Neapolis University

HEPHAESTUS Repository **http://hephaestus.nup.ac.cy**

Department of Computer Science MSc in Information Systems and Digital Innovation

2025-01

þÿ £ Í ³ º Á ¹ Ã · ± » ³ ¿ Á ¯ ¸ ¼ É ½ Ä µ Ç ½ · Ä
þÿ ½ ¿ · ¼ ¿ Ã Í ½ · Â ³ ¹ ± Ã Å Ã Ä ® ¼ ± Ä ±

þÿ œ ± Á º ¿ ¼ ± ½ É » ¬ º · , ‘ ¹ º ± Ä µ Á ¯ ½ ·

þÿ œ µ Ä ± À Ä Å Ç ¹ ± º Ì Ã Ä ± » · Á ¿ Æ ¿ Á ¹ ± º ¬ £ Å Ã Ä ® ¼ ± Ä ± º ± ¹ ¨ · Æ ¹ ± º ® š ± ¹ ½ ¿ Ä ¿ ¼ ¯ ± ,
þÿ º ± ¹ • À ¹ Ã Ä ® ¼ · Â ¥ À ¿ » ¿ ³ ¹ Ã Ä Î ½ , ± ½ µ À ¹ Ã Ä ® ¼ ¹ ¿ • µ ¬ À ¿ » ¹ Â ¬ Æ ¿ Å

http://hdl.handle.net/11728/12921

Downloaded from HEPHAESTUS Repository, Neapolis University institutional repository

ΠΑΝΕΠΙΣΤΗΜΙΟ ΝΕΑΠΟΛΙΣ ΠΑΦΟΥ

ΣΧΟΛΗ ΟΙΚΟΝΟΜΙΚΩΝ, ΔΙΟΙΚΗΣΗΣ ΚΑΙ ΠΛΗΡΟΦΟΡΙΚΗΣ

ΜΕΤΑΠΤΥΧΙΑΚΟ ΠΡΟΓΡΑΜΜΑ ΣΠΟΥΔΩΝ ΣΤΑ ΠΛΗΡΟΦΟΡΙΑΚΑ ΣΥΣΤΗΜΑΤΑ ΚΑΙ ΤΗ ΨΗΦΙΑΚΗ ΚΑΙΝΟΤΟΜΙΑ

ΔΙΠΛΩΜΑΤΙΚΗ: ΣΥΓΚΡΙΣΗ ΑΛΓΟΡΙΘΜΩΝ ΤΕΧΝΗΤΗΣ ΝΟΗΜΟΣΥΝΗΣ ΓΙΑ ΣΥΣΤΗΜΑΤΑ ΣΥΣΤΑΣΕΩΝ

ΣΥΓΓΡΑΦΕΑΣ: ΜΑΡΚΟΜΑΝΩΛΑΚΗ ΑΙΚΑΤΕΡΙΝΗ

ΕΠΙΒΛΕΠΟΥΣΑ ΚΑΘΗΓΗΤΡΙΑ: ΚΥΡΙΑΚΙΔΟΥ-ΖΑΧΑΡΟΥΔΙΟΥ ΑΥΓΟΥΣΤΑ

ΙΑΝΟΥΑΡΙΟΣ 2025

Περίληψη

Η παρούσα εργασία εστιάζει στη σύγκριση και αξιολόγηση αλγορίθμων τεχνητής νοημοσύνης για συστήματα συστάσεων. Τα συστήματα αυτά διαδραματίζουν σημαντικό ρόλο στη σύγχρονη ψηφιακή οικονομία, καθώς βελτιώνουν την εμπειρία των χρηστών και ενισχύουν τη στοχευμένη προώθηση προϊόντων και υπηρεσιών. Στόχος της μελέτης είναι η ανάλυση της απόδοσης διαφορετικών αλγορίθμων συστάσεων, με έμφαση σε μεθόδους φιλτραρίσματος συνεργασίας και παραγοντοποίησης μητρών, καθώς και η διερεύνηση της αποτελεσματικότητας των υβριδικών μοντέλων. Η μεθοδολογία βασίστηκε σε ποσοτική έρευνα με θετικιστική προσέγγιση, χρησιμοποιώντας υπάρχοντα σύνολα δεδομένων από την πλατφόρμα Amazon. Οι αλγόριθμοι που αξιολογήθηκαν είναι οι SlopeOne, NMF (Non-Negative Matrix Factorization) και SVD (Singular Value Decomposition), καθώς και ένας υβριδικός αλγόριθμος τύπου Ensemble, ο οποίος συνδυάζει τις προβλέψεις των τριών μοντέλων. Τα δεδομένα υποβλήθηκαν σε προεπεξεργασία, ενώ η αξιολόγηση πραγματοποιήθηκε μέσω μετρικών όπως η ακρίβεια και το RMSE (Root Mean Squared Error). Η ανάλυση και υλοποίηση των μοντέλων πραγματοποιήθηκε σε περιβάλλον Python, αξιοποιώντας βιβλιοθήκες όπως το Surprise. Τα αποτελέσματα έδειξαν ότι ο αλγόριθμος SVD επιτυγχάνει την υψηλότερη ακρίβεια, με τη χαμηλότερη τιμή RMSE (1.305). Ο υβριδικός αλγόριθμος παρουσίασε επίσης βελτιωμένη απόδοση συγκριτικά με τους NMF και SlopeOne, αξιοποιώντας τα πλεονεκτήματα κάθε μεμονωμένου μοντέλου. Τα αποτελέσματα επιβεβαιώνουν τη χρησιμότητα των συνδυαστικών προσεγγίσεων, καθώς παρέχουν μεγαλύτερη σταθερότητα και ακρίβεια στις προβλέψεις. Η έρευνα επιβεβαιώνει ότι η επιλογή και ο συνδυασμός αλγορίθμων επηρεάζουν σημαντικά την απόδοση των συστημάτων συστάσεων. Η ενσωμάτωση υβριδικών προσεγγίσεων αποτελεί μια αποδοτική στρατηγική για τη βελτίωση των προτάσεων, ιδίως σε περιβάλλοντα ψηφιακού μάρκετινγκ. Μελλοντικές έρευνες θα μπορούσαν να επικεντρωθούν στη χρήση πιο εξελιγμένων τεχνικών, όπως νευρωνικά δίκτυα, για περαιτέρω βελτίωση της ακρίβειας και της προσαρμοστικότητας των συστημάτων.

Λέξεις-κλειδιά: Συστήματα Συστάσεων, Αλγόριθμοι Μηχανικής Μάθησης, Παραγοντοποίηση Μητρών, Υβριδικά Μοντέλα

Abstract

This study focuses on the comparison and evaluation of artificial intelligence algorithms for recommender systems. These systems play an important role in the modern digital economy, as they improve the user experience and enhance the targeted promotion of products and services. The aim of this study is to analyze the performance of different recommendation algorithms, with a focus on cooperation filtering and matrix factorization methods, and to investigate the effectiveness of hybrid models. The methodology was based on quantitative research with a positivist approach, using existing datasets from the Amazon platform. The algorithms evaluated are SlopeOne, NMF (Non-Negative Matrix Factorization) and SVD (Singular Value Decomposition), as well as a hybrid algorithm of the Ensemble type, which combines the predictions of the three models. The data were subjected to pre-processing, and evaluation was performed through metrics such as accuracy and RMSE (Root Mean Squared Error). The analysis and implementation of the models was performed in a Python environment, utilizing libraries such as Surprise. The results showed that the SVD algorithm achieves the highest accuracy, with the lowest RMSE value (1.305). The hybrid algorithm also showed improved performance compared to NMF and SlopeOne, leveraging the strengths of each individual model. The results confirm the usefulness of the combined approaches, as they provide greater stability and accuracy in the predictions. The research confirms that the selection and combination of algorithms significantly affect the performance of recommendation systems. Incorporating hybrid approaches is a cost-effective strategy for improving recommendations, especially in digital marketing environments. Future research could focus on using more sophisticated techniques, such as neural networks, to further improve the accuracy and adaptability of the systems.

Keywords: Recommendation systems, Machine learning algorithms, Matrix factorization, Hybrid models.

Περιεχόμενα

Περίληψη 2

Abstract 3

1. Εισαγωγή .....**Σφάλμα! Δεν έχει οριστεί σελιδοδείκτης.**

1.1. Αντικείμενο της Έρευνας.....**Σφάλμα! Δεν έχει οριστεί σελιδοδείκτης.**

1.2. Σκοπός και Στόχοι της Εργασίας**Σφάλμα! Δεν έχει οριστεί σελιδοδείκτης.**

1.3. Σημασία της Έρευνας στον τομέα του Digital Marketing**Σφάλμα! Δεν έχει οριστεί σελιδοδείκτης.**

2. Βιβλιογραφική Ανασκόπηση.....**Σφάλμα! Δεν έχει οριστεί σελιδοδείκτης.**

2.1. Θεωρητικό Υπόβαθρο των Συστημάτων Συστάσεων**Σφάλμα! Δεν έχει οριστεί σελιδοδείκτης.**

2.2. Κατηγορίες Αλγορίθμων Συστάσεων**Σφάλμα! Δεν έχει οριστεί σελιδοδείκτης.**

2.2.1. Φιλτράρισμα Συνεργασίας.....**Σφάλμα! Δεν έχει οριστεί σελιδοδείκτης.**

2.2.2. Μέθοδοι Βασισμένες σε Περιεχόμενο**Σφάλμα! Δεν έχει οριστεί σελιδοδείκτης.**

2.2.3. Υβριδικές Μέθοδοι .....**Σφάλμα! Δεν έχει οριστεί σελιδοδείκτης.**

2.3. Αξιολόγηση Απόδοσης Αλγορίθμων**Σφάλμα! Δεν έχει οριστεί σελιδοδείκτης.**

2.4. Εφαρμογές και Προκλήσεις στα Συστήματα Συστάσεων**Σφάλμα! Δεν έχει οριστεί σελιδοδείκτης.**

2.5. Η Σύνδεση των Συστημάτων Συστάσεων με το Digital Marketing..**Σφάλμα! Δεν έχει οριστεί σελιδοδείκτης.**

2.5.1. Ρόλος των Συστημάτων Συστάσεων στο Digital Marketing**Σφάλμα! Δεν έχει οριστεί σελιδοδείκτης.**

2.5.2. Εξατομίκευση Περιεχομένου και Εμπειρίας Χρήστη**Σφάλμα! Δεν έχει οριστεί σελιδοδείκτης.**

2.5.3. Αύξηση Πωλήσεων και Έσοδα μέσω Προσωποποιημένων Προτάσεων **Σφάλμα! Δεν έχει οριστεί σελιδοδείκτης.**

2.5.4. Ανάλυση Συμπεριφοράς Χρηστών και Βελτιστοποίηση Καμπανιών **Σφάλμα! Δεν έχει οριστεί σελιδοδείκτης.**

2.5.5. Στρατηγικές Ενσωμάτωσης Συστημάτων Συστάσεων στο Digital Marketing.....**Σφάλμα! Δεν έχει οριστεί σελιδοδείκτης.**

2.5.6. Βελτιστοποίηση SEO και Περιεχομένου με Βάση τις Προτάσεις**Σφάλμα! Δεν έχει οριστεί σελιδοδείκτης.**

2.5.7. Χρήση Συστημάτων Συστάσεων σε Κοινωνικά Δίκτυα και Διαφήμιση **Σφάλμα! Δεν έχει οριστεί σελιδοδείκτης.**

2.6. Δημοφιλείς Οργανισμοί και Εφαρμογές Digital Marketing**Σφάλμα! Δεν έχει οριστεί σελιδοδείκτης.**

2.7. Σύνοψη Βιβλιογραφικής Ανασκόπησης**Σφάλμα! Δεν έχει οριστεί σελιδοδείκτης.**

3. Μεθοδολογία .....**Σφάλμα! Δεν έχει οριστεί σελιδοδείκτης.**

3.1. Ερευνητική Φιλοσοφία .....**Σφάλμα! Δεν έχει οριστεί σελιδοδείκτης.**

3.2. Προσέγγιση της Έρευνας και Μέθοδοι Συλλογής Δεδομένων**Σφάλμα! Δεν έχει οριστεί σελιδοδείκτης.**

3.3. Στρατηγικός Σχεδιασμός Έρευνας**Σφάλμα! Δεν έχει οριστεί σελιδοδείκτης.**

3.3.1. Πειραματική Έρευνα .....**Σφάλμα! Δεν έχει οριστεί σελιδοδείκτης.**

3.3.2. Μελέτη Περίπτωσης .....**Σφάλμα! Δεν έχει οριστεί σελιδοδείκτης.**

3.3.3. Μέθοδοι Συλλογής Δεδομένων**Σφάλμα! Δεν έχει οριστεί σελιδοδείκτης.**

3.3.4. Προεπεξεργασία και Ανάλυση Δεδομένων**Σφάλμα! Δεν έχει οριστεί σελιδοδείκτης.**

3.3.5. Εγκυρότητα και Αξιοπιστία ....**Σφάλμα! Δεν έχει οριστεί σελιδοδείκτης.**

3.3.6. Υπολογιστική Υποδομή .....**Σφάλμα! Δεν έχει οριστεί σελιδοδείκτης.**

3.3.7. Ηθικές Εκτιμήσεις .....**Σφάλμα! Δεν έχει οριστεί σελιδοδείκτης.**

3.3.8. Περιορισμοί της Μεθοδολογίας**Σφάλμα! Δεν έχει οριστεί σελιδοδείκτης.**

4. Υλοποίηση .....**Σφάλμα! Δεν έχει οριστεί σελιδοδείκτης.**

4.1. Επεξεργασία και Καθαρισμός Δεδομένων**Σφάλμα! Δεν έχει οριστεί σελιδοδείκτης.**

4.2. Κατανομή Βαθμολογιών.....**Σφάλμα! Δεν έχει οριστεί σελιδοδείκτης.**

4.3. Συζήτηση Επίδρασης στην Ανάλυση**Σφάλμα! Δεν έχει οριστεί σελιδοδείκτης.**

4.4. Υλοποίηση Αλγορίθμων Συστάσεων**Σφάλμα! Δεν έχει οριστεί σελιδοδείκτης.**

4.5. Εγκατάσταση και Χρήση της Βιβλιοθήκης Surprise**Σφάλμα! Δεν έχει οριστεί σελιδοδείκτης.**

5. Συζήτηση Αποτελεσμάτων.....**Σφάλμα! Δεν έχει οριστεί σελιδοδείκτης.**

6. Επίλογος .....**Σφάλμα! Δεν έχει οριστεί σελιδοδείκτης.**

Βιβλιογραφία .....**Σφάλμα! Δεν έχει οριστεί σελιδοδείκτης.**

Παράρτημα - Α .....**Σφάλμα! Δεν έχει οριστεί σελιδοδείκτης.**

Παράρτημα - Β .....**Σφάλμα! Δεν έχει οριστεί σελιδοδείκτης.**

Περιεχόμενα

1. Εισαγωγή 9
1.1. Αντικείμενο της Έρευνας 10
1.2. Σκοπός και Στόχοι της Εργασίας 11
1.3. Σημασία της Έρευνας στον τομέα του Digital Marketing 12
2. Βιβλιογραφική Ανασκόπηση 16
2.1. Θεωρητικό Υπόβαθρο των Συστημάτων Συστάσεων 16
2.2. Κατηγορίες Αλγορίθμων Συστάσεων 19
2.2.1. Φιλτράρισμα Συνεργασίας 19
2.2.2. Μέθοδοι Βασισμένες σε Περιεχόμενο 22
2.2.3. Υβριδικές Μέθοδοι 25
2.3. Αξιολόγηση Απόδοσης Αλγορίθμων 28
2.4. Εφαρμογές και Προκλήσεις στα Συστήματα Συστάσεων 30
2.5. Η Σύνδεση των Συστημάτων Συστάσεων με το Digital Marketing 33
2.5.1. Ρόλος των Συστημάτων Συστάσεων στο Digital Marketing 33
2.5.2. Εξατομίκευση Περιεχομένου και Εμπειρίας Χρήστη 34
2.5.3. Αύξηση Πωλήσεων και Έσοδα μέσω Προσωποποιημένων Προτάσεων 35
2.5.4. Ανάλυση Συμπεριφοράς Χρηστών και Βελτιστοποίηση Καμπανιών ... 36
2.5.5. Στρατηγικές Ενσωμάτωσης Συστημάτων Συστάσεων στο Digital Marketing 37
2.5.6. Βελτιστοποίηση SEO και Περιεχομένου με Βάση τις Προτάσεις 39
2.5.7. Χρήση Συστημάτων Συστάσεων σε Κοινωνικά Δίκτυα και Διαφήμιση 40
2.6. Δημοφιλείς Οργανισμοί και Εφαρμογές Digital Marketing 42
2.7. Σύνοψη Βιβλιογραφικής Ανασκόπησης 44
3. Μεθοδολογία 45

3.1. Ερευνητική Φιλοσοφία 45
3.2. Προσέγγιση της Έρευνας και Μέθοδοι Συλλογής Δεδομένων 45
3.3. Στρατηγικός Σχεδιασμός Έρευνας 46
3.3.1. Πειραματική Έρευνα 46
3.3.2. Μελέτη Περίπτωσης 48
3.3.3. Μέθοδοι Συλλογής Δεδομένων 48
3.3.4. Προεπεξεργασία και Ανάλυση Δεδομένων 48
3.3.5. Εγκυρότητα και Αξιοπιστία 49
3.3.6. Υπολογιστική Υποδομή 49
3.3.7. Ηθικές Εκτιμήσεις 49
3.3.8. Περιορισμοί της Μεθοδολογίας 50
4. Υλοποίηση 51
4.1. Επεξεργασία και Καθαρισμός Δεδομένων 51
4.2. Κατανομή Βαθμολογιών 51
4.3. Συζήτηση Επίδρασης στην Ανάλυση 52
4.4. Υλοποίηση Αλγορίθμων Συστάσεων 53
4.5. Εγκατάσταση και Χρήση της Βιβλιοθήκης Surprise 53
5. Συζήτηση Αποτελεσμάτων 64
6. Επίλογος 68
Βιβλιογραφία 69
Παράρτημα - Α 81
Παράρτημα - Β 94

1. Εισαγωγή

Τα συστήματα συστάσεων έχουν αναδειχθεί σε ένα κρίσιμο εργαλείο για την εξατομίκευση των εμπειριών των χρηστών σε ψηφιακές πλατφόρμες. Στον σύγχρονο κόσμο του ψηφιακού μάρκετινγκ, η εξατομίκευση αυτή έχει γίνει απαραίτητη, καθώς οι χρήστες αναμένουν προτάσεις που ανταποκρίνονται στις ατομικές τους προτιμήσεις και ανάγκες. Τα συστήματα συστάσεων χρησιμοποιούνται ευρέως σε πλατφόρμες όπως το Netflix, το Amazon και το Spotify για την παροχή προτάσεων προϊόντων, ταινιών ή μουσικής, βελτιώνοντας την εμπειρία χρήστη και αυξάνοντας την αφοσίωση (Lashkari & Sharma, 2023).

Η τεχνητή νοημοσύνη (AI) και οι αλγόριθμοι που τη συνοδεύουν παίζουν καθοριστικό ρόλο στην ανάπτυξη αυτών των συστημάτων. Υπάρχουν διάφοροι τύποι αλγορίθμων, όπως το φιλτράρισμα συνεργασίας, οι μέθοδοι βασισμένες σε περιεχόμενο και οι υβριδικές μέθοδοι, με κάθε τύπο να έχει τα δικά του πλεονεκτήματα και μειονεκτήματα. Η κατανόηση και η αξιολόγηση αυτών των αλγορίθμων είναι ζωτικής σημασίας για την αποτελεσματική εφαρμογή τους στον τομέα του ψηφιακού μάρκετινγκ.

