

ΕΛΛΗΝΙΚΟ ΜΕΣΟΓΕΙΑΚΟ ΠΑΝΕΠΙΣΤΗΜΙΟ

ΣΧΟΛΗ ΕΠΙΣΤΗΜΩΝ ΔΙΟΙΚΗΣΗΣ ΚΑΙ ΟΙΚΟΝΟΜΙΑΣ

ΤΜΗΜΑ ΔΙΟΙΚΗΤΙΚΗΣ ΕΠΙΣΤΗΜΗΣ ΚΑΙ ΤΕΧΝΟΛΟΓΙΑΣ

Ανάλυση Δεδομένων Πελατών για την Ανάπτυξη Στρατηγικών Customer Retention σε Ηλεκτρονικό Εμπόριο

ΠΤΥΧΙΑΚΗ ΕΡΓΑΣΙΑ

Εισηγητής: Μεταξία Μοσχάκη, ΔΕ20319
Επιβλέπων: Γεώργιος Μαστοράκης, αναπληρωτής καθηγητής

©
2026

HELLENIC MEDITERRANEAN UNIVERSITY

SCHOOL OF MANAGEMENT AND ECONOMICS SCIENCE

DEPARTMENT OF MANAGEMENT SCIENCE AND TECHNOLOGY

Customer Data Analysis for Developing Customer Retention Strategies in E-commerce

---

DIPLOMA THESIS

Student : Metaxia Moschaki, DE20319

Supervisor : George Mastorakis, Associate professor

©
2026

Υπεύθυνη Δήλωση *: Βεβαιώνω ότι είμαι συγγραφέας αυτής της πτυχιακής εργασίας και ότι κάθε βοήθεια την οποία είχα για την προετοιμασία της, είναι πλήρως αναγνωρισμένη και αναφέρεται στην πτυχιακή εργασία. Επίσης έχω αναφέρει τις όποιες πηγές από τις οποίες έκανα χρήση δεδομένων, ιδεών ή λέξεων, είτε αυτές αναφέρονται ακριβώς είτε παραφρασμένες. Επίσης βεβαιώνω ότι αυτή η πτυχιακή εργασία προετοιμάστηκε από εμένα προσωπικά ειδικά για τις απαιτήσεις του προγράμματος σπουδών του Τμήματος Διοικητικής Επιστήμης και Τεχνολογίας του ΕΛ.ΜΕ.ΠΑ.*

ΠΕΡΙΛΗΨΗ

Η παρούσα πτυχιακή εργασία διερευνά τη δυνατότητα αξιοποίησης συναλλακτικών δεδομένων πελατών για την ανάπτυξη στρατηγικών διατήρησης πελατών (Customer Retention) στο ηλεκτρονικό εμπόριο. Για την πραγματοποίηση της έρευνας χρησιμοποιήθηκε το σύνολο δεδομένων Online Retail του UCI Machine Learning Repository, το οποίο περιλαμβάνει 541.909 εγγραφές συναλλαγών. Μετά την προεπεξεργασία των δεδομένων διατηρήθηκαν 397.884 εγγραφές, οι οποίες αντιστοιχούσαν σε 4.338 μοναδικούς πελάτες.

Αρχικά, εφαρμόστηκε η μέθοδος RFM (Recency, Frequency, Monetary Value) για την τμηματοποίηση της πελατειακής βάσης σε έξι ομάδες με διαφορετικά χαρακτηριστικά αγοραστικής συμπεριφοράς. Στη συνέχεια, αναπτύχθηκαν μοντέλα Logistic Regression και Random Forest για την πρόβλεψη της μελλοντικής αγοραστικής αδράνειας σε πληθυσμό 2.772 πελατών, με χρονικό ορίζοντα παρατήρησης 90 ημερών.

Τα αποτελέσματα ανέδειξαν σημαντικές διαφοροποιήσεις μεταξύ των πελατειακών τμημάτων ως προς την ιστορική χρηματική αξία και τη μελλοντική αγοραστική δραστηριότητα. Το συνολικό ποσοστό μη επαναγοράς διαμορφώθηκε σε 39,29%, ενώ η Logistic Regression παρουσίασε ROC-AUC 0,710 στο σύνολο ελέγχου, έναντι 0,692 του Random Forest.

Η συμπληρωματική RFM ανάλυση ανέδειξε διαφορετικά ποσοστά μελλοντικής αγοραστικής αδράνειας μεταξύ των πελατειακών τμημάτων, υποστηρίζοντας τη χρησιμότητα της συνδυαστικής αξιοποίησης της τμηματοποίησης και της προγνωστικής ανάλυσης.

Συμπερασματικά, η ανάλυση συναλλακτικών δεδομένων μπορεί να συμβάλει στην κατανόηση της πελατειακής συμπεριφοράς και να υποστηρίξει τον σχεδιασμό διαφοροποιημένων στρατηγικών Customer Retention. Ωστόσο, η πραγματική αποτελεσματικότητα των προτεινόμενων παρεμβάσεων απαιτεί πρόσθετη επιχειρησιακή και πειραματική αξιολόγηση.

Λέξεις Κλειδιά : Ηλεκτρονικό εμπόριο, Ανάλυση δεδομένων πελατών, Customer Retention, RFM, Customer Churn, Μηχανική μάθηση.

ABSTRACT

This thesis investigates the potential of transactional customer data analysis to support the development of customer retention strategies in e-commerce. The research utilizes the Online Retail dataset from the UCI Machine Learning Repository, initially containing 541,909 transaction records. Following data preprocessing, 397,884 records corresponding to 4,338 unique customers were retained.

Initially, Recency, Frequency, and Monetary Value (RFM) analysis was applied to segment the customer base into six groups characterized by different purchasing patterns. Subsequently, Logistic Regression and Random Forest models were developed to predict future purchasing inactivity among 2,772 customers over a 90-day observation period.

The findings revealed substantial differences among customer segments in terms of historical monetary value and future purchasing activity. The overall non-repurchase rate was 39.29%, while Logistic Regression achieved a ROC-AUC of 0.710 on the test set, compared with 0.692 for Random Forest.

Additional RFM analysis identified differences in future purchasing inactivity rates across customer segments, highlighting the potential value of combining customer segmentation with predictive analytics.

Overall, the findings suggest that transactional data analysis can support the understanding of customer purchasing behavior and inform the development of differentiated customer retention strategies. However, the actual effectiveness of the proposed interventions requires further operational and experimental evaluation.

Key Words : E-commerce, Customer Data Analytics, Customer Retention, RFM Analysis, Customer Churn, Machine Learning.

ΠΙΝΑΚΑΣ ΠΕΡΙΕΧΟΜΕΝΩΝ

ΛΙΣΤΑ ΠΙΝΑΚΩΝ v
ΛΙΣΤΑ ΣΧΕΔΙΑΓΡΑΜΜΑΤΩΝ vi
ΣΥΝΤΟΜΟΓΡΑΦΙΕΣ vii
ΕΥΧΑΡΙΣΤΙΕΣ viii
ΚΕΦΑΛΑΙΟ 1 10
ΕΙΣΑΓΩΓΗ 10
1.1 Αντικείμενο και Σκοπός 11
1.2 Μεθοδολογία Πτυχιακής 12
1.3 Οργάνωση Κειμένου 13
ΚΕΦΑΛΑΙΟ 2 15
ΘΕΩΡΗΤΙΚΟ ΥΠΟΒΑΘΡΟ 15
2.1 Η έννοια του ηλεκτρονικού εμπορίου 15
2.2 Ο ρόλος των δεδομένων στην κατανόηση της συμπεριφοράς πελατών 20
2.3 Τμηματοποίηση πελατών και εξατομίκευση εμπειρίας 25
2.4 Η σημασία της διατήρησης πελατών 39
2.5 Προγνωστικά μοντέλα και διαχείριση αποχώρησης πελατών 50
2.6 Ανάλυση της αξίας ζωής πελάτη 62
2.7 Μηχανική μάθηση και τεχνητή νοημοσύνη στο Ηλεκτρονικό Εμπόριο 71
ΚΕΦΑΛΑΙΟ 3 78
ΕΡΕΥΝΗΤΙΚΟΣ ΣΧΕΔΙΑΣΜΟΣ ΚΑΙ ΜΕΘΟΔΟΛΟΓΙΑ 78
3.1 Σκοπός και ερευνητικός σχεδιασμός 78
3.2 Περιγραφή και προεπεξεργασία δεδομένων 79
3.3 Μεθοδολογία RFM τμηματοποίησης 81
3.4 Ορισμός και υπολογισμός της μεταβλητής Churn 83
3.5 Ανάπτυξη προγνωστικών μοντέλων 84
3.6 Αξιολόγηση μοντέλων και σύνδεση RFM–Churn 86
3.7 Εργαλεία ανάλυσης και μεθοδολογικοί περιορισμοί 87
ΚΕΦΑΛΑΙΟ 4 88
Παρουσίαση και ανάλυση των ερευνητικών αποτελεσμάτων 88
4.1 Περιγραφική στατιστική ανάλυση του δείγματος 88
4.2 Αποτελέσματα RFM τμηματοποίησης 90
4.3 Ανάλυση της μελλοντικής αγοραστικής αδράνειας 93
4.4 Έλεγχος και επιλογή χαρακτηριστικών πρόβλεψης 96
4.5 Αποτελέσματα και συγκριτική αξιολόγηση των προγνωστικών μοντέλων 97
4.6 Σύνδεση RFM τμηματοποίησης και μελλοντικής αγοραστικής αδράνειας 104
4.7 Σύνοψη των βασικών ερευνητικών ευρημάτων 107
ΚΕΦΑΛΑΙΟ 5 109
Συζήτηση και συμπεράσματα 109
5.1 Συζήτηση των βασικών ερευνητικών ευρημάτων 109
5.2 Σύνδεση των ευρημάτων με τη θεωρητική βιβλιογραφία 111

5.3 Προτεινόμενες στρατηγικές Customer Retention 114
5.4 Επιχειρησιακή αξιοποίηση της ανάλυσης δεδομένων 118
5.5 Περιορισμοί της έρευνας και προτάσεις για μελλοντική διερεύνηση 120
5.6 Τελικά συμπεράσματα 121
ΒΙΒΛΙΟΓΡΑΦΙΑ 124

ΛΙΣΤΑ ΠΙΝΑΚΩΝ

Πίνακας 1.1. Ενδεικτική σύγκριση φυσικού και ηλεκτρονικού εμπορίου 16
Πίνακας 1.2. Κύριες φάσεις εξέλιξης του ηλεκτρονικού εμπορίου 18
Πίνακας 1.3. Βασικά μοντέλα εμπορικών συναλλαγών σε ψηφιακό περιβάλλον 20
Πίνακας 1.4. Κατηγορίες και πηγές δεδομένων πελατών 22
Πίνακας 1.5. Χρήσεις συναλλακτικών και συμπεριφορικών δεδομένων στη διατήρηση πελατών 25
Πίνακας 1.6. Ενδεικτική αντιστοίχιση πελατειακών τμημάτων και ενεργειών 36
Πίνακας 1.7. Ενδεικτικές στρατηγικές διατήρησης πελατών 47
Πίνακας 1.8. Κατηγορίες προγνωστικών προβλημάτων στο ηλεκτρονικό εμπόριο 55
Πίνακας 1.9. Μοντέλα ανάλυσης πελατών και εκτιμώμενα αποτελέσματα 57
Πίνακας 1.10. Προσεγγίσεις εκτίμησης CLV: δυνατότητες και περιορισμοί 65
Πίνακας 2.1. Ενδεικτικές εφαρμογές της CLV στην τμηματοποίηση 67
Πίνακας 2.2. Διαφορές επιβλεπόμενης και μη επιβλεπόμενης μάθησης 72
Πίνακας 2.3. Ενδεικτικές εφαρμογές αλγορίθμων μηχανικής μάθησης στην ανάλυση πελατών 74
Πίνακας 3.1. Αποτελέσματα καθαρισμού του αρχικού συνόλου δεδομένων 80
Πίνακας 3.2. Μεταβλητές της ανάλυσης RFM 81
Πίνακας 3.3. Κανόνες RFM τμηματοποίησης 82
Πίνακας 3.4. Χρονικός διαχωρισμός δεδομένων για την ανάλυση Churn 84
Πίνακας 3.5. Έλεγχος πολυσυγγραμμικότητας πριν και μετά την αφαίρεση της AOV 86
Πίνακας 4.1. Περιγραφικά στατιστικά των μεταβλητών RFM 89
Πίνακας 4.2. Κατανομή πελατών και ιστορικής χρηματικής αξίας ανά RFM Segment 91
Πίνακας 4.3. Κατανομή πελατών βάσει της μεταβλητής Churn 94
Πίνακας 4.4. Περιγραφικά χαρακτηριστικά πελατών ανά κατάσταση Churn 95
Πίνακας 4.5. Σύγκριση Logistic Regression με τέσσερα και τρία χαρακτηριστικά μέσω Cross Validation 97
Πίνακας 4.6. Συγκριτική αξιολόγηση των προγνωστικών μοντέλων μέσω Cross-Validation 99
Πίνακας 4.7. Συγκριτική αξιολόγηση των μοντέλων RFM στο Test Set 100
Πίνακας 4.8. Συγκριτική παρουσίαση των Confusion Matrices 101
Πίνακας 4.9. Συντελεστές και Odds Ratios της Logistic Regression RFM 103
Πίνακας 4.10. Μελλοντική αγοραστική αδράνεια ανά RFM Segment 104

ΛΙΣΤΑ ΣΧΕΔΙΑΓΡΑΜΜΑΤΩΝ

Σχεδιάγραμμα 1.1 Δεδομένα πελατών σε υποστήριξη επιχειρησιακών αποφάσεων 22
Σχεδιάγραμμα 1.2 Κύκλος αξιοποίησης δεδομένων.....24
Σχεδιάγραμμα 1.3 Κατανομή πελατών και ιστορικής χρηματικής αξίας ανά τμήμα.....93
Σχεδιάγραμμα 1.4 Συγκριτικές καμπύλες ROC.....103
Σχεδιάγραμμα 1.5 Ποσοστό μελλοντικής αγοραστικής αδράνειας ανά RFM Segment 107

ΣΥΝΤΟΜΟΓΡΑΦΙΕΣ

AI, AOV, B2B, B2C, B2G, C2B, C2C, CLV, CRM, F1-score, FN, FP, G2B, G2C, ML, RFM, ROC, ROC-AUC, SEO, TN, TP, UCI, VIF

ΕΥΧΑΡΙΣΤΙΕΣ

Θα ήθελα αρχικά να εκφράσω τις θερμές μου ευχαριστίες στον επιβλέποντα καθηγητή μου, κ. Γεώργιο Μαστοράκη, για την καθοδήγηση, την υποστήριξη και τις πολύτιμες συμβουλές του καθ' όλη τη διάρκεια εκπόνησης της παρούσας πτυχιακής εργασίας.

Ιδιαίτερες ευχαριστίες θα ήθελα να απευθύνω στην οικογένειά μου και στους φίλους μου, οι οποίοι με στήριξαν με υπομονή, κατανόηση και ενθάρρυνση σε όλη τη διάρκεια των σπουδών μου και ιδιαίτερα κατά την ολοκλήρωση της παρούσας εργασίας.

Θα ήθελα επίσης να ευχαριστήσω όλους τους ανθρώπους που, ο καθένας με τον δικό του τρόπο, συνέβαλαν στην προσπάθειά μου, είτε μέσα από πρακτική βοήθεια και συμβουλές είτε μέσα από συζητήσεις, ιδέες και ενθάρρυνση. Η συμβολή τους, ακόμη και όταν δεν ήταν άμεσα συνδεδεμένη με το ακαδημαϊκό μέρος της εργασίας, υπήρξε σημαντική για την ολοκλήρωσή της.

ΚΕΦΑΛΑΙΟ 1

ΕΙΣΑΓΩΓΗ

Η ανάπτυξη του ηλεκτρονικού εμπορίου και η αυξανόμενη αξιοποίηση των ψηφιακών τεχνολογιών έχουν μεταβάλει τον τρόπο με τον οποίο οι επιχειρήσεις αλληλεπιδρούν με τους πελάτες τους. Η πραγματοποίηση ηλεκτρονικών συναλλαγών δημιουργεί σημαντικό όγκο δεδομένων, τα οποία μπορούν να αξιοποιηθούν για την κατανόηση της αγοραστικής συμπεριφοράς, την αναγνώριση διαφορετικών πελατειακών αναγκών και την υποστήριξη της λήψης επιχειρησιακών αποφάσεων.

Στο σύγχρονο ψηφιακό περιβάλλον, η ανάπτυξη μιας επιχείρησης δεν εξαρτάται αποκλειστικά από την προσέλκυση νέων πελατών, αλλά και από τη δυνατότητα διατήρησης των υφιστάμενων πελατειακών σχέσεων. Η διατήρηση πελατών (Customer Retention) συνδέεται με τη συνέχιση της αγοραστικής δραστηριότητας και αποτελεί σημαντική διάσταση της διαχείρισης πελατειακών σχέσεων. Η αναγνώριση διαφοροποιήσεων στη συμπεριφορά των πελατών μπορεί να υποστηρίξει τον σχεδιασμό περισσότερο στοχευμένων ενεργειών marketing και τη διαχείριση της πελατειακής βάσης.

Στο πλαίσιο αυτό, η ανάλυση δεδομένων πελατών (Customer Data Analytics) παρέχει στις επιχειρήσεις τη δυνατότητα να μετατρέπουν τις καταγεγραμμένες συναλλαγές σε πληροφορίες που μπορούν να αξιοποιηθούν για την υποστήριξη επιχειρησιακών αποφάσεων. Μέσω της εφαρμογής μεθόδων τμηματοποίησης και προγνωστικής ανάλυσης, είναι δυνατή η αναγνώριση διαφορετικών προτύπων αγοραστικής συμπεριφοράς, καθώς και η διερεύνηση της πιθανότητας μελλοντικής αγοραστικής αδράνειας.

Η παρούσα πτυχιακή εργασία επικεντρώνεται στην αξιοποίηση ιστορικών συναλλακτικών δεδομένων πελατών ηλεκτρονικού εμπορίου, συνδυάζοντας τη μέθοδο RFM (Recency, Frequency, Monetary Value) με τεχνικές μηχανικής μάθησης. Μέσω της συγκεκριμένης προσέγγισης επιδιώκεται η διερεύνηση της σχέσης μεταξύ προηγούμενης αγοραστικής

συμπεριφοράς, ιστορικής οικονομικής αξίας και μελλοντικής αγοραστικής δραστηριότητας, με σκοπό την υποστήριξη της ανάπτυξης διαφοροποιημένων στρατηγικών Customer Retention.

1.1 Αντικείμενο και Σκοπός

Αντικείμενο της παρούσας πτυχιακής εργασίας αποτελεί η ανάλυση δεδομένων πελατών για την υποστήριξη της ανάπτυξης στρατηγικών διατήρησης στο ηλεκτρονικό εμπόριο. Η έρευνα επικεντρώνεται στην αξιοποίηση ιστορικών συναλλακτικών δεδομένων, με σκοπό την αναγνώριση διαφορετικών προτύπων αγοραστικής συμπεριφοράς, την τμηματοποίηση της πελατειακής βάσης και την εκτίμηση της πιθανότητας μελλοντικής αγοραστικής αδράνειας.

Βασικός σκοπός της εργασίας είναι η διερεύνηση του τρόπου με τον οποίο η ανάλυση δεδομένων μπορεί να μετατραπεί από ένα εργαλείο περιγραφικής παρακολούθησης των συναλλαγών σε μέσο υποστήριξης της λήψης επιχειρησιακών αποφάσεων. Ειδικότερα, εξετάζεται η δυνατότητα αξιοποίησης των χαρακτηριστικών της προηγούμενης αγοραστικής συμπεριφοράς για την αναγνώριση πελατειακών τμημάτων και την πρόβλεψη της μελλοντικής τους δραστηριότητας.

Για την επίτευξη του σκοπού αυτού εφαρμόζεται η μέθοδος RFM, η οποία βασίζεται στην εξέταση τριών διαστάσεων της αγοραστικής συμπεριφοράς: της χρονικής απόστασης από την τελευταία αγορά, της συχνότητας συναλλαγών και της συνολικής ιστορικής χρηματικής αξίας των αγορών. Ο συνδυασμός των συγκεκριμένων μεταβλητών επιτρέπει την αναγνώριση ομάδων πελατών με διαφορετικά χαρακτηριστικά αγοραστικής δραστηριότητας και οικονομικής συνεισφοράς (Fader et al., 2005 Chen et al., 2012).

Παράλληλα, η εργασία εξετάζει τη δυνατότητα εφαρμογής προγνωστικών μοντέλων μηχανικής μάθησης για την εκτίμηση της πιθανότητας μη πραγματοποίησης νέας αγοράς κατά τη διάρκεια προκαθορισμένου χρονικού διαστήματος. Για τον σκοπό αυτόν αξιοποιούνται δύο αλγόριθμοι επιβλεπόμενης μάθησης, η λογιστική παλινδρόμηση (Logistic Regression) και το Random Forest, με στόχο τη συγκριτική αξιολόγηση της προβλεπτικής τους ικανότητας.

Η έρευνα επιδιώκει επιπλέον τη σύνδεση των αποτελεσμάτων της RFM τμηματοποίησης με τη μελλοντική αγοραστική αδράνεια, προκειμένου να διερευνηθεί κατά πόσο τα διαφορετικά πελατειακά τμήματα παρουσιάζουν διαφοροποιήσεις ως προς τη συνέχιση της αγοραστικής τους δραστηριότητας.

Η συνδυαστική αξιοποίηση των παραπάνω αναλυτικών προσεγγίσεων αποσκοπεί στη διαμόρφωση ενός πλαισίου υποστήριξης στρατηγικών Customer Retention, το οποίο λαμβάνει υπόψη τόσο τα ιστορικά χαρακτηριστικά των πελατών όσο και τον εκτιμώμενο κίνδυνο μελλοντικής αδράνειας.

Η εργασία δεν αποσκοπεί στην πειραματική αξιολόγηση συγκεκριμένων ενεργειών διατήρησης, αλλά στη διερεύνηση της δυνατότητας αξιοποίησης των δεδομένων ως βάσης για τον σχεδιασμό περισσότερο διαφοροποιημένων και τεκμηριωμένων επιχειρησιακών προσεγγίσεων.

1.2 Μεθοδολογία Πτυχιακής

Η παρούσα εργασία ακολουθεί ποσοτική ερευνητική προσέγγιση, βασισμένη στην επεξεργασία και ανάλυση δευτερογενών συναλλακτικών δεδομένων πελατών ηλεκτρονικού εμπορίου. Για την πραγματοποίηση της έρευνας χρησιμοποιείται το σύνολο δεδομένων Online Retail του UCI Machine Learning Repository, το οποίο περιλαμβάνει ιστορικές συναλλαγές επιχείρησης ηλεκτρονικού λιανεμπορίου εγκατεστημένης στο Ηνωμένο Βασίλειο.

Το αρχικό σύνολο περιλαμβάνει 541.909 εγγραφές συναλλαγών, οι οποίες καλύπτουν την περίοδο από την 1η Δεκεμβρίου 2010 έως την 9η Δεκεμβρίου 2011 (UCI Machine Learning Repository, 2015).

Η επεξεργασία των δεδομένων πραγματοποιείται στο περιβάλλον Google Colab, με χρήση της γλώσσας προγραμματισμού Python και εξειδικευμένων βιβλιοθηκών ανάλυσης δεδομένων και μηχανικής μάθησης.

Αρχικά, εφαρμόζονται διαδικασίες καθαρισμού και προεπεξεργασίας για την αντιμετώπιση ελλιπών εγγραφών και τη δημιουργία κατάλληλου αναλυτικού συνόλου. Στη συνέχεια, οι συναλλαγές συγκεντρώνονται σε επίπεδο πελάτη και υπολογίζονται οι μεταβλητές Recency, Frequency και Monetary Value.

Με βάση τις συγκεκριμένες μεταβλητές πραγματοποιείται τμηματοποίηση της πελατειακής βάσης μέσω βαθμολόγησης RFM και προκαθορισμένων κανόνων ταξινόμησης. Η διαδικασία επιτρέπει τη δημιουργία έξι πελατειακών τμημάτων, τα οποία εξετάζονται ως προς την κατανομή των πελατών και την ιστορική χρηματική αξία των συναλλαγών τους.

Σε δεύτερο στάδιο, πραγματοποιείται ανάλυση της μελλοντικής αγοραστικής αδράνειας (Customer Churn). Για τον σκοπό αυτόν, τα δεδομένα διαχωρίζονται σε ιστορική περίοδο 180 ημερών και μεταγενέστερη περίοδο παρατήρησης 90 ημερών. Ως κριτήριο αγοραστικής αδράνειας ορίζεται η απουσία νέας αγοράς κατά την περίοδο παρατήρησης.

Στη συνέχεια, αναπτύσσονται τα μοντέλα Logistic Regression και Random Forest, με χρήση των χαρακτηριστικών RFM. Η συγκριτική αξιολόγησή τους πραγματοποιείται μέσω διασταυρούμενης επικύρωσης και αξιολόγησης σε ξεχωριστό σύνολο ελέγχου, χρησιμοποιώντας τους δείκτες Accuracy, Precision, Recall, F1-score και ROC-AUC.

Τέλος, πραγματοποιείται συμπληρωματική RFM τμηματοποίηση του πληθυσμού που χρησιμοποιήθηκε στην ανάλυση churn, με σκοπό την εξέταση των διαφοροποιήσεων στη μελλοντική αγοραστική αδράνεια μεταξύ των πελατειακών τμημάτων.

Η αναλυτική παρουσίαση των διαδικασιών, των χαρακτηριστικών του δείγματος και των μεθόδων αξιολόγησης πραγματοποιείται στο Κεφάλαιο 3, ενώ τα πραγματικά αποτελέσματα της έρευνας παρουσιάζονται στο Κεφάλαιο 4.

1.3 Οργάνωση Κειμένου

Η παρούσα πτυχιακή εργασία διαρθρώνεται σε πέντε κεφάλαια, τα οποία καλύπτουν διαδοχικά το θεωρητικό υπόβαθρο, τον ερευνητικό σχεδιασμό, την παρουσίαση των αποτελεσμάτων και τη διατύπωση των τελικών συμπερασμάτων.

Στο πρώτο κεφάλαιο παρουσιάζονται το αντικείμενο και ο σκοπός της εργασίας, η ερευνητική προσέγγιση που ακολουθείται και η συνολική διάρθρωση του κειμένου.

Το δεύτερο κεφάλαιο περιλαμβάνει το θεωρητικό υπόβαθρο της έρευνας. Αρχικά εξετάζονται η έννοια και η εξέλιξη του ηλεκτρονικού εμπορίου και ο ρόλος των δεδομένων στην κατανόηση της πελατειακής συμπεριφοράς. Στη συνέχεια, αναπτύσσονται η τμηματοποίηση πελατών, η μέθοδος RFM και οι στρατηγικές Customer Retention. Επιπλέον, παρουσιάζονται η ανάλυση και η πρόβλεψη της αποχώρησης πελατών (Customer Churn), η έννοια της Αξίας Ζωής Πελάτη (Customer Lifetime Value – CLV), καθώς και οι εφαρμογές της μηχανικής μάθησης και της τεχνητής νοημοσύνης στο ηλεκτρονικό εμπόριο.

Στο τρίτο κεφάλαιο παρουσιάζονται ο ερευνητικός σχεδιασμός και η μεθοδολογία της εμπειρικής ανάλυσης. Περιγράφονται το χρησιμοποιούμενο σύνολο δεδομένων, η διαδικασία προεπεξεργασίας, η εφαρμογή της RFM τμηματοποίησης, ο επιχειρησιακός ορισμός της μεταβλητής Churn και η ανάπτυξη των προγνωστικών μοντέλων. Παράλληλα, παρουσιάζονται οι διαδικασίες αξιολόγησης και οι περιορισμοί της ερευνητικής προσέγγισης.

Το τέταρτο κεφάλαιο περιλαμβάνει την παρουσίαση και ανάλυση των ερευνητικών αποτελεσμάτων. Εξετάζονται τα περιγραφικά χαρακτηριστικά της πελατειακής βάσης, η κατανομή των πελατών και της ιστορικής χρηματικής αξίας μεταξύ των RFM τμημάτων, τα αποτελέσματα της ανάλυσης churn και η συγκριτική αξιολόγηση των μοντέλων Logistic Regression και Random Forest. Επιπλέον, διερευνάται η σχέση μεταξύ της RFM τμηματοποίησης και της μελλοντικής αγοραστικής αδράνειας.

Τέλος, στο πέμπτο κεφάλαιο πραγματοποιείται η συζήτηση των ερευνητικών ευρημάτων σε συνάρτηση με το θεωρητικό υπόβαθρο της εργασίας. Παρουσιάζονται προτεινόμενες

στρατηγικές Customer Retention για τα διαφορετικά πελατειακά τμήματα, εξετάζονται οι δυνατότητες επιχειρησιακής αξιοποίησης των αποτελεσμάτων και αναλύονται οι περιορισμοί της έρευνας. Το κεφάλαιο ολοκληρώνεται με τη διατύπωση των τελικών συμπερασμάτων και των προτάσεων για μελλοντική διερεύνηση.

ΚΕΦΑΛΑΙΟ 2

ΘΕΩΡΗΤΙΚΟ ΥΠΟΒΑΘΡΟ

2.1 **Η Έννοια του Ηλεκτρονικού Εμπορίου (E-commerce)**

Τα τελευταία χρόνια, το ηλεκτρονικό εμπόριο παρουσιάζει σημαντική ανάπτυξη, επηρεάζοντας καθοριστικά τον τρόπο με τον οποίο οι καταναλωτές αναζητούν, αξιολογούν και αγοράζουν προϊόντα και υπηρεσίες. Η ψηφιοποίηση των αγορών έχει δημιουργήσει νέες ευκαιρίες για μικρομεσαίες επιχειρήσεις, προσφέροντάς τους αυξημένη προσβασιμότητα και προβολή σε ευρύτερα καταναλωτικά κοινά.

Παράλληλα, η ανάπτυξη αυτή έχει εντείνει τον ανταγωνισμό, καθώς η διαδικτυακή αγορά καθίσταται ιδιαίτερα προσβάσιμη και συγκρίσιμη, τόσο μεταξύ ηλεκτρονικών όσο και φυσικών καταστημάτων. Ως αποτέλεσμα, οι επιχειρήσεις καλούνται να υιοθετήσουν νέες στρατηγικές προκειμένου να διαφοροποιηθούν και να διατηρήσουν την ανταγωνιστικότητά τους.

2.1.1 **Τι είναι το ηλεκτρονικό εμπόριο;**

Ως ηλεκτρονικό εμπόριο νοείται η διενέργεια εμπορικών συναλλαγών μέσω ψηφιακών δικτύων και ηλεκτρονικών πλατφορμών. Περιλαμβάνει την παρουσίαση και επιλογή προϊόντων ή υπηρεσιών, την υποβολή παραγγελιών και, κατά περίπτωση, την ηλεκτρονική πληρωμή και την παρακολούθηση της παράδοσης. Η ψηφιακή διεξαγωγή των συναλλαγών συνδέεται με δυνατότητες πρόσβασης σε ευρύτερες αγορές, αλλά και με νέες απαιτήσεις στην εξυπηρέτηση και στη διαχείριση των πληροφοριών των πελατών (Rosário & Raimundo, 2021).

Οι ηλεκτρονικές εμπορικές δραστηριότητες μπορούν να αφορούν πωλήσεις αγαθών, παροχή ψηφιακών υπηρεσιών και συναλλαγές μεταξύ επιχειρήσεων. Η λειτουργία τους υποστηρίζεται, ανάλογα με το επιχειρηματικό μοντέλο, από συστήματα παραγγελιοληψίας, πληρωμών, διαχείρισης αποθεμάτων και εξυπηρέτησης πελατών. Κατά τη διαδικασία αυτή παράγονται συναλλακτικά δεδομένα που επιτρέπουν την ανάλυση της αγοραστικής δραστηριότητας.

Η διαφορά μεταξύ φυσικού και ηλεκτρονικού εμπορίου αφορά κυρίως το κανάλι αλληλεπίδρασης και ολοκλήρωσης της συναλλαγής. Το φυσικό κατάστημα υποστηρίζει την

επιτόπια εξέταση προϊόντων και την άμεση προσωπική εξυπηρέτηση, ενώ το ηλεκτρονικό περιβάλλον επιτρέπει εξ αποστάσεως αναζήτηση, σύγκριση και παραγγελία. Και οι δύο μορφές μπορούν να συνδυάζουν φυσικά και ψηφιακά κανάλια, να χρησιμοποιούν αυτοματοποιημένα συστήματα και να παρέχουν διαφορετικές δυνατότητες επιστροφών ή υποστήριξης, ανάλογα με την πολιτική και το ισχύον πλαίσιο της επιχείρησης.

Ο Πίνακας 1.1 συνοψίζει ενδεικτικές διαφορές μεταξύ των δύο καναλιών εμπορίου, χωρίς να θεωρεί ότι τα χαρακτηριστικά αυτά ισχύουν αποκλειστικά για τη μία ή την άλλη μορφή.

Πίνακας 1.1. Ενδεικτική σύγκριση φυσικού και ηλεκτρονικού εμπορίου

Χαρακτηριστικά	**Παραδοσιακό Εμπόριο**	**Ηλεκτρονικό Εμπόριο**
Τοποθεσία	Εξυπηρέτηση σε φυσικό σημείο πώλησης	Συναλλαγές μέσω ψηφιακής πλατφόρμας
Προσβασιμότητα	Εξαρτάται από τόπο και ωράριο καταστήματος	Δυνατότητα παραγγελίας ανεξάρτητα από το ωράριο φυσικού σημείου
Γεωγραφική εμβέλεια	Συνδέεται με την παρουσία φυσικών σημείων	Δυνατότητα πρόσβασης σε πελάτες από περισσότερες περιοχές
Διαδικασία συναλλαγών	Δυνατότητα επιτόπιας και ψηφιακής πληρωμής	Ηλεκτρονική καταχώριση και πληρωμή παραγγελιών
Διαχείριση αποθήκης	Μπορεί να υποστηρίζεται από πληροφοριακά συστήματα	Σύνδεση αποθεμάτων με ψηφιακά κανάλια πώλησης
Μέθοδοι μάρκετινγκ	Επιτόπια και ψηφιακή επικοινωνία	Ψηφιακή διαφήμιση, SEO και επικοινωνία μέσω πλατφόρμας

Ποικιλία προϊόντων	Εξαρτάται από διαθέσιμο χώρο και δίκτυο προμηθευτών	Μπορεί να παρουσιάζεται εκτενέστερος ψηφιακός κατάλογος

2. 1. 2 **Η εξέλιξη του ηλεκτρονικού εμπορίου διαχρονικά**

Η εξέλιξη του ηλεκτρονικού εμπορίου συνδέεται με τη σταδιακή ψηφιοποίηση των εμπορικών διαδικασιών και τη διάδοση του διαδικτύου. Η ανάπτυξη τεχνολογιών ηλεκτρονικής ανταλλαγής δεδομένων μεταξύ επιχειρήσεων προηγήθηκε της ευρύτερης διάθεσης διαδικτυακών καταστημάτων και ψηφιακών αγορών προς τους καταναλωτές.

Από τη δεκαετία του 1990 και έπειτα, η διεύρυνση της πρόσβασης στον παγκόσμιο ιστό συνέβαλε στην ανάπτυξη ηλεκτρονικών καταστημάτων και πλατφορμών διαμεσολάβησης. Σε επόμενες φάσεις, η διάδοση των κινητών συσκευών και των ψηφιακών εφαρμογών προσέθεσε νέα κανάλια επικοινωνίας και πραγματοποίησης συναλλαγών. Η σχετική βιβλιογραφία περιγράφει τη μετάβαση προς περισσότερο πελατοκεντρικές και δεδομενοκεντρικές στρατηγικές ηλεκτρονικού εμπορίου (Rosário & Raimundo, 2021).

Η αύξηση της χρήσης ψηφιακών καναλιών κατά την περίοδο της πανδημίας επιτάχυνε την ενσωμάτωση ηλεκτρονικών μέσων πώλησης και εξυπηρέτησης σε διαφορετικά επιχειρηματικά μοντέλα. Παράλληλα, η ανάπτυξη της ανάλυσης δεδομένων και των εφαρμογών τεχνητής νοημοσύνης δημιούργησε δυνατότητες αναγνώρισης πελατειακών προτύπων και εξατομίκευσης της ψηφιακής εμπειρίας (Rosário & Raimundo, 2021· Huang & Rust, 2021).

Για την παρούσα εργασία, ιδιαίτερη σημασία έχει η μετάβαση από την απλή καταγραφή παραγγελιών στη συστηματική αξιοποίηση συναλλακτικών δεδομένων για την τμηματοποίηση, την πρόβλεψη μελλοντικής δραστηριότητας και την υποστήριξη στρατηγικών διατήρησης πελατών.

Πίνακας 1.2. Κύριες φάσεις εξέλιξης του ηλεκτρονικού εμπορίου

Φάση εξέλιξης	**Κύρια εξέλιξη**	**Επιχειρηματική συνέπεια**
Πρώιμο e-commerce	Online παρουσία επιχειρήσεων	Ψηφιοποίηση συναλλαγών
Web 2.0	Αλληλεπίδραση χρηστών	User-generated data
Mobile commerce	Smartphones/apps	Συνεχής πρόσβαση
Data-driven e-commerce	Big Data & analytics	Customer analytics
AI-driven e-commerce	ML & AI	Prediction & personalization

2. 1. 3 **Τα βασικά μοντέλα ηλεκτρονικού εμπορίου.**

Το επιχειρηματικό μοντέλο ηλεκτρονικού εμπορίου είναι βασικό μέρος της στρατηγικής με την οποία μια επιχείρηση προσφέρει προϊόντα και υπηρεσίες σε ψηφιακό περιβάλλον. Καθορίζει πώς λειτουργεί η επιχείρηση, πώς διαχειρίζεται τους πόρους της και πώς προσεγγίζει και επικοινωνεί με τους πελάτες της.

Τα βασικά μοντέλα ηλεκτρονικού εμπορίου διακρίνονται ως εξής:

- **Επιχείρηση προς Επιχείρηση (Business to Business – B2B):**

Αφορά συναλλαγές μεταξύ επιχειρήσεων. Περιλαμβάνει την ανταλλαγή πληροφοριών, προϊόντων και υπηρεσιών. Επίσης αφορά τη σύναψη συμφωνιών συνεργασίας.

- **Επιχείρηση προς Καταναλωτή (Business to Consumer – B2C):**

Περιλαμβάνει την άμεση πώληση προϊόντων και υπηρεσιών από επιχειρήσεις σε τελικούς καταναλωτές μέσω ηλεκτρονικών καταστημάτων και πλατφορμών.

