμότερες από της μηχανικής εκμάθησης καθώς είναι πιο εξελιγμένες.

4 Τεχνητή Νοημοσύνη στην Διαχείριση Έργου

Τρέχουσα χρήση τεχνικής νοημοσύνης στη διαχείριση έργου

Έχει παρατηρηθεί πως κάποια ζητήματα της διαχείρισης έργου θα μπορούσαν να επιλυθούν μέσω της τεχνητής νοημοσύνης, γι' αυτό και χρησιμοποιούνται ειδικευμένα συστήματα τεχνικής νοημοσύνης με σκοπό την αποτελεσματικότητα της καθημερινής εργασίας. Ένας τομέας διερεύνησης των αρμοδίων της διαχείρισης έργου είναι τα χαρακτηριστικά επιτυχίας του έργου και η προσδοκία επιτυχίας.

Προσδιορισμός παραγόντων επιτυχίας (Daniel Magaña Martínez, 2015) [42].

- Νευρωνικά δίκτυα
- Γενετικοί αλγόριθμοι
- Ασαφείς γνωστικοί χάρτες
- Μοντέλο Bayesian

Πρόβλεψη επιτυχίας του έργου (Daniel Magaña Martínez, 2015) [42].

- Νευρωνικά δίκτυα
- Συγκέντρωση K-Means
- Μοντέλο Bayesian
- Υποστήριξη διανυσματικής μηχανής
- Γρήγορος γενετικός αλγόριθμος
- Εξελικτικό μοντέλο ασαφών νευρικών συμπερασμάτων - EFNIM
- Προσαρμοστική ενίσχυση των νευρικών δικτύων
- Bootstrap συγκεντρώνοντας νευρωνικά δίκτυα

Προκλήσεις για την επιτυχή υλοποίηση της τεχνητής νοημοσύνης στη διαχείριση έργου

Σε ένα έργο το περιβάλλον διαχείρισης είναι περίπλοκο και ο διαχειριστής θα πρέπει να φέρει εις πέρας όλες τις προκλήσεις σε διάφορους τομείς που θα βρεθούν στον διάβα του (Marc Lahmann, 2018) [43]:

- Τεχνητή Διαχείριση Έργου: Περιλαμβάνει τις αναθέσεις που γίνονται ενώ τρέχει το έργο, πιο συγκεκριμένα είναι οι περιοχές που μπορούν να αναγνωριστούν εύκολα από την τεχνική νοημοσύνη.
- Στρατηγική και Διοίκηση Επιχειρήσεων: Χρειάζονται δεξιότητες για την επιλογή των καλύτερων αποφάσεων, έτσι η τεχνική νοημοσύνη βοηθά στον σχεδιασμό παραμέτρων και στον καθορισμό αποτελεσμάτων.
- Ηγεσία: Περιλαμβάνει ικανότητες όπως καθοδήγηση, παρακίνηση ατόμων.

Η επίδραση της τεχνητής νοημοσύνης στη διαχείριση έργου:

Βάσει μελετών έχει αποδεχθεί πως οι διαχειριστές έργου ξοδεύουν τον μισό τους χρόνο σε θέματα του διοικητικού τομέα, γι' αυτό και θα αναφέρουμε τους τρόπους βοήθειας της τεχνητής νοημοσύνης στον διαχειριστή έργου (Belharet, 2020) [1]:

- Η τεχνητή νοημοσύνη ελευθερώνει χρόνο για τους διαχειριστές έργων να επικεντρώνονται σε στόχους και σχεδιασμό στρατηγικού επιπέδου.
- Η τεχνητή νοημοσύνη μπορεί φαινομενικά να αποτελεί απειλή για την ασφάλεια της εργασίας, αλλά μπορεί να αυξήσει την αξία που οι διαχειριστές έργου μπορούν να φέρουν στο τραπέζι.
- Η τεχνητή νοημοσύνη βοηθά τις εταιρείες να επιτύχουν με επιτυχία μακροπρόθεσμους στόχους με την περαιτέρω ενίσχυση τη σημασία των ρόλων προσθέτοντας αξία σε αυτούς.

Γι' αυτό και δημιουργήθηκαν τα bots δηλαδή οι εικονικοί βοηθοί που βασίζονται σε AI για περαιτέρω βοήθεια διαχειριστές έργων με πτυχές όπως ο σχεδιασμός έργου, ο προϋπολογισμός καθώς και οι πόροι διαχείρισης.

Αυτή η βοήθεια επιτρέπει στους διαχειριστές έργων να:

- Επικεντρωθεί περισσότερο στις δυναμικές διαδικασίες πίσω από τη στρατηγική τους διαχείριση.
- Για να εστιάσουν περισσότερο χρόνο στους υπαλλήλους τους, κάτι που με τη σειρά του μπορεί να τους βοηθήσει στο να ενδυναμώσουν τους υπαλλήλους, με σκοπό την περαιτέρω αποτελεσματικότητα.
- Κάνει την ατμόσφαιρα εργασίας πιο χαλαρή, όπου οι εργαζόμενοι αισθάνονται ότι εκτιμώνται και πως έχουν τους κατάλληλους πόρους.

Για να γίνει πιο αποτελεσματική η επίλυση ενός προβλήματος, καλό θα ήταν να χρησιμοποιηθούν εφαρμογές που βασίζονται στην τεχνητή νοημοσύνη (π.χ. Fireflies και Stratejos). Έτσι θα υποστηριχτεί ο διαχειριστής έργου και θα μπορέσει να επικεντρωθεί σε άλλες εργασίες.

4.1 Αντίκτυπος της Τεχνητής Νοημοσύνης στη Διαχείριση Έργου

Η τεχνητή νοημοσύνη είναι ένα πολύπλοκο πεδίο όπου με την σωστή χρήση του αποφεύγονται τα λάθη και αυξάνεται η παραγωγικότητα, αλλά επίσης μπορούν να διαπιστωθούν και τα ελαττώματα σε όποιο στάδιο του έργου (Belharet, 2020) [1].

- Επιχειρηματικές Πληροφορίες: Η τεχνητή νοημοσύνη στη διαχείριση έργου προσφέρει περισσότερες πληροφορίες για τα πιθανά αποτελέσματα, με σκοπό την ανάδειξη της καλύτερης επιλογής απόφασης.
- Διαχείριση Κινδύνου: Η ανθρώπινη κρίση είναι σημαντικό στοιχείο για την επίλυση ενός έργου και η χρήση της τεχνητής νοημοσύνης δεν μπορεί να την αντικαταστήσει.
- Κατανομή πόρων: Η τεχνητή νοημοσύνη βελτιώνει την βελτιστοποίηση ανθρώπινου κεφαλαίου, υπολογίζοντας την κατανομή πόρων, εκπαίδευση ανθρώπινου δυναμικού και ανασκόπηση ικανότητας του διαχειριστή έργου.

4.2 Κίνδυνοι και Περιορισμοί

Κίνδυνοι (Russell, 2017) [45].

- Ασφάλεια: Η τεχνολογία της τεχνητής νοημοσύνης μπορεί να μην ακολουθεί τα πρότυπα ασφάλειας.
- Αυτονομία: Το ανθρώπινο δυναμικό ενδέχεται να νιώθει μειονεκτικά λόγω της κυριαρχίας της τεχνητής νοημοσύνης.
- Μυστικότητα: Η τεχνητή νοημοσύνη δεν αντιλαμβάνεται σωστά τα ακατάλληλα ή μηδενικά δεδομένα.
- Ποιότητα Δεδομένων: Τα ελλιπή δεδομένα παράγουν εκτιμήσεις που οδηγούν σε μη έγκυρα συμπεράσματα.
- Εργασία: Θα καταργηθούν οι χαμηλότερες θέσεις εργασίας.

Περιορισμοί (Scott Middleton, 2017) [46].

- Ακολουθία Δεδομένων: Συμβαίνει όταν συγκρούονται οι πηγές δεδομένων μεταξύ τους, επειδή τα ίδια υπάρχουν σε διαφορετικές μορφές και σε άλλους πίνακες.
- Δημιουργικότητα: Οι μηχανές δεν μπορούν να συναγωνιστούν τον άνθρωπο, καθώς δεν έχουν την ικανότητα της δημιουργικότητας.
- Μίσθωση και Διατήρηση: Θα χρειαστεί να αναβαθμιστεί το γνωστικό επίπεδο των υπαλλήλων για να καταφέρουν να ανταποκριθούν.

4.3 Εργαλεία και τεχνικές της Τεχνητής Νοημοσύνης στην Διαχείριση Έργου

Οι τεχνικές- μέθοδοι της τεχνητής νοημοσύνης είναι απαραίτητές στην διαχείριση ενός έργου, έτσι ώστε να βοηθήσουν άμεσα στην πρόβλεψη της συνολικής χρονικής διάρκειας του έργου, τους πόρους που θα απαιτηθούν, για την παρακολούθηση του έργου καθ' όλη τη διάρκεια του, αλλά βοηθά και για την ανάλυση κινδύνων που τυχόν μπορεί να υπάρξουν με σκοπό την γρήγορη ενέργεια και αντιμετώπιση για να συνεχιστεί σωστά το έργο μέχρι τέλους.

Αρχικά θα αναφερθούμε στους τομείς που βοηθούν οι τεχνικές της τεχνητής νοημοσύνης και μετέπειτα στα εργαλεία που χρησιμοποιούνται αντίστοιχα.

4.3.1 Κατηγορίες τομέων που βοηθούν οι τεχνικές της τεχνητής νοημοσύνης

- Σχετικά με την πρόβλεψη της χρονικής διάρκειας του έργου:

Ο χρόνος που απαιτείται για την εκτέλεση μίας δραστηριότητας/ εργασίας είναι γνωστός ως η χρονική διάρκεια της δραστηριότητας και θεωρείται θεμελιώδης παράμετρος για την ολοκλήρωση του εκάστοτε έργου. Η χρονική διάρκεια μίας δραστηριότητας εκτιμάται υπό κανονικές συνθήκες εργασίας, όπου η κανονική διάρκεια εξαρτάται άμεσα από το ελάχιστο κόστος κάθε εργασίας, όπου και το κόστος εξαρτάται από τα μέσα που παρέχονται. Με λίγα λόγια όσο περισσότερα μέσα παρέχονται τόσο αυξάνεται το κόστος αλλά μειώνεται η απαιτούμενη διάρκεια και το αντίθετο, δηλαδή όσο μειώνονται τα μέσα παραγωγής τόσο αυξάνεται η χρονική διάρκεια του έργου και μειώνεται το έμμεσο κόστος, όμως τα περί κόστους θα αναλυθούν στην συνέχεια.

Κάπου εδώ έρχεται η τεχνική νοημοσύνη μέσω των τεχνικών της και μας βοηθά να βρούμε την ιδανικότερη και αποτελεσματική πρόβλεψη χρονοδιαγράμματος- χρονολογικής σειράς των δραστηριοτήτων βάση βέβαια όλων των συνιστωσών, ώστε και να είναι ρεαλιστικό αλλά και κερδοφόρο για την επίτευξη του έργου. Τα μοντέλα καθολικής προσέγγισης (global approximation) μας βοηθούν στην αναφερόμενη πρόβλεψη, όπου διαχωρίζεται το σύνολο εισόδων μέσω αλγορίθμου μη επιβλεπόμενης ομαδοποίησης και αυτό επιτυγχάνεται χρησιμοποιώντας εργαλεία σαν την γραμμική παλινδρόμηση, την προσέγγιση με πολυώνυμα και τα τεχνητά νευρωνικά δίκτυα, τα οποία όμως έχουν ένα αρνητικό την στασιμότητα. Οι Farmer και Sidorowich πρότειναν τη χρήση τοπικών μοντέλων (local approximators) για την πρόβλεψη των χρονολογικών σειρών και μέσω της μεθόδου των τεχνητών νευρωνικών δικτύων εμπρόσθιας τροφοδότησης FNN (Feed-Forward Neural Networks) .

- Σχετικά με την πρόβλεψη του συνολικού κόστους του έργου:

Η εκτίμηση του κόστους είναι θεμελιώδες ζήτημα για όλους τους μηχανικούς και επηρεάζει σε μεγάλο βαθμό τον σχεδιασμό, την υποβολή προσφορών και τη διαχείριση κόστους /προϋπολογισμού. Τέτοιες εκτιμήσεις επιτρέπουν στους ιδιοκτήτες και στους σχεδιαστές να αξιολογήσουν τη σκοπιμότητα του έργου και το κόστος, αποτελεσματικά σε λεπτομερείς εργασίες σχεδιασμού του έργου. Λόγω της περιορισμένης διαθεσιμότητας πληροφοριών κατά τα αρχικά στάδια του έργου, οι διαχειριστές κατασκευών αξιοποιούν συνήθως τις γνώσεις τους, εμπειρία και τυπικές εκτιμήσεις για την πρόβλεψη του κόστους του έργου. Έτσι η διαίσθηση παίζει σημαντικό ρόλο στη λήψη αποφάσεων. Οι ερευνητές έχουν εργαστεί για να αναπτύξουν μεθόδους πρόβλεψης κόστους, οι οποίες μεγιστοποιούν την αξία των περιορισμένων πληροφοριών, προκειμένου να βελτιωθεί η ακρίβεια και η αξιοπιστία των εργασιών εκτίμησης κόστους.

Το κόστος κάθε κατασκευής και διαχείρισης ενός έργου, ποικίλει και διαφέρει από έργο σε έργο ανάλογα με την πολυπλοκότητά του, το μέγεθός του, την περιοχή υλοποίησής του, το είδος του, την αποτελεσματικότητα διαχείρισής του, τις αξίες των Α' υλών, το μέσο ημερομίσθιο εργατοτεχνικού προσωπικού, το κόστος χρηματοδότησης, κ.α. Όπως αναφέρθηκε προηγουμένως το κόστος εξαρτάται άμεσα από τον χρόνο που απαιτήθηκε για να επιτευχθεί το έργο ή μια δραστηριότητα του.

Το κόστος στην διαχείριση έργου αποτελείται από γενικές και ειδικές δαπάνες που σχετίζονται άμεσα με τους απαιτούμενους πόρους του εκάστοτε έργου.

Το συνολικό κόστος του έργου απαρτίζεται από τις εξής κατηγορίες:

- Δαπάνη σχετικά με τα υλικά: Περιλαμβάνει το κόστος αγοράς, μεταφοράς και αποθήκευσης τους.
- Δαπάνη σχετικά με τα απαιτούμενα μηχανήματα: Είναι το κόστος για την διάρκεια της χρήσης του.
- Δαπάνη σχετικά με την αμοιβή του προσωπικού: Αποτελείται από την αμοιβή του προσωπικού διοίκησης και των εργατών.
- Δαπάνη γενικών αναγκών: Καλύπτει τα έξοδα γραφείου, ενοίκια κλπ.