Η κατανόηση και αξιολόγηση των αλγορίθμων συστάσεων είναι ζωτικής σημασίας, καθώς οι διαφορετικές προσεγγίσεις που χρησιμοποιούνται για την εξατομίκευση των προτάσεων έχουν άμεση επίδραση στην εμπειρία του χρήστη και την αποτελεσματικότητα των ψηφιακών πλατφορμών. Παρά την εκτενή έρευνα που έχει πραγματοποιηθεί πάνω στους αλγορίθμους συστάσεων, υπάρχουν ακόμα πολλές προκλήσεις που παραμένουν άλυτες. Ένα από τα κύρια προβλήματα είναι ότι οι υπάρχουσες μέθοδοι δεν είναι εξίσου αποδοτικές σε όλα τα σενάρια. Για παράδειγμα, οι αλγόριθμοι συνεργατικού φιλτραρίσματος παρουσιάζουν δυσκολίες στο "cold start" ή την έλλειψη δεδομένων για νέους χρήστες ή προϊόντα, ενώ οι μέθοδοι που βασίζονται σε περιεχόμενο μπορεί να είναι αναποτελεσματικές όταν τα αντικείμενα δεν διαθέτουν επαρκή χαρακτηριστικά. Επιπλέον, αν και οι υβριδικές μέθοδοι προσπαθούν να συνδυάσουν τα πλεονεκτήματα των δύο προσεγγίσεων, δεν υπάρχει μια ξεκάθαρη λύση που να μπορεί να εφαρμοστεί με τον ίδιο τρόπο σε διαφορετικούς τομείς ή πλατφόρμες.

Η παρούσα έρευνα στοχεύει να καλύψει αυτό το κενό, εξετάζοντας συγκριτικά την απόδοση των διαφόρων αλγορίθμων, χρησιμοποιώντας σύγχρονα πειραματικά δεδομένα και σύνολα αξιολόγησης που προέρχονται από διαφορετικούς τομείς, όπως η ψυχαγωγία και το ηλεκτρονικό εμπόριο. Σε αντίθεση με άλλες μελέτες, οι οποίες συνήθως επικεντρώνονται σε μία μόνο κατηγορία αλγορίθμων ή έναν συγκεκριμένο τομέα, η συγκεκριμένη εργασία στοχεύει να προσφέρει μια συνολική εικόνα των πλεονεκτημάτων και των μειονεκτημάτων κάθε μεθόδου, λαμβάνοντας υπόψη διαφορετικές μετρικές αξιολόγησης όπως η ακρίβεια, η ανάκληση και το Root Mean Squared Error. Επιπλέον, εξετάζεται πώς οι σύγχρονες τεχνολογικές εξελίξεις, όπως η βαθιά μάθηση, μπορούν να βελτιώσουν τις υπάρχουσες προσεγγίσεις και να αντιμετωπίσουν τα τρέχοντα προβλήματα των συστημάτων συστάσεων.

1.1. Αντικείμενο της Έρευνας

Το αντικείμενο της έρευνας αυτής επικεντρώνεται στη σύγκριση των αλγορίθμων τεχνητής νοημοσύνης που χρησιμοποιούνται στα συστήματα συστάσεων και στην αξιολόγηση της απόδοσής τους σε πλατφόρμες ψηφιακού μάρκετινγκ. Συγκεκριμένα, η έρευνα θα αναλύσει και θα συγκρίνει διάφορες κατηγορίες αλγορίθμων, όπως το φιλτράρισμα συνεργασίας, τις μεθόδους βασισμένες σε περιεχόμενο και τις υβριδικές μεθόδους, προκειμένου να εντοπιστούν τα πλεονεκτήματα και τα μειονεκτήματα κάθε προσέγγισης.

Οι αλγόριθμοι φιλτραρίσματος συνεργασίας βασίζονται σε δεδομένα από τους χρήστες και τις αλληλεπιδράσεις τους με τα αντικείμενα, επιτρέποντας τη δημιουργία προτάσεων με βάση τις προτιμήσεις άλλων χρηστών. Αντίθετα, οι μέθοδοι βασισμένες σε περιεχόμενο αναλύουν τα χαρακτηριστικά των αντικειμένων για να παρέχουν προτάσεις που ταιριάζουν με τα ενδιαφέροντα του χρήστη. Οι υβριδικές μέθοδοι συνδυάζουν στοιχεία και από τις δύο προσεγγίσεις, με στόχο να βελτιώσουν την ακρίβεια των προτάσεων.

Επιπλέον, η έρευνα θα εξετάσει πώς οι διάφοροι αλγόριθμοι μπορούν να βελτιώσουν τις στρατηγικές ψηφιακού μάρκετινγκ οργανισμών, αυξάνοντας την απόδοση των καμπανιών τους και ενισχύοντας την αφοσίωση των πελατών τους. Οι εφαρμογές των συστημάτων συστάσεων σε διάφορους τομείς του ψηφιακού μάρκετινγκ, όπως η εξατομίκευση διαφημίσεων, η σύσταση προϊόντων και η ανάλυση συμπεριφοράς χρηστών, θα αναλυθούν διεξοδικά.

1.2.Σκοπός και Στόχοι της Εργασίας

Ο κύριος σκοπός αυτής της διπλωματικής εργασίας είναι να προσφέρει μια ολοκληρωμένη ανάλυση και σύγκριση των αλγορίθμων τεχνητής νοημοσύνης που χρησιμοποιούνται στα συστήματα συστάσεων και να αξιολογήσει την απόδοσή τους στον τομέα του ψηφιακού μάρκετινγκ. Η εργασία αυτή θα συμβάλει στην κατανόηση των διαφορετικών αλγορίθμων και των χαρακτηριστικών τους, παρέχοντας χρήσιμες πληροφορίες για τη βελτίωση των στρατηγικών ψηφιακού μάρκετινγκ.

Οι επιμέρους στόχοι της εργασίας περιλαμβάνουν:

1. **Κατηγοριοποίηση των Αλγορίθμων**: Η ανάλυση και η κατηγοριοποίηση των αλγορίθμων συστάσεων σε βασικές κατηγορίες, όπως το φιλτράρισμα συνεργασίας, οι μέθοδοι βασισμένες σε περιεχόμενο και οι υβριδικές μέθοδοι. Αυτή η κατηγοριοποίηση θα βοηθήσει στην καλύτερη κατανόηση των διαφορετικών προσεγγίσεων και στη σύγκριση τους.

2. **Ανάλυση Απόδοσης**: Η αξιολόγηση της απόδοσης των διαφόρων αλγορίθμων μέσω πειραματικών δεδομένων και αξιολογήσεων. Θα χρησιμοποιηθούν μετρικές όπως η ακρίβεια, η ανάκληση και η βαθμολογία F1 για να συγκριθούν οι αλγόριθμοι και να εντοπιστούν οι πιο αποδοτικοί.

3. **Εντοπισμός Πλεονεκτημάτων και Μειονεκτημάτων**: Η ανάλυση των πλεονεκτημάτων και των μειονεκτημάτων κάθε κατηγορίας αλγορίθμων. Για παράδειγμα, οι αλγόριθμοι φιλτραρίσματος συνεργασίας μπορεί να είναι αποτελεσματικοί με μεγάλα σύνολα δεδομένων χρηστών, αλλά να δυσκολεύονται με νέα αντικείμενα (πρόβλημα "cold start"). Αντίστοιχα, οι αλγόριθμοι βασισμένοι σε περιεχόμενο μπορεί να είναι αποδοτικοί με καλά ορισμένα χαρακτηριστικά αντικειμένων αλλά περιορίζονται όταν αυτά δεν είναι επαρκή.

4. **Σύνδεση με το Ψηφιακό Μάρκετινγκ**: Η διερεύνηση της σύνδεσης των συστημάτων συστάσεων με το ψηφιακό μάρκετινγκ και η ανάλυση του τρόπου με τον οποίο οι αλγόριθμοι αυτοί μπορούν να εφαρμοστούν σε ψηφιακές καμπάνιες για την αύξηση της αποτελεσματικότητάς τους. Θα εξεταστούν περιπτώσεις εφαρμογής των αλγορίθμων σε πραγματικές συνθήκες ψηφιακού μάρκετινγκ και θα αναλυθούν τα αποτελέσματα.

Η εργασία στοχεύει να παρέχει μια ολοκληρωμένη επισκόπηση των τρεχουσών μεθόδων τεχνητής νοημοσύνης για συστήματα συστάσεων, εντοπίζοντας τις δυνατότητες και τις προκλήσεις τους, ενώ παράλληλα θα γίνουν πρακτικές δοκιμές με βάση δημόσια διαθέσιμα δεδομένα. Με αυτόν τον τρόπο, θα προταθούν βελτιώσεις και νέες προσεγγίσεις που μπορούν να εφαρμοστούν για την ενίσχυση της αποτελεσματικότητας των συστημάτων συστάσεων στο ψηφιακό μάρκετινγκ.

Με βάση τα παραπάνω, η παρούσα έρευνα θα εξετάσει τα εξής ερευνητικά ερωτήματα:

- Ποιες είναι οι βασικές κατηγορίες αλγορίθμων συστάσεων (φιλτράρισμα συνεργασίας, μέθοδοι βασισμένες σε περιεχόμενο, υβριδικές μέθοδοι) και πώς συγκρίνονται σε όρους ακρίβειας και αποδοτικότητας στις πλατφόρμες ψηφιακού μάρκετινγκ;
- Ποια είναι τα κυριότερα πλεονεκτήματα και μειονεκτήματα των αλγορίθμων που χρησιμοποιούνται στα συστήματα συστάσεων, και πώς επηρεάζουν την αποτελεσματικότητά τους σε διαφορετικά σενάρια;
- Ποιες προκλήσεις αντιμετωπίζουν οι αλγόριθμοι συστάσεων, όπως το πρόβλημα του "cold start" και το "sparsity," και ποιες τεχνολογικές λύσεις ή στρατηγικές έχουν προταθεί για την αντιμετώπιση αυτών των προβλημάτων;
- Πώς μπορούν οι εξελίξεις στον τομέα της τεχνητής νοημοσύνης και της μηχανικής μάθησης να βελτιώσουν τις στρατηγικές ψηφιακού μάρκετινγκ μέσω των συστημάτων συστάσεων, και ποιες είναι οι μελλοντικές προοπτικές βελτίωσης αυτών των συστημάτων;

1.3. Σημασία της Έρευνας στον τομέα του Digital Marketing

Η έρευνα για τους αλγορίθμους τεχνητής νοημοσύνης και τη χρήση τους στα συστήματα συστάσεων έχει μεγάλη σημασία για τον τομέα του digital marketing. Καθώς οι επιχειρήσεις μετακινούνται ολοένα και περισσότερο προς το ψηφιακό περιβάλλον, η ανάγκη για εξατομίκευση των υπηρεσιών και των προϊόντων που προσφέρουν στους καταναλωτές τους γίνεται πιο επιτακτική. Τα συστήματα συστάσεων αποτελούν τον ακρογωνιαίο λίθο αυτής της εξατομίκευσης, επιτρέποντας στις επιχειρήσεις να παρέχουν πιο σχετικές και προσωποποιημένες προτάσεις στους πελάτες τους (Muniandi et al., 2024).

Πρώτον, τα συστήματα συστάσεων βελτιώνουν την εμπειρία του χρήστη. Στο πλαίσιο του digital marketing, η βελτιστοποιημένη εμπειρία χρήστη οδηγεί σε αυξημένη αφοσίωση και εμπιστοσύνη προς την επιχείρηση. Όταν οι χρήστες λαμβάνουν προτάσεις που ανταποκρίνονται στις προτιμήσεις και ανάγκες τους, αισθάνονται ότι η επιχείρηση τους κατανοεί και ενδιαφέρεται για αυτούς. Αυτό έχει ως αποτέλεσμα την αυξημένη πιθανότητα επιστροφής τους στην πλατφόρμα και τη διατήρηση μιας μακροχρόνιας σχέσης με την επιχείρηση (Lashkari & Sharma, 2023).

Δεύτερον, τα συστήματα συστάσεων συμβάλλουν στην αύξηση των πωλήσεων και των εσόδων. Οι προτάσεις που βασίζονται σε αλγορίθμους τεχνητής νοημοσύνης είναι πιο ακριβείς και αποτελεσματικές από τις παραδοσιακές μεθόδους μάρκετινγκ. Οι επιχειρήσεις μπορούν να προτείνουν προϊόντα ή υπηρεσίες που έχουν μεγαλύτερη πιθανότητα να αγοραστούν από τους πελάτες, αυξάνοντας έτσι τις πωλήσεις και τα έσοδα. Επιπλέον, οι αλγόριθμοι μπορούν να βοηθήσουν στην ανακάλυψη νέων αγορών και στην ανάπτυξη στρατηγικών για τη διείσδυση σε αυτές (Sethi & Gujral, 2022).

Τρίτον, η ανάλυση και αξιολόγηση των αλγορίθμων συστάσεων προσφέρει σημαντικές πληροφορίες για τη βελτίωση των στρατηγικών digital marketing. Η κατανόηση του τρόπου με τον οποίο λειτουργούν οι διάφοροι αλγόριθμοι και η αξιολόγηση της απόδοσής τους επιτρέπει στις επιχειρήσεις να επιλέξουν τις πιο αποτελεσματικές μεθόδους για την υλοποίηση των στρατηγικών τους. Αυτό μπορεί να οδηγήσει σε πιο αποδοτικές καμπάνιες, οι οποίες να προσεγγίζουν το κατάλληλο κοινό με τα πιο σχετικά μηνύματα (Habil et al., 2023).

Επιπλέον, η εφαρμογή των συστημάτων συστάσεων στον τομέα του digital marketing δεν περιορίζεται μόνο στις προτάσεις προϊόντων. Τα συστήματα αυτά μπορούν να χρησιμοποιηθούν για την προσωποποίηση του περιεχομένου των διαφημίσεων, την παροχή εξατομικευμένων μηνυμάτων και την ανάλυση της συμπεριφοράς των χρηστών (Poornima et al., 2023). Με αυτόν τον τρόπο, οι επιχειρήσεις μπορούν να δημιουργήσουν πιο στοχευμένες και αποδοτικές καμπάνιες, μειώνοντας το κόστος και αυξάνοντας την αποτελεσματικότητά τους.

Η έρευνα στον τομέα των συστημάτων συστάσεων και των αλγορίθμων τεχνητής νοημοσύνης είναι επίσης σημαντική για την κατανόηση των προκλήσεων και των περιορισμών τους. Για παράδειγμα, τα προβλήματα όπως το "cold start" και το "sparsity" μπορεί να επηρεάσουν την απόδοση των αλγορίθμων (Abed et al., 2023). Η

μελέτη αυτών των προβλημάτων και η αναζήτηση λύσεων είναι απαραίτητη για την ανάπτυξη πιο αποδοτικών συστημάτων. Αυτό έχει άμεση επίδραση στις επιχειρήσεις που χρησιμοποιούν αυτές τις τεχνολογίες, καθώς μπορούν να βελτιώσουν τα εργαλεία και τις μεθόδους τους για καλύτερα αποτελέσματα.

Η συνεχής εξέλιξη της τεχνολογίας και η ανάπτυξη νέων αλγορίθμων τεχνητής νοημοσύνης δημιουργούν νέες ευκαιρίες για το digital marketing. Η έρευνα στον τομέα αυτό μπορεί να οδηγήσει σε καινοτόμες προσεγγίσεις και τεχνολογικές λύσεις που θα επηρεάσουν θετικά τον τρόπο με τον οποίο οι επιχειρήσεις προσεγγίζουν και εξυπηρετούν τους πελάτες τους. Οι νέες τεχνολογίες, όπως τα νευρωνικά δίκτυα και οι μέθοδοι βαθιάς μάθησης, προσφέρουν νέες δυνατότητες για τη βελτίωση των συστημάτων συστάσεων και την αύξηση της αποδοτικότητάς τους (Lashkari & Sharma, 2023).

Η έρευνα για τη σύγκριση των αλγορίθμων τεχνητής νοημοσύνης στα συστήματα συστάσεων έχει καθοριστική σημασία για τον τομέα του digital marketing. Η κατανόηση και η αξιολόγηση αυτών των αλγορίθμων επιτρέπει στις επιχειρήσεις να παρέχουν πιο εξατομικευμένες και αποτελεσματικές προτάσεις στους πελάτες τους, βελτιώνοντας την εμπειρία χρήστη, αυξάνοντας τις πωλήσεις και τα έσοδα, και βελτιώνοντας τις στρατηγικές marketing (Thilagavathy & Kumar, 2021). Η συνεχής έρευνα και ανάπτυξη σε αυτόν τον τομέα είναι απαραίτητη για την αντιμετώπιση των προκλήσεων και την αξιοποίηση των ευκαιριών που προσφέρουν οι νέες τεχνολογίες, διασφαλίζοντας έτσι τη συνεχή βελτίωση και καινοτομία στον χώρο του digital marketing (Muniandi et al., 2024).

Η εργασία αυτή είναι δομημένη σε πέντε κεφάλαια. Στο πρώτο κεφάλαιο, παρουσιάζονται το αντικείμενο, ο σκοπός και οι στόχοι της έρευνας, καθώς και η σημασία των συστημάτων συστάσεων στον τομέα του ψηφιακού μάρκετινγκ. Στο δεύτερο κεφάλαιο, γίνεται ανασκόπηση της σχετικής βιβλιογραφίας, όπου αναλύονται οι κατηγορίες αλγορίθμων συστάσεων και η σύνδεσή τους με το ψηφιακό μάρκετινγκ, ενώ παρουσιάζονται παραδείγματα από δημοφιλείς οργανισμούς. Στο τρίτο κεφάλαιο περιγράφεται η μεθοδολογία της έρευνας, ακολουθούμενη από το τέταρτο κεφάλαιο, όπου παρουσιάζονται τα αποτελέσματα των αναλύσεων. Τέλος, στο πέμπτο κεφάλαιο παρατίθενται τα συμπεράσματα της έρευνας, μαζί με προτάσεις για μελλοντική έρευνα και εφαρμογές.

2. Βιβλιογραφική Ανασκόπηση

2.1. Θεωρητικό Υπόβαθρο των Συστημάτων Συστάσεων

Τα συστήματα συστάσεων είναι τεχνολογίες που παρέχουν εξατομικευμένες προτάσεις σε χρήστες σχετικά με προϊόντα, υπηρεσίες ή πληροφορίες. Αυτά τα συστήματα χρησιμοποιούνται ευρέως σε διάφορες πλατφόρμες, από διαδικτυακά καταστήματα και υπηρεσίες streaming μέχρι κοινωνικά δίκτυα και πλατφόρμες εκπαίδευσης. Η βασική αρχή πίσω από τα συστήματα συστάσεων είναι η χρήση δεδομένων χρηστών και αντικειμένων για την πρόβλεψη των προτιμήσεων των χρηστών και την παροχή σχετικών προτάσεων. Το θεωρητικό υπόβαθρο αυτών των συστημάτων περιλαμβάνει διάφορες μεθόδους και αλγορίθμους, οι οποίοι κατηγοριοποιούνται κυρίως σε τρεις μεγάλες κατηγορίες: φιλτράρισμα συνεργασίας, μέθοδοι βασισμένες σε περιεχόμενο και υβριδικές μέθοδοι (Hussien et al., 2021).

Το φιλτράρισμα συνεργασίας είναι ίσως η πιο διαδεδομένη μέθοδος στα συστήματα συστάσεων. Η ιδέα πίσω από το φιλτράρισμα συνεργασίας βασίζεται στην εκμετάλλευση των συλλογικών προτιμήσεων των χρηστών. Υπάρχουν δύο κύριες προσεγγίσεις στο φιλτράρισμα συνεργασίας: η προσέγγιση βασισμένη στους χρήστες (user-based) και η προσέγγιση βασισμένη στα αντικείμενα (item-based). Στην προσέγγιση βασισμένη στους χρήστες, οι προτάσεις γίνονται με βάση τη σύγκριση του τρέχοντος χρήστη με άλλους χρήστες που έχουν παρόμοια προτίμηση. Αντίθετα, στην προσέγγιση βασισμένη στα αντικείμενα, η σύσταση γίνεται με βάση την ομοιότητα των αντικειμένων που έχει αξιολογήσει ο χρήστης. Ουσιαστικά, αν δύο αντικείμενα έχουν παρόμοια μοτίβα αξιολόγησης από πολλούς χρήστες, τότε θεωρείται ότι είναι παρόμοια και μπορούν να προταθούν εναλλακτικά το ένα για το άλλο (Gupta & Dave, 2020).

Οι μέθοδοι βασισμένες σε περιεχόμενο λειτουργούν με την ανάλυση των χαρακτηριστικών των αντικειμένων και των προτιμήσεων των χρηστών. Αντί να βασίζονται στις αξιολογήσεις άλλων χρηστών, αυτές οι μέθοδοι αναλύουν το περιεχόμενο των αντικειμένων που έχουν προτιμηθεί από τον χρήστη και προτείνουν παρόμοια αντικείμενα. Για παράδειγμα, σε ένα σύστημα συστάσεων βιβλίων, η μέθοδος βασισμένη σε περιεχόμενο μπορεί να αναλύσει τα θέματα, το στυλ γραφής, και τις λέξεις-κλειδιά των βιβλίων που έχει διαβάσει ένας χρήστης και να προτείνει

βιβλία με παρόμοιο περιεχόμενο. Οι μέθοδοι αυτές απαιτούν την ύπαρξη καλώς ορισμένων χαρακτηριστικών για τα αντικείμενα και τη δυνατότητα ανάλυσης των χαρακτηριστικών αυτών (Benkessirat et al., 2019).

