



ΠΟΛΥΤΕΧΝΕΙΟ ΚΡΗΤΗΣ

Τμήμα Μηχανικών Παραγωγής και Διοίκησης

“Διερεύνηση της επιρροής της θεωρίας καμπυλών
μάθησης στη βελτιστοποίηση της παραγωγικής
διαδικασίας”

Διπλωματική εργασία: Πλάκας Αριστοτέλης

Επιβλέπον καθηγητής: Ατσαλάκης Γεώργιος

Περίληψη

Η παρούσα διπλωματική εργασία αφορά τη διερεύνηση του ρόλου των καμπυλών μάθησης στη βελτιστοποίηση της απόδοσης και παραγωγικότητας κατασκευαστικών δραστηριοτήτων. Η θεωρία των καμπυλών μάθησης χρησιμοποιείται ευρέως στον βιομηχανικό τομέα καθώς παρέχει λύσεις σε απαιτητικές και χρονοβόρες εργασίες, όπως είναι η δημιουργία χρονοδιαγραμμάτων, η βελτιστοποίηση του κόστους, η μείωση των χρόνων παραγωγής, και η εκτίμηση μελλοντικών αποδόσεων.

Για την υλοποίηση της μελέτης, επιλέγονται πέντε μοντέλα καμπύλης μάθησης για ανάλυση, ενώ η ερευνητική μεθοδολογία της εργασίας περιλαμβάνει την εξέταση των μοντέλων χρησιμοποιώντας δεδομένα μονάδας και δεδομένα αθροιστικού μέσου όρου. Τα μοντέλα που εξετάζονται περιλαμβάνουν το ευθύγραμμο μοντέλο ή μοντέλο του Wright, το μοντέλο Stanford 'B', το κυβικό μοντέλο, το βαθμωτό ή τμηματικό μοντέλο και το εκθετικό μοντέλο. Η ανάλυση επικεντρώνεται στην ικανότητα των μοντέλων να προσαρμόζονται στα ιστορικά δεδομένα ολοκληρωμένων εργασιών και στη δυνατότητα τους να προβλέπουν μελλοντικές αποδόσεις. Η εφαρμογή των παραπάνω μοντέλων σε παραγωγική διαδικασία που σχετίζεται με αμυντικά συστήματα αποκάλυψε τα εξής ευρήματα. Όσο αφορά την ικανότητα των μοντέλων να προσαρμόζονται σε ιστορικά δεδομένα, τα αποτελέσματα υποδεικνύουν πως το κυβικό μοντέλο είναι πιο ακριβές κατά τη χρήση και των δυο τεχνικών απεικόνισης δεδομένων. Στη περίπτωση εξέτασης της ικανότητας των μοντέλων να προβλέπουν μελλοντικές συμπεριφορές, το τμηματικό μοντέλο ξεχώρισε με τη χρήση δεδομένων μονάδας, ενώ το ευθύγραμμο μοντέλο παρουσίασε τη καλύτερη επίδοση χρησιμοποιώντας δεδομένα αθροιστικού μέσου όρου.

Η διεξαγωγή της παρούσας έρευνας προσφέρει μια βαθύτερη κατανόηση της χρησιμότητας και αποτελεσματικότητας της εφαρμογής της θεωρίας καμπυλών μάθησης σε μια κατασκευαστική διεργασία, ενώ παράλληλα επισημαίνει τη σημασία της επιλογής του βέλτιστου μοντέλου για τη βελτιστοποίηση της παραγωγικής διαδικασίας.

Abstract

This thesis delves into the significance of learning curves in optimizing the performance and productivity of construction activities. The theory of learning curves is widely used in the industrial sector as it offers solutions to demanding and time-consuming tasks, such as creating schedules, optimizing costs, reducing production times, and estimating future performances.

For the implementation of the study, five learning curve models are selected for analysis. The research methodology includes the examination of these models using unit data and cumulative average data. The models under consideration include the straight-line model or Wright's model, the Stanford 'B' model, the cubic model, the piecewise model, and the exponential model. The analysis focuses on the models' ability to adapt to historical data of completed tasks and their capability to forecast future performances. The application of the models mentioned above in a production process related to defense systems revealed the following findings: Regarding the models' ability to adapt to historical data, results suggest that the cubic model is more precise when using both data representation techniques. In examining the models' ability to predict future behaviors, the piecewise model stood out when using unit data, while the straight-line model showed the best performance when using cumulative average data.

The conduct of this research offers a deeper understanding of the usefulness and effectiveness of applying the learning curve theory to a construction process, while simultaneously highlighting the importance of choosing the optimal model for the optimization of the production process.

Περιεχόμενα

Περίληψη	2
Abstract	3
1. Εισαγωγή	6
1.1 Επισκόπηση του προβλήματος.....	6
1.2 Αναγκαιότητα της έρευνας.....	6
1.3 Σκοπός της εργασίας	7
1.4 Μεθοδολογία.....	8
2. Ανασκόπηση της βιβλιογραφίας.....	9
2.1 Το φαινόμενο της μάθησης	9
2.2 Η καμπύλη μάθησης.....	10
2.2.1 Προϋποθέσεις για την ύπαρξη φαινομένου μάθησης.....	11
2.2.2 Παράγοντες που επηρεάζουν το φαινόμενο μάθησης	12
2.3 Ο Ρυθμός Μάθησης.....	14
2.4 Μαθηματικά μοντέλα καμπυλών μάθησης	16
2.4.1 Ευθύγραμμο μοντέλο ή μοντέλο του Wright (Straight-Line model or Wright's model).....	17
2.4.2 Μοντέλο Stanford "B" (Stanford "B" model).....	18
2.4.3 Κυβικό μοντέλο (Cubic model).....	19
2.4.4 Βαθμωτό ή τμηματικό μοντέλο (Stepwise or Piecewise model).....	20
2.4.5 Εκθετικό μοντέλο (Exponential model)	21
2.4.6 Σύνοψη των μοντέλων καμπύλης μάθησης.....	22
2.5 Τεχνικές απεικόνισης δεδομένων καμπύλης μάθησης.....	23
2.5.1 Δεδομένα μονάδας (Unit data)	23
2.5.2 Δεδομένα αθροιστικού μέσου όρου (Cumulative average data)	24
2.5.3 Σύγκριση τεχνικών απεικόνισης δεδομένων καμπύλης μάθησης	24
3. Ερευνητική μεθοδολογία	25
3.1 Βήματα έρευνας	25
3.1.1 Βιβλιογραφική ανασκόπηση.....	25
3.1.2 Επιλογή μελέτης περίπτωσης και τρόπος συλλογής δεδομένων	26
3.1.3 Επιλογή των μοντέλων καμπύλης μάθησης	27
3.1.4 Διερεύνηση και σύγκριση των μοντέλων	28
3.1.5 Ανάλυση αποτελεσμάτων και συμπεράσματα	29

4. Εφαρμογή της θεωρίας καμπυλών μάθησης στη κατασκευή γραμμικών ενεργοποιητών του συστήματος Patriot.....	30
4.1 Περιγραφή των γραμμικών ενεργοποιητών	30
4.2 Περιγραφή της μεθόδου κατασκευής γραμμικών ενεργοποιητών	32
4.3 Παρουσίαση και σχολιασμός δεδομένων μονάδας και αθροιστικού μέσου όρου	38
4.4. Διερεύνηση μοντέλων καμπύλης μάθησης ως προς την προσαρμογή τους σε ολοκληρωμένης εργασίας ιστορικά δεδομένα.	41
4.4.1 Διερεύνηση μοντέλων με τη χρήση δεδομένων μονάδας.....	42
4.4.2 Διερεύνηση μοντέλων με τη χρήση δεδομένων αθροιστικού μέσου όρου .	46
4.5. Διερεύνηση μοντέλων καμπύλης μάθησης ως προς την ικανότητα πρόβλεψης μελλοντικών αποδόσεων.	50
4.5.1 Διερεύνηση μοντέλων με τη χρήση δεδομένων μονάδας.....	51
4.5.2 Διερεύνηση μοντέλων με τη χρήση δεδομένων αθροιστικού μέσου όρου .	55
5. Σύγκριση και αξιολόγηση μοντέλων καμπύλης μάθησης	59
5.1 Σύγκριση και αξιολόγηση μοντέλων καμπύλης μάθησης ως προς την προσαρμογή τους σε ολοκληρωμένης εργασίας ιστορικά δεδομένα	59
5.1.1 Σύγκριση και αξιολόγηση μοντέλων με τη χρήση δεδομένων μονάδας	60
5.1.2 Σύγκριση και αξιολόγηση μοντέλων με τη χρήση δεδομένων αθροιστικού μέσου όρου	62
5.1.3 Σύνοψη μοντέλων ως προς την προσαρμογή τους σε ολοκληρωμένης εργασίας ιστορικά δεδομένα.....	64
5.2 Σύγκριση και αξιολόγηση μοντέλων καμπύλης μάθησης ως προς την ικανότητα πρόβλεψης μελλοντικών αποδόσεων	64
5.2.1 Σύγκριση και αξιολόγηση μοντέλων με τη χρήση δεδομένων μονάδας	65
5.2.2 Σύγκριση και αξιολόγηση μοντέλων με τη χρήση δεδομένων αθροιστικού μέσου όρου	67
5.2.3 Σύνοψη μοντέλων ως προς την ικανότητα πρόβλεψης μελλοντικών αποδόσεων	69
6.Συμπεράσματα.....	70
6.1 Βασικά συμπεράσματα της διπλωματικής εργασίας.....	70
6.2 Προτάσεις μελλοντικών διερευνήσεων.....	71
Βιβλιογραφία	72

1. Εισαγωγή

1.1 Επισκόπηση του προβλήματος

Στην σημερινή άκρως ανταγωνιστική κατασκευαστική βιομηχανία, οι εταιρείες ψάχνουν συνεχώς τρόπους βελτιστοποίησης της παραγωγικής τους διαδικασίας ώστε να παραμένουν επικερδείς και αποδοτικές. Ένας τρόπος για να επιτευχθεί αυτό, είναι η εφαρμογή της θεωρίας της καμπύλης μάθησης στη γραμμή παραγωγής. Οι καμπύλες μάθησης (Learning Curves) αναγνωρίζονται ως πολύτιμα εργαλεία για την αξιολόγηση της απόδοσης των ατόμων που εκτίθενται σε μια επαναλαμβανόμενη εργασία. Στον τομέα της παραγωγής, μπορούν να χρησιμοποιηθούν για να χαρακτηρίσουν τη βελτίωση της απόδοσης των εργαζομένων που προκύπτει από την εμπειρία ή την επανάληψη εργασιών στη πάροδο του χρόνου, διευκολύνοντας έτσι τη λήψη τεκμηριωμένων διοικητικών αποφάσεων. Προσφέροντας ένα μαθηματικό μοντέλο της μαθησιακής διαδικασίας που σχετίζεται με την επαναλαμβανόμενη εκτέλεση εργασιών, οι καμπύλες μάθησης επιτρέπουν μια αναλυτική περιγραφή της προόδου απόκτησης δεξιοτήτων, και ως εκ τούτου, αντιπροσωπεύουν ένα κρίσιμο εργαλείο για την αξιολόγηση της παραγωγικότητας του εργατικού δυναμικού και τη βελτιστοποίηση της παραγωγικής διαδικασίας. Ωστόσο, ενώ οι καμπύλες μάθησης έχουν μελετηθεί εκτενώς σε αρκετούς τομείς, υπάρχει ένα ερευνητικό κενό σχετικά με την εφαρμογή τους στο περιβάλλον της παραγωγής, όπου η επιλογή του καταλληλότερου μοντέλου ανάμεσα σε πληθώρα διαφορετικά, καθώς και οι μέθοδοι αξιολόγησης κάθε μοντέλου καθίσταται απαραίτητες ενέργειες για την διασφάλιση της ορθής αξιολόγησης της απόδοσης μιας γραμμής παραγωγής, καθώς και για την πρόβλεψη μελλοντικών συμπεριφορών των δραστηριοτήτων που μελετώνται.

1.2 Αναγκαιότητα της έρευνας

Η σημασία αυτής της έρευνας έγκειται στην δυνατότητά της να συνεισφέρει στο τομέα της παραγωγής και διαχείρισης λειτουργιών προσφέροντας πολύτιμες πληροφορίες σχετικά με την πρακτική εφαρμογή της θεωρίας καμπυλών μάθησης. Με την διερεύνηση της χρήσης αυτών των καμπυλών, η έρευνα στοχεύει να δώσει απαντήσεις σε κατασκευαστικούς οργανισμούς που επιδιώκουν να αυξήσουν τόσο την παραγωγικότητα, όσο και την αποδοτικότητά τους. Αρχικά, η μελέτη αυτή, αντιμετωπίζει την ανάγκη κατανόησης των ποικίλων μοντέλων καμπύλης μάθησης και την εφαρμογή τους σε διαφορετικά περιβάλλοντα παραγωγής. Αυτές οι πληροφορίες μπορούν να βοηθήσουν στην επίτευξη ακριβέστερων προβλέψεων για την απόδοση των εργαζομένων, την καλύτερη κατανομή των πόρων καθώς και στο προγραμματισμό του εργατικού δυναμικού. Οι υπεύθυνοι τόσο της παραγωγής όσο και της λήψης αποφάσεων, μπορούν, εξετάζοντας τις υποθέσεις και τις δυνατότητες εφαρμογής

αυτών των μοντέλων, να επιλέξουν το μοντέλο που αρμόζει στο συγκεκριμένο λειτουργικό τους πλαίσιο, ανάλογα με τις ανάγκες των παραγωγικών διαδικασιών.

Επιπλέον, η παρούσα έρευνα διευκρινίζει τις ανάγκες δεδομένων καθώς και τις τεχνικές αναλύσεις που απαιτούνται ώστε να επιτευχθεί εφαρμογή των μοντέλων από την θεωρία στην πράξη μέσω πραγματικών δεδομένων με όσο το δυνατόν μεγαλύτερη ακρίβεια. Πιο συγκεκριμένα, η μελέτη σκοπεύει να προσφέρει καθοδήγηση για την συλλογή και ανάλυση δεδομένων με τρόπο που επιτρέπει την ακριβή εκτίμηση των παραμέτρων της καμπύλης μάθησης. Η ύπαρξη της γνώσης αυτής, κρίνεται απαραίτητη σε κάθε οργανισμό στον οποίο επιδιώκεται η πρακτική εφαρμογή της θεωρίας καμπύλης μάθησης. Συνολικά, η σημασία αυτής της έρευνας βρίσκεται στην δυνατότητά της να προσφέρει χρήσιμες συστάσεις για την επιτυχή χρήση των μοντέλων στον τομέα της παραγωγής. Γεφυρώνοντας το χάσμα μεταξύ θεωρίας και πράξης, η μελέτη πρόκειται να διευκολύνει τη κατανόηση και υλοποίηση της εφαρμογής των καμπυλών μάθησης, υποδεικνύοντας παράλληλα τον τρόπο χρήσης τους για τη λήψη απαραίτητων γνώσεων, όπως αποτελεί η μελλοντική απόδοση της παραγωγικής διαδικασίας

1.3 Σκοπός της εργασίας

Ο κύριος στόχος της εργασίας είναι η διερεύνηση της εφαρμογής της θεωρίας καμπυλών μάθησης για την βελτιστοποίηση της παραγωγικής διαδικασίας στην κατασκευαστική βιομηχανία. Συγκεκριμένα, σκοπεύει στην επίτευξη των παρακάτω ερευνητικών στόχων:

Αρχικά, στοχεύει στο προσδιορισμό και τη σύγκριση διαφορετικών μοντέλων καμπύλης μάθησης, εξετάζοντας τις υποθέσεις και τη δυνατότητα εφαρμογής τους, αφού πρώτα μελετηθούν βασικές έννοιες και ορισμοί όπως το φαινόμενο και ο ρυθμός της μάθησης. Αυτός ο στόχος θα συμβάλει στην πλήρη κατανόηση των θεωρητικών θεμελίων της θεωρίας καμπυλών μάθησης, και θα προσδιορίσει τα πλεονεκτήματα εφαρμογής τους. Στη συνέχεια, να προσδιορίσει τις απαιτήσεις δεδομένων για την προσαρμογή των μοντέλων και να υποδείξει αποτελεσματικές και ακριβείς μεθόδους συλλογής και ανάλυσης δεδομένων. Αντιμετωπίζοντας τις πρακτικές δυσκολίες που συνεπάγεται η συλλογή και ανάλυση δεδομένων, αυτός ο στόχος επιδιώκει να διασφαλίσει ότι η μέθοδος που θα επιλεγεί είναι εφαρμόσιμη και παράγει αξιόπιστα αποτελέσματα. Τέλος, βασικός στόχος της εργασίας αποτελεί η επεξήγηση της μεθόδου επιλογής του καταλληλότερου μοντέλου για την βελτιστοποίηση της συγκεκριμένης παραγωγικής διαδικασίας που μελετάται σε ένα πραγματικό εργοστασιακό περιβάλλον, αξιολογώντας την ικανότητα των μοντέλων να προσαρμόζονται στα δεδομένα που έχουν συλλεχθεί, καθώς και την δυνατότητά τους

να προβλέπουν την μελλοντική απόδοση. Αυτός ο στόχος περιλαμβάνει την εφαρμογή των μοντέλων σε πραγματικά δεδομένα τα οποία προσκομίζονται μέσω παρακολούθησης της παραγωγικής διαδικασίας και συνεντεύξεων.

Με την επίτευξη των παραπάνω ερευνητικών στόχων, αυτή η μελέτη ελπίζει να προσθέσει στο σύνολο των πληροφοριών σχετικά με την θεωρία καμπυλών μάθησης και να παρέχει χρήσιμες και πρακτικές γνώσεις για τις κατασκευαστικές, και όχι μόνο, εταιρείες που επιθυμούν να βελτιώσουν τη παραγωγικότητά τους. Τα αποτελέσματα της έρευνας βοηθούν τις διευθύνσεις στις λήψεις αποφάσεων με στόχο την βελτίωση της λειτουργικής αποτελεσματικότητας, την μείωση του κόστους, και την πιθανή απόκτηση προβαδίσματος στην ανταγωνιστικότητα του βιομηχανικού τομέα.

1.4 Μεθοδολογία

Η μεθοδολογία που ακολουθείται στη παρούσα εργασία αποτελείται από δύο βασικά στάδια, την αναλυτική ανασκόπηση της βιβλιογραφίας και την εις βάθος εξέταση των καμπυλών μάθησης στη παραγωγική διαδικασία που επιλέχθηκε.

Αρχικά πραγματοποιείται η διεξαγωγή μιας συστηματικής βιβλιογραφικής ανασκόπησης που σχετίζεται με την ανάλυση ακαδημαϊκών άρθρων, αναφορών, και βιβλίων του κλάδου, με στόχο τον εντοπισμό και την κατανόηση των διαφόρων μοντέλων καμπύλης μάθησης, των υποθέσεων τους, καθώς και την δυνατότητα εφαρμογής τους σε διαφορετικές παραγωγικές διαδικασίες και βιομηχανικούς τομείς.

Η δεύτερη φάση της μεθοδολογίας διερευνά την εφαρμογή της θεωρίας καμπυλών μάθησης στη συγκεκριμένη παραγωγική διαδικασία που κρίθηκε κατάλληλη στα πλαίσια της εργασίας, η οποία αποτελεί την κατασκευή γραμμικών ενεργοποιητών για τη χρήση στον εκτοξευτήρα πυραύλων του αμυντικού συστήματος Patriot MIM-104. Παρουσιάζεται λεπτομερής περιγραφή της διαδικασίας παραγωγής των γραμμικών ενεργοποιητών, από τις αρχικές εργασίες που απαιτούνται, μέχρι τη τελική συναρμολόγηση και ενσωμάτωση στο αμυντικό σύστημα. Το μέσο συλλογής των δεδομένων, αποτελεί η συνεχής παρακολούθηση της παραγωγής, καθώς και η διεξαγωγή συνεντεύξεων με υπεύθυνους παραγωγής, εργοδηγούς και εργαζομένους, με στόχο τη λήψη όσο το δυνατόν ακριβέστερων δεδομένων. Με σκοπό την δημιουργία μιας σφαιρικότερης εικόνας των μοντέλων και τη διεξαγωγή ενός ακριβέστερου συμπεράσματος, χρησιμοποιούνται δυο τεχνικές απεικόνισης δεδομένων για κάθε μοντέλο καμπύλης μάθησης, τα δεδομένα μονάδας και τα δεδομένα αθροιστικού μέσου όρου. Η εφαρμογή της στατιστικής ανάλυσης με την χρήση ελαχίστων τετραγώνων υποδεικνύει τα μοντέλα που ταιριάζουν καλύτερα στα ιστορικά δεδομένα της ολοκληρωμένης παραγωγικής διαδικασίας που επιλέχθηκε, ενώ η μέθοδος του μέσου

ποσοστού σφάλματος εφαρμόζεται για την αξιολόγηση των προγνωστικών ικανοτήτων κάθε μοντέλου. Τέλος, αφού ολοκληρωθεί η ανάλυση και σύγκριση των μοντέλων καμπύλης μάθησης, η μελέτη επιλέγει δύο μοντέλα που απεικονίζουν βέλτιστα τα ιστορικά δεδομένα και δύο μοντέλα που έχουν τη δυνατότητα ακριβέστερης πρόβλεψης μελλοντικών αποδόσεων, επιλέγοντας ένα μοντέλο για κάθε τεχνική απεικόνισης δεδομένων που χρησιμοποιείται. Τα αποτελέσματα αναλύονται και παρουσιάζονται με σαφή τρόπο, με στόχο την πλήρη κατανόηση της επιρροής των μοντέλων καμπύλης μάθησης σε ένα σύνθετο παραγωγικό περιβάλλον όπως είναι της αμυντικής βιομηχανίας, και πιο συγκεκριμένα την παραγωγή γραμμικών ενεργοποιητών για την χρήση τους στο σύστημα Patriot MIM-104.

2. Ανασκόπηση της βιβλιογραφίας

2.1 Το φαινόμενο της μάθησης

Η μάθηση ορίζεται γενικά ως η διαδικασία απόκτησης γνώσης. Στις επιχειρήσεις, αναφέρεται ως η σταδιακή βελτίωση της αποτελεσματικότητας, που προκύπτει από την απόκτηση γνώσεων, εργασιακών δεξιοτήτων και τεχνογνωσίας. (Tirkel, I., 2013), Το φαινόμενο της μάθησης, συχνά αναφερόμενο και ως καμπύλη μάθησης όταν αναπαρίσταται γραφικά, μπορεί εύκολα να περιγραφθεί από το ρητό «η εξάσκηση οδηγεί στην τελειότητα». Ουσιαστικά, υποδεικνύει πως καθώς τα άτομα εμπλέκονται σε επαναλαμβανόμενες διαδικασίες και αποκτούν εμπειρία σε μια εργασία, η απόδοσή τους στην συγκεκριμένη εργασία βελτιώνεται με την πάροδο του χρόνου. (Lapr  , M. A., 2010) Ο βαθμός της βελτίωσης καθώς και ο αριθμός των επαναλήψεων που απαιτούνται για να φανεί ξεκάθαρη αύξηση της απόδοσης εξαρτάται άμεσα από τη φύση της διαδικασίας που εκτελείται. Αναλυτικότερα, όταν ένα έργο είναι σύντομο ή αποτελείται κυρίως από αυτοματοποιημένες διεργασίες, αναμένεται περιορισμένη εμφάνιση του φαινομένου της μάθησης, ενώ συνήθως παρατηρείται στις πρώτες επαναλήψεις. Αντίθετα, σε περίπλοκες και χρονοβόρες εργασίες, το φαινόμενο της μάθησης κυριαρχεί, εμφανίζοντας σταδιακές βελτιώσεις της απόδοσης καθώς οι επαναληπτικές εργασίες εκτελούνται.

Το φαινόμενο της μάθησης δεν περιορίζεται μόνο στα άτομα, αλλά ισχύει και για ομάδες, οργανισμούς και βιομηχανίες. Για παράδειγμα, οι περισσότερες επιχειρήσεις που χρησιμοποιούν επαναλαμβανόμενες διαδικασίες παραγωγής συχνά βιώνουν σημαντική αύξηση σε μαθησιακό επίπεδο καθώς το προσωπικό αποκτά δεξιότητες και εμπειρία στις αντίστοιχες αρμοδιότητές του, οδηγώντας σε εξοικονόμηση κόστους, μειωμένη διάρκεια παραγωγικών κύκλων και υψηλότερη συνολική απόδοση. Η κατανόηση του φαινομένου και ο τρόπος με τον οποίο λειτουργεί σε κάθε βιομηχανία παίζει καθοριστικό ρόλο για τον καθορισμό ρεαλιστικών στόχων και προσδοκιών, αφού υποδεικνύει τον χρόνο που χρειάζονται τα άτομα και οι οργανισμοί για να

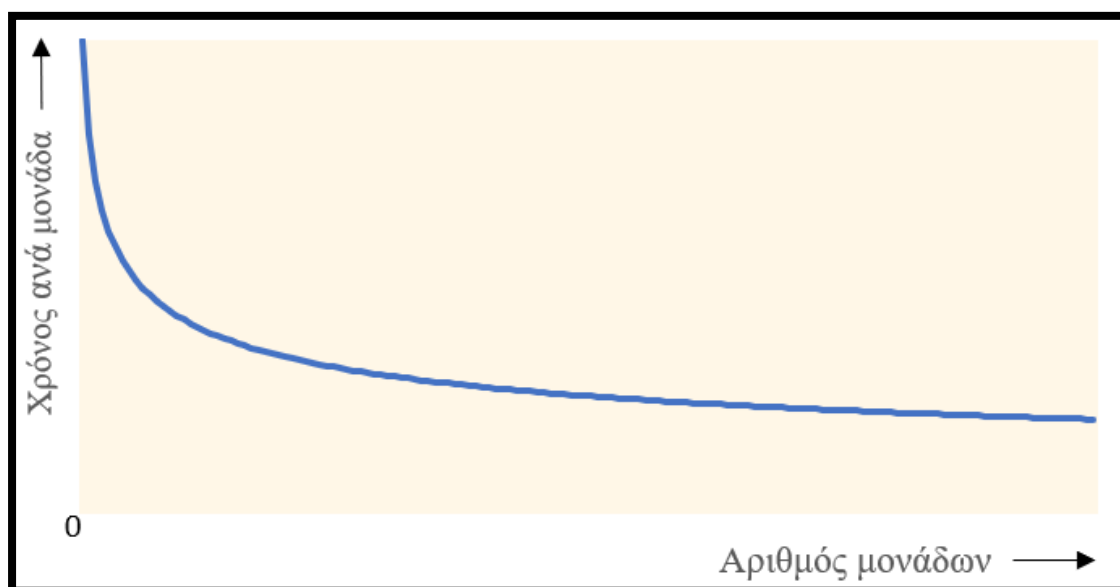
πετύχουν τη βέλτιστη απόδοση παραγωγής. Παρ' όλα αυτά, η επίδραση του φαινομένου της μάθησης συχνά παραβλέπεται στην ανάλυση επαναλαμβανόμενων εργασιών, με αποτέλεσμα εκτιμήσεις χρόνου και κόστους που συνήθως αποκλείουν από τις πραγματικές τιμές. (Ammar, M. A., & Samy, M. ,2015). Η κατανόηση της ύπαρξης του φαινομένου της μάθησης και η επακόλουθη ενσωμάτωση της θεωρίας καμπυλών μάθησης στον προγραμματισμό έργων παρέχει μια ακριβέστερη εικόνα της διάρκειας και του κόστους που απαιτεί ένα έργο, με αποτέλεσμα τη βελτιωμένη ακρίβεια στο χρονοδιάγραμμα και στις εκτιμήσεις του προϋπολογισμού, επιτρέποντας την δημιουργία ανταγωνιστικότερων προσφορών. (Ammar, M. A., & Abdel-Maged, A. F. ,2017). Όπως θα δούμε και στην συνέχεια, υπάρχουν πολλές μεταβλητές που επηρεάζουν τη μάθηση και κατά συνέπεια τον χρόνο παραγωγής, με την συνεχή εκτέλεση μιας επαναλαμβανόμενης διαδικασίας να πρωταγωνιστεί.

2.2 Η καμπύλη μάθησης

Η έννοια της καμπύλης μάθησης δημιουργήθηκε από τον Γερμανό ψυχολόγο Hermann Ebbinghaus το 1885 διεξάγοντας μια πρωτοποριακή έρευνα για τη μνήμη, πραγματοποιώντας συστηματικά πειράματα στον εαυτό του, και εξετάζοντας την ικανότητα του στην απομνημόνευση συνδυασμών γραμμάτων. Η καμπύλη μάθησης αποτελεί μια γραφική αναπαράσταση του φαινομένου της μάθησης και περιγράφει τη συστηματική σχέση μεταξύ της μαθησιακής εμπειρίας και της βελτίωσης της απόδοσης σε βάθος χρόνου. (Σχήμα 2.1) Η πρώτη εφαρμογή στον βιομηχανικό τομέα έγινε στην αμερικανική βιομηχανία αεροσκαφών από τον T.P.Wright, ο οποίος ανέλυσε και τεκμηρίωσε τις παρατηρήσεις τους σε δυο δημοσιεύσεις (1936,1943), οι οποίες έγιναν ιδιαίτερα επίκαιρες κατά τη διάρκεια του Δεύτερου Παγκοσμίου Πολέμου, όπου οι απαιτήσεις στη παραγωγή πολεμικών αεροσκαφών εκτοξεύτηκαν. Τα σημαντικότερα ευρήματα των ερευνών του Wright για τη χρήση της θεωρίας των καμπυλών μάθησης στην αμερικανική βιομηχανία αεροσκαφών τα οποία εφαρμόζονται σε όλες τις επαναλαμβανόμενες παραγωγικές διαδικασίες παρουσιάζονται στη συνέχεια.(Wright, T.P., 1936)

Οι μελέτες του Wright αποκάλυψαν ένα σταθερό μοτίβο μείωσης του μέσου κόστους παραγωγής καθώς αυξανόταν η ποσότητα των προϊόντων που κατασκευάζονταν, ενώ παρουσίασε γραφικά τη καμπύλη μάθησης τοποθετώντας το μέσο κόστος παραγωγής προϊόντων στο κατακόρυφο άξονα και τον αριθμό των παραγόμενων προϊόντων στον οριζόντιο. Αυτή η μείωση του κόστους αποδόθηκε κυρίως στην αντίστοιχη μείωση του χρόνου παραγωγής, η οποία οφείλεται σε διάφορους παράγοντες που σχετίζονται με τους εργαζόμενους και το περιβάλλον εργασίας, όπως η εξοικείωση με την εργασία στη πάροδο του χρόνου, ο χώρος και οι συνθήκες εκτέλεσής της, και τα εργαλεία που χρησιμοποιούνται. (Waterworth, C. J. ,2000). Μέσω της επανάληψης και της

εξάσκησης, οι εργαζόμενοι ανέπτυξαν τις δεξιότητές τους καθώς αποκοτούσαν εμπειρία οδηγώντας σε αυξημένες αποδόσεις της παραγωγικής διαδικασίας. Κατά τη διάρκεια της κρίσιμης τότε εποχής του πολέμου, η βελτιωμένη απόδοση επέτρεψε την τήρηση των αυστηρών προθεσμιών για τις κατασκευές αεροσκαφών. Επιπλέον, οι εφαρμογές των εννοιών της καμπύλης μάθησης του Wright έδωσε στους κατασκευαστές ένα ισχυρό εργαλείο για να προσδιορίσουν τομείς που χρίζουν βελτίωση κόστους, καθώς υπήρχε πλέον η δυνατότητα οπτικοποίησης της συνολικής εικόνας των παραγωγικών δραστηριοτήτων. Έτσι, οι καμπύλες μάθησης εξυπηρετούν έναν διπλό σκοπό, όχι μόνο εντοπίζοντας τις περιοχές όπου ο χρόνος και οι πόροι ίσως είναι λανθασμένα κατανεμημένοι, αλλά και διευκολύνοντας ακριβείς προβλέψεις σχετικά με την πιθανότητα επίτευξης συγκεκριμένων στόχων παραγωγής, το αναμενόμενο χρονοδιάγραμμα για την επίτευξή τους και κυρίως το αντίστοιχο κόστος πραγματοποίησής τους.



Σχήμα 2.1: Βασική σχέση μεταξύ του απαιτούμενου χρόνου παραγωγής ανά μονάδα και τον αριθμό των μονάδων ή αλλιώς τον αριθμό των παραγόμενων προϊόντων.

