



ΕΘΝΙΚΟ ΜΕΤΣΟΒΙΟ ΠΟΛΥΤΕΧΝΕΙΟ

Διατμηματικό Πρόγραμμα Μεταπτυχιακών Σπουδών

«Παραγωγή και Διαχείριση Ενέργειας»

ΜΕΤΑΠΤΥΧΙΑΚΗ ΕΡΓΑΣΙΑ

**«ΤΕΧΝΙΚΕΣ ΠΡΟΒΛΕΨΗΣ ΜΕ
ΕΦΑΡΜΟΓΗ ΣΤΗΝ ΔΙΑΓΝΩΣΤΙΚΗ
ΒΙΟΜΗΧΑΝΙΚΩΝ ΑΕΡΙΟΣΤΡΟΒΙΛΩΝ»**

Της Μεταπτυχιακής Φοιτήτριας

Μαρίας Κατσούλη

Επιβλέπων

Νικόλαος Αρετάκης, Επίκουρος Καθηγητής

Αθήνα, Ιούλιος 2018

ΠΕΡΙΛΗΨΗ

Αντικείμενο της παρούσας διπλωματικής εργασίας είναι η μελέτη διαφόρων μεθόδων και τεχνικών πρόβλεψης, για εφαρμογή στην πρόγνωση της κατάστασης υγείας και τη βελτιστοποίηση των διαδικασιών συντήρησης βιομηχανικών αεριοστροβίλων.

Αρχικά πραγματοποιήθηκε εκτενής βιβλιογραφική ανασκόπηση σχετικά με τις ευρέως διαδεδομένες μεθόδους διαχείρισης και επεξεργασίας δεδομένων, για την πραγματοποίηση προβλέψεων και τη λήψη στρατηγικών αποφάσεων τόσο σε επιχειρησιακό όσο και σε τεχνικό επίπεδο. Ο σκοπός ήταν να διερευνηθεί η καταλληλότητα των μεθόδων αυτών για εφαρμογή στην περίπτωση των βιομηχανικών αεριοστροβίλων. Οι βασικές μέθοδοι πρόβλεψης χωρίζονται σε δυο κύριες κατηγορίες, τις ποιοτικές και ποσοτικές μεθόδους.

Βασικό χαρακτηριστικό των ποιοτικών μεθόδων είναι ότι βασίζονται σε εμπειρικές τεχνικές και αποτελούν κυρίως διερευνητικές διεργασίες. Χρησιμοποιούνται για να κατανοήσουν τους βασικούς λόγους και τα κίνητρα, παρέχοντας πληροφορίες για την ανάπτυξη ιδεών και υποθέσεων που βοηθούν στη μελέτη των υπό εξέταση φαινομένων. Κατά κύριο λόγο περιλαμβάνουν ομάδες συζητήσεων, ατομικές συνεντεύξεις και διάφορες παρατηρήσεις. Είναι επομένως, εμφανές ότι στη λήψη αποφάσεων με τις συγκεκριμένες τεχνικές υπεισέρχεται ο ανθρώπινος παράγοντας, οι εκτιμήσεις και η εμπειρία με τα πλεονεκτήματα και τα μειονεκτήματα που αυτό συνεπάγεται.

Στη συνέχεια γίνεται αναφορά στις ποσοτικές μεθόδους, οι οποίες βασίζονται σε μαθηματικά μοντέλα για την πραγματοποίηση βραχυπρόθεσμων και μακροπρόθεσμων προβλέψεων και είναι πιο κατάλληλες για εφαρμογή στην περίπτωση των αεριοστροβίλων. Οι βασικότερες μέθοδοι πρόβλεψης είναι οι μέθοδοι κινούμενων μέσων, μέθοδοι εκθετικής εξομάλυνσης και μέθοδοι παλινδρόμησης. Επιπλέον παρουσιάζεται η διαδικασία αναγνώρισης και ανάλυσης χρονοσειρών με τη μέθοδο Box-Jenkins ARIMA, που στοχεύει στην επιλογή κατάλληλου μοντέλου πρόβλεψης. Παράλληλα, παρατίθενται και οι τεχνικές αξιολόγησης και ποσοτικοποίησης της ακρίβειας των μεθόδων πρόβλεψης.

Σε επόμενο στάδιο πραγματοποιήθηκαν δυο μελέτες εφαρμογής των παραπάνω μεθόδων σε ενδεικτικά δεδομένα από αεριοστροβίλους. Αρχικά εξετάζεται η διαδικασία πραγματοποίησης βραχυπρόθεσμων προβλέψεων με τη μέθοδο Box-Jenkins ARIMA και στη συνέχεια μια μελέτη εφαρμογής για μακροχρόνιες προβλέψεις, χρησιμοποιώντας τη μέθοδο παλινδρόμησης. Στην πρώτη περίπτωση χρησιμοποιήθηκαν μεταβολές μιας μετρούμενης παραμέτρου υγείας ενός αεριοστροβίλου με βάση μια τιμή αναφοράς. Στη δεύτερη περίπτωση χρησιμοποιήθηκαν προσομοιωμένες μεταβολές μιας αδιάστατης

παραμέτρου υγείας ενός βιομηχανικού αεριοστροβίλου οι οποίες αναλύθηκαν με δύο μοντέλα φθοράς, το γραμμικό και ομαλό μοντέλο.

Τέλος, παρουσιάστηκε μια διαδικασία βελτιστοποίησης πλυσιμάτων συμπιεστή βιομηχανικού αεριοστροβίλου με βάση τεχνοοικονομικά κριτήρια. Επίσης παρουσιάστηκε το λογισμικό που αναπτύχθηκε στο Εργαστήριο Θερμικών Στροβιλομηχανών του ΕΜΠ και υλοποιεί τη συγκεκριμένη διαδικασία. Στη συνέχεια παρουσιάστηκαν οι βελτιώσεις που πραγματοποιήθηκαν στα πλαίσια της παρούσας διπλωματικής οι οποίες αφορούν επιπρόσθετες λειτουργίες όπως ο υπολογισμός της βέλτιστης χρονικής στιγμής του επόμενου πλυσίματος, ο καθορισμός της μεταβολής του ρυθμού υποβάθμισης, της μεταβολής του κόστους καυσίμου και της τιμής πώλησης της παραγόμενης ενέργειας. Με χρήση του βελτιωμένου λογισμικού πραγματοποιήθηκαν μελέτες σχετικά με τον αριθμό των πλυσιμάτων, τα χρονικά διαστήματα μεταξύ αυτών, την πρόβλεψη της μεταβολής του ρυθμού υποβάθμισης και την αβεβαιότητα στην εκτίμησή του, την μεταβολή του κόστους καυσίμου και της τιμής πώλησης της παραγόμενης ενέργειας.

ΠΡΟΛΟΓΟΣ

Από τη θέση αυτή θα ήθελα να ευχαριστήσω τον επιβλέποντα καθηγητή μου κ. Νίκο Αρετάκη, αρχικά για την ανάθεση ενός τόσο ενδιαφέροντος θέματος, αλλά και για την καθοριστική συμβολή και βοήθεια του για την εκπόνηση της παρούσας διπλωματικής εργασίας. Οι συμβουλές, η καθοδήγηση και η υποστήριξη του υπήρξαν πολύ σημαντικές καθ' όλη τη διάρκεια, και για αυτό τον ευχαριστώ από καρδιάς.

Στους γονείς μου και στον αδερφό μου
για την συνεχή και αμέριστη υποστήριξη τους
και στον Νίκο, που ήταν δίπλα μου σε κάθε βήμα.

ΠΕΡΙΕΧΟΜΕΝΑ

1	ΕΙΣΑΓΩΓΗ	1.1
1.1	Δομή της εργασίας.	1.2
2	Εισαγωγικά Στοιχεία	2.1
2.1	Εισαγωγικά Στοιχεία.....	2.1
2.2	Κριτήρια Επιλογής Μεθόδου Πρόβλεψης.	2.3
2.3	Ποιοτικές Μέθοδοι.	2.4
2.3.1	Μέθοδος Grass Roots.	2.4
2.3.2	Έρευνα αγοράς.	2.4
2.3.3	Συμβούλιο Στελεχών.	2.5
2.3.4	Ιστορική Αναλογία.	2.5
2.3.5	Μέθοδος Delphi.....	2.6
2.4	Ποσοτικές Μέθοδοι.	2.7
2.4.1	Μέθοδοι Προεκβολής – Ανάλυση Χρονοσειρών	2.7
2.5	Σφάλματα Προβλέψεων	2.11
3	Μαθηματικά Μοντέλα Πρόβλεψης	3.1
3.1	Μέθοδοι Κινητών Μέσων (Moving Averages)	3.1
3.1.1	Απλός κινητός μέσος (Simple Moving Average).	3.1
3.1.2	Σταθμισμένος κινητός μέσος (Weighted Moving Average).....	3.3
3.2	Μέθοδοι Εκθετικής Εξομάλυνσης (Exponential Smoothing methods)	3.4
3.2.1	Απλή Εκθετική εξομάλυνση (Single exponential smoothing).....	3.4
3.2.2	Γραμμική Μέθοδος Holt	3.6
3.2.3	Μέθοδος Holt-Winters	3.8
3.3	Μέθοδοι Παλινδρόμησης (Regression methods)	3.11
3.3.1	Απλή παλινδρόμηση (Single Regression).....	3.11
3.3.2	Πολλαπλή παλινδρόμηση (Multiple Regression)	3.15
3.3.3	Autoregressive Moving Average (ARMA).....	3.15
3.3.4	Στασιμότητα Δεδομένων	3.17
3.3.5	Autoregressive Integrated Moving Average (ARIMA).....	3.18

3.4	Επιλογή μοντέλου πρόβλεψης με βάση τον χρονικό ορίζοντα και την μορφή των δεδομένων.....	3.20
4	Διαδικασία Ανάλυσης Χρονοσειρών	4.1
4.1	Μέθοδος Box-Jenkins ARIMA	4.1
4.1.1	Διάσπαση Χρονοσειρών (Time Series Decomposition).....	4.2
4.1.2	Αναγνώριση εποχικότητας.....	4.4
4.1.3	Εξασφάλιση στασιμότητας δεδομένων.....	4.5
4.1.4	Συντελεστής αυτοσυσχέτισης ACF.....	4.5
4.1.5	Συντελεστής μερικής αυτοσυσχέτισης PACF.....	4.6
4.1.6	Συντελεστής συνδιακύμανσης.....	4.7
4.1.7	Αναγνώριση του καταλληλότερου μοντέλου ARIMA.....	4.8
4.2	Μέθοδος Παλιδρόμησης	4.9
4.3	Εφαρμογές βραχυπρόθεσμων και μακροπρόθεσμων προβλέψεων	4.12
4.3.1	Περίπτωση βραχυπρόθεσμης πρόβλεψης	4.12
4.3.1	Περίπτωση μακροπρόθεσμης πρόβλεψης.....	4.16
5	Βελτιστοποίηση πλυσιμάτων συμπίεστή βιομηχανικού αεριοστροβίλου	5.1
5.1	Διαδικασία υπολογισμού βέλτιστου αριθμού πλυσιμάτων.	5.1
5.2	Λογισμικό βελτιστοποίησης πλυσιμάτων της μηχανής.....	5.5
5.3	Βελτιώσεις και προσθήκες στο λογισμικό.....	5.8
5.4	Εφαρμογές με χρήση του βελτιωμένου λογισμικού	5.13
6	Ανακεφαλαίωση-Συμπεράσματα-Προτάσεις	6.1
6.1	Ανακεφαλαίωση.....	6.1
6.2	Συμπεράσματα	6.2
6.3	Προτάσεις	6.4
7	Βιβλιογραφία.....	1

1

ΕΙΣΑΓΩΓΗ

Η σημαντική θέση που κατέχουν οι βιομηχανικοί αεριοστρόβιλοι στην παραγωγή ηλεκτρικής ενέργειας, σε συνδυασμό με την απαίτηση για μεγιστοποίηση του συνολικού κέρδους των μονάδων παραγωγής, δημιούργησε ισχυρό κίνητρο για την ανάπτυξη βελτιστοποιημένων τεχνικών συντήρησης και μεθόδων πρόβλεψης της κατάστασης λειτουργίας τους. Ο βασικός στόχος είναι η πρόληψη βλαβών και η μέγιστη αξιοποίηση της δυναμικότητας τους καθ' όλη τη διάρκεια ζωής τους.

Σε πρώτη φάση, είναι ιδιαίτερα σημαντική η γνώση της κατάστασης στην οποία βρίσκεται μια μηχανή, για την επόπτευση και διαχείριση της λειτουργίας της και κυρίως για οργάνωση της συντήρησής της κατά αποτελεσματικό και αποδοτικό τρόπο. Δεδομένου ότι το κόστος συντήρησης ενός τυπικού αεριοστροβίλου αποτελεί το 15% του συνολικού κόστους στο χρόνο ζωής του, είναι φανερό ότι ο σωστός προγραμματισμός των διαδικασιών συντήρησης έχει μεγάλη επίπτωση στο συνολικό κέρδος από τη λειτουργία του.

Οι διαδικασίες συντήρησης αφορούν κυρίως τις βασικές συνιστώσες του αεριοστροβίλου δηλαδή τον συμπιεστή, τον στρόβιλο και το θάλαμος καύσης. Ο στρόβιλος και ο θάλαμος καύσης υπόκεινται σε φθορά λόγω των υψηλών θερμοκρασιών και πιέσεων που υφίστανται, ενώ ο συμπιεστής είναι περισσότερο ευαίσθητος σε επικαθίσεις, εξαιτίας των τεράστιων ποσοτήτων ατμοσφαιρικού αέρα που διαχειρίζεται. Στις περισσότερες περιπτώσεις ακόμα και με την χρησιμοποίηση κατάλληλων φίλτρων δεν είναι δυνατή η κατακράτηση των σωματιδίων που περιέχονται στον αέρα, με αποτέλεσμα τη δημιουργία επικαθίσεων στα πτερύγια του και κατ' επέκταση τη μείωση των επιδόσεών του. Η αντιμετώπιση της κατάστασης αυτής πραγματοποιείται μέσω διαδικασιών καθαρισμού on-line ή off-line.

Επομένως, καθίσταται ζωτικής σημασίας η παρακολούθηση της λειτουργίας, η διάγνωση και η πρόγνωση βλαβών σε εγκαταστάσεις αεριοστροβίλων. Για το σκοπό αυτό χρησιμοποιούνται κατάλληλα διαγνωστικά συστήματα τα οποία μεταξύ άλλων χρησιμοποιούν τεχνικές και μεθόδους πρόβλεψης των παραμέτρων υγείας της μηχανής, με σκοπό τον βέλτιστο υπολογισμό των διαδικασιών συντήρησης της.

Στο Εργαστήριο Θερμικών Στροβιλομηχανών του ΕΜΠ έχει αναπτυχθεί ένα τέτοιο λογισμικό το EGEFALOS.net το οποίο είναι ένα προηγμένο σύστημα παρακολούθησης και διάγνωσης βλαβών με δυνατότητα βελτιστοποίησης των διαδικασιών συντήρησης και ειδικότερα του προγραμματισμού των πλυσιμάτων του συμπιεστή. Το βασικότερο πλεονέκτημα του λογισμικού είναι η διαγνωστική του δυνατότητα, ενώ υστερεί σε τεχνικές πρόγνωσης και εκτίμησης της εξέλιξης των παραμέτρων υγείας. Επίσης η διαδικασία βελτιστοποίησης των πλυσιμάτων έχει κάποιες αδυναμίες μειώνοντας σημαντικά τις επιλογές του χρήστη.

Στα πλαίσια της παρούσας διπλωματικής εργασίας παρουσιάζονται οι πιο ευρέως διαδεδομένες μέθοδοι και τεχνικές πρόβλεψης, με σκοπό να διερευνηθεί η δυνατότητα εφαρμογής τους στην περίπτωση βιομηχανικών αεριοστροβίλων και να εισαχθούν στο παραπάνω λογισμικό. Για το σκοπό αυτό γίνεται εφαρμογή των πιο κατάλληλων μεθόδων από αυτές, σε ενδεικτικά δεδομένα βιομηχανικών αεριοστροβίλων για προγνωστικούς σκοπούς. Επίσης πραγματοποιείται βελτίωση της υπάρχουσας διαδικασίας βελτιστοποίησης πλυσιμάτων, ώστε να λαμβάνεται υπόψη η μεταβολή κρίσιμων παραμέτρων, όπως ο ρυθμός υποβάθμισης, η τιμή πώλησης της ηλεκτρικής ενέργειας και το κόστος του καυσίμου.

1.1 Δομή της εργασίας.

Η δομή της εργασίας έχει ως εξής:

Το πρώτο κεφάλαιο αποτελεί την εισαγωγή της παρούσας εργασίας δίνοντας το πλαίσιο στο οποίο κινείται.

Στο δεύτερο κεφάλαιο πραγματοποιείται εισαγωγή στις διάφορες μεθόδους πρόβλεψης και στις βασικές κατηγορίες στις οποίες διαχωρίζονται, με κυριότερη κατηγοριοποίηση τις ποιοτικές και ποσοτικές μεθόδους. Σε πρώτο στάδιο γίνεται εκτενής αναφορά στις ποιοτικές μεθόδους και στους τρόπους εφαρμογής τους για την εξαγωγή χρήσιμων εκτιμήσεων. Στη συνέχεια πραγματοποιείται εισαγωγή στις ποσοτικές μεθόδους και συγκεκριμένα αναφέρονται τα βασικά στοιχεία από τα οποία αποτελείται ένα σύνολο δεδομένων, είτε αφορά στάσιμα δεδομένα, είτε χρονοσειρά. Τέλος παρατίθενται οι τρόποι υπολογισμού των σφαλμάτων των προβλέψεων.

Στο τρίτο κεφάλαιο αναλύονται τα μαθηματικά μοντέλα πρόβλεψης, ύστερα από ανασκόπηση της διεθνούς βιβλιογραφίας. Οι βασικότερες μέθοδοι πρόβλεψης που αναφέρονται είναι οι μέθοδοι κινούμενων μέσων, μέθοδοι εκθετικής εξομάλυνσης και οι μέθοδοι παλινδρόμησης. Παράλληλα, για κάθε μέθοδο παρουσιάζεται παράδειγμα εφαρμογής σε ένα σύνολο δεδομένων.

Στο τέταρτο κεφάλαιο πραγματοποιείται αναφορά στη διαδικασία πρόβλεψης με τη χρήση της μεθόδου Box-Jenkins ARIMA, στις περιπτώσεις που είναι επιθυμητή βραχυπρόθεσμη πρόβλεψη και τη μέθοδο παλινδρόμησης, όταν επιθυμείται

μακροπρόθεσμη πρόβλεψη. Σε τελευταίο στάδιο γίνεται εφαρμογή των μεθόδων αυτών σε ενδεικτικά δεδομένα από βιομηχανικούς αεριοστροβίλους.

Στο πέμπτο κεφάλαιο αρχικά γίνεται παρουσίαση του λογισμικού που αναπτύχθηκε στο Εργαστήριο Θερμικών Στροβιλομηχανών του ΕΜΠ και στη συνέχεια οι βελτιώσεις που πραγματοποιήθηκαν στα πλαίσια της παρούσας διπλωματικής εργασίας. Οι βελτιώσεις αυτές αφορούν επιπρόσθετες λειτουργικότητες στη διαδικασία υπολογισμού του βέλτιστου αριθμού πλυσιμάτων και των χρονικών διαστημάτων ανάμεσα στα πλυσίματα. Παράλληλα παρουσιάζονται τα αποτελέσματα των προσομοιώσεων που εκτελέστηκαν. Τέλος, έγινε εκτενής μελέτη όσον αφορά τα διαστήματα αβεβαιότητας που υπεισέρχονται στις μελετώμενες μεταβλητές για την εξασφάλιση ασφαλών αποτελεσμάτων.

Στο έκτο και τελευταίο κεφάλαιο παρουσιάζεται η ανακεφαλαίωση της παρούσας διπλωματικής εργασίας και αναφέρονται τα σημαντικότερα συμπεράσματα που προέκυψαν καθώς και προτάσεις για μελλοντικές μελέτες.

2

Εισαγωγικά Στοιχεία

Στο παρόν κεφάλαιο γίνεται αναφορά στις ποιοτικές μεθόδους πρόβλεψης, οι οποίες βασίζονται κυρίως σε εμπειρικές μεθόδους. Επιπρόσθετα αναφέρονται οι βασικές ποσοτικές μέθοδοι και οι διαδικασίες ανάλυσης και επεξεργασίας των δεδομένων. Τέλος, αναλύονται οι τεχνικές αξιολόγησης των μεθόδων πρόβλεψης.

2.1 Εισαγωγικά Στοιχεία.

Ως πρόβλεψη θεωρείται η εκτίμηση μελλοντικών γεγονότων που μπορούν να χρησιμοποιηθούν για την εξαγωγή χρήσιμων συμπερασμάτων σε ποικίλους τομείς. Οι προβλέψεις είναι απαραίτητες στη διαδικασία λήψης αποφάσεων σχεδιασμού και προγραμματισμού. Οι αποφάσεις μπορούν να κατηγοριοποιηθούν σε:

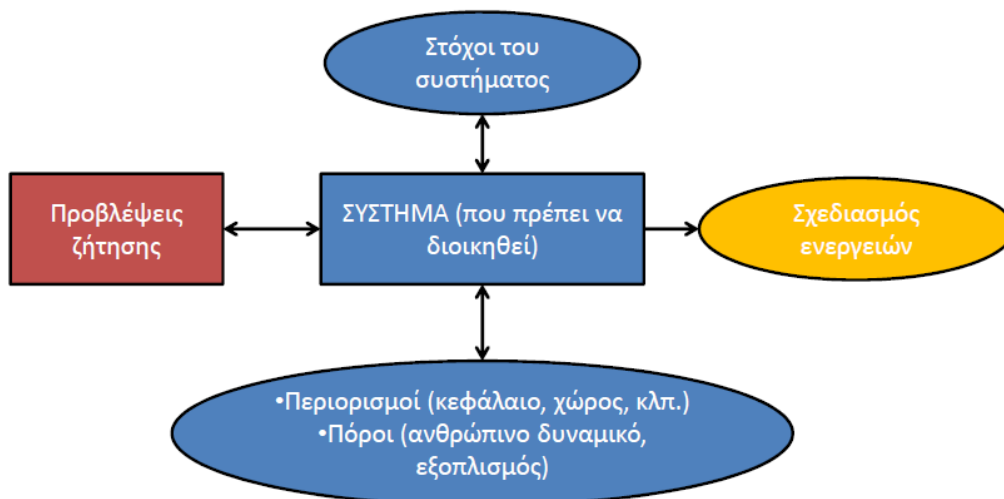
1. Μακροπρόθεσμες αποφάσεις
 - Εισαγωγή νέου προϊόντος
 - Επέκταση εργοστασίου
2. Μεσοπρόθεσμες αποφάσεις
 - Συγκεντρωτικός προγραμματισμός παραγωγής
 - Προγραμματισμός απαιτούμενου προσωπικού
 - Πολιτική διαχείρισης αποθεμάτων
3. Βραχυπρόθεσμες αποφάσεις
 - Προγραμματισμός παραγωγής
 - Χρονικός προγραμματισμός εντολών παραγωγής

Οι μέθοδοι πρόβλεψης είναι χρήσιμες στην λήψη διάφορων αποφάσεων, όπου υπεισέρχεται η αβεβαιότητα, η οποία πολλές φορές χαρακτηρίζει τη ζήτηση προϊόντων ή υπηρεσιών. Συγκεκριμένα, τις απαιτήσεις σε μηχανές, υλικά, κεφάλαια, ανθρώπινο δυναμικό και γενικά τη δυναμικότητα που θα χρησιμοποιηθεί ώστε να ικανοποιηθεί η

ζήτηση. Παράλληλα, ο προγραμματισμός και ο έλεγχος της παραγωγής απαιτούν εκτιμήσεις που αφορούν την ποσότητα και το χρόνο που αναμένεται να ζητηθεί για την υλοποίηση προϊόντος ενός παραγωγικού συστήματος. Οι εκτιμήσεις αυτές, χρησιμοποιούνται για την κατάρτιση των προγραμμάτων παραγωγής, προμήθειας πρώτων υλών, απασχόλησης ανθρωπίνου δυναμικού κλπ. Τέλος, αποδεικνύεται ότι όσο πιο αξιόπιστες είναι οι προβλέψεις που πραγματοποιούνται, τόσο πιο πολύ επιτυγχάνεται ο σκοπός του παραγωγικού συστήματος. [1]

Η διαδικασία των προβλέψεων παρουσιάζεται στο Σχήμα 2.1:

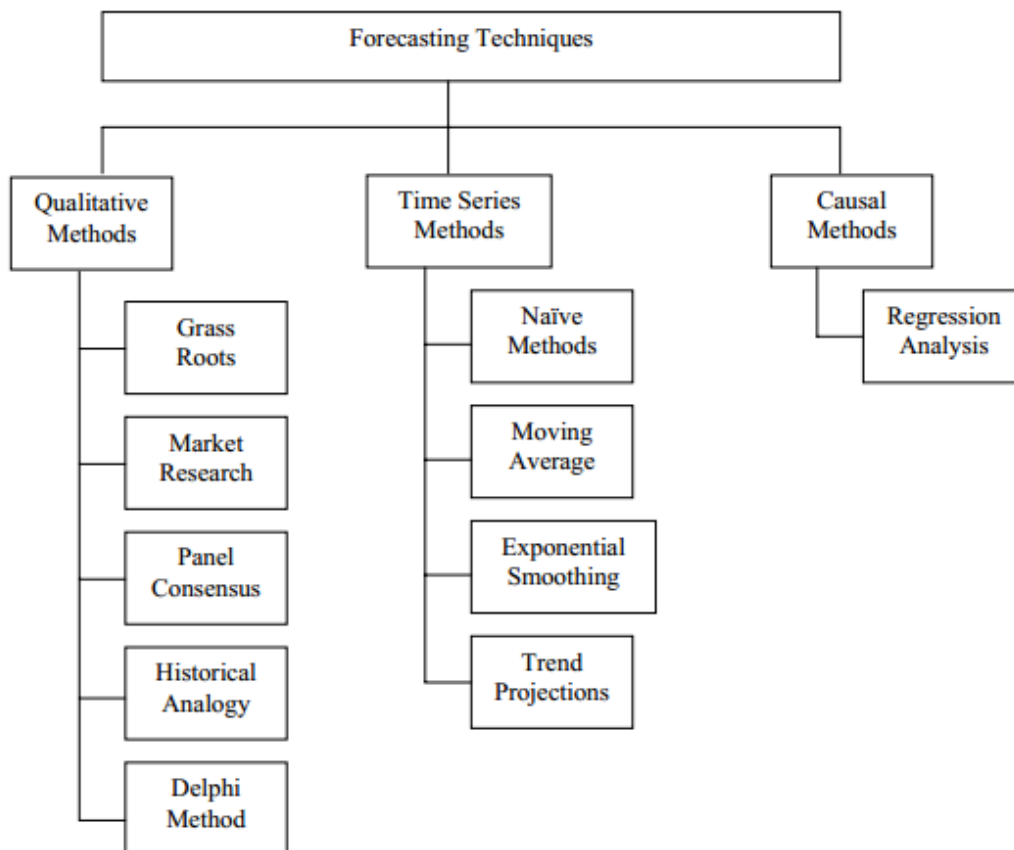
ΔΙΑΔΙΚΑΣΙΑ ΠΡΟΒΛΕΨΕΩΝ



Σχήμα 2.1: Σχηματικό διάγραμμα της διαδικασίας προβλέψεων

Οι μέθοδοι πρόβλεψης μπορούν να βασιστούν είτε σε μαθηματικά μοντέλα με τη χρήση των διαθέσιμων ιστορικών στοιχείων, είτε σε ποιοτικές μεθόδους βασισμένες σε προγενέστερη εμπειρία, είτε σε συνδυασμό και των δύο. Κατηγοριοποιούνται σε ποιοτικές και ποσοτικές.

Οι ποιοτικές θεωρούνται υποκειμενικές και βασίζονται σε εκτιμήσεις και γνώμες. Οι ποσοτικές διακρίνονται σε μεθόδους προεκβολής (ανάλυση χρονοσειρών) και αιτιοκρατικές μεθόδους. Η ανάλυση χρονοσειρών είναι βασισμένη στην ιδέα ότι οι ιστορικές παρατηρήσεις μπορούν να χρησιμοποιηθούν για την πρόβλεψη μελλοντικών παρατηρήσεων και αφορά στην ανάλυση των ιστορικών δεδομένων σε παράγοντες όπως η τάση, η εποχικότητα, κλπ. Στο Σχήμα 2.2 παρακάτω παρουσιάζονται οι διάφορες μέθοδοι προβλέψεων.



Σχήμα 2.2: Μέθοδοι Προβλέσεων

2.2 Κριτήρια Επιλογής Μεθόδου Πρόβλεψης.

Ο βασικός παράγοντας που καθορίζει την επιλογή της μεθόδου πρόβλεψης, είναι το είδος των αποφάσεων που θα ληφθούν βάσει των προβλέψεων που θα προκύψουν.

Ορισμένα άλλα κριτήρια επιλογής είναι τα εξής:

- Η ζητούμενη μορφή της πρόβλεψης
- Η περίοδος και ο ορίζοντας της πρόβλεψης
- Το κόστος της μεθόδου
 - Επιζητούμενη ακρίβεια πρόβλεψης
 - Απαιτήσεις μεθόδου
 - Χρήση ειδικού εξοπλισμού
- Η επιζητούμενη ακρίβεια
- Η απλότητα και ευκολία εφαρμογής
- Τα διαθέσιμα στοιχεία

2.3 Ποιοτικές Μέθοδοι.

Οι ποιοτικές μέθοδοι αποτελούν κυρίως διερευνητικές διεργασίες. Χρησιμοποιούνται για να κατανοήσουν τους βασικούς λόγους και τα κίνητρα, παρέχοντας πληροφορίες για την ανάπτυξη ιδεών και υποθέσεων που βοηθούν στη μελέτη των υπό εξέταση φαινομένων. Επιπλέον, οι ποιοτικές μέθοδοι συλλογής δεδομένων χρησιμοποιούν μη δομημένες ή ημι-δομημένες τεχνικές. Συνήθως, περιλαμβάνουν ομάδες συζήτησης, ατομικές συνεντεύξεις και διάφορες παρατηρήσεις. Το μέγεθος του δείγματος σε αυτές τις περιπτώσεις είναι συνήθως μικρό και οι ερωτηθέντες επιλέγονται με μια συγκεκριμένη αναλογία.

Οι ευρέως γνωστές ποιοτικές μέθοδοι, όπως παρουσιάζονται και στο Σχήμα 2.2, είναι:

1. Μέθοδος Grass Roots
2. Έρευνα αγοράς
3. Συμβούλιο Στελεχών (Panel Consensus)
4. Ιστορικές αναλογίες
5. Μέθοδος Delphi

2.3.1 Μέθοδος Grass Roots.

Η μέθοδος Grass Roots επιτυγχάνει την πρόβλεψη με βάση την υπόθεση ότι το πρόσωπο που βρίσκεται πλησιέστερα στον πελάτη ή στην τελική χρήση του προϊόντος γνωρίζει καλύτερα τις μελλοντικές του ανάγκες (τεχνική Bottom-up). Αν και αυτό δεν ισχύει πάντα, σε πολλές περιπτώσεις είναι μια έγκαιρη υπόθεση και αυτομάτως αποτελεί την βάση της συγκεκριμένης μεθόδου. Οι προβλέψεις σε αυτό το κατώτατο επίπεδο λειτουργούν συσσωρευτικά, αθροίζονται και μεταδίδονται στο επόμενο υψηλότερο επίπεδο.

Ένα βασικό μειονέκτημα της συγκεκριμένης μεθόδου αποτελεί η υψηλή υποκειμενικότητα, που υπεισέρχεται στα αποτελέσματα και εξαρτάται από τις γνώμες των εκάστοτε ερωτηθέντων στα διάφορα επίπεδα της μεθόδου. Επιπλέον, είναι μια αρκετά χρονοβόρα μέθοδος που απαιτεί μεγάλο κόστος σε ανθρώπινο δυναμικό και σε χρόνο, με αποτέλεσμα να ενδείκνυται κυρίως σε περιπτώσεις μεγάλων εταιριών που μπορούν να διαθέσουν τους απαραίτητους πόρους.

2.3.2 Έρευνα αγοράς.

Η έρευνα αγοράς αποτελεί μία συστηματική προσπάθεια για την συλλογή δεδομένων σχετικά με το ενδιαφέρον των καταναλωτών σε ένα προϊόν ή υπηρεσία και

τον έλεγχο υποθέσεων στην αγορά. Η διεξαγωγή μίας έρευνας αγοράς συνήθως περιλαμβάνει:

1. Σχεδιασμό ενός ερωτηματολογίου με στόχο να συλλέξει οικονομικά και δημογραφικά στοιχεία για τον καταναλωτή καθώς και το ενδιαφέρον του για το προϊόν ή την υπηρεσία.
2. Απόφαση σχετικά με τον τρόπο διεξαγωγής της έρευνας ανάμεσα σε τηλεφωνική συνδιάλεξη, ταχυδρομική αποστολή ερωτηματολογίου ή προσωπική συνέντευξη.
3. Επιλογή ενός αντιπροσωπευτικού δείγματος καταναλωτών ή νοικοκυριών που θα αποτελεί μία τυχαία επιλογή από το σύνολο της αγοράς του προϊόντος ή υπηρεσίας προς έρευνα.
4. Ανάλυση πληροφοριών με την χρήση στατιστικών εργαλείων και κρίσης για την ερμηνεία των απαντήσεων, την πληρότητα τους και την συσχέτιση τους με δημογραφικούς, οικονομικούς ή ανταγωνιστικούς παράγοντες. Η έρευνα αγοράς μπορεί να χρησιμοποιηθεί για τη πρόβλεψη ζήτησης σε μικρό διάστημα, μεσοπρόθεσμα και πιο μακροπρόθεσμα. Η ακρίβεια όμως είναι καλύτερη όσο μικρότερο είναι το διάστημα της πρόβλεψης. Παρά τον μεγάλο όγκο της πληροφορίας που συλλέγεται, δεν μπορεί να εκτιμηθεί με ακρίβεια η μακροπρόθεσμη πορεία του προϊόντος σε συνδυασμό με την εμφάνιση άλλων ανταγωνιστικών προϊόντων. Άλλα μειονεκτήματα είναι η μικρή ανταπόκριση των ερωτηθέντων (συνήθως σε ερωτηματολόγια μέσω ταχυδρομείου) και η μεγάλη πιθανότητα να αποτύχει να εκφράσει τις απόψεις της αγοράς.

Η έρευνα αγοράς χρησιμοποιείται συνήθως για τον εντοπισμό νέων ιδεών για τον σχεδιασμό προϊόντων.

2.3.3 Συμβούλιο Στελεχών.

Στο συμβούλιο στελεχών, τα μέλη μιας ομάδας ειδικών συζητάνε τις απόψεις τους με σκοπό να φτάσουν σε μία κοινή εκτίμηση για το μελλοντικό επίπεδο του προβλεπόμενου μεγέθους. Η ομάδα μπορεί να περιλαμβάνει στελέχη από όλα τα επίπεδα της επιχείρησης.

2.3.4 Ιστορική Αναλογία.

Η μέθοδος της ιστορικής αναλογίας χρησιμοποιείται για την πρόβλεψη της ζήτησης ενός προϊόντος ή μιας υπηρεσίας, στις περιπτώσεις όπου δεν υπάρχουν διαθέσιμα προγενέστερα δεδομένα. Η μέθοδος αυτή, για παράδειγμα, μπορεί να

εφαρμοστεί για νέα προϊόντα ή υπηρεσίες. Η βασική τεχνική της μεθόδου αυτής είναι η αξιοποίηση διαθέσιμων προγενέστερων δεδομένων παρόμοιων προϊόντων, ώστε να εξαχθούν συμπεράσματα για την πρόβλεψη της ζήτησης του νέου προϊόντος. Οι περιορισμοί αυτής της μεθόδου είναι αρκετά εμφανείς. Λαμβάνεται σαν δεδομένο η παρόμοια τάση της ζήτησης, χωρίς να συνυπολογίζονται καθοριστικοί, για την διαμόρφωση της ζήτησης, παράγοντες, όπως οι διαφορετικές συνθήκες που επικρατούν στην αγορά και οι παράγοντες υποκατάστασης της ζήτησης σε κάθε χρονική περίοδο.

2.3.5 Μέθοδος Delphi.

