



ΑΡΙΣΤΟΤΕΛΕΙΟ ΠΑΝΕΠΙΣΤΗΜΙΟ ΘΕΣΣΑΛΟΝΙΚΗΣ
ΤΜΗΜΑ ΗΛΕΚΤΡΟΛΟΓΩΝ ΜΗΧΑΝΙΚΩΝ ΚΑΙ ΜΗΧΑΝΙΚΩΝ ΥΠΟΛΟΓΙΣΤΩΝ
ΤΟΜΕΑΣ ΗΛΕΚΤΡΟΝΙΚΗΣ ΚΑΙ ΥΠΟΛΟΓΙΣΤΩΝ

Διπλωματική Εργασία
«Δυναμική Τιμολόγηση Προϊόντων Ηλεκτρονικών Καταστημάτων με
Τεχνικές Μηχανικής Μάθησης»

Ιάσων Δημήτριος Καλαμποκίδης
ΑΕΜ: 8953

Επιβλέποντες:
Ανδρέας Συμεωνίδης, Καθηγητής Α.Π.Θ.
Κωνσταντίνος Βαβλιάκης, Μεταδιδακτορικός Ερευνητής

Ευχαριστίες

Φτάνοντας στο τέλος αυτής της ενδιαφέρουσας διαδρομής θα ήθελα να εκφράσω τις θερμές μου ευχαριστίες σε όλους όσους στήριξαν και συνέβαλαν στην εκπόνηση της διπλωματικής εργασίας μου. Θέλω να εκφράσω ευγνωμοσύνη στον Καθηγητή κ. Ανδρέα Συμεωνίδη, του Τμήματος Ηλεκτρολόγων Μηχανικών και Μηχανικών Υπολογιστών της Πολυτεχνικής Σχολής του Αριστοτελείου Πανεπιστημίου Θεσσαλονίκης, για την εμπιστοσύνη που μου έδειξε με την ανάθεση του θέματος της διπλωματικής, την επιστημονική καθοδήγηση και τη γνώση που μου μετέδωσε κατά τη διάρκεια των σπουδών μου. Θα ήθελα να ευχαριστήσω θερμά και τον Μεταδιδακτορικό Ερευνητή του ιδίου Τμήματος Δρ. Κωνσταντίνο Βαβλιάκη για την εξαιρετική καθοδήγηση σε κάθε στάδιο υλοποίησης της εργασίας μας, τις πολύτιμες συμβουλές του και τη γόνιμη συνεργασία που είχαμε στη διερεύνηση και συγγραφή της διπλωματικής. Τέλος, δεν μπορώ παρά να ευχαριστήσω την οικογένεια μου και τους αγαπημένους μου που με υποστήριξαν και με κράτησαν σε αισιόδοξη διάθεση καθ' όλη τη διάρκεια αυτής της προσπάθειας. Η αμέριστη αγάπη, η συνεχής κατανόηση και η εν γένει υποστήριξη που επέδειξαν όλοι τους μου ήταν ανεκτίμητες.

Περίληψη

Τα τελευταία χρόνια, το ηλεκτρονικό εμπόριο έχει γνωρίσει εξαιρετική ανάπτυξη και με ραγδαίους ρυθμούς έχει εδραιωθεί ως ένας από τους κυρίαρχους τρόπους πραγματοποίησης συναλλαγών. Επίσης, πολύ σημαντικό ρόλο έπαιξε και η πανδημία Covid-19 η οποία άλλαξε ριζικά τον τρόπο εμπορίου και μύησε ακόμη περισσότερο κόσμο στις διαδικτυακές συναλλαγές. Η καθοριστική σημασία των πολιτικών και στρατηγικών τιμολόγησης για την επιβίωση μιας επιχείρησης σε αυτήν την ανταγωνιστική αγορά, καθώς και για την επίτευξη των επιχειρηματικών στόχων και την αύξηση των κερδών, δεν μπορεί να υποτιμηθεί.

Για αυτόν τον λόγο, έχουν αναπτυχθεί διάφοροι αλγόριθμοι δυναμικής τιμολόγησης που προσαρμόζονται στις διαρκώς μεταβαλλόμενες συνθήκες της διαδικτυακής αγοράς. Αυτοί οι αλγόριθμοι εκμεταλλεύονται την πλούσια πηγή δεδομένων που παρέχουν τα ηλεκτρονικά καταστήματα σχετικά με τις συνθήκες της αγοράς, τις προτιμήσεις των πελατών και τα καταναλωτικά τους σχήματα. Η χρήση και ενσωμάτωση αυτών των δεδομένων στις στρατηγικές δυναμικής τιμολόγησης μπορεί να προσφέρει σημαντικό ανταγωνιστικό πλεονέκτημα στην επιχείρηση.

Η παρούσα εργασία επικεντρώνεται στην ανάπτυξη ενός συστήματος δυναμικής τιμολόγησης για τα προϊόντα ενός ηλεκτρονικού καταστήματος. Σε αυτήν την προσέγγιση, χρησιμοποιείται ένα υβριδικό μοντέλο πρόβλεψης μονοδιάστατων χρονοσειρών για την πρόβλεψη των πωλήσεων. Το προτεινόμενο μοντέλο βασίζεται σε ένα εξελιγμένο νευρωνικό δίκτυο (Bi-LSTM), το οποίο έχει αποδειχθεί ότι παρέχει καλύτερα αποτελέσματα από ένα παραδοσιακό νευρωνικό δίκτυο πρόσθιας τροφοδότησης. Επιπλέον, προτείνεται η χρήση μιας μεθόδου μηχανικής μάθησης Deep Q-Network (DQN) για την τιμολόγηση των προϊόντων με στόχο την αύξηση του ποσοστού μετατροπών και των κερδών του καταστήματος. Τέλος, το σύστημα αξιολογείται σε ένα προσομοιωμένο περιβάλλον αγοράς υπό ρεαλιστικές συνθήκες, χρησιμοποιώντας πραγματικά, ανώνυμα δεδομένα.

Abstract

Dynamic Pricing of Online Store Products with Machine Learning Techniques

Over the last few years, e-commerce has become an indispensable part of global retail. On top of that, the COVID-19 pandemic played a significant role in fundamentally changing the landscape of commerce, introducing even more people to online transactions. The pivotal importance of pricing policies and strategies for the survival of a business in this competitive market, as well as for achieving business goals and increasing profits, cannot be underestimated.

Therefore, various dynamic pricing algorithms have been developed to adapt to the ever-changing conditions of the online market. These algorithms take advantage of the rich source of data provided by online stores concerning market conditions, customer preferences, and consumption patterns. The use and integration of this data into dynamic pricing strategies can offer a significant competitive advantage to a business.

This work focuses on the development of a dynamic pricing system for the products of an online store. In our approach, a hybrid one-dimensional time series forecasting model is used to predict sales. The proposed model is based on an advanced neural network (Bi-LSTM), which has been proven to provide better results than a traditional feedforward neural network. Furthermore, the use of a machine learning method (DQN) is suggested for pricing the products with the aim of increasing conversion rates and store profits. Finally, the system is evaluated in a simulated market environment under realistic conditions, using both real and anonymous data.

Περιεχόμενα

Ευχαριστίες	2
Περίληψη	3
Abstract	4
Περιεχόμενα	5
Κατάλογος Εικόνων	8
Κατάλογος Πινάκων	10
Κεφάλαιο 1. Εισαγωγή	11
1.1 Αντικείμενο Εργασίας	11
1.2 Δομή Εργασίας	12
Κεφάλαιο 2. Θεωρητικό Υπόβαθρο και Σχετική Βιβλιογραφία	13
2.1 Ηλεκτρονικό Εμπόριο	13
2.1.1 Ορισμός ηλεκτρονικού εμπορίου	13
2.1.2 Το ηλεκτρονικό εμπόριο σήμερα	13
2.1.3 Το μέλλον του ηλεκτρονικού εμπορίου	14
2.2 Ορισμός του Μάρκετινγκ	15
2.3 Αγοραστική Συμπεριφορά των Καταναλωτών	16
2.3.1 Σημαντικοί παράγοντες που επηρεάζουν τη συμπεριφορά του καταναλωτή	16
2.3.2 Η διαδικασία λήψης αποφάσεων του καταναλωτή	19
2.4 Δυναμική Τιμολόγηση	22
2.4.1 Εισαγωγή στη δυναμική τιμολόγηση	22
2.4.2 Πότε θα επιτύχει η δυναμική τιμολόγηση	24
2.4.3 Μορφές δυναμικής τιμολόγησης	26
2.5 Μοντέλα Δυναμικής Τιμολόγησης	27
2.5.1 Μοντέλα βασισμένα στο απόθεμα	28
2.5.2 Μοντέλα που βασίζονται σε δεδομένα	29
2.5.3 Παιγνιοθεωρητικά μοντέλα	31
2.5.4 Μοντέλα μηχανικής μάθησης	31
2.6 Μηχανική Μάθηση	32

2.7 Μετρικές Σφάλματος.....	35
2.8 Πρόβλεψη Πωλήσεων	38
2.8.1 Χαρακτηριστικά ιστορικού πωλήσεων	38
2.8.2 Μέθοδοι πρόβλεψης χρονοσειρών.....	39
2.9 Βασικές Έννοιες Τιμολόγησης.....	44
2.9.1 Προθυμία πληρωμής.....	44
2.9.2 Ελαστικότητα ζήτησης	45
2.9.3 Ελαστικότητα ζήτησης και έσοδα	47
2.10 Πρόβλεψη Χρονοσειρών.....	48
2.11 Δυναμική Τιμολόγηση και Περιβάλλον Αγοράς	49
Κεφάλαιο 3. Σύστημα και Μεθοδολογία	52
3.1 Στόχος Προτεινόμενου Συστήματος	52
3.2 Δεδομένα και Προ-επεξεργασία.....	53
3.3 Ελαστικότητα	56
3.4 Μοντελοποίηση Ζήτησης	57
3.4.1 BiLSTM	60
3.4.2 Παράμετροι νευρωνικού	67
3.4.3 Αξιολόγηση αποτελεσμάτων	68
3.5 Δυναμική Τιμολόγηση με Βελτιστοποίηση Συνάρτησης	69
3.5.1 Επισκόπηση αλγορίθμου DQN	69
3.5.2 Καθορισμός συνάρτησης κέρδους DQN	72
3.6 Περιβάλλον Προσομοίωσης	74
3.7 Δυναμική Τιμολόγηση με τη Χρήση Agent.....	77
Κεφάλαιο 4. Πειράματα και Αποτελέσματα.....	79
4.1 Προγράμματα και Βιβλιοθήκες	79
4.2 Υβριδικό Μοντέλο Πρόβλεψης Πωλήσεων.....	81
4.2.1 Επιλογή παραμέτρων ARIMA	81
4.2.2 Επιλογή παραμέτρων BiLSTM	82
4.2.3 Αποτελέσματα	84

4.3 DQN για Βελτιστοποίηση Συνάρτησης Τιμολόγησης.....	85
4.3.1 Επιλογή παραμέτρων	86
4.3.2 Παράδειγμα τιμολόγησης	86
4.4 Περιβάλλον Προσομοίωσης Αγοράς.....	87
4.4.1 Παράμετροι αγοράς	87
4.4.2 Αλγόριθμος Newton-Raphson	88
4.5 DQN Agent	90
4.6 Αποτελέσματα	91
4.6.1 Σενάριο πρώτο.....	92
4.6.2 Σενάριο δεύτερο.....	93
4.6.3 Σενάριο τρίτο	93
4.6.4 Σενάριο τέταρτο.....	94
4.6.5 Σενάριο πέμπτο	95
Κεφάλαιο 5. Συμπεράσματα και Μελλοντική Εργασία	98
5.1 Συμπεράσματα	98
5.2 Μελλοντική Εργασία	99
Βιβλιογραφία	100

Κατάλογος Εικόνων

Εικόνα 2.1: Διαδικασία λήψης απόφασης	19
Εικόνα 2.2: Διαδικασία μηχανικής μάθησης	32
Εικόνα 2.3: Τυπικό νευρωνικό δίκτυο	34
Εικόνα 2.4: Μέθοδοι πρόβλεψης χρονοσειρών	48
Εικόνα 3.1: Αρχιτεκτονική προτεινόμενης μεθοδολογίας	52
Εικόνα 3.2: Πωλήσεις συναρτήσει της τιμής	57
Εικόνα 3.3: Αρχιτεκτονική πρόβλεψης πωλήσεων	58
Εικόνα 3.4: RNN module.....	62
Εικόνα 3.5: LSTM module	62
Εικόνα 3.6: Cell State	63
Εικόνα 3.7: Forget Gate	64
Εικόνα 3.8: Input Gate	65
Εικόνα 3.9: Output Gate	66
Εικόνα 3.10: Δομή Bidirectional LSTM	67
Εικόνα 3.11: Ψευδοκώδικας DQN	71
Εικόνα 3.12: “Willingness to Pay” (WTP), ήτοι η εκτίμηση του υψηλότερου ποσού χρημάτων που είναι διατεθειμένος να πληρώσει ένας καταναλωτής για ένα προϊόν.....	76
Εικόνα 3.13: Λειτουργία DQN agent	78
Εικόνα 4.1: Περιβάλλον Google Colaboratory	79
Εικόνα 4.2: Στιγμιότυπο από την εύρεση του βέλτιστου ARIMA.....	82
Εικόνα 4.3: Ιστορικό πωλήσεων και πρόβλεψη ARIMA	84
Εικόνα 4.4: Residuals και πρόβλεψη τους από BiLSTM	85
Εικόνα 4.5: Κέρδος ανά επεισόδιο εκπαίδευσης για ένα συγκεκριμένο προϊόν	87
Εικόνα 4.6: Ομαδοποιημένη τιμή ανά 10 επεισόδια εκπαίδευσης (μαύρες γραμμές) και προτεινόμενη τιμή (κόκκινη γραμμή) για χρονικό διάστημα τεσσάρων εβδομάδων	87
Εικόνα 4.7: Παράδειγμα βελτιστοποίησης συνάρτησης.....	89
Εικόνα 4.8: Ψευδοκώδικας Neaton-Raphson	90
Εικόνα 4.9: Καμπύλη Μάθησης για τον DQN agent	90

Εικόνα 4.10: Εξομαλυμένη καμπύλη Μάθησης για τον DQN agent	91
Εικόνα 4.11: Κερδοφορία καταστημάτων για το πρώτο σενάριο.....	92
Εικόνα 4.12: Κερδοφορία καταστημάτων για το δεύτερο σενάριο	93
Εικόνα 4.13: Κερδοφορία καταστημάτων για το τρίτο σενάριο	94
Εικόνα 4.14: Κερδοφορία καταστημάτων για το τέταρτο σενάριο	95
Εικόνα 4.15: Κερδοφορία καταστημάτων για το πέμπτο σενάριο	96

Κατάλογος Πινάκων

Πίνακας 3.1: Χαρακτηριστικά πρώτου αρχείου	53
Πίνακας 3.2: Χαρακτηριστικά δεύτερου αρχείου	54
Πίνακας 3.3: Χαρακτηριστικά τρίτου και τέταρτου αρχείου.....	54
Πίνακας 3.4: Το τελικό data frame	55
Πίνακας 3.5: Παράδειγμα δεδομένων που προέρχονται από την κανονικοποίηση στο διάστημα [0,1]	61
Πίνακας 3.6: Σύνολο δεδομένων εισόδου του νευρωνικού	61
Πίνακας 3.7: Παράμετροι της αγοράς που χρησιμοποιήθηκαν στην προσομοίωση	74
Πίνακας 3.8: Dataframe το οποίο περιγράφει πλήρως την αγοραστική συμπεριφορά των καταναλωτών	77
Πίνακας 4.1: Μέσοι όροι των μετρικών	85

Κεφάλαιο 1. Εισαγωγή

1.1 Αντικείμενο Εργασίας

Η ανάπτυξη της τεχνολογίας έχει επηρεάσει σε μεγάλο βαθμό τον τρόπο με τον οποίο αγοράζουμε προϊόντα και υπηρεσίες. Το εμπόριο μέσω του Διαδικτύου έχει γνωρίσει εκθετική ανάπτυξη τα τελευταία χρόνια, ειδικά κατά την περίοδο της πανδημίας Covid-19 και έπειτα, με τα ηλεκτρονικά καταστήματα να αποτελούν τον κινητήριο μοχλό αυτής της ανάπτυξης καθώς έχουν γίνει αναπόσπαστο μέρος της καθημερινής ζωής μας, προσφέροντας τη δυνατότητα να αγοράζουμε οποιοδήποτε προϊόν θέλουμε με μεγάλη ευκολία και άνεση.

Ωστόσο, με την αύξηση του ανταγωνισμού και την αλλαγή των καταναλωτικών συνθηκών, η ανάγκη για δυναμική τιμολόγηση στα ηλεκτρονικά καταστήματα αποκτά μεγάλη σημασία. Η δυναμική τιμολόγηση αναφέρεται στη διαδικασία προσαρμογής των τιμών ενός προϊόντος ή μιας υπηρεσίας με βάση διάφορους παράγοντες, όπως η ζήτηση, η προσφορά, ο ανταγωνισμός και άλλων παραγόντων που επηρεάζουν την αξία του προϊόντος. Αντίθετα με την παραδοσιακή τιμολόγηση, όπου οι τιμές παραμένουν σταθερές για κάποιο χρονικό διάστημα, η δυναμική τιμολόγηση επιτρέπει στα ηλεκτρονικά καταστήματα να προσαρμόζουν τις τιμές των προϊόντων τους σε πραγματικό χρόνο, προσφέροντας έτσι ένα πιο εξατομικευμένο και δίκαιο σύστημα τιμολόγησης.

Ένας από τους βασικούς λόγους για την ανάγκη δυναμικής τιμολόγησης είναι η αλλαγή της καταναλωτικής συμπεριφοράς καθώς οι καταναλωτές έχουν γίνει πιο ενημερωμένοι και εξοικειωμένοι με τις δυνατότητες του Διαδικτύου, και αναζητούν τις καλύτερες δυνατές προσφορές και τιμές. Με τη δυναμική τιμολόγηση, τα ηλεκτρονικά καταστήματα μπορούν να προσφέρουν εξατομικευμένες τιμές και προσφορές στους καταναλωτές, με βάση τις προτιμήσεις τους, την ισχύουσα ζήτηση και τις συνθήκες της αγοράς. Επιπλέον, η δυναμική τιμολόγηση επιτρέπει στα ηλεκτρονικά καταστήματα να ανταποκριθούν στον ανταγωνισμό μεταξύ τους προσαρμόζοντας τις τιμές τους σε πραγματικό χρόνο, ή να προσελκύσουν τους καταναλωτές με κάποια ειδική προσφορά.

Επιπλέον, η δυναμική τιμολόγηση μπορεί να βοηθήσει στη βελτίωση της διαχείρισης των αποθεμάτων και την αντιμετώπιση της αλλαγής της ζήτησης. Με την ανάλυση των δεδομένων που σχετίζονται με τη ζήτηση και τις αγοραστικές συνήθειες των πελατών, τα ηλεκτρονικά καταστήματα μπορούν να προβλέψουν τις ανάγκες τους και να προσαρμόσουν ανάλογα τα επίπεδα των αποθεμάτων και τις τιμές. Αυτό οδηγεί σε μεγαλύτερη αποδοτικότητα στη διαχείριση των αποθεμάτων και μειώνει τον κίνδυνο υψηλών ή χαμηλών αποθεματικών.

Παρά τα πλεονεκτήματα, η δυναμική τιμολόγηση πρέπει να χρησιμοποιείται με προσοχή και διαφάνεια. Οι καταναλωτές πρέπει να ενημερώνονται για τον τρόπο που λειτουργεί η δυναμική τιμολόγηση και για τους παράγοντες που επηρεάζουν τις τιμές. Αυτό βοηθά στη δημιουργία εμπιστοσύνης και στην αποφυγή πιθανών αρνητικών αντιδράσεων από τους καταναλωτές. Στην

παρούσα διπλωματική εργασία, θα εξετάσουμε την ανάγκη και τα οφέλη της δυναμικής τιμολόγησης στα ηλεκτρονικά καταστήματα καθώς και τις μεθόδους με τις οποίες αυτή επιτυγχάνεται.

1.2 Δομή Εργασίας

Το **πρώτο κεφάλαιο** της παρούσας εργασίας αναλύει το θέμα της δυναμικής τιμολόγησης στα ηλεκτρονικά καταστήματα. Παρουσιάζεται το αντικείμενο της εργασίας αλλά και η δομή της.

Στο **δεύτερο κεφάλαιο** της εργασίας, αναπτύσσονται ορισμένες θεωρητικές έννοιες που αφορούν το ηλεκτρονικό εμπόριο και τη συμπεριφορά των καταναλωτών σε σχέση με την τιμολόγηση. Σκοπός είναι να κατανοήσουμε τη σημασία αυτών των εννοιών και την επίδρασή τους στη δυναμική τιμολόγηση των ηλεκτρονικών καταστημάτων. Επίσης, παρουσιάζονται διάφορες τεχνικές πρόβλεψης χρονοσειρών και γίνεται μια σύντομη περιγραφή της μηχανικής μάθησης. Επιπλέον, αναλύουμε τη σχετική βιβλιογραφία που αφορά το αντικείμενο της έρευνας, ώστε να αναδείξουμε προηγούμενες μελέτες, θεωρητικές προσεγγίσεις και αποτελέσματα που έχουν συνεισφέρει στον καταναλωτικό τομέα και τη δυναμική τιμολόγηση των ηλεκτρονικών καταστημάτων.

Στο **τρίτο κεφάλαιο** της εργασίας παρουσιάζεται αναλυτικά η μεθοδολογία και οι τεχνικές που χρησιμοποιήθηκαν για την πραγματοποίηση της ερευνητικής μελέτης. Αυτό το κεφάλαιο περιγράφει τον τρόπο με τον οποίο συλλέχθηκαν και αναλύθηκαν τα δεδομένα, καθώς και τα εργαλεία και τις τεχνικές που εφαρμόστηκαν.

Στο **τέταρτο κεφάλαιο** της εργασίας περιγράφονται αναλυτικά τα πειράματα που πραγματοποιήθηκαν στο πλαίσιο της έρευνας. Παρουσιάζονται οι λεπτομέρειες της διαδικασίας που ακολουθήθηκε κατά την εκτέλεση των πειραμάτων, καθώς και οι συνθήκες και οι παράμετροι που ελέγχθηκαν.

Στο **πέμπτο κεφάλαιο**, εξάγονται τα τελικά συμπεράσματα που προέκυψαν από την έρευνα. Παρουσιάζονται και αξιολογούνται τα κύρια αποτελέσματα που προέκυψαν από τα πειράματα και συνδέονται με τους στόχους και τις ερευνητικές ερωτήσεις της εργασίας. Επίσης, αναφέρονται τυχόν περιορισμοί της έρευνας και προτείνονται πιθανές επεκτάσεις ή περαιτέρω μελέτες για τη συνέχιση της έρευνας στο μέλλον.

Κεφάλαιο 2. Θεωρητικό Υπόβαθρο και Σχετική Βιβλιογραφία

2.1 Ηλεκτρονικό Εμπόριο

2.1.1 Ορισμός ηλεκτρονικού εμπορίου

Το ηλεκτρονικό εμπόριο αναφέρεται στη διεξαγωγή επιχειρηματικών δραστηριοτήτων από οποιοδήποτε μέρος του κόσμου μέσω των τηλεπικοινωνιακών δικτύων. Αντίθετα με τα παλαιότερα χρόνια όπου οι επιχειρήσεις χρειάζονταν φυσικά καταστήματα οι σύγχρονες εταιρείες μπορούν να λειτουργούν μόνο online. Το ηλεκτρονικό εμπόριο βοηθά να μειωθούν οι δαπάνες και να μεγιστοποιηθεί η κερδοφορία, ενώ ταυτόχρονα οι πελάτες απολαμβάνουν τα οφέλη ενός ανταγωνιστικού περιβάλλοντος αγοράζοντας τα προϊόντα που επιθυμούν από τον πωλητή της επιλογής τους. Η σύγκριση ποιότητας και τιμής διευκολύνει την απόφαση αγοράς. Το ηλεκτρονικό εμπόριο είναι γρηγορότερο, φθηνότερο και αξιόπιστο, και βοηθά να ολοκληρωθούν συναλλαγές χωρίς τη χρήση χαρτιού. Η Ηλεκτρονική Ανταλλαγή Δεδομένων (EDI) χρησιμοποιείται για την κοινοποίηση ιδεών, πληροφοριών και ηλεκτρονικών επιχειρηματικών συναλλαγών [1].

Το ηλεκτρονικό εμπόριο παρέχει μια εύκολη λύση στις επιχειρήσεις για να προσεγγίσουν τους πελάτες μέσω μιας ψηφιακής πλατφόρμας και να επεκτείνουν την αγορά τους. Έχει γίνει πιο οικονομικό και ποικίλο σε σύγκριση με τον αρχικό συμβατικό τρόπο. Μια μόνο online ιστοσελίδα μπορεί εύκολα να προσφέρει διάφορα προϊόντα. Δεν υπάρχει ανάγκη να δημιουργηθούν διαφορετικές ιστοσελίδες για άλλα προϊόντα. Η online πλατφόρμα είναι αναγκαία τόσο για επιχειρήσεις χονδρικής όσο και για λιανοπωλητές. Επίσης, το ηλεκτρονικό εμπόριο βοηθά τις εταιρείες να ελαχιστοποιήσουν τα κόστη τους και να αυξήσουν την κερδοφορία τους.

Το Διαδίκτυο και η ψηφιακή πληρωμή καθιστούν το ηλεκτρονικό εμπόριο ένα από τα πιο επιτυχημένα και καινοτόμα concepts της τρέχουσας γενιάς. Η εξέλιξη της τεχνολογίας έχει καταστήσει δυνατό το να πραγματοποιούνται αγορές και πωλήσεις μέσω του Διαδικτύου 24/7, όλες τις ημέρες του χρόνου. Οι πελάτες μπορούν να επιλέξουν το προϊόν που επιθυμούν από τον πωλητή οποιασδήποτε χώρας και η επιχειρηματική δραστηριότητα ολοκληρώνεται μέσω του Διαδικτύου. Η ανάπτυξη της τεχνολογίας και του Διαδικτύου έχει δώσει στις επιχειρήσεις την πλατφόρμα για να φτάσουν την επιθυμητή αγορά, να αυξήσουν τις πωλήσεις τους και να αναπτυχθούν. Οι εταιρείες που δεν είναι διαθέσιμες online έχουν ήδη καταστεί μη ανταγωνιστικές και έχουν εξαφανιστεί. Συγχρόνως, τα ζητήματα που αφορούν την ιδιωτικότητα και την προστασία δεδομένων πρέπει να αντιμετωπιστούν άμεσα. Όσο πιο ασφαλής είναι η online πλατφόρμα, τόσο περισσότερες επιχειρήσεις δραστηριοποιούνται ψηφιακά.

2.1.2 Το ηλεκτρονικό εμπόριο σήμερα

Το ηλεκτρονικό εμπόριο είναι η πιο δημοφιλής έννοια σήμερα στον τομέα της διοίκησης επιχειρήσεων. Σχεδόν όλες οι επιχειρήσεις εκπροσωπούνται online. Οι επιχειρήσεις μπορούν

εύκολα να φτάσουν την παγκόσμια αγορά, και οι πελάτες μπορούν εύκολα να αγοράσουν από τον επιθυμητό πωλητή online. Το ηλεκτρονικό εμπόριο είναι πρακτικό για να ολοκληρώνονται συναλλαγές μεταξύ επιχειρήσεων, πελατών, κυβερνήσεων, επιχειρήσεων με πελάτες, και πολλά άλλα. Τα υλικά και τα άυλα προϊόντα είναι διαθέσιμα online. Η πανδημία του Covid-19 έχει επιταχύνει την απόδοση του ηλεκτρονικού εμπορίου. Τα έσοδα από το ηλεκτρονικό εμπόριο έφτασαν περίπου τα 5.9 τρις. δολάρια το 2022, και σχεδόν το 50% του παγκόσμιου πληθυσμού χρησιμοποιεί το Διαδίκτυο για αγορές [2]. Η Κίνα αποτελεί τη μεγαλύτερη αγορά για το ηλεκτρονικό εμπόριο, ακολουθούμενη από τις Ηνωμένες Πολιτείες [2]. Ωστόσο, η κατάσταση του ηλεκτρονικού εμπορίου είναι διαφορετική στις ανεπτυγμένες από τις αναπτυσσόμενες χώρες. Το ηλεκτρονικό εμπόριο στις ανεπτυγμένες χώρες είναι γερά εδραιωμένο, ενώ οι αναπτυσσόμενες χώρες ακόμα υστερούν σε υποδομές και κατευθυντήριες γραμμές. Επιπλέον, υπάρχουν ζητήματα που αφορούν την ασφάλεια, την εξαπάτηση και άλλα που πρέπει να αντιμετωπιστούν για να καταστεί το ηλεκτρονικό εμπόριο πιο αξιόπιστο στις σύγχρονες επιχειρήσεις.

2.1.3 Το μέλλον του ηλεκτρονικού εμπορίου

Το ηλεκτρονικό εμπόριο στο μέλλον θα συνεχίσει να αυξάνεται. Ο ρυθμός ανάπτυξης θα είναι μεγαλύτερος στις αναπτυσσόμενες χώρες καθώς η τεχνολογία και οι υποδομές συνεχίζουν να αναπτύσσονται με γρήγορο ρυθμό σε αυτές τις χώρες. Η απόδοση του ηλεκτρονικού εμπορίου στις ανεπτυγμένες χώρες θα συνεχίσει επίσης να αυξάνεται καθώς οι άνθρωποι έχουν περισσότερες επιλογές μέσω του Διαδικτύου. Το ηλεκτρονικό εμπόριο θα είναι πιο ασφαλές στη χρήση στο μέλλον και η online πλατφόρμα θα είναι πιο φιλική προς τους καταναλωτές. Νέες τεχνολογίες θα εμφανιστούν, από online αγορές έως παράδοση αντικειμένων στους πελάτες, για παράδειγμα τα drones θα είναι σε θέση να παραδίδουν αποτελεσματικά σε μικρές αποστάσεις. Οι άνθρωποι θα έχουν περισσότερες επιλογές με βελτιωμένη ασφάλεια, ενώ οι επιχειρήσεις θα αντιμετωπίσουν αυξημένο ανταγωνισμό και θα έχουν περισσότερους αγοραστές. Η πανδημία έχει αλλάξει την αγοραστική συμπεριφορά των καταναλωτών. Η εισαγωγή του αποκλεισμού και άλλων μέτρων για την αντιμετώπιση της πανδημίας ανάγκασε τα φυσικά καταστήματα να παραμείνουν κλειστά και ενθάρρυνε τους ανθρώπους να αγοράζουν ψηφιακά. Τα προσεχή χρόνια θα προσφερθούν νέες υπηρεσίες προς τους καταναλωτές, υπηρεσίες αλυσίδας εφοδιασμού, επιχειρηματικές υπηρεσίες για την προσθήκη προτάσεων αξίας και επιχειρηματικές υπηρεσίες για τη διαχείριση της εργασίας στον τομέα του ηλεκτρονικού εμπορίου. Προσθέτουν επίσης ότι θα πρέπει να αναμένεται αυτοματοποίηση, χρήση τεχνητής νοημοσύνης, καλύτερη οργάνωση της αλυσίδας εφοδιασμού, νέες μέθοδοι παράδοσης και διαφανείς συναλλαγές. Το μέλλον του ηλεκτρονικού εμπορίου θα επικεντρωθεί στο να προσφέρει στους καταναλωτές περισσότερη αξία κατά την ψηφιακή αγορά σε σχέση με το παρόν. Οι online πλατφόρμες θα είναι πιο εξατομικευμένες και ασφαλείς. Η τεχνητή νοημοσύνη θα παίζει σημαντικό ρόλο και οι άνθρωποι θα έχουν τις ίδιες εμπειρίες με τα φυσικά

καταστήματα. Η νέα τεχνολογία θα καθιστά πιο εύκολη την παραγγελία και την τελική παράδοση στους καταναλωτές. Οι online αγορές στο μέλλον θα είναι πιο καινοτόμες και ευκολότερες στη χρήση.

2.2 Ορισμός του Μάρκετινγκ

Μάρκετινγκ είναι η διαδικασία σχεδιασμού, εφαρμογής και διαχείρισης των δραστηριοτήτων που συνδέονται με τη δημιουργία, την προώθηση και τη διάθεση προϊόντων ή υπηρεσιών με σκοπό την ικανοποίηση τόσο των αναγκών και των επιθυμιών του καταναλωτή όσο και την επίτευξη των επιχειρηματικών στόχων της επιχείρησης. Από τη μια πλευρά, το μάρκετινγκ στοχεύει να κατανοήσει τις ανάγκες και τις επιθυμίες του καταναλωτή και να παρέχει προϊόντα ή υπηρεσίες που τις ικανοποιούν. Από την άλλη πλευρά, στοχεύει να δημιουργήσει ανταγωνιστικό πλεονέκτημα για την επιχείρηση, να αυξήσει την επίγνωση και την αναγνωρισιμότητα του brand και να αυξήσει την απόδοση και την κερδοφορία των πωλήσεων.

Η έννοια του μάρκετινγκ περιλαμβάνει πολλές διαφορετικές πτυχές και δραστηριότητες. Κάποια από τα κύρια στοιχεία του μάρκετινγκ περιλαμβάνουν:

- 1. Έρευνα αγοράς:** Η συλλογή και ανάλυση δεδομένων σχετικά με τους καταναλωτές, τις ανάγκες τους, τις προτιμήσεις τους και την αγοραστική τους συμπεριφορά. Η έρευνα αγοράς βοηθά τις επιχειρήσεις να κατανοήσουν καλύτερα την αγορά και να λάβουν αποφάσεις βασισμένες σε δεδομένα.
- 2. Στρατηγική προϊόντος:** Η ανάπτυξη και η προώθηση προϊόντων ή υπηρεσιών που ανταποκρίνονται στις ανάγκες της αγοράς. Αυτό περιλαμβάνει τον καθορισμό των χαρακτηριστικών του προϊόντος, την τιμολόγηση, τη συσκευασία και την προώθησή του.
- 3. Προώθηση και διαφήμιση:** Η προβολή και η προώθηση των προϊόντων ή των υπηρεσιών στην αγορά μέσω διάφορων καναλιών, όπως διαφημίσεις, προωθητικές εκστρατείες, σχέσεις με τους πελάτες και δημόσιες σχέσεις.
- 4. Διανομή:** Η δημιουργία ενός συστήματος για τη διανομή των προϊόντων ή των υπηρεσιών στους καταναλωτές. Αυτό περιλαμβάνει την επιλογή των καναλιών διανομής, την αποθήκευση, τη μεταφορά και την παράδοση των προϊόντων.
- 5. Σχέσεις με τους πελάτες:** Η δημιουργία και διατήρηση μακροχρόνιων σχέσεων με τους πελάτες μέσω της παροχής ποιοτικής εξυπηρέτησης, της επικοινωνίας και της επίλυσης προβλημάτων.

Συνολικά, το μάρκετινγκ αποτελεί ένα σύνθετο και συνεχώς εξελισσόμενο πεδίο που απαιτεί στρατηγική σκέψη, κατανόηση της αγοράς και των καταναλωτών, και δημιουργική προσέγγιση για την ανάπτυξη και την προώθηση προϊόντων και υπηρεσιών.

2.3 Αγοραστική Συμπεριφορά των Καταναλωτών

Η εξέταση της αγοραστικής συμπεριφοράς των καταναλωτών είναι η μελέτη των διαδικασιών που συμπεριλαμβάνονται στην επιλογή, αγορά, χρήση ή απόρριψη προϊόντων, υπηρεσιών, ιδεών ή εμπειριών από άτομα, ομάδες και οργανισμούς για την ικανοποίηση των αναγκών και των επιθυμιών τους [3]. Η σημασία της κατανόησης της αγοραστικής συμπεριφοράς των καταναλωτών είναι ουσιώδης. Σύμφωνα με τους Kotler and Keller [5], τόσο για τους κατασκευαστές όσο και για τους παρόχους υπηρεσιών, ο τρόπος με τον οποίο οι πελάτες επιλέγουν τα προϊόντα και τις υπηρεσίες τους μπορεί να είναι εξαιρετικά σημαντικός, καθώς αυτό τους προσφέρει ανταγωνιστικό πλεονέκτημα έναντι των ανταγωνιστών τους με διάφορους τρόπους. Επιπλέον, είναι σημαντικό να αυξηθεί η κατανόηση της συμπεριφοράς των καταναλωτών απέναντι σε οικολογικά προϊόντα καθώς υπάρχει έντονη προσφορά πράσινων προϊόντων σε όλους τους καταναλωτικούς τομείς, ως αποτέλεσμα της "πράσινης μετάβασης" και της στρατηγικής μάρκετινγκ που υιοθετούν πολλοί οργανισμοί [4].

2.3.1 Σημαντικοί παράγοντες που επηρεάζουν τη συμπεριφορά του καταναλωτή

Οι Kotler and Keller [5] αναφέρουν ότι η αγοραστική συμπεριφορά του καταναλωτή επηρεάζεται από τέσσερις κύριους παράγοντες: πολιτισμικούς, κοινωνικούς, προσωπικούς και ψυχολογικούς. Οι πιο βαθιές επιρροές στην αγοραστική συμπεριφορά του καταναλωτή φαίνεται να προέρχονται από πολιτισμικούς παράγοντες.

2.3.1.1 Πολιτισμικοί παράγοντες

Ο πολιτισμός είναι ο βασικός καθοριστικός παράγοντας των επιθυμιών και της συμπεριφοράς ενός ατόμου. Ο πολιτισμός αποτελείται από τα χαρακτηριστικά και τις γνώσεις ενός συγκεκριμένου ομίλου ανθρώπων, συμπεριλαμβανομένης της γλώσσας, της θρησκείας, της κουζίνας, των κοινωνικών συνηθειών, της μουσικής και των τεχνών. Κάθε πολιτισμός αποτελείται από μικρότερους υποπολιτισμούς και διαφέρει από μια χώρα σε μια άλλη. Αυτοί οι υποπολιτισμοί αναγνωρίζουν και ταξινομούν τους ανθρώπους βάσει των κοινών τους ηθών και πιστεύω. Οι υποπολιτισμοί περιλαμβάνουν εθνικότητες, θρησκείες, εθνότητες και γεωγραφικές περιοχές. Επομένως, οι εταιρείες πρέπει να δημιουργούν εξειδικευμένα προγράμματα μάρκετινγκ προσαρμοσμένα στις προτιμήσεις ενός υποπολιτισμού, αφού κάθε άτομο ανήκει σε μια συγκεκριμένη κοινωνική τάξη που επηρεάζει την απόφαση αγοράς. Οι άνθρωποι που ανήκουν στην ίδια κοινωνική τάξη έχουν παρόμοια ενδιαφέροντα, αξίες και συμπεριφορά. Επομένως, τα μέλη διαφορετικών κοινωνικών τάξεων έχουν διαφορετική αγοραστική συμπεριφορά και διακρίνονται στις προτιμήσεις προϊόντων και εταιρειών. Για να κατανοήσουν πώς να προωθήσουν τα προϊόντα και να βρουν ευκαιρίες για νέα προϊόντα, οι marketers πρέπει να δίνουν ιδιαίτερη προσοχή στις πολιτιστικές αξίες κάθε χώρας.

2.3.1.2 Κοινωνικοί παράγοντες

Εκτός από τους πολιτισμικούς παράγοντες, η αγοραστική μας συμπεριφορά επηρεάζεται από κοινωνικούς παράγοντες όπως οι ομάδες αναφοράς, η οικογένεια και οι κοινωνικοί ρόλοι, και η κατάσταση. Οι ομάδες αναφοράς ενός ατόμου είναι οι ομάδες στις οποίες αυτός θέλει να ανήκει και να τον αναγνωρίζουν ως μέλος τους. Για παράδειγμα, η οικογένεια, οι φίλοι, οι γείτονες, καθώς και θρησκευτικές, επαγγελματικές και συνδικαλιστικές ομάδες μπορούν να επηρεάσουν τις προτιμήσεις του καταναλωτή στην επιλογή ενός συγκεκριμένου προϊόντος ή υπηρεσίας. Παρατηρείται ότι όλα τα μέλη της ομάδας αναφοράς έχουν κοινή αγοραστική συμπεριφορά και επηρεάζουν αλληλεπιδραστικά ο ένας τον άλλο στις επιλογές προϊόντων και μάρκας. Επομένως, οι έμποροι πρέπει να αναγνωρίζουν τους ρόλους που επηρεάζουν τη συμπεριφορά άλλων ατόμων εντός της ομάδας αναφοράς. Τα μέλη της οικογένειας θεωρούνται η πιο επιδραστική ομάδα αναφοράς για τη λήψη αποφάσεων του ατόμου με έμφαση στην αγορά συγκεκριμένων αγαθών και υπηρεσιών. Επιπλέον, οικογενειακοί παράγοντες επηρεάζουν την προσωπικότητα, τις στάσεις και τις πεποιθήσεις του ατόμου. Σύμφωνα με τους Kotler and Keller [5] υπάρχουν δύο οικογένειες στη ζωή ενός αγοραστή: η οικογένεια προέλευσης και η οικογένεια αναπαραγωγής. Η οικογένεια προέλευσης αποτελείται από γονείς και αδέρφια, όπου οι γονείς έχουν ισχυρή επίδραση στη συμπεριφορά του ατόμου. Ωστόσο, η οικογένεια αναπαραγωγής περιλαμβάνει τον/τη σύζυγο και τα παιδιά του ατόμου, όπου οι προτιμήσεις τείνουν να αλλάζουν με την επίδραση του/της συζύγου. Η θέση και ο ρόλος ενός ατόμου στην κοινωνία επηρεάζουν επίσης την αγοραστική του συμπεριφορά. Για παράδειγμα, αναμένεται ότι ένα άτομο που κατέχει υψηλή θέση θα αγοράζει προϊόντα που υποστηρίζουν την κατάστασή του. Οι επιχειρήσεις πρέπει να προσπαθήσουν να κατανοήσουν τη θέση και τον ρόλο του ατόμου πολύ πριν από την προώθηση του προϊόντος.

2.3.1.3 Προσωπικοί παράγοντες

Τα προσωπικά χαρακτηριστικά έχουν άμεση επίδραση στην αγοραστική συμπεριφορά του καταναλωτή και περιλαμβάνουν την ηλικία και το στάδιο του κύκλου ζωής, το επάγγελμα και την οικονομική κατάσταση, την προσωπικότητα και την αυτο-εικόνα, τον τρόπο ζωής και τις αξίες. Επομένως, είναι σημαντικό για τις επιχειρήσεις να κατανοήσουν αυτόν τον παράγοντα πριν σχεδιάσουν μια καμπάνια μάρκετινγκ.

Το γούστο και οι προτιμήσεις ενός καταναλωτή επηρεάζονται συχνά από την ηλικία του. Αυτό μπορεί να παρατηρηθεί πιο συχνά στις αγορές τροφίμων, ενδυμάτων και ψυχαγωγικών δραστηριοτήτων. Οι άνθρωποι τείνουν να αγοράζουν διαφορετικά προϊόντα στις διάφορες φάσεις του κύκλου ζωής τους. Για παράδειγμα, η μάρκα ενός αρώματος που χρησιμοποίησε ο καταναλωτής κάποια χρόνια πριν μπορεί να μην ανταποκρίνεται στις επιθυμίες και ανάγκες του πλέον. Επομένως, οι προτιμήσεις στην αγορά ενός προϊόντος αλλάζουν συνεχώς.

