ΕΥΔΕ ΕΤΑΚ	ΕΝΙΑΙΑ ΔΡΑΣΗ ΚΡΑΤΙΚΩΝ ΕΝΙΣΧΥΣΕΩΝ ΕΡΕΥΝΑΣ, ΤΕΧΝΟΛΟΓΙΚΗΣ ΑΝΑΠΤΥΞΗΣ & ΚΑΙΝΟΤΟΜΙΑΣ ΕΡΕΥΝΩ – ΔΗΜΙΟΥΡΓΩ – ΚΑΙΝΟΤΟΜΩ Ειδική Υπηρεσία Διαχείρισης και Εφαρμογής Δράσεων στους τομείς Έρευνας, Τεχνολογικής Ανάπτυξης και Καινοτομίας

Π 1.1 Επιστημονική και εμπορική έρευνα

Κωδικός Έργου:	Τ2ΕΔΚ-01197
Τίτλος Έργου:	Prediction SCMS: Σύστημα Διαχείρισης Πρόβλεψης Ζήτησης και Σχεδιασμού Εφοδιαστικής Αλυσίδας

Ευρωπαϊκή Ένωση
Ευρωπαϊκό Ταμείο Περιφερειακής Ανάπτυξης
ΕΠΑνΕΚ 2014-2020
ΕΠΙΧΕΙΡΗΣΙΑΚΟ ΠΡΟΓΡΑΜΜΑ
ΑΝΤΑΓΩΝΙΣΤΙΚΟΤΗΤΑ
ΕΠΙΧΕΙΡΗΜΑΤΙΚΟΤΗΤΑ
ΚΑΙΝΟΤΟΜΙΑ
ΕΣΠΑ 2014-2020
ανάπτυξη - εργασία - αλληλεγγύη
Με τη συγχρηματοδότηση της Ελλάδας και της Ευρωπαϊκής Ένωσης

Π 1.1 Επιστημονική και εμπορική έρευνα

Σελίδα ελέγχου εγγράφου

Αρχείο εγγράφου: D1.1.docx

Έκδοση εγγράφου: 1.0

Ιδιοκτήτης εγγράφου: SGA

Ενότητα Εργασίας: ΕΕ1: Απαιτήσεις, προδιαγραφές, αρχιτεκτονική.

Τύπος παραδοτέου: Έκθεση

Ιστορικό αλλαγών:

Έκδοση	Συγγραφέας	Ημερομηνία	Σύνοψη
0.1	Ιωάννης Ανδριανάκης	2020-04-08	Πίνακας περιεχομένων και αρχικό κείμενο
0.2	Ιωάννης Ανδριανάκης	2020-05-14	Μέθοδοι Πρόβλεψης Ζήτησης
0.3	Ιωάννης Ανδριανάκης, Γιώργος Πρατανόπουλος	2020-05-26	Σχεδιασμός εφοδιαστικής αλυσίδας
0.4	Έρη Αβραμίδου, Ιωάννης Ανδριανάκης	2020-06-16	Μελέτη ανταγωνισμού, ολοκλήρωση παραδοτέου
1.0	Ιωάννης Ανδριανάκης, Σάββας Κούννος	2021-09-22	Τελικός έλεγχος

Ευρωπαϊκή Ένωση
Ευρωπαϊκό Ταμείο Περιφερειακής Ανάπτυξης
ΕΠΑνΕΚ 2014-2020
ΕΠΙΧΕΙΡΗΣΙΑΚΟ ΠΡΟΓΡΑΜΜΑ
ΑΝΤΑΓΩΝΙΣΤΙΚΟΤΗΤΑ
ΕΠΙΧΕΙΡΗΜΑΤΙΚΟΤΗΤΑ
ΚΑΙΝΟΤΟΜΙΑ
Με τη συγχρηματοδότηση της Ελλάδας και της Ευρωπαϊκής Ένωσης
ΕΣΠΑ 2014-2020
ανάπτυξη - εργασία - αλληλεγγύη

Πίνακας Περιεχομένων

Πίνακας Περιεχομένων ii
Σύνοψη iv
Συντομογραφίες και ακρώνυμα v
1 Εισαγωγή 1
1.1 Γενικά 1
1.2 Σκοπός του έργου 2
1.3 Αντικείμενο της ενότητας εργασίας 2
1.4 Στόχος του παραδοτέου - Δομή 3
2 Πρόβλεψη ζήτησης 3
2.1 Επισκόπηση βιβλιογραφίας 4
2.2 Περιγραφή χρονοσειρών 6
2.3 Αλγόριθμοι πρόβλεψης ζήτησης 8
2.3.1 Εκθετική εξομάλυνση (Exponential smoothing) 8
2.3.2 ARIMA 9
2.3.3 Νευρωνικά δίκτυα 10
2.3.4 SVM 11
2.3.5 Μέθοδοι δένδρων 12
2.3.6 Μέθοδοι διαλειπόμενων δεδομένων 13
2.4 Μέτρηση σφαλμάτων 14
2.5 Διαγωνισμοί M 16
3 Σχεδιασμός εφοδιαστικής αλυσίδας 18
3.1 Βασικές έννοιες 18
3.2 Βασικές παράμετροι 20
3.3 Παράμετροι θέσης 21
3.4 Όρια ανεφοδιασμού 21
3.5 Στρατηγικές ανεφοδιασμού 22
3.6 Περιορισμοί ανεφοδιασμού 23
3.7 Ειδοποιήσεις 24
4 Εμπορική έρευνα 25
4.1 Παγκόσμια αγορά 25
4.1.1 SAP SCM 25

Ευρωπαϊκή Ένωση
Ευρωπαϊκό Ταμείο Περιφερειακής Ανάπτυξης
ΕΠΑνΕΚ 2014-2020
ΕΠΙΧΕΙΡΗΣΙΑΚΟ ΠΡΟΓΡΑΜΜΑ
ΑΝΤΑΓΩΝΙΣΤΙΚΟΤΗΤΑ
ΕΠΙΧΕΙΡΗΜΑΤΙΚΟΤΗΤΑ
ΚΑΙΝΟΤΟΜΙΑ
Με τη συγχρηματοδότηση της Ελλάδας και της Ευρωπαϊκής Ένωσης
ΕΣΠΑ 2014-2020
ανάπτυξη - εργασία - αλληλεγγύη

4.1.2 Oracle SCM 26
4.1.3 Blue Yonder 27
4.1.4 RapidResponse 28
4.1.5 Infor SCM 29
4.2 Λογισμικό ανοιχτού κώδικα 30
4.2.1 OpenBoxes 30
4.2.2 OpenPro ERP 30
4.2.3 Odoo Inventory 31
4.2.4 ERPNext 31
4.2.5 GMDH Streamline 31
4.3 Ελληνική αγορά 31
4.3.1 Entersoft WMS 31
4.3.2 Galaxy Enterprise Suite 32
4.3.3 Soft1 ERP 32
4.3.4 Logismos SCM 32
4.3.5 Κεφάλαιο 32
4.3.6 Pylon ERP 32
4.4 Συμπεράσματα 33
5 Συμπεράσματα 34
6 Βιβλιογραφία 35

Ευρωπαϊκή Ένωση
Ευρωπαϊκό Ταμείο Περιφερειακής Ανάπτυξης
ΕΠΑνΕΚ 2014-2020
ΕΠΙΧΕΙΡΗΣΙΑΚΟ ΠΡΟΓΡΑΜΜΑ
ΑΝΤΑΓΩΝΙΣΤΙΚΟΤΗΤΑ
ΕΠΙΧΕΙΡΗΜΑΤΙΚΟΤΗΤΑ
ΚΑΙΝΟΤΟΜΙΑ
ΕΣΠΑ 2014-2020
ανάπτυξη - εργασία - αλληλεγγύη
Με τη συγχρηματοδότηση της Ελλάδας και της Ευρωπαϊκής Ένωσης

Σύνοψη

Το παρόν έγγραφο αποτελεί την Επιστημονική και Εμπορική Έρευνα του έργου με τίτλο “Prediction SCMS: Σύστημα Διαχείρισης Πρόβλεψης Ζήτησης και Σχεδιασμού Εφοδιαστικής Αλυσίδας” με κωδικό Τ2ΕΔΚ-01197. Η έρευνα ξεκινά με μία σύντομη αναδρομή στην εξέλιξη των διαφόρων τύπων λογισμικού διαχείρισης επιχειρησιακών πόρων (ERP), και εστιάζει στη λειτουργία και τη χρησιμότητα των προγραμμάτων διαχείρισης εφοδιαστικής αλυσίδας (SCM). Η έρευνα συνεχίζεται με τα συστήματα πρόβλεψης ζήτησης, όπου μετά από βιβλιογραφική επισκόπηση, αναλύονται τα βασικά χαρακτηριστικά των δεδομένων ζήτησης, και παρουσιάζονται με λεπτομέρεια οι κυριότερες μέθοδοι οι οποίες χρησιμοποιούνται για την ανάλυση και την πρόβλεψή τους. Τα συγκριτικά πλεονεκτήματα των διαφόρων μεθόδων εξετάζονται στη συνέχεια μέσα από τα αποτελέσματα διεθνώς αναγνωρισμένων διαγωνισμών πρόβλεψης. Το δεύτερο κομμάτι της έρευνας, καλύπτει το σχεδιασμό ενός συστήματος διαχείρισης αποθέματος, το οποίο στηρίζεται στην υφιστάμενη πρόβλεψη ζήτησης και αποσκοπεί στη διατήρηση του ανάμεσα σε προκαθορισμένα όρια. Αναλύονται τεχνικές αναπλήρωσης, προτεινόμενες παραμετροποιήσεις, συχνοί περιορισμοί που εφαρμόζονται, και τύποι ειδοποιήσεων προς το χρήστη. Η παρούσα έρευνα κλείνει με την παρουσίαση αντίστοιχων λύσεων διαχείρισης της εφοδιαστικής αλυσίδας από εταιρείες τόσο του Ελληνικού αλλά και του διεθνούς χώρου. Η καταγραφή αυτών των λύσεων οδηγεί σε χρήσιμα συμπεράσματα για την ανάπτυξη του παρόντος συστήματος.

Ευρωπαϊκή Ένωση
Ευρωπαϊκό Ταμείο Περιφερειακής Ανάπτυξης
ΕΠΑνΕΚ 2014-2020
ΕΠΙΧΕΙΡΗΣΙΑΚΟ ΠΡΟΓΡΑΜΜΑ
ΑΝΤΑΓΩΝΙΣΤΙΚΟΤΗΤΑ
ΕΠΙΧΕΙΡΗΜΑΤΙΚΟΤΗΤΑ
ΚΑΙΝΟΤΟΜΙΑ
ΕΣΠΑ 2014-2020
ανάπτυξη - εργασία - αλληλεγγύη
Με τη συγχρηματοδότηση της Ελλάδας και της Ευρωπαϊκής Ένωσης

Συντομογραφίες και ακρώνυμα

Συντομογραφία	Επεξήγηση

Ευρωπαϊκή Ένωση
Ευρωπαϊκό Ταμείο Περιφερειακής Ανάπτυξης
ΕΠΑνΕΚ 2014-2020
ΕΠΙΧΕΙΡΗΣΙΑΚΟ ΠΡΟΓΡΑΜΜΑ
ΑΝΤΑΓΩΝΙΣΤΙΚΟΤΗΤΑ
ΕΠΙΧΕΙΡΗΜΑΤΙΚΟΤΗΤΑ
ΚΑΙΝΟΤΟΜΙΑ
Με τη συγχρηματοδότηση της Ελλάδας και της Ευρωπαϊκής Ένωσης
ΕΣΠΑ 2014-2020
ανάπτυξη - εργασία - αλληλεγγύη

1 Εισαγωγή

1.1 Γενικά

Ο σχεδιασμός και η λειτουργία μίας σύγχρονης εφοδιαστικής αλυσίδας είναι ένα από τα πλέον πολύπλοκα ζητήματα που αντιμετωπίζουν οι εταιρείες που δραστηριοποιούνται στον τομέα των πωλήσεων αγαθών. Ο ελλιπής σχεδιασμός μπορεί να οδηγήσει σε διακυμάνσεις στη ροή των προϊόντων μέσα στην αλυσίδα, με αρνητικές επιπτώσεις τόσο για την επιχείρηση όσο και για τους πελάτες της. Για παράδειγμα, η έλλειψη προϊόντων μπορεί να έχει ως αποτέλεσμα την απώλεια πωλήσεων και τη δυσαρέσκεια των καταναλωτών οι οποίοι μπορούν να επιλέξουν διαφορετικά προϊόντα ή προμηθευτές (Fisk, et al., 2010), (McGoldrick & Andre, 1997). Από την άλλη, η μόνιμη ύπαρξη πλεοναζόντων προϊόντων δεσμεύει επιπλέον κεφάλαια, αυξάνει τις απαιτήσεις σε αποθηκευτικούς χώρους, εργατικό δυναμικό και ασφάλιση, ενώ μπορεί να υποβαθμίσει την ποιότητα συγκεκριμένων τύπων εμπορεύματος.

Η χρήση ηλεκτρονικών υπολογιστών και εξειδικευμένου και λογισμικού βρίσκεται επί δεκαετίες στην υπηρεσία των εταιρειών για την αντιμετώπιση των παραπάνω προβλημάτων (Rashid, et al., 2002). Ήδη από τη δεκαετία του 1960 κάνουν την εμφάνιση τα πρώτα προγράμματα, τα οποία κυρίως αφορούν τη διαχείριση αποθεμάτων. Ακολουθεί σταδιακά η ανάπτυξη προγραμμάτων που καλύπτουν επιπλέον λειτουργίες ενός τυπικού κύκλου εργασιών, όπως ο σχεδιασμός παραγωγής, η κοστολόγηση, η διαχείριση των οικονομικών και ανθρώπινων πόρων, οι μεταφορές, και η διαχείριση πελατολογίου (Customer Relationship Management, CRM). Πρόκειται παρόλα αυτά, κυρίως για προγράμματα τα οποία είναι μεταξύ τους ανεξάρτητα, με αποτέλεσμα η συνολική τους αποδοτικότητά να είναι περιορισμένη.

Η ενοποίηση των επιμέρους προγραμμάτων ξεκινάει από τη δεκαετία του 1980, με την εμφάνιση ολοκληρωμένων πληροφοριακών συστημάτων τα οποία είναι γνωστά ως Προγράμματα Διαχείρισης Επιχειρησιακών Πόρων (Enterprise Resource Planning, ERP). Τα προγράμματα αυτά φιλοδοξούν να αποτελέσουν κοινό σημείο αναφοράς για όλες τις λειτουργίες μιας εταιρείας, προσφέροντας έτσι μία καλύτερη εποπτεία του συνόλου των δραστηριοτήτων της, και της διαδικασίας λήψης αποφάσεων. Επιπλέον, η ύπαρξη ενός κοινού σημείου αναφοράς για όλες τις λειτουργίες μιας επιχείρησης αυτοματοποιεί την επικοινωνία μεταξύ διαφορετικών τμημάτων της, και συνεισφέρει στον καλύτερο συντονισμό και στην αποδοτικότερη εκτέλεση του επιχειρησιακού πλάνου. Ένα από τα βασικά συστατικά μέρη κάθε σύγχρονου συστήματος ERP είναι και η διαχείριση της εφοδιαστικής αλυσίδας.

Ο όρος Διαχείριση Εφοδιαστικής Αλυσίδας (Supply Chain Management, SCM), κάνει την εμφάνισή του το 1982 (WikipediaSCM, 2020), σε μία προσπάθεια να καλυφθεί η ανάγκη συγχρονισμού όλων των σταδίων από την παραγωγή μέχρι την κατανάλωση ενός προϊόντος, με στόχο την ελαχιστοποίηση του κόστους για όλα τα εμπλεκόμενα μέρη. Ένα ολοκληρωμένο σύστημα διαχείρισης εφοδιαστικής αλυσίδας έχει και αυτό με τη σειρά του αρκετά επιμέρους υποσυστήματα, στα οποία συγκαταλέγονται η διαχείριση αποθήκης, η τιμολόγηση, η διαχείριση προμηθευτών, οι μεταφορές, η πρόβλεψη ζήτησης και ο σχεδιασμός παραγγελιών. Τα πλεονεκτήματα ενός σωστά σχεδιασμένου συστήματος διαχείρισης εφοδιαστικής αλυσίδας περιλαμβάνουν την ελάττωση του συνολικού κόστους λειτουργίας της, τη μείωση των απωλειών, διεξοδικότερους ελέγχους ποιότητας, αυξημένη αξιοπιστία, και ταχύτερη ανταπόκριση σε εξωτερικές μεταβολές.

Τα σύγχρονα συστήματα σχεδιασμού εφοδιαστικών αλυσίδων, επωφελούνται από τη διαθεσιμότητα μεγάλου όγκου δεδομένων από τη λειτουργία του κυκλώματος διανομής, καθώς και από την ύπαρξη υπολογιστικών συστημάτων ικανών να διαχειριστούν αυτόν τον όγκο πληροφορίας, και να λάβουν αποφάσεις με ή χωρίς επίβλεψη. Το περιοδικό «Journal of Retailing», σε ειδικό τεύχος του που αφορά το Μέλλον του Λιανεμπορίου (The Future of Retailing) (Grewal, et al., 2017), (Bradlow, et al., 2017), τονίζει

ότι τα τεχνολογικά εργαλεία και οι μέθοδοι πρόβλεψης θα γίνουν όλο και πιο δημοφιλή και απαραίτητα σε περισσότερες εμπορικές επιχειρήσεις. Ανάμεσα σε άλλα, αναγνωρίζουν τη συλλογή δεδομένων και τη στατιστική τους ανάλυση, ως δύο από τους πυλώνες πάνω στους οποίους θα στηριχτεί η ανάπτυξη του εμπορίου στο εγγύς μέλλον.

1.2 Σκοπός του έργου

Το παρόν έργο στοχεύει στην ανάπτυξη ενός ολοκληρωμένου συστήματος διαχείρισης εφοδιαστικών αλυσίδων, με απώτερο σκοπό τη βελτιστοποίηση της ροής των προϊόντων, αποφεύγοντας την απώλεια πωλήσεων λόγω έλλειψης διαθέσιμων αγαθών και εξοικονομώντας πόρους μέσω του περιορισμού των πλεοναζόντων αποθεμάτων και της αυτοματοποιημένης διαχείρισης της εφοδιαστικής αλυσίδας. Το έργο αναπτύσσεται πάνω σε τρεις βασικούς πυλώνες, οι οποίοι είναι α) η πρόβλεψη ζήτησης, β) ο σχεδιασμός της εφοδιαστικής αλυσίδας και γ) οι οπτικοποιήσεις και η διαχείριση ρίσκου.

Στα πλαίσια της πρόβλεψης ζήτησης, το έργο θα υλοποιήσει ένα σύστημα το οποίο θα κάνει προβλέψεις για τη μελλοντική ζήτηση προϊόντων του πελάτη. Οι προβλέψεις θα στηρίζονται πάνω σε ιστορικά δεδομένα πωλήσεων, λαμβάνοντας παράλληλα υπόψη παράγοντες, όπως η εποχικότητα, οι ελλείψεις αποθεμάτων κλπ. Το έργο θα χρησιμοποιήσει τεχνικές μηχανικής μάθησης αλλά και κλασσικές στατιστικές μεθόδους πρόβλεψης χρονοσειρών, ώστε να επιτευχθεί το καλύτερο δυνατό αποτέλεσμα, τόσο από την πλευρά της ποιότητας των προβλέψεων όσο και από την πλευρά της αποδοτικότητας του συστήματος. Παράλληλα, θα δίνεται η δυνατότητα στο χρήστη να αξιολογήσει τις προβλέψεις και να τροποποιήσει τόσο αυτές, όσο και τον τρόπο εξαγωγής τους.

Οι προβλέψεις ζήτησης στη συνέχεια θα οδηγούν το σχεδιασμό της εφοδιαστικής αλυσίδας, με σκοπό την έγκαιρη εξαγωγή παραγγελιών, ώστε τα αποθέματα να διατηρούνται στο επιθυμητό επίπεδο. Στόχος είναι το παραγόμενο σύστημα να είναι ευέλικτο, παραμετροποιήσιμο, και να ικανοποιεί απαιτήσεις όπως πολλαπλά προϊόντα και προμηθευτές, διαφορετικούς χρόνους αποστολής, περιορισμούς στα μεγέθη των παραγγελιών, ημέρες ζωής, συχνότητες παραγγελίας, επίπεδα αποθεματικών κλπ.

Οι παραπάνω λειτουργικότητες θα παρουσιάζονται στο χρήστη μέσω μίας φιλικής διεπαφής, η οποία θα μπορεί να παρέχει ακριβείς πληροφορίες για την κατάσταση της εφοδιαστικής αλυσίδας μέσω πινάκων και γραφημάτων, να διευκολύνει την παραμετροποίησή της, και να εξάγει αναφορές και προειδοποιήσεις σε σχέση με τη λειτουργία του συστήματος.

Συμπερασματικά, η καινοτομία του αναπτυσσόμενου συστήματος, έγκειται στο ότι θα δώσει σε απλούς χρήστες πρόσβαση σε εξελιγμένα μοντέλα και αλγορίθμους σχεδιασμού της εφοδιαστικής αλυσίδας, παρουσιασμένα μέσα από μία σύγχρονη και φιλική διεπαφή χρήστη, και βασισμένα πάνω σε ευέλικτες αρχιτεκτονικές και γλώσσες υλοποίησης που θα διευκολύνουν τόσο την εγκατάσταση όσο και την καθημερινή τους χρήση.

1.3 Αντικείμενο της ενότητας εργασίας

Το παρόν παραδοτέο αποτελεί μέρος της ενότητας εργασίας «ΕΕ1: Απαιτήσεις, προδιαγραφές, αρχιτεκτονική». Η συγκεκριμένη ενότητα εργασίας είναι η εισαγωγική ενότητα του έργου, η οποία έχει ως στόχο να φέρει εις πέρας την έρευνα και την ανάλυση οι οποίες θα θέσουν τις βάσεις για την μετέπειτα ανάπτυξή του.

Συγκεκριμένα, η ενότητα εργασίας περιλαμβάνει τη διεξαγωγή επιστημονικής και εμπορικής έρευνας πάνω στις βέλτιστες πρακτικές της πρόβλεψης ζήτησης και του σχεδιασμού της εφοδιαστικής αλυσίδας. Τα αποτελέσματα της έρευνας αυτής στη συνέχεια χρησιμοποιούνται για να εξαχθούν οι απαιτήσεις του συστήματος, η ανάλυση των οποίων θα οδηγήσει στα σενάρια χρήσης, τις προδιαγραφές και την

αρχιτεκτονική του συστήματος. Η καταγραφή και τεκμηρίωση όλων των ανωτέρω αποτελεί αντικείμενο της παρούσης ενότητας εργασίας.

1.4 Στόχος του παραδοτέου - Δομή

Στη βάση του σχεδιασμού ενός ολοκληρωμένου συστήματος διαχείρισης της εφοδιαστικής αλυσίδας, βρίσκεται η Πρόβλεψη Ζήτησης (Demand Forecasting). Η όσο το δυνατόν ακριβέστερη εκτίμηση της ποσότητας των προϊόντων που θα ζητηθούν από τους καταναλωτές στο άμεσο μέλλον, είναι απαραίτητη προϋπόθεση ώστε να μπορέσουν να εξαχθούν παραγγελίες προς τους προμηθευτές, αλλά και να μετακινηθούν προϊόντα ανάμεσα στα διαφορετικά σημεία διανομής στη σωστή ποσότητα αλλά και στο σωστό χρόνο. Η πρόβλεψη ζήτησης είναι ένα αντικείμενο που απασχολεί τόσο τους ερευνητές όσο και τους επαγγελματίες επί δεκαετίες. Τα τελευταία χρόνια δε, γνωρίζει άνθηση λόγω της αυξημένης διαθεσιμότητας δεδομένων αλλά και σύγχρονων μεθόδων πρόβλεψης. Στη 2^{η} ενότητα αυτού του εγγράφου θα κάνουμε μια επισκόπηση της βιβλιογραφίας πάνω σε σύγχρονα θέματα πρόβλεψης ζήτησης, θα παρουσιάσουμε διαφορετικές μεθόδους αντιμετώπισης του προβλήματος αυτού, και θα δούμε τα συγκριτικά τους πλεονεκτήματα.