Η μέθοδος Delphi βασίζεται στη δημιουργία ερωτηματολογίου, το οποίο διανέμεται στους συμμετέχοντες. Αναλυτικά τα βήματα αυτής της διαδικασίας είναι:

1. Επιλογή ομάδας ειδικών που θα συμμετέχουν. Απαιτείται σύνθεση ομάδας με ευρύ πεδίο γνώσεων.
2. Συλλογή προβλέψεων μέσω ερωτηματολογίου (ή email) από όλα τα μέλη της ομάδας.
3. Σύνοψη των απαντήσεων και επανατροφοδότηση μαζί με νέες ερωτήσεις στην ομάδα ειδικών για τη βελτίωση και αιτιολόγηση της πρόβλεψής τους. Οι ειδικοί είτε εμμένουν στις απόψεις τους τεκμηριώνοντας αυτές λογικά, είτε τις μεταβάλλουν ανάλογα.
4. Επανάληψη του προηγούμενου βήματος μέχρι να επιτευχθεί σύγκλιση απόψεων.
5. Διανομή των τελικών αποτελεσμάτων σε όλους τους συμμετέχοντες.

Η μέθοδος Delphi μπορεί να πετύχει ικανοποιητικά αποτελέσματα σε τρεις γύρους. Ο χρόνος που απαιτείται εξαρτάται από τον αριθμό των συμμετεχόντων, τον χρόνο και την δουλειά που απαιτείται για να διαμορφωθούν οι προβλέψεις.

Παρακάτω παρατίθενται συνοπτικός Πίνακας με όλες τις ποιοτικές μεθόδους πρόβλεψης που αναλύθηκαν παραπάνω.

Πίνακας 2.1: Ποιοτικές Μέθοδοι Πρόβλεψης

Ποιοτικές Μέθοδοι	
Grass Roots	Η πρόβλεψη πραγματοποιείται από δεδομένα που προέρχονται από πρόσωπα που βρίσκονται σε άμεση επαφή με το αντικείμενο της πρόβλεψης, όπως οι πωλητές στην περίπτωση πρόβλεψης πωλήσεων ενός προϊόντος.
Έρευνα Αγοράς	Συλλογή δεδομένων με διάφορους τρόπους (συνεντεύξεις, ερωτηματολόγια κλπ) με στόχο τον έλεγχο συνθηκών της αγοράς. Θεωρείται μακροπρόθεσμη μέθοδος πρόβλεψης κυρίως για νέα προϊόντα.
Συμβούλιο Στελεχών	Ελεύθερη ανταλλαγή απόψεων από ειδικούς.
Ιστορική Αναλογία	Σύνδεση του αντικειμένου πρόβλεψης με ένα παρόμοιο μέγεθος. Χρήσιμη για τον σχεδιασμό νέων προϊόντων όπου η πρόβλεψη πραγματοποιείται σύμφωνα με το ιστορικό ενός παρόμοιου προϊόντος
Μέθοδος Delphi	Μια ομάδα ειδικών απαντάει σε ένα ερωτηματολόγιο, το οποίο τροποποιείται σύμφωνα με τα αποτελέσματα και αποστέλλεται ξανά με στόχο να δημιουργηθεί μια διαδικασία μάθησης για τα μέλη της ομάδας χωρίς πίεση από υψηλότερα στελέχη

2.4 Ποσοτικές Μέθοδοι.

Οι ποσοτικές μέθοδοι πρόβλεψης έχουν στόχο την ποσοτικοποίηση του προβλήματος με τη δημιουργία αριθμητικών και στατιστικών δεδομένων. Η ποσοτικοποίηση αναφέρεται σε συμπεριφορές, τάσεις, απόψεις και άλλες καθορισμένες μεταβλητές. Οι μέθοδοι αυτές χρησιμοποιούν μετρήσιμα δεδομένα για την διαμόρφωση στοιχείων και προτύπων, με αποτέλεσμα να είναι πιο δομημένες σε σχέση με τις ποιοτικές μεθόδους πρόβλεψης.

2.4.1 Μέθοδοι Προεκβολής – Ανάλυση Χρονοσειρών

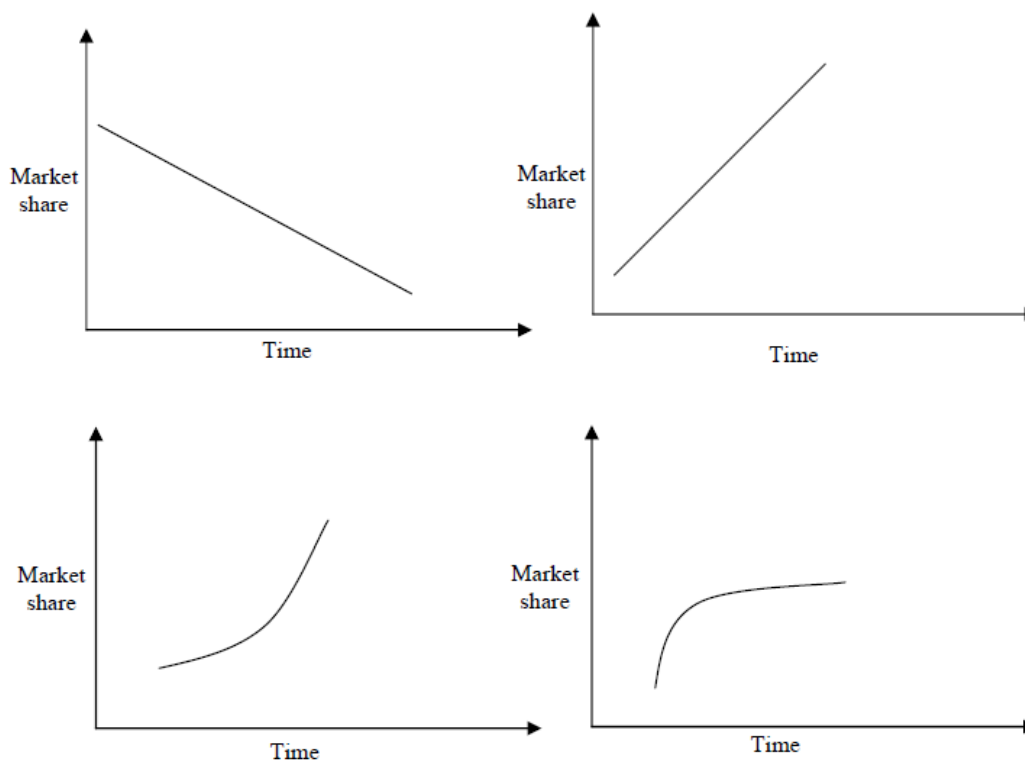
Σε πολλές περιπτώσεις πρόβλεψης υπάρχουν διαθέσιμα αρκετά ιστορικά δεδομένα, τα οποία μπορούν να χρησιμοποιηθούν για την πραγματοποίηση στατιστικής ανάλυσης και την επίτευξη ακριβέστερων προβλέψεων.

Η βασική υπόθεση στα συγκεκριμένα μοντέλα προβλέψεων είναι ότι οι συνθήκες του παρελθόντος θα ισχύουν και για το χρονικό διάστημα που προορίζεται η πρόβλεψη. Οι διάφορες μέθοδοι αυτής της κατηγορίας διαχωρίζονται ανάλογα με τον τρόπο με τον οποίο τα προγενέστερα διαθέσιμα δεδομένα σχετίζονται με τα προβλέψιμα μεγέθη.

Υπάρχουν τέσσερα διαφορετικά στοιχεία που χαρακτηρίζουν τα προς επεξεργασία δεδομένα και κατά προέκταση υφιστάμενα σαν παράγοντες στην διαδικασία της πρόβλεψης, αυτά είναι οι τάσεις, οι εποχιακές, οι κυκλικές και οι τυχαίες μεταβολές.

1. Τάσεις

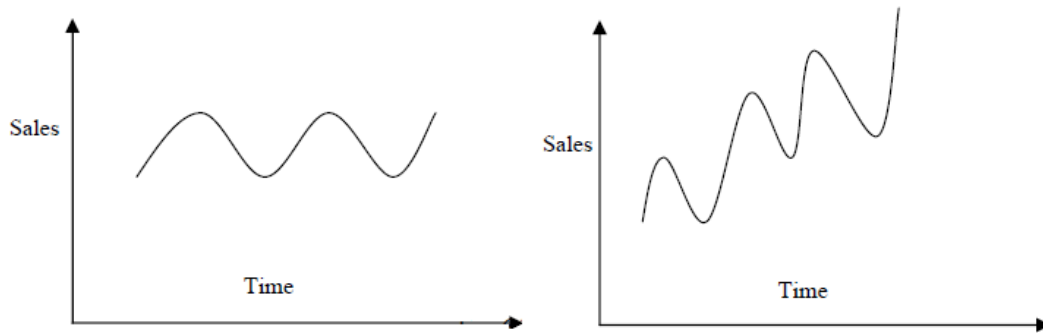
Αφορά τις μακροχρόνιες επαναλαμβανόμενες τάσεις ή μεταβολές των δεδομένων, όπως οι αυξήσεις των τιμών, η αύξηση του πληθυσμού, μείωση των μεριδίων της αγοράς κλπ.



Σχήμα 2.3: Διαγράμματα που αφορούν διαφορετικές τάσεις δεδομένων συναρτήσει του χρόνου

2. Εποχιακές Μεταβολές

Μπορούν να είναι περιοδικές, επαναλαμβανόμενες διακυμάνσεις των χρονοσειρών που παρατηρούνται λόγω αγορών, καταναλωτικών μοτίβων και κοινωνικών συνηθειών σε διαφορετικές χρονικές περιόδους μέσα στο έτος.



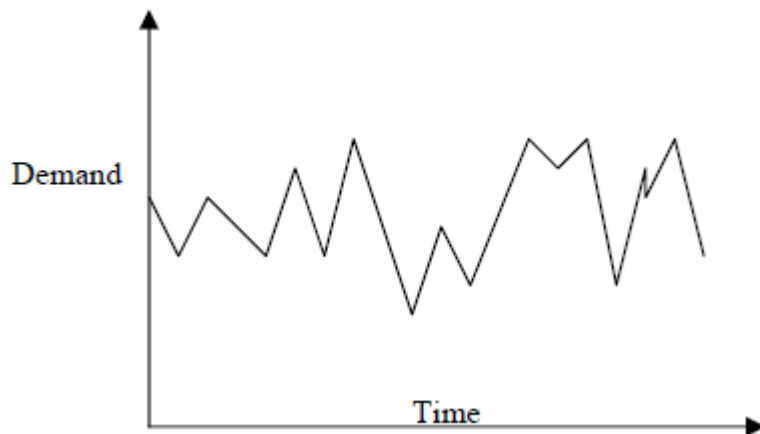
Σχήμα 2.4 Διαγράμματα που αφορούν εποχικές μεταβολές συναρτήσει του χρόνου

3. Κυκλικές μεταβολές

Αφορούν μεταβολές των χρονοσειρών που προκύπτουν κυρίως από μεταβολές των επιχειρηματικών κύκλων. Ο κύκλος των επιχειρήσεων αναφέρεται στις περιόδους επέκτασης και στις περιόδους συστολής. Η περίοδος ενός επιχειρηματικού κύκλου μπορεί να κυμαίνεται από ένα έως τριάντα έτη. Η διάρκεια και το επίπεδο της διακύμανσης της ζήτησης λόγω του κύκλου των επιχειρήσεων είναι αρκετά δύσκολο να προβλεφθούν.

4. Τυχαίες ή ακανόνιστες μεταβολές

Αφορούν τις ασταθείς διακυμάνσεις των δεδομένων που δεν μπορούν να αποδοθούν στην τάση, στους εποχιακούς ή στους κυκλικούς παράγοντες. Σε πολλές περιπτώσεις, η κύρια αιτία των μεταβολών αυτών μπορεί να απομονωθεί ύστερα από λεπτομερή ανάλυση των δεδομένων. Αυτές οι διακυμάνσεις μπορεί να οφείλονται σε πληθώρα παραγόντων, όπως πχ ξαφνικές αλλαγές στις καιρικές συνθήκες, απεργίες κλπ. Η τυχαιότητα επομένως, των παραγόντων που αναφέρθηκαν, δυσκολεύει αρκετά την πρόβλεψη τους και κατά προέκταση την επίπτωση τους, παραδείγματος χάριν στη ζήτηση. Ωστόσο, οι επιδράσεις αυτές είναι δυνατόν να εξαλειφθούν με εξομάλυνση των δεδομένων των χρονοσειρών.



Σχήμα 2.5: Διάγραμμα που αφορά τυχαίες μεταβολές συναρτήσει του χρόνου

Με την ανάλυση μιας χρονοσειράς διακρίνονται τα βασικά στοιχεία της όπως η τάση, η εποχικότητα και η κυκλικότητα. Παρακάτω περιγράφεται η διαδικασία αυτή:

Ανάλυση της χρονοσειράς στα στοιχεία της

1. Εύρεση του στοιχείου εποχικότητας
2. Αφαίρεση του στοιχείου εποχικότητας (deseasonalize)
3. Εύρεση του στοιχείου τάσης

Πρόβλεψη των μελλοντικών τιμών του κάθε στοιχείου

1. Πρόβλεψη του στοιχείου τάσης στο μέλλον
2. Πολλαπλασιασμός του στοιχείου τάσης με το στοιχείο εποχικότητας

Στις περιπτώσεις των βραχυπρόθεσμων καταστάσεων δεν επιχειρείται η εξάλειψη των κυκλικών μεταβολών. Επιπλέον, γίνεται η θεώρηση ότι οι τυχαίες μεταβολές είναι μικρές και τείνουν να αλληλοακυρώνονται. Έτσι, ο κύριος στόχος, στις περισσότερες περιπτώσεις, είναι η εξάλειψη των εποχιακών διακυμάνσεων από τις χρονολογικές σειρές. Η διαδικασία αυτή ονομάζεται από-εποχικοποίηση.

Τα μοντέλα σταθερού επιπέδου (constant – level models) δεν λαμβάνουν υπόψη καθόλου την τάση στα δεδομένα. Οι χρονοσειρές έχουν σταθερό μέσο και οι προβλέψεις είναι ευθείες γραμμές.

2.5 Σφάλματα Προβλέψεων

Η αξιολόγηση της ορθής επιλογής του μοντέλου πρόβλεψης βασίζεται στον υπολογισμό των σφαλμάτων της πρόβλεψης. Τα σφάλματα διακρίνονται σε συστηματικά (bias errors) και τυχαία (random errors). Τα συστηματικά σφάλματα οφείλονται σε συστηματικά λάθη του μοντέλου, δηλαδή η πρόβλεψη είναι πάντα μεγαλύτερη ή πάντα μικρότερη από την πραγματική τιμή.

Τα τυχαία λάθη είναι αποτέλεσμα μη προβλέψιμων παραγόντων που προκαλούν απόκλιση της πρόβλεψης από την πραγματική τιμή. Το σφάλμα της πρόβλεψης υπολογίζεται από τη διαφορά μεταξύ της προβλεπόμενης και της πραγματικής τιμής για μία δεδομένη περίοδο, δηλαδή ισχύει:

$$e_t = D_t - F_t \quad (2.1)$$

Όπου D_t πραγματική τιμή της περιόδου t , F_t προβλεπόμενη τιμή της περιόδου t και e_t το σφάλμα της πρόβλεψης.

Για την μέτρηση των σφαλμάτων πρόβλεψης χρησιμοποιούνται διάφορα κριτήρια όπως η μέση απόκλιση, η μέση απόλυτη απόκλιση (mean absolute deviation), το μέσο τετραγωνικό σφάλμα (mean square error) και η τυπική απόκλιση σφαλμάτων (error standard deviation).

$$\text{Μέση Απόκλιση} = \frac{1}{N} \sum_{t=1}^N e_t \quad (2.2)$$

$$\text{Μέση Απόλυτη Απόκλιση} = \frac{1}{N} \sum_{t=1}^N |e_t| \quad (2.3)$$

$$\text{Μέσο Τετραγωνικό Σφάλμα} = \frac{1}{N} \sum_{t=1}^N e_t^2 \quad (2.4)$$

$$\text{Τυπική Απόκλιση Σφαλμάτων} = \sqrt{\frac{\sum_{t=1}^N e_t^2}{N-1}} \quad (2.5)$$

Για να είναι εφικτή η σύγκριση των αποκλίσεων στις προβλεπόμενες τιμές ανεξάρτητα από το μέγεθος των διαθέσιμων παρατηρήσεων, πραγματοποιείται ποσοστιαία αναγωγή των αποκλίσεων σύμφωνα με την παρακάτω σχέση:

$$PE_t = \left(\frac{Y_t - F_t}{Y_t} \right) \times 100 \quad (2.6)$$

Τέλος, το μέσο ποσοστιαίο σφάλμα (mean percentage error) και το απόλυτο μέσο ποσοστιαίο σφάλμα (mean absolute percentage error) υπολογίζονται ως εξής:

$$MPE = \frac{1}{n} \sum_{t=1}^n PE_t \quad (2.7)$$

$$MAPE = \frac{1}{n} \sum_{t=1}^n |PE_t| \quad (2.8)$$

3

Μαθηματικά Μοντέλα Πρόβλεψης

Σε αυτό το κεφάλαιο γίνεται εκτενής αναφορά στα μαθηματικά μοντέλα που χρησιμοποιούνται στις μεθόδους πρόβλεψης. Οι βασικότερες μέθοδοι πρόβλεψης είναι οι μέθοδοι κινούμενων μέσων, μέθοδοι εκθετικής εξομάλυνσης και μέθοδοι παλινδρόμησης. Παράλληλα για κάθε μέθοδο παρατίθεται παράδειγμα εφαρμογής σε ένα σύνολο δεδομένων.

3.1 Μέθοδοι Κινητών Μέσων (Moving Averages).

Οι μέθοδοι κινητών μέσων παρέχουν μια απλή και εύκολα εφαρμόσιμη μέθοδο, για την «εξομάλυνση» των διαθέσιμων δεδομένων και στοχεύουν στην δημιουργία κατάλληλου μοντέλου πρόβλεψης. Στόχος της διαδικασίας των μεθόδων αυτών είναι η εκτίμηση και η προσέγγιση του στοιχείου της εποχικότητας των δεδομένων.

3.1.1 Απλός κινητός μέσος (Simple Moving Average).

Η βασική ιδέα της μεθόδου των κινούμενων μέσων είναι ότι οι τιμές των διαδοχικών παρατηρήσεων ή των παρατηρήσεων που απέχουν μικρά διαστήματα μεταξύ τους, είναι πιθανό να έχουν μικρές αποκλίσεις. Επομένως, ο μέσος όρος των τιμών ενός συνόλου παρατηρήσεων, είναι δυνατόν να αποτελέσει μια αξιόπιστη εκτίμηση της εποχικότητας των δεδομένων, εξαλείφοντας έτσι ως ένα βαθμό την τυχαιότητα που υπεισέρχεται στο σύνολο αυτό.

Ο όρος «κινητός μέσος» χρησιμοποιείται για να περιγράψει τη διαδικασία, όπου κάθε μέσος όρος υπολογίζεται με την απόρριψη της προγενέστερης τιμής και την εισαγωγή της επόμενης παρατήρησης. Η μέθοδος αυτή χρησιμοποιεί περιττό αριθμό δεδομένων. Έστω k περιττός ακέραιος αριθμός παρατηρήσεων. Ο μέσος όρος υπολογίζεται από τον παρακάτω τύπο:

$$T_t = \frac{1}{k} \sum_{j=-m}^m Y_{t+j} \quad (3.1)$$

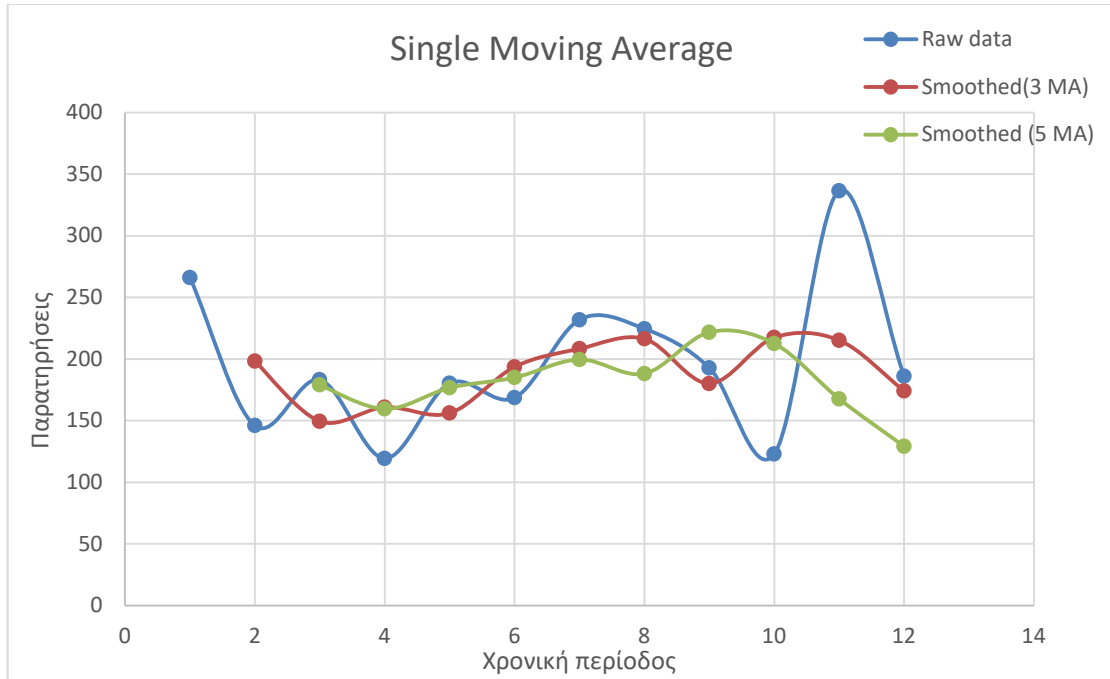
όπου $m = (k - 1) / 2$ είναι τα ημιεύρη των διαστημάτων των παρατηρήσεων.

Είναι πολύ σημαντική η επιλογή κατάλληλου παραθύρου δεδομένων που θα συμπεριληφθούν στον υπολογισμό. Όσο μεγαλύτερο είναι το επιλεγμένο διάστημα, τόσο περισσότερο εξομαλύνεται η τυχαιότητα των δεδομένων. Στην περίπτωση όμως που υπάρχει κάποια τάση είτε αύξουσα, είτε φθίνουσα στα δεδομένα συναρτήσει του χρόνου, η επιλογή μεγάλου παραθύρου υπολογισμού θα οδηγήσει σε εξομάλυνση της τάσης των δεδομένων. Επομένως σε αυτές τις περιπτώσεις, συνίσταται η επιλογή ενός μικρότερου αριθμού δεδομένων, το οποίο όμως θα παρουσιάζει μεγαλύτερη διακύμανση.

Παρακάτω παρατίθεται αριθμητικό παράδειγμα της μεθόδου. Δίνεται ο πίνακας των παρατηρήσεων και οι τιμές που προκύπτουν χρησιμοποιώντας τη μέθοδο του απλού κινούμενου μέσου, λαμβάνοντας αντίστοιχα 3 και 5 σημεία.

Πίνακας 3.1: Αριθμητικό παράδειγμα Απλού κινούμενου μέσου

Χρονική Περίοδος	Παρατηρήσεις	$Y_t(3 \text{ MA})$	$Y_t(5 \text{ MA})$
1	266		
2	145,9	198,33	
3	183,1	149,43	178,92
4	119,3	160,9	159,42
5	180,3	156,03	176,6
6	168,5	193,53	184,88
7	231,8	208,27	199,58
8	224,5	216,36	188,1
9	192,8	180,07	221,7
10	122,9	217,4	212,52
11	336,5	215,1	167,62
12	185,9	174,13	129,06



Σχήμα 3.1: Διαγραμματική απεικόνιση του αριθμητικού παραδείγματος απλού κινούμενου μέσου

3.1.2 Σταθμισμένος κινητός μέσος (Weighted Moving Average)

Σε αντίθεση με τον απλό κινητό μέσο που προσδίδει την ίδια βαρύτητα σε κάθε παρατήρηση, ο σταθμισμένος κινητός μέσος παρέχει τη δυνατότητα στάθμισης κάθε ιστορικού στοιχείου με διαφορετικό βάρος. Το άθροισμα όλων των σταθμίσεων (βάρη) θα πρέπει να ισούται με 1. Ο τύπος υπολογισμού του σταθμισμένου μέσου παρουσιάζεται παρακάτω:

$$T_t = \sum_{j=-m}^m a_j Y_{t+j} \quad (3.2)$$

Όπου m αποτελεί το ημιέυρος των παρατηρήσεων $m = (k - 1) / 2$ και a_j τα βάρη.

Η μέθοδος του απλού κινητού μέσου μπορεί να θεωρηθεί σαν μια υποπερίπτωση του σταθμισμένου κινητού μέσου, όπου τα βάρη θέτονται ίσα με $1/k$. Οι τιμές των συντελεστών a_j εξαρτώνται από τον αριθμό των σημείων που εισάγονται στη μέθοδο. Παρακάτω παρατίθεται πίνακας με τις τιμές των συντελεστών.

Πίνακας 3.2: Συντελεστές της μεθόδου σταθμισμένου κινούμενου μέσου

Name	a_0	a_1	a_2	a_3	a_4	a_5	a_6	a_7	a_8	a_9	a_{10}	a_{11}
3 MA	.333	.333										
5 MA	.200	.200	.200									
2 × 12 MA	.083	.083	.083	.083	.083	.083	.042					
3 × 3 MA	.333	.222	.111									
3 × 5 MA	.200	.200	.133	.067								
S15 MA	.231	.209	.144	.066	.009	-.016	-.019	-.009				
S21 MA	.171	.163	.134	.037	.051	.017	-.006	-.014	-.014	-.009	-.003	
H5 MA	.558	.294	-.073									
H9 MA	.330	.267	.119	-.010	-.041							
H13 MA	.240	.214	.147	.066	.000	-.028	-.019					
H23 MA	.148	.138	.122	.097	.068	.039	.013	-.005	-.015	-.016	-.011	-.004

S = Spencer's weighted moving average

H = Henderson's weighted moving average

3.2 Μέθοδοι Εκθετικής Εξομάλυνσης (Exponential Smoothing methods).

Η εκθετική εξομάλυνση συνιστά μια από τις πιο γνωστές και ευρέως εφαρμόσιμες τεχνικές πρόβλεψης. Βασίζεται στην θεώρηση ότι τα πιο πρόσφατα δεδομένα έχουν μεγαλύτερη βαρύτητα, σε σχέση με τα προγενέστερα, τα οποία λαμβάνουν μικρότερη βαρύτητα. Εφαρμόζεται κυρίως στο βραχυπρόθεσμο προγραμματισμό και γενικά σε περιπτώσεις όπου ο χρονικός ορίζοντας της πρόβλεψης είναι σχετικά μικρός, ενώ δεν εξετάζεται η αιτιοκρατική συσχέτιση των μεταβλητών και των παραγόντων που τα διαμορφώνουν. Βασικό πλεονέκτημα των μεθόδων αυτών είναι η ευκολία εφαρμογής τους και οι μικρές απαιτήσεις σε υπολογιστικό χρόνο και όγκου δεδομένων στην μνήμη.

3.2.1 Απλή Εκθετική εξομάλυνση (Single exponential smoothing)

Η απλή εκθετική εξομάλυνση συνιστά το απλούστερο από τα μοντέλα εκθετικής εξομάλυνσης με εφαρμογή στις περιπτώσεις, όπου τα δεδομένα δεν παρουσιάζουν στοιχεία τάσης, εποχικότητας ή κυκλικότητας. Οι τιμές της μεταβλητής κυμαίνονται γύρω από τη μέση τιμή της, εξαιτίας τυχαίων παραγόντων. Το μοντέλο χρησιμοποιεί την προηγούμενη πρόβλεψη καθώς και την αντίστοιχη πραγματική τιμή της μεταβλητής για την ίδια χρονική στιγμή, με σκοπό την εκτίμηση της τιμής της μεταβλητής για την επόμενη χρονική στιγμή. Αποτελεί στην ουσία, μια εξέλιξη της μεθόδου του κινούμενου μέσου, αφού εξομαλύνει τα δεδομένα του παρελθόντος, ώστε να αντιμετωπιστεί η

τυχαιότητα που υπεισέρχεται στα δεδομένα. Ο τύπος της μεθόδου παρουσιάζεται παρακάτω:

$$F_t = F_{t-1} + a(Y_{t-1} - F_{t-1}) \quad (3.3)$$

Όπου F_t η τιμή πρόβλεψης για τη χρονική στιγμή t

F_{t-1} η τιμή πρόβλεψης για τη χρονική στιγμή $t-1$

Y_{t-1} η τιμή που μετρήθηκε τη χρονική στιγμή $t-1$

a παράμετρος εξομάλυνσης

Η παραπάνω εξίσωση μπορεί να γραφτεί επίσης και ως εξής:

$$F_{t+1} = aY_t + (1-a)F_t \quad (3.4)$$

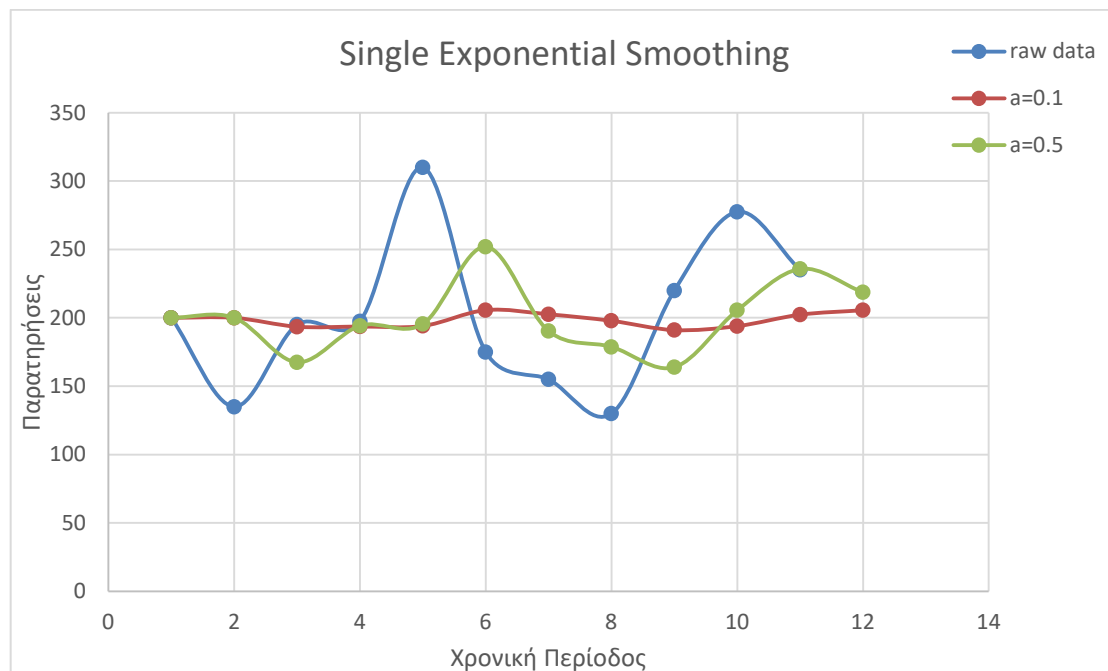
Η τιμή της προς πρόβλεψη μεταβλητής F_{t+1} υπολογίζεται με βάση την πιο πρόσφατη παρατήρηση Y_t πολλαπλασιασμένη με τον συντελεστή a και την πιο πρόσφατη πρόβλεψη F_t με τον συντελεστή βάρους $(1-a)$. Επομένως, γίνεται κατανοητό ότι δεν απαιτείται η αποθήκευση όλων των ιστορικών δεδομένων, ώστε να χρησιμοποιηθούν στο μοντέλο πρόβλεψης, αλλά αντίθετα αρκεί η αποθήκευση τριών στοιχείων.

Η επιλογή της τιμής της μεταβλητής a καθορίζει σε κάθε περίπτωση το βαθμό εξομάλυνσης των παρατηρήσεων, όπως φαίνεται και στο διάγραμμα του αριθμητικού παραδείγματος που ακολουθεί. Όσο μικρότερη βαρύτητα δίνεται στην πραγματική τιμή, οι τιμές της μεταβλητής F_t που προκύπτουν, είναι περισσότερο εξομαλυμένες. Παρακάτω παρατίθεται αριθμητικό παράδειγμα της μεθόδου για δυο διαφορετικές τιμές της παραμέτρου a .

Πίνακας 3.3: Αριθμητικό παράδειγμα της μεθόδου απλής εκθετικής εξομάλυνσης

Χρονική Περίοδος	Παρατηρήσεις	F_t ($\alpha=0,1$)	F_t ($\alpha=0,5$)
1	200	200	200
2	135	200	200
3	195	193,5	167,5
4	197,5	193,65	194,25
5	310	194,04	195,58
6	175	205,63	252,018
7	155	202,57	190,32
8	130	197,81	178,78
9	220	191,03	163,91
10	277,5	193,93	205,52

Χρονική Περίοδος	Παρατηρήσεις	Ft ($\alpha=0,1$)	Ft ($\alpha=0,5$)
11	235	202,28	235,71
12		205,56	218,64



Σχήμα 3.2 Διαγραμματική απεικόνιση αριθμητικού παραδείγματος απλής εκθετικής εξομάλυνσης

Γενικά, οι τεχνικές εκθετικής εξομάλυνσης είναι ευρέως αποδεκτές για τους εξής λόγους:

1. Η εφαρμογή ενός εκθετικού μοντέλου είναι σχετικά εύκολη
2. Τα μοντέλα γίνονται κατανοητά από τους χρήστες
3. Οι ανάγκες σε υπολογιστική ισχύ είναι μικρές
4. Δεν απαιτείται χώρος αποθήκευσης δεδομένων λόγω μικρής χρήσης ιστορικών δεδομένων
5. Οι έλεγχοι αποτελεσματικότητας του μοντέλου πραγματοποιούνται εύκολα

3.2.2 Γραμμική Μέθοδος Holt

Ο Holt (1957) επέκτεινε την απλή εκθετική μέθοδο εξομάλυνσης σε γραμμική εκθετική εξομάλυνση, ώστε να είναι δυνατός ο συνυπολογισμός της τάσης των δεδομένων. Στην μέθοδο γραμμικής εκθετικής εξομάλυνσης υπεισέρχονται δυο σταθερές α και β (με τιμές 0 και 1) και τρεις εξισώσεις:

$$L_t = \alpha Y_t + (1 - \alpha)(L_{t-1} + b_{t-1}) \quad (3.5)$$

$$b_t = \beta(L_t - L_{t-1}) + (1 - \beta)b_{t-1} \quad (3.6)$$

$$F_{t+m} = L_t + b_t m \quad (3.7)$$

Η μεταβλητή L_t υποδηλώνει μια εκτίμηση του επιπέδου της σειράς στη χρονική στιγμή t και η μεταβλητή b_t υποδηλώνει μια εκτίμηση της κλίσης της σειράς αντίστοιχα την χρονική στιγμή t . Αρχικά, η εξίσωση (3.5) προσαρμόζει τη τιμή της μεταβλητής L_t από την τάση της προηγούμενης περιόδου b_{t-1} , προσθέτοντας την στην προηγούμενη εξομαλυμένη τιμή L_{t-1} . Στη συνέχεια, χρησιμοποιώντας την τιμή L_t , μέσω της εξίσωσης (3.6) ανανεώνεται η τιμή της τάσης και τέλος εφαρμόζεται η εξίσωση (3.7) για να υπολογιστεί η πρόβλεψη για m διαστήματα. Η επιλογή των παραμέτρων πραγματοποιείται με τέτοιο τρόπο ώστε να ελαχιστοποιείται το MSE. Αρχικοποίηση της μεθόδου πραγματοποιείται θέτοντας τις εξής τιμές:

$$b_2 = Y_2 - Y_1 \quad (3.8)$$

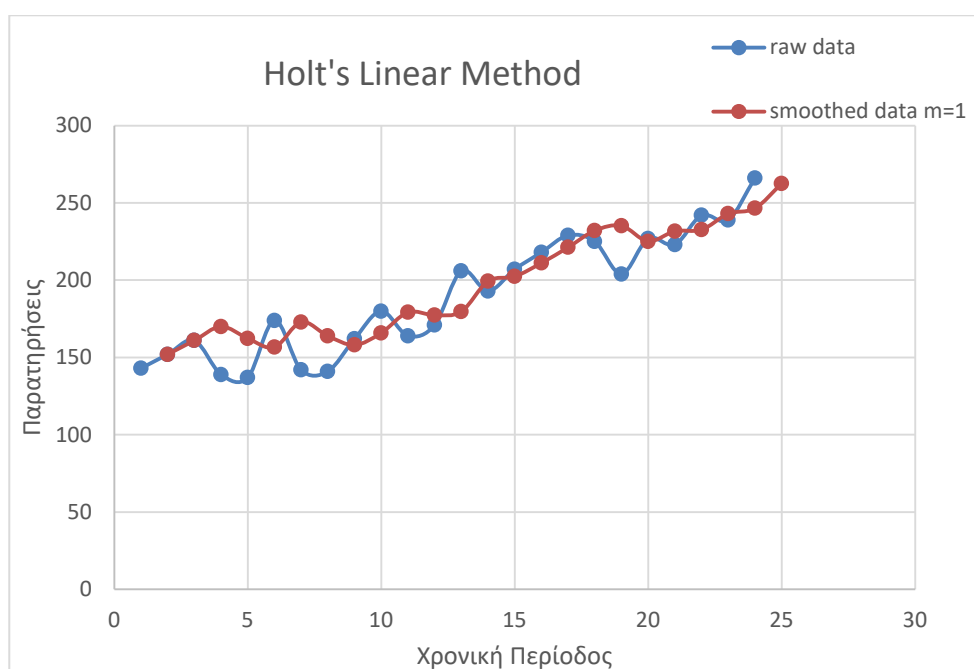
$$L_1 = Y_1 \quad (3.9)$$

Παρακάτω παρατίθεται αριθμητικό παράδειγμα για τη μέθοδο του Holt. Οι παράμετροι της μεθόδου λαμβάνονται ως $\alpha=0,501$, $\beta=0,072$ για χρονικό ορίζοντα πρόβλεψης $m=1$ και υπολογίζονται ελαχιστοποιώντας το κριτήριο MSE.