Το επάγγελμα και οι οικονομικές συνθήκες επηρεάζουν επίσης την αγοραστική συμπεριφορά του καταναλωτή στην αγορά. Τόσο η επιλογή προϊόντων όσο και μάρκας επηρεάζονται από τις οικονομικές συνθήκες του ατόμου. Παράλληλα, τα άτομα τείνουν να αγοράζουν προϊόντα και υπηρεσίες που προωθούν το επάγγελμά τους και τον ρόλο τους στην κοινωνία.

Η αγοραστική συμπεριφορά του καταναλωτή επηρεάζεται ισχυρά από τους παράγοντες της προσωπικότητας και της αυτο-εικόνας. Με τον όρο προσωπικότητα, οι Kotler and Keller διακρίνουν τα ψυχολογικά χαρακτηριστικά του ανθρώπου που οδηγούν σε αντιδράσεις αγοράς που είναι σχετικά σταθερές και διαρκείς. Κάθε μάρκα έχει μια προσωπικότητα. Οι καταναλωτές τείνουν να επιλέγουν και να χρησιμοποιούν μάρκες που ανταποκρίνονται στην προσωπικότητά τους και είναι συνεπείς με την πραγματική τους αυτο-εικόνα που αντιστοιχεί στον τρόπο που βλέπουν τον εαυτό τους. Με τον όρο τρόπος ζωής προσδιορίζονται τα ενδιαφέροντα, οι απόψεις και οι δραστηριότητες ενός ατόμου που αντικατοπτρίζουν το μοτίβο ζωής του στην κοινωνία. Επομένως, οι υπεύθυνοι του μάρκετινγκ προσανατολίζονται στη μελέτη των βασικών αξιών των καταναλωτών και πιστεύουν ότι η αγοραστική τους συμπεριφορά μπορεί να επηρεαστεί μέσω εκκλήσεων σε αυτό το μοτίβο.

2.1.3.4 Ψυχολογικοί παράγοντες

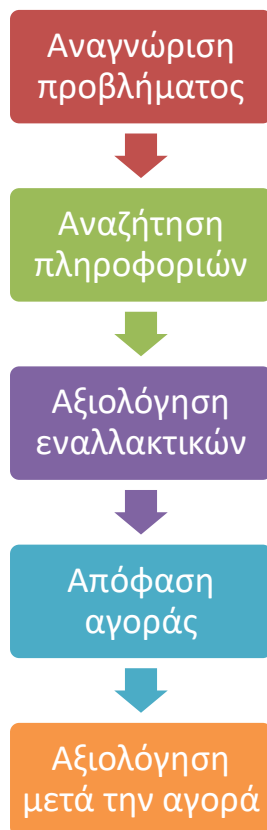
Οι ψυχολογικοί παράγοντες μπορούν να επηρεάσουν σε μεγάλο βαθμό την αγοραστική συμπεριφορά των καταναλωτών. Αυτοί περιλαμβάνουν το κίνητρο, την αντίληψη, τη μάθηση και τη μνήμη. Το επίπεδο κινήτρου επηρεάζει την αγοραστική συμπεριφορά των καταναλωτών. Οι άνθρωποι τείνουν να έχουν πολλές ανάγκες κατά τη διάρκεια ενός δεδομένου χρονικού διαστήματος. Ορισμένες ανάγκες είναι βιογενετικές, και προκύπτουν από φυσιολογικές καταστάσεις τάσης όπως η πείνα ή η δίψα. Άλλες ανάγκες είναι ψυχογενετικές και προκύπτουν από ψυχολογικές καταστάσεις όπως η ανάγκη για αναγνώριση, εκτίμηση ή αίσθηση ότι το άτομο ανήκει κάπου. Επομένως, οι άνθρωποι θα προσπαθήσουν να ικανοποιήσουν πρώτα την πιο σημαντική ανάγκη και στη συνέχεια να μεταβούν στην επόμενη ανάγκη. Ένας άνθρωπος με κίνητρο είναι έτοιμος να δράσει με βάση την αντίληψη της κατάστασης. Η αντίληψη είναι επίσης ένας ψυχολογικός παράγοντας που αφορά τη διαδικασία με την οποία ένα άτομο επιλέγει, οργανώνει και ερμηνεύει πληροφορίες για να δώσει νόημα για τον κόσμο γύρω του. Ανάλογα με τις ατομικές πεποιθήσεις και απόψεις, διαφορετικά άτομα έχουν διαφορετικές αντιλήψεις για το ίδιο προϊόν. Επομένως, οι marketers πρέπει να προσπαθήσουν να κατανοήσουν τη συμπεριφορά και τις απόψεις κάθε ατόμου για να κερδίσουν την προσοχή του στις προσφορές.

Η μάθηση προκύπτει από τις εμπειρίες ενός καταναλωτή και ακολουθείται από δράση. Σύμφωνα με τους Kotler and Keller, η μάθηση παράγεται από τις επιθυμίες, τα ερεθίσματα, τα σημεία αναφοράς, τις αντιδράσεις και την ενίσχυση, πράγμα που σημαίνει ότι εάν ένας καταναλωτής έχει θετική αγοραστική εμπειρία, τότε στο μέλλον ο πελάτης θα επιλέξει την ίδια μάρκα. Μέσα από σκέψεις και συναισθήματα, αντιλήψεις και εικόνες, εμπειρίες, πεποιθήσεις και απόψεις, οι καταναλωτές δημιουργούν συσχετίσεις με τη μάρκα. Επομένως, οι marketers πρέπει να

διασφαλίζουν ότι οι καταναλωτές έχουν θετικές εμπειρίες με το προϊόν και ότι διατηρούν αυτές τις πληροφορίες στη μνήμη τους.

2.3.2 Η διαδικασία λήψης αποφάσεων του καταναλωτή

Η διαδικασία λήψης αποφάσεων είναι η μέθοδος που οι marketers χρησιμοποιούν για να αναγνωρίσουν και να παρακολουθήσουν την απόφαση ενός καταναλωτή. Αυτή η μέθοδος βοηθά να αναλυθεί η διαδικασία λήψης αποφάσεων του καταναλωτή από την αρχή μέχρι το τέλος και χωρίζεται σε πέντε ξεχωριστά στάδια όπου όλα τα βήματα μελετώνται προσεκτικά από τους υπεύθυνους μάρκετινγκ. Αυτή η διαδικασία βοηθά να κατανοήσουμε πώς αποκτούνται πληροφορίες, πώς διαμορφώνονται οι πεποιθήσεις και ποια κριτήρια επιλογής προϊόντων καθορίζονται από τον καταναλωτή (Εικόνα 2.1).



Εικόνα 2.1: Διαδικασία λήψης απόφασης

2.3.2.1 Αναγνώριση προβλήματος

Η διαδικασία λήψης αποφάσεων αγοράς από τον καταναλωτή ξεκινά με το στάδιο της αναγνώρισης του προβλήματος. Σε αυτό το στάδιο, αναγνωρίζεται η διαφορά μεταξύ των αναγκών και των επιθυμιών του καταναλωτή. Συμβαίνει όταν ο καταναλωτής αισθάνεται μια

σημαντική διαφορά ανάμεσα στην τρέχουσα κατάσταση και μια επιθυμητή και ιδανική κατάσταση [3]. Συλλέγοντας πληροφορίες από αρκετούς καταναλωτές, οι έμποροι πρέπει να αναγνωρίσουν τις συνθήκες που ενεργοποιούν μια συγκεκριμένη ανάγκη. Για παράδειγμα, η αναγνώριση προβλήματος μπορεί να συμβεί όταν ένα άτομο αλλάξει περιβάλλον π.χ. σε βροχερό και κρύο καιρό. Τότε, η ανάγκη του ατόμου θα είναι να βρει κατάλληλα ζεστά ρούχα και προστασία από τη βροχή, καθώς και μια ομπρέλα.

2.3.2.2 Αναζήτηση πληροφοριών

Σύμφωνα με τον Solomon [3], όταν αναγνωριστεί το πρόβλημα, ο καταναλωτής χρειάζεται να βρει πληροφορίες για να το επιλύσει. Η αναζήτηση πληροφοριών είναι η διαδικασία κατά την οποία ο καταναλωτής εξετάζει το περιβάλλον του προκειμένου να βρει κατάλληλα δεδομένα για να πάρει μια λογική απόφαση. Στην πράξη, η δραστηριότητα αναζήτησης πληροφοριών γίνεται μεγαλύτερη όταν η αγορά είναι σημαντική, οπότε υπάρχει ανάγκη να μάθει περισσότερα για την αγορά και να μελετήσει διάφορες πηγές πληροφοριών. Οι έμποροι πρέπει να κατανοήσουν ποιο είδος πληροφοριών αναζητούν οι καταναλωτές σε διάφορες στιγμές και τοποθεσίες.

Σύμφωνα με τους Kotler and Keller [5], ο καταναλωτής μπορεί να συγκεντρώσει πληροφορίες από τις τέσσερις κύριες ομάδες πηγών πληροφοριών. Αυτές οι πηγές πληροφοριών χωρίζονται σε προσωπικές, εμπορικές, δημόσιες και εμπειρικές πηγές. Ωστόσο, κάθε πηγή πληροφοριών επηρεάζει την απόφαση αγοράς και ποικίλλει ανάλογα με την κατηγορία του προϊόντος και τα χαρακτηριστικά του καταναλωτή. Η εμπορική πηγή είναι μια πηγή που κυριαρχείται από τους εμπόρους, όπου ο καταναλωτής λαμβάνει το μεγαλύτερο μέρος των πληροφοριών για το προϊόν. Αυτή η πηγή περιλαμβάνει διαφημίσεις, ιστότοπους, πωλητές, αντιπροσώπους, συσκευασία και εκθέσεις. Ωστόσο οι πλέον αποτελεσματικές πηγές είναι οι προσωπικές, δημόσιες και εμπειρικές πηγές που τείνουν να είναι ανεξάρτητες αρχές. Οι προσωπικές πηγές ορίζονται από την οικογένεια, τους φίλους, τους γείτονες και τους γνωστούς. Η δημόσια πηγή πληροφοριών περιλαμβάνει τα μέσα μαζικής ενημέρωσης, κοινωνικά μέσα και οργανισμούς αξιολόγησης των καταναλωτών. Η εμπειρική πηγή για την αναζήτηση πληροφοριών περιλαμβάνει πράξεις όπως η χειρισμός, η εξέταση και η χρήση του ίδιου του προϊόντος. Στην πραγματικότητα, η επιλογή αυτής της πηγής πληροφοριών δίνει έμφαση στην εμπειρία κατανάλωσης και σε αυτό που μπορεί να βιώσει ο καταναλωτής χρησιμοποιώντας το συγκεκριμένο είδος προϊόντος. Επομένως, βασίζεται στην ατομική αντίληψη του καταναλωτή για το προϊόν μέσω της προηγούμενης χρήσης του.

Επιπλέον, η δημόσια πηγή, η οποία περιλαμβάνει τα μέσα μαζικής ενημέρωσης, παρέχει όλο και περισσότερες πολύτιμες πληροφορίες για τη διαφήμιση μιας συγκεκριμένης γκάμας προϊόντων με οφέλη κατανάλωσης για το περιβάλλον και τον κόσμο. Έτσι, οι καταναλωτές γνωρίζουν αυτές τις ομάδες προϊόντων και εταιρειών μέσω των δημόσιων πηγών και είναι πιθανότερο να εμπλακούν σε βιώσιμη κατανάλωση αγοράζοντας προϊόντα από βιώσιμες εταιρείες.

2.3.2.3 Αξιολόγηση εναλλακτικών

Σύμφωνα με τον Solomon [3], υπάρχει μεγάλη προσπάθεια που συνδέεται με μια απόφαση αγοράς, όταν αυτή λαμβάνει χώρα σε ένα χρονικό σημείο όπου πρέπει να επιλεγούν οι διαθέσιμες εναλλακτικές. Σήμερα, γίνεται όλο και πιο δύσκολο για έναν καταναλωτή να προβεί σε μια επιλογή αγοράς, καθώς ο αγοραστικός χώρος παρέχει ποικιλία εταιρειών που επιδιώκουν την προσοχή των πελατών. Η αξιολόγηση των εναλλακτικών ξεκινά με τον προσδιορισμό των εναλλακτικών. Ένας καταναλωτής που εμπλέκεται σε διαδικασία επίλυσης προβλήματος θα αξιολογήσει προσεκτικά αρκετές μάρκες, ενώ κάποιος που προβαίνει σε μια συνηθισμένη απόφαση μπορεί να μην λάβει υπόψη εναλλακτικές στη συνηθισμένη του μάρκα. Ο καταναλωτής αξιολογεί ένα προϊόν με την προσεκτική κατηγοριοποίηση όλων των επιλογών με βάση τις γνώσεις και τις πεποιθήσεις του για τη μάρκα, και στη συνέχεια επιλέγει ένα προϊόν ανάμεσα στις εναλλακτικές. Η επιλογή μπορεί να επηρεαστεί από την ολοκλήρωση πληροφοριών από πηγές και πληροφορίες που είναι διαθέσιμες κατά τη στιγμή της αγοράς, και πεποιθήσεις για τις μάρκες που δημιουργούνται μέσω διαφημίσεων.

Σε αυτό το στάδιο της απόφασης καταναλωτή, οι περιβαλλοντικές ανησυχίες και η συμπεριφορά αξιολόγησης των εναλλακτικών προϊόντων βασίζονται στο κόστος, τους κινδύνους και τα οφέλη για το περιβάλλον, τα οποία θα οδηγήσουν στη μελλοντική αξιολόγηση των επιλογών αγοράς. Μια προσέγγιση για την αξιολόγηση πιο βιώσιμων μορφών κατανάλωσης ενός καταναλωτή είναι να ληφθεί υπόψη εάν ο πελάτης επιλέγει την πιο βιώσιμη επιλογή από τις εναλλακτικές προϊόντος και ταυτόχρονα να ληφθεί υπόψη η μελλοντική συμπεριφορά όσον αφορά τη χρήση και την απόρριψη του προϊόντος.

2.3.2.4 Απόφαση αγοράς

Ο καταναλωτής διαμορφώνει προτιμήσεις μεταξύ των προϊόντων στο σύνολο των επιλογών κατά τη διάρκεια της φάσης αξιολόγησης και δημιουργεί περαιτέρω την πρόθεση να αγοράσει την προτιμώμενη μάρκα. Κατά τη διαδικασία λήψης της απόφασης αγοράς, ο καταναλωτής πρέπει ακόμη να προβεί σε πέντε υπο-αποφάσεις: μάρκα, αντιπρόσωπος, ποσότητα, χρονική στιγμή και μέθοδος πληρωμής.

Σε ορισμένες περιπτώσεις, οι καταναλωτές μπορεί να μην αξιολογούν τυπικά κάθε απόφαση αγοράς, ενώ σε άλλες περιπτώσεις η τελική απόφαση μπορεί να επηρεαστεί από ενδιάμεσους παράγοντες. Ο πρώτος ενδιάμεσος παράγοντας είναι ο παράγοντας της στάσης των άλλων. Η απόφαση αγοράς μπορεί να επηρεάσει το τι πιστεύουν οι άλλοι για το προϊόν, καθώς οι άνθρωποι τείνουν να εξαρτώνται από την άποψη και τη στάση των άλλων. Ο δεύτερος ενδιάμεσος παράγοντας περιλαμβάνει απροσδόκητες καταστάσεις. Αυτοί οι παράγοντες μπορεί να επηρεάσουν την αναβολή, τροποποίηση ή αποφυγή μιας απόφασης αγοράς λόγω αντιληπτού κινδύνου. Οι marketers πρέπει να κατανοήσουν τους παράγοντες που δημιουργούν στους καταναλωτές αίσθηση κινδύνου και να παρέχουν πληροφορίες και υποστήριξη για τη

μείωσή του. Επιπλέον, για να αυξήσει τη συμμετοχή του σε μια πιο βιώσιμη αγορά, ο καταναλωτής μπορεί να επανεξετάσει τον τρόπο συμπεριφοράς του, δίνοντας έμφαση στο περιβαλλοντικό όφελος έναντι άλλων χαρακτηριστικών του προϊόντος όπως η τιμή, η απόδοση και ο σχεδιασμός.

2.3.2.5 Αξιολόγηση μετά την αγορά

Οι καταναλωτές μπορεί να νιώθουν ανασφάλεια για μια αγορά μετά από την παρατήρηση ανησυχητικών χαρακτηριστικών του προϊόντος ή αφού ακούσουν θετικές συστάσεις για άλλες μάρκες. Σύμφωνα με τον Kotler and Keller [5], οι επιχειρήσεις πρέπει να παρέχουν υποστήριξη στους καταναλωτές που ενισχύουν και συνεχώς υποστηρίζουν με θετικά σχόλια μια αγορά. Επιπλέον, οι marketers πρέπει να παρακολουθούν τη συμπεριφορά των καταναλωτών, από την ικανοποίηση μετά την αγορά μέχρι τις ενέργειες μετά την αγορά και τη χρήση ή την απόρριψη του προϊόντος.

Η ικανοποίηση είναι μια συνάρτηση της συσχέτισης μεταξύ των προσδοκιών και της αντιληπτής απόδοσης του προϊόντος. Η κατάσταση των συναισθημάτων του πελάτη μετά από μια αγορά επηρεάζει σημαντικά τη μάρκα μιας εταιρείας, καθώς καθορίζει εάν ο πελάτης θα αγοράσει ξανά το προϊόν στο μέλλον και θα μιλήσει θετικά ή αρνητικά για τα χαρακτηριστικά του προϊόντος σε άλλους. Επιπλέον, οι marketers πρέπει επίσης να παρακολουθούν πώς οι αγοραστές χρησιμοποιούν και απορρίπτουν το προϊόν. Ο ρυθμός κατανάλωσης του προϊόντος είναι ένας καθοριστικός παράγοντας για τη συχνότητα των πωλήσεων - όσο πιο γρήγορα καταναλώνουν οι αγοραστές ένα προϊόν, τόσο πιο σύντομα μπορούν να επιστρέψουν στην αγορά για να το αγοράσουν ξανά.

Επίσης, κατά τη διάρκεια αυτού του σταδίου, πρέπει να ληφθεί υπόψη η συνολική διαδικασία κατανάλωσης. Οι φάσεις χρήσης και μετα-χρήσης παίζουν καθοριστικό ρόλο στο βιώσιμο αντίκτυπο και τη βιώσιμη συμπεριφορά του καταναλωτή μετά την αγορά. Αυτή η φάση διαδραματίζει ένα κρίσιμο ρόλο για το περιβάλλον όσον αφορά την υπερφόρτωση των χωματερών. Επομένως, οι καταναλωτές μπορούν να κρατήσουν, να επαναχρησιμοποιήσουν και να απορρίψουν ένα προϊόν με πιο βιώσιμο τρόπο μέσω της πώλησης ή της ανακύκλωσης, κάτι που μπορεί να οδηγήσει σε θετικές αλλαγές για το περιβάλλον και τις διαδικασίες παραγωγής.

2.4 Δυναμική Τιμολόγηση

2.4.1 Εισαγωγή στη δυναμική τιμολόγηση

Ο Den Boer [6] ορίζει τη δυναμική τιμολόγηση ως τη μελέτη για τον καθορισμό των βέλτιστων τιμών πώλησης προϊόντων ή υπηρεσιών, σε ένα περιβάλλον όπου οι τιμές μπορούν να προσαρμοστούν εύκολα και συχνά. Η δυναμική τιμολόγηση περιλαμβάνει δύο κύριες πτυχές: διασπορά τιμών και διάκριση τιμών [6]. Η διασπορά τιμών μπορεί να είναι χωρική ή χρονική. Η χωρική διασπορά τιμών συμβαίνει όταν αρκετοί πωλητές προσφέρουν ένα συγκεκριμένο προϊόν

σε διαφορετικές τιμές, ενώ η χρονική διασπορά τιμών συμβαίνει όταν ένα κατάστημα τροποποιεί την τιμή ενός συγκεκριμένου προϊόντος με τον χρόνο.

Έχει γίνει σημαντική έρευνα για το θέμα της δυναμικής τιμολόγησης από διάφορες επιστημονικές κοινότητες, συμπεριλαμβανομένης της επιστήμης της διαχείρισης, του μάρκετινγκ, της οικονομίας, της οικονομετρίας και της επιστήμης των υπολογιστών. Ως εκ τούτου, οι μέθοδοι και οι υποκείμενοι ορισμοί του προβλήματος διαφέρουν σημαντικά. Για παράδειγμα, η δυναμική προσαρμογή των τιμών μπορεί να χρησιμοποιηθεί για την εκμάθηση της ζήτησης και των χαρακτηριστικών της συμπεριφοράς του καταναλωτή, ή ως εργαλείο στη διαχείριση των εσόδων, όπου η εκμάθηση της ζήτησης με τη χρήση τιμών συνδυάζεται με προβλήματα διαχείρισης αποθεμάτων. Οι ενδιαφερόμενοι αναγνώστες που αναζητούν μια πιο λεπτομερή ανασκόπηση της υφιστάμενης βιβλιογραφίας για τη δυναμική τιμολόγηση θα μπορούσαν να ανατρέξουν για περισσότερα στον den Boer [6].

Οι μέθοδοι και οι πολιτικές που χρησιμοποιούνται στην τιμολόγηση διαφέρουν σημαντικά, ωστόσο, συνήθως υπάγονται σε δύο κύριες κατηγορίες: μηχανισμοί με δημοσιευμένες τιμές και μηχανισμοί ανακάλυψης τιμών. Ένας μηχανισμός με δημοσιευμένες τιμές περιλαμβάνει την πώληση αγαθών σε μια τιμή "take it or leave it" που καθορίζεται από τον πωλητή, ενώ οι μηχανισμοί ανακάλυψης τιμών αφορούν τιμές που καθορίζονται από διαδικασίες όπως οι δημοπρασίες. Στο παρελθόν, οι εταιρείες θα έθεταν μια σταθερή τιμή για τα προϊόντα τους που θα διαρκούσε για μεγάλο χρονικό διάστημα. Αυτό συχνά αναφέρεται ως στατικές δημοσιευμένες τιμές. Οι δυναμικές δημοσιευμένες τιμές είναι επίσης τιμές "take it or leave it", αλλά οι τιμές αυτές αλλάζουν δυναμικά από τον πωλητή με τον χρόνο, γνωστές και ως δυναμική διαχρονική τιμολόγηση.

Στην έρευνά τους, οι Gallego and van Ryzin [9] αναλύουν το πρόβλημα που αντιμετωπίζουν οι έμποροι όταν προσπαθούν να πουλήσουν ένα συγκεκριμένο απόθεμα εμπορευμάτων εντός μιας προθεσμίας σε μια μονοπωλιακή αγορά. Βρίσκουν ένα άνω όριο για τα αναμενόμενα έσοδα για γενικές συναρτήσεις ζήτησης, αναλύοντας την προσεγγιστική μορφή του προβλήματος, και χρησιμοποιούν αυτό το άνω όριο για να αποδείξουν ότι απλές πολιτικές με σταθερές τιμές είναι ασυμπτωτικά βέλτιστες και υπερτερούν της δυναμικής τιμολόγησης, όσο ο όγκος των αναμενόμενων πωλήσεων τείνει στο άπειρο. Ωστόσο, έχει γίνει σημαντική έρευνα για την προσφορά λύσεων σε πιο ρεαλιστικά μοντέλα από το 1994, συμπεριλαμβανομένων των επιδράσεων αντικατάστασης προϊόντων, της αδράνειας του καταναλωτή, του ανταγωνισμού και της αβεβαιότητας τιμής [9].

Ως επί το πλείστον, η τρέχουσα βιβλιογραφία υποδηλώνει ότι η υιοθέτηση πολιτικών δυναμικής τιμολόγησης μπορεί να παρέχει σημαντικά οφέλη έναντι των πολιτικών με σταθερές τιμές, ειδικά όταν η ζήτηση είναι αβέβαιη. Επίσης, η συνεχής εφαρμογή πολιτικών δυναμικής τιμολόγησης στον τομέα του λιανεμπορίου και σε άλλες βιομηχανίες παρέχει ορισμένες ενδείξεις ότι το μέλλον της τιμολόγησης είναι δυναμικό.

2.4.2 Πότε θα επιτύχει η δυναμική τιμολόγηση

Η δυναμική τιμολόγηση αποτελεί μια στρατηγική διάκρισης τιμών (συχνά αναφέρεται ως προσαρμοσμένη τιμολόγηση) με στόχο τη μεγιστοποίηση των εσόδων του πωλητή μέσω της χρέωσης διαφορετικών τιμών σε τελικούς καταναλωτές με βάση μια διακριτική μεταβλητή. Ωστόσο, όπως εξετάστηκε, η διάκριση τιμών δεν είναι πάντα αποδεκτή από τους καταναλωτές. Προκειμένου να εξεταστεί πότε η εφαρμογή της δυναμικής τιμολόγησης έχει λογιστική σημασία, ο Reinartz [10] προτείνει ότι υπάρχουν πέντε προϋποθέσεις που πρέπει να ισχύουν για να λειτουργήσει η προσαρμοσμένη τιμολόγηση. Αυτές οι προϋποθέσεις είναι:

1. Οι πελάτες πρέπει να είναι ομοιογενείς ως προς την προθυμία τους να πληρώσουν.
2. Το αγοραστικό κοινό πρέπει να μπορεί να χωριστεί σε τμήματα.
3. Η δυνατότητα για arbitrage είναι περιορισμένη.
4. Το κόστος του διαμερισμού και της προσαρμογής τιμών πρέπει να μην υπερβαίνει την αύξηση των εσόδων λόγω της προσαρμογής.
5. Δεν πρέπει να γίνονται παραβιάσεις της έννοιας της δικαιοσύνης.

Προϋπόθεση 1: Οι πελάτες πρέπει να είναι ομοιογενείς ως προς την προθυμία τους να πληρώσουν.

Η πιο βασική προϋπόθεση είναι ότι οι καταναλωτές πρέπει να είναι πρόθυμοι να πληρώσουν διαφορετικές τιμές για τα ίδια αγαθά ή υπηρεσίες. Εάν αυτό δεν ισχύει, τα οφέλη από την εφαρμογή πολύπλοκων αλγορίθμων τιμολόγησης θα ήταν ελάχιστα, καθώς οι τιμές είναι πιθανόν να είναι στατικές. Οι διαφορές στην προθυμία των καταναλωτών να πληρώσουν μπορούν να εξηγηθούν με διάφορους τρόπους, συμπεριλαμβανομένου της εξοικονόμησης χρόνου, του κινδύνου του προϊόντος που αναμένουν διάφοροι καταναλωτές, της ανάγκης για έρευνα τιμών και της διαφορετικής αντίληψης για τα ονόματα των εταιρειών και της αξίας.

Στις περισσότερες αγορές φαίνεται να ισχύει η ομοιογένεια. Αυτό είναι ιδιαίτερα εμφανές σε αγορές όπου συνυπάρχουν επώνυμα και γενικά προϊόντα, όπως ένδυση, είδη τροφίμων και ηλεκτρονικά είδη. Επιπλέον, οι αγορές που περιλαμβάνουν μεγάλη διαφορά μεταξύ της χαμηλότερης και υψηλότερης τιμής για ένα συγκεκριμένο προϊόν και αυτές όπου οι προσπάθειες έρευνας τιμών ανταμείβονται, τείνουν να έχουν ομοιογενείς καταναλωτές. Ωστόσο, στις αγορές εμπορευμάτων, οι καταναλωτές πιθανόν να είναι πιο ομοιογενείς και η προθυμία τους να πληρώσουν να μην ποικίλει πολύ.

Προϋπόθεση 2: Το αγοραστικό κοινό πρέπει να μπορεί να χωριστεί σε τμήματα.

Η αποτελεσματική διάκριση τιμών είναι δύσκολο να επιτευχθεί χωρίς τη δυνατότητα να αναγνωρίζονται διάφορες ομάδες καταναλωτών. Η διαίρεση επιτρέπει σε μια εταιρεία να μειώσει την πολυπλοκότητα καθορίζοντας ενέργειες για ένα μεγαλύτερο μέρος των

καταναλωτών, και όχι μόνο για άτομα. Αυτό επιτυγχάνεται κάνοντας συγκεκριμένες υποθέσεις για την προθυμία κάθε ομάδας να πληρώσει. Για παράδειγμα, ένας καταναλωτής μπορεί να αξιολογήσει τα προϊόντα ανάλογα με την τιμή πριν κάνει την επιλογή του (καταναλωτής που ευαισθητοποιείται στην τιμή) ή μπορεί να κάνει την επιλογή του βασιζόμενος σε μη-τιμολογιακά χαρακτηριστικά, όπως η μάρκα ή η ποιότητα (δηλαδή καταναλωτής που δεν ευαισθητοποιείται στην τιμή).

Τα τελευταία 20 χρόνια, η ικανότητα των εταιρειών να διαιρούν τις αγορές έχει βελτιωθεί σημαντικά ως αποτέλεσμα του αυξανόμενου εμπορίου μέσω Διαδικτύου. Αυτό έχει επιτρέψει την παρακολούθηση των αγορών των ατόμων μέσω του Διαδικτύου και, συνεπώς, τη δημιουργία προφίλ με την πάροδο του χρόνου, επιτρέποντας τη διεξαγωγή προωθητικών εκστρατειών προς κάθε καταναλωτή, ή, πιο πιθανά, προς τμήματα με διαφορετική προθυμία να πληρώσουν. Επιπλέον, μελετώντας τη συμπεριφορά αναζήτησης των καταναλωτών, οι πωλητές μπορούν να συμπεράνουν το σύνολο των προϊόντων που ένας καταναλωτής μπορεί να θεωρήσει σχεδόν ισοδύναμα πριν αγοράσει. Γνωρίζοντας ποιες εναλλακτικές εξετάζει ένας καταναλωτής, συχνά αποκαλύπτεται πληροφορία σχετικά με την προθυμία του να πληρώσει.

Προϋπόθεση 3: Η δυνατότητα για arbitrage είναι περιορισμένη.

Η δυνατότητα μιας εταιρείας να χρεώνει διαφορετικές τιμές στους πελάτες της εξαρτάται από το περιορισμένο arbitrage. Οι ευκαιριακοί καταναλωτές δεν πρέπει να μπορούν να αγοράσουν ένα προϊόν σε μια χαμηλότερη τιμή και να το πωλήσουν σε έναν καταναλωτή που έχει μεγαλύτερη προθυμία να πληρώσει. Εάν υπάρχει arbitrage, η εταιρεία δεν έχει κίνητρο να διαφοροποιεί τις τιμές μεταξύ των πελατών της, καθώς θα ήταν πιο αποτελεσματικό απλώς να επιβάλει μια σταθερή τιμή σε όλους τους πελάτες. Οι αεροπορικές εταιρείες επιλύουν αυτό το πρόβλημα επιβάλλοντας περιορισμούς στις φθηνές προσφορές, με το εισιτήριο να εκδίδεται για έναν συγκεκριμένο πελάτη και το κόστος αλλαγής των εισιτηρίων να υπερβαίνει τα κέρδη. Το arbitrage θεωρείται συνήθως περιορισμένο, καθώς το κόστος μεταπώλησης σπάνια καλύπτει τα οφέλη.

Παλαιότερα, οι παραδοσιακές εταιρείες λιανικής μπορούσαν να χρεώνουν διαφορετικές τιμές ανά περιοχή. Ένα προϊόν μπορεί να μην έχει την ίδια τιμή στην Θεσσαλονίκη και στην Αθήνα, αλλά ο πελάτης συνήθως δεν το γνώριζε ή αναζητούσε τις τιμές σε όλες τις περιοχές, άρα το arbitrage δεν θεωρούνταν πρόβλημα. Ωστόσο, το Διαδίκτυο και οι ιστότοποι σύγκρισης τιμών φέρνουν τη διαφάνεια τιμών σε ένα εντελώς νέο επίπεδο, και έτσι τα online περιβάλλοντα μπορούν να βοηθήσουν στην κατάλυση των υπαρχόντων συστημάτων προσαρμοσμένης τιμολόγησης.

Προϋπόθεση 4: Το κόστος δεν μπορεί να υπερβαίνει τα έσοδα.

Εάν υπάρξουν οποιαδήποτε οφέλη από την προσαρμοσμένη τιμολόγηση, το κόστος της προσαρμογής δεν πρέπει να υπερβαίνει τα επιπλέον έσοδα που προκύπτουν από αυτήν. Στο

παρελθόν, πολλά μοντέλα προσαρμοσμένης τιμολόγησης απορρίφθηκαν για αυτόν τον λόγο. Ήταν απλά υπερβολικά ακριβά για να υλοποιηθούν. Η αεροπορική βιομηχανία έκανε ένα μεγάλο άλμα αξιοπιστίας όταν άρχισε να επενδύει εκατομμύρια δολάρια στα συστήματα διαχείρισης τιμών που έχουν ως γνωστόν μεγάλη επιτυχία.

Προϋπόθεση 5: Πρέπει να μην διαπράττονται παραβιάσεις της έννοιας της δικαιοσύνης.

Η τελευταία προϋπόθεση αφορά τη δικαιοσύνη που αντιλαμβάνεται ο καταναλωτής κατά τη διάρκεια μιας συναλλαγής με έναν πωλητή. Δικαιοσύνη θεωρείται συνήθως ότι είναι η αντίληψη του καταναλωτή ότι και οι δύο πλευρές σε μια συναλλαγή έχουν κερδίσει κάτι από αυτήν. Είναι σημαντικό για τις εταιρείες και τους διαχειριστές να κατανοούν τους κινδύνους της αδικίας, καθώς αυτό μπορεί να προκαλέσει σοβαρές ζημιές στην επιχείρηση, όπως συνέβη με την Amazon.com όταν πειραματίστηκε με τη δυναμική τιμολόγηση. Ένα πρόγραμμα τιμολόγησης είναι καταδικασμένο εάν οι καταναλωτές δεν αισθάνονται ότι αντιμετωπίζονται δίκαια όσον αφορά την τιμή. Τελικά, οι καταναλωτές έχουν την εξουσία και κάθε πωλητής που προσπαθεί να εφαρμόσει δυναμική τιμολόγηση πρέπει να έχει επίγνωση των σημαντικών επιπτώσεων της δυσφήμισης.

Το πώς ένας καταναλωτής αντιλαμβάνεται τη δικαιοσύνη εξαρτάται σε μεγάλο βαθμό από το εάν η προσφορά ενός αγαθού ή υπηρεσίας είναι περιορισμένη ή όχι. Όταν αγοράζουν αεροπορικά εισιτήρια, οι πελάτες είναι ενήμεροι ότι μια συγκεκριμένη θέση σε μια πτήση είναι σε περιορισμένη προσφορά και αναγνωρίζουν ότι οι τιμές των μεμονωμένων θέσεων πωλούνται υπό διάφορες συνθήκες. Από την άλλη πλευρά, ένας πελάτης που αγοράζει έναν υπολογιστή ή είδη τροφίμων θα είναι λιγότερο ανεκτικός όσον αφορά τις διαφοροποιήσεις στην τιμή, καθώς αυτά τα αγαθά είναι στη θεωρία διαθέσιμα σε απεριόριστη βάση.

Παρόλα αυτά, υπάρχουν τρόποι για να αποφευχθούν οι αρνητικές πτυχές που σχετίζονται με την αντίληψη της δικαιοσύνης, ακόμα και όταν η προσφορά είναι απεριόριστη. Η πιο συνηθισμένη προσέγγιση διατηρεί τη συναλλαγή μεταξύ των καταναλωτών και της εταιρείας ως ιδιωτική υπόθεση. Άλλες προσεγγίσεις περιλαμβάνουν τον περιορισμό της διαθεσιμότητας του προϊόντος σε ένα χρονικό όριο ή τη διαφήμισή του ως "περιορισμένης διαθεσιμότητας".

2.4.3 Μορφές δυναμικής τιμολόγησης

Η εφαρμογές και τα μοντέλα της δυναμικής τιμολόγησης είναι άπειρα. Βασιζόμενος στις πέντε προϋποθέσεις της δυναμικής τιμολόγησης τιμής, ο Reinartz [10] κατηγοριοποιεί δύο κύριες μορφές δυναμικής τιμολόγησης από την οπτική γωνία της διάκρισης τιμής: την αδύναμη και την ισχυρή μορφή.

Αδύναμη μορφή δυναμικής τιμολόγησης

Η αδύναμη μορφή δυναμικής τιμολόγησης περιλαμβάνει την αλλαγή των τιμών με την πάροδο του χρόνου, αλλά όχι μεταξύ των πελατών. Αυτό καθιστά την αγορά ενός προϊόντος να

συμπεριφέρεται όπως το χρηματιστήριο, όπου οι τιμές είναι κυμαινόμενες και διαμορφώνονται ανάλογα με την προσφορά και τη ζήτηση. Σε αγορές με αδύναμη μορφή δυναμικής τιμολόγησης, οι τιμές που διακυμαίνονται με τον χρόνο αναφέρονται ρητά και δημόσια, υπονοώντας ότι οι καταναλωτές γνωρίζουν τι συμβαίνει. Ως αποτέλεσμα, αποφεύγεται ο “πικραμένος” καταναλωτής εφόσον όλοι οι πελάτες πληρώνουν το ίδιο, εφόσον αγοράσουν το προϊόν την ίδια στιγμή. Ο Reinartz [10] υποστηρίζει ότι τα προϊόντα με περιορισμένη διαθεσιμότητα, ευαίσθητα στον χρόνο ή με διαφορετικές εκδόσεις είναι ιδανικά για αυτήν τη μορφή δυναμικής τιμολόγησης.

Ισχυρή μορφή δυναμικής τιμολόγησης

Η ισχυρή μορφή δυναμικής τιμολόγησης, από την άλλη πλευρά, περιλαμβάνει αλλαγές τιμών με την πάροδο του χρόνου και μεταξύ διαφορετικών πελατών. Ως αποτέλεσμα, αυτή η επιπλέον διάσταση καθιστά την κατάσταση για τους πελάτες πιο πολύπλοκη και φαίνεται τυχαία. Σε αυτήν την κατάσταση, οι εταιρείες τείνουν να κρατούν μυστικές τις αλλαγές των τιμών από τον καταναλωτή. Ο βασικός λόγος είναι ότι η πικρία και η έλλειψη δικαιοσύνης είναι αναμενόμενες εάν οι καταναλωτές γνωρίζουν ότι οι τιμές αλλάζουν όχι μόνο με τον χρόνο, αλλά και μεταξύ διαφορετικών πελατών. Ως εκ τούτου, εάν μια εταιρεία θέλει να πετύχει με μια ισχυρή μορφή δυναμικής τιμολόγησης, πρέπει να εκτελεστεί με άριστο τρόπο.

2.5 Μοντέλα Δυναμικής Τιμολόγησης

Σε έναν κόσμο με τέλειες πληροφορίες, η τιμολόγηση των αγαθών θα ήταν σχετικά απλή. Ωστόσο, στην πραγματικότητα, η τελειότητα των πληροφοριών είναι μια τολμηρή υπόθεση και οι διαχειριστές πρέπει να βελτιστοποιήσουν τις τιμές τους βασιζόμενοι σε περιορισμένες πληροφορίες. Οι εταιρείες δεν γνωρίζουν πώς αντιδρούν οι καταναλωτές σε διάφορες τιμές πώλησης και, συνεπώς, η βέλτιστη τιμή είναι δύσκολο να βρεθεί. Το πρόβλημα της δυναμικής τιμολόγησης δεν αφορά απλώς τη βελτιστοποίηση, αλλά περιλαμβάνει επίσης την ανακάλυψη της σχέσης ανάμεσα στην τιμή και την ανταπόκριση της αγοράς. Συνήθως, αυτή η σχέση μοντελοποιείται από ένα μοντέλο ζήτησης ή συνάρτηση η οποία εξαρτάται από έναν αριθμό άγνωστων παραμέτρων, οι οποίες μπορούν να εκτιμηθούν εφαρμόζοντας στατιστικές τεχνικές εκτίμησης σε ιστορικά δεδομένα πωλήσεων.

Υπάρχουν διάφορες προσεγγίσεις και μαθηματικά μοντέλα που χρησιμοποιούνται για τον υπολογισμό βέλτιστων δυναμικών πολιτικών τιμολόγησης σε έναν κόσμο αβεβαιότητας. Η πλειοψηφία αυτών των μοντέλων διατυπώνονται ως προβλήματα βελτιστοποίησης με στόχο τον εντοπισμό των βέλτιστων τιμών για τη μεγιστοποίηση του κέρδους.

Στην έρευνά του, ο Narahari [12] κατηγοριοποιεί τα υπάρχοντα μοντέλα δυναμικής τιμολόγησης σε πέντε διαφορετικές κατηγορίες. Αυτές οι κατηγορίες δεν είναι απόλυτες και συχνά πολλά μοντέλα συνδυάζονται σε ένα σύστημα τιμολόγησης, αλλά παρέχουν μια απλή και αποτελεσματική επισκόπηση των τρεχουσών προσεγγίσεων. Οι κατηγορίες αυτές είναι:

- Μοντέλα βάσει αποθέματος: Οι αποφάσεις τιμολόγησης βασίζονται κυρίως στο απόθεμα και τα επίπεδα εξυπηρέτησης των πελατών.
- Μοντέλα δεδομένων: Τα συλλεγμένα δεδομένα σχετικά με τις προτιμήσεις και τα αγοραστικά πρότυπα των πελατών χρησιμοποιούνται με στατιστικό τρόπο για τον υπολογισμό βέλτιστων δυναμικών τιμών.
- Παιγνιοθεωρητικά μοντέλα: Επικεντρώνονται στην αλληλεπίδραση και τις στρατηγικές που χρησιμοποιούνται από τους φορείς σε ένα περιβάλλον πολλών πωλητών, όπου οι εταιρείες ανταγωνίζονται για τους ίδιους πελάτες και επομένως προκαλούν ένα δυναμικό παιχνίδι τιμολόγησης μεταξύ των πωλητών.
- Μοντέλα μηχανικής μάθησης: Με την εισαγωγή αλγορίθμων που αλλάζουν δυναμικά την τιμή των προϊόντων ενός πωλητή σε ένα ηλεκτρονικό εμπορικό περιβάλλον, οι πωλητές μπορούν πιθανώς να μάθουν τις προτιμήσεις και τα αγοραστικά πρότυπα των αγοραστών.
- Μοντέλα προσομοίωσης: Μπορούν να χρησιμοποιήσουν οποιοδήποτε από τα προηγούμενα τέσσερα μοντέλα ή ένα πρωτότυπο σύστημα για να μιμηθούν τη δυναμική ενός πιο πολύπλοκου συστήματος, προκειμένου να παρέχουν χρήσιμες πληροφορίες σχετικά με την υποκείμενη προσεγγιστική αγορά.

Οι επόμενες ενότητες θα εξετάσουν πιο αναλυτικά τα τέσσερα κορυφαία αυτά μοντέλα δυναμικής τιμολόγησης. Θα μπορούσαμε να επιλέξουμε να περιλάβουμε επίσης και προσομοιωτικά μοντέλα σε αυτήν την επισκόπηση, ωστόσο, έχουν αποκλειστεί για τον εξής λόγο: Τα προσομοιωτικά μοντέλα απλώς προσομοιώνουν τη δυναμική της αγοράς σε ένα περιβάλλον υπολογιστή, και συνεπώς η προσομοίωση έχει λίγα κοινά χαρακτηριστικά. Είναι μια συνηθισμένη μέθοδος για την αξιολόγηση και την εξερεύνηση των άλλων μοντέλων δυναμικής τιμολόγησης, διότι επιτρέπει την αριθμητική αξιολόγηση προβλημάτων που είναι πολύ προηγμένα για να αναλυθούν αναλυτικά.