- **Καταναλωτής προς Καταναλωτή (Consumer to Consumer – C2C):**

Αναφέρεται σε συναλλαγές μεταξύ ιδιωτών, οι οποίες πραγματοποιούνται μέσω διαδικτυακών πλατφορμών, όπως ιστοσελίδες δημοπρασιών ή ανταλλαγής προϊόντων.

- **Επιχείρηση προς Δημόσιο Τομέα (Business to Government – B2G):**

Περιλαμβάνει συναλλαγές μεταξύ επιχειρήσεων και δημόσιων οργανισμών. Σε αυτές ανήκουν η υποβολή προσφορών, αιτήσεων και αναφορών.

- **Καταναλωτής προς Επιχείρηση (Consumer to Business – C2B):**

Σε αυτό το μοντέλο, οι καταναλωτές προσφέρουν προϊόντα ή υπηρεσίες σε επιχειρήσεις, συνήθως μέσω εξειδικευμένων ψηφιακών πλατφορμών.

- **Δημόσιος Τομέας προς Επιχείρηση (Government to Business – G2B):**

Αφορά την παροχή υπηρεσιών και πληροφοριών από το κράτος προς τις επιχειρήσεις. Αυτό γίνεται μέσω ηλεκτρονικών πλατφορμών και μητρώων.

- **Δημόσιος Τομέας προς Καταναλωτή (Government to Consumer – G2C):**

Περιλαμβάνει υπηρεσίες που το κράτος δίνει στους πολίτες, όπως φορολογικές υπηρεσίες, ηλεκτρονική ταυτοποίηση και άλλες διοικητικές διαδικασίες.

Πίνακας 1.3. Βασικά μοντέλα εμπορικών συναλλαγών σε ψηφιακό περιβάλλον

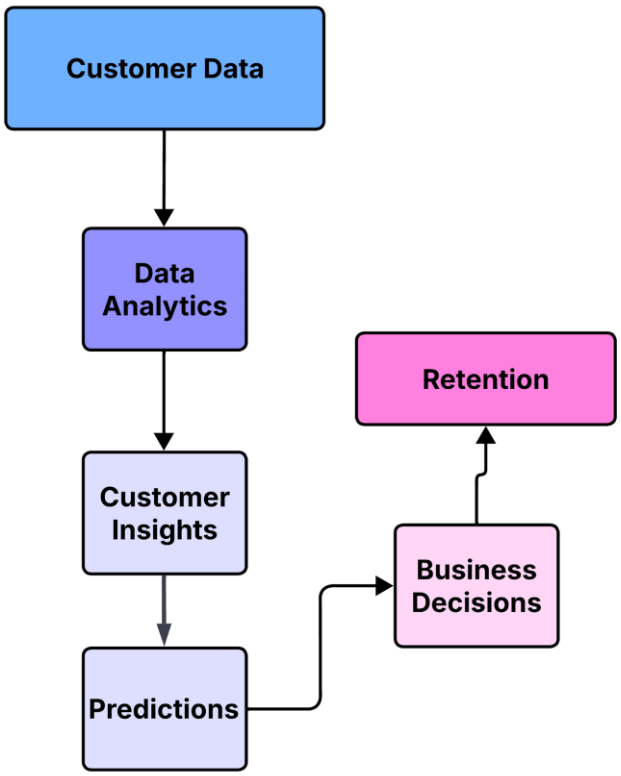
Μοντέλο	**Περιγραφή**	**Παράδειγμα σχέσης**	**Σχέση με customer data**
B2C	Επιχείρηση →καταναλωτής	e-shop → πελάτης	Πολύ υψηλή
B2B	Επιχείρηση → επιχείρηση	supplier → retailer	Υψηλή
C2C	Καταναλωτής → καταναλωτή	marketplace	Μεσαία/υψηλή
C2B	Καταναλωτής →επιχείρηση	freelancer → company	Μεταβλητή

2.2 **Ο Ρόλος των Δεδομένων στην Κατανόηση της Συμπεριφοράς Πελατών**

2.2.1 **Η σημασία των δεδομένων στο ηλεκτρονικό εμπόριο**

Η συλλογή και η ανάλυση δεδομένων είναι η βάση της σύγχρονης επιχειρησιακής στρατηγικής στο ηλεκτρονικό εμπόριο. Κάθε φορά που ο καταναλωτής αλληλεπιδρά με μια ψηφιακή πλατφόρμα, όπως όταν περιηγείται σε προϊόντα, κάνει αγορές, γράφει αξιολογήσεις ή ανταποκρίνεται σε προωθητικές ενέργειες, παράγει δεδομένα που μπορούν να χρησιμοποιηθούν για να καταλάβουμε τη συμπεριφορά του. Αυτά τα δεδομένα συνδέουν την επιχείρηση με τον πελάτη. Έτσι, η επιχείρηση μπορεί να σταματήσει να στηρίζεται σε γενικές στρατηγικές marketing και να περάσει σε πιο στοχευμένες και προσωπικές προσεγγίσεις.

Σχεδιάγραμμα 1.1. Από τα δεδομένα πελατών στην υποστήριξη επιχειρησιακών αποφάσεων.



2.2.2 **Είδη και πηγές δεδομένων πελατών**

Στο ηλεκτρονικό εμπόριο, τα δεδομένα πελατών χωρίζονται σε συναλλακτικά, συμπεριφορικά και δημογραφικά. Τα συναλλακτικά δεδομένα δείχνουν πληροφορίες για τις αγορές, τη συχνότητα και την αξία των συναλλαγών. Τα συμπεριφορικά δεδομένα σχετίζονται με τη δραστηριότητα του χρήστη στην πλατφόρμα, όπως τις σελίδες που επισκέπτεται και τον χρόνο που μένει. Τα δημογραφικά κριτήρια είναι μία από τις πιο παραδοσιακές μορφές τμηματοποίησης. Περιλαμβάνουν χαρακτηριστικά όπως η ηλικία, το φύλο, το εισόδημα, το επάγγελμα, το μορφωτικό επίπεδο και η οικογενειακή κατάσταση. Η χρήση τους βοηθά να

αναγνωρίζουμε ομάδες πελατών με κοινά κοινωνικό-δημογραφικά χαρακτηριστικά. Αυτές οι ομάδες μπορεί να έχουν διαφορετικές καταναλωτικές ανάγκες και προτιμήσεις. Τα ψυχογραφικά κριτήρια δίνουν έμφαση στα χαρακτηριστικά, τις στάσεις, τις αξίες, τα ενδιαφέροντα και τον τρόπο ζωής των καταναλωτών. Τα δημογραφικά χαρακτηριστικά περιγράφουν κυρίως ποιος είναι ο πελάτης. Τα ψυχογραφικά χαρακτηριστικά προσπαθούν να εξηγήσουν γιατί ένας καταναλωτής μπορεί να διαλέξει ένα συγκεκριμένο προϊόν, υπηρεσία ή επιχείρηση. Η χρήση ψυχογραφικών δεδομένων μπορεί να βοηθήσει στην καλύτερη κατανόηση των προτιμήσεων και των κινήτρων των καταναλωτών. Όμως, η συλλογή αξιόπιστων ψυχογραφικών πληροφοριών είναι συχνά πιο δύσκολη σε σύγκριση με τη χρήση άμεσα διαθέσιμων συναλλακτικών δεδομένων. Για αυτόν τον λόγο, τα ψυχογραφικά χαρακτηριστικά μπορούν να λειτουργήσουν συμπληρωματικά στα υπόλοιπα κριτήρια τμηματοποίησης. Τα συμπεριφορικά κριτήρια έχουν ξεχωριστή σημασία για το ηλεκτρονικό εμπόριο, επειδή εστιάζουν στις πραγματικές αλληλεπιδράσεις του καταναλωτή με την ηλεκτρονική επιχείρηση. Τέτοια δεδομένα μπορεί να είναι η συχνότητα επίσκεψης σε μια ιστοσελίδα. Μπορεί να είναι τα προϊόντα που εξετάζει ένας χρήστης, οι αναζητήσεις που κάνει, οι προσθήκες προϊόντων στο καλάθι, οι αγορές που είτε ολοκληρώνονται είτε όχι. Περιλαμβάνουν και την ανταπόκριση σε προωθητικές ενέργειες (Theodorakopoulos & Theodoropoulou, 2024). Τα συναλλακτικά κριτήρια έχουν ως επίκεντρο τις πραγματικές αγορές και τη δραστηριότητα των πελατών στην οικονομία. Ενδεικτικές μεταβλητές είναι η συχνότητα των αγορών, η συνολική ή μέση αξία των συναλλαγών, ο αριθμός των παραγγελιών, το χρονικό διάστημα από την τελευταία αγορά και η διάρκεια της σχέσης του πελάτη με την επιχείρηση.

Πίνακας 1.4. Κατηγορίες και πηγές δεδομένων πελατών

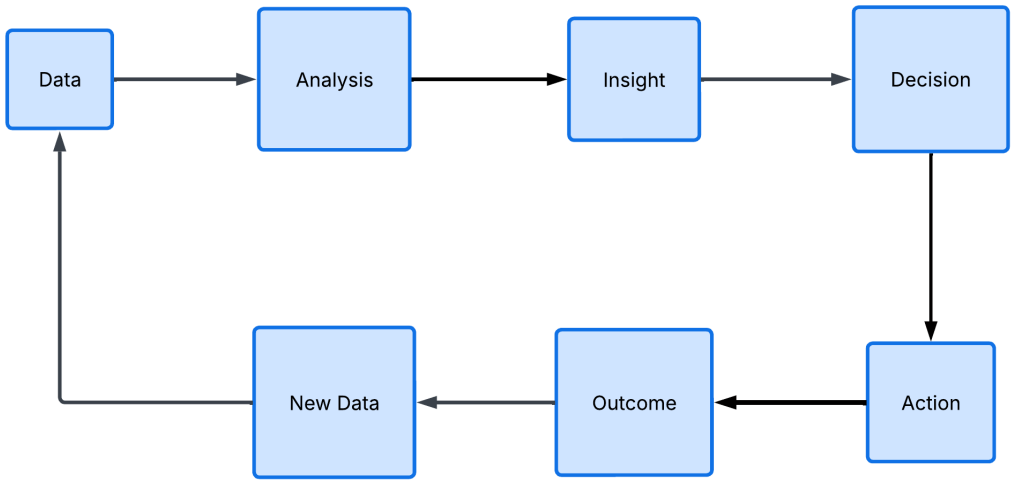
Κατηγορία	**Ενδεικτικά δεδομένα**	**Πηγή**
Transactional	παραγγελίες, ποσά, προϊόντα	E-commerce platform
Behavioral	clicks, browsing, sessions	Website/app

Demographic	ηλικία, φύλο, περιοχή	Customer profile
Engagement	email opens, clicks	CRM/Marketing
Customer service	complaints, returns	CRM
Loyalty	points, rewards	Loyalty programme
Digital interaction	searches, product views	Website/app

2.2.3 **Από τα δεδομένα στη λήψη επιχειρησιακών αποφάσεων**

Σε επιχειρησιακό επίπεδο, η αξιοποίηση δεδομένων συμβάλλει στη λήψη τεκμηριωμένων αποφάσεων και στη βελτιστοποίηση των ενεργειών marketing. Αντί οι επιχειρήσεις να βασίζονται σε υποθέσεις ή γενικευμένες πρακτικές, μπορούν να σχεδιάζουν στρατηγικές βασισμένες σε πραγματικά δεδομένα, μειώνοντας το κόστος και αυξάνοντας την αποτελεσματικότητα. Ωστόσο, η ποιότητα των δεδομένων και η σωστή ερμηνεία τους αποτελούν κρίσιμες προκλήσεις, καθώς λανθασμένα ή ελλιπή δεδομένα μπορεί να οδηγήσουν σε ανακριβή συμπεράσματα (Theodorakopoulos & Theodoropoulou, 2024). Σχετικές εφαρμογές στο ηλεκτρονικό εμπόριο δείχνουν ότι η ανάλυση μεγάλων δεδομένων μπορεί να υποστηρίξει την εξαγωγή γνώσης από την πελατειακή συμπεριφορά και στη λήψη επιχειρησιακών αποφάσεων (Pande et al., 2025).

Σχεδιάγραμμα 1.2. Κύκλος αξιοποίησης δεδομένων για τη λήψη επιχειρησιακών αποφάσεων.



2.2.4 **Ο ρόλος των δεδομένων στη διατήρηση πελατών**

Η αξιοποίηση δεδομένων πελατών αποτελεί σημαντικό εργαλείο για την κατανόηση της αγοραστικής συμπεριφοράς και την υποστήριξη στρατηγικών διατήρησης στο ηλεκτρονικό εμπόριο. Μέσω της συλλογής και επεξεργασίας συναλλακτικών και συμπεριφορικών δεδομένων, οι επιχειρήσεις μπορούν να αναγνωρίζουν διαφοροποιήσεις μεταξύ των πελατών, να παρακολουθούν τη μεταβολή της αγοραστικής τους δραστηριότητας και να εντοπίζουν πρότυπα που σχετίζονται με τη συνέχιση της πελατειακής σχέσης.

Η σχετική βιβλιογραφία εξετάζει τον ρόλο της ανάλυσης μεγάλων δεδομένων στην κατανόηση της καταναλωτικής συμπεριφοράς στο ψηφιακό marketing (Theodorakopoulos & Theodoropoulou, 2024). Η αξιοποίηση των σχετικών αναλυτικών προσεγγίσεων μπορεί να υποστηρίξει την εξαγωγή πληροφοριών από τα διαθέσιμα δεδομένα και τη διαμόρφωση επιχειρησιακών αποφάσεων που λαμβάνουν υπόψη τα χαρακτηριστικά της πελατειακής βάσης.

Η συγκεκριμένη προσέγγιση συνδέεται με τη διατήρηση πελατών, καθώς η συστηματική παρακολούθηση της αγοραστικής συμπεριφοράς μπορεί να υποστηρίξει την αναγνώριση μεταβολών στη συναλλακτική δραστηριότητα και την ανάπτυξη περισσότερο διαφοροποιημένων στρατηγικών διαχείρισης πελατών.

Πίνακας 1.5. Χρήσεις συναλλακτικών και συμπεριφορικών δεδομένων στη διατήρηση πελατών

Δεδομένο	**Τι μπορεί να δείξει**	**Retention χρήση**
Recency	Πόσο πρόσφατη είναι η αγορά	Reactivation
Frequency	Συχνότητα αγορών	Loyalty
Monetary	Οικονομική αξία	Prioritization
Returns	Προβλήματα προϊόντος	Service intervention
Engagement	Αλληλεπίδραση	Campaign targeting
Customer service	Προβλήματα/παράπονα	Recovery

2.3 **Τμηματοποίηση Πελατών και Εξατομίκευση Εμπειρίας**

2.3.1 **Έννοια της τμηματοποίησης**

Η τμηματοποίηση πελατών είναι μία από τις βασικές μεθόδους που χρησιμοποιούν οι επιχειρήσεις για να καταλάβουν και να διαχειριστούν τη βάση των πελατών τους. Η κύρια ιδέα της βασίζεται στην αναγνώριση ομάδων πελατών με κοινά χαρακτηριστικά ή παρόμοιες συμπεριφορές. Έτσι, αντί να βλέπει κανείς όλους τους πελάτες σαν ένα ενιαίο σύνολο, η

τμηματοποίηση βοηθά να χωριστούν σε μικρότερες ομάδες. Αυτές οι ομάδες μπορεί να έχουν διαφορετικές ανάγκες, προτιμήσεις, αξία και τρόπους επικοινωνίας με την επιχείρηση.

Η ανάγκη για τμηματοποίηση υπάρχει επειδή οι πελάτες μιας επιχείρησης δεν έχουν πάντα την ίδια καταναλωτική συμπεριφορά. Ακόμη και όταν αγοράζουν από την ίδια ηλεκτρονική πλατφόρμα, μπορεί να διαφέρουν πολύ στη συχνότητα των αγορών τους, στη χρηματική αξία των συναλλαγών, στη πρόσφατη δραστηριότητα, στις προτιμήσεις τους και στον τρόπο που αλληλοεπιδρούν με την επιχείρηση. Προσπαθεί να βρει αυτές τις διαφορές και να φτιάξει ομάδες που έχουν μεγαλύτερη εσωτερική ομοιότητα. Αυτή η ομοιότητα μπορεί να βασίζεται σε διάφορα χαρακτηριστικά, ανάλογα με τον σκοπό της ανάλυσης. Στο ηλεκτρονικό εμπόριο, ο μεγάλος όγκος ψηφιακών δεδομένων δίνει τη δυνατότητα να χρησιμοποιηθούν περισσότερα και πιο λεπτομερή χαρακτηριστικά για τον σχηματισμό των τμημάτων.

Ιδιαίτερη σημασία έχει η μετάβαση από την παραδοσιακή τμηματοποίηση που βασίζεται αποκλειστικά σε προκαθορισμένα χαρακτηριστικά. Πλέον, χρησιμοποιούμε περισσότερο δεδομένο-κεντρικές προσεγγίσεις. Σε αυτό το πλαίσιο, τα δεδομένα που προκύπτουν από τις συναλλαγές και τις ψηφιακές αλληλεπιδράσεις μπορούν να βοηθήσουν στην αναγνώριση προτύπων που δεν φαίνονται απαραίτητα εκ των προτέρων. Αυτή η διαδικασία παίζει πολύ σημαντικό ρόλο στο ηλεκτρονικό εμπόριο. Η ψηφιακή αλληλεπίδραση παράγει πολλά δεδομένα για τη συμπεριφορά των χρηστών. Μπορούμε να συνδυάσουμε και να αξιοποιήσουμε αυτές τις πληροφορίες για να φτιάξουμε πιο λεπτομερή προφίλ πελατών. Έτσι, η τμηματοποίηση δεν μένει μόνο στην ταξινόμηση των πελατών. Γίνεται ένα εργαλείο που μετατρέπει τα δεδομένα σε χρήσιμη επιχειρηματική γνώση. Επίσης, η πρακτική αξία της τμηματοποίησης βρίσκεται στη δυνατότητα να προσαρμόζουμε τις επιχειρησιακές ενέργειες ανάλογα με τα χαρακτηριστικά κάθε ομάδας. Μια επιχείρηση ηλεκτρονικού εμπορίου μπορεί, για παράδειγμα, να σχεδιάσει διαφορετικές επικοινωνίες ή προσφορές για πελάτες υψηλής αξίας. Μπορεί να κάνει το ίδιο για πελάτες που αγοράζουν περιστασιακά και για πελάτες των οποίων η δραστηριότητα φαίνεται να μειώνεται. Έτσι, οι διαθέσιμοι πόροι μπορούν να κατευθυνθούν πιο εύστοχα σε ομάδες για τις οποίες μια συγκεκριμένη ενέργεια ταιριάζει περισσότερο.

Η τμηματοποίηση δεν πρέπει να θεωρείται ως μια απολύτως στατική διαδικασία. Η συμπεριφορά ενός πελάτη μπορεί να αλλάζει με τον χρόνο. Αυτό οδηγεί σε αλλαγές στη θέση του σε ένα συγκεκριμένο τμήμα. Στο ηλεκτρονικό εμπόριο, όπου οι αλληλεπιδράσεις καταγράφονται συνεχώς, η δυνατότητα επανεξέτασης και επικαιροποίησης των τμημάτων μπορεί να βοηθήσει να αποτυπώνεται καλύτερα η τρέχουσα κατάσταση της πελατειακής βάσης. Επομένως, η σωστή τμηματοποίηση απαιτεί όχι μόνο την επιλογή κατάλληλων χαρακτηριστικών. Χρειάζεται και συνεχή αξιολόγηση της καταλληλόλητας των ομάδων που δημιουργούνται.

2.3.2 **Κριτήρια τμηματοποίησης**

Η επιτυχία της τμηματοποίησης πελατών εξαρτάται σε μεγάλο βαθμό από την επιλογή των χαρακτηριστικών που ορίζουν τη διάκριση της πελατειακής βάσης. Τα κριτήρια τμηματοποίησης είναι οι μεταβλητές που δείχνουν τις διαφορές ανάμεσα στους πελάτες και μπορεί να προέρχονται από διάφορες πηγές δεδομένων. Ανάλογα με τον στόχο της ανάλυσης, μια επιχείρηση μπορεί να χρησιμοποιήσει δημογραφικά, γεωγραφικά, ψυχογραφικά, συμπεριφορικά και συναλλακτικά χαρακτηριστικά.

Η επιλογή των κατάλληλων κριτηρίων δεν είναι ίδια για όλες τις επιχειρήσεις. Εξαρτάται από τη φύση της αγοράς, το είδος των προϊόντων ή υπηρεσιών, τη διαθεσιμότητα των δεδομένων και τον στόχο της τμηματοποίησης. Στο ηλεκτρονικό εμπόριο, η αυξημένη διαθεσιμότητα ψηφιακών δεδομένων επιτρέπει στις επιχειρήσεις να χρησιμοποιούν περισσότερες μεταβλητές. Μπορούν να εξετάζουν όχι μόνο το ποιος είναι ο πελάτης, αλλά και πώς αλληλεπιδρά με την επιχείρηση και τι αξία δημιουργεί μέσω των συναλλαγών του. Μελέτες σε ψηφιακές πλατφόρμες ηλεκτρονικού εμπορίου έχουν επίσης καταγράψει διαφοροποιήσεις στην καταναλωτική συμπεριφορά σε σχέση με δημογραφικά χαρακτηριστικά, όπως η ηλικία, το φύλο, το εισόδημα και η εκπαίδευση (Wigayha et al., 2025).

2.3.3 **Το μοντέλο RFM ως προσέγγιση τμηματοποίησης**

Η ανάλυση RFM (Recency, Frequency, Monetary Value) αποτελεί μια μέθοδο αξιολόγησης της αγοραστικής συμπεριφοράς, η οποία βασίζεται σε τρεις διαστάσεις: τον χρόνο που έχει παρέλθει

από την τελευταία αγορά, τη συχνότητα πραγματοποίησης συναλλαγών και τη συνολική χρηματική αξία των αγορών. Μέσω του συνδυασμού αυτών των μεταβλητών, η μέθοδος επιτρέπει την αναγνώριση διαφοροποιήσεων μεταξύ των πελατών ως προς την πρόσφατη δραστηριότητα, την επαναληπτικότητα και την ιστορική οικονομική τους συνεισφορά (Fader et al., 2005).

Η διάσταση Recency αποτυπώνει το χρονικό διάστημα που έχει παρέλθει από την τελευταία καταγεγραμμένη αγορά ενός πελάτη μέχρι μια προκαθορισμένη ημερομηνία αναφοράς. Η Frequency εκφράζει τη συχνότητα της αγοραστικής δραστηριότητας κατά τη διάρκεια της εξεταζόμενης περιόδου, ενώ η Monetary Value αντιπροσωπεύει τη χρηματική αξία των συναλλαγών που πραγματοποιήθηκαν κατά το αντίστοιχο χρονικό διάστημα. Ο συνδυασμός των τριών μεταβλητών επιτρέπει τη δημιουργία ενός συνοπτικού προφίλ αγοραστικής συμπεριφοράς για κάθε πελάτη. Σε σχετική μελέτη, η ανάλυση RFM εφαρμόστηκε σε συναλλακτικά δεδομένα ηλεκτρονικού λιανεμπορίου για την τμηματοποίηση της πελατειακής βάσης και την αναγνώριση ομάδων με διαφορετικά χαρακτηριστικά αγοραστικής συμπεριφοράς (Chen et al., 2012). Η μελέτη συνδυάζει τις μεταβλητές RFM με τεχνικές εξόρυξης δεδομένων, όπως η ομαδοποίηση k-means και τα δέντρα απόφασης, αναδεικνύοντας τη δυνατότητα αξιοποίησης των συναλλακτικών πληροφοριών για την υποστήριξη πελατοκεντρικών στρατηγικών marketing. Η τμηματοποίηση βάσει RFM μπορεί να υλοποιηθεί είτε μέσω προκαθορισμένων κανόνων βαθμολόγησης είτε μέσω αλγορίθμων ομαδοποίησης. Στην πρώτη περίπτωση, οι πελάτες ταξινομούνται σε ομάδες βάσει των τιμών ή των βαθμολογιών τους στις τρεις διαστάσεις. Στη δεύτερη περίπτωση, οι μεταβλητές RFM χρησιμοποιούνται ως χαρακτηριστικά εισόδου σε αλγορίθμους, οι οποίοι αναγνωρίζουν ομάδες με βάση τις ομοιότητες που παρουσιάζουν οι παρατηρήσεις.

Για την παρούσα έρευνα, η διάκριση αυτή είναι ιδιαίτερα σημαντική, καθώς η τμηματοποίηση πραγματοποιείται μέσω βαθμολόγησης RFM και προκαθορισμένων κανόνων ταξινόμησης και όχι μέσω αλγορίθμου μη επιβλεπόμενης μάθησης.

Επιπλέον, η ανάλυση RFM παρουσιάζει περιορισμούς, καθώς βασίζεται κυρίως σε ιστορικά συναλλακτικά δεδομένα και δεν αποτυπώνει άμεσα παράγοντες όπως η ικανοποίηση, η

εμπιστοσύνη ή οι προτιμήσεις των καταναλωτών. Παράλληλα, η υψηλή ιστορική χρηματική αξία ενός πελάτη δεν συνεπάγεται απαραίτητα αντίστοιχα υψηλή μελλοντική οικονομική συνεισφορά. Η σύνδεση των διαστάσεων RFM με την εκτίμηση της Customer Lifetime Value αναδεικνύει τη σημασία της μελλοντικής αγοραστικής συμπεριφοράς για την αξιολόγηση της πελατειακής αξίας (Fader et al., 2005).

2.3.4 **Η αγοραστική συμπεριφορά ως βάση τμηματοποίησης**

Η αγοραστική συμπεριφορά δεν είναι μία μόνο μεταβλητή. Είναι ένα σύνολο από διαφορετικά χαρακτηριστικά που δείχνουν πώς ο καταναλωτής σχετίζεται με την επιχείρηση. Η συχνότητα των αγορών, ο χρόνος που έχει περάσει από την τελευταία συναλλαγή, η συνολική δαπάνη, η αξία κάθε παραγγελίας και το πόσο συχνά επαναλαμβάνονται οι αγορές είναι μερικές από τις βασικές πλευρές που μπορούμε να χρησιμοποιήσουμε.

Η χρήση πραγματικών δεδομένων συναλλαγών βοηθά τις επιχειρήσεις να ξεχωρίζουν πελάτες με διαφορετικά επίπεδα δραστηριότητας και οικονομικής συνεισφοράς. Για παράδειγμα, ένας πελάτης που αγοράζει συχνά και έχει σταθερή συναλλακτική δραστηριότητα μπορεί να αντιμετωπίζεται διαφορετικά από έναν πελάτη που έχει κάνει μόνο μία αγορά και δεν έχει δείξει πρόσφατη δραστηριότητα. Αυτή η διάκριση είναι πολύ σημαντική. Αν όλες οι πελάτες αντιμετωπίζονται με τον ίδιο τρόπο, η αποτελεσματικότητα των ενεργειών μάρκετινγκ μπορεί να μειωθεί. Στο ηλεκτρονικό εμπόριο, η συμπεριφορική τμηματοποίηση μπορεί επίσης να επεκταθεί πέρα από τις ολοκληρωμένες αγορές. Η περιήγηση σε προϊόντα, οι αναζητήσεις, η προσθήκη προϊόντων στο ηλεκτρονικό καλάθι, η εγκατάλειψη του καλαθιού και η ανταπόκριση σε προωθητικές ενέργειες μπορούν να δώσουν επιπλέον πληροφορίες για το επίπεδο ενδιαφέροντος και αλληλεπίδρασης του χρήστη. Έτσι, η επιχείρηση μπορεί να εξετάσει ολόκληρη τη διαδρομή του καταναλωτή στο ψηφιακό περιβάλλον. Δεν μένει μόνο στο τελικό αποτέλεσμα της αγοράς. Η χρήση των αγοραστικών δεδομένων μπορεί να βοηθήσει στη δημιουργία διαφορετικών ομάδων πελατών. Για παράδειγμα, μία επιχείρηση μπορεί να βρει μια ομάδα πελατών που κάνουν πρόσφατες και συχνές αγορές. Μια δεύτερη ομάδα μπορεί να έχει περιστασιακή δραστηριότητα. Υπάρχει και μια τρίτη ομάδα πελατών που έχουν αγοράσει στο παρελθόν αλλά έχει περάσει πολύς καιρός από την τελευταία τους συναλλαγή.

Τα τμήματα αυτά δεν είναι μόνο στατιστικές κατηγορίες. Μπορούν να βοηθήσουν στη λήψη επιχειρησιακών αποφάσεων. Οι πελάτες με υψηλή και σταθερή δραστηριότητα μπορούν να μπουν σε προγράμματα επιβράβευσης και ενέργειες που ενισχύουν την αφοσίωση. Οι πελάτες με μειωμένη δραστηριότητα μπορούν να μπουν σε ενέργειες επανενεργοποίησης. Έτσι, η τμηματοποίηση δεν περιγράφει απλώς τη βάση των πελατών. Γίνεται εργαλείο που στηρίζει την επιχειρησιακή στρατηγική.

Σημαντικό στοιχείο είναι ότι τα τμήματα δεν είναι πάντα σταθερά. Η αγοραστική συμπεριφορά ενός καταναλωτή μπορεί να αλλάξει με τον καιρό. Έτσι, ένας πελάτης μπορεί να μετακινηθεί από ένα τμήμα σε ένα άλλο. Ένας πελάτης που αγοράζει περιστασιακά μπορεί να γίνει συχνός πελάτης. Ένας πελάτης που ήταν ενεργός στο παρελθόν μπορεί να δείξει λιγότερη δραστηριότητα. Για αυτό, η τμηματοποίηση βάσει συμπεριφοράς είναι καλό να θεωρείται μια δυναμική διαδικασία που χρειάζεται τακτική επανεξέταση των δεδομένων.

Σύνδεση με την εξατομίκευση και τη διατήρηση πελατών

Η κύρια αξία της τμηματοποίησης βάσει αγοραστικής συμπεριφοράς είναι ότι μπορεί να συνδεθεί με συγκεκριμένες επιχειρησιακές ενέργειες. Όταν οι επιχειρήσεις αναγνωρίζουν διαφορετικά πρότυπα συμπεριφοράς, μπορούν να σχεδιάσουν ξεχωριστές προσεγγίσεις για κάθε ομάδα. Έτσι, δεν εφαρμόζουν μία μόνο στρατηγική σε όλους τους πελάτες.

Αυτή η προσέγγιση σχετίζεται άμεσα με την εξατομίκευση της εμπειρίας του πελάτη. Οι πληροφορίες για τις προηγούμενες αγορές και τις προτιμήσεις ενός πελάτη μπορούν να χρησιμοποιηθούν για να διαμορφωθούν πιο σχετικές προτάσεις προϊόντων, επικοινωνίες και προωθητικές ενέργειες. Η εξατομίκευση μπορεί έτσι να βασίζεται όχι μόνο στα χαρακτηριστικά του πελάτη, αλλά και στη συμπεριφορά που έχει ήδη δείξει προς την επιχείρηση.

Παράλληλα, η συμπεριφορική τμηματοποίηση μπορεί να βοηθήσει τις στρατηγικές διατήρησης πελατών. Η αναγνώριση ομάδων που έχουν μειωμένη αγοραστική δραστηριότητα μπορεί να επιτρέψει την έγκαιρη εφαρμογή ενεργειών επανενεργοποίησης. Επίσης, η αναγνώριση πελατών με υψηλή και σταθερή δραστηριότητα μπορεί να βοηθήσει τις στρατηγικές για να αυξηθεί η αφοσίωση και να διατηρηθεί η υπάρχουσα σχέση.

2.3.5 **Αξιοποίηση της ανάλυσης RFM στο ηλεκτρονικό εμπόριο**

Η ανάλυση RFM στο ηλεκτρονικό εμπόριο έχει ξεχωριστό ενδιαφέρον. Οι ηλεκτρονικές συναλλαγές δίνουν δεδομένα που μπορούμε να χρησιμοποιήσουμε κατευθείαν για να υπολογίσουμε τις σχετικές μεταβλητές. Το ιστορικό των παραγγελιών δείχνει πότε έγινε κάθε αγορά, πόσες αγορές έκανε κάθε πελάτης και ποια ήταν η αξία των συναλλαγών του.

Με αυτά τα δεδομένα, μια επιχείρηση μπορεί να φτιάξει διαφορετικές ομάδες πελατών και να προσαρμόσει το μάρκετινγκ στις ανάγκες κάθε ομάδας. Για παράδειγμα, πελάτες με υψηλές τιμές και στις τρεις διαστάσεις θεωρούνται πολύ ενεργοί και σημαντικοί οικονομικά. Από την άλλη, πελάτες με υψηλή ιστορική αξία αλλά χαμηλή πρόσφατη δραστηριότητα μπορεί να είναι κατάλληλοι για ενέργειες επανενεργοποίησης.

Η εφαρμογή του RFM μπορεί επίσης να βοηθήσει στη σωστή κατανομή των διαθέσιμων πόρων. Αντί να γίνεται η ίδια προωθητική ενέργεια σε όλη την πελατειακή βάση, η επιχείρηση μπορεί να αλλάζει τις ενέργειές της ανάλογα με το προφίλ κάθε τμήματος. Έτσι, η τμηματοποίηση με βάση τα συναλλακτικά δεδομένα λειτουργεί ως εργαλείο για τη μετάβαση από το μαζικό μάρκετινγκ σε πιο στοχευμένες πρακτικές.

2.3.6 **Τμηματοποίηση και εξατομίκευση**

Η τμηματοποίηση των πελατών αποτελεί το πρώτο στάδιο για τη μετάβαση από μια γενικευμένη προσέγγιση marketing σε μια περισσότερο στοχευμένη και εξατομικευμένη επικοινωνία. Η δημιουργία διακριτών ομάδων πελατών με βάση κοινά χαρακτηριστικά και συμπεριφορές επιτρέπει στις επιχειρήσεις να αναγνωρίζουν τις διαφορετικές ανάγκες και προτιμήσεις που εμφανίζονται μέσα στο πελατολόγιό τους. Ωστόσο, η αξία της τμηματοποίησης δεν περιορίζεται στον εντοπισμό των ομάδων αυτών. Η ουσιαστική αξιοποίησή της προκύπτει όταν τα χαρακτηριστικά κάθε τμήματος χρησιμοποιούνται για τον σχεδιασμό διαφορετικών ενεργειών και εμπειριών.

Η εξατομίκευση αναφέρεται στην προσαρμογή του περιεχομένου, των προϊόντων, των προσφορών και της επικοινωνίας στις ιδιαίτερες ανάγκες ή στα χαρακτηριστικά ενός συγκεκριμένου πελάτη ή μιας συγκεκριμένης ομάδας πελατών. Με τον τρόπο αυτό, η επιχείρηση απομακρύνεται από την αντίληψη ότι όλοι οι καταναλωτές παρουσιάζουν τις ίδιες ανάγκες και υιοθετεί μια περισσότερο πελατοκεντρική προσέγγιση.

Η σχέση μεταξύ τμηματοποίησης και εξατομίκευσης είναι, επομένως, άμεση. Η τμηματοποίηση επιτρέπει την αναγνώριση διαφορετικών προτύπων συμπεριφοράς, ενώ η εξατομίκευση αξιοποιεί τις πληροφορίες αυτές για τη διαμόρφωση κατάλληλων ενεργειών. Για παράδειγμα, μια επιχείρηση ηλεκτρονικού εμπορίου μπορεί να διακρίνει τους πελάτες της σε συχνούς αγοραστές, περιστασιακούς αγοραστές και πελάτες που παρουσιάζουν μειωμένη δραστηριότητα. Αντί να αποστείλει την ίδια προωθητική επικοινωνία σε όλες τις ομάδες, μπορεί να προσαρμόσει το περιεχόμενο και το είδος της προσφοράς ανάλογα με τα χαρακτηριστικά τους.

Η εξατομίκευση μπορεί να εφαρμοστεί σε διαφορετικά σημεία της σχέσης μεταξύ επιχείρησης και πελάτη. Μία από τις συνηθέστερες εφαρμογές αφορά την προσαρμογή των προϊόντων και των προτάσεων στις προηγούμενες αγορές, στις προτιμήσεις και στις αλληλεπιδράσεις του χρήστη. Παράλληλα, η εξατομίκευση μπορεί να αφορά την επικοινωνία, μέσω ηλεκτρονικού ταχυδρομείου, ειδοποιήσεων ή άλλων ψηφιακών καναλιών.

Για παράδειγμα, ένας πελάτης που έχει πραγματοποιήσει επανειλημμένα αγορές μιας συγκεκριμένης κατηγορίας προϊόντων μπορεί να λαμβάνει προτάσεις σχετικές με την κατηγορία αυτή. Αντίστοιχα, ένας πελάτης που έχει μειώσει σημαντικά τη δραστηριότητά του μπορεί να αποτελέσει στόχο μιας διαφορετικής επικοινωνιακής στρατηγικής, η οποία αποσκοπεί στην επανενεργοποίησή του. Επομένως, η εξατομίκευση δεν αφορά αποκλειστικά την προσφορά ενός συγκεκριμένου προϊόντος. Μπορεί να επεκτείνεται στο περιεχόμενο, στη χρονική στιγμή, στο κανάλι και στη συχνότητα της επικοινωνίας. Η δυνατότητα αυτή επιτρέπει στις επιχειρήσεις να διαμορφώνουν διαφορετικές εμπειρίες για διαφορετικές κατηγορίες πελατών, αξιοποιώντας τα διαθέσιμα δεδομένα.

Ιδιαίτερη σημασία έχει η διάκριση μεταξύ απλής τμηματοποίησης και πραγματικής εξατομίκευσης. Η τμηματοποίηση δημιουργεί ομάδες με κοινά χαρακτηριστικά, ενώ η εξατομίκευση χρησιμοποιεί τις πληροφορίες αυτές για να προσαρμόσει την αλληλεπίδραση με τον πελάτη. Συνεπώς, η εξατομίκευση μπορεί να θεωρηθεί ως ένα επόμενο επίπεδο αξιοποίησης της ανάλυσης πελατειακών δεδομένων.

Η σύνδεση μεταξύ τμηματοποίησης, εξατομίκευσης και διατήρησης πελατών αποτελεί ιδιαίτερα σημαντικό σημείο για το αντικείμενο της παρούσας εργασίας. Η εξατομίκευση μπορεί να συμβάλει στη δημιουργία μιας περισσότερο σχετικής και συνεπούς εμπειρίας για τον πελάτη, γεγονός που μπορεί να ενισχύσει την ικανοποίηση και τη σχέση του με την επιχείρηση.