Πίνακας 3.4: Αριθμητικό παράδειγμα της μεθόδου του Holt

Χρονική Περίοδος	Παρατηρήσεις	L_t	b_t	F_t
1	143	143	9	
2	152	152	9	152
3	161	161	9	161
4	139	154,47	7,88	170
5	137	149,65	6,97	162,35
6	174	165,33	7,59	156,62
7	142	157,43	6,48	172,92
8	141	152,43	5,65	163,91
9	162	160,05	5,79	158,08
10	180	172,93	6,30	165,84
11	164	171,60	5,75	179,24
12	171	174,17	5,53	177,36
13	206	192,88	6,47	179,69
14	193	196,17	6,25	199,35
15	207	204,71	6,41	202,41

Χρονική Περίοδος	Παρατηρήσεις	L_t	b_t	F_t
16	218	214,57	6,66	211,12
17	229	225,12	6,94	221,23
18	225	228,52	6,68	232,06
19	204	219,57	5,56	235,21
20	227	226,07	5,63	225,13
21	223	227,34	5,31	231,69
22	242	237,33	5,65	232,65
23	239	240,99	5,51	242,98
24	266	256,27	6,21	246,49
25				262,48



Σχήμα 3.3: Διαγραμματική απεικόνιση αριθμητικού παραδείγματος της μεθόδου του Holt

3.2.3 Μέθοδος Holt-Winters

Η μέθοδος του Holt επεκτάθηκε από τον Winters (1960), εισάγοντας στο μαθηματικό μοντέλο το στοιχείο της εποχικότητας. Το μοντέλο Holt – Winters απαρτίζεται από τέσσερις εξισώσεις, που λαμβάνουν υπόψη την τάση, την εποχικότητα και τις τυχαίες διακυμάνσεις αντίστοιχα και μοντελοποιείται με δύο διαφορετικούς τρόπους. Η διαφορά εστιάζεται στον τρόπο που μοντελοποιείται το στοιχείο της εποχικότητας, δηλαδή αν αυτό είναι προσθετικό ή πολλαπλασιαστικό.

- **Πολλαπλασιαστικό στοιχείο εποχικότητας**

Οι βασικές εξισώσεις του μοντέλου Holt-Winters είναι οι εξής:

$$Level : L_t = a \frac{Y_t}{S_{t-s}} + (1-a)(L_{t-1} + b_{t-1}) \quad (3.10)$$

$$Trend : b_t = \beta(L_t - L_{t-1}) + (1-\beta)b_{t-1} \quad (3.11)$$

$$Seasonal : S_t = \gamma \frac{Y_t}{L_t} + (1-\gamma)S_{t-s} \quad (3.12)$$

$$Forecast : F_{t+m} = (L_t + b_t m) S_{t-s+m} \quad (3.13)$$

Όπου s είναι το μέγεθος της εποχικότητας (δηλαδή αριθμός των μηνών ή των τετάρτων ενός χρόνου), το L_t εκφράζει το επίπεδο των σειρών, το b_t την τάση, S_t είναι η συνιστώσα της εποχικότητας και F_{t+m} είναι η πρόβλεψη για m περιόδους.

- **Αθροιστικό στοιχείο εποχικότητας**

Το στοιχείο της εποχικότητας στην μέθοδο Holt – Winters μπορεί να είναι αθροιστικό, ωστόσο αυτή η περίπτωση είναι λιγότερο συνηθισμένη. Οι βασικές εξισώσεις του αθροιστικού Holt-Winters μοντέλου είναι οι εξής:

$$Level : L_t = a(Y_t - S_{t-s}) + (1-a)(L_{t-1} + b_{t-1}) \quad (3.14)$$

$$Trend : b_t = \beta(L_t - L_{t-1}) + (1-\beta)b_{t-1} \quad (3.15)$$

$$Seasonal : S_t = \gamma(Y_t - L_t) + (1-\gamma)S_{t-s} \quad (3.16)$$

$$Forecast : F_{t+m} = L_t + b_t m + S_{t-s+m} \quad (3.17)$$

Όπως και στην περίπτωση του μοντέλου του Holt απαιτείται η αρχικοποίηση των μεταβλητών L_t , b_t , και S_t . Για τον δείκτη εποχικότητας απαιτείται η χρησιμοποίηση των δεδομένων μιας ολόκληρης περιόδου s . Επομένως, η μεταβλητή L_t θα αρχικοποιηθεί στην περίοδο s , σύμφωνα με τον παρακάτω τύπο:

$$L_s = \frac{1}{s}(Y_1 + Y_2 + \dots + Y_s) \quad (3.18)$$

Η μεταβλητή της τάσης αρχικοποιείται χρησιμοποιώντας τα δεδομένα δυο περιόδων, ως εξής:

$$b_s = \frac{1}{s} \left[\frac{Y_{s+1} - Y_1}{s} + \frac{Y_{s+2} - Y_2}{s} + \dots + \frac{Y_{s+s} - Y_s}{s} \right] \quad (3.19)$$

Τέλος, υπολογίζονται οι δείκτες εποχικότητας.

$$S_1 = \frac{Y_1}{L_s}, S_2 = \frac{Y_2}{L_s}, \dots, S_s = \frac{Y_s}{L_s} \quad (3.20)$$

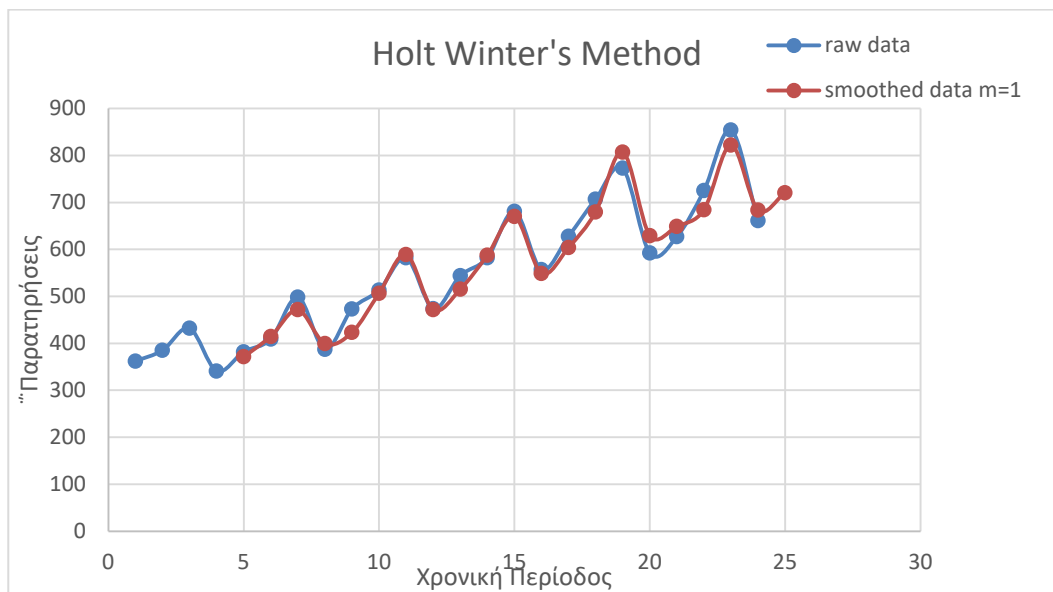
Οι συντελεστές α , β και γ υπολογίζονται ώστε να ελαχιστοποιούν το κριτήριο MSE ή το MAPE.

Παρακάτω παρατίθεται αριθμητικό παράδειγμα της μεθόδου Holt – Winter. Οι τιμές των παραμέτρων λαμβάνονται ως εξής: $\alpha=0,82$, $\beta=0,055$, $\gamma=0$ για χρονικό ορίζοντα $m=1$ και παράμετρο εποχικότητας $s=4$. Οι τιμές των παραμέτρων λήφθηκαν έτσι ώστε να ελαχιστοποιούν το κριτήριο MSE.

Πίνακας 3.5: Αριθμητικό παράδειγμα της μεθόδου των Holt-Winter

Χρονική Περίοδος	Παρατηρήσεις	L_t	b_t	S_t	F_t
1	362			0,952631579	
2	385			1,013157895	
3	432			1,136842105	
4	341	380	9,75	0,897368421	
5	382	398,9704696	10,25712583	0,952631579	371,28
6	409	404,6853828	10,00730413	1,013157895	414,61
7	498	433,8502392	11,06096951	1,136842105	471,44
8	387	433,7180352	10,44534496	0,897368421	399,25
9	473	487,0952648	12,80659862	0,952631579	423,12
10	513	505,1792185	13,09685315	1,013157895	506,48
11	582	513,0841373	12,81129676	1,136842105	589,19
12	474	527,794316	12,91573527	0,897368421	471,92
13	544	565,5885827	14,2840545	0,952631579	515,09
14	582	575,4191526	14,03911284	1,013157895	587,50
15	681	597,3052656	14,47069785	1,136842105	670,12
16	557	619,0967995	14,87334384	0,897368421	548,99
17	628	654,6803717	16,01240639	0,952631579	603,94
18	707	692,9356091	17,2357621	1,013157895	679,52

Χρονική Περίοδος	Παρατηρήσεις	L_t	b_t	S_t	F_t
19	773	685,3928839	15,8729453	1,136842105	807,35
20	592	667,18738	13,99863059	0,897368421	629,29
21	627	662,3184543	12,960915	0,952631579	648,92
22	725	708,3295073	14,77867258	1,013157895	684,16
23	854	746,1465094	16,04578071	1,136842105	822,059
24	661	741,2051694	14,89148907	0,897368421	683,97
25					720,28



Σχήμα 3.4: Διαγραμματική απεικόνιση αριθμητικού παραδείγματος της μεθόδου των Holt-Winter

3.3 Μέθοδοι Παλινδρόμησης (Regression methods).

Η παλινδρόμηση ορίζεται ως η συναρτησιακή σχέση μεταξύ δύο συσχετισμένων μεταβλητών. Χρησιμοποιείται για την πρόβλεψη μίας μεταβλητής με βάση τις τιμές μιας άλλης. Στην περίπτωση που η συσχετιζόμενη μεταβλητή είναι μία, τότε έχουμε την περίπτωση της απλής παλινδρόμησης, ενώ στην περίπτωση που το μοντέλο περιγράφεται από περισσότερες μεταβλητές, εφαρμόζεται η μέθοδος πολλαπλής παλινδρόμησης.

3.3.1 Απλή παλινδρόμηση (Single Regression)

Ο όρος απλή παλινδρόμηση αναφέρεται στην μέθοδο παλινδρόμησης μιας απλής μεταβλητής Y (μεταβλητή πρόβλεψης, εξαρτώμενη μεταβλητή) στη μεταβλητή X (ανεξάρτητη μεταβλητή). Το σύνολο των δεδομένων εκφράζεται ως:

$$(X_i, Y_i) \quad (3.21)$$

Όπου $i=1,2,3,\dots,n$.

- **Γραμμική Παλινδρόμηση**

Μια ειδική περίπτωση της μεθόδου απλής παλινδρόμησης, είναι η γραμμική παλινδρόμηση. Σε αυτή την περίπτωση η σχέση των δυο μεταβλητών είναι γραμμική. Η ευθεία της γραμμικής παλινδρόμησης ακολουθεί τον τύπο:

$$Y = a + bX + e \quad (3.22)$$

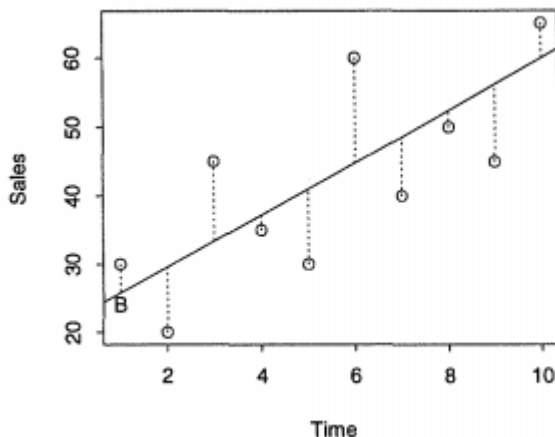
Όπου Y είναι η εξαρτημένη μεταβλητή, a σταθερά (αρχή της ευθείας), b (κλίση της ευθείας), X ανεξάρτητη μεταβλητή και e είναι ο όρος του σφάλματος.

Η γραμμική παλινδρόμηση ενδείκνυται για μακροπρόθεσμες προβλέψεις και ολικό προγραμματισμό. Για παράδειγμα, είναι πολύ χρήσιμη για την πρόβλεψη της ζήτησης μιας ομάδας προϊόντων. Παρ' ότι η ζήτηση για τα επιμέρους προϊόντα μπορεί να ποικίλει μέσα στην καθορισμένη χρονική περίοδο, η ζήτηση για τη συνολική ομάδα προϊόντων θα είναι ομαλή. Ο κύριος περιορισμός της μεθόδου αυτής, αποτελεί η υπόθεση πως τα δεδομένα του παρελθόντος και οι προβλέψεις, ακολουθούν μια ευθεία γραμμή. Παρ' όλο που το γεγονός αυτό περιορίζει την εφαρμογή της μεθόδου γραμμικής παλινδρόμησης, σε ορισμένες περιπτώσεις μπορεί να χρησιμοποιηθεί για μικρό χρονικό ορίζοντα πρόβλεψης.

Η γραμμική παλινδρόμηση χρησιμοποιείται και για προβλέψεις με ανάλυση χρονοσειρών και για προβλέψεις με αιτιοκρατικές σχέσεις. Όταν η εξαρτημένη μεταβλητή μεταβάλλεται με το χρόνο, τότε είναι ανάλυση χρονοσειρών. Αν μια μεταβλητή μεταβάλλεται εξαιτίας της μεταβολής μια άλλης μεταβλητής, τότε η σχέση μεταξύ τους θεωρείται αιτιοκρατική.

- **Μέθοδος Ελαχίστων Τετραγώνων**

Η μέθοδος των ελαχίστων τετραγώνων επιβάλλει μία ευθεία γραμμή στα δεδομένα που ελαχιστοποιεί το άθροισμα των τετραγώνων της κάθετης απόστασης μεταξύ των πραγματικών δεδομένων και των αντίστοιχων σημείων της ευθείας, όπως φαίνεται στο Σχήμα 3.5.



Σχήμα 3.5: Διαγραμματική απεικόνιση των αποκλίσεων σημείων από την ευθεία προσαρμογής

Σκοπός της μεθόδου είναι ο υπολογισμός των παραμέτρων a και b , ώστε να ελαχιστοποιείται η παρακάτω συνάρτηση:

$$\hat{Y} = a + bX \quad (3.23)$$

Οι αποκλίσεις των σημείων υπολογίζονται από την εξίσωση:

$$e_i = Y_i - \hat{Y}_i \quad (3.24)$$

Ο υπολογισμός των παραμέτρων a και b , που ελαχιστοποιούν την συνάρτηση (3.23), πραγματοποιείται με την παραγωγή ως προς a και b και θέτοντας τις παραγώγους ίσους με 0.

$$\frac{\partial \sum_{i=1}^n (y - (a + bX_i))^2}{\partial a} = -2 \sum_{i=1}^n (y_i - (a + bX_i)) = 0 \Rightarrow a = \frac{\sum_{i=1}^n y_i - b \sum_{i=1}^n X_i}{n} \quad (3.25)$$

$$\frac{\partial \sum_{i=1}^n (y - (a + bX_i))^2}{\partial b} = -2 \sum_{i=1}^n (y_i - (a + bX_i))X_i = 0 \Rightarrow b = \frac{\sum_{i=1}^n y_i X_i - a \sum_{i=1}^n X_i}{\sum_{i=1}^n X_i^2} \quad (3.26)$$

Λύνοντας τις δύο εξισώσεις προκύπτουν οι παρακάτω τύποι υπολογισμού των δύο παραμέτρων:

$$a = \bar{y} - b\bar{X} \quad (3.27)$$

$$b = \frac{\sum_{i=1}^n Y_i X_i - n \bar{X} \bar{Y}}{\sum_{i=1}^n X_i^2 - n \bar{X}^2} \quad (3.28)$$

όπου \bar{X} η μέση τιμή των μεταβλητών X_i , \bar{Y} η μέση τιμή των μεταβλητών Y_i και n ο αριθμός των παρατηρήσεων.

Μετά την ολοκλήρωση του μοντέλου παλινδρόμησης, είναι σκόπιμη η σύγκριση των πραγματικών τιμών, με αυτές που υπολογίστηκαν. Οι τιμές Y που υπολογίστηκαν, ορίζονται ως \hat{Y} και προκύπτει ο παρακάτω τύπος:

$$Y_i = (a + bX_i) + e_i = \hat{Y}_i + e_i \quad (3.29)$$

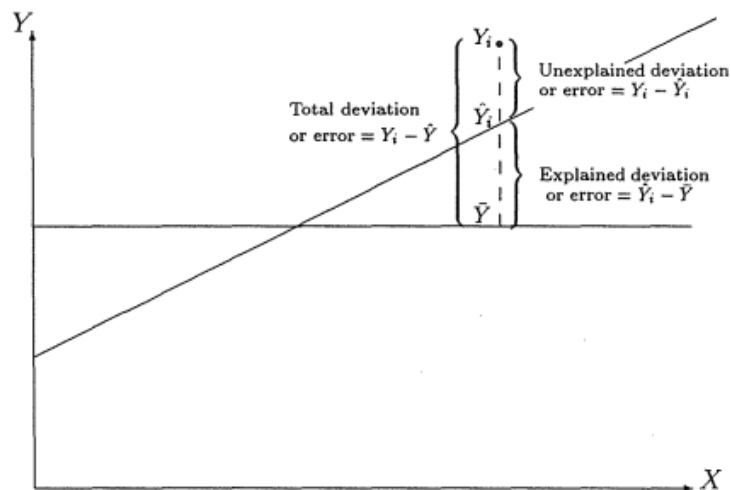
Η συσχέτιση των δυο μεταβλητών (Y_i, \hat{Y}_i) πραγματοποιείται με βάση την παράμετρο R^2 , ο τύπος υπολογισμού της οποίας παρουσιάζεται παρακάτω:

$$R^2 = \frac{\text{variance in the } \hat{Y} \text{ values}}{\text{variance in the } Y \text{ values}} \quad (3.30)$$

Η παράμετρος αυτή παίρνει τιμές μεταξύ 0 και 1 και αποτελεί δείκτη της γραμμικής συσχέτισης των μεταβλητών. Αν η απόκλιση μεταξύ των πραγματικών τιμών του Y και των αντίστοιχων εκτιμήσεων ήταν 0 τότε θα πρόεκυπτε τιμή ίση με την μονάδα. Αν ο συντελεστής προσδιορισμού έχει τιμή κοντά στο 0, τότε η ευθεία συσχέτισης $Y = a + bX$ εξηγεί ελάχιστα τις αποκλίσεις, δηλαδή η ευθεία και η αντίστοιχη γραμμική σχέση που αυτή εκφράζει, είναι ακατάλληλη για να εξηγήσει τη σχέση που συνδέει τις δυο μεταβλητές.

Για κάθε τιμή Y_i υπολογίζεται αντίστοιχα η συνολική απόκλιση $(Y_i - \bar{Y})$, που δείχνει πόσο μακριά είναι η κάθε τιμή Y_i από τον μέσο όρο των Y . Η συνολική τυπική απόκλιση μπορεί να αναλυθεί στους εξής δυο όρους, όπως φαίνεται παρακάτω:

$$\begin{array}{ccccc} (Y_i - \bar{Y}) & = & (Y_i - \hat{Y}_i) & + & (\hat{Y}_i - \bar{Y}). \\ \uparrow & & \uparrow & & \uparrow \\ \text{total} & & \text{unexplained} & & \text{explained} \\ \text{deviation} & & \text{deviation} & & \text{deviation} \end{array} \quad (3.31)$$



Σχήμα 3.6: Σχηματικό διάγραμμα της ανάλυσης της συνολικής τυπικής απόκλισης

Όλα τα παραπάνω εφαρμόζονται στην περίπτωση που οι μεταβλητές έχουν γραμμική σχέση μεταξύ τους. Ωστόσο υπάρχουν και περιπτώσεις, όπου αντί να εφαρμόζεται σε ολόκληρο το σύνολο των δεδομένων μια ευθεία γραμμή, εφαρμόζονται διαδοχικά μια σειρά από ευθείες γραμμές. Επομένως, προκύπτει για ολόκληρο το σύνολο των τιμών μια καμπύλη, εκφράζοντας τη μη-γραμμική σχέση των μεταβλητών.

3.3.2 Πολλαπλή παλινδρόμηση (Multiple Regression)

Στη μέθοδο της πολλαπλής παλινδρόμησης εξετάζεται η προς πρόβλεψη μεταβλητή Y_i , η οποία εξαρτάται από πολλές μεταβλητές X_i . Η γενική μορφή της εξίσωσης παρουσιάζεται στον παρακάτω τύπο:

$$Y = b_0 + b_1X_1 + b_2X_2 + \dots + b_kX_k + e \quad (3.32)$$

Είναι σημαντικό να σημειωθεί ότι δεν είναι αναγκαίο να υπάρχει σχέση αιτίας – αποτελέσματος μεταξύ των δεδομένων και των ανεξάρτητων μεταβλητών.

3.3.3 Autoregressive Moving Average (ARMA)

Τα μοντέλα αυτής της μεθόδου χρησιμοποιούνται κατά κύριο λόγο στην στατιστική ανάλυση και παρέχουν μια λεπτομερή περιγραφή μιας σταθερής στοχαστικής διαδικασίας με τη χρήση δύο πολωνύμων. Η μέθοδος στην ουσία αποτελεί συνδυασμό της μεθόδου αυτοσυσχέτισης – αλληλοεξάρτησης (autoregressive - AR) και της μεθόδου του κινούμενου μέσου όρου (MA).

Έστω μια χρονοσειρά Y_t . Το μοντέλο ARMA αποτελεί εργαλείο για την αρχική κατανόηση και στη συνέχεια την πρόβλεψη των μελλοντικών τιμών της χρονοσειράς αυτής. Το τμήμα της αυτοσυσχέτισης (AR) εκφράζει την παλινδρόμηση της μεταβλητής στις επεξηγηματικές τις μεταβλητές, όπως φαίνεται και από τον παρακάτω τύπο:

$$Y = b_o + b_1 X_1 + b_2 X_2 + \dots + b_p X_p + e_t \quad (3.33)$$

όπου Y είναι η προς πρόβλεψη μεταβλητή, X_i οι «επεξηγηματικές» (explanatory) μεταβλητές, b_i οι όροι της γραμμικής παλινδρόμησης, και e_t είναι ο όρος του σφάλματος. Θέτοντας, τις επεξηγηματικές μεταβλητές X_i , ως τις προηγούμενες τιμές της Y , δηλαδή: $X_1 = Y_{t-1}$, $X_2 = Y_{t-2}$ και $X_p = Y_{t-p}$ η παραπάνω εξίσωση γίνεται ως εξής:

$$Y = b_o + b_1 Y_{t-1} + b_2 Y_{t-2} + \dots + b_p Y_{t-p} + e_t \quad (3.34)$$

Η εξίσωση (3.34) είναι επίσης μια εξίσωση παλινδρόμησης με τη διαφορά ότι δεν χρησιμοποιούνται επεξηγηματικές μεταβλητές (explanatory variables), αλλά προηγούμενες παρελθοντικές παρατηρήσεις (time lagged). Κατά αυτό τον τρόπο διαμορφώνονται οι εξισώσεις αυτοσυσχέτισης (AR).

Ένας διαφορετικός τρόπος παλινδρόμησης, αντί να λαμβάνονται υπόψη οι παρελθοντικές παρατηρήσεις Y_t , αποτελεί η χρήση των παρελθοντικών τιμών των αποκλίσεων, όπως φαίνεται και στον παρακάτω τύπο. Εξισώσεις αυτού του τύπου, όπου πραγματοποιείται συσχέτιση των παρελθοντικών τιμών των αποκλίσεων σε μια χρονοσειρά, ονομάζονται εξισώσεις κινούμενου μέσου (MA).

$$Y = b_o + b_1 e_{t-1} + b_2 e_{t-2} + \dots + b_p e_{t-p} + e_t \quad (3.35)$$

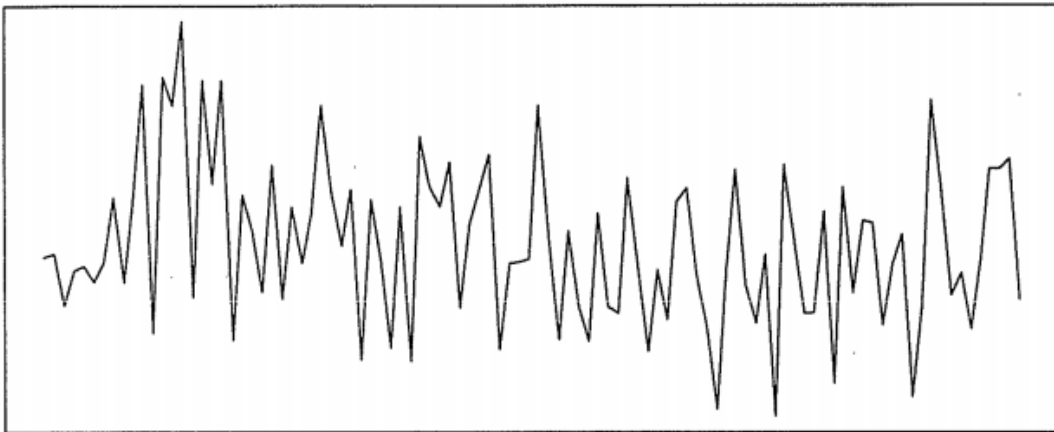
Επομένως, συνολικά το μοντέλο ARMA, αποτελεί ένα συνδυασμό των μεθόδων αυτό-παλινδρόμησης (AR) και της μεθόδου του κινούμενου μέσου (MA). Το μοντέλο συχνά αναφέρεται ως ARMA (p,q), όπου p είναι η τάξη του όρου αυτό-παλινδρόμησης και q η τάξη του όρου του κινητού μέσου.

Είναι βασικό να τονιστεί ότι το συγκεκριμένο μοντέλο μπορεί να εφαρμοστεί στις περιπτώσεις που τα δεδομένα είναι στάσιμα. Στις περιπτώσεις όπου τα δεδομένα δείχνουν μη στασιμότητα, το μοντέλο ARMA, επεκτείνεται στο ARIMA (autoregressive integrated moving average), ώστε να λαμβάνεται υπόψη και η μη-στασιμότητα των δεδομένων.

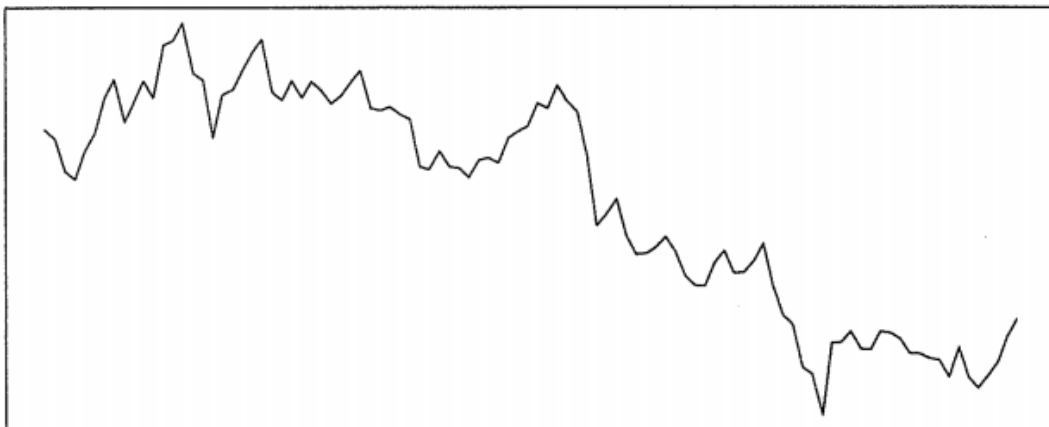
3.3.4 Στασιμότητα Δεδομένων

Με τον όρο στασιμότητα υποδηλώνεται ότι δεν υπάρχει συσχέτιση των δεδομένων με το χρόνο και πιο συγκεκριμένα, η γραφική αναπαράσταση των δεδομένων είναι ευθεία γραμμή ως προς τον άξονα του χρόνου ή παρουσιάζει μια σταθερή διακύμανση. Υπάρχουν δυο είδη στασιμότητας, αυτή που αναφέρεται στον μέσο όρο των τιμών και αυτή που αναφέρεται στην διακύμανση των δεδομένων.

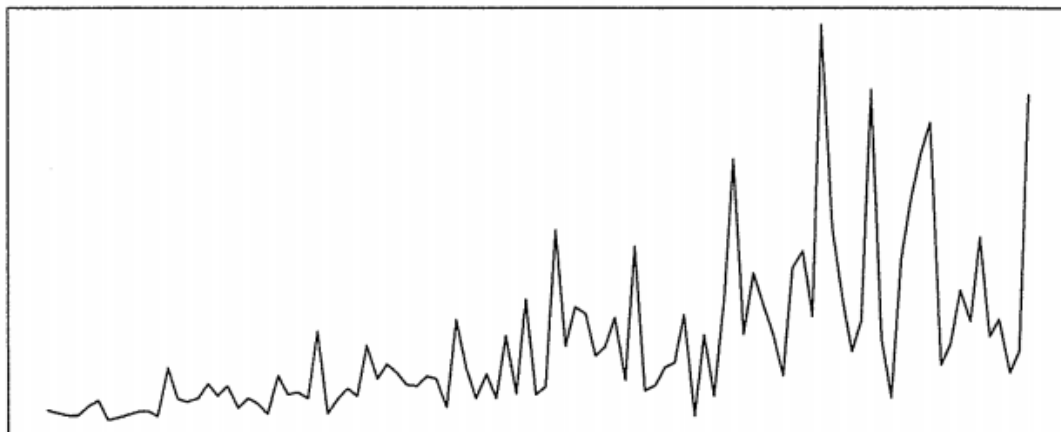
Στο Σχήμα 3.7 παρουσιάζεται ένα παράδειγμα χρονοσειράς με στασιμότητα γύρω από την μέση τιμή, ενώ στο Σχήμα 3.8 και στο Σχήμα 3.9 παρουσιάζονται χρονοσειρές με μη στασιμότητα ως προς τη μέση τιμή και ταυτόχρονη μη στασιμότητα ως προς την μέση τιμή και ως προς την διακύμανση αντίστοιχα.



Σχήμα 3.7: Διάγραμμα σημείων που παρουσιάζουν στασιμότητα γύρω από μια μέση τιμή



Σχήμα 3.8: Διάγραμμα σημείων που παρουσιάζουν μη στασιμότητα ως προς μια μέση τιμή



Σχήμα 3.9: Διάγραμμα σημείων που παρουσιάζουν μη στασιμότητα ως προς μια μέση τιμή και ως προς τη διακύμανση

Στην περίπτωση που τα δεδομένα παρουσιάζουν μη-στασιμότητα, αυτή θα πρέπει να εξαιρείται, ώστε να είναι ξεκάθαρη η συσχέτιση των δεδομένων μεταξύ τους και κατά προέκταση να επιλέγεται η σωστή μέθοδος πρόβλεψης.

Ο πιο συνήθης τρόπος αφαίρεσης της μη-στασιμότητας των δεδομένων είναι η παραγωγή σύμφωνα με τον παρακάτω τύπο:

$$Y'_t = Y_t - Y_{t-1} \quad (3.36)$$

Σε ορισμένες περιπτώσεις τα δεδομένα συνεχίζουν και παρουσιάζουν μη στασιμότητα μετά την πρώτη παραγωγή, επομένως απαιτείται και δεύτερη:

$$Y''_t = Y'_t - Y'_{t-1} = (Y_t - Y_{t-1}) - (Y_{t-1} - Y_{t-2}) = Y_t - 2Y_{t-1} + Y_{t-2} \quad (3.37)$$

Στην πράξη, δεν χρειάζεται παραγωγή τρίτου βαθμού, καθώς τα πραγματικά δεδομένα στις περισσότερες περιπτώσεις εμπεριέχουν μη στασιμότητα μέχρι και δεύτερου βαθμού.

3.3.5 Autoregressive Integrated Moving Average (ARIMA)

Όπως αναφέρθηκε και παραπάνω, το συγκεκριμένο μοντέλο εφαρμόζεται στις περιπτώσεις που τα δεδομένα παρουσιάζουν μη στασιμότητα και απαιτείται παραγωγή, ώστε να εξαλειφθεί η μη στασιμότητα των δεδομένων.

Το AR μέρος του μοντέλου υποδεικνύει ότι η προς πρόβλεψη μεταβλητή παλινδρομεί γύρω από τις παρελθοντικές (time – lagged) τιμές της. Το MA μέρος υποδεικνύει ότι το σφάλμα παλινδρόμησης είναι στην ουσία ένας γραμμικός συνδυασμός των όρων του σφάλματος. Το I μέρος (που αναφέρεται στην παραγωγή)

υποδηλώνει ότι οι τιμές των δεδομένων έχουν αντικατασταθεί με την διαφορά μεταξύ των τιμών τους και των προηγούμενων τιμών. Κάθε ένα «κομμάτι» του μοντέλου αποσκοπεί στην καλύτερη και ακριβέστερη προσέγγιση των δεδομένων.

Τα μη εποχιακά μοντέλα ARIMA στη διεθνή βιβλιογραφία αναφέρονται σαν ARIMA(p,d,q). Όπου p είναι η τάξη (αριθμός χρονικών υστερήσεων), d είναι ο βαθμός των παραγωγίσεων και q είναι η τάξη του μοντέλου του κινούμενου μέσου.

Ο γενικός τύπος του AR(p) μοντέλου παρουσιάζεται παρακάτω:

$$Y_t = c + \varphi_1 Y_{t-1} + \varphi_2 Y_{t-2} + \dots + \varphi_p Y_{t-p} + e_t \quad (3.38)$$

Όπου c είναι ο σταθερός όρος, φ_p είναι οι παράμετροι της αυτό-παλινδρόμησης και e_t είναι ο όρος του σφάλματος.

Υπάρχουν ορισμένοι περιορισμοί στις επιτρεπτές τιμές των παραμέτρων αυτό-παλινδρόμησης και εξαρτώνται από την τάξη του μοντέλου AR. Συγκεκριμένα οι περιορισμοί είναι:

- Για p=1, τότε $-1 < \varphi_1 < 1$
- Για p=2 τότε $-1 < \varphi_2 < 1$, $\varphi_2 + \varphi_1 < 1$ και $\varphi_2 - \varphi_1 < 1$

Για p>3 οι περιορισμοί γίνονται ακόμα πιο πολύπλοκοι και δεν εξετάζονται στα πλαίσια της παρούσας διπλωματικής εργασίας.