Ωστόσο το απαιτούμενο κόστος χωρίζεται και σε έμμεσο και άμεσο.

- Έμμεσο κόστος: Αναφέρεται στο σύνολο του έργου που είναι ανάλογο της τελικής του διάρκειας, του είδους και του μεγέθους του έργου.
- Άμεσο κόστος: Αποτελείται από τα κόστη των επιμέρους εργασιών που συνθέτουν το έργο, τα οποία εξαρτώνται από τις εργασίες και την διάρκεια τους.

Το κόστος παίζει έναν από τους πιο σημαντικούς ρόλους για την συνέχιση του έργου καθώς αν γίνει λάθος προγραμματισμός και καταναλωθεί πριν την ολοκλήρωση του, θα πρέπει να σταματήσει το έργο σε εκείνο το σημείο γι' αυτό και είναι απαραίτητο να χρησιμοποιηθούν οι τεχνικές-εργαλεία της τεχνητής νοημοσύνης, έτσι ώστε να μας βοηθήσουν στην πρόβλεψη του συνολικού κόστους και στην σωστή διαχείριση-κατανομή καθ' όλη την διάρκεια του έργου με σκοπό την ομαλή λήξη του χωρίς ανεπιθύμητες εκπλήξεις.

- Σχετικά με την παρακολούθηση του έργου:

Σε κάθε έργο είναι αναγκαίο ο διαχειριστής έργου να μπορεί να παρακολουθεί την πορεία του ανά πάσα ώρα από την χρονική στιγμή που ξεκίνησε μέχρι το τέλος του. Είναι από τα πιο σημαντικά στοιχεία που θα πρέπει να έχει στο νου του ο διαχειριστής, καθώς μπορεί προλάβει την δημιουργία λαθών στον χρονικό προγραμματισμό του έργου, εφόσον παρατηρηθεί έγκαιρα τυχόν καθυστέρηση σε κάποια δραστηριότητα που μετέπειτα θα επηρέαζε την αρχή της επόμενης και επομένως την συνολική διάρκεια. Η καθυστέρηση των δραστηριοτήτων απαιτεί αναπροσαρμογή του δυναμικού ή πρόσληψη περισσότερων εργατών για να περατωθεί στην ώρα του. Βέβαια και τα δύο ενδεχόμενα επιφέρουν αύξηση του συνολικού κόστους, το οποίο ενδέχεται να προξενήσει ακόμα και τον πρόωρο τερματισμό του.

Για να μην γίνει τίποτα απ' όλα αυτά τα ενδεχόμενα, οι διαχειριστές επιβάλλεται επιβλέπουν την εξέλιξη του έργου μέσω ειδικών προγραμμάτων με σκοπό την αποπεράτωση του έργου εντός του προγραμματισμού που έγινε εξ αρχής.

- Σχετικά με την διαχείριση κινδύνων του έργου:

Ένας άλλος τύπος δεδομένων που απαιτείται για τον προγραμματισμό του έργου στο γράφημα ροής είναι η πρόβλεψη αποτυχιών και η επανεπεξεργασία δεδομένων. Η πρόβλεψη αποτυχιών αποτελεί μέρος του επιχειρηματικού κινδύνου διαχείρισης. Αυτή η διαδικασία έχει ως σκοπό να αυξήσει την πιθανότητα θετικού πρόσημου βοηθώντας τον διαχειριστή για να πετύχει την επίτευξη του και να εξαλειφθεί το ενδεχόμενο παρουσίασης κάποιου κινδύνου στο κομμάτι κόστους, χρόνου και ποιότητας, χρησιμοποιώντας συστήματα πρόβλεψης, σχεδιασμού, παρακολούθησης, κλπ. Είναι απαραίτητο ο διαχειριστής του έργου να γνωρίζει πως η διαχείριση κινδύνων είναι αποδοτικότερη όταν γίνεται για πρώτη φορά στην αρχή του έργου και έτσι επιτυγχάνεται μία συνεχής ροή και παρακολούθηση καθ' όλη την διάρκεια του μέχρι και το πέρας (Kaczmarczyk T, 2005) [26].

Το σχέδιο διαχείρισης κινδύνων περιλαμβάνει:

- μεθοδολογία, ρόλους και ευθύνες
- προϋπολογισμός
- συγχρονισμός
- κατηγορίες κινδύνου
- ορισμοί πιθανότητας και αντίκτυπου κινδύνου
- πίνακας πιθανότητας και αντίκτυπου
- μορφές αναφοράς
- παρακολούθηση

4.3.2 Εφαρμοσμένες Τεχνικές- Μέθοδοι από ερευνητές

- Growing Neural Gas (GNG): Ο GNG είναι σαν ένα γράφημα απαρτιζόμενο από n κόμβους, κάθε ένας από αυτούς είναι ένα διάνυσμα που καθορίζει την θέση του στο χώρο και συνδέεται γραμμικά με τους γειτονικούς κόμβους. Όπου η αρχή γίνεται με την σύνδεση δύο κόμβων και μίας ακμής. Οι μη ενεργοί κόμβοι και ακμές παρουσιάζονται μέσω της διαδικασίας εντοπισμού του κόμβου νικητή και μετά

αναθεωρώντας την θέση του, το σύνολο των ακμών του αλλά και των γειτονικών κόμβων του. Μέσω αυτής της μεθοδολογίας πέρα του εντοπισμού των μη ενεργών κόμβων και ακμών, καθορίζονται και οι θέσεις των νέων κόμβων που θα τα αντικαταστήσουν. Ο αλγόριθμος περατώνεται όταν συμπληρωθεί ο απαιτούμενος αριθμός κόμβων. (Fritzke, B.,1995) [28]

- ο Μη-Επιβλεπόμενος k – windows (UKW): Ο UKW με λίγα λόγια χρησιμοποιεί παράθυρα για να εντοπίσει μια ομάδα-δραστηριότητα μέσα σε ένα σύνολο δεδομένων. Πιο συγκεκριμένα αυτός ο αλγόριθμος ενεργοποιεί στην αρχή ένα n-πλήθος παραθύρων και είτε μετακινεί, είτε μεγεθύνει κάθε παράθυρο για να περιορίσει μέσα σε αυτό τα πρότυπα που αντιστοιχούν σε μια ομάδα/δραστηριότητα. Οι αναφερόμενες διαδικασίες (μετακίνησης και μεγέθυνσης) εξαρτώνται από το πλήθος των σημείων περιστοιχίζονται γύρω από το παράθυρο και η εφαρμογή τους έρχεται εις πέρας όταν σταματάει να αυξάνεται πια άλλο το πλήθος τους. Τέλος υπάρχει πιθανότητα να χρειαστεί συγχώνευση παραθύρων και αυτό διαπιστώνεται στο τελικό στάδιο του αλγορίθμου, όπου εκεί εντοπίζονται παράθυρα με κοινά σημεία και βάση το πλήθος τους αποφασίζεται αν θα πραγματοποιηθεί η συγχώνευση ή όχι. (Tasoulis, D.K. and M.N. Vrahatis.2005) [27]

- ο Νευρωνικά Δίκτυα: Τα τεχνητά νευρωνικά δίκτυα (Artificial Neural Networks) είναι σύγχρονα εργαλεία ανάλυσης, επιτρέποντας την επεξεργασία δεδομένων με βάση του ανθρώπινου εγκεφάλου, όπου η επεξεργασία πληροφοριών βασίζεται σε νευρώνες που συνδέονται μεταξύ τους και μεταδίδουν τον βαθμό ενεργοποίησης μέσω νευρικών ινών σε άλλους νευρώνες. Βέβαια λειτουργούν σε ένα πολύ πιο απλό επίπεδο σε σύγκριση με τον ανθρώπινο εγκέφαλο, ένα τέτοιο σύστημα περιλαμβάνει χιλιάδες ή εκατοντάδες χιλιάδες συνδέσεις σε σύγκριση με τα δισεκατομμύρια συνδέσεων που βρίσκονται στον ανθρώπινο εγκέφαλο. Επίσης η ισχύς επεξεργασίας που έχουν είναι σήμερα πολύ πιο αδύναμη από την εγκεφαλική επεξεργαστική ισχύ (Mills, 2018) [9].

Τα τεχνητά νευρωνικά δίκτυα είναι συστήματα επεξεργασίας πληροφοριών που περιλαμβάνουν έναν ορισμένο αριθμό μονάδων επεξεργασίας πληροφοριών (αλλιώς, «κύτταρα», «νευρώνες» ή «κόμβοι») που ενσωματώνουν μαθηματικές συναρτήσεις και συνδέονται με διατεταγμένους σταθμισμένους συνδέσμους, των οποίων τα βάρη δείχνουν

τη σχετική σημασία τους. Βρίσκονται στην κατηγορία τεχνικών ανακάλυψης γνώσης που είναι ικανή για την επίλυση εργασιών ομαδοποίησης, ταξινόμησης, εκτίμησης και πρόβλεψης. Οι μονάδες επεξεργασίας πληροφορίας, συνήθως, οργανώνονται σε επίπεδα με ένα επίπεδο εισόδου για την παροχή των δεδομένων εισόδου, ένα ή περισσότερα κρυφά επίπεδα για την επεξεργασία των δεδομένων, μέσω του νευρωνικού δικτύου και ένα επίπεδο εξόδου για να εξάγει το αποτέλεσμα.

Οι τεχνητοί νευρώνες συνδέονται και κατατάσσονται σε στρώματα για να σχηματίσουν μεγάλα δίκτυα, όπου η εκμάθηση και οι συνδέσεις καθορίζουν τη λειτουργία του δικτύου ,όπου μπορούν να δημιουργηθούν συνδέσεις μέσω της μάθησης και δεν χρειάζεται να είναι «προγραμματισμένα» (Suzuki, 2013) [8]. Τέλος τα τεχνητά νευρωνικά δίκτυα είναι τα συστήματα που τροφοδοτούν την τεχνητή νοημοσύνη δηλαδή είναι ένας τύπος υπολογιστή που δεν διαβάζει μόνο τον κώδικα που ήδη καταλαβαίνει αλλά επεξεργάζονται και τεράστιες ποσότητες πληροφοριών για να βοηθήσουν στην κατανόηση του τι έχουν μπροστά μας.

Λαμβάνοντας υπόψη τα νευρωνικά δίκτυα από την άποψη των αλγορίθμων που εφαρμόζονται μπορούν να είναι οι ακόλουθες εναλλακτικές λύσεις, όπως αναφέρθηκε και στην ενότητα 3.3 (Kutscenreiter-Praszkiewicz, 2008) [24] :

- Εποπτευόμενη μάθηση: Η εποπτευόμενη μάθηση περιλαμβάνει στοιχεία των σημείων εισόδου αλλά και τις αντιδράσεις σε αυτά. Η μάθηση μέσω διαδικτύου είναι μία βασική επιλογή για τα στοιχεία ζύγισης, όπου αντικατοπτρίζονται πλήρως οι αντιδράσεις του αληθινού συστήματος.
- Μη εποπτευόμενη μάθηση: Η μη εποπτευόμενη μάθηση χρησιμοποιείται σε περιπτώσεις που βλέπεις να αποσταλούν δεδομένα εισόδου στο δίκτυο χωρίς όμως να έχουν δώσει προτίθεται πληροφορίες για την αντίδραση του στο ερέθισμα, καθώς μπορεί από μόνο του να επεξεργαστεί την σχέση των δεδομένων που εισήχθησαν.

Η αρχιτεκτονική του δικτύου πρέπει να καθοριστεί πριν εφαρμοστεί ως εργαλείο ανάλυσης δεδομένων.

Τα νευρωνικά δίκτυα μπορεί να είναι:

- **Μονοκατευθυντικά:** Το σήμα μέσω των νευρώνων εισέρχεται αρχικά στο επίπεδο εισόδου και μετακινείται προς την έξοδο, αυτό συμβαίνει για να μην υπάρξουν οι αντίστροφες συνδέσεις.
- **Επαναλαμβανόμενα:** Στα επαναλαμβανόμενα νευρικά δίκτυα το σήμα μεταφέρεται από την έξοδο στην είσοδο.
- **Κυτταρικό:** Σε αυτή την περίπτωση το σήμα διοχετεύεται στους γειτονικούς νευρώνες.

Τα τεχνητά νευρωνικά δίκτυα εμπρόσθιας τροφοδότησης, FNN (Feed-Forward Neural Networks), είναι παράλληλα υπολογιστικά μοντέλα που συγκεντρώνουν εμπειρική γνώση, αποτελούνται από βατές, προσαρμοστικές μονάδες και προσομοιάζουν με τον ανθρώπινο εγκέφαλο σε δύο θεμελιώδη χαρακτηριστικά. Το πρώτο κοινό με τον ανθρώπινο εγκέφαλο είναι πως θα χρησιμοποιήσει την διαδικασία μάθησης για να αποκτήσει τα θεμιτά στοιχεία για το περιβάλλον και το δεύτερο είναι πως την γνώση αυτή θα την αποθηκεύσει στις διασυνδέσεις μεταξύ των νευρώνων του (Haykin, S,1999) [33].

Εκμάθηση με Δέντρα Απόφασης:

- Δέντρα απόφασης: Βάσει ερευνών ασχολείται με την αυτόματη ανίχνευση αλληλεπίδρασης και προτείνει μια διαδικασία ανάλυσης δεδομένων και παλινδρόμησης. Βασιζόμενοι σε αυτά τα αποτελέσματα άλλοι ερευνητές κατέληξαν πως ο αλγόριθμος χωρίζεται σε δύο φάσεις, στην πρώτη φάση ο χώρος λύσης χωρίζεται με δυαδικό (Breimanetal, 1984) [18] ή πολλαπλό (Quinlan, 1993) [21] τρόπο και στην δεύτερη φάση εφαρμόζεται ένα σταθερό μοντέλο στους κόμβους. Αυτοί οι αλγόριθμοι είναι γνωστοί ως ταξινόμηση και δέντρα Regression (CART) και C4.5, αντίστοιχα.