Στο πλαίσιο του ηλεκτρονικού εμπορίου, όπου ο καταναλωτής μπορεί να συγκρίνει εύκολα εναλλακτικές επιχειρήσεις και να μετακινηθεί μεταξύ διαφορετικών πλατφορμών, η παροχή μιας εμπειρίας που ανταποκρίνεται στις προσωπικές του ανάγκες μπορεί να αποτελέσει στοιχείο διαφοροποίησης. Η σχετική βιβλιογραφία συνδέει τη χρήση δεδομένων, την εξατομίκευση και τα συστήματα συστάσεων με την ενίσχυση της εμπειρίας και της αφοσίωσης των πελατών, ενώ σύγχρονες προσεγγίσεις εξετάζουν τον συνδυασμό τμηματοποίησης, πρόβλεψης αποχώρησης και εξατομικευμένων προτάσεων στο πλαίσιο της διατήρησης πελατών.

Ωστόσο, η αποτελεσματικότητα της εξατομίκευσης δεν είναι δεδομένη. Η υπερβολική ή ακατάλληλη εξατομίκευση μπορεί να δημιουργήσει αρνητική εμπειρία, ιδιαίτερα όταν ο καταναλωτής αισθάνεται ότι η επιχείρηση χρησιμοποιεί τα προσωπικά του δεδομένα χωρίς επαρκή διαφάνεια. Επομένως, η αξιοποίηση των δεδομένων για την εξατομίκευση θα πρέπει να πραγματοποιείται με τρόπο που να διατηρεί την ισορροπία μεταξύ επιχειρησιακής αποτελεσματικότητας, χρησιμότητας για τον καταναλωτή και προστασίας της ιδιωτικότητας.

Η τμηματοποίηση και η εξατομίκευση μπορούν, συνεπώς, να θεωρηθούν ως δύο αλληλένδετα στάδια μιας ευρύτερης πελατοκεντρικής στρατηγικής. Η τμηματοποίηση επιτρέπει στην επιχείρηση να κατανοήσει τις διαφοροποιήσεις μεταξύ των πελατών, ενώ η εξατομίκευση μετατρέπει αυτή τη γνώση σε συγκεκριμένες ενέργειες. Μέσω της αξιοποίησης δεδομένων, οι επιχειρήσεις ηλεκτρονικού εμπορίου μπορούν να σχεδιάζουν πιο στοχευμένες αλληλεπιδράσεις

και να δημιουργούν προϋποθέσεις για ισχυρότερες και περισσότερο μακροχρόνιες σχέσεις με τους πελάτες.

2.3.7 **Πώς βοηθά η τμηματοποίηση στη διατήρηση των πελατών**

Η τμηματοποίηση βοηθά τις επιχειρήσεις να εντοπίζουν ομάδες πελατών με παρόμοιες ανάγκες ή συμπεριφορές. Έτσι, μπορούν να προσαρμόζουν τα προϊόντα και τις υπηρεσίες τους για να καλύπτουν καλύτερα τις απαιτήσεις κάθε ομάδας. Αυτό κάνει τους πελάτες να νιώθουν ότι η εταιρεία τους καταλαβαίνει και τους δίνει αυτό που θέλουν. Όταν οι πελάτες έχουν μια θετική εμπειρία, είναι πιο πιθανό να παραμείνουν πιστοί στην εταιρεία. (Chen et al., 2012) Επίσης, η τμηματοποίηση επιτρέπει στις επιχειρήσεις να επικοινωνούν πιο στοχευμένα με τους πελάτες τους. Μπορούν να στέλνουν μηνύματα που έχουν νόημα για κάθε ομάδα, κάτι που αυξάνει τις πιθανότητες να ανταποκριθούν. Η διατήρηση όλων των πελατών με μία ενιαία στρατηγική δεν είναι πάντα αποτελεσματική πρακτική. Οι πελάτες διαφέρουν στη συχνότητα αγορών, στη συνολική αξία των συναλλαγών, στον βαθμό αλληλεπίδρασης και στην πιθανότητα επαναγοράς. Με την τμηματοποίηση, οι επιχειρήσεις μπορούν να βρουν αυτές τις διαφορές και να φτιάξουν πιο ομοιογενείς ομάδες πελατών. Έτσι, οι διαθέσιμοι πόροι μπορούν να πάνε σε ενέργειες που ταιριάζουν καλύτερα στις ανάγκες κάθε ομάδας. Δεν χρειάζεται να εφαρμόζεται η ίδια πολιτική σε όλη την πελατειακή βάση.

2.3.8 **Αναγνώριση διαφορετικών τύπων πελατών**

Η χρήση δεδομένων για τις αγορές και τη συμπεριφορά των πελατών βοηθά στη δημιουργία διαφορετικών ομάδων, που μπορεί να έχουν σημαντικές διαφορές στη σχέση τους με την επιχείρηση. Για παράδειγμα, μια επιχείρηση μπορεί να ξεχωρίσει πελάτες που αγοράζουν συχνά και ξοδεύουν πολλά, πελάτες που αγοράζουν περιστασιακά και πελάτες των οποίων η δραστηριότητα έχει μειωθεί πολύ. Αυτή η διάκριση είναι σημαντική για το customer retention, γιατί δεν χρειάζονται όλοι οι πελάτες τον ίδιο τύπο παρέμβασης. Ένας πελάτης με υψηλή αξία που αγοράζει συχνά μπορεί να θέλει άλλα κίνητρα από κάποιον που έχει κάνει μόνο μία αγορά ή από έναν πελάτη που έχει σταματήσει να έχει επαφή με την επιχείρηση. Η τμηματοποίηση

βοηθά να καταλάβουμε καλύτερα τη σχέση που υπάρχει ανάμεσα στον πελάτη και την επιχείρηση. Έτσι, γίνεται πιο εύκολο να ξεχωρίσουμε τις ενέργειες που χρειάζονται για να διατηρήσουμε κάθε πελάτη. Η τμηματοποίηση βάσει της αγοραστικής συμπεριφοράς είναι πολύ χρήσιμη σε αυτό το πλαίσιο. Με τη χρήση μεταβλητών όπως η πρόσφατη αγορά, η συχνότητα συναλλαγών και η χρηματική αξία των αγορών, μπορούμε να εντοπίσουμε διαφορετικά επίπεδα ενεργού συμμετοχής και αξίας μέσα στην πελατειακή βάση. Αυτή η προσέγγιση σχετίζεται άμεσα με την ανάλυση RFM. Η ανάλυση RFM μπορεί να χρησιμοποιηθεί για τη δημιουργία ομάδων πελατών και την υποστήριξη στοχευμένων ενεργειών marketing.

2.3.9 **Στοχευμένες στρατηγικές διατήρησης**

Η τμηματοποίηση έχει σημασία όταν τα αποτελέσματά της οδηγούν σε συγκεκριμένες ενέργειες διατήρησης. Αντί να εφαρμόζει μια ίδια στρατηγική σε όλους τους πελάτες, η επιχείρηση μπορεί να σχεδιάσει διαφορετικές παρεμβάσεις σύμφωνα με τα χαρακτηριστικά κάθε τμήματος.

Για παράδειγμα, σε πελάτες υψηλής αξίας μπορεί να προσφέρονται προγράμματα επιβράβευσης, αποκλειστικές προσφορές ή προνομιακή πρόσβαση σε προϊόντα. Στόχος είναι να δυναμώσει η μακροχρόνια σχέση τους με την επιχείρηση. Σε πελάτες με μειωμένη δραστηριότητα μπορεί να γίνουν ενέργειες επανενεργοποίησης. Αυτές περιλαμβάνουν εξατομικευμένες προσφορές ή στοχευμένες επικοινωνίες. Για νέους πελάτες, η στρατηγική μπορεί να δίνει έμφαση στη δημιουργία θετικής πρώτης εμπειρίας και στην ενθάρρυνση της επαναλαμβανόμενης αγοράς.

Αυτή η διαφοροποίηση βοηθά στη καλύτερη χρήση των διαθέσιμων πόρων. Οι επιχειρησιακές ενέργειες προσαρμόζονται στις ανάγκες και στη δυνητική αξία των πελατών. Έτσι, η τμηματοποίηση λειτουργεί ως μηχανισμός που συνδέει την ανάλυση δεδομένων με την επιχειρησιακή λήψη αποφάσεων.

Η σχέση μεταξύ τμηματοποίησης και διατήρησης γίνεται πιο δυνατή όταν η τμηματοποίηση συνδυάζεται με την εξατομίκευση. Η επιχείρηση μπορεί να χρησιμοποιήσει τα χαρακτηριστικά κάθε ομάδας για να προσαρμόσει το περιεχόμενο, τις προσφορές και τα μηνύματα που στέλνει στους πελάτες. Η σύγχρονη βιβλιογραφία δείχνει ότι η εξατομίκευση είναι σημαντικός τρόπος

με τον οποίο η τμηματοποίηση μπορεί να βοηθήσει στην αύξηση της αφοσίωσης και της διατήρησης πελατών.

Πίνακας 1.6. Ενδεικτική αντιστοίχιση πελατειακών τμημάτων και ενεργειών

Customer Segment	**Χαρακτηριστικά**	**Κίνδυνος**	**Ενδεικτική στρατηγική**
High-value loyal	υψηλό RFM	χαμηλός	Loyalty rewards
High-value at risk	υψηλό CLV, μειωμένη δραστηριότητα	υψηλός	Personalized incentive
New customers	πρόσφατη πρώτη αγορά	άγνωστος	Onboarding
Low-value inactive	χαμηλή αξία/δραστηριότητα	υψηλός	Low-cost reactivation

2.3.10 **Έγκαιρος εντοπισμός πελατών σε κίνδυνο αποχώρησης**

Μια ακόμη σημαντική συμβολή της τμηματοποίησης αφορά τη δυνατότητα να βρίσκουμε αλλαγές στη συμπεριφορά των πελατών. Η μείωση της συχνότητας αγορών, η αύξηση του χρόνου από την τελευταία συναλλαγή ή η μικρότερη αλληλεπίδραση με την ηλεκτρονική πλατφόρμα μπορεί να δείχνουν αλλαγή στη σχέση του πελάτη με την επιχείρηση.

Η αναγνώριση τέτοιων μεταβολών μας επιτρέπει να ομαδοποιούμε πελάτες που έχουν μεγαλύτερο κίνδυνο να φύγουν. Έτσι μπορούμε να παίρνουμε προληπτικά μέτρα. Σε αυτή την περίπτωση, η τμηματοποίηση δεν λειτουργεί μόνο ως περιγραφικό εργαλείο. Μπορεί επίσης να γίνει βάση για πιο ευέλικτες στρατηγικές στη διαχείριση πελατών.

Αυτή η προσέγγιση σχετίζεται άμεσα με την πρόβλεψη αποχώρησης πελατών. Το θέμα αυτό εξετάζεται πιο αναλυτικά σε επόμενα στάδια της ανάλυσης. Αν η επιχείρηση συνδυάσει πληροφορίες για τη συμπεριφορά των πελατών με προγνωστικά μοντέλα, μπορεί να δει ποιοι πελάτες έχουν μεγαλύτερη πιθανότητα να φύγουν. Έπειτα μπορεί να τους βάλει σε κατάλληλες ομάδες στόχευσης. Νέες ερευνητικές προσεγγίσεις εξετάζουν αυτή τη σύνδεση ανάμεσα στην τμηματοποίηση, την πρόβλεψη αποχώρησης και τις εξατομικευμένες συστάσεις. Το βλέπουν ως ένα ενιαίο πλαίσιο για τη διατήρηση πελατών στο ηλεκτρονικό εμπόριο. Η έγκαιρη αναγνώριση των πελατών που ίσως αποχωρήσουν είναι πολύ σημαντική. Έτσι, η επιχείρηση μπορεί να δράσει πριν χάσει τον πελάτη. Δεν χρειάζεται να αντιδράσει αφού τον χάσει. Η τμηματοποίηση όμως, από μόνη της, δεν μπορεί να δείξει με σιγουριά αν ένας πελάτης θα φύγει. Είναι κυρίως ένα εργαλείο που βοηθά να οργανώσουμε και να καταλάβουμε τη βάση των πελατών. Μπορεί να γίνει πιο χρήσιμο αν το συνδυάσουμε με προγνωστικές τεχνικές και μοντέλα μηχανικής μάθηση.

2.3.11 **Τμηματοποίηση, αξία πελάτη και μακροχρόνια σχέση**

Η συμβολή της τμηματοποίησης στη διατήρηση πελατών σχετίζεται επίσης με την οικονομική αξία που φέρνει κάθε πελάτης στην επιχείρηση. Δεν φέρνουν όλοι οι πελάτες την ίδια οικονομική συνεισφορά. Επίσης, δεν έχουν όλοι την ίδια πιθανότητα να συνεχίσουν τη σχέση τους με την επιχείρηση. Για αυτόν τον λόγο, η αναγνώριση των πελατών υψηλής αξίας μπορεί να βοηθήσει στη καλύτερη κατανομή των διαθέσιμων πόρων.

Η σύνδεση της τμηματοποίησης με την αξία ζωής πελάτη (Customer Lifetime Value, CLV) βοηθά να εκτιμήσουμε όχι μόνο τη σημερινή συμπεριφορά αλλά και την πιθανή μακροχρόνια αξία μιας σχέσης με τον πελάτη. Έτσι, μια επιχείρηση μπορεί να δώσει περισσότερη προσοχή στη διατήρηση πελατών που έχουν υψηλή οικονομική αξία ή μεγάλη προοπτική για μελλοντικές αγορές. Αυτή η προσέγγιση αλλάζει τον τρόπο που βλέπουμε τη διατήρηση. Δεν είναι απλώς μια προσπάθεια να αυξηθούν οι επαναλαμβανόμενες αγορές. Γίνεται μια πιο στρατηγική διαχείριση των σχέσεων με τους πελάτες. Η επιχείρηση δεν ενδιαφέρεται μόνο αν ο πελάτης θα αγοράσει ξανά. Τη νοιάζει και αν η σχέση που χτίζεται μαζί του μπορεί να φέρει αξία για μεγάλο χρονικό Η διαδικασία αυτή δημιουργεί μια φυσική μετάβαση από την τμηματοποίηση προς την ευρύτερη

έννοια της διατήρησης πελατών (Chen et al., 2012; Fader et al., 2005). Η τμηματοποίηση βοηθά την επιχείρηση να καταλάβει ποιοι είναι οι διαφορετικοί τύποι πελατών. Οι στρατηγικές customer retention εστιάζουν στο πώς μπορεί να διατηρηθεί η σχέση με αυτούς. Στο ηλεκτρονικό εμπόριο, η σύνδεση των δύο προσεγγίσεων έχει μεγάλη σημασία. Η συνεχής παραγωγή δεδομένων επιτρέπει τη συνεχή παρακολούθηση και επανεκτίμηση της συμπεριφοράς των πελατών.

2.3.12 **Περιορισμοί της ανάλυσης RFM**

Παρά τη χρησιμότητά της, η ανάλυση RFM έχει ορισμένους περιορισμούς. Πρώτα από όλα, στηρίζεται κυρίως σε ιστορικά συναλλακτικά δεδομένα. Έτσι, δεν αποτυπώνει πάντα όλες τις πλευρές της σχέσης μεταξύ πελάτη και επιχείρησης. Παράγοντες όπως η ικανοποίηση, οι προτιμήσεις, η ποιότητα της εμπειρίας χρήστη και η ανταπόκριση σε συγκεκριμένες μορφές επικοινωνίας δεν περιλαμβάνονται άμεσα στις τρεις διαστάσεις του μοντέλου.

Επιπλέον, η επιλογή της χρονικής περιόδου ανάλυσης και ο τρόπος βαθμολόγησης των πελατών μπορεί να επηρεάσουν τα τελικά αποτελέσματα. Η αγοραστική συμπεριφορά δεν μένει σταθερή. Τα τμήματα που προκύπτουν από μία χρονική περίοδο μπορεί να αλλάξουν σε μία επόμενη περίοδο. Για αυτόν τον λόγο, η RFM ανάλυση μπορεί να είναι πιο χρήσιμη όταν εφαρμόζεται τακτικά και συνδυάζεται, όπου χρειάζεται, με επιπλέον δεδομένα και αναλυτικές τεχνικές.

Επιπλέον, η RFM δίνει κυρίως μια περιγραφική και διαχωριστική εικόνα της πελατειακής βάσης. Δεν προβλέπει από μόνη της με σιγουριά ποιος πελάτης θα φύγει ή ποιος θα κάνει μια μελλοντική αγορά. Για να γίνουν τέτοιες προβλέψεις, μπορούν να χρησιμοποιηθούν πιο σύγχρονες τεχνικές, όπως τα προγνωστικά μοντέλα και οι μέθοδοι μηχανικής μάθησης.

Συνολικά, η ανάλυση RFM είναι ένα απλό αλλά αποτελεσματικό πλαίσιο που χρησιμοποιεί συναλλακτικά δεδομένα για να βοηθήσει στην κατανόηση και τμηματοποίηση της πελατειακής συμπεριφοράς. Η αξία της στο ηλεκτρονικό εμπόριο φαίνεται κυρίως από το ότι μετατρέπει το ιστορικό συναλλαγών σε μετρήσιμα χαρακτηριστικά. Αυτά τα χαρακτηριστικά μπορούν να χρησιμοποιηθούν για να εντοπίσουμε διαφορετικές ομάδες πελατών. Τα αποτελέσματα της ανάλυσης μπορούν να βοηθήσουν στην εξατομίκευση των ενεργειών μάρκετινγκ και στη

δημιουργία στρατηγικών διατήρησης. Επίσης, μπορούν να χρησιμεύσουν ως βάση για την εφαρμογή πιο σύνθετων τεχνικών ανάλυσης και πρόβλεψης.

2.4 **Η σημασία της διατήρησης πελατών**

Η διατήρηση πελατών (Customer Retention) αποτελεί σημαντική διάσταση της διαχείρισης πελατειακών σχέσεων, καθώς συνδέεται με τη συνέχιση της αγοραστικής δραστηριότητας και τη διαμόρφωση μακροχρόνιων σχέσεων μεταξύ των καταναλωτών και της επιχείρησης.

Στο ηλεκτρονικό εμπόριο, η ανάπτυξη και διατήρηση των πελατειακών σχέσεων συνδέεται με διαφορετικές διαστάσεις της αγοραστικής εμπειρίας. Εμπειρική μελέτη για την ενεργοποίηση και τη διατήρηση πελατών ηλεκτρονικού λιανεμπορίου αναδεικνύει τη σημασία της ποιότητας εξυπηρέτησης, της ποιότητας του πληροφοριακού συστήματος, της ποιότητας των παρεχόμενων πληροφοριών και της εμπιστοσύνης (Kumar & Ayodeji, 2021).

Παράλληλα, συστηματική βιβλιογραφική ανασκόπηση αναγνωρίζει την ποιότητα εξυπηρέτησης, την ικανοποίηση, την εμπιστοσύνη και τη δέσμευση ως παράγοντες που συνδέονται με τη διατήρηση πελατών (Alkitbi et al., 2020).

Συνεπώς, η διατήρηση πελατών δεν μπορεί να εξετάζεται αποκλειστικά με βάση την πραγματοποίηση μιας μεμονωμένης συναλλαγής, αλλά απαιτεί τη συνεκτίμηση της συνολικής αγοραστικής εμπειρίας και των χαρακτηριστικών της σχέσης μεταξύ καταναλωτή και επιχείρησης.

2.4.1 **Τι σημαίνει διατήρηση πελατών;**

Η διατήρηση πελατών (Customer Retention) αναφέρεται στη συνέχιση της σχέσης μεταξύ ενός πελάτη και μιας επιχείρησης κατά τη διάρκεια συγκεκριμένης χρονικής περιόδου. Σε

επιχειρήσεις ηλεκτρονικού εμπορίου, όπου η πελατειακή σχέση δεν βασίζεται απαραίτητα σε συμβατική συνδρομή, η διατήρηση μπορεί να αξιολογηθεί μέσω της επαναλαμβανόμενης αγοραστικής δραστηριότητας και της συνέχισης των συναλλαγών. Ωστόσο, η απουσία αγοράς σε ένα περιορισμένο χρονικό διάστημα δεν συνεπάγεται απαραίτητα την οριστική διακοπή της πελατειακής σχέσης, καθώς η συχνότητα αγορών μπορεί να διαφοροποιείται ανάλογα με το είδος του προϊόντος και τα χαρακτηριστικά του πελάτη.

Η έννοια της διατήρησης συνδέεται με την πελατειακή πιστότητα (Customer Loyalty), χωρίς οι δύο έννοιες να είναι ταυτόσημες. Η διατήρηση αποτυπώνει κυρίως τη συνέχιση της πελατειακής σχέσης, ενώ η πιστότητα περιλαμβάνει επιπλέον τη στάση, τις προτιμήσεις και τη δέσμευση του καταναλωτή απέναντι σε μια επιχείρηση. Κατά συνέπεια, ένας πελάτης μπορεί να πραγματοποιεί επαναλαμβανόμενες αγορές λόγω ευκολίας ή οικονομικών κινήτρων, χωρίς να παρουσιάζει απαραίτητα ισχυρή συναισθηματική δέσμευση. Η σχετική βιβλιογραφία εξετάζει την ικανοποίηση και τη δέσμευση ως διακριτούς παράγοντες που συνδέονται με τη διατήρηση της πελατειακής σχέσης (Alkitbi et al., 2020).

Στο ηλεκτρονικό περιβάλλον, η συνέχιση της πελατειακής σχέσης επηρεάζεται από την εμπιστοσύνη, την αντιλαμβανόμενη αξία και τη συνολική εμπειρία του καταναλωτή. Έχει διαπιστωθεί ότι η σχέση μεταξύ ηλεκτρονικής ικανοποίησης και πιστότητας διαφοροποιείται ανάλογα με χαρακτηριστικά τόσο του καταναλωτή όσο και της επιχείρησης. Επομένως, η υψηλή ικανοποίηση δεν θα πρέπει να θεωρείται από μόνη της επαρκής ένδειξη μακροχρόνιας διατήρησης. Η οικονομική σημασία της διατήρησης συνδέεται με τη δυνατότητα των επαναλαμβανόμενων συναλλαγών να συμβάλλουν στη μελλοντική αξία της πελατειακής σχέσης. Η συγκεκριμένη διάσταση εξετάζεται αναλυτικότερα μέσω της έννοιας της Αξίας Ζωής Πελάτη (Customer Lifetime Value – CLV), η οποία επιτρέπει τη σύνδεση της διαχείρισης πελατειακών σχέσεων με τη μακροχρόνια οικονομική συνεισφορά των πελατών (Gupta et al., 2006).

2.4.2 **Customer retention έναντι customer acquisition**

Η δημιουργία μιας πελατειακής βάσης είναι βασικό στοιχείο για τη λειτουργία και την ανάπτυξη μιας επιχείρησης. Σε αυτό το πλαίσιο, δύο από τις πιο σημαντικές διαδικασίες στη διαχείριση πελατών είναι η απόκτηση νέων πελατών (customer acquisition) και η διατήρηση των υπαρχόντων πελατών (customer retention). Αν και οι δύο έννοιες αφορούν διαφορετικά στάδια στη σχέση ανάμεσα στην επιχείρηση και τον καταναλωτή, συνδέονται. Μαζί χτίζουν μια συνολική στρατηγική για την ανάπτυξη της πελατειακής βάσης.

Η απόκτηση πελατών είναι οι προσπάθειες που κάνει μια επιχείρηση για να βρει και να μετατρέψει πιθανούς καταναλωτές σε πελάτες. Στο ηλεκτρονικό εμπόριο, αυτή η διαδικασία μπορεί να περιλαμβάνει ψηφιακή διαφήμιση, βελτιστοποίηση μηχανών αναζήτησης, μέσα κοινωνικής δικτύωσης, προωθητικές ενέργειες και άλλες μορφές ψηφιακής επικοινωνίας. Αυτές οι ενέργειες έχουν στόχο να φέρουν χρήστες στην ηλεκτρονική πλατφόρμα. Θέλουν επίσης να μετατρέψουν το ενδιαφέρον τους σε πραγματική συναλλαγή.

Αντίθετα, η διατήρηση πελατών επικεντρώνεται στο επόμενο στάδιο της σχέσης. Αφορά το πόσο καλά η επιχείρηση μπορεί να ενθαρρύνει έναν ήδη υπάρχοντα πελάτη να συνεχίσει να αλληλοεπιδρά και να κάνει συναλλαγές με την ίδια επιχείρηση. Αυτή η διαφορά είναι πολύ σημαντική. Η απόκτηση αφορά κυρίως τη δημιουργία μιας νέας σχέσης. Η διατήρηση αφορά την ανάπτυξη και την ενίσχυση μιας ήδη υπάρχουσας.

Η οικονομική πλευρά της σχέσης μεταξύ απόκτησης και διατήρησης είναι επίσης σημαντικό θέμα της επιχειρησιακής στρατηγικής. Η απόκτηση ενός νέου πελάτη συνήθως απαιτεί επενδύσεις σε δραστηριότητες μάρκετινγκ και επικοινωνίας. Η διατήρηση ενός υπάρχοντος πελάτη μπορεί να χρησιμοποιεί την ήδη υπάρχουσα σχέση και τη γνώση της επιχείρησης. Για αυτόν τον λόγο, η διατήρηση έχει συνδεθεί στη βιβλιογραφία με τη μακροχρόνια δημιουργία αξίας και την οικονομική βιωσιμότητα της πελατειακής βάσης.

Στο ηλεκτρονικό εμπόριο, η διαφορά ανάμεσα στην απόκτηση και στη διατήρηση φαίνεται ακόμα πιο έντονη. Η ψηφιακή αγορά επιτρέπει στους καταναλωτές να συγκρίνουν γρήγορα τιμές, προϊόντα και υπηρεσίες από πολλές επιχειρήσεις. Ακόμα, η αλλαγή από μία ηλεκτρονική πλατφόρμα σε άλλη μπορεί να γίνει με σχετικά μικρό κόστος και λίγη προσπάθεια. Αυτή η

μεγαλύτερη δυνατότητα επιλογής αυξάνει τον ανταγωνισμό. Έτσι, η διατήρηση των υπαρχόντων πελατών γίνεται σημαντική πρόκληση. Ωστόσο, η εστίαση στη διατήρηση δεν σημαίνει ότι η απόκτηση νέων πελατών γίνεται λιγότερο σημαντική. Μια επιχείρηση πρέπει να προσελκύει νέους καταναλωτές για να μεγαλώσει την πελατειακή της βάση. Ταυτόχρονα, χρειάζεται να κρατά τους υπάρχοντες πελάτες για να έχει σταθερότητα και μακροχρόνια αξία. Μια αποτελεσματική επιχειρησιακή στρατηγική δεν διαλέγει μόνο ανάμεσα στην απόκτηση ή τη διατήρηση. Προσπαθεί να βρει τη σωστή ισορροπία ανάμεσά του.

2.4.3 **Παράγοντες που επηρεάζουν τη διατήρηση**

Ένας από τους πιο σημαντικούς παράγοντες είναι η ικανοποίηση του πελάτη. Η ικανοποίηση προκύπτει όταν ο καταναλωτής συγκρίνει τις προσδοκίες του με την εμπειρία που τελικά έχει. Όταν η εμπειρία ταιριάζει ή ξεπερνά τις προσδοκίες, είναι πιο πιθανό να σχηματιστεί θετική γνώμη για την επιχείρηση. Αυτό βοηθά επίσης στην πρόθεση να συνεχιστεί η σχέση.

Ιδιαίτερη σημασία έχει και η αντιλαμβανόμενη αξία. Ο καταναλωτής δεν βλέπει μόνο την τιμή ενός προϊόντος. Αξιολογεί το συνολικό όφελος σε σχέση με το κόστος που πληρώνει. Η ποιότητα, η ευκολία, η ταχύτητα εξυπηρέτησης, η αξιοπιστία και η συνολική εμπειρία μπορούν να βοηθήσουν στη δημιουργία αντιλαμβανόμενης αξίας. (Kumar & Ayodeji, 2021)

Η εμπιστοσύνη είναι ένας ακόμα σημαντικός παράγοντας. Στο ηλεκτρονικό περιβάλλον, όπου η συναλλαγή γίνεται χωρίς άμεση φυσική επαφή, οι καταναλωτές πρέπει να νιώθουν ότι τα προσωπικά και οικονομικά τους δεδομένα προστατεύονται. Πρέπει επίσης να πιστεύουν ότι η επιχείρηση θα τηρήσει τις υποσχέσεις της. Η εμπιστοσύνη μπορεί έτσι να επηρεάσει τόσο την πρόθεση επαναγοράς όσο και τη γενική προθυμία του πελάτη να συνεχίσει τη σχέση του με την επιχείρηση. (Kumar & Ayodeji, 2021)

Η ποιότητα της ηλεκτρονικής εμπειρίας είναι επίσης σημαντικός παράγοντας. Η ευχρηστία της ιστοσελίδας, η ταχύτητα φόρτωσης, η καθαρή παρουσίαση των προϊόντων, η απλή διαδικασία αγοράς και η καλή εξυπηρέτηση μετά την αγορά μπορούν να επηρεάσουν πώς βλέπει ο πελάτης το ηλεκτρονικό κατάστημα. (Kumar & Ayodeji, 2021)Μια ιστοσελίδα που δεν λειτουργεί σωστά

ή μια πολύπλοκη διαδικασία αγοράς μπορεί να δημιουργήσει αρνητική εμπειρία. Αυτό αυξάνει την πιθανότητα ο πελάτης να προτιμήσει κάποια άλλη πλατφόρμα.

Παράλληλα, η ποιότητα των προϊόντων και των υπηρεσιών παραμένει βασικό στοιχείο για τη διατήρηση. Μια πολύ καλοσχεδιασμένη ηλεκτρονική πλατφόρμα δεν μπορεί να καλύψει συστηματικά προβλήματα που σχετίζονται με την ποιότητα των προϊόντων, τις καθυστερήσεις στις παραδόσεις ή την ελλιπή εξυπηρέτηση μετά την πώληση.

Η τιμή είναι επίσης σημαντικός παράγοντας, ειδικά σε ένα περιβάλλον όπου η σύγκριση μεταξύ ανταγωνιστικών επιχειρήσεων γίνεται εύκολα. Όμως, η χαμηλότερη τιμή δεν είναι πάντα αρκετή για να διατηρήσει τους πελάτες. Οι καταναλωτές εξετάζουν την τιμή μαζί με την ποιότητα, την ευκολία, την αξιοπιστία και το συνολικό επίπεδο αξίας που λαμβάνουν.

Τέλος, η εξατομίκευση και η προσαρμογή της εμπειρίας στις ανάγκες του καταναλωτή μπορούν να δυναμώσουν τη σχέση μεταξύ πελάτη και επιχείρησης. Προσωποποιημένες προτάσεις προϊόντων, σχετικές επικοινωνίες και προσαρμοσμένες προσφορές μπορούν να αυξήσουν τη σημασία των αλληλεπιδράσεων. Έτσι δημιουργείται μεγαλύτερη αντιλαμβανόμενη αξία.

2.4.4 **Πιστότητα και δέσμευση πελατών**

Η πιστότητα πελατών δείχνει το πόσο συχνά οι πελάτες επιστρέφουν και συνεχίζουν να αγοράζουν από μια επιχείρηση. Αυτό μπορεί να φανεί από το ποσοστό των επαναλαμβανόμενων αγορών ή το χρόνο που περνούν οι πελάτες με τα προϊόντα ή τις υπηρεσίες μιας εταιρείας. Η δέσμευση πελατών δείχνει το πόσο συνδεδεμένοι νιώθουν οι πελάτες με το εμπορικό σήμα. Αυτό μπορεί να φανεί από την αλληλεπίδρασή τους στα κοινωνικά δίκτυα, τις αξιολογήσεις που αφήνουν ή τη συμμετοχή τους σε προγράμματα επιβράβευσης. Οι επιχειρήσεις που χτίζουν δυνατές σχέσεις με τους πελάτες τους έχουν μεγαλύτερη πιθανότητα να διατηρήσουν ή και να αυξήσουν το μερίδιό τους στην αγορά.

Η πιστότητα πελατών σημαίνει ότι ένας καταναλωτής προτιμά σταθερά μια επιχείρηση ή ένα εμπορικό σήμα. Αυτό φαίνεται μέσα από επαναλαμβανόμενες αγορές, θετική στάση και πρόθεση να συνεχίσει τη σχέση του με την επιχείρηση. Η πιστότητα έχει δύο πλευρές. Η πρώτη

είναι η συμπεριφορική, που φαίνεται στις πραγματικές αγορές. Η δεύτερη είναι η στασιακή, που σχετίζεται με την προτίμηση και τη θετική άποψη του καταναλωτή.

Η διάκριση αυτή είναι πολύ σημαντική στο ηλεκτρονικό εμπόριο. Ένας καταναλωτής μπορεί να κάνει συχνές αγορές από μια συγκεκριμένη πλατφόρμα επειδή έχει χαμηλότερες τιμές, πιο γρήγορη παράδοση ή μεγαλύτερη ευκολία. Αυτή η συμπεριφορά δεν σημαίνει απαραίτητα ότι υπάρχει ισχυρή πιστότητα. Αν εμφανιστεί μια πιο ελκυστική επιλογή, ο ίδιος καταναλωτής μπορεί να επιλέξει άλλη πλατφόρμα.

Η δέσμευση πελατών είναι περισσότερο μια σχεσιακή και ψυχολογική πλευρά της σχέσης. Συνδέεται με την επιθυμία του καταναλωτή να κρατήσει τη σχέση με την επιχείρηση. Επίσης, σχετίζεται με την εμπιστοσύνη που έχει χτίσει προς αυτή. Η θεωρία εμπιστοσύνης και δέσμευσης στο μάρκετινγκ σχέσεων έχει δείξει ότι η εμπιστοσύνη και η δέσμευση λειτουργούν ως βασικοί μηχανισμοί για να χτιστούν σταθερές και μακροχρόνιες σχέσεις ανάμεσα σε επιχειρήσεις και πελάτες.

Η πιστότητα και η δέσμευση μπορούν, επομένως, να λειτουργήσουν ως σημαντικοί παράγοντες διατήρησης. Όσο περισσότερο ένας πελάτης εμπιστεύεται μια επιχείρηση και βλέπει τη σχέση ως πολύτιμη, τόσο πιο πιθανό είναι να συνεχίσει να έχει επαφή μαζί της. Ταυτόχρονα, η θετική εμπειρία από προηγούμενες συναλλαγές μπορεί να δυναμώσει την προτίμηση προς την επιχείρηση και να μειώσει την πρόθεση να στραφεί σε ανταγωνιστικές επιλογές.

Η πελατειακή πιστότητα (Customer Loyalty) και η δέσμευση (Customer Commitment) αποτελούν σημαντικές διαστάσεις της μακροχρόνιας σχέσης μεταξύ καταναλωτή και επιχείρησης. Η πιστότητα συνδέεται με τη διατήρηση μιας θετικής στάσης απέναντι στην επιχείρηση και τη συνέχιση της αγοραστικής δραστηριότητας, ενώ η δέσμευση αποτυπώνει τη σημασία που αποδίδει ο πελάτης στη διατήρηση της συγκεκριμένης σχέσης.

Η σχετική βιβλιογραφία αναδεικνύει την ικανοποίηση, την εμπιστοσύνη και τη δέσμευση ως παράγοντες που συνδέονται με τη διατήρηση πελατών, ενώ εξετάζεται επίσης η σχέση μεταξύ της ηλεκτρονικής αγοραστικής εμπειρίας, της ικανοποίησης και της πρόθεσης επαναλαμβανόμενων αγορών (Alkitbi et al., 2020; Kumar & Ayodeji, 2021).

Στο ηλεκτρονικό εμπόριο, η διαμόρφωση μιας θετικής εμπειρίας εξυπηρέτησης και η ενίσχυση της εμπιστοσύνης μπορούν να αποτελέσουν σημαντικές διαστάσεις των στρατηγικών που αποσκοπούν στη συνέχιση της πελατειακής σχέσης.

Ωστόσο, η επαναλαμβανόμενη αγοραστική δραστηριότητα δεν επιτρέπει από μόνη της την πλήρη αξιολόγηση της στάσης και της δέσμευσης του καταναλωτή. Για τον λόγο αυτόν, η κατανόηση της πελατειακής σχέσης μπορεί να απαιτεί τη συνεκτίμηση τόσο συναλλακτικών όσο και πρόσθετων συμπεριφορικών ή στασιακών πληροφοριών.

Η σχέση μεταξύ πιστότητας, δέσμευσης και διατήρησης δεν είναι ωστόσο απόλυτα γραμμική. Ένας πελάτης μπορεί να παραμείνει σε μια επιχείρηση χωρίς να είναι ιδιαίτερα πιστός. Ένας πελάτης με θετική στάση μπορεί περιστασιακά να αγοράζει από ανταγωνιστές. Για αυτόν τον λόγο, η αξιολόγηση της πελατειακής σχέσης απαιτεί συνδυασμό συμπεριφορικών και στασιακών στοιχείων.

2.4.5 **Στρατηγικές διατήρησης πελατών στο ηλεκτρονικό εμπόριο**

Η διατήρηση πελατών στο ηλεκτρονικό εμπόριο χρειάζεται στρατηγικές που στοχεύουν στη δημιουργία θετικών και μακροχρόνιων σχέσεων μεταξύ επιχείρησης και καταναλωτή. Αυτές οι στρατηγικές δεν μένουν μόνο στην παροχή οικονομικών κινήτρων. Περιλαμβάνουν επίσης ενέργειες που αφορούν την εμπειρία, την εξατομίκευση, την επικοινωνία και τη δημιουργία αξίας.

Μία από τις σημαντικότερες στρατηγικές είναι η εξατομίκευση της εμπειρίας του πελάτη. Οι ηλεκτρονικές επιχειρήσεις μπορούν να χρησιμοποιούν πληροφορίες για το ιστορικό αγορών, τις προτιμήσεις και τις αλληλεπιδράσεις των χρηστών. Έτσι προσαρμόζουν το περιεχόμενο και τις προτάσεις τους. Οι εξατομικευμένες προτάσεις προϊόντων και οι στοχευμένες επικοινωνίες μπορούν να αυξήσουν τη συνάφεια της εμπειρίας. Αυτό βοηθά επίσης να δυναμώσουν τη σχέση με τον πελάτη.

Μια ακόμη σημαντική στρατηγική αφορά τα προγράμματα επιβράβευσης. Μέσα από πόντους, εκπτώσεις, προνόμια ή ειδικές προσφορές, οι επιχειρήσεις προσπαθούν να ενθαρρύνουν την

επαναλαμβανόμενη αγορά. Αυτά τα προγράμματα μπορούν να λειτουργήσουν ως κίνητρο για τη συνέχιση της σχέσης, ειδικά όταν τα οφέλη που προσφέρονται ταιριάζουν στις ανάγκες και τις προτιμήσεις του πελάτη.