2.5.1 Μοντέλα βασισμένα στο απόθεμα

Λόγω της εφαρμοσιμότητας τους και της αυξανόμενης υιοθέτησής τους σε πολλές βιομηχανίες και αγορές, τα μοντέλα δυναμικής τιμολόγησης βασισμένα στο απόθεμα έχουν ερευνηθεί εκτενώς. Οι Chan et al. [13] και οι Elmaghraby and Keskinocak [14] παρουσιάζουν μια λεπτομερή ανασκόπηση των μοντέλων τιμολόγησης βασισμένων στο απόθεμα για τις παραδοσιακές λιανικές αγορές. Μια σύντομη επισκόπηση ορισμένων από τα πιο σημαντικά ευρήματά τους παρουσιάζεται εδώ.

Οι Elmaghraby and Keskinocak [14] υποστηρίζουν ότι υπάρχουν τρία βασικά χαρακτηριστικά της αγοράς που επηρεάζουν τον τύπο του δυναμικού προβλήματος τιμολόγησης που αντιμετωπίζει ένας λιανοπωλητής με την παρουσία των αποθεμάτων, δηλαδή την ανανέωση ή μη ανανέωση των αποθεμάτων, την εξάρτηση ή την ανεξαρτησία της ζήτησης και τους μυωπικούς ή στρατηγικούς πελάτες. Θα εξετάσουμε τώρα αυτά τα χαρακτηριστικά πιο αναλυτικά.

Ανανέωση ή μη ανανέωση των αποθεμάτων (R/NR)

Η ικανότητα ενός πωλητή να ανανεώνει τα αποθέματά του κατά τη διάρκεια του πλάνου τιμολόγησης έχει μεγάλη επίπτωση στις τιμές του. Εάν η ανανέωση δεν είναι δυνατή, όπως συμβαίνει σε ορισμένα προϊόντα με σύντομο κύκλο ζωής, όπως τα χριστουγεννιάτικα διακοσμητικά ή τα εποχιακά ρούχα, οι αποφάσεις για τα αποθέματα πρέπει να ληφθούν εκ των προτέρων πριν από την έναρξη της περιόδου πώλησης, προκειμένου ο πωλητής να λάβει αποφάσεις για την τιμολόγηση με βάση ένα σταθερό ποσό αποθεμάτων. Από την άλλη πλευρά, όταν η ανανέωση είναι δυνατή, υπάρχουν επιπλέον μονάδες προς διάθεση για την ικανοποίηση της παρατηρούμενης ζήτησης και, συνεπώς, μπορεί να χρησιμοποιηθεί μια πιο ευέλικτη στρατηγική τιμολόγησης.

Εξάρτηση ή ανεξαρτησία της ζήτησης (Dependent/Independent Demand)

Η εξάρτηση ή η ανεξαρτησία της ζήτησης αναφέρεται στο αν η ζήτηση ενός προϊόντος εξαρτάται από τη διαθεσιμότητα ή την τιμή του. Σε περιπτώσεις εξάρτησης της ζήτησης, οι τιμές μπορούν να επηρεάσουν σημαντικά τη ζήτηση ενός προϊόντος. Αντίθετα, σε περιπτώσεις ανεξαρτησίας της ζήτησης, οι τιμές έχουν μικρή επίδραση στη ζήτηση. Η εξάρτηση της ζήτησης μπορεί να οφείλεται στην ελλιπή διαθεσιμότητα του προϊόντος, στην περιορισμένη παραγωγή ή στο γεγονός ότι οι καταναλωτές είναι πρόθυμοι να πληρώσουν υψηλότερες τιμές για το προϊόν.

Μυωπικοί ή στρατηγικοί πελάτες (Myopic/Strategic Customers)

Οι πελάτες μπορεί να είναι μυωπικοί ή στρατηγικοί στην αντίληψη τους για τις τιμές. Οι μυωπικοί πελάτες επικεντρώνονται κυρίως στην τρέχουσα τιμή και λαμβάνουν αποφάσεις αγοράς με βάση αυτήν. Αντίθετα, οι στρατηγικοί πελάτες λαμβάνουν υπόψη τους την πιθανή εξέλιξη των τιμών στο μέλλον και καθορίζουν την αγοραστική τους στρατηγική βάσει αυτής. Οι στρατηγικοί πελάτες είναι περισσότερο προσαρμοστικοί και μπορεί να αντιδρούν διαφορετικά σε αλλαγές τιμών σε σχέση με τους μυωπικούς πελάτες.

Τα μοντέλα τιμολόγησης βασισμένα στο απόθεμα εξετάζουν αυτά τα χαρακτηριστικά και προσπαθούν να βρουν τις βέλτιστες τιμές που θα μεγιστοποιήσουν το κέρδος, λαμβάνοντας υπόψη τους περιορισμούς και τις προτιμήσεις των πελατών. Αυτά τα μοντέλα μπορούν να είναι πολύπλοκα και να απαιτούν προχωρημένες αναλυτικές ή αριθμητικές μεθόδους για τον υπολογισμό των βέλτιστων τιμών.

2.5.2 Μοντέλα που βασίζονται σε δεδομένα

Η επανάσταση στα μέσα κοινωνικής δικτύωσης και η συνεχής μείωση της ιδιωτικότητας στο Διαδίκτυο έχει δημιουργήσει τεράστιες ευκαιρίες για ενέργειες που ενισχύουν τα έσοδα. Ιστότοποι όπως το Facebook, το Instagram, το Google, το Amazon και το διαδικτυακό περιβάλλον λιανικής, συγκεντρώνουν τεράστιες ποσότητες δεδομένων για τους πελάτες τους, τα οποία μπορούν να εκμεταλλευτούν για να βελτιώσουν τα έσοδα και τα κέρδη τους. Όλο και

περισσότεροι προηγμένοι αλγόριθμοι εξόρυξης δεδομένων (data mining) αναπτύσσονται για τους εμπόρους, επιτρέποντάς τους να χρησιμοποιούν αυτό που έχει γίνει γνωστό ως "big data". Στην έρευνά του, ο Raghavan [15] παρουσιάζει πώς το web mining εφαρμόζεται για τη βελτίωση των υπηρεσιών που παρέχουν επιχειρήσεις που βασίζονται στο ηλεκτρονικό εμπόριο. Η βιβλιογραφία σχετικά με τα μοντέλα που βασίζονται σε δεδομένα συχνά επικεντρώνεται στη δημιουργία διαδικασιών που συνεισφέρουν στην παροχή αξίας προς τους τελικούς πελάτες, αλλάζοντας τις διαθέσιμες πληροφορίες, προβλέποντας τις ροές και προσαρμόζοντας τις προσπάθειες μάρκετινγκ. Επίσης, μέσω της μάθησης της αγοραστικής συμπεριφοράς των πελατών από web logs, οι πωλητές μπορούν να κατηγοριοποιήσουν τους πελάτες τους με πιο αποτελεσματικό τρόπο. Όπως ισχυρίζονται οι Adnan et al. [16]: "... η ανάλυση της συμπεριφοράς του χρήστη θα επιτρέπει στους προγραμματιστές ιστοτόπων ηλεκτρονικού εμπορίου να βελτιώσουν την εμπειρία του χρήστη και, με τη σειρά της, την αύξηση των εσόδων και τη συνολική ικανοποίηση των πελατών."

Όσον αφορά τις προσεγγίσεις που βασίζονται σε δεδομένα για δυναμική τιμολόγηση, έχουν γίνει πολλές προσπάθειες για τη μετατροπή των δεδομένων των χρηστών σε αξιόλογους αλγόριθμους τιμολόγησης. Η διαχείριση εσόδων ή αποδόσεων στην αεροπορική βιομηχανία είναι παραδοσιακά κατευθυνόμενη από τα δεδομένα των πελατών. Οι Boyd and Bilegan [17] εξετάζουν επιτυχημένα μοντέλα ηλεκτρονικού εμπορίου δυναμικής, αυτοματοποιημένων πωλήσεων που επιτρέπονται από κεντρικά συστήματα κρατήσεων και διαχείρισης εσόδων. Βρίσκουν ότι τα συλλεγμένα δεδομένα μπορούν να χρησιμοποιηθούν για να εκτιμηθούν οι αγοραστικές συνήθειες των πελατών και να παρέχουν έναν τρόπο για καλύτερο έλεγχο των πωλήσεων των προϊόντων μόλις κατανοηθούν αυτές οι συνήθειες.

Οι εταιρείες όπως το Facebook και το Google συνεχίζουν να συλλέγουν δεδομένα από τους χρήστες τους, προσπαθώντας να εκμεταλλευτούν τις τεράστιες βάσεις δεδομένων τους. Προς το παρόν, ο κύριος στόχος τους ήταν να παρέχουν εξατομικευμένες διαφημίσεις και προτάσεις προϊόντων στους χρήστες τους. Ωστόσο, η επεξεργασία δεδομένων μπορεί επίσης να χρησιμοποιηθεί για τη δημιουργία προηγμένων μοντέλων που βελτιώνουν τις υπηρεσίες και την απόδοση των επιχειρήσεων.

Για παράδειγμα, η ανάλυση μεγάλων δεδομένων μπορεί να χρησιμοποιηθεί για την πρόβλεψη των τάσεων αγοράς, την αναγνώριση των προτιμήσεων των πελατών, τη βελτίωση της αποτελεσματικότητας των διαδικασιών λειτουργίας και πολλά άλλα. Οι προηγμένοι αλγόριθμοι μηχανικής μάθησης και οι τεχνικές εξόρυξης δεδομένων μπορούν να ανακαλύψουν κρυμμένες συσχετίσεις και πρότυπα από τα δεδομένα και να παράγουν αναλυτικές προβλέψεις και συστάσεις.

Είναι σημαντικό, ωστόσο, να ληφθούν υπόψη ζητήματα ιδιωτικότητας και δεοντολογίας κατά την επεξεργασία και χρήση των προσωπικών δεδομένων των χρηστών. Οι εταιρείες πρέπει να διασφαλίσουν ότι συμμορφώνονται με τις νομικές και κανονιστικές απαιτήσεις περί προστασίας

δεδομένων και ιδιωτικότητας. Επίσης, πρέπει να ενημερώνουν και να εξηγούν στους χρήστες τους πώς χρησιμοποιούνται τα δεδομένα τους και να δίνουν τη δυνατότητα στους χρήστες να ελέγχουν τις προτιμήσεις τους σχετικά με την επεξεργασία των δεδομένων τους.

2.5.3 Παιγνιοθεωρητικά μοντέλα

Κατά την καθορισμό των τιμών πώλησης της, μια εταιρεία συχνά πρέπει να λάβει υπόψη τις τιμές πώλησης των ανταγωνιστών της. Επομένως, φαίνεται φυσικό να μελετηθούν οι πολιτικές τιμολόγησης και μάθησης σε έναν ανταγωνιστικό χώρο, καθώς η παράλειψη των ανταγωνιστικών πτυχών της αγοράς μπορεί να έχει αρνητικές συνέπειες. Μια αγορά που αποτελείται από πολλούς λογικούς και άπληστους παράγοντες που ανταγωνίζονται μπορεί να περιγραφεί μέσω ενός παιγνιοθεωρητικού πλαισίου. Όσον αφορά τη δυναμική τιμολόγηση, τόσο η μη συνεργατική θεωρία παιγνίων όσο και η συνεργατική θεωρία παιγνίων είναι σχετικές για την προσομοίωση των ηλεκτρονικών αγορών επιχειρήσεων. Ενδιαφέρουσα είναι και η περιοχή των επαναλαμβανόμενων παιγνίων με ατελείς πληροφορίες, αφού πρέπει να παρέχει ένα φυσικό πλαίσιο για τη μελέτη της δυναμικής τιμολόγησης σε ένα ανταγωνιστικό περιβάλλον. Ωστόσο, οι μακροπρόθεσμες δυναμικές των επαναλαμβανόμενων παιγνίων μπορεί να είναι πολύπλοκες, ακόμα και χωρίς την ύπαρξη ατελών πληροφοριών. Αυτός είναι πιθανόν ένας από τους λόγους για τους οποίους η βιβλιογραφία για την τιμολόγηση και τη μάθηση με ανταγωνισμό σε ένα παιγνιοθεωρητικό πλαίσιο είναι αρκετά περιορισμένη.

2.5.4 Μοντέλα μηχανικής μάθησης

Στις περισσότερες αγορές, η ζήτηση και η προσφορά διακυμαίνονται, δημιουργώντας ένα συνεχώς μεταβαλλόμενο αγοραστικό περιβάλλον. Η πρόβλεψη όλων των πιθανών μελλοντικών καταστάσεων τέτοιων αγορών είναι αδύνατη και οι διαθέσιμες πληροφορίες είναι περιορισμένες. Ως αποτέλεσμα, έχει αναπτυχθεί σημαντική έρευνα για τη δυναμική τιμολόγηση από την κοινότητα της επιστήμης υπολογιστών και της τεχνητής νοημοσύνης. Αυτά τα μοντέλα μηχανικής μάθησης επιτρέπουν στις επιχειρήσεις να δώσουν νόημα στα διαθέσιμα δεδομένα και να αλλάξουν τη στρατηγική τιμολόγησής τους για να προσαρμοστούν καλύτερα στο αγοραστικό περιβάλλον. Γενικά, οι μελέτες δεν προσπαθούν να παρέχουν μια μαθηματική ανάλυση της απόδοσης των πολιτικών τιμολόγησης. Αντ' αυτού, στοχεύουν στον σχεδιασμό ρεαλιστικών μοντέλων για ηλεκτρονικές αγορές και στην εφαρμογή τεχνικών μηχανικής μάθησης.

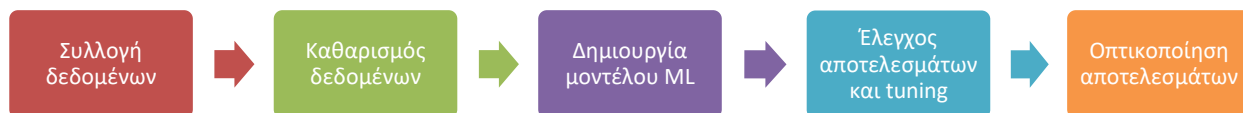
Τα πλεονεκτήματα της χρήσης μοντέλων μηχανικής μάθησης περιλαμβάνουν τη δυνατότητα μοντελοποίησης πολλών παραγόντων που επηρεάζουν μια αγορά, όπως ο ανταγωνισμός, οι διακυμάνσεις της ζήτησης και η στρατηγική συμπεριφορά του αγοραστή. Ωστόσο, το μεγαλύτερο μειονέκτημα αυτής της προσέγγισης είναι ότι τα μοντέλα συνήθως είναι πολύπλοκα για να αναλυθούν αναλυτικά, και έτσι, οι γνώσεις σχετικά με τη συμπεριφορά διαφορετικών στρατηγικών τιμολόγησης μπορούν να αποκτηθούν μόνο μέσω αριθμητικών πειραμάτων.

Τα μοντέλα μηχανικής μάθησης συχνά συνδυάζονται με προσεγγίσεις που βασίζονται σε δεδομένα για να προσδιορίσουν τη βέλτιστη δυναμική τιμολόγηση. Η βιβλιογραφία για την τιμολόγηση μηχανικής μάθησης κατηγοριοποιείται συνήθως σε μοντέλα που χρησιμοποιούν έναν ή πολλαπλούς μαθησιακούς παράγοντες και προσφέρει μια νέα και συναρπαστική προσέγγιση για αυτόματες αποφάσεις τιμολόγησης. Στα παρακάτω κεφάλαια θα εστιάσουμε στην επίλυση προβλημάτων δυναμικής τιμολόγησης με έξυπνες τεχνικές μηχανικής μάθησης.

2.6 Μηχανική Μάθηση

Η μάθηση είναι ένα χαρακτηριστικό των έμβιων όντων. Έχουν πραγματοποιηθεί αρκετές έρευνες στον τομέα της γνωστικής ψυχολογίας αλλά η διαδικασία της μάθησης δεν έχει γίνει ακόμα πλήρως κατανοητή. Εμπνεόμενος από τον φυσικό κόσμο ο άνθρωπος προσπαθεί να σχεδιάσει ευφυή υπολογιστικά συστήματα που προσομοιώνουν την ανθρώπινη νοημοσύνη.

Η μηχανική μάθηση (Machine Learning - ML) είναι ένας υποκλάδος της επιστήμης των υπολογιστών που εμφανίστηκε κατά την έρευνα της τεχνητής νοημοσύνης. Ο όρος ML επινοήθηκε από τον Arthur Samuel, τεχνικό της IBM, το 1959 ως το “Πεδίο μελέτης που δίνει στους υπολογιστές την ικανότητα να μαθαίνουν, χωρίς να έχουν ρητά προγραμματιστεί”. Αργότερα ο Tom M. Mitchel προτείνει έναν πιο επίσημο, καθολικά αποδεκτό ορισμό “Ένα πρόγραμμα υπολογιστή λέγεται ότι μαθαίνει από εμπειρία E ως προς μια κλάση εργασιών T και ένα μέτρο επίδοσης P , αν η επίδοσή του σε εργασίες της κλάσης T , όπως αποτιμάται από το μέτρο P , βελτιώνεται με την εμπειρία E .”



Εικόνα 2.2: Διαδικασία μηχανικής μάθησης

Με απλούστερα λόγια, κατά την διαδικασία της μηχανικής μάθησης (Εικόνα 2.2) ο εκάστοτε αλγόριθμος δέχεται ως είσοδο δεδομένα με βάση τα οποία καλείται να ανακαλύψει μοτίβα και να εξάγει συμπεράσματα ώστε να κάνει ορθές προβλέψεις σε μελλοντικά δεδομένα. Χρησιμοποιείται όταν η μεθοδολογία επίλυσης ενός προβλήματος δεν μπορεί να μοντελοποιηθεί ρητά εφαρμόζοντας απλούς ντετερμινιστικούς κανόνες. Είναι άρρηκτα συνδεδεμένη με τον διεπιστημονικό τομέα της υπολογιστικής στατιστικής. Συχνότερη εμφάνιση παρατηρείται στην αναγνώριση προτύπων, τις μηχανές αναζήτησης και τη μηχανική όραση. Οι αλγόριθμοι που απαρτίζουν τη μηχανική μάθηση διακρίνονται σε τρεις κατηγορίες:

- Επιβλεπόμενη Μάθηση (Supervised Learning)
- Μη Επιβλεπόμενη Μάθηση (Unsupervised Learning)

- Ενισχυτική Μάθηση (Reinforcement Learning)

Επιβλεπόμενη Μάθηση

Κατά την επιβλεπόμενη μάθηση το πρόγραμμα δέχεται δεδομένα εισόδου (inputs) και εξόδου (output) από έναν “δάσκαλο” με σκοπό να μάθει έναν εκ των προτέρων γνωστό κανόνα αντιστοίχισης των εισόδων με τα αποτελέσματα. Αλλιώς, συνηθίζεται να λέμε ότι έχουμε δεδομένα με ετικέτες (labels) που δείχνουν τη σύνδεση με την έξοδο, τις οποίες έχουν βάλει άνθρωποι ή άλλοι κώδικες. Οι αλγόριθμοι supervised learning απευθύνονται σε προβλήματα ταξινόμησης (Classification) και παλινδρόμησης (Regression).

Μη Επιβλεπόμενη Μάθηση

Χωρίς να παρέχεται κάποια εμπειρία στον αλγόριθμο μάθησης, αυτός καλείται να ανακαλύψει τη δομή των δεδομένων εισόδου και να αναγνωρίσει τα κρυφά μοτίβα. Συνήθως χρησιμοποιείται σε προβλήματα Ομαδοποίησης (Clustering), ανάλυσης συσχετισμών (Association Analysis) και μετασχηματισμού (Transformation).

Ενισχυτική Μάθηση

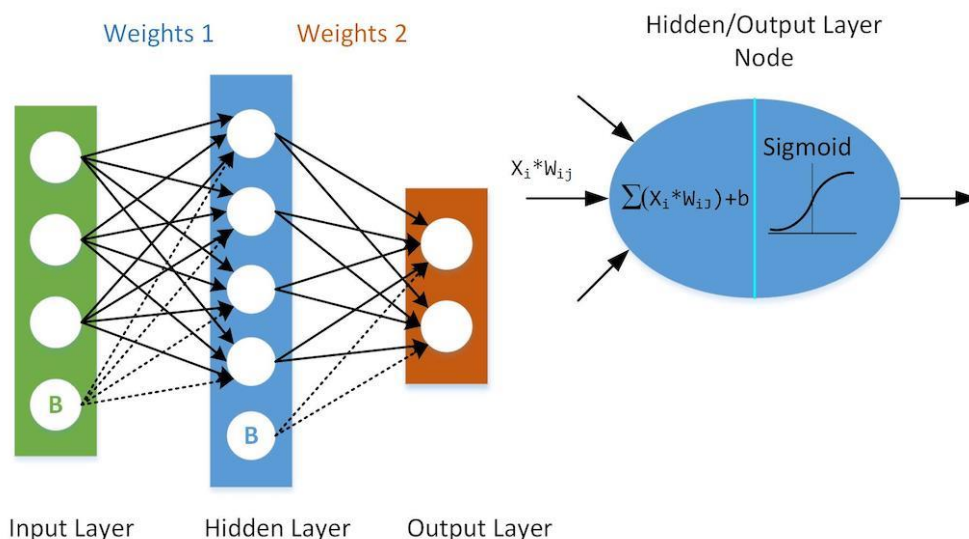
Στην ενισχυτική μάθηση ο αλγόριθμος μέσω ενός συστήματος ανταμοιβής εκπαιδεύεται στη λήψη αποφάσεων. Συνήθως μια οντότητα που λέγεται πράκτορας (Agent) αλληλοεπιδρά με το περιβάλλον μαθαίνοντας πώς να εκτελεί μια ενέργεια με βέλτιστο τρόπο. Συχνότερα εμφανίζονται σε παραδείγματα κίνησης ρομπότ και στη βιομηχανία των ηλεκτρονικών παιχνιδιών.

Νευρωνικά Δίκτυα

Μια υποκατηγορία της τεχνητής νοημοσύνης αποτελούν τα τεχνητά νευρωνικά δίκτυα (artificial neural networks - ANN) τα οποία προσομοιώνουν τη λειτουργία του ανθρώπινου εγκεφάλου. Αρχικά προτάθηκαν ως μαθηματικά μοντέλα για την προσομοίωση της πολύπλοκης αυτής βιολογικής διεργασίας αλλά μετέπειτα παρεισέφρησαν και στην επιστήμη των υπολογιστών. Τα βασικά τους χαρακτηριστικά είναι η παράλληλη επεξεργασία δεδομένων και η δυνατότητα συνεχούς μάθησης και αναπροσαρμογής των αποφάσεων λόγω της αλληλεπίδρασης με το περιβάλλον. Αφενός αυτό συμβάλλει στο να εκτελεί δύσκολα καθήκοντα, όπως ταχύτατη αναγνώριση μορφών, ταξινόμηση κ.α., αφετέρου, να εξελίσσεται συνεχώς, μαθαίνοντας από το περιβάλλον του κατά την αλληλεπίδρασή του με αυτό.

Η δομή ενός τεχνητού νευρωνικού δικτύου μιμείται κατά το δυνατό εκείνη του βιολογικού, ώστε να παρουσιάζει αντίστοιχες ιδιότητες. Κατ’ αναλογία με ένα δίκτυο νευρώνων εγκεφάλου, ένα τεχνητό δίκτυο αποτελείται από ένα σύνολο τεχνητών νευρώνων που αλληλοεπιδρούν, συνδεόμενοι μεταξύ τους με τις λεγόμενες συνάψεις (synapses). Ο βαθμός αλληλεπίδρασης είναι διαφορετικός για κάθε ζεύγος νευρώνων και καθορίζεται από τα λεγόμενα συναπτικά βάρη (synaptic weights). Πιο συγκεκριμένα καθώς το δίκτυο αλληλοεπιδρά με το περιβάλλον

αυξάνει ή μειώνει το βάρος που αντιστοιχεί σε κάθε σύναψη, προσομοιώνοντας ουσιαστικά τη διαδικασία της μάθησης. Αυτή η συνεχής μεταβολή των βαρών προσδίδει στο δίκτυο την ικανότητα εξέλιξης και προσαρμογής στο περιβάλλον (Εικόνα 2.3).



Εικόνα 2.3: Τυπικό νευρωνικό δίκτυο

Τα νευρωνικά δίκτυα αποτελούνται από ένα επίπεδο εισόδου (input layer), ένα ή περισσότερα κρυφά επίπεδα (hidden layers) και ένα επίπεδο εξόδου (output layer). Το απλούστερο νευρωνικό δίκτυο είναι ένα πλήρως συνδεδεμένο μοντέλο που αποτελείται από μια σειρά από πλήρως συνδεδεμένα επίπεδα. Μια υποκατηγορία των τεχνητών νευρωνικών δικτύων είναι τα βαθιά νευρωνικά δίκτυα (deep neural networks - DNN), τα οποία αποτελούν συμβατικά νευρωνικά δίκτυα με μεγάλο αριθμό κρυφών επιπέδων.

Πλεονεκτήματα νευρωνικών μοντέλων

Με τις πρόσφατες προόδους στον κλάδο της μηχανικής μάθησης τα νευρωνικά δίκτυα έχουν δει βελτίωση όσον αφορά την ικανότητα και την ακρίβεια αντιμετώπισης ολοένα και πιο πολύπλοκων προβλημάτων. Είναι μάλιστα τόσο ικανά που μπορούν να εξάγουμε αξιόπιστα αποτελέσματα από πολύπλοκα και ανακριβή δεδομένα τα οποία δεν είναι εύκολα ανιχνεύσιμα ούτε από τον άνθρωπο ούτε από συμβατικούς αλγορίθμους.

Η σημαντικότερη διαφορά μεταξύ των παραδοσιακών και των μεθόδων μηχανικής μάθησης έγκειται στον τρόπο ελαχιστοποίησης. Αν και οι περισσότερες παραδοσιακές μέθοδοι χρησιμοποιούν απτές γραμμικές διεργασίες, οι μέθοδοι μηχανικής μάθησης χρησιμοποιούν μη γραμμικές τεχνικές για την ελαχιστοποίηση των συναρτήσεων απώλειας. Και ενώ οι μέθοδοι μηχανικής μάθησης είναι υπολογιστικά πιο απαιτητικές από τις στατιστικές, οι δυνατότητες που

υπάρχουν σχετικά με τη διαχείριση πολλών παραγόντων για την εξαγωγή προβλέψεων κάνει τους αλγορίθμους μηχανικής μάθησης να υπερισχύουν έναντι των στατιστικών μεθόδων. Ένα σύνολο διαφορετικών τεχνικών πρόβλεψης, τόσο γραμμικών όσο και μη γραμμικών, μπορεί να συνδυαστεί για να επιτευχθεί η μεγαλύτερη ακρίβεια.

Όσο η τεχνολογία εξελίσσεται, τόσο τα νευρωνικά δίκτυα διαθέτουν την πρωτοκαθεδρία στον επιστημονικό και επιχειρηματικό κόσμο. Για αυτόν το λόγο η χρήση τους για την πρόβλεψη καθίσταται απαραίτητη για τις επιχειρήσεις που επιθυμούν να ξεχωρίσουν στο σύγχρονο ανταγωνιστικό περιβάλλον αφού κερδίζουν σε χρόνο, ακρίβεια και κόστος έναντι των παραδοσιακών αλγορίθμων που τείνουν να αντικαταστήσουν.

Εκπαίδευση και έλεγχος νευρωνικών δικτύων

Στα νευρωνικά δίκτυα εφαρμόζεται η μέθοδος εκπαίδευση-επικύρωση-έλεγχος (train-validate-test) για την αποφυγή της υπερ-προσαρμογής των δεδομένων (overfitting). Το σύνολο των δεδομένων χωρίζεται σε ένα ποσοστό 60-20-20 σε train-validation-test. Η εκπαίδευση του νευρωνικού δικτύου είναι η διαδικασία εύρεσης των βαρών (weights) και των πολώσεων (biases). Ένα τυπικό νευρωνικό δίκτυο με n κόμβους εισόδου και h κρυφούς κόμβους έχει $(n * h) + h + (h * m) + m$ συνναπτά βάρη και πολώσεις. Για παράδειγμα ένα δίκτυο με 4 κόμβους εισόδου, 5 κρυφούς και 3 εξόδους έχει $(4*5)+5+(5*3)+3 = 43$ βάρη και πολώσεις. Αυτές είναι οι αριθμητικές μεταβλητές που πρέπει να υπολογιστούν. Αφού οι τιμές τους αρχικοποιηθούν, συνήθως τυχαία, μέσω επαναλαμβανόμενων επαναλήψεων τροποποιούνται έτσι ώστε να μειωθεί το σφάλμα. Σφάλμα είναι η διαφορά του αναμενόμενου αποτελέσματος από το υπολογιζόμενο. Υπάρχουν αρκετοί αλγόριθμοι εκπαίδευσης ενός νευρωνικού δικτύου με κυριότερους τον back-propagation και τον particle swarm optimization.

2.7 Μετρικές Σφάλματος

Όπως ήδη αναφέρθηκε κατά την αξιολόγηση της απόδοσης ενός μοντέλου πρόβλεψης πρέπει να εκτιμηθούν οι τιμές του. Αυτό επιτυγχάνεται μέσω των μετρικών σφάλματος. Οι μετρικές σφάλματος είναι μια μέθοδος ποσοτικοποίησης της απόδοσης έτσι ώστε να είναι εφικτή και η σύγκριση διαφορετικών μοντέλων. Στην βιβλιογραφία προτείνονται διάφορες μετρικές με κυριότερες να είναι οι εξής:

Μέσο απόλυτο σφάλμα (MAE)

Ως MAE ορίζεται ο μέσος όρος της απόλυτης διαφοράς μεταξύ των προβλεπόμενων και των πραγματικών τιμών.

$$MAE = \frac{1}{n} \sum_{t=1}^{t=n} |y' - y| \quad (Εξ. 1)$$

Όπου y' είναι η προβλεπόμενη τιμή, y είναι η πραγματική και n το πλήθος των τιμών στο σετ εκπαίδευσης. Το MAE μας προϊδεάζει για το πόσο μεγάλο σφάλμα μπορούμε να περιμένουμε κατά μέσο όρο στις προβλέψεις μας. Όσο πιο χαμηλό είναι το MAE τόσο καλύτερο είναι το μοντέλο και μηδενική τιμή ισοδυναμεί με απουσία σφάλματος στις προβλέψεις. Όταν συγκρίνουμε διαφορετικά μοντέλα αυτό με το χαμηλότερο MAE τείνει να αποδίδει καλύτερα. Παρόλα αυτά δεν αποκαλύπτει το σχετικό μέγεθος του σφάλματος, με αποτέλεσμα να είναι δύσκολη η διάκριση μικρών και μεγάλων σφαλμάτων. Μπορεί να χρησιμοποιηθεί μαζί με το RMSE για να καθορίσει αν ένα σφάλμα είναι μεγάλο. Επιπλέον δεν καταδεικνύει προβλήματα που έχουν να κάνουν με χαμηλό όγκο δεδομένων. Για αυτό μπορεί να συνδυαστεί με τις μετρικές WMAPE και WAPE.

Μέσο απόλυτο ποσοστιαίο σφάλμα (MAPE)

Ως MAPE ορίζεται το ποσοστό της απόλυτης διαφοράς της προβλεπόμενης τιμής και της πραγματικής, δια την πραγματική τιμή.

$$MAPE = \frac{1}{n} \sum_{t=1}^{t=n} \frac{|y' - y|}{y} * 100\% \quad (Εξ. 2)$$

Ομοίως με το MAE στο MAPE, όσο χαμηλότερη είναι η τιμή τόσο καλύτερο είναι το μοντέλο. Θα πρέπει να λάβουμε υπόψη ότι λόγω της πραγματικής τιμής στον παρονομαστή αυτή η μετρική δεν λειτουργεί καλά σε σετ με μηδενικά και ακραίες τιμές.

Μέσο τετραγωνικό σφάλμα (MSE)

Ως MSE ορίζεται ο μέσος όρος των τετραγώνων του σφάλματος.

$$MSE = \frac{1}{n} \sum_{t=1}^{t=n} (y' - y)^2 \quad (Εξ. 3)$$

Το MSE είναι σχεδόν πάντα θετικό με μικρότερες τιμές να καταδεικνύουν μεγαλύτερη ακρίβεια στις προβλέψεις. Λόγω του τετραγωνικού όρου, αυτή η μετρική “τιμωρεί” περισσότερο τα μεγάλα σφάλματα και τις αποκλίνουσες τιμές σε σχέση με τα μικρά σφάλματα. Παρόλο που αυτή η μετρική επιλύει τα προβλήματα των ακραίων τιμών και του μηδέν που εμφανίζουν το MAE και το MAPE, υστερεί αλλού. Πιο συγκεκριμένα μπορεί να προσπεράσει προβλήματα όταν αξιολογεί σετ με μικρό όγκο δεδομένων.

Ρίζα μέσου τετραγωνικού σφάλματος (RMSE)

Αυτή η μετρική είναι μια προέκταση της MSE και ορίζεται ως η ρίζα του μέσου τετραγωνικού σφάλματος.

$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{t=1}^{t=n} (y' - y)^2} \quad (Εξ. 4)$$

Προερχόμενη από τη MSE εμφανίζει παρόμοια χαρακτηριστικά, θετικές τιμές που όσο μικρότερες είναι τόσο καλύτερο είναι το μοντέλο. Ένα πλεονέκτημα είναι ότι μετριέται στην ίδια μονάδα με την προβλεπόμενη τιμή, διευκολύνοντας την κατανόηση της σε σχέση με την MSE. Επίσης μπορεί να συγκριθεί με την MAE ώστε να κατανοήσουμε αν το σετ δεδομένων περιέχει μεγάλες αλλά σπανίως εμφανιζόμενες τιμές. Ακόμα τα RMSE και MAE μπορούν να χρησιμοποιηθούν μαζί για τη διάγνωση της διακύμανσης σε ένα σετ προβλέψεων. Η RMSE θα είναι πάντα μεγαλύτερη ή ίση της MAE. Όσο μεγαλύτερη είναι η διαφορά τόσο μεγαλύτερη είναι η διακύμανση των επιμέρους σφαλμάτων. Αν είναι ίσες τότε όλα τα σφάλματα έχουν την ίδια τιμή.

Κανονικοποιημένη ρίζα μέσου τετραγωνικού σφάλματος (NRMSE)

Υπάρχουν δύο τεχνικές για την κανονικοποίηση της RMSE, είτε χρησιμοποιείται η μέση τιμή των πραγματικών τιμών είτε το εύρος τους (διαφορά μέγιστης και ελάχιστης τιμής).

$$NRMSE = \frac{RMSE}{mean(y)} \quad (Εξ. 5)$$

$$NRMSE = \frac{RMSE}{y_{max} - y_{min}} \quad (Εξ. 6)$$

Όπου y_{max} η μέγιστη πραγματική τιμή και y_{min} η ελάχιστη. Χρησιμοποιείται για τη σύγκριση dataset ή μοντέλων διαφορετικής κλίμακας. Όπως στις προηγούμενες μετρικές έτσι και εδώ χαμηλότερο σημαίνει καλύτερο.

Σταθμισμένο απόλυτο ποσοστιαίο σφάλμα (WAPE)

Ως WAPE ορίζεται ο σταθμισμένος μέσος όρος του μέσου απόλυτου σφάλματος.

$$WAPE = \frac{\sum_{t=1}^{t=n} |y' - y|}{\sum_{t=1}^{t=n} |y|} \quad (Εξ. 7)$$

2.8 Πρόβλεψη Πωλήσεων

Οι αλγόριθμοι που περιέχονται σε ένα λογισμικό πρόβλεψης πωλήσεων έχουν σχεδιαστεί για την αναγνώριση και εκτίμηση πιθανών μοτίβων που παρουσιάζονται στα δεδομένα. Αυτοί οι αλγόριθμοι αναλύουν τις ιστορικές πωλήσεις και αναζητούν συστηματικά μοτίβα, τάσεις και δομές που επαναλαμβάνονται σε καθορισμένα χρονικά διαστήματα. Βασιζόμενοι σε αυτά τα μοτίβα, οι αλγόριθμοι προσπαθούν να προβλέψουν τη μελλοντική ανάπτυξη των πωλήσεων. Αυτό γίνεται με την υπόθεση ότι τα αναγνωρισμένα μοτίβα θα συνεχίσουν να ισχύουν και στο μέλλον. Για παράδειγμα, αν αναγνωρίσουμε ότι οι πωλήσεις αυξάνονται κατά το τέλος κάθε χρόνου λόγω των εορταστικών ημερών, ο αλγόριθμος μπορεί να προβλέψει μια παρόμοια αύξηση και για το επόμενο έτος.

Ωστόσο, οι αλγόριθμοι αντιμετωπίζουν και την πολυπλοκότητα των δεδομένων πωλήσεων. Είναι πιθανό να υπάρχουν πολλαπλοί τύποι μοτίβων, όπως εποχιακά μοτίβο. Οι αλγόριθμοι που περιέχονται σε ένα λογισμικό πρόβλεψης πωλήσεων έχουν σχεδιαστεί για την αναγνώριση και εκτίμηση πιθανών μοτίβων που παρουσιάζονται στα δεδομένα. Αυτοί οι αλγόριθμοι αναλύουν τις ιστορικές πωλήσεις και αναζητούν συστηματικά μοτίβα, τάσεις και δομές που επαναλαμβάνονται σε καθορισμένα χρονικά διαστήματα.

2.8.1 Χαρακτηριστικά ιστορικού πωλήσεων

Μια χρονοσειρά μπορεί να έχει πολλά είδη μοτίβων και για να αποκτηθεί μια βασική κατανόηση των μοτίβων, οι Anderson et al. [18] προτείνουν την κατασκευή ενός απλού γραφήματος της χρονοσειράς. Η γραφική παράσταση της χρονοσειράς συχνά μπορεί να είναι αρκετή για να επιτρέψει στον χρήστη να αναγνωρίσει ότι τα δεδομένα εμφανίζουν ένα ξεκάθαρο μοτίβο. Ωστόσο, για να κατανοήσουμε πλήρως τα χαρακτηριστικά του μοτίβου, μπορεί να χρειαστούν πιο προηγμένες μέθοδοι από ένα γράφημα της χρονοσειράς. Το μοτίβο μιας χρονοσειράς είναι ένα σημαντικό μέρος της κατανόησης της παρελθούσας συμπεριφοράς της χρονοσειράς και εάν αυτή η συμπεριφορά μπορεί να αναμένεται να συνεχιστεί στο μέλλον, το μοτίβο μπορεί να χρησιμοποιηθεί για να βοηθήσει στην επιλογή μιας κατάλληλης μεθόδου πρόβλεψης.

Ορισμένα από τα πιο κοινά μοτίβα μιας χρονοσειράς είναι τα οριζόντια μοτίβα, οι τάσεις, τα εποχιακά μοτίβα και τα κυκλικά. Ένα οριζόντιο μοτίβο είναι ένα που κινείται γύρω από τον μέσο όρο της χρονοσειράς και είναι πάντα παρόν σε μια στάσιμη χρονοσειρά. Παρόλο που ένα οριζόντιο μοτίβο κινείται γύρω από τον μέσο όρο της χρονοσειράς, το επίπεδο (level) μπορεί να αλλάξει σε ορισμένες περιπτώσεις, για παράδειγμα εάν υπογραφούν νέες συμβάσεις διανομής που αυξάνουν τις πωλήσεις ενός προϊόντος. Σε αυτές τις περιπτώσεις, μπορούμε να παρατηρήσουμε μια γρήγορη αύξηση του επιπέδου της τάσης και στη συνέχεια η τάση συνεχίζεται ως οριζόντια. Ένα από τα πιο χαρακτηριστικά μοτίβα μιας χρονοσειράς είναι η τάση, ή απλά η τάση μιας χρονοσειράς. Μια τάση είναι όταν μια χρονοσειρά κινείται συνεχώς προς χαμηλότερες ή υψηλότερες τιμές κατά τη διάρκεια ενός μεγάλου χρονικού διαστήματος. Το

πρότυπο της τάσης δεν αποκλείει την ύπαρξη άλλων προτύπων, όπως η εποχικότητα, στη χρονοσειρά, αλλά η τάση και τα οριζόντια μοτίβο δεν μπορούν να υπάρχουν ταυτόχρονα, καθώς είναι αποκλειστικά μεταξύ τους. Ο λόγος που έχουμε τάσεις είναι συνήθως μακροπρόθεσμοι παράγοντες, όπως η αύξηση ή η μείωση του πληθυσμού ή η αλλαγή των καταναλωτικών προτιμήσεων. Το εποχιακό μοτίβο και το κυκλικό πρότυπο έχουν παρόμοια χαρακτηριστικά, αλλά είναι εμφανώς διαφορετικά μεταξύ τους. Ένα εποχιακό μοτίβο αναγνωρίζεται παρατηρώντας το ίδιο πρότυπο να επαναλαμβάνεται κάθε εποχή στη χρονοσειρά. Για παράδειγμα, οι πωλήσεις βατραχοπέδλων πιθανότατα αναμένεται να αυξηθούν κάθε καλοκαίρι πριν μειωθούν σε χαμηλότερο επίπεδο καθώς πλησιάζουμε τον χειμώνα, εμφανίζοντας τα χαρακτηριστικά ενός εποχιακού προτύπου. Από την άλλη πλευρά, ένα κυκλικό μοτίβο είναι πιο μακροπρόθεσμο και περιλαμβάνει κυκλικές αλλαγές στη χρονοσειρά χωρίς να ακολουθεί ένα συγκεκριμένο πρότυπο εποχικότητας. Για παράδειγμα, η χρονοσειρά της οικονομικής ανάπτυξης μπορεί να παρουσιάσει κυκλικά πρότυπα λόγω της φυσικής κυκλικής φύσης της οικονομίας, όπως η έκταση των επιχειρηματικών κύκλων. Αυτά τα πρότυπα μπορούν να χρησιμοποιηθούν για να καθορίσουμε τον τύπο μοντέλου που είναι πιο κατάλληλο για την πρόβλεψη της χρονοσειράς. Για παράδειγμα, εάν μια χρονοσειρά παρουσιάζει έντονη εποχικότητα, μπορεί να είναι κατάλληλο να χρησιμοποιήσουμε ένα μοντέλο που λαμβάνει υπόψη την εποχικότητα, όπως το αρχικό μοντέλο αποσύνθεσης. Από την άλλη πλευρά, εάν μια χρονοσειρά δεν παρουσιάζει σαφή μοτίβα εποχικότητας ή κυκλικότητας, ένα απλό μοντέλο αποσύνθεσης με τάση και οριζόντιο πρότυπο μπορεί να είναι αρκετά αποτελεσματικό.

Γενικά, η αναγνώριση και η απομόνωση αυτών των προτύπων στις χρονοσειρές είναι σημαντική για την κατανόηση της συμπεριφοράς της χρονοσειράς και την πρόβλεψη μελλοντικών τιμών. Υπάρχουν διάφορες μέθοδοι και μοντέλα που χρησιμοποιούνται για την ανάλυση και πρόβλεψη των χρονοσειρών, όπως η μέθοδος εκτιμήσεων κινητών μέσων (Moving Averages), η μέθοδος απλής εκθετικής εξομάλυνσης (Simple Exponential Smoothing), το μοντέλο αποσύνθεσης (Decomposition Model) και άλλα προηγμένα μοντέλα όπως το ARIMA (Autoregressive Integrated Moving Average) και τα νευρωνικά δίκτυα.