- Bagging & Random Forest: Το κύριο μειονέκτημα των δέντρων αποφάσεων έγκειται στην αστάθεια τους όταν γίνονται αλλαγές στα δεδομένα μάθησης. Η επιλογή της μεταβλητής και του σημείου κοπής, εξαρτώνται σε μεγάλο βαθμό από τις παρατηρήσεις στο μαθησιακό δείγμα. Εάν ο πρώτος διαχωρισμός των μεταβλητών ήταν διαφορετικός λόγω μιας μικρής αλλαγής στα δεδομένα μάθησης, ολόκληρη η δομή του δέντρου μπορεί να αλλάξει. Ως εκ τούτου, οι προβλέψεις μεμονωμένου δέντρου εμφανίζουν υψηλή μεταβλητότητα. Προκειμένου να μετριαστεί αυτό το μειονέκτημα, μια νέα κατηγορία μεθόδων που ονομάζεται Ensemble Methods, είδαν το φως της ημέρας όταν ο Breiman (1996) [19] εισήγαγε προγνωστικούς δείκτες. Το Bagging εκπαιδεύει διάφορα δέντρα σε ένα δείγμα εκκίνησης του σετ εκμάθησης και εφαρμόζει όλα τα δομημένα δέντρα στη σειρά. Η τελική πρόβλεψη είναι η μέση τιμή των προβλέψεων που προκύπτουν από κάθε δέντρο. Αποδείχθηκε η υπεροχή της τοποθέτησης σε σάκουσ έναντι των μοναδικών δέντρων ταξινόμησης ή της παλινδρόμησης των Bühlmann και Yu (2002) [20].

- Ενίσχυση: Η ενίσχυση είναι μια σταδιακή διαδικασία, όπου τα δέντρα αποφάσεων είναι προσαρμοσμένα σε δεδομένα με επαναληπτικό τρόπο για να δοθεί η απαιτούμενη σημασία σε περιπτώσεις που είναι δύσκολο να ταξινομηθούν ή να προβλεφθούν. Ο πρώτος αλγόριθμος ενίσχυσης που μπορεί να λυθεί σε πολυωνυμικό χρόνο παρουσιάστηκε από τον Schapire (1990) [22]. Χρόνια αργότερα, οι Freund και Schapire (1997) [23] παρουσίασαν το AdaBoost, έναν ενισχυτικό αλγόριθμο ταξινόμησης που έλυσε πρακτικά ζητήματα που είχαν οι αλγόριθμοι ενίσχυσης.

- Μηχανή Διανυσμάτων Υποστήριξης (Support Vector Machine): Η μηχανή διανυσμάτων υποστήριξης δημιουργεί ένα μοντέλο που περιλαμβάνει μια επιφάνεια λήψης αποφάσεων χαρτογραφώντας τους προγνωστικούς δείκτες σε έναν διαστατικό χώρο χαρακτηριστικών, όπου εκεί εκτελείται γραμμική παλινδρόμηση. Μέσω αυτού οι προβλέψεις χωροθετούνται λόγω άγνοιας της σχέσης πρόβλεψης-αποτελεσμάτων. Από την άλλη αν είναι μη γραμμική είναι αναγκαία η χρήση του πυρήνα (Vapnik, 2000) [44]. Ο στόχος του πυρήνα είναι ο διαχωρισμός μεταξύ των σετ εκπαίδευσης.

- Μέθοδοι ανάλυσης κινδύνου (GaspariniM, MargariaG, Wynn H. 2004) [30]:
 - Ποιοτική μέθοδος: Η ποιοτική ανάλυση κινδύνου εκτιμά την πιθανότητα να υπάρχει κίνδυνος σε κάθε τομέα ενδιαφέρονται αλλά και τις συνέπειες που θα υπάρξουν μετά, έτσι ώστε να διαπιστωθεί η σημασία της επίπτωσης του στο έργο. Η χρησιμότητα αυτού του εργαλείου εμπίπτει στον τομέα διόρθωσης των προβλημάτων που μπορεί να παρουσιαστούν κατά την διάρκεια του έργου.
 - Ποσοτική μέθοδος: Η ποσοτική ανάλυση κινδύνου βοηθά στο να εκτιμηθεί αν το έργο θα μπορέσει να ανταπεξέλθει στο πλάνο που έχει οριστεί για το κόστος και τον χρόνο. Αυτή η ανάλυση συνδυάζει τους προσδιορισμένους και τους πολιτικοποιημένους κινδύνους για να αναλυθεί το συνολικό αντίκτυπο τους. Όλη αυτή η διαδικασία έχει ως αποτέλεσμα να επικαιροποιηθεί μέσω των κινδύνων η τελική ημερομηνία αλλά και του κόστους του έργου. Η ποσοτική ανάλυση όρων κινδύνων χρησιμοποιεί εργαλεία όπως είναι οι στατικές τεχνικές, με βάση τις προσομοιώσεις Μόντε Κάρλο επειδή έχουν εξεζητημένο λογισμικό.

5 Δεδομένα

Το θέμα της παρούσας εργασίας είναι η μελέτη των έργων ανά κατηγορία με σκοπό να γίνει αντιληπτό μέσω αυτής η χρησιμότητα της τεχνητής νοημοσύνης στη διαχείριση έργου. Χρησιμοποιήθηκε βάση δεδομένων η οποία παρέχεται στο New York City Open Data από το γραφείο επιχειρήσεων δημάρχου (OPS), η οποία είναι μια βάση δεδομένων ελεύθερης πρόσβασης περιλαμβάνοντας πληροφορίες για κεφαλαιουχικά έργα υποδομής και τεχνολογίας πληροφοριών έχοντας ως βάση την Αμερική από το 1995 έως το 2020, με προϋπολογισμό 25 εκατομμυρίων δολαρίων ή περισσότερο που είναι επί του παρόντος ενεργά (στη φάση σχεδιασμού, κατασκευής κλπ). Περιλαμβάνει πάνω από 2.800 περιπτώσεις και περισσότερα από 40 διαφορετικούς τύπους έργου, όπου η κάθε μία από αυτές μας παρέχει πληροφορίες όπως ο χρόνος, το κόστος, η τοποθεσία και πολλά άλλα στα οποία θα αναφερθούμε αναλυτικά στην υποενότητα 5.1.

Εν συνεχεία στην υποενότητα 5.2 θα αναφερθούμε στην επεξεργασία των δεδομένων βάσης που κάναμε, ώστε να δημιουργήσουμε μία σωστή αποθήκη δεδομένων η οποία θα βοηθήσει στην κατανόηση των έργων. Εν συντομία, ορίσαμε τον αρχικό πίνακα (Capital_Project) που συμπεριλαμβάνει όλες τις λεπτομέρειες των έργων και μέσω των κωδικών που περιέχει, συνδέεται με του υπόλοιπους πίνακες διαστάσεων που έχουμε δημιουργήσει, οι οποίοι εμπίπτουν στις παραμέτρους στις οποίες θα βασιστεί η ανάλυση.

Αναλυτικότερα για κάθε έργο καταγράφεται η χρονική στιγμή, η περιοχή, το κόστος, η κατηγορία έργου, ο τύπος εργασίας (JobType), ο πελάτης που χρηματοδοτεί το έργο (ClientAgency) και οι αλλαγές που έχουν γίνει στο εκάστοτε έργο (πχ οικονομικές ή για οποιονδήποτε άλλον λόγο). Σχεδόν για κάθε ένα από αυτά έχει δημιουργηθεί ένας ξεχωριστός πίνακας, ο οποίος περιέχει έναν κωδικό και τα αντίστοιχα χαρακτηριστικά.

5.1 Ανάλυση παρεχόμενων δεδομένων

- Δεδομένα Περιγραφής Έργου: Η περιγραφή του έργου είναι ένα από τα πιο σημαντικά στοιχεία που μπορεί να παρέχει μια αναφορά και αυτό γιατί μέσω αυτής μπορούμε να εξορύξουμε και πολλά άλλα στοιχεία που παρέχονται σε αυτή και μπορούν να μας βοηθήσουν στην δημιουργία νέων παραμέτρων, αλλά ακόμα και στην πλήρη κατανόηση του εκάστοτε έργου με σαφήνεια.

Η ανάλυση δομής του έργου είναι σημαντική βοήθεια καθώς περιλαμβάνει τη λεπτομερή καταγραφή των εργασιών και της λογικής αλληλουχίας τους, την κατανομή ευθυνών για κάθε εργασία, τον καθορισμό των τρόπων επικοινωνίας και ροής πληροφοριών– οδηγίων εκτέλεσης.

Μας παρέχει επίσης λεπτομερείς πληροφορίες για την κατασκευή όπως το είδος επισκευής-κατασκευής, την τοποθεσία του, το είδος της κατασκευής κλπ, τα οποία όμως θα αναφερθούν και στην συνέχεια εκτενέστερα.

- Δεδομένα Χρόνου: Ο χρονικός προγραμματισμός του έργου οδηγεί στον καθορισμό του χρονοδιαγράμματος του έργου, του χρόνου έναρξης και πέρατος των εργασιών, των χρονικών περιθωρίων των εργασιών και της διάρκειας του έργου.

Στην εργασία έχουν χρησιμοποιηθεί δεδομένα χρόνου όπως πότε ξεκίνησε ο σχεδιασμός του έργου, στις ημερομηνίες που αναφέρονται όλα τα υπόλοιπα δεδομένα /χαρακτηριστικά του έργου και πότε προβλέπεται να περατωθεί το έργο. Το καθ' ένα από αυτά παίζει σημαντικό ρόλο για την σωστή διεξαγωγή του προβλήματος που θα αναπτυχθεί σε επόμενα κεφάλαια καθώς χρησιμοποιούνται ως βάση (δηλαδή ως ιστορικό).

- Είναι βασικό να γνωρίζουμε το πότε ξεκίνησε ο σχεδιασμός του έργου μας, καθώς όλες οι υπόλοιπες ημερομηνίες βασίζονται σε αυτή την πρώτη και μπορεί να δημιουργηθεί ένα χρονοδιάγραμμα πρόβλεψης εξ αρχής και για τα υπόλοιπα.

- Εν συνεχεία οι ημερομηνίες που αναφέρονται στην υπόλοιπη περιγραφή των βημάτων εξέλιξης του έργου είναι εξίσου απαραίτητο στοιχείο για τον μηχανικό αλλά και τον πελάτη, αφού ανά πάσα στιγμή ξέρουν σε τι φάση βρίσκεται το έργο αλλά και αν κάποια διεργασία θα χρειαστεί παραπάνω χρόνο και έτσι υπάρξει καθυστέρηση σε όλο το έργο.
 - Και εδώ έρχονται τα δεδομένα πρόβλεψης περάτωσης του έργου να αποσαφηνίσουν λίγο το πότε θα ολοκληρωθεί το έργο, έχοντας πάντα συμπεριλαμβανόμενο και ένα πλεόνασμα χρόνου για τυχόν καθυστερήσεις όπως αναφέρθηκε και πρωτότερα.
- Δεδομένα Κόστους: Η διαχείριση πόρων περιλαμβάνει την ανάλυση των πόρων όσον αφορά τις απαιτήσεις και τη διαθεσιμότητα τους, την ανάθεση πόρων στις εργασίες και τη διερεύνηση της δυνατότητας εξομάλυνσης των αιχμών απασχόλησης των πόρων. Ωστόσο υπάρχει και ο οικονομικός προγραμματισμός, όπου οδηγεί στον καθορισμό της χρονικής κατανομής των δαπανών ανά εργασία και συνολικά για το έργο, του χρονοδιαγράμματος πληρωμών από τον κύριο του έργου και στην αντιμετώπιση προβλημάτων από έλλειψη ρευστότητας .
- Έχουν χρησιμοποιηθεί δεδομένα κόστους που προβλέπουν το συνολικό κόστος που θα χρειαστεί το έργο, το κόστος τυχόν αλλαγών που έγιναν κατά την διάρκεια του αλλά και το κόστος των συνολικών αλλαγών που έγιναν.
- Το κόστος είναι αλληλεξαρτώμενο του χρόνου και κατ' επέκταση και του χρονοδιαγράμματος που αναφέρθηκε στα δεδομένα χρόνου.

- Τα δεδομένα πρόβλεψης κόστους μας παρέχουν μια ενημέρωση του κόστους που θα χρειαστεί για να είναι ενήμερος και ο πελάτης αλλά και η εταιρία.
- Ωστόσο κατά την περίοδο κατασκευής του έργου είτε λόγω λανθασμένης εκτίμησης είτε λόγω αναγκών που προέκυψαν στην διάρκεια του έργου, αλλά και αν υπάρξει τυχόν χρονική καθυστέρηση και έτσι δημιουργήθηκαν τα δεδομένα τυχόν οικονομικών αλλαγών καθ' όλη την διάρκεια του.

- Γι' αυτό τον λόγο στην συγκεκριμένη αναφορά υπάρχουν δεδομένα κόστους μέχρι μια χρονική στιγμή αλλά και για όλο το έργο μέχρι το πέρας του, έτσι ώστε να αθροιστεί με τον προβλεπόμενο κόστος και θα βρεθεί το συνολικό του έργου.

- Δεδομένα Τοποθεσίας: Η τοποθεσία δεν είναι από τα πρωτεύοντα δεδομένα που μας ενδιαφέρουν, χωρίς αυτό όμως να σημαίνει πως δεν είναι εξίσου απαραίτητη πληροφορία. Κάποια από τα υπόλοιπα δεδομένα της αναφοράς είναι έμμεσα εξαρτώμενα από αυτά, για παράδειγμα αν το έργο είναι σε δύσβατο σημείο ή σε μακρινή απόσταση από την βάση το κόστος αναπόφευκτα αυξάνεται, το ίδιο ισχύει και για τον χρόνο έχοντας ένα έργο όπως στην προηγούμενη περιγραφή αυτομάτως μεγιστοποιείται ο απαιτούμενος χρόνος. Βέβαια γι' αυτό υπάρχει πάντα μία προστεθειμένη περίοδος χάριτος ή στην πρόβλεψη κόστους έχει συμπεριληφθεί ένα ποσό παραπάνω για τυχόν προβλήματα κατά τη διάρκεια του εν λόγω έργου .