Η στοχευμένη επικοινωνία είναι επίσης βασικό στοιχείο των στρατηγικών διατήρησης. Η επικοινωνία μετά την αγορά, οι υπενθυμίσεις, οι ενημερώσεις για προϊόντα και οι εξατομικευμένες προσφορές μπορούν να κρατήσουν την επιχείρηση ενεργή στη σχέση με τον καταναλωτή. Όμως, η υπερβολική ή άσχετη επικοινωνία μπορεί να φέρει το αντίθετο αποτέλεσμα και να δημιουργήσει αρνητική εμπειρία. Η επιτυχία της επικοινωνίας εξαρτάται σε μεγάλο βαθμό από τη συνάφεια, τον σωστό χρόνο και το περιεχόμενό της.

Η βελτίωση της συνολικής εμπειρίας χρήστη είναι επίσης σημαντική στρατηγική διατήρησης. Η διαδικασία αγοράς πρέπει να είναι εύκολη, γρήγορη και αξιόπιστη. Ταυτόχρονα, η επιχείρηση πρέπει να προσφέρει καλή εξυπηρέτηση μετά την πώληση. Η διαδικασία επιστροφών, η ενημέρωση για την πορεία της παραγγελίας και η δυνατότητα άμεσης επικοινωνίας με την επιχείρηση μπορούν να επηρεάσουν πολύ τη συνολική αξιολόγηση της εμπειρίας.

Επίσης, οι μηχανισμοί επανενεργοποίησης πελατών μπορούν να παίξουν σημαντικό ρόλο. Οι πελάτες που έχουν μειώσει ή σταματήσει τη δραστηριότητά τους μπορούν να γίνουν στόχος ειδικών ενεργειών, όπως προσωπικές προσφορές ή υπενθυμίσεις. Για να είναι αυτές οι ενέργειες αποτελεσματικές, χρειάζεται να εντοπίσουμε τους πελάτες με λιγότερη αλληλεπίδραση και να καταλάβουμε τα χαρακτηριστικά της προηγούμενης συμπεριφοράς τους.

Οι σύγχρονες τεχνολογίες επιτρέπουν επίσης την αυτοματοποίηση σημαντικού μέρους των στρατηγικών διατήρησης. Συστήματα συστάσεων, αυτοματοποιημένες επικοινωνίες και εφαρμογές τεχνητής νοημοσύνης μπορούν να βοηθήσουν στη δημιουργία πιο προσωπικών αλληλεπιδράσεων. Η χρήση τέτοιων τεχνολογιών δίνει τη δυνατότητα στις επιχειρήσεις να διαχειρίζονται μεγάλο αριθμό πελατών χωρίς να εφαρμόζουν πάντα την ίδια στρατηγική σε όλους.

Ωστόσο, η αποτελεσματικότητα μιας στρατηγικής retention δεν εξαρτάται μόνο από την ύπαρξη τεχνολογικών εργαλείων. Χρειάζεται κατανόηση των διαφορετικών αναγκών και συμπεριφορών

της πελατειακής βάσης. Μια προσφορά που λειτουργεί για έναν πελάτη υψηλής αξίας μπορεί να μην ταιριάζει σε έναν περιστασιακό πελάτη. Η διαφοροποίηση των ενεργειών είναι λοιπόν σημαντικό στοιχείο της στρατηγικής διατήρησης.

Πίνακας 1.7. Ενδεικτικές στρατηγικές διατήρησης πελατών

Στρατηγική	**Στόχος**
Loyalty programmes	Αύξηση loyalty
Personalization	Αύξηση relevance
Email reactivation	Επανενεργοποίηση
Discounts/incentives	Μείωση churn
Customer service	Problem recovery
Recommendations	Cross-selling / repeat purchase
Exclusive benefits	Relationship strengthening

2.4.6 **Ρόλος της ανάλυσης δεδομένων στο retention**

Η ανάλυση δεδομένων παίζει σημαντικό ρόλο στη διατήρηση των πελατών. Μέσα από τη συλλογή και μελέτη δεδομένων, οι εταιρείες μπορούν να κατανοήσουν καλύτερα τη συμπεριφορά των χρηστών. Μπορούν να εντοπίσουν μοτίβα που δείχνουν πότε και γιατί κάποιος σταματά να χρησιμοποιεί το προϊόν ή την υπηρεσία. Αυτή η γνώση βοηθά στη δημιουργία στοχευμένων ενεργειών που ενισχύουν το retention. Με την ανάλυση δεδομένων, οι επιχειρήσεις μπορούν να εντοπίσουν τα σημεία όπου χάνονται πελάτες και να παρέμβουν έγκαιρα. Έτσι, μειώνονται οι αποχωρήσεις και αυξάνεται η ικανοποίηση των πελατών.

Η επιτυχημένη διατήρηση πελατών στο ηλεκτρονικό εμπόριο εξαρτάται άμεσα από το αν οι επιχειρήσεις μπορούν να συλλέγουν, να οργανώνουν και να χρησιμοποιούν δεδομένα για τη συμπεριφορά των καταναλωτών. Το ψηφιακό περιβάλλον φέρνει μεγάλο όγκο δεδομένων από συναλλαγές, περιήγηση, αλληλεπιδράσεις με την πλατφόρμα, αξιολογήσεις και απόκριση σε προωθητικές ενέργειες. Η χρήση αυτών των πληροφοριών βοηθά τις επιχειρήσεις να καταλάβουν καλύτερα τη βάση των πελατών τους και να στηρίξουν πιο στοχευμένες στρατηγικές διατήρησης.

Η ανάλυση δεδομένων βοηθά πρώτα στην περιγραφή της πελατειακής συμπεριφοράς. Με την εξέταση της συχνότητας και της αξίας των αγορών, της χρονικής απόστασης από την τελευταία συναλλαγή και της αλληλεπίδρασης με την ηλεκτρονική πλατφόρμα, οι επιχειρήσεις μπορούν να βρουν διαφορετικά πρότυπα συμπεριφοράς. Αυτή η πληροφορία μπορεί να χρησιμοποιηθεί για να ξεχωρίσουν τους ενεργούς, τους περιστασιακούς και τους λιγότερο ενεργούς πελάτες.

Η χρήση των δεδομένων δεν περιορίζεται μόνο στην περιγραφή του παρελθόντος. Μπορούμε να εφαρμόσουμε αναλυτικές μεθόδους για να εντοπίσουμε πρότυπα που σχετίζονται με μελλοντικές συμπεριφορές. Για παράδειγμα, αν μειώνεται σταδιακά η συχνότητα των αγορών ή η αλληλεπίδραση με μια πλατφόρμα, αυτό μπορεί να δείχνει αλλαγή στη σχέση του πελάτη με την επιχείρηση. Αν εντοπίσουμε τέτοιες αλλαγές, μπορούμε να επέμβουμε έγκαιρα πριν ο πελάτης φύγει οριστικά.

Η ανάλυση δεδομένων βοηθά επίσης στην καλύτερη τμηματοποίηση της πελατειακής βάσης. Οι πελάτες μπορούν να ομαδοποιηθούν με βάση τη συχνότητα αγορών, την αξία συναλλαγών, τη

δραστηριότητα ή άλλα χαρακτηριστικά. Αυτή η διαφοροποίηση δίνει στην επιχείρηση τη δυνατότητα να εφαρμόζει διαφορετικές στρατηγικές ανάλογα με το προφίλ κάθε ομάδας. Έτσι, δεν χρειάζεται να χρησιμοποιεί μία ενιαία προσέγγιση για όλους τους πελάτες.

Η χρήση προγνωστικών αναλύσεων γίνεται πολύ σημαντική. Με προγνωστικά μοντέλα, οι επιχειρήσεις μπορούν να εκτιμήσουν την πιθανότητα για συγκεκριμένες μελλοντικές συμπεριφορές, όπως η επαναλαμβανόμενη αγορά ή η αποχώρηση. Αυτή η δυνατότητα αλλάζει την ανάλυση δεδομένων από ένα εργαλείο απλής παρατήρησης σε μηχανισμό που βοηθά στη λήψη προληπτικών επιχειρησιακών αποφάσεων.

Στην περίπτωση του churn, η ανάλυση δεδομένων μπορεί να βοηθήσει στον εντοπισμό πελατών με αυξημένη πιθανότητα να διακόψουν τη σχέση. Ιστορικά δεδομένα συναλλαγών και συμπεριφοράς μπορούν να χρησιμοποιηθούν για την εκπαίδευση μοντέλων που βρίσκουν χαρακτηριστικά τα οποία σχετίζονται με την αποχώρηση. Η έγκαιρη αναγνώριση πελατών υψηλού κινδύνου μπορεί μετά να βοηθήσει σε στοχευμένες ενέργειες επαναπροσέγγισης.

Παράλληλα, η ανάλυση δεδομένων μπορεί να βοηθήσει στη βελτίωση της αποτελεσματικότητας των στρατηγικών μάρκετινγκ. Αντί οι επιχειρήσεις να εφαρμόζουν τις ίδιες προσφορές ή επικοινωνίες σε όλους τους πελάτες, μπορούν να χρησιμοποιούν τα διαθέσιμα δεδομένα για να προσαρμόζουν τις ενέργειές τους σε διαφορετικές ομάδες ή ακόμη και σε μεμονωμένους πελάτες. Αυτή η προσέγγιση μειώνει την άσκοπη επικοινωνία. Επίσης, επιτρέπει την καλύτερη κατανομή των διαθέσιμων πόρων.

Η χρήση δεδομένων μπορεί επίσης να βοηθήσει στη μέτρηση της αποτελεσματικότητας των στρατηγικών διατήρησης. Με την παρακολούθηση των αλλαγών στη συχνότητα αγορών, στη δραστηριότητα και στη συνολική αξία των πελατών, η επιχείρηση μπορεί να δει αν μια συγκεκριμένη ενέργεια βοήθησε στη διατήρηση της σχέσης. Έτσι, η λήψη αποφάσεων φεύγει από την εμπειρική προσέγγιση και γίνεται μια πιο τεκμηριωμένη διαδικασία.

Ωστόσο, η χρήση της ανάλυσης δεδομένων έχει και σημαντικές δυσκολίες. Η ποιότητα, η πληρότητα και η επικαιρότητα των δεδομένων επηρεάζουν άμεσα την αξιοπιστία των αποτελεσμάτων. Τα προγνωστικά μοντέλα πρέπει επίσης να προσαρμόζονται στις αλλαγές της

αγοράς και της καταναλωτικής συμπεριφοράς. Ένα μοντέλο που στηρίζεται σε παλιά δεδομένα μπορεί να γίνει λιγότερο αποτελεσματικό όταν αλλάξουν οι συνθήκες που δημιούργησαν αυτά τα δεδομένα.

Επίσης, η συλλογή και χρήση των δεδομένων πελατών φέρνει θέματα που αφορούν την προστασία της ιδιωτικής ζωής και τη σωστή χρήση των πληροφοριών. Η επιχείρηση πρέπει να βεβαιώνεται ότι η επεξεργασία των δεδομένων γίνεται με διαφάνεια, ασφάλεια και σύμφωνα με το ισχύον νομικό πλαίσιο. Η εμπιστοσύνη του καταναλωτή είναι βασικό στοιχείο για τη διατήρηση της σχέσης. Αυτό κάνει την υπεύθυνη διαχείριση των δεδομένων αναγκαία.

Συνολικά, η ανάλυση δεδομένων είναι σημαντικός μηχανισμός που βοηθά στη διατήρηση πελατών στο ηλεκτρονικό εμπόριο. Βοηθά να καταλάβουμε τη συμπεριφορά που υπάρχει, να ξεχωρίσουμε διαφορετικά προφίλ πελατών, να προβλέψουμε πιθανές μελλοντικές κινήσεις και να φτιάξουμε πιο στοχευμένες στρατηγικές. Έτσι, τα δεδομένα αλλάζουν από απλές πληροφορίες για προηγούμενες συναλλαγές σε εργαλείο που βοηθά στη λήψη αποφάσεων και δίνει άμεση στρατηγική αξία στη διαχείριση των σχέσεων με τους πελάτες.

2.5 **Προγνωστικά Μοντέλα και Διαχείριση Αποχώρησης Πελατών (Churn Prediction)**

2.5.1 **Τι είναι το churn;**

Το churn είναι ο όρος που χρησιμοποιούμε όταν οι πελάτες σταματούν να χρησιμοποιούν ένα προϊόν ή μια υπηρεσία. Συνήθως το μετράμε ως το ποσοστό των πελατών που φεύγουν μέσα σε μια συγκεκριμένη χρονική περίοδο. Για παράδειγμα, αν μια εταιρεία έχει 100 πελάτες στην αρχή του μήνα και στο τέλος του μήνα έχουν μείνει 90, τότε το ποσοστό churn για αυτόν τον μήνα είναι 10%. Το churn είναι σημαντικό για τις εταιρείες που βασίζονται σε συνδρομές, επειδή η απώλεια πελατών μπορεί να μειώσει τα έσοδά τους και να επηρεάσει την ανάπτυξή τους. Η διατήρηση των υφιστάμενων πελατών είναι σημαντική πρόκληση για τις επιχειρήσεις ηλεκτρονικού εμπορίου. Οι καταναλωτές μπορούν να συγκρίνουν εύκολα άλλες επιχειρήσεις και να αλλάζουν μεταξύ διαφορετικών ψηφιακών πλατφορμών. Σε αυτό το πλαίσιο, η έννοια της

αποχώρησης πελατών έχει ιδιαίτερη σημασία. Στη διεθνή βιβλιογραφία αναφέρεται ως customer churn. Το churn περιγράφει τη διακοπή ή τη σημαντική μείωση της σχέσης μεταξύ ενός πελάτη και μιας επιχείρησης. Είναι βασικός δείκτης που δείχνει πόσο καλά λειτουργούν οι πρακτικές διατήρησης πελατών (Verbeke et al., 2011).

Η αποχώρηση ενός πελάτη δεν είναι πάντα εύκολο να οριστεί με έναν μόνο τρόπο. Σε επιχειρήσεις που στηρίζονται σε επαναλαμβανόμενες συναλλαγές, το churn μπορεί να σχετίζεται με την απουσία αγοράς για συγκεκριμένο χρονικό διάστημα. Στο ηλεκτρονικό εμπόριο, για παράδειγμα, ένας πελάτης μπορεί να θεωρηθεί ανενεργός όταν δεν κάνει αγορά για ορισμένο χρονικό διάστημα. Μπορεί επίσης να δείχνει μειωμένη αλληλεπίδραση με την ηλεκτρονική πλατφόρμα. Έτσι, ο ορισμός του churn εξαρτάται κυρίως από το επιχειρηματικό μοντέλο, τη συχνότητα των αγορών και τη φύση της σχέσης ανάμεσα σε πελάτη και επιχείρηση.

Η έννοια του churn σχετίζεται άμεσα με τη διατήρηση πελατών, αλλά οι δύο έννοιες δεν είναι ίδιες. Η διατήρηση πελατών περιγράφει τις ενέργειες και τις διαδικασίες με τις οποίες μια επιχείρηση προσπαθεί να κρατήσει τη σχέση της με τους πελάτες της. Το churn δείχνει το αποτέλεσμα της απώλειας ή της διακοπής αυτής της σχέσης. Με άλλα λόγια, το retention είναι ο στόχος που επιδιώκει η επιχείρηση. Το churn είναι μια ανεπιθύμητη εξέλιξη στη σχέση επιχείρησης και πελάτη.

Ιδιαίτερα σημαντική είναι επίσης η διάκριση μεταξύ churn και αφοσίωσης πελατών. Ένας πελάτης μπορεί να μην έχει αποχωρήσει οριστικά από μια επιχείρηση. Όμως, μπορεί να παρουσιάζει σημαντική μείωση στη συχνότητα αγορών ή στις αλληλεπιδράσεις του. Αυτή η συμπεριφορά μπορεί να δείχνει μειωμένη δέσμευση και πιθανή μελλοντική αποχώρηση. Για αυτόν τον λόγο, η ανάλυση του churn δεν περιορίζεται μόνο στην αναγνώριση των πελατών που έχουν ήδη αποχωρήσει. Μπορεί να επεκτείνεται και στην αναγνώριση συμπεριφορικών ενδείξεων που προηγούνται της αποχώρησης. Αυτή η δυνατότητα έχει μεγάλη σημασία στο ηλεκτρονικό εμπόριο. Οι ψηφιακές πλατφόρμες παράγουν μεγάλο όγκο δεδομένων για τις αλληλεπιδράσεις των χρηστών. Η συχνότητα αγορών, ο χρόνος από την τελευταία συναλλαγή, η αξία των αγορών, η περιήγηση στην πλατφόρμα, η ανταπόκριση σε προωθητικές ενέργειες και άλλες συμπεριφορικές μεταβλητές μπορούν να βοηθήσουν στην αναγνώριση αλλαγών στη

δραστηριότητα ενός πελάτη. Έτσι, η ανάλυση δεδομένων επιτρέπει τη μετάβαση από την απλή καταγραφή της αποχώρησης στην έγκαιρη αναγνώριση πιθανών ενδείξεων churn.

Η έγκαιρη αναγνώριση είναι σημαντική επειδή η αποχώρηση δεν είναι πάντα ξαφνική. Συχνά, προηγείται μια περίοδος όπου ο πελάτης σταδιακά μειώνει την επαφή του με την επιχείρηση. Μπορεί να αγοράζει πιο αραιά, να περνάει περισσότερος χρόνος ανάμεσα στις αγορές ή να απαντά λιγότερο στις επικοινωνίες της επιχείρησης. Αυτά τα σημάδια δείχνουν ότι η συμπεριφορά του αλλάζει. Όταν η επιχείρηση εντοπίζει τέτοια μοτίβα, μπορεί να θεωρήσει τον πελάτη ως πιθανό πελάτη που κινδυνεύει να φύγει πριν διακοπεί οριστικά η σχέση. Σε αυτό το πλαίσιο, το churn έχει μεγάλη σημασία για τις επιχειρηματικές αποφάσεις (Verbeke et al., 2011). Η αναγνώριση των πελατών που έχουν ήδη φύγει δίνει κυρίως πληροφορίες για το πώς ήταν η πελατειακή βάση στο παρελθόν. Αντίθετα, η αναγνώριση πελατών με αυξημένη πιθανότητα να φύγουν δίνει τη δυνατότητα για προληπτική δράση. Η επιχείρηση μπορεί, για παράδειγμα, να κάνει στοχευμένες επικοινωνίες, προσωπικές προσφορές ή άλλες ενέργειες για να τους ξανακερδίσει.

Η μελέτη του churn είναι λοιπόν, σημαντικό πεδίο της ανάλυσης πελατών. Σύγχρονες προσεγγίσεις χρησιμοποιούν ιστορικά δεδομένα συναλλαγών και συμπεριφοράς για να βρουν παράγοντες που σχετίζονται με την αποχώρηση και να εκτιμήσουν την πιθανότητα μελλοντικού churn. Έτσι, η έννοια του churn συνδέεται άμεσα με την προγνωστική ανάλυση και με την ανάπτυξη στρατηγικών διατήρησης πελατών.

Συνεπώς, το churn δεν πρέπει να θεωρείται μόνο ως ένδειξη απώλειας πελατών. Είναι ένα φαινόμενο που μπορούμε να μελετήσουμε μέσα από τη συμπεριφορά και τα δεδομένα των πελατών. Η κατανόηση του πώς εμφανίζεται η αποχώρηση και των παραγόντων που την προηγούνται είναι βασική για τη δημιουργία αποτελεσματικών προγνωστικών μοντέλων και στοχευμένων στρατηγικών διατήρησης στο ηλεκτρονικό εμπόριο.

2.5.2 **Παράγοντες που σχετίζονται με την αποχώρηση**

Η αποχώρηση ενός πελάτη από μια επιχείρηση είναι σύνθετο φαινόμενο. Δεν μπορεί να εξηγηθεί από έναν μόνο παράγοντα. Ειδικά στο ηλεκτρονικό εμπόριο, η απόφαση του

καταναλωτή να μειώσει ή να διακόψει τη σχέση του με μια επιχείρηση μπορεί να επηρεάζεται από οικονομικούς, συμπεριφορικούς, τεχνολογικούς και σχεσιακούς παράγοντες. Η αναγνώριση αυτών των παραγόντων είναι πολύ σημαντική για την ανάλυση του churn. Βοηθά τις επιχειρήσεις να καταλάβουν όχι μόνο ποιοι πελάτες είναι πιθανό να φύγουν, αλλά και ποια χαρακτηριστικά σχετίζονται με αυτή την πιθανότητα.

Ένας από τους πιο σημαντικούς παράγοντες αφορά τη συμπεριφορά του πελάτη κατά την αγορά. Αλλαγές στη συχνότητα και στην αξία των αγορών μπορούν να δείξουν αλλαγή στη σχέση με την επιχείρηση. Ένας πελάτης που σταδιακά κάνει λιγότερες αγορές ή αφήνει μεγαλύτερα διαστήματα ανάμεσα στις συναλλαγές μπορεί να δείχνει ότι δεν έχει πια το ίδιο ενδιαφέρον. Επίσης, το πόσος καιρός έχει περάσει από την τελευταία αγορά μπορεί να δείξει μειωμένη δραστηριότητα. Αυτά τα χαρακτηριστικά είναι πολύ χρήσιμα στο ηλεκτρονικό εμπόριο. Σε αυτόν τον χώρο, οι συναλλαγές καταγράφονται με ακρίβεια και μπορούν να μελετηθούν για μεγάλο χρονικό διάστημα.

Πέρα από τη συναλλακτική συμπεριφορά, σημαντικό ρόλο μπορούν να παίξουν παράγοντες που έχουν σχέση με το προϊόν και την επιχείρηση. Η τιμή ενός προϊόντος, η ποιότητά του, η διαθεσιμότητα, η ποικιλία των επιλογών που προσφέρονται και η συνολική αξία που βλέπει ο καταναλωτής μπορούν να επηρεάσουν την απόφασή του να συνεχίσει ή να σταματήσει τη σχέση του με μια επιχείρηση. Στο ηλεκτρονικό περιβάλλον, η δυνατότητα να συγκρίνει κανείς άμεσα τιμές και χαρακτηριστικά ανάμεσα σε διαφορετικά καταστήματα κάνει τον ανταγωνισμό πιο έντονο και μειώνει το κόστος αλλαγής για τον καταναλωτή.

Η ποιότητα της εμπειρίας που προσφέρει η ηλεκτρονική πλατφόρμα έχει μεγάλη σημασία. Η ευχρηστία της ιστοσελίδας, η εύκολη πλοήγηση, η γρήγορη φόρτωση, η απλή διαδικασία

ολοκλήρωσης της αγοράς και η διαθεσιμότητα των απαραίτητων πληροφοριών μπορούν να επηρεάσουν την ικανοποίηση του χρήστη. Προβλήματα στη διαδικασία παραγγελίας, καθυστερήσεις στην παράδοση ή δυσκολίες στις επιστροφές μπορεί να μειώσουν την εμπιστοσύνη του πελάτη. Αυτό μπορεί να αυξήσει την πιθανότητα να ψάξει για άλλες επιχειρήσεις. Η εμπιστοσύνη είναι επίσης σημαντική πλευρά της σχέσης ανάμεσα στον

καταναλωτή και την ηλεκτρονική επιχείρηση. Για να γίνουν συναλλαγές μέσω διαδικτύου, χρειάζεται να δοθούν προσωπικές και οικονομικές πληροφορίες. Έτσι, θέματα ασφάλειας και προστασίας των δεδομένων μπορούν να επηρεάσουν το αν ο καταναλωτής θα συνεχίσει να χρησιμοποιεί μια πλατφόρμα. Αν ο πελάτης πιστεύει ότι μια επιχείρηση δεν διαχειρίζεται σωστά τα προσωπικά του δεδομένα ή δεν προσφέρει ασφαλές περιβάλλον συναλλαγών, αυτό μπορεί να βλάψει τη μακροχρόνια σχέση με τον πελάτη.

Παράλληλα, η ικανοποίηση του πελάτη και η ποιότητα της εξυπηρέτησης μπορούν να επηρεάσουν πολύ τη διατήρηση της πελατειακής σχέσης. Αρνητικές εμπειρίες, προβλήματα στην επικοινωνία με την επιχείρηση ή κακή διαχείριση παραπόνων μπορούν να ρίξουν την εμπιστοσύνη και τη δέσμευση. Αντίθετα, μια θετική εμπειρία εξυπηρέτησης μπορεί να δυναμώσει τη σχέση με την επιχείρηση και να μειώσει την πιθανότητα αποχώρησης.

Ένας ακόμα παράγοντας σχετίζεται με τον ανταγωνισμό. Το ηλεκτρονικό εμπόριο έχει πολλές εναλλακτικές επιλογές. Αυτό δίνει στον καταναλωτή τη δυνατότητα να συγκρίνει εύκολα τιμές, προϊόντα, υπηρεσίες και αξιολογήσεις. Αν εμφανιστεί μια ανταγωνιστική επιχείρηση που προσφέρει χαμηλότερη τιμή, καλύτερους χρόνους παράδοσης ή πιο ελκυστική εμπειρία, ο καταναλωτής μπορεί να αλλάξει πλατφόρμα. Έτσι, το churn δεν εξαρτάται μόνο από τις ενέργειες της ίδιας της επιχείρησης. Μπορεί να το επηρεάσουν και οι συνθήκες που υπάρχουν στην αγορά.

Οι παράγοντες που σχετίζονται με την αποχώρηση μπορούν να χωριστούν σε παρατηρήσιμα χαρακτηριστικά της συμπεριφοράς και σε παράγοντες που έχουν σχέση με την εμπειρία και τις αντιλήψεις του καταναλωτή. Τα πρώτα συχνά φαίνονται άμεσα στα δεδομένα συναλλαγών. Τα δεύτερα μπορεί να χρειάζονται επιπλέον πηγές πληροφόρησης, όπως αξιολογήσεις, παράπονα, έρευνες ικανοποίησης ή δεδομένα αλληλεπίδρασης με την επιχείρηση.

Η διάκριση αυτή έχει μεγάλη σημασία για την ανάπτυξη προγνωστικών μοντέλων churn. Τα ιστορικά δεδομένα μπορούν να βοηθήσουν στον εντοπισμό προτύπων που χαρακτηρίζουν τους πελάτες που τελικά φεύγουν. Για παράδειγμα, η μείωση στη συχνότητα αγορών, η αύξηση του χρόνου από την τελευταία συναλλαγή ή η λίγη αλληλεπίδραση με την πλατφόρμα μπορούν να

χρησιμοποιηθούν ως μεταβλητές σε ένα μοντέλο πρόβλεψης. Επίσης, δεδομένα που αφορούν την ικανοποίηση, την εξυπηρέτηση και την εμπειρία του χρήστη μπορούν να δώσουν επιπλέον πληροφορίες για τους λόγους που μπορεί να οδηγήσουν σε αποχώρηση.

Επομένως, η μελέτη των παραγόντων του churn δεν έχει μόνο σκοπό να καταγράψει τους λόγους που χάνει μια επιχείρηση πελάτες. Βοηθά και στη δημιουργία μιας βάσης για να αναπτυχθούν προληπτικές στρατηγικές. Η αναγνώριση των χαρακτηριστικών που σχετίζονται με μεγαλύτερη πιθανότητα αποχώρησης επιτρέπει στις επιχειρήσεις να βρίσκουν έγκαιρα τους πελάτες που έχουν αυξημένο κίνδυνο και να προσαρμόζουν τις ενέργειές τους. Έτσι, η ανάλυση των παραγόντων του churn συνδέει την κατανόηση της συμπεριφοράς των πελατών με την προγνωστική ανάλυση που εξετάζεται στις επόμενες ενότητες.

2.5.3 **Ανάλυση Αποχώρησης πελατών**

Η ανάλυση αποχώρησης πελατών (churn analysis) βοηθά στον εντοπισμό πελατών που έχουν μεγαλύτερη πιθανότητα να εγκαταλείψουν την πλατφόρμα. Η χρήση τεχνικών μηχανικής μάθησης στο ηλεκτρονικό εμπόριο βελτιώνει αυτές τις προβλέψεις και βοηθά στην ανάπτυξη στοχευμένων στρατηγικών διατήρησης.

Πίνακας 1.8. Κατηγορίες προγνωστικών προβλημάτων στο ηλεκτρονικό εμπόριο

Τύπος	**Περιγραφή**
Voluntary churn	Ο πελάτης επιλέγει να σταματήσει
Involuntary churn	Η σχέση διακόπτεται για άλλους λόγους

Non-contractual churn	Απουσία επαναγοράς για συγκεκριμένο διάστημα

Churn prediction

Η πρόβλεψη αποχώρησης πελατών (churn prediction) είναι σημαντικό πεδίο στη διοικητική ανάλυση του ηλεκτρονικού εμπορίου. Με τη χρήση προγνωστικών μοντέλων και αλγορίθμων μηχανικής μάθησης, οι επιχειρήσεις μπορούν να βρίσκουν πελάτες που έχουν μεγαλύτερη πιθανότητα να εγκαταλείψουν την πλατφόρμα (Verbeke et al., 2011).

Propensity modeling

Το propensity modeling είναι μια από τις βασικές τεχνικές ανάλυσης. Στόχος του είναι να προβλέψει την πιθανότητα ένας καταναλωτής να κάνει συγκεκριμένες ενέργειες, όπως να αγοράσει ξανά ή να ανταποκριθεί σε προωθητικές καμπάνιες. Αυτή η τεχνική βοηθά να καταλάβουμε καλύτερα τη συμπεριφορά των πελατών και να βελτιώσουμε τις ενέργειες marketing.

Οι σημερινές επιχειρήσεις στηρίζονται σε τεχνικές ανάλυσης δεδομένων για να καταλάβουν και να προβλέψουν τη συμπεριφορά των πελατών τους. Μέθοδοι όπως το propensity modeling βοηθούν να εκτιμηθεί η πιθανότητα ένας καταναλωτής να κάνει συγκεκριμένες ενέργειες, όπως να αγοράσει κάτι ή να απαντήσει σε διαφημιστικές καμπάνιες.

Αυτές οι τεχνικές χρησιμοποιούνται για να εκτιμήσουμε την πιθανότητα ένας καταναλωτής να κάνει συγκεκριμένες ενέργειες, όπως να αγοράσει ξανά ή να απαντήσει σε διαφημιστικές καμπάνιες. Αν εντοπίσουμε έγκαιρα αυτές τις συμπεριφορές, μπορούμε να εφαρμόσουμε προληπτικές στρατηγικές επαναπροσέγγισης. Αυτό μειώνει το κόστος του marketing και βοηθά να κρατήσουμε τους πελάτες.

Πίνακας 1.9. Μοντέλα ανάλυσης πελατών και εκτιμώμενα αποτελέσματα

Model	**Προβλέπει**
Churn propensity	Πιθανότητα αποχώρησης
Purchase propensity	Πιθανότητα αγοράς
Response propensity	Πιθανότητα ανταπόκρισης
Conversion propensity	Πιθανότητα conversion

2.5.4 **Χρήση προβλέψεων για στρατηγικές διατήρησης**

Η αξία των προγνωστικών μοντέλων αποχώρησης δεν περιορίζεται στην εκτίμηση της πιθανότητας ένας πελάτης να διακόψει τη σχέση του με μια επιχείρηση. Το μεγαλύτερο όφελος για την επιχείρηση προκύπτει από τη δυνατότητα να χρησιμοποιεί τις προβλέψεις για να παίρνει προληπτικές αποφάσεις. Στο ηλεκτρονικό εμπόριο, τα αποτελέσματα ενός μοντέλου churn μπορούν να βοηθήσουν στον εντοπισμό πελατών με αυξημένο κίνδυνο αποχώρησης. Έτσι διευκολύνουν τον σχεδιασμό στοχευμένων ενεργειών για να κρατήσει η επιχείρηση αυτούς τους πελάτες.

Μια βασική χρήση των προβλέψεων αφορά την κατηγοριοποίηση των πελατών σύμφωνα με το επίπεδο κινδύνου αποχώρησης. Αντί η επιχείρηση να εφαρμόζει την ίδια στρατηγική σε όλη την πελατειακή βάση, μπορεί να επικεντρώσει τους διαθέσιμους πόρους σε πελάτες που έχουν υψηλή πιθανότητα να φύγουν. Αυτή η προσέγγιση βοηθά στη καλύτερη κατανομή του προϋπολογισμού marketing. Επίσης, περιορίζει τη χρήση γενικών δράσεων που ίσως δεν καλύπτουν τις ανάγκες όλων των καταναλωτών.

Οι προβλέψεις μπορούν επίσης να συνδυαστούν με την αξία του πελάτη. Ένας πελάτης με υψηλή πιθανότητα αποχώρησης δεν έχει απαραίτητα την ίδια οικονομική σημασία με έναν πελάτη χαμηλότερης αξίας. Ο συνδυασμός της πιθανότητας churn με δείκτες όπως η αξία ζωής πελάτη επιτρέπει την ιεράρχηση των ενεργειών retention. Έτσι, η επιχείρηση μπορεί να δώσει μεγαλύτερη προτεραιότητα σε πελάτες για τους οποίους η αποχώρηση θα είχε σημαντικότερο οικονομικό αποτέλεσμα.

Οι στρατηγικές που εφαρμόζονται μετά την αναγνώριση πελατών υψηλού κινδύνου μπορούν να πάρουν διάφορες μορφές. Για παράδειγμα, η επιχείρηση μπορεί να χρησιμοποιήσει εξατομικευμένες προσφορές, εκπτωτικά κίνητρα, προτάσεις προϊόντων, προγράμματα επιβράβευσης ή στοχευμένες επικοινωνίες. Η επιλογή της κατάλληλης ενέργειας μπορεί να εξαρτηθεί από το προφίλ και τη συμπεριφορά του κάθε πελάτη. Έτσι, η πρόβλεψη churn μπορεί να είναι το πρώτο στάδιο μιας πιο ευρείας διαδικασίας εξατομικευμένης διαχείρισης πελατών. Σχετική έρευνα στο ηλεκτρονικό εμπόριο έχει συνδυάσει την πρόβλεψη churn με τμηματοποίηση πελατών και στοχευμένες ενέργειες διατήρησης (Shobana et al., 2023).

Ιδιαίτερη σημασία έχει η χρονική διάσταση της παρέμβασης. Όσο νωρίτερα αναγνωρίζονται ενδείξεις πιθανής αποχώρησης, τόσο μεγαλύτερη είναι η δυνατότητα της επιχείρησης να παρέμβει πριν διακοπεί οριστικά η σχέση. Η χρήση ιστορικών δεδομένων επιτρέπει την αναγνώριση μεταβολών στη συμπεριφορά, όπως η μείωση της συχνότητας αγορών ή η αύξηση του χρονικού διαστήματος μεταξύ συναλλαγών. Με βάση τις ενδείξεις αυτές, μπορούν να σχεδιαστούν έγκαιρες ενέργειες επαναπροσέγγισης.

Η χρήση των προβλέψεων μπορεί να βοηθήσει και στη βελτίωση της αποτελεσματικότητας των ενεργειών marketing. Αντί να στέλνουν μαζικά μηνύματα σε όλη την πελατειακή βάση, οι επιχειρήσεις μπορούν να χρησιμοποιούν τα αποτελέσματα των μοντέλων για να φτιάξουν πιο στοχευμένες ομάδες. Αυτή η προσέγγιση μπορεί να μειώσει το κόστος επικοινωνίας. Ταυτόχρονα, μπορεί να περιορίσει την υπερβολική έκθεση των πελατών σε άσχετες προσφορές.

Ωστόσο, η πρόβλεψη της αποχώρησης δεν πρέπει να θεωρείται αυτόματα ένδειξη ότι ένας πελάτης πρέπει να πάρει κάποια συγκεκριμένη προσφορά. Η πιθανότητα churn δίνει

προγνωστικές πληροφορίες και όχι βεβαιότητα. Για αυτό, η χρήση των αποτελεσμάτων πρέπει να συνδυάζεται με επιχειρησιακή κρίση και με την εκτίμηση του κόστους και του αναμενόμενου οφέλους κάθε ενέργειας.

Συνολικά, η χρήση προγνωστικών μοντέλων για στρατηγικές retention μετατρέπει την ανάλυση δεδομένων από εργαλείο παρατήρησης σε εργαλείο που βοηθά στη λήψη αποφάσεων. Η επιχείρηση δεν περιορίζεται πια στην καταγραφή των πελατών που έχουν φύγει. Μπορεί να εντοπίζει πελάτες που κινδυνεύουν να αποχωρήσουν και να σχεδιάζει ενέργειες για να το αποτρέψει. Έτσι, δημιουργείται μια άμεση σχέση ανάμεσα στην ανάλυση πελατειακών δεδομένων, στην πρόβλεψη churn και στην ανάπτυξη στοχευμένων στρατηγικών διατήρησης στο ηλεκτρονικό εμπόριο.

2.5.5 **Περιορισμοί των προγνωστικών μοντέλων**

Τα προγνωστικά μοντέλα έχουν ορισμένους περιορισμούς. Συχνά βασίζονται σε παραδοχές που δεν ισχύουν πάντα στην πράξη. Τα δεδομένα που χρησιμοποιούν μπορεί να περιέχουν σφάλματα ή να μην είναι πλήρη. Επιπλέον, οι αλλαγές στο περιβάλλον ή σε παράγοντες που δεν μπορούν να προβλεφθούν εύκολα, μπορεί να μειώσουν την αξιοπιστία τους. Συνεπώς, τα αποτελέσματα των μοντέλων πρέπει να ερμηνεύονται με προσοχή και να συμπληρώνονται από εμπειρική γνώση ή επιπλέον έρευνα. Παρά τη σημαντική βοήθεια που προσφέρουν τα προγνωστικά μοντέλα στην αναγνώριση πελατών με αυξημένη πιθανότητα αποχώρησης, η χρήση τους έχει περιορισμούς που πρέπει να λαμβάνονται υπόψη. Η ακρίβεια ενός μοντέλου δεν εξαρτάται μόνο από τον αλγόριθμο που χρησιμοποιείται. Επηρεάζεται επίσης από την ποιότητα των δεδομένων, την επιλογή των μεταβλητών, τον τρόπο εκπαίδευσης και αξιολόγησης του μοντέλου, αλλά και από το πόσο σταθερή παραμένει η συμπεριφορά των πελατών με το πέρασμα του χρόνου.

Ένα βασικό πρόβλημα είναι η ποιότητα των δεδομένων. Αν τα δεδομένα είναι ελλιπή, λανθασμένα ή ασυνεπή, μπορεί να μειωθεί η απόδοση ενός προγνωστικού μοντέλου. Αυτό μπορεί να οδηγήσει σε λάθος προβλέψεις. Στο ηλεκτρονικό εμπόριο, τα δεδομένα έρχονται από διάφορες πηγές. Αυτές περιλαμβάνουν συναλλαγές, περιήγηση, αλληλεπιδράσεις με την

πλατφόρμα και επικοινωνίες marketing. Η ενοποίηση και ο καθαρισμός αυτών των δεδομένων είναι σημαντικά βήματα πριν ξεκινήσει η δημιουργία ενός μοντέλου.