2.2.1 Προϋποθέσεις για την ύπαρξη φαινομένου μάθησης

Η εμφάνιση του φαινομένου μάθησης στον εργασιακό χώρο και ιδιαίτερα στον τομέα της παραγωγής εξαρτάται από διάφορες συνθήκες που επηρεάζουν την δυνατότητα απόκτησης γνώσεων. Παρακάτω θα δούμε τις θεμελιώδεις προϋποθέσεις που είναι απαραίτητες για την εκδήλωση του μαθησιακού φαινομένου όπως αυτές αναφέρονται σύμφωνα με τους Gottlieb, S. C. & Haugbølle, K. (2009), καθώς και την Οικονομική Επιτροπή των Ηνωμένων Εθνών για την Ευρώπη (UNECE) (Economic Commission for Europe, 1963):

1. **Επαναλαμβανόμενες δραστηριότητες:** Το φαινόμενο της μάθησης εμφανίζεται όταν τα άτομα εμπλέκονται σε επαναλαμβανόμενη εκτέλεση εργασιών. Μέσω της επανάληψης, επιτρέπεται η συσσώρευση εμπειρίας, η οποία τελικά συμβάλει στην δημιουργία δεξιοτήτων, στην αυξημένη παραγωγικότητα, καθώς και στη δυνατότητα ανάπτυξης στρατηγικών βελτίωσης της απόδοσης μέσω της συνεχούς εξάσκησης.
2. **Συνεχής ροή δραστηριοτήτων με ελαχιστοποιημένες παύσεις:** Το φαινόμενο της μάθησης ευδοκμεί σε ένα περιβάλλον όπου υπάρχει μια συνεχής ροή εργασιών, με ελάχιστα διαλείμματα και διακοπές. Γενικότερα, οι άνθρωποι μπορούν να διατηρήσουν την συγκέντρωσή τους, να μεγιστοποιήσουν την ικανότητα μάθησης και να αυξήσουν την απόδοση και παραγωγικότητά τους όταν εμπλέκονται σε δραστηριότητες ομαλής και συνεχούς ροής.
3. **Εκτέλεση δραστηριοτήτων από το ίδιο ανθρώπινο δυναμικό:** Απαραίτητη προϋπόθεση για την εμφάνιση μαθησιακών φαινομένων αποτελεί η συνέπεια στην εκτέλεση των εργασιών από το ίδιο ανθρώπινο δυναμικό. Όταν τα άτομα εκτελούν με συνέπεια εργασίες για μεγάλο χρονικό διάστημα αποκτούν εμπειρία και αναπτύσσουν μια βαθύτερη κατανόηση της πολυπλοκότητας και των λεπτοτήτων που εμπλέκονται στην δραστηριότητα. Επιπλέον, εξοικειώνονται με τις συγκεκριμένες εργασίες, τον χώρο πραγμάτωσής τους και τα εργαλεία, πράγμα που ενθαρρύνει την εμφάνιση του φαινομένου της μάθησης.
4. **Περιορισμένη αυτοματοποίηση και τυποποίηση εργασιών:** Το επίπεδο αυτοματοποίησης και τυποποίησης των εργασιών που εκτελούνται επηρεάζει το φαινόμενο της μάθησης, καθώς οι εργασίες που περιλαμβάνουν υψηλό επίπεδο αυτοματοποίησης περιορίζουν το περιθώριο ατομικής μάθησης και ανάπτυξης δεξιοτήτων. Η αυστηρή τυποποίηση μπορεί να μειώνει την πολυπλοκότητα μιας εργασίας, αλλά ταυτόχρονα ελαχιστοποιεί την δυνατότητα εξερεύνησης εναλλακτικών προσεγγίσεων του ανθρώπινου δυναμικού, καθώς και την δυνατότητα αυτοβελτίωσης.

2.2.2 Παράγοντες που επηρεάζουν το φαινόμενο μάθησης

Το φαινόμενο της μάθησης αποτελεί μια σύνθετη διαδικασία που επηρεάζεται από μια ποικιλία παραγόντων οι οποίοι αλληλοεπιδρούν μεταξύ τους και συμβάλλουν στη διαμόρφωση της καμπύλης μάθησης, καθώς καθορίζουν το ρυθμό με τον οποίο τα μεμονωμένα άτομα αλλά και οι οργανισμοί αποκτούν γνώση. (Argote, L., & Eppler, D, 1990). Οι επιχειρήσεις, κατανοώντας και χρησιμοποιώντας αυτά τα στοιχεία επιρροής της μάθησης, έχουν τη δυνατότητα να προωθήσουν το φαινόμενο της μάθησης στο μέγιστο, οδεύοντας στη μακροπρόθεσμη επιτυχία σε ένα συνεχώς μεταβαλλόμενο περιβάλλον. Οι παράγοντες αυτοί μπορούν να κατηγοριοποιηθούν σε τρεις βασικές ομάδες: παράγοντες σχετικοί με την διαχείριση του έργου, με το εργατικό δυναμικό και με το ίδιο το έργο ή τη παραγωγή.

1) Παράγοντες που σχετίζονται με την διαχείριση του έργου

- **Ηγεσία και όραμα:** Η ισχυρή ηγεσία και η ύπαρξη ενός σαφούς οράματος για τους στόχους και τη πορεία του έργου ενθαρρύνουν τη διαδικασία μάθησης καθώς παρέχουν κατεύθυνση και έμπνευση στο εργατικό δυναμικό να μαθαίνει και να βρίσκεται σε συνεχή προσπάθεια για βελτίωση.
- **Οργανωτική κουλτούρα:** Ως οργανωτική κουλτούρα αναφέρονται όλες οι αξίες, στάσεις και πεποιθήσεις μιας εταιρείας, οι οποίες επηρεάζουν έμμεσα ή άμεσα τη συμπεριφορά των εργαζομένων της. Μια θετική και υποστηρικτική οργανωτική κουλτούρα ενθαρρύνει την ανοιχτή επικοινωνία εργαζομένων και προϊσταμένων, την ανταλλαγή γνώσεων και τη συνεργασία, οδηγώντας τη διαδικασία μάθησης προς τα εμπρός.
- **Κίνητρα και αναγνώριση:** Η αναγνώριση των προσπαθειών και επιτευγμάτων των εργαζομένων και η προσφορά κινήτρων όπως ανταμοιβές και βραβεία ενισχύει μια νοοτροπία επικεντρωμένη στη μάθηση. Αυτό συμβαίνει καθώς παρακινεί την ενεργή επιδίωξη προσωπικής ανάπτυξης και αυτοβελτίωσης, αφού οι εργαζόμενοι αντιλαμβάνονται ότι εκτιμώνται για τις προσπάθειες και συνεισφορές τους.

2) Παράγοντες που σχετίζονται με το εργατικό δυναμικό

- **Εμπειρία και ικανότητα:** Το φαινόμενο της μάθησης, και κατά συνέπεια η καμπύλη μάθησης, επηρεάζεται άμεσα από το επίπεδο εμπειρίας, εξειδίκευσης και ικανοτήτων του εργατικού δυναμικού. Οι εργαζόμενοι με προηγούμενη εμπειρία εμφανίζουν καλύτερη απόδοση στη γραφική αναπαράσταση του φαινομένου της μάθησης, ειδικότερα στην αρχική φάση παραγωγής, καθώς εκτελούν εργασίες ταχύτερα. Επιπλέον, οι έμπειροι και εξειδικευμένοι εργαζόμενοι έχουν τη δυνατότητα να ξεπερνούν ευκολότερα πιθανά εμπόδια και προκλήσεις που συχνά εμφανίζονται σε μια γραμμή παραγωγής, επιταχύνοντας τη παραγωγική διαδικασία.
- **Συνεργατικό περιβάλλον:** Με τη προώθηση της ομαδικής εργασίας και της συνεργατικής ατμόσφαιρας, οι εργαζόμενοι μπορούν να αναπτύξουν τις γνώσεις τους μαθαίνοντας ο ένας από τον άλλον, να επωφελούνται από τη συλλογική γνώση και να συνεργάζονται για την επίλυση προκλήσεων και προβλημάτων. Παράλληλα, δημιουργείται ένα ευάρεστο και αρμονικό περιβάλλον που επιταχύνει τη μάθηση και μεγιστοποιεί την αποδοτικότητα.

3) Παράγοντες που σχετίζονται με το έργο

- **Μέγεθος και πολυπλοκότητα έργου:** Το μέγεθος και η πολυπλοκότητα του έργου επηρεάζει αδιαμφισβήτητα το φαινόμενο της μάθησης. Οι μεγάλες, περίπλοκες παραγωγικές δραστηριότητες απαιτούν συνήθως μεγαλύτερη περίοδο μάθησης μέχρι να επιτευχθεί η βέλτιστη απόδοση των εργαζομένων. Αυτό συμβαίνει καθώς απαιτείται χρόνος για την εξοικείωση με τις δραστηριότητες, τον συντονισμό και την ανάπτυξη αποτελεσματικών στρατηγικών επίλυσης προβλημάτων.
- **Τεχνολογικές εξελίξεις:** Η ενσωμάτωση σύγχρονων τεχνολογικών μεθόδων και εργαλείων στη παραγωγική διαδικασία παίζει ένα πολύ σημαντικό ρόλο στην αύξηση της παραγωγικότητας και της αποτελεσματικότητας των εργαζομένων, οδηγώντας σε βελτιστοποιημένες ροές εργασίας και λιγότερο νεκρό χρόνο.
- **Διαθεσιμότητα πόρων:** Οι επαρκείς πόροι, όπως ο χρόνος, η χρηματοδότηση, τα εργαλεία, οι πρώτες ύλες και άλλα, είναι απαραίτητα για να δημιουργηθεί ένα περιβάλλον που προωθεί τη μάθηση και την ανάπτυξη δεξιοτήτων. Διαθέτοντας του απαραίτητους πόρους, οι εργαζόμενοι έχουν στα χέρια τους τα απαραίτητα αγαθά για να ανταποκριθούν θετικά στο φαινόμενο της μάθησης

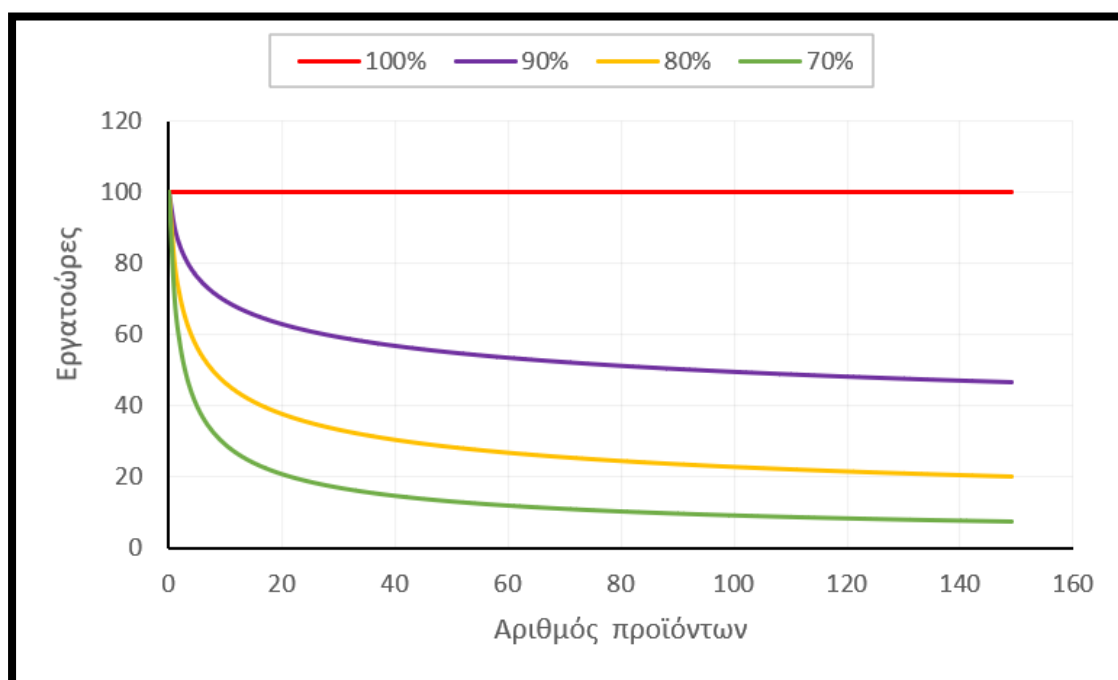
Είναι σημαντικό να κατανοήσουμε ότι το φαινόμενο της μάθησης είναι μια διαδικασία που επηρεάζεται από πολλές πρόσθετες πτυχές πέρα από τους κυρίους παράγοντες που αναφέρονται παραπάνω. Παράγοντες όπως η δυναμική της εξωτερικής αγοράς, οι οικονομικές συνθήκες και οι αλλαγές των απαιτήσεων των καταναλωτών μπορούν να επηρεάσουν τον ρυθμό και το φαινόμενο της μάθησης, όμως αποτελούν έμμεσους παράγοντες που συχνά δεν μπορούν να προβλεφθούν ή να διαφοροποιηθούν.

2.3 Ο Ρυθμός Μάθησης

Σύμφωνα με τις αρχές της θεωρίας των καμπυλών μάθησης, η σχέση μεταξύ της ποσότητας παραγωγής ενός νέου προϊόντος και του αθροιστικού κόστους (μετρούμενο σε ώρες, ανθρωπόωρες, ευρώ, κτλ.), ακολουθεί ένα συγκεκριμένο μοτίβο. Αυτό το μοτίβο δείχνει πως καθώς η ποσότητα παραγωγής διπλασιάζεται, το μέσο αθροιστικό κόστος μειώνεται κατά ένα προκαθορισμένο ποσοστό της προηγούμενης τιμής. Το ποσοστό αυτό ονομάζεται ρυθμός μάθησης, και προσδιορίζει τη μάθηση που έχει επιτευχθεί, καθώς και την κλίση της καμπύλης μάθησης. Όσο χαμηλότερο είναι το ποσοστό μάθησης, τόσο μεγαλύτερη είναι η μάθηση. Αυτό σημαίνει πως ένα ποσοστό

100% υποδηλώνει απουσία μάθησης. (Thomas, H. R., Mathews, C. T., & Ward, J. G. ,1986).

Με σκοπό την πλήρη κατανόηση της έννοιας του ρυθμού μάθησης δίνεται το παρακάτω παράδειγμα: Έστω ότι το ποσοστό μάθησης είναι 80%, και ο χρόνος που απαιτείται για την ολοκλήρωση της πρώτης μονάδας 100 εργατοώρες. Αυτό σημαίνει πως ο χρόνος ολοκλήρωσης των επόμενων δυο μονάδων είναι $0.8 * 100$ δηλαδή 80 εργατοώρες, ενώ ο χρόνος ολοκλήρωσης των επόμενων τεσσάρων μονάδων είναι $0.8 * 80$ δηλαδή 64 εργατοώρες. (Ugulu, R. A., & Allen, S. ,2018). Όσο ο αριθμός των παραγόμενων προϊόντων αυξάνεται, τόσο ο ρυθμός παραγωγής τείνει προς την σταθεροποίηση του, αφού πλέον οι εργαζόμενοι έχουν εξοικειωθεί πλήρως με την διαδικασία παραγωγής, με αποτέλεσμα την βέλτιστη εκτέλεση των διεργασιών που απαιτούνται και την παύση της μάθησης. Σύμφωνα με τους Parker & Oglesby (1972), ο ρυθμός μάθησης στην πλειοψηφία των δραστηριοτήτων του κατευναστικού τομέα κυμαίνεται στο 70% - 90%. Στο σχήμα 2.2 απεικονίζεται μια γραφική παράσταση καμπυλών μάθησης, με ρυθμούς μάθησης 70%,80%,90% και 100%, όπου στο κάθετο άξονα απεικονίζονται οι εργατοώρες που απαιτήθηκαν για την ολοκλήρωση παραγωγής κάποιου προϊόντος, ενώ στον οριζόντιο άξονα ο αριθμός των προϊόντων που έχουν παραχθεί. Για το παρακάτω παράδειγμα οι εργατοώρες που απαιτήθηκαν για την ολοκλήρωση του πρώτου προϊόντος ανέρχονται στις 100, ενώ ο αριθμός των προϊόντων που παράχθηκαν είναι 150.



Σχήμα 2.2: Γραφική απεικόνιση καμπυλών μάθησης με διαφορετικούς ρυθμούς μάθησης

Επιπλέον, είναι σημαντικό να αναφερθεί πως ο ρυθμός μάθησης επηρεάζεται από το ποσοστό λειτουργίας αυτοματοποιημένων μηχανών στην διαδικασία παραγωγής, σε σχέση με το συνολικό ποσοστό εργασίας. Αναλυτικότερα, σύμφωνα με τον (Yelle, L. E., 1979) ο ρυθμός μάθησης αυξάνεται καθώς η αναλογία του λόγου εργασίας με χρήση μηχανών προς τη συνολική εργασία μεγαλώνει (Arditi, D., Tokdemir, O. B., & Suh, K., 2001). (Πίνακας 2.1)

Πίνακας 2.1: Διαφορετικοί ρυθμοί μάθησης ανάλογα με το ποσοστό χειρωνακτικής εργασίας/χρήση μηχανών.

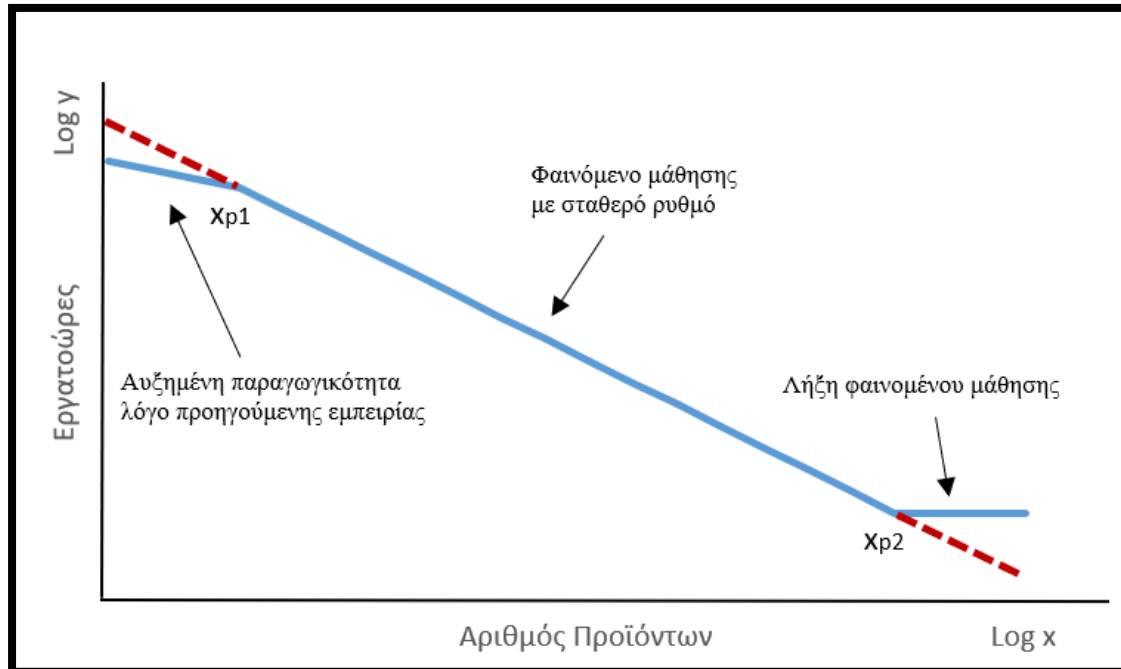
Τύπος εργασίας	Ποσοστό χειρωνακτικής εργασίας ως προς τη συνολική	Ποσοστό χρήσης μηχανών ως προς τη συνολική εργασία	Ποσοστό Ρυθμού μάθησης
Κυρίως χειρωνακτική	75	25	80
Χειρωνακτική & χρήση μηχανών	50	50	85
Κυρίως χρήση μηχανών	25	75	90

2.4 Μαθηματικά μοντέλα καμπυλών μάθησης

Η μάθηση είναι μια διαδικασία που συμβαίνει με την πάροδο του χρόνου και όχι στιγμιαία. Υπό αυτή την έννοια, ακολουθεί μια τάση που περιγράφεται καλύτερα από τη καμπύλη μάθησης, γνωστή και ως καμπύλη προόδου ή καμπύλη εμπειρίας. (Argote, L., & Erpple, D., 1990). Οι καμπύλες μάθησης, ουσιαστικά αποτελούν ένα σύνολο εξισώσεων που περιγράφουν τα μοτίβα της συνεχούς βελτίωσης που εμφανίζονται στις επαναλαμβανόμενες διαδικασίες. Διαφορετικά, οι καμπύλες μάθησης αποτελούν τη μαθηματικοποίηση του φαινομένου της μάθησης. Ως ένα σύνολο εξισώσεων, οι καμπύλες μάθησης αντικατοπτρίζουν διαφορετικά μοτίβα βελτίωσης και μπορούν να χρησιμοποιηθούν για την πρόβλεψη της μελλοντικής παραγωγικότητας. (Raccoon, L. B. S., 1996). Κάποιες φορές, οι καμπύλες αυτές απεικονίζονται γραφικά σε λογαριθμική κλίμακα, ενώ οι διαφορετικές φάσεις που ενδέχεται να εμφανιστούν κατά το φαινόμενο της μάθησης φαίνονται στο σχήμα 2.3.

Στον τομέα της θεωρίας καμπυλών μάθησης, πολλοί ερευνητές έχουν συμβάλει στην ανάλυση και ανάπτυξη διάφορων μοντέλων καμπυλών μάθησης (Srouf et al., 2016, Wong et al., 2007, Arditi et al., 2001). Σύμφωνα όμως με την πλειοψηφία των ερευνητών (Thomas et al., 1986, Ammar and Samy, 2015, Ammar and Abdel-Maged, 2018, Everett and Farghal, 1994, Lutz et al., 1994, Couto and Teixeira, 2005, Lee et al., 2015, Jarkas, 2016), υπάρχουν πέντε βασικά μοντέλα, τα οποία αναλύονται στην παρούσα έρευνα. Τα μοντέλα αυτά, επιλέγονται καθώς καλύπτουν ένα ευρύ φάσμα πολυπλοκότητας και συμπεριφορών, διασφαλίζοντας πως η έρευνα που ακολουθεί είναι εφαρμόσιμη σε ένα μεγάλο εύρος σεναρίων και δεδομένων.

1. Ευθύγραμμο μοντέλο ή μοντέλο του Wright
2. Μοντέλο Stanford “B”
3. Κυβικό μοντέλο
4. Βαθμωτό ή τμηματικό μοντέλο
5. Εκθετικό μοντέλο



Σχήμα 2.3: Υποθετική καμπύλη μάθησης σε λογαριθμική κλίμακα

2.4.1 Ευθύγραμμο μοντέλο ή μοντέλο του Wright (Straight-Line model or Wright's model)

Το ευθύγραμμο μοντέλο (ή μοντέλου του Wright) αποτελεί ένα καθιερωμένο και ευρέως χρησιμοποιούμενο μοντέλο καμπύλης μάθησης, το οποίο δημιουργήθηκε από τον Theodore Paul Wright το 1936, μέσα από το πρωτοποριακό του έργο στην βιομηχανία κατασκευής αεροσκαφών. (Hijazi, A. M., AbouRizk, S. M., & Halpin, D. W. ,1992). Το ευθύγραμμο μοντέλο ονομάστηκε έτσι καθώς η γραφική του παράσταση αποτελεί μια ευθεία γραμμή όταν απεικονίζεται σε λογαριθμική κλίμακα (Lee et al., 2015), ενώ έγινε γνωστό λόγω της απλότητάς και της πρακτικότητάς του, καθιστώντας το μια δημοφιλή επιλογή για εφαρμογή σε διάφορους τομείς. Το παρόν μοντέλο λειτουργεί με την υποκειμενική υπόθεση ότι ο ρυθμός μάθησης παραμένει σταθερός στην πάροδο του χρόνου. Ο μαθηματικός τύπος του μοντέλου δίνεται από την σχέση:

$$Y = A * X^{-n} \quad (1)$$

Όπου:

Y: Μοναδιαίος ή αθροιστικός μέσος χρόνος που απαιτείται για την παραγωγή X μονάδων.

X: Αριθμός των μονάδων που έχουν παραχθεί.

A: Χρόνος που απαιτήθηκε για να παραχθεί το πρώτο προϊόν.

n: Κλίση της καμπύλης.

Η λογαριθμική μορφή της εξ.(1) είναι:

$$\log Y = \log A - n * \log X \quad (2)$$

Ο όρος (n) καθορίζει το σχήμα της καμπύλης μάθησης και αντιπροσωπεύει τον βαθμό μάθησης που επιτυγχάνεται, δηλαδή τον ρυθμό μάθησης (S). Η σχέση σύνδεσής τους φαίνεται παρακάτω:

$$S = 2^{-n} \quad \text{ή} \quad n = -\frac{\log S}{\log 2} \quad (3)$$

2.4.2 Μοντέλο Stanford “B” (Stanford “B” model)

Το μοντέλο Stanford “B” αναπτύχθηκε από το Ερευνητικό Ινστιτούτο του Στάντφορντ την δεκαετία του 1940, και αποτελεί μια βελτιωμένη έκδοση του ευθύγραμμου μοντέλου, καθώς λαμβάνει υπ’ όψη την κεκτημένη εμπειρία. Σύμφωνα με τους (Thomas et. al., 1986), η κεκτημένη εμπειρία είναι η τεχνογνωσία ή η εμπειρία που αποκτήθηκε στο άμεσο παρελθόν, μέσω της ενασχόλησης με παρόμοιες εργασίες, ή την κατασκευή παρόμοιων μονάδων. Όπως φαίνεται και στο σχήμα 2.2, η ύπαρξη προηγούμενης εμπειρίας μειώνει τον αρχικό χρόνο κατά ένα ποσό στην φάση της μάθησης, ενώ στην συνέχεια ο ρυθμός μάθησης μειώνεται και αυξάνεται η παραγωγικότητα. (McNeill, T. F., Clark, D. S., 1966). Η μαθηματική έκφραση του μοντέλου φαίνεται παρακάτω:

$$Y = A * (X + B)^{-n} \quad (4)$$

Όπου:

Y: Μοναδιαίος ή αθροιστικός μέσος χρόνος που απαιτείται για την παραγωγή X μονάδων.

X: Αριθμός των μονάδων που έχουν παραχθεί.

A: Χρόνος που απαιτήθηκε για να παραχθεί το πρώτο προϊόν.

n: Κλήση της καμπύλης.

B: Προηγούμενη εμπειρία

Η λογαριθμική μορφή της εξίσωσης (4) είναι:

$$\log Y = \log A - n * \log (X + B) \quad (5)$$

Ο παράγοντας B, είναι μια σταθερά που μπορεί να πάρει τιμές από το 0 μέχρι το 10, δηλαδή $0 \leq B \leq 10$ και εκφράζει τον αριθμό των ίδιων ή όμοιων μονάδων που έχουν παραχθεί στο παρελθόν, δηλαδή την εμπειρία του εργαζομένου. (Badiru, A. B., 1992). Όπως φαίνεται και από την εξίσωση (4), σε περίπτωση που δεν υφίσταται προηγούμενη εμπειρία ήτοι $B = 0$, το μοντέλο Stanford “B” ισοδυναμεί με το ευθύγραμμο μοντέλο.

2.4.3 Κυβικό μοντέλο (Cubic model)

Το κυβικό μοντέλο, το οποίο αποτελεί επίσης μια προέκταση του ευθύγραμμου μοντέλου, αναπτύχθηκε το 1973 από τον J.G. Carlson, και προσφέρει βελτιωμένη ακρίβεια στην πρόβλεψη του φαινομένου της μάθησης. Ο Carlson, προκειμένου να αποτυπώσει τον μη-γραμμικό χαρακτήρα της μάθησης, δημιούργησε το κυβικό μοντέλο, το οποίο αναγνωρίζει ότι ο ρυθμός μάθησης μπορεί να μεταβάλλεται σε διαφορετικά στάδια της καμπύλης μάθησης. Πιο συγκεκριμένα, σύμφωνα με τους Thomas et.al. (1986), το μοντέλο ισχυρίζεται πως ο ρυθμός μάθησης δεν αποτελεί μια σταθερά, λόγω της επίδρασης της προηγούμενης εμπειρίας αλλά και λόγω της σταθεροποίησης της παραγωγικότητας καθώς μια δραστηριότητα πλησιάζει την ολοκλήρωσή της. Η μαθηματική εξίσωση που περιγράφει το κυβικό μοντέλο είναι:

$$\log Y = \log A - n_1 * \log X + C * (\log X)^2 + D * (\log X)^3 \quad (6)$$

Όπου:

Y: Μοναδιαίος ή αθροιστικός μέσος χρόνος που απαιτείται για την παραγωγή X μονάδων.

X: Αριθμός των μονάδων που έχουν παραχθεί.

A: Χρόνος που απαιτήθηκε για να παραχθεί το πρώτο προϊόν.

n₁: Αρχική λογαριθμική κλήση στην πρώτη μονάδα.

C: Τετραγωνικός συντελεστής.

D: Κυβικός συντελεστής.

Παρατηρείται πως ενώ ο συντελεστής b μπορεί εύκολα να υπολογιστεί γνωρίζοντας το πρώτο σημείο δεδομένων (X_0, Y_0) , οι συντελεστές C, D παραμένουν άγνωστοι. Με σκοπό τον υπολογισμό των C, D ακολουθείται η παρακάτω διαδικασία (Thomas et.al., 1986):

Αρχικά, πρέπει ένα δεύτερο σημείο από το οποίο περνάει η καμπύλη να είναι γνωστό, έστω το σημείο (X_{sp}, Y_{sp}) , ενώ πρέπει επίσης να υπολογισθεί η λογαριθμική κλίση του σημείου, n_{sp} . Για το σημείο (X_{sp}, Y_{sp}) , παραγωγίζοντας την εξίσωση (6) έχουμε:

$$\frac{dy}{dx_{sp}} = n_{sp} = n_1 + 2 * C * (\log X_{sp}) + 3 * D * (\log X_{sp})^2 \quad (7)$$

Έχοντας πλέον κατασκευάσει την εξίσωση (7) και λύνοντας ταυτόχρονα με την εξίσωση (6), οι άγνωστοι C και D μπορούν να υπολογισθούν.

2.4.4 Βαθμωτό ή τμηματικό μοντέλο (Stepwise or Piecewise model)

Το βαθμωτό μοντέλο αποτελεί μια γραμμική προσέγγιση του κυβικού μοντέλου. (Thomas et. Al, 1986). Η ιδέα πίσω από την δημιουργία του μοντέλου, είναι ότι η καμπύλη μάθησης μπορεί να μην ακολουθεί μια συνεχή και ομαλή πορεία, αλλά να εμφανίζει διακριτές φάσεις ή βήματα. Όπως αναφέρουν οι (Everett et. al., 1994), το τμηματικό μοντέλο χωρίζεται σε τρεις διακριτές φάσεις, με κάθε μια από αυτές να έχει ένα σταθερό ρυθμό μάθησης. Παρατηρώντας το σχήμα 2.2, αναγνωρίζουμε τις τρεις διαφορετικές φάσεις με βάση τα σημεία x_{p1} και x_{p2} . Η εξίσωση του τμηματικού μοντέλου είναι η εξής:

$$\log Y = \log A - n_1 * \log X - n_2 * J_1 * (\log X - \log x_{p1}) - n_3 * J_2 * (\log X - \log x_{p2}) \quad (8)$$

Όπου:

Y : Μοναδιαίος ή αθροιστικός μέσος χρόνος που απαιτείται για την παραγωγή X μονάδων.

X : Αριθμός των μονάδων που έχουν παραχθεί.

A : Χρόνος που απαιτήθηκε για να παραχθεί το πρώτο προϊόν.

$n_{1,2,3}$: Κλίση της καμπύλης στο πρώτο, δεύτερο και τρίτο τμήμα αντίστοιχα

$X_{p1,2}$: Πρώτο και δεύτερο αντίστοιχο σημείο όπου αλλάζει η κλίση της καμπύλης
 $J_{1,2}$: Δυναμικές μεταβλητές

Σημειώνεται πως $J_1 = 1$ όταν $X > x_{p1}$, διαφορετικά $J_1=0$ και $J_2=1$ όταν $X > x_{p2}$, διαφορετικά $J_2=0$. Το σημείο x_{p1} συνήθως βρίσκεται στη φάση μάθησης, ενώ το σημείο x_{p2} βρίσκεται στην αρχή της φάσης σταθεροποίησης, γνωστό και ως σημείο σταθερής παραγωγής.