- Δεδομένα Χρηματοδότησης: Ένας άλλος σημαντικός παράγοντας είναι η χρηματοδότηση, δηλαδή ποιος είναι ο εν λόγω πελάτης, αν είναι φορέας και τι φορέας (δημόσιος ή ιδιωτικός) ή αν είναι κατασκευαστική ή οποιοσδήποτε άλλος πελάτης, που ζητά την επίτευξη του έργου. Θα αναφέρουμε τώρα τους φορείς που απαρτίζουν μέρος των δεδομένων μας :
 - Department of Environmental Protection
 - Department of Transportation
 - Department of Sanitation New York
 - Board of Water Supply
 - Economic Development Corporation
 - Fire Department of the City of New York
 - New York City Police Department
 - Department of Environmental Protection
 - Economic Development Corporation
 - Department Of Transportation

- Δεδομένα Είδους Κατασκευής: Στα εν λόγω δεδομένα που μας παρέχονται διακρίνουμε διάφορες κατηγορίες έργων, οι οποίες με την σειρά του επηρεάζουν και τα υπόλοιπα στοιχεία της αναφοράς και αυτό γιατί άλλη χρονική διαχείριση θέλει επί παραδείγματι μια γέφυρα και άλλη ένα οικοδόμημα. Αυτό δεν ισχύει μόνο στην περίπτωση του χρόνου, αλλά στου κόστους και σε άλλους παράγοντες. Κάποιες από τα είδη κατασκευών θα αναφερθούν ευθείς αμέσως:

- Γέφυρες
- Σχολεία
- Πάρκα
- Δρόμοι
- Βιβλιοθήκες
- Κυβερνητικές Εγκαταστάσεις
- Βιομηχανική Ανάπτυξη
- Νοσοκομεία
- Και πολλά άλλα

- Είδος Επισκευής- Κατασκευής: Στα δεδομένα που κατέχουμε υπάρχει πληθώρα έργων διαφορετικών αναγκών επισκευής ή ακόμα και κατασκευή έργων από το μηδέν. Αυτός ο τομέας των δεδομένων περιλαμβάνει το αν είναι παλιά ή καινούργια κατασκευή, σε τι φάση βρίσκεται εκείνη την χρονική στιγμή που ανανεώθηκαν τελευταία φορά τα δεδομένα μας, δηλαδή για το αν είναι σε φάση σχεδιασμού ακόμα ή έχει ξεκινήσει το κατασκευαστικό κομμάτι, αλλά και το είδος επισκευής-κατασκευής που θα αναφερθεί αμέσως αναλυτικά.

Πιο συγκεκριμένα λόγω πάροδο του χρόνου, καιρικών συνθηκών ή και απροσεξία-μη πρόνοησης σε κάποια από τα υπάρχοντα έργα που έχουν συμπεριληφθεί χρειάζονται οι εξής διορθώσεις :

- Εκσυγχρονισμός ηλεκτρολογικών εγκαταστάσεων
- Αντικατάσταση
- Επισκευή
- Ανασυγκρότηση

- Ανοικοδόμηση
- Αναβάθμιση
- Αναμόρφωση
- Ανακαίνιση
- Κατεδάφιση
- Μετατόπιση

Από την άλλη όμως παρέχονται και έργα που είναι εξολοκλήρου καινούργια και έχουν και αυτά τις διεργασίες τους :

- Προσθήκη σε υπάρχουσα κατασκευή
 - Κατασκευή εξ αρχής
 - Σχεδιασμός
 - Εσωτερικός σχεδιασμός χώρου
- Δεδομένα Αλλαγών: Σε ένα έργο είναι αναμενόμενο κατά την διάρκεια του να υπάρχουν αλλαγές από το πρόγραμμα που είχαμε δημιουργήσει στην αρχή και αυτό γιατί άπαξ και ξεκινήσει το έργο είναι λογικό να υπάρχουν χρονικές καθυστερήσεις, οικονομική έλλειψη, κάποιο τεχνικό πρόβλημα κλπ.
- Σε μια κατασκευή είναι αναμενόμενο κάποια να μην πάνε βάση προγραμματισμού αλλά γι' αυτό έχουμε πάντα μια περίοδο χάριτος για να είμαστε εντός εκτιμώμενων ορίων και αν δεν έχουν οριστεί τότε θα πρέπει να ενεργήσουμε άμεσα για την μείωση της καθυστέρησης εξέλιξης του έργου.
- Ωστόσο μπορεί να χρειαστεί να γίνουν και αλλαγές στο πλάνο του έργου διότι κάτι δεν εκτιμήθηκε σωστά για παράδειγμα στο κομμάτι σχεδιασμού, στον προϋπολογισμό του έργου ή σε άλλους τομείς.

Στα δεδομένα παρουσιάζονται δύο κατηγορίες αλλαγών:

- Τελευταίες αλλαγές στο έργο: Είναι αναμενόμενο σε κάθε είδους έργου ή εργασίας πως θα υπάρχουν μικρό αλλαγές –επεμβάσεις κατά την διάρκεια του, διότι όσο καλό προγραμματισμό ή πρόβλεψη και να έχεις κάνει πάντα κάτι αναπάντεχο θα συμβεί.
- Συνολικές αλλαγές στο έργο: Αθροισμένες όλες οι αλλαγές μαζί που έγιναν από την αρχή του έργου μέχρι το πέρας του.

5.2 Διαστάσεις δεδομένων

- Περιοχή (πίνακας Location): Σε αυτόν τον πίνακα καταγράφεται η περιοχή όπου εδρεύει το έργο (Borough) και ο κωδικός της (BoroughCode) .
- Χρόνος (πίνακας Time): Καταγράφεται η ημέρα, ο μήνα, το έτος, το τρίμηνο, το εξάμηνο και ο κωδικός του χρόνου (TimeCode).
- Κατηγορία έργου (πίνακας Category): Περιλαμβάνει την κατηγορία του έργου (Category) και τον κωδικό κατηγορίας έργου (CategoryCode).
- Είδος εργασίας (πίνακας JobType) : Περιέχεται το είδος της εργασίας (JobType) και ο αντίστοιχος κωδικός του (JobTypeCode).
- Χρηματοδότηση (πίνακας Financing): Καταγράφεται ο πελάτης που χρηματοδοτεί το έργο σε συντομογραφία (ClientAgency), η σημασία των αρχικών της συντομογραφίας (Meaning Of Abbreviation) και τέλος ο κωδικός του κάθε πελάτη (FundingCarrierCode).

5.3 Περιγραφή δεδομένων

Σε αυτό το κεφάλαιο θα παρουσιαστούν αναλυτικότερα τα δεδομένα που χρησιμοποιήθηκαν στην διεκπεραίωση της εν λόγω εργασίας, τα οποία προαναφέρθηκαν στα κεφάλαια 5.1 και 5.2, με σκοπό την πλήρη κατανόηση του σκοπού της.

Αρχικά θα παραθέσουμε οπτικοποιημένα αποσπάσματα των πρωτότυπων αρχείων των δεδομένων και εν συνεχεία το αρχείο μετά την επεξεργασία που έγινε, όπως παρουσιάζονται στο Excel, έτσι ώστε να είναι σωστά δομημένο και διαχειρίσιμο στα επόμενα βήματα της εργασίας.

Πρωτότυπη μορφή:

	A	B	C	D	E	F	G	H	I	J	K	L	M	N	O	P
1	Date Reported	PID	Project Name	Description	Category	Borough	Managing Agency	Client Agency	Current Phase	Design Start	Budget Forecast	Latest Budget Changes	Total Budget Changes	Forecast Completion	Latest Schedule Changes	Total Schedule Changes
2	5/1/2014 0:00	3	26th Ward Waste Water	The 26th Ward WWTP is wastewater Treat	Sewers	Brooklyn	DDC	DEP	Design	09/23/2013	182,980,960	-1,915,400	11,441,269.32	01/14/2020	1	723
3	5/1/2020 0:00	790	Storm Sanitary Sewer Rep	Springfield Gardens	Sewers	Brooklyn	DDC	DEP	Design				25,516,000			367
4	9/1/2019 0:00	101	Roosevelt Avenue Bridge	Repair the bridge supers	Bridges	Queens	DOT	DOT	Construction	3/10/2003	118,060,110	3,905,812	-3,389,333			929
5	11/1/2016 0:00	116	Macombs Dam Bridge F	Repair the fender system	Bridges	nhattan, Br	DOT	DOT	Construction	2/8/2011	65,149,222.84	3,052,000	19,606,647	12/9/2017	0	677
6	3/1/2018 0:00	454	Bainbridge Avenue Tru	Replacement Trunk Wat	Water Supply	Bronx	DDC	DDC	Construction	03/17/2014	47,346,000	0	13,658,000	06/30/2019	0	567
7	1/1/2020 0:00	101	Roosevelt Avenue Bridge	Repair the bridge supers	Bridges	Queens	DOT	DOT	Construction	3/10/2003	117,201,667	-858,443	-3,389,333	08/28/2020	0	929
8	4/1/2017 0:00	567	Queens PS 143	Design and construction	Schools	Queens	SCA	DOE	Construction	08/16/2016	105,961,105	3,742,634	16,082,228	9/3/2020	0	-27
9	4/1/2017 0:00	116	Macombs Dam Bridge F	Repair the fender system	Bridges	nhattan, Br	DOT	DOT	Construction	2/8/2011	64,926,485.63	-222,737	19,606,647	12/9/2017	0	677
10	5/1/2020 0:00	101	Roosevelt Avenue Bridge	Repair the bridge supers	Bridges	Queens	DOT	DOT	Construction	3/10/2003	119,994,667	2,793,000	-3,389,333			929
11	5/1/2019 0:00	567	Queens PS 143	Design and construction	Schools	Queens	SCA	DOE	Construction	08/16/2016	125,418,096	19,456,991	16,082,228	9/3/2020	0	-27
12	3/1/2018 0:00	7	Bowery Bay Waste Wat	The existing Main Sewage	water Treat	Queens	DEP	DEP	Construction	5/1/2013	66,557,303.91	-249,455	16,093,398.67	02/18/2019	214	842
13	9/1/2017 0:00	116	Macombs Dam Bridge F	Repair the fender system	Bridges	nhattan, Br	DOT	DOT	Construction	2/8/2011	65,164,223	237,737	19,606,647	12/9/2017	0	677
14	3/1/2018 0:00	116	Macombs Dam Bridge F	Repair the fender system	Bridges	nhattan, Br	DOT	DOT	Construction	2/8/2011	67,998,396	2,834,173	19,606,647	06/29/2020	933	677
15	8/1/2018 0:00	454	Bainbridge Avenue Tru	Replacement Trunk Wat	Water Supply	Bronx	DDC	DDC	Construction	03/17/2014	52,137,000	4,791,000	13,658,000	06/30/2019	0	567
16	1/1/2020 0:00	791	150Th St Spine Phase 1	Storm Sewer At Bergen B	Sewers	Bronx	DDC	DDC	Design							
17	8/1/2018 0:00	116	Macombs Dam Bridge F	Repair the fender system	Bridges	nhattan, Br	DOT	DOT	Construction	2/8/2011	74,071,396	6,073,000	19,606,647	07/23/2019	-342	677
18	1/1/2019 0:00	116	Macombs Dam Bridge F	Repair the fender system	Bridges	nhattan, Br	DOT	DOT	Construction	2/8/2011	74,445,283	373,887	19,606,647	07/23/2019	0	677
19	5/1/2020 0:00	791	150Th St Spine Phase 1	Storm Sewer At Bergen B	Sewers	Bronx	DDC	DDC	Design							
20	5/1/2019 0:00	116	Macombs Dam Bridge F	Repair the fender system	Bridges	nhattan, Br	DOT	DOT	Construction	2/8/2011	73,509,283	-936	19,606,647	01/29/2020	190	677
21	1/1/2020 0:00	101	RECONSTRUCTION OF FRONT STREET, MANHATTAN	Streets and Roadways	Streets and Roadways	Brooklyn	DDC	DDC	Design							
22	6/1/2016 0:00	108	Rockaway Parkway Bric	Install a new single-span	Bridges	Brooklyn	DOT	DOT	Construction	06/30/2004	87,197,307.77	349	3,796,357	06/15/2016	-15	1,957
23	5/1/2020 0:00	101	RECONSTRUCTION OF FRONT STREET, MANHATTAN	Streets and Roadways	Streets and Roadways	Brooklyn	DDC	DDC	Design							
24	5/1/2014 0:00	116	Macombs Dam Bridge F	This project will rehabilit	Bridges	nhattan, Br	DOT	DOT	Design	2/8/2011	53,766,697	1,700,286	19,606,647	03/23/2018	0	677

Εικόνα 1: Αρχική μορφή βάσης δεδομένων (Capital_Projects.xlsx)

The screenshot shows an Excel spreadsheet with a list of project entries. The columns include Project Name, Description, Status, and various dates. The data is organized in a structured manner, with each row representing a specific project or task.

Εικόνα 2: Αρχική μορφή βάσης δεδομένων (Capital_Projects_Schedule_and_Budgets.csv)

Επεξεργασμένη μορφή:

Σε αυτή την μορφή του Excel η επεξεργασία που πραγματοποιήθηκε ήταν η δημιουργία κωδικών για κάθε μια κατηγορία δεδομένων (Category, Borough, Client Agency, Job Type και Design Start) για να είναι απλούστερη κατηγοριοποίηση και η κατανόηση των δεδομένων που παρέχει.

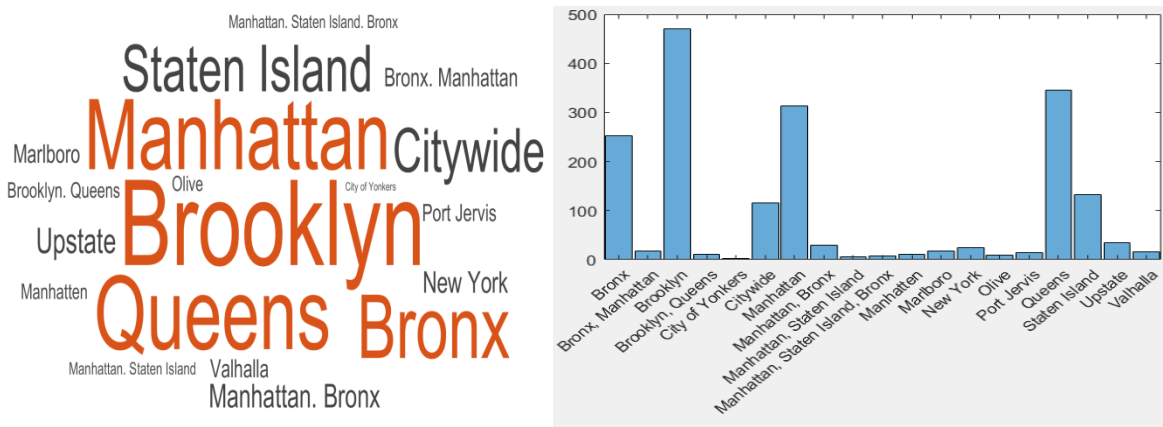
The screenshot shows a detailed Excel spreadsheet with a project schedule. The columns include Date Reported, PID, Project Name, Category, Borough, Funding, Managing Agency, Client Agency, Work Code, Job Type, N/O Construction, Current Phase, Time Code, Design Start, Budget Forecast, Latest Budget Changes, Total Budget Changes, Forecast Completion, and Latest Schedule Change. The data is organized in a structured manner, with each row representing a specific project or task.