Οι υβριδικές μέθοδοι συνδυάζουν στοιχεία και από τις δύο προαναφερθείσες προσεγγίσεις, με στόχο να εκμεταλλευτούν τα πλεονεκτήματα και να μετριάσουν τα μειονεκτήματα κάθε μεθόδου. Για παράδειγμα, ένα υβριδικό σύστημα μπορεί να χρησιμοποιεί φιλτράρισμα συνεργασίας για να προσδιορίσει τις γενικές προτιμήσεις των χρηστών και στη συνέχεια να εφαρμόσει μέθοδους βασισμένες σε περιεχόμενο για να προτείνει αντικείμενα που ταιριάζουν με αυτές τις προτιμήσεις. Οι υβριδικές μέθοδοι έχουν αποδειχθεί ιδιαίτερα αποτελεσματικές, καθώς μπορούν να αντιμετωπίσουν προβλήματα όπως το πρόβλημα του "cold start", όπου ένας νέος χρήστης ή ένα νέο αντικείμενο δεν έχουν αρκετές πληροφορίες για να γίνουν αξιόπιστες προτάσεις με τις μεθόδους φιλτραρίσματος συνεργασίας (Singh et al., 2021).

Η απόδοση των συστημάτων συστάσεων αξιολογείται μέσω διάφορων μετρικών, όπως η ακρίβεια, η ανάκληση, η βαθμολογία F1 και η ριζική μέση τετραγωνική απόκλιση (RMSE). Η ακρίβεια μετρά το ποσοστό των σωστών προτάσεων σε σχέση με το σύνολο των προτάσεων, ενώ η ανάκληση μετρά το ποσοστό των σχετικών αντικειμένων που προτάθηκαν από το σύστημα σε σχέση με το σύνολο των σχετικών αντικειμένων. Η βαθμολογία F1 είναι ο αρμονικός μέσος της ακρίβειας και της ανάκλησης και χρησιμοποιείται για να δώσει μια συνολική εικόνα της απόδοσης του συστήματος. Η RMSE μετρά την απόκλιση των προβλεπόμενων αξιολογήσεων από τις πραγματικές αξιολογήσεις και χρησιμοποιείται για να αξιολογήσει την ακρίβεια των προβλέψεων του συστήματος (Raza & Ding, 2019).

Η ανάπτυξη και η εξέλιξη των συστημάτων συστάσεων επηρεάζεται από διάφορους παράγοντες, όπως η διαθεσιμότητα και η ποιότητα των δεδομένων, η υπολογιστική ισχύς και οι αλγοριθμικές εξελίξεις. Τα δεδομένα παίζουν κεντρικό ρόλο στη λειτουργία των συστημάτων συστάσεων, καθώς η ποιότητα και η ποσότητα των δεδομένων καθορίζουν την ακρίβεια και την αποτελεσματικότητα των προτάσεων. Επιπλέον, οι σύγχρονες εξελίξεις στην τεχνητή νοημοσύνη, όπως τα νευρωνικά δίκτυα και οι μέθοδοι βαθιάς μάθησης, έχουν οδηγήσει στην ανάπτυξη πιο προηγμένων και αποδοτικών συστημάτων συστάσεων (Vairavasundaram et al., 2015).

Τα νευρωνικά δίκτυα, για παράδειγμα, χρησιμοποιούνται για την ανάπτυξη συστημάτων συστάσεων που μπορούν να μάθουν από σύνθετα μοτίβα δεδομένων και να παρέχουν πιο ακριβείς προτάσεις. Αυτά τα δίκτυα χρησιμοποιούν πολλές στρώσεις νευρώνων για να επεξεργαστούν τα δεδομένα και να εντοπίσουν μοτίβα που μπορεί να μην είναι εμφανή με τις παραδοσιακές μεθόδους. Οι μέθοδοι βαθιάς μάθησης έχουν αποδειχθεί ιδιαίτερα αποτελεσματικές για την ανάλυση μεγάλων και πολύπλοκων συνόλων δεδομένων, επιτρέποντας στα συστήματα συστάσεων να παρέχουν πιο ακριβείς και σχετικές προτάσεις (Ong et al., 2019).

Παρά τις προόδους που έχουν γίνει, τα συστήματα συστάσεων εξακολουθούν να αντιμετωπίζουν διάφορες προκλήσεις. Το πρόβλημα του "cold start" παραμένει μια σημαντική πρόκληση, καθώς τα νέα αντικείμενα ή οι νέοι χρήστες δεν έχουν αρκετά δεδομένα για να γίνουν αξιόπιστες προτάσεις. Επίσης, η υπερβολική εξάρτηση από τα δεδομένα χρηστών μπορεί να οδηγήσει σε προβλήματα ιδιωτικότητας και ασφάλειας. Επιπλέον, η ποιότητα των δεδομένων μπορεί να επηρεάσει την απόδοση των συστημάτων, καθώς τα δεδομένα μπορεί να περιέχουν θόρυβο ή ανακρίβειες που μπορούν να οδηγήσουν σε λανθασμένες προτάσεις (Shah et al., 2017).

Η κατανόηση του θεωρητικού υπόβαθρου των συστημάτων συστάσεων είναι απαραίτητη για την ανάπτυξη και την εφαρμογή αποδοτικών συστημάτων. Η χρήση των κατάλληλων αλγορίθμων και μεθόδων μπορεί να βελτιώσει σημαντικά την εμπειρία χρήστη και την αποδοτικότητα των επιχειρήσεων που χρησιμοποιούν αυτά τα συστήματα. Καθώς η τεχνολογία συνεχίζει να εξελίσσεται, τα συστήματα συστάσεων θα γίνονται όλο και πιο εξελιγμένα, προσφέροντας πιο ακριβείς και εξατομικευμένες προτάσεις στους χρήστες. Με αυτόν τον τρόπο, οι επιχειρήσεις θα μπορούν να βελτιώσουν τις στρατηγικές marketing τους, να αυξήσουν την αφοσίωση των πελατών τους και να ενισχύσουν τα έσοδά τους (Wasid & Ali, 2017).

Τα συστήματα συστάσεων αποτελούν μια κρίσιμη τεχνολογία στον σύγχρονο ψηφιακό κόσμο, προσφέροντας εξατομικευμένες προτάσεις που βελτιώνουν την εμπειρία χρήστη και την αποδοτικότητα των επιχειρήσεων. Το θεωρητικό υπόβαθρο αυτών των συστημάτων περιλαμβάνει διάφορες μεθόδους και αλγορίθμους, όπως το φιλτράρισμα συνεργασίας, τις μεθόδους βασισμένες σε περιεχόμενο και τις υβριδικές μεθόδους. Η κατανόηση και η αξιολόγηση αυτών των μεθόδων είναι απαραίτητη για την ανάπτυξη

αποδοτικών συστημάτων συστάσεων και την επίτευξη καλύτερων αποτελεσμάτων στον τομέα του digital marketing (Sharma & Ray, 2016).

2.2. Κατηγορίες Αλγορίθμων Συστάσεων

2.2.1. Φιλτράρισμα Συνεργασίας

Το φιλτράρισμα συνεργασίας είναι μία από τις πιο δημοφιλείς και ευρέως χρησιμοποιούμενες κατηγορίες αλγορίθμων συστάσεων. Η βασική ιδέα πίσω από το φιλτράρισμα συνεργασίας είναι η αξιοποίηση των συλλογικών προτιμήσεων και συμπεριφορών των χρηστών για την παροχή εξατομικευμένων προτάσεων. Αυτό επιτυγχάνεται μέσω της ανάλυσης των αλληλεπιδράσεων μεταξύ των χρηστών και των αντικειμένων (προϊόντων, υπηρεσιών, περιεχομένου κλπ.) σε μια πλατφόρμα. Οι αλγόριθμοι φιλτραρίσματος συνεργασίας βασίζονται στην υπόθεση ότι οι χρήστες που είχαν παρόμοιες προτιμήσεις στο παρελθόν θα έχουν παρόμοιες προτιμήσεις και στο μέλλον (Gupta et al., 2020).

Υπάρχουν δύο κύριες προσεγγίσεις στο φιλτράρισμα συνεργασίας: η προσέγγιση βασισμένη στους χρήστες και η προσέγγιση βασισμένη στα αντικείμενα. Στην προσέγγιση βασισμένη στους χρήστες, οι προτάσεις γίνονται με βάση τη σύγκριση του τρέχοντος χρήστη με άλλους χρήστες που έχουν παρόμοιες προτιμήσεις. Αντίθετα, στην προσέγγιση βασισμένη στα αντικείμενα, η σύσταση γίνεται με βάση την ομοιότητα των αντικειμένων που έχει αξιολογήσει ο χρήστης (Ekstrand et al., 2011).

Η προσέγγιση βασισμένη στους χρήστες λειτουργεί ως εξής: πρώτα, υπολογίζεται η ομοιότητα μεταξύ των χρηστών χρησιμοποιώντας διάφορες μετρικές, όπως ο συντελεστής συσχέτισης Pearson ή το συνημίτονο της γωνίας (cosine similarity). Στη συνέχεια, οι χρήστες με υψηλή ομοιότητα θεωρούνται γείτονες και οι προτιμήσεις τους χρησιμοποιούνται για να προβλεφθούν οι προτιμήσεις του τρέχοντος χρήστη. Για παράδειγμα, αν δύο χρήστες έχουν αξιολογήσει παρόμοια μια σειρά αντικειμένων, τότε οι αξιολογήσεις του ενός χρήστη μπορούν να χρησιμοποιηθούν για την πρόβλεψη των αξιολογήσεων του άλλου χρήστη σε αντικείμενα που δεν έχει ακόμη αξιολογήσει (Wu et al., 2018).

Αντίστοιχα, η προσέγγιση βασισμένη στα αντικείμενα επικεντρώνεται στην ανάλυση των μοτίβων αξιολόγησης των αντικειμένων. Η ομοιότητα μεταξύ των αντικειμένων

υπολογίζεται με βάση τις αξιολογήσεις που έχουν λάβει από τους χρήστες. Αν δύο αντικείμενα έχουν παρόμοιο μοτίβο αξιολόγησης, τότε θεωρούνται παρόμοια και μπορούν να προταθούν εναλλακτικά το ένα για το άλλο. Για παράδειγμα, αν οι χρήστες που αξιολόγησαν θετικά το αντικείμενο Α αξιολόγησαν επίσης θετικά το αντικείμενο Β, τότε το αντικείμενο Β μπορεί να προταθεί σε χρήστες που έχουν αξιολογήσει θετικά το αντικείμενο Α (Elahi et al., 2016).

Ένα από τα κύρια πλεονεκτήματα του φιλτραρίσματος συνεργασίας είναι ότι δεν απαιτεί την ύπαρξη προκαθορισμένων χαρακτηριστικών για τα αντικείμενα. Αντίθετα, βασίζεται αποκλειστικά στις αξιολογήσεις των χρηστών, γεγονός που το καθιστά ευέλικτο και εφαρμόσιμο σε διάφορα είδη δεδομένων και εφαρμογών. Επιπλέον, το φιλτράρισμα συνεργασίας μπορεί να εντοπίσει μοτίβα και σχέσεις που δεν είναι άμεσα εμφανή μέσω άλλων μεθόδων, καθώς βασίζεται στη συλλογική γνώση και εμπειρία των χρηστών (Amin et al., 2019).

Ωστόσο, το φιλτράρισμα συνεργασίας αντιμετωπίζει και αρκετές προκλήσεις. Μία από τις σημαντικότερες είναι το πρόβλημα του "cold start", το οποίο εμφανίζεται όταν υπάρχουν νέοι χρήστες ή νέα αντικείμενα στο σύστημα που δεν έχουν αρκετές αξιολογήσεις για να γίνουν αξιόπιστες προτάσεις (Khan et al., 2017). Σε τέτοιες περιπτώσεις, οι αλγόριθμοι φιλτραρίσματος συνεργασίας δυσκολεύονται να παράγουν ακριβείς προτάσεις, καθώς δεν έχουν επαρκή δεδομένα για να βασιστούν. Για να αντιμετωπιστεί αυτό το πρόβλημα, συχνά συνδυάζονται στοιχεία από άλλες μεθόδους, όπως το φιλτράρισμα βασισμένο σε περιεχόμενο, ώστε να παρέχονται αρχικές προτάσεις μέχρι να συγκεντρωθούν επαρκή δεδομένα.

Ένα άλλο πρόβλημα που αντιμετωπίζουν οι αλγόριθμοι φιλτραρίσματος συνεργασίας είναι το "sparsity" ή αλλιώς η σπανιότητα των δεδομένων. Συχνά, οι χρήστες αξιολογούν μόνο ένα μικρό υποσύνολο των διαθέσιμων αντικειμένων, με αποτέλεσμα να υπάρχουν πολλά κενά δεδομένα στο πίνακα αξιολογήσεων. Αυτό μπορεί να μειώσει την ακρίβεια των προτάσεων και να επηρεάσει αρνητικά την απόδοση του συστήματος. Για την αντιμετώπιση του προβλήματος της σπανιότητας, χρησιμοποιούνται διάφορες τεχνικές, όπως η χρήση παραγοντικών μεθόδων για τη μείωση της διάστασης των δεδομένων και η εφαρμογή προηγμένων αλγορίθμων μηχανικής μάθησης για την πρόβλεψη των κενών αξιολογήσεων (Phorasim & Yu, 2017).

Παρά τις προκλήσεις, το φιλτράρισμα συνεργασίας παραμένει ένας από τους πιο αποτελεσματικούς και ευρέως χρησιμοποιούμενους αλγορίθμους συστάσεων. Η ευελιξία του και η ικανότητά του να μαθαίνει από τα δεδομένα των χρηστών το καθιστούν ιδανικό για την παροχή εξατομικευμένων προτάσεων σε διάφορες εφαρμογές. Επίσης, η συνεχής εξέλιξη των τεχνολογιών και των μεθόδων φιλτραρίσματος συνεργασίας επιτρέπει την αντιμετώπιση των προβλημάτων και τη βελτίωση της απόδοσης των συστημάτων συστάσεων (Gupta et al., 2020).

Οι πρόσφατες εξελίξεις στον τομέα της τεχνητής νοημοσύνης και της μηχανικής μάθησης έχουν οδηγήσει στην ανάπτυξη νέων και πιο αποδοτικών αλγορίθμων φιλτραρίσματος συνεργασίας. Οι μέθοδοι βαθιάς μάθησης, για παράδειγμα, επιτρέπουν την ανάλυση μεγάλων και πολύπλοκων συνόλων δεδομένων, εντοπίζοντας μοτίβα και σχέσεις που δεν είναι άμεσα εμφανή με τις παραδοσιακές μεθόδους. Τα νευρωνικά δίκτυα χρησιμοποιούνται για την ανάπτυξη προχωρημένων μοντέλων φιλτραρίσματος συνεργασίας που μπορούν να παρέχουν πιο ακριβείς και εξατομικευμένες προτάσεις (Amin et al., 2019).

Ένα παράδειγμα μεθόδου βαθιάς μάθησης που χρησιμοποιείται στο φιλτράρισμα συνεργασίας είναι τα Deep Neural Networks (DNNs), τα οποία επιτρέπουν τη μοντελοποίηση των σύνθετων σχέσεων μεταξύ χρηστών και αντικειμένων. Τα DNNs μπορούν να μάθουν μη γραμμικές σχέσεις και να εντοπίσουν κρυφά μοτίβα που δεν είναι εμφανή με πιο απλές μεθόδους. Ένα χαρακτηριστικό παράδειγμα είναι ο αλγόριθμος Neural Collaborative Filtering (NCF), ο οποίος αντικαθιστά τις παραδοσιακές τεχνικές παραγοντοποίησης μήτρας με ένα νευρωνικό δίκτυο πολλαπλών επιπέδων, βελτιώνοντας την ακρίβεια των συστάσεων (He et al., 2017).

Επίσης, τα Recurrent Neural Networks (RNNs) χρησιμοποιούνται για να μοντελοποιήσουν τις αλληλεπιδράσεις των χρηστών με τα αντικείμενα με βάση τη χρονική αλληλουχία των δεδομένων. Αυτή η προσέγγιση έχει εφαρμοστεί επιτυχώς σε πλατφόρμες όπως το Netflix, όπου οι αλληλεπιδράσεις των χρηστών με περιεχόμενο βελτιώνονται με τη χρήση ιστορικών δεδομένων. Τα Convolutional Neural Networks (CNNs) έχουν επίσης χρησιμοποιηθεί σε περιπτώσεις όπου χρειάζεται να αναλυθούν πολύπλοκα χαρακτηριστικά των χρηστών και των αντικειμένων, όπως σε συστήματα προτάσεων για εικόνες ή μουσική (Zhang et al., 2019).

Το φιλτράρισμα συνεργασίας αποτελεί έναν από τους βασικότερους και πιο αποτελεσματικούς αλγορίθμους συστάσεων, με εφαρμογές σε διάφορους τομείς, από το ηλεκτρονικό εμπόριο και τις υπηρεσίες streaming μέχρι τα κοινωνικά δίκτυα και τις πλατφόρμες εκπαίδευσης. Η βασική του αρχή, η οποία βασίζεται στη συλλογική γνώση και εμπειρία των χρηστών, το καθιστά εξαιρετικά ευέλικτο και αποδοτικό. Παρά τις προκλήσεις που αντιμετωπίζει, όπως το πρόβλημα του "cold start" και η σπανιότητα των δεδομένων, οι συνεχιζόμενες εξελίξεις στον τομέα της τεχνητής νοημοσύνης και της μηχανικής μάθησης υπόσχονται να βελτιώσουν την απόδοση και την ακρίβεια των αλγορίθμων φιλτραρίσματος συνεργασίας, καθιστώντας τους ακόμα πιο χρήσιμους και αποτελεσματικούς για τις επιχειρήσεις και τους χρήστες (Wu et al., 2018).

2.2.2. Μέθοδοι Βασισμένες σε Περιεχόμενο

Οι μέθοδοι βασισμένες σε περιεχόμενο αποτελούν μια από τις κύριες κατηγορίες αλγορίθμων συστάσεων, και διαφέρουν σημαντικά από το φιλτράρισμα συνεργασίας, καθώς εστιάζουν στα χαρακτηριστικά των αντικειμένων που πρόκειται να συσταθούν και τις προτιμήσεις του χρήστη. Η βασική αρχή πίσω από αυτές τις μεθόδους είναι ότι αν ένας χρήστης έχει εκδηλώσει ενδιαφέρον για ορισμένα αντικείμενα στο παρελθόν, τότε είναι πιθανό να ενδιαφέρεται και για άλλα αντικείμενα που έχουν παρόμοια χαρακτηριστικά (Javed et al., 2021).

Οι μέθοδοι βασισμένες σε περιεχόμενο χρησιμοποιούν δεδομένα που περιγράφουν τα αντικείμενα και τα προτιμώμενα χαρακτηριστικά από τον χρήστη για να παρέχουν προτάσεις. Αυτές οι μέθοδοι είναι ιδιαίτερα αποτελεσματικές όταν τα αντικείμενα μπορούν να περιγραφούν με σαφή και δομημένα χαρακτηριστικά. Για παράδειγμα, σε μια πλατφόρμα σύστασης βιβλίων, τα χαρακτηριστικά μπορεί να περιλαμβάνουν το είδος, τους συγγραφείς, το στυλ γραφής και τις λέξεις-κλειδιά που σχετίζονται με το περιεχόμενο του βιβλίου. Η ανάλυση αυτών των χαρακτηριστικών επιτρέπει στον αλγόριθμο να προτείνει βιβλία με παρόμοια χαρακτηριστικά στα βιβλία που έχει ήδη προτιμήσει ο χρήστης (Son & Kim, 2017).