2.4.5 Εκθετικό μοντέλο (Exponential model)

Το εκθετικό μοντέλο αναπτύχθηκε από το Νορβηγικό Ινστιτούτο και περιεγράφηκε αναλυτικότερα σε μια αναφορά των Ηνωμένων Εθνών (U.N., 1965). Το μοντέλο αυτό θέτει ένα σαφή κανόνα, ο οποίος ισχυρίζεται ότι ένα συγκεκριμένο μέρος του χρόνου μπορεί να μειωθεί κατά το ήμισυ μετά την πάροδο συγκεκριμένων επαναλήψεων. Με άλλα λόγια, εάν χωρίσουμε σε δυο τμήματα τον χρόνο που απαιτείται για την παραγωγή μίας μονάδας, το ένα τμήμα πρέπει να θεωρείται σταθερό, ενώ το άλλο τμήμα μειώνεται κατά 50% μετά από έναν αριθμό επαναλήψεων. Σύμφωνα με τους (Zahran et.al., 2016) η μαθηματική έκφραση του εκθετικού μοντέλου είναι η παρακάτω:

$$Y_u = Y_{ult} + \frac{A - Y_{ult}}{2 * (\frac{X}{H})} \quad (9)$$

Όπου:

Y : Μοναδιαίος ή αθροιστικός μέσος χρόνος που απαιτείται για την παραγωγή X μονάδων.

X : Αριθμός των μονάδων που έχουν παραχθεί.

A : Χρόνος που απαιτήθηκε για να παραχθεί το πρώτο προϊόν.

Y_{ult} : Τελικός χρόνος ανά μονάδα στην φάση σταθεροποίησης.

H : Συντελεστής κατά το ήμισυ.

Σημειώνεται πως το H (Halving Factor) είναι μια σταθερά, και εκφράζει τον αριθμό των μονάδων που ο χρόνος τους μπορεί να μειωθεί κατά το ήμισυ μετά από έναν αριθμό επαναλήψεων.

2.4.6 Σύνοψη των μοντέλων καμπύλης μάθησης

Το ευθύγραμμο μοντέλο, ή μοντέλο του Wright, το οποίο αποτελεί το παλαιότερο μοντέλο καμπύλης μάθησης, χρησιμοποιείται αρκετά συχνά στην κατασκευαστική βιομηχανία λόγω της απλότητας και ευκολίας εφαρμογής του. Ωστόσο, το ευθύγραμμο μοντέλο προϋποθέτει γραμμική σχέση μεταξύ παραγωγής και χρόνου ήτοι σταθερό ρυθμό μάθησης, γεγονός που μπορεί να το καθιστά αποτελεσματικό σε μικρότερο φάσμα βιομηχανικών τομέων.

Το μοντέλο Stanford “B”, αποτελεί επέκταση του ευθύγραμμου μοντέλου, καθώς λαμβάνει υπόψη την προηγούμενη εμπειρία από παρελθοντικές επαναλήψεις. Το μοντέλο αυτό, θεωρητικά αποδίδει καλύτερα από το μοντέλο του Wright, όμως είναι σημαντικό να προσδιοριστεί όσο το δυνατόν ακριβέστερα ο παράγοντας B δηλαδή η εμπειρία, καθώς το μοντέλο κρίνεται εξαιρετικά ευαίσθητο στη παράμετρο, και ίσως επηρεάζεται αρνητικά.

Το κυβικό μοντέλο, σε αντίθεση με τα δυο προηγούμενα μοντέλα, υποθέτει πως η σχέση παραγωγής και χρόνου ακολουθεί μη γραμμική συμπεριφορά. Κρίνεται κατάλληλο για μια πληθώρα επιχειρήσεων, λόγω της προσαρμοστικότητάς του στον υπολογισμό μεταβαλλόμενων ρυθμών μάθησης στην πάροδο του χρόνου. Ωστόσο, λόγω του τετραγωνικού και κυβικού όρου που περιλαμβάνονται στο μοντέλο, απαιτεί πιο σύνθετους και εκτενείς υπολογισμούς.

Το βαθμωτό μοντέλο αναγνωρίζει ότι η μάθηση πραγματοποιείται συχνά σε διαφορετικά βήματα ή στάδια, χωρίζοντας έτσι την ανάλυση του μοντέλου σε τμήματα ή βαθμίδες. Ιδιαίτερα αποτελεσματικό κρίνεται όταν σημειώνονται σημαντικές πρόοδοι λόγω ανακάλυψης καινοτομιών κατά την διάρκεια της παραγωγής. Συγκριτικά με τα μοντέλα που υποθέτουν συνεχή μάθηση, το τμηματικό μοντέλο μπορεί να οδηγήσει σε πιο ακριβή αποτελέσματα, όμως εξαρτάται σε μεγάλο βαθμό από την διαδικασία παραγωγής.

Το εκθετικό μοντέλο, υποστηρίζει πως μετά από έναν σταθερό αριθμό επαναλήψεων, το τμήμα του χρόνου ανά μονάδα που μπορεί να μειωθεί με την επανάληψη, θα μειωθεί στο μισό, αντικατοπτρίζοντας ταχείες βελτιώσεις στην μάθηση. Το μοντέλο αυτό λειτουργεί ιδιαίτερα αποτελεσματικά σε διαδικασίες όπου τα αποτελέσματα της μάθησης είναι εμφανή στα αρχικά στάδια. Παρ’ όλα αυτά, η προβλεψιμότητα του μπορεί να είναι περιορισμένη καθώς το φαινόμενο της μάθησης τείνει να μειώνεται στον χρόνο.

Κάθε μοντέλο καμπύλης μάθησης έχει πλεονεκτήματα και περιορισμούς, και η επιλογή του καταλληλότερου μοντέλου εξαρτάται από τις ιδιαιτερότητες της κάθε μαθησιακής διαδικασίας του κλάδου που εξετάζεται. Η επιλογή του βέλτιστου μοντέλου για τις ανάγκες της εκάστης επιχείρησης δε πρέπει να βασίζεται στη θεωρητική βιβλιογραφία, καθώς κάθε παραγωγική διαδικασία συμπεριφέρεται διαφορετικά. Γι’ αυτό τον λόγο,

στη συνέχεια της παρούσας εργασίας, χρησιμοποιείται στατιστική ανάλυση με σκοπό τον προσδιορισμό του ιδανικού μοντέλου σε συγκεκριμένα δεδομένα. Η εφαρμογή τέτοιου είδους στατιστικών αναλύσεων κρίνονται απαραίτητες ώστε να καθοριστούν τα μοντέλα που ταιριάζουν βέλτιστα στην εκάστοτε παραγωγική διαδικασία. Στο πίνακα 2.2, συνοψίζονται οι μαθηματικοί τύποι των πέντε μοντέλων που παρουσιάστηκαν.

Πίνακας 2.2: Μαθηματικές εκφράσεις μοντέλων καμπύλης μάθησης

Μοντέλο καμπύλης μάθησης	Μαθηματική έκφραση
Ευθύγραμμο	$Y = A * X^{-n}$
Stanford "B"	$Y = A * (X + B)^{-n}$
Κυβικό	$\log Y = \log A - b * \log X + C * (\log X)^2 + D * (\log X)^3$
Βαθμωτό	$\log Y = \log A - n_1 * \log X - n_2 * J_1 * (\log X - \log x_{p1}) - n_3 * J_2 * (\log X - \log x_{p2})$
Εκθετικό	$Y_u = Y_{ult} + \frac{A - Y_{ult}}{2 * (\frac{X}{H})}$

2.5 Τεχνικές απεικόνισης δεδομένων καμπύλης μάθησης

Μελετώντας τις καμπύλες μάθησης, μπορούν να χρησιμοποιηθούν διαφορετικές τεχνικές απεικόνισης δεδομένων, αλλά είναι σημαντικό να σημειωθεί πως τα δεδομένα παραμένουν ίδια, ενώ ο τρόπος με τον οποίο επεξεργάζονται και χρησιμοποιούνται για την εισαγωγή τους στα μαθηματικά μοντέλα διαφέρει. Οι δυο βασικότερες τεχνικές απεικόνισης δεδομένων που χρησιμοποιούνται στη πληθώρα της βιβλιογραφίας είναι τα δεδομένα μονάδας και τα δεδομένα αθροιστικού μέσου όρου, με κάθε ένα από αυτά να μελετά μια διαφορετική πτυχή της παραγωγής. Παρακάτω θα δούμε αυτές τις τεχνικές απεικόνισης.

2.5.1 Δεδομένα μονάδας (Unit data)

Τα δεδομένα μονάδας αναφέρονται στα δεδομένα που συλλέγονται για κάθε ξεχωριστή μονάδα, και σύμφωνα με τους Farghal, S. H., & Everett, J. G. (1997), αναπαριστούν με ακρίβεια την διαδικασία παραγωγής, καθώς χρησιμοποιούνται όπως συλλέχθηκαν, χωρίς δηλαδή κάποια τροποποίηση, ενώ περιλαμβάνουν τον αριθμό των μονάδων που παράγονται και τον αντίστοιχο χρόνο (ή κόστος) που απαιτείται για κάθε μονάδα. Τα δεδομένα μονάδας χρησιμοποιούνται συχνά ως τεχνική απεικόνισης σε βιομηχανίες

όπως η αεροδιαστημική, η αμυντική και άλλες βιομηχανίες όπου η υψηλή ακρίβεια κάθε παραγόμενου προϊόντος είναι ζωτικής σημασίας. Χρησιμοποιώντας τη μέθοδο αυτή, διευκολύνεται ο εντοπισμός ακραίων τιμών και σημείων της παραγωγής όπου ίσως χρήζει τροποποίηση με σκοπό τη βελτίωση.

2.5.2 Δεδομένα αθροιστικού μέσου όρου (Cumulative average data)

Κατά την χρήση δεδομένων αθροιστικού μέσου όρου, το ενδιαφέρον στρέφεται στο μέσο χρόνο (ή κόστος) που απαιτείται για την ολοκλήρωση ενός συγκεκριμένου αριθμού μονάδων, και όχι κάθε μονάδας ξεχωριστά. Η εφαρμογή της τεχνικής απεικόνισης αυτής κρίνεται ιδιαίτερα χρήσιμη σε βιομηχανίες που παράγουν μεγάλο αριθμό προϊόντων, όπως για παράδειγμα είναι η βιομηχανία τροφίμων, ποτών, ρουχισμού (Heng, T. M., & Low, L., 1995) και πολλές άλλες επιχειρήσεις παραγωγής μαζικών προϊόντων, καθώς επιτρέπει τη κατανόηση της βελτίωσης της απόδοσης συνολικά, στη πάροδο του χρόνου. Σε τέτοιου είδους βιομηχανίες, η ικανότητα αξιολόγησης της συνολικής αποτελεσματικότητας στο χρόνο είναι ιδιαίτερα χρήσιμη για τη λήψη καίριων αποφάσεων και την εκτίμηση της μελλοντικής απόδοσης και του κόστους. Υπολογίζονται διαιρώντας το συνολικό χρόνο που απαιτείται για την παραγωγή ενός συγκεκριμένου αριθμού μονάδων με τον αριθμό των ολοκληρωμένων μονάδων, (Hinze, J., & Olbina, S., 2009) και ουσιαστικά αντιπροσωπεύει την συνολική βελτίωση της απόδοσης σε βάθος χρόνου. Η μαθηματική έκφραση ορίζεται ως:

$$Y_{cum} = \frac{Y_1 + Y_2 + \dots + Y_n}{n} \quad (10)$$

Όπου

Y_{cum} : Αθροιστικός μέσος χρόνος μέχρι την μονάδα n.

Y: Οι αντίστοιχοι μοναδιαίοι χρόνοι.

n: ο αριθμός των προϊόντων που έχουν ολοκληρωθεί.

2.5.3 Σύγκριση τεχνικών απεικόνισης δεδομένων καμπύλης μάθησης

Η χρήση δεδομένων μονάδας, παρουσιάζει μια αναλυτική οπτική στην απόδοση των εργαζομένων σε κάθε μονάδα που παράγεται. Με αυτό τον τρόπο, είναι εύκολο να παρατηρηθούν ακραίες τιμές και ανωμαλίες, οι οποίες βοηθούν στην αξιολόγηση και τη τροποποίηση διαδικασιών προς το βέλτιστο. Από την άλλη μεριά, τα δεδομένα παρουσιάζουν μεγαλύτερο θόρυβο ακριβώς επειδή εξετάζεται κάθε μονάδα ξεχωριστά, δηλαδή εμφανίζονται ανεπιθύμητες παραμορφώσεις στο σύνολο το δεδομένων. Συνοπτικά, τα δεδομένα μονάδας δείχνουν την εικόνα κάθε παραγόμενου προϊόντος

ξεχωριστά, ενώ τα δεδομένα αθροιστικού μέσου όρου παρουσιάζουν τη συνολική εικόνα ολόκληρης της παραγωγής. Σύμφωνα με τους Thomas et.al., (1986) η καμπύλη που προκύπτει από τα δεδομένα αθροιστικού μέσου όρου έχει την τάση εξομάλυνσης των δεδομένων, δηλαδή κάνει τα δεδομένα να φαίνονται «καλύτερα», με μικρότερη διακύμανση. Το γεγονός αυτό, έχει ως αποτέλεσμα οι προβλέψεις που βασίζονται στα δεδομένα αθροιστικού μέσου όρου να τείνουν στην εμφανίσει μεγαλύτερης ακρίβειας σε σχέση με εκείνες που βασίζονται σε δεδομένα μονάδας. (Thomas et. al., 1986). Οι περισσότεροι ερευνητές προτιμούν τη χρήση δεδομένων αθροιστικού μέσου όρου, ενώ άλλοι έδειξαν πως για κάποια μοντέλα, τα αποτελέσματα και με τις δυο μεθόδους ήταν ίδια (Jensen, R. E., 1991). Είναι σημαντικό να αναφερθεί πως οι δυο τεχνικές απεικόνισης δεδομένων δεν θα πρέπει να λειτουργούν ανταγωνιστικά, καθώς προέρχονται από τα ίδια δεδομένα, (Conway, R. W.,Schultz, A. Jr) απλώς η κάθε μέθοδος εστιάζει σε μια διαφορετική οπτική γωνία της παραγωγικής διαδικασίας. Έτσι, στη παρούσα εργασία χρησιμοποιούνται και οι δυο τεχνικές δεδομένων, εφαρμόζοντας τις στα πέντε μοντέλα καμπύλης μάθησης που προαναφέρθηκαν, με σκοπό να παρατηρηθούν τυχόν διαφορετικές συμπεριφορές των μοντέλων τόσο ως προς την ακρίβειά τους, και τη δυνατότητά τους να προβλέπουν μελλοντικές αποδόσεις.

3. Ερευνητική μεθοδολογία

3.1 Βήματα έρευνας

Σε αυτό το κεφάλαιο, θα γίνει εμβάθυνση στις συγκεκριμένες διαδικασίες και βήματα που ακολουθούνται στην εργασία με σκοπό την απάντηση την επίτευξη του ερευνητικού στόχου. Προσφέροντας μια λεπτομερή εξήγηση της μεθοδολογίας που χρησιμοποιείται, το κεφάλαιο αυτό λειτουργεί ως οδηγός κατανόησης της πρακτικής εφαρμογής της μελέτης.

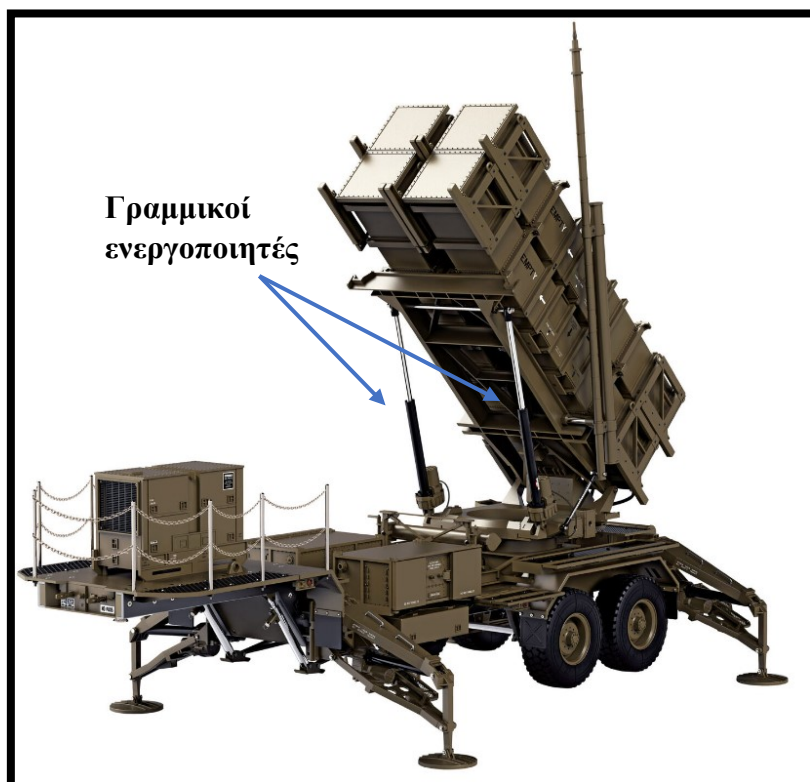
3.1.1 Βιβλιογραφική ανασκόπηση

Με σκοπό την δημιουργία ενός θεωρητικού υπόβαθρου της θεωρίας καμπυλών μάθησης πραγματοποιείται μια περιεκτική βιβλιογραφική ανασκόπηση, η οποία μέσω μεθοδικής εξέτασης και αξιολόγησης σχετικών άρθρων, βιβλίων και ερευνών, οδηγεί στη κατανόηση της έννοιας της καμπύλης μάθησης, των διαφορετικών μοντέλων, και των εφαρμογών τους στην παραγωγική βιομηχανία. Διερευνώνται μεταξύ άλλων βασικές έννοιες που χρησιμοποιούνται για τον καθορισμό της θεωρίας καμπυλών μάθησης, όπως είναι το φαινόμενο της μάθησης, ο ρυθμός μάθησης και τα μαθηματικά μοντέλα που μεσολαβούν ώστε να πραγματοποιηθεί η πρακτική εφαρμογή των μοντέλων. Επίσης, η ανασκόπηση της βιβλιογραφίας περιέχει πληροφορίες σχετικά με τις τεχνικές απεικόνισης των δεδομένων, οι οποίες ενδέχεται να επηρεάζουν τα

αποτελέσματα της έρευνας. Διεξάγοντας μια αναλυτική βιβλιογραφία στα πρώτα στάδια της εργασίας, διασφαλίζεται η εγκυρότητα των επόμενων φάσεων, επομένως και η αξιοπιστία των αποτελεσμάτων με στόχο την βελτιστοποίηση της παραγωγικής διαδικασίας.

3.1.2 Επιλογή μελέτης περίπτωσης και τρόπος συλλογής δεδομένων

Ως μελέτη περίπτωσης για την εκπόνηση της παρούσας εργασίας επιλέχθηκε η κατασκευή τριάντα (30) γραμμικών ενεργοποιητών (linear actuators) οι οποίοι χρησιμοποιούνται στον εκτοξευτήρα πυραύλων του αμυντικού συστήματος Patriot MIM-104 (Εικόνα 3.1), ενώ η κατασκευή τους πραγματοποιήθηκε σε διάστημα πέντε μηνών (Αύγουστος 2022 – Δεκέμβριος 2022). Το Patriot MIM-104 είναι ένα ευρέως χρησιμοποιούμενο σύστημα πυραύλων εδάφους-αέρος που απαιτεί βέλτιστη απόδοση και αξιοπιστία, εξαρτώμενη εν μέρη από την άριστη λειτουργία των γραμμικών ενεργοποιητών, οι οποίοι αποτελούν μια ηλεκτρομηχανολογική συσκευή υπεύθυνη για την γραμμική κίνηση του εκτοξευτήρα, εξασφαλίζοντας την ακριβή στόχευση. Η επιλογή της συγκεκριμένης κατασκευαστικής δραστηριότητας για την εφαρμογή της θεωρίας καμπυλών μάθησης κρίθηκε κατάλληλη διότι πληροί τις απαιτούμενες προϋπόθεσης εκδήλωσης του φαινομένου μάθησης καθώς αποτελεί μια πολύπλοκη επαναλαμβανόμενη διαδικασία η οποία εκτελέστηκε από το ίδιο ανθρώπινο δυναμικό, ακολουθώντας συνεχή ροή δραστηριοτήτων με ελαχιστοποιημένες παύσεις.



Εικόνα 3.1: Γραμμικοί ενεργοποιητές στο σύστημα Patriot (<https://shorturl.at/bqxT3>)

Τα δεδομένα της μελέτης περίπτωσης συγκεντρώθηκαν χρησιμοποιώντας ένα συνδυασμό πρωτογενών και δευτερογενών πηγών, με σκοπό να καταστεί δυνατή μια ενδελεχής ανάλυση. Τα πρωτογενή δεδομένα, τα οποία αποτέλεσαν το κύριο μέσο λήψης δεδομένων, συγκεντρώθηκαν με την παρακολούθηση της γραμμή παραγωγής και τη συνεχή καταγραφή αναφορών και ημερήσιων δελτίων προόδου, αλλά και τη διεξαγωγή συνεντεύξεων με εργαζομένους, εργοδηγούς και υπεύθυνους παραγωγής που συμμετείχαν στην διαδικασία κατασκευής των γραμμικών ενεργοποιητών. Η καθημερινή καταγραφή δεδομένων περιείχε τους χρόνους παραγωγής κάθε υποεργασίας ξεχωριστά, τον αριθμό των προϊόντων που κατασκευάζονταν, καθώς και υποσημειώσεις όπως η δυσκολία της εργασίας και η προηγούμενη εμπειρία των εργαζομένων σε παρόμοιες δραστηριότητες. Ως δευτερεύουσα πηγή λειτούργησε η ανάλυση ιστορικών δεδομένων, αρχείων παραγωγής και στατιστικών ήδη ολοκληρωμένων εργασιών, με στόχο την εξακρίβωση των δεδομένων που συλλέχθηκαν από πρωτογενείς πηγές και την παρατήρηση τυχών ακραίων διαφοροποιήσεων οι οποίες ίσως υποδείκνυαν πιθανόν ανθρώπινο λάθος στη συλλογή δεδομένων. Επιπλέον, οι δευτερογενείς πηγές συνέβαλλαν στον ακριβέστερο καθορισμό κρίσιμων συντελεστών των μαθηματικών μοντέλων της καμπύλης μάθησης, όπως αποτελεί η προηγούμενη εμπειρία και ο ρυθμός μάθησης των εργαζομένων.

3.1.3 Επιλογή των μοντέλων καμπύλης μάθησης

Η επιλογή των μοντέλων που χρησιμοποιήθηκαν για την εφαρμογή της θεωρίας καμπυλών μάθησης στην αμυντική βιομηχανία μελετήθηκε προσεκτικά, λαμβάνοντας υπόψη τις ιδιαίτερες δυσκολίες και απαιτήσεις του τομέα αυτού. Η ακρίβεια, η αποτελεσματικότητα και η αξιοπιστία είναι ύψιστης σημασίας στο εξαιρετικά πολύπλοκο περιβάλλον που δραστηριοποιείται ο αμυντικός τομέας. Τα πέντε μοντέλα που επιλέχθηκαν έχουν αποδειχθεί αποτελεσματικά σε ποικίλα βιομηχανικά πλαίσια και μέσω ανάλυσης σχετικής βιβλιογραφίας κρίθηκαν κατάλληλα για τις απαιτήσεις της παρούσας εργασίας. Κάθε μοντέλο, διερευνά το φαινόμενο της μάθησης από μια ξεχωριστή προοπτική, διασφαλίζοντας ότι τουλάχιστον ένα μοντέλο ανταποκρίνεται στις απαιτήσεις των δεδομένων. Όπως έχει αναφερθεί στο προηγούμενο κεφάλαιο, αρχικά διερευνάται το μοντέλο που ταιριάζει καλύτερα με τα ιστορικά δεδομένα που συλλέχθηκαν, και στη συνέχεια διερευνάται το μοντέλο που προβλέπει βέλτιστα την μελλοντική απόδοση. Τα πέντε μοντέλα καμπυλών μάθησης που μελετώνται είναι το ευθύγραμμο μοντέλο (ή μοντέλο του Wright), το μοντέλο Stanford “B”, το κυβικό μοντέλο, το βαθμωτό μοντέλο και το εκθετικό μοντέλο.

Το μοντέλο του Wright ή αλλιώς ευθύγραμμο μοντέλο επιλέχθηκε κυρίως διότι αποτελεί την απλούστερη μορφή μιας καμπύλης μάθησης. Αποτελεί ένα εύκολο στην χρήση και κατανόηση μοντέλο, καθιστώντας το κατάλληλο σημείο εκκίνησης για την κατανόηση των μοντέλων, χωρίς να αναιρεί τη πιθανότητα υπερίσχυσής του προς τα άλλα μοντέλα, όπως και σημειώθηκε από τους (Ralli P., et al, 2020). Το μοντέλο

Stanford 'B', το οποίο λαμβάνει υπόψη την προηγούμενη εμπειρία, επιλέχθηκε καθώς κρίνεται απαραίτητη η ενσωμάτωση της τεχνογνωσίας και της προηγούμενης γνώσης στο μοντέλο καμπύλης μάθησης, ειδικά σε ένα περίπλοκο κλάδο όπως είναι αυτός της αμυντικής βιομηχανίας. Το κυβικό μοντέλο έχει την δυνατότητα να αντιπροσωπεύει καλύτερα πιθανές διακυμάνσεις ή αναταραχές στην πρόοδο της παραγωγικής διαδικασίας, καθώς υποθέτει πως ο ρυθμός μάθησης αποτελεί ένα μη γραμμικό στοιχείο, κάτι που μπορεί να αληθεύει σε οποιαδήποτε δραστηριότητα που εμφανίζεται το φαινόμενο της μάθησης. Δεδομένου ότι η αμυντική βιομηχανία περιλαμβάνει σύνθετες κατασκευαστικές δραστηριότητες, το βαθμωτό μοντέλο βοηθά στον ακριβέστερο προσδιορισμό της καμπύλης μάθησης χωρίζοντας τη σε διαφορετικά τμήματα που μελετώνται ξεχωριστά. Τέλος, το εκθετικό μοντέλο είναι ικανό να προσδιορίζει συγκεκριμένα μοτίβα που εμφανίζονται κατά την διάρκεια της μάθησης, γεγονός που συμβαίνει σε πληθώρα παραγωγικές διαδικασίες.

3.1.4 Διερεύνηση και σύγκριση των μοντέλων

Σε αυτό το σημείο της έρευνας, εφόσον πλέον έχουν καθοριστεί τα μοντέλα που κρίνονται κατάλληλα, διερευνάται και αναλύεται διεξοδικά κάθε ένα από τα πέντε μοντέλα καμπύλης μάθησης με σκοπό να διαπιστωθεί η πρακτική τους εφαρμοσιμότητα στην αμυντική βιομηχανία. Πιο συγκεκριμένα, ο σκοπός της ανάλυσης είναι να βρεθούν τα μοντέλα που ταιριάζουν καλύτερα στα ιστορικά δεδομένα, καθώς και τα μοντέλα που προβλέπουν αποτελεσματικότερα την μελλοντική απόδοση. Στοχεύοντας σε μια ολοκληρωμένη αξιολόγηση κάθε μοντέλου, η έρευνα περιλαμβάνει την χρήση δεδομένων μονάδας και δεδομένων αθροιστικού μέσου όρου για κάθε ένα από τα μοντέλα που επιλέχθηκαν.

Αρχικά, για να αξιολογηθεί το πόσο καλά ταιριάζουν τα μοντέλα με τα ιστορικά δεδομένα που συλλέχθηκαν, γίνεται εφαρμογή στατιστικής ανάλυσης χρησιμοποιώντας την μέθοδο των ελαχίστων τετραγώνων και υπολογίζοντας τον συντελεστή προσδιορισμού (R^2). Με αυτήν τη μέθοδο, παράγεται μια ποσοτική αξιολόγηση της καλής προσαρμογής του μοντέλου, η οποία μετρά το ποσοστό διακύμανσης των δεδομένων, δηλαδή την απόκλιση κάθε μοντέλου από τα πραγματικά δεδομένα εισόδου. Η σύγκριση των τιμών του συντελεστή προσδιορισμού που παράγεται από την ανάλυση των ελαχίστων τετραγώνων, επιτρέπει στην έρευνα να προσδιορίσει το μοντέλο καμπύλης μάθησης που ταιριάζει καλύτερα στα ιστορικά δεδομένα. Έτσι, με αυτή την μέθοδο επιλέγονται δυο βέλτιστα μοντέλα, ένα για τα δεδομένα μονάδας και ένα για τα δεδομένα αθροιστικού μέσου όρου.

Στη συνέχεια, παράλληλα με την εφαρμογή του R^2 , εφαρμόζεται η μέθοδος του μέσου ποσοστού σφάλματος (E_f) ώστε να προσδιοριστεί η ικανότητα κάθε μοντέλου να προβλέπει τις μελλοντικές επιδόσεις της παραγωγής. Η μέθοδος αυτή, έχει την δυνατότητα να ποσοτικοποιεί τη μέση διαφορά των πραγματικών δεδομένων εισόδου με τα δεδομένα εξόδου, ήτοι μελλοντική πρόβλεψη, που δημιουργεί το κάθε μοντέλο,

προσφέροντας πληροφορίες για την ακρίβεια των προβλέψεων. Αντίστοιχα με την μέθοδο ελαχίστων τετραγώνων, συγκρίνοντας τις ποσοτικοποιημένες πλέον τιμές του σφάλματος, καθιστάτε εφικτός ο προσδιορισμός του μοντέλου που παρουσιάζει την ακριβέστερη μελλοντική πρόβλεψη. Ομοίως, γίνεται επιλογή δυο βέλτιστων μοντέλων, ενός έχοντας χρησιμοποιήσει τα δεδομένα μονάδας, και ενός τα δεδομένα αθροιστικού μέσου όρου.

3.1.5 Ανάλυση αποτελεσμάτων και συμπεράσματα

Το τελευταίο μέρος της μεθοδολογίας που ακολουθείται αποτελείται από την ανάλυση και παρουσίαση των αποτελεσμάτων καθώς και τη διεξαγωγή και διατύπωση των αντίστοιχων συμπερασμάτων. Η απόδοση κάθε μοντέλου σε σχέση με την προσαρμογή του στα ιστορικά δεδομένα και την δυνατότητα μελλοντικής πρόβλεψης αξιολογείται εξετάζοντας αναλυτικά τα αποτελέσματα που συγκεντρώθηκαν αναλύοντας τα δεδομένα που συλλέχθηκαν από την παραγωγή των γραμμικών ενεργοποιητών.

Αρχικά, παρουσιάζονται τα αποτελέσματα εφαρμογής της μεθόδου των ελαχίστων τετραγώνων χρησιμοποιώντας δεδομένα μονάδας και αθροιστικού μέσου όρου. Τα μοντέλα που απεικονίζουν καλύτερα τα ιστορικά δεδομένα επιλέγονται μετά από ανάλυση των τιμών του συντελεστή προσδιορισμού (R^2). Το μοντέλο με την υψηλότερη τιμή R^2 για τα δεδομένα μονάδας και αντίστοιχα για τα δεδομένα αθροιστικού μέσου όρου προσδιορίζονται ως βέλτιστα.

Η διερεύνηση της δυνατότητας πρόβλεψης μελλοντικών συμπεριφορών στη διαδικασία παραγωγής καλύπτεται στη συνέχεια, μέσω της μεθόδου μέσου ποσοστού σφάλματος (E_f). Τα δυο πιο ακριβή μοντέλα για την πρόβλεψη της μελλοντικής απόδοσης καθορίζονται συγκρίνοντας τις τιμές του E_f για κάθε μοντέλο τόσο για τα δεδομένα μονάδας όσο και για τα δεδομένα αθροιστικού μέσου όρου, ενώ το χαμηλότερο ποσοστό υποδεικνύει μικρότερη απόκλιση, δηλαδή καλύτερη πρόβλεψη.

Το κεφάλαιο ολοκληρώνεται επισημαίνοντας τις πρακτικές εφαρμογές των ευρημάτων της μελέτης και συνοψίζοντας τις βασικές γνώσεις που προέκυψαν εφαρμόζοντας τα μοντέλα καμπύλης μάθησης στην αμυντική κατασκευαστική βιομηχανία. Συνολικά, το κεφάλαιο αυτό αποτελεί ένα εξαιρετικά σημαντικό εργαλείο για τη διατύπωση των επόμενων ενοτήτων της διατριβής, όπως οι συστάσεις για μελλοντική μελέτη και η ανάπτυξη ενός ισχυρά βάσιμου συμπεράσματος.