Ένα ακόμη πρόβλημα αφορά την ανισορροπία μεταξύ των κατηγοριών. Σε αρκετές περιπτώσεις, ο αριθμός των πελατών που αποχωρούν μπορεί να είναι σημαντικά μικρότερος από τον αριθμό των πελατών που παραμένουν ενεργοί. Ένα μοντέλο που προβλέπει την πλειονότητα των πελατών ως μη αποχωρούντες μπορεί να εμφανίζει υψηλή συνολική ακρίβεια. Όμως, δεν είναι αποτελεσματικό στον εντοπισμό της κατηγορίας που ενδιαφέρει περισσότερο την επιχείρηση. Για αυτόν τον λόγο, η αξιολόγηση των μοντέλων churn δεν πρέπει να βασίζεται μόνο στη συνολική ακρίβεια. Χρειάζεται να λαμβάνει υπόψη κατάλληλες μετρικές αξιολόγησης.

Ένας άλλος περιορισμός έχει να κάνει με την υπερπροσαρμογή του μοντέλου στα δεδομένα εκπαίδευσης. Ένα μοντέλο μπορεί να λειτουργεί πολύ καλά στα δεδομένα που χρησιμοποιήθηκαν όταν το φτιάξαμε. Όμως, μπορεί να έχει χαμηλότερη απόδοση όταν το εφαρμόζουμε σε νέα δεδομένα. Αυτό το πρόβλημα είναι ιδιαίτερα σοβαρό στην πρόβλεψη της συμπεριφοράς πελατών. Οι αγοραστικές συνήθειες μπορούν να αλλάξουν πολύ με την πάροδο του χρόνου.

Η αλλαγή στην καταναλωτική συμπεριφορά είναι γενικά ένας σημαντικός περιορισμός για τα προγνωστικά μοντέλα. Ένα μοντέλο που έχει εκπαιδευτεί με βάση ιστορικά δεδομένα βασίζεται στην υπόθεση ότι τα μοτίβα που παρατηρήθηκαν στο παρελθόν θα συνεχίσουν να είναι ως ένα βαθμό χρήσιμα και στο μέλλον. Όμως, αν αλλάξουν οι προτιμήσεις των καταναλωτών, οι τιμές, ο ανταγωνισμός, οι οικονομικές συνθήκες ή ο τρόπος λειτουργίας της πλατφόρμας, μπορεί να αλλάξει και η συμπεριφορά των πελατών. Γι' αυτό τα μοντέλα churn χρειάζονται τακτική αξιολόγηση και, όταν είναι απαραίτητο, νέα εκπαίδευση.

Ιδιαίτερη σημασία έχει επίσης η ερμηνευσιμότητα των αποτελεσμάτων. Ορισμένα σύνθετα μοντέλα μηχανικής μάθησης μπορούν να πετύχουν υψηλή προγνωστική απόδοση. Ωστόσο, είναι δύσκολο να εξηγήσουν με απλό τρόπο γιατί ένας συγκεκριμένος πελάτης χαρακτηρίζεται ως υψηλού κινδύνου. Η έλλειψη ερμηνευσιμότητας μπορεί να περιορίσει την επιχειρησιακή χρήση

των αποτελεσμάτων. Αυτό ισχύει ιδιαίτερα όταν οι υπεύθυνοι λήψης αποφάσεων χρειάζεται να κατανοήσουν τους παράγοντες που οδήγησαν σε μια πρόβλεψη.

Παράλληλα, είναι σημαντικό να ξεχωρίζουμε την πρόβλεψη από την αιτιώδη εξήγηση. Ένα προγνωστικό μοντέλο μπορεί να βρει ότι συγκεκριμένα χαρακτηριστικά έχουν σχέση με αυξημένη πιθανότητα churn. Αυτό όμως δεν σημαίνει ότι αυτά τα χαρακτηριστικά είναι και η αιτία της αποχώρησης. Αυτή η διάκριση έχει σημασία, γιατί η επιχείρηση μπορεί να κάνει λάθος επιλογές αν νομίζει ότι κάθε παράγοντας που σχετίζεται στατιστικά με το churn μπορεί να χρησιμοποιηθεί άμεσα για παρέμβαση.

Επίσης, οι προβλέψεις των μοντέλων δεν είναι τελικές. Ένας πελάτης που θεωρείται υψηλού κινδύνου μπορεί τελικά να μείνει ενεργός. Ένας πελάτης που θεωρείται χαμηλού κινδύνου μπορεί να φύγει. Αυτά τα λάθη έχουν διαφορετικό επιχειρηματικό κόστος. Αν στοχεύσουμε λάθος έναν πελάτη που δεν πρόκειται να φύγει, μπορεί να δώσουμε άδικα εκπτώσεις ή να στείλουμε περιττές επικοινωνίες. Αν δεν εντοπίσουμε έναν πελάτη που τελικά φεύγει, μπορεί να χάσουμε μια σημαντική ευκαιρία να τον κρατήσουμε.

Τέλος, η χρήση δεδομένων πελατών για την ανάπτυξη προγνωστικών μοντέλων δημιουργεί ζητήματα σχετικά με την προστασία της ιδιωτικότητας και την υπεύθυνη χρήση των δεδομένων. Η συλλογή και επεξεργασία προσωπικών και συμπεριφορικών δεδομένων πρέπει να γίνεται με τρόπο που διασφαλίζει τη νόμιμη και υπεύθυνη χρήση τους. Η ανάγκη για καλύτερη πρόβλεψη του churn δεν πρέπει να οδηγεί σε πρακτικές υπερβολικής παρακολούθησης ή αδιαφανούς χρήσης των δεδομένων των καταναλωτών.

Συνεπώς, τα προγνωστικά μοντέλα είναι σημαντικό εργαλείο για την υποστήριξη στρατηγικών διατήρησης πελατών. Όμως, δεν αρκούν από μόνα τους ως λύση. Η αποτελεσματικότητά τους εξαρτάται από την ποιότητα και την καταλληλότητα των δεδομένων. Παίζει ρόλο η επιλογή και η αξιολόγηση των μοντέλων. Επίσης, μετράει η δυνατότητα να ερμηνεύουμε τα αποτελέσματα και να τα προσαρμόζουμε διαρκώς στις αλλαγές στη συμπεριφορά των πελατών. Για να πετύχουν οι στρατηγικές διατήρησης πελατών, χρειάζεται να συνδυάσουμε τα προγνωστικά

αποτελέσματα με την επιχειρησιακή κρίση. Αυτό είναι απαραίτητο για να χτίσουμε αξιόπιστες και αποτελεσματικές στρατηγικές διατήρησης πελατών.

2.6 **Ανάλυση της αξίας ζωής πελάτη (Customer Lifetime Value, CLV)**

2.6.1 **Έννοια της αξίας ζωής πελάτη**

Η Αξία Ζωής Πελάτη (Customer Lifetime Value – CLV) αποτελεί δείκτη της αναμενόμενης οικονομικής συνεισφοράς ενός πελάτη κατά τη διάρκεια της σχέσης του με μια επιχείρηση. Σε αντίθεση με την απλή καταγραφή των προηγούμενων συναλλαγών, η CLV εστιάζει στην εκτίμηση της μελλοντικής αξίας της πελατειακής σχέσης, λαμβάνοντας υπόψη παραμέτρους όπως η αναμενόμενη συχνότητα αγορών, η αξία των συναλλαγών, η πιθανότητα διατήρησης και, ανάλογα με το μοντέλο, το περιθώριο συνεισφοράς και το κόστος εξυπηρέτησης του πελάτη (Gupta et al., 2006)

Η CLV συνδέει την ανάλυση της αγοραστικής συμπεριφοράς με τη μακροχρόνια οικονομική απόδοση της επιχείρησης. Η χρήση της επιτρέπει την αξιολόγηση της πελατειακής βάσης με βάση την αναμενόμενη μελλοντική συνεισφορά των πελατών και μπορεί να υποστηρίξει τη λήψη αποφάσεων σχετικά με την απόκτηση, τη διατήρηση και την ανάπτυξη πελατειακών σχέσεων. Η χρήση της CLV ως κριτηρίου επιλογής πελατών και κατανομής πόρων marketing έχει αναλυθεί ως βάση για τον σχεδιασμό πελατοκεντρικών στρατηγικών (Venkatesan & Kumar, 2004).

2.6.2 **Παράγοντες που επηρεάζουν την CLV**

Η αξία ζωής πελάτη δεν μένει ίδια. Επηρεάζεται από διάφορους παράγοντες που έχουν σχέση με την αγοραστική συμπεριφορά και τα οικονομικά στοιχεία της σχέσης με τον πελάτη. Η κατανόηση αυτών των παραγόντων είναι αναγκαία. Βοηθά τις επιχειρήσεις να εξηγήσουν τις διαφορές στην αξία των πελατών και να σχεδιάσουν πιο αποτελεσματικές στρατηγικές διατήρησης. Ένας από τους πιο σημαντικούς παράγοντες είναι το πόσο συχνά γίνονται οι

αγορές. Πελάτες που αγοράζουν ξανά και ξανά σε τακτά διαστήματα μπορούν να φέρουν μεγαλύτερη συνολική αξία από πελάτες που αγοράζουν σπάνια. Επίσης, ρόλο παίζει και η μέση αξία κάθε αγοράς. Ακόμα και αν δύο πελάτες αγοράζουν το ίδιο συχνά, η διαφορά στην αξία των αγορών τους μπορεί να οδηγήσει σε μεγάλες διαφορές στη συνολική CLV.

Η διάρκεια της πελατειακής σχέσης είναι ένας ακόμα σημαντικός παράγοντας. Όσο περισσότερο καιρό ένας πελάτης μένει ενεργός, τόσο αυξάνονται οι πιθανότητες για επαναλαμβανόμενα έσοδα. Για αυτόν τον λόγο, η διατήρηση πελατών σχετίζεται άμεσα με τη μακροχρόνια αύξηση της CLV.

Επίσης, η πιθανότητα να φύγει ο πελάτης είναι σημαντική μεταβλητή για να εκτιμήσουμε τη μελλοντική αξία. Ένας πελάτης που έχει μεγάλη πιθανότητα να φύγει μπορεί να έχει πολύ διαφορετική αναμενόμενη αξία σε σχέση με έναν πελάτη που έχει παρόμοιο ιστορικό αγορών, αλλά μεγαλύτερη πιθανότητα να μείνει. Για αυτό, η CLV δεν σχετίζεται μόνο με το παρελθόν. Έχει να κάνει και με την πρόβλεψη της μελλοντικής συμπεριφοράς. Οι οικονομικοί παράγοντες έχουν επίσης σημαντικό ρόλο. Τα έσοδα από έναν πελάτη δεν είναι πάντα ίδια με την πραγματική οικονομική αξία που έχει για την επιχείρηση. Πρέπει να ληφθούν υπόψη το περιθώριο κέρδους, το κόστος εξυπηρέτησης και το κόστος προσέλκυσης. Για αυτόν τον λόγο, μια σωστή προσέγγιση της CLV θα πρέπει, όπου είναι δυνατό, να εξετάζει την καθαρή οικονομική συνεισφορά του πελάτη. Στο ηλεκτρονικό εμπόριο, μπορεί να εμφανιστούν και άλλοι παράγοντες που σχετίζονται με τη συμπεριφορά του καταναλωτή στο διαδίκτυο. Η αλληλεπίδραση με την πλατφόρμα, η αντίδραση σε προωθητικές ενέργειες, η χρήση εξατομικευμένων προτάσεων και η συχνότητα της ψηφιακής δραστηριότητας μπορούν να δείξουν πώς θα αγοράσει ο καταναλωτής στο μέλλον.

2.6.3 **Υπολογισμός και εκτίμηση CLV**

Η ιστορική αξία αγορών (Historical Customer Value) αποτυπώνει τη συνολική χρηματική αξία των συναλλαγών που έχει ήδη πραγματοποιήσει ένας πελάτης κατά τη διάρκεια συγκεκριμένης περιόδου. Αντίθετα, η προβλεπόμενη Αξία Ζωής Πελάτη (Predictive CLV) αναφέρεται στην αναμενόμενη μελλοντική οικονομική συνεισφορά του πελάτη και απαιτεί την εφαρμογή

κατάλληλου υποδείγματος πρόβλεψης. Στη βιβλιογραφία έχει αναπτυχθεί προσέγγιση που συνδέει τα ιστορικά χαρακτηριστικά RFM με τη μελλοντική οικονομική αξία των πελατών, αξιοποιώντας πιθανοτικά υποδείγματα συναλλακτικής συμπεριφοράς (Fader et al., 2005).

Ο υπολογισμός και η εκτίμηση του CLV βασίζεται σε ιστορικά δεδομένα αγορών, τη συχνότητα αγορών, την αξία κάθε αγοράς και το χρόνο που παραμένει ο πελάτης στην εταιρεία. Αρχικά, συγκεντρώνονται τα στοιχεία για κάθε πελάτη, όπως το συνολικό ποσό που έχει ξοδέψει, ο αριθμός των παραγγελιών και η διάρκεια της σχέσης με την εταιρεία. Στη συνέχεια, χρησιμοποιούνται μαθηματικοί τύποι για να εκτιμηθεί το συνολικό ποσό που αναμένεται να αποφέρει κάθε πελάτης στο μέλλον. Συνήθως, ο υπολογισμός του CLV περιλαμβάνει και την προεξόφληση των μελλοντικών εσόδων, ώστε να ληφθεί υπόψη η αξία του χρήματος στο χρόνο. Η σωστή εκτίμηση του CLV βοηθά τις επιχειρήσεις να κατανοήσουν πόσο αξίζει να επενδύσουν για τη διατήρηση ή την απόκτηση πελατών.

Η μέτρηση της αξίας ζωής πελάτη μπορεί να γίνει με διάφορους τρόπους, ανάλογα με τα διαθέσιμα δεδομένα και τον σκοπό της ανάλυσης. Μια πιο απλή προσέγγιση είναι να εκτιμήσουμε τη CLV με βάση τη μέση αξία των συναλλαγών, τη συχνότητα αγορών και τη διάρκεια της σχέσης με τον πελάτη. Η λογική αυτής της προσέγγισης είναι ότι η συνολική αξία ενός πελάτη αυξάνεται όταν ο πελάτης αγοράζει πιο συχνά, ξοδεύει περισσότερα χρήματα και παραμένει ενεργός για μεγαλύτερο χρονικό διάστημα. Πρόσφατες εφαρμογές έχουν εξετάσει και τη χρήση μοντέλων μηχανικής μάθησης για την πρόβλεψη της CLV στο ηλεκτρονικό εμπόριο (Dey et al., 2025).

Μία απλοποιημένη μορφή υπολογισμού μπορεί να εκφραστεί ως:

$$CLVi = t = 1\sum T(1 + d)tE[CMi, t]$$

όπου:

E[CMi,t] : η αναμενόμενη οικονομική συνεισφορά του πελάτη ***i*** κατά την περίοδο ***t*** , με συνεκτίμηση της πιθανότητας να παραμείνει ενεργός,

d : το προεξοφλητικό επιτόκιο,

T : ο χρονικός ορίζοντας εκτίμησης.

Πιο πολύπλοκες μέθοδοι εκτίμησης CLV λαμβάνουν υπόψη το περιθώριο κέρδους, το κόστος απόκτησης και εξυπηρέτησης του πελάτη, την πιθανότητα να διατηρηθεί η σχέση και την αξία των μελλοντικών συναλλαγών. Σε αυτές τις περιπτώσεις, η CLV θεωρείται εκτίμηση της μελλοντικής οικονομικής συνεισφοράς που αναμένεται από έναν πελάτη. Δεν υπολογίζεται απλά ως το άθροισμα των αγορών που έχει κάνει στο παρελθόν. Οι προγνωστικές προσεγγίσεις παρουσιάζουν ιδιαίτερο ενδιαφέρον. Χρησιμοποιούν ιστορικά δεδομένα για να εκτιμήσουν τη μελλοντική συμπεριφορά. Στο ηλεκτρονικό εμπόριο, ο μεγάλος όγκος συναλλακτικών και συμπεριφορικών δεδομένων επιτρέπει την εφαρμογή στατιστικών μοντέλων και τεχνικών μηχανικής μάθησης. Αυτά τα μοντέλα μπορούν να χρησιμοποιήσουν μεταβλητές που σχετίζονται με τη συχνότητα αγορών, την αξία συναλλαγών, τη χρονική απόσταση από την τελευταία αγορά και άλλα χαρακτηριστικά της συμπεριφοράς του πελάτη. Η σωστή μέθοδος εξαρτάται από το είδος της επιχείρησης, τη διαθεσιμότητα και την ποιότητα των δεδομένων και το χρονικό διάστημα της ανάλυσης. Οι πιο απλές μέθοδοι μπορούν να δώσουν μια εικόνα της αξίας των πελατών που είναι εύκολη στην κατανόηση. Τα πιο σύνθετα προγνωστικά μοντέλα μπορούν να προσαρμοστούν καλύτερα στις αλλαγές στη συμπεριφορά των πελατών.

Επομένως, ο υπολογισμός της CLV δεν είναι μία μόνο διαδικασία. Είναι ένα σύνολο προσεγγίσεων με διαφορετικό βαθμό πολυπλοκότητας. Η εξέλιξη των διαθέσιμων δεδομένων και των αναλυτικών τεχνικών έχει βελτιώσει τη δυνατότητα των επιχειρήσεων να μετατρέπουν την CLV από έναν απλό δείκτη ιστορικής αξίας σε εργαλείο πρόβλεψης και στρατηγικού σχεδιασμού.

Πίνακας 1.10. Προσεγγίσεις εκτίμησης CLV: δυνατότητες και περιορισμοί

Προσέγκιση	**Λογική**	**Πλεονέκτημα**	**Περιορισμός**
Historical CLV	Παρελθοντική αξία	Απλή	Δεν προβλέπει μέλλον
Predictive CLV	Μελλοντική αξία	Προγνωστική	Απαιτεί μοντέλο
Probabilistic models	Purchase probability	Κατάλληλα για repeated purchase	Υποθέσεις
ML-based CLV	Πολλές μεταβλητές	Ευελιξία	Πολυπλοκότητα

2.6.4 **CLV και τμηματοποίηση πελατών**

Το CLV, δηλαδή η αξία διάρκειας ζωής πελάτη, βοηθά τις επιχειρήσεις να καταλάβουν πόσο κέρδος μπορεί να φέρει κάθε πελάτης στη διάρκεια της συνεργασίας του με την εταιρεία. Μετρώντας το CLV, μια επιχείρηση μπορεί να βρει ποιοι πελάτες τής αποφέρουν τα περισσότερα έσοδα και να δώσει προτεραιότητα σε αυτούς. Η τμηματοποίηση πελατών βασίζεται σε διάφορα χαρακτηριστικά, όπως η συχνότητα αγορών ή το μέσο ποσό συναλλαγών. Έτσι, οι επιχειρήσεις μπορούν να προσαρμόσουν τις προσφορές τους σε κάθε ομάδα πελατών, να αυξήσουν την ικανοποίηση και να διατηρήσουν τους πελάτες για μεγαλύτερο διάστημα.

Η τμηματοποίηση των πελατών βασίζεται σε διάφορα κριτήρια, όπως η ηλικία, το φύλο, τα ενδιαφέροντα ή οι αγοραστικές συνήθειες. Με αυτόν τον τρόπο, οι εταιρείες μπορούν να προσαρμόσουν τα προϊόντα και τις υπηρεσίες τους στις ανάγκες κάθε ομάδας. Έτσι, βελτιώνουν την εμπειρία των πελατών και αυξάνουν το CLV.

Η αξία ζωής πελάτη μπορεί να συνδυαστεί με την τμηματοποίηση. Έτσι, οι επιχειρήσεις αποκτούν μια πιο πλήρη εικόνα της πελατειακής τους βάσης. Η τμηματοποίηση επιτρέπει την ομαδοποίηση των πελατών με βάση κοινά χαρακτηριστικά και συμπεριφορές. Η CLV προσθέτει

μια οικονομική διάσταση στη διαδικασία. Αυτό επιτρέπει την εκτίμηση της σχετικής αξίας κάθε τμήματος.

Η χρήση της CLV σαν κριτήριο τμηματοποίησης επιτρέπει να χωρίζουμε τους πελάτες ανάλογα με τη χρηματική τους συνεισφορά που περιμένουμε. Για παράδειγμα, μπορούμε να βάλουμε τους πελάτες σε ομάδες υψηλής, μεσαίας και χαμηλής CLV. Οι πελάτες με υψηλή αξία μπορούν να γίνουν προτεραιότητα για στρατηγικές διατήρησης. Αν τους χάσουμε, το οικονομικό αποτέλεσμα μπορεί να είναι πιο βαρύ. Οι πελάτες με μεσαία αξία μπορούν να είναι στόχος για ενέργειες που θέλουν να αυξήσουν τη συχνότητα ή το ποσό των αγορών τους (Fader et al., 2005).

Ιδιαίτερη σημασία έχει ο συνδυασμός της CLV με άλλα χαρακτηριστικά της συμπεριφοράς των πελατών. Η οικονομική αξία από μόνη της δεν δίνει πάντα αρκετή εικόνα. Για παράδειγμα, ένας πελάτης μπορεί να έχει υψηλή ιστορική CLV. Ταυτόχρονα, όμως, μπορεί να δείχνει μειωμένη πρόσφατη δραστηριότητα και αυξημένη πιθανότητα αποχώρησης. Σε αυτή την περίπτωση, η επιχείρηση μπορεί να δει αυτόν τον πελάτη ως προτεραιότητα για στοχευμένη ενέργεια διατήρησης.

Ο συνδυασμός της CLV με μεταβλητές όπως η πρόσφατη αγορά, η συχνότητα συναλλαγών, η αξία αγορών και η πιθανότητα αποχώρησης επιτρέπει τη δημιουργία πιο λεπτομερών τμημάτων. Αυτή η προσέγγιση μπορεί να φέρει καλύτερη κατανομή των διαθέσιμων πόρων, αφού οι επιχειρήσεις δεν αντιμετωπίζουν όλους τους πελάτες με τον ίδιο τρόπο.

Στο ηλεκτρονικό εμπόριο, αυτή η διαδικασία μπορεί να υποστηριχθεί από αναλυτικά μοντέλα και τεχνικές μηχανικής μάθησης. Σύγχρονες ερευνητικές προσεγγίσεις εξετάζουν την ανάπτυξη

μοντέλων τμηματοποίησης με βάση την CLV. Ο στόχος είναι η αναγνώριση διαφορετικών επιπέδων πελατειακής αξίας και η σύνδεσή τους με στρατηγικές διατήρησης.

Κατά συνέπεια, η CLV μπορεί να λειτουργήσει συμπληρωματικά προς την τμηματοποίηση πελατών. Με αυτόν τον τρόπο, η απλή περιγραφή των διαφορετικών ομάδων γίνεται μια πιο στρατηγική προσέγγιση. Η επιχείρηση μπορεί έτσι να βλέπει όχι μόνο ποιοι πελάτες έχουν

παρόμοια συμπεριφορά. Μπορεί επίσης να καταλαβαίνει ποια από αυτά τα τμήματα προσφέρουν ή αναμένεται να προσφέρουν μεγαλύτερη οικονομική αξία.

Πίνακας 2.1. Ενδεικτικές εφαρμογές της CLV στην τμηματοποίηση

Τμήμα	**Χαρακτηριστικά**	**Ενέργειες**
Υψηλή CLV	συχνές αγορές, υψηλή αξία	διατήρηση
Μεσαία CLV	σταθεροί αλλά με περιθώριο ανάπτυξης	ανάπτυξη
Χαμηλή CLV	περιορισμένη δραστηριότητα	χαμηλού κόστους ενέργειες
Υψηλή CLV + υψηλό churn	πολύτιμοι αλλά σε κίνδυνο	άμεση retention παρέμβαση

2.6.5 **CLV και διατήρηση πελατών**

Η αξία ζωής πελάτη σχετίζεται άμεσα με τη διατήρηση των πελατών. Η διάρκεια της σχέσης με τον πελάτη είναι βασικός παράγοντας στη συνολική οικονομική αξία που μπορεί να φέρει ένας πελάτης. Όσο περισσότερο μένει ένας πελάτης ενεργός και κάνει επαναλαμβανόμενες συναλλαγές, τόσο αυξάνονται τα έσοδα και, κατά συνέπεια, η αναμενόμενη CLV.

Η σχέση μεταξύ CLV και customer retention δεν σταματά μόνο στο ότι η διατήρηση αυξάνει τη διάρκεια της σχέσης. Η CLV μπορεί να χρησιμεύσει και ως εργαλείο για να βρούμε σε ποιους πελάτες πρέπει να στοχεύσουν οι προσπάθειες διατήρησης. Όταν οι πόροι είναι περιορισμένοι, η επιχείρηση δεν χρειάζεται να εφαρμόζει την ίδια ένταση ενεργειών retention σε όλους τους πελάτες.

Για παράδειγμα, ένας πελάτης με υψηλή αναμενόμενη CLV και αυξημένη πιθανότητα αποχώρησης μπορεί να είναι πολύ σημαντικός στόχος για μια προληπτική ενέργεια διατήρησης. Από την άλλη, αν εφαρμόσουμε μια δαπανηρή ενέργεια σε έναν πελάτη με πολύ χαμηλή

αναμενόμενη αξία, μπορεί να μην έχει οικονομικό νόημα. Έτσι, η CLV μπορεί να συνδυαστεί με την πρόβλεψη churn για να βοηθήσει στην ιεράρχηση των ενεργειών retention.

Αυτή η προσέγγιση αλλάζει τη διατήρηση πελατών από μια γενική διαδικασία σε μια πιο στοχευμένη στρατηγική. Οι επιχειρήσεις μπορούν να χρησιμοποιούν τα δεδομένα για να βρίσκουν πελάτες μεγάλης αξίας, να εκτιμούν τον κίνδυνο να φύγουν και να διαλέγουν την κατάλληλη ενέργεια. Αυτές οι ενέργειες μπορεί να είναι εξατομικευμένες προσφορές, προτάσεις προϊόντων, προγράμματα επιβράβευσης ή στοχευμένη επικοινωνία.

Παράλληλα, η CLV μπορεί να χρησιμοποιηθεί για να δούμε πόσο καλά λειτουργούν οι στρατηγικές διατήρησης πελατών. Αν μια επιχείρηση καταφέρει να αυξήσει το χρόνο που διαρκεί η σχέση με τον πελάτη ή το πόσο συχνά αγοράζει, χωρίς να αυξηθεί υπερβολικά το κόστος, τότε μπορεί να αυξηθεί η συνολική οικονομική αξία του πελάτη.

Επομένως, η σύνδεση CLV και customer retention δημιουργεί ένα πλαίσιο στο οποίο οι επιχειρήσεις μπορούν να παίρνουν αποφάσεις όχι μόνο με βάση την πιθανότητα αποχώρησης ενός πελάτη, αλλά και με βάση τη χρηματική σημασία της παραμονής του. Αυτή η προσέγγιση είναι πολύ σημαντική στο ηλεκτρονικό εμπόριο. Η δυνατότητα συλλογής δεδομένων επιτρέπει τον συνδυασμό της αξίας, της συμπεριφοράς και του κινδύνου αποχώρησης των πελατών.

2.6.6 **CLV ως εργαλείο για τη λήψη επιχειρηματικών αποφάσεων**

Η αξία ζωής πελάτη μπορεί να χρησιμοποιηθεί ως εργαλείο που βοηθά στη λήψη επιχειρηματικών αποφάσεων. Συνδέει τα δεδομένα της πελατειακής συμπεριφοράς με τη μακροχρόνια οικονομική επίδοση της επιχείρησης. Η χρήση της CLV δίνει στις επιχειρήσεις τη δυνατότητα να μεταφέρουν την προσοχή τους από βραχυπρόθεσμους δείκτες, όπως ο αριθμός των άμεσων πωλήσεων, στη συνολική αξία που μπορεί να προκύψει από τη διατήρηση και την ανάπτυξη των σχέσεων με τους πελάτες.

Ένας από τους βασικούς τομείς εφαρμογής της CLV είναι η κατανομή των διαθέσιμων πόρων. Οι επιχειρήσεις μπορούν να χρησιμοποιήσουν τις εκτιμήσεις της CLV για να δουν ποια τμήματα πελατών αξίζουν μεγαλύτερη επένδυση σε marketing, εξυπηρέτηση και ενέργειες διατήρησης.

Έτσι, η κατανομή των πόρων γίνεται πιο στοχευμένη και βασίζεται στην αναμενόμενη οικονομική απόδοση. Η CLV μπορεί επίσης να βοηθήσει στη λήψη αποφάσεων για την απόκτηση νέων πελατών. Όταν συγκρίνουμε την αναμενόμενη αξία ενός πελάτη με το κόστος για να τον αποκτήσουμε, μπορούμε να δούμε αν διαφορετικοί τρόποι προσέλκυσης βγάζουν οικονομικό νόημα. Επίσης, αν παρακολουθούμε τη CLV, μπορούμε να δούμε αν οι νέοι πελάτες που φέρνει μια συγκεκριμένη καμπάνια γίνονται τελικά μακροχρόνια πολύτιμοι πελάτες.

Η εφαρμογή της CLV παίζει επίσης σημαντικό ρόλο στον σχεδιασμό στρατηγικών διατήρησης. Η επιχείρηση μπορεί να συνδυάσει την εκτιμώμενη αξία ενός πελάτη με την πιθανότητα να φύγει και να εντοπίσει τις περιπτώσεις όπου μια ενέργεια διατήρησης έχει τη μεγαλύτερη αναμενόμενη αξία. Αυτή η προσέγγιση βοηθά στη μείωση της σπατάλης πόρων, αφού οι ενέργειες δεν εφαρμόζονται το ίδιο σε όλη τη βάση πελατών.

Επιπλέον, η CLV μπορεί να χρησιμοποιηθεί για να δούμε πόσο καλά λειτουργούν οι στρατηγικές marketing. Αντί να κρίνουμε μια καμπάνια μόνο από τις άμεσες πωλήσεις ή μετατροπές, μπορούμε να εξετάσουμε πώς επηρεάζει τη μελλοντική συμπεριφορά και την αξία των πελατών. Αυτή η προσέγγιση δίνει μια πιο μακροπρόθεσμη εικόνα για το πόσο καλά αποδίδουν οι επιχειρηματικές ενέργειες.

Στο ηλεκτρονικό εμπόριο, η χρήση αναλυτικών μοντέλων και τεχνικών μηχανικής μάθησης μπορεί να αυξήσει τη χρησιμότητα της CLV. Σύγχρονες προσεγγίσεις συνδυάζουν την πρόβλεψη της CLV με την τμηματοποίηση, την πρόβλεψη αποχώρησης και τις εξατομικευμένες στρατηγικές. Έτσι δημιουργούν ένα πιο πλήρες πλαίσιο για τη λήψη αποφάσεων.

Παρά τα οφέλη της, η CLV δεν πρέπει να θεωρείται ως απόλυτη ή ακριβής πρόβλεψη της μελλοντικής αξίας ενός πελάτη. Η εκτίμησή της βασίζεται σε δεδομένα και υποθέσεις για τη μελλοντική συμπεριφορά, τα οποία μπορεί να αλλάξουν. Αλλαγές στις καταναλωτικές προτιμήσεις, στις συνθήκες της αγοράς ή στη σχέση του πελάτη με την επιχείρηση μπορούν να επηρεάσουν την εκτίμηση. Γι' αυτό, η CLV πρέπει να χρησιμοποιείται ως εργαλείο υποστήριξης και όχι ως το μόνο κριτήριο για τη λήψη αποφάσεων.

Συνολικά, η αξία ζωής πελάτη είναι ένα σημαντικό εργαλείο για τη μετάβαση από την απλή μελέτη της πελατειακής συμπεριφοράς στη λήψη αποφάσεων που βασίζονται σε δεδομένα. Με τη CLV, η επιχείρηση μπορεί να συνδέσει την αγοραστική συμπεριφορά, τη διατήρηση, την τμηματοποίηση και την οικονομική αξία των πελατών. Έτσι δημιουργεί ένα πλήρες πλαίσιο για τον σχεδιασμό μακροχρόνιων στρατηγικών ανάπτυξης.

2.7 **Μηχανική Μάθηση και Τεχνητή Νοημοσύνη στο Ηλεκτρονικό Εμπόριο**

Η μηχανική μάθηση και η τεχνητή νοημοσύνη προσφέρουν μεθόδους ανάλυσης συναλλακτικών και συμπεριφορικών δεδομένων, με εφαρμογές στην τμηματοποίηση πελατών, στην πρόβλεψη αγοραστικής αδράνειας και στην εξατομίκευση της επικοινωνίας. Η αξία τους εξαρτάται από την ποιότητα των διαθέσιμων δεδομένων και τη σύνδεση του αναλυτικού προβλήματος με συγκεκριμένους επιχειρησιακούς στόχους (Manzoor et al., 2024· Huang & Rust, 2021).

2.7.1 **Έννοια της μηχανικής μάθησης**

Η μηχανική μάθηση (Machine Learning, ML) αποτελεί πεδίο της τεχνητής νοημοσύνης στο οποίο υπολογιστικά μοντέλα αναγνωρίζουν σχέσεις ή δομές σε δεδομένα εκπαίδευσης και τις αξιοποιούν για ταξινόμηση, εκτίμηση αριθμητικών τιμών ή ομαδοποίηση παρατηρήσεων. Η ανάπτυξη ενός μοντέλου περιλαμβάνει την προεπεξεργασία των δεδομένων, την επιλογή χαρακτηριστικών, την εκπαίδευση και την αξιολόγηση της απόδοσης σε παρατηρήσεις που δεν χρησιμοποιήθηκαν κατά την προσαρμογή του.

Στην ανάλυση πελατών, ενδεικτικά χαρακτηριστικά εισόδου αποτελούν ο χρόνος από την τελευταία αγορά, η συχνότητα παραγγελιών και η ιστορική χρηματική αξία. Η συσχέτισή τους με τη μελλοντική αγοραστική δραστηριότητα αποτελεί αντικείμενο εφαρμογών πρόβλεψης churn, για τις οποίες η βιβλιογραφία επισημαίνει την ανάγκη κατάλληλης επιλογής χαρακτηριστικών και τεκμηριωμένης αξιολόγησης (Imani et al., 2025).

Η αποτελεσματική αξιοποίηση των μοντέλων απαιτεί σαφή χρονική διάκριση μεταξύ δεδομένων εκπαίδευσης και της μελλοντικής περιόδου πρόβλεψης, ώστε να αποφεύγεται η χρήση πληροφορίας που δεν θα ήταν διαθέσιμη κατά τον χρόνο λήψης της απόφασης.

2.7.2 **Επιβλεπόμενη και μη επιβλεπόμενη μάθηση**

Η επιβλεπόμενη μάθηση (supervised learning) χρησιμοποιεί παρατηρήσεις με γνωστή μεταβλητή-στόχο. Στην ταξινόμηση, η μεταβλητή-στόχος είναι κατηγορική, όπως η πραγματοποίηση ή μη επαναγοράς. Στην παλινδρόμηση, το μοντέλο εκτιμά αριθμητική ποσότητα, όπως τη μελλοντική δαπάνη.

$$\boldsymbol{Y = f(X) Y = f(X)}$$

Στη μη επιβλεπόμενη μάθηση (unsupervised learning) δεν παρέχεται προκαθορισμένη μεταβλητή-στόχος. Αλγόριθμοι ομαδοποίησης, όπως ο k-means, αναζητούν ομοιότητες μεταξύ παρατηρήσεων και μπορούν να αξιοποιηθούν για τη δημιουργία τμημάτων πελατών.

Στην παρούσα εργασία η πρόβλεψη churn υλοποιείται με επιβλεπόμενη μάθηση. Η RFM τμηματοποίηση πραγματοποιείται με προκαθορισμένους κανόνες βαθμολόγησης και δεν πρέπει να ταυτίζεται με εφαρμογή αλγορίθμου μη επιβλεπόμενης μάθησης.

Πίνακας 2.2. Διαφορές επιβλεπόμενης και μη επιβλεπόμενης μάθησης

Χαρακτηριστικά	**Supervised**	**Unsupervised**
Target variable	Υπάρχει	Δεν υπάρχει
Βασικός στόχος	Prediction	Pattern discovery
Classification	Ναι	Όχι
Regression	Ναι	Όχι

Clustering	Όχι	Ναι
Customer application	Churn prediction	Segmentation

2.7.3 **Αλγόριθμοι που χρησιμοποιούνται στην ανάλυση πελατών**

Στην ανάλυση πελατών χρησιμοποιούνται διαφορετικοί αλγόριθμοι ανάλογα με τη μεταβλητή-στόχο, τον αριθμό και τον τύπο των διαθέσιμων χαρακτηριστικών, την ανάγκη ερμηνευσιμότητας και τα κριτήρια αξιολόγησης. Οι βιβλιογραφικές ανασκοπήσεις για την πρόβλεψη churn παρουσιάζουν ποικιλία μεθόδων και επισημαίνουν την ανάγκη σύγκρισής τους στο εκάστοτε αναλυτικό πλαίσιο (Manzoor et al., 2024· Imani et al., 2025).

- **Λογιστική παλινδρόμηση**

Η λογιστική παλινδρόμηση (Logistic Regression) εκτιμά την πιθανότητα μιας δυαδικής έκβασης, όπως η απουσία επαναγοράς εντός ορισμένου χρονικού ορίζοντα. Οι συντελεστές της μπορούν να εξεταστούν για την ερμηνεία των σχέσεων μεταξύ των χαρακτηριστικών και των εκτιμώμενων odds της έκβασης, χωρίς να συνεπάγονται αιτιώδη επίδραση.

- **Decision Trees**

Τα δέντρα απόφασης (Decision Trees) διαχωρίζουν διαδοχικά τις παρατηρήσεις με βάση χαρακτηριστικά εισόδου. Οι κανόνες ταξινόμησης είναι δυνατόν να απεικονιστούν, αν και η απόδοση ενός μεμονωμένου δέντρου μπορεί να μεταβάλλεται σημαντικά ανάλογα με τα δεδομένα εκπαίδευσης.

- **Random Forest**

Το Random Forest συνδυάζει πολλαπλά δέντρα απόφασης, ώστε η τελική ταξινόμηση να βασίζεται στις προβλέψεις ενός συνόλου μοντέλων. Μπορεί να αποτυπώσει μη γραμμικές

σχέσεις, αλλά η ερμηνεία μιας μεμονωμένης πρόβλεψης είναι λιγότερο άμεση σε σχέση με ένα απλό δέντρο.

- **K-means**

Ο αλγόριθμος k-means ομαδοποιεί παρατηρήσεις με βάση την ομοιότητά τους σε επιλεγμένα χαρακτηριστικά. Στην ανάλυση πελατών, οι μεταβλητές RFM μπορούν να αποτελέσουν χαρακτηριστικά εισόδου για τη δημιουργία ομάδων (Chen et al., 2012).