Η διαθεσιμότητα μίας έγκυρης πρόβλεψης για τη ζήτηση σε ένα δεδομένο χρονικό ορίζοντα και για διαφορετικά προϊόντα, μας οδηγεί στο επόμενο βήμα που είναι ο σχεδιασμός των παραγγελιών. Το βήμα αυτό συνίσταται στην εξαγωγή παραγγελιών προς τους προμηθευτές, λαμβάνοντας υπόψη τις απαιτήσεις των τελικών σημείων διανομής, το χρόνο μεταφοράς των εμπορευμάτων καθώς και ποικίλων άλλων περιορισμών που έχουν να κάνουν με τους χώρους αποθήκευσης, τον τρόπο μεταφοράς, τους περιορισμούς του προμηθευτή κ.α. Αυτό είναι ένα επίσης πολύπλοκο πρόβλημα, το οποίο απαιτεί την ταυτόχρονη ικανοποίηση ποικίλων απαιτήσεων σε σχέση με τα χαρακτηριστικά του κυκλώματος διανομής. Το τμήμα του σχεδιασμού της εφοδιαστικής αλυσίδας θα αναλυθεί στην 3^{η} ενότητα αυτού του εγγράφου, όπου μετά από παράθεση των γενικών αρχών λειτουργίας της θα παρουσιαστούν οι βασικοί παράγοντες και οι κύριες απαιτήσεις που συνεισφέρουν στον άρτιο σχεδιασμό της.

Στην 4^{η} ενότητα θα παρουσιαστούν επιλεγμένα εμπορικά πακέτα που αντιμετωπίζουν διάφορες πλευρές του προβλήματος σχεδιασμού της εφοδιαστικής αλυσίδας, ενώ η 5^{η} ενότητα θα παρουσιάσει τα συμπεράσματα και θα κλείσει αυτή την έρευνα.

2 Πρόβλεψη ζήτησης

Η πρόβλεψη ζήτησης αποτελεί μία από τις βασικότερες λειτουργίες ενός ολοκληρωμένου συστήματος σχεδιασμού εφοδιαστικής αλυσίδας. Στόχος της είναι να προβλέψει τις απαιτήσεις των καταναλωτών σε προϊόντα στο επόμενο χρονικό διάστημα, ή αλλιώς να προβλέψει την ποσότητα των πωλήσεων ανά είδος για μία συγκεκριμένη χρονική περίοδο. Η περίοδος αυτή ονομάζεται Ορίζοντας, και μπορεί να είναι είτε ένα προκαθορισμένο χρονικό διάστημα (π.χ. μία εβδομάδα ή ένας μήνας) ή να αφορά την περίοδο μέχρι την επόμενη δυνατότητα παραγγελίας και παραλαβής ενός προϊόντος.

Η πρόβλεψη ζήτησης είναι καίριας σημασίας επειδή κατά τη δημιουργία παραγγελιών προς τους προμηθευτές, η επιχείρηση είναι απαραίτητο να γνωρίζει με τη μεγαλύτερη δυνατή ακρίβεια τις ανάγκες της σε προϊόντα. Η γνώση αυτή σε συνδυασμό με το σωστό σχεδιασμό και χρονισμό των μεταφορών εξασφαλίζει ότι το απόθεμα προϊόντων δεν υπερβαίνει την πραγματική ζήτηση, αλλά ούτε και υπολείπεται αυτής. Επιπρόσθετα, οι προβλέψεις ζήτησης θα πρέπει να αφορούν κάθε προϊόν ξεχωριστά, αλλά και κάθε συνδυασμό προϊόντος-σημείου πώλησης σε περίπτωση που τα τελευταία είναι περισσότερα του ενός. Τέλος θα πρέπει να λαμβάνουν όσο το δυνατόν περισσότερες παραμέτρους του

προβλήματος, λ.χ. ειδικές μέρες, αργίες, ελλείψεις ώστε να αντικατοπτρίζουν όσο καλύτερα γίνεται την πραγματικότητα.

Θα ξεκινήσουμε την ανάλυση παρουσιάζοντας μία επισκόπηση της βιβλιογραφίας πάνω σε ζητήματα πρόβλεψης ζήτησης και ανάλυσης χρονοσειρών, πριν περιγράψουμε τα βασικότερα χαρακτηριστικά τους όπως η εποχικότητα και η τάση. Στη συνέχεια θα προχωρήσουμε σε μία εκτενή ανάλυση των πιο δημοφιλών αλγορίθμων πρόβλεψης χρονοσειρών και θα εξετάσουμε τις πιο διαδεδομένες μεθόδους αξιολόγησης τους μέσω τυπικών σφαλμάτων. Η ενότητα θα κλείσει με την παρουσίαση των διαγωνισμών 'M', οι οποίοι αποτελούν μίας πρώτης τάξεως πλατφόρμα για τη συγκριτική αξιολόγηση της πλειάδας των αλγορίθμων που έχουν κάνει την εμφάνισή τους τα τελευταία χρόνια.

2.1 Επισκόπηση βιβλιογραφίας

Ανάμεσα στα πρώτα μοντέλα τα οποία χρησιμοποιήθηκαν για την πρόβλεψη ζήτησης, αλλά και χρονοσειρών γενικότερα είναι τα μοντέλα Εκθετικής Εξομάλυνσης (Exponential Smoothing). Τα μοντέλα αυτά είναι σχετικά απλά, χωρίς μεγάλες απαιτήσεις σε υπολογιστική ισχύ και μνήμη, εκπαιδεύονται εύκολα χωρίς να απαιτούν μεγάλο όγκο δεδομένων, ενώ παράλληλα η απόδοσή τους υπερβαίνει συχνά μοντέλα μεγαλύτερης πολυπλοκότητας (Makridakis, et al., 2018). Το πρώτο μοντέλο αυτής της κατηγορίας αποδίδεται στον (Brown, 1959) και είναι το Single Exponential Smoothing, το οποίο δε λαμβάνει υπόψη εποχικότητα ή τάση (trend) στα δεδομένα. Η τάση συμπεριλήφθηκε στα μοντέλα εκθετικής εξομάλυνσης από τον (Holt, 1957) και επεκτάθηκε στα μοντέλα τάσης με απόσβεση (damped trend) από τους (Gardner & McKenzie, 1985) με ιδιαίτερη επιτυχία. Η εποχικότητα (seasonality) συμπεριλήφθηκε από τον (Winters, 1960) με αποτέλεσμα να προκύψει το μοντέλο Holt-Winters το οποίο χρησιμοποιείται με επιτυχία ακόμα και σήμερα σε εμπορικά συστήματα πρόβλεψης ζήτησης.

Μία δεύτερη κατηγορία μοντέλων είναι τα ολοκληρωμένα μοντέλα αυτοπαλινδρόμησης και κινητού μέσου (Auto Regressive, Integrated, Moving Average, ARIMA), που αναπτύχθηκαν από τους (Box & Jenkins, 1970) και παραμένουν ως τις μέρες μας μοντέλα βάσης για την αξιολόγηση νέων τεχνικών (Petropoulos, et al., 2014). Τα ARIMA είναι επί της ουσίας μία οικογένεια μοντέλων που διαφοροποιούνται ανάλογα με τη στατικότητα (stationarity), την αυτοσυσχέτιση (autocorrelation) και την εποχικότητα της χρονοσειράς, ενώ έχουν σχετικά αρκετές παραμέτρους, η τιμή των οποίων εκτιμάται από τα υπάρχοντα δεδομένα. Η εκπαίδευση των μοντέλων αυτών είναι επαναληπτική και γίνεται σε 3 στάδια α) ταυτοποίησης μοντέλου β) εκμάθησης παραμέτρων και γ) αξιολόγησης (Hyndman & Athanasopoulos, 2018).

Οι προηγούμενες μέθοδοι πρόβλεψης θα μπορούσαν να χαρακτηριστούν ως 'κλασσικές', βασίζονται στη στατιστική, και η μακροχρόνια παρουσία τους στη βιβλιογραφία τις καθιστά εδραιωμένες. Μία άλλη κατηγορία πιο σύγχρονων μεθόδων, η οποία προέκυψε από την ένωση στατιστικών μεθόδων με την επιστήμη των υπολογιστών, είναι οι λεγόμενες μέθοδοι μηχανικής μάθησης. Αυτές στηρίζονται στην ύπαρξη δεδομένων και ενός μαθηματικού μοντέλου, και μέσω της ελαχιστοποίησης κάποιας συνάρτησης κόστους προσπαθούν να προβλέψουν τις ζητούμενες ποσότητες, χωρίς όμως να λαμβάνουν ρητά υπόψη την ακολουθιακή (sequential) φύση των χρονοσειρών. Οικογένειες μεθόδων που ανήκουν στην κατηγορία αυτή είναι τα Νευρωνικά Δίκτυα (Neural Networks), τα Support Vector Machines (SVM) και οι μέθοδοι Δένδρων.

Αν και βρίσκονται στη βιβλιογραφία από τη δεκαετία του '70, τα νευρωνικά δίκτυα γνωρίζουν μεγάλη επιτυχία από τα μέσα της δεκαετίας του 2000, όταν οι (Hinton & Salakhutdinov, 2006) έδειξαν πώς τα επίπεδά τους μπορούν να στοιβαχτούν, δημιουργώντας ευέλικτες αρχιτεκτονικές οι οποίες μπορούν να μοντελοποιήσουν πληθώρα δεδομένων. Στις μέρες μας τα νευρωνικά δίκτυα έχουν ιδιαίτερη απήχηση σε εφαρμογές τεχνητής όρασης, αυτόματης μετάφρασης, πλοήγησης και πλήθους άλλων. Τα νευρωνικά

Ευρωπαϊκή Ένωση
Ευρωπαϊκό Ταμείο Περιφερειακής Ανάπτυξης
ΕΠΑνΕΚ 2014-2020
ΕΠΙΧΕΙΡΗΣΙΑΚΟ ΠΡΟΓΡΑΜΜΑ
ΑΝΤΑΓΩΝΙΣΤΙΚΟΤΗΤΑ
ΕΠΙΧΕΙΡΗΜΑΤΙΚΟΤΗΤΑ
ΚΑΙΝΟΤΟΜΙΑ
Με τη συγχρηματοδότηση της Ελλάδας και της Ευρωπαϊκής Ένωσης
ΕΣΠΑ 2014-2020
ανάπτυξη - εργασία - αλληλεγγύη

δίκτυα έχουν βρει εφαρμογή και στην πρόβλεψη χρονοσειρών, όπως για παράδειγμα στο (Hernandez, et al., 2014) όπου συνδυάστηκαν με τον αλγόριθμο k-means, στο (Ghayekhloo & Menhaj, 2015) μαζί με ανάλυση κυματιδίων. Οι (Song & Dai, 2017) έχουν εφαρμόσει μία εναλλακτική μέθοδο εκπαίδευσης νευρωνικών δικτύων, τη λεγόμενη Extreme Learning Machine, σε προβλήματα πρόβλεψης χρονοσειρών, ενώ άλλες συγκριτικές μελέτες παρουσιάζονται στα (Kuremoto, et al., 2012), (Darbellay & Slama, 2000), (Qiu, et al., 2017), (Kilimci, et al., 2019), (Makridakis, et al., 2018).

Μία άλλη τεχνική η οποία έχει εφαρμοστεί σε προβλήματα πρόβλεψης χρονοσειρών είναι η μηχανές διανυσμάτων στήριξης (Support Vector Machines (SVM). Τα SVM αποτελούν ένα μεγάλο κεφάλαιο στις μεθόδους μηχανικής μάθησης, και στηρίζονται στην έρευνα του (Vapnik, 1998). Παρά το ότι η εκπαίδευσή τους μπορεί να είναι σχετικά αργή, πρόκειται για ιδιαίτερα ευέλικτες μεθόδους οι οποίες είναι ανθεκτικές σε αυτό που είναι γνωστό σαν overfitting (την ακριβή ερμηνεία των υπαρχόντων δεδομένων σε βάρος των ανεπαρκών προβλέψεων σε νέα δεδομένα). Η βασική ιδέα των SVM είναι η μη γραμμική αναπαράσταση των δεδομένων σε υψηλές διαστάσεις και στη συνέχεια η μοντελοποίησή τους με γραμμικές συναρτήσεις παλινδρόμησης. Τα SVM έχουν βρει επιτυχία σε διάφορες εφαρμογές όπως αναγνώριση εικόνας και φωνής, ενώ έχουν εφαρμοστεί ως ένα βαθμό σε συστήματα πρόβλεψης χρονοσειρών (Kilimci, et al., 2019), (Guo, et al., 2012), (Qiu, et al., 2017), (Sapankevych & Sankar, 2009), (Turrado-Garcia, et al., 2012) και (Cortes & Vapnik, 1995).

Οι τεχνικές παλινδρόμησης που στηρίζονται στα δυαδικά δένδρα, (Classification and Regression Trees, CART) (Breiman, 2001), είναι επίσης πολύ δημοφιλείς στο χώρο της μηχανικής μάθησης. Σε μία εκτεταμένη μελέτη που παρουσιάστηκε στο (Fernandez-Delgado, et al., 2014) και χρησιμοποίησε 179 διαφορετικούς αλγόριθμους και 121 σετ δεδομένων, οι αλγόριθμοι που στηριζόταν σε δυαδικά δένδρα βρέθηκαν να έχουν την καλύτερη απόδοση. Σε συνδυασμό μάλιστα με τις τεχνικές random forest, bagging και boosting, πολύ συχνά έρχονται πρώτοι σε διαγωνισμούς μηχανικής μάθησης όπως το Kaggle (Kaggle, 2020) Σε προβλήματα πρόβλεψης χρονοσειρών έχουν μελετηθεί σε εργασίες όπως (Makridakis, et al., 2018), (Qiu, et al., 2017), (Ren, et al., 2014) κ.α.

Ένα ιδιαίτερο χαρακτηριστικό των δεδομένων ζήτησης είναι ότι μπορεί να είναι διαλειπόμενα (intermittent), δηλαδή να έχουν μεγάλο αριθμό μηδενικών, που σηματοδοτούν την έλλειψη ζήτησης για συνεχόμενες μέρες. Για την αντιμετώπιση αυτού του φαινομένου, ο (Croston, 1972) πρότεινε μια τεχνική όπου εκτιμώνται ξεχωριστά το διάστημα ανάμεσα σε δύο πωλήσεις και ο όγκος τους. Η τεχνική αυτή αποδείχθηκε ότι σταθερά υπερεκτιμούσε τις πωλήσεις, και μία τροποποίησή η οποία βελτίωνε αυτό το χαρακτηριστικό προτάθηκε από τους από τους (Syntetos & Croston, 2005). Οι (Teunter, et al., 2011) επαναπροσδιορίσανε τη μέθοδο του Croston, εκτιμώντας την πιθανότητα μη μηδενικών πωλήσεων αντί για το διάστημα μεταξύ τους, με τη δυνατότητα ενημέρωσης των εκτιμήσεων ακόμα και σε συνεχείς περιόδους μηδενικής ζήτησης. Ένα ακόμη θέμα που έχει απασχολήσει τη σχετική βιβλιογραφία, είναι ένας τρόπος αυτόματης επιλογής μεταξύ ενός 'συνεχούς' και ενός διαλειπόμενου μοντέλου βασισμένο στη σποραδικότητα και τη γενική μορφολογία των διαθέσιμων δεδομένων (Syntetos & Croston, 2005), (Kourentzes, 2014).

Τα δεδομένα πωλήσεων πολύ συχνά μπορεί να έχουν μία ιεραρχική δομή, όπου πωλήσεις από το χαμηλότερο επίπεδο μπορεί να ομαδοποιούνται και αθροιζόμενες να δίνουν πωλήσεις που αντιστοιχούν σε ομάδες προϊόντων. Για παράδειγμα, οι πωλήσεις διαφόρων γαλακτοκομικών να αθροίζονται δημιουργώντας την κατηγορία 'γαλακτοκομικά', ή οποία στη συνέχεια να αθροίζεται με τις κατηγορίες 'λαχανικά' και 'κατεψυγμένα' από τις οποίες να προκύπτει η κατηγορία 'τρόφιμα'. Ένα τέτοιο μοντέλο πρόβλεψης ιεραρχικών (hierarchical) χρονοσειρών έχει προταθεί από τον (Hyndman, et al., 2011) με την παραγωγή αντίστοιχου λογισμικού για την επεξεργασία τους.

Τέλος, μία τάση που εμφανίζεται συχνά στη βιβλιογραφία των τελευταίων χρόνων είναι αυτή του συνδυασμού πολλών μοντέλων (ensemble models). Ελλείψει ενός μοντέλου το οποίο να δίνει τα βέλτιστα αποτελέσματα σε όλες τις περιπτώσεις, πολλοί ερευνητές ασχολήθηκαν με το συνδυασμό πολλαπλών μοντέλων με στόχο τη βελτίωση των τελικών προβλέψεων. Οι μέθοδοι αυτές δείχνουν να μειώνουν την τυπική απόκλιση των σφαλμάτων, όπως και την αβεβαιότητα των εκτιμήσεων, οδηγώντας τελικά σε καλύτερα αποτελέσματα. Ο (Shen, et al., 2013) για παράδειγμα, συνδύασε 5 διαφορετικά μοντέλα μέσω γραμμικής παλινδρόμησης, ώστε να ελαχιστοποιήσει το τελικό σφάλμα. Αντίστοιχη εργασία είναι και αυτή του (Kilimci, et al., 2019) ο οποίος εφάρμοσε ευριστικούς κανόνες για τον ίδιο σκοπό. Οι (Turrado-Garcia, et al., 2012) κατηγοριοποίησαν χρονοσειρές χρησιμοποιώντας SVM με σκοπό την εφαρμογή του καταλληλότερου αλγορίθμου πρόβλεψης σε κάθε μία. Αντίστοιχες εργασίες είναι επίσης οι (Kolassa, 2011), (Taylor, 2008), (Hibon & Evgeniou, 2005), (Surowiecki, 2005) και (Martinez-Alvarez, et al., 2015).

2.2 Περιγραφή χρονοσειρών

Με τον όρο χρονοσειρά εννοούμε ένα σύνολο δεδομένων το κάθε ένα εκ των οποίων αναφέρεται σε μία συγκεκριμένη χρονική στιγμή. Κατά συνέπεια τα δεδομένα αυτά μπορούν να ταξινομηθούν σε μία αύξουσα χρονολογική σειρά, δημιουργώντας έτσι μία ακολουθία. Στην περίπτωση που οι χρονικές στιγμές στις οποίες αναφέρονται τα δεδομένα έχουν σταθερή απόσταση μεταξύ τους, π.χ. 1 μέρα, 1 δευτερόλεπτο, η εν λόγω χρονοσειρά αναφέρεται ως ομοιόμορφη, ενώ σε αντίθετη περίπτωση λέγεται ανομοιόμορφη. Τα δεδομένα ζήτησης κατά κύριο λόγο είναι ομοιόμορφα, μιας και αναφέρονται σε σταθερά διαστήματα, όπως ημερήσια, εβδομαδιαία κ.λπ.

Οι χρονοσειρές και ειδικά αυτές των δεδομένων ζήτησης έχουν τρία σημαντικά χαρακτηριστικά τα οποία θα περιγράψουμε στη συνέχεια. Αυτά είναι η τάση (trend), η εποχικότητα (seasonality) και το υπόλοιπο (residual).

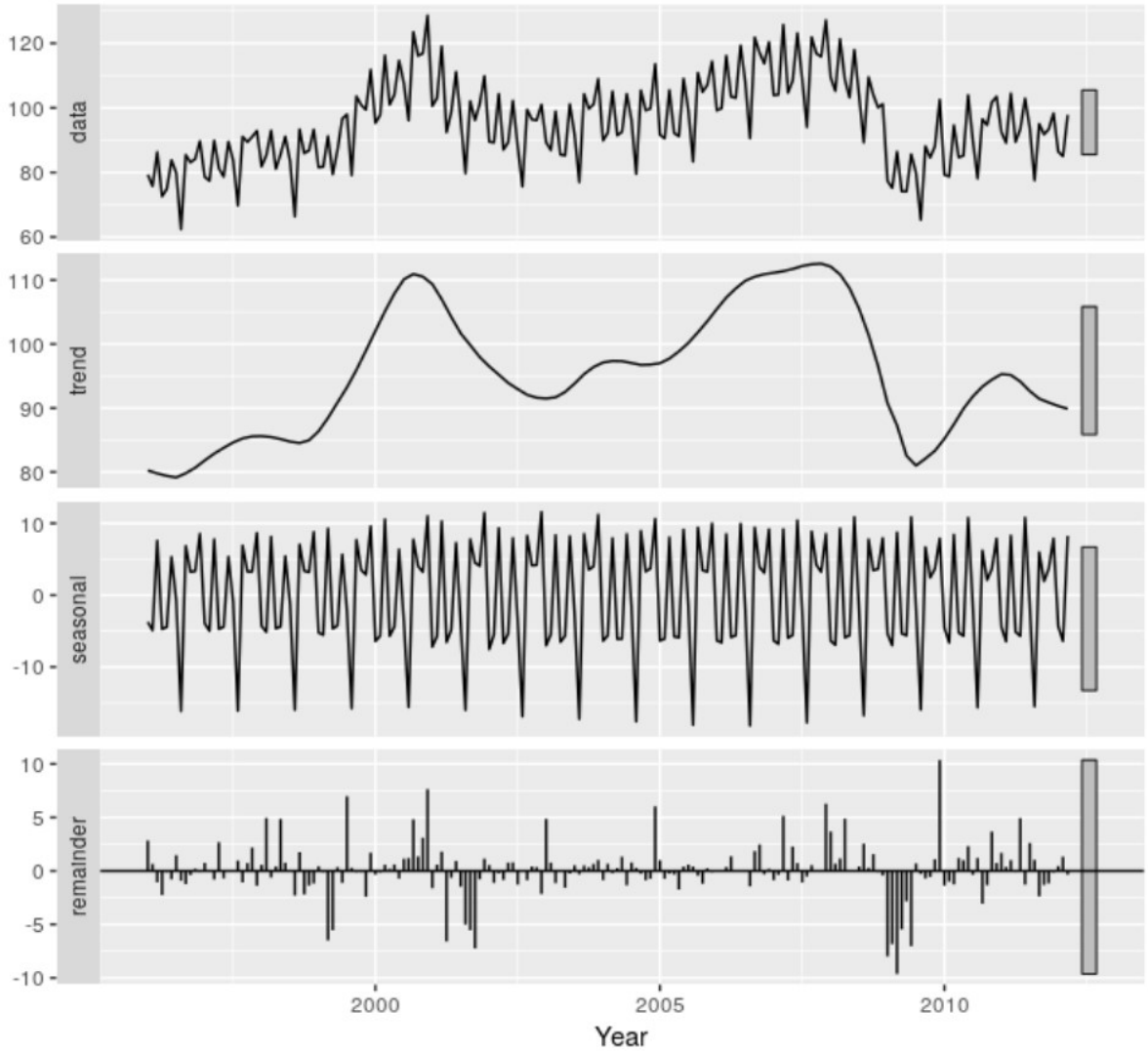
Τάση: Μία χρονοσειρά στην οποία ο τοπικός μέσος όρος, δηλαδή ο μέσος όρος γειτονικών σημείων σε διαφορετικά χρονικά διαστήματα, είναι σταθερός, λέγεται ότι δεν παρουσιάζει κάποια τάση. Αντίθετα, αν το τοπικός μέσος όρος αυξομειώνεται αισθητά σε διαφορετικά σημεία των δεδομένων, τότε η λέμε πως η χρονοσειρά παρουσιάζει κάποια τάση. Αν για παράδειγμα οι πωλήσεις ενός προϊόντος αυξάνονται με το χρόνο, λέμε πώς έχουν μία ανοδική τάση.

Εποχικότητα: Με τον όρο εποχικότητα σε μία χρονοσειρά εννοούμε ότι αυτή εμπεριέχει ένα στοιχείο το οποίο επαναλαμβάνεται σε τακτά χρονικά διαστήματα. Για παράδειγμα κάποιο εποχικό είδος μπορεί να παρουσιάζει μεγαλύτερες πωλήσεις το καλοκαίρι από ότι το χειμώνα σε μέσο όρο, και αυτό να είναι ένα μοτίβο το οποίο επαναλαμβάνεται κάθε χρόνο. Λέμε τότε ότι αυτή η χρονοσειρά παρουσιάζει εποχικότητα. Με τον όρο εποχικότητα γενικότερα εννοούμε κυκλικά φαινόμενα ανεξάρτητα από το μήκος της περιόδου: κάποιο προϊόν που παρουσιάζει αυξημένες πωλήσεις το σαββατοκύριακο λόγου χάρη, παρουσιάζει μία εβδομαδιαία εποχικότητα.

Υπόλοιπο: Ως υπόλοιπο εννοούμε το υπόλοιπο που μένει από μία χρονοσειρά αφού αφαιρεθεί η τάση και το εποχικό της στοιχείο. Το υπόλοιπο μπορεί συχνά να μοιάζει με τυχαίο θόρυβο, χωρίς δηλαδή κάποιο ευδιάκριτο μοτίβο. Πολύ συχνά όμως, διαδοχικά σημεία του υπολοίπου μπορεί να έχουν κάποια συσχέτιση (correlation) η οποία δεν είναι ορατή με απλή επισκόπηση αλλά κάποιος αλγόριθμος μπορεί να την ανιχνεύσει και να βελτιώσει έτσι τις προβλέψεις του. Πολύ συχνά, η επιτυχία ενός αλγορίθμου στηρίζεται στην ακρίβεια με την οποία μπορεί να ανιχνεύσει συσχετίσεις στο υπόλοιπο μίας χρονοσειράς.