Εικόνα 3: Μορφή μετά την δημιουργία κωδικών (Capital_Projects.xlsx)

Εν συνεχεία θα παραθέσουμε για τις στήλες που κρίνεται αναγκαίο του πίνακα από το επεξεργασμένο αρχείο Excel, μέσω του εργαλείου MatLab, απεικονίσεις λέξεων χρησιμοποιώντας την εντολή WordCloud (πχ. WordCloud(Borough)), αλλά επίσης θα

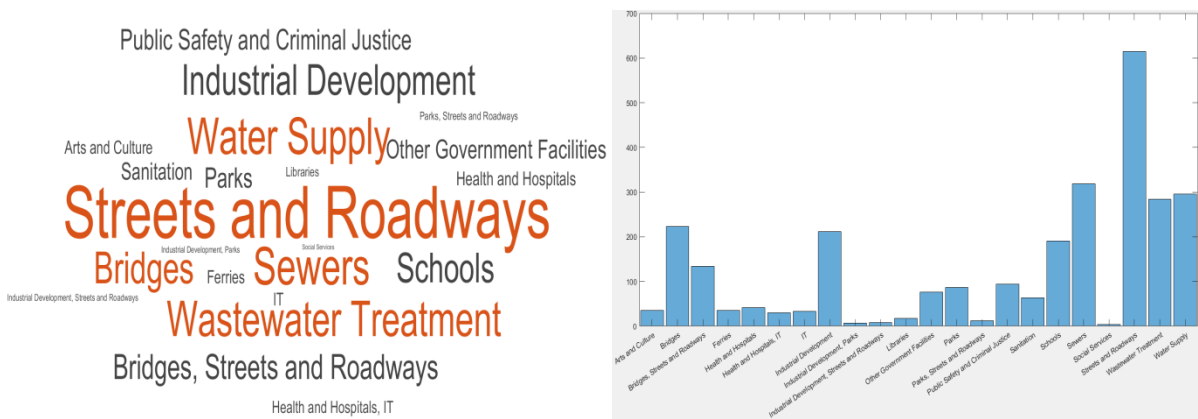
παρουσιαστεί και το αντίστοιχο ιστόγραμμα τους μέσω της εντολής Histogram (πχ. Histogram(Borough)) τα οποία μας δείχνουν ποιες μεταβλητές αναφέρονται/χρησιμοποιούνται σε μεγαλύτερο βαθμό. Ωστόσο υπάρχει άλλη μία μέθοδος που κρίνουμε απαραίτητο να αναφερθεί για την οπτικοποίηση των δεδομένων, η οποία είναι η χρήση του Power Bi , όπου εξηγείται λεπτομερώς στο παράρτημα Α.

Για την στήλη Borough:



Εικόνα 4: Εντολή WordCloud και Histogram για την Borough

Για την στήλη Category:



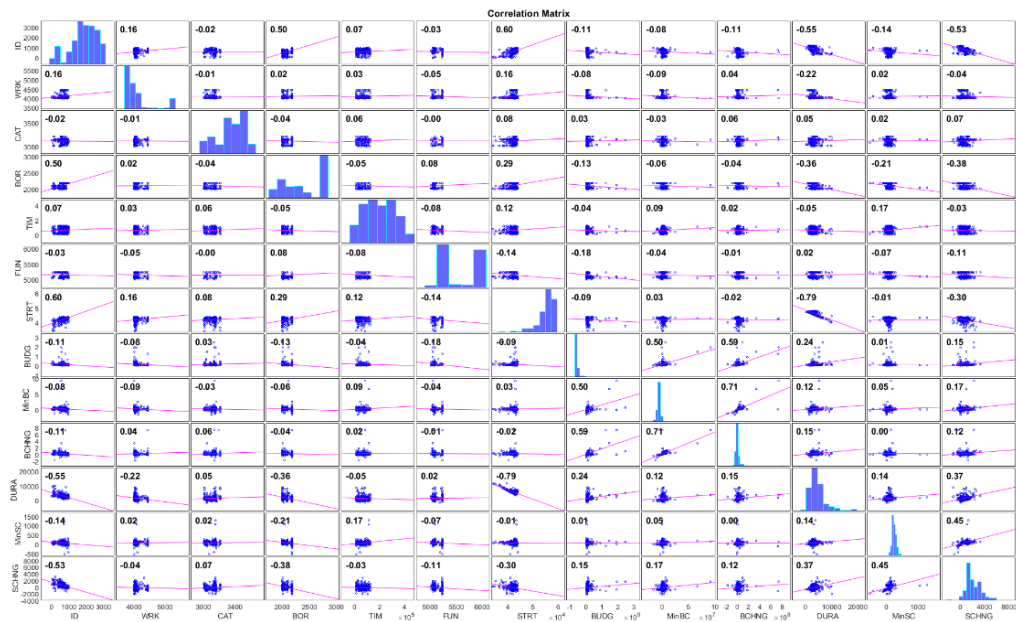
Εικόνα 5: Εντολή WordCloud και Histogram για την στήλη Category

5.4 Επιλογή δεδομένων εισόδου-εξόδου

Η εργασία αυτή έχει ως σκοπό να δημιουργήσει ένα σύστημα το οποίο μέσω του ήδη υπάρχοντος ιστορικού θα μπορεί να διαβάζει τις πληροφορίες του, έτσι ώστε να έχει την δυνατότητα να τοποθετεί στην κατάλληλη κατηγορία το έργο και επιπλέον παράλληλα να εκτιμά το μέγεθος των αποκλίσεων του από τα αρχικά δεδομένα του Budget και του Schedule.

Βάση του προβλήματος που θέλουμε να ασχοληθούμε, έχουμε ορίσει ως δεδομένα εξόδου τα Total Changes των Budget και Schedule. Επομένως όλες οι υπόλοιπες μεταβλητές ορίζονται ως ‘εν δυνάμει μεταβλητές εισόδου’ και αυτό γιατί το αν θα χρησιμοποιηθούν οι μεταβλητές για δεδομένα εισόδου εξαρτάται από το αν υπάρχει μεταξύ των δεδομένων εισόδου-εξόδου κάποια συσχέτιση.

Στην προκειμένη περίπτωση στον πίνακα συσχέτισης, όπως φαίνεται στο παράρτημα Δ, δεν εμφανίζεται κάποια σημαντική και προφανής σύνδεση μεταξύ των δεδομένων εισόδου-εξόδου, όποτε χρειάζεται μία περαιτέρω επεξεργασία για να βρεθεί κάποια σύνδεση εάν τελικά υπάρχει.



Εικόνα 9: Πίνακας Συσχέτισης.

Σε αυτό το σημείο κρίνεται αναγκαίο να εξηγήσουμε αναλυτικά τις ενέργειες που κάναμε στην επεξεργασία των δεδομένων, για να καταλήξουμε τελικά στο αν υπάρχει κάποια σημαντική σύνδεση μεταξύ των δεδομένων που χρησιμοποιούμε στην εργασία.

- Διορθώθηκαν δεδομένα όπως οι ημερομηνίες και οι αριθμοί, καθώς δεν μπορούσαν να εκχωρήσουν στο πρόγραμμα με την μορφή που είχαν, λόγω διαφορετικών μονάδων ή συμβόλων.
- Αφαιρέθηκαν οι μηδενικές και οι ακατάλληλες τιμές (outliers), καθώς είναι απαγορευτικές και αχρείαστες για το πρόγραμμα.
- Έγινε σύμπτυξη των δεδομένων που είχαν πάνω από μία εγγραφή στο ίδιο έργο σε έναν μέσο όρο, με σκοπό την ελαχιστοποίηση των μεταβλητών στον πίνακα και την καλύτερη κατανόηση τους.
- Προστέθηκε μία στήλη η οποία αναφέρεται στην αναμενόμενη διάρκεια του έργου (Expected Duration), όπου είναι η διαφορά μεταξύ του Design Star και του Forecast Completion.
- Εξαιρέθηκαν ορισμένες τιμές ως μη σχετικές, επί παραδείγματι Latest Budget Changes, Latest Schedule Changes κλπ.
- Τέλος μετατράπηκαν οι στήλες των τιμών εξόδου (Total Budget Changes, Total LOGTSC), χρησιμοποιώντας την εντολή $\text{Round}(\text{Log}_{10}(\dots), 0)$, ώστε μετέπειτα να χρησιμοποιηθεί η τάξη μεγέθους των αλλαγών και όχι την ακριβή τιμή τους, όπως και για το κόστος την αντίστοιχη κατηγοριοποίηση και όχι την ακριβή τιμή. Έτσι αντί να έχουμε τα χαοτικά ποσά, έχουμε την τάξη μεγέθους τους (1, 10, 100, 1000, > 0 , 1, 2, 3, ...) και ταξινομούνται εύκολα σε 5-10 κατηγορίες.

Μετά απ' όλες αυτές τις αλλαγές που πραγματοποιήθηκαν στο φύλλο Excel καταλήξαμε στο αρχείο όπου θα εκχωρηθεί στο MatLab για περαιτέρω επεξεργασία με τα εργαλεία που παρέχει και πιο συγκεκριμένα τις μεθόδους Μηχανικής Μάθησης

Μορφή αρχείου μετά τις τελικές επεξεργασίες:

	A	B	C	D	E	F	G	H	I	J	K	L	M	N	O	P
	PID	Work Code	Category Code	Borough Code	Funding	Carrier Code	Time Code	Design Start	Budget Forecast	Expected Duration	LOG-TBC	LOG-TSC	Total Budget Changes	Total Schedule Changes		
2	3	4020	3130	2010	5050	201309	41540,00	196.337.629	3026	7,058474209	2,859138297	11.441.269	723			
3	7	4090	3130	2090	5050	201305	41395,00	69.586.399	2637	7,20664777	2,925312091	16.093.399	842			
4	34	4070	3130	2090	5050	199605	35186,00	449.821.959	9010	7,145158462	3,375663614	-13.968.780	2.375			
5	58	4130	3080	2040	5220	200611	39034,00	172.547.151	5070	7,326354563	3,322219295	21.200.913	2.100			
6	94	4070	3020	2180	5090	201409	41897,00	359.998.872	2154	7,997279336	2,5132176	99.375.502	-326			
7	96	4030	3010	2010	5090	199308	34183,00	145.522.116	9678	7,375362924	2,943494516	23.733.562	878			
8	98	4030	3010	2010	5090	200406	38168,00	152.588.865	5725	6,500159876	3,291590826	3.163.442	1.957			
9	101	4090	3010	2090	5090	200303	38056,00	104.792.618	6015	6,53011424	2,968015714	-3.389.333	929			
10	106	4070	3010	2130	5090	200504	38443,00	184.958.519	6202	7,879225053	2,853698212	75.722.519	714			
11	108	4030	3010	2010	5090	200406	38168,00	86.022.770	5725	6,579367046	3,291590826	3.796.357	1.957			
12	111	4030	3210	2040	5090	201108	40757,00	105.097.647	3253	7,829982973	3,011570444	67.605.647	1.027			
13	112	4040	3210	2040	5090	199501	34716,00	81.753.674	9736	7,370969423	2,957128198	23.494.674	906			
14	113	4070	3210	2040	5090	201410	41934,00	159.713.029	2805	8,021218371	3,038620162	105.007.029	1.093			
15	114	4070	3010	2150	5090	201102	40588,00	59.244.994	4076	6,675383174	3,125481266	4.735.689	1.335			
16	116	4090	3010	2150	5090	201102	40582,00	73.918.793	3429	7,29240333	2,830588669	19.606.647	677			
17	117	4050	3010	2010	5090	200507	38558,00	117.494.572	5730	7,655907444	2,980003372	45.280.107	955			
18	120	4050	3010	2000	5090	200002	36570,00	74.551.379	8372	7,384987079	2,922206277	24.265.379	836			
19	131	4070	3210	2080	5090	201708	42962,00	117.874.000	2848	7,563742058	2,336459734	36.622.000	217			
20	146	4040	3150	2090	5230	200702	39133,00	81.620.000	4697	7,054611055	3,069668097	11.340.000	1.174			
21	151	4030	3140	2040	5230	201003	40238,00	122.909.000	3981	8,241411988	3,076640444	-174.346.000	1.193			
22	166	4040	3150	2090	5230	200102	36935,00	36.274.000	7491	7,281635505	3,174059808	-19.126.500	1.493			
23	170	4040	3150	2010	5230	201212	41246,00	90.383.000	5337	7,753245909	2,588831726	56.656.000	-388			
24	172	4030	3140	2040	5230	201206	41088,00	66.259.000	3035	6,079181246	3,060320029	-1.200.000	1.149			

Εικόνα 10: Τελική μορφή βάσης δεδομένων (CP.xls)

5.5 Εφαρμογή δεδομένων στο MatLab

Βάση αυτού που περιγράψαμε στο τέλος της ενότητας 4 του κεφαλαίου 5 δημιουργήθηκε και ο εξής πίνακας, ο οποίος αποσαφηνίζει την μορφή των πινάκων στο MatLab.

```
>> CPs(1:5,:)
ans =
5×9 table
    WorkCode    CategoryCode    BoroughCode    FundingCarrierCode    TimeCode    DesignStart    BudgetForecast    ExpectedDuration    LOGTSC
    _____    _____    _____    _____    _____    _____    _____    _____    _____
    4020         3130         2010         5050         2.0131e+05    41540         1.9634e+08         3026         3
    4090         3130         2090         5050         2.013e+05     41395         6.9586e+07         2637         3
    4070         3130         2090         5050         1.996e+05     35186         4.4982e+08         9010         3
    4130         3080         2040         5220         2.0061e+05    39034         1.7255e+08         5070         3
    4070         3020         2180         5090         2.0141e+05    41897         3.6e+08            2154         3
```

```
>> CPb(1:5,:)
ans =
5×9 table
    WorkCode    CategoryCode    BoroughCode    FundingCarrierCode    TimeCode    DesignStart    BudgetForecast    ExpectedDuration    LOGTSC
    _____    _____    _____    _____    _____    _____    _____    _____    _____
    4020         3130         2010         5050         2.0131e+05    41540         1.9634e+08         3026         7
    4090         3130         2090         5050         2.013e+05     41395         6.9586e+07         2637         7
    4070         3130         2090         5050         1.996e+05     35186         4.4982e+08         9010         7
    4130         3080         2040         5220         2.0061e+05    39034         1.7255e+08         5070         7
    4070         3020         2180         5090         2.0141e+05    41897         3.6e+08            2154         8
```

Εικόνα 11: Κατηγοριοποίηση δεδομένων

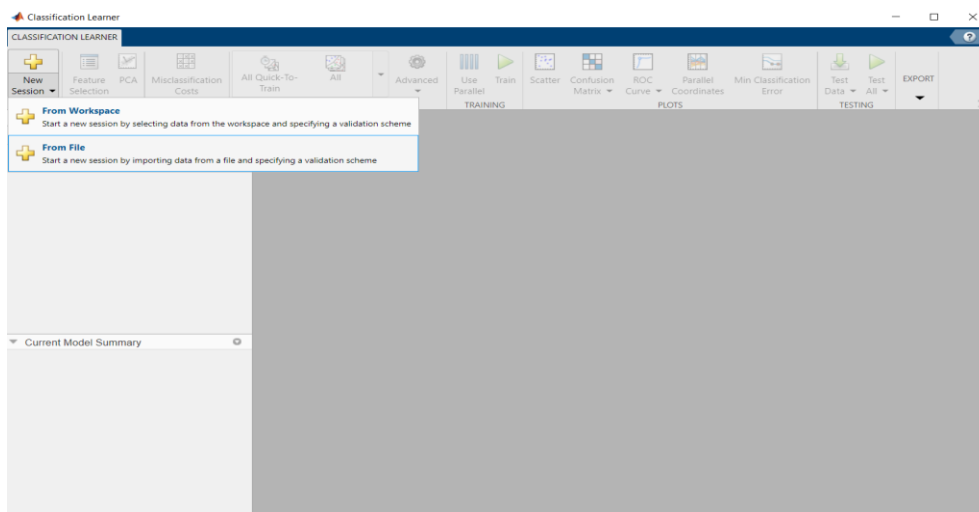
Εκχωρώντας τον παραπάνω πίνακα στο MatLab και χρησιμοποιώντας τα εργαλεία του και στην συγκεκριμένη περίπτωση την εφαρμογή Regression Learner, η οποία επιλέγεται ανάμεσα σε πολλές εφαρμογές που παρέχει το MatLab για να εκπαιδεύσει ή να επικυρώσει αυτόματα ένα μοντέλο παλινδρόμησης με σκοπό την πρόβλεψη δεδομένων.