4. Εφαρμογή της θεωρίας καμπυλών μάθησης στη κατασκευή γραμμικών ενεργοποιητών του συστήματος Patriot.

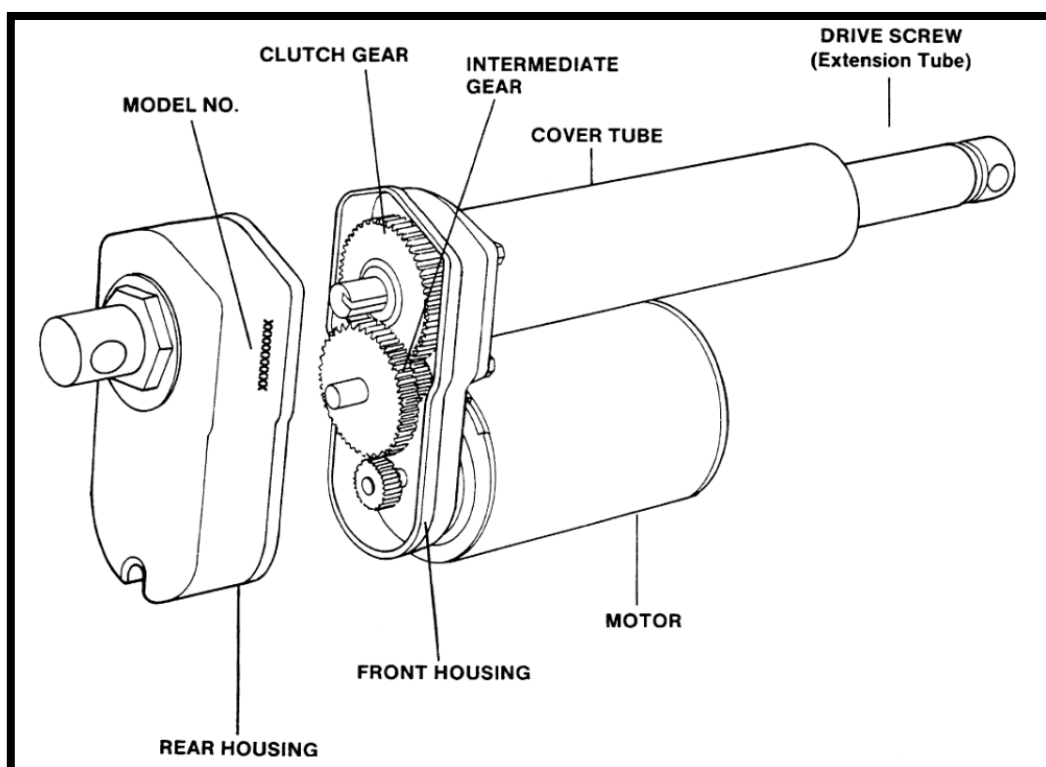
4.1 Περιγραφή των γραμμικών ενεργοποιητών

Ο γραμμικός ενεργοποιητής (Εικόνα 4.1) είναι ένα θεμελιώδες μηχανικό εξάρτημα που χρησιμοποιείται ευρέως σε διάφορες μηχανικές και βιομηχανικές εφαρμογές για τη μετατροπή της περιστροφικής κίνησης σε γραμμική (Hussain, H. A., 2019). Η σημασία του εκτείνεται σε ένα μεγάλο πλήθος τομέων, συμπεριλαμβανομένου της ρομποτικής, της αεροδιαστημικής, της κατασκευαστικής και της αμυντικής βιομηχανίας, όπου οι ελεγχόμενες κινήσεις είναι ύψιστης σημασίας. Οι γραμμικοί ενεργοποιητές που χρησιμοποιούνται στο σύστημα Patriot είναι υπεύθυνοι για τη γραμμική κίνηση των εκτοξευτήρων πυραύλων, εξασφαλίζοντας ακριβή στόχευση, ενώ έχουν κατασκευαστεί σχολαστικά, διασφαλίζοντας τη τήρηση των αυστηρών προτύπων απόδοσης και αξιοπιστίας του αμυντικού συστήματος. Η μετατροπή της περιστροφικής κίνησης σε γραμμική επιτυγχάνεται μέσω ενός συνδυασμού εξαρτημάτων τα οποία συνεργάζονται ώστε να καθίσταται εφικτή η επιθυμητή μετατροπή, ενώ τα εξαρτήματα αυτά περικλείονται από το πίσω περίβλημα (rear housing), το μπροστινό περίβλημα (front housing) και το περίβλημα του σωλήνα (cover tube) (Εικόνα 4.2). Τα βασικά αυτά εξαρτήματα που καθιστούν εφικτή την μετατροπή της κίνησης είναι τα εξής:

- 1) **Κινητήρας (Motor):** Στον πυρήνα του γραμμικού ενεργοποιητή βρίσκεται ένας ηλεκτροκινητήρας, συνήθως συνεχούς ρεύματος, ο οποίος εκκινεί την περιστροφική κίνηση όταν τροφοδοτείται με ηλεκτρικό ρεύμα. Ένα σύνολο γραναζιών συνδέεται με τον άξονα του κινητήρα για να ενισχύσει την περιστροφική δύναμη που δημιουργείται.
- 2) **Γρανάζια (Gears):** Απαραίτητα για τη λειτουργία του ενεργοποιητή, τα γρανάζια χρησιμεύουν ως εξαρτήματα που μεταδίδουν και τροποποιούν τη ροπή που προέρχεται από τον κινητήρα. Μέσω της μείωσης ταχύτητας, η περιστροφική κίνηση υψηλής ταχύτητας και χαμηλής ροπής του κινητήρα μετατρέπεται σε περιστροφική κίνηση χαμηλής ταχύτητας και υψηλής ροπής, επιτρέποντας στον ενεργοποιητή να ασκήσει σημαντική δύναμη στο φορτίο που κινείται.
- 3) **Σωλήνας επέκτασης (Extension Tube):** Η έξοδος του συστήματος γραναζιών συνδέεται με έναν σωλήνα επέκτασης, γνωστός και ως ράβδος μετάδοσης κίνησης ή ράβδος ενεργοποιητή, ο οποίος ανταποκρίνεται στη κίνηση των γραναζιών. Ανάλογα με τη κατεύθυνση περιστροφής του κινητήρα ο σωλήνας υφίσταται γραμμική κίνηση και κινείται «μέσα ή έξω».



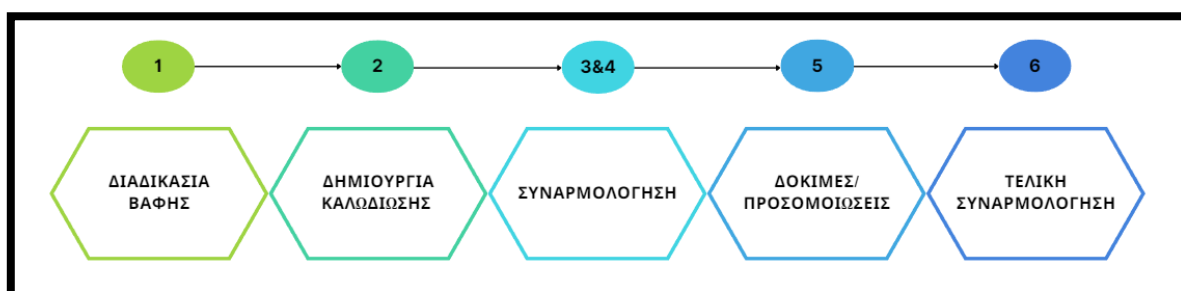
Εικόνα 4.1: Γραμμικός ενεργοποιητής (<https://shorturl.at/izQ9>)



Εικόνα 4.2: Βασικά εξαρτήματα για τη λειτουργία του γραμμικού ενεργοποιητή (<https://shorturl.at/bsHT3>)

4.2 Περιγραφή της μεθόδου κατασκευής γραμμικών ενεργοποιητών

Η παραγωγή των γραμμικών ενεργοποιητών για το αμυντικό σύστημα Patriot MIM-104 αποτελεί μια διαδικασία όπου η ακρίβεια και η αξιοπιστία του τελικού αποτελέσματος είναι ζωτικής σημασίας να βρίσκεται στο μέγιστο. Σε αυτό το κεφάλαιο, αναλύονται βήμα προς βήμα οι διαδικασίες που ακολουθούνται, από τις απαραίτητες αρχικές διεργασίες, μέχρι τη τελική συναρμολόγηση του γραμμικού ενεργοποιητή στο σύστημα Patriot. (Σχήμα 4.1) Η κατανόηση σε βάθος της παραγωγικής διαδικασίας αυτής είναι εξαιρετικά σημαντική, καθώς αποτελεί τη βάση για τη συλλογή και ανάλυση των δεδομένων που θα παρουσιασθούν στη συνέχεια.

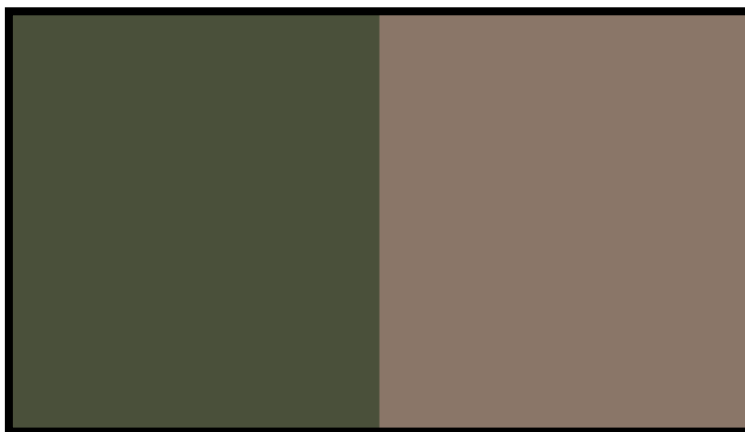


Σχήμα 4.1: Έξι στάδια της παραγωγικής διαδικασίας ενός γραμμικού ενεργοποιητή.

Στάδιο 1: Βαφή

Πριν από τη διαδικασία βαφής των τμημάτων ενός γραμμικού ενεργοποιητή, πραγματοποιείται ενδελεχή προετοιμασία της επιφάνειας για να διασφαλιστεί η μακροζωία και η ανθεκτικότητα του. Οι διεργασίες που ακολουθούνται, πραγματοποιούνται σε ειδικά διαμορφωμένους και αποστειρωμένους χώρους, μειώνοντας τον κίνδυνο σφαλμάτων και επιτυγχάνοντας την ακρίβεια και τη ποιότητα που απαιτείται. Αρχικά, η επιφάνεια κάθε τμήματος του γραμμικού ενεργοποιητή, δηλαδή το πίσω και μπροστά περίβλημα, το κάλυμμα του κινητήρα και του σωλήνα επέκτασης, καθαρίζεται με απολυπαντικά, με στόχο να εξαλειφθούν τυχόν ρίποι οι οποίοι εμποδίζουν την πρόσφυση της βαφής. Μετά τον καθαρισμό, εφαρμόζεται αστάρι, το οποίο ενισχύει τον δεσμό μεταξύ της επιφάνειας και του στρώματος βαφής. Το βήμα αυτό είναι ιδιαίτερα σημαντικό για τη προστασία από την οξείδωση και τη διάβρωση, ειδικά σε δύσκολα λειτουργικά περιβάλλοντα που επιχειρεί το σύστημα Patriot, δηλαδή σε έρημους ή βουνά. Μετά τη σκλήρυνση του ασταριού τα μέρη του ενεργοποιητή που προαναφέρθηκαν βάφονται χρησιμοποιώντας τη προηγμένη τεχνική της βαφής με ηλεκτροστατικό πιστόλι, το οποίο ελαχιστοποιεί τα ανεπιθύμητα σταγονίδια ψεκασμού. Το χρώμα που επιλέγεται για τη τελική βαφή εξαρτάται από τις συνθήκες χρήσης του αμυντικού συστήματος, ενώ τα δυο πιο σύνηθες χρώματα αποτελούν το σκούρο πράσινο για χρήση σε βουνό, και το χρώμα της άμμου όταν η λειτουργία πραγματοποιείται στην έρημο (Εικόνα 4.3). Αυτές οι μέθοδοι εξασφαλίζουν ομοιόμορφη κάλυψη, ενώ παράλληλα παρέχουν εξαιρετικά λεία και

στιβαρή επιφάνεια. Έτσι, βελτιστοποιείται η αντοχή του γραμμικού ενεργοποιητή ο οποίος εκτίθεται σε διάφορες προκλήσεις που δοκιμάζουν τη ποιότητα των διαδικασιών που προηγήθηκαν, όπως οι καιρικές συνθήκες και η πιθανή φθορά κατά τη λειτουργική χρήση. Τέλος, χρησιμοποιείται η διαδικασία που αναφέρεται συχνά ως «στένσιλ» για να αποτυπωθεί ο αριθμός του προϊόντος στο πίσω περίβλημα (Model No.), όπως φαίνεται στην εικόνα 4.2. Το στένσιλ, που αποτελεί ένα πρότυπο με κομμένα γράμματα ή αριθμούς τοποθετείται στην επιφάνεια του προϊόντος, και με τη χρήση μαύρου μελανιού αποτυπώνονται τα επιθυμητά γράμματα ή αριθμοί που αντιπροσωπεύουν τον σειριακό αριθμό του μοντέλου.



Εικόνα 4.3: Χρώματα βαφής του γραμμικού ενεργοποιητή. Σκούρο πράσινο για χρήση σε βουνό, χρώμα της άμμου για χρήση στην έρημο.
(<https://shorturl.at/mzEX6>)

Στάδιο 2: Καλωδίωση

Η διαδικασία καλωδίωσης του γραμμικού ενεργοποιητή αποτελεί ένα κρίσιμο βήμα που απαιτεί επιδεξιότητα και μεγάλη προσοχή στη λεπτομέρεια, καθώς τα προσεκτικά δρομολογημένα και ασφαλισμένα καλώδια και ιμάντες που χαρακτηρίζονται ως «ο εγκέφαλος» του ενεργοποιητή, επιτρέπουν την άμεση επικοινωνία μεταξύ των ηλεκτρικών εξαρτημάτων του και διασφαλίζουν τον ακριβή έλεγχο των κινήσεών του. Εξειδικευμένοι τεχνικοί εργάζονται με κορυφαίας ποιότητας πρώτες ύλες όπως αγωγούς χαλκού ή αλουμινίου για να δημιουργήσουν τα περίπλοκα καλώδια που χρησιμοποιούνται στο σύστημα του γραμμικού ενεργοποιητή. Αρχικό βήμα αποτελεί η επιλογή του κατάλληλου συρματόμετρου και τύπου αγωγού που ανταποκρίνεται στις αυστηρές ηλεκτρικές απαιτήσεις, ενώ ακολουθεί η κοπή των αγωγών καθώς και η απογύμνωση με τη χρήση ειδικών εργαλείων. Στη συνέχεια, πραγματοποιείται η επιλογή και εφαρμογή κατάλληλων μονωτικών υλικών, ανθεκτικά σε υψηλές θερμοκρασίες που συχνά δημιουργούνται κατά τη χρήση του ενεργοποιητή. Επιπλέον, κάθε καλώδιο υποβάλλεται σε αυστηρούς ποιοτικούς ελέγχους κατά τη διάρκεια της παραγωγής. Η αγωγιμότητα, η ακεραιότητα της μόνωσης και η αντοχή σε ακραίες συνθήκες ελέγχονται, διασφαλίζοντας ότι μόνο τα καλώδια που βρίσκονται στα επιτρεπτά όρια απόδοσης χρησιμοποιούνται για την ενσωμάτωσή τους στο σύστημα

του ενεργοποιητή. Ακολουθεί η οργάνωση των καλωδίων με βάση τους χρωματικούς κωδικούς και η παροχή ετικετών, για τη διευκόλυνση της εγκατάστασης και της αναγνώρισης σε περίπτωση συντήρησης ή αντιμετώπισης τεχνικών προβλημάτων. Τέλος, πραγματοποιείται η συναρμολόγηση των καλωδίων καθώς και η ένωση με μονάδες σύνδεσης, περιβλήματα ή ακροδέκτες. Η διαδικασία αυτή λαμβάνει χώρα στο λεγόμενο «πίνακα συναρμολόγησης» και μετά το πέρας αυτής, τα καλώδια είναι έτοιμα για τη ηλεκτρομηχανολογική συναρμολόγηση που ακολουθεί, ώστε να ενσωματωθούν στο γραμμικό ενεργοποιητή.

Στάδιο 3 & 4: Ηλεκτρομηχανολογική & μηχανολογική συναρμολόγηση

Στο στάδιο 3 & 4 πραγματοποιείται η ηλεκτρομηχανολογική συναρμολόγηση, όπου τα ηλεκτρικά εξαρτήματα ενσωματώνονται προσεκτικά στη μηχανική δομή, και η μηχανολογική συναρμολόγηση, στην οποία τα εξαρτήματα του γραμμικού ενεργοποιητή ενώνονται μεταξύ τους ακολουθώντας αυστηρές προδιαγραφές. Οι δυο ειδών αυτές συναρμολογήσεις εκπληρώνονται παράλληλα, όμως εξετάζονται ξεχωριστά με στόχο τη δημιουργία μιας ξεκάθαρης εικόνας των διαφορετικών διεργασιών που απαιτούνται στη κάθε συναρμολόγηση.

Στάδιο 3: Ηλεκτρομηχανολογική συναρμολόγηση

Αρχικά, σημειώνεται πως οι καλωδιώσεις που πραγματοποιήθηκαν στο προηγούμενο στάδιο χρησιμοποιούνται σε όλες τις ηλεκτρομηχανολογικές συναρμολογήσεις, εξασφαλίζοντας την αρμονική λειτουργία των ηλεκτρικών συσκευών. Ο κινητήρας που είναι υπεύθυνος για την μετατροπή της ηλεκτρικής ενέργειας σε περιστροφική, αποτελεί το πρώτο εξάρτημα που συναρμολογείται και τοποθετείται στο εσωτερικό του καλύμματος του κινητήρα, ενώ αποτελεί το βασικό εξάρτημα λειτουργίας του γραμμικού ενεργοποιητή. Κατά την ηλεκτρομηχανολογική συναρμολόγηση, οι εργαζόμενοι εξασφαλίζουν πως ο κινητήρας συνδέεται άρτια με το βασικό γρανάζι και λειτουργεί άπταιστα. Οι αισθητήρες, που λειτουργούν ως ζωτικής σημασίας συσκευές ανάδρασης, τοποθετούνται στη συνέχεια σε κατάλληλες θέσης του ενεργοποιητή ώστε να μετράνε τη θέση, τη ταχύτητα καθώς και τη δύναμη που εφαρμόζεται στο σωλήνα επέκτασής του. Οι μετρήσεις αυτές, επεξεργάζονται από τις μονάδες ελέγχου οι οποίες παράγουν ακριβή σήματα, ενορχηστρώνοντας την άρτια αλληλεπίδραση ηλεκτρικών και μηχανικών συστημάτων. Τέλος, γίνεται η ηλεκτρομηχανολογική συναρμολόγηση διακοπών στην αρχή και στο τέλος του περιβλήματος του σωλήνα. Οι διακόπτες έχουν τη δυνατότητα να προσδιορίζουν ακραίες θέσεις του ενεργοποιητή και διασφαλίζουν πως η κίνηση σταματά όταν ο ενεργοποιητής επεκταθεί ή συμπτυχθεί πλήρως αποφεύγοντας έτσι πιθανή ζημιά στο σύστημα.

Στάδιο 4: Μηχανολογική συναρμολόγηση

Η άρτια μηχανολογική συναρμολόγηση του γραμμικού ενεργοποιητή παίζει καθοριστικό ρόλο, καθώς εξασφαλίζει τη δομική ακεραιότητα και την απρόσκοπτη λειτουργικότητά του. Η διαδικασία αυτή περιλαμβάνει την ακριβή ένωση των βασικών εξαρτημάτων όπως το πίσω περίβλημα, το μπροστινό περίβλημα, το κάλυμμα του κινητήρα, τα τριών ειδών γρανάζια, το σωλήνα κάλυψης και το σωλήνα επέκτασης. Επίσης, περιλαμβάνει τη συναρμολόγηση των δυο άκρων του γραμμικού ενεργοποιητή, υπεύθυνα για την ένωση στο σύστημα Patriot και τον εκτοξευτήρα πυραύλων αντίστοιχα. Υψηλά καταρτισμένοι ειδικοί χρησιμοποιούν προηγμένες τεχνικές ώστε να επιτευχθεί βέλτιστη ευθυγράμμιση και ακρίβεια κατά τη διάρκεια ολόκληρης της παραγωγικής διαδικασίας. Ειδικές πάστες, όπως το λεγόμενο σφραγιστικό ή κόλλα σπειρωμάτων (thread locker) εφαρμόζονται σε κάθε βίδα, μπουλόνι ή παξιμάδι, διασφαλίζοντας έτσι τη σταθερότητα τους, αποτρέποντας την ακούσια χαλάρωση κατά τη διάρκεια των δύσκολων συνθηκών λειτουργίας του γραμμικού ενεργοποιητή. Η ευρέως γνωστή σταυρωτή τεχνική βιδώματος, που περιλαμβάνει το σφίξιμο των βιδών ακολουθώντας μια συγκεκριμένη διαδρομή, ακολουθείται εξασφαλίζοντας την ομοιόμορφη κατανομή της πίεσης και την βέλτιστη ευθυγράμμιση των συναρμολογούμενων εξαρτημάτων. Επιπλέον, ένα υψηλής ποιότητας γράσο εφαρμόζεται στα γρανάζια και στο σωλήνα επέκτασης, αποφεύγοντας τη δημιουργία ανεπιθύμητης φθοράς στα εξαρτήματα λόγω τριβής, ενώ παράλληλα εγγυείται η ομαλή περιστροφική και γραμμική κίνηση των γραναζιών και του σωλήνα επέκτασης αντίστοιχα. Σημαντικό είναι να αναφερθεί πως η σύσφιξη όλων των βιδών πραγματοποιείται με τη χρήση ροπόκλειδων (ή δυναμόκλειδων), καθώς η ροπή που εφαρμόζεται σε κάθε βίδα πρέπει να βρίσκεται ανάμεσα στα αυστηρά όρια των προδιαγραφών. Κάθε ροπόκλειδο αξιολογείται σχολαστικά χρησιμοποιώντας έναν ελεγκτή δυναμόκλειδου πριν από την εφαρμογή του. Το όργανο αυτό, εφαρμόζει μια γνωστή δύναμη στο κλειδί και παράλληλα μετρά τη ροπή που ασκείται, επιτρέποντας στους εργαζόμενους να επαληθεύσουν εάν το κλειδί παρέχει τη σωστή τιμή ροπής ή εάν απαιτούνται οποιεσδήποτε ρυθμίσεις βαθμονόμησης.

Στάδιο 5: Δοκιμές – Προσομοίωση

Η φάση των δοκιμών με την εφαρμογή του γραμμικού ενεργοποιητή σε προσομοιωτή αποτελεί ένα κρίσιμο στάδιο για την αξιολόγηση της απόδοσης και της αξιοπιστίας των διεργασιών που προηγήθηκαν. Ο γραμμικός ενεργοποιητής, εφόσον έχουν ολοκληρωθεί όλα τα προηγούμενα στάδια, τοποθετείται στο μηχάνημα προσομοίωσης (Εικόνα 4.4) όπου και ξεκινάει μια σειρά δοκιμών ώστε να διασφαλιστεί η βέλτιστη λειτουργικότητά του σε πραγματικά σενάρια και δεδομένα. Αρχικά, εκτελούνται δοκιμές επιβεβαίωσης της ακριβούς λειτουργίας του ενεργοποιητή. Αυτές οι δοκιμές περιλαμβάνουν τον έλεγχο της απόκρισης του σε σήματα ελέγχου όπως η επέκταση ή σύμπτυξή του, ενώ αξιολογείται η ικανότητά του να εκτελεί τις συγκεκριμένες αυτές εργασίες τόσο με ακρίβεια, όσο και με συνέπεια καθώς οι δοκιμές επαναλαμβάνονται δύο έως τρεις φορές. Επιπλέον, σε αυτό το στάδιο ελέγχεται η ακεραιότητα των αισθητήρων, των διακοπών και των μονάδων ελέγχου που προαναφέρθηκαν, διασφαλίζοντας μέγιστη αποδοτικότητα και ελαχιστοποίηση της πιθανότητας

δυσλειτουργίας. Στη συνέχεια, εκτελούνται οι δοκιμές αντοχής, υποβάλλοντας τον γραμμικό ενεργοποιητή σε πραγματικές προσομοιωμένες συνθήκες, όπου κρίνεται η ικανότητα του να αντέχει σε παρατεταμένη χρήση, χωρίς να επηρεάζεται η απόδοση. Η επόμενη δοκιμή, ονομάζεται δοκιμή φορτίου, και εξετάζει την ικανότητα του γραμμικού ενεργοποιητή να δέχεται μεγάλης δύναμης φορτία, διατηρώντας και πάλι την απαιτούμενη απόδοση και δομική του ακεραιότητα. Τέλος, δοκιμάζεται η ποιότητα κατασκευής του ενεργοποιητή, υποβάλλοντάς τον σε διάφορες περιβαλλοντικές συνθήκες που μπορεί να εκτεθεί κατά τη διάρκεια ζωής του. Όπως έχει αναφερθεί νωρίτερα στο κεφάλαιο, το αμυντικό σύστημα Patriot λειτουργεί κυρίως σε βουνά ή ερήμους. Έτσι, ο ενεργοποιητής δοκιμάζεται σε υψηλές και χαμηλές θερμοκρασίες, σε διαφορετικά επίπεδα υγρασίας και σε ποικίλες εντάσεις δονήσεων, προσομοιώνοντας το απαιτητικό πραγματικό περιβάλλον λειτουργίας του. Κατά την διάρκεια όλων των δοκιμών που καλείται να πραγματοποιήσει με επιτυχία ο γραμμικός ενεργοποιητής σημειώνονται όλα τα αποτελέσματα και οι τιμές, ενώ στη συνέχεια συγκρίνονται με τις αυστηρές προδιαγραφές και πρότυπα λειτουργίας του, διασφαλίζοντας πως κάθε μετρούμενος δείκτης βρίσκεται στα επιτρεπτά όρια απόδοσης.



Εικόνα 4.4: Μηχάνημα προσομοίωσης και δοκιμών στο οποίο εισέρχεται ο γραμμικός ενεργοποιητής (<https://shorturl.at/oxTX5>)

Στάδιο 6: Τελική ενσωμάτωση στο σύστημα Patriot

Το τελικό στάδιο αποτελείται από την εγκατάσταση του ολοκληρωμένου γραμμικού ενεργοποιητή στο αμυντικό σύστημα Patriot στο οποίο θα λειτουργήσει (Εικόνα 4.5). Πλήρως εξειδικευμένοι εργαζόμενοι συναρμολογούν τον ενεργοποιητή μέσα από μια σειρά βημάτων, στοχεύοντας στην άψογη ενσωμάτωση, πετυχαίνοντας έτσι βέλτιστη απόδοση. Αρχικά, δίνεται ιδιαίτερη προσοχή στη ακριβή ευθυγράμμιση του ενεργοποιητή με τη χρήση ειδικών εργαλείων, διασφαλίζοντας την απρόσκοπτη γραμμική του κίνηση. Χρησιμοποιούνται ειδικά στερεωτικά υλικά τοποθέτησης εξασφαλίζοντας τη σταθερότητά του κατά τις δύσκολες λειτουργικά συνθήκες του και τους έντονους κραδασμούς. Στη συνέχεια ακολουθούν επιπρόσθετες δοκιμές ελέγχου, εξετάζοντας εάν η τοποθέτηση πραγματοποιήθηκε με επιτυχία, ελέγχοντας τις ακριβείς ανταποκρίσεις του ενεργοποιητή σε εντολές που δίνονται. Για να διασφαλιστεί ότι ο γραμμικός ενεργοποιητής λειτουργεί σε αρμονία με ολόκληρο το σύστημα Patriot, οι ειδικοί εκτελούν επίσης αυστηρές δοκιμές συμβατότητας. Εξετάζεται η συμπεριφορά του ενεργοποιητή όταν αλληλοεπιδρά με άλλα υποσυστήματα, επαληθεύοντας ότι δεν υπάρχουν προβλήματα που θα μπορούσαν να μειώσουν την αποτελεσματικότητα του συστήματος. Κάθε γραμμικός ενεργοποιητής που χρησιμοποιείται στο σύστημα Patriot πληροί τις υψηλότερες απαιτήσεις απόδοσης και αξιοπιστίας ως αποτέλεσμα αυτών των ακριβών μεθόδων και των αυστηρών δοκιμών. Κάθε στάδιο και βήμα που ακολουθήθηκε πραγματοποιείται με αδιάκοπη προσοχή, δίνοντας ιδιαίτερη σημασία στις μικρές λεπτομέρειες, καθώς ο κλάδος παραγωγής της αμυντικής βιομηχανίας δεν έχει το περιθώριο κατασκευής ενός μη τελειοποιημένου και βελτιστοποιημένου προϊόντος. Στην εικόνα 4.5 φαίνεται το σύστημα Patriot αφού έχουν ενσωματωθεί πλέον οι γραμμικοί ενεργοποιητές.



Εικόνα 4.5: Σύστημα Patriot μετά την ενσωμάτωση των γραμμικών ενεργοποιητών (Misslethreat, n.d.)

4.3 Παρουσίαση και σχολιασμός δεδομένων μονάδας και αθροιστικού μέσου όρου

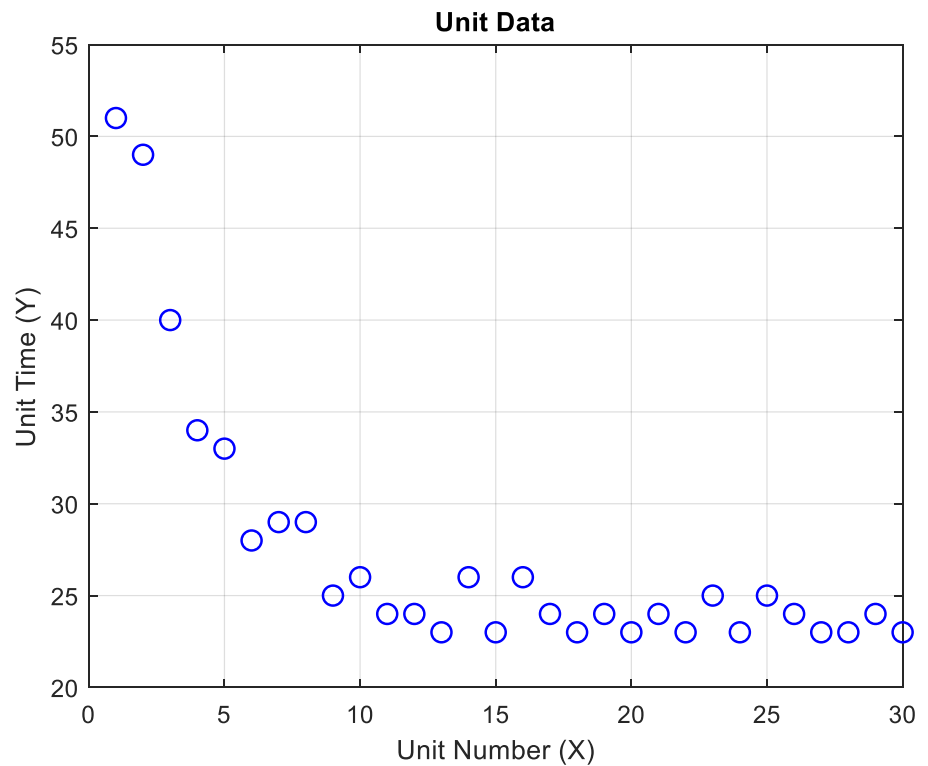
Κατά τη διάρκεια κατασκευής των τριάντα (30) γραμμικών ενεργοποιητών για τη χρήση τους στο αμυντικό σύστημα Patriot, καταγράφηκαν τα απαραίτητα δεδομένα ώστε να γίνει εφικτή η εφαρμογή τους στη θεωρία καμπυλών μάθησης. Όπως διαπιστώθηκε νωρίτερα, η διαδικασία παραγωγής των ενεργοποιητών αποτελεί μια σύνθετη δραστηριότητα που απαιτεί ακριβή χρονικό προγραμματισμό και προσοχή στη λεπτομέρεια. Χρησιμοποιώντας δεδομένα μονάδας και δεδομένα αθροιστικού μέσου όρου, στόχος αποτελεί η άντληση πολύτιμων πληροφοριών που σχετίζονται με διαδικασία παραγωγής, όπως την ύπαρξη πιθανών σημείων συμφόρησης και τη παρατήρηση σταδίων παραγωγής που χρήζουν βελτίωσης. Στο πίνακα 4.1 παρουσιάζονται τα δεδομένα μονάδας που συλλέχθηκαν κατά την παραγωγική διαδικασία, ενώ στο Σχήμα 4.2 απεικονίζονται γραφικά. Αντίστοιχα, στο πίνακα 4.2 παρουσιάζονται τα δεδομένα αθροιστικού μέσου όρου που υπολογίσθηκαν χρησιμοποιώντας την εξίσωση (10), ενώ στο Σχήμα 4.3 φαίνεται η γραφική τους αναπαράσταση. Η δημιουργία των γραφικών παραστάσεων πραγματοποιείται στο περιβάλλον Matlab. Σημειώνεται πως οι μοναδιαίοι χρόνοι (Unit Time) και οι αθροιστικοί μέσοι χρόνοι (Cumulative Average Time) αναγράφονται σε ώρες (hours).