Η Εικ. 1 (Hyndman & Athanasopoulos, 2018) παρουσιάζει την ανάλυση μίας χρονοσειράς στα τρία στοιχεία που αναφέρθηκαν πιο πάνω: την Τάση (Trend), την Εποχικότητα (Seasonality), και το Υπόλοιπο (Remainder). Τα δεδομένα αφορούν πωλήσεις ηλεκτρικών συσκευών στην Ευρωπαϊκή Ένωση στο

διάστημα 1996-2011. Ο μέσος όρος των πωλήσεων έχει δύο κορυφώσεις, την πρώτη γύρω στο 2001, και τη δεύτερη γύρω στο 2008, λίγο πριν τη μεγάλη πτώση του 2009, η οποία ενδεχομένως να σχετίζεται με την παγκόσμια οικονομική κρίση. Η εποχικότητα δείχνει ένα μοτίβο το οποίο επαναλαμβάνεται ετησίως, με την κορύφωση λίγο πριν τις γιορτές των Χριστουγέννων και τις μικρότερες πωλήσεις να σημειώνονται κατά τη διάρκεια του καλοκαιριού.



Εικ. 1 Ανάλυση χρονοσειράς σε Τάση (Trend), Εποχικότητα (Seasonality), και Υπόλοιπο (Remainder). Τα δεδομένα αφορούν πωλήσεις ηλεκτρικών συσκευών στην Ευρωπαϊκή Ένωση στο διάστημα 1996-2011.

Στο σημείο αυτό μπορούμε να αναφέρουμε ένα ακόμη χαρακτηριστικό των χρονοσειρών, αυτό της στατικότητας (stationarity). Η στατικότητα μίας χρονοσειράς έχει ένα αυστηρό μαθηματικό ορισμό στηριζόμενο στις ροπές της στοχαστικής διεργασίας από την οποία δημιουργήθηκε. Με την ευρεία έννοια όμως, μπορούμε να πούμε ότι μία χρονοσειρά είναι στατική ως προς το μέσο όρο όταν αυτός δε μεταβάλλεται με την πάροδο του χρόνου, πράγμα ισοδύναμο δηλαδή με την έλλειψη τάσης η οποία περιγράφηκε σε προηγούμενη παράγραφο. Στατικότητα σε σχέση με τη διασπορά (variance) εννοούμε ότι το εύρος της διασποράς των δεδομένων γύρω από τον τοπικό τους μέσο όρο μένει και αυτό αμετάβλητο με την πάροδο του χρόνου.

Αν και η έλλειψη στατικότητας ως προς το μέσο όρο είναι κάτι που οι περισσότεροι αλγόριθμοι πρόβλεψης μπορούν να χειριστούν καλά, η μη στατικότητα ως προς τη διασπορά ενδέχεται να δυσχεράνει το έργο κάποιων από αυτούς. Στην περίπτωση αυτή, συστήνεται η εφαρμογή μετασχηματισμών τύπου Box-Cox (Hyndman & Athanasopoulos, 2018), οι οποίοι έχουν σαν αποτέλεσμα τη σταθεροποίηση της διασποράς κατά μήκος του χρόνου.

2.3 Αλγόριθμοι πρόβλεψης ζήτησης

Στην ενότητα αυτή θα παρουσιάσουμε τη λειτουργία κάποιων από τους πιο διαδεδομένους αλγορίθμους πρόβλεψης χρονοσειρών, οι οποίοι έχουν εφαρμοστεί με επιτυχία και σε προβλήματα πρόβλεψης ζήτησης και μπορούν να αποτελέσουν τη βάση για την ανάπτυξη των μεθόδων του παρόντος έργου.

2.3.1 Εκθετική εξομάλυνση (Exponential smoothing)

Οι μέθοδοι εκθετικής εξομάλυνσης είναι από τις πρώτες που χρησιμοποιήθηκαν για την πρόβλεψη χρονοσειρών (Brown, 1959), (Holt, 1957), (Winters, 1960). Χρησιμοποιούν παλαιότερες παρατηρήσεις για να προβλέψουν τις μέλλουσες, δίνοντας στην κάθε μία βάρος ανάλογα με τη σημαντικότητά της. Οι μέθοδοι αυτές είναι αρκετά ευσταθείς ως προς την εγκυρότητα των προβλέψεων που παράγουν, έχουν χρησιμοποιηθεί σε πολλές εμπορικές εφαρμογές και συχνά χρησιμοποιούνται ως μέτρο σύγκρισης των νεότερων μεθόδων. Μια αναλυτική παρουσίαση των μεθόδων εκθετικής εξομάλυνσης δίνεται στο (Hyndman & Athanasopoulos, 2018), από όπου θα παραθέσουμε στη συνέχεια τις κύριες εκδοχές αυτών.

Η απλούστερη μέθοδος αυτής της κατηγορίας (Single Exponential Smoothing, SES), έχει τη μορφή

$$\text{Πρόβλεψη:} \quad \hat{y}_{t+h} = l_t$$

$$\text{Στάθμη:} \quad l_t = \alpha y_t + (1-\alpha) l_{t-1}$$

Η στάθμη μπορεί να θεωρηθεί ως μία 'πρόβλεψη' για όλες τις παρελθοντικές χρονικές στιγμές, μέχρι και την τρέχουσα. Η πρόβλεψη επομένως για h στιγμές μετά την τρέχουσα t, δηλαδή $\hat{y}_{t+h}$ ισούται με την τελευταία εκτίμηση στάθμης l_t. Η στάθμη προκύπτει με εκθετική εξομάλυνση, ως άθροισμα της τελευταίας παρατήρησης y_t και της προηγούμενης εκτίμησης στάθμης l_{t-1}, ζυγισμένο με τον παράγοντα α. Η απλή μέθοδος εκθετικής εξομάλυνσης δε λαμβάνει υπόψη τυχόν εποχικότητα ή τάση των δεδομένων, οπότε θα θεωρούνταν κατάλληλη για χρονοσειρές από τις οποίες απουσιάζουν αυτά τα δύο χαρακτηριστικά.

Το μοντέλο αυτό επεκτάθηκε ώστε να συμπεριλαμβάνει την τάση (trend) στα δεδομένα από τον (Holt, 1957), ο οποίος το μετέτρεψε σε

$$\text{Πρόβλεψη:} \quad \hat{y}_{t+h} = l_t + h\, b_t$$

$$\text{Στάθμη:} \quad l_t = \alpha y_t + (1-\alpha)(l_{t-1} + b_{t-1})$$

$$\text{Τάση:} \quad b_t = \beta^*(l_t - l_{t-1}) + (1-\beta^*) b_{t-1}$$

Όπου η πρόβλεψη τώρα περιλαμβάνει και την τάση μέσω του παράγοντα hb_t, ενώ η τάση εκτιμάται με μία δεύτερη εξίσωση εκθετικής εξομάλυνσης, στηριγμένη στην τελευταία τιμή της b_{t-1} και στη διαφορά των 2 πιο προσφάτων τιμών στάθμης (l_t, l_{t-1}).

Αν και η μέθοδος βελτιώνει την απόδοση σε δεδομένα που παρουσιάζουν τάση, έχει το μειονέκτημα ότι οι μεσοπρόθεσμες προβλέψεις συνεχίζουν να αυξάνονται ή να μειώνονται επ' άπειρον, λόγω του όρου hb_t, πράγμα το οποίο δεν παρατηρείται σε πραγματικά δεδομένα. Η αδυναμία αυτή βελτιώθηκε από

τους (Gardner & McKenzie, 1985), οι οποίοι εισήγαγαν ένα συντελεστή απόσβεσης, μετατρέποντας το μοντέλο σε

$$\text{Πρόβλεψη:} \quad \hat{y}_{t+h} = l_t + (\phi + \phi^2 + \cdots + \phi^h)\, b_t$$

$$\text{Στάθμη:} \quad l_t = \alpha y_t + (1-\alpha)(l_{t-1} + \phi b_{t-1})$$

$$\text{Τάση:} \quad b_t = \beta^*(l_t - l_{t-1}) + (1-\beta^*)\phi b_{t-1}$$

Με τον παράγοντα ϕ να περιορίζει την επίδραση του συντελεστή τάσης b_t σε προβλέψεις μεσαίου χρονικού ορίζοντα και άνω ($h \gg$).

Μία περαιτέρω προσθήκη στα μοντέλα εκθετικής εξομάλυνσης είναι η μέθοδος Holt-Winters, όπου, εκτός από την τάση, μοντελοποιείται και η τυχόν εποχικότητα των δεδομένων, με την προσθήκη μίας 4ης εξίσωσης εκθετικής εξομάλυνσης.

$$\text{Πρόβλεψη:} \quad \hat{y}_{t+h} = l_t + h\, b_t + s_{t+h-m(k+1)}$$

$$\text{Στάθμη:} \quad l_t = \alpha(y_t - s_{t-m}) + (1-\alpha)(l_{t-1} + b_{t-1})$$

$$\text{Τάση:} \quad b_t = \beta^*(l_t - l_{t-1}) + (1-\beta^*)b_{t-1}$$

$$\text{Εποχικότητα:} \quad s_t = \gamma(y_t - l_{t-1} - b_{t-1}) + (1-\gamma)s_{t-m}$$

Η παράμετρος m είναι ο αριθμός των παρατηρήσεων σε ένα κύκλο εποχικότητας (π.χ. 12 για μηνιαία δεδομένα και ετήσιους κύκλους, 7 για ημερήσια δεδομένα σε εβδομαδιαίους κύκλους), και k είναι το ακέραιο μέρος του $(h-1)\,/\,m$. Η μέθοδος Holt-Winters έχει και αυτή τις επεκτάσεις τις, όπως για παράδειγμα την πολλαπλασιαστική εποχικότητα (multiplicative seasonality), κατάλληλη για δεδομένα των οποίων η διακύμανση αλλάζει με τη θέση στον κύκλο της εποχικότητας, πολλαπλασιαστικά σφάλματα, τάση με απόσβεση κ.α.

Οι (Hyndman & Athanasopoulos, 2018) έχουν δημιουργήσει το πακέτο Fpp2 (Fpp2, 2020) στη δημοφιλή γλώσσα στατιστικής ανάλυσης R, το οποίο υλοποιεί τις παραπάνω εκδοχές των μεθόδων εκθετικής εξομάλυνσης αλλά και ακόμα περισσότερες. (και ακόμα περισσότερες) μεθόδους και ακόμα Οι μέθοδοι εκθετικής εξομάλυνσης υλοποιούνται και στην γλώσσα Python, στο πακέτο Statsmodels (StatsModels, 2020), υλοποίηση η οποία βασίστηκε στο βιβλίο (Hyndman & Athanasopoulos, 2018) και στο πακέτο Fpp2.

2.3.2 ARIMA

Τα μοντέλα ARIMA αποτελούν μία άλλη δημοφιλή κατηγορία μεθόδων, τα οποία προτάθηκαν στην αρχική τους μορφή από τους (Box & Jenkins, 1970). Είναι μοντέλα για ακολουθιακά δεδομένα, όπως οι χρονοσειρές, αφού στηρίζονται στην εκμετάλλευση των αυτοσυσχετίσεων (autocorrelations) οι οποίες συναντώνται συχνά σε δεδομένα αυτού του τύπου.

Τα μοντέλα ARIMA στηρίζονται στα μοντέλα αυτοπαλινδρόμησης (Autoregression, AR) και κινητού μέσου (Moving Average, MA). Τα πρώτα, θεωρούν ότι η τρέχουσα παρατήρηση y_t είναι ένα άθροισμα παρελθοντικών παρατηρήσεων y_{t-n}, πολλαπλασιασμένο με αντίστοιχα βάρη ϕ συν ένα παράγοντα σφάλματος ϵ

$$y_t = \phi_1\, y_{t-1} + \phi_2\, y_{t-2} + \cdots + \phi_n\, y_{t-p} + \epsilon_t$$

Ο αριθμός p των παρελθοντικών παρατηρήσεων, δίνει την τάξη του AR μοντέλου, επομένως ένα μοντέλο AR(p), χρησιμοποιεί p παλαιότερες παρατηρήσεις.

Τα μοντέλα κινητού μέσου από την άλλη, μοντελοποιούν την τρέχουσα παρατήρηση χρησιμοποιώντας το μέσο όρο παλαιότερων σφαλμάτων αντί παρατηρήσεων, π.χ.

$$y_t = \epsilon_t + \theta_1 \epsilon_{t-1} + \theta_2 \epsilon_{t-2} + \cdots + \theta_q \epsilon_{t-q}$$

Ένα μοντέλο MA τάξης q χρησιμοποιεί q παρελθοντικά σφάλματα για να κάνει τις προβλέψεις του. Ο συνδυασμός των δύο μοντέλων δίνει τα πολύ δημοφιλή μοντέλα ARMA, με μεγάλη ιστορία στην ανάλυση χρονοσειρών (Whittle, 1953).

Τα μοντέλα ARMA προϋποθέτουν ότι τα δεδομένα είναι στατικά (stationary) τουλάχιστον ως προς τη μέση τιμή τους, πράγμα το οποίο σε πολλές περιπτώσεις δεν ισχύει. Ένας απλός τρόπος με τον οποίο μπορεί αυτό να επιτευχθεί είναι μέσω της παραγώγισης, όπου η τιμή στη χρονική στιγμή n είναι η διαφορά της από τη χρονική στιγμή $n-1$. Αυτή ακριβώς είναι η προσθήκη που εισάγουν τα μοντέλα ARIMA, τα οποία εφαρμόζουν μοντέλα ARMA σε παραγώγους, πρώτης ή και μεγαλύτερης τάξης, των αρχικών δεδομένων. Με τον τρόπο αυτό, μπορούν να εφαρμοστούν και σε δεδομένα τα οποία παρουσιάζουν κλίσεις και γενικώς μεταβολές στην τοπική μέση τιμή.

Μία επιπλέον δυνατότητα την οποία προσφέρουν τα μοντέλα της κατηγορίας ARIMA, είναι η ενσωμάτωση εποχικών χαρακτηριστικών των χρονοσειρών. Αυτό είναι δυνατόν με την εισαγωγή ενός δεύτερου ARMA μοντέλου όχι πάνω σε διαφορές n και $n-1$, αλλά σε διαφορές n και $n-m$, όπου m είναι η εποχικότητα (12 για ένα έτος σε μηνιαία δεδομένα, 7 για μία εβδομάδα σε ημερήσια κλπ.). Τα μοντέλα αυτά προσφέρουν επίσης τη δυνατότητα συμπερίληψης εξωγενών παραγόντων, που στην περίπτωση των δεδομένων πωλήσεων θα ήταν ημερομηνίες, αργίες, ή προσφορές, καθιστώντας τα έτσι ιδιαίτερα ευέλικτα εργαλεία για την αντιμετώπιση αυτού του τύπου προβλημάτων.

Σύμφωνα με τους (Hyndman & Athanasopoulos, 2018), μία στρατηγική προσαρμογής των μοντέλων αυτών σε δεδομένα είναι η εξής:

1. Διαφόριση των δεδομένων εώς ότου προκύψουν στατικές χρονοσειρές με βάση το τεστ KPSS
2. Επιλογή παραμέτρων p, q για το μοντέλο βάσης και για το εποχικό, με βάση την ελαχιστοποίηση κριτηρίων όπως το AIC
3. Έλεγχος υπολοίπων (residuals) ως προς την στατικότητα, έλλειψη αυτοσυσχέτισης κ.α.
4. Δημιουργία προβλέψεων.

Το πακέτο Fpp2 της γλώσσας R εκτελεί τις παραπάνω λειτουργίες, πολλές από τις οποίες είναι μάλιστα αυτοματοποιημένες. Το πακέτο Statsmodels της Python, επίσης υποστηρίζει τη δημιουργία μοντέλων ARIMA, αλλά και διάφορες παραλλαγές όπως SARIMAX, VARMAX κ.α.

2.3.3 Νευρωνικά δίκτυα

Τα νευρωνικά δίκτυα, πρωτοεμφανίστηκαν στη βιβλιογραφία από τους (McCulloch & Pitts, 1943), και είναι μοντέλα εμπνευσμένα από τη λειτουργία των δικτύων νευρώνων ενός εγκεφάλου. Συγκεκριμένα, ο νευρώνας είναι μία ελάχιστη υπολογιστική μονάδα, η οποία δέχεται ένα σήμα εισόδου και ανάλογα με την εκπαίδευσή του μεταδίδει το σήμα αυτό σε ένα ή περισσότερους νευρώνες του δικτύου, μετά από κατάλληλη ενίσχυση ή απόσβεση. Η βασική εξίσωση που διέπει ένα νευρώνα είναι η

$$y = g\left(\sum_{i=1}^{n} w_i u_i + b\right)$$

όπου u είναι τα σήματα εισόδου που φτάνουν από νευρώνες προηγούμενων επιπέδων, w είναι τα σχετικά βάρη, b είναι μία σταθερή απόκλιση (offset) και $g()$ μία μη γραμμική συνάρτηση ενεργοποίησης. Ένα νευρωνικό δίκτυο μπορεί να έχει μία ή και παραπάνω συστοιχίες (επίπεδα, layers) νευρώνων. Το πρώτο λέγεται επίπεδο εισόδου, το τελευταίο, εξόδου, και τα ενδιάμεσα αναφέρονται ως κρυφά (hidden).

Η εκπαίδευση των νευρωνικών δικτύων γίνεται με βασικούς χειρισμούς παραγώγισης και γραμμικής άλγεβρας, κυρίως μέσω του αλγόριθμου back propagation. Σύμφωνα με αυτόν, οι τιμές των βαρών w τροποποιούνται ώστε να ελαχιστοποιηθεί μία συνάρτηση κόστους ανάμεσα στις τιμές εξόδου του δικτύου και τις επιθυμητές τιμές (target values). Η ελαχιστοποίηση στηρίζεται στο διάνυσμα παραγώγων των βαρών, το οποίο υπολογίζεται αρχικά στην έξοδο, και στη συνέχεια προωθείται με αντίστροφη φορά προς την είσοδο. Η σταδιακή μετακίνηση της τιμής των βαρών προς την κατεύθυνση που υποδεικνύουν οι σχετικές παράγωγοι, οδηγούν στην ελαχιστοποίηση της συνάρτησης κόστους.

Οι (Hinton & Salakhutdinov, 2006), έδειξαν ότι είναι δυνατόν να δημιουργηθούν δίκτυα με μεγάλο αριθμό κρυφών επιπέδων, προτείνοντας παράλληλα αποτελεσματικούς τρόπους εκπαίδευσής τους. Το αποτέλεσμα ήταν να δημιουργηθούν πολύπλοκες αρχιτεκτονικές, οι οποίες όμως ήταν αρκετά ευέλικτες ώστε να μπορέσουν να αναπαραστήσουν πληθώρα πραγματικών δεδομένων από μεγάλη ποικιλία εφαρμογών. Οι τεχνικές αυτές και οι επεκτάσεις τους, σε συνδυασμό με τη μεγάλη διαθεσιμότητα δεδομένων που προέκυψε από τη σταδιακή ψηφιοποίηση του σύγχρονου τρόπου ζωής και την ανάπτυξη υπολογιστικών συστημάτων μεγάλης ισχύος, οδήγησε στη δημιουργία του πεδίου της Βαθιάς Μάθησης (Deep Learning), ενός κλάδου της μηχανικής μάθησης, ο οποίος έχει αλλάξει δραματικά τις δυνατότητες των εφαρμογών της τεχνητής όρασης, της επεξεργασίας φυσικής ομιλίας και της διάδρασης ανθρώπου και μηχανής συνολικά.

Αν και νευρωνικά δίκτυα με μία βασική αρχιτεκτονική 1 ή 2 κρυφών επιπέδων έχουν βρει εφαρμογές στην ανάλυση και πρόβλεψη χρονοσειρών, θα πρέπει να σημειώσουμε ότι έχουν αναπτυχθεί αρχιτεκτονικές οι οποίες εστιάζουν στον ακολουθιακό χαρακτήρα αυτών των δεδομένων. Αυτά είναι τα επαναλαμβανόμενα νευρωνικά δίκτυα (Recurrent Neural Networks, RNN) (Goodfellow, et al., 2016), τα οποία σχηματίζουν ένα κατευθυνόμενο γράφο (directed graph), ο οποίος ακολουθεί τη χρονική εξέλιξη μιας ακολουθίας. Έχοντας αποθηκευμένο ένα διάνυσμα κατάστασης (state vector) τα RNN μπορούν να μοντελοποιήσουν καθυστερήσεις (delays) ή και αναδράσεις (feedback) στην διάδοση της πληροφορίας, και μπορούν με αυτό τον τρόπο να ανακαλύψουν συσχετίσεις μεταξύ δεδομένων που έχουν μεγάλη χρονική απόσταση μεταξύ τους.

Η ευελιξία των νευρωνικών δικτύων παρόλα αυτά, έρχεται με μία αυξημένη πολυπλοκότητα υλοποίησης και κυρίως με αυξημένο κόστος εκπαίδευσης το οποίο συχνά απαιτεί την ύπαρξη εξειδικευμένου υλικού, όπως κάρτες γραφικών, ή την πρόσβαση σε υπολογιστικές πλατφόρμες νέφους. Αντίστοιχα έχουν αναπτυχθεί εξειδικευμένες και ευρέως διαδεδομένες βιβλιοθήκες για την υλοποίηση νευρωνικών δικτύων, όπως η Tensorflow (TensorFlow, 2020)και η PyTorch (PyTorch, 2020), η οποίες μπορούν να χρησιμοποιηθούν μέσα από τη γλώσσα Python, και υποστηρίζονται από μεγάλες εταιρείες όπως η Google και το Facebook, αλλά και από μία ευρεία βάση χρηστών.

2.3.4 SVM

Τα Support Vector Machines (SVM) είναι μία μεθοδολογία ανάπτυξης αλγορίθμων ταξινόμησης (classification) και παλινδρόμησης (regression), που στηρίχθηκαν στη θεωρία μάθησης που αναπτύχθηκαν στη δεκαετία του 1960 από τους Vapnik και Chervonenkis (Cortes & Vapnik, 1995), (Vapnik, 1998), και έχουν γνωρίσει μεγάλη επιτυχία σε πλήθος εφαρμογών. Ο αλγόριθμος που χρησιμοποιείται

σε προβλήματα παλινδρόμησης, όπως στην πρόβλεψη χρονοσειρών είναι γνωστός σαν Support Vector Regression (SVR).

Ο αλγόριθμος αυτός μοντελοποιεί τα δεδομένα ως

$$f(x) = x^T\beta + \beta_0$$

όπου x είναι τα δεδομένα εισόδου, $f(x)$ οι παρατηρήσεις και β παράμετροι οι οποίες μαθαίνονται κατά τη διαδικασία εκπαίδευσης. Η ιδιαιτερότητα του αλγορίθμου αυτού έγκειται στη συνάρτηση κόστους που χρησιμοποιεί, η οποία είναι

$$H(\beta, \beta_0) = \sum V\big(y_i - f(x_i)\big) + \frac{\lambda}{2}||\beta||^2$$

με

$$V = \begin{cases} 0, & \text{if } \ |r| < \epsilon \\ |r| - \epsilon, & \text{otherwise} \end{cases}$$

Η συνάρτηση σφάλματος $V()$, αγνοεί τα σφάλματα που είναι μικρότερα από ένα κατώφλι ϵ, ενώ αυξάνεται γραμμικά με τα μεγαλύτερα σφάλματα, σε αντίθεση π.χ. με τη γνωστή συνάρτηση μέσου τετραγωνικού σφάλματος, που αυξάνεται τετραγωνικά. Ως αποτέλεσμα, η μέθοδος αυτή είναι λιγότερο ευαίσθητη σε σημεία με ασυνήθιστα μεγάλο σφάλμα (outliers), αλλά και λιγότερο αυστηρή σε σημεία με μικρό σφάλμα. Επιπλέον, η μέθοδος SVR μπορεί να προβάλλει τα δεδομένα σε χώρους υψηλών διαστάσεων μέσω της χρήσης kernels, πράγμα που την καθιστά ιδιαίτερα ευέλικτη στη μοντελοποίηση μη γραμμικών σχέσεων στα δεδομένα.

Οι αλγόριθμοι της κατηγορίας SVM είναι διαθέσιμοι στην Python μέσω της βιβλιοθήκης Scikit-learn (ScikitLearn, 2020) αλλά και μέσω της δημοφιλούς βιβλιοθήκης LibSVM (LibSVM, 2020) για C++, η οποία είναι διαθέσιμη και στην Python. Στην R υπάρχει η συνάρτηση svm του πακέτου e1071 (e1071, 2020), αν και είναι μάλλον λιγότερο διαδεδομένο από τα αντίστοιχα πακέτα της Python.