Αντίστοιχα, ο γενικός τύπος του MA(q) γράφεται ως εξής:

$$Y_t = c + e_t - \theta_1 e_{t-1} - \theta_2 e_{t-2} - \dots - \theta_q e_{t-q} \quad (3.39)$$

Όπου c είναι ο σταθερός όρος, θ_q είναι οι παράμετροι του κινούμενου μέσου και e_{t-k} , ο όρος του σφάλματος στην χρονική περίοδο $t - k$.

Οι ίδιοι περιορισμοί που εφαρμόστηκαν στο AR μοντέλο, εφαρμόζονται και στο μοντέλο του κινούμενου μέσου.

- Για q=1, τότε $-1 < \theta_1 < 1$
- Για q=2 τότε $-1 < \theta_2 < 1$, και $\theta_2 + \theta_1 < 1$ και $\theta_2 - \theta_1 < 1$

Τα μοντέλα ARIMA υλοποιούνται μεταξύ άλλων μέσω της μεθόδου Box-Jenkins η οποία περιγράφεται στο επόμενο κεφάλαιο.

3.4 Επιλογή μοντέλου πρόβλεψης με βάση τον χρονικό ορίζοντα και την μορφή των δεδομένων.

Ο Πίνακας 3.6 παρουσιάζει συγκριτικά τα διάφορα μοντέλα πρόβλεψης σε σχέση με τον επιθυμητό χρονικό ορίζοντα των προβλέψεων και τη μορφή των δεδομένων. Παρατηρούμε ότι για την πραγματοποίηση βραχυχρόνιων προβλέψεων ή προβλέψεων ενδιάμεσου χρονικού ορίζοντα για δεδομένα με ή χωρίς ύπαρξη τάσης είναι κατάλληλα τόσο τα μοντέλα κινητού μέσου όρου όσο και τα μοντέλα ARIMA, τα οποία σε αντίθεση με τα προηγούμενα μπορούν να διαχειριστούν και δεδομένα με εποχιακές και κυκλικές μεταβολές. Για τη διενέργεια μακροπρόθεσμων προβλέψεων τα πιο κατάλληλα μοντέλα είναι τα μοντέλα παλινδρόμησης, κυρίως λόγω της απλότητας τους. Χρησιμοποιώντας τις παρελθοντικές τιμές της ίδιας της υπό πρόβλεψη παραμέτρου και όχι εξωτερικές επεξηγηματικές μεταβλητές, δεν απαιτείται η αντίστοιχη μελέτη της στατιστικής συμπεριφοράς των μεταβλητών του μοντέλου.

Πίνακας 3.6: Σύγκριση μοντέλων πρόβλεψης σε σχέση με τον χρονικό ορίζοντα της πρόβλεψης και την μορφή των δεδομένων.

		Moving average	Exponential smoothing	Simple regression	Multiple regression	Box-Jenkins
Time horizon	Immediate	x	x			x
	Short term	x	x			x
	Medium term			x	x	x
	Long term			x	x	
Pattern	Horizontal	x	x			x
	Trend	x	x	x	x	x
	Seasonal					x
	Cyclical					x
Type of model	Time series	x	x	x	x	x
	Causal			x	x	x
Accuracy (scale from 0 to 10; 0 smallest, 10 highest)	Predicting pattern	2	3	5	8	10
	Predicting turning points	0	0	0	4	8
Applicability & complexity (0 smallest, 10 highest)	Time required to obtain forecast	1.5	1	2.5	6	7
	Easiness to understand results	9	7	9	7	4

4

Διαδικασία Ανάλυσης Χρονοσειρών

Στο παρόν κεφάλαιο περιγράφεται αναλυτικά η διαδικασία αναγνώρισης και ανάλυσης χρονοσειρών, ώστε να επιλεγεί το κατάλληλο μοντέλο πρόβλεψης. Για το σκοπό αυτό χρησιμοποιείται η μέθοδος Box-Jenkins ARIMA για βραχυπρόθεσμες προβλέψεις και η μέθοδος παλινδρόμησης για μακροπρόθεσμες προβλέψεις. Τέλος, παρουσιάζονται δυο εφαρμογές μεθόδου βραχυπρόθεσμων και μακροπρόθεσμων προβλέψεων σε δεδομένα από αεριοστροβίλους.

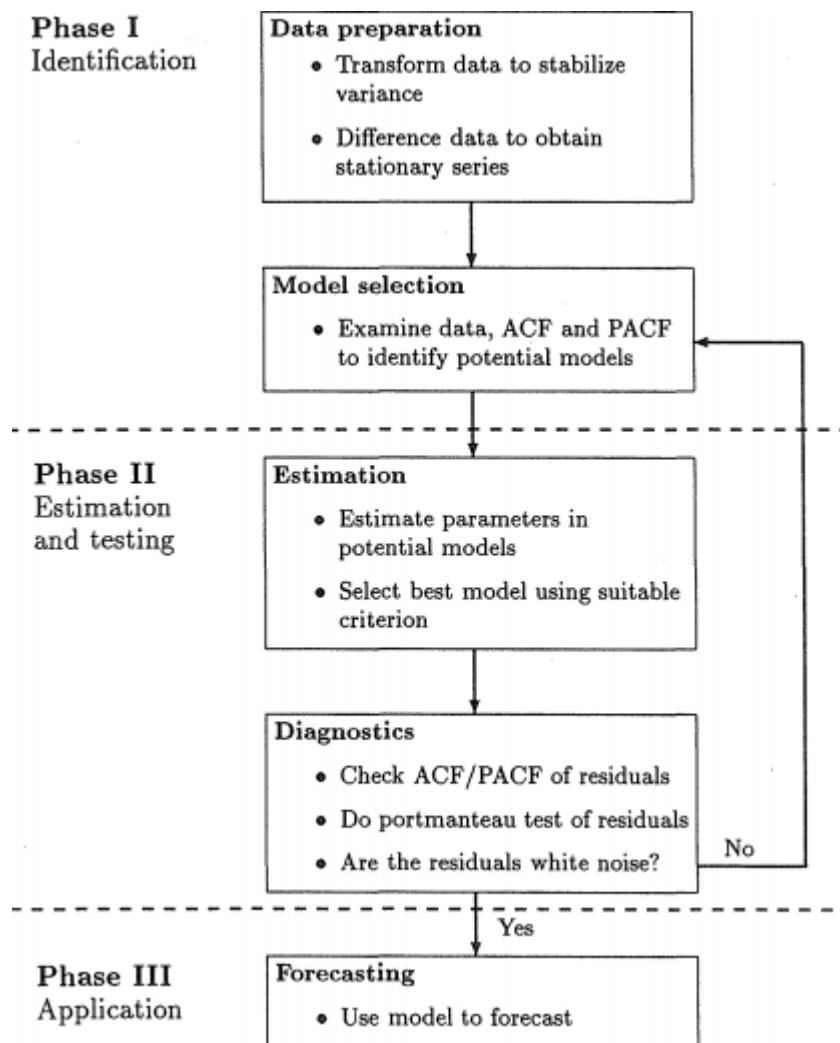
4.1 Μέθοδος Box-Jenkins ARIMA

Η γενική μεθοδολογία στις μεθόδους πρόβλεψης περιλαμβάνει δυο βασικές φάσεις: α) αρχικά την ανάλυση της σειράς δεδομένων και β) την επιλογή του κατάλληλου μοντέλου πρόβλεψης.

Παρόμοια λογική χρησιμοποιεί και η μέθοδος Box-Jenkins, η οποία αποτελείται από τα εξής τρία στάδια: α) αναγνώριση της σειράς δεδομένων, β) εκτίμηση και δοκιμή και τέλος γ) εφαρμογή. Στο Σχήμα 4.1 παρουσιάζονται διαγραμματικά τα τρία αυτά στάδια της μεθόδου.

Η βασική ιδέα βασίζεται στην υπόθεση ότι μια σειρά δεδομένων χαρακτηρίζεται από ένα συγκεκριμένο πρότυπο – μοτίβο, το οποίο πρέπει να διαχωριστεί από την τυχαιότητα που παρουσιάζεται στα δεδομένα, με τη βοήθεια μεθόδων εξομάλυνσης προγενέστερων τιμών.

Πρωταρχικό βήμα προς αυτήν την κατεύθυνση είναι η εφαρμογή μεθόδων διάσπασης των χρονοσειρών, με σκοπό την καλύτερη κατανόηση της συμπεριφοράς της σειράς των δεδομένων και κατ' επέκταση την επίτευξη ακριβέστερων προβλέψεων.



Σχήμα 4.1: Αλγόριθμος μεθόδου Box-Jenkins

4.1.1 Διάσπαση Χρονοσειρών (Time Series Decomposition)

Αντίθετα με τις μεθόδους εξομάλυνσης, που βρίσκουν εφαρμογή πρωτίστως στη διαμόρφωση βραχυχρόνιων προβλέψεων καθώς και σε χρονοσειρές με σχετικά μικρό αριθμό δεδομένων, η διάσπαση χρονοσειρών απαιτεί μεγαλύτερο αριθμό παρατηρήσεων και παρέχει τη δυνατότητα παραγωγής ακόμα και μακροπροθέσμων προβλέψεων. Απαιτεί περισσότερο χρόνο σε σχέση με τις προηγούμενες μεθόδους εξομάλυνσης, παρέχει ωστόσο τη δυνατότητα λεπτομερούς ανάλυσης του τρόπου σύνθεσης των δεδομένων μιας χρονοσειράς.

Η ανάλυση των χρονοσειρών με τη μέθοδο αυτή, στηρίζεται στη διάσπαση των παρατηρήσεων τους σε τέσσερα συνθετικά στοιχεία- συνιστώσες της χρονοσειράς: 1) τη τάση, 2) την εποχικότητα, 3) τη κυκλικότητα και 4) τις ακανόνιστες ή τυχαίες κινήσεις,

έτσι ώστε να είναι δυνατός ο προσδιορισμός της επίδρασης κάθε στοιχείου ξεχωριστά στον τρόπο δημιουργίας των παρατηρήσεων των χρονοσειρών.

Το μαθηματικό μοντέλο που περιγράφει τη διάσπαση των χρονοσειρών περιγράφεται με τον παρακάτω τύπο

$$D_t = f(T_t, S_t, C_t, R_t) \quad (4.1)$$

όπου T_t το στοιχείο της τάσης για την χρονική περίοδο t

S_t το στοιχείο της εποχικότητας για την περίοδο t

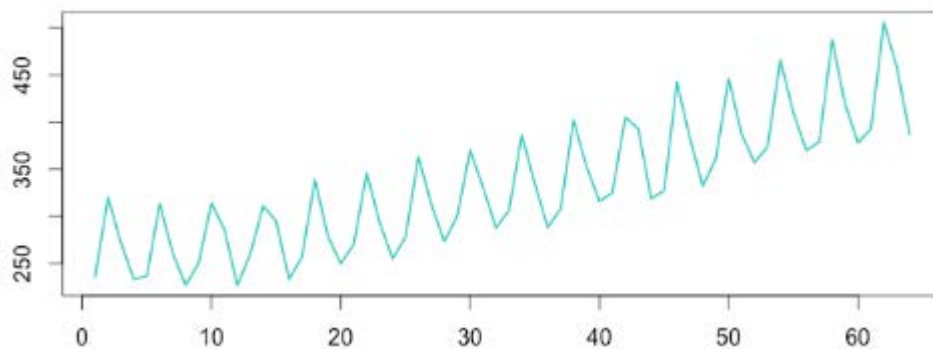
C_t το κυκλικό στοιχείο για την περίοδο t

R_t το στοιχείο για τις τυχαίες διακυμάνσεις για την ίδια χρονική περίοδο

Όπως έχει αναφερθεί και παραπάνω, για την πραγματοποίηση ακριβέστερων προβλέψεων είναι απαραίτητος ο διαχωρισμός των στοιχείων αυτών από τα πρωταρχικά δεδομένα. Στη συνέχεια συνδυάζονται κατάλληλα, ώστε να προκύψει η τελική πρόβλεψη.

Τα στοιχεία της πρόβλεψης μπορούν να συνδυαστούν είτε προσθετικά (Σχήμα 4.2) είτε πολλαπλασιαστικά (Σχήμα 4.3), σύμφωνα με τους παρακάτω τύπους. Ο τύπος για το αθροιστικό μοντέλο είναι:

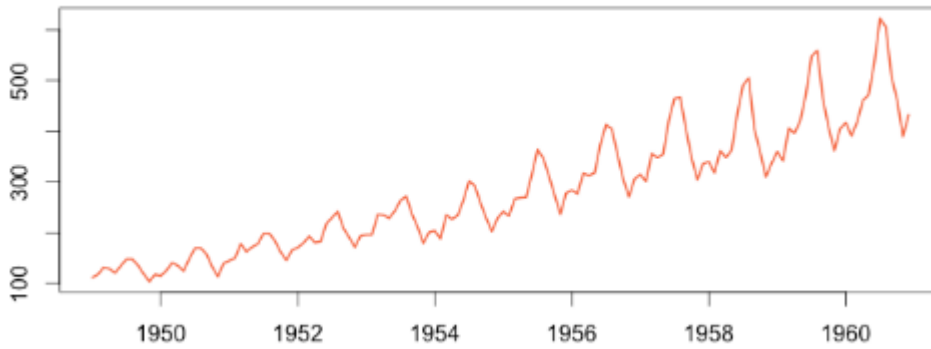
$$D_t = T_t + S_t + C_t + R_t \quad (4.2)$$



Σχήμα 4.2: Διαγραμματική απεικόνιση δεδομένων όπου τα στοιχεία δρουν προσθετικά

Κατ' αντιστοιχία, ο τύπος για το πολλαπλασιαστικό μοντέλο είναι:

$$D_t = T_t \times S_t \times C_t \times R_t \quad (4.3)$$



Σχήμα 4.3: Διαγραμματική απεικόνιση δεδομένων όπου τα στοιχεία δρουν πολλαπλασιαστικά

Το πολλαπλασιαστικό μοντέλο εφαρμόζεται στις περιπτώσεις που τα χαρακτηριστικά της τάσης, εποχικότητας κλπ αλληλεπιδρούν μεταξύ τους, όπως για παράδειγμα στην περίπτωση που μια τιμή υψηλότερης τάσης αυξάνει την εποχική διακύμανση. Το προσθετικό μοντέλο είναι καταλληλότερο στις περιπτώσεις που οι συνιστώσες είναι ανεξάρτητες μεταξύ τους, πχ όταν η ποσότητα της εποχικής διακύμανσης δεν επηρεάζεται από την τιμή της τάσης.

Τα αποτελέσματα της ανάλυσης αυτής μπορούν να χρησιμοποιηθούν για τη διαμόρφωση των προβλέψεων. Η τάση, αναφέρεται στη γενική κατεύθυνση που φαίνεται να ακολουθεί η γραφική απεικόνιση μιας χρονοσειράς σε ένα ευρύ χρονικό διάστημα.

Σε πολλές περιπτώσεις οι τιμές των παρατηρήσεων ορισμένων χρονοσειρών τείνουν να αυξάνονται ή να μειώνονται με έναν αρκετά σταθερό ρυθμό για μεγάλα χρονικά διαστήματα. Η συμπεριφορά αυτή εκφράζεται από την τάση που φανερώνει τη μακροχρόνια εξέλιξη της χρονοσειράς, η οποία μπορεί να είναι ανοδική ή καθοδική. Η τάση μπορεί να οφείλεται συνήθως σε πληθυσμιακές και τεχνολογικές αλλαγές ή σε οικονομικούς παράγοντες, όπως για παράδειγμα τον πληθωρισμό.

Η αποτελεσματική εφαρμογή της μεθόδου διάσπασης χρονοσειρών προϋποθέτει την αναγνώριση ύπαρξης της τάσης και της εποχικότητας στα δεδομένα της χρονοσειράς, ώστε να επιλεγεί και το κατάλληλο μοντέλο πρόβλεψης. Υπάρχουν αρκετές μέθοδοι αναγνώρισης των βασικών χαρακτηριστικών των χρονοσειρών, οι κυριότερες των οποίων είναι η μέθοδος μετασχηματισμού Fourier (FFT – Fast Fourier Transform) και οι συντελεστές αυτοσυσχέτισης και μερικής αυτοσυσχέτισης.

4.1.2 Αναγνώριση εποχικότητας.

Η εποχικότητα ορίζεται ως μοτίβο που επαναλαμβάνεται ανά τακτά χρονικά διαστήματα και μπορεί να αναγνωριστεί με τη βοήθεια του συντελεστή αυτοσυσχέτισης και μερικής αυτοσυσχέτισης την χρονική στιγμή (υστέρηση) που εκδηλώνεται η εποχικότητα. Σημειώνεται ότι, ο συντελεστής αυτοσυσχέτισης είναι σημαντικός σε χρονικές στιγμές (υστερήσεις) που είναι πολλαπλάσια της εποχικότητας.

4.1.3 Εξασφάλιση στασιμότητας δεδομένων.

Στην περίπτωση στασιμότητας τα δεδομένα παλινδρομούν γύρω από μια σταθερή τιμή με διακύμανση η οποία παραμένει σταθερή σε συνάρτηση με το χρόνο. Επομένως, η γραφική απεικόνιση των δεδομένων είναι ιδιαίτερη χρήσιμη για την αναγνώριση της ύπαρξης ή μη στασιμότητας στα δεδομένα. Εκτός από την γραφική απεικόνιση των δεδομένων, ιδιαίτερα χρήσιμη είναι η γραφική απεικόνιση του συντελεστή αυτοσυσχέτισης και μερικής αυτοσυσχέτισης. Οι τιμές του συντελεστή αυτοσυσχέτισης πέφτουν απότομα στο μηδέν, όταν τα δεδομένα είναι στάσιμα, ενώ στην αντίθετη περίπτωση οι τιμές του συντελεστή φθίνουν για αρκετές χρονικές υστερήσεις.

Η μη στασιμότητα των δεδομένων πρέπει να απαλειφθεί πριν την δημιουργία του μοντέλου πρόβλεψης, όπως έχει αναφερθεί και παραπάνω με παραγωγή. Ένα ευρέως γνωστό μοντέλο για μη στάσιμα δεδομένα παρουσιάζεται παρακάτω και ονομάζεται “Random walk model”.

$$Y_t = Y_{t-1} + e_t \quad (4.4)$$

Η διαπίστωση ύπαρξης στασιμότητας μπορεί να επιτευχθεί με διάφορες μεθόδους που έχουν αναπτυχθεί, οι οποίες είναι γνωστές ως unit root tests. Η πιο ευρέως εφαρμόσιμη μέθοδος στην κατηγορία αυτή είναι η Dickey-Fuller η οποία χρησιμοποιεί το παρακάτω μοντέλο παλινδρόμησης:

$$Y'_t = \phi Y'_{t-1} + b_1 Y'_{t-1} + b_2 Y'_{t-2} + \dots + b_p Y'_{t-p} \quad (4.5)$$

Όπου Y'_t είναι η παραγωγίσιμη μεταβλητή $Y_t - Y_{t-1}$. Στις περισσότερες περιπτώσεις, λαμβάνονται τρεις χρονικές υστερήσεις.

4.1.4 Συντελεστής αυτοσυσχέτισης ACF

Ο συντελεστής αυτοσυσχέτισης είναι ένα στατιστικό στοιχείο που μετράει την γραμμική σχέση μεταξύ δυο μεταβλητών. Ως εκ τούτου μπορεί να χρησιμοποιηθεί για τον εντοπισμό των επεξηγηματικών σχέσεων μεταξύ των μεταβλητών αυτών. Συγκρίνοντας για παράδειγμα την παρατήρηση Y_t με την παρατήρηση Y_{t-1} , μπορεί να διαπιστωθεί η συσχέτιση μεταξύ δυο διαδοχικών παρατηρήσεων. Επομένως, χρησιμοποιώντας τον συντελεστή αυτοσυσχέτισης μπορεί να επεκταθεί η σύγκριση μεταξύ παρατηρήσεων που απέχουν περισσότερο από μια χρονικές περιόδους (lags). Ο συντελεστής αυτοσυσχέτισης υπολογίζεται από την παρακάτω σχέση:

$$r_k = \frac{\sum_{t=k+1}^n (Y_t - \bar{Y})(Y_{t-k} - \bar{Y})}{\sum_{t=1}^n (Y_t - \bar{Y})^2} \quad (4.6)$$

Επειδή η σύγκριση των τιμών του συντελεστή αυτοσυσχέτισης για μεγάλο πλήθος παρατηρήσεων, μπορεί να είναι χρονοβόρα και δύσχρηστη, συνήθως χρησιμοποιείται η διαγραμματική απεικόνιση των τιμών του συντελεστή αυτοσυσχέτισης συναρτήσει μερικών χρονικών υστερήσεων. Η γραφική αυτή απεικόνιση παρέχει ένα χρήσιμο εργαλείο ελέγχου ύπαρξης εποχικότητας ή και άλλων μοτίβων στα δεδομένα μιας χρονοσειράς.

Για τον συντελεστή αυτοσυσχέτισης ορίζεται ένα όριο πάνω από το οποίο οι τιμές του είναι σημαντικές, υποδηλώνοντας ότι υπάρχουν επιπρόσθετοι παράγοντες, που πρέπει να ληφθούν υπόψη, για την επιλογή του μοντέλου πρόβλεψης. Γενικά, θεωρούνται σημαντικές οι τιμές του συντελεστή αυτοσυσχέτισης που βρίσκονται εκτός των ορίων $\pm \frac{2}{\sqrt{n}}$ όπου n είναι ο αριθμός των παρατηρήσεων. Αντίθετα οι τιμές που βρίσκονται εντός των παραπάνω ορίων μπορούν να αγνοηθούν με ασφάλεια.

4.1.5 Συντελεστής μερικής αυτοσυσχέτισης PACF

Στην ανάλυση παλινδρόμησης, εάν η προς πρόβλεψη μεταβλητή Y εξαρτάται από τις επεξηγηματικές μεταβλητές X_1, X_2 , τότε είναι χρήσιμο να μελετηθεί η επίδραση της επεξηγηματικής μεταβλητής X_1 εάν πρώτα εξαλειφθεί η επίδραση της μεταβλητής X_2 . Η ίδια λογική ακολουθείται και στις χρονοσειρές με τη βοήθεια του συντελεστή μερικής αυτοσυσχέτισης.

Ο συντελεστής μερικής αυτοσυσχέτισης (PACF) χρησιμοποιείται για να προσδιορίσει τον βαθμό συσχέτισης μεταξύ των μεταβλητών Y_t και Y_{t-k} , όταν εξαλειφθεί η επίδραση των χρονικών υστερήσεων $1, 2, 3, \dots, k-1$. Ο τύπος του συντελεστή μερικής αυτοσυσχέτισης τάξης k , μπορεί να υπολογιστεί με την παλινδρόμηση της μεταβλητής Y_t γύρω από τις μεταβλητές Y_{t-1}, \dots, Y_{t-k} .

$$Y_t = b_0 + b_1 Y_{t-1} + b_2 Y_{t-2} + \dots + b_k Y_{t-k} \quad (4.7)$$

Όπως αναφέρθηκε και παραπάνω ο συντελεστής αυτοσυσχέτισης και μερικής αυτοσυσχέτισης χρησιμοποιούνται, για την επιλογή του κατάλληλου μοντέλου πρόβλεψης. Στον πίνακα που παρατίθεται παρακάτω περιγράφεται συνοπτικά η μορφή των συντελεστών αυτών σε σχέση με την τάξη των μοντέλων AR και MA.

Πίνακας 4.1: Συντελεστές αυτοσυσχέτισης και μερικής αυτοσυσχέτισης συναρτήσει του μοντέλου πρόβλεψης

Process	ACF	PACF
AR(1)	Εκθετική αποσύνθεση: στην θετική πλευρά εάν $\phi_1 > 0$ και εναλλάσσοντας το πρόσημο αρχίζοντας από την αρνητική πλευρά εάν $\phi_1 < 0$.	Κορυφή στην υστέρηση (lag) 1 και μετά μηδενισμός: θετική κορυφή αν $\phi_1 > 0$ και αρνητική αν $\phi_1 < 0$.
AR(p)	Εκθετική αποσύνθεση ή αποσβεσμένο ημιτονοειδές κύμα. Το ακριβές σχέδιο εξαρτάται από τα πρόσημα και τα μεγέθη των ϕ_1, \dots, ϕ_p .	Κορυφές στις υστερήσεις 1 μέχρι p και μετά μηδενισμός.
MA(1)	Κορυφή στην υστέρηση (lag) 1 και μετά μηδενισμός: θετική κορυφή αν $\theta_1 < 0$ και αρνητική αν $\theta_1 > 0$.	Εκθετική αποσύνθεση: στην αρνητική πλευρά εάν $\theta_1 > 0$ και εναλλάσσοντας το πρόσημο αρχίζοντας από την θετική πλευρά εάν $\theta_1 < 0$.
MA(q)	Κορυφές στις υστερήσεις 1 μέχρι q και μετά μηδενισμός.	Εκθετική αποσύνθεση ή αποσβεσμένο ημιτονοειδές κύμα. Το ακριβές σχέδιο εξαρτάται από τα πρόσημα και τα μεγέθη των $\theta_1, \dots, \theta_q$.

Άρα αν ο συντελεστής αυτοσυσχέτισης παρουσιάζει μια εκθετική αποσύνθεση και ο συντελεστής μερικής αυτοσυσχέτισης εμφανίζει κορυφές στις πρώτες υστερήσεις τότε τα δεδομένα είναι πιο κοντά στο μοντέλο AR ενώ αν ισχύει το αντίθετο τα δεδομένα είναι πιο κοντά στο μοντέλο MA.

4.1.6 Συντελεστής συνδιακύμανσης

Εκτός από τον συντελεστή αυτοσυσχέτισης και μερικής αυτοσυσχέτισης που αναφέρθηκαν παραπάνω, ένα βασικό στατιστικό εργαλείο που χρησιμοποιείται επίσης είναι ο συντελεστής συνδιακύμανσης. Χρησιμοποιείται σαν ένα μέτρο της γραμμικής συσχέτισης δυο μεταβλητών και υπολογίζεται ως εξής:

$$Cov_{xy} = \frac{1}{n-1} \sum (X_i - \bar{X})(Y_i - \bar{Y}) \quad (4.8)$$

Χρησιμοποιώντας τον συγκεκριμένο συντελεστή για την συσχέτιση της υπό πρόβλεψη μεταβλητής με τις προηγούμενες τιμές της, ορίζεται ο συντελεστής συνδιακύμανσης για την υστέρηση k :

$$c_k = \frac{1}{n} \sum_{t=k+1}^n (Y_t - \bar{Y})(Y_{t-k} - \bar{Y}) \quad (4.9)$$

4.1.7 Αναγνώριση του κατάλληλότερου μοντέλου ARIMA

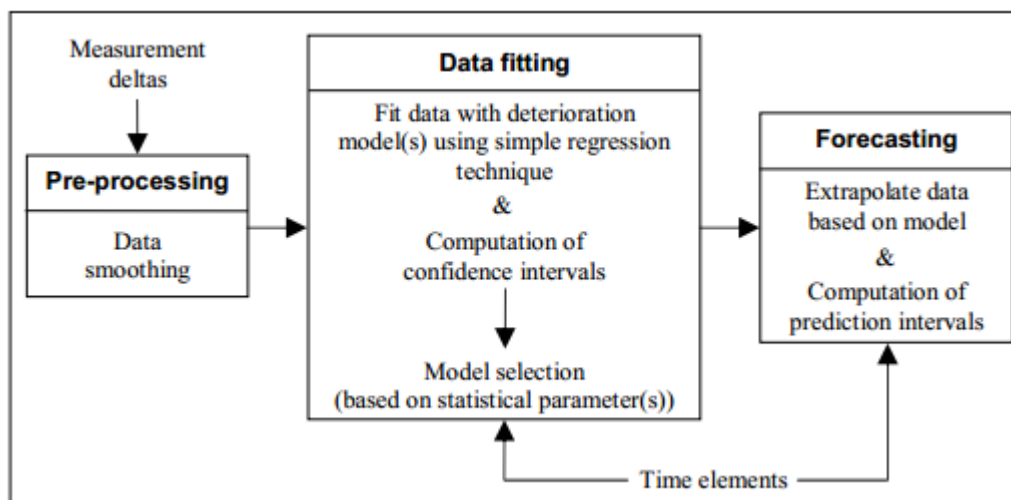
Με δεδομένη την πληθώρα των διαθέσιμων μοντέλων, σε ορισμένες περιπτώσεις μπορεί η επιλογή του κατάλληλου μοντέλου πρόβλεψης να είναι δύσκολη. Παρακάτω παρατίθενται η γενική μεθοδολογία αντιμετώπισης αυτού του προβλήματος:

1. Γραφική αναπαράσταση των δεδομένων σε σχέση με τον χρόνο. Αναγνώριση τυχόν ασυνήθιστων παρατηρήσεων και ύπαρξης ή μη, στασιμότητας στην διακύμανση των δεδομένων. Εάν η διακύμανση δεν είναι σταθερή, τότε πρέπει να εφαρμοστεί κατάλληλος μετασχηματισμός.
2. Γραφική αναπαράσταση του συντελεστή αυτοσυσχέτισης και μερικής αυτοσυσχέτισης. Εάν τα δεδομένα είναι διασκορπισμένα γύρω από μια οριζόντια σταθερή τιμή και τα σημεία της γραφικής αναπαράστασης του ACF και PACF πέφτουν γρήγορα στο μηδέν από τις πρώτες χρονικές υστερήσεις, τότε υποδεικνύεται στασιμότητα στα δεδομένα.
3. Στην περίπτωση που τα δεδομένα δεν είναι στάσιμα, τότε απαιτείται να εφαρμοστεί παραγωγή, ώστε να εξαλειφθεί η μη στασιμότητα.
4. Σε επόμενο βήμα, πρέπει να εξεταστεί η γραφική αναπαράσταση της αυτοσυσχέτισης για να διαπιστωθεί αν ισχύουν οι παρακάτω περιπτώσεις:
 - Η ύπαρξη εποχικότητας στα δεδομένα μπορεί να υποδηλώνεται από τον συντελεστή αυτοσυσχέτισης και μερικής αυτοσυσχέτισης, καθώς στις χρονικές υστερήσεις που εκδηλώνεται η εποχικότητα, οι τιμές είναι διάφορες από το μηδέν.
 - Η επιλογή μεταξύ AR και MA μοντέλου μπορεί να βασιστεί επίσης στη μορφή των γραφικών αναπαραστάσεων των ACF και PACF. Στην περίπτωση που δεν υπάρχουν σημαντικές τιμές του συντελεστή αυτοσυσχέτισης μετά τη χρονική υστέρηση q , τότε θα πρέπει να επιλεγθεί ένα MA(q) μοντέλο. Αντίστοιχα, αν δεν υπάρχουν σημαντικές τιμές του συντελεστή μερικής αυτοσυσχέτισης μετά τη χρονική υστέρηση p , τότε κατάλληλο θα είναι ένα AR(p) μοντέλο.
 - Εάν δεν είναι απόλυτα ξεκάθαρο ποιο από τα δυο μοντέλα θα ήταν κατάλληλο για μια δεδομένη χρονοσειρά, τότε θα μπορούσε να χρησιμοποιηθεί ένας συνδυασμός των δυο μοντέλων.

4.2 Μέθοδος Παλινδρόμησης

Όπως αναφέρθηκε και παραπάνω για την πραγματοποίηση μακροχρόνιων προβλέψεων εφαρμόζεται η μέθοδος παλινδρόμησης. Η διαδικασία της μεθόδου αποτελείται από τρία στάδια (βλέπε Σχήμα 4.4):

- i. Προ-επεξεργασία (Pre-processing) για την απάλειψη τυχόν ύπαρξης θορύβου στα δεδομένα.
- ii. Προσαρμογή δεδομένων (Data fitting)
- iii. Πρόβλεψη (Forecasting)



Σχήμα 4.4: Διαγραμματική απεικόνιση της μεθόδου παλινδρόμησης

Στα πλαίσια της παρούσας διπλωματικής εξετάζονται μέθοδοι και τεχνικές πρόβλεψης με εφαρμογή σε βιομηχανικούς αεριοστροβίλους. Οι διαθέσιμες παρατηρήσεις στην περίπτωση αυτή αφορούν αλλαγές στην απόδοση των αεριοστροβίλων λόγω της φυσικής φθοράς που υφίστανται κατά τη διάρκεια της λειτουργίας τους. Η φθορά αυτή αναπαρίσταται με τη βοήθεια τριών μοντέλων, ανάλογα με τον ρυθμό φθοράς ή υποβάθμισης. Οι μαθηματικές σχέσεις που εκφράζουν τα μοντέλα αυτά παρουσιάζονται παρακάτω, ενώ η διαγραμματική τους απεικόνιση παρουσιάζεται στο Σχήμα 4.5.

1. Ομαλή επιδείνωση (soft deterioration model)

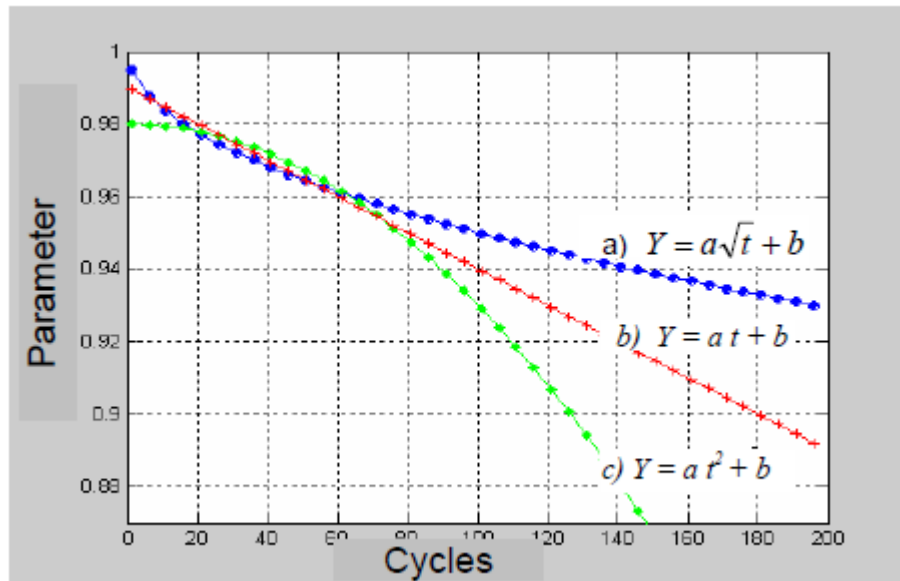
$$Y = a\sqrt{t} + b \quad (4.10)$$

2. Γραμμική επιδείνωση (linear deterioration model)

$$Y = at + b \quad (4.11)$$

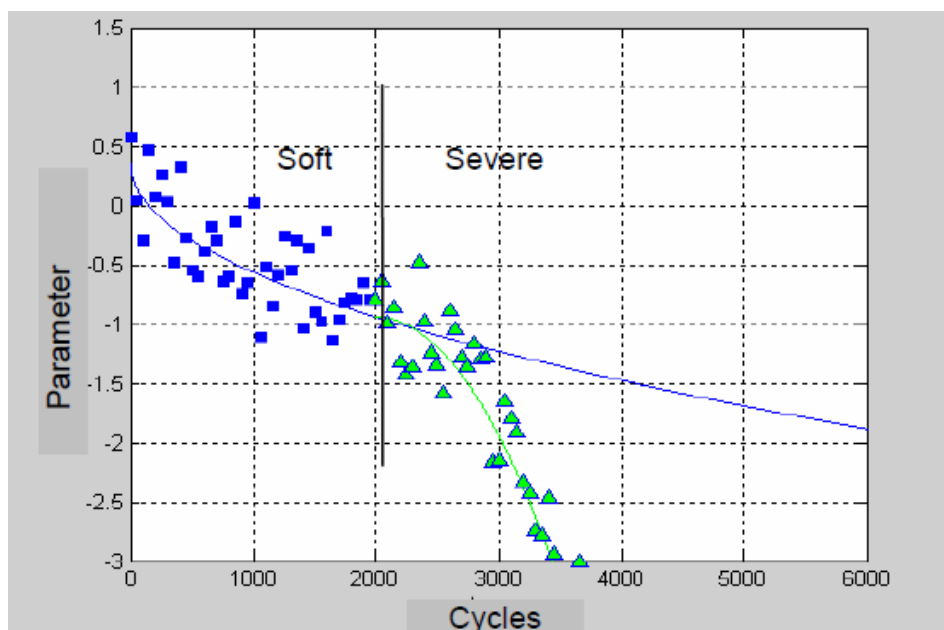
3. Απότομη επιδείνωση (severe deterioration model)

$$Y = at^2 + b \quad (4.12)$$



Σχήμα 4.5: Μοντέλα επιδείνωσης αεριοστροβίλων

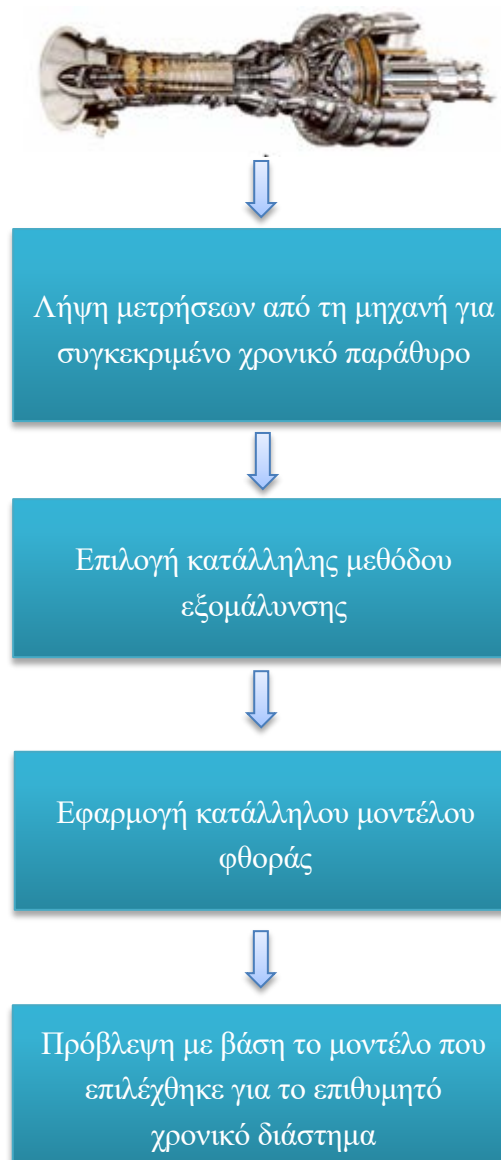
Στις περισσότερες περιπτώσεις, η υποβάθμιση των αεριοστροβίλων ακολουθεί το ομαλό μοντέλο φθοράς (soft deterioration model). Σε κάποιο σημείο λειτουργίας ωστόσο, δύναται να αλλάξει η λειτουργία της μηχανής, εξαιτίας μιας απότομης βλάβης. Σε αυτές τις περιπτώσεις εφαρμόζεται το μοντέλο της απότομης επιδείνωσης (severe deterioration model), γεγονός που υποδεικνύει την ανάγκη για άμεση επιδιόρθωση ή συντήρηση της μηχανής. Τα παραπάνω αναπαρίστανται στο παρακάτω σχήμα.