Η διαδικασία λειτουργίας των μεθόδων βασισμένων σε περιεχόμενο περιλαμβάνει διάφορα στάδια. Αρχικά, γίνεται ανάλυση των χαρακτηριστικών των αντικειμένων που έχει αξιολογήσει ο χρήστης. Στη συνέχεια, τα χαρακτηριστικά αυτά χρησιμοποιούνται για την κατασκευή ενός προφίλ του χρήστη, το οποίο αντικατοπτρίζει τις προτιμήσεις και τα ενδιαφέροντά του. Τέλος, το προφίλ αυτό συγκρίνεται με τα χαρακτηριστικά

των άλλων αντικειμένων στη βάση δεδομένων για να εντοπιστούν αυτά που ταιριάζουν καλύτερα με τις προτιμήσεις του χρήστη (Lops et al., 2019).

Ένα από τα κύρια πλεονεκτήματα των μεθόδων βασισμένων σε περιεχόμενο είναι η ικανότητά τους να παρέχουν ακριβείς προτάσεις ακόμα και για νέους χρήστες, καθώς βασίζονται μόνο στις αξιολογήσεις του ίδιου του χρήστη και όχι στις αξιολογήσεις άλλων χρηστών. Αυτό σημαίνει ότι μπορούν να αντιμετωπίσουν αποτελεσματικά το πρόβλημα του "cold start" που συχνά εμφανίζεται στο φιλτράρισμα συνεργασίας. Επίσης, οι μέθοδοι αυτές δεν επηρεάζονται από τη σπανιότητα των δεδομένων, καθώς κάθε αντικείμενο μπορεί να περιγραφεί με σαφή και συγκεκριμένα χαρακτηριστικά (Philip et al., 2014).

Ωστόσο, οι μέθοδοι βασισμένες σε περιεχόμενο αντιμετωπίζουν και αρκετές προκλήσεις. Μία από τις σημαντικότερες είναι η ανάγκη ύπαρξης καλώς ορισμένων χαρακτηριστικών για τα αντικείμενα. Αν τα χαρακτηριστικά αυτά δεν είναι επαρκή ή ακριβή, οι προτάσεις μπορεί να μην είναι αντιπροσωπευτικές των πραγματικών προτιμήσεων του χρήστη. Επιπλέον, οι μέθοδοι αυτές μπορούν να παρουσιάσουν ένα φαινόμενο γνωστό ως "over-specialization", όπου οι προτάσεις περιορίζονται σε αντικείμενα που είναι πολύ παρόμοια με αυτά που έχει ήδη προτιμήσει ο χρήστης, με αποτέλεσμα να μην προτείνουν νέες και διαφορετικές επιλογές (Rutkowski et al., 2018).

Για την αντιμετώπιση των παραπάνω προβλημάτων, έχουν αναπτυχθεί διάφορες τεχνικές. Μια από τις πιο διαδεδομένες τεχνικές είναι η χρήση της επεξεργασίας φυσικής γλώσσας (NLP) για την ανάλυση των χαρακτηριστικών των αντικειμένων. Η NLP επιτρέπει την εξαγωγή σημαντικών λέξεων-κλειδιών και φράσεων από το περιεχόμενο των αντικειμένων, βελτιώνοντας την ακρίβεια και την αντιπροσωπευτικότητα των χαρακτηριστικών. Επιπλέον, η χρήση των αλγορίθμων βαθιάς μάθησης (deep learning) έχει οδηγήσει στην ανάπτυξη πιο εξελιγμένων μοντέλων που μπορούν να μάθουν πολύπλοκα μοτίβα και σχέσεις στα δεδομένα, προσφέροντας πιο ακριβείς και διαφοροποιημένες προτάσεις (Reddy et al., 2019).

Ένα παράδειγμα χρήσης της επεξεργασίας φυσικής γλώσσας (NLP) είναι οι TF-IDF (Term Frequency-Inverse Document Frequency) και Word2Vec, οι οποίες χρησιμοποιούνται για την εξαγωγή λέξεων-κλειδιών και την ανάλυση της σημασιολογικής σχέσης μεταξύ λέξεων σε κείμενα. Αυτές οι τεχνικές επιτρέπουν

στους αλγόριθμους να εντοπίσουν παρόμοια αντικείμενα με βάση το περιεχόμενο τους, όπως άρθρα ή βιβλία. Επιπλέον, αλγόριθμοι βαθιάς μάθησης όπως τα Convolutional Neural Networks (CNNs) και τα Recurrent Neural Networks (RNNs) χρησιμοποιούνται για να μοντελοποιήσουν σύνθετες σχέσεις στα δεδομένα, όπως η κατηγοριοποίηση εικόνων ή η πρόβλεψη προτιμήσεων βάσει ιστορικών δεδομένων, προσφέροντας πιο ακριβείς και εξατομικευμένες προτάσεις (Zhang et al., 2019).

Ένα άλλο σημαντικό στοιχείο των μεθόδων βασισμένων σε περιεχόμενο είναι η δυνατότητά τους να προσαρμόζονται και να βελτιώνονται με την πάροδο του χρόνου. Καθώς ο χρήστης αλληλεπιδρά με το σύστημα και παρέχει νέες αξιολογήσεις, το προφίλ του ενημερώνεται και βελτιώνεται, επιτρέποντας στον αλγόριθμο να παρέχει συνεχώς βελτιωμένες προτάσεις. Αυτό το χαρακτηριστικό είναι ιδιαίτερα σημαντικό σε δυναμικά περιβάλλοντα, όπου οι προτιμήσεις των χρηστών μπορεί να αλλάζουν με την πάροδο του χρόνου (Deldjoo et al., 2016).

Επιπλέον, οι μέθοδοι βασισμένες σε περιεχόμενο μπορούν να συνδυαστούν με άλλες μεθόδους συστάσεων για τη δημιουργία υβριδικών συστημάτων που εκμεταλλεύονται τα πλεονεκτήματα κάθε προσέγγισης. Για παράδειγμα, ένα υβριδικό σύστημα μπορεί να χρησιμοποιεί φιλτράρισμα συνεργασίας για να προσδιορίσει τις γενικές προτιμήσεις των χρηστών και στη συνέχεια να εφαρμόζει μεθόδους βασισμένες σε περιεχόμενο για να προτείνει αντικείμενα που ταιριάζουν με αυτές τις προτιμήσεις. Οι υβριδικές προσεγγίσεις έχουν αποδειχθεί ιδιαίτερα αποτελεσματικές, καθώς μπορούν να αντιμετωπίσουν τα μειονεκτήματα των μεμονωμένων μεθόδων και να παρέχουν πιο ολοκληρωμένες και ακριβείς προτάσεις (Nair et al., 2021).

Οι μέθοδοι βασισμένες σε περιεχόμενο αποτελούν μια από τις βασικότερες κατηγορίες αλγορίθμων συστάσεων, με σημαντικά πλεονεκτήματα και προκλήσεις. Η ικανότητά τους να παρέχουν ακριβείς προτάσεις με βάση τα χαρακτηριστικά των αντικειμένων και τις προτιμήσεις των χρηστών τις καθιστά ιδιαίτερα χρήσιμες σε διάφορες εφαρμογές. Παρά τις προκλήσεις που αντιμετωπίζουν, όπως η ανάγκη ύπαρξης καλώς ορισμένων χαρακτηριστικών και το φαινόμενο της "over-specialization", οι σύγχρονες τεχνικές και οι εξελίξεις στον τομέα της μηχανικής μάθησης επιτρέπουν τη συνεχή βελτίωση και εξέλιξη των μεθόδων αυτών. Με τη χρήση της επεξεργασίας φυσικής γλώσσας και των αλγορίθμων βαθιάς μάθησης, οι μέθοδοι βασισμένες σε περιεχόμενο μπορούν να προσφέρουν πιο ακριβείς, αντιπροσωπευτικές και διαφοροποιημένες

προτάσεις, βελτιώνοντας την εμπειρία χρήστη και την αποδοτικότητα των συστημάτων συστάσεων (Lops et al., 2019).

2.2.3. Υβριδικές Μέθοδοι

Οι υβριδικές μέθοδοι συστάσεων συνιστούν μία από τις πιο εξελιγμένες και αποδοτικές προσεγγίσεις στη δημιουργία συστημάτων συστάσεων. Οι υβριδικές μέθοδοι συνδυάζουν στοιχεία από διάφορες τεχνικές, όπως το φιλτράρισμα συνεργασίας και τις μεθόδους βασισμένες σε περιεχόμενο, με στόχο να εκμεταλλευτούν τα πλεονεκτήματα και να μετριάσουν τα μειονεκτήματα κάθε μεθόδου. Αυτές οι μέθοδοι έχουν αναδειχθεί ως μια σημαντική λύση σε πολλές από τις προκλήσεις που αντιμετωπίζουν τα συστήματα συστάσεων, όπως το πρόβλημα του "cold start", η σπανιότητα των δεδομένων και η υπερ-εξειδίκευση (Çano & Morisio, 2017).

Η βασική ιδέα πίσω από τις υβριδικές μεθόδους είναι η αξιοποίηση των διαφορετικών πηγών πληροφορίας και αλγοριθμικών προσεγγίσεων για τη βελτίωση της ακρίβειας και της ποικιλίας των προτάσεων. Ένα σύστημα που συνδυάζει τις βαθμολογίες και τις προτάσεις από διάφορους αλγορίθμους μπορεί να παρέχει πιο πλούσιες και ολοκληρωμένες προτάσεις στους χρήστες (Fiasconaro et al., 2015).

Υπάρχουν διάφοροι τρόποι για να συνδυαστούν οι διαφορετικές μέθοδοι στις υβριδικές προσεγγίσεις. Μια κοινή προσέγγιση είναι η παράλληλη εκτέλεση διαφορετικών αλγορίθμων και η συγχώνευση των αποτελεσμάτων τους. Για παράδειγμα, ένα σύστημα μπορεί να χρησιμοποιεί ταυτόχρονα φιλτράρισμα συνεργασίας και μεθόδους βασισμένες σε περιεχόμενο και στη συνέχεια να συνδυάζει τις προτάσεις από κάθε αλγόριθμο χρησιμοποιώντας μια μέθοδο συγχώνευσης, όπως η μέση των βαθμολογιών ή μια στάθμιση των προτάσεων με βάση την ακρίβεια κάθε αλγορίθμου (Seth & Sharaff, 2022).

Μια άλλη προσέγγιση είναι η αλληλοδιαδοχή των αλγορίθμων, όπου τα αποτελέσματα ενός αλγορίθμου χρησιμοποιούνται ως είσοδος για έναν άλλο. Για παράδειγμα, το φιλτράρισμα συνεργασίας μπορεί να χρησιμοποιηθεί για τον προσδιορισμό των γενικών προτιμήσεων των χρηστών και στη συνέχεια οι μέθοδοι βασισμένες σε περιεχόμενο να χρησιμοποιηθούν για την παροχή πιο λεπτομερών και εξειδικευμένων προτάσεων με βάση τα χαρακτηριστικά των αντικειμένων (Kardan & Ebrahimi, 2013).

Επίσης, μια προσέγγιση είναι η ανάπτυξη ενιαίων μοντέλων που ενσωματώνουν στοιχεία από διάφορους αλγορίθμους. Τα υβριδικά μοντέλα μπορούν να χρησιμοποιούν τεχνικές μηχανικής μάθησης, όπως τα νευρωνικά δίκτυα, για να μάθουν από τα δεδομένα και να παρέχουν προτάσεις που συνδυάζουν τις διαφορετικές πηγές πληροφορίας. Τα νευρωνικά δίκτυα είναι ιδιαίτερα αποτελεσματικά σε αυτό το πλαίσιο, καθώς μπορούν να επεξεργάζονται μεγάλα και πολύπλοκα σύνολα δεδομένων, ανακαλύπτοντας μοτίβα και σχέσεις που δεν είναι άμεσα εμφανή με τις παραδοσιακές μεθόδους (Forouzandeh et al., 2022).

Ένα σημαντικό πλεονέκτημα των υβριδικών μεθόδων είναι η δυνατότητά τους να αντιμετωπίζουν αποτελεσματικά το πρόβλημα του "cold start". Καθώς οι υβριδικές μέθοδοι συνδυάζουν διαφορετικές πηγές πληροφορίας, μπορούν να παρέχουν προτάσεις ακόμα και για νέους χρήστες ή νέα αντικείμενα που δεν έχουν αρκετές αξιολογήσεις. Για παράδειγμα, οι μέθοδοι βασισμένες σε περιεχόμενο μπορούν να χρησιμοποιηθούν για την παροχή αρχικών προτάσεων με βάση τα χαρακτηριστικά των αντικειμένων, ενώ το φιλτράρισμα συνεργασίας μπορεί να χρησιμοποιηθεί μόλις συγκεντρωθούν αρκετά δεδομένα από τις αξιολογήσεις των χρηστών (Tian et al., 2019).

Επιπλέον, οι υβριδικές μέθοδοι μπορούν να βελτιώσουν την ακρίβεια και την ποικιλία των προτάσεων. Συνδυάζοντας τις προσεγγίσεις, οι υβριδικές μέθοδοι μπορούν να παρέχουν προτάσεις που είναι πιο αντιπροσωπευτικές των πραγματικών προτιμήσεων των χρηστών, ενώ παράλληλα προσφέρουν μεγαλύτερη ποικιλία και αποφεύγουν την υπερ-εξειδίκευση. Αυτό είναι ιδιαίτερα σημαντικό για τη βελτίωση της εμπειρίας του χρήστη, καθώς οι χρήστες συχνά αναζητούν νέες και διαφορετικές επιλογές που μπορεί να μην είχαν σκεφτεί να αναζητήσουν μόνοι τους (Sevaslidou & Eugenia, 2021).

Παρά τα πλεονεκτήματα τους, οι υβριδικές μέθοδοι αντιμετωπίζουν και αυτές προκλήσεις. Μια από τις κύριες προκλήσεις είναι η πολυπλοκότητα του σχεδιασμού και της υλοποίησης των υβριδικών συστημάτων. Ο συνδυασμός διαφορετικών αλγορίθμων απαιτεί προσεκτική ανάλυση και επιλογή των κατάλληλων μεθόδων για κάθε περίπτωση, καθώς και την ανάπτυξη αποτελεσματικών τεχνικών για τη συγχώνευση των αποτελεσμάτων. Επιπλέον, η πολυπλοκότητα των υβριδικών μεθόδων μπορεί να αυξήσει την υπολογιστική ισχύ που απαιτείται για την εκτέλεσή

τους, γεγονός που μπορεί να επηρεάσει την απόδοση του συστήματος σε πραγματικό χρόνο (Esfahani & Alhan, 2013).

Επίσης, η αξιολόγηση των υβριδικών μεθόδων μπορεί να είναι πιο δύσκολη σε σχέση με τις απλές μεθόδους, καθώς απαιτείται η ανάλυση της απόδοσης κάθε μεμονωμένου αλγορίθμου καθώς και του συνολικού υβριδικού συστήματος. Για την αντιμετώπιση αυτής της πρόκλησης, χρησιμοποιούνται συχνά πειραματικές μέθοδοι και τεχνικές αξιολόγησης που επιτρέπουν τη σύγκριση της απόδοσης των υβριδικών μεθόδων με τις παραδοσιακές προσεγγίσεις (Forouzandeh et al., 2022).

Η συνεχής εξέλιξη των τεχνολογιών τεχνητής νοημοσύνης και μηχανικής μάθησης προσφέρει νέες ευκαιρίες για τη βελτίωση και την ανάπτυξη υβριδικών μεθόδων συστάσεων. Οι νέες τεχνικές βαθιάς μάθησης και τα προηγμένα νευρωνικά δίκτυα επιτρέπουν την ανάπτυξη πιο εξελιγμένων και αποδοτικών υβριδικών μοντέλων που μπορούν να μάθουν από μεγάλα και πολύπλοκα σύνολα δεδομένων, προσφέροντας πιο ακριβείς και ποικίλες προτάσεις (Seth & Sharaff, 2022).

Ένα παράδειγμα υβριδικής μεθόδου που χρησιμοποιεί τεχνικές βαθιάς μάθησης είναι το Deep Hybrid Collaborative Filtering, το οποίο συνδυάζει το παραδοσιακό φιλτράρισμα συνεργασίας με νευρωνικά δίκτυα για την πρόβλεψη των προτιμήσεων των χρηστών. Χρησιμοποιεί ένα συνδυασμό παραγοντοποίησης μήτρας και deep learning για να βελτιώσει την απόδοση στις προτάσεις (Cheng et al., 2016). Ένα άλλο παράδειγμα είναι το Neural Collaborative Filtering (NCF), το οποίο χρησιμοποιεί νευρωνικά δίκτυα για την εκμάθηση μη γραμμικών σχέσεων μεταξύ χρηστών και αντικειμένων, προσφέροντας πιο ακριβείς προτάσεις συνδυάζοντας τις πληροφορίες που προέρχονται από συνεργατικές και περιεχομενικές πηγές (He et al., 2017).

Οι υβριδικές μέθοδοι συστάσεων αποτελούν μια από τις πιο αποτελεσματικές και εξελιγμένες προσεγγίσεις στη δημιουργία συστημάτων συστάσεων. Συνδυάζοντας τα πλεονεκτήματα διαφόρων αλγορίθμων, οι υβριδικές μέθοδοι μπορούν να παρέχουν πιο ακριβείς, ποικίλες και εξατομικευμένες προτάσεις, βελτιώνοντας την εμπειρία του χρήστη και την αποδοτικότητα των συστημάτων. Παρά τις προκλήσεις που αντιμετωπίζουν, οι συνεχείς εξελίξεις στην τεχνητή νοημοσύνη και τη μηχανική μάθηση προσφέρουν νέες ευκαιρίες για την ανάπτυξη και τη βελτίωση των υβριδικών μεθόδων, καθιστώντας τις ακόμα πιο αποτελεσματικές και χρήσιμες για τις επιχειρήσεις και τους χρήστες (Sevaslidou & Eugenia, 2021).

2.3. Αξιολόγηση Απόδοσης Αλγορίθμων

Η αξιολόγηση της απόδοσης των αλγορίθμων συστάσεων αποτελεί ένα κρίσιμο στάδιο στην ανάπτυξη και εφαρμογή των συστημάτων συστάσεων. Η αξιολόγηση επιτρέπει την εκτίμηση της αποτελεσματικότητας των αλγορίθμων, την αναγνώριση των πλεονεκτημάτων και των αδυναμιών τους, και τη βελτίωση των τεχνικών που χρησιμοποιούνται. Υπάρχουν διάφορες μετρικές και μέθοδοι αξιολόγησης που χρησιμοποιούνται για να μετρήσουν την απόδοση των αλγορίθμων και να διασφαλίσουν ότι παρέχουν ακριβείς και αξιόπιστες προτάσεις (Fayyaz et al., 2020).

Μια από τις βασικές μετρικές για την αξιολόγηση των συστημάτων συστάσεων είναι η ακρίβεια. Η ακρίβεια μετρά το ποσοστό των σωστών προτάσεων σε σχέση με το σύνολο των προτάσεων που έχουν γίνει. Υψηλή ακρίβεια σημαίνει ότι οι προτάσεις που γίνονται από το σύστημα είναι σωστές και σχετικές με τις προτιμήσεις των χρηστών. Ωστόσο, η ακρίβεια από μόνη της δεν αρκεί για να αξιολογηθεί πλήρως η απόδοση ενός συστήματος συστάσεων, καθώς δεν λαμβάνει υπόψη της πόσες από τις σχετικές προτάσεις έχουν εντοπιστεί (Mashal et al., 2016).

Για αυτόν τον λόγο, χρησιμοποιείται και η ανάκληση, η οποία μετρά το ποσοστό των σχετικών αντικειμένων που έχουν προταθεί από το σύστημα σε σχέση με το σύνολο των σχετικών αντικειμένων. Η ανάκληση είναι σημαντική γιατί δείχνει την ικανότητα του συστήματος να εντοπίζει όλες τις σχετικές προτάσεις για έναν χρήστη. Η συνδυαστική χρήση της ακρίβειας και της ανάκλησης δίνει μια πιο ολοκληρωμένη εικόνα της απόδοσης των αλγορίθμων (Said & Bellogín, 2014).

Η βαθμολογία F1 είναι μια ακόμη σημαντική μετρική που συνδυάζει την ακρίβεια και την ανάκληση σε ένα ενιαίο μέτρο. Η βαθμολογία F1 είναι ο αρμονικός μέσος της ακρίβειας και της ανάκλησης και χρησιμοποιείται για να δώσει μια συνολική εικόνα της απόδοσης του συστήματος. Μια υψηλή βαθμολογία F1 δείχνει ότι το σύστημα παρέχει προτάσεις που είναι τόσο ακριβείς όσο και πλήρεις (Boratto & Carta, 2015).