2.3.5 Μέθοδοι δένδρων

Οι μέθοδοι που στηρίζονται στα δυαδικά δένδρα αποτελούν μία εξέχουσα κατηγορία των μεθόδων μηχανικής μάθησης, η οποία σε συνδυασμό με σχετικά πρόσφατες προσθήκες στη μεθοδολογία δίνουν συστηματικά πολύ καλά αποτελέσματα και συχνά παίρνουν τις πρώτες θέσεις σε δημοφιλείς διαγωνισμούς μηχανικής μάθησης όπως το Kaggle.

Θεωρώντας ότι έχουμε p μεταβλητές εισόδου $x_1, x_2, \dots, x_p$, επιλέγουμε τυχαία μία μεταβλητή j, και διαιρούμε τα δείγματα που έχουμε στη διάθεσή μας ως (Hastie, et al., 2008)

$$R_1(j,s) = \{x: x_j \leq s\} \text{ και } R_2(j,s) = \{x: x_j > s\}$$

Στη συνέχεια ελαχιστοποιούμε την ακόλουθη έκφραση, ως προς το j και s

$$\min_{j,s}[\sum_{x_i \in R_1(j,s)} (y_i - c_1)^2 + \sum_{x_i \in R_2(j,s)} (y_i - c_2)^2]$$

όπου c_1και c_2 είναι η μέση τιμή των παρατηρήσεων y_i που αντιστοιχούν στα x_i τα οποία ανήκουν στα R_1 και R_2 αντίστοιχα. Όταν βρεθούν οι τιμές των j και s που ελαχιστοποιούν την παραπάνω έκφραση, τότε τα δεδομένα τοποθετούνται σε δύο κόμβους ανάλογα με το αν η τιμή του x_j είναι μεγαλύτερη ή μικρότερη του s. Η ίδια διαδικασία επαναλαμβάνεται σε κάθε νέα διαίρεση των δεδομένων. Η διαδικασία της διαίρεσης σταματά όταν μείνει ένας προκαθορισμένος αριθμός δεδομένων σε κάθε τερματικό κόμβο, ή όταν ικανοποιηθούν συγκεκριμένα κριτήρια κόστους-πολυπλοκότητας (Hastie, et al., 2008), τα οποία

προσπαθούν να δημιουργήσουν μοντέλα χαμηλής πολυπλοκότητας, τα οποία ταυτόχρονα μπορούν να προβλέψουν με ακρίβεια νέα δεδομένα.

Η παραπάνω διαδικασία περιγράφει το βασικό τρόπο δημιουργίας ενός δένδρου παλινδρόμησης. Παρόλο που τα δένδρα που προκύπτουν με τον τρόπο αυτό είναι επαρκή σε πολλές περιπτώσεις, η πραγματική δύναμη των σχετικών μεθόδων προέρχεται από το συνδυασμό πολλών δένδρων μέσω των τεχνικών bagging, random forest και boosting.

Η τεχνική bagging (Bootstrap Aggregation), στηρίζεται στη δημιουργία πολλών δένδρων με σχετικά μικρό αριθμό κόμβων, ενώ για τη δημιουργία του κάθε δένδρου χρησιμοποιείται ένα υποσύνολο μόνο των συνολικών δεδομένων. Η τελική πρόβλεψη του μοντέλου αυτού προκύπτει από την πρόβλεψη που κάνει η πλειοψηφία των δένδρων ή από το μέσο όρο των προβλέψεών τους. Έτσι, ενώ οι προβλέψεις του κάθε δένδρου ξεχωριστά μπορεί να είναι ανεπαρκείς, ο συνδυασμός τους δίνει αρκετά πιο ισχυρά μοντέλα. Η τεχνική των Random Forests, επεκτείνει αυτή του Bagging με το να επιλέγει κατά τη δημιουργία κάθε κόμβου ενός δένδρου ένα υποσύνολο των μεταβλητών εισόδου x_p μόνο. Αυτή η φαινομενικά παράδοξη τροποποίηση οδηγεί στη δημιουργία από-συσχετισμένων (de-correlated) δένδρων, μειώνοντας έτσι την πόλωση (bias) στις προβλέψεις. Η τεχνική Boosting τέλος, στηρίζεται και αυτή στη χρησιμοποίηση πολλών απλών μοντέλων δένδρων. Αντί όμως να 'αθροίζει' τα αποτελέσματά τους, όπως στις προηγούμενες περιπτώσεις, το κάθε νέο δένδρο εφαρμόζεται σε μία τροποποιημένη εκδοχή των υπαρχόντων δεδομένων, έτσι ώστε να προσπαθεί να βελτιώσει την απόδοσή του σε εκείνα τα δείγματα όπου απέτυχαν τα προηγούμενα δένδρα, επιχειρώντας να διορθώσει με αυτόν τον τρόπο τα εώς τότε σφάλματα.

Δύο από τις πιο δημοφιλείς βιβλιοθήκες για την υλοποίηση (κυρίως) Boosting μοντέλων είναι η XGBoost (XGBoost, 2020)και η LightGBM (LIghtGBM, 2020). Και οι δύο μπορούν να χρησιμοποιηθούν από την Python αλλά και από την R. Η βιβλιοθήκη Scikit-learn της Python προσφέρει επίσης υλοποιήσεις για απλά δένδρα, Bagging και Random Forests, ενώ αντίστοιχες βιβλιοθήκες στην R είναι το GBM (Ridgeway, 2020) και το πακέτο RandomForest (RandomForest, 2020).

2.3.6 Μέθοδοι διαλειπόμενων δεδομένων

Τα διαλειπόμενα δεδομένα (intermittent) εμφανίζονται συχνά όταν ένα προϊόν παρουσιάζει μηδενικές πωλήσεις για εκτεταμένα χρονικά διαστήματα, και διακρίνονται από τα συνεχή δεδομένα (fast moving) τα οποία αντιστοιχούν σε προϊόντα με σταθερά μη μηδενικές πωλήσεις. Η σποραδικότητα των μη μηδενικών τιμών στον πρώτο τύπο δεδομένων, δυσχεραίνει το έργο των παραδοσιακών μεθόδων πρόβλεψης χρονοσειρών, και ελαττώνει την απόδοσή τους.

Μία από τις πρώτες μεθόδους που αναπτύχθηκαν για διαλειπόμενα δεδομένα αποδίδεται στον (Croston, 1972), ο οποίος πρότεινε τη χρήση δύο μοντέλων εκθετικής εξομάλυνσης: το πρώτο για τις τιμές της ζήτησης και το δεύτερο για τα διαστήματα ανάμεσα στις μη μηδενικές ζητήσεις. Το μοντέλο αυτό μπορεί να εκφραστεί ως

$$\text{Αν } Y_t > 0 \begin{cases} L_{t+1} = \alpha Y_t + (1-\alpha)L_t \\ V_{t+1} = \beta q + (1-\beta)V_t \\ Y_{t+1} = L_{t+1}/V_{t+1} \end{cases}$$

$$\text{Αν } Y_t = 0 \begin{cases} L_{t+1} = L_t \\ V_{t+1} = V_t \\ Y_{t+1} = L_{t+1}/V_{t+1} \end{cases}$$

όπου υπάρχει μία εξίσωση εκθετικής εξομάλυνσης για το επίπεδο της ζήτησης L, και μία δεύτερη εξίσωση για το χρόνο ανάμεσα σε διαδοχικές ζητήσεις V. Οι παράμετροι α και β είναι οι παράμετροι της εξομάλυνσης, και q το διάστημα από την τελευταία ζήτηση.

Το συγκεκριμένο μοντέλο ενημερώνει τις παραμέτρους του μόνο όταν υπάρχει ζήτηση ($Y_t > 0$). Δημιουργεί λοιπόν το παράδοξο, να προβλέπει σταθερή ζήτηση ακόμα και σε εκτεταμένες περιόδους που οι πωλήσεις είναι μηδενικές, χωρίς τη δυνατότητα προσαρμογής σε αυτό το δεδομένο. Οι (Teunter, et al., 2011) πρότειναν μία τροποποίηση του παραπάνω μοντέλου η οποία λύνει το παράδοξο αυτό. Το νέο μοντέλο είναι

$$\text{Αν } Y_t > 0 \begin{cases} L_{t+1} = \alpha Y_t + (1-\alpha)L_t \\ P_{t+1} = \beta + (1-\beta)P_t \\ Y_{t+1} = L_{t+1}P_{t+1} \end{cases}$$

$$\text{Αν } Y_t = 0 \begin{cases} L_{t+1} = L_t \\ P_{t+1} = (1-\beta)P_t \\ Y_{t+1} = L_{t+1}P_{t+1} \end{cases}$$

όπου οι εξισώσεις του επιπέδου ζήτησης παραμένουν ίδιες, αλλά ο χρόνος ανάμεσα σε διαδοχικές μη μηδενικές πωλήσεις V αντικαθίσταται από την πιθανότητα πώλησης P, Το κυριότερο είναι ότι η πιθανότητα πώλησης P φθίνει (εκθετικά) σε περιόδους μηδενικής ζήτησης. Μία εναλλακτική μέθοδος με γεωμετρική μείωση της πιθανότητας P παρουσιάστηκε από τους (Prestwich, et al., 2014).

2.4 Μέτρηση σφαλμάτων

Το πλήθος των διαφορετικών αλγορίθμων πρόβλεψης καθιστά αναγκαία την ανεύρεση ενός τρόπου σύγκρισης των αποτελεσμάτων τους, ώστε να ληφθεί μία απόφαση σχετικά με την καταλληλότητά τους για προβλέψεις σε συγκεκριμένα δεδομένα. Για το λόγο αυτό έχουν αναπτυχθεί διάφοροι τύποι μέτρησης σφαλμάτων, οι οποίοι μπορούν να αξιολογήσουν την ικανότητα πρόβλεψης ενός αλγορίθμου σε ένα συγκεκριμένο σετ δεδομένων, όπως και να συγκρίνουν την απόδοσή του σε σχέση με άλλους. Η ποικιλομορφία των προβλημάτων πρόβλεψης, δεν καθιστά δυνατή την ύπαρξη ενός και μόνο τύπου μέτρησης σφαλμάτων που να μπορεί να καλύπτει όλες τις περιπτώσεις. Αντ' αυτού, υπάρχουν διαφορετικές κατηγορίες, τις κυριότερες εκ των οποίων θα παρουσιάσουμε στη συνέχεια, μαζί με τα συγκριτικά τους πλεονεκτήματα.

Πριν ξεκινήσουμε την παρουσίαση των διαφορετικών σφαλμάτων, να κάνουμε ένα σημαντικό διαχωρισμό στα δεδομένα που χρησιμοποιούνται για τη μέτρησή τους. Στους αλγορίθμους πρόβλεψης, αλλά και γενικά στους αλγορίθμους μηχανικής μάθησης, τα δεδομένα συνηθίζεται να χωρίζονται σε 2 τουλάχιστον κατηγορίες: τα δεδομένα εκπαίδευσης (train data) και τα δεδομένα ελέγχου (test data). Το πρώτο σύνολο δεδομένων χρησιμοποιείται στην εκπαίδευση του αλγορίθμου, δηλαδή στην εκμάθηση των παραμέτρων του, ενώ το δεύτερο στον έλεγχο της απόδοσής του. Ο λόγος που συμβαίνει αυτό είναι ότι ένα αρκετά ευέλικτο μοντέλο μπορεί να προβλέψει με απόλυτη ακρίβεια τα δεδομένα πάνω στα οποία έχει εκπαιδευτεί. Το ζητούμενο όμως είναι, να παρουσιάζει ικανοποιητικές προβλέψεις σε δεδομένα που δεν έχει 'δει' ως τώρα. Εξ' ου και η ανάγκη για αυτό το διαχωρισμό. Συνηθισμένη πρακτική σε προβλήματα πρόβλεψης χρονοσειρών, είναι η χρήση του πρώτου 80% των δεδομένων για τις ανάγκες εκπαίδευσης του μοντέλου, και το τελευταίο 20% σαν δεδομένα ελέγχου. Οι τύποι σφαλμάτων που θα παρουσιάσουμε στη συνέχεια θεωρούν ότι το μοντέλο έχει εκπαιδευτεί, και η απόδοσή του αξιολογείται στα δεδομένα ελέγχου μέσω των τύπων αυτών.

Απόλυτα σφάλματα

Οι τύποι μέτρησης απόλυτων σφαλμάτων είναι οι απλούστεροι και επιδέχονται απλής και διαισθητικής ερμηνείας. Σε αυτούς ανήκουν:

το Μέσο Απόλυτο Σφάλμα (Mean Absolute Error, MAE)

$$MAE = \frac{1}{n}\sum_{i=1}^{n} |y_i - \hat{y}_i|$$

Διάμεσο Απόλυτο Σφάλμα (Median Absolute Error MdAE)

$$MdAE = median(|y_i - \hat{y}_i|)$$

η Ρίζα του Μέσου Τετραγωνικού Σφάλματος (Root Mean Square Error RMSE)

$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{n}\sum_{i=1}^{n} (y_i - \hat{y}_i)^2}$$

Στους παραπάνω τύπους, n είναι το πλήθος των δεδομένων ελέγχου, y_i είναι η τιμή της χρονοσειράς για το δεδομένο ελέγχου i, και $\hat{y}_i$, η πρόβλεψη για το ίδιο δεδομένο. Τα παραπάνω σφάλματα έχουν το πλεονέκτημα ότι οι μονάδες τους είναι στην ίδια κλίμακα με τις μονάδες των δεδομένων και αντιπροσωπεύουν την απόκλιση των προβλέψεων από τις πραγματικές τιμές. Το τετραγωνικό σφάλμα έχει επιπλέον το χαρακτηριστικό να είναι πιο αυστηρό με τις μεγάλες τιμές σφαλμάτων από ότι τα άλλα δύο.

Παρά τη μεγάλη χρησιμότητά τους, τα απόλυτα σφάλματα εξαρτώνται από την απόλυτη τιμή των δεδομένων. Αν δηλαδή το κάθε σημείο της χρονοσειράς πολλαπλασιαζότανε τον αριθμό 10, ο αλγόριθμος πρόβλεψης λογικά θα σημείωνε την ίδια επιτυχία στις προβλέψεις, οι τιμές των σφαλμάτων θα ήταν όμως περίπου 10 φορές μεγαλύτερες. Τα απόλυτα σφάλματα λοιπόν είναι χρήσιμα μόνο στην περίπτωση που θέλουμε να συγκρίνουμε την απόδοση διαφορετικών αλγορίθμων στα ίδια δεδομένα.

Σφάλματα επί τοις εκατό

Αυτή η κατηγορία σφαλμάτων δεν επηρεάζεται από την απόλυτη τιμή των δεδομένων, και είναι επομένως πιο κατάλληλη για τη σύγκριση αλγορίθμων σε διαφορετικές χρονοσειρές. Δύο τέτοιοι τύποι σφαλμάτων είναι

το Απόλυτο Μέσο Επί Τοις Εκατό Σφάλμα (Mean Absolute Percentage Error, MAPE)

$$MAPE = \frac{1}{n}\sum_{i=1}^{n} 100 \left|\frac{y_i - \hat{y}_i}{y_i}\right|$$

και το Συμμετρικό Απόλυτο Μέσο Επί Τοις Εκατό Σφάλμα (Symmetric Mean Absolute Percentage Error, sMAPE)

$$sMAPE = \frac{1}{n}\sum_{i=1}^{n} 200 \frac{|y_i - \hat{y}_i|}{|y_i| + |\hat{y}_i|}$$

Αυτοί οι τύποι σφαλμάτων έχουν επικριθεί γιατί όταν η τιμή του y_i είναι πολύ κοντά στο 0, τότε το σφάλμα παίρνει πολύ μεγάλες τιμές, ενώ αν η τιμή του είναι ακριβώς 0, τότε το MAPE, δεν ορίζεται, πράγμα που ισχύει και για το sMAPE αν τυχαίνει να είναι 0 και η πρόβλεψη $\hat{y}_i$. Μηδενικές τιμές δεδομένων δεν είναι ασυνήθιστες σε προβλήματα πρόβλεψης ζήτησης, οπότε και οι επί τοις εκατό τύποι

σφαλμάτων θα πρέπει να αποφεύγονται. Αν οι τιμές των δεδομένων πάλι απέχουν αρκετά από το μηδέν, η χρήση τους τότε είναι πιο ασφαλής.

Σχετικά σφάλματα

Τα σχετικά σφάλματα προτάθηκαν από τους (Hyndman & Koehler, 2006) για να ξεπεραστούν οι περιορισμοί των επί τοις εκατό σφαλμάτων. Τα συγκεκριμένα σφάλματα συγκρίνουν την απόκλιση μεταξύ πρόβλεψης και πραγματικής τιμής, με τα σφάλματα της πιο απλή μεθόδου πρόβλεψης, όπου σε κάθε χρονικό σημείο η πρόβλεψη είναι η τιμή του προηγούμενου χρονικού σημείου. Η μέθοδος αυτή λέγεται naive, και συχνά χρησιμοποιείται σαν μέτρο αξιολόγησης αλγορίθμων.

Το σχετικό σφάλμα σε μη εποχικά δεδομένα είναι

$$\frac{\frac{1}{n}\sum_{i=1}^{n}|y_i - \hat{y}_i|}{\frac{1}{T-1}\sum_{t=2}^{T}|y_t - y_{t-1}|}$$

ενώ για τα εποχικά δεδομένα με περίοδο m σημείων είναι

$$\frac{\frac{1}{n}\sum_{i=1}^{n}|y_i - \hat{y}_i|}{\frac{1}{T-m}\sum_{t=m+1}^{T}|y_t - y_{t-m}|}$$

όπου T είναι το πλήθος των δεδομένων εκπαίδευσης. Τα σχετικά σφάλματα λοιπόν, κανονικοποιούν το μέσο απόλυτο σφάλμα, με το σφάλμα πρόβλεψης που προκύπτει από τα δεδομένα εκπαίδευσης, αν χρησιμοποιούμε κάθε φορά την προηγούμενη τιμή των δεδομένων σαν πρόβλεψη για την επόμενη. Αν το σχετικό σφάλμα είναι μεγαλύτερο της μονάδας, τότε ο συγκεκριμένος αλγόριθμος είναι λιγότερο επιτυχής από τη μέθοδο naive, ενώ όσο πιο κοντά στο μηδέν είναι το σφάλμα, τόσο καλύτερος και ο αλγόριθμος.

2.5 Διαγωνισμοί M

Οι διαγωνισμοί M (MakridakisCompetitions, 2020)] ανήκουν στους πιο γνωστούς διαγωνισμούς πρόβλεψης χρονοσειρών και αποσκοπούν στην αξιολόγηση και σύγκριση διαφορετικών αλγορίθμων πρόβλεψης πάνω σε πραγματικά δεδομένα. Αποτελούν σημείο αναφοράς για πολλούς ακαδημαϊκούς αλλά και επαγγελματίες, παρέχοντας ένα αντικειμενικό και ελεγχόμενο πλαίσιο αξιολόγησης εναλλακτικών τεχνικών, μέσα από το οποίο συχνά προκύπτουν ερευνητικές ιδέες οι οποίες προοδεύουν το συγκεκριμένο τομέα της επιστήμης.

Ο πρώτος διαγωνισμός διεξήχθη το 1982 (Makridakis, et al., 1982), είχε μόνο 6 διαγωνιζόμενους και 24 μέθοδοι δοκιμάστηκαν σε 1001 διαφορετικές χρονοσειρές. Ανάμεσα στα πιο σημαντικά συμπεράσματα ήταν ότι οι πολύπλοκες μέθοδοι δεν παρήγαγαν απαραιτήτως καλύτερα αποτελέσματα, μιας και ο απλός αλγόριθμος εκθετικής εξομάλυνσης (simple exponential smoothing) βρέθηκε να είναι ο πιο ακριβής, ξεπερνώντας πολύπλοκες για την εποχή μεθοδολογίες, όπως αυτή των Box-Jenkins για τα μοντέλα ARIMA. Άλλα σημαντικά συμπεράσματα ήταν ότι οι συνδυασμοί μεθόδων έτειναν να δίνουν καλύτερα αποτελέσματα από ότι οι μεμονωμένες μέθοδοι, ενώ η σχετική απόδοση των αλγορίθμων εξαρτώνταν συχνά από τον τρόπο μέτρησης των σφαλμάτων.

Το συμπέρασμα της υπεροχής των απλούστερων έναντι των πιο σύνθετων μεθόδων προέκυψε ξανά στον 3ο διαγωνισμό (M3, (Makridakis & Hibon, 2000)), όπου η σχετικά απλή μέθοδος Theta (Assimakopoulos & Nikopoulos, 2000) βρέθηκε να είναι πιο ακριβής ανάμεσα σε 24 άλλες μεθόδους, εκ των οποίων κάποιες υψηλής πολυπλοκότητας όπως τα νευρωνικά δίκτυα. Άρχισε να εδραιώνεται λοιπόν μία αντίληψη που

ήθελε τις κλασσικές στατιστικές μεθόδους να παρουσιάζουν καλύτερη απόδοση στα προβλήματα πρόβλεψης χρονοσειρών, σε σχέση με τις μεθόδους οι οποίες είναι βασισμένες στη μηχανική μάθηση, παρά την επιτυχία των τελευταίων σε άλλες εφαρμογές όπως η ανάλυση εικόνα, ήχου κειμένου κλπ. Μία πρόσφατη και εκτενής μελέτη που συγκρίνει μεθόδους μηχανικής μάθησης και κλασσικές στατιστικές μεθόδους, καταλήγοντας στο παραπάνω συμπέρασμα είναι η (Makridakis, et al., 2018).

Η αντίληψη αυτή άρχισε να αμφισβητείται με το διαγωνισμό M4 (Makridakis, et al., 2020). Ο M4 διεξήχθη το 2018 και ήταν πολύ μεγαλύτερος σε κλίμακα αφού περιείχε 100000 χρονοσειρές και 63 συνολικά συμμετέχοντες ενώ δοκιμάστηκαν όλες οι σύγχρονες μέθοδοι πρόβλεψης, όπως αυτές που περιγράψαμε προηγουμένως. Παρόλο που οι κλασσικές στατιστικές μέθοδοι παρουσίασαν σε γενικές γραμμές μεγαλύτερη επιτυχία σε σχέση με τις 'καθαρές' μεθόδους μηχανικής μάθησης, οι δύο πρώτες θέσεις κατακτήθηκαν από υβριδικές μεθόδους οι οποίες συνδύασαν με επιτυχία τεχνικές της μηχανικής μάθησης με κλασσικά στατιστικά μοντέλα.

Ο διαγωνισμός M5, (Makridakis, et al., 2020), ο οποίος διεξήχθη μέσω της πλατφόρμας Kaggle (KaggleM5, 2020), είχε πάνω από 5000 συμμετέχοντες, και περισσότερες από 42000 χρονοσειρές από πραγματικά δεδομένα ζήτησης τα οποία παρείχε η Αμερικάνικη αλυσίδα καταστημάτων λιανικής WalMart. Τα δεδομένα ήταν μάλιστα ιεραρχικά, αφορούσαν δηλαδή και πωλήσεις προϊόντων σε διαφορετικά καταστήματα, αλλά και συγκεντρωτικές πωλήσεις, ανά κατηγορία προϊόντος, ανά τμήμα, ανά κατάστημα, περιοχή, πολιτεία κλπ.

Το κύριο συμπέρασμα του διαγωνισμού αυτού ήταν ότι οι 50 και πλέον καλύτερες τεχνικές στηρίχθηκαν αποκλειστικά σε μεθόδους μηχανικής μάθησης, ξεπερνώντας έτσι και τις κλασσικές μεθόδους αλλά και τα υβρίδιά τους. Ήταν μάλιστα μέθοδοι που στηριζόταν αποκλειστικά στα δεδομένα και την ανάλυσή τους, ενώ δεν απαιτούσαν εξειδικευμένες γνώσεις στατιστικής και κλασσικής ανάλυσης χρονοσειρών. Η αφθονία των δεδομένων, η πρόσβαση σε περισσότερη υπολογιστική ισχύ, και η διαθεσιμότητα πιο αποδοτικών αλγορίθμων εικάζεται ότι βρίσκονται πίσω από το αποτέλεσμα αυτό.