Συνοψίζοντας, η τάση, η εποχικότητα και τα οριζόντια και κυκλικά μοτίβα είναι σημαντικά στοιχεία που μας βοηθούν να κατανοήσουμε και να προβλέψουμε τις χρονοσειρές. Η ανίχνευση και η απομόνωση αυτών των προτύπων μας επιτρέπουν να εφαρμόσουμε τις κατάλληλες τεχνικές ανάλυσης και πρόβλεψης για την κάθε περίπτωση.

2.8.2 Μέθοδοι πρόβλεψης χρονοσειρών

Η δυναμική τιμολόγηση από τις απαρχές της σύλληψης της συνδέθηκε με την πρόβλεψη της ζήτησης, κάτι που θα εξεταστεί και στην παρούσα εργασία. Ειδικότερα, πρέπει να υπάρχει μια εκτίμηση της λειτουργίας ζήτησης ώστε να είναι εφικτή η εφαρμογή της βέλτιστης τιμολόγησης σε πρακτικά προβλήματα. Ανάλογα με το πλήθος των μεταβλητών οι μέθοδοι χωρίζονται σε δύο κατηγορίες:

- Univariate time series: Η μεταβλητή που επιθυμούμε να εκτιμήσουμε, δηλαδή το πλήθος των πωλήσεων, είναι η μοναδική που εξετάζουμε.
- Multivariate time series: Εκτός από το παλαιότερο ιστορικό των πωλήσεων, στα δεδομένα περιλαμβάνονται και άλλες μεταβλητές (τιμή ανταγωνιστών, εκπτώσεις, έξοδα προωθητικών ενεργειών κ.α.), οι οποίες λαμβάνονται υπόψιν κατά την πρόβλεψη.

2.8.2.1 Univariate

AR model

Τα AR (Autoregressive) μοντέλα είναι ένας τύπος στατιστικών μοντέλων που χρησιμοποιούνται για την πρόβλεψη χρονοσειρών. Αυτά τα μοντέλα βασίζονται στην υπόθεση ότι η τρέχουσα τιμή μιας χρονοσειράς εξαρτάται γραμμικά από τις προηγούμενες τιμές της χρονοσειράς. Ένα AR μοντέλο μπορεί να περιγραφεί με την ακόλουθη εξίσωση:

$$X(t) = c + \varphi * X(t - 1) + \varepsilon(t) \quad (\text{Εξ. 8})$$

όπου $X(t)$ είναι η τιμή της χρονοσειράς στο χρόνο t , c είναι σταθερά, φ είναι ο συντελεστής αυτοσυσχέτισης (autoregressive coefficient), $X(t - 1)$ είναι η προηγούμενη τιμή της χρονοσειράς και $\varepsilon(t)$ είναι ένας λευκός θόρυβος με μηδενική μέση τιμή και διακύμανση. Το AR μοντέλο μπορεί να χρησιμοποιηθεί για την πρόβλεψη των επόμενων τιμών μιας χρονοσειράς, λαμβάνοντας υπόψη τον προηγούμενο αυτοσυσχετισμό και τον λευκό θόρυβο. Μετά την εκτίμηση των συντελεστών του μοντέλου, μπορείς να το χρησιμοποιήσεις για να προβλέψεις την επόμενη τιμή της χρονοσειράς, βασιζόμενος στις προηγούμενες τιμές της. Συνοψίζοντας, τα AR μοντέλα είναι στατιστικά μοντέλα που χρησιμοποιούν τον αυτοσυσχετισμό για να προβλέψουν τις τιμές μιας χρονοσειράς, λαμβάνοντας υπόψη τις προηγούμενες τιμές και τον λευκό θόρυβο.

MA model

Τα MA (Moving Average) μοντέλα είναι ένας άλλος τύπος στατιστικών μοντέλων που χρησιμοποιούνται για την πρόβλεψη χρονοσειρών. Σε αντίθεση με τα AR μοντέλα που βασίζονται στην αυτοσυσχέτιση, τα MA μοντέλα εστιάζουν στη μέση τιμή του λευκού θορύβου. Ένα MA(q) μοντέλο χρησιμοποιεί τις q προηγούμενες τιμές του λευκού θορύβου για να προβλέψει την επόμενη τιμή μιας χρονοσειράς. Η εκτίμηση των συντελεστών του μοντέλου MA γίνεται συνήθως με τη χρήση μεθόδων όπως η μέθοδος ελαχίστων τετραγώνων ή η μέθοδος του μέγιστου πιθανού στοιχείου.

Ένα MA(1) μοντέλο μπορεί να περιγραφεί με την ακόλουθη εξίσωση:

$$X(t) = \mu + \theta * \varepsilon(t - 1) + \varepsilon(t) \quad (\text{Εξ. 9})$$

όπου $X(t)$ είναι η τιμή της χρονοσειράς στο χρόνο t , μ είναι η μέση τιμή της χρονοσειράς, θ είναι ο συντελεστής κίνησης (moving average coefficient), $\varepsilon(t - 1)$ είναι η προηγούμενη τιμή του λευκού θορύβου και $\varepsilon(t)$ είναι η τρέχουσα τιμή του λευκού θορύβου. Με τη χρήση των MA μοντέλων, μπορεί κάποιος να προβλέψει τις επόμενες τιμές μιας χρονοσειράς βασιζόμενος στις προηγούμενες τιμές του λευκού θορύβου.

ARMA model

Τα ARMA (Autoregressive Moving Average) μοντέλα είναι στατιστικά μοντέλα που συνδυάζουν τα χαρακτηριστικά των AR (Autoregressive) και MA (Moving Average) μοντέλων. Αυτά τα μοντέλα χρησιμοποιούνται επίσης για την πρόβλεψη χρονοσειρών. Ένα ARMA(p, q) μοντέλο συνδυάζει το AR(p) μοντέλο με το MA(q) μοντέλο. Συγκεκριμένα, χρησιμοποιεί τις p προηγούμενες τιμές της χρονοσειράς (AR όρος) και τις q προηγούμενες τιμές του λευκού θορύβου (MA όρος) για να προβλέψει την επόμενη τιμή. Ένα ARMA (1, 1) μοντέλο μπορεί να περιγραφεί από την ακόλουθη εξίσωση:

$$X(t) = c + \varphi * X(t - 1) + \theta * \varepsilon(t - 1) + \varepsilon(t) \quad (\text{Εξ. 10})$$

όπου $X(t)$ είναι η τιμή της χρονοσειράς στον χρόνο t , c είναι η σταθερά όρισης, φ είναι ο συντελεστής αυτοσυσχέτισης (autoregressive coefficient), θ είναι ο συντελεστής κίνησης (moving average coefficient), $X(t - 1)$ είναι η προηγούμενη τιμή της χρονοσειράς, $\varepsilon(t - 1)$ είναι η προηγούμενη τιμή του λευκού θορύβου και $\varepsilon(t)$ είναι η τρέχουσα τιμή του λευκού θορύβου. Με τη χρήση των ARMA μοντέλων, μπορείς να προβλέψεις τις επόμενες τιμές μιας χρονοσειράς, λαμβάνοντας υπόψη τόσο τον αυτοσυσχετισμό όσο και τη μέση τιμή του λευκού θορύβου.

ARIMA model

Τα ARIMA (Autoregressive Integrated Moving Average) μοντέλα είναι μια επέκταση των ARMA μοντέλων που λαμβάνουν υπόψη την έννοια της ολοκλήρωσης (integration). Τα ARIMA μοντέλα χρησιμοποιούνται επίσης για την πρόβλεψη χρονοσειρών και είναι ιδιαίτερα χρήσιμα για χρονοσειρές που εμφανίζουν τάση ή/και εποχικότητα. Τα ARIMA μοντέλα αποτελούνται από τρεις βασικές συνιστώσες: τον όρο (AR), τον όρο ολοκλήρωσης (I) και τον όρο κίνησης (MA). Ο όρος AR αντιπροσωπεύει την αυτοσυσχέτιση της χρονοσειράς, δηλαδή το πώς οι προηγούμενες τιμές επηρεάζουν την τρέχουσα τιμή. Ο όρος MA αντιπροσωπεύει την εξάρτηση της τρέχουσας τιμής από προηγούμενες τιμές του λευκού θορύβου. Ο όρος ολοκλήρωσης I αντιμετωπίζει την τάση της χρονοσειράς, εφαρμόζοντας μια διαδικασία ολοκλήρωσης για να μετατρέψει τη

χρονοσειρά σε στάσιμη χρονοσειρά. Ένα ARIMA(p, d, q) μοντέλο συνδυάζει τις τρεις συνιστώσες, όπου p είναι ο βαθμός του αυτοπαλίνδρομου όρου, d είναι ο βαθμός της ολοκλήρωσης και q είναι ο βαθμός του όρου κίνησης. Με τη χρήση των ARIMA μοντέλων, μπορείς να προβλέψεις τις επόμενες τιμές μιας χρονοσειράς, λαμβάνοντας υπόψη την αυτοσυσχέτιση, τη μέση τιμή του λευκού θορύβου και την τάση της χρονοσειράς.

SARIMA

Το SARIMA (Seasonal ARIMA) είναι ένα επέκταση του ARIMA μοντέλου που λαμβάνει υπόψη την εποχικότητα σε μια χρονοσειρά. Αντιμετωπίζει την τάση, την εποχικότητα και την αυτοσυσχέτιση των δεδομένων για την πρόβλεψη. Ένα SARIMA(p, d, q)(P, D, Q, s) μοντέλο συνδυάζει τις συνιστώσες του ARIMA με επιπλέον συνιστώσες που αφορούν την εποχικότητα. Οι παράμετροι p, d, q αναφέρονται στις αυτοπαλίνδρομες, ολοκληρωτικές και κινητές μέσες συνιστώσες, όπως στο ARIMA μοντέλο. Οι παράμετροι P, D, Q αντιπροσωπεύουν τις εποχιακές αυτοπαλίνδρομες, ολοκληρωτικές και κινητές μέσες συνιστώσες. Η παράμετρος s αναφέρεται στην περίοδο της εποχικότητας (π.χ. αν η εποχικότητα εμφανίζεται κάθε 12 μήνες, τότε $s=12$). Με τη χρήση του SARIMA μοντέλου, μπορείς να προβλέψεις τις επόμενες τιμές μιας εποχιακής χρονοσειράς, λαμβάνοντας υπόψη την τάση, την εποχικότητα και την αυτοσυσχέτιση των δεδομένων.

2.8.2.2 Multivariate

Πολυεπίπεδα Νευρωνικά Δίκτυα (MLP)

Τα MLP είναι αρχιτεκτονικές νευρωνικών δικτύων που αποτελούνται από πολλά επίπεδα νευρώνων. Κάθε επίπεδο αποτελείται από ένα σύνολο νευρώνων που συνδέονται με το προηγούμενο και το επόμενο επίπεδο. Σε ένα MLP μπορείς να έχεις πολλαπλές εισόδους και πολλαπλές εξόδους για να χειριστείς τις πολυμεταβλητές χρονοσειρές. Μπορείς να χρησιμοποιήσεις το MLP για προβλέψεις στον χρόνο, περνώντας ως είσοδο τις παρατηρήσεις από προηγούμενα χρονικά βήματα.

Αναδραστικά Νευρωνικά Δίκτυα (RNN)

Τα RNN είναι αρχιτεκτονικές που είναι σχεδιασμένες για να αντιμετωπίζουν ακριβώς τις χρονοσειρές. Ένα RNN αποτελείται από νευρώνες με αναδρομικές συνδέσεις, οι οποίες επιτρέπουν την επεξεργασία των προηγούμενων εισόδων καθώς και την αποθήκευση πληροφορίας κατά την πρόβλεψη. Τα RNN είναι ιδιαίτερα κατάλληλα για πολυμεταβλητές χρονοσειρές, καθώς μπορούν να αντιληφθούν τις σχέσεις μεταξύ των μεταβλητών καθώς και την εξέλιξη τους στον χρόνο.

GRU (Gated Recurrent Unit)

Είναι μια άλλη αρχιτεκτονική νευρωνικών δικτύων που χρησιμοποιείται για την ανάλυση και πρόβλεψη χρονοσειρών. Όπως και το LSTM, το GRU είναι ένα αναδραστικό νευρωνικό δίκτυο,

σχεδιασμένο να αντιμετωπίζει το πρόβλημα της μακροπρόθεσμης εξάρτησης σε ακολουθίες. Το GRU είναι πιο απλό από το LSTM, καθώς χρησιμοποιεί λιγότερες πύλες. Έχει μια "ενημερωτική πύλη" (update gate) που αποφασίζει πόση πληροφορία θα περάσει από το προηγούμενο βήμα στο τρέχον, και μια "πύλη επαναφοράς" (reset gate) που αποφασίζει πόση πληροφορία από το προηγούμενο βήμα θα αγνοηθεί. Το GRU χρησιμοποιεί επίσης την τρέχουσα είσοδο για να υπολογίσει τη νέα αναπαράσταση του κελιού. Η κύρια ιδέα του GRU είναι να επιτρέπει στο δίκτυο να αποφασίζει πόση πληροφορία θα διατηρηθεί από το παρελθόν και πόση νέα πληροφορία θα ενσωματωθεί. Αυτό του επιτρέπει να διαχειριστεί αποτελεσματικά τις μακροπρόθεσμες εξαρτήσεις και να αναπαράγει πληροφορία για τις ακολουθίες. Το GRU έχει χρησιμοποιηθεί με επιτυχία σε πολλές εφαρμογές πρόβλεψης χρονοσειρών, καθώς προσφέρει μια ισορροπημένη απόδοση ανάμεσα στην αποτελεσματικότητα και την απλότητα της αρχιτεκτονικής.

LSTM

LSTM (Long Short-Term Memory) είναι μια εξελιγμένη αρχιτεκτονική νευρωνικών δικτύων, η οποία ανήκει στην κατηγορία των αναδραστικών νευρωνικών δικτύων (RNNs). Ο σχεδιασμός του LSTM έγινε για να αντιμετωπίσει το πρόβλημα της απώλειας μακροπρόθεσμης μνήμης (long-term dependencies) που συνήθως συναντάμε σε κλασικά RNNs κατά την επεξεργασία μακροπρόθεσμων χρονοσειρών. Η βασική ιδέα του LSTM είναι η χρήση ειδικών μονάδων μνήμης, γνωστών ως "κελιά" (cells), τα οποία επιτρέπουν την αποθήκευση πληροφορίας για μεγάλα χρονικά διαστήματα. Κάθε κελί συνδυάζει τρεις διαφορετικές "πύλες" (gates) - την εισαγωγική πύλη (input gate), τη λησμονητική πύλη (forget gate) και την εξαγωγική πύλη (output gate) - που ελέγχουν τη ροή της πληροφορίας μέσα και έξω από το κελί. Η εισαγωγική πύλη ελέγχει πόση νέα πληροφορία θα εισέλθει στο κελί, η reset gate ελέγχει πόση πληροφορία θα διατηρηθεί ή ξεχαστεί από το προηγούμενο κελί, και η output ελέγχει πόση πληροφορία θα εξαχθεί από το κελί. Αυτός ο μηχανισμός επιτρέπει στο LSTM να αποθηκεύει πληροφορία για μεγάλα χρονικά διαστήματα και να ελέγχει τη ροή της πληροφορίας μέσα στο δίκτυο. Η αρχιτεκτονική του LSTM έχει αποδειχθεί επιτυχημένη σε πολλά προβλήματα πρόβλεψης χρονοσειρών, ιδίως όταν η χρονοσειρά παρουσιάζει μακροπρόθεσμες εξαρτήσεις και συνθήκες μνήμης. Το LSTM μπορεί να εφαρμοστεί σε πολυμεταβλητές χρονοσειρές όπως περιγράφηκε προηγουμένως, αντιμετωπίζοντας κάθε μεταβλητή ως μια διαφορετική είσοδο στο δίκτυο LSTM.

BiLSTM

BiLSTM (Bidirectional Long Short-Term Memory) είναι μια παραλλαγή της αρχιτεκτονικής LSTM, όπου δύο ανεξάρτητα LSTM δίκτυα τρέχουν ταυτόχρονα, ένα στην εμπρόσθια κατεύθυνση (forward direction) και ένα στην αντίθετη κατεύθυνση (backward direction). Κάθε δίκτυο αναλαμβάνει να επεξεργαστεί την ακολουθία εισόδου από την αρχή έως το τέλος, αλλά με διαφορετική κατεύθυνση. Η χρήση της διπλής κατεύθυνσης στο BiLSTM επιτρέπει στο μοντέλο να έχει πρόσβαση στην πληροφορία από το παρελθόν και το μέλλον της εισόδου ταυτόχρονα.

Κατά την εκπαίδευση, κάθε BiLSTM κελί ενημερώνεται χρησιμοποιώντας τόσο την προϋποθεσμική κατεύθυνση όσο και την αντίθετη κατεύθυνση, εξάγοντας συνεχώς ανανεωμένες αναπαραστάσεις για κάθε χρονικό βήμα της ακολουθίας. Η συνένωση των αναπαραστάσεων από τις δύο κατευθύνσεις μπορεί να γίνει με διάφορους τρόπους, όπως η συνένωση με επίπεδο επικάλυψης (concatenation) ή η συνένωση με επίπεδο προβολής (summing). Η τελική αναπαράσταση που προκύπτει από το BiLSTM μπορεί να χρησιμοποιηθεί για προβλέψεις ή για άλλες εργασίες πάνω στη χρονοσειρά. Τα δίκτυα BiLSTM είναι ιδιαίτερα χρήσιμα για προβλήματα που εξαρτώνται από το πλήρες περιεχόμενο της ακολουθίας εισόδου, όπως η μετάφραση, η αναγνώριση ονομάτων προσώπων, η αναγνώριση φωνής και η πρόβλεψη χρονοσειρών.

Υβριδικά Μοντέλα

Τα υβριδικά μοντέλα αναφέρονται σε αρχιτεκτονικές πρόβλεψης χρονοσειρών που συνδυάζουν πολλαπλές μεθόδους και μοντέλα για την πρόβλεψη. Η ιδέα πίσω από τα υβριδικά μοντέλα είναι να αξιοποιήσουν τα πλεονεκτήματα διαφόρων μεθόδων και να αντιμετωπίσουν τις αδυναμίες τους, προκειμένου να προσφέρουν βελτιωμένες προβλέψεις χρονοσειρών. Ένα υβριδικό μοντέλο μπορεί να συνδυάζει μεθόδους όπως τα αυτοσυναπτικά μοντέλα χρονοσειρών (ARIMA, SARIMA), μη γραμμικά μοντέλα όπως νευρωνικά δίκτυα (LSTM, GRU), μοντέλα μηχανικής μάθησης (SVM, Random Forests) και άλλες μεθόδους πρόβλεψης. Τα διάφορα μοντέλα ενσωματώνονται με κάποιον τρόπο, ώστε να συνεργάζονται για να παράγουν την τελική πρόβλεψη. Ο τρόπος συνδυασμού των μοντέλων μπορεί να γίνει με διάφορους τρόπους, όπως μεταβατικά μοντέλα (transition models), συνδυαστικά μοντέλα (ensemble models) ή ακόμη και μεταφορά μάθησης (transfer learning) από ένα μοντέλο σε άλλο. Ο σκοπός είναι να επιτευχθεί η καλύτερη δυνατή πρόβλεψη, αξιοποιώντας τις δυνατότητες των διαφόρων μοντέλων και μεθόδων. Τα υβριδικά μοντέλα μπορούν να είναι ιδιαίτερα αποτελεσματικά σε περιπτώσεις όπου οι χρονοσειρές έχουν πολύπλοκη δομή και απαιτούν πολλές παραμέτρους για να περιγραφούν. Η συνδυασμένη χρήση διαφορετικών μοντέλων μπορεί να βοηθήσει στην αντιμετώπιση της πολυπλοκότητας και να παρέχει πιο ακριβείς προβλέψεις.

2.9 Βασικές Έννοιες Τιμολόγησης

2.9.1 Προθυμία πληρωμής

Παρατηρείται ότι οι πελάτες έχουν συγκεκριμένες προσδοκίες αναφορικά με την ποιότητα και την τιμή των προϊόντων που σκοπεύουν να αγοράσουν, και συγκρίνουν την τιμή των προϊόντων με την αντίστοιχη αξία που τους αποδίδουν. Ουσιαστικά, οι πελάτες δεν εκτελούν απλά αγορές προϊόντων, αλλά αγοράζουν τα οφέλη ή, με άλλα λόγια, αγοράζουν τις υποσχέσεις που τους κάνει το εν λόγω προϊόν. Αν ο πελάτης θεωρεί ότι η τιμή του προϊόντος υπερβαίνει την αντίστοιχη αξία που του δίνει, τότε δεν θα προβεί στην αγορά του.

Η προθυμία πληρωμής (Willingness to Pay - WTP) μπορεί να επηρεαστεί από διάφορους παράγοντες, συμπεριλαμβανομένων:

1. Οικονομία: Όταν η οικονομία είναι ευημερούσα, οι άνθρωποι είναι πιο διατεθειμένοι να πληρώσουν περισσότερο για ένα προϊόν. Κατά τη διάρκεια μιας ύφεσης, παρατηρείται μείωση της προθυμίας πληρωμής.
2. Δημοφιλία ή εποχικότητα του προϊόντος: Είναι αυτονόητο ότι οι καταναλωτές θα είναι πρόθυμοι να πληρώσουν περισσότερο για ένα κοστούμι Αποκριάς τον Φεβρουάριο από ό,τι τον Μάρτιο. Το ίδιο ισχύει και για άλλες εορτές, εποχικά αντικείμενα και ούτω καθεξής. Ενώ η προθυμία πληρωμής ποικίλει κατά τη διάρκεια του έτους, είναι σχετικά εύκολο να παρακολουθείται από έτος σε έτος. Όταν ένα προϊόν γίνεται απίστευτα δημοφιλές, η προθυμία πληρωμής των ανθρώπων θα αυξηθεί. Αυτό είναι πιο δύσκολο να παρακολουθηθεί, επομένως πρέπει να παρακολουθούνται προσεκτικά οι αλλαγές που συμβαίνουν στην αγορά.
3. Σπανιότητα: Όταν οι καταναλωτές πιστεύουν ότι το προϊόν είναι σπάνιο ή δύσκολο να βρεθεί, θα είναι διατεθειμένοι να πληρώσουν περισσότερα για να το αποκτήσουν.
4. Ποιότητα: Όσο υψηλότερη είναι η ποιότητα ενός προϊόντος ή υπηρεσίας, τόσο περισσότεροι άνθρωποι θα είναι διατεθειμένοι να πληρώσουν για αυτό. Η πρόκληση εδώ είναι ότι οι αγοραστές συχνά χρησιμοποιούν την τιμή για να κρίνουν την ποιότητα. Δεν μπορούν να κρίνουν την ποιότητα ανεξάρτητα, επομένως εξαρτώνται από την τιμή. Αυτό συμβαίνει επειδή βιώνουν ότι προϊόντα υψηλής ποιότητας είναι πιο ακριβά σε προϊόντα όπου μπορούν να κρίνουν την ποιότητα. Έτσι, συσχετίζουν την τιμή με την ποιότητα.
5. Ανάγκες και επιθυμίες: Φυσικά, αν ένας καταναλωτής αισθάνεται ότι χρειάζεται ή επιθυμεί ένα προϊόν περισσότερο, θα είναι διατεθειμένος να πληρώσει περισσότερο. Εάν το προϊόν μπορεί να επηρεάσει θετικά έναν από τους στόχους του ή να επιλύσει ένα από τα προβλήματά του, η προθυμία πληρωμής θα είναι υψηλότερη.
6. Βιωσιμότητα: Είναι το προϊόν φιλικό προς τα ζώα ή περιβαλλοντικά βιώσιμο; Είναι η εταιρεία γνωστή για τη φροντίδα της σωματικής, ψυχικής και συναισθηματικής υγείας των εργαζομένων της; Μια μελέτη για την παγκόσμια βιωσιμότητα το 2021 έδειξε ότι το ένα τρίτο των πελατών (34%) είναι διατεθειμένο να πληρώσει περισσότερο για βιώσιμα προϊόντα και δηλώνουν ότι θα δεχόντουσαν μια προσαύξηση του 25% σε μέσο όρο.

Αυτοί οι παράγοντες επηρεάζουν την προθυμία πληρωμής των καταναλωτών και πρέπει να ληφθούν υπόψη κατά τον καθορισμό της τιμής ενός προϊόντος ή υπηρεσίας.

2.9.2 Ελαστικότητα ζήτησης

Οι Keat and Young [19] ορίζουν τη ζήτηση αγαθών και υπηρεσιών ως εξής: "Ποσότητες ενός αγαθού ή μιας υπηρεσίας που οι άνθρωποι είναι έτοιμοι να αγοράσουν σε διάφορες τιμές εντός κάποιου δεδομένου χρονικού διαστήματος, με άλλους παράγοντες εκτός από την τιμή να

παραμένουν σταθεροί." Άρα, με άλλα λόγια, η ζήτηση είναι η συμπεριφορά του καταναλωτή που αντανακλάται στις ποσότητες αγαθών και υπηρεσιών που αγοράζονται. Η ελαστικότητα τιμής, από την άλλη πλευρά, ορίζεται ως η ευαισθησία της ζήτησης στην αλλαγή της τιμής. Για παράδειγμα, μια μέτρηση της ποσοστιαίας μεταβολής της ζήτησης ενός προϊόντος που προκαλείται από μια μεταβολή ενός ποσοστού στην τιμή του προϊόντος ή της υπηρεσίας. Σύμφωνα με τους Keat and Young, όταν η ζήτηση ενός προϊόντος μεταβάλλεται περισσότερο σε ποσοστιαίους όρους από την τιμή του, η ζήτηση για το προϊόν είναι ελαστική τιμής. Όταν η ζήτηση για το προϊόν μετά αλλάζει λιγότερο από την τιμή του σε ποσοστιαίους όρους, η ζήτηση είναι ανελαστική. Με άλλα λόγια, όταν η ζήτηση είναι ελαστική, είναι λογικό να μειώνονται οι τιμές, ενώ στην περίπτωση της ανελαστικής ζήτησης οι τιμές θα πρέπει να αυξηθούν, αφού ο αντίστροφος αντίκτυπος στην ποσότητα που πωλείται θα είναι σχετικά μικρότερος. Συνεπώς, η ελαστικότητα τιμής της ζήτησης μπορεί να θεωρηθεί ως η σχέση μεταξύ τιμής και ζήτησης.

Καθώς ένας λογικός καταναλωτής τείνει να ακολουθεί τον καμπύλη ζήτησης, η σχέση μεταξύ τιμής και ζήτησης συνήθως είναι αντίστροφη. Αυτό οδηγεί στην ιδέα ότι η καμπύλη ζήτησης τείνει να είναι κατωφλιωτή και η ελαστικότητα τιμής αρνητική. Βασιζόμενοι στο βιβλίο των Keat and Young, η ελαστικότητα τιμής μπορεί γενικά να παρουσιαστεί ως εξής:

$$\frac{\frac{\Delta Quantity}{Quantity}}{\frac{\Delta Price}{Price}} = \frac{\% \Delta Quantity}{\% \Delta Price} \quad (Εξ. 11)$$

όπου το δέλτα είναι η απόλυτη μεταβολή. Υπάρχουν δύο συνηθισμένοι τρόποι για να υπολογιστεί η ελαστικότητα τιμής της ζήτησης: η ελαστικότητα τόξου και η ελαστικότητα σημείου. Η ελαστικότητα τόξου χρησιμοποιείται συνήθως από τους οικονομολόγους, ενώ η ελαστικότητα σημείου μπορεί να απομακρύνει ορισμένα προβλήματα που αντιμετωπίζονται όταν χρησιμοποιείται η ελαστικότητα τόξου. Η ελαστικότητα τόξου μπορεί γενικά να εκφραστεί ως εξής:

$$E_p = \frac{2(Q_2 - Q_1)}{Q_1 + Q_2} / \frac{2(P_2 - P_1)}{(P_1 + P_2)} \quad (Εξ. 12)$$

Όπου:

E_p = Συντελεστής ελαστικότητας τιμής

Q_1 = Αρχική ζητούμενη ποσότητα

Q_2 = Νέα ζητούμενη ποσότητα

P1 = Αρχική τιμή

P2 = Νέα τιμή

Η σχέση αυτή δίνει την ελαστικότητα της τιμής μεταξύ δύο σημείων, ωστόσο η ελαστικότητα τιμής ενός συγκεκριμένου σημείου εξαρτάται από την απόστασή του από το αρχικό σημείο τιμής, και έτσι δίνει διαφορετικά αποτελέσματα για την ελαστικότητα ανάλογα με τα σημεία τιμής. Παρόλο που η ελαστικότητα ζήτησης έχει τις αδυναμίες της, χρησιμοποιείται στην ανάλυση επειδή είναι ακόμα χρήσιμη για σκοπούς βελτιστοποίησης τιμών, όπως φαίνεται από την ανάλυση. Ένας άλλος τρόπος υπολογισμού της ελαστικότητας τιμής ζήτησης είναι να χρησιμοποιηθεί η μέθοδος των μεσοσημείων για να βρεθεί η σημειακή ελαστικότητα. Κατά τον υπολογισμό της σημειακής ελαστικότητας, παίρνεται η παράγωγος του K προς P και στην περίπτωση μιας γραμμικής καμπύλης ζήτησης, για την οποία θα χρησιμοποιηθεί επίσης σε αυτήν την εργασία, η παράγωγος ισούται με την κλίση της καμπύλης ζήτησης. Η σημειακή ελαστικότητα μπορεί να παρουσιαστεί ως εξής:

$$\varepsilon_p = (dQ * P_1)/(dP * Q_1) \quad (\text{Εξ. 13})$$

ε_p = Συντελεστής σημειακής ελαστικότητας

dQ/dP = Παράγωγος του Q ως προς P

Στην περίπτωση μιας γραμμικής συνάρτησης, η παράγωγος ισούται με την κλίση της καμπύλης ζήτησης, και η συνάρτηση μπορεί να παρουσιαστεί ως εξής:

$$\varepsilon_p = (\Delta Q * P_1)/(\Delta P * Q_1) \quad (\text{Εξ. 14})$$

Όπου:

ΔQ = Απόλυτη μεταβολή στην ποσότητα

ΔP = Απόλυτη μεταβολή στην τιμή

Αυτό απλοποιεί τους υπολογισμούς αργότερα στην ανάλυση στην περίπτωση που η καμπύλη ζήτησης είναι γραμμική, καθώς η παράγωγος είναι ήδη γνωστή.

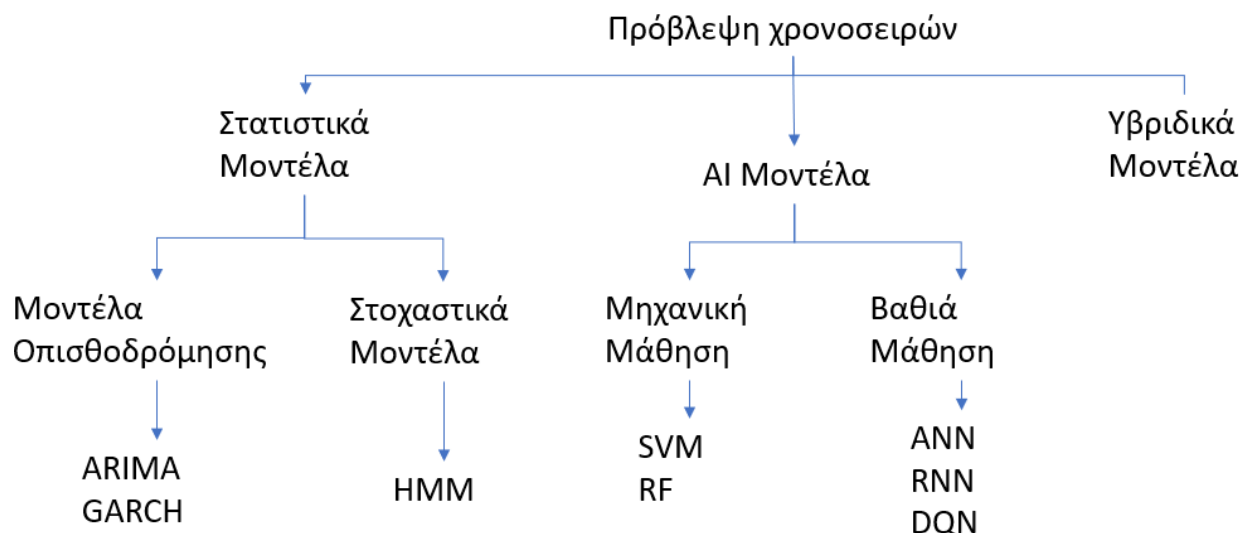
2.9.3 Ελαστικότητα ζήτησης και έσοδα

Ενώ η ελαστικότητα ζήτησης μπορεί να είναι χρήσιμη στην εκτίμηση της ζήτησης ως προς τις αλλαγές τιμής, μπορεί επίσης να χρησιμοποιηθεί για τη μεγιστοποίηση των εσόδων. Όπως παρουσιάστηκε προηγουμένως, η καμπύλη ζήτησης τείνει να είναι προς τα κάτω. Αυτό σημαίνει ότι όταν η τιμή αυξάνεται, η ποσότητα που ζητείται για το συγκεκριμένο προϊόν μειώνεται. Το

κύριο ερώτημα εδώ είναι πόσο μπορεί να μειωθεί η τιμή έτσι ώστε η εταιρεία να μην χάσει έσοδα, αλλά να αυξήσει την ποσότητα που πωλείται έτσι ώστε τα έσοδα να μεγιστοποιηθούν. Όταν η ζήτηση είναι ελαστική, μια μείωση της τιμής θα οδηγήσει σε υψηλότερα έσοδα, ενώ στην περίπτωση ανελαστικής ζήτησης θα μειωθούν τα έσοδα.

2.10 Πρόβλεψη Χρονοσειρών

Υπάρχουν τρεις βασικές κατηγορίες μεθόδων πρόβλεψης χρονοσειρών: το στατιστικό μοντέλο, το μοντέλο τεχνητής νοημοσύνης και ο συνδυασμός τους. Χωρίζονται σε υποκατηγορίες όπως φαίνεται παρακάτω στην Εικόνα 2.4.



Εικόνα 2.4: Μέθοδοι πρόβλεψης χρονοσειρών

Στην έρευνα των Tan et al. [20] αξιολογήθηκαν 84 μελέτες σχετικά με την πρόβλεψη χρονοσειρών για την δυναμική τιμολόγηση από το 2001 μέχρι το 2021 εξάγοντας το συμπέρασμα ότι οι στοχαστικές μέθοδοι για την προσέγγιση του προβλήματος της δυναμικής τιμολόγησης έχουν εγκαταλειφθεί. Στα μέσα της δεκαετίας του 2010 οι ερευνητές πειραματιζόταν με μεθόδους παλινδρόμησης και μηχανικής μάθησης μέχρι που εμφανίστηκε η βαθιά μηχανική μάθηση (DL).

Στην αναφορά [21] αναλογιζόμενοι την μη γραμμικότητα της τιμής των μετοχών, χρησιμοποιούν ένα συνδυασμό Attention Mechanism (AM), Multilayer Perception (MLP) και Bidirectional Long-Short Term Memory NN (BiLSTM). Ο AM χρησιμοποιείται για την αύξηση των βαρών σημαντικών πληροφοριών στο νευρωνικό δίκτυο, ο MLP για την ταχύτερη αλγοριθμική σύγκλιση ενώ το μοντέλο BiLSTM για την εξαγωγή πληροφοριών από τις χρονοσειρές των δεδομένων. Η διαφορά μεταξύ LSTM και BiLSTM έγκειται στο ότι η εκπαίδευση του πρώτου γίνεται προς τη

μια πλευρά (αριστερά προς τα δεξιά) ενώ του BiLSTM είναι αμφίδρομη. Οι συγγραφείς της μελέτης “The Performance of LSTM and BiLSTM in Forecasting Time Series” [22] καταλήγουν στο συμπέρασμα πως το BiLSTM εξάγει περισσότερη πληροφορία και προτείνουν την εφαρμογή του.

Οι Kessler and Schlosser [23] μελετάνε τη δυναμική τιμολόγηση με Reinforcement Learning (RL) τεχνικές σε συνθήκες ανταγωνισμού. Αναλύουν δύο αλγόριθμους RL, τους Deep Q-Networks (DQNs) και Soft Actor Critic (SAC). Ο DQN είναι ένας συχνά χρησιμοποιούμενος αλγόριθμος, μια εφαρμογή του Q-learning που ενσωματώνει NN για να υπολογίσει την τιμή μιας δράσης με δεδομένη την κατάσταση του περιβάλλοντος στο οποίο λειτουργεί. Έπειτα διαλέγει την δράση ανάλογα με την τιμή που υπολογίστηκε. Ο SAC ανήκει στην οικογένεια των policy gradient algorithms, οι οποίοι εμφανίζονται συχνά στην έρευνα σχετικά με την δυναμική τιμολόγηση όπως θα αποδειχθεί και παρακάτω. Διαπιστώνουν ότι και οι δυο αλγόριθμοι λειτουργούν ικανοποιητικά με τον Sac να αποδίδει οριακά καλύτερα.

Ένας ακόμη policy gradient αλγόριθμος είναι ο Proximal Policy Optimization (PPO) [24] ο οποίος χρησιμοποιήθηκε από τους Yang et al. [25] με σκοπό την δυναμική τιμολόγηση νωπών προϊόντων ώστε να μεγιστοποιηθεί το κέρδος και να περιοριστεί η σπατάλη. Ο PPO αποτελεί μια απλουστευμένη μορφή του TRPO χωρίς να υστερεί σε απόδοση.

Ο Deep Deterministic Policy Gradient (DDPG) χρησιμοποιείται από τους Liu Wang and Shi [26] για την κοστολόγηση ρεύματος επαναφόρτισης ηλεκτρικών οχημάτων. Όπως και ο SAC έτσι και ο DDPG είναι αλγόριθμος actor-critic της κατηγορίας policy gradient. Μεταξύ των τριών policy gradient αλγορίθμων όταν το κόστος δείγματος είναι ακριβό επιλέγουμε DDPG ή SAC ενώ όταν έχουμε αρκετά δεδομένα ο PPO προτιμάται καθώς είναι απλούστερος στην εφαρμογή, λιγότερο δαπανηρός χρονικά και ευέλικτος ως προς τις υπερ-παραμέτρους.

Ένας ακόμη αλγόριθμος που εντοπίζεται είναι ο State, Action, Reward, State (SARSA) που χρησιμοποιείται από τους Wang et al. [27]. Αποτελεί μια παραλλαγή του Q-learning αλγορίθμου με τη διαφορά να έγκειται στο ό,τι ακολουθεί διαφορετική διαδικασία στην ενημέρωση της τρέχουσας Q τιμής. Ένας άπληστος αλγόριθμος όπως είναι ο Q-learning επιλέγει την μέγιστη τιμή Q που μεγιστοποιεί το κέρδος. Αντίθετα ο SARSA ενημερώνει την τιμή Q εξερευνώντας νέες ενέργειες.

2.11 Δυναμική Τιμολόγηση και Περιβάλλον Αγοράς

Σε αυτό το υπο-κεφάλαιο θα μελετήσουμε την βιβλιογραφία σχετικά με την δυναμική τιμολόγηση. Λόγω του μεγάλου όγκου της βιβλιογραφίας σχετικά με το αντικείμενο, μια συνολική επισκόπηση καθίσταται δύσκολη. Αντιθέτως, θα περιγράψουμε το ευρύτερο πλαίσιο στο οποίο κινείται η μελέτη των τεχνικών δυναμικής τιμολόγησης με την χρήση μηχανικής μάθησης. Για την συνολική επισκόπηση απευθυνθείτε στην αναφορά [28].

Η πρώτη προσπάθεια χρήσης RL χρονολογείται στο 1998 όταν ερευνητές από το εργαστήριο IBM Watson πρότειναν μια μέθοδο δυναμικής τιμολόγησης πολλών πρακτόρων (multi-agent) βασιζόμενη σε μεθόδους RL και πιο συγκεκριμένα δυναμικού προγραμματισμού [29]. Οι ίδιοι ερευνητές τον επόμενο χρόνο εισήγαγαν την χρήση νευρωνικών δικτύων [30] αλλά και δέντρων παλινδρόμησης (regression trees) [31] σε συνδυασμό με Q-learning. Επίσης δημιούργησαν μια πλατφόρμα [32] για την ανάλυση της δυναμικής τιμολόγησης που χρησιμοποιεί διαφορετικές καμπύλες ζήτησης για την προσομοίωση της ελαστικότητας της τιμής. Μαζί με το Ίντερνετ εμφανίστηκε και οι προσδοκία μια φουτουριστικής, ανταγωνιστικής αγοράς από την οποία εμπνεύστηκε ο όρος Pricebot [33]. Πρόκειται για έναν ευφυή πράκτορα, βασισμένο σε μεθόδους μηχανικής μάθησης (Q-learning), που προσπαθεί να βελτιστοποιήσει την τιμή αγαθών και υπηρεσιών σε μια ανταγωνιστική αγορά.

Μια γενική εικόνα της δυναμικής τιμολόγησης στις ηλεκτρονικές επιχειρήσεις μας παρέχουν οι συγγραφείς της έρευνας [34] όπου εξετάζουν διαφορετικά μοντέλα και επεκτείνουν την χρήση RL στην δυναμική τιμολόγηση με μια απλή διαδικασία Poisson ως μοντέλο άφιξης νέων πελατών. Ο Vengeron [35] χρησιμοποιεί το Gradient-based θεώρημα πρώτη φορά για το πρόβλημα της δυναμικής τιμολόγησης. Το θεώρημα Policy-gradient και η χρήση της καθόδου βασισμένη στην κλίση (gradient descent) για την βελτιστοποίηση των νευρωνικών δικτύων είναι καθοριστικής σημασίας για τον τομέα της βαθιάς μηχανικής μάθησης.

Οι ερευνητές επίσης προσέγγισαν το πρόβλημα με δεδομένη ποσότητα διαθέσιμου εμπορεύματος το οποίο έπρεπε να διαθέσουν σε έναν πεπερασμένο χρόνο. Συνδύασαν RL (Q-learning) [36] με τον προκάτοχό του σημερινού deep learning ονόματι “self-organizing map” ή “map neural network”. Η προσομοίωση αξιολόγησης του μοντέλου υποθέτει κατανομή άφιξης Poisson και διακριτούς συντελεστές για την αβεβαιότητα της ζήτησης. Μια επακόλουθη [37] προσέγγιση Q-learning βασίζεται σε δεδομένα ζήτησης πραγματικού χρόνου και υποθέτει κατανομή γάμμα για την άφιξη των πελατών. Η προσομοίωση της πραγματικής αγοράς είναι ένα άκρως πολύπλοκο πρόβλημα και η βιβλιογραφία της είναι αρκετά περιορισμένη και προβληματική.