Ένα άλλο σημαντικό μέτρο αξιολόγησης είναι το Mean Absolute Error (MAE), το οποίο μετρά τη μέση απόκλιση των προβλεπόμενων αξιολογήσεων από τις πραγματικές αξιολογήσεις. Το MAE χρησιμοποιείται για να εκτιμήσει την ακρίβεια των προβλέψεων του συστήματος και δείχνει πόσο κοντά είναι οι προβλέψεις στις πραγματικές προτιμήσεις των χρηστών. Το Root Mean Squared Error (RMSE) είναι

μια παρόμοια μετρική που μετρά την τετραγωνική ρίζα της μέσης τετραγωνικής απόκλισης των προβλεπόμενων αξιολογήσεων από τις πραγματικές. Το RMSE είναι πιο ευαίσθητο σε μεγάλες αποκλίσεις και χρησιμοποιείται όταν οι μεγάλες αποκλίσεις είναι ιδιαίτερα σημαντικές για την αξιολόγηση της απόδοσης του συστήματος (Madadipouya & Chelliah, 2017).

Εκτός από τις παραπάνω μετρικές, υπάρχουν και άλλες μέθοδοι αξιολόγησης που χρησιμοποιούνται για την εκτίμηση της απόδοσης των συστημάτων συστάσεων. Μια από αυτές είναι η ανάλυση της καμπύλης ROC (Receiver Operating Characteristic), η οποία δείχνει την ικανότητα του συστήματος να διακρίνει μεταξύ των σχετικών και μη σχετικών προτάσεων. Η καμπύλη ROC απεικονίζει τη σχέση μεταξύ της ευαισθησίας (ανάκληση) και της ειδικότητας (1 - ποσοστό ψευδών θετικών) και χρησιμοποιείται για να αξιολογήσει την ακρίβεια ενός συστήματος σε διάφορα επίπεδα αποκοπής (thresholds) (Zhang et al., 2016).

Η περιοχή κάτω από την καμπύλη ROC (AUC - Area Under the Curve) είναι ένα ενιαίο μέτρο που συνοψίζει την απόδοση του συστήματος σε όλα τα επίπεδα αποκοπής. Ένα σύστημα με υψηλή AUC έχει καλή ικανότητα διάκρισης μεταξύ των σχετικών και μη σχετικών προτάσεων, γεγονός που το καθιστά αξιόπιστο και αποδοτικό (Gunawardana et al., 2012).

Επιπλέον, η αξιολόγηση της απόδοσης των αλγορίθμων συστάσεων μπορεί να περιλαμβάνει και την ανάλυση της ποικιλίας και της καινοτομίας των προτάσεων. Η ποικιλία μετρά την ποικιλία των προτάσεων που παρέχονται στους χρήστες, ενώ η καινοτομία μετρά την ικανότητα του συστήματος να προτείνει νέα και ενδιαφέροντα αντικείμενα που οι χρήστες δεν έχουν ακόμη ανακαλύψει. Η υψηλή ποικιλία και καινοτομία είναι σημαντικές για τη βελτίωση της εμπειρίας των χρηστών και την αύξηση της αφοσίωσής τους (Boratto & Carta, 2015).

Η αξιολόγηση της απόδοσης των αλγορίθμων συστάσεων δεν περιορίζεται μόνο στις μετρικές και τις μεθόδους αξιολόγησης, αλλά περιλαμβάνει και τη χρήση πειραματικών δεδομένων και τη διεξαγωγή πειραμάτων για την εκτίμηση της απόδοσης σε πραγματικές συνθήκες. Η χρήση συνόλων δεδομένων από πραγματικές εφαρμογές, όπως το Amazon, επιτρέπει την αξιολόγηση των αλγορίθμων σε πραγματικά σενάρια χρήσης και βοηθά στη βελτίωση της γενίκευσης των αποτελεσμάτων (Mashal et al., 2016).

Η αξιολόγηση της απόδοσης των συστημάτων συστάσεων μπορεί επίσης να περιλαμβάνει και την ανάλυση των εμπειριών και των προτιμήσεων των χρηστών μέσω δοκιμών χρηστικότητας και ερευνών. Οι ανατροφοδοτήσεις από τους χρήστες είναι πολύτιμες για την κατανόηση της ικανοποίησης των χρηστών από τις προτάσεις και για την αναγνώριση πιθανών προβλημάτων ή περιοχών που χρειάζονται βελτίωση (Fayyaz et al., 2020).

Τέλος, η συνεχής αξιολόγηση και η βελτίωση των αλγορίθμων συστάσεων είναι απαραίτητη για τη διασφάλιση της απόδοσης και της ακρίβειας των προτάσεων. Η χρήση τεχνικών μηχανικής μάθησης και η ενσωμάτωση ανατροφοδοτήσεων από τους χρήστες επιτρέπει την προσαρμογή και τη βελτίωση των αλγορίθμων σε πραγματικό χρόνο, διασφαλίζοντας ότι το σύστημα παραμένει αποδοτικό και αξιόπιστο (Madadipouya & Chelliah, 2017).

Η αξιολόγηση της απόδοσης των αλγορίθμων συστάσεων αποτελεί έναν κρίσιμο τομέα στην ανάπτυξη και εφαρμογή των συστημάτων συστάσεων. Οι διάφορες μετρικές και μέθοδοι αξιολόγησης, όπως η ακρίβεια, η ανάκληση, η βαθμολογία F1, το MAE, το RMSE και η καμπύλη ROC, παρέχουν μια ολοκληρωμένη εικόνα της απόδοσης των αλγορίθμων και βοηθούν στην αναγνώριση των πλεονεκτημάτων και των αδυναμιών τους. Η χρήση πειραματικών δεδομένων και οι ανατροφοδοτήσεις από τους χρήστες είναι επίσης σημαντικές για την αξιολόγηση της απόδοσης σε πραγματικές συνθήκες και για τη βελτίωση της εμπειρίας των χρηστών. Η συνεχής αξιολόγηση και η βελτίωση των αλγορίθμων συστάσεων διασφαλίζουν ότι τα συστήματα παραμένουν αποδοτικά και αξιόπιστα, παρέχοντας ακριβείς και αξιόπιστες προτάσεις στους χρήστες (Boratto & Carta, 2015).

2.4. Εφαρμογές και Προκλήσεις στα Συστήματα Συστάσεων

Τα συστήματα συστάσεων έχουν καταστεί ένα αναπόσπαστο εργαλείο στον σύγχρονο ψηφιακό κόσμο, προσφέροντας εξατομικευμένες προτάσεις που βελτιώνουν την εμπειρία χρήστη σε διάφορους τομείς. Η ευρεία εφαρμογή τους καλύπτει από τον τομέα του ηλεκτρονικού εμπορίου μέχρι την ψυχαγωγία και την εκπαίδευση, υποστηρίζοντας επιχειρήσεις να αυξήσουν τις πωλήσεις τους και να ενισχύσουν την αφοσίωση των πελατών τους. Ωστόσο, η ανάπτυξη και η χρήση των συστημάτων συστάσεων δεν έρχονται χωρίς προκλήσεις, καθώς υπάρχουν διάφορα ζητήματα που

πρέπει να αντιμετωπιστούν για να διασφαλιστεί η αποδοτικότητα και η ακρίβεια των προτάσεων (Raghuwanshi & Pateriya, 2019).

Στον τομέα του ηλεκτρονικού εμπορίου, τα συστήματα συστάσεων είναι θεμελιώδη για την αύξηση των πωλήσεων και την ενίσχυση της εμπειρίας αγορών των πελατών. Πλατφόρμες όπως το Amazon και το eBay χρησιμοποιούν αλγορίθμους συστάσεων για να προτείνουν προϊόντα που ταιριάζουν με τα ενδιαφέροντα και τις προηγούμενες αγορές των χρηστών. Αυτές οι προτάσεις βασίζονται σε δεδομένα όπως το ιστορικό αγορών, οι αναζητήσεις και οι αξιολογήσεις των χρηστών, επιτρέποντας στις επιχειρήσεις να παρέχουν πιο στοχευμένες και σχετικές προτάσεις. Αυτό όχι μόνο βελτιώνει την εμπειρία των χρηστών, αλλά επίσης αυξάνει την πιθανότητα αγοράς, οδηγώντας σε υψηλότερα έσοδα (Fayyaz et al., 2020).

Στον τομέα της ψυχαγωγίας, πλατφόρμες όπως το Netflix και το Spotify χρησιμοποιούν συστήματα συστάσεων για να προτείνουν ταινίες, σειρές, τραγούδια και playlists που ταιριάζουν με τις προτιμήσεις των χρηστών. Οι προτάσεις αυτές βασίζονται σε δεδομένα όπως η ιστορία προβολών, οι αξιολογήσεις και οι προτιμήσεις των χρηστών, επιτρέποντας στις πλατφόρμες να παρέχουν πιο προσωποποιημένες εμπειρίες. Οι ακριβείς και σχετικές προτάσεις αυξάνουν την αφοσίωση των χρηστών και διασφαλίζουν ότι οι χρήστες παραμένουν ενεργοί στις πλατφόρμες για μεγαλύτερο χρονικό διάστημα (Felfernig et al., 2013).

Στον τομέα της εκπαίδευσης, τα συστήματα συστάσεων χρησιμοποιούνται για την παροχή προτάσεων για μαθήματα, εκπαιδευτικό υλικό και διαλέξεις που ταιριάζουν με τα ενδιαφέροντα και τις ανάγκες των μαθητών. Πλατφόρμες όπως το Coursera και το edX χρησιμοποιούν αλγορίθμους συστάσεων για να προτείνουν μαθήματα που μπορούν να βοηθήσουν τους μαθητές να επιτύχουν τους εκπαιδευτικούς τους στόχους. Αυτές οι προτάσεις βασίζονται σε δεδομένα όπως τα μαθήματα που έχουν ολοκληρώσει οι μαθητές, οι αξιολογήσεις και τα ενδιαφέροντά τους, επιτρέποντας στις πλατφόρμες να παρέχουν πιο στοχευμένες και σχετικές προτάσεις που μπορούν να βελτιώσουν την εκπαιδευτική εμπειρία (Kumar & Sharma, 2016).

Παρά τα πλεονεκτήματα και τις ευρείες εφαρμογές των συστημάτων συστάσεων, υπάρχουν διάφορες προκλήσεις που πρέπει να αντιμετωπιστούν για να διασφαλιστεί η αποδοτικότητα και η ακρίβεια των προτάσεων. Μία από τις κύριες προκλήσεις είναι το πρόβλημα του "cold start", το οποίο εμφανίζεται όταν υπάρχουν νέοι χρήστες ή νέα

αντικείμενα στο σύστημα που δεν έχουν αρκετές αξιολογήσεις για να γίνουν αξιόπιστες προτάσεις. Αυτό μπορεί να επηρεάσει αρνητικά την ακρίβεια των προτάσεων και να μειώσει την ικανοποίηση των χρηστών. Για την αντιμετώπιση αυτού του προβλήματος, χρησιμοποιούνται συχνά υβριδικές μέθοδοι που συνδυάζουν στοιχεία από διάφορες τεχνικές συστάσεων, επιτρέποντας την παροχή προτάσεων ακόμα και για νέους χρήστες ή αντικείμενα (Fayyaz et al., 2020).

Μια άλλη σημαντική πρόκληση είναι η σπανιότητα των δεδομένων, η οποία εμφανίζεται όταν οι χρήστες αξιολογούν μόνο ένα μικρό υποσύνολο των διαθέσιμων αντικειμένων. Αυτό μπορεί να μειώσει την ακρίβεια των προτάσεων, καθώς οι αλγόριθμοι δεν έχουν επαρκή δεδομένα για να βασιστούν. Για την αντιμετώπιση αυτού του προβλήματος, χρησιμοποιούνται διάφορες τεχνικές, όπως η χρήση παραγοντικών μεθόδων για τη μείωση της διάστασης των δεδομένων και η εφαρμογή προηγμένων αλγορίθμων μηχανικής μάθησης για την πρόβλεψη των κενών αξιολογήσεων (Raghuwanshi & Pateriya, 2019).

Η προστασία της ιδιωτικότητας των χρηστών είναι μια άλλη σημαντική πρόκληση για τα συστήματα συστάσεων. Καθώς τα συστήματα αυτά βασίζονται σε δεδομένα χρηστών, υπάρχει πάντα ο κίνδυνος παραβίασης της ιδιωτικότητας των χρηστών. Για την αντιμετώπιση αυτού του προβλήματος, οι επιχειρήσεις πρέπει να διασφαλίζουν ότι τα δεδομένα των χρηστών συλλέγονται και αποθηκεύονται με ασφαλή τρόπο και ότι οι χρήστες ενημερώνονται και συμφωνούν με τη χρήση των δεδομένων τους. Επιπλέον, η ανωνυμοποίηση των δεδομένων και η χρήση τεχνικών ασφαλείας, όπως η κρυπτογράφηση, μπορούν να βοηθήσουν στη διασφάλιση της ιδιωτικότητας των χρηστών (Fayyaz et al., 2020).

Τέλος, η συνεχής βελτίωση και εξέλιξη των αλγορίθμων συστάσεων είναι απαραίτητη για την αντιμετώπιση των προκλήσεων και τη βελτίωση της απόδοσης των συστημάτων. Οι εξελίξεις στην τεχνητή νοημοσύνη και τη μηχανική μάθηση επιτρέπουν την ανάπτυξη πιο εξελιγμένων και αποδοτικών αλγορίθμων που μπορούν να επεξεργαστούν μεγάλα και πολύπλοκα σύνολα δεδομένων, παρέχοντας πιο ακριβείς και αξιόπιστες προτάσεις. Οι συνεχείς πειραματισμοί και η αξιολόγηση των αλγορίθμων σε πραγματικές συνθήκες είναι απαραίτητες για τη βελτίωση της απόδοσης και την αναγνώριση νέων ευκαιριών για την ανάπτυξη και την καινοτομία στον τομέα των συστημάτων συστάσεων (Kumar & Sharma, 2016).

Τα συστήματα συστάσεων έχουν ευρείες εφαρμογές σε διάφορους τομείς και προσφέρουν σημαντικά πλεονεκτήματα για τις επιχειρήσεις και τους χρήστες. Ωστόσο, υπάρχουν διάφορες προκλήσεις που πρέπει να αντιμετωπιστούν για να διασφαλιστεί η αποδοτικότητα και η ακρίβεια των προτάσεων. Η αντιμετώπιση του προβλήματος του "cold start", η σπανιότητα των δεδομένων, η προστασία της ιδιωτικότητας των χρηστών και η συνεχής βελτίωση και εξέλιξη των αλγορίθμων είναι κρίσιμες για την επιτυχία των συστημάτων συστάσεων. Με τη σωστή αντιμετώπιση αυτών των προκλήσεων και την αξιοποίηση των εξελίξεων στην τεχνητή νοημοσύνη και τη μηχανική μάθηση, τα συστήματα συστάσεων μπορούν να προσφέρουν ακόμη πιο ακριβείς, αξιόπιστες και εξατομικευμένες προτάσεις, βελτιώνοντας την εμπειρία χρήστη και ενισχύοντας την αποδοτικότητα των επιχειρήσεων (Raghuwanshi & Pateriya, 2019).

2.5. Η Σύνδεση των Συστημάτων Συστάσεων με το Digital Marketing

Η σύνδεση των συστημάτων συστάσεων με το digital marketing είναι καθοριστική για την επιτυχία των σύγχρονων επιχειρήσεων. Τα συστήματα συστάσεων ενσωματώνονται στις στρατηγικές digital marketing με σκοπό την παροχή εξατομικευμένων προτάσεων σε χρήστες, βελτιώνοντας έτσι την εμπειρία τους και αυξάνοντας τις πωλήσεις (Lashkari & Sharma, 2023). Η ανάλυση αυτής της σύνδεσης αποκαλύπτει πώς η τεχνολογία των συστημάτων συστάσεων συμβάλλει στις στρατηγικές digital marketing και αναδεικνύει τη σημασία τους σε ένα συνεχώς εξελισσόμενο ψηφιακό περιβάλλον.

2.5.1. Ρόλος των Συστημάτων Συστάσεων στο Digital Marketing

Τα συστήματα συστάσεων παίζουν κρίσιμο ρόλο στις στρατηγικές digital marketing, παρέχοντας μια σειρά από οφέλη που ενισχύουν την αποτελεσματικότητα των καμπανιών και την ικανοποίηση των χρηστών. Ένα από τα βασικά πλεονεκτήματα είναι η ικανότητα αυτών των συστημάτων να αναλύουν μεγάλες ποσότητες δεδομένων χρηστών και να εντοπίζουν μοτίβα και προτιμήσεις. Με τη χρήση αλγορίθμων τεχνητής νοημοσύνης, τα συστήματα συστάσεων μπορούν να προσαρμόζουν το περιεχόμενο και τις προτάσεις σε κάθε χρήστη ξεχωριστά, προσφέροντας μια εξατομικευμένη εμπειρία που είναι πιο πιθανό να ικανοποιήσει τις ανάγκες και τις προτιμήσεις του (Gkikas & Theodoridis, 2019).

Τα συστήματα συστάσεων ενσωματώνονται σε διάφορες πλατφόρμες digital marketing, όπως ιστοσελίδες, εφαρμογές, και πλατφόρμες κοινωνικής δικτύωσης, για να παρέχουν προτάσεις προϊόντων, υπηρεσιών και περιεχομένου που είναι σχετικές με τους χρήστες. Αυτή η προσέγγιση βοηθά τις επιχειρήσεις να διατηρούν την προσοχή των χρηστών και να αυξάνουν την αφοσίωσή τους. Επιπλέον, οι εξατομικευμένες προτάσεις μειώνουν την αίσθηση της υπερφόρτωσης πληροφορίας, διευκολύνοντας τους χρήστες να βρουν αυτό που πραγματικά τους ενδιαφέρει (Poornima et al., 2023).

Μέσω των συστημάτων συστάσεων, οι επιχειρήσεις μπορούν να βελτιστοποιήσουν τις διαφημιστικές τους καμπάνιες. Τα δεδομένα που συλλέγονται από τις αλληλεπιδράσεις των χρηστών επιτρέπουν τη δημιουργία πιο στοχευμένων και αποδοτικών διαφημιστικών μηνυμάτων. Αυτό αυξάνει την απόδοση των διαφημιστικών δαπανών (ROI) και διασφαλίζει ότι οι διαφημίσεις φτάνουν στο κατάλληλο κοινό. Η δυνατότητα προσαρμογής των μηνυμάτων ανάλογα με τις προτιμήσεις των χρηστών οδηγεί σε υψηλότερα ποσοστά μετατροπής και βελτιωμένη απόδοση των καμπανιών (Gkikas & Theodoridis, 2019).

2.5.2. Εξατομίκευση Περιεχομένου και Εμπειρίας Χρήστη

Η εξατομίκευση αποτελεί ένα από τα πιο σημαντικά πλεονεκτήματα των συστημάτων συστάσεων στο πλαίσιο του digital marketing. Μέσω της ανάλυσης των δεδομένων χρηστών, τα συστήματα συστάσεων μπορούν να κατανοήσουν τις μοναδικές προτιμήσεις και ανάγκες κάθε χρήστη και να προσαρμόσουν το περιεχόμενο ανάλογα. Αυτή η δυνατότητα εξατομίκευσης βελτιώνει σημαντικά την εμπειρία χρήστη, καθιστώντας την πιο ικανοποιητική και ευχάριστη (Behera et al., 2020).

Η εξατομίκευση του περιεχομένου σημαίνει ότι οι χρήστες βλέπουν προτάσεις που ανταποκρίνονται στις προηγούμενες αλληλεπιδράσεις τους και στα ενδιαφέροντά τους. Για παράδειγμα, σε μια πλατφόρμα streaming όπως το Netflix, οι χρήστες λαμβάνουν προτάσεις ταινιών και σειρών που είναι παρόμοιες με αυτές που έχουν ήδη παρακολουθήσει και αξιολογήσει θετικά. Αυτή η προσέγγιση ενισχύει την αίσθηση ότι η πλατφόρμα κατανοεί τις προτιμήσεις τους και παρέχει αξία μέσω των προτάσεων που προσφέρει (Poornima et al., 2023).