Ο διαγωνισμός αυτός οδήγησε σε μία σειρά από άλλα σημαντικά συμπεράσματα. Αρχικά, έδειξε ότι ο συνδυασμός των αποτελεσμάτων διαφορετικών μεθόδων, ακόμα και με την έννοια του μέσου όρου οδηγεί σε βελτίωση του τελικού αποτελέσματος. Στα προβλήματα πρόβλεψης ζήτησης, πληροφορίες πέραν των πωλήσεων, όπως γιορτές, ειδικές ημερομηνίες, προσφορές, τιμές των προϊόντων, τιμές ακόμα και οι καιρικές συνθήκες μπορούν να βελτιώσουν αισθητά τις προβλέψεις. Ένα τελευταίο συμπέρασμα είναι πως οι καλύτερες μέθοδοι του διαγωνισμού ξεπέρασαν κατά πολύ (30%-50%) τις μεθόδους 'βάσης` (γνωστοί αλγόριθμοι πρόβλεψης ζήτησης, που χρησιμοποιήθηκαν ως μέτρο σύγκρισης από τους διοργανωτές), στις ανώτερες βαθμίδες της ιεραρχίας, δηλαδή από το επίπεδο του τμήματος και πάνω. Στο επίπεδο των προϊόντων, η διαφορά ανάμεσα στις μεθόδους βάσης και στις κορυφαίες του διαγωνισμού ήταν αισθητά μικρότερη, με την καλύτερη μέθοδο του διαγωνισμού να βελτιώνει το σκορ της καλύτερης μεθόδου βάσης κατά 4% στο επίπεδο των προϊόντων.

Η νικήτρια μέθοδος του διαγωνισμού, εκπαίδευσε 220 διαφορετικά μοντέλα δένδρων ενώ 6 από αυτά χρησιμοποιούνταν για την πρόβλεψη κάθε ξεχωριστής χρονοσειράς. Η επιτυχία της μεθόδου στηρίχθηκε επίσης σε πολύ προσεκτική εκπαίδευση των μοντέλων ώστε να βρεθούν οι βέλτιστες τιμές των παραμέτρων τους. Πρόκειται λοιπόν για μία μέθοδο η οποία έχει πολύ μεγαλύτερες απαιτήσεις σε υπολογιστική ισχύ, αλλά και σε προσπάθεια εκπαίδευσης από ότι, π.χ. η καλύτερη μέθοδος βάσης, η οποία ήταν μία απλή παραλλαγή της εκθετικής εξομάλυνσης. Μπορούμε επομένως να πούμε ότι κατά τη σχεδίαση ενός εμπορικού συστήματος, η τελική του απόδοση θα πρέπει να αντισταθμίζει και να δικαιολογεί τις απαιτήσεις του σε υπολογιστική ισχύ, χρόνο εκπαίδευσης αλλά και ταχύτητα λειτουργίας.

Τέλος να αναφέρουμε ότι η διεξαγωγή του διαγωνισμού M5, με αντικείμενο τις προβλέψεις ζήτησης μίας από τις μεγαλύτερες εταιρείες λιανεμπορίου παγκοσμίως, αποτελεί πολύτιμη πηγή πληροφοριών για την εκτέλεση του παρόντος έργου. Αρχικά μέσω των δεδομένων πωλήσεων τα οποία είναι διαθέσιμα στο κοινό, στη συνέχεια μέσω της διάθεσης του πηγαίου κώδικα των πέντε καλύτερων συμμετοχών, και τέλος εξαιτίας της κοινότητας που δημιουργήθηκε από τους συμμετέχοντες στην πλατφόρμα Kaggle, η οποία καλύπτει ένα μεγάλο εύρος θεμάτων σχετικά με τις τεχνικές πρόβλεψης ζήτησης.

3 Σχεδιασμός εφοδιαστικής αλυσίδας

3.1 Βασικές έννοιες

Ο όρος εφοδιαστική αλυσίδα έκανε την εμφάνισή του στα μέσα της δεκαετίας του 1980, σε μία προσπάθεια να ενοποιηθούν διακριτές λειτουργίες που συναντώνται στο πλαίσιο λειτουργίας μιας επιχείρησης, όπως η διοίκηση λειτουργιών, η διακίνηση εμπορευμάτων κ.α. (Hugos, 2011). Σύμφωνα με τους (Chopra & Meindl, 2013), η εφοδιαστική αλυσίδα ορίζεται ως το σύνολο όλων των παραγόντων και των συντελεστών που εμπλέκονται άμεσα ή έμμεσα στην ικανοποίηση της παραγγελίας ενός πελάτη. Όταν για παράδειγμα, ένας καταναλωτής αγοράζει ένα προϊόν από ένα σούπερ μάρκετ, η εφοδιαστική αλυσίδα ξεκινάει από αυτόν, και συνεχίζει με το κατάστημα το οποίο επέλεξε για την αγορά του, τον προμηθευτή του καταστήματος αυτού, τον κατασκευαστή του προϊόντος, τον προμηθευτή πρώτων υλών στον κατασκευαστή του προϊόντος, τους διανομείς, τους αποθηκευτικούς χώρους κ.ο.κ.

Η αξία σε μία εφοδιαστική αλυσίδα δημιουργείται από τα χρήματα που προσφέρουν οι τελικοί καταναλωτές για την αγορά προϊόντων τα οποία διακινούνται μέσα σε αυτήν. Η μετακίνηση των προϊόντων από τον παραγωγό μέχρι τον καταναλωτή όμως, επιφέρει μία σειρά από κόστη. Ο στόχος του σχεδιασμού της εφοδιαστικής αλυσίδας είναι η μεγιστοποίηση του πλεονάσματος που προκύπτει από τη διαφορά ανάμεσα στην αξία την οποία εισάγει ο καταναλωτής στην αλυσίδα, και το κόστος που προκύπτει από τη λειτουργία της ίδιας της αλυσίδας.

Ο σχεδιασμός μίας εφοδιαστικής αλυσίδας περιλαμβάνει τη λήψη αποφάσεων οι οποίες σύμφωνα με τους (Chopra & Meindl, 2013) μπορούν να χωριστούν σε 3 στάδια ανάλογα με το χρονικό ορίζοντα. Αυτά είναι

Στρατηγική/Δομή: εδώ περιλαμβάνονται στρατηγικές αποφάσεις σε σχέση με τη βασική δομή της αλυσίδας, όπως οι τοποθεσίες και η χωρητικότητα των κόμβων, οι λειτουργίες που θα επιτελούνται στο κάθε επίπεδο, οι τρόποι μεταφοράς, τα πληροφοριακά συστήματα κ.α. Αυτές οι επιλογές έχουν ορίζοντα πολλών ετών ενώ οι όποιες αλλαγές στο αρχικό πλάνο είναι συνήθως κοστοβόρες.

Σχεδιασμός: με το πλαίσιο λειτουργίας να έχει καθοριστεί στο προηγούμενο στάδιο, ο σχεδιασμός προσπαθεί να μεγιστοποιήσει το πλεόνασμα της εφοδιαστικής αλυσίδας, λειτουργώντας σε χρονικό ορίζοντα μερικών μηνών ή ενός έτους. Ο Σχεδιασμός προϋποθέτει την ύπαρξη μίας πρόβλεψης ζήτησης και καλείται να λάβει αποφάσεις λαμβάνοντας υπόψη τα κόστη και τις τιμές των προϊόντων σε σχέση με την μεταφορά προϊόντων μεταξύ διαφόρων τοποθεσιών, τις πολιτικές διαχείρισης αποθήκης, το χρόνο εκτέλεσης παραγγελιών αλλά και την ποσότητά τους, όπως επίσης και τις εκστρατείες προώθησης και διαφήμισης.

Λειτουργία: η λειτουργία της εφοδιαστικής αλυσίδας έχει ορίζοντα εβδομάδας ή ακόμα και μέρας, και ο σκοπός της είναι η απρόσκοπτη διαχείριση των εισερχόμενων παραγγελιών, ο κατάλληλος διαμοιρασμός του αποθέματος σε παραγγελίες, ο τρόπος μεταφοράς, η έγκριση παραγγελιών προς τους προμηθευτές κ.α.

Στην απλούστερή της μορφή, μία εφοδιαστική αλυσίδα μπορεί να αποτελείται από μία επιχείρηση, τους προμηθευτές και τους πελάτες της. Τις περισσότερες φορές όμως, κάθε εταιρεία λειτουργεί σαν πελάτης για τους προμηθευτές της και σαν προμηθευτής για τους πελάτες της, σχηματίζοντας έτσι μία εκτεταμένη αλυσίδα με πολλά στάδια στα οποία πρέπει να μετακινηθεί ένα προϊόν ώστε να φτάσει στον τελικό καταναλωτή. Ο (Hugos, 2011) ορίζει τις παρακάτω κατηγορίες συντελεστών της εφοδιαστικής αλυσίδας.

Παραγωγοί: στην κατηγορία αυτή ανήκουν όσοι παράγουν πρώτες ύλες ή αυτοί που χρησιμοποιούν τις πρώτες ύλες για να παραγάγουν τελικά προϊόντα. Στην κατηγορία αυτή ανήκουν επίσης όσοι παράγουν άυλα προϊόντα όπως λογισμικό, ή και υπηρεσίες όπως γραφίστες, σχεδιαστές κλπ.

Έμποροι χονδρικής: στην κατηγορία αυτοί ανήκουν συντελεστές οι οποίοι αγοράζουν προϊόντα από τους παραγωγούς σε μεγάλες ποσότητες, και κάνουν πωλήσεις είτε σε άλλους εμπόρους είτε χονδρικής είτε λιανικής. Η συγκεκριμένη κατηγορία εμπόρων δημιουργεί μία ζώνη ασφαλείας, που προστατεύει τόσο τους παραγωγούς όσο και τους καταναλωτές από διακυμάνσεις που μπορεί να παρουσιάσει η προσφορά και η ζήτηση.

Έμποροι λιανικής: οι συγκεκριμένοι έμποροι προμηθεύονται από τους εμπόρους χονδρικής σχετικά μικρά αποθέματα για μεγάλη ποικιλία προϊόντων, τα οποία στη συνέχεια προωθούν στο ευρύ κοινό. Στην προσπάθεια τους να προσελκύσουν μεγαλύτερα τμήματα του αγοραστικού κοινού φροντίζουν να διατηρούν μεγάλη γκάμα προϊόντων σε συνδυασμό με χαμηλές τιμές, ενώ συχνά προβαίνουν σε προωθητικές ενέργειες και εκπτώσεις.

Καταναλωτές: οι καταναλωτές ή πελάτες είναι αυτοί που προμηθεύονται προϊόντα τα οποία είτε τα χρησιμοποιούν σαν τελικοί χρήστες, είτε τα χρησιμοποιούν για να φτιάξουν νέα προϊόντα τα οποία θα πουλήσουν στη συνέχεια σε άλλες επιχειρήσεις ή ιδιώτες.

Πάροχοι υπηρεσιών: στην κατηγορία αυτή ανήκουν εταιρείες που συνεισφέρουν τεχνογνωσία και εξειδικευμένες υπηρεσίες, οι οποίες βρίσκονται έξω από τον βασικό κορμό δραστηριοτήτων των βασικών συντελεστών της εφοδιαστικής αλυσίδας, είναι όμως χρήσιμες και συχνά αναγκαίες για τη λειτουργία της. Εξειδικευμένες εταιρείες μεταφορών, χρηματοπιστωτικοί αναλυτές και εταιρείες υπηρεσιών πληροφορικής είναι λίγα μόνο παραδείγματα.

Η συνολική λειτουργία της εφοδιαστικής αλυσίδας και η αλληλεπίδραση των διαφόρων τμημάτων της θα μπορούσε να περιγραφεί με το μοντέλο SCOR (Supply Chain Operations Reference, μοντέλο αναφοράς λειτουργιών εφοδιαστικής αλυσίδας) (Hugos, 2011). Το μοντέλο αυτό περιγράφει τα βασικά δομικά συστατικά μιας εφοδιαστικής αλυσίδας, τα οποία μπορούν να ταξινομηθούν σε 4 βασικές κατηγορίες λειτουργιών τις οποίες θα αναλύσουμε στη συνέχεια.

Προμήθειες: η κατηγορία αυτή περιλαμβάνει την προμήθεια προϊόντων και υπηρεσιών οι οποίες είναι αναγκαίες για την ομαλή λειτουργία της εφοδιαστικής αλυσίδας. Στην κατηγορία αυτή επίσης συγκαταλέγονται οι πιστώσεις και οι πληρωμές που μπορούν να θεωρηθούν ως προμήθεια οικονομικών πόρων για τη λειτουργία της αλυσίδας.

Παραγωγή: εδώ συγκαταλέγονται οι λειτουργίες που είναι απαραίτητες για την παραγωγή προϊόντων, είτε υλικών είτε άυλων. Λειτουργίες όπως η σχεδίαση προϊόντων, η διαχείριση της παραγωγής και η διαχείριση των εγκαταστάσεων αποτελούν κάποια παραδείγματα.

Παραδόσεις: οι διεργασίες οι οποίες συνδέουν τα επιμέρους τμήματα της εφοδιαστικής αλυσίδας ανήκουν στην κατηγορία αυτή. Αυτές μπορεί να αφορούν τη μετακίνηση των προϊόντων μέσα στην αλυσίδα, την παράδοση προϊόντων στους πελάτες, αλλά και την παραλαβή παραγγελιών και τις τυχόν επιστροφές.

Σχεδιασμός: σε αυτή την ενότητα συγκεντρώνονται όλες οι λειτουργίες που απαιτούνται για την οργάνωση και το συντονισμό των διεργασιών που ανήκουν στις 3 προηγούμενες κατηγορίες. Η συγκεκριμένη ενότητα αφορά άμεσα τους στόχους του παρόντος έργου, μιας και το λογισμικό που θα υλοποιηθεί αφορά λειτουργίες σχεδίασης της εφοδιαστικής αλυσίδας. Η πρόβλεψη ζήτησης, που περιγράφηκε στο προηγούμενο κεφάλαιο, είναι μία κατ' εξοχήν λειτουργία σχεδιασμού όπως και η οργάνωση της διακίνησης εμπορευμάτων μεταξύ κόμβων της εφοδιαστικής αλυσίδας την οποία θα αναλύσουμε στη συνέχεια.

Στο υπόλοιπο αυτού του κεφαλαίου θα περιγράψουμε ένα μοντέλο διακίνησης εμπορευμάτων μέσα στην εφοδιαστική αλυσίδα, μαζί με τις κύριες παραμέτρους που το διέπουν και τους βασικούς τρόπους λειτουργίας. Η ανάπτυξη αυτού του μοντέλου στηρίζεται σε πληροφορίες που συγκεντρώθηκαν από τα (Chopra & Meindl, 2013), (Hugos, 2011) και (Tang, 2006) Tang όπως επίσης και από την ανάλυση απαιτήσεων υπαρχόντων πελατών της SGA.

3.2 Βασικές παράμετροι

Ο σχεδιασμός διαχείρισης αποθεμάτων αποσκοπεί στη βέλτιστη ρύθμιση της ποσότητάς τους στα διάφορα στάδια της εφοδιαστικής αλυσίδας. Ο απώτερος στόχος είναι η διατήρηση των αποθεμάτων σε επίπεδα που μπορούν να εξυπηρετήσουν τη ζήτηση, αποφεύγοντας κατά συνέπεια την απώλεια πωλήσεων λόγω ελλείψεων, μειώνοντας παράλληλα τα κόστη που προκύπτουν από την ανάγκη αποθήκευσης πλεοναζόντων εμπορευμάτων, τη δέσμευση κεφαλαίων για την απόκτησή τους και τις απώλειες από τη λήξη εμπορευμάτων με συγκεκριμένο χρόνο ζωής. Η διαχείριση αποθεμάτων στηρίζεται στην ακρίβεια των υπαρχόντων προβλέψεων ζήτησης, οι οποίες χρησιμοποιούνται για την έγκαιρη και σε κατάλληλη ποσότητα εξαγωγή παραγγελιών προς τους προμηθευτές, οι οποίες θα υπακούν στους περιορισμούς της εφοδιαστικής αλυσίδας.

Κάθε σύστημα διαχείρισης αποθεμάτων οφείλει να έχει μία σειρά από παραμέτρους οι οποίες περιγράφουν τη δομή της εφοδιαστικής αλυσίδας. Στη συνέχεια παρατίθενται οι σημαντικότερες κατηγορίες.

Μία βασική κατηγορία παραμέτρων αφορά τα **προϊόντα** τα οποία διακινούνται στην εφοδιαστική αλυσίδα, τα οποία αναφέρονται στη βιβλιογραφία και ως Stock Keeping Unit (SKU). Παράμετροι της κατηγορίας αυτής περιλαμβάνουν πληροφορίες για το είδος, την τιμή, και τη μονάδα μέτρησης, π.χ. κιβώτια, παλέτες και συνδυασμοί. Στην κατηγορία αυτή μπορεί να συμπεριληφθεί ο χρόνος ζωής του κάθε προϊόντος, αν είναι εποχικό ή όχι, η ημερομηνία πρώτης κυκλοφορίας κ.α.

Μία δεύτερη κατηγορία αφορά τους **προμηθευτές**, το είδος τους (εσωτερικού ή εξωτερικού), τις συμφωνίες που υπάρχουν για ελάχιστες παραγγελίες, την τιμολογιακή πολιτική κ.α. Η σύνδεση των προμηθευτών με τα προϊόντα επίσης οφείλει να είναι γνωστή, ώστε οι παραγγελίες συγκεκριμένων προϊόντων να γίνονται προς τους σωστούς προμηθευτές.

Σημαντικές παράμετροι είναι επίσης αυτές που αφορούν τους **αποθηκευτικούς χώρους**, και έχουν να κάνουν με την τοποθεσία τους, αν είναι αποθήκες ή καταστήματα, και τα όρια αποθεμάτων που μπορεί να δεχτεί ο κάθε χώρος. Η σύνδεσή τους με τους προμηθευτές επίσης υποδηλώνει σε ποιους χώρους μπορεί να παραδώσει κάποιος προμηθευτής, αλλά και ποια προϊόντα μπορεί να παραληφθούν.

Η αξία ενός συστήματος διαχείρισης αποθεμάτων έγκειται στο να μπορεί να εξάγει παραγγελίες έγκαιρα και να εγγυάται τη διαθεσιμότητα των προϊόντων στο σωστό χρόνο. Για το λόγο αυτό απαιτούνται μία σειρά **παραμέτρων χρονισμού**. Αυτές έχουν να κάνουν πρωτίστως με το χρόνο μεταφοράς (lead time) ο οποίος είναι ο χρόνος που μεσολαβεί από την έκδοση μιας παραγγελίας μέχρι η ποσότητα αυτή να είναι διαθέσιμη στα ράφια. Ο χρόνος αυτός έχει να κάνει φυσικά με το προϊόν, τον προμηθευτή και το σημείο

παραλαβής. Απαραίτητο είναι επίσης ένα πρόγραμμα διαθεσιμότητας παραγγελιοδοσίας και παραλαβών, μιας και όλοι οι προμηθευτές δεν μπορούν να παρέχουν οποιοδήποτε προϊόν ανά πάσα στιγμή. Είναι λοιπόν απαραίτητη η γνώση των ημερών στις οποίες μπορεί να γίνει η παραλαβή ενός συγκεκριμένου προϊόντος από ένα προμηθευτή σε ένα συγκεκριμένο σημείο. Ο χρονικός ορίζοντας στον οποίο εκτείνεται ο σχεδιασμός των παραγγελιών, όπως και η συχνότητά τους είναι μερικές ακόμα παράμετροι που ανήκουν στην κατηγορία αυτή.

3.3 Παράμετροι θέσης

Με τον όρο 'παράμετροι θέσης` εννοούμε μία σειρά από παραμέτρους που αφορούν τα διαθέσιμα αποθέματα σε διαφορετικές χρονικές στιγμές. Η ακριβής ποσότητα ενός προϊόντος που βρίσκεται στην αποθήκη αυτή τη στιγμή είναι μία από αυτές, την οποία ονομάζουμε **τρέχουσα θέση αποθήκης**. Οι παραγγελίες που έχουν εκτελεσθεί αλλά δεν έχουν φτάσει ακόμα στα ράφια αναφέρονται ως **αναμενόμενες παραγγελίες**. Αυτές αντιπροσωπεύουν ποσότητες οι οποίες δεν είναι άμεσα διαθέσιμες αλλά γνωρίζουμε ότι θα είναι διαθέσιμες στο μέλλον. Αντίστοιχη ποσότητα αποτελούν οι **δεσμευμένες παραγγελίες**. Αυτές είναι παραγγελίες οι οποίες έχουν γίνει από πελάτες της επιχείρησης με συγκεκριμένη ημερομηνία εκτέλεσης και ποσότητα, οι οποίες μπορεί να υπάγονται και στις ρήτρες κάποιου συμβολαίου. Οι δεσμευμένες παραγγελίες, αποτελούν ζήτηση η οποία είναι όμως εκ των προτέρων γνωστή και η ικανοποίησή της αποτελεί προτεραιότητα.

Ένας άλλος τύπος ζήτησης η οποία δεν είναι γνωστή με βεβαιότητα είναι η **εκτιμώμενη ζήτηση** για το εγγύς μέλλον, η οποία προκύπτει από το σύστημα πρόβλεψης ζήτησης στο οποίο αναφερθήκαμε προηγουμένως. Η εκτιμώμενη ζήτηση καθορίζει σε μεγάλο βαθμό τις μελλοντικές θέσεις της αποθήκης και τις αποφάσεις που πρέπει να ληφθούν για τον ανεφοδιασμό της. Μιας και η πραγματική μελλοντική ζήτηση είναι μία ουσιαστικά άγνωστη ποσότητα, η εκτιμώμενη ζήτηση συχνά δεν αποτελείται από ένα μόνο αριθμό αλλά είναι ένα εύρος τιμών, το οποίο αντικατοπτρίζει την αβεβαιότητά μας για την πραγματική τιμή της ζήτησης. Το εύρος αυτό θα πρέπει επίσης να λαμβάνεται υπόψη κατά τη διαχείριση των αποθεμάτων.

Οι παράμετροι που αναφέρθηκαν προηγουμένως, δηλαδή η τρέχουσα θέση αποθήκης, η αναμενόμενες και οι δεσμευμένες παραγγελίες, και η εκτιμώμενη ζήτηση, χρησιμοποιούνται για τον υπολογισμό της **προβλεπόμενης θέσης αποθήκης**. Η παράμετρος αυτή περιγράφει την εκτίμησή μας για το ύψος των αποθεμάτων ενός προϊόντος σε μία τοποθεσία και σε μία χρονική στιγμή, αν δεν προβούμε σε κάποιες κινήσεις ανεφοδιασμού. Στόχος ενός συστήματος διαχείρισης αποθέματος είναι να διατηρεί την προβλεπόμενη θέση αποθήκης μέσα σε αποδεκτά όρια, ώστε να μην υπάρχει απώλεια πωλήσεων λόγω έλλειψης αλλά και να αποφεύγονται τα πλεονάζοντα έξοδα που επιφέρουν τα υπερβολικά επίπεδα αποθεμάτων. Τα όρια αυτά θα εξεταστούν στη συνέχεια.

3.4 Όρια ανεφοδιασμού

Κατά τη διαδικασία του ανεφοδιασμού το σύστημα θέτει όρια τα οποία αφορούν κυρίως την προβλεπόμενη θέση αποθήκης. Όταν τα όρια αυτά ξεπεραστούν, δηλαδή όταν η θέση αποθήκης γίνει μικρότερη ή μεγαλύτερη από τις τιμές των ορίων αυτών, τότε το σύστημα προβαίνει σε ενέργειες, όπως η σύσταση για την έκδοση παραγγελίας, ή η προβολή ειδοποιήσεων στο χρήστη. Οι τιμές των ορίων αυτών ορίζονται από το χρήστη, ή καθορίζονται από την επιλεγμένη στρατηγική ανεφοδιασμού. Αν και τα όρια αυτά μπορεί να διαφέρουν ανάμεσα σε υλοποιήσεις, οι βασικοί τύποι τους είναι ο ακόλουθοι, σε σειρά από το μικρότερο προς το μεγαλύτερο:

Ελάχιστο απόθεμα: Αυτό είναι ένα κάτω όριο, για το οποίο το σύστημα ανεφοδιασμού θα πρέπει να φροντίζει η τρέχουσα και η προβλεπόμενη θέση αποθήκης να είναι πάντα μεγαλύτερη. Το ελάχιστο

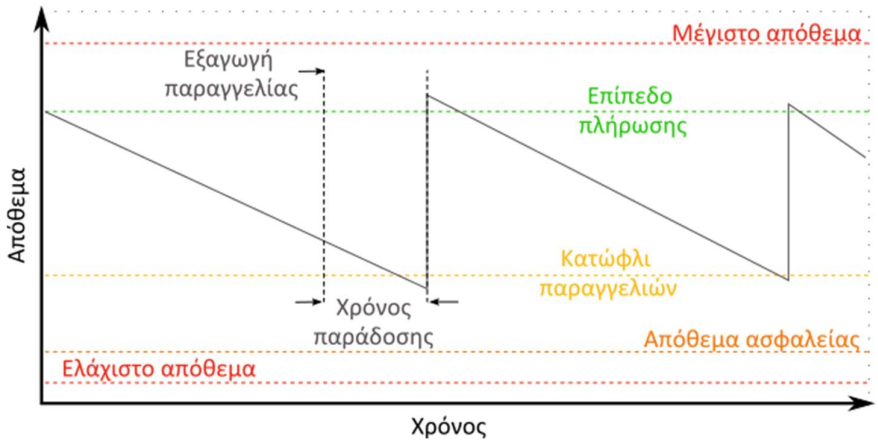
απόθεμα συνήθως ορίζεται σαν το άθροισμα της εκτιμώμενης ζήτησης και των δεσμευμένων παραγγελιών. Είναι δηλαδή, η ελάχιστη ποσότητα αποθέματος που απαιτείται για να καλυφθεί η ζήτηση εντός του χρονικού ορίζοντα σχεδιασμού.