Η επιλογή του αλγορίθμου πρέπει να λαμβάνει υπόψη την προβλεπτική απόδοση και τη δυνατότητα επιχειρησιακής αξιοποίησης των αποτελεσμάτων (Manzoor et al., 2024).

2.7.4 **Μηχανική μάθηση για τμηματοποίηση, πρόβλεψη churn και CLV**

Στην τμηματοποίηση πελατών, η μηχανική μάθηση μπορεί να αναγνωρίσει ομάδες με παρόμοια συναλλακτική συμπεριφορά. Η RFM ανάλυση είναι δυνατόν να χρησιμοποιηθεί είτε ως βάση κανόνων ταξινόμησης είτε ως σύνολο χαρακτηριστικών για μεθόδους ομαδοποίησης (Chen et al., 2012).

Πίνακας 2.3. Ενδεικτικές εφαρμογές αλγορίθμων μηχανικής μάθησης στην ανάλυση πελατών

Business problem	**ML task**	**Ενδεικτικοί αλγόριθμοι**	**Output**
Segmentation	Clustering	K-means	Customer segments
Churn	Classification	Logistic Regression, Random Forest	Churn probability
CLV	Regression/Prediction	Regression, ML models	Predicted CLV

Purchase propensity	Classification	Logistic Regression, Random Forest	Purchase probability

Ο συνδυασμός της εκτιμώμενης μελλοντικής αξίας με την πιθανότητα churn μπορεί να υποστηρίξει τη σχεδίαση εναλλακτικών επιχειρησιακών ενεργειών. Στη συγκεκριμένη εμπειρική έρευνα, ωστόσο, εξετάζονται η ιστορική Monetary Value και η πρόβλεψη μη επαναγοράς· δεν υπολογίζεται προγνωστικό μοντέλο CLV.

2.7.5 **Τεχνητή νοημοσύνη και εξατομίκευση**

Η τεχνητή νοημοσύνη παίζει σημαντικό ρόλο στην εξατομίκευση των υπηρεσιών. Τα συστήματα που βασίζονται σε τεχνητή νοημοσύνη μπορούν να συλλέγουν και να επεξεργάζονται μεγάλα ποσά δεδομένων. Με αυτόν τον τρόπο, προβλέπουν τις ανάγκες και τις προτιμήσεις των χρηστών. Αυτό επιτρέπει στις εταιρείες να προσφέρουν προϊόντα και υπηρεσίες που ταιριάζουν καλύτερα σε κάθε άτομο. Παράλληλα, βελτιώνεται η εμπειρία των χρηστών και αυξάνεται η ικανοποίησή τους. Διευρύνει τις δυνατότητες της μηχανικής μάθησης. Βοηθά στην ανάπτυξη συστημάτων που μπορούν να επεξεργάζονται μεγάλους όγκους δεδομένων, να βρίσκουν πρότυπα και να υποστηρίζουν αυτοματοποιημένες αποφάσεις. Στο ηλεκτρονικό εμπόριο, μία από τις σημαντικότερες εφαρμογές της AI είναι η εξατομίκευση (personalization).

Η εξατομίκευση στο ηλεκτρονικό εμπόριο αφορά την προσαρμογή προϊόντων, περιεχομένου και επικοινωνίας στα διαθέσιμα χαρακτηριστικά και στις πιθανές προτιμήσεις των πελατών. Συστήματα συστάσεων μπορούν να αξιοποιούν προηγούμενες αγορές ή αλληλεπιδράσεις για την προσαρμογή των προτεινόμενων προϊόντων (Raji et al., 2024).

Η αξιοποίηση της τεχνητής νοημοσύνης επιτρέπει τη σύνδεση των παραπάνω εφαρμογών με αναλυτικούς και επιχειρησιακούς στόχους, όπως η βελτίωση της συνάφειας της επικοινωνίας. Η σχέση της εξατομίκευσης με τη διατήρηση πελατών πρέπει, ωστόσο, να αξιολογείται εμπειρικά και όχι να θεωρείται δεδομένη (Huang & Rust, 2021).

Αυτή η λογική μπορεί να εφαρμοστεί και σε άλλους τομείς εκτός από τις προτάσεις προϊόντων. Ένα σύστημα που βασίζεται στην τεχνητή νοημοσύνη μπορεί να προσαρμόζει:

- το περιεχόμενο των email,
- τις προωθητικές προσφορές,
- τη συχνότητα επικοινωνίας,
- τις προτάσεις προϊόντων,
- τη σειρά εμφάνισης προϊόντων,
- τα loyalty incentives,
- τα μηνύματα επανενεργοποίησης.

Η προσαρμογή της εμπειρίας απαιτεί προσεκτική χρήση των δεδομένων και διαφάνεια ως προς την επεξεργασία τους, ώστε η επιδίωξη επιχειρησιακού οφέλους να συνδυάζεται με τον σεβασμό της ιδιωτικότητας (Raji et al., 2024).

2.7.6 **Περιορισμοί, ερμηνευσιμότητα και ζητήματα προστασίας δεδομένων**

Η αξιοποίηση της τεχνητής νοημοσύνης και της μηχανικής μάθησης στην ανάλυση πελατών δημιουργεί σημαντικές δυνατότητες για την κατανόηση της αγοραστικής συμπεριφοράς και την ανάπτυξη εξατομικευμένων στρατηγικών marketing. Ωστόσο, η συλλογή και επεξεργασία δεδομένων πελατών αναδεικνύει παράλληλα ζητήματα που σχετίζονται με την προστασία της ιδιωτικότητας, τη διαφάνεια και την υπεύθυνη χρήση των διαθέσιμων πληροφοριών.

Η βιβλιογραφία για την εξατομίκευση της εμπειρίας στο ηλεκτρονικό εμπόριο αναδεικνύει τη σημασία της προστασίας δεδομένων και της αντιμετώπισης ηθικών προκλήσεων που συνδέονται με τη χρήση αλγοριθμικών συστημάτων (Raji et al., 2024). Η αξιοποίηση δεδομένων για την παροχή εξατομικευμένων προτάσεων και υπηρεσιών δημιουργεί δυνατότητες βελτίωσης της αγοραστικής εμπειρίας, αλλά απαιτεί παράλληλα προσεκτική διαχείριση των πληροφοριών που σχετίζονται με τη συμπεριφορά και τις προτιμήσεις των πελατών.

Στο πλαίσιο αυτό, οι επιχειρήσεις ηλεκτρονικού εμπορίου είναι σημαντικό να περιορίζουν τη συλλογή και χρήση δεδομένων στις πληροφορίες που είναι απαραίτητες για τους επιδιωκόμενους σκοπούς τους, να εφαρμόζουν κατάλληλα μέτρα ασφάλειας και να διασφαλίζουν τη διαφάνεια σχετικά με τον τρόπο αξιοποίησης των δεδομένων των πελατών.

Παράλληλα, η χρήση ιστορικών συναλλακτικών δεδομένων για την ανάπτυξη προγνωστικών μοντέλων ενδέχεται να δημιουργήσει ζητήματα μεροληψίας, ιδιαίτερα όταν τα διαθέσιμα δεδομένα δεν αποτυπώνουν επαρκώς τη διαφορετικότητα της πελατειακής βάσης. Για τον λόγο αυτόν, η αξιολόγηση τέτοιων συστημάτων δεν θα πρέπει να περιορίζεται αποκλειστικά στην προβλεπτική τους απόδοση, αλλά να λαμβάνει υπόψη και τις πιθανές συνέπειες της εφαρμογής τους στη διαχείριση των πελατειακών σχέσεων.

Η αξιοποίηση της τεχνητής νοημοσύνης στο marketing απαιτεί, επομένως, τη σύνδεση των τεχνολογικών δυνατοτήτων με συγκεκριμένους επιχειρησιακούς στόχους και την κατάλληλη διαχείριση της αλληλεπίδρασης μεταξύ επιχείρησης και καταναλωτή (Huang & Rust, 2021).

Συνεπώς, η υπεύθυνη εφαρμογή της ανάλυσης δεδομένων πελατών προϋποθέτει την ισορροπία μεταξύ της αξιοποίησης των διαθέσιμων πληροφοριών για τη βελτίωση της αγοραστικής εμπειρίας και της προστασίας της ιδιωτικότητας των καταναλωτών.

ΚΕΦΑΛΑΙΟ 3

ΕΡΕΥΝΗΤΙΚΟΣ ΣΧΕΔΙΑΣΜΟΣ ΚΑΙ ΜΕΘΟΔΟΛΟΓΙΑ

3.1 **Σκοπός και ερευνητικός σχεδιασμός**

Σκοπός της παρούσας έρευνας είναι η ανάλυση συναλλακτικών δεδομένων πελατών ηλεκτρονικού εμπορίου για την αναγνώριση προτύπων αγοραστικής συμπεριφοράς, την τμηματοποίηση της πελατειακής βάσης και την πρόβλεψη της μελλοντικής αγοραστικής αδράνειας. Μέσω της αξιοποίησης ιστορικών δεδομένων, επιδιώκεται η διερεύνηση της δυνατότητας υποστήριξης διαφοροποιημένων στρατηγικών διατήρησης πελατών (Customer Retention).

Η έρευνα ακολουθεί ποσοτική προσέγγιση, βασισμένη στην επεξεργασία δευτερογενών συναλλακτικών δεδομένων. Εφαρμόζονται περιγραφική στατιστική ανάλυση, τμηματοποίηση πελατών μέσω της μεθόδου RFM και προγνωστική μοντελοποίηση με τη χρήση αλγορίθμων επιβλεπόμενης μηχανικής μάθησης.

Ειδικότερα, η έρευνα αποσκοπεί στη διερεύνηση των ακόλουθων ερωτημάτων:

- Πώς διαφοροποιούνται οι πελάτες ως προς την πρόσφατη αγοραστική δραστηριότητα, τη συχνότητα συναλλαγών και την ιστορική χρηματική αξία των αγορών τους;
- Πώς κατανέμεται η ιστορική οικονομική αξία μεταξύ των διαφορετικών πελατειακών τμημάτων RFM;
- Σε ποιον βαθμό οι μεταβλητές RFM μπορούν να χρησιμοποιηθούν για την πρόβλεψη της μελλοντικής αγοραστικής αδράνειας;
- Ποιες διαφορές παρουσιάζουν τα μοντέλα Logistic Regression και Random Forest ως προς την προβλεπτική τους απόδοση;
- Πώς διαφοροποιείται το ποσοστό μελλοντικής αγοραστικής αδράνειας μεταξύ των RFM segments και πώς μπορούν τα σχετικά ευρήματα να υποστηρίξουν στρατηγικές Customer Retention;

Η ερευνητική διαδικασία περιλαμβάνει τον καθαρισμό των δεδομένων, τη δημιουργία χαρακτηριστικών αγοραστικής συμπεριφοράς, την εφαρμογή RFM τμηματοποίησης, τον χρονικό ορισμό της μεταβλητής Churn, την ανάπτυξη και αξιολόγηση προγνωστικών μοντέλων και τη σύνδεση των αποτελεσμάτων με τη διατήρηση πελατών.

3.2 **Περιγραφή και προεπεξεργασία δεδομένων**

Για την πραγματοποίηση της έρευνας χρησιμοποιήθηκε το σύνολο δεδομένων Online Retail του UCI Machine Learning Repository, το οποίο περιλαμβάνει ιστορικές συναλλαγές επιχείρησης ηλεκτρονικού λιανεμπορίου εγκατεστημένης στο Ηνωμένο Βασίλειο.

Το αρχικό σύνολο περιλαμβάνει 541.909 εγγραφές, οι οποίες καλύπτουν την περίοδο από την 1η Δεκεμβρίου 2010 έως την 9η Δεκεμβρίου 2011 (UCI Machine Learning Repository, 2015).

Οι οκτώ αρχικές μεταβλητές είναι οι InvoiceNo, StockCode, Description, Quantity, InvoiceDate, UnitPrice, CustomerID και Country. Κάθε εγγραφή αντιστοιχεί σε μία γραμμή προϊόντος, με αποτέλεσμα μία παραγγελία να μπορεί να περιλαμβάνει περισσότερες από μία εγγραφές.

Η προεπεξεργασία πραγματοποιήθηκε στο Google Colab με τη χρήση της Python και της βιβλιοθήκης pandas. Αρχικά εξετάστηκαν οι τύποι δεδομένων, οι ελλιπείς τιμές και οι

αριθμητικές μεταβλητές, με σκοπό τον εντοπισμό εγγραφών που δεν ήταν κατάλληλες για την ανάλυση αγοραστικής συμπεριφοράς σε επίπεδο πελάτη.

Για τη δημιουργία του τελικού αναλυτικού συνόλου διατηρήθηκαν οι εγγραφές με διαθέσιμο αναγνωριστικό πελάτη, θετική ποσότητα προϊόντος και θετική τιμή μονάδας.

Ο αποκλεισμός των εγγραφών χωρίς CustomerID κρίθηκε απαραίτητος, καθώς δεν ήταν δυνατή η αντιστοίχισή τους σε συγκεκριμένους πελάτες. Αντίστοιχα, οι εγγραφές με μη θετική ποσότητα ή τιμή μονάδας δεν συμπεριλήφθηκαν στον υπολογισμό της ιστορικής αξίας θετικών αγορών.

Πίνακας 3.1. Αποτελέσματα καθαρισμού του αρχικού συνόλου δεδομένων

Χαρακτηριστικό	**Αποτέλεσμα**
Αρχικές εγγραφές	541.909
Εγγραφές που αποκλείστηκαν	144.025
Ποσοστό αποκλεισμού	26,58%
Τελικές εγγραφές	397.884
Μοναδικοί πελάτες	4.338
Συνολική αξία θετικών συναλλαγών	£8.911.407,90

Μετά την ολοκλήρωση του καθαρισμού δημιουργήθηκε η μεταβλητή Revenue, η οποία υπολογίστηκε ως το γινόμενο της ποσότητας προϊόντος επί την τιμή μονάδας:

Revenue = Quantity × UnitPrice

Η μεταβλητή αυτή χρησιμοποιήθηκε για τον υπολογισμό της ιστορικής χρηματικής αξίας των αγορών κάθε πελάτη. Επισημαίνεται ότι η συγκεκριμένη αξία αφορά τις θετικές συναλλαγές που διατηρήθηκαν μετά τον καθαρισμό και δεν αποτελεί πλήρη υπολογισμό καθαρών εσόδων μετά από επιστροφές.

3.3 **Μεθοδολογία RFM τμηματοποίησης**

Για την ανάλυση της αγοραστικής συμπεριφοράς εφαρμόστηκε η μέθοδος RFM (Recency, Frequency, Monetary Value), η οποία βασίζεται σε τρεις διαστάσεις ιστορικής συναλλακτικής δραστηριότητας (Chen et al., 2012· Fader et al., 2005).

Οι συναλλαγές συγκεντρώθηκαν σε επίπεδο πελάτη, με αποτέλεσμα τη δημιουργία πίνακα 4.338 μοναδικών πελατών.

Οι μεταβλητές υπολογίστηκαν σύμφωνα με τον Πίνακα 3.2.

Πίνακας 3.2. Μεταβλητές της ανάλυσης RFM

Μεταβλητή	**Τρόπος υπολογισμού**
Recency (R)	Ημέρες από την τελευταία αγορά έως την ημερομηνία αναφοράς.
Frequency (F)	Πλήθος μοναδικών παραγγελιών ανά πελάτη.

Monetary (M)	Συνολική αξία θετικών συναλλαγών ανά πελάτη.

Ως ημερομηνία αναφοράς της συνολικής RFM ανάλυσης χρησιμοποιήθηκε η 9η Δεκεμβρίου 2011 και ώρα 12:50, η οποία αντιστοιχεί στην τελευταία συναλλαγή του καθαρισμένου συνόλου δεδομένων.

Για κάθε μεταβλητή δημιουργήθηκε βαθμολογία από 1 έως 5 μέσω πεντημορίων. Στη Recency εφαρμόστηκε αντίστροφη βαθμολόγηση, ώστε η πιο πρόσφατη αγορά να αντιστοιχεί σε υψηλότερη τιμή. Αντίθετα, στις Frequency και Monetary, οι υψηλότερες τιμές έλαβαν υψηλότερη βαθμολογία.

Η βαθμολόγηση πραγματοποιήθηκε μέσω της συνάρτησης **qcut()** της βιβλιοθήκης pandas. Για τις μεταβλητές Frequency και Monetary εφαρμόστηκε κατάταξη μέσω **rank(method='first')**, με σκοπό τη διαχείριση των ισοβαθμιών.

Στη συνέχεια, οι πελάτες ταξινομήθηκαν σε έξι τμήματα με τη χρήση προκαθορισμένων κανόνων, οι οποίοι παρουσιάζονται στον Πίνακα 3.3.

Πίνακας 3.3. Κανόνες RFM τμηματοποίησης

Segment	**Κριτήριο ταξινόμησης**
Champions	R ≥ 4, F ≥ 4, M ≥ 4
At Risk	R ≤ 2, F ≥ 3
Hibernating	R ≤ 2, F ≤ 2

Loyal Customers	F ≥ 4, R ≥ 3
Big Spenders	M ≥ 4, F ≤ 3
Promising/New	Πελάτες που δεν εντάχθηκαν στις προηγούμενες ομάδες.

Οι κανόνες εφαρμόστηκαν διαδοχικά με τη σειρά που παρουσιάζονται. Η εφαρμογή των κανόνων πραγματοποιήθηκε διαδοχικά, με αποτέλεσμα κάθε πελάτης να εντάσσεται σε ένα μόνο τμήμα. Η συγκεκριμένη διαδικασία αποτελεί τμηματοποίηση βάσει κανόνων και όχι εφαρμογή αλγορίθμου μη επιβλεπόμενης μάθησης. Επίσης, η μέθοδος χρησιμοποιήθηκε για τη διερεύνηση της κατανομής των πελατών και της ιστορικής χρηματικής αξίας μεταξύ των έξι τμημάτων.

3.4 **Ορισμός και υπολογισμός της μεταβλητής Churn**

Για την πρόβλεψη της μελλοντικής αγοραστικής αδράνειας δημιουργήθηκε δυαδική μεταβλητή Churn, καθώς το αρχικό σύνολο δεδομένων δεν περιλαμβάνει άμεση πληροφορία οριστικής αποχώρησης των πελατών.

Η μεταβλητή ορίστηκε με βάση την πραγματοποίηση ή μη νέας αγοράς κατά τη διάρκεια προκαθορισμένης περιόδου παρατήρησης 90 ημερών.

Ως ημερομηνία αναφοράς χρησιμοποιήθηκε η 1η Σεπτεμβρίου 2011. Τα συναλλακτικά δεδομένα χωρίστηκαν σε ιστορική περίοδο 180 ημερών και σε μεταγενέστερη περίοδο παρατήρησης 90 ημερών.

Πίνακας 3.4. Χρονικός διαχωρισμός δεδομένων για την ανάλυση Churn

Χαρακτηριστικό	**Ιστορική περίοδος**	**Περίοδος παρατήρησης**
Έναρξη	05/03/2011	01/09/2011
Λήξη (αποκλειστική)	01/09/2011	30/11/2011
Διάρκεια	180 ημέρες	90 ημέρες
Εγγραφές	155.362	151.993
Μοναδικοί πελάτες	2.772	2.839

Η ημερομηνία λήξης κάθε περιόδου δεν περιλαμβάνεται στο αντίστοιχο χρονικό παράθυρο. Ο πληθυσμός της ανάλυσης churn αποτελείται από τους 2.772 πελάτες που πραγματοποίησαν τουλάχιστον μία αγορά κατά το ιστορικό παράθυρο. Για κάθε πελάτη εξετάστηκε εάν πραγματοποίησε νέα αγορά κατά την περίοδο παρατήρησης. Σε περίπτωση πραγματοποίησης τουλάχιστον μίας αγοράς αποδόθηκε η τιμή Churn = 0, ενώ σε περίπτωση απουσίας αγοράς αποδόθηκε η τιμή Churn = 1. Η διαδικασία οδήγησε στη δημιουργία συνόλου δεδομένων 2.772 παρατηρήσεων, με 1.683 πελάτες στην κατηγορία Churn = 0 και 1.089 πελάτες στην κατηγορία Churn = 1. Η επιλογή αυτή επιτρέπει την εξέταση της σχέσης μεταξύ προηγούμενης αγοραστικής συμπεριφοράς και μελλοντικής δραστηριότητας, αποφεύγοντας τη χρήση πληροφοριών της περιόδου παρατήρησης για τη δημιουργία των χαρακτηριστικών πρόβλεψης. Επισημαίνεται ότι η απουσία αγοράς για 90 ημέρες αποτελεί επιχειρησιακό δείκτη αγοραστικής αδράνειας και όχι απόδειξη οριστικής εγκατάλειψης της επιχείρησης.

3.5 **Ανάπτυξη προγνωστικών μοντέλων**

Για την πρόβλεψη της μεταβλητής Churn αναπτύχθηκαν δύο μοντέλα δυαδικής ταξινόμησης: Logistic Regression και Random Forest.

Αρχικά δημιουργήθηκαν τέσσερα χαρακτηριστικά εισόδου: Recency, Frequency, Monetary και Average Order Value (AOV). Η τελευταία υπολογίστηκε ως ο λόγος της συνολικής ιστορικής αξίας αγορών προς τον αριθμό των παραγγελιών.

Λόγω της έντονης δεξιάς ασυμμετρίας των Frequency, Monetary και AOV, εφαρμόστηκε λογαριθμικός μετασχηματισμός της μορφής

$$ln(1 + x)$$

Κατά τη διερευνητική ανάπτυξη της Logistic Regression πραγματοποιήθηκε έλεγχος πολυσυγγραμμικότητας μέσω του δείκτη Variance Inflation Factor (VIF). Ο αρχικός έλεγχος ανέδειξε ιδιαίτερα υψηλές τιμές για τις μεταβλητές Frequency_log, Monetary_log και AOV_log, γεγονός που συνδέεται με τη μαθηματική τους εξάρτηση.

Για τον περιορισμό της πολυσυγγραμμικότητας εξετάστηκε εναλλακτική διαμόρφωση με αφαίρεση της AOV.

Πίνακας 3.5. Έλεγχος πολυσυγγραμμικότητας πριν και μετά την αφαίρεση της AOV

Μεταβλητή	**Αρχικό VIF**	**Νέο VIF**
Recency	1,465	1,387
Frequency_log	88,674	2,453
Monetary_log	218,456	2,232

AOV_log	100,600	Αφαιρέθηκε

Οι τιμές υπολογίστηκαν στο σύνολο εκπαίδευσης. Η νέα διαμόρφωση παρουσίασε σημαντικά χαμηλότερες τιμές VIF, ενώ η συγκριτική αξιολόγηση μέσω διασταυρούμενης επικύρωσης δεν ανέδειξε ουσιαστική μεταβολή της μέσης προβλεπτικής απόδοσης. Για τον λόγο αυτόν, στη βασική συγκριτική ανάλυση διατηρήθηκαν οι τρεις μεταβλητές Recency, Frequency_log και Monetary_log. Το σύνολο δεδομένων χωρίστηκε σε training set και test set με αναλογία 75% και 25%, αντίστοιχα, χρησιμοποιώντας τη συνάρτηση **train_test_split()** με **random_state=42** και **stratify=y.**

Από τη διαδικασία προέκυψαν 2.079 πελάτες στο σύνολο εκπαίδευσης και 693 πελάτες στο σύνολο ελέγχου. Η Logistic Regression αναπτύχθηκε με χρήση StandardScaler και Pipeline, ώστε η τυποποίηση των χαρακτηριστικών να πραγματοποιείται αποκλειστικά βάσει των αντίστοιχων δεδομένων εκπαίδευσης.

Για το Random Forest χρησιμοποιήθηκαν 300 δέντρα απόφασης και ελάχιστος αριθμός πέντε παρατηρήσεων ανά τελικό φύλλο. Οι συγκεκριμένες παράμετροι αποτέλεσαν αρχικές επιλογές της παρούσας εφαρμογής και δεν προέκυψαν από συστηματική βελτιστοποίηση υπερπαραμέτρων.

3.6 **Αξιολόγηση μοντέλων και σύνδεση RFM–Churn**

Η συγκριτική αξιολόγηση των προγνωστικών μοντέλων πραγματοποιήθηκε αρχικά μέσω Stratified 5-Fold Cross-Validation στο training set των 2.079 πελατών.

Για την αξιολόγηση χρησιμοποιήθηκαν οι δείκτες Accuracy, Precision, Recall, F1-score και ROC-AUC, με θετική κατηγορία τη μη πραγματοποίηση νέας αγοράς κατά την περίοδο παρατήρησης. Παράλληλα, δημιουργήθηκαν πίνακες σύγχυσης (Confusion Matrices), με σκοπό την καταγραφή των ορθών και εσφαλμένων προβλέψεων των δύο μοντέλων.

Μετά την ολοκλήρωση της διασταυρούμενης επικύρωσης, πραγματοποιήθηκε αξιολόγηση στο κοινό test set των 693 πελατών. Επειδή το συγκεκριμένο σύνολο ελέγχου χρησιμοποιήθηκε διαδοχικά για τη διερεύνηση διαφορετικών διαμορφώσεων των μοντέλων, τα αποτελέσματα αντιμετωπίζονται ως μέρος της διερευνητικής αξιολόγησης και όχι ως πλήρως ανεξάρτητη επιβεβαίωση της δυνατότητας γενίκευσης. Για τη σύνδεση της τμηματοποίησης με τη μελλοντική αγοραστική δραστηριότητα πραγματοποιήθηκε επιπλέον RFM ανάλυση των 2.772 πελατών του ιστορικού παραθύρου.

Η τμηματοποίηση βασίστηκε αποκλειστικά στα δεδομένα που ήταν διαθέσιμα πριν από την 1η Σεπτεμβρίου 2011 και εφαρμόστηκαν οι ίδιοι προκαθορισμένοι κανόνες ταξινόμησης με την αρχική RFM ανάλυση. Στη συνέχεια υπολογίστηκε το ποσοστό μη επαναγοράς ανά πελατειακό τμήμα κατά το επόμενο χρονικό διάστημα των 90 ημερών.

Η συγκεκριμένη διαδικασία επέτρεψε τη χρονικά συνεπή σύγκριση της προηγούμενης αγοραστικής συμπεριφοράς με τη μελλοντική δραστηριότητα των πελατών.

3.7 **Εργαλεία ανάλυσης και μεθοδολογικοί περιορισμοί**

Η επεξεργασία και η ανάλυση των δεδομένων πραγματοποιήθηκαν στο Google Colab, με χρήση της γλώσσας Python. Για τη διαχείριση και τον καθαρισμό των δεδομένων χρησιμοποιήθηκε η βιβλιοθήκη pandas, ενώ η NumPy αξιοποιήθηκε για τους αριθμητικούς μετασχηματισμούς. Η δημιουργία των διαγραμμάτων πραγματοποιήθηκε μέσω της Matplotlib.

Για την ανάπτυξη και αξιολόγηση των προγνωστικών μοντέλων χρησιμοποιήθηκε η scikit-learn, ενώ η statsmodels αξιοποιήθηκε για τον υπολογισμό του δείκτη VIF. Η παρούσα έρευνα παρουσιάζει συγκεκριμένους περιορισμούς. Αρχικά, βασίζεται σε ιστορικά δεδομένα μίας επιχείρησης ηλεκτρονικού λιανεμπορίου και δεν περιλαμβάνει πληροφορίες σχετικά με την ικανοποίηση, τις προτιμήσεις ή την ανταπόκριση των πελατών σε ενέργειες marketing.

Επιπλέον, ο επιχειρησιακός ορισμός του churn βασίζεται στην απουσία επαναγοράς για 90 ημέρες, γεγονός που δεν συνεπάγεται απαραίτητα οριστική αποχώρηση. Η ανάπτυξη των

προγνωστικών μοντέλων πραγματοποιήθηκε με βάση ένα συγκεκριμένο χρονικό παράθυρο, ενώ δεν εξετάστηκε η απόδοσή τους σε ανεξάρτητη μεταγενέστερη χρονική περίοδο.

Τέλος, η έρευνα δεν περιλαμβάνει άμεση μέτρηση της Predictive Customer Lifetime Value ούτε πειραματική αξιολόγηση της αποτελεσματικότητας των προτεινόμενων στρατηγικών διατήρησης. Οι σχετικές επιχειρησιακές προτάσεις αποτελούν προεκτάσεις των ευρημάτων της ανάλυσης και όχι παρεμβάσεις των οποίων η αποτελεσματικότητα έχει επιβεβαιωθεί εμπειρικά.

ΚΕΦΑΛΑΙΟ 4

ΠΑΡΟΥΣΙΑΣΗ ΚΑΙ ΑΝΑΛΥΣΗ ΤΩΝ ΕΡΕΥΝΗΤΙΚΩΝ ΑΠΟΤΕΛΕΣΜΑΤΩΝ

4.1 Περιγραφική στατιστική ανάλυση του δείγματος

Η παρούσα ενότητα παρουσιάζει τα βασικά χαρακτηριστικά του συνόλου δεδομένων που χρησιμοποιήθηκε για την ανάλυση της αγοραστικής συμπεριφοράς των πελατών ηλεκτρονικού εμπορίου.

Μετά την εφαρμογή των κριτηρίων προεπεξεργασίας, το τελικό αναλυτικό σύνολο περιλάμβανε 397.884 εγγραφές συναλλαγών, οι οποίες αντιστοιχούσαν σε 4.338 μοναδικούς πελάτες. Η συνολική χρηματική αξία των θετικών συναλλαγών ανήλθε σε £8.911.407,90.

Για κάθε πελάτη υπολογίστηκαν οι μεταβλητές Recency, Frequency και Monetary Value, με ημερομηνία αναφοράς την 9η Δεκεμβρίου 2011.

Πίνακας 4.1. Περιγραφικά στατιστικά των μεταβλητών RFM

Στατιστικό μέτρο	**Recency (ημέρες)**	**Frequency**	**Monetary (£)**
Πλήθος πελατών	4.338	4.338	4.338
Μέσος όρος	91,54	4,27	2.054,27
Διάμεσος	50,00	2,00	674,49
Τυπική απόκλιση	100,01	7,70	8.989,23
Ελάχιστη τιμή	0,00	1,00	3,75

25ο εκατοστημόριο	17,00	1,00	307,42
75ο εκατοστημόριο	141,00	5,00	1.661,74
Μέγιστη τιμή	373,00	209,00	280.206,02

Από τα αποτελέσματα προκύπτει ότι η μέση Recency ανέρχεται σε 91,54 ημέρες, ενώ η διάμεση τιμή διαμορφώνεται στις 50 ημέρες. Η διαφοροποίηση αυτή υποδηλώνει ότι οι πελάτες παρουσιάζουν σημαντική ετερογένεια ως προς το χρονικό διάστημα που έχει παρέλθει από την τελευταία καταγεγραμμένη αγορά τους. Αντίστοιχα, η μέση Frequency ανέρχεται σε 4,27 παραγγελίες ανά πελάτη, ενώ η διάμεση τιμή είναι δύο παραγγελίες. Η μέγιστη τιμή των 209 παραγγελιών υποδηλώνει την παρουσία πελατών με ιδιαίτερα αυξημένη αγοραστική δραστηριότητα. Σημαντική διαφοροποίηση παρατηρείται και στη Monetary Value. Ενώ η μέση ιστορική χρηματική αξία αγορών ανέρχεται σε £2.054,27, η διάμεση τιμή διαμορφώνεται σε £674,49. Παράλληλα, η μέγιστη τιμή φτάνει τις £280.206,02, γεγονός που αναδεικνύει την παρουσία πελατών με ιδιαίτερα υψηλή ιστορική οικονομική συνεισφορά.

Η σημαντική απόσταση μεταξύ μέσου όρου και διαμέσου, ιδιαίτερα στις μεταβλητές Frequency και Monetary, υποδηλώνει την ύπαρξη δεξιά ασύμμετρων κατανομών. Επομένως, η πελατειακή βάση χαρακτηρίζεται από διαφοροποιήσεις τόσο ως προς τη συχνότητα συναλλαγών όσο και ως προς τη συνολική ιστορική αξία αγορών.

Τα συγκεκριμένα χαρακτηριστικά υποστηρίζουν τη χρησιμότητα της περαιτέρω τμηματοποίησης της πελατειακής βάσης, με σκοπό την αναγνώριση ομάδων πελατών που παρουσιάζουν διαφορετικά πρότυπα αγοραστικής συμπεριφοράς.

4.2 **Αποτελέσματα RFM τμηματοποίησης**

Η εφαρμογή της μεθόδου RFM οδήγησε στη δημιουργία έξι πελατειακών τμημάτων: Champions, Loyal Customers, At Risk, Hibernating, Big Spenders και Promising/New.

Για κάθε τμήμα υπολογίστηκαν το πλήθος των πελατών, το ποσοστό συμμετοχής στο συνολικό δείγμα, η συνολική ιστορική χρηματική αξία των αγορών και το αντίστοιχο μερίδιο επί της συνολικής αξίας των θετικών συναλλαγών.

Πίνακας 4.2. Κατανομή πελατών και ιστορικής χρηματικής αξίας ανά RFM Segment

Segment	**Πελάτες**	**Πελάτες (%)**	**Monetary (£)**	**Αξία (%)**
Champions	962	22,18	5.809.341,07	65,19
Loyal Customers	498	11,48	894.239,80	10,03
At Risk	643	14,82	800.531,55	8,98
Hibernating	1.065	24,55	519.408,57	5,83

Big Spenders	204	4,70	510.659,70	5,73
Promising/New	966	22,27	377.227,21	4,23
Σύνολο	4.338	100,00	8.911.407,90	≈100,00

Από την ανάλυση προκύπτει ότι το μεγαλύτερο πελατειακό τμήμα ως προς το πλήθος είναι οι Hibernating, οι οποίοι αντιστοιχούν σε 1.065 πελάτες και αποτελούν το 24,55% της συνολικής πελατειακής βάσης. Ωστόσο, η συγκεκριμένη ομάδα συγκεντρώνει μόλις το 5,83% της συνολικής ιστορικής χρηματικής αξίας των αγορών.

Αντίθετα, οι Champions αποτελούν το 22,18% των πελατών, αλλά συγκεντρώνουν το 65,19% της συνολικής αξίας των θετικών συναλλαγών. Η σημαντική αυτή διαφοροποίηση υποδηλώνει ότι η ιστορική οικονομική συνεισφορά κατανέμεται άνισα μεταξύ των πελατειακών τμημάτων.

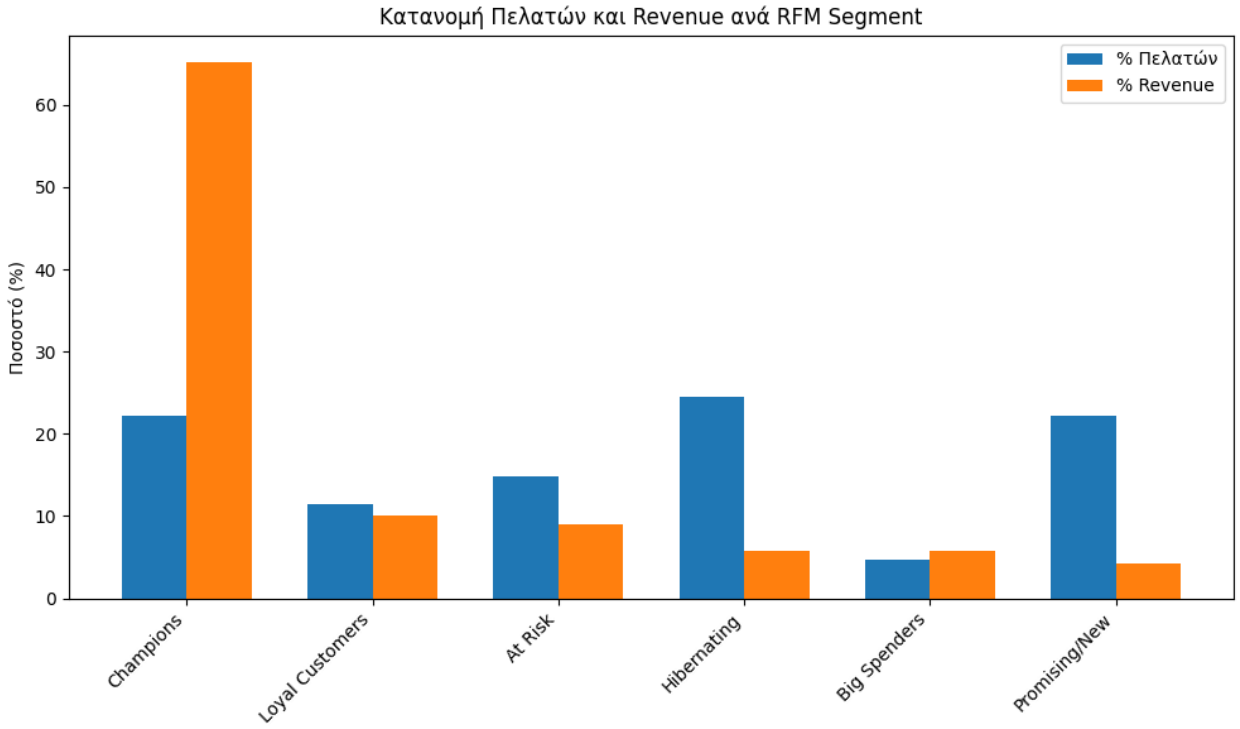
Οι Loyal Customers αντιστοιχούν στο 11,48% της πελατειακής βάσης και συνεισφέρουν το 10,03% της συνολικής χρηματικής αξίας. Αντίστοιχα, το τμήμα At Risk περιλαμβάνει το 14,82% των πελατών και συγκεντρώνει το 8,98% της ιστορικής αξίας των αγορών.

Οι Big Spenders αποτελούν το μικρότερο τμήμα ως προς το πλήθος, με 204 πελάτες, ενώ το μερίδιό τους στη συνολική χρηματική αξία ανέρχεται σε 5,73%.

Τέλος, οι Promising/New αντιπροσωπεύουν το 22,27% των πελατών, αλλά συγκεντρώνουν μόλις το 4,23% της συνολικής αξίας των συναλλαγών.

Τα αποτελέσματα αναδεικνύουν ότι το αριθμητικό μέγεθος ενός πελατειακού τμήματος δεν ταυτίζεται απαραίτητα με τη συνολική ιστορική οικονομική του συνεισφορά.

Σχεδιάγραμμα 1.3 – Κατανομή πελατών και ιστορικής χρηματικής αξίας ανά RFM Segment



Η γραφική απεικόνιση αναδεικνύει τη διαφοροποίηση μεταξύ του ποσοστού πελατών και του ποσοστού ιστορικής χρηματικής αξίας κάθε τμήματος. Ιδιαίτερα χαρακτηριστική είναι η περίπτωση των Champions, στους οποίους παρατηρείται σημαντικά υψηλότερο μερίδιο οικονομικής συνεισφοράς σε σχέση με το ποσοστό συμμετοχής τους στην πελατειακή βάση.