Η εξατομίκευση δεν περιορίζεται μόνο στις προτάσεις προϊόντων ή περιεχομένου. Μπορεί επίσης να επεκταθεί στην εξατομίκευση της εμπειρίας χρήστη σε επίπεδο

διεπαφής και πλοήγησης. Για παράδειγμα, μια ιστοσελίδα ηλεκτρονικού εμπορίου μπορεί να προσαρμόσει την εμφάνιση της αρχικής σελίδας και τις κατηγορίες προϊόντων ανάλογα με τις προτιμήσεις του χρήστη. Αυτό διευκολύνει την πλοήγηση και καθιστά την εμπειρία χρήστη πιο φιλική και αποδοτική (Sethi & Gujral, 2022).

Η εξατομίκευση συμβάλλει επίσης στην αύξηση της αφοσίωσης των χρηστών. Όταν οι χρήστες αισθάνονται ότι η πλατφόρμα κατανοεί και ανταποκρίνεται στις ανάγκες τους, είναι πιο πιθανό να επιστρέψουν και να παραμείνουν πιστοί. Αυτό έχει άμεσο αντίκτυπο στην αύξηση της αφοσίωσης και στη δημιουργία μακροχρόνιων σχέσεων με τους πελάτες. Επιπλέον, οι ευχαριστημένοι χρήστες είναι πιο πιθανό να συστήσουν την πλατφόρμα σε άλλους, αυξάνοντας την οργανική ανάπτυξη της επιχείρησης (Sharma et al., 2021).

2.5.3. Αύξηση Πωλήσεων και Έσοδα μέσω Προσωποποιημένων Προτάσεων

Οι προσωποποιημένες προτάσεις αποτελούν έναν από τους πιο αποτελεσματικούς τρόπους αύξησης των πωλήσεων και των εσόδων για τις επιχειρήσεις. Μέσω των συστημάτων συστάσεων, οι επιχειρήσεις μπορούν να παρέχουν προτάσεις προϊόντων και υπηρεσιών που είναι πιο πιθανό να ενδιαφέρουν τους χρήστες, αυξάνοντας την πιθανότητα αγοράς (Potwora et al., 2023).

Τα συστήματα συστάσεων χρησιμοποιούν δεδομένα όπως το ιστορικό αγορών, οι αναζητήσεις και οι αξιολογήσεις των χρηστών για να δημιουργήσουν προτάσεις που ταιριάζουν με τα ενδιαφέροντα και τις προτιμήσεις τους. Αυτό σημαίνει ότι οι χρήστες βλέπουν προϊόντα και υπηρεσίες που είναι πιο σχετικά με αυτά που έχουν ήδη αγοράσει ή αναζητήσει, καθιστώντας τις προτάσεις πιο αποτελεσματικές και ελκυστικές. Οι προσωποποιημένες προτάσεις αυξάνουν την πιθανότητα αγορών, καθώς οι χρήστες αισθάνονται ότι οι προτάσεις είναι εξατομικευμένες και προσαρμοσμένες στις ανάγκες τους (Behera et al., 2020).

Επιπλέον, οι προσωποποιημένες προτάσεις μπορούν να αυξήσουν το μέσο καλάθι αγορών, προτείνοντας συμπληρωματικά προϊόντα και υπηρεσίες. Για παράδειγμα, αν ένας χρήστης αγοράζει ένα φορητό υπολογιστή, το σύστημα συστάσεων μπορεί να προτείνει αξεσουάρ όπως θήκες, ποντίκια ή εξωτερικούς σκληρούς δίσκους. Αυτή η στρατηγική διασταυρούμενης πώλησης (cross-selling) αυξάνει την αξία των αγορών

και συμβάλλει στην αύξηση των συνολικών εσόδων της επιχείρησης (Abed et al., 2023).

Τα συστήματα συστάσεων μπορούν επίσης να χρησιμοποιηθούν για την προώθηση νέων προϊόντων και υπηρεσιών. Μέσω της ανάλυσης των δεδομένων χρηστών, οι επιχειρήσεις μπορούν να εντοπίσουν χρήστες που είναι πιο πιθανό να ενδιαφέρονται για νέα προϊόντα και να τους παρέχουν σχετικές προτάσεις. Αυτή η στρατηγική μπορεί να αυξήσει την αποδοχή νέων προϊόντων και να βοηθήσει τις επιχειρήσεις να επιτύχουν ταχύτερη διείσδυση στην αγορά (Lashkari & Sharma, 2023).

Η χρήση προσωποποιημένων προτάσεων δεν αυξάνει μόνο τις πωλήσεις και τα έσοδα, αλλά επίσης βελτιώνει την εμπειρία του χρήστη και ενισχύει την ικανοποίηση και την αφοσίωση των πελατών. Οι χρήστες αισθάνονται ότι η επιχείρηση κατανοεί τις ανάγκες τους και προσφέρει αξία μέσω των προτάσεων που παρέχει. Αυτό δημιουργεί μια θετική εμπειρία αγορών και ενισχύει τη σχέση μεταξύ της επιχείρησης και των πελατών (Behera et al., 2020). Τα συστήματα συστάσεων έχουν καθοριστικό ρόλο στο digital marketing, παρέχοντας εξατομικευμένες προτάσεις που βελτιώνουν την εμπειρία του χρήστη, αυξάνουν την αφοσίωση και συμβάλλουν στην αύξηση των πωλήσεων και των εσόδων. Η συνεχής βελτίωση των αλγορίθμων και η ενσωμάτωση των νέων τεχνολογιών τεχνητής νοημοσύνης υπόσχονται ακόμη μεγαλύτερη αποδοτικότητα και αποτελεσματικότητα των συστημάτων συστάσεων στο μέλλον (Potwora et al., 2023).

2.5.4. Ανάλυση Συμπεριφοράς Χρηστών και Βελτιστοποίηση Καμπανιών

Τα δεδομένα που συλλέγονται από τα συστήματα συστάσεων είναι εξαιρετικά πολύτιμα για την ανάλυση της συμπεριφοράς των χρηστών. Οι πληροφορίες σχετικά με τις προτιμήσεις, τις αγορές και τις αλληλεπιδράσεις των χρηστών με τα προτεινόμενα προϊόντα και περιεχόμενο μπορούν να χρησιμοποιηθούν για την κατανόηση των αναγκών και των προτιμήσεών τους. Αυτός ο τύπος ανάλυσης βοηθά τις επιχειρήσεις να διαμορφώσουν πιο στοχευμένες και αποδοτικές καμπάνιες marketing (Trusov et al., 2016).

Η ανάλυση της συμπεριφοράς των χρηστών επιτρέπει στις επιχειρήσεις να εντοπίζουν μοτίβα και τάσεις στις προτιμήσεις των χρηστών. Για παράδειγμα, η ανάλυση μπορεί να αποκαλύψει ποιες κατηγορίες προϊόντων είναι πιο δημοφιλείς σε διαφορετικές δημογραφικές ομάδες ή ποιες χρονικές περιόδους είναι οι χρήστες πιο πιθανό να

προβούν σε αγορές. Αυτές οι πληροφορίες είναι κρίσιμες για τη βελτιστοποίηση των καμπανιών marketing, καθώς επιτρέπουν την προσαρμογή των μηνυμάτων και των προσφορών ώστε να ανταποκρίνονται καλύτερα στις ανάγκες των χρηστών (Thilagavathy & Kumar, 2021).

Ένας άλλος σημαντικός τομέας όπου τα συστήματα συστάσεων μπορούν να συμβάλουν στη βελτιστοποίηση των καμπανιών είναι μέσω της προσωποποίησης των μηνυμάτων marketing. Με βάση τα δεδομένα που συλλέγονται, οι επιχειρήσεις μπορούν να δημιουργήσουν εξατομικευμένα μηνύματα που ανταποκρίνονται στις ατομικές προτιμήσεις και ανάγκες των χρηστών. Αυτό οδηγεί σε υψηλότερα ποσοστά εμπλοκής και μετατροπής, καθώς οι χρήστες είναι πιο πιθανό να ανταποκριθούν σε μηνύματα που είναι σχεδιασμένα ειδικά για αυτούς (Habil et al., 2023).

Επιπλέον, τα δεδομένα από τα συστήματα συστάσεων μπορούν να χρησιμοποιηθούν για τη δοκιμή και την αξιολόγηση διαφόρων στρατηγικών marketing. Οι επιχειρήσεις μπορούν να πειραματιστούν με διαφορετικές προσφορές, μηνύματα και κανάλια διανομής για να δουν ποια είναι πιο αποτελεσματικά. Η συνεχής αξιολόγηση και προσαρμογή των στρατηγικών με βάση τα δεδομένα των χρηστών βοηθά στη βελτίωση της απόδοσης των καμπανιών και στη μεγιστοποίηση των αποτελεσμάτων (Trusov et al., 2016).

Τέλος, η ανάλυση της συμπεριφοράς των χρηστών μπορεί να βοηθήσει τις επιχειρήσεις να προβλέψουν μελλοντικές τάσεις και να προσαρμόσουν τις στρατηγικές τους ανάλογα. Για παράδειγμα, η ανάλυση των δεδομένων μπορεί να αποκαλύψει αναδυόμενες προτιμήσεις ή ανάγκες των χρηστών, επιτρέποντας στις επιχειρήσεις να προετοιμαστούν και να ανταποκριθούν έγκαιρα. Αυτή η προνοητικότητα είναι κρίσιμη για τη διατήρηση του ανταγωνιστικού πλεονεκτήματος σε έναν διαρκώς μεταβαλλόμενο ψηφιακό κόσμο (Muniandi et al., 2024).

2.5.5. Στρατηγικές Ενσωμάτωσης Συστημάτων Συστάσεων στο Digital Marketing

Η επιτυχής ενσωμάτωση των συστημάτων συστάσεων στις καμπάνιες digital marketing απαιτεί τη χρήση στρατηγικών και τακτικών που εξασφαλίζουν τη μέγιστη αποδοτικότητα και αποτελεσματικότητα. Οι επιχειρήσεις πρέπει να εξετάσουν

προσεκτικά πώς θα χρησιμοποιήσουν τα συστήματα συστάσεων για να ενισχύσουν τις καμπάνιες τους και να επιτύχουν τους στόχους τους (Lashkari & Sharma, 2023).

Μία από τις βασικές στρατηγικές είναι η ενσωμάτωση των συστημάτων συστάσεων σε όλα τα σημεία επαφής με τον πελάτη. Αυτό σημαίνει ότι οι προτάσεις πρέπει να εμφανίζονται όχι μόνο στην ιστοσελίδα της επιχείρησης, αλλά και σε όλα τα κανάλια επικοινωνίας, όπως email, social media και διαφημιστικές καμπάνιες. Η συνεκτική και ολοκληρωμένη προσέγγιση εξασφαλίζει ότι οι χρήστες λαμβάνουν εξατομικευμένες προτάσεις σε κάθε επαφή με την επιχείρηση, αυξάνοντας την αφοσίωση και την πιθανότητα μετατροπής (Drivas et al., 2021).

Μια άλλη στρατηγική είναι η χρήση των συστημάτων συστάσεων για την ενίσχυση των προγραμμάτων επιβράβευσης πελατών. Οι επιχειρήσεις μπορούν να χρησιμοποιήσουν τα δεδομένα από τα συστήματα συστάσεων για να προσαρμόσουν τις προσφορές και τις επιβραβεύσεις στους πιστούς πελάτες, προσφέροντας προϊόντα και υπηρεσίες που ανταποκρίνονται καλύτερα στις προτιμήσεις τους. Αυτό όχι μόνο ενισχύει την αφοσίωση των πελατών, αλλά και αυξάνει την αξία των προγραμμάτων επιβράβευσης (Wijaya et al., 2021).

Η συνεργασία με πλατφόρμες τρίτων αποτελεί επίσης μια αποτελεσματική στρατηγική για την ενσωμάτωση των συστημάτων συστάσεων στο digital marketing. Οι επιχειρήσεις μπορούν να συνεργαστούν με πλατφόρμες όπως το Google Ads ή το Facebook Ads για να χρησιμοποιήσουν τα δεδομένα των συστημάτων συστάσεων και να βελτιστοποιήσουν τις διαφημιστικές τους καμπάνιες. Αυτή η συνεργασία επιτρέπει την καλύτερη στόχευση των διαφημίσεων και την αύξηση της απόδοσης των διαφημιστικών δαπανών (Gkikas & Theodoridis, 2019).

Επιπλέον, οι επιχειρήσεις μπορούν να χρησιμοποιήσουν τα συστήματα συστάσεων για τη δημιουργία δυναμικού περιεχομένου στις καμπάνιες τους. Το δυναμικό περιεχόμενο προσαρμόζεται αυτόματα ανάλογα με τις προτιμήσεις και τη συμπεριφορά του χρήστη, προσφέροντας μια πιο προσωπική και σχετική εμπειρία. Αυτή η προσέγγιση μπορεί να εφαρμοστεί σε διάφορες μορφές περιεχομένου, όπως διαφημίσεις, ιστοσελίδες και email, βελτιώνοντας την αποτελεσματικότητα των καμπανιών (Wijaya et al., 2021).

Η συνεχής αξιολόγηση και βελτίωση των στρατηγικών είναι επίσης κρίσιμη για την επιτυχία της ενσωμάτωσης των συστημάτων συστάσεων στο digital marketing. Οι

επιχειρήσεις πρέπει να παρακολουθούν στενά την απόδοση των καμπανιών τους και να χρησιμοποιούν τα δεδομένα των συστημάτων συστάσεων για να προσαρμόζουν τις στρατηγικές τους ανάλογα. Η συνεχής βελτίωση εξασφαλίζει ότι οι καμπάνιες παραμένουν αποδοτικές και ανταποκρίνονται στις μεταβαλλόμενες ανάγκες και προτιμήσεις των χρηστών (Drivas et al., 2021).

Τέλος, η εκπαίδευση και η ενημέρωση των υπαλλήλων σχετικά με τη χρήση και τις δυνατότητες των συστημάτων συστάσεων είναι απαραίτητη για την επιτυχία της ενσωμάτωσης. Οι υπάλληλοι πρέπει να κατανοούν πώς να χρησιμοποιούν τα δεδομένα των συστημάτων συστάσεων για τη βελτιστοποίηση των καμπανιών και πώς να αξιοποιούν τις τεχνολογίες για να παρέχουν καλύτερη εξυπηρέτηση στους πελάτες. Η ανάλυση της συμπεριφοράς των χρηστών και η ενσωμάτωση των συστημάτων συστάσεων στο digital marketing είναι κρίσιμες για την επιτυχία των σύγχρονων καμπανιών marketing. Οι επιχειρήσεις που χρησιμοποιούν αποτελεσματικά τα δεδομένα των συστημάτων συστάσεων μπορούν να δημιουργήσουν πιο στοχευμένες και αποδοτικές καμπάνιες, να βελτιώσουν την εμπειρία του χρήστη και να αυξήσουν την αφοσίωση και τα έσοδα τους. Με τη σωστή στρατηγική και την κατάλληλη χρήση των τεχνολογιών, οι επιχειρήσεις μπορούν να αξιοποιήσουν στο έπακρο τα συστήματα συστάσεων για να επιτύχουν τους στόχους τους στο digital marketing (Lashkari & Sharma, 2023).

2.5.6. Βελτιστοποίηση SEO και Περιεχομένου με Βάση τις Προτάσεις

Η βελτιστοποίηση μηχανών αναζήτησης (SEO) και η ποιότητα του περιεχομένου μιας ιστοσελίδας είναι κρίσιμες για την αύξηση της επισκεψιμότητας και την εμπλοκή των χρηστών. Τα συστήματα συστάσεων μπορούν να διαδραματίσουν σημαντικό ρόλο σε αυτή τη διαδικασία, παρέχοντας πολύτιμα δεδομένα που μπορούν να χρησιμοποιηθούν για τη βελτίωση του SEO και την προσαρμογή του περιεχομένου στις ανάγκες και τις προτιμήσεις των χρηστών (Hoyos et al., 2019).

Οι προτάσεις από τα συστήματα συστάσεων μπορούν να βοηθήσουν στην ταυτοποίηση των λέξεων-κλειδιών που είναι πιο σημαντικές για τους χρήστες. Αναλύοντας τα δεδομένα από τις αναζητήσεις και τις αλληλεπιδράσεις των χρηστών με το περιεχόμενο, οι επιχειρήσεις μπορούν να εντοπίσουν τις λέξεις-κλειδιά που χρησιμοποιούν οι χρήστες για να βρουν πληροφορίες και προϊόντα. Αυτές οι λέξεις-

κλειδιά μπορούν να ενσωματωθούν στο περιεχόμενο της ιστοσελίδας για να βελτιωθεί η κατάταξή της στα αποτελέσματα των μηχανών αναζήτησης (Drivas et al., 2021).

Επιπλέον, τα συστήματα συστάσεων μπορούν να βοηθήσουν στη δημιουργία περιεχομένου που είναι πιο σχετικό και ενδιαφέρον για τους χρήστες. Αναλύοντας τις προτιμήσεις και τις συμπεριφορές των χρηστών, οι επιχειρήσεις μπορούν να δημιουργήσουν άρθρα, βίντεο και άλλες μορφές περιεχομένου που ανταποκρίνονται στις ανάγκες του κοινού τους. Αυτή η προσέγγιση όχι μόνο βελτιώνει την εμπειρία του χρήστη αλλά και αυξάνει την εμπλοκή και την αφοσίωση των επισκεπτών της ιστοσελίδας (Wijaya et al., 2021).

Η βελτίωση του SEO και του περιεχομένου με βάση τις προτάσεις των συστημάτων συστάσεων μπορεί επίσης να οδηγήσει σε αυξημένη επισκεψιμότητα και υψηλότερα ποσοστά μετατροπής. Όταν το περιεχόμενο είναι καλά βελτιστοποιημένο για τις μηχανές αναζήτησης και σχετικό με τις προτιμήσεις των χρηστών, είναι πιο πιθανό να εμφανίζεται στα κορυφαία αποτελέσματα των αναζητήσεων. Αυτό αυξάνει την πιθανότητα οι χρήστες να επισκεφθούν την ιστοσελίδα και να αλληλεπιδράσουν με το περιεχόμενο, οδηγώντας σε αυξημένες πωλήσεις και έσοδα για την επιχείρηση (Drivas et al., 2021).

Επιπλέον, η ανάλυση των δεδομένων των χρηστών μέσω των συστημάτων συστάσεων μπορεί να βοηθήσει στην κατανόηση των μοτίβων συμπεριφοράς και των προτιμήσεων των χρηστών. Αυτό επιτρέπει στις επιχειρήσεις να προσαρμόσουν τις στρατηγικές SEO και το περιεχόμενό τους ώστε να είναι πιο αποτελεσματικά και να ανταποκρίνονται καλύτερα στις ανάγκες των χρηστών. Η συνεχής παρακολούθηση και προσαρμογή των στρατηγικών SEO με βάση τα δεδομένα των συστημάτων συστάσεων εξασφαλίζει ότι οι επιχειρήσεις παραμένουν ανταγωνιστικές και επιτυγχάνουν υψηλά ποσοστά εμπλοκής και μετατροπής (Hoyos et al., 2019).

2.5.7. Χρήση Συστημάτων Συστάσεων σε Κοινωνικά Δίκτυα και Διαφήμιση

Τα συστήματα συστάσεων έχουν επίσης σημαντική εφαρμογή στις πλατφόρμες κοινωνικών δικτύων και στις διαφημιστικές καμπάνιες, βελτιώνοντας την απόδοση και την αποτελεσματικότητα της στόχευσης. Οι πλατφόρμες κοινωνικών δικτύων, όπως το Facebook, το Instagram και το Twitter, χρησιμοποιούν συστήματα συστάσεων για να

προσαρμόσουν το περιεχόμενο και τις διαφημίσεις στις προτιμήσεις και τα ενδιαφέροντα των χρηστών (García-Sánchez et al., 2020).

Η χρήση συστημάτων συστάσεων στις πλατφόρμες κοινωνικών δικτύων επιτρέπει τη δημιουργία πιο στοχευμένων και σχετικών διαφημίσεων. Αναλύοντας τα δεδομένα των χρηστών, όπως οι προτιμήσεις, οι αλληλεπιδράσεις και οι δημογραφικές πληροφορίες, οι πλατφόρμες μπορούν να προβάλλουν διαφημίσεις που είναι πιο πιθανό να ενδιαφέρουν τους χρήστες. Αυτό αυξάνει την αποτελεσματικότητα των διαφημίσεων, μειώνει το κόστος ανά κλικ (CPC) και βελτιώνει το ποσοστό μετατροπής (Zhou et al., 2012).