Απόθεμα ασφαλείας: Το απόθεμα ασφαλείας είναι επίσης ένα κάτω όριο, με τιμή μεγαλύτερη του ελάχιστου αποθέματος. Στόχος του είναι να εξασφαλίσει την επάρκεια του αποθέματος στην περίπτωση αστοχίας των προβλέψεων ή εξαιτίας άλλων αστάθμητων παραγόντων.

Κατώφλι παραγγελιών: Το σύστημα ελέγχει την τρέχουσα και την εκτιμώμενη θέση αποθήκης για κάθε προϊόν, και τη στιγμή που αυτή θα πέσει κάτω από το συγκεκριμένο κατώφλι δίνεται εντολή για την έκδοση παραγγελίας.

Επίπεδο πλήρωσης: Η επιθυμητή τιμή αποθέματος κατά την παραλαβή μίας νέας παραγγελίας.

Μέγιστο απόθεμα: Η μέγιστη ποσότητα αποθέματος που θέλουμε να έχουμε στην αποθήκη. Αυτή μπορεί να ορίζεται από τους περιορισμούς που υπάρχουν στη χωρητικότητα, ή στην περίπτωση προϊόντων με σύντομη ημερομηνία λήξης, από το απόθεμα που μπορεί να διατεθεί μέσα στο συγκεκριμένο χρόνο ζωής.



Εικ. 2 Εξέλιξη αποθέματος με το χρόνο και εξαγωγή παραγγελίας ώστε το απόθεμα να συντηρείται στα επιθυμητά επίπεδα.

Η Εικ. 2 δείχνει την εξέλιξη της προβλεπόμενης θέσης αποθήκης (απόθεμα) με το χρόνο. Το απόθεμα αρχικά βρίσκεται στο επιθυμητό επίπεδο πλήρωσης και η ποσότητά του μειώνεται σταδιακά λόγω των πωλήσεων. Στόχος του συστήματος ανεφοδιασμού είναι να υπολογίσει αρχικά τη χρονική στιγμή που η ποσότητα του αποθέματος θα πέσει κάτω από το κατώφλι παραγγελιών. Στη συνέχεια θα πρέπει να εξάγει μία τέτοια παραγγελία ώστε η ποσότητα του αποθέματος να φτάσει πάλι στο επιθυμητό επίπεδο, λαμβάνοντας ταυτόχρονα υπόψη το χρόνο που μεσολαβεί από τη στιγμή έκδοσης της παραγγελίας μέχρι αυτή να είναι διαθέσιμη στους καταναλωτές.

3.5 Στρατηγικές ανεφοδιασμού

Οι στρατηγικές ανεφοδιασμού αφορούν τον τρόπο με τον οποίο καθορίζονται οι τιμές των παραπάνω ορίων. Συνιστούν δηλαδή τον τρόπο με τον οποίο το σύστημα θα αποφασίσει πότε θα εκδώσει κάποια παραγγελία, ποια θα είναι η ακριβής ποσότητά της, και σε ποιες περιπτώσεις θα πρέπει να ειδοποιήσει το χρήστη για κάποιο γεγονός που συνδέεται με την έλλειψη ή την υπερβολική απόκτηση αποθέματος. Οι διαφορετικές στρατηγικές μπορούν να βασιστούν σε 3 παράγοντες: την ποσότητα του αποθέματος, τις μέρες επάρκειας, και το πιθανοτικό μοντέλο της πρόβλεψης ζήτησης.

Οι στρατηγικές που στηρίζονται στην ποσότητα του αποθέματος, είναι ίσως οι απλούστερες, μιας και δε στηρίζονται τόσο στην ύπαρξη ενός ακριβούς μοντέλου ζήτησης. Σε αυτές, ο χρήστης καθορίζει τα διάφορα όρια σε απόλυτες τιμές αποθέματος (κιβώτια, παλέτες κλπ.). Το πλάνο παραγγελιών στη συνέχεια προκύπτει με βάση την κίνηση του εκτιμώμενου αποθέματος όπως αυτή δίνεται από την πρόβλεψη ζήτησης. Οι μέθοδοι αυτές προτιμώνται στις περιπτώσεις που δεν υπάρχουν αρκετά ιστορικά δεδομένα για να εξαχθούν επαρκώς ακριβείς προβλέψεις ζήτησης. Το μειονέκτημά τους είναι ότι θα πρέπει ο χρήστης να γνωρίζει για κάθε είδος όλα τα όρια (παραγγελίας, ελάχιστου αποθέματος κλπ.) σε απόλυτες τιμές.

Οι στρατηγικές που στηρίζονται στις μέρες επάρκειας, χρησιμοποιούν την πρόβλεψη ζήτησης όχι μόνο για να προβλέψουν την πορεία του εκτιμώμενου αποθέματος αλλά και για να υπολογίσουν τα όριά του. Συγκεκριμένα, ο χρήστης, ορίζει τον ελάχιστο και το μέγιστο αριθμό ημερών αποθέματος, ο οποίος στη συνέχεια μετατρέπεται σε ποσότητα αποθέματος με βάση την προβλεπόμενη ζήτηση. Αν δηλαδή ο χρήστης επιλέξει να εξάγει νέα παραγγελία όταν το απόθεμα εκτιμάται ότι θα διαρκέσει για λιγότερο από n μέρες, η ποσότητα αποθέματος υπολογίζεται

$$x_i = \sum_{j=1}^{n} y_{i+j}$$

όπου y_i είναι η πρόβλεψη για τη μέρα i και x η ποσότητα του αποθέματος. Αντίστοιχα το επίπεδο πλήρωσης μπορεί να οριστεί ως $n' > n$ μέρες αποθέματος. Το πλεονέκτημα αυτής της στρατηγικής βρίσκεται στην απλότητα, μιας και είναι πιο εύκολο να ορίσει κανείς τα επίπεδα αποθέματος με βάση τις ημέρες επάρκειας παρά με απόλυτους αριθμούς, ειδικά για μεγάλο αριθμό προϊόντων. Από την άλλη βέβαια η μέθοδος αυτή απαιτεί την ύπαρξη μιας σχετικά ακριβούς πρόβλεψης ζήτησης, αν και η μεσοστάθμισή της για n μέρες μειώνει την ανάγκη για ακρίβεια.

Η τελευταία στρατηγική που θα παρουσιάσουμε είναι η πιο σύνθετη, μιας και βασίζεται σε συγκεκριμένα πιθανοτικά μοντέλα ζήτησης, είναι αυτή που απαιτεί τις λιγότερες ορισμένες από το χρήστη παραμέτρους, αλλά ταυτόχρονα απαιτεί την πιο μεγάλη ακρίβεια στις προβλέψεις ζήτησης. Η συγκεκριμένη μέθοδος θεωρεί την ύπαρξη μιας πρόβλεψης ζήτησης, η οποία ακολουθεί κάποια συγκεκριμένη κατανομή, (π.χ. κανονική ή Poisson), με γνωστό μέσο όρο και διασπορά. Αν τα στοιχεία αυτά είναι γνωστά, τα όρια του ανεφοδιασμού μπορούν να καθοριστούν με βάση την πιθανότητα συγκεκριμένων γεγονότων, όπως η έλλειψη κάποιου προϊόντος, ή η υπέρβαση της χωρητικότητας του καταστήματος. Μπορεί για παράδειγμα το κατώφλι παραγγελιών να οριστεί έτσι ώστε η πιθανότητα έλλειψης αποθέματος σε κάποια δεδομένη ημέρα να είναι μικρότερη του 5%.

Θα πρέπει τέλος να σημειώσουμε ότι οι τρεις προαναφερθέντες τρόποι επιλογής ορίων μπορούν να συνδυαστούν και να δημιουργήσουν υβριδικές στρατηγικές. Είναι δυνατό δηλαδή, στην ίδια στρατηγική κάποια όρια να ορίζονται με βάση μέρες αποθέματος, και κάποια άλλα με απόλυτους αριθμούς αποθέματος (π.χ. το μέγιστο απόθεμα), δημιουργώντας έτσι στρατηγικές οι οποίες μπορούν να προσαρμοστούν σε διαφορετικούς τύπους εμπορευμάτων. Σε κάθε περίπτωση βέβαια, η σχετική σειρά των ορίων θα πρέπει να τηρείται, για παράδειγμα να μη είναι το επίπεδο πλήρωσης μεγαλύτερο από το μέγιστο απόθεμα.

3.6 Περιορισμοί ανεφοδιασμού

Η διαδικασία που περιγράφηκε ως τώρα μπορεί να δημιουργήσει ένα πλάνο παραγγελιών το οποίο να διατηρεί το απόθεμα μέσα στα επιθυμητά όρια. Παρόλα αυτά, η διαδικασία ανεφοδιασμού υπόκειται σε μία σειρά από περιορισμούς οι οποίοι θα πρέπει να ληφθούν υπόψη στο τελικό πλάνο παραγγελιών,

αλλάζοντας πολύ συχνά τις τελικές ποσότητες της παραγγελίας. Μερικές από τις πιο συνηθισμένες κατηγορίες αυτών των περιορισμών θα παρουσιαστούν στη συνέχεια.

Μία κατηγορία έχει να κάνει με περιορισμούς στρογγυλοποίησης. Μπορεί το πλάνο παραγγελιών να προβλέπει ένα συγκεκριμένο αριθμό τεμαχίων από κάποιο είδος, το είδος αυτό όμως να πωλείται από τον προμηθευτή σε κιβώτια που περιέχουν πολλαπλά τεμάχια, ή και σε παλέτες οι οποίες περιέχουν περισσότερα από ένα κιβώτια. Το σύστημα εξαγωγής παραγγελιών θα πρέπει να στρογγυλοποιεί την επιθυμητή ποσότητα στην κοντινότερη ακέραια μονάδα μέτρησης την οποία έχει ορίσει ο προμηθευτής.

Μία δεύτερη κατηγορία περιορισμών αφορά την ελάχιστη αλλά και τη μέγιστη ποσότητα εμπορεύματος που μπορεί να χωρέσει στο μεταφορικό μέσο το οποίο θα εκτελέσει την παραγγελία, για παράδειγμα ένα φορτηγό ή ένα κοντέινερ πλοίου. Οι ελάχιστες και μέγιστες μεταφερόμενες ποσότητες θα πρέπει επίσης να τηρούνται από το σύστημα παραγγελιών και οι εξαγόμενες τιμές να προσαρμόζονται κατάλληλα.

Μία άλλη κατηγορία προκύπτει από τις ελάχιστες ποσότητες παραγγελιών. Ανάλογα με τις ιδιαίτερες συνθήκες του κάθε προμηθευτή, όπως για παράδειγμα η απόσταση, η προσβασιμότητα κ.α. πολύ συχνά οι συμφωνίες περιλαμβάνουν μια ελάχιστη ποσότητα προϊόντων που θα πρέπει να περιέχει η παραγγελία, για να είναι συμφέρουσα και να μπορεί να εκτελεστεί. Τέτοιου είδους περιορισμοί συναντώνται συχνά σε προμηθευτές εξωτερικού ενώ δεν είναι σπάνιοι και στους εγχώριους. Το σύστημα παραγγελιών θα πρέπει φυσικά να λαμβάνει υπόψη του τις συμφωνίες αυτές, και να εξάγει παραγγελίες σε ποσότητες μεγαλύτερες των συμφωνηθέντων ορίων.

Αντίστοιχη με την προηγούμενη κατηγορία, είναι και οι μέγιστες ποσότητες τις οποίες μπορούμε να παραγγείλουμε από ένα προμηθευτή σε συγκεκριμένο χρόνο. Τα συστήματα ανεφοδιασμού συχνά θεωρούν ότι το διαθέσιμο απόθεμα στον προμηθευτή είναι ανεξάντλητο, πράγμα που φυσικά δεν ισχύει και θα πρέπει να λαμβάνεται υπόψη. Μια άλλη παράμετρος που ισχύει κυρίως σε αλυσίδες οι οποίες έχουν ενδιάμεσους σταθμούς αποθήκευσης, (π.χ. αποθήκη -> κατάστημα λιανικής), είναι ο χρόνος ο οποίος μεσολαβεί για να φτάσει το εμπόρευμα από τον προμηθευτή στο τελικό σημείο πώλησης. Στη σχεδίαση των παραγγελιών, πρέπει να υπολογίζεται ότι στο διάστημα αυτό δεν μπορούν να διατεθούν στο σημείο τελικής πώλησης περισσότερα προϊόντα από όσα έχουν ήδη αγοραστεί από τον προμηθευτή, και άρα βρίσκονται ήδη στην μέσα στην αλυσίδα.

Σαν μία τελευταία κατηγορία θα μπορούσαμε να αναφέρουμε τους περιορισμούς που έχουν να κάνουν με τις ποσότητες που μπορεί να δεχτούν οι ενδιάμεσοι ή οι τελικοί σταθμοί της εφοδιαστικής αλυσίδας. Οι περιορισμοί αυτοί μπορεί να προκύπτουν είτε από τις φυσικές διαστάσεις του χώρου αποθήκευσης, η χωρητικότητα του οποίου είναι πεπερασμένη, αλλά και από τον όγκο φορτίου τον οποίο μπορεί να δεχτεί σε μία μέρα, δεδομένου και το εργατικό προσωπικό και τα μηχανήματα αποθήκευσης είναι συγκεκριμένα και αυτά. Τέτοιου τύπου περιορισμοί μπορεί να υπεισέρχονται στο σύστημα με βάση τα όρια στα οποία αναφερθήκαμε σε προηγούμενη ενότητα, (μέγιστο απόθεμα), τα οποία όμως αφορούσαν ένα συγκεκριμένο εμπόρευμα, ενώ η μέγιστη χωρητικότητα μιας αποθήκης θα πρέπει να εξεταστεί συνολικά.

3.7 Ειδοποιήσεις

Το σύστημα ανεφοδιασμού θα πρέπει τέλος να παρακολουθεί την εύρυθμη λειτουργία και ροή της εφοδιαστικής αλυσίδας, και να ειδοποιεί το χρήστη όταν κάποιες από τις παραμέτρους του συστήματος βγουν εκτός προκαθορισμένων ορίων. Οι ειδοποιήσεις προς το χρήστη μπορούν να χωριστούν σε δύο κύριες κατηγορίες: αυτές που αφορούν παρελθοντικά γεγονότα, και αυτές που σχετίζονται με προβλέψεις για τη μελλοντική κατάσταση του συστήματος.

Από την κατηγορία των παρελθοντικών γεγονότων, εξέχουσα σημασία για το χρήστη έχουν αυτά που σχετίζονται με την έλλειψη αποθέματος, μιας και αυτά οδηγούν σε απώλεια πωλήσεων. Μία βασική

λειτουργία του συστήματος λοιπόν είναι η αναφορά των ημερών στις οποίες το απόθεμα είναι μηδενικό. Επιπλέον, το σύστημα θα μπορούσε να ανιχνεύει μοτίβα στην έλλειψη αποθέματος και να παράγει ανάλογες ειδοποιήσεις. Τέτοια μοτίβα θα είχαν να κάνουν παραδείγματος χάρη με συγκεκριμένες μέρες της εβδομάδας στις οποίες εμφανίζεται έλλειψη, με κατηγορίες προϊόντων τα οποία εμφανίζουν έλλειψη ταυτόχρονα, με το αν κάποιο προϊόν εμφανίζει έλλειψη σε συνεχόμενες μέρες, κλπ. Εκτός από τις ελλείψεις, άλλες ειδοποιήσεις μπορούν να δημιουργούνται όταν τα επίπεδα αποθέματος βρίσκονται έξω από προκαθορισμένες τιμές, που μπορεί να σηματοδοτούν κινδύνους για εξάντληση των πόρων της αποθήκης, σε περίπτωση υψηλού επιπέδου αποθέματος, ή κίνδυνο απώλειας πωλήσεων στην αντίθετη περίπτωση. Συνολικά αυτού του είδους οι ειδοποιήσεις αφορούν αστοχίες είτε στις προβλέψεις ζήτησης που γίνανε στο παρελθόν, είτε στην εκτέλεση του πλάνου ανεφοδιασμού, όπως για παράδειγμα η καθυστέρηση παραλαβής εμπορευμάτων.

Αντίστοιχες κατηγορίες ειδοποιήσεων είναι χρήσιμο να υπάρχουν και για τις προβλέψεις της θέσης της αποθήκης μέσα στον ορίζοντα σχεδιασμού. Οι ειδοποιήσεις αυτές πάλι αφορούν τη διατήρηση του προβλεπόμενου αποθέματος εντός προκαθορισμένων ορίων, ενώ μπορούν να συνοδεύονται και από ανίχνευση μοτίβων παρόμοιων με αυτά της προηγούμενης κατηγορίας. Αν και θεωρητικά το σύστημα φροντίζει για την αυτόματη τήρηση των ορίων αυτών, περιορισμοί της εφοδιαστικής αλυσίδας όπως οι ελάχιστες και μέγιστες παραγγελίες, χρόνοι παράδοσης και χωρητικότητα, μπορεί να καθιστούν την τήρησή τους ανέφικτη. Στις περιπτώσεις αυτές ο χρήστης οφείλει να ειδοποιείται, έτσι ώστε να μπορεί να προβεί σε διορθωτικές κινήσεις αν αυτό κριθεί αναγκαίο.

Για μεγαλύτερη ευελιξία, οι παραπάνω ειδοποιήσεις μπορούν να είναι παραμετροποιήσιμες. Τα όρια της κάθε ειδοποίησης δηλαδή να μπορούν να μεταβληθούν από το χρήστη, αλλά και το κάθε προϊόν ή κατηγορία προϊόντων να έχει τα δικά του ξεχωριστά όρια. Τέλος οι ειδοποιήσεις δεν περιορίζονται μόνο στις σχετικές με το απόθεμα αλλά μπορούν να αφορούν τη γενικότερη κατάσταση λειτουργίας τους συστήματος, καθώς και τη συνεργασία του με άλλα υποσυστήματα, όπως η διαχείριση αποθήκης ή η πρόβλεψη ζήτησης.

4 Εμπορική έρευνα

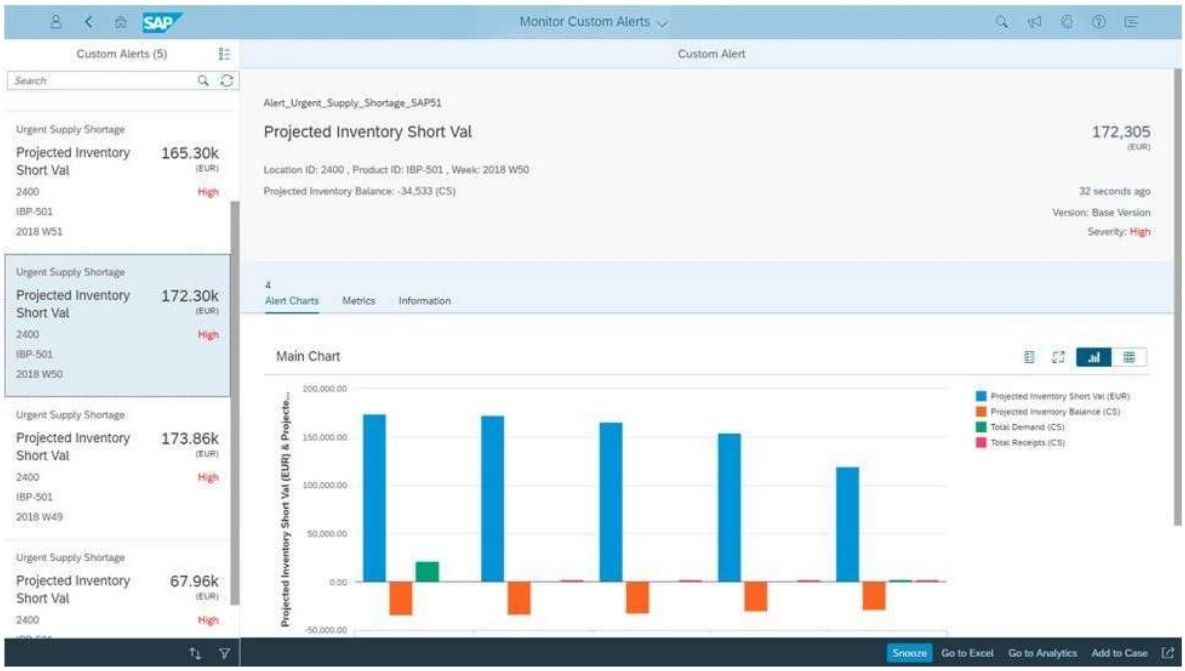
Στην ενότητα αυτή θα παρουσιάσουμε μία σειρά από εμπορικά πακέτα λογισμικού τα οποία ασχολούνται με το σχεδιασμό της εφοδιαστικής αλυσίδας. Ο συγκεκριμένος κλάδος λογισμικού είναι ιδιαίτερα δυναμικός, με συνολικό κύκλο εργασιών μεγαλύτερο από 15 δις δολάρια παγκοσμίως, σύμφωνα με ανάλυση της εταιρείας ερευνών Gartner (Abbabatulla, et al., 2020). Ο κλάδος αυτός περιλαμβάνει μεγάλες εταιρείες λογισμικού, σχετικά μικρότερες ή και μικρές εταιρείες εθνικής κυρίως εμβέλειας, όπως και εταιρείες ανοιχτού λογισμικού. Στη συνέχεια θα εξετάσουμε προτεινόμενες λύσεις από κάθε κατηγορία, ξεκινώντας από τις παγκοσμίως μεγάλες εταιρείες λογισμικού, θα συνεχίσουμε με κάποιες εφαρμογές ανοιχτού κώδικα, που έχουν σαν πόλο έλξης το χαμηλό κόστος, και θα κλείσουμε με ελληνικές εταιρείες, οι οποίες μπορούν να θεωρηθούν ως άμεσοι ανταγωνιστές του φορέα υλοποίησης.

4.1 Παγκόσμια αγορά

4.1.1 SAP SCM

Η SAP είναι ίσως η μεγαλύτερη εταιρεία παραγωγής ERP λογισμικού παγκοσμίως, και το SAP SCM, είναι το προϊόν της που απευθύνεται στη διαχείριση της εφοδιαστικής αλυσίδας. Διατίθεται τόσο για εγκατάσταση σε υποδομές του πελάτη όσο και μέσω υπηρεσιών υπολογιστικού νέφους. Χρησιμοποιεί τεχνητή νοημοσύνη για την πρόβλεψη ζήτησης, συλλέγει δεδομένα μέσω αισθητήρων και IoT (Internet of Things) και δίνει έμφαση στις οπτικοποιήσεις των δεδομένων σε όλο το μήκος της εφοδιαστικής

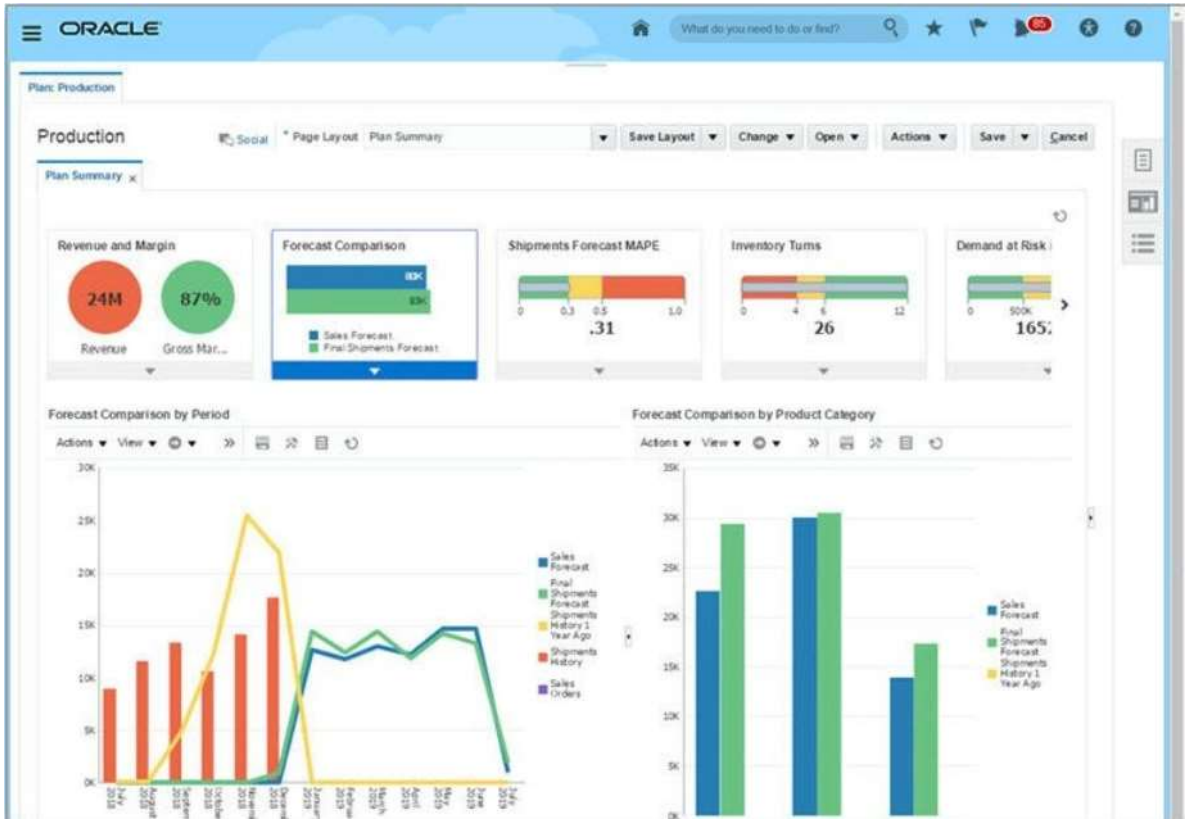
αλυσίδας. Τέλος, αποτελείται από αρθρώματα (modules) που καλύπτουν διαφορετικά τμήματα της εφοδιαστικής αλυσίδας, όπως η διαχείριση αποθήκης, μεταφορές, διαχείριση προμηθευτών, σχεδιασμός και βελτιστοποίηση παραγγελιών. Πρόκειται για ένα άρτιο προϊόν λογισμικού, φτιαγμένο από μία από τις μεγαλύτερες εταιρείες του χώρου, ενώ η τιμή κτήσης του, η οποία κυμαίνεται σε δεκάδες χιλιάδες δολάρια, το κάνει διαθέσιμο μόνο σε μεγάλες εταιρείες.