Παρατηρώντας τη μορφή των δεδομένων μονάδας, φαίνεται ξεκάθαρα η παρουσία του φαινομένου της μάθησης στο χρόνο παραγωγής. Μάλιστα, παρατηρείται πως κατά τη παραγωγή των έξι πρώτων προϊόντων, ο απαιτούμενος χρόνος μειώθηκε από πενήντα ένα (51) ώρες σε μόλις είκοσι οκτώ (28) ώρες, υποδεικνύοντας ταχύτατες μαθησιακές γνώσεις. Το φαινόμενο της μάθησης συχνά κυριαρχεί στα πρώτα στάδια μιας επαναλαμβανόμενης διαδικασίας, ωστόσο τείνει να σταθεροποιείται όσο η παραγωγή συνεχίζεται, όπως και συμβαίνει στα δεδομένα μονάδας. Από την παραγωγή του ένατου γραμμικού ενεργοποιητή και μετά, φαίνεται αισθητή η παρουσία διακυμάνσεων η οποία μπορεί να αποδοθεί σε διάφορους παράγοντες. Αρχικά, εξωτερικοί παράγοντες όπως η αλλαγή βαρδιών, η παύση εργασίας λόγω διακοπής ή κόπωσης, είτε η εμφάνιση του φαινομένου της λήθης λόγω παρεμβολής μη εργάσιμων ημερών ή αργιών πάντα εμφανίζονται σε τέτοιου είδους δεδομένα και είναι αδύνατον να προβλεφθούν. Επιπλέον, παράγοντες όπως μια προσπάθεια βελτίωσης της διαδικασίας η οποία τελικά κρίθηκε ακατάλληλη είτε η εντατική απαιτούμενη συντήρηση του μηχανήματος προσομοίωσης επηρεάζουν σημαντικά το τρόπο με τον οποίο εξελίσσεται η μαθησιακή διαδικασία.

Από την άλλη μεριά, εστιάζοντας στα δεδομένα αθροιστικού μέσου όρου, παρατηρείται η σαφής εξομάλυνση της διακύμανσης των δεδομένων. Υπολογίζοντας τα δεδομένα αυτά, δημιουργείται η δυνατότητα εξέτασης της γραμμής παραγωγής από διαφορετική οπτική, όπου το φαινόμενο της μάθησης αποτελεί παρόν καθ' όλη τη διάρκεια της διαδικασίας.

Πίνακας 4.1: Δεδομένα μονάδας

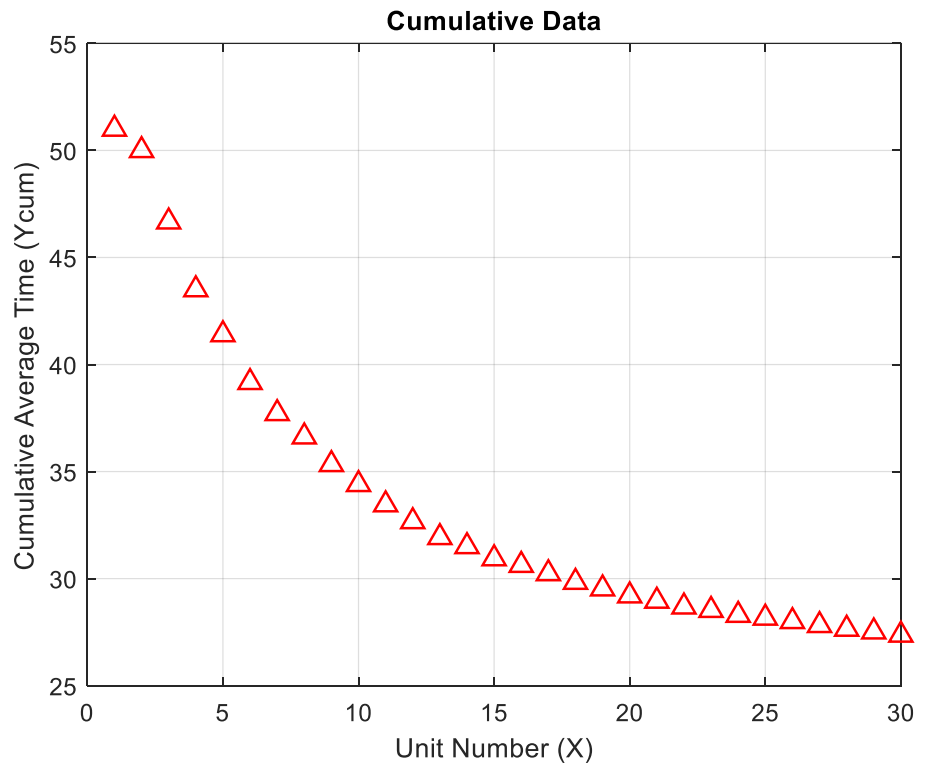
Unit Number (X)	Unit Time (Y)
1	51
2	49
3	40
4	34
5	33
6	28
7	29
8	29
9	25
10	26
11	24
12	24
13	23
14	26
15	23
16	26
17	24
18	23
19	24
20	23
21	24
22	23
23	25
24	23
25	25
26	24
27	23
28	23
29	24
30	23



Σχήμα 4.2: Γραφική αναπαράσταση δεδομένων μονάδας

Πίνακας 4.2: Δεδομένα αθροιστικού μέσου όρου

Unit Number (X)	Cumulative Average Time (Y_{cum})
1	51
2	50
3	46.7
4	43.5
5	41.4
6	39.2
7	37.7
8	36.6
9	35.3
10	34.4
11	33.4
12	32.6
13	31.9
14	31.5
15	30.9
16	30.6
17	30.2
18	29.8
19	29.5
20	29.2
21	28.9
22	28.7
23	28.5
24	28.3
25	28.1
26	28
27	27.8
28	27.6
29	27.5
30	27.3



Σχήμα 4.3: Γραφική αναπαράσταση δεδομένων αθροιστικού μέσου όρου

4.4. Διερεύνηση μοντέλων καμπύλης μάθησης ως προς την προσαρμογή τους σε ολοκληρωμένης εργασίας ιστορικά δεδομένα.

Στο παρόν κεφάλαιο, διερευνάται η ικανότητα κάθε μοντέλου καμπύλης μάθησης να προσαρμόζεται στα ιστορικά δεδομένα που συλλέχθηκαν από την ήδη ολοκληρωμένη παραγωγική διαδικασία που μελετάται. Με άλλα λόγια, εξετάζεται ποιο μοντέλο ταιριάζει καλύτερα στα δεδομένα που συλλέχθηκαν κατά την παραγωγή τριάντα (30) γραμμικών ενεργοποιητών. Αρχικά, διερευνάται η δυνατότητα προσαρμογής κάθε μοντέλου χρησιμοποιώντας δεδομένα μονάδας, ενώ στη συνέχεια με τη χρήση δεδομένων αθροιστικού μέσου όρου. Η στατιστική μέθοδος που κρίθηκε κατάλληλη για τη διεξαγωγή των απαιτούμενων αποτελεσμάτων είναι η μέθοδος των ελαχίστων τετραγώνων (least squares method), και υλοποιείται με την εύρεση του συντελεστή προσδιορισμού, R^2 (coefficient of determination). Ο συντελεστής προσδιορισμού κυμαίνεται στις τιμές $0 \leq R^2 \leq 1$, και υποδηλώνει καλύτερη προσαρμογή στα δεδομένα όσο πιο κοντά στη μονάδα βρίσκεται. Η μαθηματική έκφραση ορίζεται ως:

$$R^2 = 1 - \frac{SSR}{SST} = 1 - \frac{\sum_{i=1}^n (y_i - \hat{y}_i)^2}{\sum_{i=1}^n (y_i - \bar{y})^2} \quad (11)$$

Όπου:

SSR= Sum of Squared Residuals, διαφορά παρατηρούμενης και προβλεπόμενης τιμής.

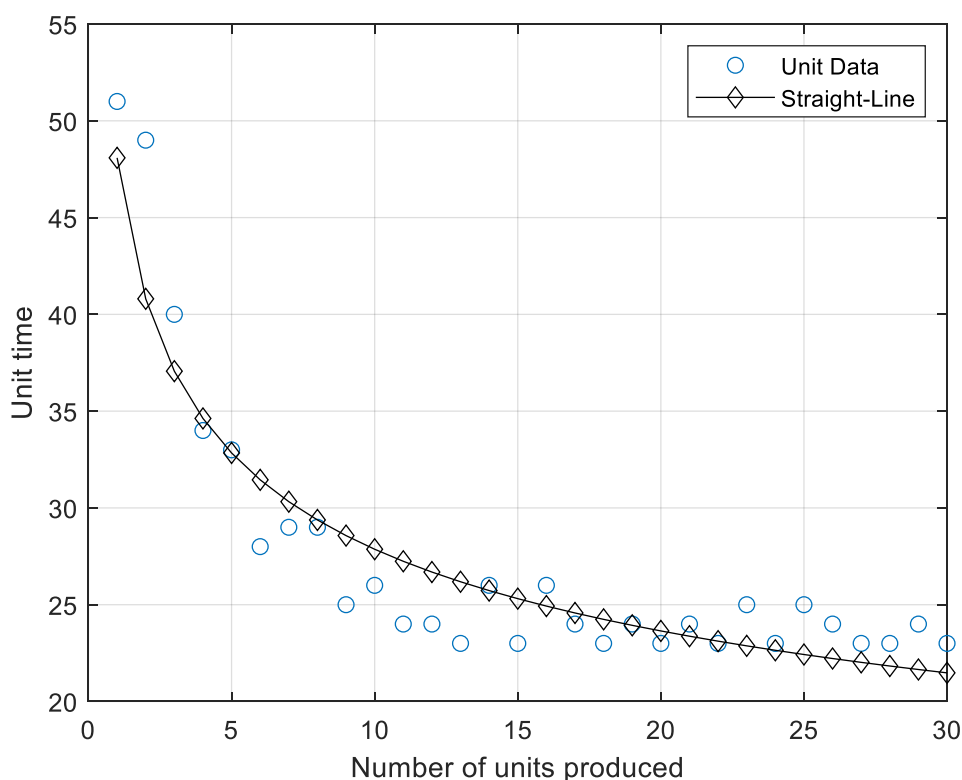
SST= Sum of Squares Total, συνολικό άθροισμα τετραγώνων.

Γενικά, βασικός στόχος αποτελεί ο προσδιορισμός του κατάλληλου μοντέλου που αντιπροσωπεύει καλύτερα τη διαδικασία μάθησης στη συγκεκριμένη παραγωγή γραμμικών ενεργοποιητών, καθώς και η αξιολόγηση της ακρίβειάς του ως προς τη περιγραφή της απόδοσης. Τα αποτελέσματα καθώς και οι τιμές του συντελεστή προσδιορισμού αναλύονται στο επόμενο κεφάλαιο (Κεφάλαιο 5). Σημειώνεται πως στο μοντέλο Stanford 'B' ο παράγοντας που εκφράζει τη προηγούμενη εμπειρία ορίστηκε ως $B=4$ και στο μοντέλο Piecewise τα τμήματα χωρίστηκαν ως $x_{p1}=10, x_{p2}=20$.

4.4.1 Διερεύνηση μοντέλων με τη χρήση δεδομένων μονάδας

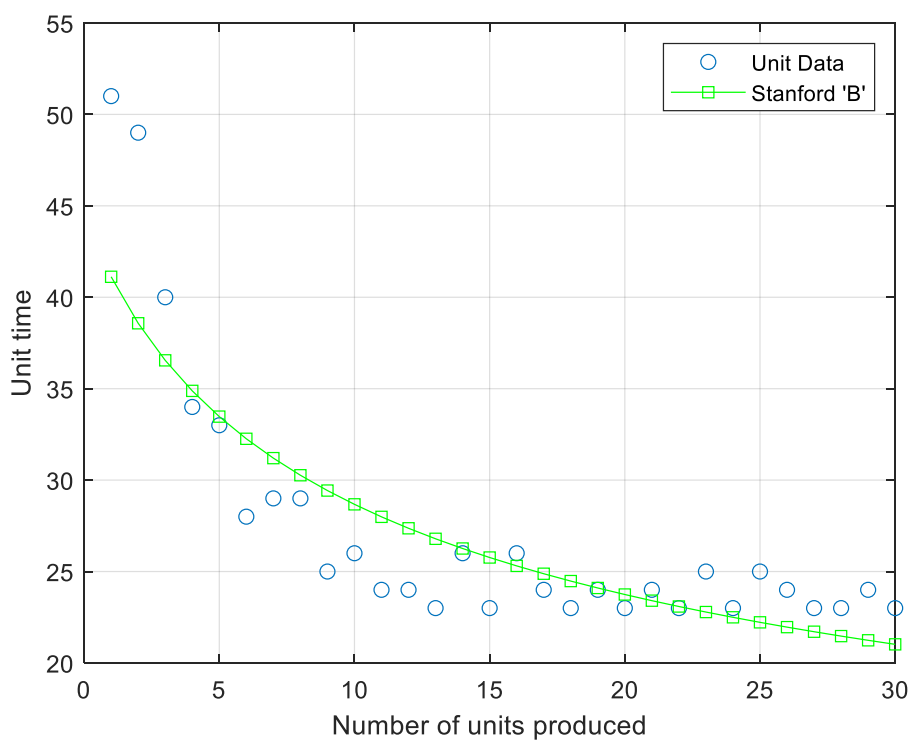
Χρησιμοποιώντας το περιβάλλον Matlab, έγινε εφικτή η πρακτική εφαρμογή της θεωρίας καμπυλών μάθησης, δημιουργώντας τους απαραίτητους κώδικες ώστε να προβληθεί η αντίστοιχη καμπύλη μάθησης και τα δεδομένα μονάδας στο ίδιο γράφημα. Επιπλέον, παρουσιάζεται το γράφημα στο οποίο απεικονίζονται και τα πέντε μοντέλα ενώ παράλληλα υπολογίζεται ο συντελεστής προσδιορισμού R^2 . Στα παρακάτω σχήματα, τα δεδομένα μονάδας απεικονίζονται με μπλε κύκλο. Στο σχήμα 4.4 παρουσιάζεται το ευθύγραμμο μοντέλο με μαύρη γραμμή. Στο σχήμα 4.5 φαίνεται η γραφική αναπαράσταση του μοντέλου Stanford 'B' με πράσινη γραμμή. Το σχήμα 4.6 απεικονίζει το κυβικό μοντέλο με μπλε γραμμή. Το βαθμωτό μοντέλο παρουσιάζεται στο σχήμα 4.7 με γαλάζια γραμμή. Στο σχήμα 4.8 φαίνεται το εκθετικό μοντέλο με ροζ γραμμή. Τέλος, απεικονίζονται συνολικά τα μοντέλα στο σχήμα 4.9, ενώ ο συντελεστής προσδιορισμού κάθε μοντέλου φαίνεται στο πίνακα 4.3.

Ευθύγραμμο μοντέλο ή μοντέλο του Wright (Straight-Line model or Wright's model)



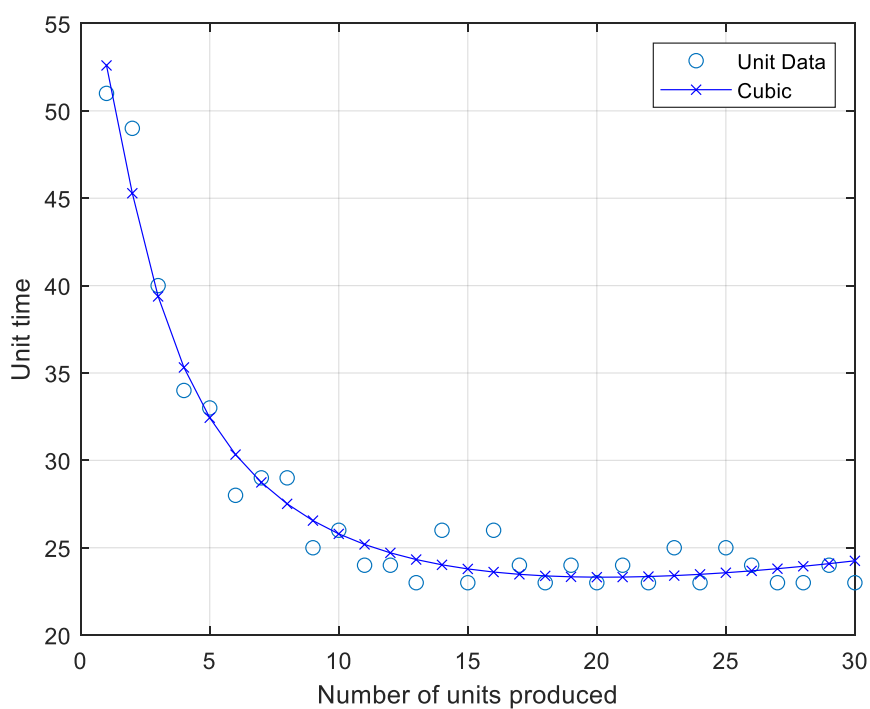
Σχήμα 4.4: Γραφική αναπαράσταση, ευθύγραμμο μοντέλο, δεδομένα μονάδας

Μοντέλο Stanford 'B' (Stanford 'B' model)



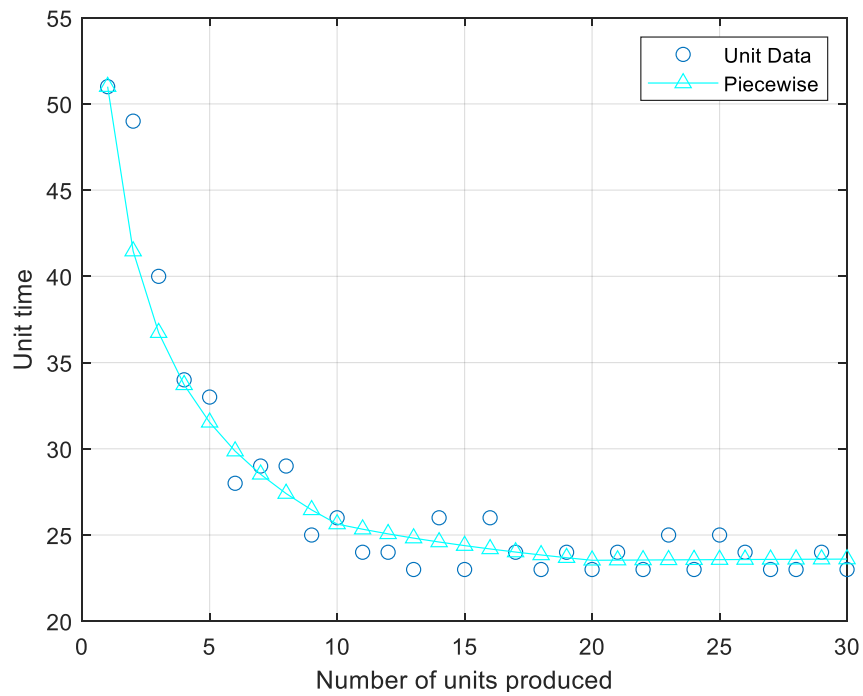
Σχήμα 4.5: Γραφική αναπαράσταση, μοντέλο Stanford 'B', δεδομένα μονάδας

Κυβικό μοντέλο (Cubic model)



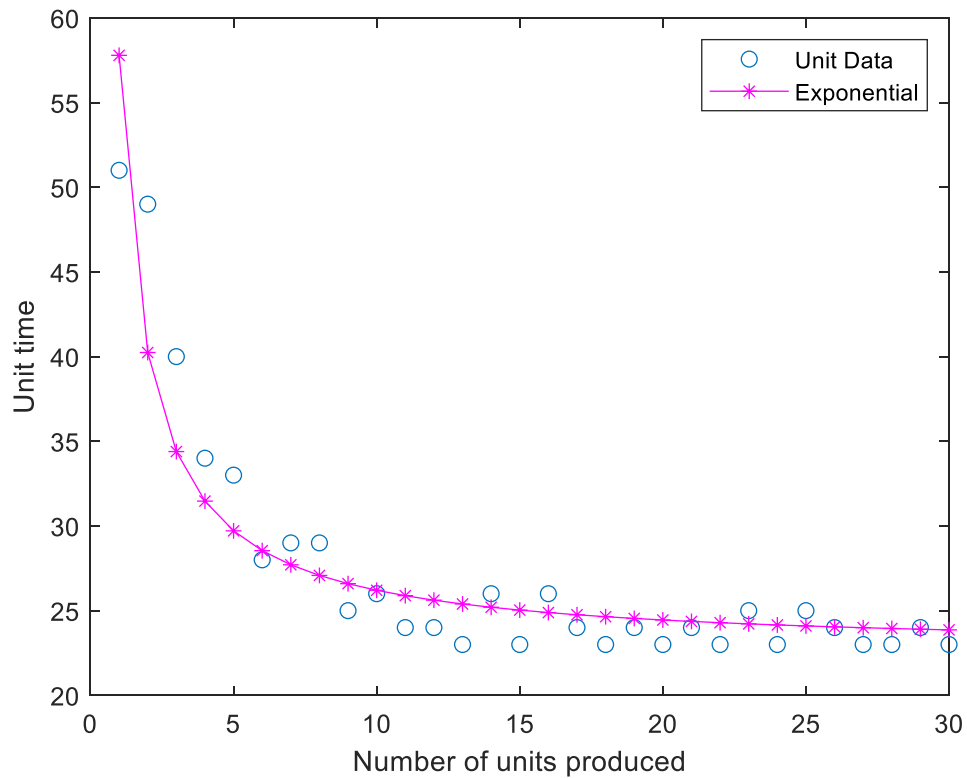
Σχήμα 4.6: Γραφική αναπαράσταση, κυβικό μοντέλο, δεδομένα μονάδας

Βαθμωτό μοντέλο (Piecewise or Stepwise model)



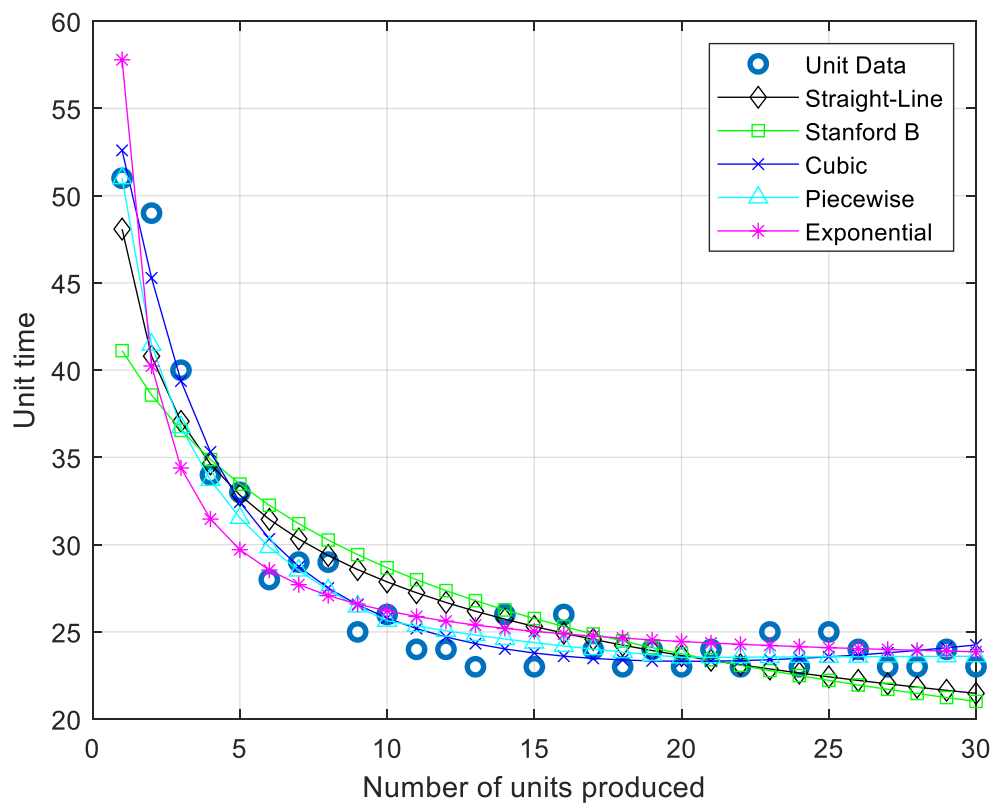
Σχήμα 4.7: Γραφική αναπαράσταση, τμηματικό μοντέλο, δεδομένα μονάδας

Εκθετικό μοντέλο (Exponential model)



Σχήμα 4.8: Γραφική αναπαράσταση, εκθετικό μοντέλο, δεδομένα μονάδας

Συνολική απεικόνιση όλων των μοντέλων καμπύλης μάθησης



Σχήμα 4.9: Γραφική αναπαράσταση, σύνολο μοντέλων, δεδομένα μονάδας

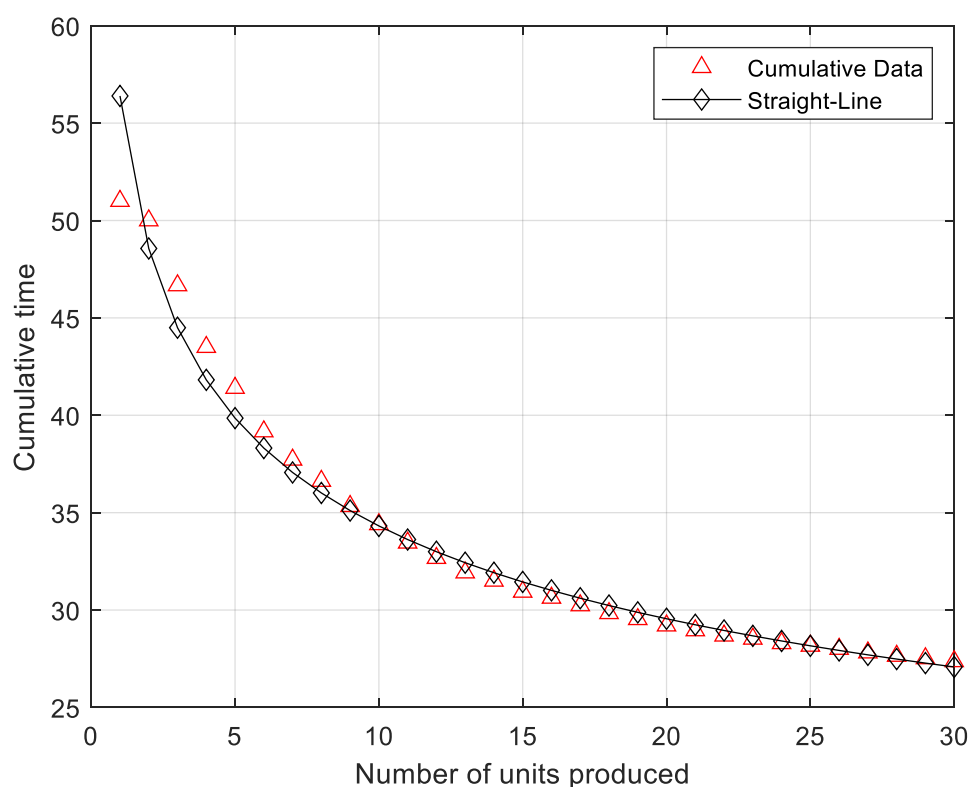
Πίνακας 4.3: Συντελεστές προσδιορισμού μοντέλων, δεδομένα μονάδας

Μοντέλο καμπύλης μάθησης	Συντελεστής προσδιορισμού R^2
Straight-Line	0.8855
Stanford 'B'	0.7684
Cubic	0.9546
Piecewise	0.9357
Exponential	0.8634

4.4.2 Διερεύνηση μοντέλων με τη χρήση δεδομένων αθροιστικού μέσου όρου

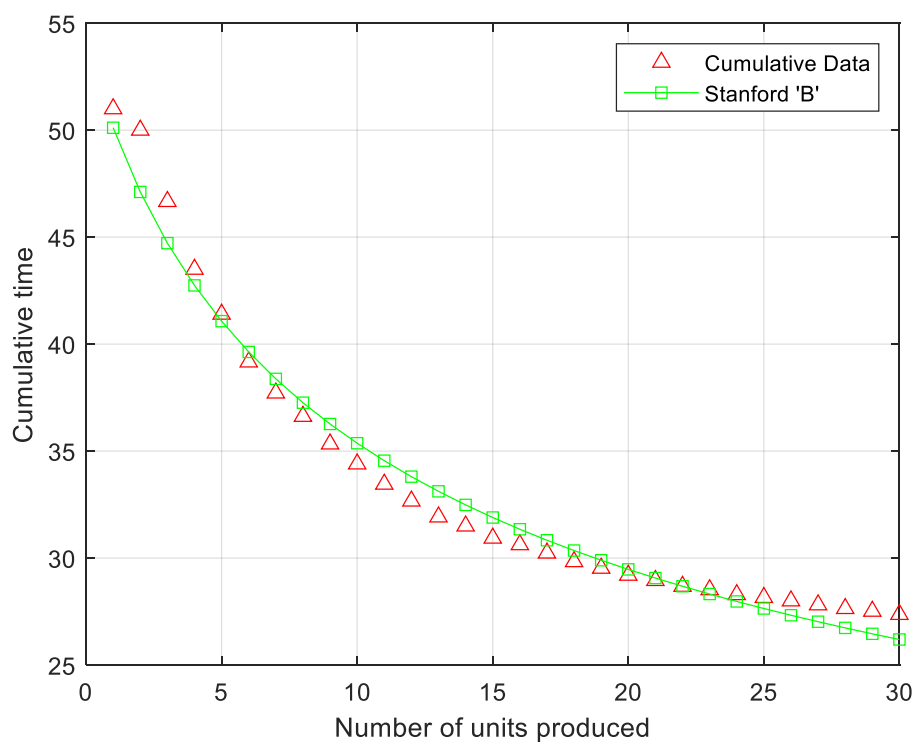
Τα δεδομένα μονάδας που συλλέχθηκαν από την παραγωγική διαδικασία των γραμμικών ενεργοποιητών τροποποιήθηκαν κατάλληλα ώστε να μετατραπούν σε δεδομένα αθροιστικού μέσου όρου. Στη συνέχεια, πραγματοποιούνται οι κατάλληλες προσαρμογές στους αντίστοιχους κώδικες ώστε να δημιουργηθούν οι καμπύλες μάθησης με τη χρήση των νέων δεδομένων. Στη συνέχεια παρουσιάζονται τα γραφήματα των μοντέλων ξεχωριστά και στο σύνολο, ενώ επίσης και οι τιμές του συντελεστή προσδιορισμού (R^2). Στα παρακάτω σχήματα, τα δεδομένα αθροιστικού μέσου όρου απεικονίζονται με κόκκινο τρίγωνο. Στο σχήμα 4.10 φαίνεται το ευθύγραμμο μοντέλο με μαύρη γραμμή. Στο σχήμα 4.11 παρουσιάζεται γραφικά το μοντέλο Stanford 'B' με πράσινη γραμμή. Το σχήμα 4.12 απεικονίζει το κυβικό μοντέλο με μπλε γραμμή. Στο σχήμα 4.13 φαίνεται η γραφική αναπαράσταση του τμηματικού μοντέλου με γαλάζια γραμμή. Στο σχήμα 4.14 παρουσιάζεται το εκθετικό μοντέλο με ροζ γραμμή. Τέλος, απεικονίζονται συνολικά τα μοντέλα στο σχήμα 4.15, ενώ ο συντελεστής προσδιορισμού κάθε μοντέλου φαίνεται στο πίνακα 4.4.