Επιπλέον, τα συστήματα συστάσεων μπορούν να βοηθήσουν στη βελτιστοποίηση των διαφημιστικών καμπανιών σε πραγματικό χρόνο. Αναλύοντας τα δεδομένα των αλληλεπιδράσεων των χρηστών με τις διαφημίσεις, οι επιχειρήσεις μπορούν να προσαρμόσουν τις στρατηγικές τους για να βελτιώσουν την απόδοση. Για παράδειγμα, αν μια διαφήμιση δεν αποδίδει όπως αναμενόταν, τα δεδομένα μπορούν να χρησιμοποιηθούν για να τροποποιηθούν τα δημιουργικά στοιχεία ή η στόχευση της καμπάνιας, βελτιώνοντας την απόδοση (He & Chu, 2010).

Τα συστήματα συστάσεων στις πλατφόρμες κοινωνικών δικτύων μπορούν επίσης να χρησιμοποιηθούν για την ενίσχυση της αφοσίωσης των χρηστών. Προτείνοντας περιεχόμενο που είναι σχετικό με τα ενδιαφέροντα και τις προηγούμενες αλληλεπιδράσεις των χρηστών, οι πλατφόρμες μπορούν να κρατήσουν τους χρήστες ενεργούς και να αυξήσουν την εμπλοκή. Αυτό όχι μόνο βελτιώνει την εμπειρία του χρήστη αλλά και δημιουργεί περισσότερες ευκαιρίες για την προβολή διαφημίσεων, αυξάνοντας τα έσοδα από διαφημίσεις για τις πλατφόρμες (Tucker, 2014).

Η χρήση συστημάτων συστάσεων στις διαφημιστικές καμπάνιες επεκτείνεται και πέρα από τις πλατφόρμες κοινωνικών δικτύων. Οι επιχειρήσεις μπορούν να ενσωματώσουν συστήματα συστάσεων στις διαφημιστικές καμπάνιες τους σε πλατφόρμες όπως το Google Ads και το Bing Ads, χρησιμοποιώντας τα δεδομένα των χρηστών για να δημιουργήσουν πιο στοχευμένες και αποδοτικές διαφημίσεις. Η συνεχής παρακολούθηση και ανάλυση των δεδομένων των διαφημίσεων επιτρέπει τη βελτίωση της στόχευσης και την αύξηση της απόδοσης των διαφημιστικών δαπανών (Zhou et al., 2012).

Συνολικά, η χρήση συστημάτων συστάσεων στις πλατφόρμες κοινωνικών δικτύων και στις διαφημιστικές καμπάνιες προσφέρει σημαντικά πλεονεκτήματα για τις επιχειρήσεις. Επιτρέπει τη δημιουργία πιο στοχευμένων και σχετικών διαφημίσεων, βελτιώνει την απόδοση των διαφημιστικών δαπανών και αυξάνει την εμπλοκή και την αφοσίωση των χρηστών. Οι συνεχείς εξελίξεις στην τεχνητή νοημοσύνη και τη μηχανική μάθηση προσφέρουν νέες ευκαιρίες για την βελτίωση των συστημάτων συστάσεων, καθιστώντας τα ακόμα πιο αποτελεσματικά και αποδοτικά για τις διαφημιστικές καμπάνιες και τις πλατφόρμες κοινωνικών δικτύων (García-Sánchez et al., 2020). Τα συστήματα συστάσεων έχουν καθοριστικό ρόλο στη βελτιστοποίηση του SEO, του περιεχομένου και των διαφημιστικών καμπανιών. Με την ανάλυση των δεδομένων των χρηστών και την προσαρμογή των στρατηγικών marketing, οι επιχειρήσεις μπορούν να επιτύχουν υψηλότερα ποσοστά εμπλοκής και μετατροπής, βελτιώνοντας την απόδοση και την αποτελεσματικότητα των καμπανιών τους. Οι τεχνολογίες αυτές συνεχίζουν να εξελίσσονται, προσφέροντας νέες ευκαιρίες για την ανάπτυξη και την καινοτομία στον τομέα του digital marketing (Zhou et al., 2012).

2.6. Δημοφιλείς Οργανισμοί και Εφαρμογές Digital Marketing

Η παρούσα ενότητα παρουσιάζει τη χρήση συστημάτων συστάσεων από κορυφαίες εταιρείες και πλατφόρμες, με στόχο την εξατομίκευση των προτάσεων προς τους χρήστες, βελτιώνοντας την εμπειρία τους και ενισχύοντας την αφοσίωσή τους. Ενδεικτικά παραδείγματα αποτελούν οι πλατφόρμες Amazon, Netflix, Spotify, YouTube, Airbnb, LinkedIn, Google, Pinterest, Coursera, TripAdvisor, Alibaba και Tinder, οι οποίες χρησιμοποιούν εξελιγμένους αλγόριθμους τεχνητής νοημοσύνης για να αναλύουν τα δεδομένα των χρηστών τους και να παρέχουν προτάσεις που ανταποκρίνονται στις προτιμήσεις τους.

Η Amazon χρησιμοποιεί συστήματα συστάσεων (Smith et al., 2017) για να προτείνει προϊόντα στους πελάτες της με βάση το ιστορικό αγορών, τις αναζητήσεις και τις κριτικές, ενώ η λειτουργία "Customers who bought this item also bought" βασίζεται σε τεχνικές φιλτραρίσματος συνεργασίας για τη βελτίωση της εμπειρίας των χρηστών. Αντίστοιχα, η Netflix χρησιμοποιεί τους αλγόριθμους της για να προτείνει περιεχόμενο όπως ταινίες και σειρές, λαμβάνοντας υπόψη τις προτιμήσεις των χρηστών και προσαρμόζοντας ακόμα και τις μικρογραφίες για την αύξηση της αφοσίωσης. Η

Spotify, μέσω εξατομικευμένων playlists όπως το "Discover Weekly", προσφέρει προσωποποιημένες μουσικές προτάσεις, αναλύοντας τις ακροάσεις των χρηστών, ενώ η YouTube προτείνει βίντεο με βάση τις προτιμήσεις και τις αλληλεπιδράσεις των χρηστών, αυξάνοντας τον χρόνο παρακολούθησης. Η Airbnb χρησιμοποιεί δεδομένα από κρατήσεις και αναζητήσεις για να προσφέρει προσαρμοσμένες προτάσεις καταλυμάτων, βελτιώνοντας την εμπειρία κράτησης και αυξάνοντας τις κρατήσεις.

Το LinkedIn εφαρμόζει συστήματα συστάσεων για την παροχή προτάσεων επαγγελματικών δικτύων και θέσεων εργασίας, με βάση το επαγγελματικό προφίλ των χρηστών, ενώ η Google χρησιμοποιεί εξελιγμένους αλγόριθμους για την παροχή εξατομικευμένων διαφημίσεων και περιεχομένου στις πλατφόρμες της, όπως το Google Ads και το YouTube. Η Pinterest προσφέρει εξατομικευμένες ιδέες και pins με βάση τα ενδιαφέροντα και τις αλληλεπιδράσεις των χρηστών, ενώ η Coursera χρησιμοποιεί αλγορίθμους για να προτείνει μαθήματα σύμφωνα με τους εκπαιδευτικούς στόχους των μαθητών, βελτιώνοντας την εμπειρία μάθησης. Η TripAdvisor, μέσω ανάλυσης των κριτικών και κρατήσεων των χρηστών, προτείνει ξενοδοχεία και δραστηριότητες, διευκολύνοντας τη διαδικασία προγραμματισμού ταξιδιών.

Η Alibaba αξιοποιεί αλγόριθμους μηχανικής μάθησης για την παροχή προσωποποιημένων προτάσεων προϊόντων στο πλαίσιο του ηλεκτρονικού εμπορίου, ενώ η Tinder χρησιμοποιεί συστήματα συστάσεων για την προώθηση συμβατών προφίλ χρηστών, ενισχύοντας την επιτυχία στις συνδέσεις. Όλες αυτές οι πλατφόρμες αξιοποιούν τα συστήματα συστάσεων για να βελτιώσουν την εμπειρία χρήσης, να αυξήσουν την αφοσίωση των πελατών τους και να ενισχύσουν την επιχειρηματική τους απόδοση. Η χρήση τεχνικών τεχνητής νοημοσύνης και μηχανικής μάθησης καθιστά δυνατή την ανάλυση μεγάλων όγκων δεδομένων και την παροχή προσωποποιημένων προτάσεων που προσαρμόζονται στις ανάγκες και τις προτιμήσεις των χρηστών σε πραγματικό χρόνο. Για περισσότερες λεπτομέρειες σχετικά με την εφαρμογή των συστημάτων συστάσεων σε κάθε εταιρεία, όπως αναφέρονται παραπάνω, παρατίθενται αναλυτικοί πίνακες στο Παράρτημα της παρούσας εργασίας. Οι πίνακες αυτοί περιλαμβάνουν στοιχεία για τις τεχνικές που χρησιμοποιεί κάθε εταιρεία, τα πλεονεκτήματα και τα μειονεκτήματα των προσεγγίσεων τους, καθώς και τα δεδομένα που λαμβάνονται υπόψη για την ανάπτυξη των συστημάτων συστάσεων.

2.7.Σύνοψη Βιβλιογραφικής Ανασκόπησης

Η παρούσα βιβλιογραφική ανασκόπηση διερεύνησε τους βασικούς αλγορίθμους που χρησιμοποιούνται στα συστήματα συστάσεων, συμπεριλαμβανομένου του συνεργατικού φιλτραρίσματος, των μεθόδων που βασίζονται στο περιεχόμενο και των υβριδικών προσεγγίσεων, καθώς και τις εφαρμογές και τις προκλήσεις τους σε διάφορους κλάδους, όπως το ηλεκτρονικό εμπόριο, η ψυχαγωγία και το ψηφιακό μάρκετινγκ. Η ανασκόπηση ανέδειξε τα πλεονεκτήματα και τους περιορισμούς αυτών των αλγορίθμων, ιδίως όσον αφορά την αντιμετώπιση κοινών προβλημάτων όπως το πρόβλημα της ψυχρής εκκίνησης και η σπανιότητα των δεδομένων. Επιπλέον, κατέδειξε τον κρίσιμο ρόλο των συστημάτων συστάσεων στη βελτίωση της εμπειρίας των χρηστών, στην εξατομίκευση των στρατηγικών μάρκετινγκ και στην αύξηση της επιχειρηματικής απόδοσης.

Το επόμενο κεφάλαιο θα εμβαθύνει στη μεθοδολογία αυτής της έρευνας, περιγράφοντας λεπτομερώς τις διαδικασίες και τις τεχνικές που χρησιμοποιήθηκαν για την ανάλυση και τη σύγκριση των επιδόσεων των διαφόρων αλγορίθμων συστάσεων. Μέσω πειραματικών δεδομένων και μετρικών αξιολόγησης, η μεθοδολογία θα παρέχει ένα ολοκληρωμένο πλαίσιο για την αξιολόγηση της αποτελεσματικότητας αυτών των συστημάτων στο πλαίσιο ψηφιακών πλατφορμών μάρκετινγκ.

3. Μεθοδολογία

3.1.Ερευνητική Φιλοσοφία

Η ερευνητική φιλοσοφία αυτής της μελέτης ακολουθεί το θετικιστικό (positivist) παράδειγμα, το οποίο υποστηρίζει ότι η γνώση μπορεί να παρατηρηθεί, να μετρηθεί και να αποδειχθεί μέσω εμπειρικών δεδομένων και λογικών αναλύσεων. Στο πλαίσιο αυτό, η μελέτη εστιάζει στη σύγκριση και αξιολόγηση των αλγορίθμων συστάσεων χρησιμοποιώντας αντικειμενικές μεθόδους και μετρήσεις που βασίζονται σε ποσοτικά δεδομένα. Η φιλοσοφία αυτή ευθυγραμμίζεται με την πεποίθηση ότι η πραγματικότητα είναι αντικειμενική και μπορεί να μετρηθεί με ακρίβεια, επιτρέποντας τη διατύπωση γενικών κανόνων και υποθέσεων για την απόδοση των αλγορίθμων.

Το θετικιστικό πλαίσιο επηρεάζει σημαντικά το σχεδιασμό της έρευνας, καθώς οδηγεί στη χρήση ποσοτικών δεδομένων για τη δοκιμή υποθέσεων και την απόδειξη των σχέσεων μεταξύ των μεταβλητών. Η συλλογή δεδομένων βασίζεται σε πειραματικές διαδικασίες και δεδομένα από δημοφιλή σύνολα δεδομένων, όπως το Amazon, που επιτρέπουν τη μελέτη της απόδοσης των αλγορίθμων σε προσομοιωμένα περιβάλλοντα. Η ανάλυση των δεδομένων πραγματοποιείται με την εφαρμογή στατιστικών μεθόδων και μετρικών αξιολόγησης, όπως η ακρίβεια και το RMSE, επιτρέποντας την εξαγωγή γενικών συμπερασμάτων για την απόδοση των αλγορίθμων σε συγκεκριμένα πλαίσια.

3.2.Προσέγγιση της Έρευνας και Μέθοδοι Συλλογής Δεδομένων

Η ερευνητική προσέγγιση που ακολουθείται σε αυτή τη μελέτη είναι ποσοτική (quantitative), καθώς επικεντρώνεται στη συλλογή και ανάλυση αριθμητικών δεδομένων για την αξιολόγηση της απόδοσης των αλγορίθμων συστάσεων. Το ποσοτικό παράδειγμα, το οποίο βασίζεται στο θετικιστικό πλαίσιο, επιτρέπει τη σύγκριση των αλγορίθμων μέσω μετρήσεων που μπορούν να αποδειχθούν αντικειμενικά και να αναλυθούν μέσω στατιστικών μεθόδων.

Η συλλογή δεδομένων πραγματοποιείται μέσω πειραματικών δοκιμών σε έτοιμα datasets, όπως το Amazon, το οποίο προσφέρει δεδομένα σχετικά με τις προτιμήσεις χρηστών και αξιολογήσεις ταινιών. Αυτά τα δεδομένα είναι ποσοτικά, καθώς περιλαμβάνουν αριθμητικές αξιολογήσεις και αλληλεπιδράσεις των χρηστών με τα

αντικείμενα. Τα δεδομένα αυτά θα χρησιμοποιηθούν για τη δοκιμή των επιλεγμένων αλγορίθμων και για την αξιολόγηση της απόδοσής τους με τη χρήση μετρικών όπως η ακρίβεια, η ανάκληση, και το RMSE.

Τα ποσοτικά δεδομένα είναι κατάλληλα για τη σύγκριση αλγορίθμων καθώς επιτρέπουν την αναγνώριση προτύπων, τον προσδιορισμό της απόδοσης και την επιβεβαίωση ή απόρριψη υποθέσεων σχετικά με την αποτελεσματικότητα των συστημάτων συστάσεων. Οι μετρήσεις αυτές μπορούν να αποδοθούν σε αριθμητικά αποτελέσματα και γραφήματα, διευκολύνοντας την οπτικοποίηση των διαφορών μεταξύ των αλγορίθμων και τη διατύπωση συμπερασμάτων.

3.3.Στρατηγικός Σχεδιασμός Έρευνας

Το ερευνητικό σχέδιο βασίζεται στην πειραματική έρευνα και την ανάλυση πραγματικών δεδομένων για την αξιολόγηση και σύγκριση αλγορίθμων συστάσεων. Η έρευνα αυτή θα διεξαχθεί μέσω πειραματικών δοκιμών, χρησιμοποιώντας υπάρχοντα δεδομένα από γνωστά σύνολα δεδομένων και επιλεγμένα πειραματικά σύνολα. Ο συνδυασμός αυτών των μεθόδων θα επιτρέψει μια ολοκληρωμένη αξιολόγηση της απόδοσης και της καταλληλότητας των αλγορίθμων σε διαφορετικά σενάρια.

3.3.1. Πειραματική Έρευνα

<u>Σχεδιασμός Πειράματος</u>

Η έρευνα περιλαμβάνει τη χρήση πειραματικών μεθόδων για την αξιολόγηση των επιλεγμένων αλγορίθμων σε προσομοιωμένα περιβάλλοντα. Θα εφαρμοστούν διαφορετικοί αλγόριθμοι, όπως το User-Based Collaborative Filtering (UBCF), το Item-Based Collaborative Filtering (IBCF), και οι Content-Based Filtering (CBF) μέθοδοι, σε συγκεκριμένα σύνολα δεδομένων όπως το Amazon. Τα αποτελέσματα κάθε αλγορίθμου θα αξιολογηθούν χρησιμοποιώντας μετρικές όπως η ακρίβεια και το RMSE.

Οι τρεις βασικοί αλγόριθμοι που εφαρμόστηκαν στην παρούσα έρευνα είναι οι εξής:

- **SlopeOne**: Πρόκειται για έναν απλό και αποδοτικό αλγόριθμο φιλτραρίσματος συνεργασίας (collaborative filtering). Βασίζεται στη μέτρηση της διαφοράς στις αξιολογήσεις ανάμεσα σε αντικείμενα που έχουν αξιολογηθεί από τον ίδιο χρήστη. Χρησιμοποιείται κυρίως για την πρόβλεψη αξιολογήσεων βασισμένων

σε γραμμικές σχέσεις και είναι κατάλληλος για εφαρμογές όπου η απλότητα και η ευκολία υλοποίησης είναι προτεραιότητα.

- **NMF (Non-Negative Matrix Factorization)**: Ανήκει στις τεχνικές παραγοντοποίησης μητρών (matrix factorization) και χρησιμοποιείται για φιλτράρισμα συνεργασίας. Η μέθοδος αυτή διασπά τη μητρώα δεδομένων (user-item matrix) σε δύο μη αρνητικές συνιστώσες, αποκαλύπτοντας κρυφά μοτίβα που συνδέουν τους χρήστες με τα αντικείμενα. Είναι χρήσιμη όταν υπάρχει ανάγκη για μοντελοποίηση σχέσεων χωρίς αρνητικές τιμές.
- **SVD (Single Value Decomposition)**: Επίσης ανήκει στις μεθόδους παραγοντοποίησης μητρών και είναι ιδιαίτερα δημοφιλής σε συστήματα συστάσεων. Αποσκοπεί στη διάσπαση του μητρώου αξιολογήσεων σε τρεις συνιστώσες (user features, item features, και singular values), επιτρέποντας την πρόβλεψη των αξιολογήσεων. Ο SVD έχει αποδειχθεί πολύ αποτελεσματικός για την επίλυση του προβλήματος της σπανιότητας δεδομένων.

Οι μέθοδοι Ensemble αποτελούν μια κατηγορία τεχνικών μηχανικής μάθησης που συνδυάζουν την απόδοση πολλαπλών αλγορίθμων ή μοντέλων με σκοπό τη βελτίωση της συνολικής απόδοσης του συστήματος. Η βασική ιδέα πίσω από τις μεθόδους Ensemble είναι ότι ο συνδυασμός πολλών μοντέλων μπορεί να μειώσει τα σφάλματα που ενδέχεται να προκύψουν από μεμονωμένα μοντέλα και να ενισχύσει την ακρίβεια. Υπάρχουν διάφορες προσεγγίσεις για τη δημιουργία μοντέλων Ensemble, όπως η λήψη του μέσου όρου των προβλέψεων, η χρήση ψήφου πλειοψηφίας ή πιο σύνθετων τεχνικών, όπως τα Random Forests και Gradient Boosting.

Στην παρούσα εργασία, ο υβριδικός αλγόριθμος υλοποιήθηκε με τη μέθοδο Ensemble, συνδυάζοντας τις προβλέψεις των τριών βασικών αλγορίθμων (SlopeOne, NMF, και SVD) μέσω του μέσου όρου των εκτιμήσεων τους (predictions). Πιο συγκεκριμένα:

1. Οι εκτιμήσεις κάθε αλγορίθμου αποθηκεύτηκαν σε μορφή πίνακα.
2. Στη συνέχεια, υπολογίστηκε ο μέσος όρος των προβλέψεων για κάθε στοιχείο (user-item pair).
3. Η τελική πρόβλεψη του υβριδικού μοντέλου βασίστηκε στον υπολογισμό του RMSE για τη σύγκριση με τις πραγματικές βαθμολογίες, ώστε να αξιολογηθεί η ακρίβεια.