Σχήμα 4.6: Μετάβαση λειτουργίας από ομαλή σε απότομη επιδείνωση

Είναι σημαντικό να εφαρμόζονται διάφοροι μέθοδοι εξομάλυνσης των δεδομένων που λαμβάνονται από αισθητήρες, πριν την προσπάθεια προσαρμογής των δεδομένων αυτών σε μοντέλα πρόβλεψης, δεδομένου ότι οι αισθητήρες είναι πηγή σημαντικού θορύβου, ο οποίος υπεισέρχεται στις μετρήσεις. Οι διαδικασίες εξομάλυνσης των δεδομένων, όπως έχει αναφερθεί και σε προηγούμενο κεφάλαιο πραγματοποιούνται με τη βοήθεια των μεθόδων κινούμενου μέσου και εκθετικής εξομάλυνσης.

Το λογικό διάγραμμα της μεθόδου παλινδρόμησης για πραγματοποίηση μακροπρόθεσμων προβλέψεων, στην περίπτωση των αεροστροβίλων, παρουσιάζεται στο σχήμα που ακολουθεί.



Σχήμα 4.7: Λογικό διάγραμμα της διαδικασίας πραγματοποίησης μακροπρόθεσμων προβλέψεων στην περίπτωση των αεροστροβίλων

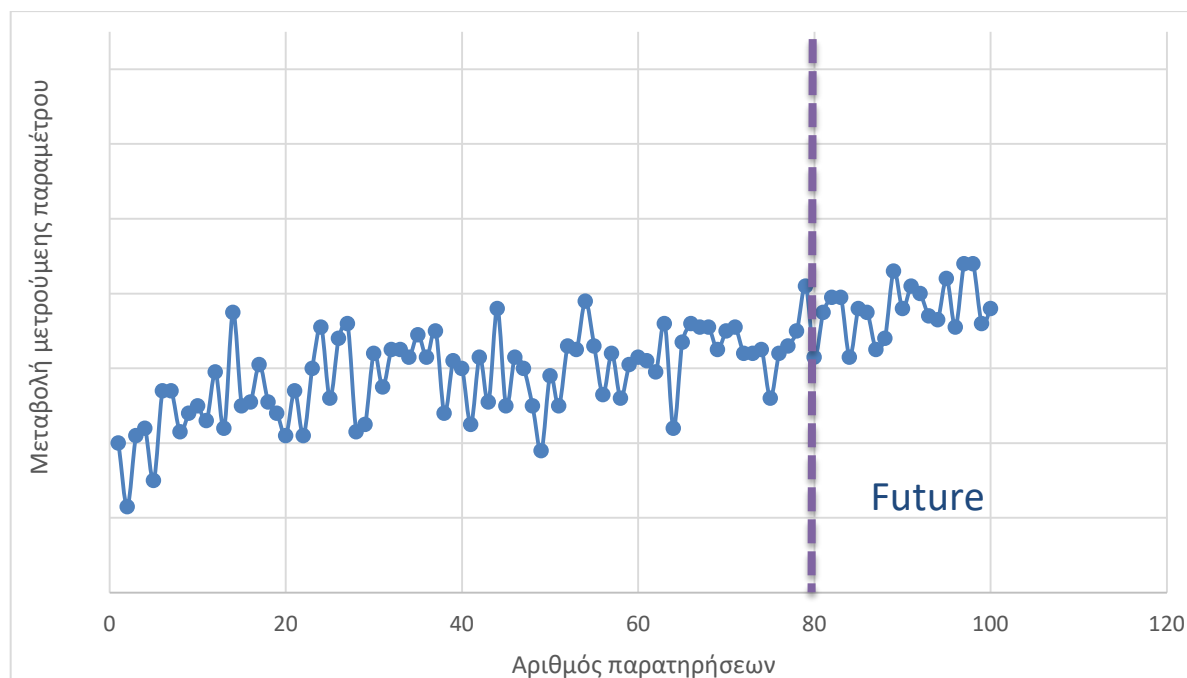
4.3 Εφαρμογές βραχυπρόθεσμων και μακροπρόθεσμων προβλέψεων

Στη συνέχεια παρουσιάζονται δυο μελέτες εφαρμογής σε ενδεικτικά δεδομένα από αεριοστροβίλους, όπου εξετάζεται αρχικά η διαδικασία πραγματοποίησης βραχυπρόθεσμων προβλέψεων με τη μέθοδο Box-Jenkins ARIMA και στη συνέχεια μια μελέτη εφαρμογής για μακροχρόνιες προβλέψεις, χρησιμοποιώντας τη μέθοδο παλινδρόμησης.

4.3.1 Περίπτωση βραχυπρόθεσμης πρόβλεψης

Τα δεδομένα που χρησιμοποιήθηκαν είναι μεταβολές μιας μετρούμενης παραμέτρου υγείας ενός αεριοστροβίλου με βάση μια τιμή αναφοράς. Συγκεκριμένα το σετ των δεδομένων αποτελείται από 100 μετρήσεις από τις οποίες χρησιμοποιήθηκαν οι 80 για αναγνώριση του μοντέλου ARIMA και στην συνέχεια πραγματοποιήθηκε πρόβλεψη των επόμενων 20 τιμών. Τέλος έγινε σύγκριση των πραγματικών τιμών από το σετ δεδομένων με τις τιμές που προβλέφθηκαν.

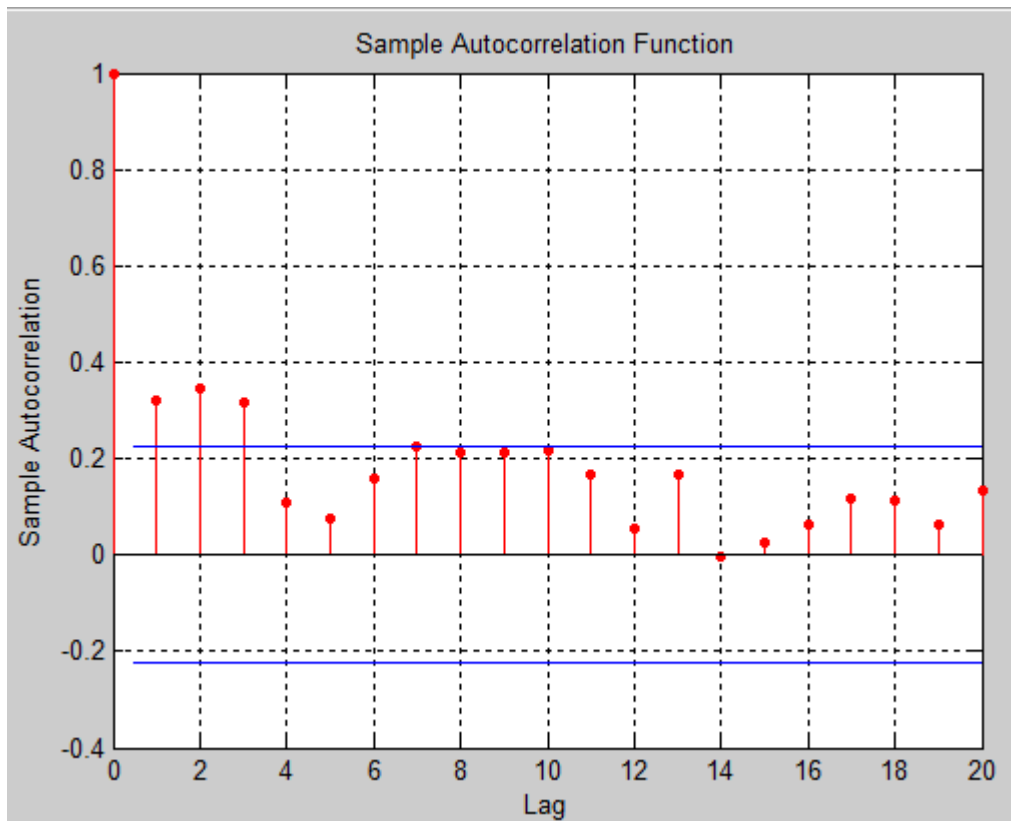
Στο Σχήμα 4.8 παρουσιάζεται η διαγραμματική απεικόνιση της μεταβολής της μετρούμενης παραμέτρου υγείας του αεριοστροβίλου συναρτήσει του αριθμού των παρατηρήσεων.



Σχήμα 4.8: Διαγραμματική απεικόνιση της μεταβολής της μετρούμενης παραμέτρου συναρτήσει του αριθμού των παρατηρήσεων

Όπως έχει αναφερθεί παραπάνω, επόμενο βήμα στην διαδικασία αναγνώρισης του μοντέλου πρόβλεψης είναι η γραφική αναπαράσταση του συντελεστή

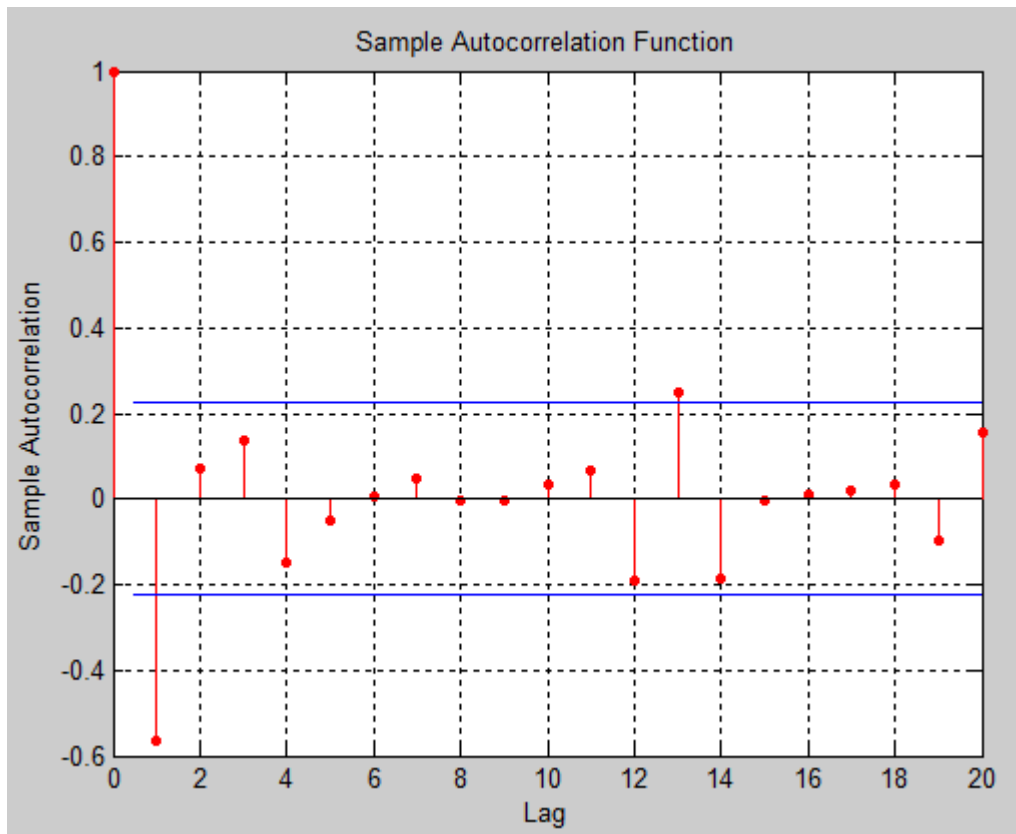
αυτοσυσχέτισης και μερικής αυτοσυσχέτισης. Εξετάζοντας το διάγραμμα ACF είναι δυνατός ο έλεγχος ύπαρξης ή όχι στασιμότητας στα δεδομένα. Στην περίπτωση που τα δεδομένα δεν είναι στάσιμα, πρέπει να εφαρμοστεί παραγωγή (differentiation), ώστε να εξαλειφθεί η μη στασιμότητα. Στις περισσότερες περιπτώσεις είναι αρκετή η πρώτη παραγωγή. Στο παρακάτω σχήμα παρουσιάζεται η διαγραμματική απεικόνιση του συντελεστή αυτοσυσχέτισης συναρτήσει των χρονικών υστερήσεων.



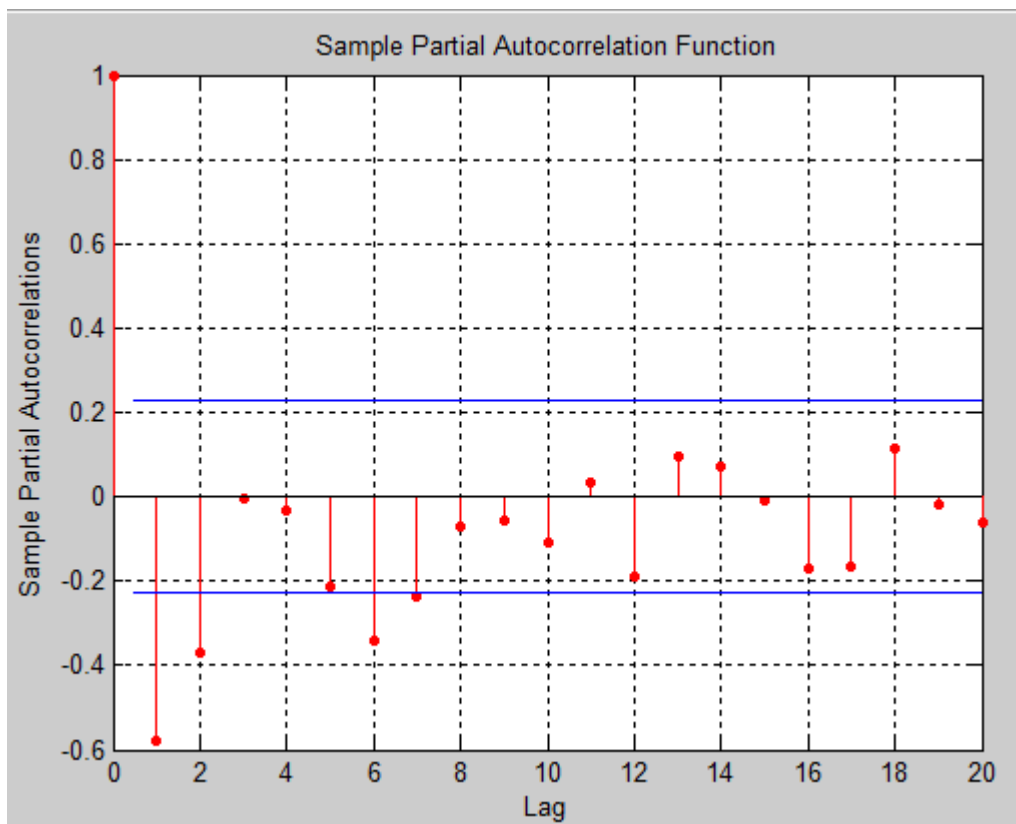
Σχήμα 4.9: Διαγραμματική απεικόνιση ACF

Με βάση το Σχήμα 4.9 παρατηρείται ότι τα δεδομένα δεν είναι στάσιμα, δεδομένου ότι οι τιμές του συντελεστή αυτοσυσχέτισης στις πρώτες χρονικές υστερήσεις είναι όλες θετικές και άρα στατιστικά σημαντικές. Επομένως, πρέπει να εφαρμοστεί παραγωγή του συνόλου των δεδομένων, ώστε να εξαλειφθεί η μη στασιμότητα.

Λαμβάνοντας τις τιμές της πρώτης παραγώγου του συνόλου των δεδομένων, υπολογίζονται εκ νέου οι τιμές του συντελεστή αυτοσυσχέτισης και του συντελεστή μερικής αυτοσυσχέτισης, οι οποίες παρουσιάζονται στο Σχήμα 4.10 και Σχήμα 4.11 αντίστοιχα.



Σχήμα 4.10: Διαγραμματική απεικόνιση ACF με τις τιμές της πρώτης παραγώγου

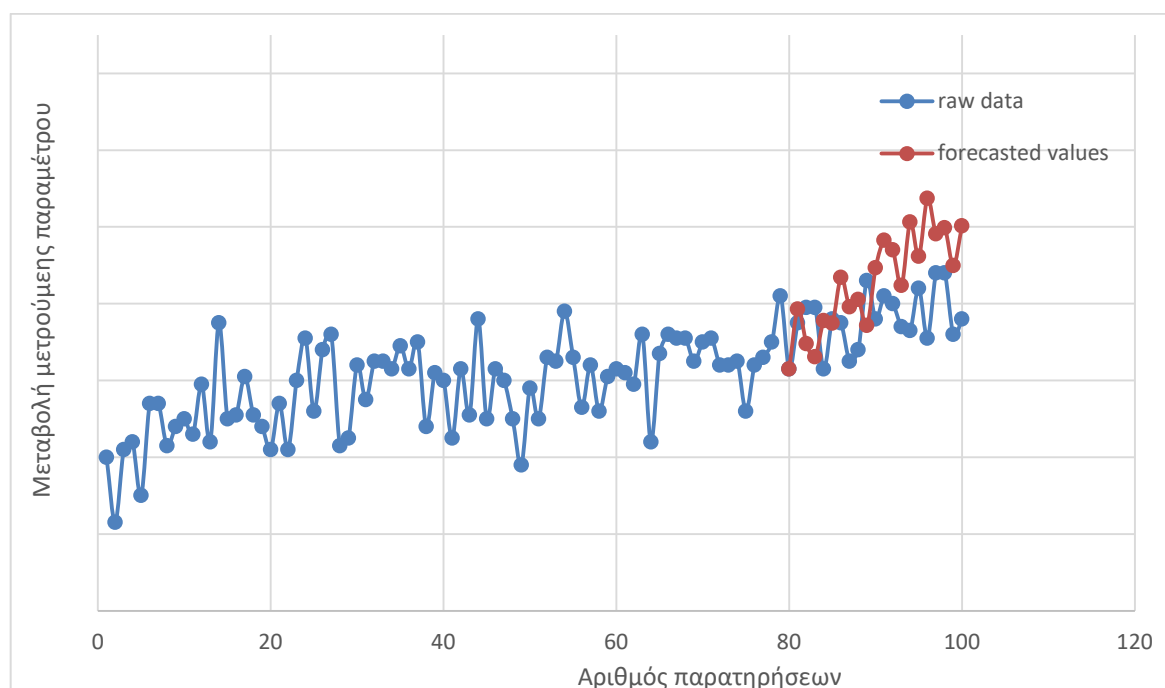


Σχήμα 4.11: Διαγραμματική απεικόνιση PAC με τις τιμές της πρώτης παραγώγου

Εξετάζοντας τα διαγράμματα του συντελεστή συσχέτισης και μερικής αυτοσυσχέτισης, δεδομένου ότι υπάρχουν δυο στατιστικά σημαντικές τιμές στις χρονικές υστερήσεις 1 και 2 και όλες οι υπόλοιπες τιμές είναι εντός των ορίων, προκύπτει αρχικά ότι δεν απαιτείται εκ νέου παραγωγή και η τάξη του integrated μέρους του μοντέλου ARIMA είναι $d=1$. Επιπρόσθετα, το autoregressive μέρος του μοντέλου ARIMA είναι $p=2$ και για το moving average $q=1$. Συνολικά, το μοντέλο ARIMA που προκύπτει για το συγκεκριμένο σύνολο δεδομένων είναι ARIMA(2,1,1).

Το επόμενο βήμα είναι η προσαρμογή του μοντέλου στα διαθέσιμα δεδομένα, με βελτιστοποίηση των residuals ανάμεσα στα δεδομένα και στις τιμές που προκύπτουν από το μοντέλο. Τυχαίες τιμές των υπολοίπων και τιμές κοντά στο μηδέν υποδεικνύουν την αποτελεσματική προσαρμογή του μοντέλου στις διαθέσιμες παρατηρήσεις. Με τον υπολογισμό του συντελεστή αυτοσυσχέτισης των υπολοίπων είναι δυνατός ο έλεγχος της καταλληλότητας του επιλεγμένου μοντέλου. Τιμές του συντελεστή εκτός των ορίων υποδεικνύει ότι έχει επιλεγεί ακατάλληλο μοντέλο.

Τέλος γίνεται εφαρμογή του μοντέλου πρόβλεψης, για χρονικό διάστημα 20 παρατηρήσεων και σύγκριση με τις πραγματικές τιμές, όπως φαίνεται στο Σχήμα 4.12. Από το σχήμα παρατηρούμε ότι το επιλεγμένο μοντέλο υπερεκτιμά την μεταβολή της παραμέτρου αποκλίνοντας περισσότερο όσο απομακρύνεται από τις γνωστές 80 παρατηρήσεις με βάση τις οποίες βαθμονομήθηκε το μοντέλο πρόβλεψης. Εντούτοις η πρόβλεψη θεωρείται ικανοποιητική δεδομένου ότι για το τέλος των παρατηρήσεων η απόκλιση δεν ξεπερνά το 3%.

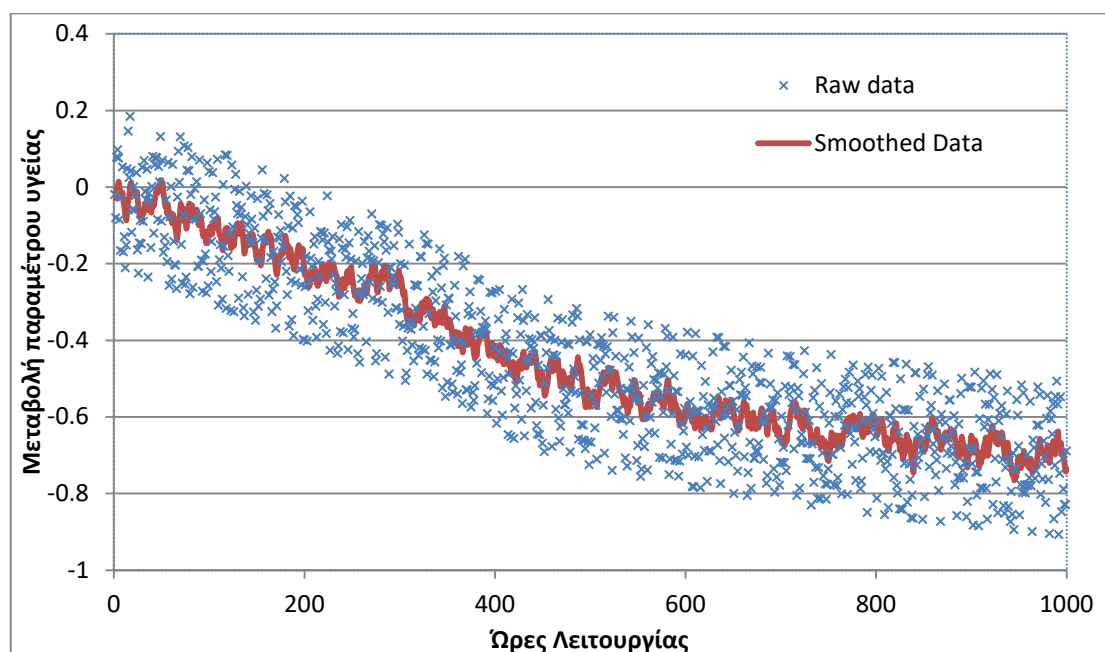


Σχήμα 4.12: Διαγραμματική απεικόνιση των αποτελεσμάτων της πρόβλεψης και σύγκριση με τις πραγματικές τιμές

4.3.1 Περίπτωση μακροπρόθεσμης πρόβλεψης

Τα δεδομένα που χρησιμοποιήθηκαν σε αυτήν την περίπτωση είναι προσομοιωμένες μεταβολές μιας αδιάστατης παραμέτρου υγείας ενός βιομηχανικού αεριοστροβίλου. Συγκεκριμένα το σετ των δεδομένων αποτελείται από 1000 τιμές, όπου οι πρώτες 400 ακολουθούν το γραμμικό μοντέλο υποβάθμισης (linear degradation model) και οι υπόλοιπες το ομαλό μοντέλο (soft degradation model).

Αρχικά γίνεται εξομάλυνση των δεδομένων για εξάλειψη του θορύβου με την βοήθεια της μεθόδου εκθετικής εξομάλυνσης και συντελεστή $\alpha=0,85$. Το αρχικό σετ δεδομένων καθώς και το αποτέλεσμα της εξομάλυνσης παρουσιάζεται στο παρακάτω διάγραμμα.

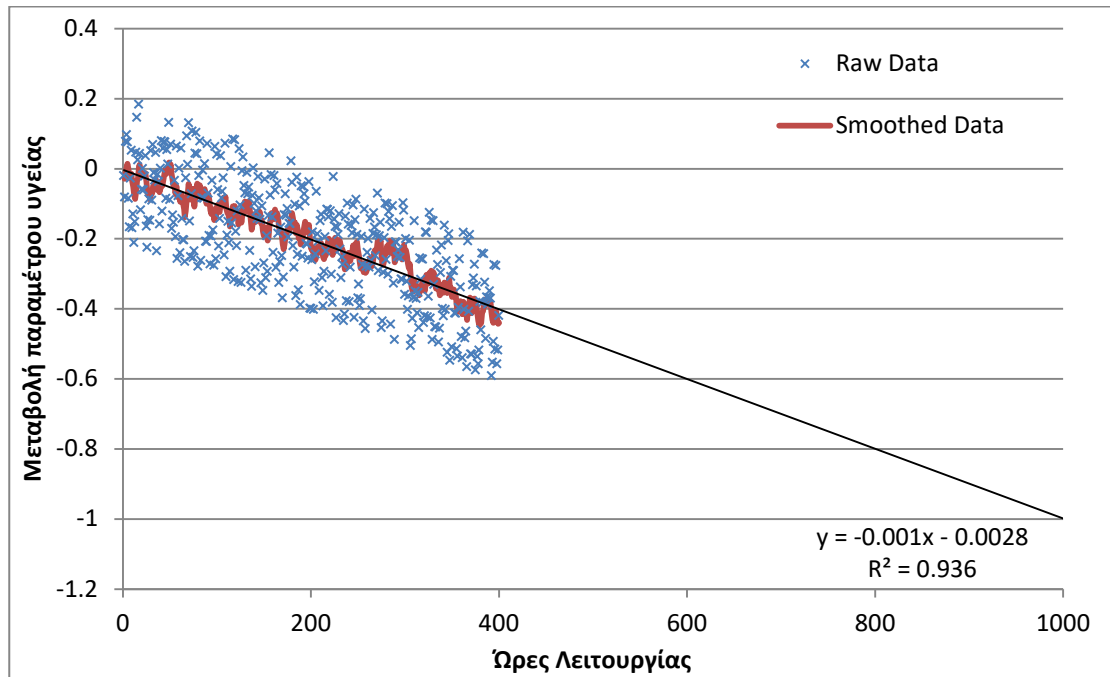


Σχήμα 4.13: Γραφική αναπαράσταση της μεταβολής της παραμέτρου υγείας συναρτήσει των ωρών λειτουργίας

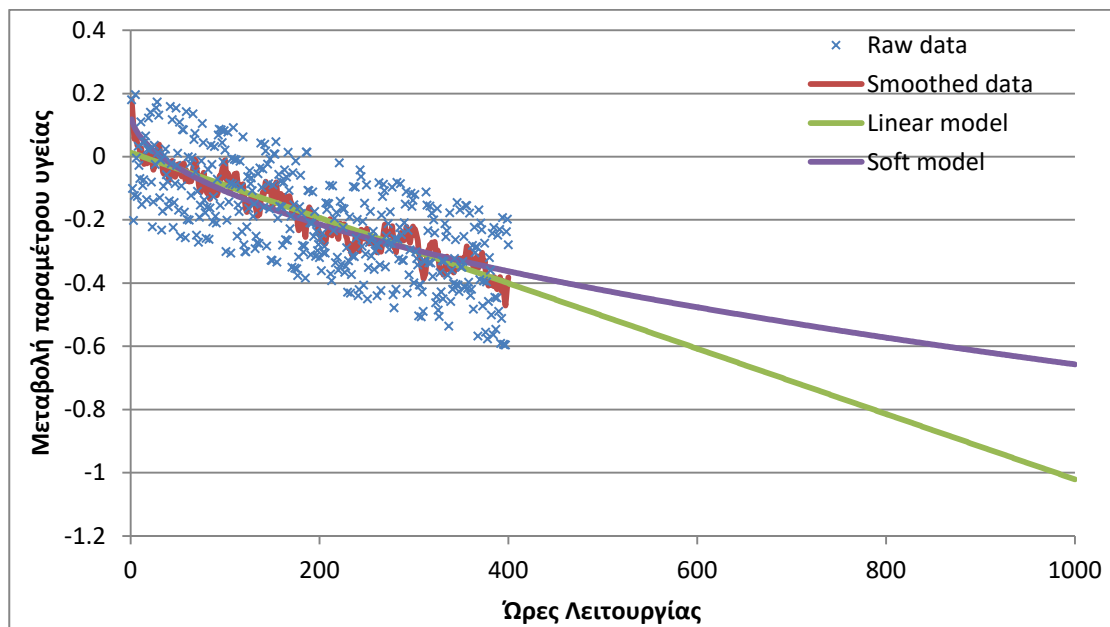
Για την πραγματοποίηση της πρόβλεψης με βάση το παραπάνω σύνολο δεδομένων χρησιμοποιείται χρονικό παράθυρο 400 τιμών και γίνεται πρόβλεψη της τιμής της παραμέτρου στο τέλος της περιόδου, δηλαδή στις 1000 ώρες λειτουργίας, τόσο με χρήση του γραμμικού όσο και του ομαλού μοντέλου υποβάθμισης.

Αρχικά χρησιμοποιούνται οι πρώτες 400 τιμές για πρόβλεψη της τιμής της παραμέτρου, ενώ στη συνέχεια γίνεται πρόβλεψη με μετακινούμενο χρονικό παράθυρο 400 τιμών κάθε φορά που μια νέα τιμή είναι διαθέσιμη και ούτε καθεξής μέχρι και 100 ώρες πριν το τέλος της περιόδου πρόβλεψης.

Στο Σχήμα 4.14 παρουσιάζεται το διάγραμμα των 400 πρώτων τιμών και η εφαρμογή του γραμμικού μοντέλου με την αντίστοιχη εξίσωση του μοντέλου, ενώ στο Σχήμα 4.15 παρουσιάζονται συγκριτικά οι προβλέψεις με τα δύο μοντέλα.



Σχήμα 4.14: Γραφική αναπαράσταση της εφαρμογής γραμμικού μοντέλου πρόβλεψης για τα 400 πρώτα σημεία του συνόλου δεδομένων.



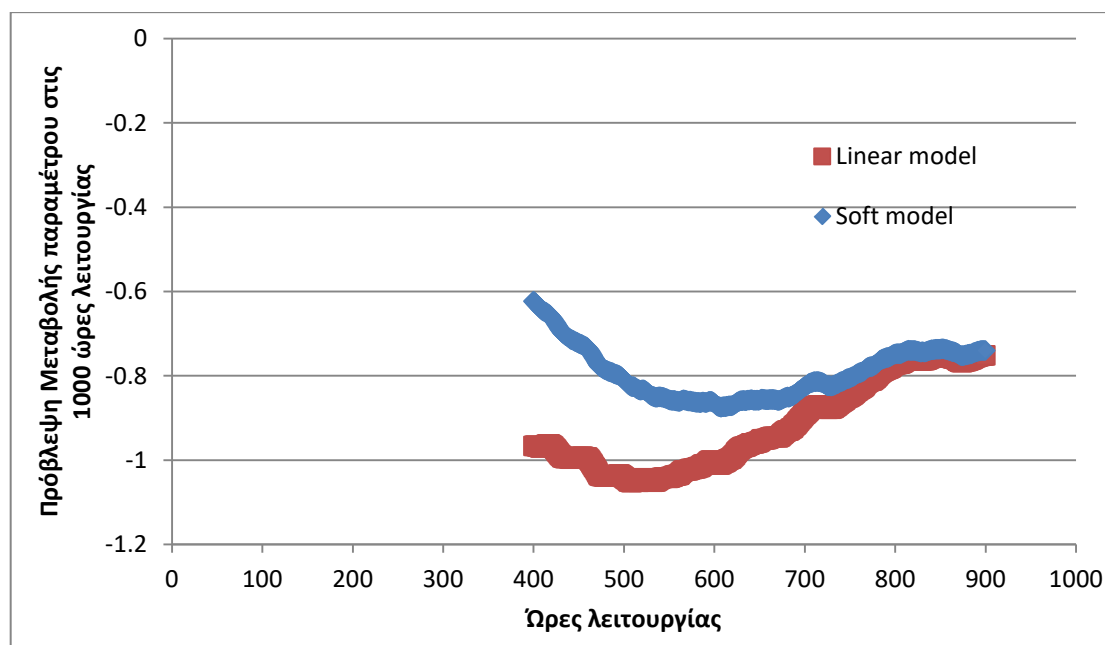
Σχήμα 4.15: Αποτελέσματα της εφαρμογής του γραμμικού και του ομαλού μοντέλου πρόβλεψης για χρονικό ορίζοντα 600 ωρών λειτουργίας.

Ο υπολογισμός της μέσης απόλυτης απόκλισης των σφαλμάτων ανάμεσα στις εξομαλυμένες τιμές και στις τιμές που υπολογίζονται από τα δύο μοντέλα μπορεί να χρησιμοποιηθεί για την επιλογή του καταλληλότερου μοντέλου. Το γραμμικό μοντέλο, δίνει $MEA = 0,027393012$, και το ομαλό μοντέλο $0,037256383$, άρα το γραμμικό μοντέλο είναι πιο κατάλληλο με βάση το κριτήριο αυτό, κάτι το οποίο είναι αναμενόμενο δεδομένου ότι οι πρώτες 400 τιμές είναι προσομοιωμένες με γραμμικό μοντέλο.

Όσον αφορά την πρόβλεψη των δύο μοντέλων για το τέλος της περιόδου, το γραμμικό μοντέλο δίνει $-0,994$ και το ομαλό μοντέλο $-0,634$ σε σχέση με την πραγματική τιμή που είναι $-0,691$. Δηλαδή παρατηρούμε πως το ομαλό μοντέλο δίνει καλύτερη εκτίμηση από το γραμμικό μοντέλο παρά το γεγονός ότι το δεύτερο είναι πιο κατάλληλο με βάση το παραπάνω κριτήριο. Αυτό οφείλεται γιατί μετά τις 400 ώρες η μεταβολή ακολουθεί το ομαλό μοντέλο.