Μια σημαντική παρατήρηση είναι ότι η πλειοψηφία της βιβλιογραφίας, εκτός από την παράλειψη εμπειρικών αποδείξεων, συγκρίνει τον προτεινόμενο βελτιωμένο αλγόριθμο τους με τους πιο απλούς αλγορίθμους. Οι στατικές στρατηγικές τιμολόγησης αποδεικνύεται ότι μπορούν να νικηθούν ξανά και ξανά, αλλά λίγοι φαίνεται να λαμβάνουν υπόψη τους πώς επιδρούν οι αλγόριθμοι μηχανικής μάθησης όταν αξιολογούνται μεταξύ τους. Οι έρευνες στις οποίες οι συγγραφείς αναπτύσσουν πολλούς αλγορίθμους συνήθως συγκρίνουν τους αλγορίθμους μεταξύ τους, αλλά λείπουν συγκρίσεις της απόδοσης των προτεινόμενων αλγορίθμων με προηγμένους αλγορίθμους άλλων ερευνητών. Θα ήταν ιδιαίτερα ενδιαφέρον να δούμε, για παράδειγμα, πώς ένας αλγόριθμος ενίσχυσης μάθησης θα ανταποκρινόταν όταν αντιμετωπίζει ένα ανταγωνιστικό νευρωνικό δίκτυο. Ενδεχομένως, αυτή η έλλειψη κατάλληλων

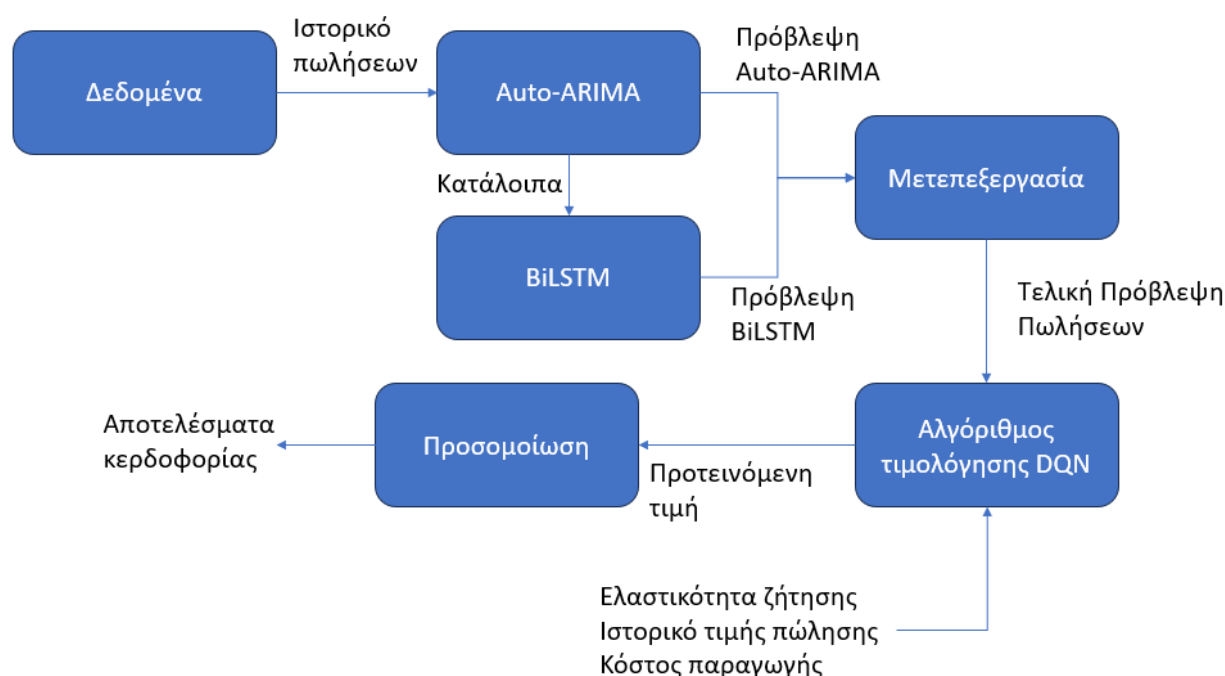
μεθόδων σύγκρισης να οφείλεται σε παραλλαγές στις υποκείμενες υποθέσεις της αγοράς, αλλά παρόλα αυτά, η αντικειμενική αξιολόγηση διαφορετικών προσεγγίσεων θα πρέπει να είναι δυνατή. Μια εκτενής μελέτη που αξιολογεί την επίδραση στην αγορά από πολλαπλούς έξυπνους πράκτορες θα ήταν χρήσιμη.

Κεφάλαιο 3. Σύστημα και Μεθοδολογία

3.1 Στόχος Προτεινόμενου Συστήματος

Σε αυτό το κεφάλαιο παρουσιάζεται η μεθοδολογία και γίνεται ανάλυση των τεχνικών που αναπτύχθηκαν για την επίλυση του προβλήματος της δυναμικής τιμολόγησης. Πιο συγκεκριμένα παρουσιάζεται η αρχική δομή των δεδομένων και η επεξεργασία που είναι απαραίτητο να γίνει σε αυτά προκειμένου να τα τροφοδοτήσουμε στα υπόλοιπα εργαλεία που χρησιμοποιούμε. Προσδιορίζεται ο τρόπος που υπολογίζουμε βασικά χαρακτηριστικά όπως η ελαστικότητα της ζήτησης ενός προϊόντος και η πρόβλεψη των μελλοντικών πωλήσεων. Παρουσιάζονται μέθοδοι λιγότερο ή περισσότερο αποτελεσματικές για το πρόβλημα της δυναμικής τιμολόγησης, καθώς και το περιβάλλον της αγοράς στο οποίο έγινε η προσομοίωση (Εικόνα 3.1).

Η δυσκολία που παρουσιάζεται στο συγκεκριμένο πρόβλημα οφείλεται στον περιορισμένο αριθμό διαθέσιμων πηγών που αναφέρονται στον τομέα του λιανικού εμπορίου. Κάθε κατάσταση παρέχει διαφορετική γκάμα προϊόντων και επικεντρώνεται σε διάφορα τμήματα της αγοράς. Κάθε επιχείρηση που χρησιμοποιεί δυναμική τιμολόγηση για τα προϊόντα της υιοθετεί διαφορετικούς αλγόριθμους και σπάνια αποκαλύπτει τους μηχανισμούς που χρησιμοποιεί, προκειμένου να αποτρέψει την εκμετάλλευσή τους από τους ανταγωνιστές της.



Εικόνα 3.1: Αρχιτεκτονική προτεινόμενης μεθοδολογίας

3.2 Δεδομένα και Προ-επεξεργασία

Στα πλαίσια της διπλωματικής χρησιμοποιήθηκαν δεδομένα από το ηλεκτρονικό κατάστημα Pharm24.gr. Τα δεδομένα είναι ανώνυμα και μοιρασμένα σε τέσσερα αρχεία.

Το πρώτο αρχείο αποτελείται από 820.537 μοναδικές παραγγελίες σε βάθος περίπου 6 χρόνων με τα δεδομένα να έχουν τα παρακάτω χαρακτηριστικά (Πίνακας 3.1):

- Κωδικός παραγγελίας
- Κωδικός πελάτη
- Ποσότητα πώλησης προϊόντος
- Κωδικός προϊόντος
- Τιμή προϊόντος
- Ημερομηνία αγοράς

Πίνακας 3.1: Χαρακτηριστικά πρώτου αρχείου

Χαρακτηριστικό	Όνομα Μεταβλητής	Τύπος Δεδομένων	Παράδειγμα
Κωδικός παραγγελίας	Orders_id	Αλφαριθμητικό	c214dd2c8d3a8282e5d297fe2babb60f
Κωδικός πελάτη	Customers_id	Αλφαριθμητικό	ec2dd97b3142e7a0d30517eb57998209
Ποσότητα πώλησης	Products_quantity	Ακέραιος	15
Κωδικός προϊόντος	Products_id	Αλφαριθμητικό	e8c9d6ea2dc1dc231d3efe83da289566
Τιμή προϊόντος	Price_per_unit	Δεκαδικό	2.45
Ημερομηνία αγοράς.	Date_purchased	Ημερομηνία	2019-07-03 18:29:47

Το δεύτερο αρχείο αποτελεί έναν χάρτη μεταξύ των κωδικών των προϊόντων και του stock keeping unit (SKU) κωδικού του. Τα χαρακτηριστικά του είναι τα εξής (Πίνακας 3.2):

- Κωδικός προϊόντος
- Κωδικός SKU

Πίνακας 3.2: Χαρακτηριστικά δευτέρου αρχείου

Χαρακτηριστικό	Όνομα Μεταβλητής	Τύπος Δεδομένων	Παράδειγμα
Κωδικός προϊόντος	Products_id	Αλφαριθμητικό	c214dd2c8d3a8282e5d297fe2babb60f
Κωδικός SKU	itemcode	Ακέραιος	ec2dd97b3142e7a0d30517eb57998209

Το τρίτο και το τέταρτο αρχείο (Πίνακας 3.3) περιέχουν στοιχεία σχετικά με την αγορά και τους ανταγωνιστές. Πιο συγκεκριμένα περιέχουν:

- Κωδικός SKU
- Τιμή ανταγωνιστή
- Κωδικός ανταγωνιστή
- Ημερομηνία λήψης δεδομένων
- Πωλήσεις αγοράς

Πίνακας 3.3: Χαρακτηριστικά τρίτου και τέταρτου αρχείου

Χαρακτηριστικό	Όνομα Μεταβλητής	Τύπος Δεδομένων	Παράδειγμα
Κωδικός SKU	SKU	Ακέραιος	800063
Τιμή ανταγωνιστή	Retail_price	Δεκαδικός	2.41
Κωδικός ανταγωνιστή	Competitor_name	Αλφαριθμητικό	Competitor 1
Ημερομηνία	Date	Ημερομηνία	2019-07-03

Η προεπεξεργασία δεδομένων είναι ένα σημαντικό βήμα στην ανάλυση και την επεξεργασία πληροφοριών. Ο λόγος πίσω από την ανάγκη προεπεξεργασίας είναι ότι τα πραγματικά δεδομένα συχνά παρουσιάζουν προκλήσεις και ατέλειες που καθιστούν την ανάλυσή τους δύσκολη και μπορεί να παραπλανήσουν τα αλγοριθμικά μοντέλα. Ορισμένα από τα συνηθισμένα λάθη που μπορεί να παρουσιάζονται στα δεδομένα περιλαμβάνουν:

- Απουσία δεδομένων: Ορισμένα πεδία μπορεί να είναι κενά ή να περιέχουν απουσιάζουσες τιμές, τις οποίες πρέπει να αντιμετωπίσουμε με κάποιον τρόπο.
- Διαφορετικές μορφές και τύποι δεδομένων: Οι τιμές μπορεί να έχουν διάφορες μορφές, όπως κείμενο, αριθμοί ή ημερομηνίες, και απαιτείται κανονικοποίηση και μετατροπή για ομοιομορφία.
- Λάθη στην εισαγωγή: Οι χρήστες μπορεί να κάνουν ορθογραφικά, συντακτικά ή λογικά λάθη κατά την εισαγωγή δεδομένων, που πρέπει να διορθωθούν ή να αποκλειστούν.
- Εξωκείμενα δεδομένα: Ορισμένα δεδομένα μπορεί να περιέχουν ανεπιθύμητες πληροφορίες ή αρνητική επίδραση, όπως ακραίες τιμές (outliers), που πρέπει να εξεταστούν και να αντιμετωπιστούν.
- Διπλότυπες εγγραφές: Υπάρχει πιθανότητα κάποια παραγγελία να έχει καταγραφεί πάνω από μια φορά.
- Ασυνεπείς τιμές: Κάποια προϊόντα είχαν την μορφή δώρων με αποτέλεσμα να έχουν καταγραφεί στο σύστημα με μηδενική τιμή, οπότε μετά διαγράφονται καθώς θα δημιουργούσαν προβλήματα στην μετέπειτα ανάλυση.

Συνολικά, η προεπεξεργασία δεδομένων είναι ζωτικής σημασίας για τη βελτίωση της ποιότητας των δεδομένων και την αποτελεσματική λειτουργία των αλγορίθμων μηχανικής μάθησης ή ανάλυσης δεδομένων που εφαρμόζονται στη συνέχεια. Αφού διορθώσουμε αυτού του είδους τα σφάλματα δημιουργούμε ένα data frame για κάθε προϊόν με indexes που αρχίζουν από την πρώτη μέρα που παρουσιάζεται στα δεδομένα μας και σε κάθε νέα σειρά προσαυξάνεται κατά μια εβδομάδα. Αθροίζουμε το σύνολο των πωλήσεων που έγιναν από το κατάστημα μας αλλά και από τους ανταγωνιστές στο διάστημα αυτής της εβδομάδας, αλλά υπολογίζουμε τον μέσο όρο των τιμών που πωλήθηκε το προϊόν από εμάς και τους ανταγωνιστές μας. Το τελικό data frame με το οποίο θα πορευτούμε και θα πραγματοποιήσουμε τα πειράματα έχει την μορφή του Πίνακα 3.4 παρακάτω. Χρειάζεται όμως προσοχή καθώς πρόκειται για διαδοσμένα ενός μοναδικού SKU. Επειδή πολλές φορές τα δεδομένα σχετικά με την αγορά μπορεί να ήταν ελλιπή τα αντίστοιχα κελιά εμφανίζουν Not A Number (NaN) τιμές.

Πίνακας 3.4: Το τελικό data frame

Index	Products Quantity	Price per Unit	Retail Price	Market Sales
2019-01-05	5	4.1248	4.5123	261
2019-01-12	4	4.1242	4.4491	270
2019-01-19	1	4.2665	Nan	Nan
2019-01-26	6	4.1256	4.4451	265

3.3 Ελαστικότητα

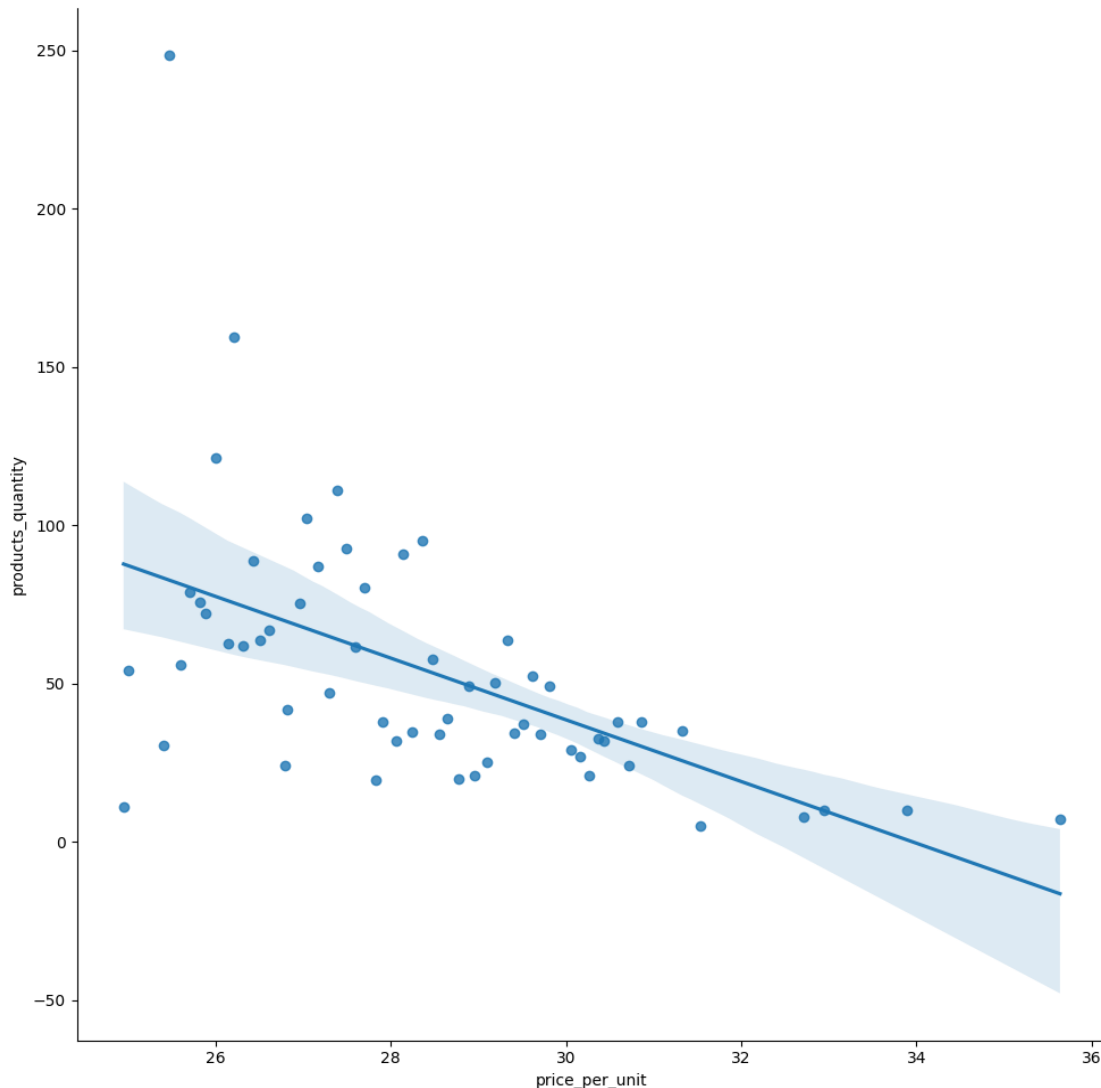
Ένα ακόμη χαρακτηριστικό που πρέπει να υπολογιστεί είναι αυτό της ελαστικότητας της ζήτησης. Όπως διαισθητικά μπορούμε να αντιληφθούμε, μια μεταβολή στην τιμή είθισται να έχει και τον ανάλογο αντίκτυπο στις πωλήσεις. Η ελαστικότητα υπολογίζεται από τον τύπο:

$$\varepsilon = \frac{p}{q} \frac{dq}{dp} \quad (\text{Εξ. 15})$$

- Όταν $|\varepsilon| > 1$ λέμε ότι η τιμή ενός προϊόντος είναι ελαστική. Σε αυτήν την περίπτωση, όταν $\%dq > \%dp$, υπάρχει μια αύξηση μεγαλύτερη του 1% στην ποσότητα που ζητείται για κάθε 1% μείωσης της τιμής. Σε αυτήν την περίπτωση, η διοίκηση θα έπρεπε να μειώσει την τιμή για να αυξήσει τα έσοδα.
- Όταν $|\varepsilon| < 1$ λέμε ότι η τιμή ενός προϊόντος είναι ανελαστική. Σε αυτήν την περίπτωση, όταν $\%dq < \%dp$, υπάρχει μια μείωση μικρότερη του 1% στην ποσότητα που ζητείται για κάθε 1% αύξησης της τιμής. Σε αυτήν την περίπτωση, η διοίκηση θα έπρεπε να αυξήσει την τιμή για να αυξήσει τα έσοδα.

Έχει παρατηρηθεί ότι οι επιχειρήσεις μπορούν να κοστολογήσουν ορισμένα προϊόντα (ανελαστικά) ακριβότερα χωρίς να μεταβληθεί η ζήτηση τους από τους καταναλωτές και κατ' επέκταση να αυξήσουν το κέρδος τους. Παραδείγματος χάριν τα τσιγάρα έχουν ελαστικότητα -0.5 [38], τα αυγά -0.1 [39], ενώ η πανεπιστημιακή εκπαίδευση σχεδόν 0 [40]. Σε αυτά τα προϊόντα θεωρητικά μπορούν άφοβα να αυξηθούν οι τιμές από τις επιχειρήσεις. Αντιθέτως τα αναψυκτικά έχουν τιμές από -3.8 έως -4.4 [41], ενώ τα αυτοκίνητα -2.8 [42]. Σε αυτού του είδους τα αγαθά η τιμολόγηση γίνεται πιο σύνθετη.

Έχει δημιουργηθεί εκ μέρους μας μια συνάρτηση η οποία υπολογίζει την ελαστικότητα κάθε προϊόντος. Προκειμένου να εξάγουμε την ελαστικότητα από τα δεδομένα μας δημιουργούμε ένα linear regression model και χρησιμοποιούμε από την βιβλιοθήκη της Python Statsmodel την μέθοδο ordinary least squares (OLS) για να εκτιμήσουμε τις παραμέτρους του μοντέλου. Από το dataframe χρησιμοποιούμε τα χαρακτηριστικά του αριθμού των πωλήσεων και την τιμή πώλησης ανά εβδομάδα. Πρακτικά υπολογίζουμε την κλίση συνάρτησης ζήτησης που προκύπτει από το regression model, όπως φαίνεται στην παρακάτω Εικόνα 3.2, από ένα τυχαίο προϊόν με ελαστικότητα -6,52.



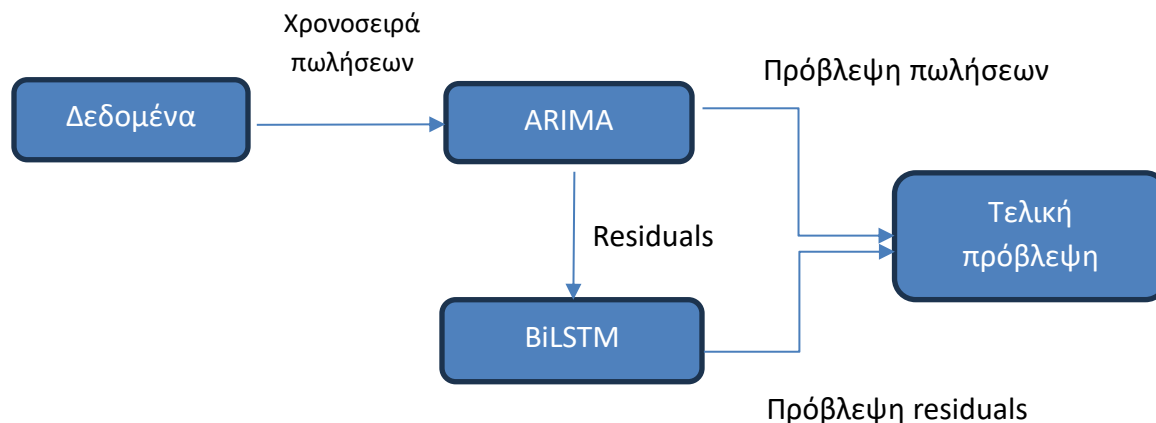
Εικόνα 3.2: Πωλήσεις συναρτήσει της τιμής

Την τιμή της ελαστικότητας που προκύπτει για το κάθε προϊόν θα την χρησιμοποιήσουμε μετέπειτα στην πρώτη εκδοχή του αλγόριθμου DQN προκειμένου να ανακαλύψουμε την μέγιστη τιμή που μεγιστοποιεί το κέρδος μας. Επίσης, θα χρησιμοποιηθεί στην προσομοίωση της αγοράς και πιο συγκεκριμένα στην μοντελοποίηση της συμπεριφοράς των καταναλωτών. Για κάθε διαφορετικό προϊόν που διαθέτει το κατάστημα μας διαφέρει και η θέληση του εκάστοτε αγοραστή να αγοράσει σε υψηλότερες τιμές.

3.4 Μοντελοποίηση Ζήτησης

Για την πρόβλεψη των πωλήσεων του εκάστοτε προϊόντος προτείνεται ένα υβριδικό σύστημα ARIMA-BiLSTM. Ουσιαστικά πρόκειται για μια παραλλαγή του ευρέως εφαρμοσμένου ARIMA-LSTM συστήματος που παρουσιάζει εγγυημένα αποτελέσματα. Η παραλλαγή με το Bidirectional

LSTM εμφανίζει βελτιωμένα αποτελέσματα σύμφωνα με τους Varsha et al. [43]. Η αρχιτεκτονική του συστήματος πρόβλεψης πωλήσεων είναι η ακόλουθη (Εικόνα 3.3):



Εικόνα 3.3: Αρχιτεκτονική πρόβλεψης πωλήσεων

Το μοντέλο ARIMA δέχεται ως είσοδο μια μονοδιάστατη χρονοσειρά, που στην παρούσα υλοποίηση είναι ο αριθμός των πωλήσεων μιας ποικιλίας προϊόντων σε βάθος πέντε ετών. Όπως αναφέρθηκε και νωρίτερα οι παρατηρήσεις μας έχουν ομαδοποιηθεί σε διαστήματα μιας εβδομάδας. Εναλλακτικά θα μπορούσαμε να μελετήσουμε είτε τον ημερήσιο, είτε τον μηνιαίο αριθμό πωλήσεων αλλά με βάση τα δεδομένα μας και τις δυνατότητες του μοντέλου ARIMA ο μηνιαίος είναι ο βέλτιστος διαχωρισμός.

Ένα μοντέλο ARIMA περιγράφεται από τρεις διαφορετικούς όρους. Ο όρος "p" αναφέρεται στην αριθμητική τιμή του αυτοπαλίνδρομου όρου (autoregressive term), ο οποίος περιγράφει την εξάρτηση μεταξύ της τρέχουσας παρατήρησης και προηγούμενων παρατηρήσεων. Ο όρος "d" αναφέρεται στον διαφοροποιημένο όρο (differencing term), ο οποίος χρησιμοποιείται για την εξάλειψη της τάσης ή της εποχικότητας από την χρονοσειρά. Συνήθως, αν υπάρχει ανάγκη για διαφοροποίηση, ο όρος "d" παίρνει την τιμή 1. Ο όρος "q" αναφέρεται στον όρο κινητής μέσης τιμής (moving average term), ο οποίος περιγράφει την εξάρτηση μεταξύ της τρέχουσας παρατήρησης και τυχαίων σφαλμάτων (εκείνων που δεν εξηγούνται από την autoregressive συνιστώσα). Έτσι, ένα μοντέλο ARIMA με τις παραμέτρους (p, d, q) ορίζει τον τρόπο με τον οποίο θα προσαρμοστεί στην χρονοσειρά και θα προβλέψει τις τιμές της. Για παράδειγμα, ένα μοντέλο ARIMA (1,1,2) έχει autoregressive όρο πρώτης τάξης (p=1), differencing όρο πρώτης τάξης (d=1) και moving average όρο πρώτης τάξης (q=2).

Συνήθως για να υπολογίσουμε τον ιδανικό συνδυασμό p,d,q σχεδιάζουμε τα γραφήματα Autocorrelation Function (ACF) και Partial Autocorrelation Function (PACF) από όπου

προκύπτουν το p και το q , αντίστοιχα. Για να βρούμε το d ελέγχουμε αν η χρονοσειρά μας είναι στάσιμη και αν δεν είναι αυξάνουμε το d μέχρι να γίνει. Αυτή η διαδικασία όταν γίνεται χειροκίνητα είναι αρκετά χρονοβόρα. Αυτονόητα συμπεραίνουμε ότι είναι μη υλοποιήσιμη όταν μιλάμε για ένα ηλεκτρονικό κατάστημα με χιλιάδες προϊόντα. Για να ξεπεράσουμε αυτόν τον σκόπελο μπορούμε να πραγματοποιήσουμε ένα grid-search με διάφορους πιθανούς συνδυασμούς p, d, q . Παραδειγματος χάρη αν ελέγχαμε για p από 0 έως 9, d από 0 έως 2 και q από 0 έως 9 θα είχαμε $10 \times 3 \times 10 = 300$ διαφορετικούς συνδυασμούς. Αυτό θα γίνει αυτόματα μέσω της βιβλιοθήκης `auto_Arima` που πραγματοποιεί αυτήν την διαδικασία. Η αξιολόγηση γίνεται με βάση διάφορα κριτήρια όπως το Akaike Information Criterion (AIC), Bayesian Information Criterion (BIC) κ.α. Ως βέλτιστο μοντέλο επιλέγεται αυτό με όρους p, d, q που ελαχιστοποιούν το κριτήριο αξιολόγησης. Στην υλοποίηση μας επιλέξαμε το AIC.

Ορισμένα προϊόντα από το κατάστημα εμφανίζουν και τάσεις εποχικότητας οπότε θα είχε νόημα να χρησιμοποιήσουμε εποχικά μοντέλα ARIMA. Αυτά περιγράφονται από επιπλέον όρους P, D, Q παρόμοιους με αυτούς των απλών μοντέλων ARIMA. Γίνεται εύκολα κατανοητό ότι σε συνδυασμό με τους επίσης απαραίτητους όρους p, d, q ο αριθμός των απαιτούμενων επαναλήψεων αυξάνεται εκθετικά. Ενδεικτικά, αν οι επιπλέον όροι είχαν παρόμοιο εύρος τιμών τότε θα προκύπταν $300 \times 300 = 90.000$ διαφορετικοί συνδυασμοί. Αυτή η υλοποίηση δοκιμάστηκε πειραματικά και κάθε προϊόν χρειαζόταν αρκετές ώρες προκειμένου να μοντελοποιηθεί η ζήτηση του, οπότε και δοκιμάστηκε μια διαφορετική προσέγγιση που περιορίσε τον χρόνο σε μερικά δευτερόλεπτα. Αυτή είναι σύμφωνα με τον Hyndman [48] η χρήση όρων Fourier για την μοντελοποίηση της εποχικότητας. Για παράδειγμα θεωρούμε το ακόλουθο μοντέλο:

$$y_t = a + \sum_{k=1}^K [a_k \sin \frac{2\pi kt}{m} + \beta_k \cos \frac{2\pi kt}{m}] + N_t \quad (\text{Εξ. 16})$$

Όπου N_t είναι μια διαδικασία ARIMA. Η τιμή του K επιλέγεται ελαχιστοποιώντας το AIC. Ακόμα κάποια από τα πλεονεκτήματα είναι:

- Επιτρέπει οποιοδήποτε μήκος εποχικότητας.
- Για δεδομένα με περισσότερες από μια εποχικές περιόδους, μπορεί να συμπεριλάβει όρους Fourier με διαφορετικές συχνότητες.
- Το εποχικό μοτίβο είναι ομαλό για μικρές τιμές του K (αλλά μπορεί να χειριστεί κυματοειδή εποχικότητα αυξάνοντας το K).

Το μοναδικό μειονέκτημα είναι ότι το μήκος της εποχικότητας (π.χ. 12 μήνες) θεωρείται σταθερό, σε πραγματικά δεδομένα όμως η εποχικότητα είναι όντως σταθερή.

3.4.1 BiLSTM

Εφόσον βρεθεί το βέλτιστο μοντέλο ARIMA και αποθηκεύσουμε τις προβλέψεις του, αποθηκεύουμε τα κατάλοιπα τους σε ένα νέο dataframe. Τα κατάλοιπα αποτελούν την διαφορά των προβλέψεων του μοντέλου από τις πραγματικές τιμές των δεδομένων εκπαίδευσης.

$$e_t = y_t - \hat{y}_t \quad (\text{Εξ. 17})$$

Στην συνέχεια κανονικοποιούμε τις τιμές των καταλοίπων έτσι ώστε οι τιμές τους να ανήκουν στο διάστημα $[0,1]$. Αυτού του είδους η κανονικοποίηση ονομάζεται min max scaling, βελτιώνει την ακρίβεια των προβλέψεων του νευρωνικού και προκύπτει εφαρμόζοντας τον παρακάτω τύπο:

$$\acute{x} = \frac{x - x_{\min}}{x_{\max} - x_{\min}} \quad (\text{Εξ. 18})$$

Τα νευρωνικά δίκτυα μαθαίνουν πώς να αντιστοιχίζουν ένα διάνυσμα εισόδου σε μια έξοδο από παραδείγματα που περιέχονται στο σύνολο δεδομένων εκπαίδευσης. Αρχικοποιούνται τυχαία τα βάρη της κάθε εισόδου με μια μικρή τυχαία τιμή και κάθε φορά ενημερώνονται με τρόπο που καθορίζεται από τον αλγόριθμο βελτιστοποίησης. Ωστόσο, εάν δεν εφαρμόσουμε κανονικοποίηση στα δεδομένα εισόδου του νευρωνικού, μπορεί να παρουσιαστεί ένα πρόβλημα. Η διαφορά στην τάξη μεγέθους του βάρους κάθε εισόδου και του σφάλματος μεταξύ της πρόβλεψης και της πραγματικής τιμής μπορεί να είναι μεγάλη. Αυτό θα οδηγήσει σε αργή ή ασταθή διαδικασία μάθησης. Η κανονικοποίηση είναι ένας τρόπος για να αντιμετωπίσουμε αυτό το πρόβλημα. Με την κανονικοποίηση, τα δεδομένα εισόδου μετασχηματίζονται έτσι ώστε να βρίσκονται σε ένα συγκεκριμένο διάστημα, συνήθως $[0, 1]$ ή $[-1, 1]$. Αυτό μπορεί να βοηθήσει στη σταθεροποίηση και επιτάχυνση της διαδικασίας μάθησης του νευρωνικού δικτύου. Παρακάτω παρουσιάζεται ένα παράδειγμα δεδομένων που προέρχονται από την κανονικοποίηση στο διάστημα $[0,1]$ και φαίνεται στον Πίνακα 3.5.

Στην συνέχεια, είναι απαραίτητο να καθορίσουμε τον βέλτιστο αριθμό προηγούμενων χρονικών στιγμών (lags) που θα εισάγεται ως είσοδος στο νευρωνικό αλλά και τον αριθμό των νευρώνων στο κρυφό επίπεδο. Για αυτό τον σκοπό, θα χρησιμοποιήσουμε την τεχνική grid-search για να υπολογίσουμε το σφάλμα που προκύπτει για κάθε συνδυασμό αριθμού προηγούμενων χρονικών περιόδων και αριθμό νευρώνων στο κρυφό επίπεδο του νευρωνικού. Το σύνολο δεδομένων εισόδου του νευρωνικού θα έχει την μορφή του Πίνακα 3.6.

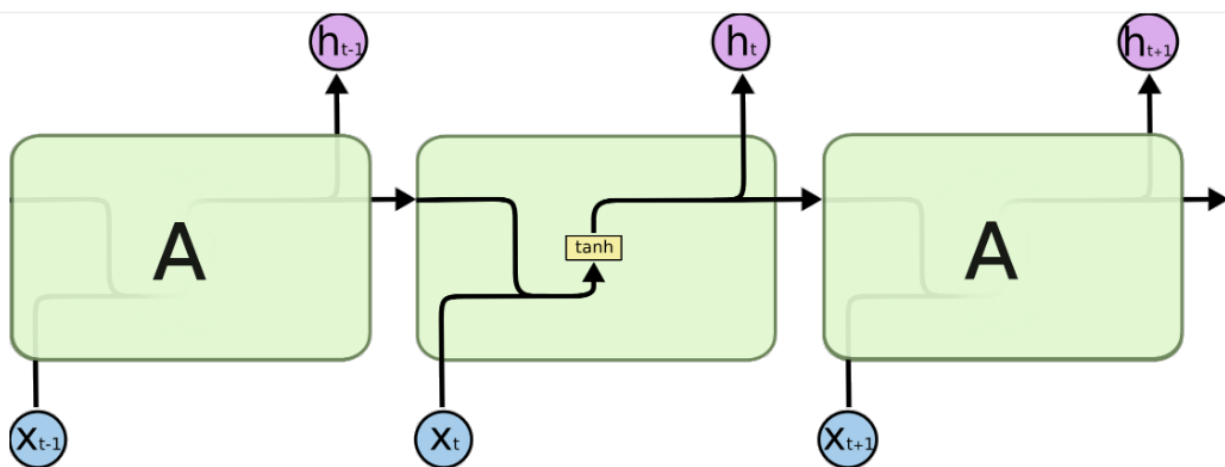
Πίνακας 3.5: Παράδειγμα δεδομένων που προέρχονται από την κανονικοποίηση στο διάστημα [0,1]

Week	Residuals
1	0.5445
2	0.5224
3	0.3982
4	0.4489

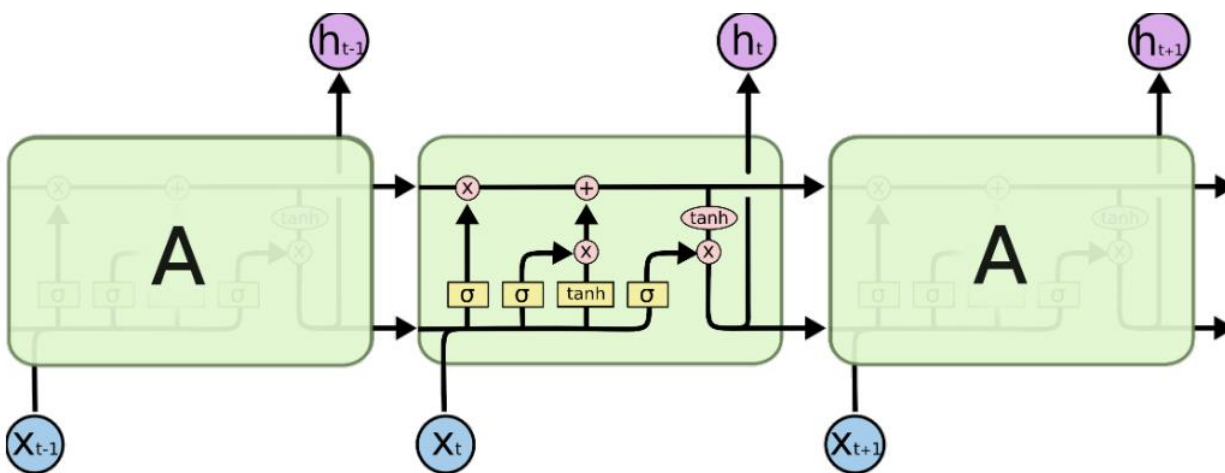
Πίνακας 3.6: Σύνολο δεδομένων εισόδου του νευρωνικού

	Var1(t-1)	Var1(t)
2	0.5445	0.5224
3	0.5224	0.3182
4	0.3782	0.4289
5	0.4789	0.3459

Αρχικά, προκειμένου να γίνει κατανοητό πως λειτουργεί ένα Bidirectional LSTM (BiLSTM), θα πρέπει πρώτα να εξηγήσουμε την λειτουργία ενός LSTM νευρωνικού δικτύου του οποίου αποτελεί παραλλαγή. Τα νευρωνικά δίκτυα LSTM είναι μια ειδική κατηγορία Αναδρομικών Νευρωνικών Δικτύων (RNN) (Εικόνα 3.4) που είναι ικανά να μάθουν μακροπρόθεσμες συναρτήσεις εξαρτήσεων (long-term dependencies). Λειτουργούν εξαιρετικά καλά σε μια μεγάλη ποικιλία προβλημάτων και πλέον χρησιμοποιούνται ευρέως. Τα LSTM είναι σχεδιασμένα ειδικά για να αποφύγουν το πρόβλημα της μακροπρόθεσμης εξάρτησης. Η σύνδεση πληροφοριών σε μεγάλα χρονικά διαστήματα είναι σχεδόν η αρχική συμπεριφορά τους. Τα LSTM, όπως και τα RNN, έχουν μια αλυσιδωτή δομή, αλλά το επαναλαμβανόμενο module έχει μια διαφορετική και πολύ πιο περίπλοκη δομή. Αντί να έχει ένα μόνο επίπεδο νευρωνικού δικτύου, υπάρχουν τέσσερα που αλληλοεπιδρούν μεταξύ τους (Εικόνα 3.5).

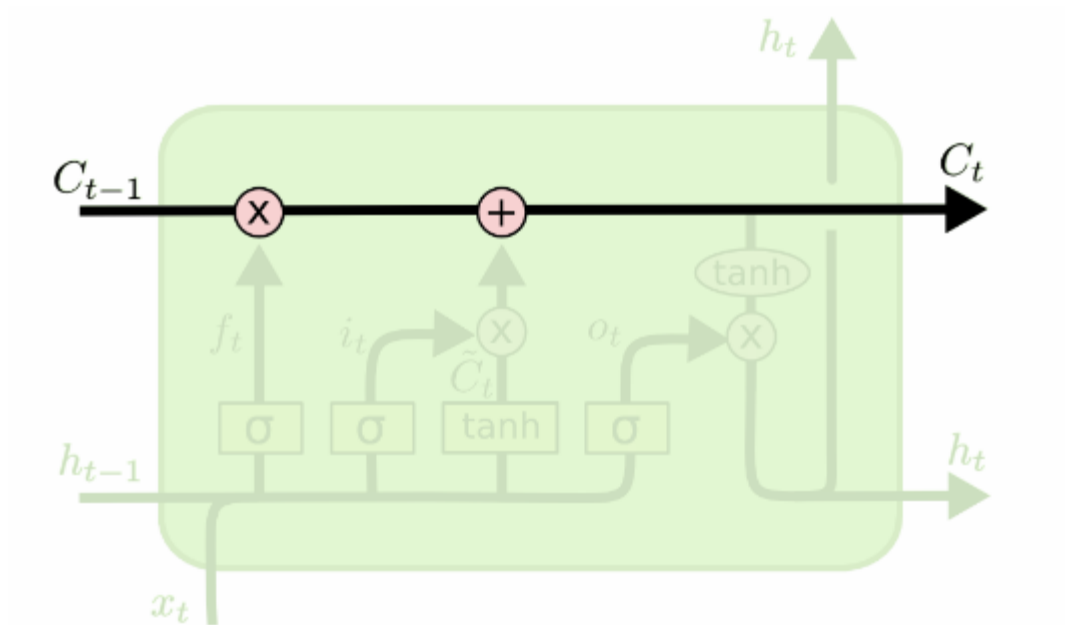


Εικόνα 3.4: RNN module



Εικόνα 3.5: LSTM module

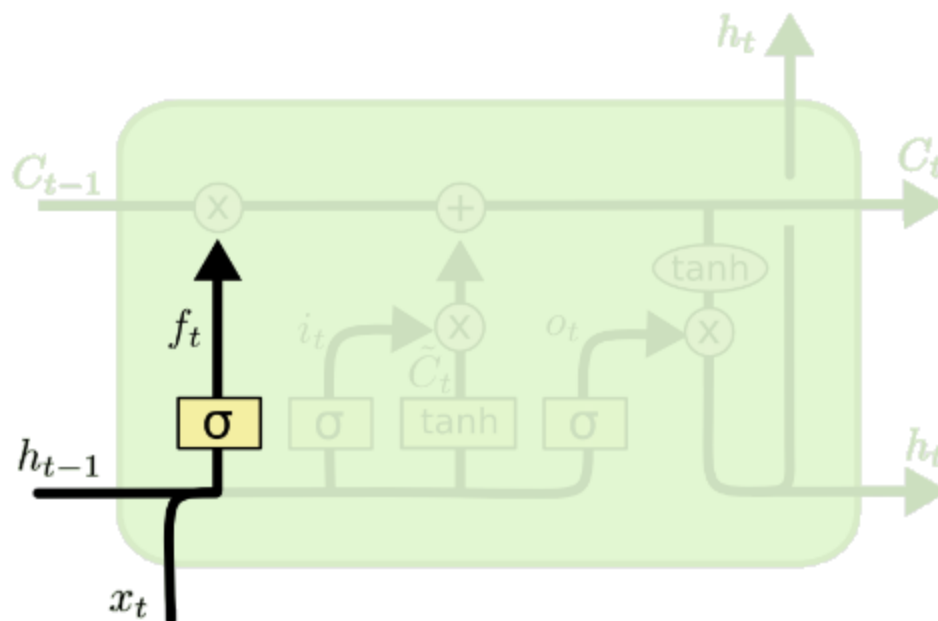
Τα δίκτυα LSTM χρησιμοποιούν το cell state για να διαχειρίζονται την πληροφορία που επιθυμούν να διατηρηθεί και αυτήν που θέλουν να αφαιρέσουν (Εικόνα 3.6).