Αντίθετα, τα τμήματα Hibernating και Promising/New συγκεντρώνουν σχετικά μεγάλο αριθμό πελατών, αλλά παρουσιάζουν περιορισμένη συμμετοχή στη συνολική χρηματική αξία.

Η διαπίστωση αυτή υποστηρίζει τη σημασία της διαφοροποιημένης διαχείρισης των πελατειακών τμημάτων, λαμβάνοντας υπόψη τόσο το μέγεθος κάθε ομάδας όσο και την ιστορική αγοραστική της δραστηριότητα.

4.3 **Ανάλυση της μελλοντικής αγοραστικής αδράνειας**

Για τη διερεύνηση της μελλοντικής αγοραστικής δραστηριότητας δημιουργήθηκε ξεχωριστό σύνολο δεδομένων που περιλάμβανε τους 2.772 πελάτες οι οποίοι είχαν πραγματοποιήσει τουλάχιστον μία αγορά κατά το ιστορικό παράθυρο των 180 ημερών.

Η μεταβλητή Churn ορίστηκε βάσει της πραγματοποίησης ή μη νέας αγοράς κατά την επόμενη περίοδο παρατήρησης των 90 ημερών.

Από τους 2.772 πελάτες, οι 1.683 πραγματοποίησαν τουλάχιστον μία νέα αγορά, ενώ οι υπόλοιποι 1.089 δεν πραγματοποίησαν αγορά κατά το συγκεκριμένο χρονικό διάστημα.

Πίνακας 4.3. Κατανομή πελατών βάσει της μεταβλητής Churn

Κατηγορία	**Πελάτες**	**Ποσοστό (%)**
Churn = 0 (Επαναγορά)	1.683	60,71
Churn = 1 (Μη επαναγορά)	1.089	39,29
Σύνολο	2.772	100,00

Το συνολικό ποσοστό μελλοντικής αγοραστικής αδράνειας διαμορφώθηκε σε 39,29%. Το αποτέλεσμα αυτό υποδηλώνει ότι σημαντικό μέρος των πελατών που είχαν πραγματοποιήσει αγορά κατά το ιστορικό παράθυρο δεν πραγματοποίησε νέα αγορά κατά την επόμενη περίοδο παρατήρησης.

Ωστόσο, το συγκεκριμένο ποσοστό αφορά αποκλειστικά τον πληθυσμό των 2.772 πελατών και τον επιλεγμένο χρονικό ορίζοντα. Δεν αποτελεί γενικό ποσοστό οριστικής εγκατάλειψης της συνολικής πελατειακής βάσης της επιχείρησης.

4.3.1 **Σύγκριση χαρακτηριστικών μεταξύ των δύο κατηγοριών Churn**

Για την περαιτέρω διερεύνηση των διαφορών μεταξύ των πελατών που πραγματοποίησαν νέα αγορά και εκείνων που παρέμειναν ανενεργοί υπολογίστηκαν οι μέσες και διάμεσες τιμές των μεταβλητών Recency, Frequency, Monetary και Average Order Value (AOV).

Πίνακας 4.4. Περιγραφικά χαρακτηριστικά πελατών ανά κατάσταση Churn

Μεταβλητή	**Churn = 0 Μέσος**	**Churn = 0 Διάμεσος**	**Churn = 1 Μέσος**	**Churn = 1 Διάμεσος**
Recency	54,53	41,00	82,69	79,00
Frequency	3,63	2,00	1,59	1,00
Monetary (£)	1.740,98	737,25	576,10	318,65
AOV (£)	409,01	309,22	360,65	244,71

Από τη σύγκριση των δύο ομάδων προκύπτει ότι οι πελάτες που δεν πραγματοποίησαν νέα αγορά κατά το επόμενο 90ήμερο παρουσίαζαν υψηλότερη μέση Recency, η οποία ανήλθε σε 82,69 ημέρες, έναντι 54,53 ημερών για τους πελάτες που πραγματοποίησαν επαναγορά.

Αντίστοιχα, η μέση Frequency των πελατών που επέστρεψαν ανήλθε σε 3,63 παραγγελίες, ενώ για τους πελάτες που παρέμειναν ανενεργοί διαμορφώθηκε σε 1,59 παραγγελίες.

Διαφοροποίηση παρατηρείται και στη Monetary Value, καθώς οι πελάτες που πραγματοποίησαν νέα αγορά παρουσίαζαν υψηλότερη μέση ιστορική αξία αγορών (£1.740,98) σε σύγκριση με τους πελάτες που δεν επέστρεψαν (£576,10).

Η μέση αξία παραγγελίας ήταν επίσης υψηλότερη στην ομάδα των πελατών που πραγματοποίησαν επαναγορά, αν και η διαφορά ήταν μικρότερη σε σχέση με εκείνη της συνολικής Monetary Value.

Οι παραπάνω διαφορές υποδηλώνουν ότι η προηγούμενη αγοραστική συμπεριφορά σχετίζεται με τη μελλοντική δραστηριότητα των πελατών. Ειδικότερα, η αυξημένη χρονική απόσταση από την τελευταία αγορά και η περιορισμένη συχνότητα συναλλαγών εμφανίζονται συχνότερα στην ομάδα των πελατών που δεν πραγματοποίησαν νέα αγορά.

Η συγκεκριμένη ανάλυση είναι περιγραφική και δεν τεκμηριώνει αιτιώδεις σχέσεις μεταξύ των εξεταζόμενων χαρακτηριστικών και της μελλοντικής αγοραστικής αδράνειας.

4.4 Έλεγχος και επιλογή χαρακτηριστικών πρόβλεψης

Κατά τη διερευνητική ανάπτυξη της Logistic Regression εξετάστηκαν αρχικά τέσσερα χαρακτηριστικά εισόδου: Recency, Frequency_log, Monetary_log και AOV_log.

Ο έλεγχος πολυσυγγραμμικότητας ανέδειξε ιδιαίτερα υψηλές τιμές VIF για τις μεταβλητές Frequency_log, Monetary_log και AOV_log. Μετά την αφαίρεση της AOV, οι τιμές VIF μειώθηκαν σημαντικά, όπως παρουσιάστηκε στο Κεφάλαιο 3.

Για να εξεταστεί κατά πόσο η συγκεκριμένη μεταβολή επηρέασε την προβλεπτική απόδοση, πραγματοποιήθηκε συγκριτική αξιολόγηση των δύο διαμορφώσεων της Logistic Regression μέσω Stratified 5-Fold Cross-Validation στο σύνολο εκπαίδευσης των 2.079 πελατών.

Πίνακας 4.5. Σύγκριση Logistic Regression με τέσσερα και τρία χαρακτηριστικά μέσω Cross-Validation

Δείκτης	**4 χαρακτηριστικά**	**3 χαρακτηριστικά RFM**
Accuracy	0,667 ± 0,014	0,665 ± 0,013
Precision	0,578 ± 0,017	0,574 ± 0,015
Recall	0,559 ± 0,034	0,569 ± 0,035
F1-score	0,568 ± 0,025	0,571 ± 0,024
ROC-AUC	0,735 ± 0,014	0,735 ± 0,014

Η συγκριτική αξιολόγηση έδειξε ότι οι δύο διαμορφώσεις παρουσίασαν παρόμοιες επιδόσεις στους εξεταζόμενους δείκτες.

Ειδικότερα, η τιμή ROC-AUC διαμορφώθηκε σε 0,735 και για τα δύο μοντέλα, ενώ οι διαφορές στα Accuracy, Precision, Recall και F1-score ήταν περιορισμένες.

Τα αποτελέσματα υποδηλώνουν ότι η αφαίρεση της AOV δεν συνοδεύτηκε από ουσιαστική απώλεια προβλεπτικής απόδοσης κατά τη συγκεκριμένη διαδικασία διασταυρούμενης επικύρωσης.

Σε συνδυασμό με τη σημαντική μείωση της πολυσυγγραμμικότητας, το εύρημα αυτό υποστήριξε τη διατήρηση της απλούστερης διαμόρφωσης με τις τρεις μεταβλητές RFM για τη βασική συγκριτική αξιολόγηση των προγνωστικών μοντέλων.

4.5 **Αποτελέσματα και συγκριτική αξιολόγηση των προγνωστικών μοντέλων**

Η ανάπτυξη των μοντέλων Logistic Regression και Random Forest πραγματοποιήθηκε με τη χρήση των τριών χαρακτηριστικών Recency, Frequency_log και Monetary_log.

Η συγκριτική αξιολόγηση βασίστηκε αρχικά σε Stratified 5-Fold Cross-Validation στο σύνολο εκπαίδευσης των 2.079 πελατών και στη συνέχεια στην αξιολόγηση των μοντέλων στο κοινό σύνολο ελέγχου των 693 πελατών.

4.5.1 **Αποτελέσματα διασταυρούμενης επικύρωσης**

Η Logistic Regression παρουσίασε υψηλότερες μέσες τιμές σε όλους τους εξεταζόμενους δείκτες κατά τη συγκεκριμένη διαδικασία διασταυρούμενης επικύρωσης.

Η μέση τιμή ROC-AUC ανήλθε σε 0,735, έναντι 0,704 του Random Forest, ενώ η μέση Recall διαμορφώθηκε σε 0,569 και 0,521, αντίστοιχα.

Η διαφοροποίηση αυτή δείχνει ότι, στους συγκεκριμένους διαχωρισμούς επικύρωσης και με τις επιλεγμένες παραμέτρους, η Logistic Regression παρουσίασε υψηλότερη μέση ικανότητα διάκρισης και αναγνώρισης των πελατών που εμφάνισαν μελλοντική αγοραστική αδράνεια.

Πίνακας 4.6. Συγκριτική αξιολόγηση των προγνωστικών μοντέλων μέσω Cross-Validation

Δείκτης	**Logistic Regression RFM**	**Random Forest RFM**
Accuracy	0,665 ± 0,013	0,648 ± 0,016
Precision	0,574 ± 0,015	0,556 ± 0,022
Recall	0,569 ± 0,035	0,521 ± 0,039
F1-score	0,571 ± 0,024	0,537 ± 0,025
ROC-AUC	0,735 ± 0,014	0,704 ± 0,017

Ωστόσο, οι παρατηρούμενες διαφορές δεν αποτελούν απόδειξη στατιστικά σημαντικής υπεροχής, καθώς δεν πραγματοποιήθηκε σχετικός έλεγχος στατιστικής σημαντικότητας.

4.5.2 **Αποτελέσματα αξιολόγησης στο σύνολο ελέγχου**

Μετά την ολοκλήρωση της διασταυρούμενης επικύρωσης, τα δύο μοντέλα αξιολογήθηκαν στους 693 πελάτες του test set.

Πίνακας 4.7. Συγκριτική αξιολόγηση των μοντέλων RFM στο Test Set

Δείκτης	**Logistic Regression**	**Random Forest**
Accuracy	0,664	0,646
Precision	0,569	0,556
Recall	0,592	0,493
F1-score	0,580	0,522
ROC-AUC	0,710	0,692

Η Logistic Regression παρουσίασε Accuracy 66,4%, έναντι 64,6% του Random Forest. Αντίστοιχα, η Recall της κατηγορίας churn ανήλθε σε 59,2% για τη Logistic Regression και σε 49,3% για το Random Forest.

Η συγκεκριμένη διαφοροποίηση υποδηλώνει ότι η Logistic Regression αναγνώρισε μεγαλύτερο ποσοστό των πελατών που δεν πραγματοποίησαν νέα αγορά κατά το επόμενο 90ήμερο.

Παράλληλα, η Logistic Regression παρουσίασε υψηλότερη τιμή ROC-AUC, η οποία ανήλθε σε 0,710, έναντι 0,692 του Random Forest.

Ωστόσο, οι τιμές αυτές αφορούν το συγκεκριμένο σύνολο ελέγχου και δεν τεκμηριώνουν ότι η ίδια διαφοροποίηση θα παρατηρηθεί απαραίτητα σε άλλα σύνολα δεδομένων ή σε διαφορετικές χρονικές περιόδους.

4.5.3 **Ανάλυση των πινάκων σύγχυσης**

Για την περαιτέρω διερεύνηση της απόδοσης των μοντέλων εξετάστηκαν οι πίνακες σύγχυσης, οι οποίοι αποτυπώνουν το πλήθος των ορθών και εσφαλμένων ταξινομήσεων.

Τα αποτελέσματα παρουσιάζονται στον Πίνακα 4.8.

Πίνακας 4.8. Συγκριτική παρουσίαση των Confusion Matrices

Αποτέλεσμα ταξινόμησης	**Logistic Regression**	**Random Forest**
True Negatives (TN)	299	314
False Positives (FP)	122	107
False Negatives (FN)	111	138
True Positives (TP)	161	134
Σύνολο	693	693

Από τους 272 πελάτες του test set που δεν πραγματοποίησαν νέα αγορά κατά την περίοδο παρατήρησης, η Logistic Regression αναγνώρισε σωστά 161, ενώ το Random Forest αναγνώρισε 134.

Αντίστοιχα, η Logistic Regression ταξινόμησε εσφαλμένα 122 πελάτες ως churned, παρότι αυτοί πραγματοποίησαν νέα αγορά, ενώ το Random Forest παρουσίασε 107 αντίστοιχες περιπτώσεις.

Επομένως, η Logistic Regression εμφάνισε μεγαλύτερο πλήθος ορθών θετικών προβλέψεων, ενώ το Random Forest παρουσίασε μικρότερο πλήθος ψευδώς θετικών προβλέψεων.

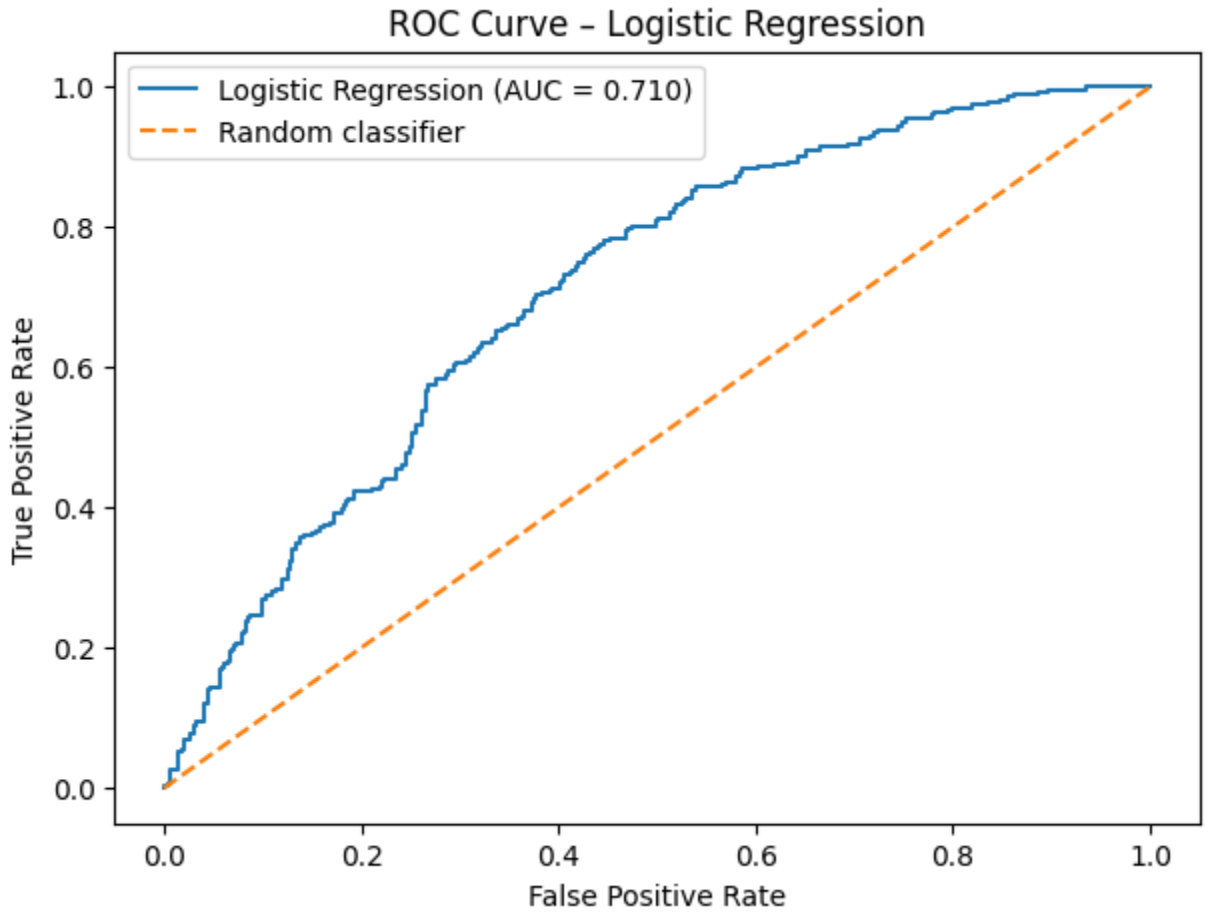
Η συγκεκριμένη διαφοροποίηση έχει σημασία για τη δυνητική αξιοποίηση των μοντέλων σε στρατηγικές διατήρησης, καθώς τα διαφορετικά είδη σφάλματος ενδέχεται να συνδέονται με διαφορετικές επιχειρησιακές συνέπειες.

Ωστόσο, η παρούσα έρευνα δεν περιλαμβάνει δεδομένα κόστους ή πειραματική αξιολόγηση ενεργειών διατήρησης, επομένως δεν είναι δυνατόν να προσδιοριστεί η πραγματική οικονομική επίπτωση των αντίστοιχων σφαλμάτων.

4.5.4 **Συγκριτική ανάλυση των καμπυλών ROC**

Για την οπτική αξιολόγηση της διακριτικής ικανότητας των δύο μοντέλων δημιουργήθηκαν οι αντίστοιχες καμπύλες ROC, οι οποίες παρουσιάζουν τη σχέση μεταξύ True Positive Rate και False Positive Rate σε διαφορετικά όρια ταξινόμησης.

Σχεδιάγραμμα 1.4 – Συγκριτικές καμπύλες ROC



Από τη γραφική απεικόνιση προκύπτει ότι οι καμπύλες και των δύο μοντέλων βρίσκονται πάνω από τη διαγώνιο τυχαίας ταξινόμησης σε μεγάλο μέρος του διαγράμματος, γεγονός που υποδηλώνει ικανότητα διάκρισης μεταξύ των δύο κατηγοριών πελατών μεγαλύτερη από εκείνη ενός τυχαίου ταξινομητή.

Η Logistic Regression παρουσιάζει υψηλότερη συνολική τιμή ROC-AUC. Ωστόσο, οι δύο καμπύλες βρίσκονται σχετικά κοντά και τέμνονται σε ορισμένα σημεία, γεγονός που δείχνει ότι η διαφορά στην απόδοσή τους διαφοροποιείται ανάλογα με το εξεταζόμενο όριο ταξινόμησης.

Η συγκεκριμένη αξιολόγηση επιτρέπει την εξέταση της συνολικής διακριτικής ικανότητας των μοντέλων, χωρίς να περιορίζεται αποκλειστικά στις προβλέψεις που προκύπτουν από το προεπιλεγμένο όριο ταξινόμησης 0,5.

4.5.5 **Ερμηνεία των συντελεστών της Logistic Regression**

Για την περαιτέρω διερεύνηση της σχέσης των χαρακτηριστικών RFM με τη μελλοντική αγοραστική αδράνεια εξετάστηκαν οι συντελεστές της Logistic Regression και τα αντίστοιχα Odds Ratios.

Πίνακας 4.9. Συντελεστές και Odds Ratios της Logistic Regression RFM

Μεταβλητή	**Coefficient**	**Odds Ratio**
Recency	0,208	1,231
Frequency_log	−0,748	0,473
Monetary_log	−0,314	0,730

Η Recency παρουσιάζει θετικό συντελεστή, γεγονός που υποδηλώνει ότι η μεγαλύτερη χρονική απόσταση από την τελευταία αγορά συνδέεται με υψηλότερα εκτιμώμενα odds μελλοντικής αγοραστικής αδράνειας, υπό σταθερές τις υπόλοιπες μεταβλητές του μοντέλου.

Αντίθετα, η Frequency_log παρουσιάζει αρνητικό συντελεστή, υποδηλώνοντας ότι η υψηλότερη συχνότητα προηγούμενων αγορών συνδέεται με χαμηλότερα εκτιμώμενα odds churn.

Αρνητικός είναι και ο συντελεστής της Monetary_log, γεγονός που υποδηλώνει αντίστοιχη σχέση μεταξύ υψηλότερης ιστορικής χρηματικής αξίας και χαμηλότερων εκτιμώμενων odds μελλοντικής αδράνειας, υπό σταθερές τις υπόλοιπες μεταβλητές.

Τα συγκεκριμένα ευρήματα είναι συμβατά με τα αποτελέσματα της προηγούμενης περιγραφικής ανάλυσης, στην οποία οι πελάτες που δεν πραγματοποίησαν νέα αγορά παρουσίαζαν υψηλότερη Recency και χαμηλότερες τιμές Frequency και Monetary.

Η ερμηνεία των συντελεστών αφορά στατιστικές σχέσεις και όχι αιτιώδεις επιδράσεις. Επιπλέον, οι συντελεστές δεν συνοδεύονται από ελέγχους στατιστικής σημαντικότητας ή διαστήματα εμπιστοσύνης και, κατά συνέπεια, δεν μπορούν να εξαχθούν συμπεράσματα σχετικά με τη στατιστική σημαντικότητα των επιμέρους σχέσεων.

4.6 **Σύνδεση RFM τμηματοποίησης και μελλοντικής αγοραστικής αδράνειας**

Για τη διερεύνηση της σχέσης μεταξύ των πελατειακών τμημάτων RFM και της μελλοντικής αγοραστικής αδράνειας πραγματοποιήθηκε συμπληρωματική τμηματοποίηση των 2.772 πελατών που συμπεριλήφθηκαν στην ανάλυση churn.

Η συγκεκριμένη τμηματοποίηση βασίστηκε αποκλειστικά στα ιστορικά δεδομένα των 180 ημερών πριν από την 1η Σεπτεμβρίου 2011. Στη συνέχεια, εξετάστηκε το ποσοστό των πελατών κάθε τμήματος που δεν πραγματοποίησαν νέα αγορά κατά την επόμενη περίοδο παρατήρησης των 90 ημερών.

Πίνακας 4.10. Μελλοντική αγοραστική αδράνεια ανά RFM Segment

Segment	**Πελάτες**	**Χωρίς επαναγορά**	**Churn (%)**	**Ιστορική αξία (£)**
Hibernating	693	390	56,28	264.566,50

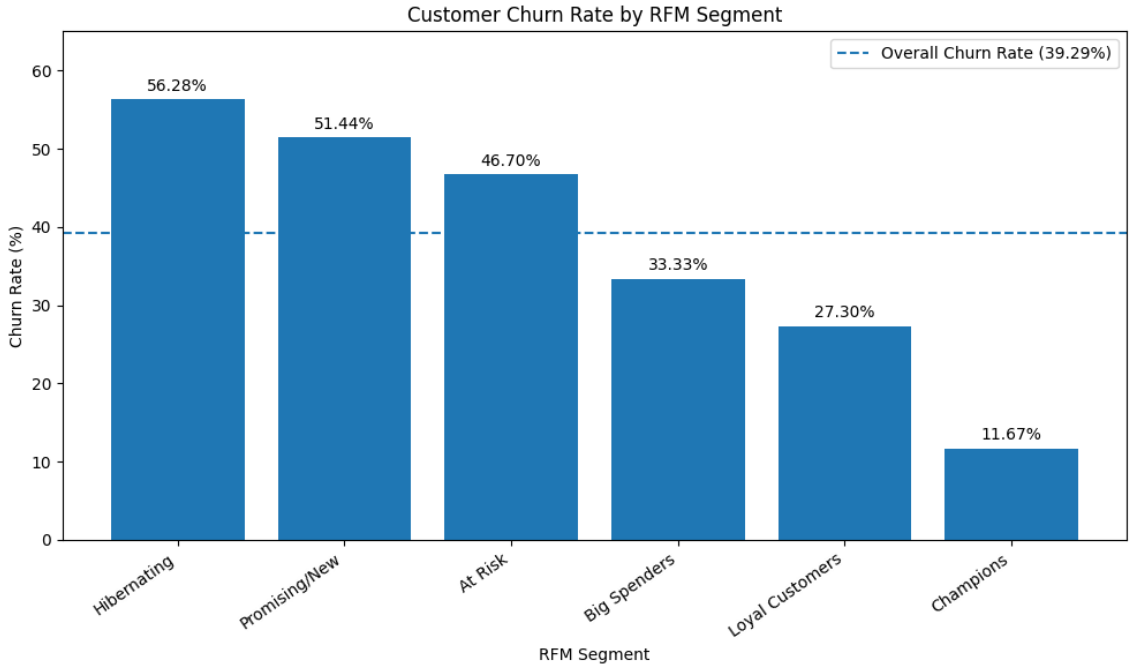
Promising/New	556	286	51,44	167.280,34
At Risk	394	184	46,70	292.438,31
Big Spenders	174	58	33,33	246.835,81
Loyal Customers	381	104	27,30	389.373,77
Champions	574	67	11,67	2.196.953,17
Σύνολο	2.772	1.089	39,29	3.557.447,90

Από τα αποτελέσματα προκύπτουν διαφοροποιήσεις στη μελλοντική αγοραστική δραστηριότητα μεταξύ των έξι πελατειακών τμημάτων. Το τμήμα Hibernating παρουσίασε ποσοστό μελλοντικής αδράνειας 56,28%, το οποίο ήταν υψηλότερο από το συνολικό ποσοστό του δείγματος (39,29%). Αντίστοιχα, τα τμήματα Promising/New και At Risk παρουσίασαν ποσοστά 51,44% και 46,70%, αντίστοιχα. Αντίθετα, τα τμήματα Big Spenders και Loyal Customers παρουσίασαν ποσοστά μελλοντικής αδράνειας 33,33% και 27,30%, ενώ οι Champions εμφάνισαν ποσοστό 11,67%. Η χαμηλότερη συχνότητα μελλοντικής αδράνειας των Champions συνδυάζεται με υψηλή ιστορική χρηματική αξία αγορών, καθώς το συγκεκριμένο τμήμα συγκέντρωσε £2.196.953,17 κατά την ιστορική περίοδο. Αντίθετα, το τμήμα Hibernating παρουσίασε υψηλό ποσοστό αγοραστικής αδράνειας και συγκριτικά περιορισμένη ιστορική χρηματική αξία, η οποία ανήλθε σε £264.566,50.

Τα ευρήματα αναδεικνύουν ότι η αξιολόγηση των πελατειακών τμημάτων αποκλειστικά με βάση το πλήθος των πελατών ή το ποσοστό μελλοντικής αδράνειας δεν αποτυπώνει πλήρως τις διαφοροποιήσεις της ιστορικής οικονομικής τους συνεισφοράς.

Συνεπώς, η συνδυαστική εξέταση της προηγούμενης αγοραστικής συμπεριφοράς, της ιστορικής χρηματικής αξίας και της μελλοντικής δραστηριότητας μπορεί να υποστηρίξει την αναγνώριση διαφορετικών επιχειρησιακών αναγκών μεταξύ των πελατειακών τμημάτων.

Σχεδιάγραμμα 1.5 – Ποσοστό μελλοντικής αγοραστικής αδράνειας ανά RFM Segment



Η γραφική απεικόνιση επιβεβαιώνει ότι τα τμήματα Hibernating, Promising/New και At Risk παρουσίασαν υψηλότερα ποσοστά μη επαναγοράς σε σχέση με το συνολικό ποσοστό του δείγματος.

Αντίθετα, τα τμήματα Big Spenders, Loyal Customers και Champions εμφάνισαν χαμηλότερα ποσοστά. Η συγκεκριμένη ανάλυση υποστηρίζει τη χρησιμότητα της RFM τμηματοποίησης για την περιγραφική αναγνώριση ομάδων πελατών με διαφορετικά πρότυπα μελλοντικής αγοραστικής δραστηριότητας.

Ωστόσο, οι παρατηρούμενες διαφορές δεν αποδεικνύουν ότι η ένταξη σε ένα συγκεκριμένο τμήμα προκαλεί μελλοντική αδράνεια, ούτε ότι η εφαρμογή μιας συγκεκριμένης στρατηγικής διατήρησης θα οδηγούσε απαραίτητα σε μείωση του αντίστοιχου ποσοστού.

4.7 **Σύνοψη των βασικών ερευνητικών ευρημάτων**

Η ανάλυση των συναλλακτικών δεδομένων ανέδειξε σημαντικές διαφοροποιήσεις μεταξύ των πελατών ως προς τη συχνότητα αγορών, την πρόσφατη αγοραστική δραστηριότητα και τη συνολική ιστορική χρηματική αξία των συναλλαγών τους.

Η εφαρμογή της μεθόδου RFM επέτρεψε τη δημιουργία έξι πελατειακών τμημάτων με διαφορετικά χαρακτηριστικά αγοραστικής συμπεριφοράς. Ιδιαίτερη συγκέντρωση της ιστορικής οικονομικής αξίας παρατηρήθηκε στο τμήμα Champions, το οποίο περιλάμβανε το 22,18% της συνολικής πελατειακής βάσης και συγκέντρωνε το 65,19% της συνολικής αξίας των θετικών συναλλαγών.

Παράλληλα, η ανάλυση της μελλοντικής αγοραστικής δραστηριότητας έδειξε ότι το 39,29% των πελατών του πληθυσμού πρόβλεψης δεν πραγματοποίησε νέα αγορά κατά την περίοδο παρατήρησης των 90 ημερών. Η σύγκριση των χαρακτηριστικών των δύο κατηγοριών Churn ανέδειξε ότι οι πελάτες που δεν επέστρεψαν παρουσίαζαν υψηλότερη μέση Recency και χαμηλότερες τιμές Frequency και Monetary σε σχέση με τους πελάτες που πραγματοποίησαν επαναγορά. Η εφαρμογή των προγνωστικών μοντέλων Logistic Regression και Random Forest ανέδειξε τη δυνατότητα αξιοποίησης των χαρακτηριστικών RFM για την εκτίμηση της μελλοντικής αγοραστικής αδράνειας. Στο συγκεκριμένο σύνολο ελέγχου, η Logistic Regression παρουσίασε ROC-AUC 0,710, έναντι 0,692 του Random Forest, ενώ εμφάνισε και υψηλότερη Recall για την κατηγορία churn.

Τέλος, η συμπληρωματική RFM τμηματοποίηση του πληθυσμού πρόβλεψης ανέδειξε διαφοροποιήσεις στα ποσοστά μελλοντικής αδράνειας μεταξύ των πελατειακών ομάδων. Τα

υψηλότερα ποσοστά παρατηρήθηκαν στα τμήματα Hibernating, Promising/New και At Risk, ενώ το τμήμα Champions παρουσίασε το χαμηλότερο ποσοστό.

Συνολικά, τα ευρήματα αναδεικνύουν τη δυνατότητα συνδυαστικής αξιοποίησης της περιγραφικής ανάλυσης, της RFM τμηματοποίησης και των προγνωστικών μοντέλων για την υποστήριξη της κατανόησης της πελατειακής συμπεριφοράς στο ηλεκτρονικό εμπόριο.

Η επιχειρησιακή ερμηνεία των αποτελεσμάτων και η διαμόρφωση προτεινόμενων στρατηγικών Customer Retention εξετάζονται στο επόμενο κεφάλαιο.

ΚΕΦΑΛΑΙΟ 5

ΣΥΖΗΤΗΣΗ ΚΑΙ ΣΥΜΠΕΡΑΣΜΑΤΑ

5.1 Συζήτηση των βασικών ερευνητικών ευρημάτων

Η παρούσα έρευνα εξέτασε τη δυνατότητα αξιοποίησης συναλλακτικών δεδομένων πελατών για την αναγνώριση προτύπων αγοραστικής συμπεριφοράς, την τμηματοποίηση της πελατειακής βάσης και την πρόβλεψη της μελλοντικής αγοραστικής αδράνειας στο ηλεκτρονικό εμπόριο.

Μέσω της εφαρμογής περιγραφικής στατιστικής ανάλυσης, της μεθόδου RFM και δύο αλγορίθμων επιβλεπόμενης μηχανικής μάθησης, διερευνήθηκε η σύνδεση της ιστορικής αγοραστικής συμπεριφοράς με τη μελλοντική δραστηριότητα των πελατών.

Τα αποτελέσματα ανέδειξαν σημαντικές διαφοροποιήσεις μεταξύ των πελατών ως προς την πρόσφατη αγοραστική δραστηριότητα, τη συχνότητα συναλλαγών και τη συνολική ιστορική χρηματική αξία των αγορών τους. Παράλληλα, διαπιστώθηκε ότι τα χαρακτηριστικά αυτά περιλαμβάνουν πληροφορίες οι οποίες μπορούν να αξιοποιηθούν τόσο για την τμηματοποίηση της πελατειακής βάσης όσο και για την εκτίμηση της πιθανότητας μελλοντικής αγοραστικής αδράνειας.

Η περιγραφική ανάλυση των 4.338 πελατών ανέδειξε σημαντική ετερογένεια ως προς τη συχνότητα και τη χρηματική αξία των συναλλαγών. Ιδιαίτερα χαρακτηριστική ήταν η διαφοροποίηση μεταξύ της μέσης και της διάμεσης ιστορικής αξίας αγορών, η οποία υποδηλώνει ότι περιορισμένος αριθμός πελατών πραγματοποιεί συναλλαγές ιδιαίτερα υψηλής αξίας.

Η εφαρμογή της μεθόδου RFM επέτρεψε την περαιτέρω διερεύνηση της συγκεκριμένης ετερογένειας, μέσω της δημιουργίας έξι πελατειακών τμημάτων με διαφορετικά χαρακτηριστικά αγοραστικής συμπεριφοράς.

Ιδιαίτερο ενδιαφέρον παρουσιάζει το τμήμα Champions, το οποίο συγκέντρωσε το 65,19% της συνολικής ιστορικής χρηματικής αξίας των θετικών συναλλαγών, παρότι αντιπροσώπευε το 22,18% της πελατειακής βάσης. Αντίθετα, τα τμήματα Hibernating και Promising/New περιλάμβαναν σημαντικό αριθμό πελατών, αλλά παρουσίαζαν συγκριτικά περιορισμένη συμμετοχή στη συνολική χρηματική αξία των αγορών.

Η διαφοροποίηση αυτή υποδηλώνει ότι η κατανομή της ιστορικής οικονομικής συνεισφοράς δεν είναι ομοιόμορφη μεταξύ των πελατειακών τμημάτων. Συνεπώς, η αξιολόγηση της πελατειακής βάσης αποκλειστικά βάσει του αριθμού πελατών δεν επαρκεί για την αποτύπωση της οικονομικής σημασίας κάθε ομάδας.

Η συγκεκριμένη διαπίστωση υποστηρίζει τη χρησιμότητα της συνδυαστικής εξέτασης της αγοραστικής δραστηριότητας και της ιστορικής χρηματικής αξίας κατά τον σχεδιασμό διαφοροποιημένων στρατηγικών διαχείρισης πελατών.

Ωστόσο, η υψηλή ιστορική χρηματική αξία δεν συνεπάγεται απαραίτητα αντίστοιχα υψηλή μελλοντική κερδοφορία. Για τον λόγο αυτόν, τα αποτελέσματα της RFM ανάλυσης πρέπει να ερμηνεύονται ως αποτύπωση της προηγούμενης αγοραστικής συμπεριφοράς και όχι ως άμεση εκτίμηση της προβλεπόμενης Αξίας Ζωής Πελάτη (Customer Lifetime Value – CLV).

Η ανάλυση churn βασίστηκε σε πληθυσμό 2.772 πελατών, οι οποίοι είχαν πραγματοποιήσει τουλάχιστον μία αγορά κατά το ιστορικό παράθυρο των 180 ημερών. Από αυτούς, οι 1.089 δεν πραγματοποίησαν νέα αγορά κατά την επόμενη περίοδο παρατήρησης των 90 ημερών, με αποτέλεσμα το συνολικό ποσοστό αγοραστικής αδράνειας να διαμορφωθεί σε 39,29%.

Η σύγκριση των χαρακτηριστικών των πελατών που πραγματοποίησαν νέα αγορά με εκείνους που παρέμειναν ανενεργοί ανέδειξε διαφοροποιήσεις στις τρεις βασικές διαστάσεις RFM.

Ειδικότερα, οι πελάτες που δεν επέστρεψαν παρουσίαζαν υψηλότερη μέση Recency, καθώς και χαμηλότερες μέσες τιμές Frequency και Monetary. Η συγκεκριμένη διαφοροποίηση υποδηλώνει ότι η μεγαλύτερη χρονική απόσταση από την τελευταία αγορά, η περιορισμένη συχνότητα συναλλαγών και η χαμηλότερη ιστορική χρηματική αξία συνδέονται με αυξημένη πιθανότητα μη πραγματοποίησης νέας αγοράς κατά τον εξεταζόμενο χρονικό ορίζοντα.

Η συμπληρωματική RFM τμηματοποίηση του πληθυσμού πρόβλεψης ενίσχυσε την παραπάνω διαπίστωση, καθώς ανέδειξε διαφορετικά ποσοστά μελλοντικής αγοραστικής αδράνειας μεταξύ των πελατειακών τμημάτων.

Οι Hibernating και Promising/New παρουσίασαν ποσοστά μη επαναγοράς 56,28% και 51,44%, αντίστοιχα, ενώ το τμήμα At Risk εμφάνισε ποσοστό 46,70%. Αντίθετα, οι Champions παρουσίασαν ποσοστό 11,67%.

Η διαφοροποίηση αυτή καταδεικνύει ότι οι ομάδες πελατών που δημιουργούνται μέσω της προηγούμενης αγοραστικής τους συμπεριφοράς παρουσιάζουν διαφορετικά επίπεδα μελλοντικής δραστηριότητας.

Ιδιαίτερη προσοχή απαιτείται στην ερμηνεία της ομάδας Promising/New, η οποία δημιουργήθηκε ως υπολειμματική κατηγορία της συγκεκριμένης μεθοδολογίας ταξινόμησης. Συνεπώς, το υψηλό ποσοστό αδράνειας της ομάδας δεν μπορεί να αποδοθεί αποκλειστικά στη συμπεριφορά νέων πελατών, καθώς η συγκεκριμένη κατηγορία περιλαμβάνει και πελάτες με διαφορετικά χαρακτηριστικά.

Επιπλέον, οι παρατηρούμενες διαφορές μεταξύ των τμημάτων δεν τεκμηριώνουν αιτιώδη σχέση ανάμεσα στην ένταξη σε μια συγκεκριμένη κατηγορία και τη μελλοντική αδράνεια. Αποτελούν, ωστόσο, χρήσιμες περιγραφικές πληροφορίες για τη διερεύνηση της πελατειακής συμπεριφοράς και τον σχεδιασμό πιθανών ενεργειών διατήρησης.