Ωστόσο αξίζει να σημειωθεί, ότι η επιλογή του μοντέλου υποβάθμισης σε κάθε περίπτωση εξαρτάται από το αντικείμενο, τον στόχο και τις επιπτώσεις της πρόβλεψης. Μια απαισιόδοξη αλλά ασφαλέστερη πρόβλεψη (που σε αυτή την περίπτωση παρέχεται από το γραμμικό μοντέλο) θα ήταν προτιμότερη σε περιπτώσεις όπου η διαδικασία λήψης αποφάσεων έχει υψηλή επίπτωση στην ασφαλή λειτουργία του κινητήρα, όπως για παράδειγμα στην περίπτωση αεροπορικών αεριοστροβίλων.

Επίσης για μακροχρόνιες προβλέψεις υπάρχει η δυνατότητα ανανέωσης της πρόβλεψης αφού γίνουν διαθέσιμα νέα δεδομένα. Στο Σχήμα 4.16 παρουσιάζονται οι προβλέψεις για τις 1000 ώρες λειτουργίας και με τα δύο μοντέλα με μετακινούμενο παράθυρο 400 σημείων κάθε φορά που γίνεται διαθέσιμο ένα επιπλέον σημείο.



Σχήμα 4.16: Γραφική παράσταση της πρόβλεψης της τιμής της παραμέτρου για τις 1000 ώρες λειτουργίας χρησιμοποιώντας δυναμικό παράθυρο 400 σημείων

Από τα αποτελέσματα του παραπάνω σχήματος και όπως είναι αναμενόμενο, όσο πιο κοντά στον επιθυμητό χρόνο πρόβλεψης είναι τα δεδομένα που χρησιμοποιούνται τόσο μικρότερη είναι απόκλιση της προβλεπόμενης τιμής. Επίσης φαίνεται ότι οι προβλέψεις των δύο μοντέλων συγκλίνουν όσο πλησιάζουμε τον επιθυμητό χρόνο πρόβλεψης και μάλιστα κοντά στις 700 ώρες οι αποκλίσεις των δυο μοντέλων μεταξύ τους είναι πολύ μικρές.

Με βάση τα παραπάνω μια καλή πρακτική θα ήταν η χρήση κάθε φορά της πρόβλεψης με το καταλληλότερο μοντέλο βάση του κριτηρίου των μέσων αποκλίσεων ή εναλλακτικά η χρησιμοποίηση της μέσης τιμής των δύο προβλέψεων της αισιόδοξης και της απαισιόδοξης με συνεχή ανανέωση των προβλέψεων, όταν νέα δεδομένα γίνουν διαθέσιμα.

5

Βελτιστοποίηση πλυσιμάτων συμπιεστή βιομηχανικού αεριοστροβίλου

Στο παρόν κεφάλαιο παρουσιάζεται αρχικά, μια διαδικασία βελτιστοποίησης των πλυσιμάτων συμπιεστή βιομηχανικού αεριοστροβίλου, βασισμένη σε τεχνοοικονομικά κριτήρια, με στόχο τη μεγιστοποίηση του συνολικού κέρδους της μονάδας. Στη συνέχεια παρουσιάζεται το λογισμικό που αναπτύχθηκε στο Εργαστήριο Θερμικών Στροβιλομηχανών του ΕΜΠ και υλοποιεί τη συγκεκριμένη διαδικασία. Τέλος παρουσιάζονται οι βελτιώσεις του λογισμικού που πραγματοποιήθηκαν στα πλαίσια της παρούσας διπλωματικής, οι οποίες αφορούν επιπρόσθετες λειτουργίες όπως ο υπολογισμός της βέλτιστης χρονικής στιγμής του επόμενου πλυσίματος, ο καθορισμός της μεταβολής του ρυθμού υποβάθμισης, της μεταβολής του κόστους καυσίμου και της οριακής τιμής του συστήματος.

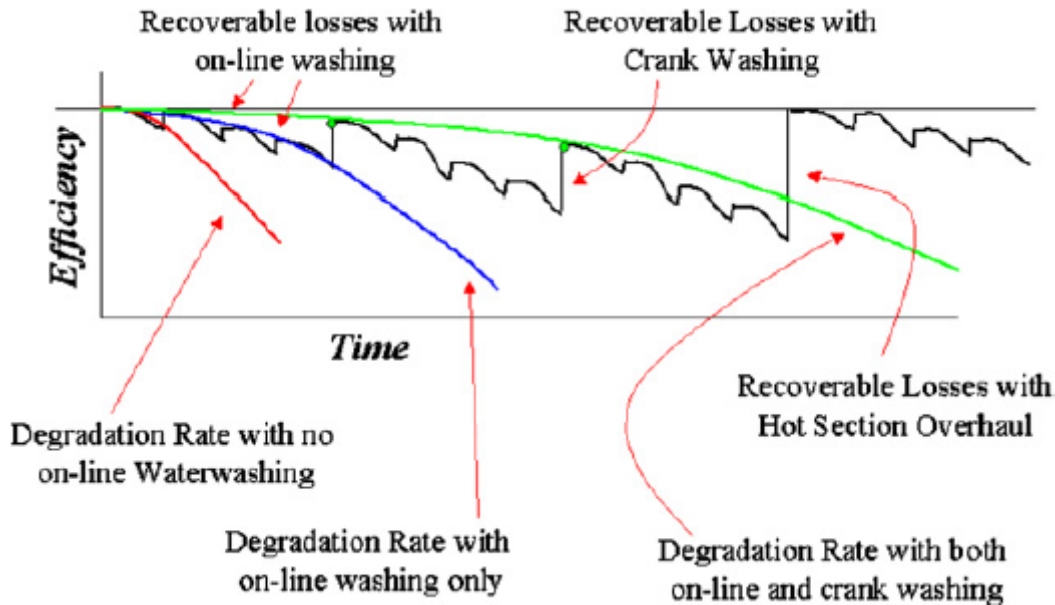
5.1 Διαδικασία υπολογισμού βέλτιστου αριθμού πλυσιμάτων.

Η αυξανόμενη χρήση αεριοστροβίλων στις μονάδες παραγωγής ηλεκτρικής ενέργειας σε συνδυασμό με το κόστος συντήρησης των μηχανών για την ορθή λειτουργία τους, αποτέλεσε ισχυρό κίνητρο για την ανάπτυξη μεθόδων και τεχνικών πρόβλεψης των επιδόσεων τους. Βασικός στόχος των τεχνικών αυτών αποτελεί η μεγιστοποίηση της απόδοσης, μέσω της ελαχιστοποίησης του κόστους λειτουργίας και συντήρησης του συμπιεστή και του στροβίλου, καθώς αποτελούν τις κύριες συνιστώσες μείωσης της απόδοσης ενός αεριοστροβίλου. Ειδικά ο συμπιεστής είναι πιο επιρρεπής στις περιβαλλοντικές συνθήκες, καθώς αναρροφά μεγάλες ποσότητες αέρα, με αποτέλεσμα τα φίλτρα να μην είναι ικανά να συγκρατήσουν όλες τις ακαθαρσίες του αέρα.

Η παρουσία ακαθαρσιών στον ατμοσφαιρικό αέρα μπορεί να προκαλέσει υποβάθμιση στη λειτουργία του συμπιεστή της τάξης του 70-85% καθώς τα σωματίδια του αέρα προσκολλώνται στις αεροδυναμικές επιφάνειες, μειώνοντας κατ' αυτόν τον τρόπο την διαθέσιμη επιφάνεια ροής του αέρα, διαμέσου των πτερυγίων του συμπιεστή.

Αποτέλεσμα αυτού είναι μια συνολική πτώση της απόδοσης της μηχανής, η οποία όμως μπορεί να αποκατασταθεί από την εφαρμογή περιοδικών πλυσιμάτων. Χρησιμοποιούνται δυο διαφορετικές τεχνικές υγρού καθαρισμού, off-line και on-line, ενώ σε κάποιες περιπτώσεις εφαρμόζεται και λειαντικό μέσο.

Στο παρακάτω διάγραμμα παρουσιάζεται η μείωση της απόδοσης ενός αεριοστροβίλου συναρτήσει του χρόνου λειτουργίας του, καθώς και οι τεχνικές καθαρισμού που ενδείκνυνται σε κάθε περίπτωση βρομίσματος.



Σχήμα 5.1: Σχηματική απεικόνιση της επίπτωσης των καθαρισμών στην απόδοση του κινητήρα

Το κόστος λόγω της ρύπανσης του αεριοστροβίλου στην συνολική του απόδοση, καθιστά τον σωστό προγραμματισμό των πλυσιμάτων της μηχανής, βασικό παράγοντα του κόστους λειτουργίας και συντήρησης του. Επομένως, είναι σημαντική η μελέτη της επίδρασης του off-line καθαρισμού τόσο στο συνολικό, όσο και στο καθαρό κέρδος, ουσιαστικά με την πρόβλεψη των βέλτιστων διαστημάτων ανάμεσα στα πλυσίματα. Ωστόσο είναι σημαντικό να σημειωθεί ότι οι εκκινήσεις της μηχανής για την πραγματοποίηση off-line καθαρισμών επιφέρουν επιπρόσθετο κόστος στις ισοδύναμες ώρες λειτουργίας του κινητήρα (EOH Equivalent Operating Hours).

Η βελτιστοποίηση των διαστημάτων ανάμεσα στα πλυσίματα της μηχανής, πραγματοποιείται λαμβάνοντας υπόψη τεχνοοικονομικά κριτήρια, με κυριότερο τη μεγιστοποίηση του συνολικού κέρδους της μονάδας. Το συνολικό κέρδος μιας μονάδας παραγωγής ενέργειας υπολογίζεται με βάση την παρακάτω εξίσωση ως εξής:

$$TP_{\Delta T} = (MP - C)P_{\Delta T} \quad (5.1)$$

Όπου $TP_{\Delta T}$ (\$) είναι το συνολικό κέρδος για τη χρονική περίοδο ΔT , MP είναι η τιμή της αγοράς (€/MWh), C το ειδικό κόστος παραγωγής ηλεκτρικής ενέργειας (\$/MWh) και $P_{\Delta T}$ είναι η συνολική παραγωγή ενέργειας για το διάστημα ΔT (MWh).

Για τις μονάδες βάσης η παραγωγή ηλεκτρικής ενέργειας υπολογίζεται από την ισχύ της μηχανής σε πλήρες φορτίο και σε ιδανικές συνθήκες περιβάλλοντος και υγείας της μηχανής, πολλαπλασιασμένη με το χρονικό διάστημα που μελετάται. Όσον αφορά τις μονάδες αιχμής ή τις ενδιάμεσες μονάδες η συνολική ενέργεια υπολογίζεται από το προφίλ ισχύος για το αντίστοιχο χρονικό διάστημα.

Οι συνολικές δαπάνες περιλαμβάνουν το κόστος της επένδυσης C_c , το κόστος καυσίμων C_f , το κόστος προσωπικού C_p και το κόστος συντήρησης C_m . Ένας μέρος του κόστους συντήρησης οφείλεται στις διαδικασίες καθαρισμού της μηχανής C_w . Επομένως, η εξίσωση βάση της οποίας υπολογίζεται το κόστος δίνεται από την παρακάτω εξίσωση:

$$C = \frac{C_c + C_f + C_p + C_m + C_w}{P_{\Delta T}} \quad (5.2)$$

Το συνολικό κόστος που συνδέεται με το κόστος καθαρισμού της μηχανής, περιλαμβάνει τόσο τις οικονομικές απώλειες, όσο και τα οικονομικά οφέλη από τη διαδικασία του καθαρισμού. Οι παράμετροι που αφορούν τις οικονομικές απώλειες είναι οι εξής:

1. C_{w1} , το κόστος του ίδιου του καθαρισμού
2. C_{w2} , το κόστος λόγω της μη παραγωγής ηλεκτρικής ενέργειας. Εξαρτάται κατά κύριο λόγο από την τιμή της αγοράς της ηλεκτρικής ενέργειας, την κατάσταση υγείας της μηχανής και τις συνθήκες περιβάλλοντος
3. C_{w3} , το κόστος λόγω των εκκινήσεων της μηχανής

Οι εκκινήσεις της μηχανής έχουν σαν αποτέλεσμα να αυξάνουν τις ισοδύναμες ώρες λειτουργίας (EOHs), επομένως κάθε καθαρισμός άρα κάθε εκκίνηση μειώνει το διαθέσιμο χρόνο μέχρι την επόμενη συντήρηση. Η παρακάτω εξίσωση υπολογίζει τις ισοδύναμες ώρες λειτουργίας EOH:

$$EOH = OH + K \cdot Starts \quad (5.3)$$

όπου K είναι παράμετρος που καθορίζεται από τον κατασκευαστή και οι συνήθεις τιμές είναι [10,20] και $Starts$ είναι ο αριθμός των εκκινήσεων της μηχανής.

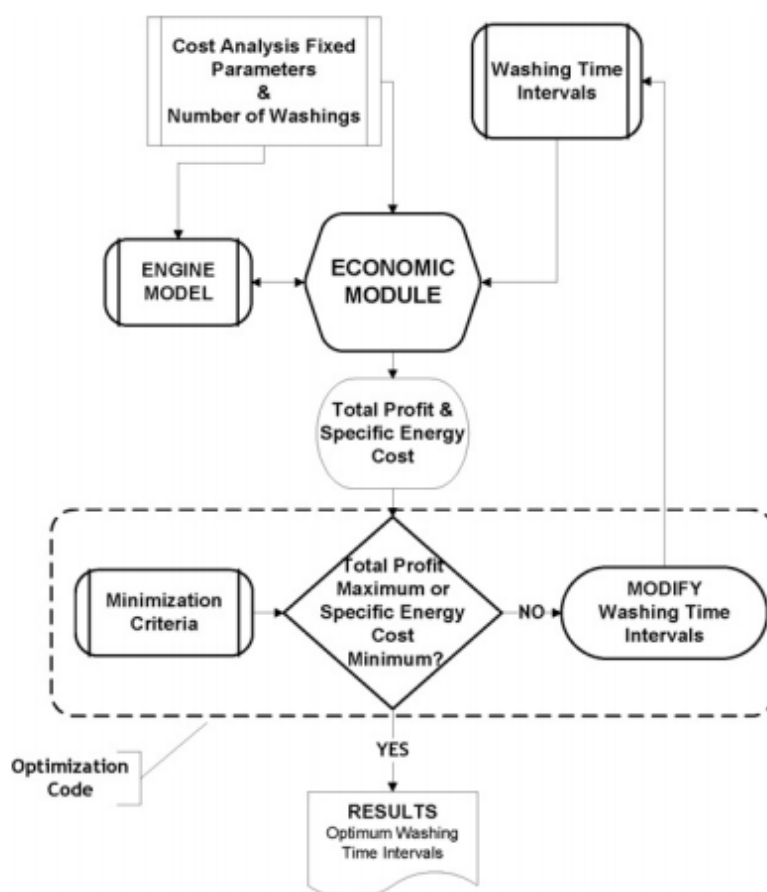
Οι παράμετροι που καθορίζουν το οικονομικό όφελος από τον καθαρισμό της μηχανής είναι:

1. C_{w4} , το κέρδος λόγω της ανάκτησης της απόδοσης ισχύος και της θερμικής απόδοσης της μηχανής
2. C_{w5} , το κέρδος λόγω της μη κατανάλωσης καυσίμου για το χρονικό διάστημα που δεν λειτουργεί η μηχανή
3. C_{w6} , το κέρδος λόγω της μη αύξησης των ωρών λειτουργίας της μηχανής για το χρονικό διάστημα που αυτή δεν λειτουργεί.

Επομένως, προκύπτει ότι το κόστος καθαρισμού της μηχανής μπορεί να υπολογιστεί από τον παρακάτω τύπο:

$$C_w = (C_{w1} + C_{w2} + C_{w3}) - (C_{w4} + C_{w5} + C_{w6}) \quad (5.4)$$

Ο υπολογισμός του βέλτιστου αριθμού πλυσιμάτων ενός βιομηχανικού αεριοστροβίλου, συναρτήσει των οικονομικών στοιχείων του σταθμού παραγωγής ενέργειας, πραγματοποιείται μέσω μεθόδων βελτιστοποίησης. Στο παρακάτω σχήμα παρουσιάζεται το λογικό διάγραμμα της μεθόδου βελτιστοποίησης.

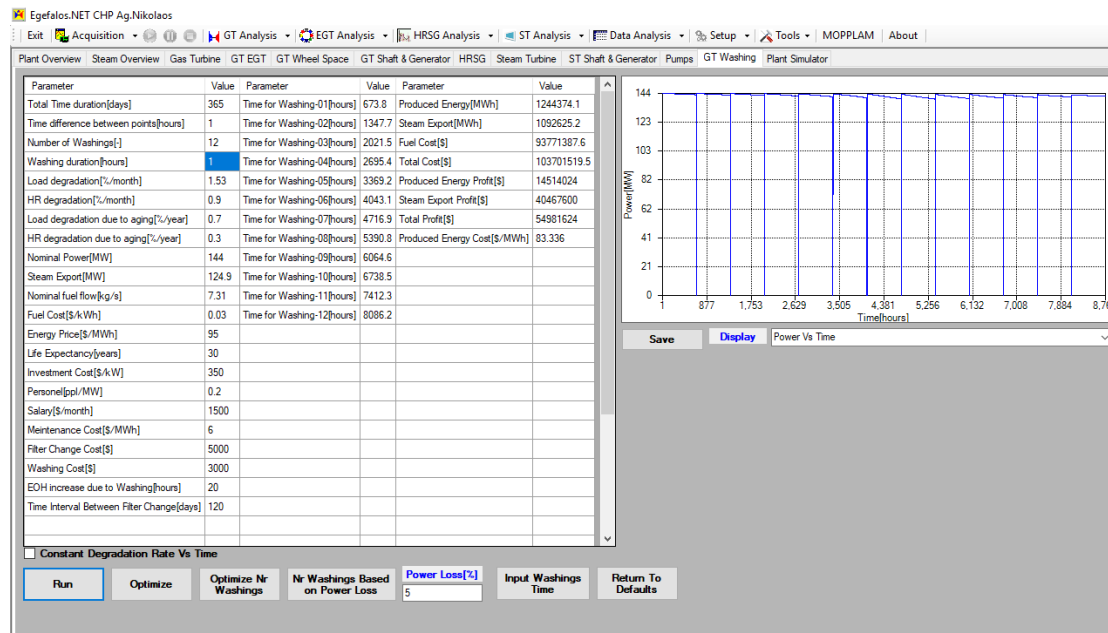


Σχήμα 5.2: Διάγραμμα ροής της μεθόδου βελτιστοποίησης

Επιλέγοντας έναν αριθμό πλυσιμάτων και τον χρόνο πραγματοποίησής τους υπολογίζεται το συνολικό κέρδος και το ειδικό κόστος παραγωγής. Ο αλγόριθμος βελτιστοποίησης τροποποιεί τα διαστήματα των πλυσιμάτων μέχρι να επιτύχουμε μεγιστοποίηση του συνολικού κέρδους ή ελαχιστοποίηση του ειδικού κόστους παραγωγής. Η διαδικασία επαναλαμβάνεται για διαφορετικό αριθμό πλυσιμάτων. Τελικά επιλέγεται ο βέλτιστος μεταξύ των αριθμών πλυσιμάτων που δοκιμάστηκαν. Η διαδικασία ξεκινάει με ένα πλύσιμο και αυξάνεται κατά ένα την φορά, ενώ σταματάει όταν το βέλτιστο συνολικό κέρδος για κάποιο αριθμό πλυσιμάτων είναι μικρότερο από αυτό του προηγούμενου αριθμού πλυσιμάτων. Η αρχικοποίηση των διαστημάτων για κάθε επιλεγμένο αριθμό πλυσιμάτων γίνεται με ισοκατανομή των πλυσιμάτων στο χρόνο ενδιαφέροντος. Η διαδικασία της βελτιστοποίησης γίνεται με βάση τον αλγόριθμο Simplex.

5.2 Λογισμικό βελτιστοποίησης πλυσιμάτων της μηχανής.

Στο Σχήμα 5.3 παρουσιάζεται το interface του λογισμικού βελτιστοποίησης πλυσιμάτων που αναπτύχθηκε στο Εργαστήριο Θερμικών Στροβιλομηχανών του ΕΜΠ και αποτελεί μέρος του διαγνωστικού συστήματος βιομηχανικών αεριοστροβίλων EGEFALOS.net.



Σχήμα 5.3: User Interface του λογισμικού βελτιστοποίησης πλυσιμάτων αεριοστροβίλου

Τα απαραίτητα δεδομένα και τα υπολογιζόμενα μεγέθη του λογισμικού παρουσιάζονται στο παρακάτω σχήμα.

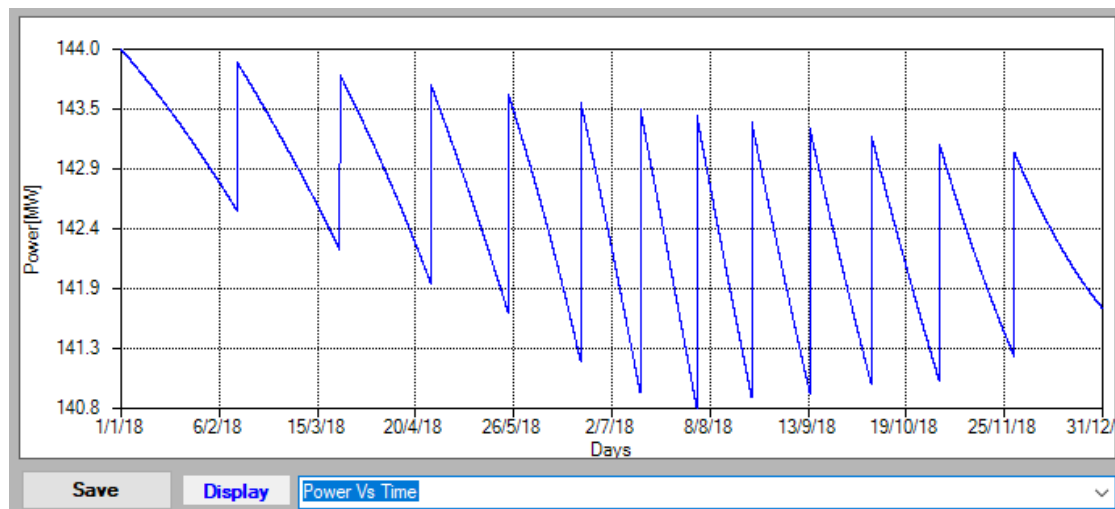
Parameter	Value	Parameter	Value	Parameter	Value
Total Time duration[days]	365	Time for Washing-01[hours]	673.8	Produced Energy[MWh]	1244374.1
Time difference between points[hours]	1	Time for Washing-02[hours]	1347.7	Steam Export[MWh]	1092625.2
Number of Washings[-]	12	Time for Washing-03[hours]	2021.5	Fuel Cost[\$]	93771387.6
Washing duration[hours]	1	Time for Washing-04[hours]	2695.4	Total Cost[\$]	103701519.5
Load degradation[%/month]	1.53	Time for Washing-05[hours]	3369.2	Produced Energy Profit[\$]	14514024
HR degradation[%/month]	0.9	Time for Washing-06[hours]	4043.1	Steam Export Profit[\$]	40467600
Load degradation due to aging[%/year]	0.7	Time for Washing-07[hours]	4716.9	Total Profit[\$]	54981624
HR degradation due to aging[%/year]	0.3	Time for Washing-08[hours]	5390.8	Produced Energy Cost[\$/MWh]	83.336
Nominal Power[MW]	144	Time for Washing-09[hours]	6064.6		
Steam Export[MW]	124.9	Time for Washing-10[hours]	6738.5		
Nominal fuel flow[kg/s]	7.31	Time for Washing-11[hours]	7412.3		
Fuel Cost[\$/kWh]	0.03	Time for Washing-12[hours]	8086.2		
Energy Price[\$/MWh]	95				
Life Expectancy[years]	30				
Investment Cost[\$/kW]	350				
Personel[ppl/MW]	0.2				
Salary[\$/month]	1500				
Maintenance Cost[\$/MWh]	6				
Filter Change Cost[\$]	5000				
Washing Cost[\$]	3000				
EOH increase due to Washing[hours]	20				
Time Interval Between Filter Change[days]	120				
<input type="checkbox"/> Constant Degradation Rate Vs Time					
<input type="button" value="Run"/> <input type="button" value="Optimize"/> <input type="button" value="Optimize Nr Washings"/> <input type="button" value="Nr Washings Based on Power Loss"/> <input type="text" value="5"/> <input type="button" value="Power Loss[%]"/> <input type="button" value="Input Washings Time"/>					

Σχήμα 5.4: Δεδομένα εισόδου και αποτελέσματα του λογισμικού

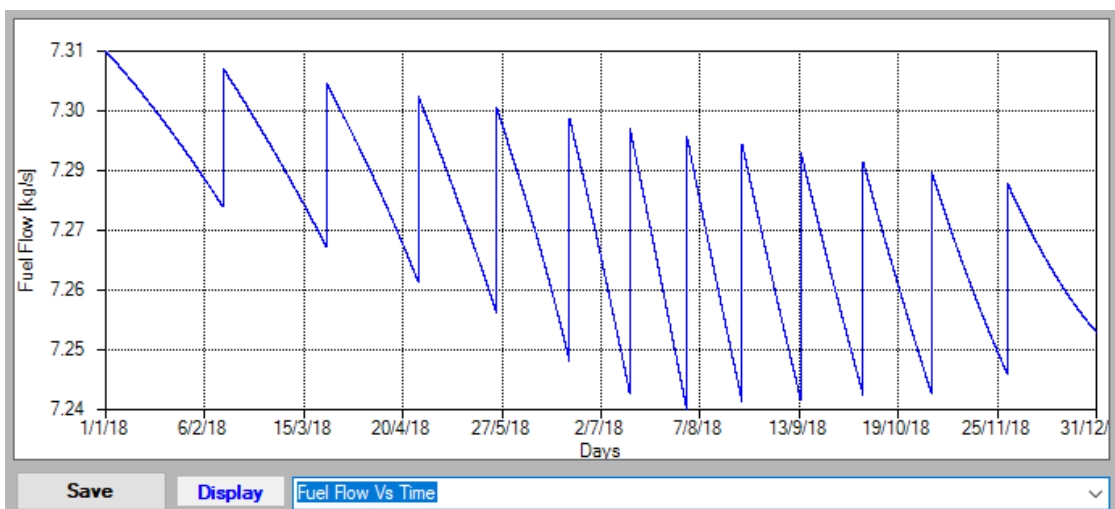
Συγκεκριμένα ο χρήστης πρέπει να εισάγει τα οικονομοτεχνικά στοιχεία της μονάδας όπως: το κόστος κτήσης, τον αναμενόμενο χρόνο ζωής, τον αριθμό του προσωπικού και το μισθολογικό κόστος, το κόστος συντήρησης, το κόστος και τη διάρκεια του πλυσίματος, το κόστος αλλαγής φίλτρων, το κόστος καυσίμου και την τιμή πώλησης της ενέργειας, την ονομαστική ισχύ και κατανάλωση καυσίμου της μονάδας και τέλος την υποβάθμιση σε ισχύ και βαθμό απόδοσης τόσο λόγω βρωμίσματος όσο και λόγω γήρανσης.

Στη συνέχεια για συγκεκριμένο χρόνο ενδιαφέροντος ο χρήστης μπορεί να υπολογίσει τον βέλτιστο αριθμό πλυσιμάτων ή τον αριθμό πλυσιμάτων για δεδομένη μείωση ισχύος. Σε κάθε περίπτωση υπολογίζονται τα συνολικά οικονομικά μεγέθη της μονάδας για τον χρόνο ενδιαφέροντος όπως η παραγόμενη ενέργεια, το συνολικό κέρδος και το ειδικό κόστος παραγωγής. Επίσης μπορεί να επιλέξει τον αριθμό των πλυσιμάτων και τους χρόνους πραγματοποίησής τους και να υπολογίσει τα παραπάνω οικονομικά μεγέθη ή να βελτιστοποιήσει τα χρονικά διαστήματα πραγματοποίησης του επιλεγμένου αριθμού πλυσιμάτων.

Ο χρήστης εκτός από τα συνολικά οικονομικά μεγέθη μπορεί να δει γραφικά την μεταβολή της ισχύος και της κατανάλωσης καυσίμου για όλο το χρόνο ενδιαφέροντος όπως φαίνεται στα σχήματα που ακολουθούν.



Σχήμα 5.5: Διάγραμμα της μεταβολής της ισχύος συναρτήσει του χρόνου



Σχήμα 5.6: Διάγραμμα της μεταβολής της κατανάλωσης καυσίμου συναρτήσει του χρόνου

Όπως φαίνεται από τα διαγράμματα αυτά η μονάδα λειτουργεί συνεχώς κοντά στο ονομαστικό της σημείο και η μεταβολή που παρουσιάζεται οφείλεται αποκλειστικά στην σταδιακή της υποβάθμιση και τα αντίστοιχα πλυσίματα και αυτό γιατί στο λογισμικό θεωρείται ότι η μονάδα παραγωγής είναι μονάδα βάσης.

Παρατηρείται ότι η μείωση της ισχύος ανάμεσα στα πλυσίματα, συνοδεύεται από μείωση και στην κατανάλωση καυσίμου. Ωστόσο ο ρυθμός μείωσης της κατανάλωσης καυσίμου είναι αισθητά μικρότερος σε σχέση με την αντίστοιχη μείωση της ισχύος, λόγω της μείωσης του βαθμού απόδοσης της μηχανής. Δηλαδή, η πτώση του βαθμού απόδοσης της μηχανής, έχει σαν αποτέλεσμα την κατανάλωση μεγαλύτερης ποσότητας καυσίμου για δεδομένη ισχύ, συγκριτικά με την περίπτωση όπου δεν υπήρχε μείωση του

βαθμού απόδοσης του αεριοστροβίλου. Επίσης παρατηρούμε ότι ύστερα από κάθε διαδικασία καθαρισμού δεν αποκαθίσταται πλήρως ούτε η ισχύς ούτε και η κατανάλωση καυσίμου, λόγω της σταθερής γήρανσης της μηχανής.

Το συγκεκριμένο λογισμικό έχει κάποιες αδυναμίες μειώνοντας σημαντικά τις επιλογές του χρήστη. Για παράδειγμα, το κόστος καυσίμου και η τιμή πώλησης θεωρούνται σταθερά για όλο το χρόνο ενδιαφέροντος κάτι το οποίο δεν ισχύει εκτός αν υπάρχει ειδική συμφωνία με την μονάδα. Επίσης αν και ο ρυθμός υποβάθμισης εκτός από το να είναι σταθερός με τον χρόνο μπορεί να μεταβάλλεται με βάση ιστορικά στοιχεία της μονάδας αυτά έχουν ενσωματωθεί εσωτερικά του λογισμικού και ο χρήστης δεν έχει πρόσβαση. Ένα άλλο στοιχείο αφορά την διαδικασία υπολογισμού του βέλτιστου αριθμού πλυσιμάτων η οποία είναι αρκετά χρονοβόρα ειδικά για μεταβλητό ρυθμό υποβάθμισης αφού σαρώνει έναν μεγάλο αριθμό δυνατών λύσεων, ενώ παράλληλα πραγματοποιείται για συγκεκριμένο χρόνο ενδιαφέροντος. Στην πραγματικότητα αυτό που ενδιαφέρει το χρήστη ανά πάσα στιγμή είναι με βάση τα διαθέσιμα στοιχεία πότε πρέπει να γίνει το επόμενο πλύσιμο.

Στα πλαίσια της παρούσας διπλωματικής λαμβάνοντας υπόψη τις αδυναμίες του λογισμικού πραγματοποιήθηκαν μια σειρά από βελτιώσεις για κάλυψη των αδυναμιών αυτών και οι οποίες παρουσιάζονται παρακάτω.

5.3 Βελτιώσεις και προσθήκες στο λογισμικό

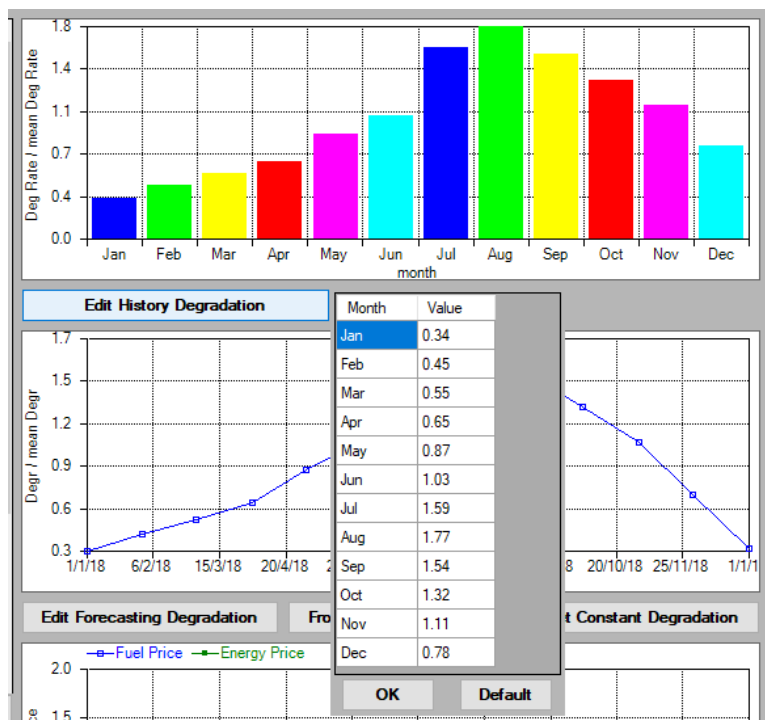
Στο Σχήμα 5.7 παρουσιάζεται το τροποποιημένο User Interface του λογισμικού μετά τις βελτιώσεις. Όσον αφορά τα δεδομένα που εισάγει ο χρήστης, το μόνο που προστέθηκε ήταν ο χρόνος που πραγματοποιήθηκε το τελευταίο πλύσιμο, κάτι το οποίο είναι πολύ βασικό για την περίπτωση μεταβλητού ρυθμού υποβάθμισης με στοιχεία εποχικότητας όπως ισχύει στην πράξη. Στη δεξιά μεριά της οθόνης προστέθηκαν οι εξής δυνατότητες.

Αρχικά ο χρήστης έχει πρόσβαση και μπορεί να δει και να τροποποιήσει τα ιστορικά στοιχεία του ρυθμού υποβάθμισης όπως φαίνεται στο Σχήμα 5.8. Τα στοιχεία αυτά είναι μέσες τιμές ρυθμού υποβάθμισης για κάθε μήνα του έτους σε σχέση με τον μέσο ρυθμό υποβάθμισης του έτους ο οποίος δίνεται στα δεδομένα εισόδου (αριστερά της οθόνης).