Εικόνα 3.6: Cell State

Οι προσθέσεις και αφαιρέσεις αυτές επιτυγχάνονται μέσω δομών που ονομάζονται πύλες. Το πρώτο βήμα που εκτελεί το δίκτυο είναι να αποφασίσει ποια πληροφορία θα αφαιρεθεί από το cell state. Αυτή η απόφαση λαμβάνεται με τη βοήθεια ενός σιγμοειδούς επιπέδου που ονομάζεται "forget gate layer". Εξετάζοντας την προηγούμενη κατάσταση h_{t-1} και την τρέχουσα είσοδο x_t , παράγεται ως έξοδος ένας αριθμός μεταξύ 0 και 1 για κάθε τιμή στο cell state C_{t-1} . Ο αριθμός 1 σημαίνει ότι διατηρείται η συγκεκριμένη πληροφορία, ενώ ο αριθμός 0 σημαίνει ότι απομακρύνεται η πληροφορία. Στην εξίσωση παρακάτω παρουσιάζεται η εξίσωση για τον κόμβο της forget gate, όπου W_{fx} και W_{fh} είναι πίνακες με βάρη που αντιστοιχούν στις εισόδους των συναρτήσεων ενεργοποίησης του νευρωνικού και σ συμβολίζει τη σιγμοειδή συνάρτηση (Εικόνα 3.7).

$$f_t = \sigma(W_{fx}x_t + W_{fh}h_{t-1} + b_t) \quad (\text{Εξ. 19})$$

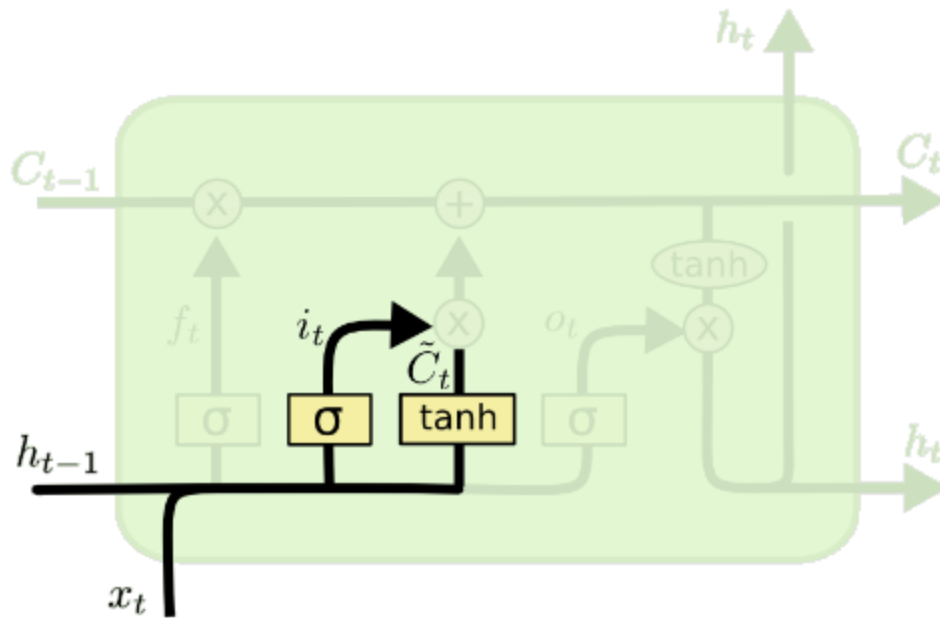


Εικόνα 3.7: Forget Gate

Στο επόμενο βήμα, πρέπει να αποφασιστεί ποια νέα πληροφορία θα αποθηκευτεί στο cell state. Αρχικά, ένα σιγμοειδές επίπεδο που ονομάζεται "input gate layer" αποφασίζει ποιες τιμές θα ενημερώσει (Εικόνα 3.8). Στη συνέχεια, ένα επίπεδο tanh δημιουργεί ένα διάνυσμα με νέες υποψήφίες τιμές, το οποίο ενδέχεται να προστεθεί στο state. Όμοια με την forget gate, οι παρακάτω δύο εξισώσεις αναφέρονται στην πύλη εισόδου (input gate) και στον κόμβο εισόδου (input node).

$$i_t = \sigma(W_{ix}x_t + W_{ih}h_{t-1} + b_i) \quad (\text{Εξ. 20})$$

$$C_t = \sigma(W_{gx}x_t + W_{gh}h_{t-1} + b_g) \quad (\text{Εξ. 21})$$

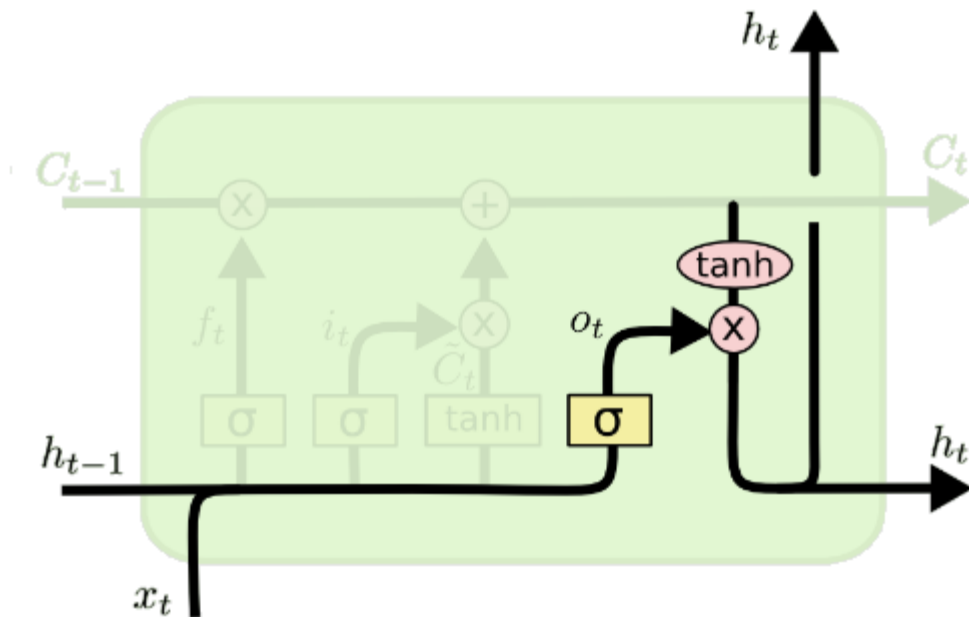


Εικόνα 3.8: Input Gate

Τέλος, πρέπει να αποφασιστεί ποια θα είναι η έξοδος του δικτύου, η οποία σε αυτή την περίπτωση θα είναι η πρόβλεψη για τον αριθμό των πωλήσεων στην επόμενη χρονική τιμή. Η έξοδος αυτή θα βασίζεται στο cell state, αλλά θα είναι μια φιλτραρισμένη μορφή του. Αρχικά, ένα σιγμοειδές επίπεδο αποφασίζει ποια μέρη του cell state θα εξαχθούν. Στη συνέχεια, το cell state περνά από ένα επίπεδο tanh (έτσι ώστε οι τιμές να βρίσκονται στο διάστημα -1 και 1) και πολλαπλασιάζεται με την έξοδο της σιγμοειδούς πύλης, έτσι ώστε η έξοδος να αποτελείται από τα μέρη του cell state που αποφασίσαμε να εξαχθούν (Εικόνα 3.9). Στην εξίσωση 22 παρουσιάζεται η εξίσωση της πύλης εξόδου (output gate), όπως προκύπτει από την πιο πάνω ανάλυση και στην εξίσωση 23 η τιμή εξόδου της κρυφής κατάστασης.

$$o_t = \sigma(W_{ox}x_t + W_{oh}h_{t-1} + b_o) \quad (\text{Εξ. 22})$$

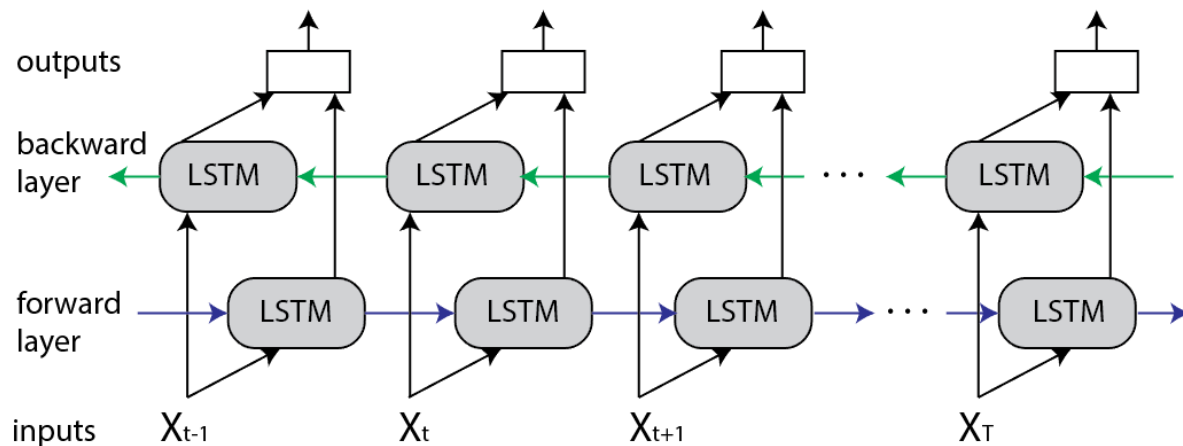
$$h_t = o_t * \tanh C_t \quad (\text{Εξ. 23})$$



Εικόνα 3.9: Output Gate

Ένα Διπλό LSTM (BiLSTM) είναι ένα αναδρομικό νευρωνικό δίκτυο που χρησιμοποιείται κυρίως στην επεξεργασία φυσικής γλώσσας. Αντίθετα από το τυπικό LSTM, η είσοδος ρέει και στις δύο κατευθύνσεις και είναι ικανό να εκμεταλλευτεί πληροφορίες από και τις δύο πλευρές, κάτι που το καθιστά ένα ισχυρό εργαλείο για τη μοντελοποίηση των σειριακών εξαρτήσεων μεταξύ λέξεων και φράσεων και στις δύο κατευθύνσεις της ακολουθίας (Εικόνα 3.10).

Το BiLSTM προσθέτει ένα ακόμη επίπεδο LSTM, το οποίο αντιστρέφει την κατεύθυνση της ροής της πληροφορίας. Αυτό σημαίνει ότι η είσοδος της ακολουθίας ρέει προς τα πίσω στο επιπρόσθετο επίπεδο LSTM, και στη συνέχεια συγκεντρώνονται οι έξοδοι από τα δύο επίπεδα LSTM με διάφορους τρόπους, όπως μέσο, άθροισμα, πολλαπλασιασμός ή συνένωση (concatenation).



Εικόνα 3.10: Δομή Bidirectional LSTM

Στη συνέχεια, για την αξιολόγηση της ακρίβειας των προβλέψεων που παράγει το δίκτυο, τα δεδομένα χωρίζονται σε σύνολα εκπαίδευσης και ελέγχου. Σε κάθε βήμα, το δίκτυο λαμβάνει ως είσοδο τον αριθμό των πωλήσεων και τη μέση τιμή πώλησης για έναν προκαθορισμένο αριθμό προηγούμενων χρονικών περιόδων. Αφού γίνει η πρόβλεψη για το επόμενο χρονικό βήμα, τότε ενημερώνεται το σύνολο δεδομένων εκπαίδευσης με τον πραγματικό αριθμό πωλήσεων κατά την χρονική περίοδο πρόβλεψης. Η διαδικασία αυτή επαναλαμβάνεται για όλες τις χρονικές περιόδους του συνόλου δεδομένων ελέγχου.

Αφού γίνει πρόβλεψη για όλες τις χρονικές περιόδους, η συνολική πρόβλεψη προκύπτει ως η διαφορά των επιμέρους προβλέψεων που προκύπτουν από το μοντέλο ARIMA και το νευρωνικό δίκτυο LSTM. Αυτό συμβαίνει επειδή το LSTM παράγει πρόβλεψη για την απόκλιση μεταξύ του πραγματικού αριθμού πωλήσεων και της πρόβλεψης του μοντέλου ARIMA. Δηλαδή:

$$\text{Τελική Πρόβλεψη} = \text{Πρόβλεψη ARIMA} - \text{Πρόβλεψη LSTM}$$

3.4.2 Παράμετροι νευρωνικού

Ορισμένες σημαντικές παράμετροι που επηρεάζουν την εκπαίδευση του νευρωνικού δικτύου LSTM περιλαμβάνουν:

- *nEpochs*: ο αριθμός των επαναλήψεων (epochs), δηλαδή το πλήθος των διεργασιών που εφαρμόζονται στο σύνολο των δεδομένων κατά τη διάρκεια της εκπαίδευσης.
- *nSamples*: ο αριθμός των δειγμάτων που χρησιμοποιούνται κατά την εκπαίδευση.
- *batchSize*: ο λόγος $nSamples / batchSize$ καθορίζει τον αριθμό των ενημερώσεων παραμέτρων που πραγματοποιούνται σε κάθε επανάληψη (epoch).

- **learningRate**: ο ρυθμός μάθησης του νευρωνικού δικτύου, ο οποίος εξαρτάται συνήθως από το εύρος των τιμών των δεδομένων και παίρνει συνήθως τιμές στο διάστημα [0, 1]. Οι αλλαγές του ρυθμού μάθησης μπορεί να συνδυάζονται με αλλαγές της συνάρτησης ενεργοποίησης.
- **loss function**: η συνάρτηση απώλειας, μέσω της οποίας υπολογίζεται το σφάλμα κατά τη διάρκεια της εκπαίδευσης.
- **activation function**: η συνάρτηση ενεργοποίησης του συγκεκριμένου επιπέδου του νευρωνικού δικτύου, η οποία καθορίζει την τιμή του κάθε κόμβου. Ορισμένες από τις πιο γνωστές συναρτήσεις ενεργοποίησης είναι η "relu" και η "tanh".

3.4.3 Αξιολόγηση αποτελεσμάτων

Για την αξιολόγηση της ακρίβειας του προτεινόμενου μοντέλου, χρησιμοποιούνται οι ακόλουθες μετρικές σφάλματος, που αναφέρθηκαν στο Κεφάλαιο 2.

$$MAE = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^n |actual_i - pred_{final_i}| \quad (Εξ. 24)$$

$$MSE = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^n (actual_i - pred_{final_i})^2 \quad (Εξ. 25)$$

$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{N} \sum_{i=1}^n (actual_i - pred_{final_i})^2} \quad (Εξ. 26)$$

- **pred_{finali}**: Η τελική πρόβλεψη που προκύπτει από τον συνδυασμό των επιμέρους προβλέψεων του μοντέλου ARIMA και του νευρωνικού δικτύου LSTM για τη χρονική περίοδο i.
- **actual_i**: Ο πραγματικός αριθμός πωλήσεων για την χρονική περίοδο i.
- **N**: Ο αριθμός των χρονικών περιόδων πρόβλεψης.

3.5 Δυναμική Τιμολόγηση με Βελτιστοποίηση Συνάρτησης

3.5.1 Επισκόπηση αλγορίθμου DQN

Σε αυτή την ενότητα, κάνουμε μια σύντομη ανασκόπηση του αρχικού αλγορίθμου DQN [1]. Ο στόχος του αλγορίθμου είναι να μάθει μια πολιτική δράσης που μεγιστοποιεί το συνολικό discounted cumulative reward (return) που κερδίζεται κατά τη διάρκεια T βημάτων χρόνου:

$$R = \sum_{t=0}^T \gamma^t r_t \quad (\text{Εξ. 27})$$

Μια τέτοια πολιτική μπορεί να οριστεί εάν γνωρίζουμε μια συνάρτηση που εκτιμά την αναμενόμενη επιστροφή βάσει της τρέχουσας κατάστασης και της επόμενης δράσης, υπό την προϋπόθεση ότι και όλες οι επόμενες ενέργειες θα πραγματοποιούνται σύμφωνα με την πολιτική:

$$Q^\pi(s, a) = E_{s,a}[R] \quad (\text{Εξ. 28})$$

Υποθέτοντας ότι αυτή η συνάρτηση (γνωστή ως Q-συνάρτηση) είναι γνωστή, η πολιτική μπορεί να οριστεί απλά ως εξής για τη μεγιστοποίηση της επιστροφής:

$$\pi(s) = \operatorname{argmax}_a Q(s, a) \quad (\text{Εξ. 29})$$

Μπορούμε να συνδυάσουμε τις παραπάνω ορισμένες σχέσεις σε ακόλουθη αναδρομική εξίσωση (η εξίσωση Bellman):

$$Q^\pi(s, a) = r + \gamma \max_{\hat{a}} Q(s', \hat{a}) \quad (\text{Εξ. 30})$$

Όπου s' και \hat{a} είναι η επόμενη κατάσταση και η δράση που πραγματοποιείται σε αυτήν την κατάσταση, αντίστοιχα. Εάν εκτιμήσουμε την Q-συνάρτηση χρησιμοποιώντας κάποιον approximator, τότε η ποιότητα της προσέγγισης μπορεί να μετρηθεί χρησιμοποιώντας τη διαφορά μεταξύ των δύο πλευρών αυτής της εξίσωσης:

$$\delta = Q^\pi(s, a) - (r + \gamma \max_{\hat{a}} Q(s', \hat{a})) \quad (\text{Εξ. 31})$$

Αυτή η τιμή ονομάζεται σφάλμα διαφοράς στον χρόνο (temporal difference error). Η κύρια ιδέα πίσω από τον DQN είναι να εκπαιδεύσουμε ένα βαθύ νευρωνικό δίκτυο να προσεγγίσει την Q-συνάρτηση, χρησιμοποιώντας το σφάλμα διαφοράς στον χρόνο ως συνάρτηση απώλειας. Στην ουσία, η διαδικασία εκπαίδευσης μπορεί να είναι απλή:

1. Αρχικοποίηση του δικτύου. Η είσοδός του αντιστοιχεί στον προγραμματισμό της κατάστασης, ενώ η έξοδος του είναι ένα διάνυσμα Q-τιμών για όλες τις δράσεις.

2. Για κάθε χρονικό βήμα:

- A. Υπολογίζονται οι τιμές Q χρησιμοποιώντας το δίκτυο.
- B. Εκτελείται η δράση με τη μέγιστη Q-τιμή και παρατηρείται η ανταμοιβή.
- C. Υπολογίζεται το σφάλμα διαφοράς σε χρόνο.
- D. Ενημερώνονται οι παράμετροι του δικτύου χρησιμοποιώντας τη στοχαστική καθοδήγηση βαθμίδας (stochastic gradient descent). Η συνάρτηση απώλειας προκύπτει από το σφάλμα διαφοράς σε χρόνο.

Ωστόσο, αυτή η απλή προσέγγιση είναι γνωστό πως είναι ασταθής κατά την εκπαίδευση σε πολύπλοκους μη γραμμικούς approximators, όπως τα βαθιά νευρωνικά δίκτυα. Το DQN αντιμετωπίζει αυτό το ζήτημα χρησιμοποιώντας δύο τεχνικές:

- **Replay Buffer:** Ένα από τα προβλήματα με την βασική διαδικασία εκπαίδευσης που περιεγράφηκε παραπάνω είναι ότι οι σειριακές παρατηρήσεις είναι συνήθως συσχετισμένες, ενώ η εκπαίδευση του δικτύου απαιτεί κατά κανόνα ανεξάρτητα δείγματα. Ο DQN αντιμετωπίζει αυτό το πρόβλημα συγκεντρώνοντας πολλές παρατηρήσεις μεταβάσεων (s, a, r, s') σε έναν buffer και τυχαία δειγματοληπτεί batches μεταβάσεων για την εκπαίδευση του δικτύου. Ο buffer επιλέγεται συνήθως να είναι αρκετά μεγάλος ώστε να ελαχιστοποιεί τους συσχετισμούς μεταξύ των δειγμάτων.
- **Target Networks:** Το δεύτερο πρόβλημα με τη βασική διαδικασία είναι ότι οι παράμετροι του δικτύου ενημερώνονται βάσει της συνάρτησης απώλειας που υπολογίζεται χρησιμοποιώντας τιμές Q που παράγονται από το ίδιο δίκτυο. Με άλλα λόγια, ο στόχος μάθησης κινείται ταυτόχρονα με τις παραμέτρους που προσπαθούμε να μάθουμε, καθιστώντας τη διαδικασία βελτιστοποίησης ασταθή. Ο DQN αντιμετωπίζει αυτό το ζήτημα διατηρώντας δύο αντίγραφα του δικτύου. Το πρώτο χρησιμοποιείται για να πραγματοποιεί δράσεις και ενημερώνεται συνεχώς, όπως περιεγράφηκε παραπάνω. Το δεύτερο, που ονομάζεται δίκτυο στόχου, είναι μια καθυστερημένη αντιγραφή του πρώτου και χρησιμοποιείται ειδικά για να υπολογίσει τιμές Q για τη συνάρτηση απώλειας (δηλαδή τον στόχο). Αυτή η τεχνική βοηθά στη σταθεροποίηση της διαδικασίας μάθησης.

Συνδυάζοντας τη βασική διαδικασία μάθησης με αυτές τις δύο ιδέες, παίρνουμε τον αλγόριθμο DQN (Εικόνα 3.11):

Αλγόριθμος Deep Q Network (DQN)

1. Parameters and initialization:
 - a. φ – parameters of the policy network Q_φ
 - b. φ_{targ} – parameters of the target network $Q_{\varphi_{targ}}$
 - c. α -learning rate
 - d. N - batch size
 - e. T_u – frequency of target updates
 - f. Initialize $\varphi_{targ} = \varphi$
2. For $t = 1, \dots, Max_steps$ do:
 - a. Choose the action and save transition $Q_\varphi(s_t, \alpha_t)$
 - b. Execute the and save the transition $(s_t, \alpha_t, r_t, s'_t)$ in the buffer.
 - c. Update the policy network.
 - i. Sample a batch of N transitions from the buffer.
 - ii. Calculate target Q-values for each sample in the batch:

$$y_i = r_i + \gamma \max_{a'} Q_{\varphi_{targ}}(s', a')$$

Where $Q(s, a) = 0$ for the last states of the episode (initial condition)
 - iii. Calculate the loss: $L(\varphi) = \frac{1}{N} \sum (y_i - Q_\varphi(s_i, a_i))^2$
 - iv. Update the networks parameters: $\varphi = \varphi - \alpha \nabla_\varphi L(\varphi)$
 - d. If $t \bmod T_u = 0$ then
 - i. Update the target network: $\varphi_{targ} \leftarrow \varphi$

Εικόνα 3.11: Ψευδοκώδικας DQN

Το τελευταίο ζήτημα που πρέπει να αντιμετωπίσουμε είναι πώς επιλέγεται η δράση με βάση τις Q-τιμές που εκτιμώνται από το δίκτυο. Μια πολιτική που πάντα επιλέγει τη δράση με τη μέγιστη Q-τιμή δεν θα λειτουργήσει καλά, καθώς η διαδικασία μάθησης δεν θα εξερευνήσει επαρκώς το περιβάλλον, οπότε και επιλέγουμε να τυχαιοποιήσουμε την διαδικασία επιλογής δράσης. Πιο συγκεκριμένα, επιλέγουμε μια ε-greedy πολιτική η οποία επιλέγει την δράση με την μέγιστη τιμή Q με πιθανότητα $1-\epsilon$ και μια τυχαία δράση με πιθανότητα ϵ . Αρχικά επιλέγουμε μια μεγάλη τιμή ϵ την οποία μειώνουμε σταδιακά με κάθε επεισόδιο εκπαίδευσης.

3.5.2 Καθορισμός συνάρτησης κέρδους DQN

Στο Deep Q-Network, η συνάρτηση κέρδους (ή απλά "κέρδος") αποτελεί τον πυρήνα της αλγοριθμικής δομής και αναπαριστά τον τρόπο με τον οποίο τα τεχνητά νευρωνικά δίκτυα αντιλαμβάνονται το περιβάλλον, μαθαίνουν από την αλληλεπίδρασή τους με αυτό και βελτιώνουν την απόδοσή τους. Η συνάρτηση κέρδους είναι υπεύθυνη για την εκτίμηση της σημερινής ποιότητας μιας ενέργειας (action) που λαμβάνεται από τον αλγόριθμο σε μια συγκεκριμένη κατάσταση (state). Στο πλαίσιο του DQN, αυτή η συνάρτηση εκπαιδεύεται να προβλέπει την προσεγγιστική τιμή του κέρδους για μια ενέργεια που λαμβάνεται σε μια συγκεκριμένη κατάσταση.

Στην υλοποίηση μας η συνάρτηση αυτή είναι το γινόμενο της διαφοράς της τιμής πώλησης ενός προϊόντος με το κόστος του για την εταιρεία επί τον συνολικό αριθμό πωλήσεων. Στην παρακάτω εξίσωση p_i είναι η τιμή του προϊόντος i , c_i είναι το κόστος του και d_i το σύνολο των πωλήσεων.

$$reward_i = (p_i - c_i) * d_i \quad (Εξ. 32)$$

Πρέπει λοιπόν να υπολογίσουμε την ζήτηση d_i . Για αυτό τον σκοπό ανατρέχουμε στην έρευνα [43]. Σύμφωνα με τους συγγραφείς χρειαζόμαστε να υπολογίσουμε 3 στοιχεία.

- **Μοντελοποίηση ζήτησης.** Μια κανονική προσέγγιση για την μοντελοποίηση της ζήτησης σε προβλήματα τιμολόγησης είναι να υποθέσουμε ότι η συνάρτηση ζήτησης προέρχεται από μια οικογένεια παραμετρικών μοντέλων και στη συνέχεια να εκτιμήσουμε τις παραμέτρους της υποκείμενης συνάρτησης χρησιμοποιώντας στατιστικές τεχνικές. Η παραμετρική μοντελοποίηση έχει γίνει ιδιαίτερα δημοφιλής επειδή επιτρέπει την κατασκευή απλών, ευκατανοήτων μοντέλων και επίσης διευκολύνει τους αλγόριθμους απλής τιμολόγησης. Ωστόσο, τα μοντέλα που χρησιμοποιούνται κατά κόρον, τόσο παραμετρικά όσο και μη παραμετρικά, στη μοντελοποίηση της ζήτησης τείνουν να υποθέτουν ότι η υποκείμενη συνάρτηση ζήτησης είναι στάσιμη. Στην πραγματικότητα, η συνάρτηση ζήτησης δεν είναι στάσιμη και είναι αναγκαίο να μοντελοποιήσουμε τον δυναμικό χαρακτήρα της συνάρτησης ζήτησης στα πραγματικά συστήματα τιμολόγησης. Για να το κάνουμε αυτό, προσαρμόζουμε τις συνήθως χρησιμοποιούμενες συναρτήσεις ζήτησης για να λαμβάνουν υπόψη τις δυνατές αλλαγές στην υποκείμενη συνάρτηση ζήτησης. Όπως προαναφέρθηκε, μια συχνά χρησιμοποιούμενη συνάρτηση ζήτησης είναι το μοντέλο σταθερής ελαστικότητας, το οποίο μοντελοποιεί τη ζήτηση για το προϊόν i ως:

$$d_i(p_i) = f_i\left(\frac{p_i}{p_{0,i}}\right)^{\gamma_{*,i}} \quad (Εξ. 33)$$

Εδώ $d_{i,t}, p_i$ είναι η ζήτηση του προϊόντος i στην τιμή $p_{o,i}$, f_i είναι η βάση ζήτησης του προϊόντος i και $\gamma_{*,i} < -1$ είναι η ελαστικότητα της τιμής του προϊόντος i . Για να λάβουμε υπόψη δυνατές αλλαγές στην υποκείμενη συνάρτηση ζήτησης, αντί για αυτό, μοντελοποιούμε τη συνάρτηση ζήτησης, στο χρόνο t για το προϊόν i , χρησιμοποιώντας την ακόλουθη εξίσωση:

$$d_{i,t}(p_i) = f_{i,t} \left(\frac{p_i}{p_{i,t-1}} \right)^{\gamma_{*,i}} \quad (\text{Εξ. 34})$$

Εδώ $f_{i,t}$ είναι η πρόβλεψη της ζήτησης για το προϊόν i την χρονική στιγμή t , p_i είναι η τιμή πώλησης την τρέχουσα χρονική περίοδο και $p_{i,t-1}$ την προηγούμενη χρονική περίοδο.

- **Πρόβλεψη ζήτησης.** Αυτό το “εξάρτημα” έχει υλοποιηθεί όπως περιγράφεται στο Κεφάλαιο 3.4.
- **Ελαστικότητα τιμής.** Έχει επίσης υλοποιηθεί όπως περιγράφεται στο Κεφάλαιο 3.3.

Αν υποθέσουμε ότι η τιμή $p_{i,t}$ απέχει ελάχιστα από την τιμή $p_{i,t-1}$ τότε η προηγούμενη εξίσωση μπορεί να γραφτεί και ως:

$$d_{i,t}(p_i) \approx f_{i,t} + (p_i - p_{i,t-1}) \frac{f_{i,t} \gamma_{*,i}}{p_{i,t-1}} \quad (\text{Εξ. 35})$$

Παρακάτω θα αναλύσουμε το περιβάλλον προσομοίωσης με βάση το οποίο αξιολογείται ο αλγόριθμος μας. Το περιβάλλον αποτελείται από καταναλωτές που είναι ευαίσθητοι στην διαφορά τιμών μεταξύ των εμπορών. Η προηγούμενη μεθοδολογία περιγράφει μια υλοποίηση όπου η ζήτηση μεταβάλλεται με βάση την τρέχουσα και την προηγούμενη τιμή του δικού μας καταστήματος. Αυτό θα είχε νόημα για την εφαρμογή προσωρινών εκπτώσεων για την ενίσχυση της ζήτησης. Για αυτό τον λόγο εμπνεόμενοι από την προηγούμενη εξίσωση αντικαθιστούμε τον όρο $p_{i,t-1}$ με τους όρους p_{mean} και p_{min} που συμβολίζουν την μέση και την ελάχιστη τιμή της αγοράς.

$$d_{i,t}(p_i) \approx f_{i,t} + (p_i - p_{mean}) \frac{f_{i,t} \gamma_{*,i}}{p_{mean}} + (p_i - p_{min}) \frac{f_{i,t} \gamma_{*,i}}{p_{min}} \quad (\text{Εξ. 36})$$

Καταλήγουμε ότι η συνάρτηση κέρδους γράφεται ως:

$$reward_i = (p_i - c_i) * (f_{i,t} + (p_i - p_{mean}) \frac{f_{i,t} Y_{*,i}}{p_{mean}} + (p_i - p_{min}) \frac{f_{i,t} Y_{*,i}}{p_{min}}) \quad (Εξ. 37)$$

3.6 Περιβάλλον Προσομοίωσης

Για να δοκιμάσουμε το αναπτυγμένο σύστημα τιμολόγησης, πραγματοποιήθηκε μια προσομοίωση χρησιμοποιώντας ένα εικονικό περιβάλλον, το οποίο προσομοιώνει τις συνθήκες της πραγματικής αγοράς. Σκοπός ήταν να δοκιμαστούν και να βελτιστοποιηθούν, αν απαιτείται, οι αλγόριθμοι τιμολόγησης και οι παράμετροί τους. Επιπλέον, μέσω της προσομοιωμένης αγοράς, μπορέσαμε να εξετάσουμε τον τρόπο με τον οποίο διαπερνούν και αλληλοεπιδρούν οι διάφοροι αλγόριθμοι, καθώς και την αποτελεσματικότητά τους. Μέσω αυτής της διαδικασίας, μπορέσαμε να αξιολογήσουμε τους αλγορίθμους και τις τιμές που προτάθηκαν υπό ρεαλιστικές συνθήκες, πλησιέστερες στην πραγματική αγορά, με στόχο την αποφυγή κινδύνων από μη βέλτιστες επιλογές κατά την μετάβαση στο πραγματικό περιβάλλον. Επίσης το ίδιο περιβάλλον χρησιμοποιήθηκε για την εκπαίδευση του *dqn* agent. Το περιβάλλον είναι εμπνευσμένο από το [44] και το [45].

Η προσομοιωμένη αγορά μας είναι μια πεπερασμένη αγορά που διαρκεί για έναν καθορισμένο αριθμό χρονικών βημάτων και πιο συγκεκριμένα 24 εβδομάδες κατά τη διάρκεια των οποίων οι πωλητές διαθέτουν μια άπειρη ποσότητα αγαθών προς πώληση. Σε κάθε χρονικό βήμα, οι πωλητές δημοσιεύουν τις τιμές τους ταυτόχρονα, ενώ οι πελάτες έρχονται με την ελπίδα να αγοράσουν αγαθά αν η τιμή είναι "σωστή". Η αγορά λήγει όταν ο καθορισμένος αριθμός περιόδων έχει παρέλθει.

Χρησιμοποιούμε τις παρακάτω παραμέτρους για να αρχικοποιήσουμε την αγορά, όπως παρατίθενται στον Πίνακα 3.7:

Πίνακας 3.7: Παράμετροι της αγοράς που χρησιμοποιήθηκαν στην προσομοίωση

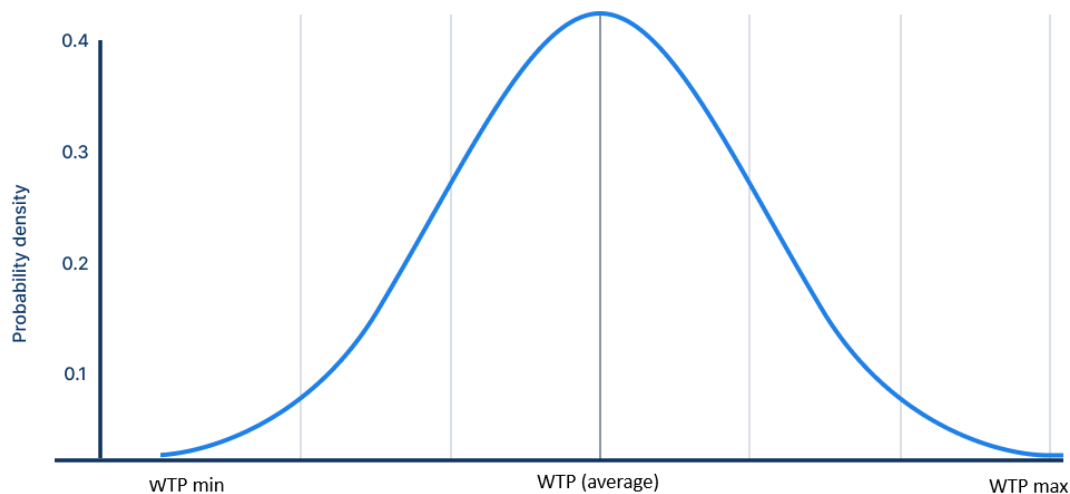
Παράμετροι Αγοράς	Μορφή
Ο αριθμός καταναλωτών <i>B</i>	Ακέραιος
Ο αριθμός πωλητών <i>S</i>	Ακέραιος
Οι χρονικές περίοδοι προσομοίωσης	Ακέραιος
Διάνυσμα που περιγράφει το ποσοστό αγοραστών σε κάθε τμήμα <i>C</i>	Πραγματικός [0,1]

Αλλάζοντας τον αριθμό των πωλητών, μπορούμε να προσομοιώσουμε διάφορους βαθμούς ανταγωνισμού μεταξύ των πωλητών, όπως οι αγορές μονοπωλίου, διπολικού μονοπωλίου (δύο πωλητές) και олиγοπωλίου. Δεν υπάρχει ανώτατο όριο για τον αριθμό των πιθανών πωλητών. Ωστόσο, παρατηρούμε ότι ένας μεγάλος αριθμός πωλητών που χρησιμοποιούν αλγόριθμους μηχανικής μάθησης αυξάνει δραματικά τον χρόνο εκτέλεσης του προγράμματος. Ο αριθμός των περιόδων πώλησης καθορίζει για πόσο καιρό θέλουμε να διαρκέσει η περίοδος πώλησης μας, ή πόσες περιόδους πώλησης επιτρέπουμε. Τέλος θα χωρίσουμε τους καταναλωτές σε 4 διαφορετικές ομάδες ανάλογα με τις αγοραστικές τους συνήθειες.

Στο σημείο αυτό, χρειάζεται να εξηγήσουμε την έννοια της "Willingness to Pay" (Wtp), η οποία αναφέρεται στην εκτίμηση του υψηλότερου ποσού χρημάτων που είναι διατεθειμένος να πληρώσει ένας καταναλωτής για ένα προϊόν. Με άλλα λόγια, είναι το ποσό που κάποιος είναι πρόθυμος να δαπανήσει για να αποκτήσει ένα συγκεκριμένο αγαθό. Όταν ένα προϊόν σε ένα κατάστημα έχει τιμή μικρότερη από την Wtp του πελάτη για αυτό το προϊόν, τότε ο πελάτης θα το αγοράσει. Αντίθετα, αν η τιμή του προϊόντος είναι μεγαλύτερη από την Wtp του καταναλωτή, τότε ο πελάτης δεν θα το αγοράσει και θα συνεχίσει να ψάχνει σε άλλα καταστήματα μέχρι να βρει κάποιο που προσφέρει το αγαθό σε μια τιμή που είναι μικρότερη ή ίση με την Wtp του. Η έννοια της Wtp είναι σημαντική, καθώς αντικατοπτρίζει τον τρόπο λειτουργίας των πραγμάτων στην πραγματική ζωή. Κάθε άτομο διαμορφώνει τη δική του Wtp για κάθε αγαθό που επιθυμεί να αγοράσει, με βάση τις προσωπικές του προτιμήσεις, ανάγκες και δυνατότητες. Σε γενικότερο επίπεδο, η έννοια της Wtp αποτελεί σημαντικό εργαλείο για τους παραγωγούς και τους εμπόρους, καθώς τους βοηθά να καθορίσουν τις τιμές των προϊόντων τους και να κατανοήσουν την ζήτηση των καταναλωτών. Αν γνωρίζουν την Wtp των καταναλωτών, μπορούν να προσαρμόσουν τις τιμές τους ώστε να είναι ανταγωνιστικές και ελκυστικές για τους πελάτες, καθώς και να βελτιστοποιήσουν τα έσοδά τους. Η τιμή που κάθε πελάτης είναι πρόθυμος να πληρώσει για ένα προϊόν προκύπτει από μια κανονική κατανομή γύρω από την τιμή αναφοράς της αγοράς (Εικόνα 3.12). Τιμή αναφοράς ορίζεται η μέση τιμή πώλησης του προϊόντος από το σύνολο των εμπόρων.

Ένα ακόμη χαρακτηριστικό που περιγράφει τον κάθε πελάτη είναι ο τρόπος που επιλέγει το κατάστημα που θα πραγματοποιήσει τις αγορές του. Παρά την εισαγωγή των online shorpbots και τη γενική μείωση του κόστους αναζήτησης στο ηλεκτρονικό λιανεμπόριο, η έρευνα αποκαλύπτει ότι δεν αναζητούν όλοι οι αγοραστές ενεργά τη χαμηλότερη δυνατή τιμή. Για παράδειγμα στην περίπτωση της πώλησης βιβλίων στο Διαδίκτυο τα χρόνια 1999-2001 οι χρήστες των shorpbots αντιστοιχούσαν περίπου στο 25%. Η αναλογία των χρηστών shorpbots πιθανότατα αυξήθηκε τα επόμενα χρόνια, αλλά οι αφίξεις των πελατών μπορεί να συμπεριφέρονται διαφορετικά, και για να το λάβουμε αυτό υπόψη, έχουμε προσθέσει διάφορες επιλογές που ελέγχουν πώς οι καταναλωτές επιλέγουν τους πωλητές. Για να αντιμετωπίσουμε

αυτόν τον παράγοντα, εισάγουμε τακτικές αγοραστών για να αναπαραστήσουμε τον τρόπο που οι καταναλωτές επιλέγουν μεταξύ των διαθέσιμων πωλητών. Κάθε τακτική μπορεί να αρχικοποιηθεί ακολουθώντας μια συγκεκριμένη στρατηγική αξιολόγησης πωλητών, και σύμφωνα με άλλη βιβλιογραφία, όπως η Greenwald and Kephart [46], έχουμε καθορίσει αυτές τις τακτικές ως εξής:



Εικόνα 3.12: “Willingness to Pay” (WTP), ήτοι η εκτίμηση του υψηλότερου ποσού χρημάτων που είναι διατεθειμένος να πληρώσει ένας καταναλωτής για ένα προϊόν

- **Κυνηγοί προσφορών (Bargain Hunters - BH):** Αυτοί οι πελάτες θα ελέγξουν τις τιμές από όλους τους διαθέσιμους πωλητές χρησιμοποιώντας έναν υπηρεσία shopbot και θα αγοράσουν από τον πωλητή που έχει τη χαμηλότερη τιμή. Επίσης το Wtp τους θεωρούμε ότι είναι ελαφρώς μικρότερο από τους υπόλοιπους πελάτες καθώς είναι στρατηγικοί καταναλωτές με γνώση της αγοράς.
- **Σύγκριση δύο (Compare Two - CT):** Οι πελάτες που ακολουθούν αυτήν την τακτική θα επιλέξουν δύο πωλητές τυχαία και θα συγκρίνουν τις τιμές τους, επιλέγοντας να αγοράσουν από αυτόν που έχει τη χαμηλότερη τιμή.
- **Οποιοσδήποτε Πωλητής (Any Seller - AS):** Αυτοί οι πελάτες έχουν ίση πιθανότητα να επιλέξουν οποιονδήποτε από τους πωλητές και επιλέγουν έναν τυχαία. Αυτό θα ήταν πελάτες χωρίς καμία αφοσίωση προς κάποιο κατάστημα ή περιορισμένες γνώσεις για δυνατούς πωλητές.

- **Πλήρης Αφοσίωση (Full Loyalty - FL):** Οι πελάτες που χρησιμοποιούν αυτήν την τακτική έχουν έντονη αφοσίωση προς έναν συγκεκριμένο πωλητή και θα αγοράσουν μόνο από αυτόν.

Σε όλες τις παραπάνω περιπτώσεις οι καταναλωτές θα προβούν σε αγορά εφόσον η τιμή πώλησης είναι χαμηλότερη ή ίση με την δική τους Wtp τιμή. Επιπλέον, υποθέτουμε ότι οι αγοραστές που δεν είναι bargain hunters ελέγχουν μόνο τις τιμές με τους επιλεγμένους τους πωλητές. Αν δεν κερδίσουν καμία υπεραξία από την αγορά του προϊόντος από αυτούς τους πωλητές, τότε παραμένουν στην αγορά ελπίζοντας για μελλοντική μείωση της τιμής. Στην απίθανη περίπτωση που ένας αγοραστής λαμβάνει ακριβώς την ίδια τιμή από την αγορά από διαφορετικούς πωλητές, τότε πραγματοποιεί την επιλογή του τυχαία. Καταλήγουμε με το παρακάτω dataframe (Πίνακας 3.8) το οποίο περιγράφει πλήρως την αγοραστική συμπεριφορά των καταναλωτών. Η στήλη Shopped εξετάζει αν ένας καταναλωτής έχει πραγματοποιήσει ήδη αγορά.