Ευθύγραμμο μοντέλο ή μοντέλο του Wright (Straight-Line model or Wright's model)



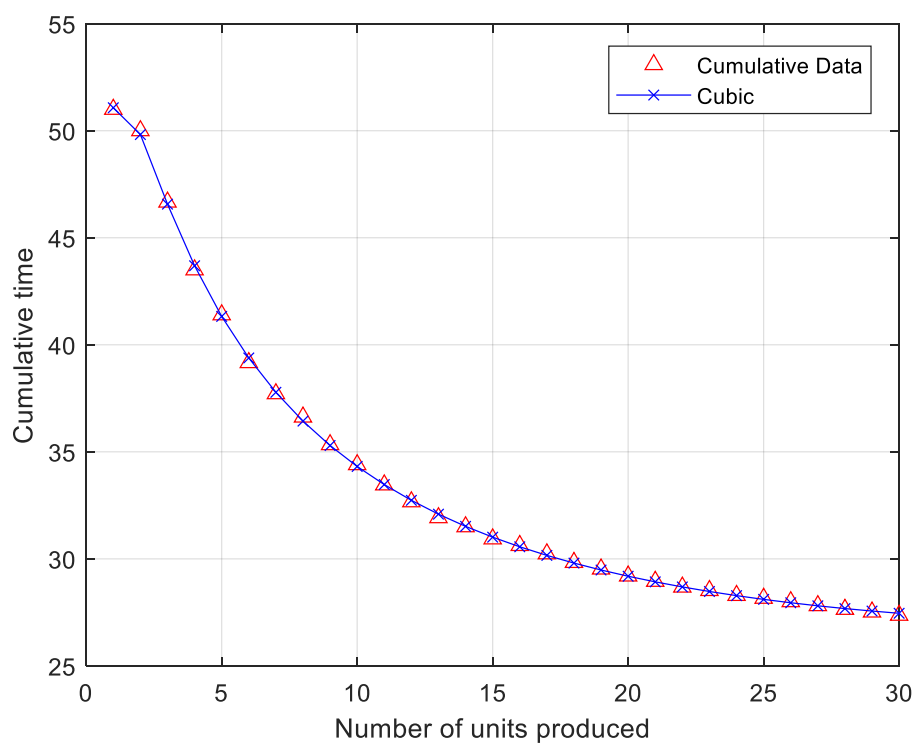
Σχήμα 4.10: Γραφική αναπαράσταση, ευθύγραμμο μοντέλο, δεδομένα αθροιστικού μέσου όρου

Μοντέλο Stanford 'B' (Stanford 'B' model)



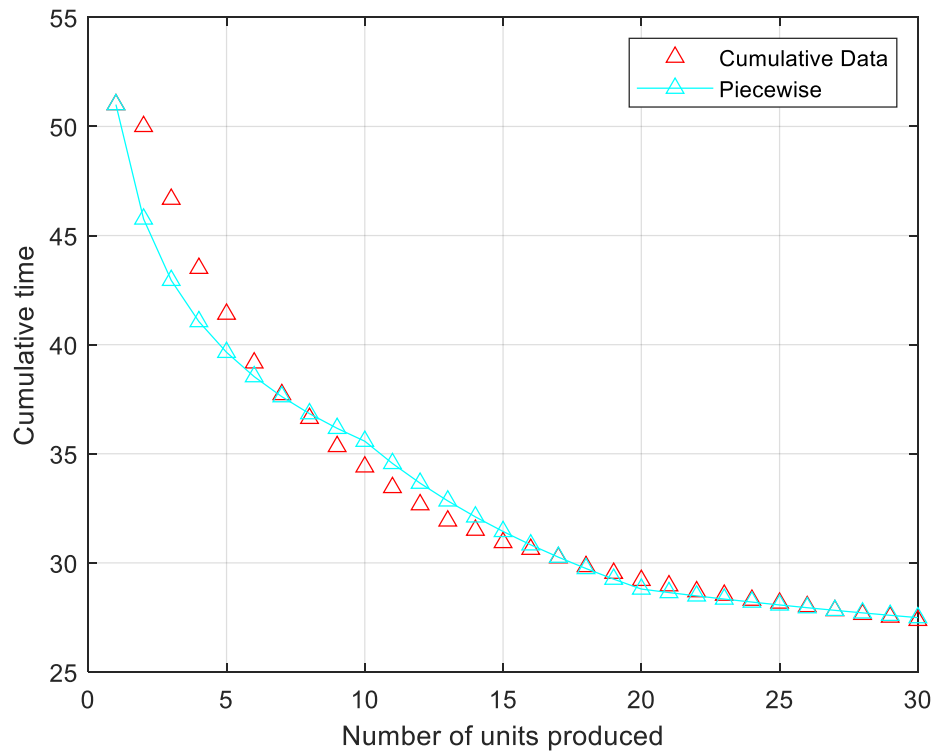
Σχήμα 4.11: Γραφική αναπαράσταση, μοντέλο Stanford 'B', δεδομένα αθροιστικού μέσου όρου

Κυβικό μοντέλο (Cubic model)



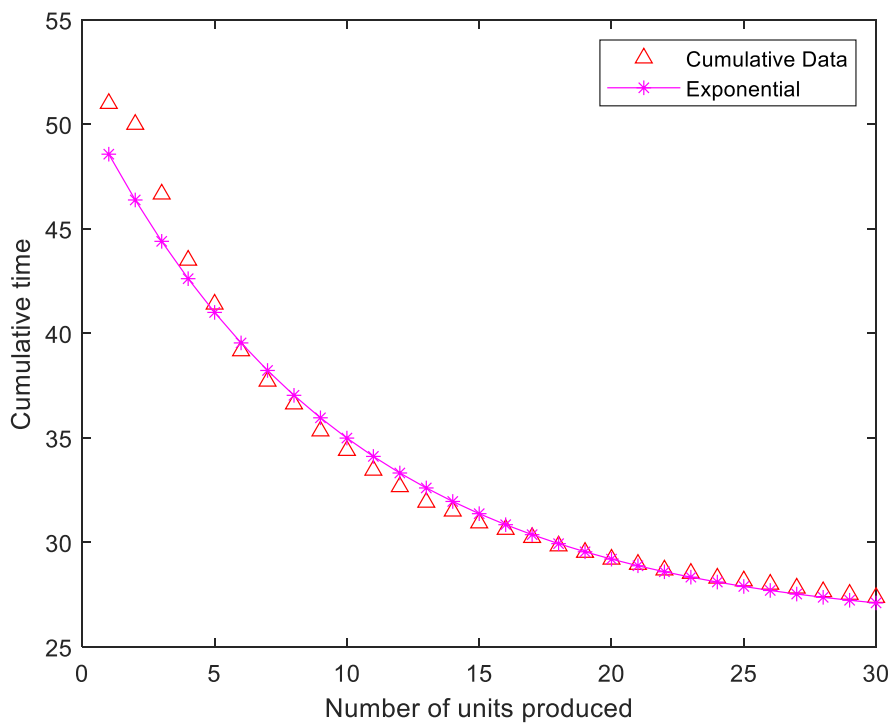
Σχήμα 4.12: Γραφική αναπαράσταση, κυβικό μοντέλο, δεδομένα αθροιστικού μέσου όρου

Βαθμωτό μοντέλο (Piecewise or Stepwise model)



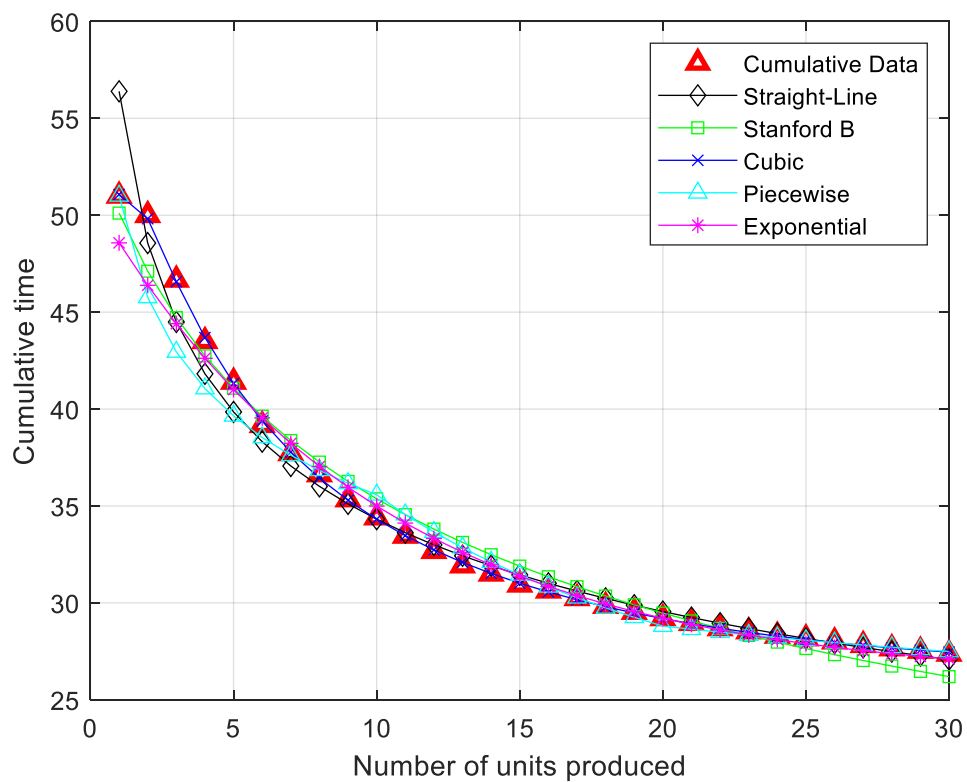
Σχήμα 4.13: Γραφική αναπαράσταση, τμηματικό μοντέλο, δεδομένα αθροιστικού μέσου όρου

Εκθετικό μοντέλο (Exponential model)



Σχήμα 4.14: Γραφική αναπαράσταση, εκθετικό μοντέλο, δεδομένα αθροιστικού μέσου όρου

Συνολική απεικόνιση όλων των μοντέλων καμπύλης μάθησης



Σχήμα 4.15: Γραφική αναπαράσταση, σύνολο μοντέλων, δεδομένα αθροιστικού μέσου όρου

Πίνακας 4.4: Συντελεστές προσδιορισμού μοντέλων, δεδομένα αθροιστικού μέσου όρου

Μοντέλο καμπύλης μάθησης	Συντελεστής προσδιορισμού R^2
Straight-Line	0.9670
Stanford 'B'	0.9790
Cubic	0.9998
Piecewise	0.9649
Exponential	0.9788

4.5. Διερεύνηση μοντέλων καμπύλης μάθησης ως προς την ικανότητα πρόβλεψης μελλοντικών αποδόσεων.

Σε αυτό το κεφάλαιο διερευνάται η ικανότητα κάθε μοντέλου να προβλέπει μελλοντικές αποδόσεις. Αρχικά τα μοντέλα εξετάζονται χρησιμοποιώντας δεδομένα μονάδας ενώ στη συνέχεια δεδομένα αθροιστικού μέσου όρου. Η μέθοδος που χρησιμοποιείται, χωρίζει τα δεδομένα γραμμικών ενεργοποιητών που συλλέχθηκαν ($n=30$) στη μέση ($m=k=n/2$) (SaravanaPrabhu, G., & Vidjeapriya, R., 2021). Τα πρώτα μισά σημεία δεδομένων ($m=15$) θεωρούνται πλέον ιστορικά δεδομένα και λειτουργούν ως εκπαιδευτικά (training data), ενώ το μοντέλο επεκτείνεται στα υπόλοιπα μισά σημεία δεδομένων ($k=15$), προβλέποντας τις τιμές. Στη συνέχεια, πραγματοποιείται σύγκριση των προβλεπόμενων τιμών με τις πραγματικές μετρούμενες τιμές των αρχικών δεδομένων.

Η εξαγωγή αποτελεσμάτων με την εφαρμογή της μεθόδου αυτής πραγματοποιείται με τη χρήση μιας στατιστικής παραμέτρου που ονομάζεται μέσο ποσοστό σφάλματος (E_f) και προτάθηκε από τους Everett and Farghal, 1994 για χρήση στο πλαίσιο των καμπυλών μάθησης. Οι τιμές της παραμέτρου εκφράζονται σε μορφή ποσοστού, με το ποσοστό 0% να υποδεικνύει τέλεια συσχέτιση μεταξύ των πραγματικών και των προβλεπόμενων τιμών. Ο μαθηματικός τύπος που εκφράζει το μέσο ποσοστό σφάλματος είναι ο εξής:

$$E_f = \frac{\sum_{i=1}^k \frac{|y'_{m+i} - y_{m+i}|}{y_{m+i}}}{k} * 100 \quad (12)$$

Όπου:

m = Αριθμός των δεδομένων που χρησιμοποιούνται ως ιστορικά δεδομένα

k = Αριθμός των δεδομένων που προβλέπονται.

y'_{m+i} = Τιμές των Y που βρίσκονται στην προέκταση (πρόβλεψη) της καμπύλης.

y_{m+i} = Πραγματικές τιμές των Y που βρίσκονται στα ιστορικά δεδομένα.

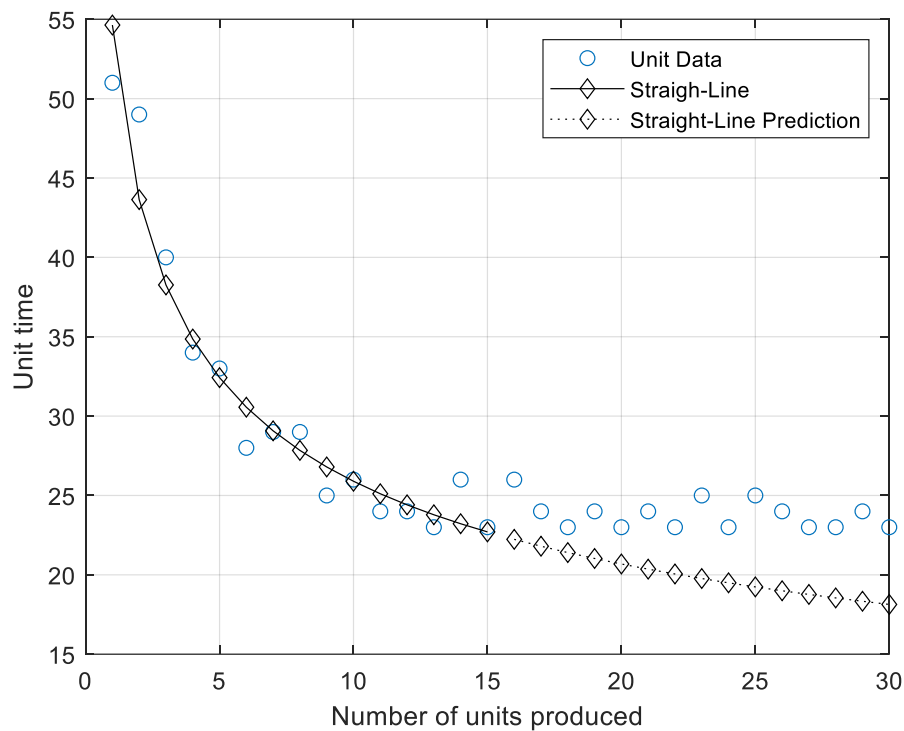
Με στόχο την ακριβέστερη διεξαγωγή συμπερασμάτων, υπολογίζεται επίσης ο συντελεστής προσδιορισμού για τα πρώτα δεκαπέντε (15) δεδομένα ($R^2_{(1-15)}$). Έτσι, εντοπίζονται παράλληλα τα μοντέλα που ταιριάζουν καλύτερα στα πραγματικά

ιστορικά δεδομένα. Στη συνέχεια, υπολογίζεται το μέσο ποσοστό σφάλματος για τα υπόλοιπα δεκαπέντε (15) δεδομένα (E_f (16-30)) καθορίζοντας έτσι τα μοντέλα που υπερσχύουν ως προς τη δυνατότητά τους να προβλέπουν μελλοντικές αποδόσεις. Τα αποτελέσματα καθώς και οι τιμές του συντελεστή προσδιορισμού αναλύονται στο επόμενο κεφάλαιο (Κεφάλαιο 5). Σημειώνεται πως στο μοντέλο Stanford 'B' ο παράγοντας που εκφράζει τη προηγούμενη εμπειρία ορίστηκε ως $B=4$ και στο μοντέλο Piecewise τα τμήματα χωρίστηκαν ως $x_{p1}=5, x_{p2}=10$.

4.5.1 Διερεύνηση μοντέλων με τη χρήση δεδομένων μονάδας

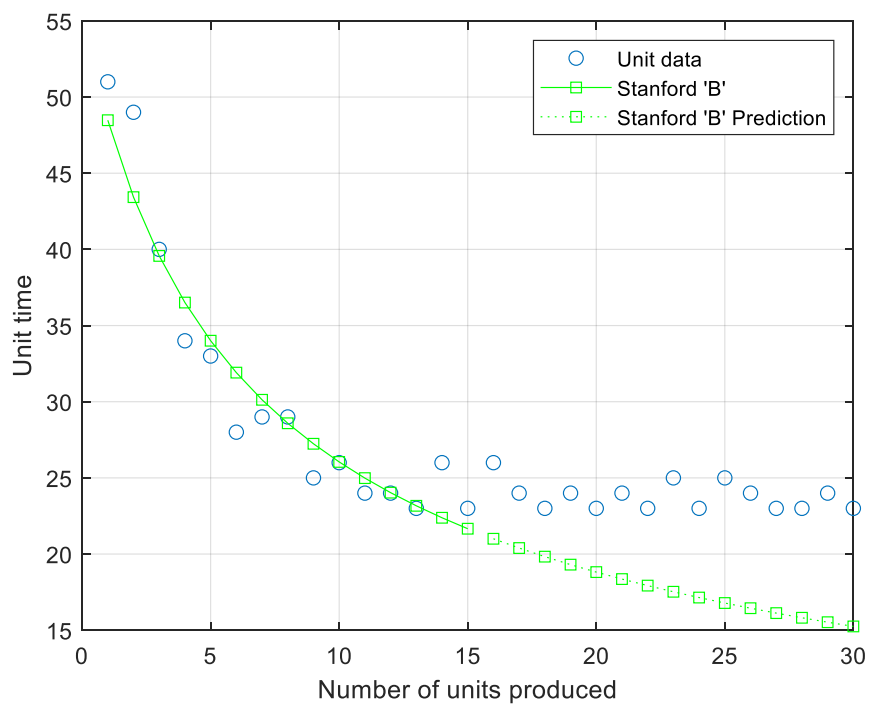
Αρχικά διερευνάται η ικανότητα των μοντέλων να προβλέπουν μελλοντικές αποδόσεις με τη χρήση δεδομένων μονάδας. Τα αρχικά ιστορικά δεδομένα που συλλέχθηκαν κατά τη διάρκεια παραγωγής τριάντα (30) γραμμικών ενεργοποιητών χωρίστηκαν κατάλληλα ώστε να γίνει εφικτή η εφαρμογή της μεθόδου που επιλέχθηκε. Για τα νέα ιστορικά δεδομένα, ήτοι πρώτα δεκαπέντε (15) δεδομένα, υπολογίζεται ο συντελεστής προσδιορισμού, ενώ για τα υπόλοιπα δεκαπέντε (15) δεδομένα υπολογίζεται το μέσο ποσοστό σφάλματος. Παρακάτω παρουσιάζονται τα μοντέλα με τις προβλεπόμενες τιμές, σε ξεχωριστά γραφήματα και συνολικά, καθώς και οι μετρούμενες τιμές του R^2 και E_f . Τα δεδομένα μονάδας στα παρακάτω γραφήματα απεικονίζονται με τη χρήση μπλε κύκλου. Στο σχήμα 4.16 φαίνεται το ευθύγραμμο μοντέλο με μαύρη συνεχή γραμμή, ενώ επίσης η προέκταση – πρόβλεψη του μοντέλου με τη χρήση μαύρης διακεκομμένης γραμμής. Το σχήμα 4.17 αναπαριστά το μοντέλο Stanford 'B' και τη πρόβλεψη του, χρησιμοποιώντας πράσινη συνεχή και διακεκομμένη γραμμή αντίστοιχα. Στο σχήμα 4.18 παρουσιάζεται το κυβικό μοντέλο με μπλε γραμμή, ενώ η προέκτασή του με μπλε διακεκομμένη. Στο σχήμα 4.19 φαίνεται το τμηματικό μοντέλο χρησιμοποιώντας γαλάζια γραμμή, και η πρόβλεψη του μοντέλου με τη χρήση διακεκομμένης γραμμής. Το σχήμα 4.20 παρουσιάζει το εκθετικό μοντέλο με ροζ γραμμή, απεικονίζοντας τη πρόβλεψη του μοντέλου με διακεκομμένη γραμμή. Τέλος, στο σχήμα 4.21 απεικονίζεται το σύνολο των παραπάνω μοντέλων μαζί με τις προβλέψεις τους, ενώ στο πίνακα 4.5 υπολογίζεται ο συντελεστής προσδιορισμού κάθε μοντέλου καθώς και το μέσο ποσοστιαίο σφάλμα.

Ευθύγραμμο μοντέλο ή μοντέλο του Wright (Straight-Line model or Wright's model)



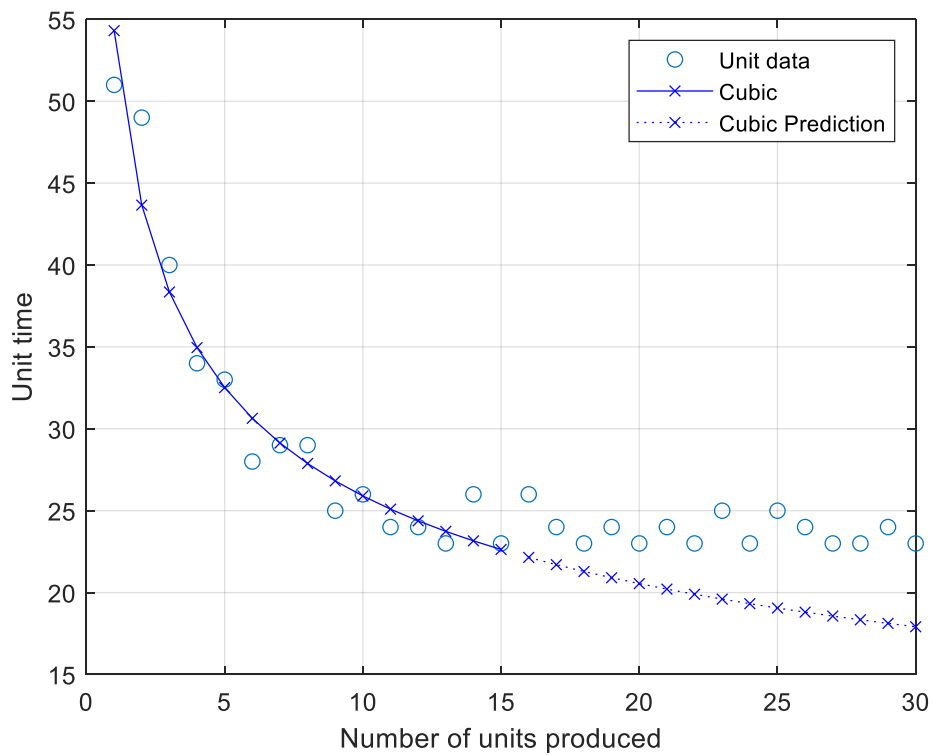
Σχήμα 4.16: Γραφική αναπαράσταση, ευθύγραμμο μοντέλο - πρόβλεψη, δεδομένα μονάδας

Μοντέλο Stanford 'B' (Stanford 'B' model)



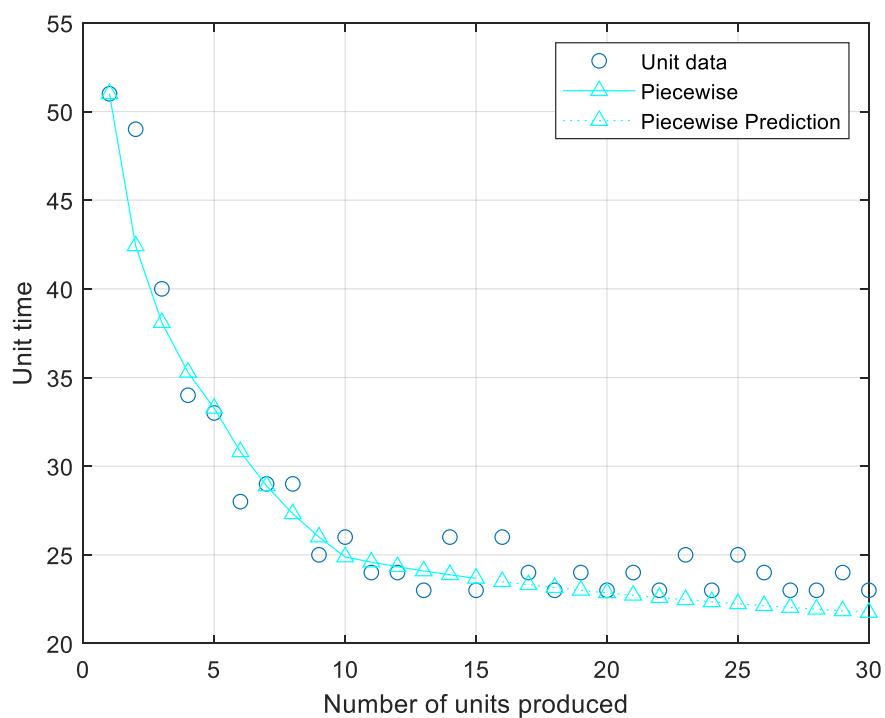
Σχήμα 4.17: Γραφική αναπαράσταση, μοντέλο Stanford 'B' - πρόβλεψη, δεδομένα μονάδας

Κυβικό μοντέλο (Cubic model)



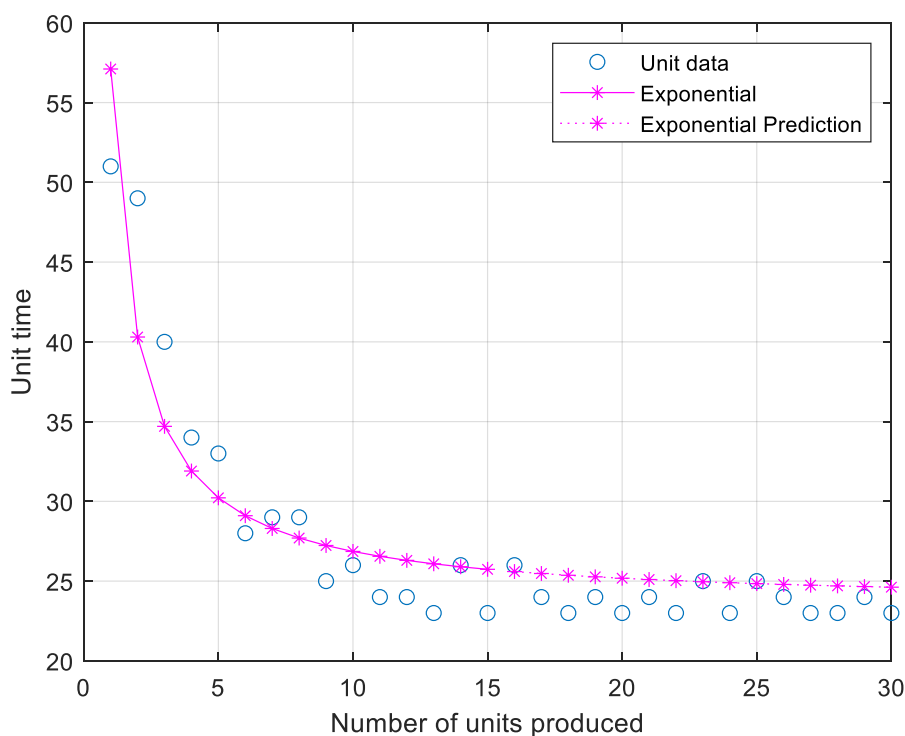
Σχήμα 4.18: Γραφική αναπαράσταση, κυβικό μοντέλο - πρόβλεψη, δεδομένα μονάδας

Βαθμωτό μοντέλο (Piecewise or Stepwise model)



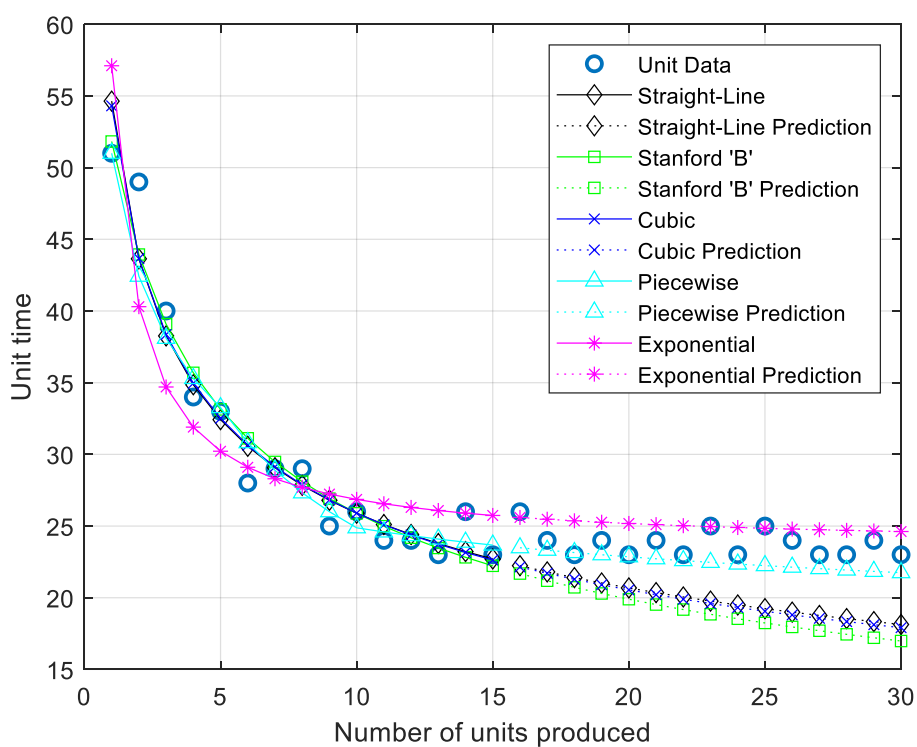
Σχήμα 4.19: Γραφική αναπαράσταση, τμηματικό μοντέλο - πρόβλεψη, δεδομένα μονάδας

Εκθετικό μοντέλο (Exponential model)



Σχήμα 4.20: Γραφική αναπαράσταση, εκθετικό μοντέλο - πρόβλεψη, δεδομένα μονάδας

Συνολική απεικόνιση όλων των μοντέλων καμπύλης μάθησης



Σχήμα 4.21: Γραφική αναπαράσταση, σύνολο μοντέλων - πρόβλεψη, δεδομένα μονάδας

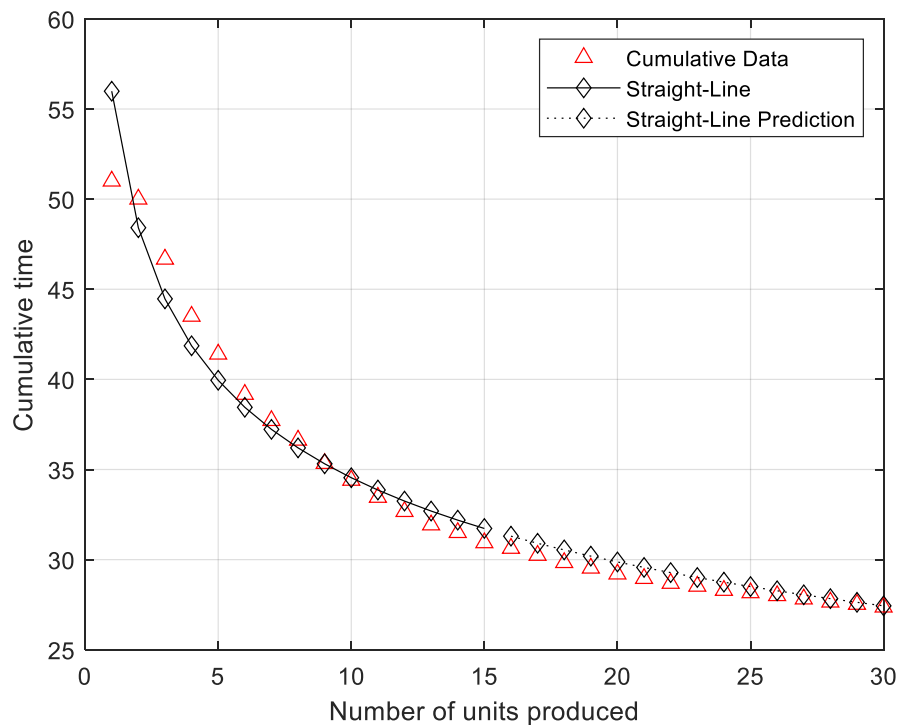
Πίνακας 4.5: Συντελεστές προσδιορισμού και μέσο ποσοστό σφάλματος μοντέλων, δεδομένα μονάδας