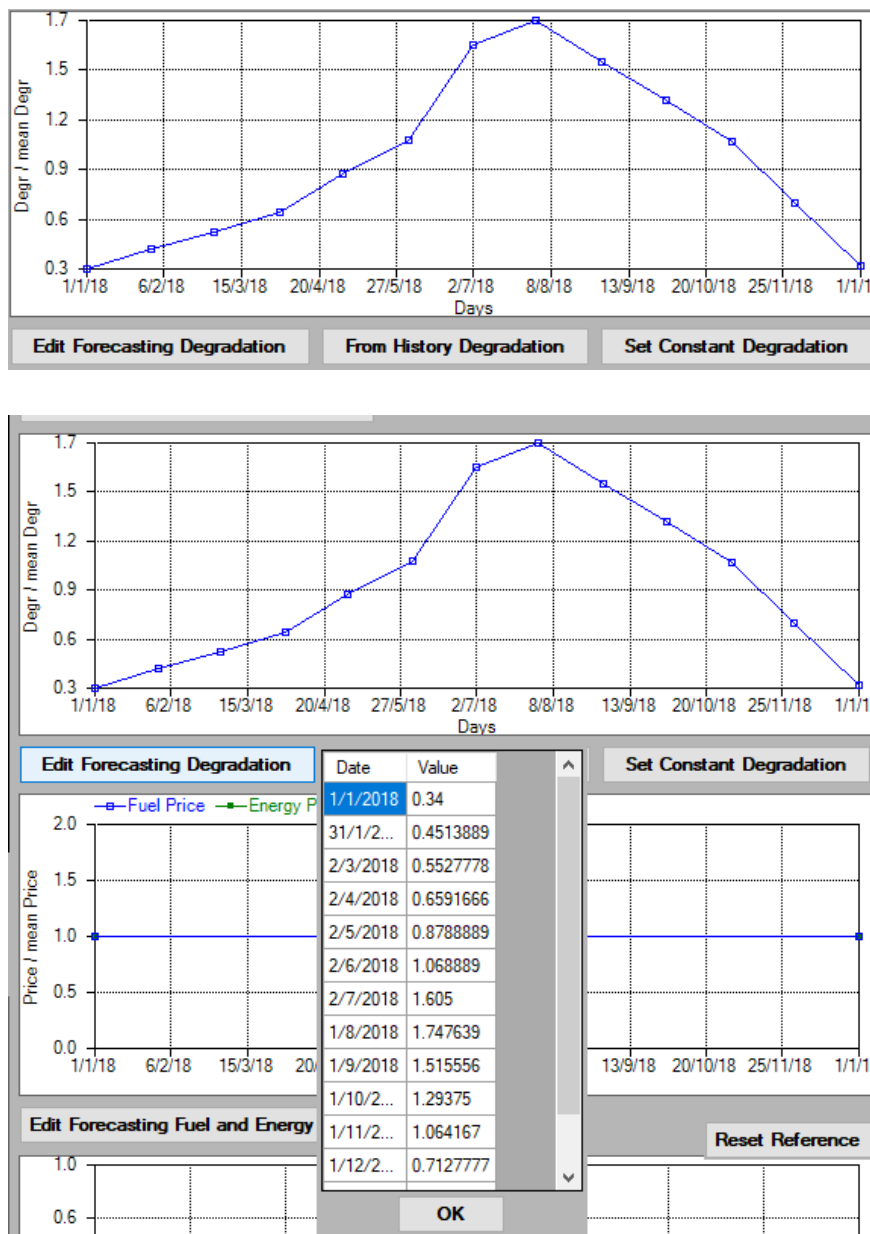
Ο ρυθμός υποβάθμισης που τελικά θα χρησιμοποιηθεί για τους υπολογισμούς εξαρτάται από τον χρήστη και εισάγεται μέσω του γραφήματος που φαίνεται στο Σχήμα 5.9, έχοντας τις εξής επιλογές. α) **Set Constant Degradation:** σταθερός ρυθμός υποβάθμισης ίσος με τον μέσο ετήσιο ρυθμό υποβάθμισης β) **From History Degradation:** ρυθμός υποβάθμισης με βάση τα ιστορικά στοιχεία που παρουσιάζονται στο Σχήμα 5.8 γ) **Edit Forecasting Degradation:** με τον ρυθμό υποβάθμισης που προβλέπει ο χρήστης με άλλες τεχνικές πρόβλεψης.



Σχήμα 5.7: User Interface του βελτιωμένου λογισμικού βελτιστοποίησης πλυσιμάτων αεριοστροβίλου



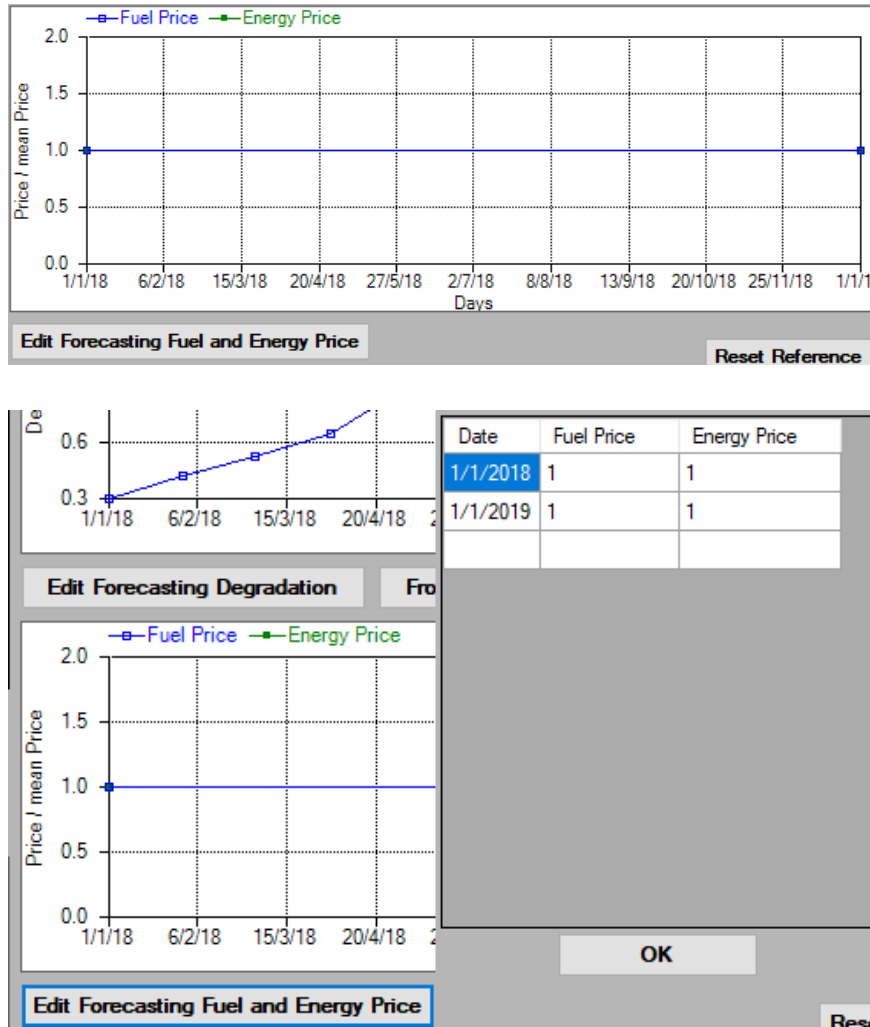
Σχήμα 5.8: Δυνατότητα επεξεργασίας ιστορικών τιμών ρυθμού υποβάθμισης



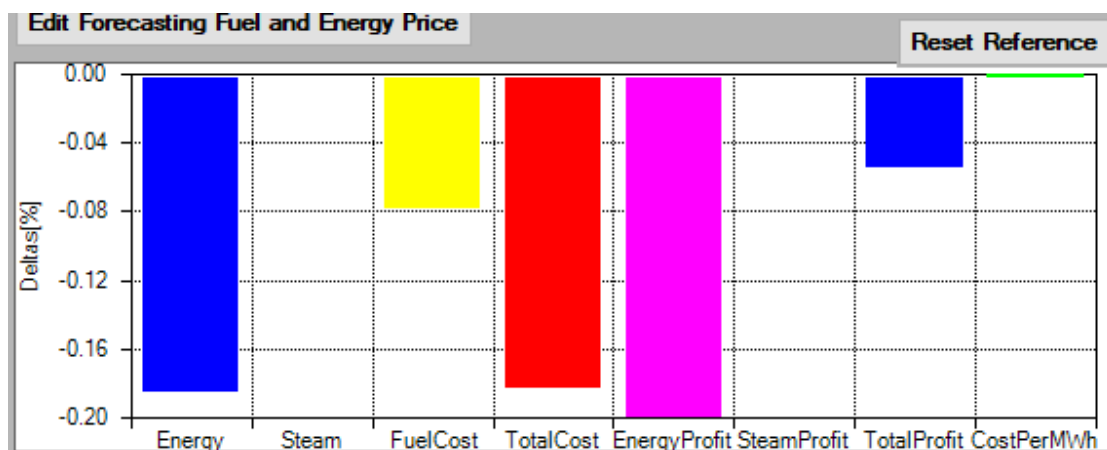
Σχήμα 5.9: Δυνατότητα επιλογής ρυθμού υποβάθμισης που θα χρησιμοποιηθεί στους υπολογισμούς

Ο χρήστης έχει επίσης τη δυνατότητα να μεταβάλλει το κόστος καυσίμου και την τιμή πώλησης της ενέργειας συναρτήσει του χρόνου, εισάγοντας τις τιμές που επιθυμεί μέσω του γραφήματος που φαίνεται στο Σχήμα 5.10. Τα στοιχεία δίνονται σχετικά ως προς τις αντίστοιχες μέσες τιμές που έχουν επιλεγεί στα δεδομένα αριστερά της οθόνης.

Μια άλλη δυνατότητα που προστέθηκε είναι η δυνατότητα γραφικής σύγκρισης σε όρους συνολικών οικονομικών μεγεθών μεταξύ δυο διαφορετικών προγραμμάτων πλυσίματος μέσω του γραφήματος που παρουσιάζεται στο Σχήμα 5.11. Συγκεκριμένα ο χρήστης μπορεί να δει, μεταξύ άλλων, την ποσοστιαία μεταβολή στην συνολικά παραγόμενη ενέργεια, στο συνολικό κόστος καυσίμου, στο ειδικό κόστος παραγωγής και στο συνολικό κέρδος της μονάδας.

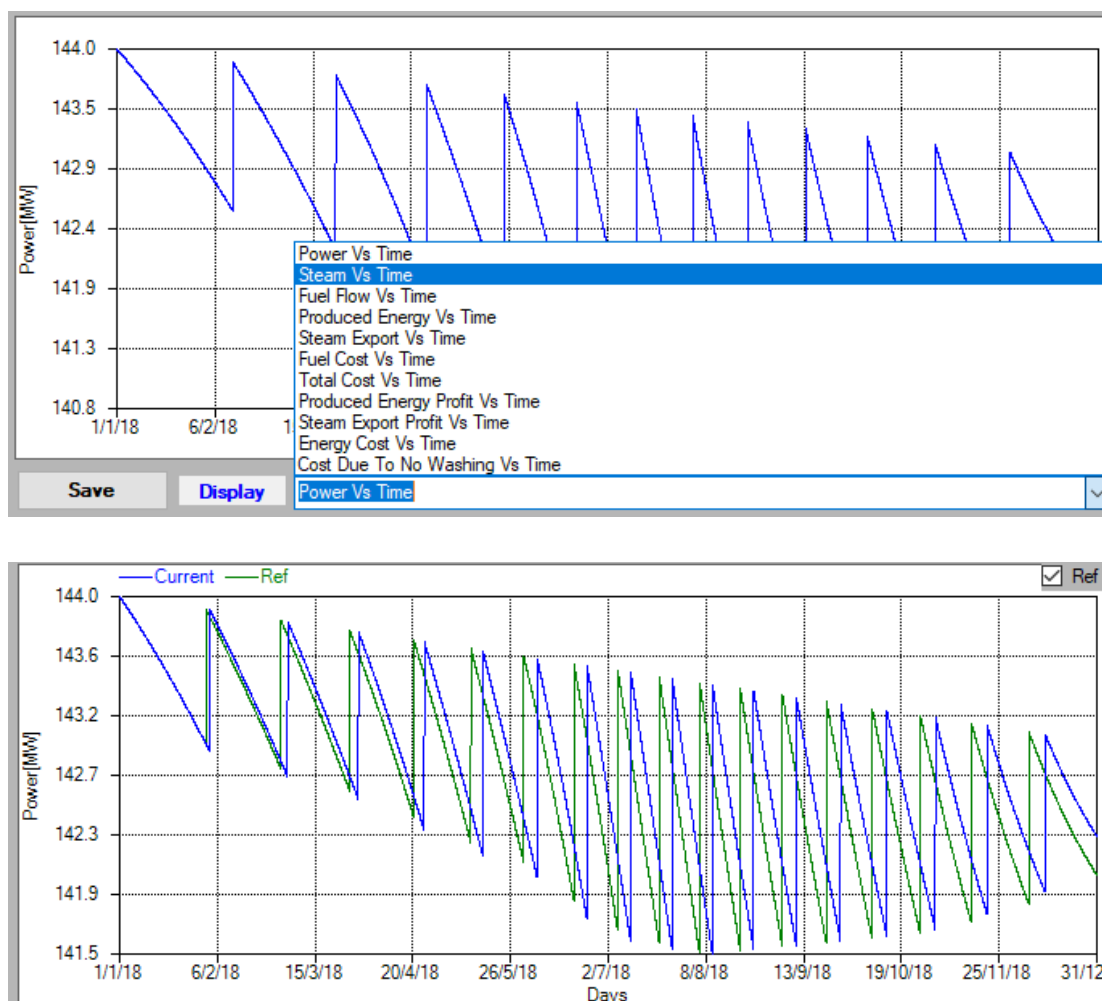


Σχήμα 5.10: Δυνατότητα εισαγωγής και επεξεργασίας κόστους καυσίμου και τιμής πώλησης της παραγόμενης ενέργειας.



Σχήμα 5.11: Δυνατότητα σύγκρισης σε όρους συνολικών οικονομικών μεγεθών μεταξύ δύο διαφορετικών προγραμμάτων πλούσιματος.

Επίσης ο χρήστης εκτός από τη δυνατότητα να δει γραφικά την μεταβολή της ισχύος και της κατανάλωσης καυσίμου συναρτήσει του χρόνου που είχε στην προηγούμενη έκδοση του λογισμικού μπορεί να δει μια σειρά από άλλα υπολογιζόμενα μεγέθη όπως φαίνεται στο Σχήμα 5.12. Συγκεκριμένα μπορεί να δει συναρτήσει του χρόνου, τη συνολικά παραγόμενη ενέργεια, το συνολικό κόστος καυσίμου, το συνολικό κόστος, το ειδικό κόστος παραγωγής, το συνολικό κέρδος και το κόστος λόγω μη πλυσίματος. Το τελευταίο είναι πολύ σημαντικό γιατί μπορεί να χρησιμοποιηθεί για βελτιστοποίηση των πλυσιμάτων, όπως θα δούμε παρακάτω. Στο ίδιο γράφημα προστέθηκε επίσης η δυνατότητα της σύγκρισης μεταξύ δύο διαφορετικών προγραμμάτων πλυσίματος όπως φαίνεται στο Σχήμα 5.12.



Σχήμα 5.12: Δυνατότητες επιλογής γραφικής παράστασης διαφόρων υπολογιζόμενων μεγεθών συναρτήσει του χρόνου και δυνατότητα σύγκρισης μεταξύ δύο διαφορετικών περιπτώσεων.

Η σημαντικότερη βελτίωση που πραγματοποιήθηκε στο λογισμικό είναι ο υπολογισμός του επόμενου πλυσίματος χωρίς να είναι απαραίτητη η επιλογή ενός συγκεκριμένου χρονικού παράθυρου ενδιαφέροντος και μεγιστοποίηση του συνολικού κέρδους σε αυτό.

Για τον υπολογισμό αυτόν θεωρούμε ότι η βέλτιστη χρονική στιγμή που πρέπει να γίνει το επόμενο πλύσιμο είναι όταν το κόστος λόγω μη πλυσίματος γίνει ίσο με το κόστος του πλυσίματος. Το κόστος μη πλυσίματος ορίζεται ως η διαφορά του συνολικού κέρδους που προκύπτει μεταξύ μιας καθαρής και μιας βρώμικης μηχανής αντίστοιχα και αυξάνει με τον χρόνο όσο δεν πραγματοποιείται πλύσιμο και σταδιακά υποβαθμίζεται περαιτέρω η μηχανή. Το κόστος του πλυσίματος υπολογίζεται από την σχέση (5.4).

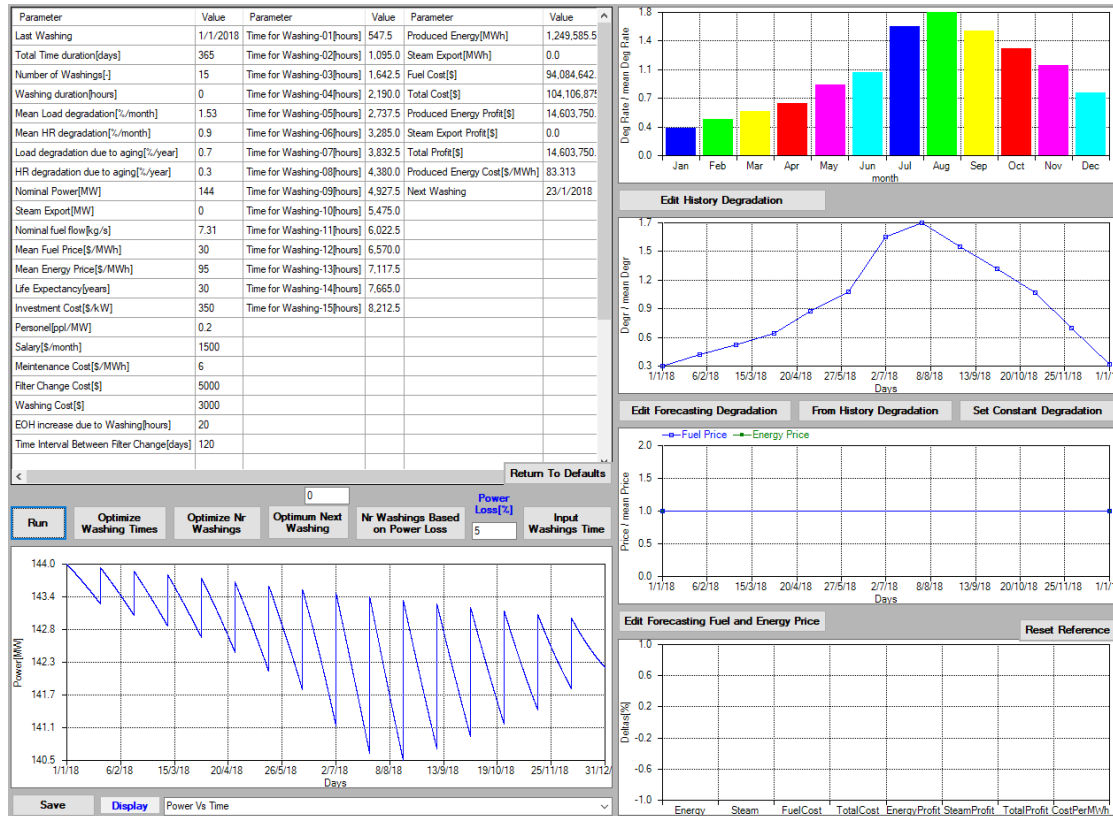
Παρακάτω παρουσιάζονται κάποιες αναλύσεις με χρήση του βελτιωμένου λογισμικού και προκύπτουν συμπεράσματα σχετικά με την επίδραση διαφόρων παραμέτρων στην βελτιστοποίηση των πλυσιμάτων και κατ' επέκταση στο συνολικό κέρδος της μονάδας.

5.4 Εφαρμογές με χρήση του βελτιωμένου λογισμικού

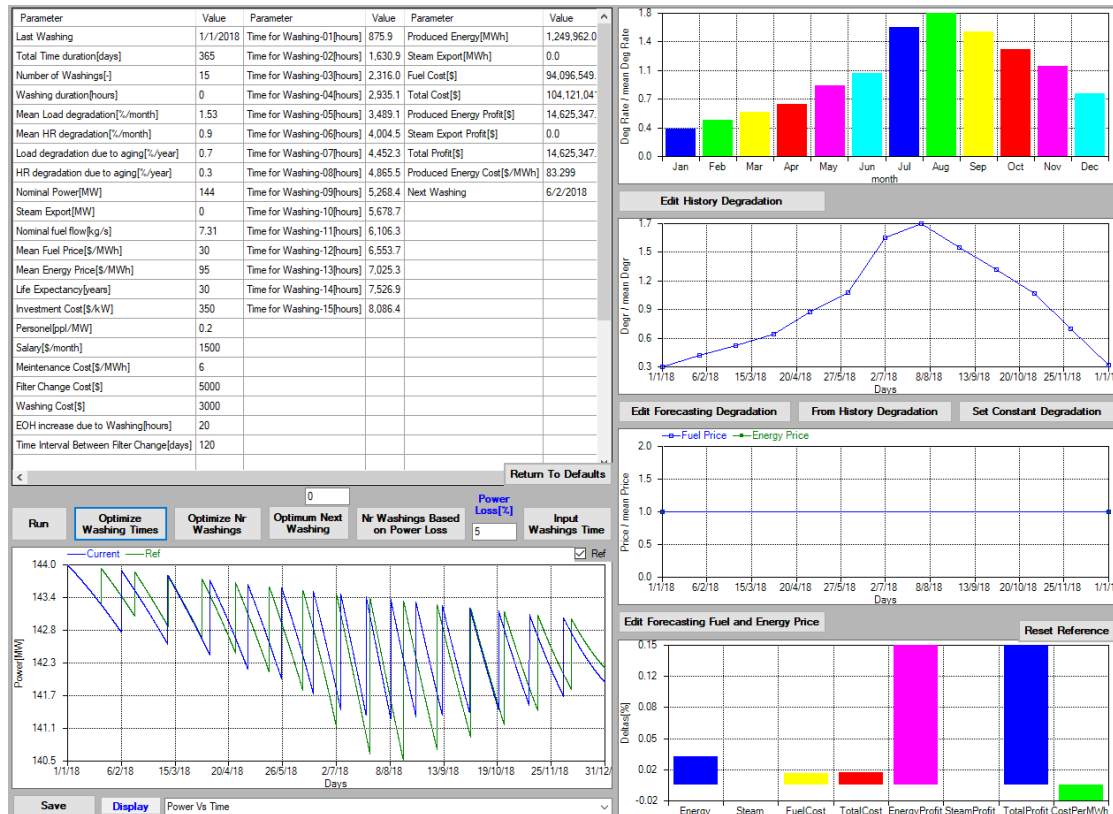
Στα πλαίσια της εφαρμογής του λογισμικού θεωρείται μονάδα παραγωγής με δυο βιομηχανικούς αεριοστροβίλους, οι οποίοι λειτουργούν διαδοχικά, για να καλύπτουν την ανάγκη σε παραγωγή ηλεκτρικής ενέργειας, όταν ο ένας εκ των δυο υποβάλλεται σε off-line καθαρισμό, οπότε ο χρόνος του πλυσίματος θεωρείται μηδενικός.

Το τελευταίο πλύσιμο έχει πραγματοποιηθεί στις 1/1/2018 και το χρονικό παράθυρο ενδιαφέροντος είναι ένα χρόνος. Αρχικά επιλέγουμε την πραγματοποίηση 15 πλυσιμάτων τα οποία ισοκατανέμονται στο χρονικό παράθυρο ενδιαφέροντος. Επίσης επιλέγεται ρυθμός υποβάθμισης βάση των ιστορικών στοιχείων της μονάδας και σταθερή τιμή καυσίμου και τιμή πώλησης. Τα δεδομένα εισόδου και τα αποτελέσματα παρουσιάζονται στο Σχήμα 5.13

Στη συνέχεια πραγματοποιείται διαδικασία βελτιστοποίησης των διαστημάτων ανάμεσα στα πλυσίματα, με στόχο την μεγιστοποίηση του συνολικού κέρδους. Τα αποτελέσματα παρουσιάζονται στο Σχήμα 5.14.

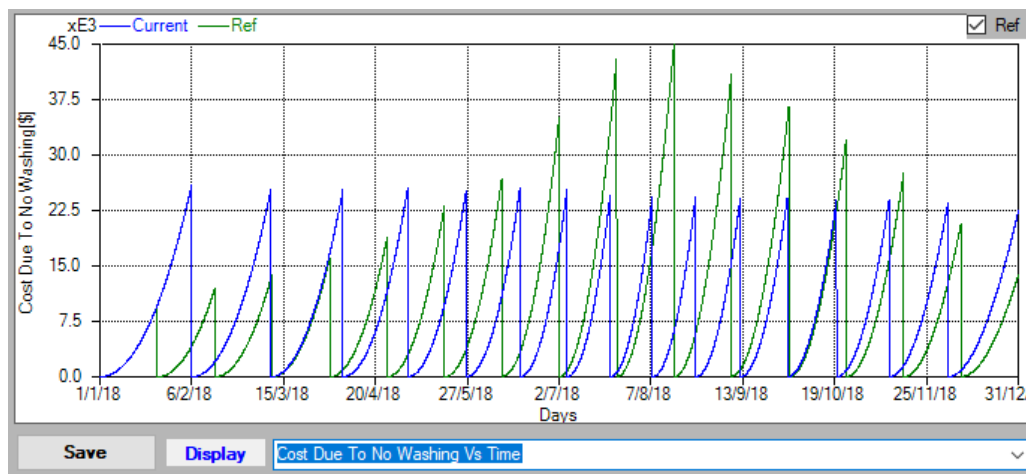


Σχήμα 5.13: Αποτελέσματα προσομοίωσης θεωρώντας ισοκατανομημένα διαστήματα μεταξύ των πλυσιμάτων



Σχήμα 5.14: Αποτελέσματα προσομοίωσης για βελτιστοποίηση των διαστημάτων μεταξύ των πλυσιμάτων

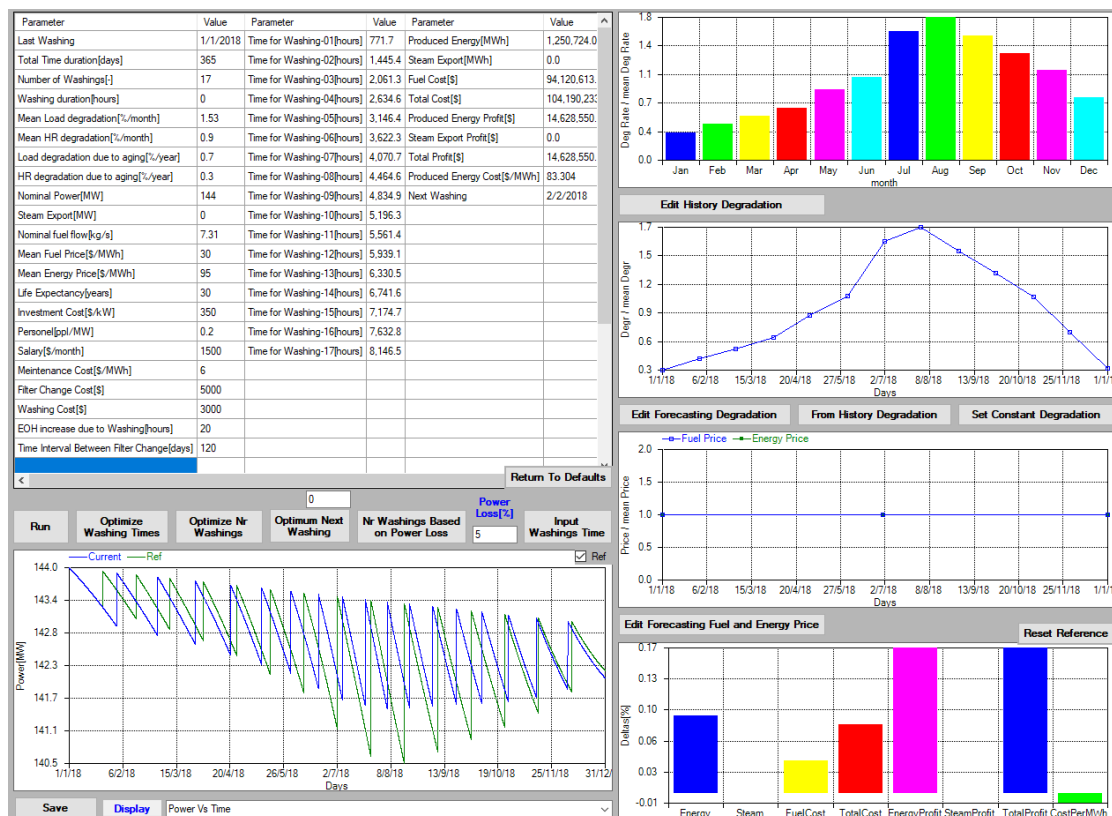
Παρατηρούμε ότι λόγω του μεταβλητού ρυθμού υποβάθμισης η βελτιστοποίηση οδηγεί σε μείωση των χρονικών διαστημάτων μεταξύ των πλυσιμάτων τις χρονικές περιόδους με αυξημένο ρυθμό υποβάθμισης (Ιούλιος-Οκτώβριος) και σε αύξηση τις χρονικές περιόδους με χαμηλό ρυθμό. Επίσης η εφαρμογή των βελτιστοποιημένων διαστημάτων οδηγεί σε αύξηση του συνολικού κέρδους κατά 21.600 € (0.15%). Ενδιαφέρον παρουσιάζει η σύγκριση του κόστους λόγω μη πλυσίματος μεταξύ των δύο περιπτώσεων όπως φαίνεται στο Σχήμα 5.15.



Σχήμα 5.15: Σύγκριση του κόστους λόγω μη πλυσίματος της μηχανής για βελτιστοποιημένα (μπλέ) και μη (πράσινο) χρονικά διαστήματα πλυσιμάτων.

Από το σχήμα παρατηρούμε την σταδιακή αύξηση του κόστους λόγω μη πλυσίματος μεταξύ των πλυσιμάτων και τον μηδενισμό του κατά την εφαρμογή του πλυσίματος. Στην περίπτωση της βελτιστοποίησης η αύξηση του κόστους φτάνει μέχρι μια σχεδόν σταθερή τιμή για όλα τα πλυσίματα η οποία είναι το κόστος του ίδιου του πλυσίματος, που όπως αναφέραμε και παραπάνω και αποδεικνύεται και εδώ αποτελεί έναν εύκολο και γρήγορο τρόπο υπολογισμού της βέλτιστης χρονικής στιγμής του επόμενου πλυσίματος.

Στη συνέχεια πραγματοποιείται διαδικασία βελτιστοποίησης του αριθμού των πλυσιμάτων και των διαστημάτων ανάμεσα στα πλυσίματα, με στόχο την μεγιστοποίηση του συνολικού κέρδους. Τα αποτελέσματα παρουσιάζονται στο Σχήμα 5.16.



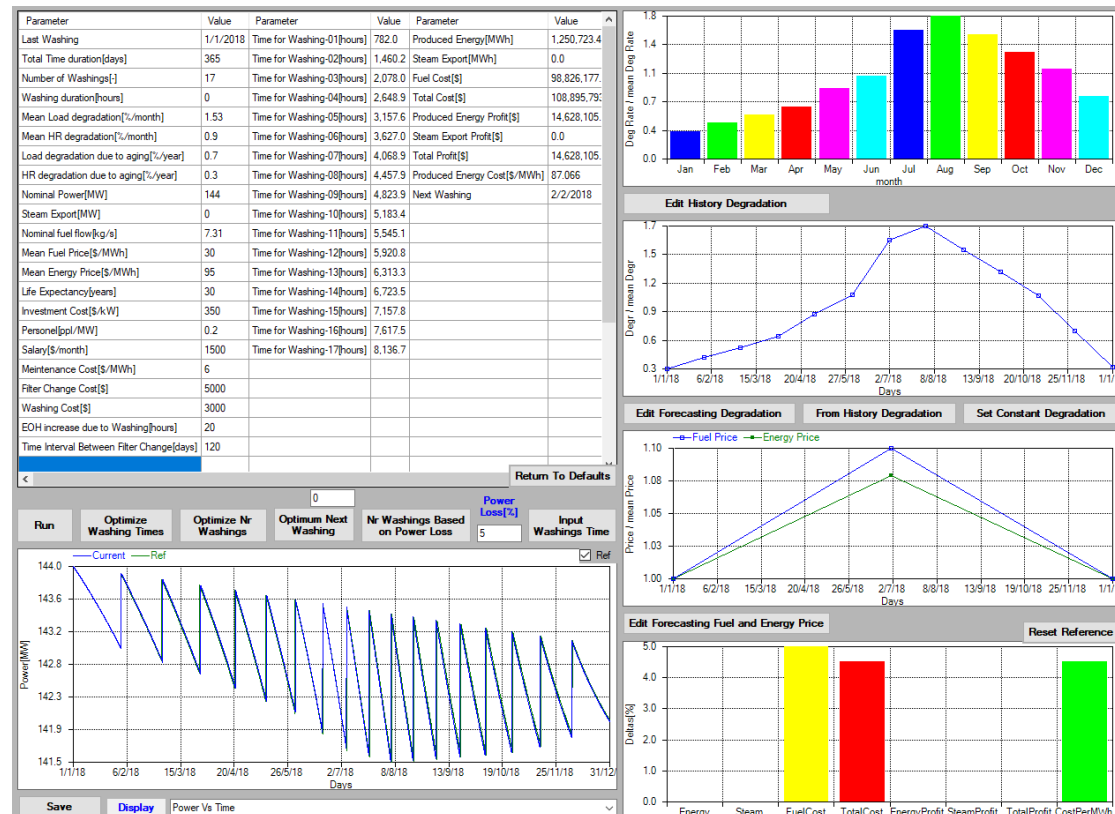
Σχήμα 5.16: Αποτελέσματα από την προσομοίωση της διαδικασίας βελτιστοποίησης του αριθμού των πλυσιμάτων.

Παρατηρούμε ότι ο βέλτιστος αριθμός πλυσιμάτων για την συγκεκριμένη περίπτωση είναι 17 δίνοντας μια αύξηση στο συνολικό κέρδος 24.800 € (0.17%) σε σχέση με τα 15 μη βελτιστοποιημένα πλυσίματα και 3200€ σε σχέση με τα 15 βελτιστοποιημένα πλυσίματα. Η διαφορά αυτή αυξάνεται αν μειώσουμε περαιτέρω τον αριθμό πλυσιμάτων, για παράδειγμα έχουμε διαφορά 9300€ και 18900€ σε σχέση με 14 και 13 βελτιστοποιημένα πλυσίματα αντίστοιχα. Αντίστοιχη εικόνα παρουσιάζεται και με αύξηση του αριθμού πλυσιμάτων, για παράδειγμα η διαφορά φτάνει τις 5500€ και 10800€ για 19 και 20 βελτιστοποιημένα πλυσίματα αντίστοιχα. Ο σχετικά υψηλός βέλτιστος αριθμός πλυσιμάτων οφείλεται στο γεγονός ότι η διάρκεια του πλυσίματος με τον διαδοχικό τρόπο λειτουργίας των δύο αεριοστροβίλων θεωρείται μηδενικός και άρα το κόστος του πλυσίματος δεν αυξάνει σημαντικά λόγω μη παραγωγής κατά τη διάρκεια του πλυσίματος. Αυτό έχει σαν αποτέλεσμα να μην μειώνεται αισθητά το συνολικό κέρδος με την πραγματοποίηση περισσότερων πλυσιμάτων. Αυτή η εικόνα αλλάζει σημαντικά αν η διάρκεια του πλυσίματος ήταν για παράδειγμα 12 ώρες. Στην περίπτωση αυτή ο βέλτιστος αριθμός πλυσιμάτων μειώνεται σε 11 και με αύξηση των πλυσιμάτων σε 14 η διαφορά στο συνολικό κέρδος φτάνει τις 27000€

Στη συνέχεια υπολογίζεται η βέλτιστη χρονική στιγμή που πρέπει να γίνει το επόμενο πλύσιμο με βάση την εξίσωση του κόστους λόγω μη πλυσίματος με το κόστος του πλυσίματος. Το αποτέλεσμα προφανώς εξαρτάται από την μεταβολή του ρυθμού υποβάθμισης για το χρονικό διάστημα από το προηγούμενο πλύσιμο και μετά. Αν για

παράδειγμα το προηγούμενο πλύσιμο είχε γίνει 1/1/2018 το επόμενο πλύσιμο πρέπει να γίνει 2/2/2018, δηλαδή μετά από 779 ώρες, ενώ αν το προηγούμενο πλύσιμο είχε γίνει στις 1/7/2018 το επόμενο πρέπει να γίνει στις 16/7/2018, δηλαδή μετά από 378 ώρες λόγω του πολύ μεγαλύτερου ρυθμού υποβάθμισης τον Ιούλιο σε σχέση με τον Ιανουάριο.

Στο επόμενο στάδιο πραγματοποιήθηκε προσομοίωση θεωρώντας μεταβλητή τόσο την τιμή πώλησης της παραγόμενης ηλεκτρικής ενέργειας, όσο και την τιμή του κόστους του καυσίμου. Τα αποτελέσματα παρουσιάζονται στο Σχήμα 5.17.