Πίνακας 3.8: Dataframe το οποίο περιγράφει πλήρως την αγοραστική συμπεριφορά των καταναλωτών

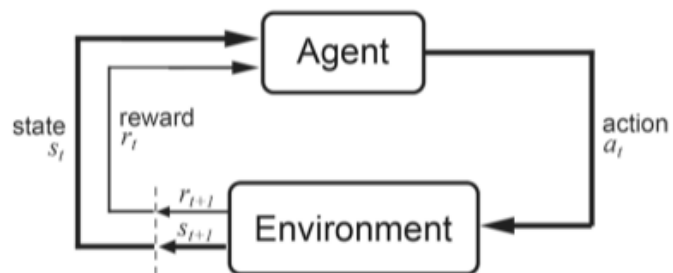
Index	WTP	Tactic	Seller Preference	Shopped
0	9.52	BH	0	0
1	9.99	AS	2	0
2	10.2	CT	3	1
3	10.65	FL	1	0
4	9.45	BH	0	1

Από το σύνολο των καταναλωτών B δειγματοληπτούμε με ρυθμό που περιγράφεται από την εξίσωση παρακάτω ώστε να είμαστε σίγουροι ότι τους εξετάσαμε όλους στο χρονικό διάστημα T .

$$samples = \frac{B}{T} * 1.1 \quad (Εξ. 38)$$

3.7 Δυναμική Τιμολόγηση με τη Χρήση Agent

Για την περαιτέρω βελτίωση των αποτελεσμάτων υλοποιήθηκε δεύτερη εκδοχή του DQN η οποία δεν αποσκοπεί στην βελτιστοποίηση μιας συνάρτησης όπως περιεγράφηκε νωρίτερα. Μέσω των ήδη υλοποιημένων αλγορίθμων μηχανικής μάθησης της stable baselines3 αναπτύχθηκε ένας πράκτορας (agent) που μέσω της αλληλεπίδρασης του με το περιβάλλον προσπαθεί να μαθαίνει τις σωστές πρακτικές τιμολόγησης για το συγκεκριμένο περιβάλλον (Εικόνα 3.13).



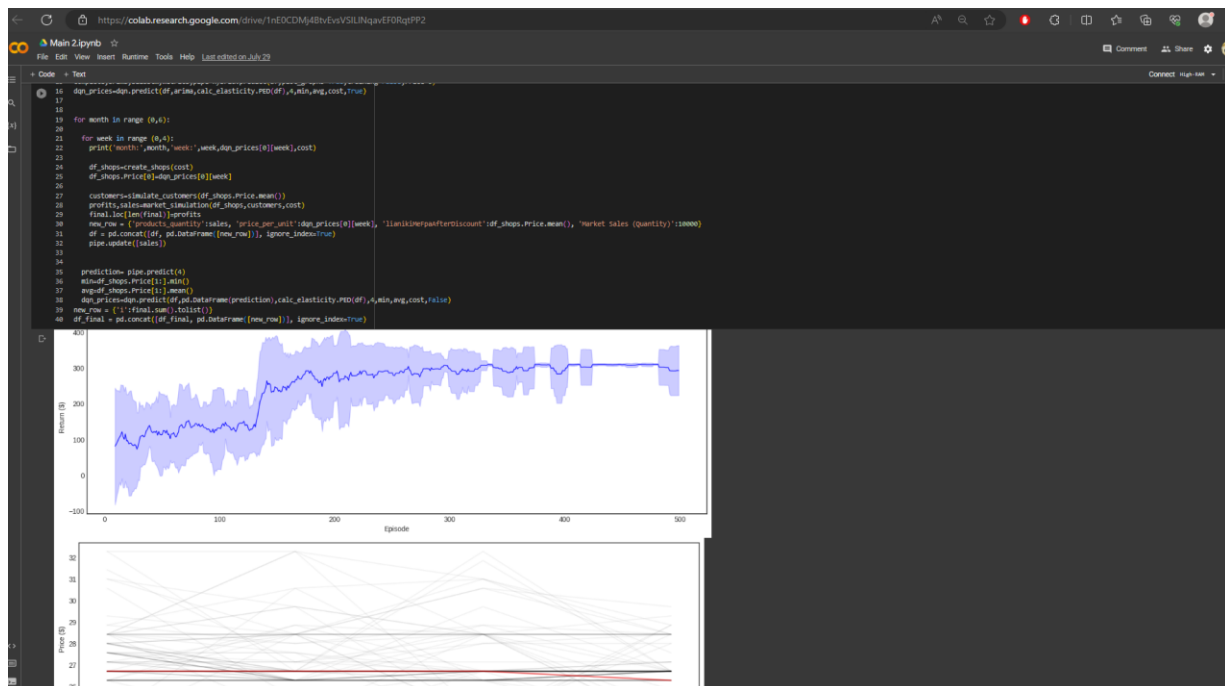
Εικόνα 3.13: Λειτουργία DQN agent

Κεφάλαιο 4. Πειράματα και Αποτελέσματα

4.1 Προγράμματα και Βιβλιοθήκες

Google Colab

Το Google Colaboratory, ή αλλιώς Google Colab, είναι μια δωρεάν υπηρεσία που προσφέρεται από τη Google για την ανάπτυξη και την εκτέλεση κώδικα Python στο Cloud. Το Google Colab βασίζεται στο Jupyter Notebook, που είναι ένα περιβάλλον ανάπτυξης που επιτρέπει τη συγγραφή και την εκτέλεση κώδικα Python σε φύλλα εργασίας που περιλαμβάνουν τόσο κώδικα όσο και κείμενο (Εικόνα 4.1).



Εικόνα 4.1: Περιβάλλον Google Colaboratory

Μερικά από τα πλεονεκτήματα του Colab περιλαμβάνουν:

1. Χρήση δωρεάν υπολογιστικών πόρων της Google, όπως επεξεργαστικών μονάδων (CPU) και μονάδων επεξεργασίας γραφικών (GPU) για εκτέλεση πολύπλοκων υπολογισμών.
2. Εύκολη κοινοποίηση κώδικα με άλλους και κοινή χρήση του.
3. Διαθέτει προεγκατεστημένες βιβλιοθήκες Python για επιστημονικούς υπολογισμούς και μηχανική μάθηση, καθιστώντας το ιδανικό για ανάπτυξη μοντέλων μηχανικής μάθησης.

Γενικά, το Google Colab είναι ένα πολύ χρήσιμο εργαλείο για προγραμματιστές και επιστήμονες δεδομένων που χρειάζονται πρόσβαση σε ισχυρούς υπολογιστικούς πόρους για την ανάπτυξη και τον πειραματισμό με κώδικα Python και μοντέλα μηχανικής μάθησης.

Tensorflow

Η TensorFlow είναι μια δωρεάν και ανοιχτού κώδικα βιβλιοθήκη προγραμματισμού που χρησιμοποιείται κυρίως για την ανάπτυξη και την εκπαίδευση μοντέλων μηχανικής μάθησης και βαθιάς μάθησης. Η βιβλιοθήκη αυτή έχει δημιουργηθεί από τη Google και αποτελεί μια από τις πιο δημοφιλείς βιβλιοθήκες στον χώρο της τεχνητής νοημοσύνης και της μηχανικής μάθησης.

Keras

Η βιβλιοθήκη Keras είναι ενός υψηλού επιπέδου API για την ανάπτυξη και την εκπαίδευση νευρωνικών δικτύων σε Python. Έχει σχεδιαστεί για να καθιστά ευκολότερη τη διαδικασία της κατασκευής και της εκπαίδευσης των μοντέλων μηχανικής μάθησης, προσφέροντας ένα απλό και ευανάγνωστο περιβάλλον για τον ορισμό των νευρωνικών δικτύων και των εκπαιδευτικών διαδικασιών τους. Η Keras υποστηρίζεται από διάφορες βιβλιοθήκες όπως η TensorFlow και έχει καταστεί ένα από τα πιο δημοφιλή εργαλεία για την ανάπτυξη μοντέλων νευρωνικών δικτύων στον χώρο της μηχανικής μάθησης και της τεχνητής νοημοσύνης.

PyTorch

Το PyTorch είναι μια δημοφιλής και ανοιχτού κώδικα βιβλιοθήκη προγραμματισμού για την ανάπτυξη μοντέλων μηχανικής μάθησης και βαθιάς μάθησης. Η κύρια διαφορά του PyTorch από άλλες βιβλιοθήκες όπως το TensorFlow είναι η δυνατότητα του PyTorch ότι είναι open source και ότι δημιουργεί δυναμικά γραφήματα.

Pmdarima

Η βιβλιοθήκη pmdarima (πλήρες όνομα: "Pyramid's ARIMA") είναι μια Python βιβλιοθήκη που χρησιμοποιείται για την ανάλυση και την πρόβλεψη χρονοσειρών. Το όνομά της αντικατοπτρίζει τη συνδυαστική χρήση των μεθόδων ARIMA και SARIMA (Seasonal ARIMA) για τη μοντελοποίηση χρονοσειρών.

Η pmdarima προσφέρει μια εύκολη και φιλική προς τον χρήστη διεπαφή για την αυτόματη επιλογή των βέλτιστων υπερπαραμέτρων των μοντέλων ARIMA και SARIMA, χρησιμοποιώντας διάφορες μεθόδους αυτόματης εξαγωγής παραμέτρων. Αυτό καθιστά την ανάλυση χρονοσειρών πιο προσβάσιμη και επιτρέπει στους χρήστες να εστιάσουν στην ερμηνεία των αποτελεσμάτων παρά στη διαδικασία επιλογής παραμέτρων.

Statsmode

Η βιβλιοθήκη statsmodels είναι μια Python βιβλιοθήκη που προσφέρει εργαλεία και μοντέλα για την ανάλυση και τον προσδιορισμό στατιστικών μοντέλων. Η βιβλιοθήκη αυτή παρέχει μια ευρεία γκάμα από στατιστικές τεχνικές για την εξέταση δεδομένων, την εκτίμηση μοντέλων, τον υπολογισμό προβλέψεων και την εκτέλεση στατιστικών ελέγχων.

Pandas

Η βιβλιοθήκη αυτή παρέχει ισχυρά εργαλεία για την ανάλυση και τον χειρισμό δεδομένων σε μορφή πίνακα. Επιτρέπει τη δημιουργία, τον προσανατολισμό και την επεξεργασία δεδομένων σε μια ευανάγνωστη δομή, γνωστή ως DataFrame. Με τη χρήση της Pandas, μπορούν να εκτελεστούν διάφορες εργασίες όπως φιλτράρισμα, ομαδοποίηση, συνένωση και ανάλυση δεδομένων με μεγάλη αποτελεσματικότητα.

NumPy

Η βιβλιοθήκη NumPy είναι μια ισχυρή βιβλιοθήκη προγραμματισμού στην Python που προσφέρει υψηλή απόδοση για αριθμητικούς υπολογισμούς και επεξεργασία πινάκων. Οι δυνατότητες της NumPy περιλαμβάνουν τον χειρισμό πολυδιάστατων πινάκων, τη διεξαγωγή αριθμητικών πράξεων, τη στατιστική ανάλυση, την οπτικοποίηση δεδομένων και την οικοδόμηση μοντέλων μηχανικής μάθησης. Είναι ένα απαραίτητο εργαλείο για τους προγραμματιστές και τους επιστήμονες δεδομένων που εργάζονται στον χώρο της επιστήμης των δεδομένων και της ανάλυσης.

Stable Baselines3

Η βιβλιοθήκη "Stable Baselines3" είναι μια ανανεωμένη έκδοση της προηγούμενης βιβλιοθήκης "Stable Baselines" και προσφέρει ένα ισχυρό πλαίσιο για την εκπαίδευση και τον έλεγχο αλγορίθμων ενισχυόμενης μάθησης. Η βιβλιοθήκη αυτή παρέχει προεκπαιδευμένους αλγορίθμους ενισχυόμενης μάθησης, όπως το Proximal Policy Optimization (PPO), το Deep Deterministic Policy Gradient (DDPG), το DQN που χρησιμοποιήθηκε στην παρούσα εργασία και άλλους. Το Stable Baselines3 κατασκευάστηκε με έμφαση στη σταθερότητα, την απόδοση και την ευκολία χρήσης, και χρησιμοποιεί τη βιβλιοθήκη NumPy και το PyTorch για την υλοποίηση των αλγορίθμων.

4.2 Υβριδικό Μοντέλο Πρόβλεψης Πωλήσεων

Σε αυτήν την ενότητα αναλύονται οι παράμετροι της μεθόδου ARIMA καθώς και του αμφίδρομου νευρωνικού δικτύου. Έπειτα παρουσιάζεται ένα παράδειγμα πρόβλεψης πωλήσεων ενός προϊόντος του καταστήματος. Τέλος εμφανίζονται οι μετρικές αξιολόγησης των προβλέψεων για τα 20 πιο δημοφιλή προϊόντα.

4.2.1 Επιλογή παραμέτρων ARIMA

Όπως αναφέρθηκε και στο προηγούμενο κεφάλαιο το μοντέλο θα είναι της μορφής $ARIMA(p,d,q)(P,D,Q)$. Επειδή θα μοντελοποιήσουμε το εποχικό μοτίβο της σειράς μέσω μετασχηματισμού Fourier, οι όροι P,D,Q θα είναι ίσοι με το μηδέν. Άρα οι παράμετροι που καλούμαστε να βρούμε τις βέλτιστες τιμές τους είναι οι εξής:

- p είναι ο αριθμός των όρων AR

- d είναι ο αριθμός επαναλήψεων της διαδικασίας διαφορών
- q είναι ο αριθμός των όρων MA

Η διαδικασία που θα ακολουθήσουμε είναι ένα grid search μέσω της συνάρτησης `autoarima` της βιβλιοθήκης `rmдарima`. Για να απαλείψουμε μερικούς συνδυασμούς σε αυτήν την αναζήτηση ο όρος d υπολογίζεται εκ των προτέρων χρησιμοποιώντας την συνάρτηση `ndiffs` της `rmдарima` στην χρονοσειρά μας. Τους όρους p και q θα τους αναζητήσουμε στα διαστήματα [0,7] και [0,5], αντίστοιχα.

Στην πιο κάτω Εικόνα 4.2 φαίνεται ένα παράδειγμα εκτέλεσης grid search για ένα τυχαίο προϊόν, για τον καθορισμό του συνδυασμού (p,d,q) που ελαχιστοποιεί την μετρική AIC.

```
Performing stepwise search to minimize aic
ARIMA(0,1,0)(0,0,0)[0] intercept : AIC=2512.717, Time=0.07 sec
ARIMA(1,1,0)(0,0,0)[0] intercept : AIC=2501.749, Time=0.46 sec
ARIMA(0,1,1)(0,0,0)[0] intercept : AIC=2484.390, Time=0.41 sec
ARIMA(0,1,0)(0,0,0)[0] : AIC=2510.720, Time=0.07 sec
ARIMA(1,1,1)(0,0,0)[0] intercept : AIC=inf, Time=1.51 sec
ARIMA(0,1,2)(0,0,0)[0] intercept : AIC=2460.989, Time=0.36 sec
ARIMA(1,1,2)(0,0,0)[0] intercept : AIC=inf, Time=2.10 sec
ARIMA(0,1,3)(0,0,0)[0] intercept : AIC=2462.220, Time=0.36 sec
ARIMA(1,1,3)(0,0,0)[0] intercept : AIC=inf, Time=0.88 sec
ARIMA(0,1,2)(0,0,0)[0] : AIC=2459.085, Time=0.07 sec
ARIMA(0,1,1)(0,0,0)[0] : AIC=2482.419, Time=0.05 sec
ARIMA(1,1,2)(0,0,0)[0] : AIC=2459.972, Time=0.17 sec
ARIMA(0,1,3)(0,0,0)[0] : AIC=2460.342, Time=0.12 sec
ARIMA(1,1,1)(0,0,0)[0] : AIC=2457.801, Time=0.15 sec
ARIMA(1,1,0)(0,0,0)[0] : AIC=2499.755, Time=0.06 sec
ARIMA(2,1,1)(0,0,0)[0] : AIC=2459.791, Time=0.21 sec
ARIMA(2,1,0)(0,0,0)[0] : AIC=2483.557, Time=0.06 sec
ARIMA(2,1,2)(0,0,0)[0] : AIC=2460.327, Time=0.24 sec

Best model: ARIMA(1,1,1)(0,0,0)[0]
Total fit time: 7.404 seconds
```

Εικόνα 4.2: Στιγμιότυπο από την εύρεση του βέλτιστου ARIMA

4.2.2 Επιλογή παραμέτρων BiLSTM

Το νευρωνικό δίκτυο BiLSTM που δημιουργήσαμε δέχεται ως είσοδο τα κατάλοιπα των προβλέψεων του μοντέλου ARIMA. Αφού μετατρέψουμε τα δεδομένα στην κατάλληλη μορφή προκειμένου να τα δεχθεί το νευρωνικό δίκτυο πρέπει να επιλέξουμε τις παραμέτρους του. Αρχικά δημιουργούμε ένα κρυφό επίπεδο (hidden layer) με 32 κόμβους (nodes). Εξετάστηκαν πολλοί συνδυασμοί αριθμών layers και nodes και καταλήξαμε ότι η αύξηση της πολυπλοκότητας

του νευρωνικού ήταν δυσανάλογη της βελτίωσης των προβλέψεων. Η συγκεκριμένη διαρρύθμιση παράγει επαρκή και ικανοποιητικά αποτελέσματα. Επίσης, προστέθηκε ένα dropout layer (0.4). Το κύριο πλεονέκτημα της τεχνικής dropout είναι φυσικά ότι αποτρέπει την υπερεκπαίδευση (overfitting). Η διαδικασία κανονικοποίησης του dropout καθιστά τους νευρώνες ανεξάρτητους μεταξύ τους, έτσι ώστε όλοι να μπορούν να λειτουργούν καλύτερα με λιγότερο θόρυβο.

Ως συνάρτηση ενεργοποίησης επιλέχθηκε η συνάρτηση ReLU, η οποία είναι μια γραμμική συνάρτηση που σε περίπτωση που η είσοδος είναι θετική παράγει έξοδο ίση με αυτή, ενώ αν η είσοδος είναι αρνητική παράγει έξοδο μηδέν, όπως προκύπτει από την ακόλουθη εξίσωση:

$$f(x) = \max(0, x) \quad (\text{Εξ. 39})$$

Η συνάρτηση αυτή είναι η πλέον η προεπιλεγμένη συνάρτηση ενεργοποίησης για ένα μεγάλο αριθμό διάφορων τύπων νευρωνικών δικτύων. Κάποια από τα κύρια πλεονεκτήματα της συνάρτησης αυτής είναι τα ακόλουθα:

- Είναι υπολογιστικά απλή, αφού χρειάζεται μόνο μια συνάρτηση $\max()$, ενώ εναλλακτικές συναρτήσεις όπως η \tanh και η σιγμοειδής χρησιμοποιούν εκθετικούς υπολογισμούς.
- Έχει την ικανότητα να εξάγει απόλυτα μηδενικές τιμές, ενώ οι \tanh και η σιγμοειδής υπολογίζουν πολύ μικρές τιμές αλλά όχι απόλυτα μηδενικά. Αυτό σημαίνει ότι αρνητικές εισοδοί παράγουν απόλυτα μηδενικά και έτσι επιτρέπουν την ενεργοποίηση κρυφών επιπέδων στα νευρωνικά να περιέχουν ένα ή περισσότερα απόλυτα μηδενικά. Με αυτόν τον τρόπο επιταχύνεται η εκπαίδευση και απλοποιείται το μοντέλο.
- Δρα όμοια με μια γραμμική συνάρτηση, κάτι που επιτρέπει την ευκολότερη βελτιστοποίηση των νευρωνικών δικτύων.

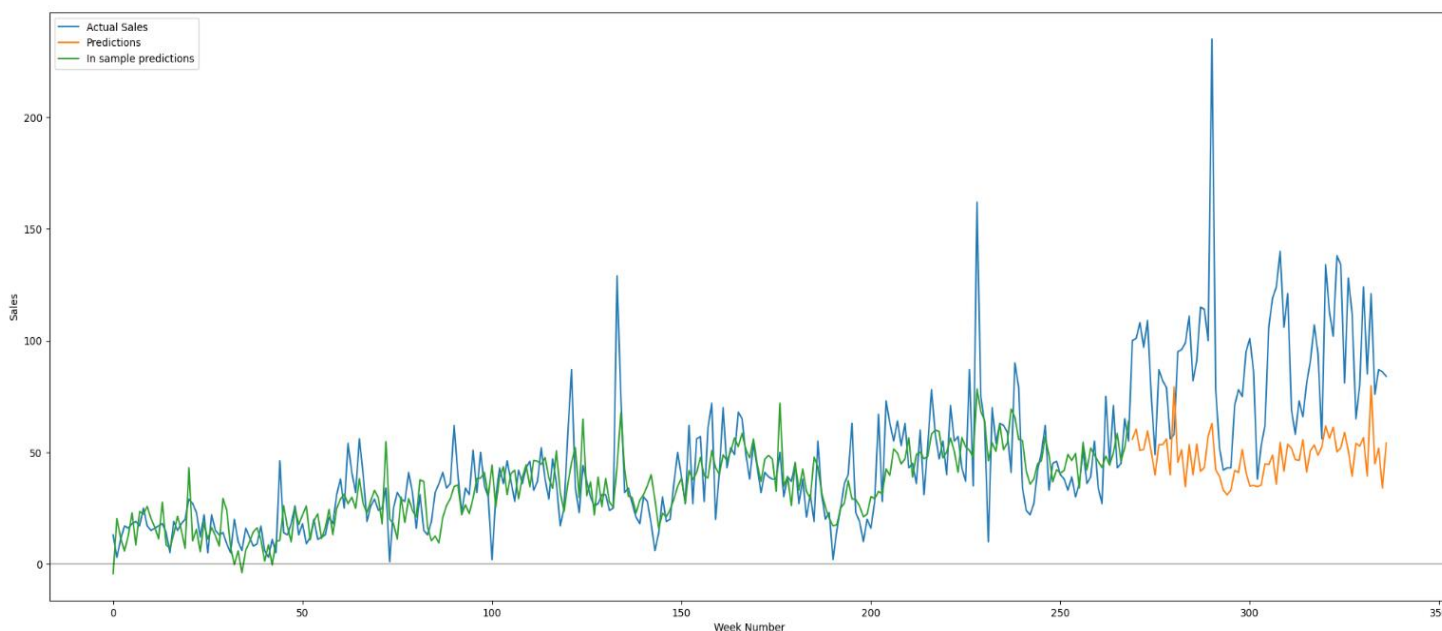
Ο αλγόριθμος βελτιστοποίησης Adam (Adaptive Moment Estimation) είναι μια δημοφιλής μέθοδος βελτιστοποίησης που συνήθως χρησιμοποιείται στα νευρωνικά δίκτυα. Οι λόγοι για τους οποίους προτιμήθηκε στο πρόβλημα μας:

- Αποδοτική Διαχείριση Μνήμης: Το Adam παρακολουθεί αποδοτικά τους κινούμενους μέσους όρους των κλίσεων και των δευτέρων ροπών των κλίσεων, κάνοντάς το κατάλληλο για μοντέλα με μεγάλο αριθμό παραμέτρων και μεγάλα σύνολα δεδομένων. Βοηθά στην αποτροπή προβλημάτων υπερχείλισης μνήμης, ειδικά σε περιπτώσεις με περιορισμένους υπολογιστικούς πόρους. Δεν απαιτείται χειροκίνητος καθορισμός του learning rate. Ενώ σε άλλες μεθόδους βελτιστοποίησης απαιτείται η προσεκτική επιλογή του learning rate, στον Adam δεν είναι απαραίτητο, καθιστώντας τον πιο χρηστικό.

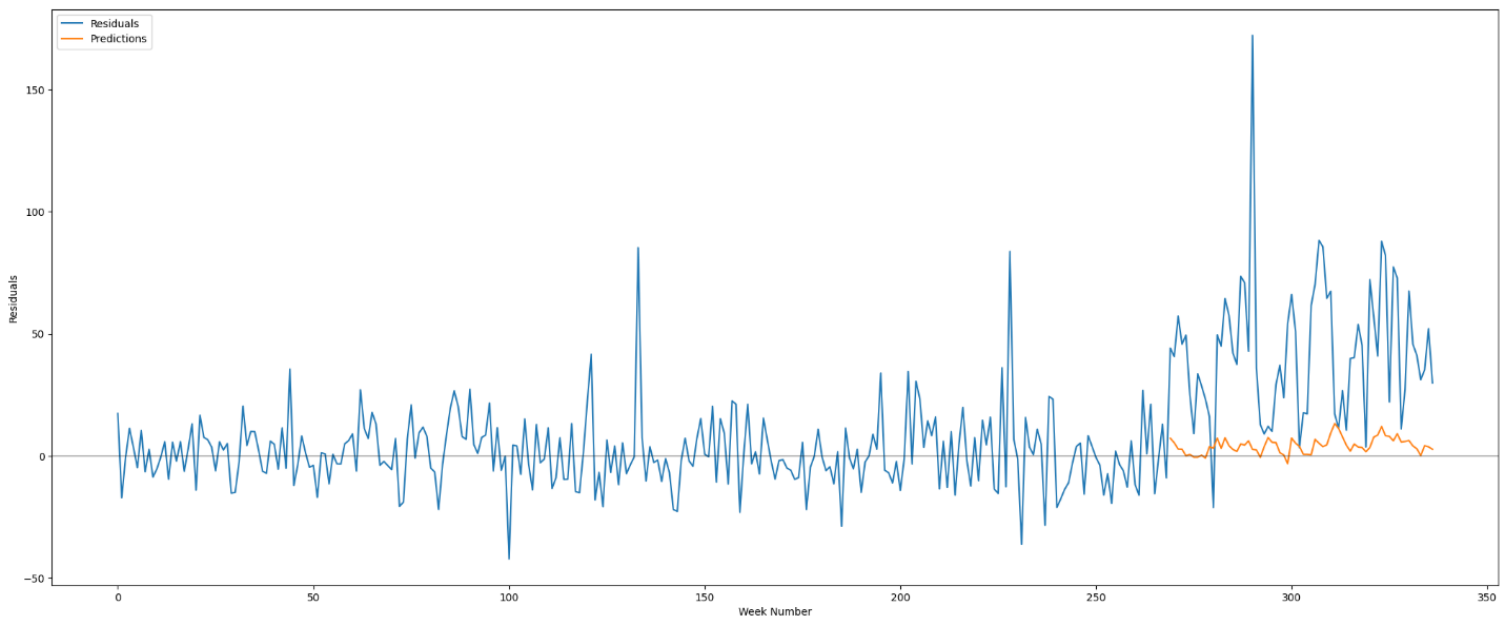
- Λειτουργεί Καλά στην Πράξη: Εμπειρικά, το Adam έχει δείξει πως λειτουργεί καλά σε ένα ευρύ φάσμα από καθήκοντα μηχανικής μάθησης και αρχιτεκτονικές βαθιάς μάθησης. Ο συνδυασμός του προσαρμοστικού ρυθμού μάθησης και της αποτελεσματικής διαχείρισης μνήμης οδηγεί συχνά σε ταχύτερη σύγκλιση και καλύτερη γενίκευση σε δεδομένα που δεν έχουν ξαναεμφανιστεί.

4.2.3 Αποτελέσματα

Για σκοπούς εξοικείωσης με τα αποτελέσματα που προέκυψαν από τις διεξαγόμενες πειραματικές διαδικασίες, παρουσιάζεται το παρακάτω παράδειγμα που αφορά ένα συγκεκριμένο προϊόν. Η Εικόνα 4.3 παρουσιάζει γραφικά τον αριθμό πωλήσεων κατά τη διάρκεια 6 ετών σε εβδομαδιαία βάση. Ο αριθμός πωλήσεων για κάθε εβδομάδα των πρώτων 5 ετών περίπου (χωρισμός 80-20 train-test) χρησιμοποιείται ως είσοδος στο μοντέλο ARIMA. Στη συνέχεια, η πρόβλεψη για το 6ο έτος προκύπτει από το μοντέλο ARIMA, και στη συνέχεια δημιουργείται ένα νέο σύνολο δεδομένων που περιλαμβάνει τα κατάλοιπα του μοντέλου ARIMA. Το νέο σύνολο δεδομένων, μετά την κανονικοποίηση των τιμών, χρησιμοποιείται ως είσοδος στο νευρωνικό δίκτυο BiLSTM με σκοπό την απόκτηση μιας δεύτερης πρόβλεψης (Εικόνα 4.4), καθώς και την τελική πρόβλεψη που υπολογίζεται ως το άθροισμα μεταξύ της πρόβλεψης του ARIMA και της πρόβλεψης του BiLSTM.



Εικόνα 4.3: Ιστορικό πωλήσεων και πρόβλεψη ARIMA



Εικόνα 4.4: Residuals και πρόβλεψη τους από BiLSTM

Στον επόμενο Πίνακα 4.1 παρουσιάζονται οι μέσοι όροι των μετρικών για τα προϊόντα που ελέγχθηκαν.

Πίνακας 4.1: Μέσοι όροι των μετρικών

	ARIMA	HYBRID	% change
MAE	20.647426	20.217238	2.08
RMSE	31.152879	30.864947	0.92
MSE	1486.585817	1449.900609	2.47
MAPE	1.485682	1.459560	1.76

4.3 DQN για Βελτιστοποίηση Συνάρτησης Τιμολόγησης

Σε αυτήν την ενότητα αναλύονται οι παράμετροι του αλγόριθμου DQN που χρησιμοποιείται για την βελτιστοποίηση της συνάρτησης τιμολόγησης. Αξίζει να σημειώσουμε ότι δεν χρησιμοποιήθηκε κάποια έτοιμη υλοποίηση αλλά όλα τα components αναπτύχθηκαν με την χρήση PyTorch. Έπειτα παρουσιάζεται ένα παράδειγμα τιμολόγησης ενός τυχαίου προϊόντος του καταστήματος.

4.3.1 Επιλογή παραμέτρων

Η είσοδος του δικτύου είναι η κατάσταση του περιβάλλοντος, και η έξοδος είναι ένα διάνυσμα τιμών Q για κάθε δυνατή ενέργεια τιμολόγησης. Επιλέγουμε να υλοποιήσουμε ένα απλό δίκτυο με τρία πλήρως συνδεδεμένα επίπεδα, αν και ένα αναδραστικό νευρωνικό δίκτυο (RNN) θα ήταν επίσης μια λογική επιλογή εδώ, επειδή η κατάσταση είναι ουσιαστικά μια χρονοσειρά.

Στη συνέχεια, ορίζουμε την πολιτική που μετατρέπει τις τιμές Q που παράγονται από το δίκτυο σε ενέργειες τιμολόγησης. Χρησιμοποιούμε μια πολιτική ϵ -greedy με μια αποσβεσμένη παράμετρο εξερεύνησης (annealed exploration parameter): η πιθανότητα ϵ να πραγματοποιήσουμε μια τυχαία ενέργεια (εξερεύνηση) ορίζεται σχετικά υψηλή στην αρχή της διαδικασίας εκπαίδευσης και μετά αποσβένεται εκθετικά για να βελτιώσουμε την πολιτική. Οι τιμές είναι:

- Epsilon start = 0.9
- Epsilon end = 0.01
- Epsilon decay = 400

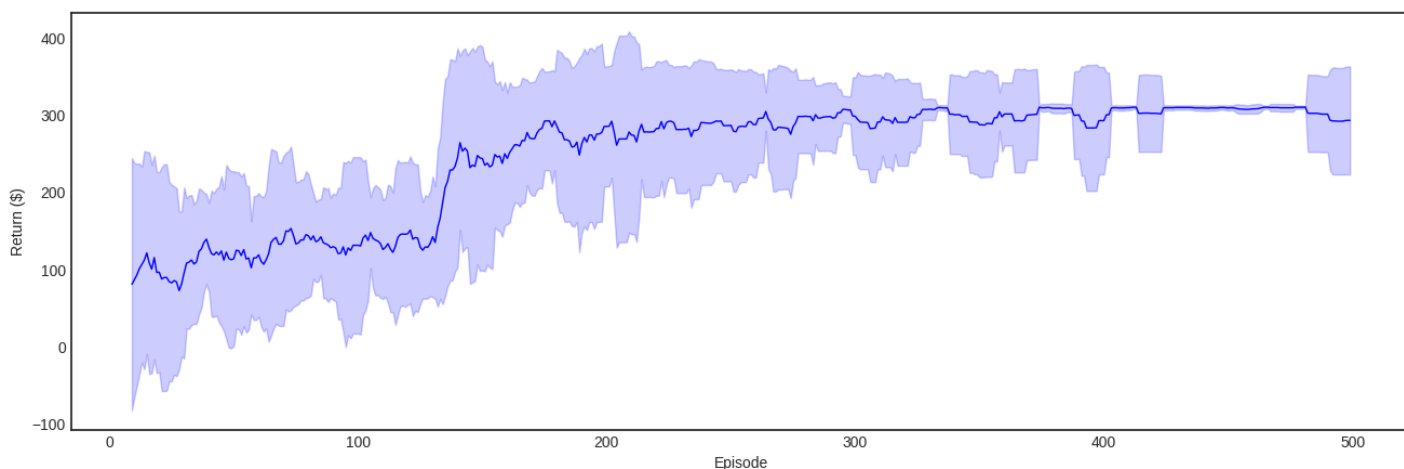
Ακόμη, μέσα από δοκιμές επιλέχθηκαν οι ακόλουθες τιμές για τις παραμέτρους γ , target update και batch size:

- $\gamma = 0.8$
- Target update = 20
- Batch size = 512

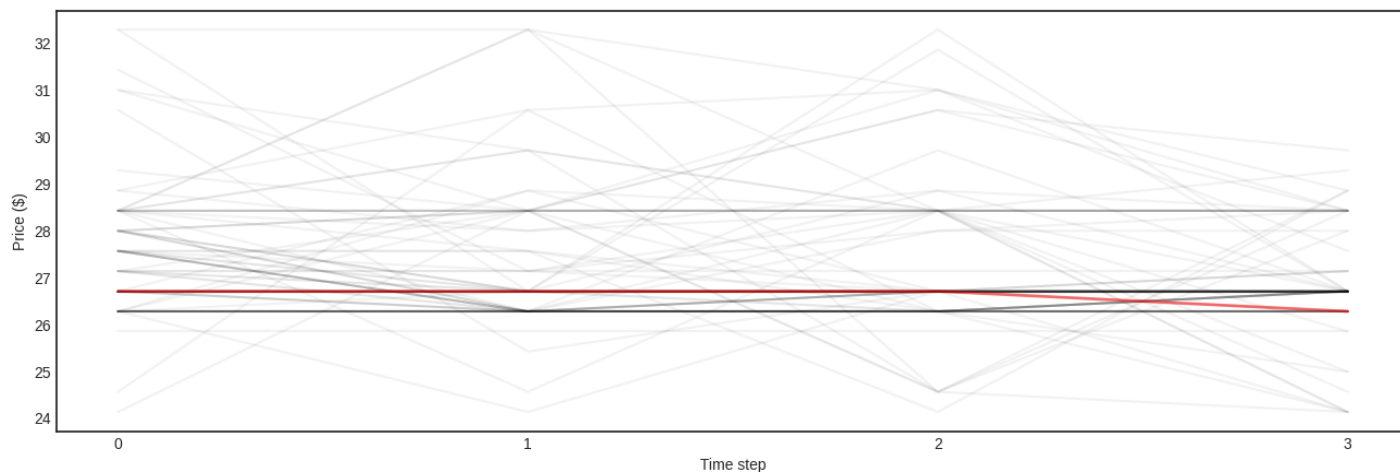
Δημιουργήθηκε μια μνήμη μεγέθους 10.000, αριθμός αρκετά μεγάλος προκειμένου να αποθηκεύονται οι καταστάσεις μας. Η εκπαίδευση του αλγορίθμου πραγματοποιήθηκε για 500 επεισόδια καθώς περισσότερα δεν βελτίωναν την πολιτική τιμολόγησης και κατ' επέκταση το κέρδος της επιχείρησης.

4.3.2 Παράδειγμα τιμολόγησης

Παρακάτω παρουσιάζεται η διαδικασία εκπαίδευσης του αλγορίθμου DQN για ένα τυχαίο προϊόν. Στην Εικόνα 4.5, η διαδικασία ξεκινά με μια τυχαία πολιτική, αλλά το δίκτυο έχει μάθει γρήγορα το μοτίβο που βελτιστοποιεί το κέρδος. Το παρακάτω γράφημα δείχνει πώς αλλάζει το κέρδος κατά τη διάρκεια της διαδικασίας εκπαίδευσης (η γραμμή έχει εξομαλυνθεί εφαρμόζοντας ένα φίλτρο κινητού μέσου όρου με παράθυρο μεγέθους 10. Η σκιασμένη περιοχή αντιστοιχεί σε δύο τυπικές αποκλίσεις πάνω από το παράθυρο). Στην Εικόνα 4.6, με την κόκκινη γραμμή αποτυπώνεται η προτεινόμενη τιμή του προϊόντος για τις επόμενες 4 εβδομάδες. Οι αχνές μαύρες γραμμές είναι τα “μονοπάτια” τιμών που ακολούθησε και απέρριψε ο αλγόριθμος.



Εικόνα 4.5: Κέρδος ανά επεισόδιο εκπαίδευσης για ένα συγκεκριμένο προϊόν



Εικόνα 4.6: Ομαδοποιημένη τιμή ανά 10 επεισόδια εκπαίδευσης (μαύρες γραμμές) και προτεινόμενη τιμή (κόκκινη γραμμή) για χρονικό διάστημα τεσσάρων εβδομάδων

4.4 Περιβάλλον Προσομοίωσης Αγοράς

Στην προσπάθεια να μοντελοποιηθεί ένα όσο το δυνατόν πιο ρεαλιστικό marketplace δημιουργήθηκε custom περιβάλλον μέσω της βιβλιοθήκης Gymnasium της OpenAI. Επίσης το περιβάλλον τυλίχθηκε σε ένα “περικάλυμμα” (wrapper) Monitor προκειμένου να παρακολουθούμε και να καταγράφουμε τις αλληλεπιδράσεις.

4.4.1 Παράμετροι αγοράς

Αλλάζοντας τον αριθμό των πωλητών, εισάγονται διάφορα επίπεδα ανταγωνισμού. Σύμφωνα με τον οικονομικό όρο, $S = 1$ υποδηλώνει μονοπωλιακή αγορά, $S = 2$ αντιπροσωπεύει διπολική

αγορά και $S > 2$ ονομάζεται ολιγοπωλιακή αγορά. Σε κάποιο σημείο, ο αριθμός των πωλητών μπορεί να μεταβεί από την ολιγοπωλιακή αγορά στον τέλει ανταγωνισμό. Ωστόσο, δεν βρέθηκε καμία έρευνα σχετικά με τον τέλει ανταγωνισμό και τη δυναμική τιμολόγηση, επομένως θα θεωρήσουμε όλες τις αγορές με $S > 2$ ως ολιγοπωλιακές αγορές. Για τα βασικά μας σενάρια, έχουμε επιλέξει να ενεργοποιήσουμε επτά τμήματα και τέσσερις πωλητές. Το κίνητρο μας για την εξέταση ολιγοπωλιακών αγορών με τέσσερις πωλητές προέρχεται από την αυξημένη διαφάνεια τιμών στο σύγχρονο ηλεκτρονικό εμπόριο, η οποία υποδηλώνει ότι οι τιμές πρέπει να είναι κοντά στο κόστος παραγωγής. Έτσι, αυτές οι διαφανείς ανταγωνιστικές αγορές δεν μπορούν να ενισχύσουν επενδύσεις και, συνεπώς, μπορούμε να συμπεράνουμε ότι μόνο λίγοι παίκτες μπορούν να παραμείνουν στην αγορά. Επιπλέον, η χρήση επτά τμημάτων μας επιτρέπει να αναπαραστήσουμε επαρκώς μια ανομοιογενή αγορά.

Τα επτά τμήματα, που αναλύθηκαν στο προηγούμενο κεφάλαιο, είναι:

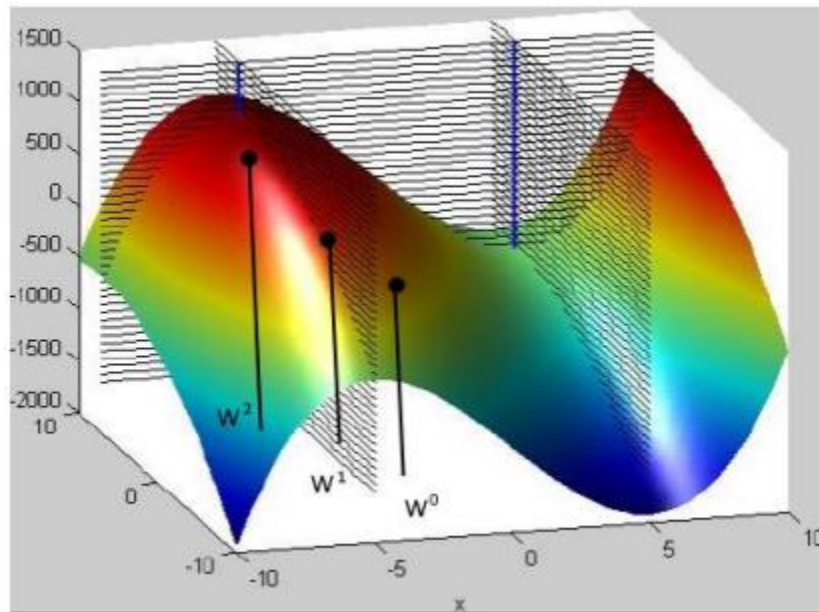
- 1 x Bargain Hunters (BH) στο 25% των καταναλωτών.
- 1 x Any Seller (AS) στο 20% των καταναλωτών.
- 1 x Compare Two (CT) με ποσοστό 15%.
- 4 x Full Loyalty (FL) με 10% σε καθένα από τα 4 καταστήματα που υλοποιήθηκαν.

Όπως έχει ήδη αναφερθεί ο αριθμός των καταστημάτων που απαρτίζουν το περιβάλλον της αγοράς είναι 4. Το Shop 0 είναι πάντοτε το κατάστημα που εφαρμόζει τις τεχνικές δυναμικής τιμολόγησης της μεθοδολογίας μας. Αρχικά τα Shop 1, Shop 2 και Shop 3 κοστολογούσαν τα προϊόντα με ένα στατικό ποσοστό κέρδους της τάξεως του 10%, 15% και 20%, αντίστοιχα. Στην συνέχεια το κατάστημα που παρουσίαζε τα χαμηλότερα κέρδη (Shop 3) αντικαταστάθηκε με έναν πιο αποτελεσματικό αλγόριθμο δυναμικής τιμολόγησης. Αυτός ο αλγόριθμος θα είναι ο Newton-Raphson, ο οποίος δεχόμενος την πρόβλεψη των πωλήσεων από το υβριδικό μοντέλο και συνδυάζοντας την με ορισμένα δεδομένα των προϊόντων και της αγοράς, θα προτείνει την βέλτιστη τιμή τιμολόγησης για το κατάστημα.

4.4.2 Αλγόριθμος Newton-Raphson

Σε μια επαναληπτική μέθοδο για τον υπολογισμό των ριζών μιας διαφοροποιήσιμης συνάρτησης F στον λογισμό, γνωστή ως "μέθοδος του Νεύτωνα", αναζητούμε τις λύσεις της εξίσωσης $F(x) = 0$. Στο πεδίο της βελτιστοποίησης, αυτή η μέθοδος μπορεί να εφαρμοστεί στην παράγωγο f' μιας δύο φορές διαφοροποιήσιμης συνάρτησης f για τον υπολογισμό των ριζών της παραγώγου (δηλαδή των λύσεων της εξίσωσης $f'(x) = 0$), που είναι επίσης γνωστές ως κρίσιμα σημεία της f . Αυτές οι λύσεις μπορεί να είναι ελάχιστα, μέγιστα ή σημεία σέλας. Η μέθοδος αυτή χρησιμοποιείται για την επίλυση προβλημάτων βελτιστοποίησης, όπου στόχος είναι να βρεθούν τα ολικά ελάχιστα ή μέγιστα της συνάρτησης f . Επαναλαμβάνουμε τη μέθοδο όσες φορές χρειαστεί, προκειμένου να προσεγγίσουμε τις επιθυμητές ρίζες.