Μοντέλο καμπύλης μάθησης	Συντελεστής προσδιορισμού $R^2_{(1-15)}$	Μέσο ποσοστό σφάλματος $E_f(16-30)$
Straight-Line	0.9416	16.24%
Stanford 'B'	0.9281	25.41%
Cubic	0.9433	16.92%
Piecewise	0.9405	5.34%
Exponential	0.8334	5.55%

4.5.2 Διερεύνηση μοντέλων με τη χρήση δεδομένων αθροιστικού μέσου όρου

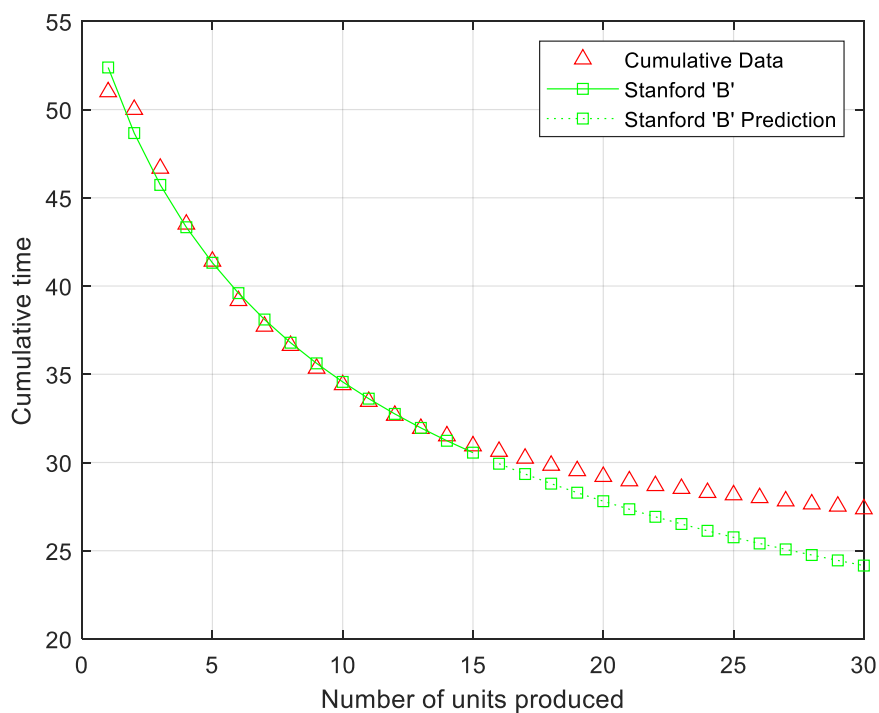
Τα δεδομένα μονάδας που συλλέχθηκαν κατά τη παραγωγική διαδικασία των τριάντα (30) γραμμικών ενεργοποιητών επεξεργάζονται, ώστε να πραγματοποιηθεί η μετατροπή τους σε δεδομένα αθροιστικού μέσου όρου. Στη συνέχεια, τα δεδομένα χωρίζονται στη μέση, λαμβάνοντας τα πρώτα μισά δεδομένα ως «εκπαιδευτικά». Για τα εκπαιδευτικά δεδομένα, που ονομάζονται αλλιώς νέα ιστορικά δεδομένα, υπολογίζεται ο συντελεστής προσδιορισμού, ενώ για τα υπόλοιπα σημεία δεδομένων υπολογίζεται το μέσο ποσοστό σφάλματος. Παρακάτω φαίνονται οι αντίστοιχες γραφικές παραστάσεις των μοντέλων ξεχωριστά και στο σύνολο, ενώ επίσης παρουσιάζεται ο πίνακας των μετρούμενων τιμών του συντελεστή προσδιορισμού (R^2) και του μέσου ποσοστού σφάλματος (E_f). Στα παρακάτω σχήματα τα δεδομένα αθροιστικού μέσου όρου παρουσιάζονται με κόκκινο τρίγωνο. Στο σχήμα 4.22 φαίνεται η γραφική παράσταση του ευθύγραμμου μοντέλου με μαύρη γραμμή, ενώ παράλληλα παρουσιάζεται η πρόβλεψη του μοντέλου με μαύρη διακεκομμένη γραμμή. Αντίστοιχα, στα σχήματα 4.23, 4.24, 4.25, 4.26 φαίνονται τα μοντέλα Stanford 'B', κυβικό, τμηματικό, εκθετικό με τις προβλέψεις τους, χρησιμοποιώντας πράσινη, μπλε, γαλάζια και ροζ γραμμή αντίστοιχα. Τέλος, το σχήμα 4.27 απεικονίζει το σύνολο των μοντέλων με τις προβλέψεις τους, ενώ στο πίνακα 4.6 υπολογίζεται ο συντελεστής προσδιορισμού κάθε μοντέλου και το μέσο ποσοστό σφάλματός του.

Ευθύγραμμο μοντέλο ή μοντέλο του Wright (Straight-Line model or Wright's model)



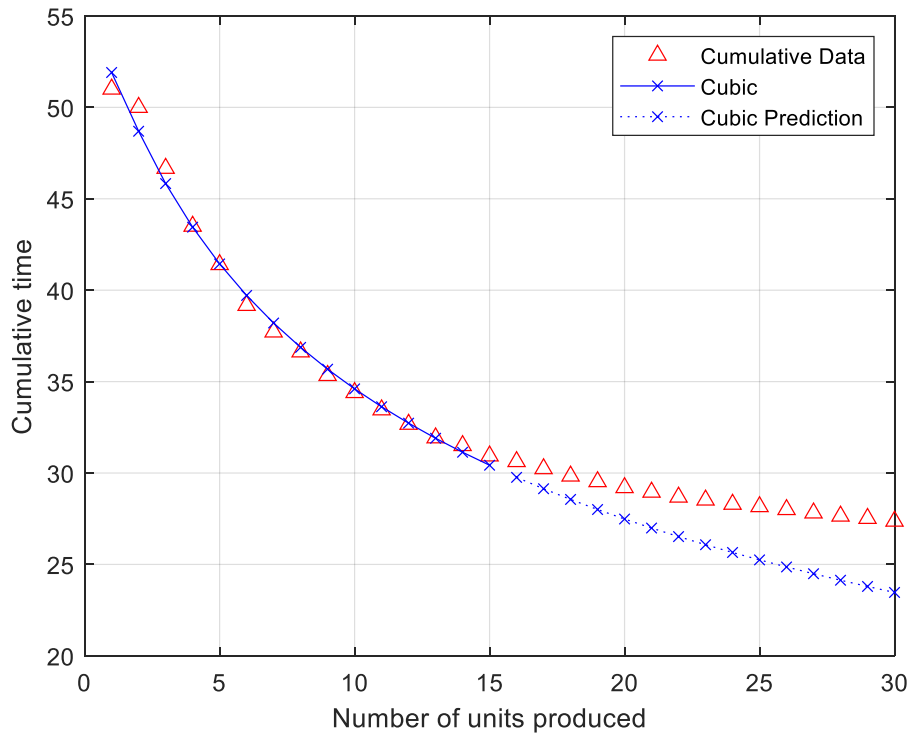
Σχήμα 4.22: Γραφική αναπαράσταση, ευθύγραμμο μοντέλο - πρόβλεψη, δεδομένα αθροιστικού μέσου όρου

Μοντέλο Stanford 'B' (Stanford 'B' model)



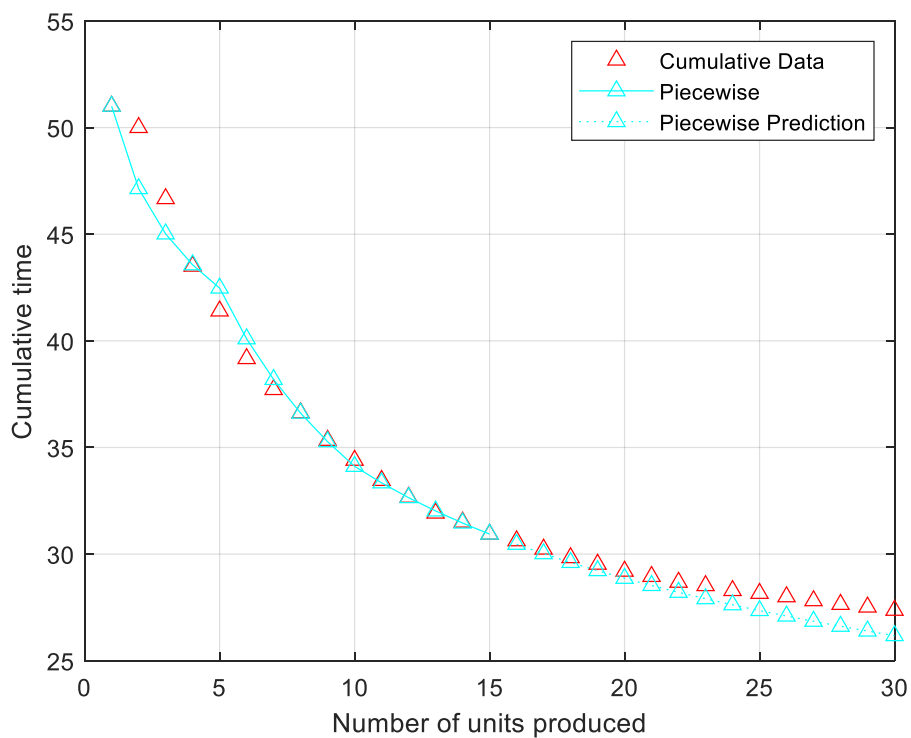
Σχήμα 4.23: Γραφική αναπαράσταση, μοντέλο Stanford 'B' - πρόβλεψη, δεδομένα αθροιστικού μέσου όρου

Κυβικό μοντέλο (Cubic model)



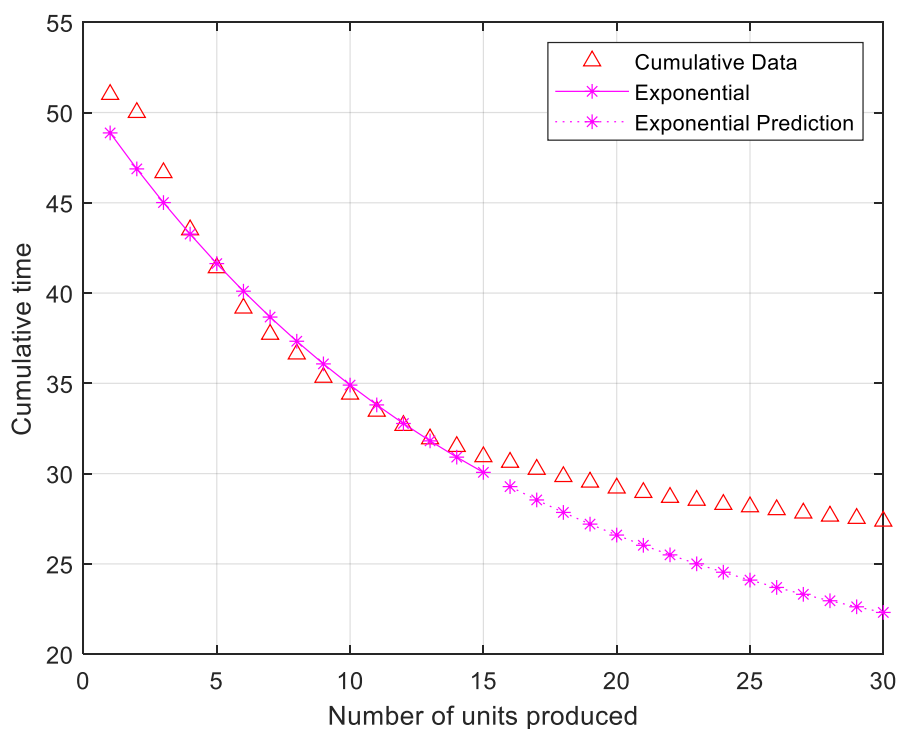
Σχήμα 4.24: Γραφική αναπαράσταση, κυβικό μοντέλο - πρόβλεψη, δεδομένα αθροιστικού μέσου όρου

Βαθμωτό μοντέλο (Piecewise or Stepwise model)



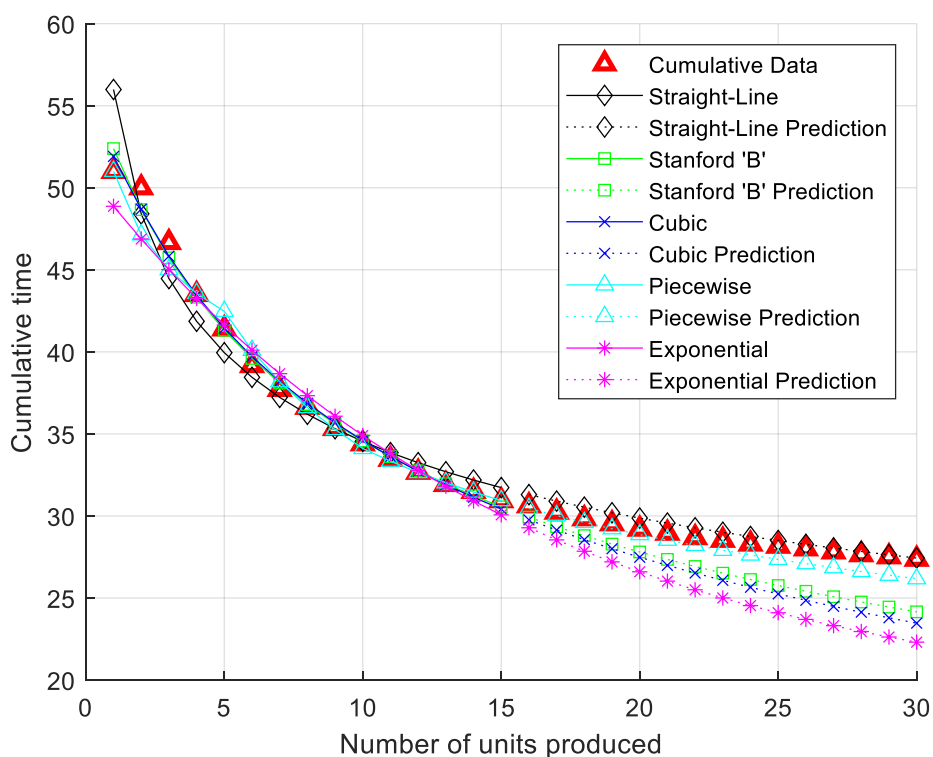
Σχήμα 4.25: Γραφική αναπαράσταση, τμηματικό μοντέλο- πρόβλεψη, δεδομένα αθροιστικού μέσου όρου

Εκθετικό μοντέλο (Exponential model)



Σχήμα 4.26: Γραφική αναπαράσταση εκθετικό μοντέλο - πρόβλεψη, δεδομένα αθροιστικού μέσου όρου

Συνολική απεικόνιση όλων των μοντέλων καμπύλης μάθησης



Σχήμα 4.27: Γραφική αναπαράσταση, σύνολο μοντέλων - πρόβλεψη, δεδομένα αθροιστικού μέσου όρου

Πίνακας 4.6: Συντελεστές προσδιορισμού και μέσο ποσοστό σφάλματος μοντέλων, δεδομένα αθροιστικού μέσου όρου

Μοντέλο καμπύλης μάθησης	Συντελεστής προσδιορισμού $R^2_{(1-15)}$	Μέσο ποσοστό σφάλματος $E_{f(16-30)}$
Straight-Line	0.9361	1.55%
Stanford 'B'	0.9915	6.99%
Cubic	0.9930	8.53%
Piecewise	0.9789	2.23%
Exponential	0.9659	11.96%

5. Σύγκριση και αξιολόγηση μοντέλων καμπύλης μάθησης

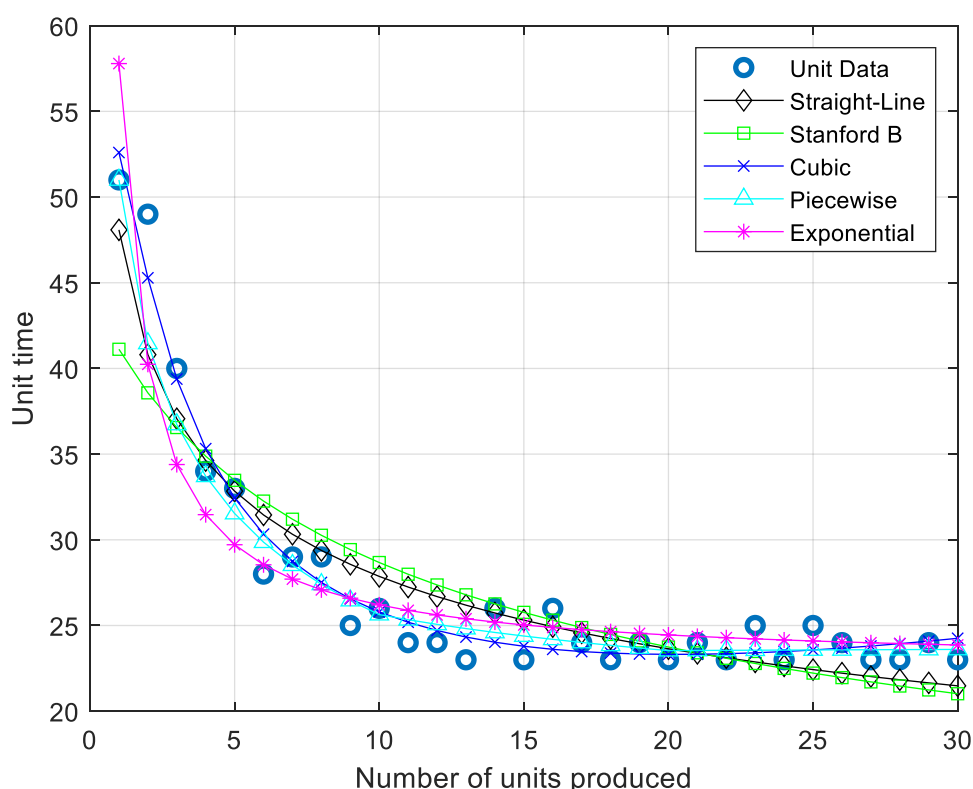
5.1 Σύγκριση και αξιολόγηση μοντέλων καμπύλης μάθησης ως προς την προσαρμογή τους σε ολοκληρωμένης εργασίας ιστορικά δεδομένα

Σε αυτό το κεφάλαιο, στόχος αποτελεί η ορθή αξιολόγηση και σύγκριση των διάφορων μοντέλων καμπύλης μάθησης, ώστε να διακριθούν τα μοντέλα που αντιπροσωπεύουν ακριβέστερα τα ιστορικά δεδομένα που συλλέχθηκαν κατά τη παραγωγική διαδικασία των γραμμικών ενεργοποιητών. Στο συνεχώς επεκτεινόμενο πεδίο της παραγωγής, τα μοντέλα καμπύλης μάθησης αποτελούν καθοριστικής σημασίας εργαλεία, και συντελούν στη βελτίωση της παραγωγής, της πρόβλεψης, και των διαδικασιών ανάλυσης κόστους. Με σκοπό τη διασφάλιση μιας ολοκληρωμένης αξιολόγησης, η ανάλυση χωρίζεται σε δυο ξεχωριστά σύνολα δεδομένων, τα δεδομένα μονάδας και τα δεδομένα αθροιστικού μέσου όρου. Τα δεδομένα μονάδας προσφέρουν μια λεπτομερή εικόνα του χρόνου (ή κόστους) που απαιτείται για τη παραγωγή κάθε μεμονωμένης μονάδας, ενώ κρίνονται απαραίτητα για τη κατανόηση σταδιακών προόδων ή τροποποιήσεων της διαδικασίας παραγωγής. Τα δεδομένα αθροιστικού μέσου όρου παρέχουν μια γενικοποιημένη εικόνα της διαδικασίας, ενώ η χρήση τους ενδείκνυνται σε εργασίες που λειτουργούν χωρίς ιδιαίτερες τροποποιήσεις για μεγάλο χρονικό διάστημα. Η χρήση κάθε τεχνικής απεικόνισης δεδομένων συνοδεύεται από πλεονεκτήματα και μειονεκτήματα, τα οποία κρίνονται απαραίτητα για τη πλήρη κατανόηση της εφαρμογής των μοντέλων σε διαφορετικές καταστάσεις και σενάρια

του πραγματικού κόσμου. Η στατιστική μέθοδος που χρησιμοποιείται για τη σύγκριση και αξιολόγηση των μοντέλων είναι αυτή των ελαχίστων τετραγώνων, υπολογίζοντας τον συντελεστή προσδιορισμού (R^2). Ο συντελεστής προσδιορισμού αποτελεί μια ισχυρή μέτρηση, η οποία παρέχει το μέτρο της «καλής προσαρμογής» των μοντέλων στα δεδομένα που συλλέχθηκαν. Με αυτόν το τρόπο, καθίσταται εφικτή η αντικειμενική αξιολόγηση των μοντέλων ως προς την ικανότητά τους να προσαρμόζονται σε ιστορικά δεδομένα.

5.1.1 Σύγκριση και αξιολόγηση μοντέλων με τη χρήση δεδομένων μονάδας

Παρακάτω παρουσιάζεται η γραφική παράσταση κάθε μοντέλου καμπύλης μάθησης καθώς και των δεδομένων μονάδας (σχήμα 4.9), ενώ στη συνέχεια φαίνεται ο συγκεντρωτικός πίνακας των τιμών του συντελεστή προσδιορισμού κάθε μοντέλου, μαζί με τη κατάταξή του ως προς την απόδοση (πίνακας 4.7). Τέλος, συγκρίνονται και σχολιάζονται οι μετρούμενες τιμές.



Σχήμα 4.9: Γραφική αναπαράσταση, σύνολο μοντέλων, δεδομένα μονάδας

Πίνακας 4.7: Συντελεστές προσδιορισμού και κατάταξη μοντέλων, δεδομένα μονάδας

Μοντέλο καμπύλης μάθησης	Συντελεστής προσδιορισμού R^2	Κατάταξη βάση R^2
Straight-Line	0.8855	3
Stanford 'B'	0.7684	5
Cubic	0.9546	1
Piecewise	0.9357	2
Exponential	0.8634	4

Straight-Line model: Το ευθύγραμμο μοντέλο, ή μοντέλο του Wright, παρουσιάζει μια καλή προσαρμογή στα δεδομένα μονάδας. Το μοντέλο αυτό, συνήθως προσαρμόζεται καλύτερα όταν οι βελτιώσεις χρόνου στη παραγωγή συμβαίνουν με σταθερό ρυθμό μεταβολής, κάτι που δε συμβαίνει απόλυτα στα δεδομένα μονάδας της συγκεκριμένης παραγωγικής διαδικασίας.

Stanford 'B' model: Το μοντέλο Stanford 'B' δείχνει μια μέτρια προσαρμογή στα δεδομένα μονάδας. Όμοια με το ευθύγραμμο μοντέλο, εμφανίζει συνήθως καλύτερη προσαρμογή όταν οι βελτιώσεις χρόνου συμβαίνουν με σταθερό ρυθμό μεταβολής. Η διαφορά του μοντέλου από το ευθύγραμμο, ο παράγοντας 'B', που εκφράζει την προηγούμενη κεκτημένη εμπειρία, φαίνεται να επηρεάζει αρνητικά τη προσαρμογή του μοντέλου, γεγονός που οφείλεται στην ευαισθησία του μοντέλου στη τιμή που ορίστηκε η παράμετρος.

Cubic model: Το κυβικό μοντέλο παρουσιάζει πολύ καλή προσαρμογή και υπερσχύει ως προς την ικανότητα του να προσαρμόζεται στα ιστορικά δεδομένα μονάδας. Λόγω της πολυωνυμικής του φύσης, το κυβικό μοντέλο έχει τη δυνατότητα να μοντελοποιεί τις πολυπλοκότητες των δεδομένων και να εκφράζει τη μη γραμμική τους τάση με μεγάλη ακρίβεια.

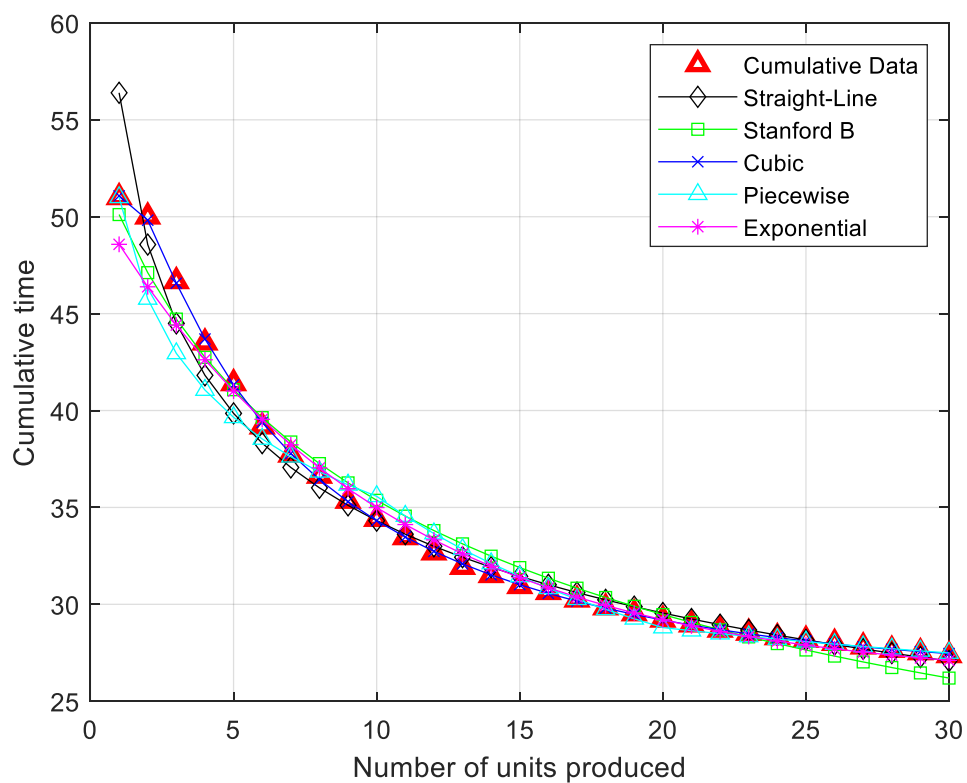
Piecewise model: Το βαθμωτό ή τμηματικό μοντέλο απεικονίζει επίσης μια πολύ καλή προσαρμογή. Η ικανότητα του μοντέλου να χωρίζει τη καμπύλη μάθησης σε διακριτά βήματα ή φάσεις, επιτρέπει την αναπροσαρμογή του σε πολύπλοκες καταστάσεις δεδομένων. Έτσι, το μοντέλο αυτό, έχει τη δυνατότητα να εκφράζει με ακρίβεια τις διακυμάνσεις που εμφανίζονται στα δεδομένα μονάδας

Exponential model: Το εκθετικό μοντέλο προσφέρει μια καλή προσαρμογή στα δεδομένα, υποδεικνύοντας ότι πράγματι υπάρχει μια σταθερή εκθετική μείωση στο χρόνο παραγωγής με τη πάροδο του χρόνου, για τα πρώτα δεδομένα. Ωστόσο, στα

υπόλοιπα δεδομένα, φαίνεται να υπάρχει μη εκθετική διακύμανση, γεγονός που δικαιολογεί την απόδοσή του στα δεδομένα μονάδας.

5.1.2 Σύγκριση και αξιολόγηση μοντέλων με τη χρήση δεδομένων αθροιστικού μέσου όρου

Σε αυτό το κεφάλαιο, απεικονίζεται η γραφική παράσταση κάθε μοντέλου καθώς και των δεδομένων αθροιστικού μέσου όρου (σχήμα 4.15). Επίσης, παρουσιάζεται ο πίνακας κατάταξης των μοντέλων, με βάση την απόδοσή τους ως προς τον συντελεστή προσδιορισμού (πίνακας 4.8). Τέλος, αναλύονται και αξιολογούνται τα αποτελέσματα των μοντέλων καμπύλης μάθησης



Σχήμα 4.15: Γραφική αναπαράσταση, σύνολο μοντέλων, δεδομένα αθροιστικού μέσου όρου

Πίνακας 4.8: Συντελεστές προσδιορισμού και κατάταξη μοντέλων, δεδομένα αθροιστικού μέσου όρου

Μοντέλο καμπύλης μάθησης	Συντελεστής προσδιορισμού R^2	Κατάταξη βάση R^2
Straight-Line	0.9670	4
Stanford 'B'	0.9790	2
Cubic	0.9998	1
Piecewise	0.9649	5
Exponential	0.9788	3

Straight-Line model: Το ευθύγραμμο μοντέλο εμφανίζει μια πολύ καλή προσαρμογή στα δεδομένα. Χρησιμοποιώντας δεδομένα αθροιστικού μέσου όρου οι διακυμάνσεις των δεδομένων εξομαλύνονται, με αποτέλεσμα ένα απλό μοντέλο, όπως είναι αυτό του Wright, να μπορεί εύκολα να προσαρμοστεί. Παρ' όλα αυτά φαίνεται να υπάρχουν καλύτερες επιλογές σε πιο σύνθετα μοντέλα.

Stanford 'B' model: Το μοντέλο Stanford 'B' καταχωρεί έναν υψηλό δείκτη του συντελεστή προσδιορισμού επιδεικνύοντας εξαιρετική εφαρμογή. Σε αντίθεση με τα δεδομένα μονάδας, το μοντέλο προσαρμόζεται πολύ καλύτερα στα δεδομένα αθροιστικού μέσου όρου. Επιπλέον, φαίνεται να προσαρμόζεται με μεγαλύτερη ακρίβεια από το ευθύγραμμο μοντέλο, επομένως η συμπερίληψη της προηγούμενης εμπειρίας μέσω της παραμέτρου 'B' λειτουργεί θετικά στα δεδομένα που μελετώνται.

Cubic model: Το κυβικό μοντέλο, επιτυγχάνοντας σχεδόν την τελειότητα, αποκαλύπτει την εξαιρετική ικανότητά του να προσαρμόζεται και στα δεδομένα αθροιστικού μέσου όρου. Ο περίπλοκος πολυωνυμικός του τύπος, χρησιμοποιώντας τον τετραγωνικό και κυβικό συντελεστή, φαίνεται να είναι ιδανικός για την χαρτογράφηση πολύπλοκων δεδομένων μονάδας και αθροιστικού μέσου όρου.

Piecewise model: Το τμηματικό μοντέλο, παρ' όλο που εμφανίζει το μικρότερο συντελεστή προσδιορισμού, πετυχαίνει μια αξιόπαινη απόδοση. Η χρήση δεδομένων αθροιστικού μέσου όρου δικαιολογεί τη συγκριτικά μικρή προσαρμογή του μοντέλου καθώς οι απότομες αλλαγές στα χωρισμένα τμήματα του μοντέλου απουσιάζουν, επηρεάζοντας σε ένα βαθμό την αποτελεσματικότητα του μοντέλου.

Exponential model: Το εκθετικό μοντέλο παρουσιάζει επίσης μια εξαιρετική προσαρμογή στα δεδομένα καταχωρώντας ένα δείκτη σχεδόν ίδιο με του μοντέλου

Stanford 'B'. Η αρχική υπόθεση του μοντέλου, δηλαδή πως ο χρόνος παραγωγής μειώνεται εκθετικά με την παραγωγή περισσότερων μονάδων, ταιριάζει απόλυτα στη φύση των δεδομένων αθροιστικού μέσου όρου.

5.1.3 Σύνοψη μοντέλων ως προς την προσαρμογή τους σε ολοκληρωμένης εργασίας ιστορικά δεδομένα

Αναλύοντας την ικανότητα κάθε μοντέλου να προσαρμόζεται στα δεδομένα που συλλέχθηκαν κατά την παραγωγική διαδικασία που μελετάται, προκύπτουν αρκετά διακριτά συμπεράσματα. Αρχικά, είναι ξεκάθαρο πως τα μοντέλα προσαρμόζονται καλύτερα στα δεδομένα αθροιστικού μέσου όρου, καθώς οι τιμές των συντελεστών προσδιορισμού είναι μεγαλύτερες από αυτές των δεδομένων μονάδας, ενώ παράλληλα πλησιάζουν αρκετά την μονάδα. Αυτή η συμπεριφορά είναι απολύτως αναμενόμενη λόγω της φύσης των αθροιστικών δεδομένων. Το κυβικό μοντέλο κυριαρχεί και στους δυο τύπους δεδομένων, ενώ αγγίζει την τελειότητα με ένα εξαιρετικά υψηλό συντελεστή προσδιορισμού στα δεδομένα αθροιστικού μέσου όρου. Το ευθύγραμμο και το εκθετικό μοντέλο φαίνεται να προσαρμόζονται ικανοποιητικά στους δυο τύπους δεδομένων, ενώ η απόδοση του μοντέλου Stanford 'B' και του τμηματικού επηρεάζεται ιδιαίτερα από το τύπο δεδομένων. Γενικά, όλες οι τιμές των R^2 θεωρούνται αποδεκτές και με εξαίρεση την τιμή του μοντέλου Stanford 'B' στα δεδομένα μονάδας, κατατάσσονται στις «πολύ ισχυρές προσαρμογές» με $R^2 \geq 0.86$.