Κατά βάση η συγκεκριμένη εφαρμογή χρησιμοποιείται για να εξερευνεί, να καθορίζει σχήματα επικύρωσης, να εκπαιδεύει μοντέλα και τέλος να αξιολογεί τα αποτελέσματα.

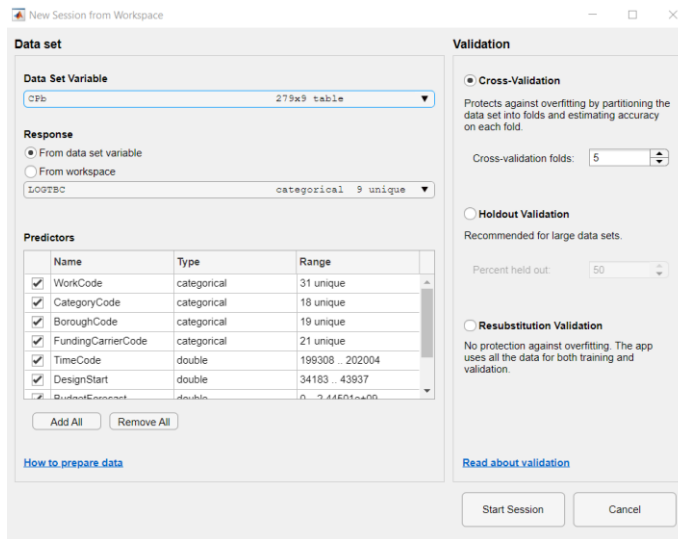
Περιλαμβάνει μοντέλα γραμμικής παλινδρόμησης (linear regression models), δένδρα παλινδρόμησης (regression trees), μοντέλα Gaussian (Gaussian process regression models), μηχανές υποστήριξης (support vector machines), σύνολα δένδρων παλινδρόμησης (ensembles of regression trees) και μοντέλα παλινδρόμησης νευρικών δικτύων (neural network regression models).

Σε αυτό το σημείο θα παρουσιαστεί εκτενώς μέσω οπτικοποιημένου υλικού αλλά και της αντίστοιχης περιγραφής, βήμα- βήμα όλη την διαδικασία του MatLab από το σημείο που καλούνται τα δεδομένα στο πρόγραμμα μέχρι και το σημείο του τελικού αποτελέσματος του μοντέλου.

- Αρχικά εκχωρούμε το αρχείο που θα επεξεργαστούμε στο πρόγραμμα έτσι ώστε να ξεκινήσουμε την όλη διαδικασία του μοντέλου. Πατώντας στο New Session και μετά διαλέγοντας αν θα εκχωρηθεί από τον χώρο εργασίας (From Workspace), είτε από κάποιο φάκελο (From file). Αφού επιλέξουμε από πού θα εκχωρηθεί, θα ανοίξει ένα καινούργιο παράθυρο στο οποίο θα πρέπει να διαλέξουμε από το Data Set Variable ποιο φύλλο excel θα χρησιμοποιήσουμε για να συνεχίσουμε την διαδικασία.



Εικόνα 12: Αρχική σελίδα MatLab



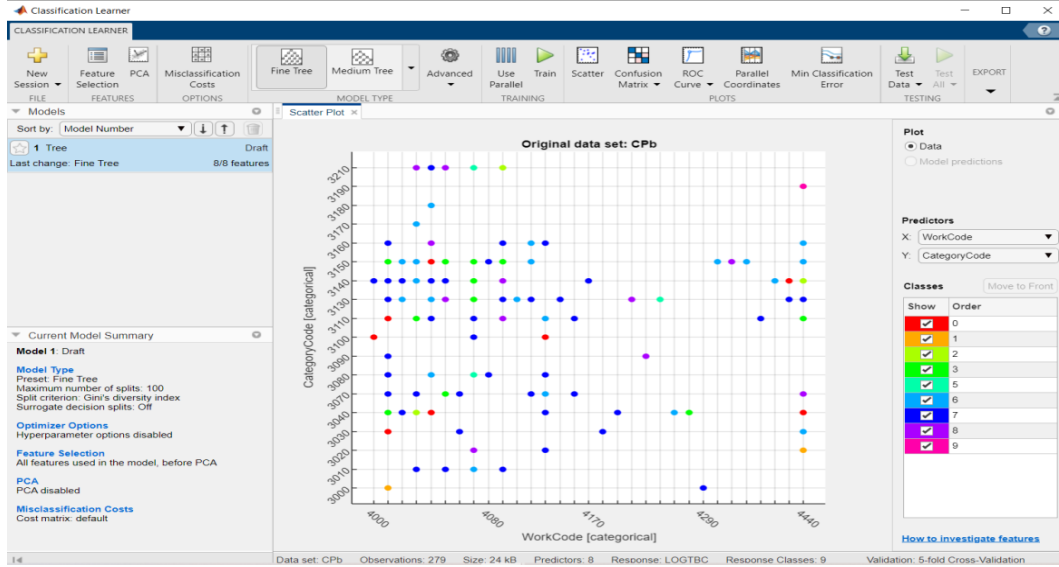
Εικόνα 13: Παράθυρο για την επιλογή του αρχείου

- Αφού επιλεγεί το αρχείο θα βρεθούμε ξανά στο αρχικό παράθυρο, όπου θα πρέπει να διαλέξουμε να ‘τρέξει’ το πρόγραμμα όλα τα πιθανοί αλγόριθμοι (όπως τα SVM, Tree, Naive Bayes, Ensemble Accuracy και Neural Network Accuracy) οι περισσότεροι των οποίων έχουν αναφερθεί και πρωτύτερα στο κεφάλαιο 4.3.2, με σκοπό να βρεθεί η βέλτιστη πιθανή λύση στο πρόβλημα. Πατώντας το Train τα μοντέλα αρχίζουν να εμφανίζουν τα ποσοστά επιτυχίας, στην αριστερή πλευρά του παραθύρου, που έχουν στην συσχέτιση των δεδομένων εισόδου και εξόδου.

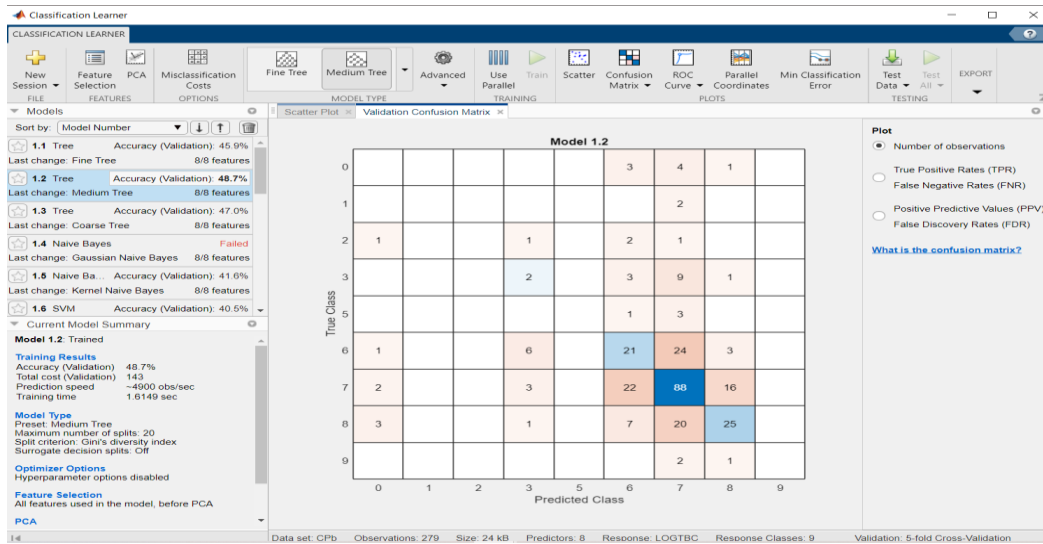
Αφού γίνουν όλες οι δοκιμές των μοντέλων, το πρόγραμμα θα εμφανίσει το επικρατέστερο μοντέλο.

Πιο συγκεκριμένα στο δικό μας μοντέλο όπως έχουμε αναφέρει οι μεταβλητές εξόδου είναι το Schedule και το Budget, έχοντας όλα τα υπόλοιπα δεδομένα για μεταβλητές εισόδου. Επομένως μέσω της εφαρμογής Regression Learner θα αποδειχθεί εάν υπάρχει κάποια σημαντική συσχέτιση.

Για το Budget:



Εικόνα 14: Αρχική οθόνη της εφαρμογής Regression Learner για την μεταβλητή εξόδου Budget.

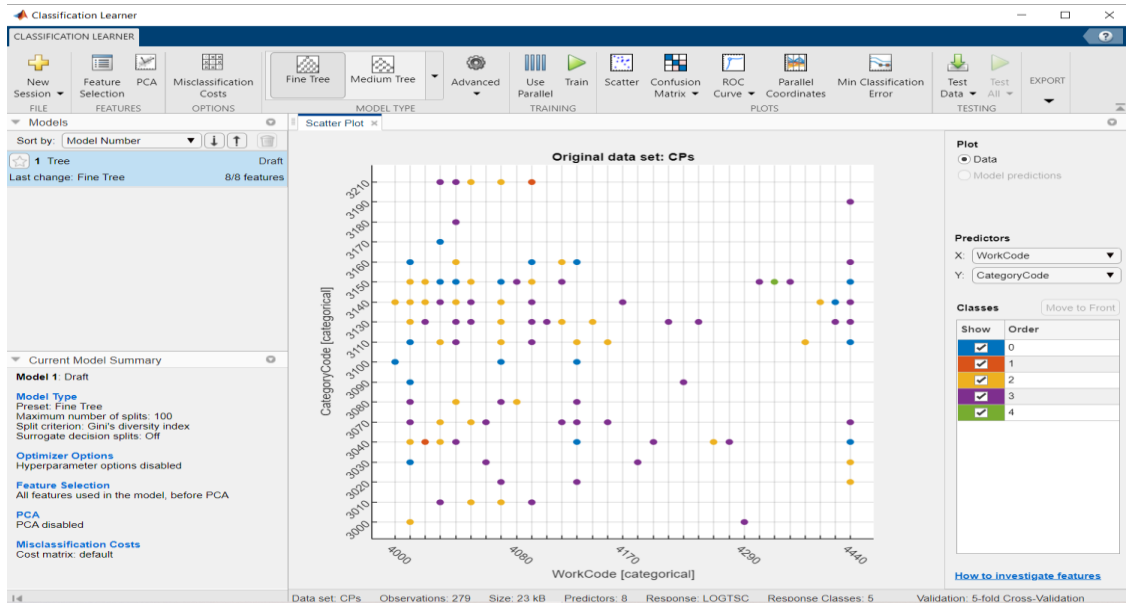


Εικόνα 15: Τελικό αποτέλεσμα του μοντέλου για την μεταβλητή εξόδου Budget

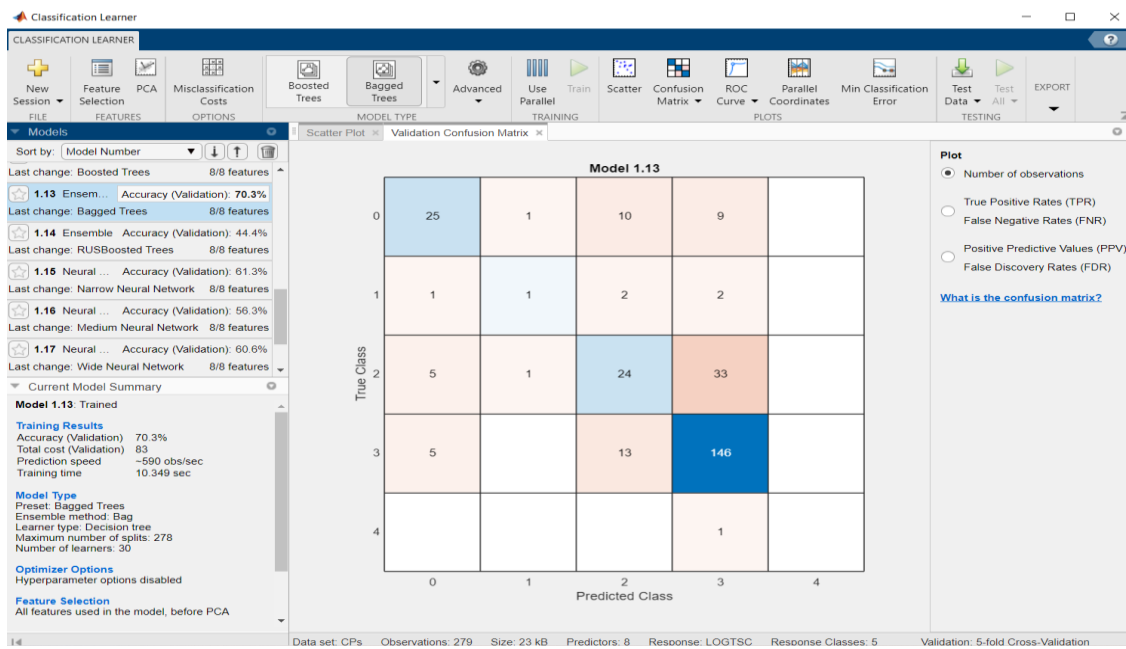
Το πιο αποτελεσματικό μοντέλο στην περίπτωση του budget είναι το Medium Tree με ποσοστό επιτυχίας 48,7%. Τα υπόλοιπα μοντέλα έλαβαν τα εξής ποσοστά επιτυχίας σύγκρισης:

- Fine Tree: 45,9%
- Coarse Tree: 47%
- Gaussian Naive Bayes: Απέτυχε
- Kernal Naive Bayes: 41,6%
- Linear SVM: 40,5%
- Quadratic SVM: 36,9%
- Cubic SVM: 35,8%
- Fine Gaussian SVM: 39,1%
- Medium Gaussian SVM: 41,2%
- Coarse Gaussian SVM: 40,1%
- Boosted Trees: 46,2%
- Bagged Trees: 47%
- RUSBoosted Trees: 11,5%
- Narrow Neural Network: 31,9%
- Medium Neural Network: 33%
- Wide Neural Network: 39,1%
- Bilayered Neural Network: 26,5%
- Trilayered Neural Network: 39,4%

Για το Schedule:



Εικόνα 16: Αρχική οθόνη της εφαρμογής Regression Learner για την μεταβλητή εξόδου Schedule



Εικόνα 17: Τελικό αποτέλεσμα του μοντέλου για την μεταβλητή εξόδου Budget

Το πιο αποτελεσματικό μοντέλο στην περίπτωση του schedule είναι το Bagged Trees με ποσοστό επιτυχίας 70,3%. Τα υπόλοιπα μοντέλα έλαβαν τα εξής ποσοστά επιτυχίας συσχέτισης:

- Fine Tree: 60,9%
- Medium Tree: 62,4%
- Coarse Tree: 64,5%
- Gaussian Naive Bayes: Απέτυχε
- Kernal Naive Bayes: 65,6%
- Linear SVM: 60,9%
- Quadratic SVM: 56,6%
- Cubic SVM: 58,1%
- Fine Gaussian SVM: 49,5%
- Medium Gaussian SVM: 63,1%
- Coarse Gaussian SVM: 52%
- Boosted Trees: 66,7%
- RUSBoosted Trees: 44,4%
- Narrow Neural Network: 61,3%
- Medium Neural Network: 56,3%
- Wide Neural Network: 60,6%
- Bilayered Neural Network: 58,1%
- Trilayered Neural Network: 55,9%

Από τα attached που παρατέθηκαν φαίνεται πως το ποσοστό επιτυχίας για την πρόβλεψη αλλαγών της μεταβλητή Schedule είναι 70.3%, όμως σαν τάξη μεγέθους και βάση με την κατηγοριοποίηση που έγινε, όπου ταξινομήθηκε σε 5 κατηγορίες. Ενώ στην περίπτωση του budget το ποσοστό επιτυχίας είναι χαμηλό 48.7%, καθώς έχει μεγαλύτερο εύρος (9 κατηγοριών) και αυτό συνεπάγεται από την ανόμοια κατανομή και τις πολλές ακατάλληλες τιμές- outliers.

Από τα από αποτελέσματα και των δύο περιπτώσεων συμπεραίνουμε πως κανένα από τα ποσοστά επιτυχίας δεν μας καλύπτει, καθώς δεν υπάρχει κάποια αξιοσημείωτη συσχέτιση μεταξύ των μεταβλητών εισόδου και εξόδου. Για να είχαμε μεγαλύτερη επιτυχία στο μοντέλο κρίνεται απαραίτητο πως θα έπρεπε να υπήρχαν καλύτερα δεδομένα, να είχε γίνει μια εκτενέστερη και εις βάθος προ-επεξεργασία τους έτσι ώστε να μπορούσαν να μας δώσουν και άλλα χαρακτηριστικά συναφή με το πρόβλημα που ασχολούμαστε

6 Ανακεφαλαίωση - Συμπεράσματα

Η τεχνητή νοημοσύνη έχει διευκολύνει κατά πολύ τον διαχειριστή έργου κατά την πάροδο του χρόνου και λόγω της συνεχούς εξέλιξης της έχει φτάσει σε σημείο που μπορεί να προβλέψει το κόστος και τον χρόνο περάτωσης ενός έργου, να παρακολουθεί βήμα-βήμα την πορεία του και να προβλέψει εξ αρχής τυχόν κινδύνους που μπορεί να υπήρχαν στην πορεία, κάνοντας το έργο να έχει μεγαλύτερα ποσοστά επιτυχίας στο πλάνο που είχε τεθεί για την παράδοση του. Με όλα αυτά τα πλεονεκτήματα που έχει και τον γοργό ρυθμό εξέλιξης της είναι αναμενόμενο και αναπόφευκτο πως μελλοντικά θα μπορεί να αντικαταστήσει πλήρως τον διαχειριστή έργου.

Στην προκειμένη εργασία έχουμε χρησιμοποιήσει μοντέλα της τεχνητής νοημοσύνης για να καταλήξουμε ποιο απ' όλα τελικά μας ικανοποίησε με μεγαλύτερη επιτυχία μέσω των αποτελεσμάτων που έβγαλε για τις μεταβλητές εξόδου Total Budget Changes και Total Schedule Changes, συγκριτικά με τις μεταβλητές εισόδου που εκχωρήθηκαν (π.χ. Job Type, Client Agency κλπ.).

Για να καταλήξουμε όμως στο σημείο να εκχωρήσουμε τα δεδομένα στο πρόγραμμα MatLab που χρησιμοποιήσαμε, χρειάστηκε να επεξεργαστούμε τα αρχικά δεδομένα που είχαμε. Αυτό που κάναμε με λίγα λόγια ήταν να 'καθαρίσουμε' τα άχρηστα δεδομένα, να δημιουργήσουμε κωδικούς για τις στήλες που θεωρήσαμε απαραίτητο ώστε να μας διευκολύνει να κατανοήσουμε τι δεδομένα είχαμε άλλα και την μεταξύ τους σχέση και τέλος διορθώθηκαν πολλά στοιχεία που ήταν ακατάλληλα γραμμένα και έτσι δεν μπορούσαν να μπουν στο πρόγραμμα.

Αφού έγινε όλη η απαιτούμενη επεξεργασία που αναφέρθηκε προηγουμένως και καταλήξαμε στο τελικό αρχείο CP (παράρτημα E), βάλαμε τις μεταβλητές στο MatLab και μέσω της εντολής WordCloud οπτικοποιήσαμε τα δεδομένα και επίσης καταλήξαμε ποιο απ' όλα τα μοντέλα που παρέχει το πρόγραμμα είχε το μεγαλύτερο ποσοστό επιτυχίας μεταξύ των δεδομένων εισόδου- εξόδου.

Εν τέλει διαπιστώσαμε πως αν και φαίνεται ότι βγαίνουν κάποια αποτελέσματα που δείχνουν τις δυνατότητες των μεθόδων, τα ποσοστά που βγήκαν δεν ήταν αυτά που περιμέναμε στην αρχή οπότε το μοντέλο θα χρειαστεί βελτιώσεις - για να πλησιάσει ένα ικανοποιητικό

ποσοστό επιτυχίας π.χ., 80%+. Γι' αυτό θα παραθέσουμε εν συντομία τι άλλο θα μπορούσαμε να κάνουμε για να είναι πιο ικανοποιητικά τα αποτελέσματα και να έχουμε την επιθυμητή επιτυχία.

- Να υπήρχαν καλύτερα δεδομένα.
- Να είχε γίνει αναλυτικότερη προ-επεξεργασία.
- Πρέπει να είχε γίνει καλύτερη κατανομή των κατηγοριών με διαφορετικές διατάξεις, διαχωρισμούς ή συνενώσεις.
- Πρέπει να είχε γίνει καλύτερη κατανομή των δεδομένα εισόδου (Codes), καθώς απεικονίζοντας τα με WordCloud φαίνεται ότι πολλά από αυτά θα μπορούσαν να συγχωνευτούν με άλλα και τελικά να έχουμε 5-10 μόνο συγκεντρωτικούς κωδικούς αντί των πολλών μεμονωμένων.

7 Βιβλιογραφία

- [1] Belharet, A.; Bharathan, U.; Dzingina, B.; Madhavan, N.; Mathur, C.; Toti, Y.-D. B.; Babbar, D.; Markowski, K. *A Study on the Impact of Artificial Intelligence on Project Management*; Frenxiv, 2020. DOI: 10.31226/osf.io/8mxfk
- [2] Lipke, W. Earned Schedule Contribution to Project Management. 2012, 19.
- [3] Wauters, M.; Vanhoucke, M. A Comparative Study of Artificial Intelligence Methods for Project Duration Forecasting. *Expert Syst. Appl.* 2016, 46, 249–261. DOI: 10.1016/j.eswa.2015.10.008
- [4] Boehm, B. W. A Spiral Model of Software Development and Enhancement. In *Readings in Human–Computer Interaction*; Elsevier, 1995; pp 281–292. DOI: 10.1016/B978-0-08-051574-8.50031-5.
- [5] *A Guide to the Project Management Body of Knowledge (PMBOK Guide)*, 4th ed.; Project Management Institute, Ed.; Project Management Institute, Inc: Newtown Square, Pa, 2008.
- [6] Abadi, M.; Agarwal, A.; Barham, P.; Brevdo, E.; Chen, Z.; Citro, C.; Corrado, G. S.; Davis, A.; Dean, J.; Devin, M.; Ghemawat, S.; Goodfellow, I.; Harp, A.; Irving, G.; Isard, M.; Jia, Y.; Jozefowicz, R.; Kaiser, L.; Kudlur, M.; Levenberg, J.; Mane, D.; Monga, R.; Moore, S.; Murray, D.; Olah, C.; Schuster, M.; Shlens, J.; Steiner, B.; Sutskever, I.; Talwar, K.; Tucker, P.; Vanhoucke, V.; Vasudevan, V.; Viegas, F.; Vinyals, O.; Warden, P.; Wattenberg, M.; Wicke, M.; Yu, Y.; Zheng, X. TensorFlow: Large-Scale Machine Learning on Heterogeneous Distributed Systems. 19.
- [7] Wysocki, R. K. (2013). *Effective project management (7th Edition)*. NJ, USA, IN: Wiley & Sons.
- [8] Suzuki K , (2013), « Artificial Neural Networks - Architectures and Applications» ,intechopen.com ,<https://www.intechopen.com/books/artificial-neural-networksarchitectures-and-applications/improved-kohonen-feature-mapprobabilistic-associative-memory-based-on-weights-distribution>

- [9] Mills T ,(2018), «Artificial Neural Networks: How To Understand Them And Why They're Important», <https://www.forbes.com/sites/forbestechcouncil/2018/08/13/artificial-neural-networks-how-to-understand-them-and-why-theyreimportant/#6fd4e5455ecd>
- [10] Cheng, M.-Y.; Tsai, Hsing-Chih; Sudjono, E. Conceptual cost estimates using evolutionary fuzzy hybrid neural network for projects in construction industry | Elsevier Enhanced Reader DOI: 10.1016/j.eswa.2009.11.080
- [11] Archibald RD (1976) Managing high-technology programs and projects. Wiley, New York.
- [12] Anbari F (2003) Earned value project management method and extensions. ProjManag J 34(4): 12–23
- [13] Lipke W, Zwikael O, Henderson K, Anbari F (2009) Prediction of project outcome: the application of statistical methods to earned value management and earned schedule performance indexes. Int J ProjManage 27:400–407
- [14] Lipke W (2003) Schedule is different. The Measurable News Summer:31–34
- [15] Christensen D (1993) The estimate at completion problem: a review of three studies. ProjManag J 24:37–42
- [16] Fazar, W. (1959). Program evaluation and review technique. The American Statistician, 13:10.
- [17] The Bull Survey (1998). The bull survey. London: Spikes Cavell Research Company
- [18] Breiman, L., Friedman, J., Olshen, R., and Stone, C. (1984). Classification and regression trees. Wadsworth International Group
- [19] Breiman, L. (1996). Bagging predictors. Machine Learning, 24:123–140
- [20] Buhlmann, P. and Yu, B. (2002). Analyzing bagging. The Annals of Statistics, 30:927-961
- [21] Quinlan, J. (1993).C4.5 Programs for Machine Learning. Morgan Kaufmann Publishers Inc.

- [22] Schapire, R. (1990). The strength of weak learn ability. *Machine Learning*, 5:197-227
- [23] Freund, Y. and Schapire, R.(1997). A decision-theoretic generalization of on-line learning and an application to boosting . *Journal of Computer and System Sciences*, 55:119–139
- [24] KUTSCHENREITER-PRASZKIEWICZ I.: Application of artificial neural network for determination of standard time in machining. *J Intell Manuf*, DOI 10.1007/s.10845-008-0076-6, Springer Science+ Business Media, LLC 2008.
- [25] Vrahatis, M.N., B. Boutsinas, P. Alevizos and G. Pavlides, “The new k-windows algorithm for improving the k-means clustering algorithm”, *Journal of Complexity*, Vol. 18, pp. 375-391, 2002.
- [26] KACZMARCZYK T.: *Ryzykoiz zarządzanieryzykiem*. Difin. Warszawa 2005.
- [27] Tasoulis, D.K. and M.N. Vrahatis, “Unsupervised clustering on dynamic databases”, *Pattern Recognition Letters*, Vol. 26, pp. 2116-2127, 2005
- [28] Fritzke, B., “A growing neural gas network learns topologies”, in *Advances in Neural Information Processing Systems*, G. Tesauro, D. S. Touretzky and T. K. Leen (eds), MIT Press, Cambridge MA, pp. 625-632, 1995.
- [29] Farmer, J.D. and J.J. Sidorowich, “Predicting chaotic time series”, *Physical Review Letters*, Vol. 59, pp. 845-848, 1987.
- [30] GASPARINI M, MARGARIA G, WYNN H: Dynamic risk control for project development *Statistical Methods& Applications* (2004) 13: 71–86 Springer-Verlag.
- [31] White ,H., “Connectionist non parametric regression: Multi layer feed forward network scan learner bitrary mappings”, *Neural Networks*, Vol. 3, pp. 535-549, 1990.
- [32] Sandberg, I.W. and L. Xu, “Uniform approximation of multi dimensional myopic maps”, *IEEE Transactions on Circuits and Systems I: Fundamental Theory and Applications*, Vol. 44, pp. 477-485, 1997.
- [33] Haykin, S., “*Neural Networks: A Comprehensive Foundation*”, NewYork: Macmillan College Publishing Company, 1999.