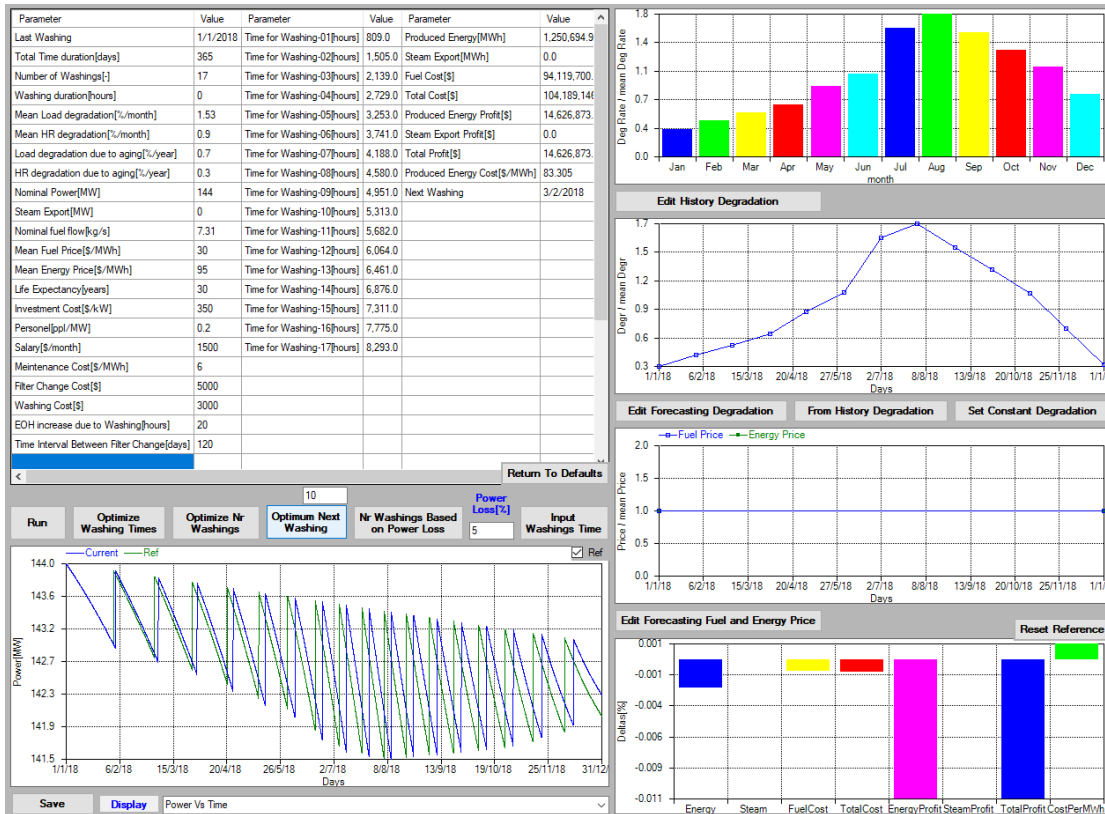
Σχήμα 5.17: Αποτελέσματα προσομοίωσης λαμβάνοντας μεταβλητές τιμές κόστους καυσίμου και τιμή πώλησης παραγόμενης ενέργειας (σύγκριση με περίπτωση σταθερών τιμών).

Συγκεκριμένα θεωρήσαμε μια γραμμική αύξηση της τιμής του καυσίμου μέχρι 10% προς το μέσο της περιόδου και μια αντίστοιχη αύξηση στην τιμή πώλησης η οποία φτάνει το 8%. Ενώ και οι δύο παράμετροι επανέρχονται γραμμικά στην αρχική τους τιμή προς το τέλος της περιόδου. Η επιλογή της σχέσης μεταβολής μεταξύ των δυο παραμέτρων έγινε με βάση τη διατήρηση του συνολικού κέρδους, όπως και στην περίπτωση των σταθερών τιμών. Από το σχήμα παρατηρούμε ότι και στην περίπτωση αυτή τόσο ο βέλτιστος αριθμός πλυσιμάτων όσο και τα χρονικά διαστήματα μεταξύ των πλυσιμάτων παραμένουν τα ίδια όπως και στην περίπτωση με σταθερές τιμές καυσίμου και πώλησης της παραγόμενης ενέργειας. Η εικόνα αυτή φαίνεται να ισχύει και για μεγαλύτερες μεταβολές στις παραμέτρους αυτές εφόσον και οι δύο παράμετροι μεταβάλλονται συγχρονισμένα. Επίσης παρατηρούμε ότι λόγω της αύξησης της τιμής

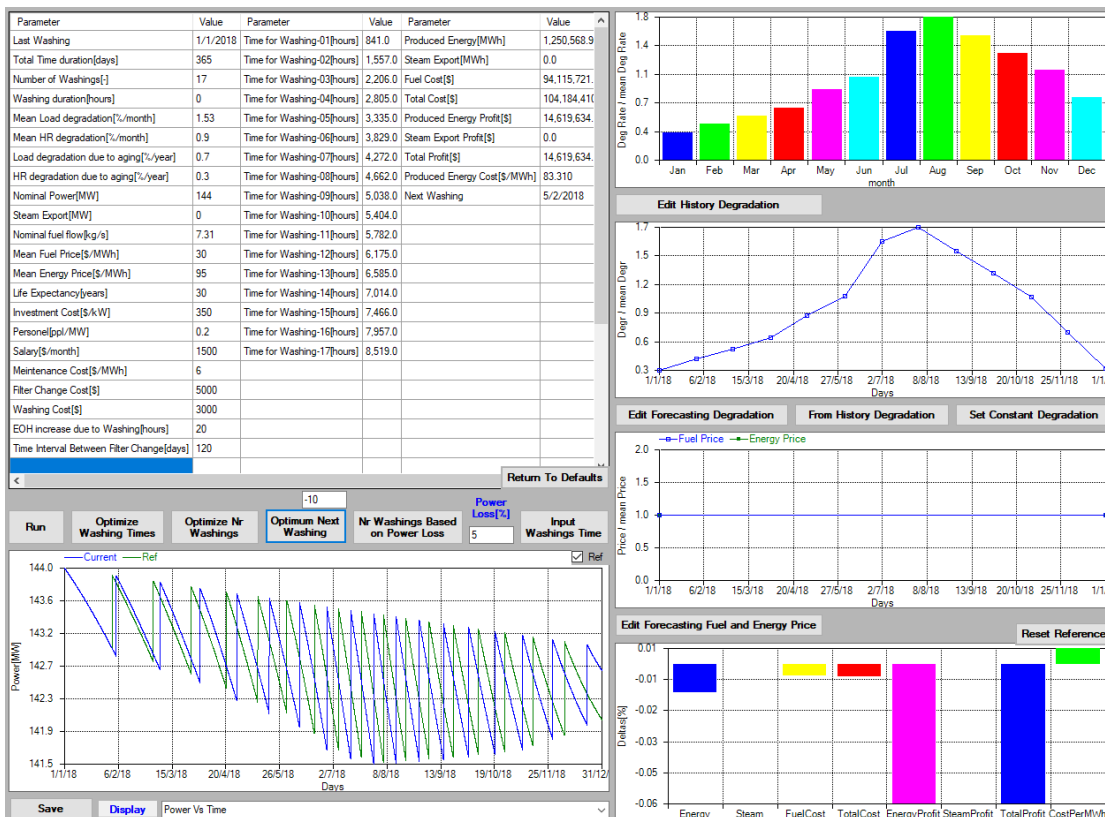
του καυσίμου έχουμε μια αύξηση στο ειδικό κόστος παραγωγής περίπου 4.5% και με την αντίστοιχη αύξηση της τιμής πώλησης το συνολικό κέρδος παρέμεινε σταθερό.

Όπως είδαμε ο παράγοντας με την μεγαλύτερη επίδραση στον υπολογισμό των βέλτιστων πλυσιμάτων (αριθμός , διαστήματα) είναι ο ρυθμός υποβάθμισης. Η παράμετρος αυτή μπορεί να εκτιμηθεί μόνο εφόσον υπάρχουν στοιχεία για την μονάδα και ο τρόπος λειτουργίας της και οι εξωτερικές συνθήκες παραμένουν σταθερές. Για παράδειγμα αν το πρόγραμμα των online πλυσιμάτων αλλάξει σε σχέση με αυτό που ακολουθούνταν στη χρονική περίοδο που αναφέρονται τα ιστορικά στοιχεία προφανώς θα έχουμε είτε υπό είτε υπερεκτίμηση του ρυθμού, ανάλογα αν μειωθούν ή αυξηθούν τα online πλυσίματα. Το ίδιο ισχύει και στην περίπτωση αλλαγής των εξωτερικών συνθηκών στις οποίες λειτουργεί η μονάδα, για παράδειγμα η πραγματοποίηση χωματουργικών εργασιών κοντά στη μονάδα αυξάνει σημαντικά τον ρυθμό υποβάθμισής της.

Για τον λόγο αυτό, πραγματοποιήθηκε μια μελέτη για την επίδραση της αβεβαιότητας στην εκτίμηση του ρυθμού υποβάθμισης στον υπολογισμό των πλυσιμάτων και αντίστοιχα στο συνολικό κέρδος της μονάδας. Αρχικά θεωρούμε ότι για όλο το χρονικό διάστημα ενδιαφέροντος συνεχώς υποεκτιμούμε ή υπερεκτιμούμε κατά ένα ποσοστό τον πραγματικό ρυθμό υποβάθμισης και μέσω της διαδικασίας υπολογισμού του επόμενου πλυσίματος υπολογίζουμε τον αριθμό των πλυσιμάτων και το συνολικό κέρδος της μονάδας. Η συγκεκριμένη διαδικασία βασίζεται στην παραδοχή ότι με την πραγματοποίηση πλυσίματος είναι γνωστή η τιμή του τρέχοντος ρυθμού υποβάθμισης και απαιτείται η εκτίμηση του για το επόμενο χρονικό διάστημα. Τα αποτελέσματα για διαφορά $\pm 10\%$ στην εκτίμηση του ρυθμού υποβάθμισης, παρουσιάζονται στο Σχήμα 5.18 και Σχήμα 5.19 αντίστοιχα. Από τα σχήματα παρατηρούμε ότι ο αριθμός των πλυσιμάτων παραμένει ο βέλτιστος ενώ τα διαστήματα προφανώς είναι διαφορετικά ακολουθώντας το λάθος εκτιμώμενο ρυθμό υποβάθμισης. Αυτό έχει σαν αποτέλεσμα την μείωση του συνολικού κέρδους, όπως αναμένεται, κατά 2000€ και 9000€ για την περίπτωση υπερεκτίμησης και υποεκτίμησης αντίστοιχα.



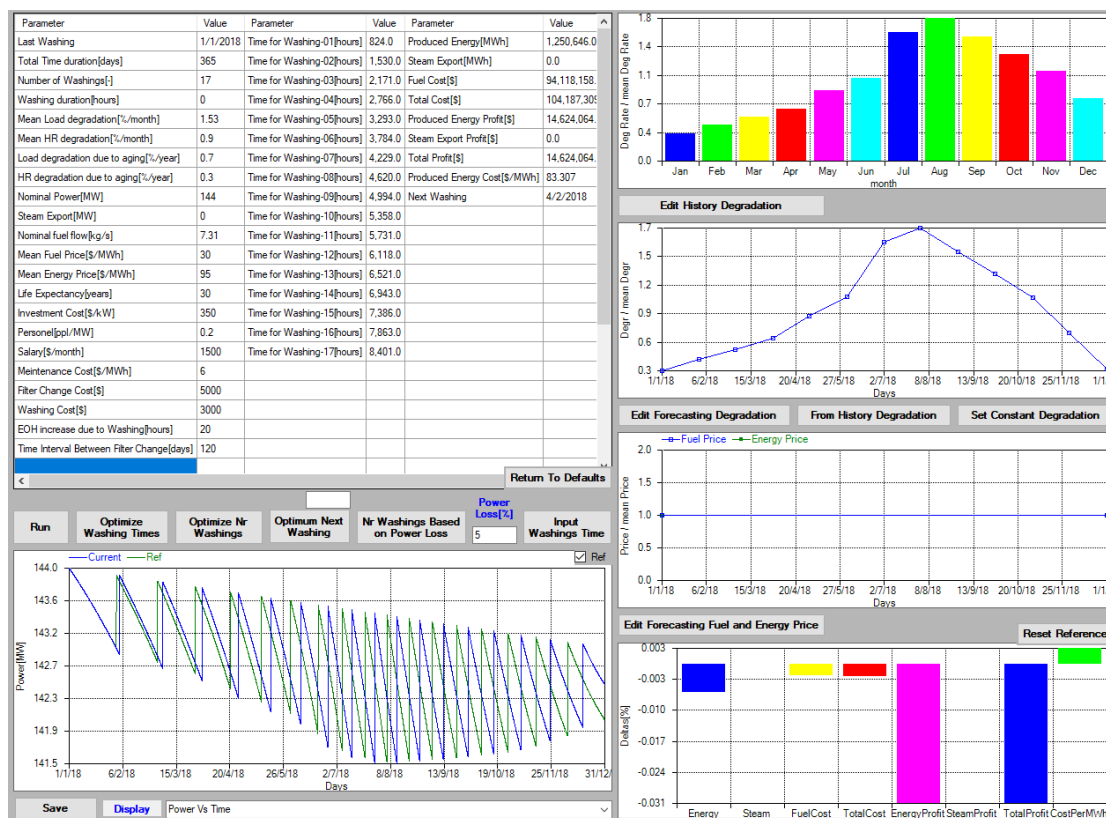
Σχήμα 5.18: Αποτελέσματα προσομοίωσης για υπερεκτίμηση του ρυθμού υποβάθμισης κατά 10%



Σχήμα 5.19: Αποτελέσματα προσομοίωσης για υποεκτίμηση του ρυθμού υποβάθμισης κατά 10%

Η διαφορά αυτή οφείλεται στο γεγονός ότι στην περίπτωση υπερεκτίμησης τα υπολογιζόμενα διαστήματα μεταξύ των πλυσιμάτων είναι πιο κοντά στα βέλτιστα σε σχέση με αυτά που υπολογίζονται υποεκτιμώντας τον ρυθμό υποβάθμισης. Άρα φαίνεται ότι είναι προτιμότερο να υπερεκτιμούμε τον ρυθμό υποβάθμισης (απαισιόδοξο σενάριο) από το να τον υποεκτιμούμε (αισιόδοξο σενάριο). Σε κάθε περίπτωση αν η εκτίμησή μας κυμαίνεται μέχρι $\pm 10\%$ η μείωση στο συνολικό κέρδος της μονάδας δεν αναμένεται να είναι σημαντική δεδομένου ότι σε κάποιες χρονικές στιγμές θα υποεκτιμούμε και σε κάποιες άλλες θα υπερεκτιμούμε.

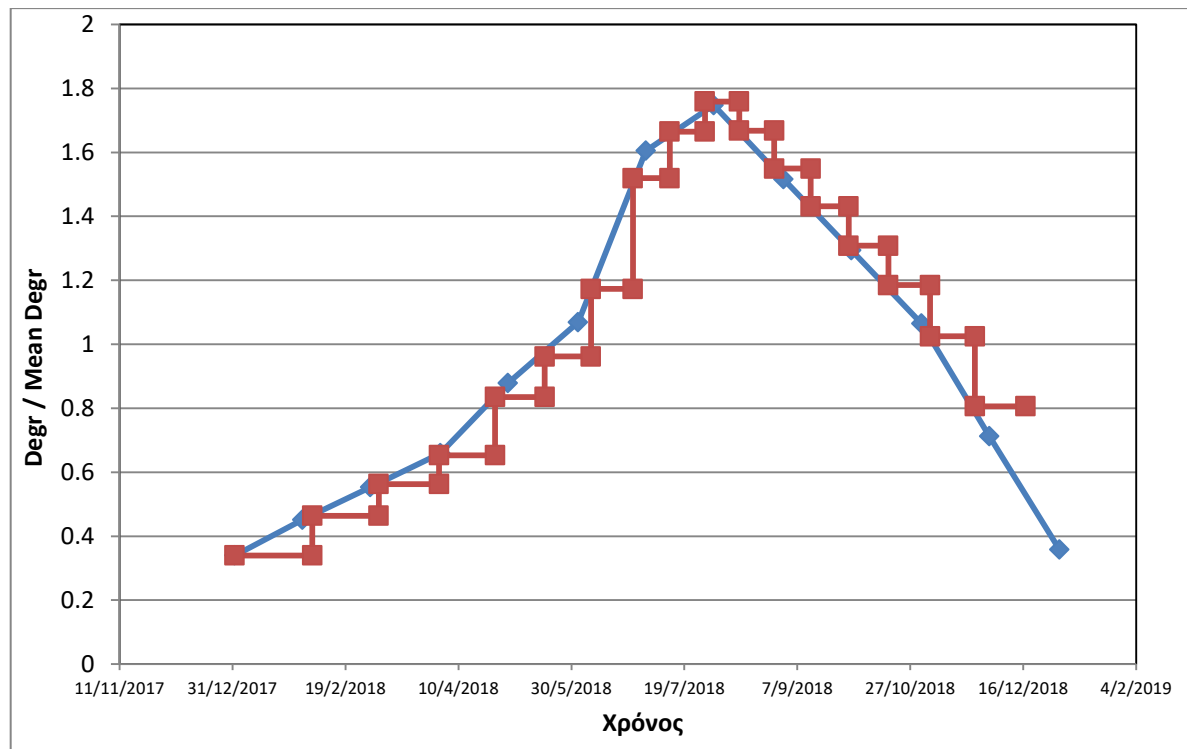
Για να μπορέσουμε να εφαρμόσουμε την παραπάνω διαδικασία χρειάζεται να έχουμε ιστορικά στοιχεία της μονάδας. Σε διαφορετική περίπτωση μπορούμε να υποθέσουμε ότι ο ρυθμός υποβάθμισης θα παραμείνει σταθερός μέχρι το επόμενο πλύσιμο και ίδιος με αυτόν του προηγούμενου πλυσίματος ενώ θα ανανεώνεται μετά την πραγματοποίηση του πλυσίματος. Εφαρμόζοντας τη συγκεκριμένη υπόθεση τα αποτελέσματα παρουσιάζονται στο Σχήμα 5.20.



Σχήμα 5.20: Αποτελέσματα προσομοίωσης για θεώρηση σταθερού ρυθμού υποβάθμισης από πλύσιμο σε πλύσιμο

Από το σχήμα παρατηρούμε ότι ο βέλτιστος αριθμός των πλυσιμάτων παραμένει ίδιος και σε αυτήν την περίπτωση ενώ η διαφορά στο συνολικό κέρδος είναι της τάξης των 4500€ που είναι μεταξύ αυτών που υπολογίστηκαν παραπάνω όπως αναμένονταν. Στο Σχήμα 5.21 παρουσιάζεται συγκριτικά η πραγματική μεταβολή του ρυθμού

υποβάθμισης με αυτήν που προσεγγίζεται από την διαδικασία της υπόθεσης σταθερού ρυθμού μεταξύ των διαδοχικών πλυσιμάτων.



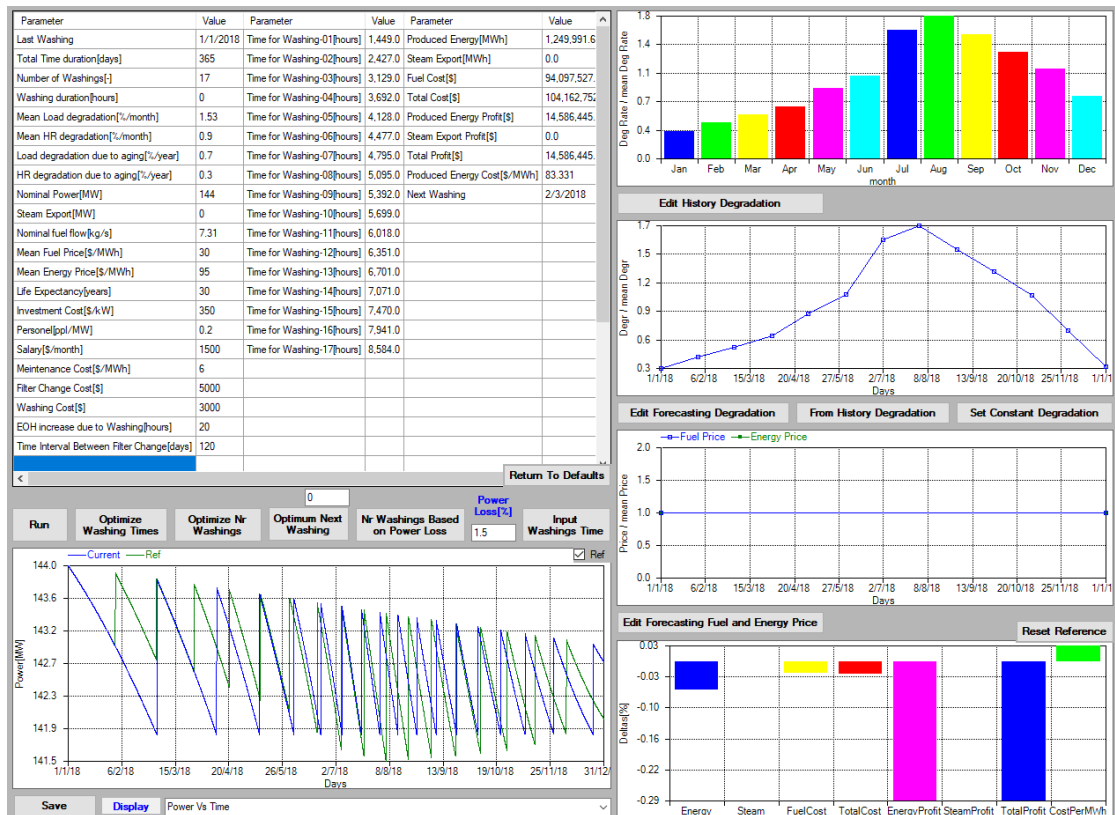
Σχήμα 5.21: Διαδικασία προσέγγισης της μεταβολής του ρυθμού υποβάθμισης λαμβάνοντας τη τιμή του προηγούμενου πλυσίματος για τον υπολογισμό του επόμενου.

Από το σχήμα παρατηρούμε ότι όταν ο ρυθμός υποβάθμισης αυξάνει, με την υπόθεση σταθερού ρυθμού, υποεκτιμούμε και σε αντίθετη περίπτωση υπερεκτιμούμε τον ρυθμό υποβάθμισης, με αποτέλεσμα η διαφορά στο συνολικό κέρδος να μην αυξάνει σημαντικά. Το πλεονέκτημα της θεώρησης σταθερού ρυθμού υποβάθμισης είναι ότι βασίζεται σε στοιχεία που ήδη έχουν υπολογιστεί χωρίς να απαιτούνται ιστορικά δεδομένα της μονάδας. Καλύτερα αποτελέσματα μπορούμε να επιτύχουμε αν ανανεώνουμε τον υπολογιζόμενο ρυθμό υποβάθμισης σε μικρότερα χρονικά διαστήματα πριν το επόμενο πλύσιμο.

Η συγκεκριμένη διαδικασία μπορεί να εφαρμοστεί κάλλιστα και για την εκτίμηση τόσο της τιμής του καυσίμου όσο και της τιμής πώλησης της παραγόμενης ενέργειας. Δηλαδή για τον υπολογισμό του επόμενου πλυσίματος μπορούμε να χρησιμοποιήσουμε τις τρέχουσες τιμές του καυσίμου και πώλησης, ανανεώνοντας όταν νέες τιμές είναι διαθέσιμες.

Τέλος, πραγματοποιήθηκε σύγκριση μεταξύ της διαδικασίας βελτιστοποίησης των πλυσιμάτων και της διαδικασίας υπολογισμού για δεδομένη μείωση ισχύος, που πολλές φορές χρησιμοποιείται στην πράξη. Την μικρότερη διαφορά στο συνολικό κέρδος σε σχέση με την βέλτιστη περίπτωση παρατηρήθηκε για μείωση ισχύος 1.5% η οποία δίνει ίδιο αριθμό πλυσιμάτων και διαφορά στο κέρδος που ξεπερνά τις 42000€ όπως φαίνεται

στο Σχήμα 5.22. Τα αποτελέσματα υποδεικνύουν ότι η συγκεκριμένη διαδικασία δεν μπορεί να χρησιμοποιηθεί για τον βέλτιστο υπολογισμό των πλυσιμάτων, τουλάχιστον για την περίπτωση μεταβλητού ρυθμού υποβάθμισης.



Σχήμα 5.22: Αποτελέσματα υπολογισμού πλυσιμάτων για σταθερή μείωση ισχύος 1.5% μεταξύ των διαδοχικών πλυσιμάτων σε σύγκριση με την βέλτιστη περίπτωση.

6

Ανακεφαλαίωση-Συμπεράσματα- Προτάσεις

6.1 Ανακεφαλαίωση

Στα πλαίσια της παρούσας διπλωματικής εργασίας πραγματοποιήθηκε αρχικά εκτενής βιβλιογραφική ανασκόπηση για τις διάφορες μεθόδους πρόβλεψης, οι οποίες κατατάσσονται σε δυο βασικές κατηγορίες, τις ποιοτικές και τις ποσοτικές.

Οι ποιοτικές μέθοδοι αποτελούν κατά βάση διερευνητικές διεργασίες. Βασίζονται στην εκτίμηση και την εμπειρία και χρησιμοποιούν μη δομημένες ή ημι-δομημένες τεχνικές. Μπορούν να περιλαμβάνουν ομάδες συζήτησης, ατομικές συνεντεύξεις και διάφορες παρατηρήσεις. Το μέγεθος του δείγματος σε αυτές τις περιπτώσεις είναι μικρό και οι ερωτηθέντες επιλέγονται σε μια συγκεκριμένη αναλογία.

Στον αντίποδα οι ποσοτικές μέθοδοι περιγράφονται από μαθηματικά μοντέλα και περιλαμβάνουν τεχνικές ανάλυσης και επεξεργασίας των δεδομένων. Το σύνολο δεδομένων που λαμβάνεται μπορεί να είναι στάσιμες παρατηρήσεις ή και χρονοσειρές, αναλόγως τη φύση της προς πρόβλεψη παραμέτρου. Στην περίπτωση της εφαρμογής των μεθόδων πρόβλεψης σε βιομηχανικούς αεριοστροβίλους λαμβάνονται μετρήσεις των παραμέτρων υγείας της μηχανής, με στόχο αρχικά την επόπτευση της κατάστασης λειτουργίας του και δευτερευόντως την πραγματοποίηση προβλέψεων των τιμών των παραμέτρων αυτών.

Οι μέθοδοι πρόβλεψης που χρησιμοποιούνται σε κάθε περίπτωση, εξαρτώνται από τον επιθυμητό χρονικό ορίζοντα της πρόβλεψης και την μορφή των δεδομένων. Για την πραγματοποίηση βραχυπρόθεσμων προβλέψεων χρησιμοποιήθηκε η μέθοδος Box-Jenkins ARIMA. Συγκεκριμένα λήφθηκε ένα σύνολο δεδομένων για μια παράμετρο υγείας βιομηχανικού αεριοστροβίλου και σε πρώτη φάση πραγματοποιήθηκε ανάλυση της χρονοσειράς με σκοπό την αναγνώριση του κατάλληλου μοντέλου πρόβλεψης. Σε επόμενο βήμα εφαρμόστηκε το επιλεχθέν μοντέλο για την πρόβλεψη της τιμής της παραμέτρου υγείας της μηχανής για ορισμένες ώρες λειτουργίας της. Για την πραγματοποίηση μακροπρόθεσμης πρόβλεψης μιας διαφορετικής παραμέτρου υγείας της

μηχανής, χρησιμοποιήθηκε η μέθοδος παλινδρόμησης και παράλληλα εξετάστηκαν δυο μοντέλα φθοράς, το γραμμικό και το ομαλό μοντέλο φθοράς.

Τέλος παρουσιάστηκε μια διαδικασία βελτιστοποίησης των πλυσιμάτων συμπίεστη βιομηχανικού αεριοστροβίλου, βασισμένη σε τεχνοοικονομικά κριτήρια, με στόχο τη μεγιστοποίηση του συνολικού κέρδους της μονάδας. Επίσης παρουσιάστηκε το λογισμικό που αναπτύχθηκε στο Εργαστήριο Θερμικών Στροβιλομηχανών του ΕΜΠ και υλοποιεί τη συγκεκριμένη διαδικασία. Στα πλαίσια της παρούσας διπλωματικής εργασίας υλοποιήθηκαν κατάλληλες βελτιώσεις του λογισμικού, οι οποίες αφορούν επιπρόσθετες λειτουργίες όπως ο υπολογισμός της βέλτιστης χρονικής στιγμής του επόμενου πλυσίματος, ο καθορισμός της μεταβολής του ρυθμού υποβάθμισης, της μεταβολής του κόστους καυσίμου και της οριακής τιμής του συστήματος. Με χρήση του βελτιωμένου λογισμικού πραγματοποιήθηκαν μελέτες σχετικά με τον αριθμό των πλυσιμάτων, τα χρονικά διαστήματα μεταξύ αυτών, την μεταβολή του ρυθμού υποβάθμισης και την αβεβαιότητα στην εκτίμησή του, την μεταβολή του κόστους καυσίμου και της τιμής πώλησης της παραγόμενης ενέργειας.

6.2 Συμπεράσματα

Με βάση τα αποτελέσματα από όλα τα στάδια της εργασίας μπορούν να εξαχθούν τα παρακάτω συμπεράσματα:

- Οι πιο κατάλληλες μέθοδοι πρόβλεψης για την περίπτωση των αεριοστροβίλων είναι οι ποσοτικές μέθοδοι και ιδιαίτερα οι τεχνικές εξομάλυνσης και παλινδρόμησης. Οι τεχνικές αυτές μπορούν να εφαρμοστούν για την πρόβλεψη της εξέλιξης τόσο μεμονωμένων μετρήσεων όσο και αδιάστατων παραμέτρων υγείας.
- Για την σωστή εφαρμογή των μεθόδων παλινδρόμησης είναι απαραίτητη η χρήση κατάλληλων μοντέλων εξέλιξης φθοράς που συναντώνται στην πράξη σε εγκαταστάσεις αεριοστροβίλων, όπως το γραμμικό και ομαλό μοντέλο φθοράς.
- Η σταδιακή υποβάθμιση βιομηχανικών αεριοστροβίλων προσομοιάζει περισσότερο στο ομαλό μοντέλο φθοράς. Ωστόσο σε συγκεκριμένες περιπτώσεις όπου γίνεται πρόβλεψη κρίσιμης παραμέτρου υγείας της μηχανής, προτιμάται η πραγματοποίηση εκτίμησης με βάση το γραμμικό μοντέλο, το οποίο οδηγεί σε πιο δυσοίωνες και κατ'επέκταση ασφαλέστερες προβλέψεις.
- Η επιλογή του καταλληλότερου μοντέλου φθοράς μπορεί να βασιστεί σε ανάλυση ιστορικών στοιχείων ή σε περίπτωση απουσίας αυτών, μια καλή πρακτική είναι η χρήση κάθε φορά της πρόβλεψης με το καταλληλότερο μοντέλο βάση του κριτηρίου των μέσων αποκλίσεων ή εναλλακτικά η χρησιμοποίηση της μέσης τιμής των πιθανών προβλέψεων λαμβάνοντας υπόψη τόσο τις αισιόδοξες

όσο και τις απαισιόδοξες προβλέψεις με συνεχή ανανέωση των προβλέψεων, όταν νέα δεδομένα γίνουν διαθέσιμα.

- Στην περίπτωση μεταβαλλόμενου ρυθμού υποβάθμισης η βελτιστοποίηση των πλυσιμάτων οδηγεί σε μείωση των χρονικών διαστημάτων μεταξύ των πλυσιμάτων τις χρονικές περιόδους με αυξημένο ρυθμό υποβάθμισης και σε αύξηση τις χρονικές περιόδους με χαμηλό ρυθμό. Αυτό έχει σαν αποτέλεσμα, η υιοθέτηση ισοκατανομής των πλυσιμάτων να οδηγεί σε σημαντική μείωση στο συνολικό κέρδος σε σχέση με τα υπολογιζόμενα βέλτιστα διαστήματα.
- Ο υπολογισμός των βέλτιστων πλυσιμάτων (αριθμός, διαστήματα) μπορεί να πραγματοποιηθεί με βάση την θεώρηση ότι η βέλτιστη χρονική στιγμή που πρέπει να γίνει το επόμενο πλύσιμο είναι όταν το κόστος λόγω μη πλυσίματος γίνει ίσο με το κόστος του πλυσίματος.
- Στη περίπτωση θεώρησης μηδενικού χρόνου πλυσίματος, για παράδειγμα λόγω διαδοχικής λειτουργίας δύο αεριοστροβίλων, ο βέλτιστος αριθμός πλυσιμάτων είναι σχετικά υψηλός. Για την περίπτωση που μελετήθηκε έφτανε τα 17 πλυσίματα το έτος. Αυτό οφείλεται στο γεγονός ότι το κόστος του πλυσίματος δεν αυξάνει σημαντικά λόγω μη παραγωγής κατά τη διάρκεια του πλυσίματος με αποτέλεσμα να μην μειώνεται αισθητά το συνολικό κέρδος με την πραγματοποίηση περισσότερων πλυσιμάτων. Αυτή η εικόνα αλλάζει σημαντικά για διάρκεια πλυσίματος 12 ωρών μειώνοντας τον βέλτιστο αριθμό πλυσιμάτων σε 11.
- Η μεταβολή του κόστους καυσίμου και της τιμής πώλησης δεν επηρεάζει τον υπολογισμό των βέλτιστων πλυσιμάτων δεδομένου ότι οι δύο αυτές παράμετροι αναμένεται να μεταβάλλονται συγχρονισμένα.
- Ο παράγοντας με την μεγαλύτερη επίδραση στον υπολογισμό των βέλτιστων πλυσιμάτων είναι ο ρυθμός υποβάθμισης. Η παράμετρος αυτή μπορεί να εκτιμηθεί μόνο εφόσον υπάρχουν στοιχεία για την μονάδα και ο τρόπος λειτουργίας της και οι εξωτερικές συνθήκες παραμένουν σταθερές.
- Η αβεβαιότητα στην εκτίμηση του ρυθμού υποβάθμισης μέχρι $\pm 10\%$ αν και οδηγεί σε μείωση του συνολικού κέρδους, η μείωση αυτή δεν αναμένεται να είναι σημαντική, δεδομένου ότι σε κάποιες χρονικές στιγμές θα υποεκτιμάται και σε κάποιες άλλες θα υπερεκτιμάται.
- Εναλλακτικά της εκτίμησης του ρυθμού υποβάθμισης πολύ καλά αποτελέσματα σε σχέση με το συνολικό κέρδος δίνει η θεώρηση σταθερού ρυθμού μέχρι το επόμενο πλύσιμο. Το πλεονέκτημα της θεώρησης αυτής είναι ότι βασίζεται σε στοιχεία που ήδη έχουν υπολογιστεί χωρίς να απαιτούνται ιστορικά δεδομένα της μονάδας. Καλύτερα αποτελέσματα μπορούμε να επιτύχουμε αν ανανεώνουμε τον υπολογιζόμενο ρυθμό υποβάθμισης σε μικρότερα χρονικά διαστήματα πριν το επόμενο πλύσιμο.
- Η διαδικασία υπολογισμού των πλυσιμάτων με βάση δεδομένη μείωση ισχύος για την περίπτωση μεταβλητού ρυθμού υποβάθμισης, δεν ενδείκνυται,

δεδομένου ότι δίνει μεγάλη διαφορά στο συνολικό κέρδος ακόμα και για τον ίδιο υπολογιζόμενο αριθμό πλυσιμάτων.

6.3 Προτάσεις

Για την βελτίωση και περαιτέρω ανάπτυξη της παρούσας εργασία προτείνονται οι παρακάτω κατευθύνσεις:

- Ανάλυση πραγματικών δεδομένων βιομηχανικών αεριοστροβίλων για την αναγνώριση των πλησιέστερων μοντέλων φθοράς και εισαγωγή των τεχνικών εξομάλυνσης και πρόβλεψης στο λογισμικό παρακολούθησης και διάγνωσης βλαβών EGEFALOS.net.
- Προσθήκη στο λογισμικό βελτιστοποίησης πλυσιμάτων συμπίεστή, της δυνατότητας εισαγωγής προφίλ παραγωγής ισχύος δεδομένου ότι μεγάλο μέρος των αεριοστροβίλων σήμερα δεν λειτουργούν κατ' ανάγκη στο ονομαστικό τους φορτίο λόγω της υψηλής διείσδυσης των ανανεώσιμων πηγών ενέργειας στο σύστημα.

7

Βιβλιογραφία

Ελληνική Βιβλιογραφία

[1] Παρασκευάς Δημήτρης, “Μέθοδοι Πρόβλεψης Ζήτησης”, Διπλωματική Εργασία, Αριστοτέλειο Πανεπιστήμιο, Πληροφορική και Διοίκηση, Θεσσαλονίκη 2017.

Ξενόγλωσση Βιβλιογραφία

[1] Spyros Makridakis, Steven C. Wheelwright, Rob J. Hyndman, “Forecasting Methods and Applications”, John Wiley & Sons, Inc .

[2] N. Aretakis, I. Roumeliotis, G. Doumouras, K. Mathioudakis. “Compressor washing economic analysis and optimization for power generation ”, Applied Energy, February 2012.

[4] Rajat Sekhon, Hany Bassily, John Wagner, “A Comparison of Two Tending Strategies for Gas Turbine Performance Prediction, Journal of Engineering for Gas Turbine and Power, ASME July 2008.