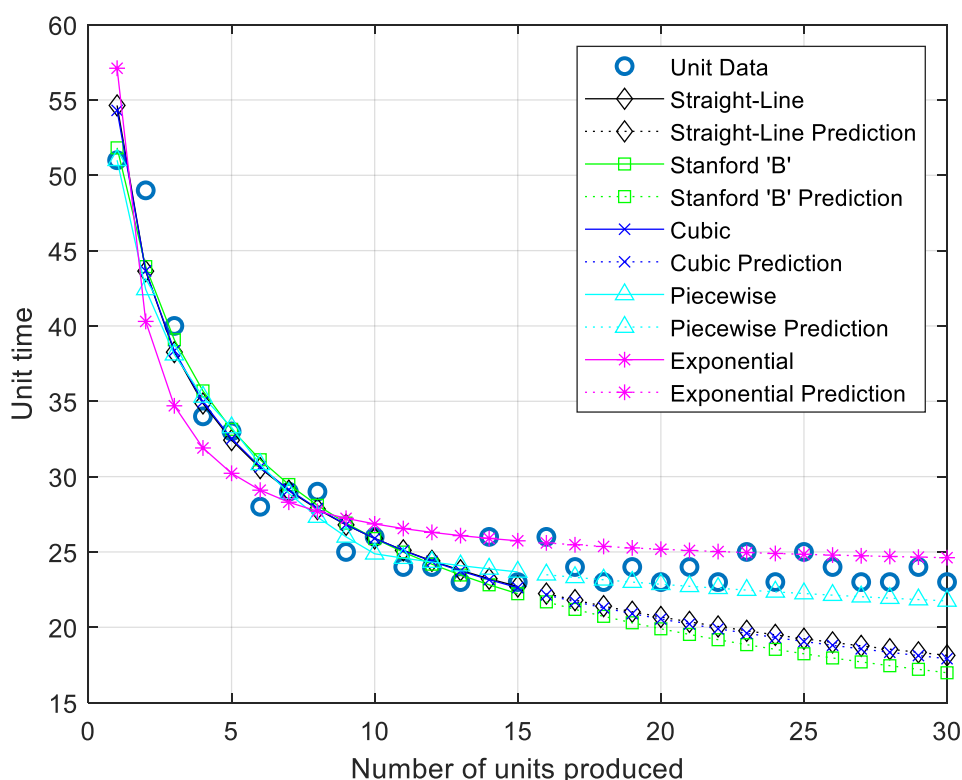
5.2 Σύγκριση και αξιολόγηση μοντέλων καμπύλης μάθησης ως προς την ικανότητα πρόβλεψης μελλοντικών αποδόσεων

Στο κεφάλαιο αυτό, ο στόχος στρέφεται προς μια ολοκληρωμένη, ορθή αξιολόγηση και σύγκριση των μοντέλων καμπύλης μάθησης ως προς τις προγνωστικές τους ικανότητες. Στον ευρύτερο τομέα της παραγωγής, η χρήση της θεωρίας καμπυλών μάθησης καθίσταται απαραίτητη για τη πρόβλεψη μελλοντικών τάσεων και αποδόσεων, ενώ η γνώση της μελλοντικής απόδοσης μιας γραμμής παραγωγής διευκολύνει τη τεκμηριωμένη λήψη αποφάσεων με στόχο τη βελτίωση της λειτουργικής αποτελεσματικότητας και τη μείωση του κόστους. Με σκοπό τη δημιουργία μιας πλήρους εικόνας, τα μοντέλα εξετάζονται με τις δυο τεχνικές απεικόνισης δεδομένων, τα δεδομένα μονάδας και τα δεδομένα αθροιστικού μέσου όρου. Όπως έχει προαναφερθεί, κάθε είδος απεικόνισης δεδομένων συνοδεύεται από προτερήματα και αδυναμίες, οι οποίες είναι σημαντικό να κατανοηθούν πλήρως. Αρχικά, αξιολογείται ο συντελεστής προσδιορισμού (R^2) που υπολογίζεται για τα δεκαπέντε (15) πρώτα σημεία δεδομένων, ενώ παράλληλα αξιολογείται ο δείκτης μέσου ποσοστού σφάλματος (E_f) για τα επόμενα δεκαπέντε (15). Ο συντελεστής

προσδιορισμού μετράει την «καλή προσαρμογή» του μοντέλου, ενώ ο δείκτης μέσου ποσοστού σφάλματος εκφράζει το ποσοστό απόκλισης των τιμών που προβλέπονται από τα πραγματικά δεδομένα που συλλέχθηκαν, προσφέροντας μια ακριβή μέτρηση. Υπολογίζοντας τον συντελεστή προσδιορισμού αλλά και το μέσο ποσοστού σφάλματος, διασφαλίζεται πως τα μοντέλα δεν έχουν απλώς μια ισχυρή πρόβλεψη μελλοντικών αποδόσεων, αλλά είναι και αναδρομικά ακριβή, δηλαδή προσαρμόζονται με ακρίβεια στα ιστορικά δεδομένα ολοκληρωμένων εργασιών.

5.2.1 Σύγκριση και αξιολόγηση μοντέλων με τη χρήση δεδομένων μονάδας

Παρακάτω παρουσιάζεται η γραφική παράσταση των μοντέλων, η οποία απαρτίζεται από την απεικόνιση των πραγματικών δεδομένων και της προέκτασης-πρόβλεψης της καμπύλης, σε συνδυασμό με τα δεδομένα μονάδας (σχήμα 4.21). Στη συνέχεια φαίνεται ο πίνακας των αποτελεσμάτων με τις κατατάξεις (πίνακας 4.9), ενώ τέλος σχολιάζονται και αξιολογούνται τα αποτελέσματα.



Σχήμα 4.21: Γραφική αναπαράσταση, σύνολο μοντέλων - πρόβλεψη, δεδομένα μονάδας

Πίνακας 4.9: Συντελεστές προσδιορισμού, μέσο ποσοστό σφάλματος και κατάταξη μοντέλων, δεδομένα μονάδας

Μοντέλο καμπύλης μάθησης	Συντελεστής προσδιορισμού $R^2_{(1-15)}$	Μέσο ποσοστό σφάλματος $E_f(16-30)$	Κατάταξη βάση E_f
Straight-Line	0.9416	16.24%	3
Stanford 'B'	0.9281	25.41%	5
Cubic	0.9433	16.92%	4
Piecewise	0.9405	5.34%	1
Exponential	0.8334	5.55%	2

Straight-Line model: Το μοντέλο του Wright παρουσιάζει έναν υψηλό δείκτη προσαρμογής, υποδηλώνοντας πως ένα απλό μοντέλο όπως είναι το ευθύγραμμο, προσαρμόζεται εύκολα σε μικρό αριθμό δεδομένων, όπου η μείωση του χρόνου παραγωγής στη πάροδο του χρόνου ελαττώνεται εκθετικά. Από την άλλη μεριά, το μοντέλο δεν προβλέπει τα μελλοντικά δεδομένα με μεγάλη επιτυχία, γεγονός που οφείλεται στη μη γραμμική φύση των δεδομένων από το δέκατο πέμπτο γραμμικό ενεργοποιητή και μετά

Stanford 'B' model: Το μοντέλο Stanford 'B' εμφανίζει επίσης υψηλή προσαρμογή στα δεδομένα. Η ελαφρώς χαμηλότερη τιμή του συντελεστή προσδιορισμού από το ευθύγραμμο μοντέλο ίσως οφείλεται στις δυσκολίες προσαρμογής του μοντέλου στις αρχικές παραμέτρους του συντελεστή 'B'. Το μοντέλο αυτό, επίσης φαίνεται να προσαρμόζεται καλύτερα στο μικρότερο αριθμό δεδομένων. Παρ' όλα αυτά, με το υψηλότερο ποσοστό σφάλματος, το μοντέλο Stanford 'B' δεν ενδείκνυται για την πρόβλεψη μελλοντικών αποδόσεων των συγκεκριμένων δεδομένων μονάδας.

Cubic model: Το κυβικό μοντέλο, έχοντας και πάλι τον υψηλότερο συντελεστή προσδιορισμού, εμφανίζει ακριβή προσαρμογή στα ιστορικά δεδομένα, λόγω της περίπλοκης, μη γραμμικής φύσης του. Ωστόσο, το κυβικό μοντέλο εμφανίζει υψηλό ποσοστό σφάλματος, υποδηλώνοντας την ύπαρξη υπερπροσαρμογής. Με άλλα λόγια, το μοντέλο λόγω της πολυπλοκότητάς του, καταγράφει μαζί με το σήμα και τον «θόρυβο» των δεδομένων, προβλέποντας εν τέλη με μικρή ακρίβεια τη μελλοντική απόδοση.

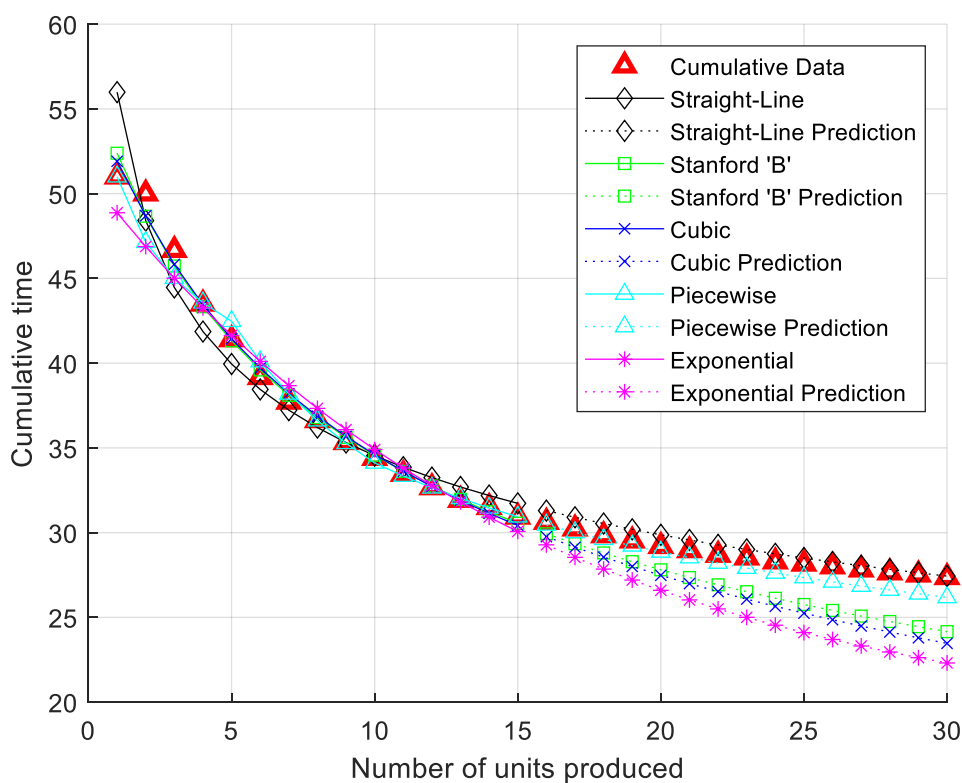
Piecewise model: Το βαθμωτό ή τμηματικό μοντέλο, εμφανίζει επίσης υψηλό δείκτη προσδιορισμού, υποδεικνύοντας πως η μοντελοποίηση κάθε τμήματος ξεχωριστά είναι αποτελεσματική, παρουσιάζοντας έτσι μια πολύ καλή προσαρμογή στα δεδομένα. Το

τμηματικό μοντέλο, με το μικρότερο μέσο ποσοστού σφάλματος, αναδεικνύει τη εξαιρετική ικανότητά του όχι μόνο να προσαρμόζεται στα δεδομένα, αλλά και να προβλέπει μελλοντικές αποδόσεις.

Exponential model: Το εκθετικό μοντέλο παρουσιάζει ένα αισθητά μικρότερο συντελεστή προσδιορισμού σε σχέση με τα υπόλοιπα μοντέλα, όμως η προσαρμογή του δεν παύει να θεωρείται καλή. Παρά τη συγκριτικά αδύναμη προσαρμογή του, το ποσοστό μέσου σφάλματος εμφανίζει εξαιρετικά χαμηλή τιμή, αρκετά παρόμοια με το τμηματικό μοντέλο. Έτσι, η υπόθεση της εκθετικής μείωσης του χρόνου παραγωγής στην πάροδο του χρόνου του μοντέλου φαίνεται να συνδράμει στην επιτυχία πρόβλεψης του στα μελετώμενα δεδομένα μονάδας.

5.2.2 Σύγκριση και αξιολόγηση μοντέλων με τη χρήση δεδομένων αθροιστικού μέσου όρου

Στο παρόν κεφάλαιο προβάλλεται η γραφική απεικόνιση των εκπαιδευτικών δεδομένων σε συνδυασμό με τις προβλέψεις των μοντέλων, καθώς και τα δεδομένα αθροιστικού μέσου όρου (σχήμα 4.27). Στη συνέχεια παρουσιάζεται ο πίνακας κατάταξης και αποτελεσμάτων (πίνακας 4.10), ενώ τέλος σχολιάζεται και αξιολογείται.



Σχήμα 4.27: Γραφική αναπαράσταση, σύνολο μοντέλων - πρόβλεψη, δεδομένα αθροιστικού μέσου όρου

Πίνακας 4.10: Συντελεστές προσδιορισμού, μέσο ποσοστό σφάλματος και κατάταξη μοντέλων, δεδομένα αθροιστικού μέσου όρου

Μοντέλο καμπύλης μάθησης	Συντελεστής προσδιορισμού $R^2_{(1-15)}$	Μέσο ποσοστό σφάλματος $E_f(16-30)$	Κατάταξη βάση E_f
Straight-Line	0.9361	1.55%	1
Stanford 'B'	0.9915	6.99%	3
Cubic	0.9930	8.53%	4
Piecewise	0.9789	2.23%	2
Exponential	0.9659	11.96%	5

Straight-Line model: Το ευθύγραμμο μοντέλο, σημειώνει πολύ καλή προσαρμογή, παρά το γεγονός πως συγκριτικά με τα υπόλοιπα μοντέλα φέρει χαμηλό συντελεστή προσδιορισμού. Η υψηλή τιμή του συντελεστή υποδηλώνει πως τα αθροιστικά εκπαιδευτικά δεδομένα ακολουθούν γραμμική τάση. Με το χαμηλότερο ποσοστό σφάλματος, το μοντέλο του Wright φαίνεται να προβλέπει με εξαιρετική ακρίβεια τη μελλοντική συμπεριφορά των αθροιστικών δεδομένων, καθιστώντας το ιδανικό για τέτοιο είδους δεδομένα.

Stanford 'B' model: Το μοντέλο Stanford 'B' παρέχει μια εξαιρετική προσαρμογή στα δεδομένα αθροιστικού μέσου όρου των δεκαπέντε πρώτων μονάδων παραγωγής. Ο παράγοντας 'B' του μοντέλου, που αντιπροσωπεύει την προηγούμενη εμπειρία των εργαζομένων, φαίνεται να επηρεάζει θετικά την απόδοση του μοντέλου ως προς την προσαρμογή του. Παράλληλα παρουσιάζει ένα αρκετά καλό μέσο ποσοστό σφάλματος, κατατάσσοντάς το ως ένα καλό μοντέλο για μελλοντικές προβλέψεις.

Cubic model: Το κυβικό μοντέλο, για άλλη μια φορά, εμφανίζει τον υψηλότερο συντελεστή προσδιορισμού, βρισκόμενο πολύ κοντά στη μονάδα. Η πολυπλοκότητα του μοντέλου με τη χρήση του τετραγωνικού και κυβικού συντελεστή 'C', 'D', φαίνεται πως εκτοξεύει την ικανότητα προσαρμογής του σε δεδομένα. Επιπλέον, το κυβικό μοντέλο σημειώνει ένα μικρό μέσο ποσοστό σφάλματος, όμως δεν ενδείκνυται για μελλοντικές προβλέψεις στον συγκεκριμένο τύπο δεδομένων, καθώς βρίσκεται στη τέταρτη θέση.

Piecewise model: Το τμηματικό μοντέλο παρουσιάζει μια πολύ καλή προσαρμογή στα εκπαιδευτικά δεδομένα ενώ παράλληλα εμφανίζει ένα εξαιρετικά χαμηλό ποσοστό μέσου σφάλματος. Το μοντέλο αυτό, με την ικανότητά να προσαρμόζεται σε πιθανές διακυμάνσεις των δεδομένων, χαρακτηρίζεται ως ένα εξαιρετικά καλό μοντέλο ως προς την πρόβλεψη μελλοντικών αποδόσεων. Παρ' όλα αυτά, η ικανότητά πρόβλεψής του δε ξεπερνά εκείνη του ευθύγραμμου μοντέλου που αξιολογήθηκε νωρίτερα.

Exponential model: Το εκθετικό μοντέλο προσαρμόζεται αρκετά ικανοποιητικά στα ιστορικά δεδομένα, καθώς υποθέτει εκθετική μείωση του χρόνου παραγωγής όσο παράγονται νέες μονάδες. Ωστόσο, η υπόθεση αυτή φαίνεται να επηρεάζει αρνητικά την ικανότητα πρόβλεψης μελλοντικών αποδόσεων, καθώς τα αθροιστικά δεδομένα τείνουν να σταθεροποιούνται προς το πέρας της παραγωγικής διαδικασίας. Το μοντέλο εμφανίζει ένα ποσοστό σφάλματος που ανήκει στα επιτρεπτά όρια, όμως δεν ενδείκνυται για τα δεδομένα που μελετώνται.

5.2.3 Σύνοψη μοντέλων ως προς την ικανότητα πρόβλεψης μελλοντικών αποδόσεων

Εξετάζοντας την ικανότητα των μοντέλων καμπύλης μάθησης να προβλέπουν τις μελλοντικές αποδόσεις στα δεδομένα της παραγωγικής διαδικασίας γραμμικών ενεργοποιητών προκύπτουν τα εξής συμπεράσματα. Αρχικά, τα μοντέλα, εκτός του ευθύγραμμου, φαίνεται να προσαρμόζονται καλύτερα στα εκπαιδευτικά δεδομένα όταν χρησιμοποιούνται δεδομένα αθροιστικού μέσου όρου. Το ποσοστό του σφάλματος της πρόβλεψης, φαίνεται επίσης να είναι χαμηλότερο με τη χρήση δεδομένων αθροιστικού μέσου όρου, με εξαίρεση το εκθετικό μοντέλο. Η συμπεριφορά αυτή είναι αναμενόμενη λόγω της απλότητας που προσφέρουν τα αθροιστικά δεδομένα, μέσω της εξομάλυνσης της διακύμανσης. Το τμηματικό μοντέλο, με το μικρότερο ποσοστό σφάλματος, κρίνεται κατάλληλο για πρόβλεψη μελλοντικών αποδόσεων με δεδομένα μονάδας. Από την άλλη μεριά, για δεδομένα αθροιστικού μέσου όρου, το ευθύγραμμο μοντέλο εμφανίζει ιδιαίτερα χαμηλό ποσοστό σφάλματος, κρίνοντάς το εξαιρετικά ικανό για πρόβλεψη. Το ευθύγραμμο μοντέλο, το μοντέλο Stanford 'B', και το κυβικό μοντέλο, παρουσιάζουν αρκετά μεγάλες διαφορές στο ποσοστό σφάλματος όταν εφαρμόζονται σε διαφορετικό τύπο δεδομένων. Το τμηματικό και το εκθετικό μοντέλο επηρεάζονται σε μικρότερο βαθμό από την τεχνική απεικόνισης των δεδομένων. Γενικά, τα μοντέλα προσαρμόζονται ικανοποιητικά στα εκπαιδευτικά δεδομένα, βρισκόμενα, με εξαίρεση το εκθετικό μοντέλο στα δεδομένα μονάδας, στη κατηγορία «πολύ ισχυρή προσαρμογή», καθιστώντας τα αξιόπιστα για πρόβλεψη. Όσο αφορά την ικανότητα πρόβλεψης, τα μοντέλα κατατάσσονται σε διάφορες κατηγορίες, με το ευθύγραμμο και τμηματικό μοντέλο να ξεχωρίζουν στη κατηγορία «εξαιρετική ικανότητα πρόβλεψης» με $E_f \leq 2.23\%$.

6.Συμπεράσματα

6.1 Βασικά συμπεράσματα της διπλωματικής εργασίας

Η έρευνα που διεξήχθη είχε ως στόχο την εξέταση της ικανότητας των μοντέλων καμπύλης μάθησης να προσαρμόζονται σε ιστορικά δεδομένα ήδη ολοκληρωμένων εργασιών, καθώς και την ικανότητα τους να προβλέπουν μελλοντικές αποδόσεις με τη χρήση διαφορετικών τύπων δεδομένων. Αρχικά, η μελέτη έδειξε πως το φαινόμενο της μάθησης ήταν ιδιαίτερα παρόν κατά την παραγωγική διαδικασία των τριάντα (30) γραμμικών ενεργοποιητών, καθώς σημειώθηκαν σημαντικές βελτιώσεις στους χρόνους παραγωγής. Αναλυτικότερα, παρατηρήθηκε πως ενώ η παραγωγή του πρώτου προϊόντος ολοκληρώθηκε σε πενήντα ένα (51) εργατοώρες, το σύνολο της εργασίας ολοκληρώθηκε κατά μέσο όρο σε περίπου είκοσι επτά (27) εργατοώρες ανά προϊόν. Όσο αφορά την ικανότητα των μοντέλων να προσαρμόζονται σε ιστορικά δεδομένα, όλα τα μοντέλα φάνηκαν να έχουν πολύ ισχυρή συσχέτιση με τα πραγματικά δεδομένα, σημειώνοντας συντελεστή προσδιορισμού $R^2 > 0.86$ με εξαίρεση το μοντέλο Stanford 'B' με τη χρήση δεδομένων μονάδας. Τη καλύτερη επίδοση αποδείχθηκε πως εμφανίζει το κυβικό μοντέλο με τη χρήση δεδομένων μονάδας και αθροιστικού μέσου όρου, καθιστώντας το ιδανικό μοντέλο για προσαρμογή σε ιστορικά δεδομένα τέτοιου είδους παραγωγικών δραστηριοτήτων. Όσο αφορά την ικανότητα των μοντέλων να προβλέπουν μελλοντικές αποδόσεις, με τη χρήση δεδομένων μονάδας, κατάλληλο μοντέλο αναγνωρίστηκε το τμηματικό, ενώ με τη χρήση δεδομένων αθροιστικού μέσου όρου, το ευθύγραμμο μοντέλο σημείωσε τη καλύτερη επίδοση. Αξίζει να σημειωθεί πως το τμηματικό μοντέλο απέδωσε εξαιρετικά με τη χρήση και των δυο τεχνικών απεικόνισης δεδομένων, καθιστώντας τις προγνωστικές του ικανότητες αξιόπιστες για τέτοιου είδους παραγωγικές δραστηριότητες. Η έρευνα αυτή, επιβεβαιώνει πως τα μοντέλα καμπύλης μάθησης αποτελούν ένα χρήσιμο και αποτελεσματικό εργαλείο για τη βελτιστοποίηση χρονοδιαγραμμάτων και τη πρόβλεψη προσεχών αποτελεσμάτων. Με αυτό τον τρόπο, ενισχύεται η συνολική αποδοτικότητα του οργανισμού, με τελικό στόχο τη μείωση του κόστους, την ενίσχυση της ανταγωνιστικότητας και την αύξηση της παραγωγικότητας.

6.2 Προτάσεις μελλοντικών διερευνήσεων

Με βάση τα ευρήματα της διπλωματικής εργασίας, μπορεί να διερευνηθεί περαιτέρω ο ευρύς τομέας των μοντέλων καμπύλης μάθησης, εμβαθύνοντας σε διάφορες πτυχές των μοντέλων. Η παρούσα έρευνα επικεντρώθηκε στα βασικότερα και ευρέως χρησιμοποιούμενα μοντέλα καμπύλης μάθησης του κλάδου, ωστόσο η χρήση νέων, διαφορετικών μοντέλων (όπως S-Curve, DeJong, Plateau) ίσως προσέθετε σημαντικές πληροφορίες για τη συμπεριφορά των καμπυλών μάθησης. Επίσης, πέρα από τις προσεγγίσεις οπτικοποίησης δεδομένων που εξετάστηκαν στη διπλωματική εργασία, η διερεύνηση διαφορετικών τύπων δεδομένων (όπως κινούμενος μέσος όρος και εκθετική εξομάλυνση) μπορεί να παρέχει ενίσχυση στη προσαρμοστική και προγνωστική ακρίβεια των μοντέλων. Επιπλέον, μια άλλη προσέγγιση αποτελεί η εξέταση κάθε φάσης παραγωγής ξεχωριστά. Απομονώνοντας και ελέγχοντας τα διαφορετικά στάδια, πιθανόν να παρατηρηθούν σημεία όπου το φαινόμενο της μάθησης δεσπόζει ή απουσιάζει, διεξάγοντας έτσι πολύτιμα συμπεράσματα που αφορούν τη παραγωγική διαδικασία. Τέλος, εξετάζοντας τις παραπάνω προτάσεις σε συνδυασμό με την ανάλυση μεγαλύτερου όγκου δεδομένων από διαφορετικές δραστηριότητες, ίσως είναι δυνατή η ανάπτυξη μιας συνεπής μεθόδου, ικανή να προσαρμόζεται στην εκάστοτε παραγωγική διαδικασία. Η μέθοδος αυτή, παρέχοντας αξιόπιστες και πολύτιμες πληροφορίες σχετικά με τις παρελθοντικές και μελλοντικές επίδοσης της γραμμής παραγωγής που εφαρμόζεται, θα διευκόλυνε ιδιαίτερα τη λήψη αποφάσεων, στοχεύοντας στη βελτιστοποίηση της παραγωγικής διαδικασίας.

Σε συνδυασμό με τη περαιτέρω διερεύνηση των μοντέλων καμπύλης μάθησης, προτείνεται η εξέταση διαφορετικών μεθόδων βελτιστοποίησης της παραγωγικής διαδικασίας. Μέθοδοι όπως το Six Sigma, Lean Manufacturing και Theory of Constraints στοχεύουν στη μεγιστοποίηση της παραγωγικότητας σε συνδυασμό με την ελαχιστοποίηση του κόστους. Η παράλληλη ανάλυσή των μεθόδων αυτών με τη θεωρία καμπυλών μάθησης υπόσχεται να προσφέρει πολύτιμες εισηγήσεις στη βελτιστοποίηση διεργασιών παραγωγής.

Βιβλιογραφία

Ammar, M. A., & Samy, M. (2015). Learning curve modelling of gas pipeline construction in Egypt. In *International Journal of Construction Management* (Vol. 15, Issue 3, pp. 229–238). Informa UK Limited.

Ammar, M. A., & Abdel-Maged, A. F. (2017). Modeling of LOB scheduling with learning development effect. In *International Journal of Construction Management* (Vol. 18, Issue 6, pp. 517–526). Informa UK Limited.

Argote, L., & Epple, D. (1990). Learning Curves in Manufacturing. In *Science* (Vol. 247, Issue 4945, pp. 920–924). American Association for the Advancement of Science (AAAS).

Arditi, D., Tokdemir, O. B., & Suh, K. (2001). Effect of learning on line-of-balance scheduling. In *International Journal of Project Management* (Vol. 19, Issue 5, pp. 265–277). Elsevier BV.

Badiru, A. B. (1992). Computational survey of univariate and multivariate learning curve models. In *IEEE Transactions on Engineering Management* (Vol. 39, Issue 2, pp. 176–188). Institute of Electrical and Electronics Engineers (IEEE).

Couto, J. P., & Teixeira, J. C. (2005). Using linear model for learning curve effect on highrise floor construction. In *Construction Management and Economics* (Vol. 23, Issue 4, pp. 355–364). Informa UK Limited.

Everett, J. G., & Farghal, S. (1994). Learning Curve Predictors for Construction Field Operations. In *Journal of Construction Engineering and Management* (Vol. 120, Issue 3, pp. 603–616). American Society of Civil Engineers (ASCE).

Gottlieb, S. C. & Haugbølle, K. (2009). The repetition effect in building and construction works. A literature review. Hørsholm: Danish Building Research Institute, Aalborg University.

Hijazi, A. M., AbouRizk, S. M., & Halpin, D. W. (1992). Modeling and Simulating Learning Development in Construction. In *Journal of Construction Engineering and Management* (Vol. 118, Issue 4, pp. 685–700). American Society of Civil Engineers (ASCE).

Hussain, H. A. (2019). A Novel Contactless Rotary-to-Linear Magnetic Actuator. In *2019 IEEE International Electric Machines & Drives Conference (IEMDC)*. 2019 IEEE International Electric Machines & Drives Conference (IEMDC). IEEE.

Jarkas, A. M. (2016). Learning effect on labour productivity of repetitive concrete masonry blockwork. In *International Journal of Productivity and Performance Management* (Vol. 65, Issue 8, pp. 1075–1090). Emerald.

Jordan Srour, F., Kiomjian, D., & Srour, I. M. (2016). Learning Curves in Construction: A Critical Review and New Model. In *Journal of Construction Engineering and Management* (Vol. 142, Issue 4). American Society of Civil Engineers (ASCE).

Lapr , M. A. (2010). Inside the Organizational Learning Curve: Understanding the Organizational Learning Process. In *Foundations and Trends® in Technology, Information and Operations Management* (Vol. 4, Issue 1, pp. 1–103). Now Publishers.

Lee, B., Lee, H.-S., Park, M., & Kim, H. (2015). Influence Factors of Learning-Curve Effect in High-Rise Building Constructions. In *Journal of Construction Engineering and Management* (Vol. 141, Issue 8). American Society of Civil Engineers (ASCE).

Lutz, J. D., Halpin, D. W., & Wilson, J. R. (1994). Simulation of Learning Development in Repetitive Construction. In *Journal of Construction Engineering and Management* (Vol. 120, Issue 4, pp. 753–773). American Society of Civil Engineers (ASCE).

Ralli, P., Panas, A., Pantouvakis, J.-P., & Karagiannakidis, D. (2020). Investigation and comparative analysis of learning curve models on construction productivity: The case of caisson fabrication process. *Journal of Engineering, Project, and Production Management, Engineering, Project, and Production Management (EPPM)*.

SaravanaPrabhu, G., & Vidjeapriya, R. (2021). Comparative Analysis of Learning Curve Models on Construction Productivity of Diaphragm Wall and Pile. In *IOP Conference Series: Materials Science and Engineering* (Vol. 1197, Issue 1, p. 012004). IOP Publishing.

Thomas, H. R., Mathews, C. T., & Ward, J. G. (1986). Learning Curve Models of Construction Productivity. In *Journal of Construction Engineering and Management* (Vol. 112, Issue 2, pp. 245–258). American Society of Civil Engineers (ASCE).

Tirkel, I. (2013). Yield Learning Curve Models in Semiconductor Manufacturing. In *IEEE Transactions on Semiconductor Manufacturing* (Vol. 26, Issue 4, pp. 564–571). Institute of Electrical and Electronics Engineers (IEEE).

Ugulu, R. A., & Allen, S. (2018). Using the learning curve theory in the investigation of on-site craft gangs' blockwork construction productivity. In *Built Environment Project and Asset Management* (Vol. 8, Issue 3, pp. 267–280). Emerald.

Waterworth, C. J. (2000). Relearning the Learning Curve: A Review of the Derivation and Applications of Learning-Curve Theory. In *Project Management Journal* (Vol. 31, Issue 1, pp. 24–31). SAGE Publications.

Wright, T. P. (1936). Factors Affecting the Cost of Airplanes. In *Journal of the Aeronautical Sciences* (Vol. 3, Issue 4, pp. 122–128). American Institute of Aeronautics and Astronautics (AIAA).

Yelle, L. E. (1979). The Learning Curve: Historical Review and Comprehensive Survey. In *Decision Sciences* (Vol. 10, Issue 2, pp. 302–328). Wiley.