5.2 Σύνδεση των ευρημάτων με τη θεωρητική βιβλιογραφία

Τα ευρήματα της παρούσας έρευνας μπορούν να εξεταστούν σε συνάρτηση με τη βιβλιογραφία που αναπτύχθηκε στο θεωρητικό μέρος, ιδιαίτερα ως προς την τμηματοποίηση πελατών, την ανάλυση της πελατειακής αξίας και τη χρήση προγνωστικών μοντέλων για την υποστήριξη στρατηγικών Customer Retention.

5.2.1 RFM τμηματοποίηση και πελατειακή αξία

Η διαφοροποίηση των πελατειακών τμημάτων ως προς τη συχνότητα συναλλαγών και την ιστορική χρηματική αξία συνδέεται με τη βιβλιογραφία της ανάλυσης RFM.

Σε σχετική μελέτη, τα χαρακτηριστικά RFM αξιοποιήθηκαν για την τμηματοποίηση πελατών στο ηλεκτρονικό λιανεμπόριο, σε συνδυασμό με τεχνικές ανάλυσης συναλλακτικών δεδομένων

(Chen et al., 2012). Η συγκεκριμένη προσέγγιση αναδεικνύει τη δυνατότητα χρήσης του ιστορικού αγορών για την αναγνώριση ομάδων πελατών με διαφορετικά χαρακτηριστικά αγοραστικής συμπεριφοράς.

Τα αποτελέσματα της παρούσας έρευνας βρίσκονται σε συμφωνία με τη συγκεκριμένη προσέγγιση, καθώς η εφαρμογή RFM επέτρεψε τη δημιουργία πελατειακών τμημάτων που διαφοροποιούνται τόσο ως προς την αγοραστική δραστηριότητα όσο και ως προς την ιστορική χρηματική αξία των συναλλαγών τους.

Παράλληλα, στη βιβλιογραφία εξετάζεται η σύνδεση των χαρακτηριστικών RFM με τη μελλοντική οικονομική αξία των πελατών μέσω προσέγγισης εκτίμησης της CLV από τη συναλλακτική συμπεριφορά (Fader et al., 2005).

Η παρούσα έρευνα δεν πραγματοποιεί αντίστοιχη πρόβλεψη CLV. Ωστόσο, η διαπιστωμένη συγκέντρωση ιστορικής χρηματικής αξίας σε συγκεκριμένα πελατειακά τμήματα αναδεικνύει τη σημασία της οικονομικής διάστασης κατά την ανάλυση και τη διαχείριση της πελατειακής βάσης.

Η μελλοντική οικονομική συνεισφορά, ωστόσο, δεν μπορεί να προσδιοριστεί αποκλειστικά μέσω της ιστορικής Monetary Value. Για τον λόγο αυτόν, η RFM τμηματοποίηση μπορεί να αποτελέσει αφετηρία για την περαιτέρω διερεύνηση της πελατειακής αξίας, χωρίς να υποκαθιστά την ανάπτυξη ενός ολοκληρωμένου υποδείγματος CLV.

5.2.2 Πρόβλεψη churn και ερμηνευσιμότητα των μοντέλων

Η αξιοποίηση προγνωστικών μοντέλων μπορεί να υποστηρίξει την αναγνώριση πελατών που παρουσιάζουν αυξημένη πιθανότητα μελλοντικής αγοραστικής αδράνειας. Ωστόσο, η επιχειρησιακή αξιοποίηση των αποτελεσμάτων προϋποθέτει τη συνεκτίμηση της προβλεπτικής ικανότητας, της ερμηνευσιμότητας και των στόχων της επιχείρησης.

Η σχετική βιβλιογραφία εξετάζει τη σύνδεση των μοντέλων πρόβλεψης churn με την επιχειρησιακή λήψη αποφάσεων (Manzoor et al., 2024). Παράλληλα, έχει παρουσιαστεί ολοκληρωμένο πλαίσιο διατήρησης πελατών στο ηλεκτρονικό εμπόριο, το οποίο συνδυάζει την πρόβλεψη churn, την τμηματοποίηση και τα συστήματα συστάσεων (Jahan & Sanam, 2026). Η παρούσα έρευνα συνδυάζει την RFM τμηματοποίηση με την ανάπτυξη προγνωστικών μοντέλων, παρέχοντας πληροφορίες για την προηγούμενη αγοραστική συμπεριφορά και την εκτιμώμενη πιθανότητα μελλοντικής αδράνειας.

Ωστόσο, δεν περιλαμβάνει την εφαρμογή πραγματικών ενεργειών διατήρησης ούτε την αξιολόγηση της ανταπόκρισης των πελατών σε διαφορετικές παρεμβάσεις. Συνεπώς, τα αποτελέσματά της μπορούν να υποστηρίξουν την αναγνώριση πελατών που εμφανίζουν αυξημένο κίνδυνο αγοραστικής αδράνειας, χωρίς να αποδεικνύουν ότι μια συγκεκριμένη ενέργεια marketing θα οδηγούσε απαραίτητα σε αύξηση της πιθανότητας επαναγορά.

5.3 **Προτεινόμενες στρατηγικές Customer Retention**

Η συνδυαστική αξιοποίηση της RFM τμηματοποίησης, της ιστορικής χρηματικής αξίας και των αποτελεσμάτων πρόβλεψης churn μπορεί να υποστηρίξει τον σχεδιασμό διαφοροποιημένων στρατηγικών διατήρησης πελατών.

Οι στρατηγικές που παρουσιάζονται στη συνέχεια αποτελούν επιχειρησιακές προτάσεις οι οποίες προκύπτουν από την ερμηνεία των χαρακτηριστικών των πελατειακών τμημάτων και των σχετικών ευρημάτων.

Δεν αποτελούν παρεμβάσεις που εφαρμόστηκαν ή αξιολογήθηκαν στο πλαίσιο της παρούσας έρευνας. Επομένως, η αποτελεσματικότητά τους θα πρέπει να εξεταστεί μέσω κατάλληλων μεθόδων επιχειρησιακής αξιολόγησης πριν από την ευρύτερη εφαρμογή τους.

5.3.1 **Στρατηγικές για το τμήμα Champions**

Το τμήμα Champions χαρακτηρίζεται από υψηλές βαθμολογίες Recency, Frequency και Monetary, γεγονός που υποδηλώνει πρόσφατη και συχνή αγοραστική δραστηριότητα, καθώς και υψηλή ιστορική χρηματική αξία συναλλαγών.

Η συνολική RFM ανάλυση έδειξε ότι το συγκεκριμένο τμήμα συγκεντρώνει σημαντικό μέρος της ιστορικής οικονομικής συνεισφοράς της πελατειακής βάσης, ενώ η συμπληρωματική ανάλυση churn ανέδειξε σχετικά χαμηλό ποσοστό μελλοντικής αδράνειας.

Με βάση τα χαρακτηριστικά αυτά, μια επιχείρηση ηλεκτρονικού εμπορίου θα μπορούσε να εξετάσει στρατηγικές που αποσκοπούν στη διατήρηση της υπάρχουσας αγοραστικής δραστηριότητας και στην ενίσχυση της μακροχρόνιας πελατειακής σχέσης.

Ενδεικτικές ενέργειες περιλαμβάνουν την παροχή εξατομικευμένων υπηρεσιών εξυπηρέτησης, την έγκαιρη ενημέρωση για νέα προϊόντα, τη δυνατότητα πρόσβασης σε ειδικά προνόμια και την ανάπτυξη προγραμμάτων αναγνώρισης της επαναλαμβανόμενης αγοραστικής δραστηριότητας.

Παράλληλα, η παρακολούθηση μεταβολών στη συχνότητα συναλλαγών και στη χρονική απόσταση από την τελευταία αγορά θα μπορούσε να υποστηρίξει την έγκαιρη αναγνώριση ενδεχόμενης μεταβολής της προηγούμενης αγοραστικής συμπεριφοράς.

Ωστόσο, η υψηλή ιστορική οικονομική αξία δεν συνεπάγεται ότι όλοι οι πελάτες του συγκεκριμένου τμήματος χρειάζονται πρόσθετα οικονομικά κίνητρα. Η εφαρμογή εκπτώσεων σε πελάτες που θα πραγματοποιούσαν ούτως ή άλλως νέα αγορά μπορεί να περιορίσει την οικονομική απόδοση μιας ενέργειας διατήρησης.

5.3.2 **Στρατηγικές για το τμήμα Loyal Customers**

Οι Loyal Customers χαρακτηρίζονται από σχετικά υψηλή συχνότητα και πρόσφατη αγοραστική δραστηριότητα, στοιχεία που υποδηλώνουν επαναλαμβανόμενη συναλλακτική σχέση με την επιχείρηση. Για το συγκεκριμένο τμήμα, η ανάπτυξη στρατηγικών retention μπορεί να επικεντρωθεί στη διατήρηση της αγοραστικής συνέπειας και στην υποστήριξη της θετικής εμπειρίας εξυπηρέτησης. Η επιχείρηση θα μπορούσε να εξετάσει την εφαρμογή προγραμμάτων επιβράβευσης, την παροχή εξατομικευμένων προτάσεων προϊόντων και την ανάπτυξη συστηματικής επικοινωνίας με βάση το ιστορικό αγορών.

Επιπλέον, η παρακολούθηση της μεταβολής της Frequency μπορεί να υποστηρίξει την αναγνώριση πελατών των οποίων η επαναλαμβανόμενη δραστηριότητα παρουσιάζει σταδιακή μείωση. Η εφαρμογή των συγκεκριμένων ενεργειών θα πρέπει να λαμβάνει υπόψη τις πραγματικές ανάγκες των πελατών και να αποφεύγει την υπερβολική συχνότητα επικοινωνίας, η οποία ενδέχεται να επηρεάσει αρνητικά την εμπειρία τους.

5.3.3 **Στρατηγικές για το τμήμα At Risk**

Το τμήμα At Risk περιλαμβάνει πελάτες που είχαν πραγματοποιήσει περισσότερες προηγούμενες συναλλαγές, αλλά παρουσιάζουν αυξημένη χρονική απόσταση από την τελευταία αγορά τους. Η συμπληρωματική ανάλυση ανέδειξε ποσοστό μελλοντικής αγοραστικής αδράνειας 46,70%, υψηλότερο από το συνολικό ποσοστό του πληθυσμού πρόβλεψης.

Τα χαρακτηριστικά αυτά υποστηρίζουν τη διερεύνηση στρατηγικών επανενεργοποίησης, οι οποίες θα μπορούσαν να επικεντρωθούν σε πελάτες που παρουσίαζαν προηγουμένως επαναλαμβανόμενη αγοραστική δραστηριότητα.

Μια επιχείρηση θα μπορούσε, ενδεικτικά, να εξετάσει την αποστολή εξατομικευμένων μηνυμάτων υπενθύμισης, την ενημέρωση για προϊόντα που σχετίζονται με προηγούμενες αγορές ή τη συλλογή ανατροφοδότησης σχετικά με ενδεχόμενα προβλήματα στην αγοραστική εμπειρία.

Παράλληλα, η συνεκτίμηση της ιστορικής Monetary Value θα μπορούσε να υποστηρίξει τη διαφοροποίηση της έντασης και του κόστους των ενεργειών επανενεργοποίησης. Η αναγνώριση ενός πελάτη ως At Risk δεν συνεπάγεται, ωστόσο, ότι η προσφορά οικονομικού κινήτρου αποτελεί απαραίτητα την κατάλληλη παρέμβαση. Η επιλογή της ενέργειας θα πρέπει να στηρίζεται, όπου είναι δυνατόν, σε πρόσθετες πληροφορίες σχετικά με τις αιτίες περιορισμού της αγοραστικής δραστηριότητας και την προηγούμενη ανταπόκριση του πελάτη στις ενέργειες της επιχείρησης.

5.3.4 **Στρατηγικές για το τμήμα Hibernating**

Οι Hibernating χαρακτηρίζονται από χαμηλή πρόσφατη αγοραστική δραστηριότητα και περιορισμένη συχνότητα συναλλαγών. Το συγκεκριμένο τμήμα παρουσίασε το υψηλότερο ποσοστό μη επαναγοράς κατά το εξεταζόμενο 90ήμερο, το οποίο ανήλθε σε 56,28%. Τα αποτελέσματα αυτά αναδεικνύουν τη σημασία της περαιτέρω διερεύνησης των χαρακτηριστικών και των πιθανών αιτιών αγοραστικής αδράνειας των συγκεκριμένων πελατών. Για την εν λόγω ομάδα θα μπορούσαν να εξεταστούν ενέργειες επανενεργοποίησης περιορισμένου κόστους, όπως εξατομικευμένες υπενθυμίσεις, ενημερώσεις για προϊόντα που σχετίζονται με προηγούμενες αγορές ή σύντομες έρευνες ανατροφοδότησης. Η επιχείρηση θα μπορούσε επίσης να διερευνήσει εάν η απουσία νέων αγορών συνδέεται με την περιοδικότητα των αναγκών του πελάτη, την έλλειψη ενδιαφέροντος για τα διαθέσιμα προϊόντα ή ενδεχόμενα προβλήματα κατά την προηγούμενη συναλλαγή.

Ιδιαίτερη προσοχή απαιτείται ως προς το κόστος των παρεμβάσεων. Η εφαρμογή εκτεταμένων προωθητικών ενεργειών σε ολόκληρο το τμήμα, χωρίς προηγούμενη εκτίμηση

της οικονομικής τους απόδοσης, δεν τεκμηριώνεται από τα αποτελέσματα της παρούσας έρευνας.

Συνεπώς, η αξιολόγηση εναλλακτικών ενεργειών μέσω περιορισμένων δοκιμαστικών εφαρμογών θα μπορούσε να αποτελέσει καταλληλότερη βάση για τη λήψη αποφάσεων σχετικά με την επανενεργοποίηση των συγκεκριμένων πελατών.

5.3.5 **Στρατηγικές για το τμήμα Big Spenders**

Το τμήμα Big Spenders χαρακτηρίζεται από υψηλή ιστορική χρηματική αξία αγορών, σε συνδυασμό με σχετικά περιορισμένη συχνότητα συναλλαγών. Η συγκεκριμένη διαφοροποίηση υποδηλώνει ότι η οικονομική συνεισφορά ενός πελάτη δεν εξαρτάται αποκλειστικά από το πλήθος των παραγγελιών του, αλλά και από τη χρηματική αξία των επιμέρους συναλλαγών.

Για το συγκεκριμένο τμήμα μπορούν να εξεταστούν στρατηγικές που λαμβάνουν υπόψη τις ιδιαίτερες αγοραστικές ανάγκες και τον πιθανό μεγαλύτερο χρονικό κύκλο μεταξύ διαδοχικών παραγγελιών. Ενδεικτικά, η επιχείρηση θα μπορούσε να αξιοποιήσει το ιστορικό αγορών για την παροχή εξατομικευμένων προτάσεων προϊόντων υψηλότερης αξίας, την προσφορά εξειδικευμένης εξυπηρέτησης και την ανάπτυξη επικοινωνίας προσαρμοσμένης στις προηγούμενες συναλλακτικές προτιμήσεις του πελάτη.

Παράλληλα, η αξιολόγηση της αγοραστικής αδράνειας θα πρέπει να λαμβάνει υπόψη ότι οι πελάτες με υψηλή αξία ανά παραγγελία μπορεί να παρουσιάζουν μεγαλύτερα φυσιολογικά διαστήματα μεταξύ των αγορών τους.

Επομένως, η εφαρμογή ενός ενιαίου χρονικού ορίου αδράνειας ενδέχεται να μην αποτυπώνει με την ίδια ακρίβεια την πραγματική κατάσταση της πελατειακής σχέσης για όλες τις κατηγορίες αγοραστικής συμπεριφοράς.

5.3.6 **Στρατηγικές για το τμήμα Promising/New**

Η κατηγορία Promising/New περιλαμβάνει πελάτες που δεν εντάχθηκαν στα υπόλοιπα πέντε τμήματα βάσει των κανόνων της παρούσας RFM τμηματοποίησης. Για τον λόγο αυτόν,

πρόκειται για ομάδα με δυνητικά ετερογενή χαρακτηριστικά, η οποία δεν πρέπει να ταυτίζεται αποκλειστικά με πελάτες που πραγματοποίησαν πρόσφατα την πρώτη τους αγορά.

Η συμπληρωματική ανάλυση ανέδειξε ποσοστό μη επαναγοράς 51,44%, γεγονός που υποστηρίζει την ανάγκη περαιτέρω διερεύνησης της αγοραστικής συμπεριφοράς των πελατών της συγκεκριμένης κατηγορίας. Μια πιθανή επιχειρησιακή προσέγγιση θα ήταν ο περαιτέρω διαχωρισμός της ομάδας με βάση την προηγούμενη συχνότητα συναλλαγών και τον χρόνο που έχει παρέλθει από την πρώτη καταγεγραμμένη αγορά.

Για τους πελάτες με μία μόνο αγορά, η επιχείρηση θα μπορούσε να εξετάσει ενέργειες που αποσκοπούν στη διευκόλυνση της δεύτερης συναλλαγής, όπως ενημερώσεις για συμπληρωματικά προϊόντα, παροχή πληροφοριών σχετικά με την εξυπηρέτηση και κατάλληλη επικοινωνία μετά την αγορά.

Για πελάτες που έχουν ήδη πραγματοποιήσει περισσότερες συναλλαγές, αλλά παρουσιάζουν μεταβολές στη συχνότητα ή στην πρόσφατη δραστηριότητά τους, θα μπορούσαν να εξεταστούν διαφορετικές ενέργειες επαναδραστηριοποίησης.

Η προσέγγιση αυτή θα επέτρεπε την αποφυγή εφαρμογής ενιαίας στρατηγικής σε πελάτες με διαφορετικό ιστορικό αγορών.

5.4 **Επιχειρησιακή αξιοποίηση της ανάλυσης δεδομένων για τη βελτίωση του ηλεκτρονικού εμπορίου**

Η αποτελεσματική αξιοποίηση των αποτελεσμάτων της παρούσας έρευνας προϋποθέτει τη σύνδεση της ανάλυσης δεδομένων με συγκεκριμένες διαδικασίες λήψης επιχειρησιακών αποφάσεων. Η RFM τμηματοποίηση παρέχει μια συνοπτική εικόνα της προηγούμενης αγοραστικής συμπεριφοράς, ενώ τα προγνωστικά μοντέλα προσφέρουν πρόσθετες πληροφορίες σχετικά με την εκτιμώμενη πιθανότητα μελλοντικής αδράνειας.

Ο συνδυασμός των δύο προσεγγίσεων μπορεί να υποστηρίξει μια περισσότερο διαφοροποιημένη διαχείριση της πελατειακής βάσης, υπό την προϋπόθεση ότι οι σχετικές πληροφορίες αξιοποιούνται με κατάλληλο επιχειρησιακό σχεδιασμό.

5.4.1 **Συνδυασμός ιστορικής αξίας και προβλεπόμενου κινδύνου churn**

Μια πιθανή εφαρμογή της ανάλυσης δεδομένων αφορά τη συνδυαστική αξιολόγηση της ιστορικής χρηματικής αξίας και της προβλεπόμενης πιθανότητας αγοραστικής αδράνειας.

Η χρήση αποκλειστικά της πιθανότητας churn μπορεί να οδηγήσει σε ενιαία αντιμετώπιση πελατών με διαφορετική οικονομική συνεισφορά. Αντίστοιχα, η αξιολόγηση αποκλειστικά βάσει της ιστορικής Monetary Value δεν λαμβάνει υπόψη την πιθανότητα συνέχισης της πελατειακής σχέσης.

Η συνδυαστική εξέταση των δύο διαστάσεων θα μπορούσε να επιτρέψει τη διαμόρφωση διαφορετικών επιχειρησιακών προσεγγίσεων, ανάλογα με τα χαρακτηριστικά κάθε πελάτη.

Η βιβλιογραφία της Customer Lifetime Value υποστηρίζει την αξιοποίηση της αναμενόμενης οικονομικής συνεισφοράς των πελατών για τη λήψη αποφάσεων σχετικά με την κατανομή των διαθέσιμων πόρων marketing (Venkatesan & Kumar, 2004).

Ωστόσο, στην παρούσα έρευνα δεν έχει πραγματοποιηθεί άμεση εκτίμηση της Predictive CLV. Συνεπώς, η ιστορική Monetary Value μπορεί να χρησιμοποιηθεί ως περιγραφικός δείκτης οικονομικής συνεισφοράς, χωρίς να αντιμετωπίζεται ως ισοδύναμη με τη μελλοντική κερδοφορία του πελάτη

5.4.2 **Αξιοποίηση των αποτελεσμάτων για στοχευμένη επικοινωνία**

Η τμηματοποίηση των πελατών μπορεί να υποστηρίξει την προσαρμογή του περιεχομένου και της συχνότητας της επικοινωνίας στις διαφορετικές κατηγορίες αγοραστικής συμπεριφοράς.

Για παράδειγμα, οι πελάτες με συχνές και πρόσφατες συναλλαγές μπορούν να λαμβάνουν πληροφορίες σχετικά με προϊόντα συναφή με το ιστορικό αγορών τους, ενώ οι πελάτες με μειωμένη δραστηριότητα μπορούν να εντάσσονται σε δοκιμαστικές ενέργειες επανενεργοποίησης.

Παράλληλα, η αξιοποίηση των χαρακτηριστικών RFM μπορεί να υποστηρίξει τη διαμόρφωση διαφορετικών μηνυμάτων επικοινωνίας, με βάση την προηγούμενη συχνότητα αγορών και τη χρονική απόσταση από την τελευταία συναλλαγή. Η εφαρμογή τέτοιων

πρακτικών προϋποθέτει την κατάλληλη διαχείριση των προσωπικών δεδομένων, τη διαφάνεια ως προς τη χρήση τους και τον σεβασμό των επιλογών επικοινωνίας των πελατών.

Επιπλέον, η συχνότητα και το περιεχόμενο των μηνυμάτων θα πρέπει να αξιολογούνται, καθώς η αυξημένη επικοινωνία δεν συνεπάγεται απαραίτητα μεγαλύτερη πιθανότητα επαναγοράς.

5.4.3 **Αξιολόγηση της αποτελεσματικότητας των στρατηγικών διατήρησης**

Η ανάπτυξη προγνωστικών μοντέλων αποτελεί εργαλείο υποστήριξης της λήψης αποφάσεων, αλλά δεν επαρκεί από μόνη της για την επιβεβαίωση της αποτελεσματικότητας μιας ενέργειας διατήρησης. Για τον λόγο αυτόν, η εφαρμογή των προτεινόμενων στρατηγικών θα μπορούσε να συνοδεύεται από τη χρήση κατάλληλων δεικτών αξιολόγησης, όπως το ποσοστό επαναγοράς, η μεταβολή της συχνότητας συναλλαγών και η οικονομική απόδοση των ενεργειών marketing.

Η σχετική βιβλιογραφία αναδεικνύει τη σημασία της συμπερίληψης επιχειρησιακών και οικονομικών κριτηρίων κατά την αξιολόγηση προγνωστικών μοντέλων churn, πέρα από τη χρήση αποκλειστικά τεχνικών δεικτών απόδοσης (Manzoor et al., 2024). Στο πλαίσιο αυτό, μια επιχείρηση ηλεκτρονικού εμπορίου θα μπορούσε να εξετάσει την εφαρμογή ελεγχόμενων πειραμάτων (A/B Testing), μέσω των οποίων θα συγκρίνονταν πελάτες που λαμβάνουν συγκεκριμένες ενέργειες διατήρησης με αντίστοιχες ομάδες πελατών που δεν λαμβάνουν την ίδια παρέμβαση.

Η διαδικασία αυτή θα επέτρεπε τη διερεύνηση της πραγματικής επίδρασης των προτεινόμενων ενεργειών στην αγοραστική συμπεριφορά, υπό την προϋπόθεση της εφαρμογής κατάλληλου πειραματικού σχεδιασμού.

5.5 **Περιορισμοί της έρευνας και προτάσεις για μελλοντική διερεύνηση**

Παρά τη δυνατότητα αξιοποίησης των ευρημάτων για την κατανόηση της πελατειακής συμπεριφοράς, η παρούσα έρευνα παρουσιάζει ορισμένους περιορισμούς που επηρεάζουν την ερμηνεία και τη δυνατότητα γενίκευσης των αποτελεσμάτων. Αρχικά, το σύνολο δεδομένων προέρχεται από μία συγκεκριμένη επιχείρηση ηλεκτρονικού λιανεμπορίου και καλύπτει την περίοδο 2010–2011. Επιπλέον, περιλαμβάνει και συναλλαγές πελατών

χονδρικής. Συνεπώς, τα αποτελέσματα δεν μπορούν να θεωρηθούν αυτομάτως αντιπροσωπευτικά της αγοραστικής συμπεριφοράς του συνόλου των καταναλωτών ή των σύγχρονων επιχειρήσεων ηλεκτρονικού εμπορίου.

Ένας δεύτερος περιορισμός αφορά τη χρήση αποκλειστικά συναλλακτικών χαρακτηριστικών. Η ανάλυση δεν περιλαμβάνει πληροφορίες σχετικά με την ικανοποίηση των πελατών, την ποιότητα εξυπηρέτησης, τις προτιμήσεις, την αλληλεπίδραση με την ηλεκτρονική πλατφόρμα ή την ανταπόκριση σε προηγούμενες ενέργειες marketing. Η ενσωμάτωση τέτοιων πληροφοριών σε μελλοντική έρευνα θα μπορούσε να εξετάσει κατά πόσο βελτιώνεται η κατανόηση της πελατειακής συμπεριφοράς και η προβλεπτική ικανότητα των μοντέλων.

Παράλληλα, η μεταβλητή Churn ορίστηκε βάσει της απουσίας νέας αγοράς κατά τη διάρκεια 90 ημερών. Η συγκεκριμένη επιλογή αποτελεί λειτουργικό ορισμό αγοραστικής αδράνειας και δεν αποδεικνύει οριστική αποχώρηση του πελάτη. Μελλοντική έρευνα θα μπορούσε να εξετάσει διαφορετικούς χρονικούς ορίζοντες πρόβλεψης, καθώς και τη διαφοροποίηση του ορίου αδράνειας ανάλογα με τα χαρακτηριστικά των προϊόντων και τον συνήθη κύκλο αγορών των πελατών.

Επιπλέον, η αξιολόγηση των προγνωστικών μοντέλων πραγματοποιήθηκε σε ένα συγκεκριμένο χρονικό πλαίσιο. Η χρήση διαφορετικών χρονικών παραθύρων εκπαίδευσης και αξιολόγησης θα μπορούσε να επιτρέψει την εξέταση της σταθερότητας της προβλεπτικής ικανότητας σε μεταγενέστερες περιόδους. Η παρούσα έρευνα δεν περιλαμβάνει άμεση πρόβλεψη Customer Lifetime Value, αλλά χρησιμοποιεί την ιστορική Monetary Value ως δείκτη οικονομικής συνεισφοράς. Μελλοντική διερεύνηση θα μπορούσε να επεκταθεί στην ανάπτυξη κατάλληλων πιθανοτικών μοντέλων CLV, με σκοπό τη συνδυαστική εξέταση του προβλεπόμενου κινδύνου churn και της αναμενόμενης μελλοντικής οικονομικής αξίας.

Τέλος, οι στρατηγικές διατήρησης που διατυπώθηκαν δεν εφαρμόστηκαν πειραματικά. Κατά συνέπεια, η πραγματική τους αποτελεσματικότητα δεν μπορεί να προσδιοριστεί από τα αποτελέσματα της παρούσας ανάλυσης. Η πραγματοποίηση ελεγχόμενων πειραμάτων και η αξιολόγηση της ανταπόκρισης των πελατών σε διαφορετικές παρεμβάσεις θα μπορούσαν να αποτελέσουν αντικείμενο μελλοντικής έρευνας.

5.6 **Τελικά συμπεράσματα**

Η παρούσα πτυχιακή εργασία διερεύνησε τη δυνατότητα αξιοποίησης συναλλακτικών δεδομένων πελατών για την ανάπτυξη στρατηγικών Customer Retention στο ηλεκτρονικό εμπόριο, συνδυάζοντας την περιγραφική ανάλυση, την τμηματοποίηση RFM και την εφαρμογή προγνωστικών μοντέλων μηχανικής μάθησης.

Τα αποτελέσματα ανέδειξαν ότι η πελατειακή βάση παρουσιάζει σημαντική ετερογένεια ως προς την πρόσφατη αγοραστική δραστηριότητα, τη συχνότητα συναλλαγών και τη συνολική ιστορική χρηματική αξία των αγορών. Η εφαρμογή της μεθόδου RFM επέτρεψε την αναγνώριση έξι πελατειακών τμημάτων, τα οποία παρουσίασαν διαφορετικά χαρακτηριστικά αγοραστικής συμπεριφοράς και οικονομικής συνεισφοράς. Η σημαντική συγκέντρωση της ιστορικής χρηματικής αξίας στο τμήμα Champions ανέδειξε ότι το μέγεθος ενός πελατειακού τμήματος δεν ταυτίζεται απαραίτητα με την οικονομική του σημασία.

Παράλληλα, η ανάλυση της μελλοντικής αγοραστικής δραστηριότητας έδειξε ότι οι πελάτες που δεν πραγματοποίησαν νέα αγορά κατά την περίοδο παρατήρησης παρουσίαζαν υψηλότερη Recency και χαμηλότερες τιμές Frequency και Monetary σε σύγκριση με τους πελάτες που επέστρεψαν.

Η εφαρμογή των μοντέλων Logistic Regression και Random Forest ανέδειξε τη δυνατότητα αξιοποίησης των χαρακτηριστικών RFM για την πρόβλεψη της μελλοντικής αγοραστικής αδράνειας. Στο συγκεκριμένο σύνολο δεδομένων, η Logistic Regression παρουσίασε υψηλότερη προβλεπτική απόδοση στους εξεταζόμενους δείκτες, ενώ η απλούστερη δομή της επέτρεψε την ερμηνεία της σχέσης μεταξύ των χαρακτηριστικών αγοραστικής συμπεριφοράς και των εκτιμώμενων odds churn. Επιπλέον, η σύνδεση της RFM τμηματοποίησης με τη μελλοντική αγοραστική δραστηριότητα ανέδειξε διαφοροποιήσεις στα ποσοστά μη επαναγοράς μεταξύ των πελατειακών τμημάτων. Η συγκεκριμένη διαπίστωση υποστηρίζει τη χρησιμότητα της τμηματοποίησης ως εργαλείου για τη μελέτη της πελατειακής βάσης και τη διαμόρφωση διαφοροποιημένων επιχειρησιακών προσεγγίσεων.

Συνολικά, η παρούσα έρευνα αναδεικνύει ότι η αξιοποίηση ιστορικών συναλλακτικών δεδομένων μπορεί να υποστηρίξει την αναγνώριση διαφορετικών προτύπων αγοραστικής συμπεριφοράς και την εκτίμηση της μελλοντικής δραστηριότητας των πελατών.

Η συνδυαστική αξιοποίηση της RFM τμηματοποίησης, των δεικτών ιστορικής οικονομικής αξίας και των προγνωστικών μοντέλων μπορεί να αποτελέσει τη βάση για την ανάπτυξη περισσότερο στοχευμένων και τεκμηριωμένων στρατηγικών Customer Retention.

Ωστόσο, η πρόβλεψη του κινδύνου αγοραστικής αδράνειας δεν συνεπάγεται αυτομάτως ότι μια συγκεκριμένη ενέργεια διατήρησης θα επιφέρει θετική μεταβολή στη συμπεριφορά του πελάτη. Η πραγματική επιχειρησιακή αξία των προτεινόμενων στρατηγικών προϋποθέτει την κατάλληλη εφαρμογή τους, την αξιολόγηση της ανταπόκρισης των πελατών και τη συνεκτίμηση του οικονομικού κόστους των αντίστοιχων παρεμβάσεων.

Κατά συνέπεια, η ανάλυση δεδομένων δεν αποτελεί αυτοτελή λύση για την αύξηση της διατήρησης πελατών, αλλά εργαλείο υποστήριξης της λήψης αποφάσεων, το οποίο μπορεί να συμβάλει στην καλύτερη κατανόηση της πελατειακής συμπεριφοράς και στον σχεδιασμό στρατηγικών που ανταποκρίνονται στα διαφορετικά χαρακτηριστικά και τις ανάγκες της πελατειακής βάσης.

ΒΙΒΛΙΟΓΡΑΦΙΑ

1. Wigayha, C. K., Rolando, B. & Wijaya, A. J. 2025, 'A demographic analysis of consumer behavioral patterns on digital e-commerce platforms', *JUMDER: Jurnal Bisnis Digital dan Ekonomi Kreatif*.
2. Rosário, Albérico & Raimundo, Ricardo. (2021). Consumer Marketing Strategy and E-Commerce in the Last Decade: A Literature Review. Journal of Theoretical and Applied Electronic Commerce Research. 16. 3003-3024. 10.3390/jtaer16070164.
3. Imani, M. *et al.* (2025) 'Customer churn prediction: A systematic review of recent advances, trends, and challenges in machine learning and Deep learning', *Machine Learning and Knowledge Extraction*, 7(3), p. 105. doi:10.3390/make7030105.
4. Qadir, Aram & Arab, Hawkar. (2023). Digital Consumer Behavior and Ecommerce Tendencies During the New War Crisis. 10. 2023.
5. Alkitbi, S.S. *et al.* (2020) 'Factors affect customer retention: A systematic review', *Advances in Intelligent Systems and Computing*, pp. 656–667. doi:10.1007/978-3-030-58669-0_59.
6. Christian Chukwuemeka Ike *et al.* (2023) 'Advancing machine learning frameworks for customer retention and propensity modeling in e-commerce platforms', *GSC Advanced Research and Reviews*, 14(2), pp. 191–203. doi:10.30574/gscarr.2023.14.2.0017.
7. Kumar, V. and Ayodeji, O.G. (2021) 'E-retail factors for customer activation and retention: An empirical study from Indian e-commerce customers', *Journal of Retailing and Consumer Services*, 59, p. 102399. doi:10.1016/j.jretconser.2020.102399.
8. Zhang, Xianghan & Ghosh, Abhijit & Ali, Abbas. (2024). Research on Customer Retention Strategy in the E-commerce Environment. Economics & Management Review. 5. 8. 10.6981/FEM.202402_5(2).0014.
9. Mustafa Ayobami Raji *et al.* (2024) 'E-commerce and consumer behavior: A review of AI-powered personalization and market trends', *GSC Advanced Research and Reviews*, 18(3), pp. 066–077. doi:10.30574/gscarr.2024.18.3.0090.
10. Nimbalkar, Atul & Berad, A. (2022). THE INCREASING IMPORTANCE OF AI APPLICATIONS IN E-COMMERCE.

11. Theodorakopoulos, L. and Theodoropoulou, A. (2024) ‘Leveraging big data analytics for understanding consumer behavior in Digital Marketing: A systematic review’, *Human Behavior and Emerging Technologies*, 2024(1). doi:10.1155/2024/3641502.
12. Bounsaythip, C., & Rinta-Runsala, E. (2001). *Overview of Data Mining for Customer Behavior Modeling* (Version 1, June 29, 2001). VTT Information Technology. (Available via Semantic Scholar Record).
13. Pande, P., Kulkarni, A. K., Balamurugan, P., Balakrishnan, S., Ramalingam, V., & Revathi, R. (2025). Big Data Analytics in E-commerce Driving Business Decisions Through Customer Behavior Insights. *ITM Web of Conferences*.
14. Manzoor, A. *et al.* (2024) ‘A review on machine learning methods for customer churn prediction and recommendations for Business Practitioners’, *IEEE Access*, 12, pp. 70434–70463. doi:10.1109/access.2024.3402092.
15. J, S. *et al.* (2023) ‘E-commerce customer churn prevention using machine learning-based business intelligence strategy’, *Measurement: Sensors*, 27, p. 100728. doi:10.1016/j.measen.2023.100728.
16. Jahan, I. and Sanam, T.F. (2026). A comprehensive framework for customer retention in e-commerce using machine learning based on churn prediction, customer segmentation, and recommendation. Electronic Commerce Research, 26(1), pp. 1–44. doi.org/10.1007/s10660-024-09936-0
17. Hasan, M.S. *et al.* (2024) ‘Predictive Analytics for customer retention: Machine learning models to analyze and mitigate churn in e-commerce platforms’, *Journal of Business and Management Studies*, 6(4), pp. 304–320. doi:10.32996/jbms.2024.6.4.22.
18. Dey, S., D., R. and Devi, V.S. (2025) ‘Predicting customer lifetime value in e-commerce: A data-driven approach to enhance customer retention strategies’, *2025 3rd International Conference on Intelligent Data Communication Technologies and Internet of Things (IDCIoT)*, pp. 156–161. doi:10.1109/idciot64235.2025.10915044.
19. Hu, S. and Chen, A. (2025) ‘Data-driven customer retention strategies in e-commerce: A Fuzzy z-number approach’, *IEEE Access*, 13, pp. 75388–75399. doi:10.1109/access.2025.3550190.

20. Alfian, G. *et al.* (2019) 'Customer behavior analysis using real-time data processing', *Asia Pacific Journal of Marketing and Logistics*, 31(1), pp. 265–290. doi:10.1108/apjml-03-2018-0088.
21. Chen, D., Sain, S. L., & Guo, K. (2012). Data mining for the online retail industry: A case study of RFM model-based customer segmentation using data mining. Journal of Database Marketing & Customer Strategy Management, 19(3), 197–208. https://doi.org/10.1057/dbm.2012.17
22. Fader, P. S., Hardie, B. G. S., & Lee, K. L. (2005). RFM and CLV: Using iso-value curves for customer base analysis. Journal of Marketing Research, 42(4), 415–430. https://doi.org/10.1509/jmkr.2005.42.4.415
23. Gupta, S., Hanssens, D., Hardie, B., Kahn, W., Kumar, V., Lin, N., Ravishanker, N., & Sriram, S. (2006). Modeling customer lifetime value. Journal of Service Research, 9(2), 139–155. https://doi.org/10.1177/1094670506293810
24. Huang, M.-H., & Rust, R. T. (2021). A strategic framework for artificial intelligence in marketing. Journal of the Academy of Marketing Science, 49, 30–50. https://doi.org/10.1007/s11747-020-00749-9
25. UCI Machine Learning Repository. (2015). Online Retail [Dataset]. https://archive.ics.uci.edu/dataset/352/online%2Bretail
26. Venkatesan, R., & Kumar, V. (2004). A customer lifetime value framework for customer selection and resource allocation strategy. Journal of Marketing, 68(4), 106–125. https://doi.org/10.1509/jmkg.68.4.106.42728
27. Verbeke, W., Martens, D., Mues, C., & Baesens, B. (2011). Building comprehensible customer churn prediction models with advanced rule induction techniques. Expert Systems with Applications, 38(3), 2354–2364. https://doi.org/10.1016/j.eswa.2010.08.023