Εικ. 3 Στιγμιότυπο του SAP SCM

4.1.2 Oracle SCM

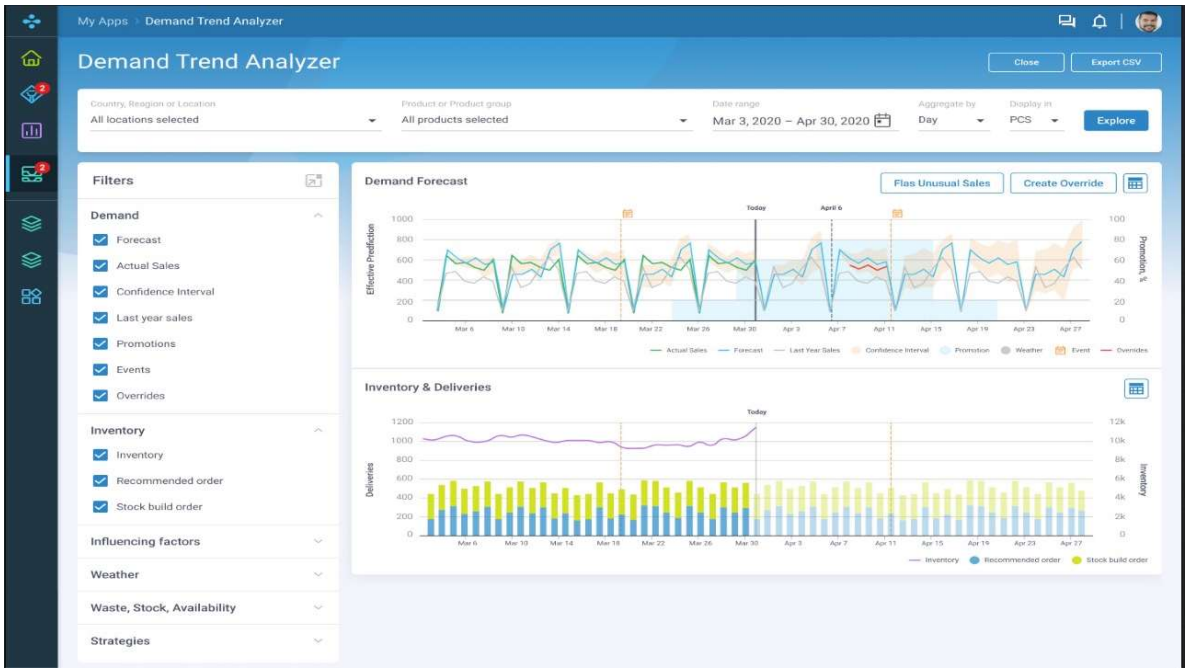
Αντίστοιχη πρόταση σε λογισμικό διαχείρισης εφοδιαστικής αλυσίδας, είναι το Oracle SCM, από μία άλλη εταιρεία κολοσσό, την Oracle. Η συγκεκριμένη πλατφόρμα επίσης καλύπτει μεγάλο μέρος των λειτουργιών μιας επιχείρησης, όπως προμήθειες, μεταφορές, προσφορές, πρόβλεψη ζήτησης, ενώ και αυτή δίνει βάρος στις οπτικοποιήσεις και την 'ορατότητα' (visibility) της εφοδιαστικής αλυσίδας. Σαν σύγχρονη πλατφόρμα, χρησιμοποιεί αλγορίθμους μηχανικής μάθησης για τη πρόβλεψη ζήτησης, όπως και blockchain για την καταγραφή των κινήσεων, ενώ διευκολύνει το συνολικό ψηφιακό μετασχηματισμό της αλυσίδας. Το Oracle SCM αποτελεί επίσης μία λύση η οποία απευθύνεται σε μεγάλου μεγέθους εταιρείες, μιας και η τιμή του είναι διαπραγματεύσιμη ανά περίπτωση, και κυμαίνεται σε δεκάδες χιλιάδες δολάρια.



Εικ. 4 Στιγμιότυπο του Oracle SCM

4.1.3 Blue Yonder

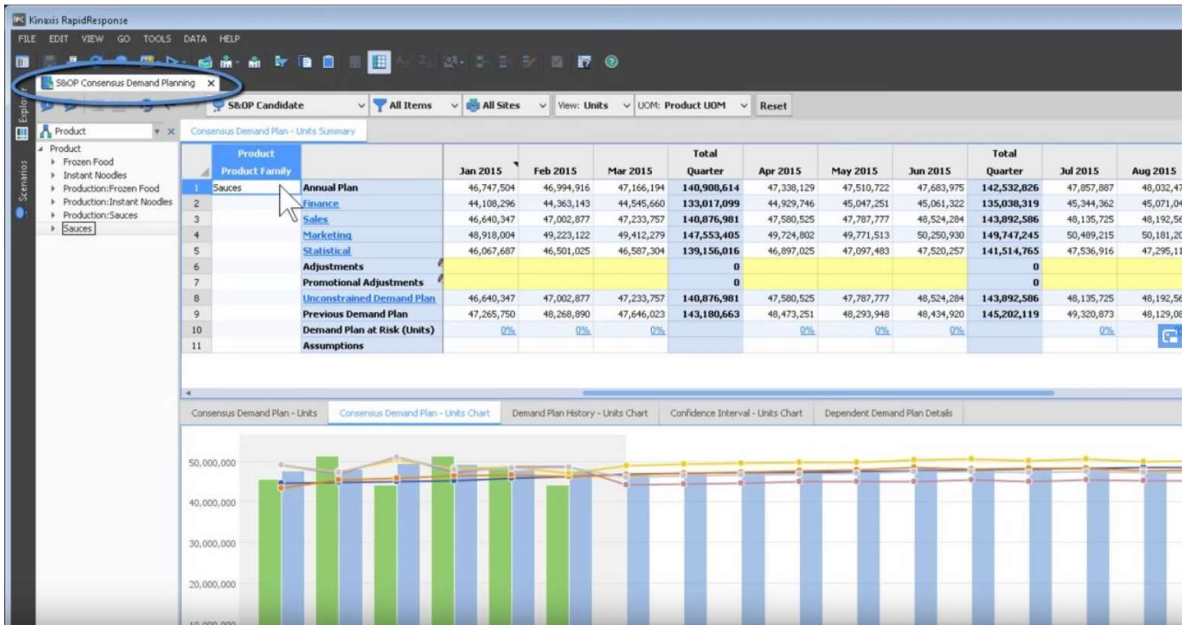
Το Blue Yonder ήταν 3^{ο} σε πωλήσεις παγκοσμίως το 2018, αν και προέρχεται από μία εταιρεία που είναι σαφώς μικρότερη από τις δύο προηγούμενες. Έχει μικρότερο εύρος λειτουργιών από ότι οι δύο προηγούμενες λύσεις, μοιάζει όμως να είναι πιο εστιασμένο στις σημαντικές λειτουργίες της εφοδιαστικής αλυσίδας. Έτσι, βασικά χαρακτηριστικά του είναι η βελτιστοποίηση των διαθέσιμων αποθεμάτων, η διαχείριση του αποθηκευτικού χώρου, ο συντονισμός του εργατικού προσωπικού και ο σχεδιασμός του δικτύου τροφοδοσίας. Σημαντικό βάρος δίνεται στην 'ορατότητα' των λειτουργιών από άκρο σε άκρο της εφοδιαστικής αλυσίδας, ώστε να επιτυγχάνεται ο συγχρονισμός των επί μέρους τμημάτων. Το κόστος της εφαρμογής υπολογίζεται σε χιλιάδες δολάρια.



Εικ. 5 Στιγμιότυπο του Blue Yonder

4.1.4 RapidResponse

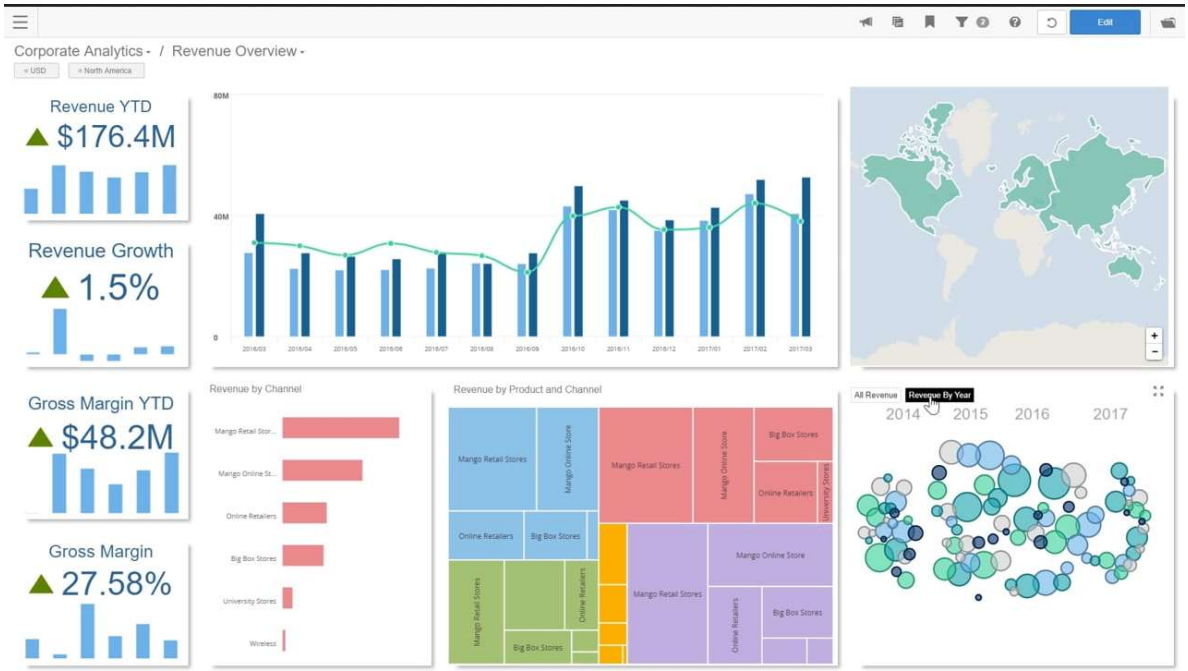
Το RapidResponse, είναι λογισμικό κατασκευασμένο από την εταιρεία Kinaxis και βρίσκεται και αυτό στην πρώτη πεντάδα με τα πιο δημοφιλή λογισμικά παγκοσμίως. Επιτρέπει το σχεδιασμό και τη λειτουργία της εφοδιαστικής αλυσίδας, και προσαρμόζεται εύκολα στις ιδιαιτερότητες κάθε επιχείρησης. Χρησιμοποιεί τεχνικές μηχανικής μάθησης για τη διάγνωση προβλημάτων στη λειτουργία της αλυσίδας, δίνει έμφαση στην εμπειρία του χρήστη μέσω διαδραστικών οπτικοποιήσεων, ενώ επιτρέπει τη δημιουργία μοντέλων χρήσης για την προσαρμογή του στις ανάγκες της κάθε εταιρείας. Τέλος, είναι διαθέσιμο αποκλειστικά σε τεχνολογία νέφους, ενώ το κόστος του κυμαίνεται σε χιλιάδες δολάρια.



Εικ. 6 Στιγμιότυπο του RapidResponse

4.1.5 Infor SCM

Την πεντάδα με τις μεγαλύτερες πωλήσεις συμπληρώνει το Infor SCM της εταιρείας Infor. Το Infor SCM δίνει έμφαση στην παρακολούθηση λειτουργιών σε πραγματικό χρόνο, την επαφή με εξωτερικούς συνεργάτες και το συνολικό ψηφιακό μετασχηματισμό ολόκληρης της αλυσίδας. Ανάμεσα στις υποστηριζόμενες λειτουργίες είναι η διαχείριση αποθήκης και μεταφορών, ο προγραμματισμός της παραγωγής, η πρόβλεψη ζήτησης μέσω μεθόδων τεχνητής νοημοσύνης, ο σχεδιασμός τροφοδοσίας για πολλαπλά προϊόντα και προορισμούς, καθώς και η ενοποίηση όλων των παραπάνω σε μία κοινή πλατφόρμα με κοινούς δείκτες απόδοσης και οπτικοποιήσεις για τον καλύτερο συντονισμό της διαδικασίας λήψης αποφάσεων.



Εικ. 7 Στιγμιότυπο του Infor SCM

4.2 Λογισμικό ανοιχτού κώδικα

Αν και οι παρακάτω λύσεις έχουν περιορισμένες δυνατότητες σε σχέση με αυτές των παγκοσμίως πρωτοπόρων λύσεων του χώρου, έχουν παρόλα αυτά δύο πλεονεκτήματα που μπορούν να τις κάνουν ιδιαίτερα ελκυστικές: πρώτον, πρόκειται για λύσεις ανοιχτού κώδικα, πράγμα που σημαίνει ότι ο χρήστης μπορεί να εξετάσει με λεπτομέρεια τον τρόπο λειτουργίας τους, και δεύτερον και σημαντικότερο, πρόκειται για λύσεις χαμηλού κόστους, κάποιες από τις οποίες παρέχουν και εκδόσεις οι οποίες μπορούν να χρησιμοποιηθούν ακόμα και δωρεάν. Το τελευταίο χαρακτηριστικό έχει τη δυνατότητα να τις καταστήσει ιδιαίτερα ελκυστικές σε μικρές εταιρείες με περιορισμένους πόρους.

4.2.1 OpenBoxes

Το OpenBoxes είναι ένα λογισμικό διαχείρισης εφοδιαστικής αλυσίδας, το οποίο λειτουργεί σε περιβάλλον web και απευθύνεται κυρίως σε επιχειρήσεις που δραστηριοποιούνται στο χώρο της υγείας. Περιλαμβάνει έλεγχο αποθεμάτων, διαχείριση αποθήκης, παραγγελίες, ενώ υπάρχει δυνατότητα παραγωγής εύχρηστων αναφορών σχετικά με τη λειτουργία της εφοδιαστικής αλυσίδας. Παρέχει επίσης τη δυνατότητα παρακολούθησης των εμπορευμάτων από τους προμηθευτές στις αποθήκες και στα τελικά σημεία πώλησης. Η βασική του έκδοση είναι δωρεάν, ενώ προσφέρεται και με προεγκατάσταση στο νέφος (cloud-hosted), με κόστος κάποιες εκατοντάδες δολάρια το χρόνο.

4.2.2 OpenPro ERP

Το OpenPro ERP, είναι μία άλλη λύση διαχείρισης εφοδιαστικής αλυσίδας ανοιχτού κώδικα, σχεδιασμένη κυρίως για επιχειρήσεις χονδρικής πώλησης και διανομείς. Υποστηρίζει την παρακολούθηση των παραδόσεων σε πραγματικό χρόνο, έχει ενσωματωμένο σύστημα εξυπηρέτησης πελατών, ενώ παράλληλα κάνει πρόβλεψη ζήτησης, και διαχείριση αποθήκης. Υποστηρίζει επίσης την παρακολούθηση εμπορευμάτων κατά τη μεταφορά τους μέσω RFID.

4.2.3 Odoo Inventory

Το Odoo inventory είναι ένα πρόγραμμα σχεδιασμένο για την αποτελεσματική διαχείριση των αποθεμάτων και τη διατήρησή τους στα επιθυμητά επίπεδα. Σύμφωνα με την εταιρεία παραγωγής, εξυπηρετεί περισσότερους από 5.000.000 χρήστες ετησίως, και υποστηρίζει πολλαπλά σημεία αποθήκευσης, και άλλες μεθόδους μεταφοράς όπως το drop-shipping και το cross-docking. Παρέχει τη δυνατότητα ιχνηλάτησης των εμπορευμάτων κατά τη διάρκεια παραμονής τους στην εφοδιαστική αλυσίδα και παρέχει καθαρές και περιεκτικές αναφορές. Διατίθεται επίσης δωρεάν στη βασική του έκδοση, ενώ τυπικές εγκαταστάσεις και η υποστήριξη ανέρχονται σε μερικές εκατοντάδες δολάρια το χρόνο.

4.2.4 ERPNext

Το ERPNext αξιολογήθηκε από την εταιρεία ερευνών Gartner ως το καλύτερο προϊόν ανοιχτού λογισμικού για τη διαχείριση της εφοδιαστικής αλυσίδας, ενώ χρησιμοποιείται από περισσότερες από 5000 εταιρείες παγκοσμίως. Υποστηρίζει την ιχνηλάτηση προϊόντων, τη διαχείριση προμηθευτών, όπως και προωθητικές ενέργειες. Ανάμεσα στις λειτουργίες του είναι επίσης ο ανεφοδιασμός της αποθήκης αλλά και αυτόματη τιμολόγηση. Παρέχει τέλος εύκολη διασύνδεση με άλλα προϊόντα της εταιρείας που αφορούν τη διαχείριση πελατών, πωλήσεις και λογιστική, αλλά και με κοινές πλατφόρμες διασύνδεσης και παραγωγικότητας. Η βασική του έκδοση ανέρχεται με μερικές εκατοντάδες ευρώ, ενώ το κόστος για μεγαλύτερες εταιρείες καθορίζεται μέσω συμφωνίας.

4.2.5 GMDH Streamline

Η GMDH Streamline είναι μία πλατφόρμα εστιασμένη στο σχεδιασμό της εφοδιαστικής αλυσίδας για μικρές εταιρείες οι οποίες δεν έχουν τη δυνατότητα χρήσης ενός πλήρους αλλά και απαγορευτικά ακριβού πακέτου ERP. Παρέχει τη δυνατότητα δημιουργίας πρόβλεψης ζήτησης αλλά και πωλήσεων και επιτρέπει τη βελτιστοποίηση της ποσότητας του διαθέσιμου εμπορεύματος, μέσω του αυτοματοποιημένου σχεδιασμού εξαγωγής παραγγελιών. Παρέχει επίσης οπτικοποιήσεις και αναφορές, τη δυνατότητα παρεμβολής του χρήστη στις προτεινόμενες ενέργειες και τη δυνατότητα διεπαφής με άλλες πλατφόρμες για τη μεταφορά των δεδομένων. Η βασική έκδοση της πλατφόρμας είναι δωρεάν, ενώ η κοστολόγηση για μεγαλύτερες εταιρείες και για συμβουλευτικές υπηρεσίες γίνεται κατόπιν συμφωνίας.

4.3 Ελληνική αγορά

Στην ενότητα αυτή θα παραθέσουμε λύσεις για τη διαχείριση της εφοδιαστικής αλυσίδας από εταιρείες του ελλαδικού χώρου. Οι εταιρείες αυτές δραστηριοποιούνται μεταξύ των άλλων στην παραγωγή λογισμικού διαχείρισης επιχειρησιακών πόρων (ERP), και στα πλαίσια αυτού συνήθως εντάσσουν κάποια μονάδα διαχείρισης εφοδιαστικής αλυσίδας. Κατά συνέπεια, οι διαθέσιμες πληροφορίες σχετικά με τον τρόπο λειτουργίας και τις δυνατότητες του συγκεκριμένου προγράμματος είναι συνήθως περιορισμένες. Οι λύσεις των εταιρειών αυτών παρόλα αυτά έχουν ιδιαίτερο ενδιαφέρον μιας και αποτελούν άμεσους ανταγωνιστές της SGA, αφού δραστηριοποιούνται στην ίδια αγορά.

4.3.1 Entersoft WMS

Η εταιρεία Entersoft, προσφέρει μία ολοκληρωμένη σουίτα προγραμμάτων που περιλαμβάνει ERP, CRM και διαχείριση αποθήκης. ΟΙ εφαρμογές της είναι ανεπτυγμένες σε περιβάλλον Microsoft .net για χρήση είτε σε υπολογιστές του πελάτη είτε μέσω ενοικίασης από το υπολογιστικό νέφος (Software as a Service, SaaS). Το πρόγραμμα διαχείρισης αποθήκης, Entersoft WMS, βελτιστοποιεί την απόδοση των πόρων της αποθήκης μέσα από προτάσεις παλετοθέτησης των προϊόντων. Υποστηρίζει λειτουργίες

προγραμματισμού φορτηγών για τη μείωση του κόστους μεταφοράς και χρησιμοποιεί αλγορίθμους για τη συλλογή και την απόθεση προϊόντων, με σκοπό την αύξηση της αποδοτικότητας. Πιο συγκεκριμένα στοιχεία σχετικά με την πρόβλεψη ζήτησης και τον ανεφοδιασμό δεν ήταν δυνατό να ανακτηθούν.

4.3.2 Galaxy Enterprise Suite

Το Galaxy enterprise suite είναι η πλατφόρμα ERP από τη γνωστή εταιρεία Singular Logic. Η εταιρεία έχει μακροχρόνια παρουσία στο χώρο των λύσεων εμπορικής διαχείρισης, διαχείρισης οικονομικών, διανομών και διαχείρισης αποθήκης. Σε αυτόν τον τομέα, οι λύσεις της καλύπτουν την ιχνηλάτηση και τον έλεγχο της μετακίνησης των αγαθών μέσα στην εφοδιαστική αλυσίδα,, τον έλεγχο της στάθμης του αποθέματος, τον προγραμματισμό παραγγελιών και τέλος, τη διαχείριση των ανεφοδιασμών και του προϋπολογισμού. Η πλατφόρμα είναι σχεδιασμένη για προσβασιμότητα από ποικίλες συσκευές, και είναι διαθέσιμη για χρήση μέσω του υπολογιστικού νέφους ως υπηρεσία (SaaS).

4.3.3 Soft1 ERP

Η εταιρεία Soft One προσφέρει το πρόγραμμα Soft1 ERP το οποίο είναι διαθέσιμο για ενοικίαση μέσω υπολογιστικού νέφους σαν υπηρεσία (SaaS), στην πλατφόρμα Microsoft Azure. Σαν αποτέλεσμα, είναι προσβάσιμο από όλες τις συσκευές, φορητές ή σταθερές και από οποιοδήποτε σημείο. Τα τμήματα του ERP αφορούν τη διαχείριση οικονομικών και παραγωγής, πληρωμές, διαχείριση πελατών, εμπορική διαχείριση και τη διαχείριση αποθήκης. Εικάζεται ότι η διαχείριση αποθήκης επικεντρώνεται περισσότερο στη διαχείριση του υπάρχοντος αποθέματος στην αποθήκη και λιγότερο στη στρατηγική ανεφοδιασμού.