- [34] Kerzner, H. “A Systems Approach to Planning, Scheduling, and Controlling”, John Wiley & Sons, Inc, 2013.
- [35] Vidal, L.A and Marle, F. “Understanding project complexity, implications on project management”, 2016.
- [36] I. Vlahavas, P. Kefalas, N. Bassiliades, F. Kokkoras, I. Sakellariou. “Artificial Intelligence” -3rd Edition, ISBN: 978-960-8396-64-7, Publisher: University of Macedonia Press/ Greece, 2011.
- [37] Russell Stuart, Norvig Peter, “ARTIFICIAL INTELLIGENCE, A MODERN APPROACH”, 2005.
- [38] Goertzel. B, Pennachin. C, “Artificial General Intelligence”, 978-3-540-68677-4, 2007.
- [39] Butt, A. (2018). Quantification of Influences on Student Perceptions of Group Work. *Journal of University Teaching & Learning Practice*, 15(5). <https://ro.uow.edu.au/jutlp/vol15/iss5/8>
- [40] Gonenc Gurkaynak, Ilay Yilmaz, Gunes Haksever, Stifling artificial intelligence: Human perils, *Computer Law & Security Review: The International Journal of Technology Law and Practice* (2016), doi: 10.1016/j.clsr.2016.05.003
- [41] Royce “Managing the Development of Large Software Systems”, *Proceedings of IEEE WESCON 26* (August): 1–9, 1970.
- [42] Daniel Magaña Martínez “International Journal of Interactive Multimedia and Artificial Intelligence”, 3(5):77-84 DOI:10.9781/ijimai.2015.3510, 2015.
- [43] Mark Lahmann “PMI Global Conference: Schedule”, 2018
- [44] Vapnik, Vladimir Naumovich, “The nature of statistics learning theory”, 978-1-4419-3160-3, 2000.
- [45] Russell “The Integration of Technical Analysis”, CMT Level III, 2017.
- [46] Scott Middleton, “Multi-level spine endoscopy: a review of available evidence and case report”, *Open Rev* 2017;2:317-323. DOI: 10.1302/2058-5241.2.160087, 2017.

Παράρτημα Α

Γενικές πληροφορίες για το Power BI:

Το Power BI είναι μια συλλογή από υπηρεσίες λογισμικού, εφαρμογές και συνδέσεις που συνεργάζονται για να μετατρέψουν τις μη σχετιζόμενες προελεύσεις δεδομένων σε συνεκτικές, οπτικά καθηλωτικές και διαδραστικές πληροφορίες. Τα δεδομένα μπορεί να είναι ένα υπολογιστικό φύλλο Excel ή μια συλλογή υβριδικών αποθηκών δεδομένων cloud ή εσωτερικής εγκατάστασης.

Το Power BI αποτελείται από πολλά στοιχεία που λειτουργούν μαζί, ξεκινώντας με αυτά τα τρία βασικά στοιχεία:

- Μια εφαρμογή υπολογιστή Windows που ονομάζεται Power BI Desktop.
Μια online υπηρεσία SaaS (λογισμικό ως υπηρεσία) που ονομάζεται υπηρεσία Power BI.
- Εφαρμογές του Power BI για κινητές συσκευές Windows, iOS και Android.

Αυτά τα τρία στοιχεία-το Power BI Desktop, η υπηρεσία και οι εφαρμογές για κινητές συσκευές-έχουν σχεδιαστεί έτσι ώστε να σας επιτρέπουν να δημιουργείτε, να μοιράζεστε και να χρησιμοποιείτε πληροφορίες δεδομένων με τον τρόπο που εξυπηρετεί πιο αποτελεσματικά εσάς και τον ρόλο σας.

Εκτός από αυτά τα τρία, το Power BI διαθέτει επίσης δύο άλλα στοιχεία:

- Το Power BI Report Builder, χρησιμοποιείται για τη δημιουργία σελιδοποιημένων αναφορών για κοινή χρήση στην Υπηρεσία Power BI.
- Το Power BI Report Server, είναι ένας διακομιστής αναφορών εσωτερικής εγκατάστασης, στον οποίο μπορούν να δημοσιευτούν οι αναφορές Power BI, αφού δημιουργηθούν στο Power BI Desktop.

Η ροή εργασίας στο Power BI:

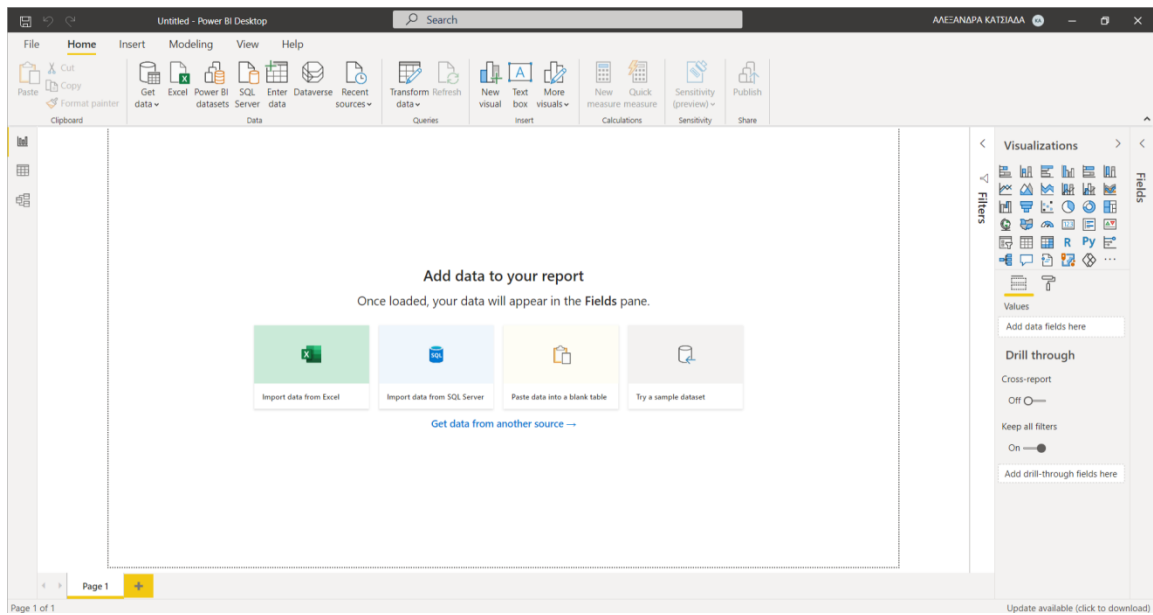
Μια τυπική ροή εργασιών στο Power BI ξεκινά με τη σύνδεση σε προελεύσεις δεδομένων στο Power BI Desktop και τη δημιουργία μιας αναφοράς. Στη συνέχεια, μπορείτε να δημοσιεύσετε αυτή την αναφορά από το Power BI Desktop στην υπηρεσία Power BI και έπειτα να την κοινοποιήσετε ώστε οι χρήστες επιχείρησης στην υπηρεσία και τις κινητές συσκευές Power BI να έχουν τη δυνατότητα προβολής και αλληλεπίδρασης με την αναφορά.

Αυτή είναι μια τυπική ροή εργασιών και παρουσιάζει τον τρόπο που τα τρία κύρια στοιχεία του Power BI αλληλοσυμπληρώνονται.

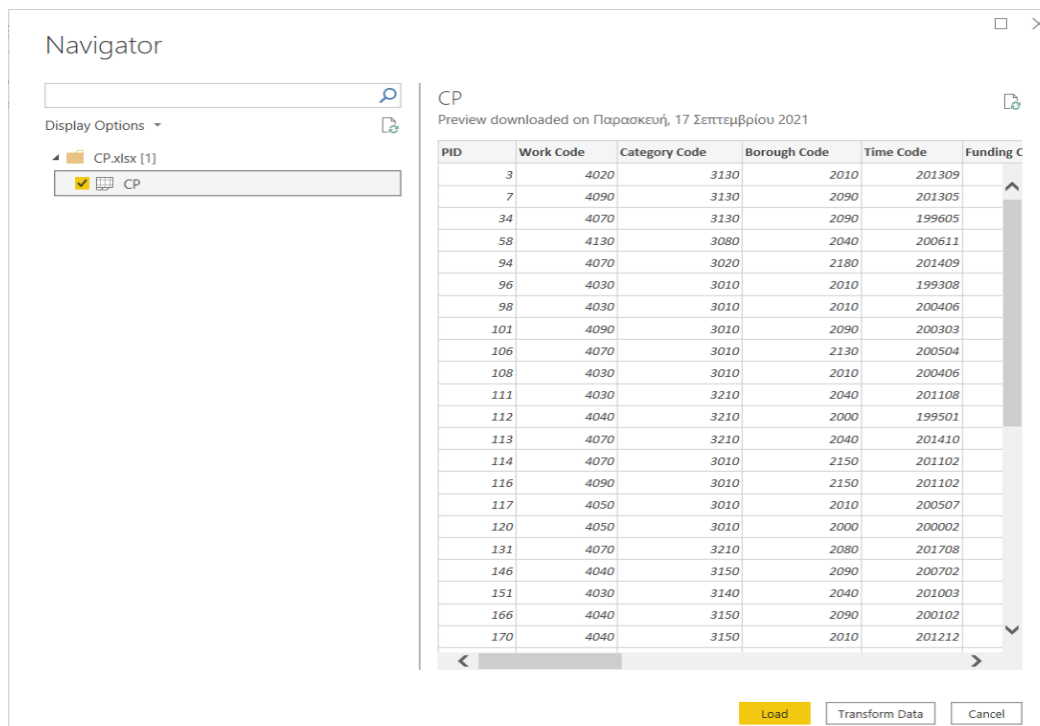
Σε αυτό το σημείο θα παρουσιαστεί εκτενώς η περιγραφή όλης την διαδικασία του Power Bi από το σημείο που καλούνται τα δεδομένα στο πρόγραμμα μέχρι και το σημείο του τελικού αποτελέσματος του μοντέλου.

- Αρχικά εκχωρούμε το αρχείο που θα επεξεργαστούμε στο πρόγραμμα έτσι ώστε να ξεκινήσουμε την όλη διαδικασία του μοντέλου. Πατώντας στο Get Data και μετά διαλέγοντας από πού θα εκχωρηθεί το αρχείο, στην συγκεκριμένη περίπτωση διαλέγουμε να εκχωρηθεί από το Excel. Αφού επιλέξουμε από πού θα εκχωρηθεί, θα ανοίξει ένα καινούργιο παράθυρο στο οποίο θα πρέπει να διαλέξουμε από το Navigator ποιο φύλλο excel θα χρησιμοποιήσουμε για να συνεχίσουμε την διαδικασία. Το οποίο μπορούμε προτού το κατεβάσουμε (Load) στο πρόγραμμα να επεξεργαστούμε τα δεδομένα που παρέχει (Transform Data).

Τα δεδομένα που εμπεριέχονται στο φύλλο Excel που εκχωρούμε στο Power Bi είναι ίδια με αυτά που αναφέρονται στο Κεφάλαιο 5 και πιο συγκεκριμένα στις ενότητες 5.1 και 5.2. Επιπροσθέτως έχει διενεργηθεί η ίδια επεξεργασία στα δεδομένα, προτού εκχωρηθούν στο πρόγραμμα, όπως έγινε και στην ενότητα 5.3 για την χρήση τους στο MatLab.

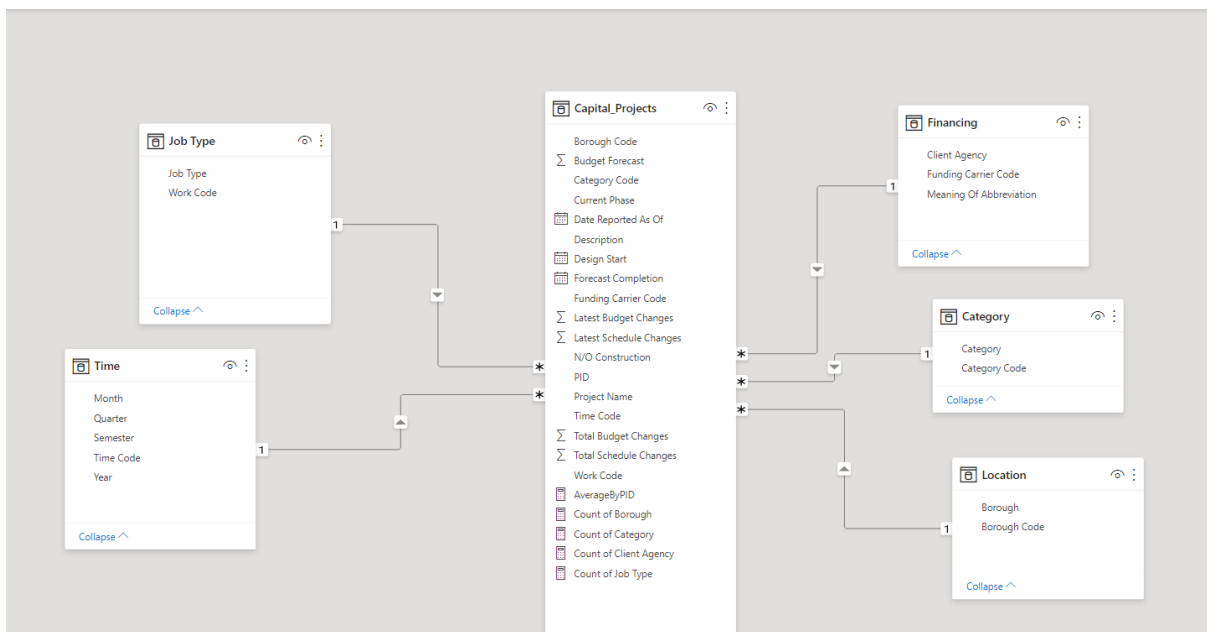


Εικόνα 18: : Αρχική σελίδα Power Bi



Εικόνα 19: Παράθυρο για την επιλογή του αρχείου.

- Αφού επιλεγεί το αρχείο θα βρεθούμε ξανά στο αρχικό παράθυρο, όπου θα πρέπει να διαλέξουμε να οδηγηθούμε στο κομμάτι σύνδεσης των δεδομένων μεταξύ τους. Έτσι ώστε μετά την δημιουργία της σύνδεσης των μεταβλητών, θα καταφέρουμε να οπτικοποιήσουμε τα δεδομένα μας. Αν παραβλέψουμε αυτό το κομμάτι δεν θα μπορούσαμε επ' ουδενί να χρησιμοποιήσουμε τα εργαλεία που παρέχει το Power Bi.



Εικόνα 20: Αποθήκη δεδομένων- Σχήμα Χιονοκρίμα