Παρατηρούμε το παρακάτω σχήμα (Εικόνα 4.7) που περιγράφει τη διαδικασία βελτιστοποίησης μιας συνάρτησης. Ξεκινάμε από ένα αρχικό σημείο W^0 , και η μέθοδος αυτή δημιουργεί μια ακολουθία σημείων W^1 , W^2 , κλπ. που μεγιστοποιούν την συνάρτηση στόχο. Στην Εικόνα 4.8 παρουσιάζεται ο ψευδοκώδικας Neaton-Raphson.



Εικόνα 4.7: Παράδειγμα βελτιστοποίησης συνάρτησης

```

1. Choose:
     $\varepsilon > 0$  (function tolerance  $|f(x)| < \varepsilon$ )
     $m > 0$ 
     $X_0$  - initial approximation
     $k$ -iteration count
    Compute  $f(X_0)$ 

2. Do:
     $q = f'(X_0)$  (evaluate derivative at  $X_0$ )
     $X_1 = X_0 - f_0/q$ 
     $X_0 = X_1$ 
     $f_0 = f(X_0)$ 
     $k = k + 1$ 

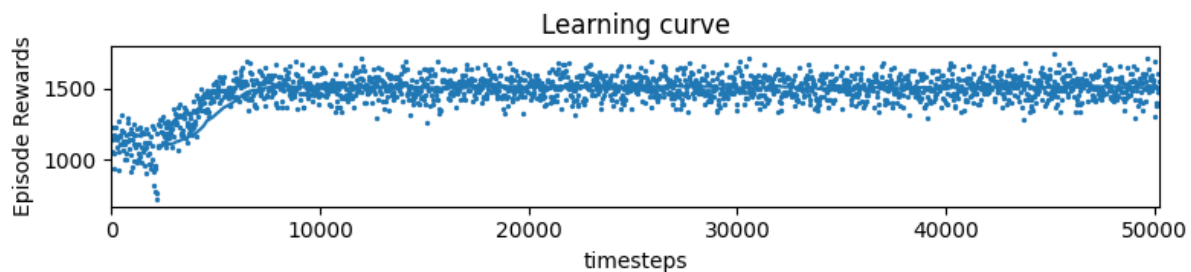
3. While (  $|f_0| \geq \varepsilon$  and  $k \leq m$ )
     $X = X_1$ , the root.

```

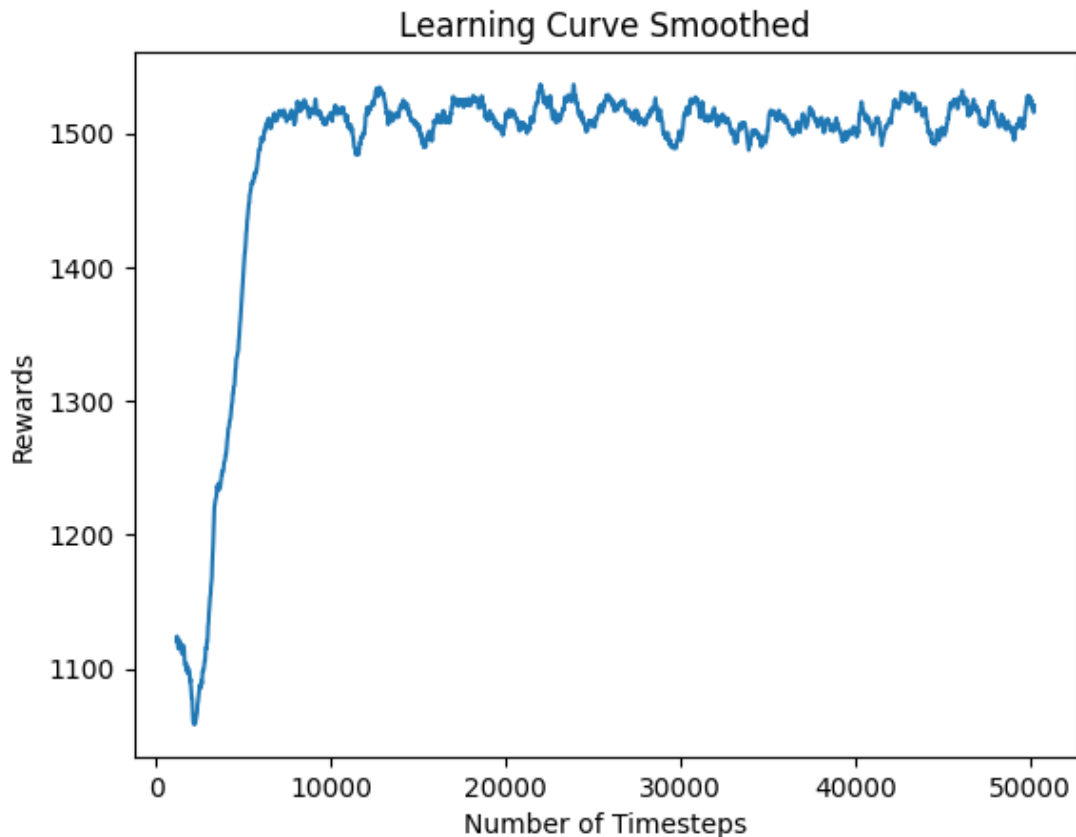
Εικόνα 4.8: Ψευδοκώδικας Neaton-Raphson

4.5 DQN Agent

Για τον DQN πράκτορα χρησιμοποιήθηκε έτοιμη υλοποίηση της stable baselines3. Το νευρωνικό επιλέχθηκε να έχει την εξής αρχιτεκτονική: 4 hidden layers με 128, 64, 32 και 16 νευρώνες. Το batch size παίρνει την τιμή 128 ενώ επιλέχθηκε και ένας σχετικά μικρός ρυθμός μάθησης (0,0001) προκειμένου να εξερευνηθεί επαρκώς ο χώρος των τιμών. Τέλος αν και ο αριθμός των επεισοδίων εκπαίδευσης είναι 50.000, ο πράκτορας συγκλίνει στις τιμές μέγιστου κέρδους αρκετά σύντομα άρα αυτός ο αριθμός θα μπορούσε να είναι μικρότερος προκειμένου να εξοικονομηθεί χρόνος και υπολογιστικοί πόροι (Εικόνες 4.9-4.10).



Εικόνα 4.9: Καμπύλη Μάθησης για τον DQN agent



Εικόνα 4.10: Εξομαλυμένη καμπύλη Μάθησης για τον DQN agent

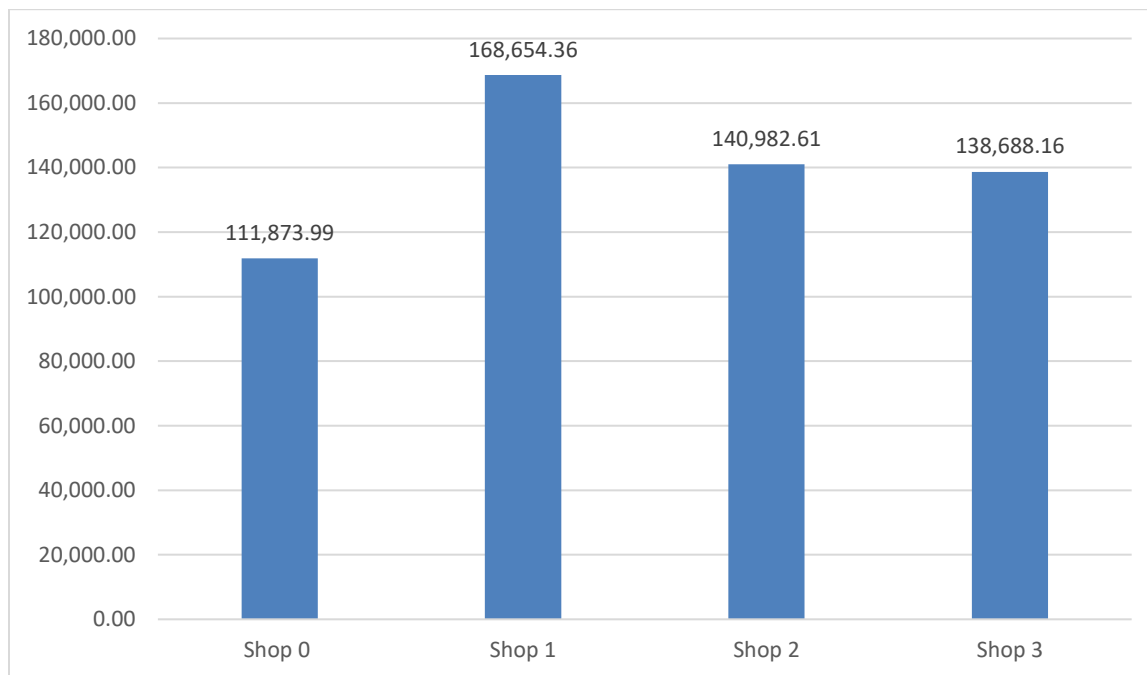
4.6 Αποτελέσματα

Όλα τα πειράματα έγιναν με πραγματικά δεδομένα του ηλεκτρονικού καταστήματος Pharm24.gr. Τα πειράματα αυτά έχουν ως σκοπό την κατανόηση της λειτουργίας της αγοράς και της συμπεριφοράς των καταναλωτών στις διάφορες πολιτικές τιμολόγησης. Η μετρική με βάση την οποία γίνεται η αξιολόγηση των καταστημάτων είναι το καθαρό κέρδος ($\text{revenue} - \text{κόστος}$) ή η κερδοφορία. Η προσομοίωση αφορά τα 32 πιο δημοφιλή προϊόντα αγοράς και αποτελείται από 5.000 πελάτες που επισκέπτονται τα καταστήματα προκειμένου να αγοράσουν το κάθε προϊόν ξεχωριστά, ο καθένας με την δική του W_{tr} . Στα τέσσερα πρώτα σενάρια η W_{tr} για το εκάστοτε προϊόν προκύπτει από την ελαστικότητα του και κινείται στο εύρος $[0.9, 1.1]$ της μέσης τιμής της αγοράς (Τιμή Αναφοράς/ TA). Στο πέμπτο σενάριο εξετάζουμε την απόδοση του αλγορίθμου μας για σταθερές TA . Θεωρούμε ότι όλα τα καταστήματα προμηθεύονται τα προϊόντα στην ίδια τιμή.

4.6.1 Σενάριο πρώτο

Αρχικά ορίζουμε τον τόπο τιμολόγησης για το κάθε μαγαζί με τον εξής τρόπο για να παρατηρήσουμε την αγορά που προσομοιώνουμε:

- Το **Shop 0** κοστολογεί τα προϊόντα με τυχαίο τρόπο στο εύρος $[cost, 1.3 \text{ cost}]$
- Το **Shop 1** με σταθερό κέρδος 10%
- Το **Shop 2** με σταθερό κέρδος 15%
- Το **Shop 3** με σταθερό κέρδος 20%



Εικόνα 4.11: Κερδοφορία καταστημάτων για το πρώτο σενάριο

Στην Εικόνα 4.11 παρατηρούμε ότι το μαγαζί με τις μικρότερες τιμές (Shop 1) παρουσιάζει και την μεγαλύτερη κερδοφορία, 19,6% μεγαλύτερη από το δεύτερο. Αυτό είναι λογικό καθώς η αγορά είναι έτσι μοντελοποιημένη ώστε οι καταναλωτές να προτιμάνε να αγοράζουν από καταστήματα με την μικρότερη τιμή τις περισσότερες φορές. Όπως αναφέρθηκε και νωρίτερα αυτό ισχύει και στην πραγματικότητα με την πληθώρα shopbots και την διαφάνεια που υπάρχει σχετικά με τιμές των προϊόντων.

4.6.2 Σενάριο δεύτερο

Έπειτα τροποποιούμε την μέθοδο τιμολόγησης για το κατάστημα 0:

- Το **Shop 0** χρησιμοποιεί τον αλγόριθμο DQN για βελτιστοποίηση συνάρτησης
- Το **Shop 1** με σταθερό κέρδος 10%
- Το **Shop 2** με σταθερό κέρδος 15%
- Το **Shop 3** με σταθερό κέρδος 20%



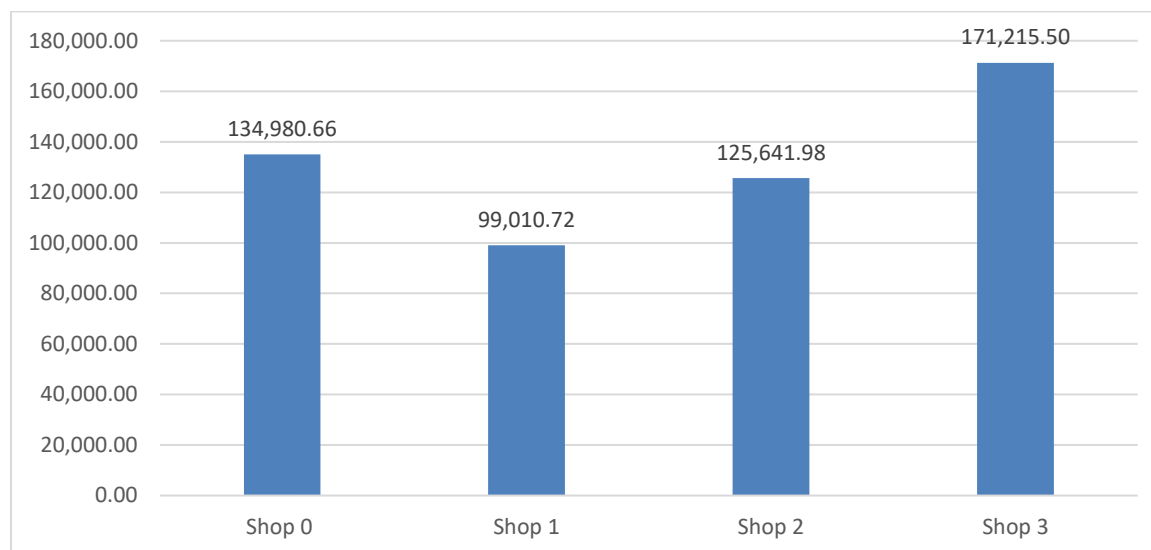
Εικόνα 4.12: Κερδοφορία καταστημάτων για το δεύτερο σενάριο

Στην Εικόνα 4.12 παρατηρούμε ότι το κατάστημα που εφαρμόζει την πρώτη προτεινόμενη μέθοδο τιμολόγησης καταφέρνει να υποσκελίσει 2 στους 3 ανταγωνιστές του αλλά το κατάστημα με το μικρότερο περιθώριο κέρδους παραμένει πρώτο, έστω και οριακά, χάρη στην μοντελοποιημένη συμπεριφορά των καταναλωτών. Εντοπίζουμε μια διαφορά της τάξης του 9,3%, αισθητά μικρότερη από το προηγούμενο παράδειγμα. Παράλληλα μειώνονται και οι επιμέρους διαφορές των καταστημάτων.

4.6.3 Σενάριο τρίτο

Σε αυτό το βήμα θα αντικαταστήσουμε το κατάστημα με την χαμηλότερη κερδοφορία. Στην θέση του θα εφαρμόσουμε τον αλγόριθμο Newton-Raphson που περιγράφηκε νωρίτερα. Η μέθοδοι κοστολόγησης είναι οι ακόλουθοι:

- Το **Shop 0** χρησιμοποιεί τον αλγόριθμο DQN για βελτιστοποίηση συνάρτησης
- Το **Shop 1** με σταθερό κέρδος 10%
- Το **Shop 2** με σταθερό κέρδος 15%
- Το **Shop 3** με την μέθοδο Newton-Raphson



Εικόνα 4.13: Κερδοφορία καταστημάτων για το τρίτο σενάριο

Σε αυτήν την προσομοίωση (Εικόνα 4.13), ο αλγόριθμος Newton-Raphson έχει ξεκάθαρο προβάδισμα +26,8% από τον αλγόριθμο dqn για την βελτιστοποίηση της συνάρτησης που επιλέξαμε. Αυτό το αποτέλεσμα είναι αναμενόμενο εφόσον ο αλγόριθμος μας αδυνατούσε να ξεπεράσει σε κερδοφορία τις στατικές μεθόδους τιμολόγησης του προηγούμενου παραδείγματος. Ένας έξυπνος αλγόριθμος όπως ο Newton-Raphson κυριαρχεί στην συγκεκριμένη αγορά με τέτοιον τρόπο μάλιστα που καταφέρνει να μειώσει και την συνολική κερδοφορία της αγοράς. Αυτό συμβαίνει διότι κοστολογεί τα προϊόντα ελάχιστα χαμηλότερα από τους ανταγωνιστές του. Έτσι κερδίζει πελάτες από τα ανταγωνιστικά καταστήματα, χαμηλώνοντας διαρκώς τις τιμές των προϊόντων εξαλείφοντας έσοδα από την αγορά.

4.6.4 Σενάριο τέταρτο

Προκειμένου να ανταγωνιστούμε τον παραπάνω αλγόριθμο Newton-Raphson επιστρατεύουμε τον DQN agent που περιγράψαμε στο προηγούμενο κεφάλαιο και τον κάνουμε deploy στο συγκεκριμένο περιβάλλον προκειμένου να ανακαλύψει ο ίδιος τις σχέσεις που μεγιστοποιούν το κέρδος τους καταστήματος μας.

Αρχικά ορίζουμε τον τρόπο τιμολόγησης για το κάθε μαγαζί με τον εξής τρόπο:

- Το **Shop 0** με την χρήση DQN agent
- Το **Shop 1** με σταθερό κέρδος 10%
- Το **Shop 2** με σταθερό κέρδος 15%
- Το **Shop 3** με την μέθοδο Newton-Raphson



Εικόνα 4.14: Κερδοφορία καταστημάτων για το τέταρτο σενάριο

Στο παράδειγμα που παρουσιάζεται στην Εικόνα 4.14 παρατηρούμε ότι το κατάστημα 0, εφαρμόζοντας τον αλγόριθμο DQN καταφέρνει να επιβληθεί έναντι του αλγορίθμου Newton-Raphson αλλά και των μεθόδων στατικής τιμολόγησης. Πιο συγκεκριμένα εμφανίζει 12,4% περισσότερα καθαρά έσοδα έναντι της ανταγωνιστικής μεθόδου δυναμικής τιμολόγησης. Ενώ όπως αναφέρθηκε νωρίτερα ο Newton-Raphson κοστολογεί τα προϊόντα ελάχιστα χαμηλότερα από την ελάχιστη τιμή την προηγούμενη χρονική περίοδο (εβδομάδα), ο DQN agent αντιλαμβάνεται καλύτερα την δυναμική της αγοράς και εκμεταλλευόμενος την διαφορετική ελαστικότητα του κάθε προϊόντος εμφανίζει αισθητά μεγαλύτερη κερδοφορία.

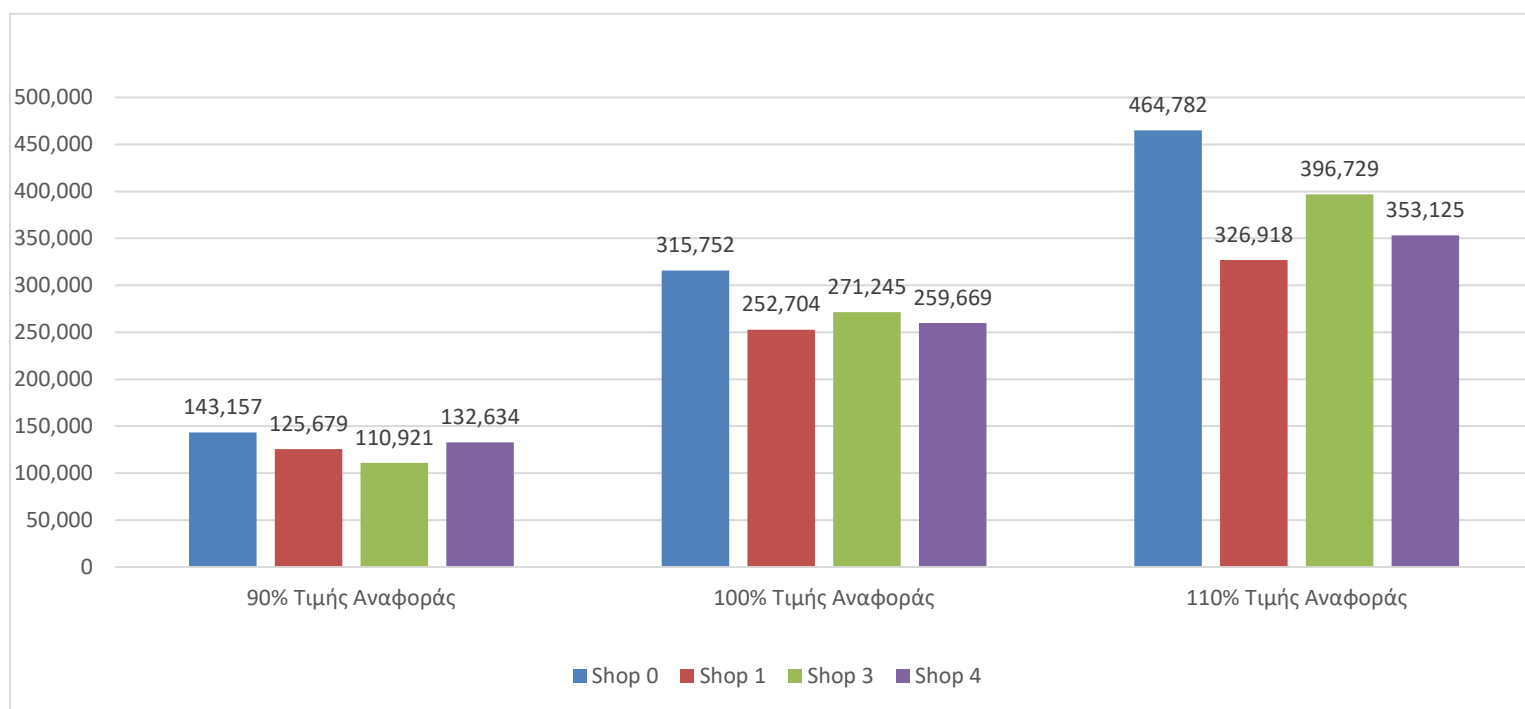
4.6.5 Σενάριο πέμπτο

Η ελαστικότητα με βάση την οποία προέκυψε η τιμή αναφοράς του W_{tr} για τα προηγούμενα σενάρια υπολογίζεται από το ιστορικό πωλήσεων που έχουμε στην διάθεση μας. Αναπόφευκτα για πολλά προϊόντα τα δεδομένα μας μπορεί να είναι είτε ελλιπή είτε ανακριβή και κατ'

επέκταση να μην μπορούμε να εξάγουμε αξιόπιστα συμπεράσματα. Ταυτόχρονα, στην αγορά μπορεί να επικρατούν διάφορες οικονομικές συνθήκες που επηρεάζουν την ικανότητα και την προθυμία των καταναλωτών να διαθέσουν παραπάνω χρήματα για ένα προϊόν. Για τους παραπάνω λόγους θα εξετάσουμε την απόδοση του αλγορίθμου μας με βάση τρία W_{tr} με μέση τιμή αναφοράς στο 90, 100 και 110 τοις εκατό της μέσης τιμής της αγοράς την προηγούμενη περίοδο για όλα τα προϊόντα.

Οι μέθοδοι τιμολόγησης παραμένουν ίδιοι με το παράδειγμα τέσσερα:

- Το **Shop 0** με την χρήση DQN agent
- Το **Shop 1** με σταθερό κέρδος 10%
- Το **Shop 2** με σταθερό κέρδος 15%
- Το **Shop 3** με την μέθοδο Newton-Raphson



Εικόνα 4.15: Κερδοφορία καταστημάτων για το πέμπτο σενάριο

Στο τελευταίο παράδειγμα στην Εικόνα 4.15 παρατηρούμε ότι το κατάστημα 0 συνεχίζει να αποδίδει καλύτερα από τις ανταγωνιστικές μεθόδους τιμολόγησης. Την στιγμή που ο τζίρος αυξάνεται κατά περίπου 500 χιλιάδες για κάθε 10% αύξηση στην μέση τιμή αναφοράς, ο αλγόριθμος DQN καταφέρνει να αποσπάσει όλο και μεγαλύτερο μέρος της αγοράς. Πιο συγκεκριμένα στην περίπτωση του 90% εμφανίζει 7.93% περισσότερα καθαρά έσοδα από το κατάστημα που εφαρμόζει την μέθοδο Newton-Raphson (Shop 4), το οποίο έρχεται στην

δεύτερη θέση. Στο αμέσως επόμενο σενάριο με τιμή αναφοράς στο 100% η κερδοφορία εκτοξεύεται στα 16.41% σε σχέση με το δεύτερο κατάστημα (Shor 3), ενώ τέλος στην περίπτωση του 110% αυξάνεται οριακά κατά 17.14%. Ενδιαφέρον παρουσιάζεται πως ενώ ο αλγόριθμος DQN καταφέρνει να προσαρμοστεί σε οποιοδήποτε περιβάλλον της αγοράς, ο αλγόριθμος Newton-Raphson αποδίδει καλύτερα σε πιο ανταγωνιστικά περιβάλλοντα. Αυτό φαίνεται αφού η μέθοδος στατικής τιμολόγησης καταφέρνει να σκαρφαλώσει στην δεύτερη θέση για τα σενάρια 2 και 3.

Κεφάλαιο 5. Συμπεράσματα και Μελλοντική Εργασία

Στο κεφάλαιο αυτό παρουσιάζονται τα κύρια συμπεράσματα από την αξιολόγηση του συστήματος που αναπτύξαμε. Έπειτα παρουσιάζονται ορισμένες προτάσεις για βελτιώσεις αλλά και μελλοντικές εργασίες.

5.1 Συμπεράσματα

Στα πλαίσια αυτής της διπλωματικής αναπτύχθηκαν δύο συστήματα μηχανικής μάθησης για την δυναμική τιμολόγηση προϊόντων ενός ηλεκτρονικού καταστήματος. Ο κύριος στόχος της παρούσας διπλωματικής ήταν να δημιουργήσει μια ολοκληρωμένη μεθοδολογία η οποία θα αυξάνει την κερδοφορία των ηλεκτρονικών καταστημάτων που την εφαρμόζουν. Ένας ακόμα στόχος που θέσαμε για το αναπτυγμένο σύστημα ήταν η αξιολόγησή του σε ένα προσομοιωμένο περιβάλλον αγοράς, χρησιμοποιώντας δεδομένα που προέρχονται από την πραγματική ζωή και δημιουργώντας όσο το δυνατόν πιο ρεαλιστικές συνθήκες. Αυτή η ανάγκη προέκυψε λόγω του γεγονότος ότι σε πολλές περιπτώσεις, τα υπάρχοντα συστήματα που αναπτύσσονται βασίζονται σε δεδομένα προσομοίωσης και, συνεπώς, δεν είναι σε θέση να αντιμετωπίσουν τα προβλήματα που μπορεί να προκύψουν σε ένα σύστημα δυναμικής τιμολόγησης υπό πραγματικές συνθήκες.

Δημιουργήθηκε ένα υβριδικό σύστημα που αποτελείται από δύο μέρη. Το πρώτο αντιμετωπίζει το πρόβλημα της πρόβλεψης των μελλοντικών πωλήσεων, κομμάτι αναπόσπαστο από την μέχρι τώρα υπάρχουσα βιβλιογραφία σχετικά με την δυναμική τιμολόγηση. Αρχικά, ένα μοντέλο ARIMA αναπαριστά τις γραμμικές συσχετίσεις που υφίστανται στο ιστορικό πωλήσεων ενός προϊόντος. Στη συνέχεια, τα υπολείμματα αυτού του γραμμικού μοντέλου υποβάλλονται σε μοντελοποίηση από ένα νευρωνικό δίκτυο. Στην περίπτωση του νευρωνικού δικτύου χρησιμοποιήθηκε μια πιο εξελεγμένη μορφή των LSTM δικτύων, το BiLSTM που επιλύει κάποια προβλήματα των απλών δικτύων πρόσθιας τροφοδότησης. Παρατηρώντας τα αποτελέσματα πρόβλεψης πωλήσεων βλέπουμε πως πέτυχαμε βελτίωση 2,08% στην μετρική MAE, 0,92% στην RSE, 2,47% στην MSE και 1,76% στην μετρική MAPE.

Το δεύτερο μέρος του υβριδικού μας συστήματος αποτελείται από μια μίξη “κλασσικού” και “μοντέρνου”. Στην κλασσική βιβλιογραφία όλα τα μοντέλα τιμολόγησης επέλεγαν μια σχέση την οποία προσπαθούσαν να βελτιστοποιήσουν για την εκτίμηση της κερδοφορίας. Έτσι και εμείς δημιουργήσαμε μια εξίσωση από διάφορα χαρακτηριστικά που εξαγάγαμε από τα πραγματικά δεδομένα που είχαμε στην κατοχή μας καθώς και την έξοδο του υβριδικού συστήματος, και ακολούθως τα τροφοδοτήσαμε στο πιο “μοντέρνο” κομμάτι της εργασίας, τον αλγόριθμο βαθιάς μηχανικής μάθησης DQN. Προκειμένου να αξιολογήσουμε τα αποτελέσματα μας δημιουργήσαμε ένα περιβάλλον προσομοίωσης στην βιβλιοθήκη Gymnasium της OpenAI. Το περιβάλλον αποτελείται από πελάτες που επίσης δημιουργήθηκαν από πραγματικά δεδομένα και από 4 καταστήματα που εφαρμόζουν διάφορες πολιτικές στατικής και δυναμικής τιμολόγησης. Στην προσομοίωση ο αλγόριθμος DQN βρέθηκε στην δεύτερη θέση όσον αφορά

την κερδοφορία, υστερώντας κατά 26,8% σε σχέση με το κατάστημα που εφαρμόζει την τεχνική Newton-Raphson.

Κρίνοντας τα αποτελέσματα επαρκή αλλά όχι ικανοποιητικά προχωρήσαμε σε μια δεύτερη υλοποίηση. Αναλογιζόμενοι ότι το πλεονέκτημα του αλγορίθμου DQN έγκειται στην δίχως επίβλεψη χρήση του, του επιτρέψαμε να αλληλοεπιδράσει με το περιβάλλον προσομοίωσης και να το εξερευνήσει επαρκώς προκειμένου να μοντελοποιήσει αυτός την συνάρτηση που θα μεγιστοποιήσει το κέρδος για το συγκεκριμένο περιβάλλον. Πράγματι, η πολιτική τιμολόγησης που προέκυψε παρουσιάζει την μεγαλύτερη κερδοφορία, με 12,4% περισσότερα καθαρά κέρδη σε σχέση με το δεύτερο κατάστημα υποθέτοντας ίδιο κόστος κτήσης των προϊόντων.

5.2 Μελλοντική Εργασία

Στην παρούσα εργασία, χρησιμοποιήσαμε μόνο απλά ιστορικά δεδομένα πωλήσεων από ένα ηλεκτρονικό κατάστημα. Είναι προφανές ότι μπορούμε να βελτιώσουμε τη μοντελοποίηση της ζήτησης αν λάβουμε υπόψη επιπλέον παράγοντες που μπορούν να επηρεάσουν αυτήν. Ως επέκταση του συστήματος που αναπτύξαμε, μελλοντικά θα μπορούσαν να χρησιμοποιηθούν πρόσθετα δεδομένα, όπως οι τιμές πώλησης από ανταγωνιστικά καταστήματα ή η συμπεριφορά των πελατών κατά τις αγορές τους στο ηλεκτρονικό κατάστημα. Επιπλέον, θα μπορούσαμε να βελτιώσουμε την εκτίμηση της ζήτησης με τον ομαδοποιημένο χειρισμό των πελατών του ηλεκτρονικού καταστήματος. Υπάρχουν διάφοροι τρόποι και επίπεδα ομαδοποίησης πελατών, οπότε θα απαιτηθούν δοκιμές για να εντοπιστεί η καλύτερη μέθοδος ομαδοποίησης. Φυσικά, όλες αυτές οι επεκτάσεις του συστήματος εξαρτώνται από το μέγεθος του ηλεκτρονικού καταστήματος που επιθυμεί να τις χρησιμοποιήσει. Εάν πρόκειται για ένα μεγάλο κατάστημα με πολλά διαθέσιμα δεδομένα, τότε μπορεί να δοκιμάσει διάφορες τεχνικές και να προβλέψει τη ζήτηση με μεγαλύτερη ακρίβεια.

Ακόμα μια πιθανή βελτίωση είναι η καλύτερη μοντελοποίηση της εξίσωσης που βελτιστοποιεί ο αλγόριθμος DQN ή ο πειραματισμός με διάφορες παραμέτρους των νευρωνικών, δηλαδή το εκτενέστερο tuning. Επιπλέον, θα μπορούσαν να διερευνηθούν διάφοροι συγγενικοί αλγόριθμοι με τον DQN, όπως οι A2C, DDPG, PPO, SAC κ.α. και να συγκριθούν οι αποδόσεις τους. Για αυτό το στάδιο απαιτείται ορθή μοντελοποίηση της αγοράς, που κατά την γνώμη μας είναι το πιο ενδιαφέρον και σημαντικό κομμάτι που αξίζει να διερευνηθεί σε μελλοντικές εργασίες.

Από την ενασχόληση μας πλέον καταλήγουμε ότι η μηχανική μάθηση είναι πολύτιμο εργαλείο στα χέρια των ηλεκτρονικών καταστημάτων. Πλέον, για τα καταστήματα-θιασώτες της δυναμικής τιμολόγησης η χρήση της μηχανικής μάθησης θα μπορούσε να μεταστραφεί προς την ορθή μοντελοποίηση της αγοράς. Η βαθιά μάθηση μας επιτρέπει να αναπτύσσουμε εύκολα, γρήγορα και οικονομικά διάφορους αλγόριθμους σε ένα περιβάλλον αγοράς και να δημιουργούμε χρήσιμα εργαλεία.

Βιβλιογραφία

1. S. K. Mourya, Shalu Gupta. E-Commerce, Alpha Science International, Limited, 2015, ISBN 1842658786, 9781842658789
2. [Top 10 Countries with the Largest E-commerce Industry - E-Commerce Nation \(ecommerce-nation.com\)](http://ecommerce-nation.com)
3. Michael R. Solomon, Consumer Behaviour: A European Perspective, Pearson Education, 2006, ISBN 0273714724, 9780273714729
4. Durif, F., Roy, J., & Boivin, C. (2012). Could Perceived Risks Explain the 'Green Gap' in Green Product Consumption? *Electronic Green Journal*, 33.
5. Philip Kotler, Kevin Lane Keller, Marketing Management, 15, illustrated, ISBN 1292092629, 9781292092621
6. A. V. den Boer. Dynamic Pricing and Learning. PhD thesis, VU University Amsterdam, 2013.
7. A. V. den Boer. Dynamic pricing and learning: Historical origins, current research, and new directions. *Operations Research and Management Science*, 20:1–18, 2015
8. G. Gallego and G. J. van Ryzin. Optimal dynamic pricing of inventories with stochastic demand over finite horizons. *Management Science*, 40(8): 999–1020, 1994
9. A. Sen. A comparison of fixed and dynamic pricing policies in revenue management. *Omega*, 41:586–597, 2013
10. W. Reinartz. Customizing prices in online markets. *Symphonya. Emerging Issues in Management*, 1:55–65, 2002
11. WiseCommerce. Wisedynamic. <http://www.wiseruk.co.uk/dynamic> [Accessed: 2015-12-14], 2015.
12. Y. Narahari, C. V. L. Raju, K. Ravikumar, and S. Shah. Dynamic pricing models for electronic business. *Sadhana*, 30:231–256, 2005.
13. L. Chan, Z. Shen, D. Simchi-Levi, and J. L. Swann. Coordination of pricing 151 BIBLIOGRAPHY 152 and inventory decisions: A survey and classification. In D. Simchi-Levi, S. Wu, and Z.-J. Shen, editors, *Handbook of Quantitative Supply Chain Analysis*, volume 74 of *International Series in Operations Research and Management Science*, pages 335–392. Springer US, 2004.
14. W. Elmaghraby and P. Keskinocak. Dynamic pricing in the presence of inventory considerations: Research overview, current practices, and future directions. *Management Science*, 49(10):1287–1309, 2003.
15. N. R. S. Raghavan. Data mining in e-commerce: A survey. *Sadhana*, 30: 275–289, 2005.
16. M. Adnan, M. Nagi, K. Kianmehr, R. Tahboub, M. Ridley, and J. Rokne. Promoting where, when and what? an analysis of web logs by integrating data mining and social network techniques to guide ecommerce business promotions. *Social Network Analysis and Mining*, 1(3):173–185, 2011.

17. E. A. Boyd and I. C. Bilegan. Revenue management and e-commerce. *Management Science*, 49(10):1363–1386, 2003.
18. T. W. Anderson and N. D. Singpurwalla, 1980, *Methods and applications of timeseries analysis*, Stamford-Department of statistics
19. Keat P.G. and Young P.K.Y., 1996. *Managerial Economics, Economic Tools for Today's Decision Makers*, Second Edition, New Jersey: Prentice Hall, 110-207
20. Tan, Y.-F.; Ong, L.-Y.; Loew, M.-C.; Goh, Y.-X. Exploring Time-Series Forecasting Models for Dynamic Pricing in Digital Signage Advertising. *Future Internet* 2021, 13,241. <https://doi.org/10.3390/fi13100241>
21. Q. Chen, W. Zhang, and Y. Lou, "Forecasting Stock Prices Using a Hybrid Deep Learning Model Integrating Attention Mechanism, Multi-Layer Perceptron, and Bidirectional Long-Short Term Memory Neural Network," in *IEEE Access*, vol. 8, pp. 117365-117376, 2020, doi: 10.1109/ACCESS.2020.3004284.
22. Siami Namini, Sima & Tavakoli, Neda & Siami Namin, Akbar. (2019). The Performance of LSTM and BiLSTM in Forecasting Time Series. 3285-3292. 10.1109/BigData47090.2019.9005997.
23. Kastius, A., Schlosser, R. Dynamic pricing under competition using reinforcement learning. *J Revenue Pricing Manag* 21, 50–63 (2022).
24. John Schulman, Filip Wolski, Prafulla Dhariwal, Alec Radford, Oleg Klimov Proximal Policy Optimization Algorithms
25. Yang, Cenying & Feng, Yihao & Whinston, Andrew. (2021). Dynamic Pricing and Information Disclosure for Fresh Produce: An Artificial Intelligence Approach. *Production and Operations Management*. 10.1111/poms.13525.
26. D. Liu, W. Wang, L. Wang, H. Jia, and M. Shi, "Dynamic Pricing Strategy of Electric Vehicle Aggregators Based on DDPG Reinforcement Learning Algorithm," in *IEEE Access*, vol. 9, pp. 21556-21566, 2021, doi: 10.1109/ACCESS.2021.3055517.
27. Jing Wang, Dong Yang, Kaimin Chen & Xiaodong Sun (2021) Cruise dynamic pricing based on SARSA algorithm, *Maritime Policy & Management*, 48:2, 259-282, DOI:10.1080/03088839.2021.1887529
28. Arnoud V. den Boer. Dynamic pricing and learning: Historical origins, current research, and new directions. *Surveys in Operations Research and Management Science*, 20(1):1–18, June 2015.
29. Gerald J. Tesauro and Jeffrey O. Kephart. Foresight-based pricing algorithms in an economy of software agents. In *Proceedings of the first international conference on Information and computation economies - ICE '98*, pages 37–44, Charleston, South Carolina, United States, 1998. ACM Press.
30. Gerald Tesauro. Pricing in agent economies using neural networks and multi-agent Q-learning. In *Lecture Notes in Computer Science*, pages 288–307. Springer-Verlag, 1999.

31. Manu Sridharan and Gerald Tesauro. Multi-agent Q-learning and regression trees for automated pricing decisions. 2002.
32. Joan Morris DiMicco, Amy Greenwald, and Pattie Maes. Dynamic pricing strategies under a finite time horizon. In Proceedings of the 3rd ACM conference on Electronic Commerce EC '01, pages 95–104, Tampa, Florida, USA, 2001. ACM Press.
33. Jeffrey O. Kephart, James E. Hanson, and Amy R. Greenwald. Dynamic pricing by software agents. *Computer Networks*, 32(6):731–752, May 2000.
34. Y. Narahari, C. V. L. Raju, K. Ravikumar, and Sourabh Shah. Dynamic pricing models for electronic business. *Sadhana*, pages 2–3, 2005.
35. David Vengerov. A gradient-based reinforcement learning approach to dynamic pricing in partially observable environments. *Future Generation Computer Systems*, 24(7):687–693, July 2008.
36. W. Jintian and Z. Lei. Application of reinforcement learning in dynamic pricing algorithms. In 2009 IEEE International Conference on Automation and Logistics, pages 419–423, August 2009. ISSN: 2161-816X.
37. Yan Cheng. Dynamic Pricing Decision for Perishable Goods: A Q-Learning Approach. 2008.
38. Perloff, J. (2008). *Microeconomic Theory & Applications with Calculus*. Pearson. ISBN 978-0-321-27794-7
39. Krugman; Wells (2009). *Microeconomics* (2nd ed.). Worth. ISBN 978-0-7167-7159-3.
40. Havana, Tomas; Firsova, Zuzana; Zeynalova, Olesya (2018). "Tuition Fees and University Enrolment: A Meta-Regression Analysis". *Oxford Bulletin of Economics and Statistics*. 80 (6): 1145–1184. doi:10.1111/obes.12240. S2CID 158193395
41. Brownell, Kelly D.; Farley, Thomas; Willett, Walter C. et al. (2009).
42. Goodwin; Nelson; Ackerman; Weisskopf (2009). *Microeconomics in Context* (2nd ed.). Sharpe. ISBN 978-0-618-34599-1
43. Varsha, M., Poornima, B., Pavan Kumar, M.P. et al. Novel hybrid ARIMA–BiLSTM model for forecasting of rice blast disease outbreaks for sustainable rice production. *Iran J Comput Sci* **6**, 147–159 (2023). <https://doi.org/10.1007/s42044-022-00128-3>
44. Alysha M. De Livera, Rob J. Hyndman & Ralph D. Snyder (2011) Forecasting Time Series With Complex Seasonal Patterns Using Exponential Smoothing, *Journal of the American Statistical Association*, 106:496, 1513-1527, DOI: 10.1198/jasa.2011.tm09771
45. arXiv:1802.03050
46. Hilsen, Hans Olav Østbø Simulating Dynamic Pricing Algorithm Performance in Heterogeneous Markets 2016
47. Λάγγαρης Σ. Βελτίωση του ρυθμού μετατροπής ηλεκτρονικών καταστημάτων με τεχνικές δυναμικής τιμολόγησης. Διπλωματική Εργασία. Αριστοτέλειο Πανεπιστήμιο Θεσσαλονίκης, Πολυτεχνική Σχολή, Τμήμα Ηλεκτρολόγων Μηχανικών και Μηχανικών Υπολογιστών 2022

48. A. R. Greenwald, J. O. Kephart, and G. Tesauro. Strategic pricebot dynamics. In Proceedings of the 1st ACM Conference on Electronic Commerce, EC '99, pages 58–67, New York, NY, USA, 1999