4.3.4 Logismos SCM

Η εταιρεία Λογισμός δραστηριοποιείται στο χώρο παραγωγής λογισμικού ERP, υποστήριξης πελατών (CRM) ενώ διαθέτει και ένα εξειδικευμένο προϊόν το οποίο ασχολείται με τη διαχείριση της εφοδιαστικής αλυσίδας (Logismos SCM). Το προϊόν καλύπτει τη διαχείριση αποθήκης, την πρόβλεψη ζήτησης, τη διαχείριση αγορών και τιμολόγησης, ενώ παρέχει αναφορές σχετικά με τη λειτουργία της αλυσίδας. Είναι επίσης αρθρωτό, έτσι ώστε ο χρήστης να μπορεί να επιλέξει μόνο τα τμήματα που τον ενδιαφέρουν για αγορά. Είναι τέλος βασισμένο σε ανοιχτή αρχιτεκτονική, για την απλοποίηση της διασύνδεσής του με άλλες εφαρμογές.

4.3.5 Κεφάλαιο

Το Κεφάλαιο είναι προϊόν της εταιρείας Unisoft, η οποία έχει μακροχρόνια παρουσία στο χώρο της μηχανοργάνωσης και στην παραγωγή λογισμικού διαχείρισης επιχειρησιακών πόρων. Εκτός από το Κεφάλαιο, η εταιρεία προσφέρει και ένα σύστημα διαχείρισης πελατών, το Capital CRM. Το κεφάλαιο έχει ευρεία βάση πελατών στον Ελλαδικό χώρο, και καλύπτει μεγάλο μέρος των δραστηριοτήτων μιας επιχείρησης, όπως η εμπορική διαχείριση, η γενική λογιστική, η παραγωγή, η κοστολόγηση κ.α. Η έρευνα δεν έδειξε σε ποιο βαθμό υποστηρίζει τη διαχείριση αποθήκης και το σχεδιασμό παραγγελιών.

4.3.6 Pylon ERP

Το Pylon ERP είναι το προϊόν διαχείρισης επιχειρησιακών πόρων της εταιρείας Epsilon Net. Διατίθεται για εγκατάσταση στο χρήστη, στο νέφος ή προς ενοικίαση ως υπηρεσία. Καλύπτει διάφορες διεργασίες, όπως οι αγορές, η παραγωγή, οι πωλήσεις, τα οικονομικά και η διαχείριση πελατών. Προσφέρει επίσης οπτικοποιήσεις μέσω γραφημάτων και αναφορών ώστε να αντιλαμβάνεται ο χρήστης τις τάσεις που δημιουργούνται στην αλυσίδα και να προβαίνει στις κατάλληλες ενέργειες. Το σύστημα διαχείρισης της εφοδιαστικής αλυσίδας, μηχανογραφεί όλες τις διαδικασίες παρακολούθησης αποθήκης με καταγραφή των θέσεων αποθήκευσης και αυτόματη δημιουργία παραστατικών. Να σημειώσουμε τέλος, ότι η

εταιρεία Epsilon Net προέβη πρόσφατα στην αγορά της Singular Logic, και κατά συνέπεια τα προϊόντα διαχείρισης των δύο εταιρειών αναμένεται να συνενωθούν στο προσεχές μέλλον (Kathimerini, 2020).

4.4 Συμπεράσματα

Εξετάσαμε τρεις κατηγορίες λύσεων διαχείρισης της εφοδιαστικής αλυσίδας. Η πρώτη, περιλαμβάνει προϊόντα φτιαγμένα από πολύ μεγάλες εταιρείες παγκοσμίως, τα οποία είναι άρτια, καλύπτουν όλο το φάσμα λειτουργιών μιας επιχείρησης και ακολουθούν τις τελευταίες εξελίξεις της τεχνολογίας, όπως η τεχνητή νοημοσύνη (AI), το διαδίκτυο των πραγμάτων (IoT) κ.α. Πρόκειται όμως για λύσεις υψηλού κόστους τόσο για την αγορά, όσο και για την εγκατάσταση/παραμετροποίηση και τη συντήρησή τους, πράγμα που τις κάνει απαγορευτικές για την πλειοψηφία του τρέχοντος πελατολογίου της SGA.

Η δεύτερη κατηγορία, αφορά λύσεις ανοιχτού λογισμικού και χαμηλού κόστους από μικρότερες εταιρείες του εξωτερικού. Οι λύσεις αυτές θα μπορούσαν να αποτελούν μία δελεαστική επιλογή, αν και δεν είναι βέβαιο κατά πόσο μπορούν να προσαρμοσθούν στις ιδιαιτερότητες της ελληνικής πραγματικότητας και να προσφέρουν την αναμενόμενη υποστήριξη, δεδομένου του σχετικά μικρού μεγέθους των εταιρειών που τις αναπτύσσουν. Τέλος, αν και οι βασικές εκδόσεις τους έχουν πολύ μικρό ή αμελητέο κόστος, δεν είναι γνωστό πόσο μπορεί αυτό να αυξηθεί στην περίπτωση ανάγκης υποστήριξης ή κατά την προσαρμογή στις ιδιαιτερότητες της κάθε εταιρείας.

Η τρίτη κατηγορία αφορούσε λύσεις από εταιρείες του Ελλαδικού χώρου. Οι εταιρείες αυτές παράγουν κατά κύριο λόγο ολοκληρωμένες σουίτες προγραμμάτων διαχείρισης επιχειρησιακών πόρων (ERP), οι οποίες συχνά εμπεριέχουν και κάποιο άρθρωμα που αφορά τη διαχείριση της εφοδιαστικής αλυσίδας, χωρίς να δίνουν λεπτομερείς πληροφορίες γύρω από τον τρόπο λειτουργίας του. Η έρευνα δεν κατέδειξε κάποιες λύσεις στον Ελλαδικό χώρο που να αφορούν αποκλειστικά το σχεδιασμό της εφοδιαστικής αλυσίδας, πράγμα ίσως σημαίνει ότι οι μικρομεσαίες ελληνικές επιχειρήσεις εμπιστεύονται σουίτες προγραμμάτων οι οποίες καλύπτουν μεγάλο φάσμα των δραστηριοτήτων τους, και όχι μεμονωμένες εφαρμογές για διαφορετικούς τομείς των λειτουργιών τους.

Με βάση την παραπάνω ανάλυση και τα χαρακτηριστικά τα οποία συλλέχθηκαν από αντίστοιχες εφαρμογές, μπορούμε να καταλήξουμε στα ακόλουθα συμπεράσματα.

- Οι σύγχρονες εφαρμογές διαχείρισης εφοδιαστικής αλυσίδας στηρίζονται ολοένα και περισσότερο στην εκμετάλλευση των υπαρχόντων δεδομένων, τα οποία είναι διαθέσιμα είτε από παρακείμενα πληροφοριακά συστήματα είτε από αισθητήρες τοποθετημένους σε καίρια σημεία της εφοδιαστικής αλυσίδας.
- Τα δεδομένα επεξεργάζονται με σύγχρονες μεθόδους μηχανικής μάθησης, τόσο για τη δημιουργία ακριβών προβλέψεων για τα επίπεδα της ζήτησης, όσο και για τη δημιουργία 'ευφυών' συστάσεων στο χρήστη μέσα από την πρόβλεψη ασταθειών κατά τη λειτουργία του συστήματος.
- Η δυνατότητα εποπτείας και παρακολούθησης της κατάστασης της εφοδιαστικής αλυσίδας είναι από τις πιο συχνά προβαλλόμενες δυνατότητες αντίστοιχων συστημάτων, πράγμα που συνιστά ισχυρή ένδειξη για τη σπουδαιότητά της. Η παρακολούθηση γίνεται μέσω αναφορών, και γραφημάτων, τα οποία βρίσκονται συχνά συγκεντρωμένα σε πίνακες ελέγχου (dashboards). Ιδιαίτερο ρόλο παίζουν τέλος οι ειδοποιήσεις, οι οποίες εμφανίζονται όποτε απαιτείται η προσοχή του χρήστη.
- Πολλές πλατφόρμες υποστηρίζουν διαφορετικούς τρόπους διάθεσης στον πελάτη. Αυτές μπορεί να είναι είτε η εγκατάσταση σε υπολογιστές του πελάτη, είτε η εγκατάσταση σε πλατφόρμες υπολογιστικού νέφους, ή η παροχή του λογισμικού ως υπηρεσία (SaaS).
- Η προσβασιμότητα από διαφορετικές συσκευές (κινητές και σταθερές) είναι ένα επιπλέον χαρακτηριστικό που συναντάται συχνά σε αντίστοιχα συστήματα

- Βάρος επίσης δίνεται στη διασύνδεση της πλατφόρμας με άλλα υπάρχοντα συστήματα. Πολύ συχνά ένα σύστημα διαχείρισης αποθήκης χρειάζεται να επικοινωνήσει με υφιστάμενες εφαρμογές, όπως το λογιστήριο, οι πωλήσεις, ή η εξυπηρέτηση πελατών. Είναι σημαντικό στις περιπτώσεις αυτές να διευκολύνεται η εισαγωγή και η εξαγωγή δεδομένων και ειδοποιήσεων στο σύστημα.
- Στον Ελλαδικό χώρο, τα συστήματα διαχείρισης αποθήκης παρέχονται κυρίως ως αρθρώματα ολοκληρωμένων προγραμμάτων διαχείρισης επιχειρησιακών πόρων. Είναι λοιπόν σημαντικό το αναπτυσσόμενο σύστημα να είναι συμβατό με το οικοσύστημα των υπόλοιπων προγραμμάτων επιχειρησιακής διαχείρισης της εταιρείας.

5 Συμπεράσματα

Η ενότητα αυτή κλείνει την παρούσα έρευνα κάνοντας μία περίληψη των σημαντικότερων θεμάτων τα οποία εξετάστηκαν και συνοψίζοντας τα κυριότερα συμπεράσματα.

Τα προγράμματα διαχείρισης εφοδιαστικής αλυσίδας, μπορεί να αποτελούν αυτόνομες μονάδες λογισμικού, ή μπορεί και να προσφέρονται ως αρθρώματα μίας μεγαλύτερης πλατφόρμας διαχείρισης επιχειρησιακών πόρων (ERP). Κύριο μέλημά τους είναι η απρόσκοπτη κυκλοφορία των προϊόντων μέσα στην εφοδιαστική αλυσίδα, με παράλληλη μείωση του κόστους λειτουργίας. Ένα σύστημα σχεδιασμού εφοδιαστικής αλυσίδας, μπορεί να περιέχει υποσυστήματα διαχείρισης αποθήκης, διαχείρισης παραγγελιών, τιμολόγησης, μεταφορών, ιχνηλάτησης, επιστροφών και άλλων. Η συγκεκριμένη έρευνα εστιάστηκε στο υποσύστημα πρόβλεψης ζήτησης, και στο υποσύστημα διαχείρισης αποθέματος/εξαγωγής παραγγελιών, που είναι και οι βασικοί πυλώνες του έργου.

Στο κομμάτι της πρόβλεψης ζήτησης, παρουσιάστηκαν οι κυριότερες μέθοδοι πρόβλεψης χρονοσειρών, αναλύθηκαν τα κυριότερα χαρακτηριστικά τους και οι τρόποι μέτρησης της απόδοσης τους. Οι τεχνικές της μηχανικής μάθησης έχουν προστεθεί τα τελευταία χρόνια στις κλασσικές μεθόδους πρόβλεψης χρονοσειρών, δημιουργώντας μία πλειάδα αλγορίθμων που μπορεί να εφαρμοστεί σε κάθε πρόβλημα. Η τρέχουσα τάση θέλει τις μεθόδους που αποτελούνται από συνδυασμούς μεγάλου αριθμού μεθόδων μηχανικής μάθησης να παρουσιάζουν τις ακριβέστερες προβλέψεις. Η βελτίωση που παρουσιάζουν όμως σε σχέση με τις κλασσικές μεθόδους θα πρέπει να βεβαιωθεί ότι αντισταθμίζει τις απαιτήσεις τους σε υπολογιστική ισχύ, όπως και στο χρόνο αλλά και την πολυπλοκότητα της εκπαίδευσής τους. Αυτή παρατήρηση έχει καίρια σημασία στην επιλογή ενός αλγορίθμου ο οποίος θα ενταχθεί σε ένα αυτοματοποιημένο παραγωγικό σύστημα με συγκεκριμένους περιορισμούς ως προς το χρόνο εκτέλεσης.

Η παρούσα έρευνα παρουσίασε επίσης τα βασικά δομικά συστατικά ενός συστήματος διαχείρισης αποθέματος και εξαγωγής παραγγελιών. Το σύστημα αυτό, λαμβάνοντας υπόψη τις προβλέψεις ζήτησης του προηγούμενου υποσυστήματος, αποσκοπεί στο να διατηρεί τα τρέχοντα αποθεματικά μεταξύ των επιθυμητών επιπέδων (άνω και κάτω ορίων), ώστε να αποφεύγονται οι απώλειες πωλήσεων αλλά και τα πλεονάζοντα αποθεματικά. Παρατέθηκαν οι κύριες παράμετροι που θα πρέπει να ληφθούν υπόψη, οι διαφορετικοί τύποι των ορίων αποθέματος που θα πρέπει να ικανοποιηθούν, οι στρατηγικές που μπορούν να ακολουθηθούν ώστε να επιτευχθούν οι ανωτέρω στόχοι, οι διαφορετικοί τύποι περιορισμών που υπάρχουν και οι ειδοποιήσεις που πρέπει να δίνονται σε περίπτωση αστοχίας.

Η παρουσίαση διαφόρων ανταγωνιστικών πακέτων διαχείρισης εφοδιαστικής αλυσίδας ήταν το τελευταίο στάδιο αυτής της έρευνας. Παρουσιάστηκαν οι πέντε πιο δημοφιλείς εμπορικές λύσεις παγκοσμίως, μία σειρά από λύσεις χαμηλού κόστους και ανοικτού λογισμικού και οι αντίστοιχες λύσεις μερικών από τις μεγαλύτερες εταιρείες στη χώρα μας. Η εκμετάλλευση των δεδομένων, η δυνατότητα

εποπτείας της αλυσίδας και η διασυνδεσιμότητα ήταν οι επικρατέστερες τάσεις τις οποίες ακολουθούν τα σύγχρονα προγράμματα διαχείρισης και σχεδιασμού της εφοδιαστικής αλυσίδας.

6 Βιβλιογραφία

Abbabatulla, B., Gupta, N. & Goyal, A., 2020. *https://www.gartner.com/en/documents/3986284/market-share-analysis-supply-chain-management-software-w.* [Ηλεκτρονικό].

Assimakopoulos, V. & Nikopoulos, K., 2000. The theta model: a decomposition approach to forecasting. *International Journal of Forecasting,* Τόμος 16, p. 521–530.

Box, G. E. P. & Jenkins, G. M., 1970. *Time series analysis: Forecasting and control.* s.l.:Holden-Day.

Bradlow, E. T., Gangwar, M., Kopalle, P. & Voleti, S., 2017. The role of big data and predictive analytics in retailing. *Journal of retailing.*

Breiman, L., 2001. Random forests. *Machine Learning,* Τόμος 45, p. 5–32.

Brown, R. G., 1959. *Statistical forecasting for inventory control.* s.l.:McGraw/Hill.

Chopra, S. & Meindl, P., 2013. *Supply Chain, Management: Strategy, Planning and Operation.* Fifth επιμ. s.l.:Upper Saddle River, NJ: Prentice-Hall.

Cortes, C. & Vapnik, V., 1995. Support-Vector Networks. *Machine Learning,* Τόμος 20, p. 273–297.

Croston, J. D., 1972. Forecasting and Stock Control for Intermittent Demands. *Journal of the Operational Research Society,* Τόμος 23, p. 289–303.

Darbellay, G. A. & Slama, M., 2000. Forecasting the short-term demand for electricity: Do neural networks stand a better chance?. *International Journal of forecasting,* Τόμος 16, p. 71–83.

e1071, 2020. *https://cran.r-project.org/web/packages/e1071/index.html.* [Ηλεκτρονικό].

Fernandez-Delgado, M., Cernadas, E. & Barro, S., 2014. Do we need hundreds of classifiers to solve real world classification problems. *Journal of machine learning research.*

Fisk, R. P. και συν., 2010. Customers behaving badly: a state of the art review research agenda and implications for practitioners. *Journal of services marketing.*

Fpp2, 2020. *https://cran.r-project.org/web/packages/fpp2/index.html.* [Ηλεκτρονικό].

Gardner, E. S. & McKenzie, E., 1985. Forecasting trends in time series. *Management Science,* Τόμος 31, p. 1237–1246.

Ghayekhloo, M. G. M. & Menhaj, M. B., 2015. A hybrid short-term load forecasting with a new data preprocessing framework. *Electric Power Systems Research,* Τόμος 119, p. 138–148.

Goodfellow, I., Bengio, Y. & Courville, A., 2016. *Deep Learning.* s.l.:MIT Press.

Grewal, D., Roggeveen, A. L. & Nordfalt, J., 2017. The future of retailing. *Journal of retailing.*

Guo, Y., Li, X., Bai, G. & Ma, J., 2012. Time series prediction method based on LS-SVR with modified Gaussian RBF. *Neural information processing, ICONIP,* Τόμος 7664, p. 9–17.

Hastie, T., Tibshirani, R. & Friedman, J., 2008. *The Elements of Statistical Learning.* s.l.:Springer.

Hernandez, L. και συν., 2014. Artificial neural networks for short-term load forecasting in microgrids environment,. *Energy,* Τόμος 75, p. 252–264.

Hibon, M. & Evgeniou, T., 2005. To combine or not to combine: Selecting among forecasts and their combinations. *International Journal of forecasting,* Τόμος 21, p. 15–24.

Hinton, G. E. & Salakhutdinov, R. R., 2006. Reducing the dimensionality of data with neural networks. *Science.,* Τόμος 313, p. 504–507.

Holt, C. E., 1957. *Forecasting seasonals and trends by exponentially weighted averages,* s.l.: s.n.

Hugos, M. H., 2011. *Essentials of Supply Chain Management.* Third επιμ. s.l.:John Wiley & Sons.

Hyndman, R. J., Ahmed, R. A., Athanasopoulos, G. & Shang, H. L., 2011. Optimal combination forecasts for hierarchical time series. *Computational Statistics and Data Analysis,* Τόμος 55, p. 2579–2589.

Hyndman, R. J. & Athanasopoulos, G., 2018. *Forecasting: principles and practice.* Second επιμ. s.l.:OTexts: Melbourne, Australia.

Hyndman, R. J. & Koehler, A. B., 2006. Another look at measures of forecast accuracy. *International Journal of Forecasting,* Τόμος 22, p. 679–688.

Kaggle, 2020. *https://www.kaggle.com.* [Ηλεκτρονικό].

KaggleM5, 2020. *https://www.kaggle.com/c/m5-forecasting-accuracy.* [Ηλεκτρονικό].

Kathimerini, 2020. *https://www.kathimerini.gr/economy/561154417/oloklironetai-i-polisi-tis-singular-logic/.* [Ηλεκτρονικό].

Kilimci, Z. H., Akyuz, A. O. & Uysal, M., 2019. An improved demand forecasting model using deep learning approach and proposed decision integration strategy for supply chain. *Complexity Hindawi.*

Kolassa, S., 2011. Combining exponential smoothing forecasts using Akaike weights. *International Journal of Forecasting,* Τόμος 27, p. 238–251.

Kourentzes, N., 2014. On intermittent demand model optimisation and selection. *International journal of production economics.*

Kuremoto, T., Kimura, S., Kobayashi, K. & Obayashi, M., 2012. Time series forecasting using restricted boltzmann machine. *Emerging intelligent computing technology and applications,* p. 17–22.

LibSVM, 2020. *https://www.csie.ntu.edu.tw/ cjlin/libsvmtools/.* [Ηλεκτρονικό].

LIghtGBM, 2020. *https://lightgbm.readthedocs.io/en/latest/.* [Ηλεκτρονικό].

MakridakisCompetitions, 2020. *https://en.wikipedia.org/wiki/Makridakis_Competitions.* [Ηλεκτρονικό].

Makridakis, S. και συν., 1982. The accuracy of extrapolation (time series) methods: Results of a forecasting competition. *Journal of Forecasting,* Τόμος 1, p. 111–153.

Makridakis, S. & Hibon, M., 2000. The M3 competition: results, conclusions and implications. *International Journal of Forecasting,* Τόμος 16, p. 451–476.

Makridakis, S., Spiliotis, E. & Assimakopoulos, V., 2018. Statistical and machine learning forecasting methods: Concerns and ways forward. *Plos One,* Τόμος 13, p. 1–26.

Makridakis, S., Spiliotis, E. & Assimakopoulos, V., 2020. The M4 competition: 100,00 time series and 61 forecasting methods. *International journal of forecasting,* Τόμος 36, p. 54–74.

Makridakis, S., Spiliotis, E. & Assimakopoulos, V., 2020. The M5 Accuracy competition: Results, findings and conclusions.

Martinez-Alvarez, F., Troncoso, A., Asencio-Cortes, G. & Riquelme, J. C., 2015. A survey on data mining techniques applied to electricity related time series forecasting. *Energies.*

McCulloch, W. S. & Pitts, W. H., 1943. A logical calculus of the ideas immanent in nervous activity. *Bulleting of mathematical biophysics,* Τόμος 5, p. 115–133.

McGoldrick, P. J. & Andre, E., 1997. Consumer misbehaviour: promiscuity or loyalty in grocery shopping. *Journal of retailing and consumer services.*

Petropoulos, F., Makridakis, S., Assimakopoulos, V. & Nikopoulos, K., 2014. Horses for courses in demand forecasting. *European journal of operational research,* Τόμος 237, p. 152–163.

Prestwich, S. D., Tarim, S. A., Rossi, R. & Hnich, B., 2014. Forecasting intermittent demand by hyperbolic-exponential smoothing. *International Journal of Forecasting,* Τόμος 30, p. 928–933.

PyTorch, 2020. *https://pytorch.org/.* [Ηλεκτρονικό].

Qiu, X., Ren, Y., Suganthan, P. N. & Amaratunga, G. A. J., 2017. Empirical mode decomposition based ensemble deep learning for load demand time series forecasting. *Applied soft computing.*

RandomForest, 2020. *https://cran.r-project.org/web/packages/randomForest/randomForest.pdf.* [Ηλεκτρονικό].

Rashid, M. A., Hossain, L. & Patric, J. D., 2002. The evolution of ERP systems: A historical perspective. *Enterprise Resource Planning: Global Opportunities & Challenges: Idea Group Publishing,* pp. 1-16.

Ren, Y., Qiu, X. & Suganthan, P. N., 2014. EMD based AdaBoost-BPNN method for wind speed forecasting. *IEE Symposium on Computational Intelligence and Ensemble Learning,* p. 1–6.

Ridgeway, G., 2020. *Generalized Boosted Models A guide to the gbm package. https://cran.r-project.org/web/packages/gbm/vignettes/gbm.pdf.* [Ηλεκτρονικό].

Sapankevych, N. I. & Sankar, R., 2009. Time series prediction using support vector machines: A Survey. *IEEE computational intelligence magazine,* Τόμος 4, p. 24–38.

ScikitLearn, 2020. *https://scikit-learn.org/stable/.* [Ηλεκτρονικό].

Shen, W., Babushkin, V., Aung, Z. & Woon, W. L., 2013. An ensemble model for day ahead electricity demand time series forecasting. *Energy.*

Song, G. & Dai, Q., 2017. A novel double deep ELMs ensemble system for time series forecasting. *Knowledge-based systems.*

StatsModels, 2020. *https://www.statsmodels.org/stable/index.html.* [Ηλεκτρονικό].

Surowiecki, J., 2005. *The wisdom of crowds.* s.l.:Anchor Book, New York.

Syntetos, J. E. & Croston, J. D., 2005. A note on the categorization of demand patterns. *Journal of the Operational Research Society.*

Tang, C. S., 2006. Perspectives in supply chain risk management. *Int. J. Production Economics,* Τόμος 103, pp. 451-488.

Taylor, J. W., 2008. Exponentially weighted information criteria for selecting among forecasting models. *International Journal of Forecasting,* Τόμος 24, p. 513–524.

TensorFlow, 2020. *https://www.tensorflow.org/.* [Ηλεκτρονικό].

Teunter, R. H., Syntetos, A. A. & Babai, M. Z., 2011. Intermittent demand: Linking forecasting to inventory obsolescence. *European Journal of Operational Research,* Τόμος 214, p. 606–615.

Turrado-Garcia, F., Garcia-Villalba, L. J. & Portela, J., 2012. Intelligent system for time series classification using support vector machines applied to supply-chain. *Expert Systems with Applications.*

Vapnik, V., 1998. *Statistical Learning Theory.* s.l.:Wiley.

Whittle, P., 1953. Estimation and information in stationary time series. *Arkiv for Matematik,* Τόμος 2, p. 432–434.

WikipediaSCM, 2020. *https://en.wikipedia.org/wiki/Supply_chain_management.* [Ηλεκτρονικό].

Winters, P. R., 1960. Forecasting sales by exponentially weighted moving averages. *Management Science,* Τόμος 6, p. 324–342.

XGBoost, 2020. *https://xgboost.readthedocs.io/en/latest/.* [Ηλεκτρονικό].