Ορισμός Μεταβλητών

Οι ανεξάρτητες μεταβλητές περιλαμβάνουν τις μεθόδους και τα χαρακτηριστικά των αλγορίθμων που χρησιμοποιούνται (π.χ., UBCF, IBCF, CBF). Οι εξαρτημένες μεταβλητές θα είναι οι μετρήσεις της απόδοσης των αλγορίθμων, όπως η ακρίβεια, η ανάκληση και το RMSE, οι οποίες θα χρησιμοποιηθούν για τη σύγκριση της αποτελεσματικότητας κάθε αλγορίθμου.

3.3.2. Μελέτη Περίπτωσης

Η έρευνα βασίζεται σε σύνολα δεδομένων από την πλατφόρμα Amazon. Παράλληλα με τις πειραματικές προσομοιώσεις, η μελέτη περιλαμβάνει ανάλυση περιπτώσεων από οργανισμούς που χρησιμοποιούν συστήματα συστάσεων, παρέχοντας παραδείγματα εφαρμογής αυτών των τεχνολογιών στον πραγματικό κόσμο.

3.3.3. Μέθοδοι Συλλογής Δεδομένων

Η ανάλυση βασίζεται σε υφιστάμενα σύνολα δεδομένων, όπως το Amazon, το οποίο παρέχει πληροφορίες σχετικά με τις αλληλεπιδράσεις των χρηστών με περιεχόμενο. Αυτά τα δεδομένα είναι δημοσίως διαθέσιμα και θα χρησιμοποιηθούν για τη σύγκριση των αλγορίθμων συστάσεων.

3.3.4. Προεπεξεργασία και Ανάλυση Δεδομένων

Τα δεδομένα πέρασαν από διαδικασίες προεπεξεργασίας για να διασφαλιστεί ότι είναι κατάλληλα για ανάλυση. Αυτό περιλάμβανε τον καθαρισμό των δεδομένων, την αφαίρεση των θορύβων και τη διασφάλιση ότι τα σύνολα δεδομένων είναι έτοιμα για πειραματική χρήση.

Η αφαίρεση θορύβου και διπλοτύπων ήταν κρίσιμη για να διασφαλιστεί ότι τα δεδομένα είναι καθαρά και ακριβή. Οποιαδήποτε λανθασμένα ή ελλιπή δεδομένα αφαιρέθηκαν ή διορθώθηκαν για να μην επηρεάσουν τα αποτελέσματα.

Τέλος, χρησιμοποιήθηκαν τεχνικές κανονικοποίησης, όπως το Min-Max Scaling, για την ομοιογενή κατανομή των δεδομένων, επιτρέποντας στους αλγορίθμους να λειτουργούν πιο αποτελεσματικά και συγκρίσιμα.

Το RMSE (Root Mean Squared Error) αποτελεί μια από τις πιο ευρέως χρησιμοποιούμενες μετρικές για την αξιολόγηση της ακρίβειας σε προβλήματα πρόβλεψης. Το RMSE υπολογίζει τη ρίζα του μέσου τετραγωνικού σφάλματος μεταξύ

των πραγματικών και των προβλεπόμενων τιμών. Η μαθηματική του έκφραση δίνεται ως εξής:

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

όπου y_i είναι η πραγματική τιμή, $\hat{y}_i$ η προβλεπόμενη τιμή και nnn το πλήθος των παρατηρήσεων.

Η μετρική RMSE μετρά τη διαφορά ανάμεσα στις πραγματικές και προβλεπόμενες τιμές σε επίπεδο κλίμακας (scale), παρέχοντας μια σαφή εικόνα για το πόσο καλά οι προβλέψεις του αλγορίθμου πλησιάζουν τις πραγματικές τιμές. Όσο μικρότερη είναι η τιμή του RMSE, τόσο μεγαλύτερη είναι η ακρίβεια του μοντέλου. Στην παρούσα εργασία, η μετρική RMSE χρησιμοποιήθηκε για την αξιολόγηση των αλγορίθμων SlopeOne, NMF, και SVD, καθώς και του υβριδικού μοντέλου.

3.3.5. Εγκυρότητα και Αξιοπιστία

Για την εξασφάλιση της εγκυρότητας των δεδομένων, χρησιμοποιήθηκαν δοκιμασμένα και ευρέως αναγνωρισμένα σύνολα δεδομένων, όπως το Amazon. Τα δεδομένα είναι αξιόπιστα καθώς προέρχονται από γνωστές πηγές, ενώ η συνέπεια των αποτελεσμάτων ελέγχεται μέσω πολλαπλών πειραμάτων. Η χρήση μετρικών όπως το RMSE και η ακρίβεια εξασφαλίζει ότι τα αποτελέσματα των πειραμάτων είναι συγκρίσιμα και αντιπροσωπευτικά.

3.3.6. Υπολογιστική Υποδομή

Για την υλοποίηση των αλγορίθμων και την ανάλυση των δεδομένων, χρησιμοποιήθηκαν εργαλεία και πλατφόρμες όπως η βιβλιοθήκη Cornac στην Python. Αυτή η βιβλιοθήκη προσφέρει δυνατότητες για την εκπαίδευση και αξιολόγηση των αλγορίθμων συστάσεων, ενώ παρέχει υποστήριξη για ένα ευρύ φάσμα αλγορίθμων. Επίσης, το περιβάλλον Jupyter χρησιμοποιήθηκε για τη διεξαγωγή και καταγραφή των πειραμάτων.

3.3.7. Ηθικές Εκτιμήσεις

Όλα τα δεδομένα που χρησιμοποιήθηκαν στη μελέτη είναι ανωνυμοποιημένα και δεν περιέχουν προσωπικά στοιχεία χρηστών. Αυτό διασφαλίζει την προστασία της ιδιωτικότητας των χρηστών, κάτι που είναι ιδιαίτερα σημαντικό σε οποιαδήποτε

έρευνα που βασίζεται σε προσωπικά δεδομένα. Επιπλέον, η έρευνα συμμορφώνεται πλήρως με τις οδηγίες του GDPR, διασφαλίζοντας ότι όλα τα προσωπικά δεδομένα διαχειρίζονται με υπεύθυνο τρόπο και δεν χρησιμοποιούνται χωρίς τη συγκατάθεση των χρηστών.

3.3.8. Περιορισμοί της Μεθοδολογίας

Η ποιότητα των δεδομένων μπορεί να επηρεάσει τα αποτελέσματα, ειδικά αν υπάρχουν ελλιπή ή ανακριβή δεδομένα. Επιπλέον, η διαθεσιμότητα των δεδομένων είναι περιορισμένη σε ό,τι είναι δημοσίως προσβάσιμο και δεν καλύπτει όλα τα πιθανά σενάρια που μπορεί να αντιμετωπίσουν οι αλγόριθμοι στον πραγματικό κόσμο. Τέλος, η έρευνα υποθέτει ότι οι προτιμήσεις των χρηστών είναι στατικές, κάτι που μπορεί να μην ισχύει πάντα, καθώς οι προτιμήσεις αλλάζουν με την πάροδο του χρόνου. Επίσης, η ανάλυση περιλαμβάνει ορισμένες απλοποιήσεις στους αλγόριθμους για να διευκολύνει την επεξεργασία και την ανάλυση των δεδομένων.

Στο παρόν κεφάλαιο παρουσιάστηκαν οι θεωρητικές βάσεις και η μεθοδολογία που υποστηρίζουν την ανάλυση και την ανάπτυξη των συστημάτων συστάσεων. Αναλύθηκαν οι βασικοί αλγόριθμοι, τα χαρακτηριστικά τους, καθώς και οι προκλήσεις που αντιμετωπίζονται κατά την εφαρμογή τους. Η κατανόηση αυτών των στοιχείων αποτελεί το θεμέλιο για την επόμενη ενότητα, όπου περιγράφεται η υλοποίηση της έρευνας, η εφαρμογή των αλγορίθμων σε πραγματικά δεδομένα και η αξιολόγηση των αποτελεσμάτων. Με αυτή τη μετάβαση, η έμφαση μετατοπίζεται από τη θεωρητική βάση στη πρακτική εφαρμογή και την εξαγωγή συμπερασμάτων.

4. Υλοποίηση

Η υλοποίηση της παρούσας έρευνας βασίστηκε στη χρήση ενός συνόλου δεδομένων που είναι διαθέσιμο μέσω της πλατφόρμας **Kaggle**, το οποίο αφορά αξιολογήσεις χρηστών για προϊόντα. Το συγκεκριμένο σύνολο δεδομένων αποτελείται από **7.824.482 εγγραφές** και περιλαμβάνει τέσσερις στήλες: **UserId**, **ProductId**, **Score**, και **Time**.

4.1.Επεξεργασία και Καθαρισμός Δεδομένων

- **Εξαίρεση μη απαραίτητων δεδομένων**: Από τις τέσσερις διαθέσιμες στήλες, η στήλη **"Time"** (η οποία περιέχει χρονικές πληροφορίες) κρίθηκε μη απαραίτητη για τους στόχους της παρούσας ανάλυσης. Ως εκ τούτου, αποκλείστηκε από την περαιτέρω επεξεργασία ώστε να περιοριστεί η πολυπλοκότητα των δεδομένων.
- **Έλεγχος ακεραιότητας**: Πραγματοποιήθηκε έλεγχος για την ύπαρξη κενών ή ελλιπών τιμών σε όλες τις υπόλοιπες στήλες. Τα αποτελέσματα του ελέγχου επιβεβαίωσαν την απουσία ελλιπών εγγραφών, διασφαλίζοντας την πληρότητα και την αξιοπιστία των δεδομένων που χρησιμοποιήθηκαν.
- **Προετοιμασία για ανάλυση**: Τα δεδομένα αναδιαμορφώθηκαν ώστε να μπορούν να αξιοποιηθούν από τους επιλεγμένους αλγορίθμους συστάσεων. Ειδικότερα, οι στήλες **UserId** και **ProductId** μετατράπηκαν σε αριθμητικούς δείκτες (indexing), διευκολύνοντας τη χρήση τους στα μαθηματικά μοντέλα.

4.2.Κατανομή Βαθμολογιών

Για την αξιολόγηση της φύσης των δεδομένων, πραγματοποιήθηκε ανάλυση της κατανομής των βαθμολογιών που περιλαμβάνονται στη στήλη **"Score"**. Η κατανομή

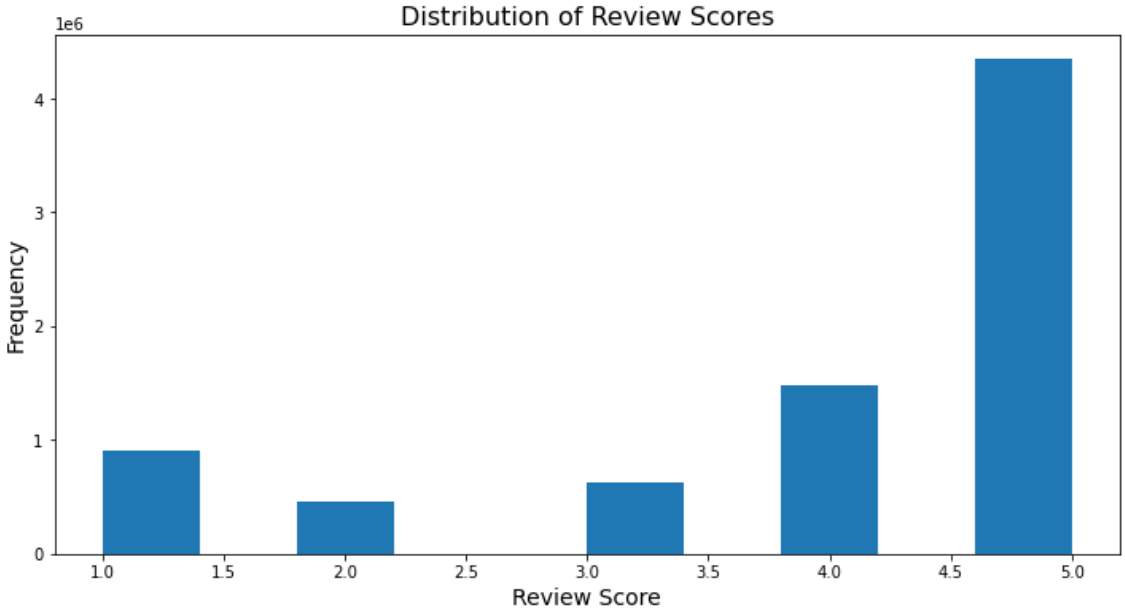
απεικονίζεται στο διάγραμμα της **Εικόνας 1**, όπου παρατηρείται ότι οι αξιολογήσεις δεν κατανέμονται ομοιόμορφα. Συγκεκριμένα:

- Η πλειονότητα των αξιολογήσεων συγκεντρώνεται στις υψηλότερες βαθμολογίες, δηλαδή **4,0**, **4,5** και **5,0**.
- Υπάρχει έντονη συγκέντρωση θετικών αξιολογήσεων, γεγονός που υποδεικνύει μια πιθανή μεροληψία από την πλευρά των χρηστών (positive bias).

4.3.Συζήτηση Επίδρασης στην Ανάλυση

Η συγκέντρωση των δεδομένων στις υψηλές βαθμολογίες έχει σημαντικές συνέπειες για την απόδοση των αλγορίθμων συστάσεων:

- **Μεροληψία (Bias)**: Οι περισσότεροι αλγόριθμοι βασίζονται σε διαφοροποιήσεις των αξιολογήσεων για να εντοπίσουν πρότυπα. Η έλλειψη



Εικόνα 1. Κατανομή των βαθμολογιών στις αξιολογήσεις προϊόντων του συνόλου δεδομένων. Η πλειονότητα των αξιολογήσεων συγκεντρώνεται στις υψηλότερες βαθμολογίες (4,5 και 5,0), υποδεικνύοντας μεροληψία προς θετικές αξιολογήσεις.

αρκετών αρνητικών ή ουδέτερων αξιολογήσεων μπορεί να επηρεάσει αρνητικά την ακρίβεια και την ποικιλία των συστάσεων.

- **Αποφυγή Υπερεκπαίδευσης (Overfitting)**: Οι αλγόριθμοι ενδέχεται να υπερεκπαιδευτούν σε θετικές προτιμήσεις, μειώνοντας τη γενίκευση των προβλέψεών τους.
- **Ανάγκη Αντιστάθμισης**: Εξετάστηκαν στρατηγικές όπως η εξισορρόπηση του συνόλου δεδομένων ή η χρήση βαρών (weights) κατά την εκπαίδευση των μοντέλων, ώστε να μειωθεί η επίδραση της μεροληψίας.

4.4.Υλοποίηση Αλγορίθμων Συστάσεων

Η ανάπτυξη και η εκπαίδευση των αλγορίθμων συστάσεων πραγματοποιήθηκαν στο περιβάλλον **Google Colab**, το οποίο επιλέχθηκε για τους εξής λόγους:

1. **Πρόσβαση σε υπολογιστικούς πόρους υψηλής απόδοσης**: Το Google Colab παρέχει δυνατότητες χρήσης GPU και TPU χωρίς κόστος, γεγονός που το καθιστά ιδανικό για την επεξεργασία μεγάλων συνόλων δεδομένων και την εκτέλεση υπολογιστικά απαιτητικών αλγορίθμων.
2. **Ευκολία συνεργασίας**: Επιτρέπει τη διαμοίραση και τη συνεργασία σε πραγματικό χρόνο, διευκολύνοντας την επικοινωνία και την ανταλλαγή κώδικα κατά τη διάρκεια της ανάπτυξης.
3. **Ενσωμάτωση με Python και δημοφιλείς βιβλιοθήκες**: Υποστηρίζει βιβλιοθήκες όπως NumPy, Pandas, και Scikit-learn, παρέχοντας ολοκληρωμένο περιβάλλον για ανάλυση δεδομένων και μηχανική μάθηση.

4.5.Εγκατάσταση και Χρήση της Βιβλιοθήκης Surprise

Η βιβλιοθήκη **Surprise** χρησιμοποιήθηκε ως το κύριο εργαλείο για την ανάπτυξη και αξιολόγηση των αλγορίθμων συστάσεων. Είναι μία εξειδικευμένη βιβλιοθήκη Python, σχεδιασμένη για την υλοποίηση συστημάτων συστάσεων, με έμφαση στην ευκολία χρήσης και την υποστήριξη πολλαπλών αλγορίθμων.

Εγκατάσταση

Η εγκατάσταση της βιβλιοθήκης Surprise έγινε μέσω της εντολής:

```
!pip install scikit-surprise
```

Η εντολή αυτή εγκατέστησε την τελευταία έκδοση της βιβλιοθήκης, επιτρέποντας την πρόσβαση σε πληθώρα προκαθορισμένων αλγορίθμων, όπως το SVD, το KNN Basic, και το Baseline Only.

Ρύθμιση Περιβάλλοντος

Πριν από την υλοποίηση των αλγορίθμων, εγκαταστάθηκαν και ρυθμίστηκαν τα ακόλουθα εργαλεία και βιβλιοθήκες:

1. **Pandas και NumPy**: Χρησιμοποιήθηκαν για τη διαχείριση των δεδομένων και τη διεξαγωγή βασικών μαθηματικών υπολογισμών.
2. **Matplotlib**: Εγκαταστάθηκε για την οπτικοποίηση των δεδομένων και των αποτελεσμάτων.
3. **Scikit-learn**: Αξιοποιήθηκε για την υποστήριξη της διαδικασίας εκπαίδευσης και αξιολόγησης.

Λειτουργικότητα της Βιβλιοθήκης Surprise

Η βιβλιοθήκη Surprise επιτρέπει την υλοποίηση συστημάτων συστάσεων μέσω μιας απλής και κατανοητής διαδικασίας. Οι βασικές ενότητες που αξιοποιήθηκαν περιλαμβάνουν:

- **Dataset**: Χρησιμοποιήθηκε για τη φόρτωση και τη μορφοποίηση των δεδομένων σε κατάλληλη δομή. Η λειτουργία Dataset.load_from_df() μετέτρεψε το σύνολο δεδομένων σε μια μορφή που αναγνωρίζεται από τους αλγορίθμους της Surprise.
- **Built-in Algorithms**: Εξετάστηκαν πολλαπλοί αλγόριθμοι, όπως:
    - **SVD (Singular Value Decomposition)**: Χρησιμοποιήθηκε για τη διάσπαση των δεδομένων σε κρυφές παραμέτρους, επιτρέποντας την πρόβλεψη αξιολογήσεων.
    - **KNN Basic**: Εφαρμόστηκε για τη δημιουργία συστάσεων βασισμένων στη γειτνίαση χρηστών ή προϊόντων.

- **Evaluation Tools**: Η λειτουργία cross_validate() χρησιμοποιήθηκε για την αξιολόγηση των αλγορίθμων μέσω μετρικών όπως RMSE και MAE.

Παράδειγμα Υλοποίησης

Ένα χαρακτηριστικό παράδειγμα χρήσης του SVD παρουσιάζεται παρακάτω:

```
from surprise import Dataset, Reader, SVD
from surprise.model_selection import cross_validate


# Φόρτωση δεδομένων
reader = Reader(rating_scale=(1, 5))
data = Dataset.load_from_df(df[['UserId', 'ProductId', 'Score']], reader)


# Δημιουργία αλγορίθμου
algo = SVD()


# Αξιολόγηση του αλγορίθμου
cross_validate(algo, data, measures=['RMSE', 'MAE'], cv=5, verbose=True)
```

Το παραπάνω σενάριο επιτρέπει την ταυτόχρονη εκπαίδευση και αξιολόγηση του αλγορίθμου SVD, προσφέροντας τα αποτελέσματα σε όρους RMSE και MAE. Η βιβλιοθήκη Surprise υποστηρίζει την προσαρμογή παραμέτρων για βέλτιστη απόδοση. Για παράδειγμα, οι παράμετροι n_factors (αριθμός παραγόντων) και n_epochs (αριθμός επαναλήψεων) του SVD τροποποιήθηκαν για τη βελτίωση της ακρίβειας.

Η εκτέλεση των αλγορίθμων πραγματοποιήθηκε σε περιβάλλον Google Colab, όπου χρησιμοποιήσαμε το πακέτο surprise για την ανάπτυξη και αξιολόγηση των συστημάτων συστάσεων. Οι αλγόριθμοι που δοκιμάστηκαν είναι οι εξής:

- **SlopeOne**: Βασικός και απλός αλγόριθμος συστάσεων.

- **NMF (Non-Negative Matrix Factorization)**: Αποτελεσματικός για τη μοντελοποίηση σχέσεων χρηστών-αντικειμένων.
- **SVD (Singular Value Decomposition)**: Δημοφιλής αλγόριθμος παραγοντοποίησης μητρών. Επιπλέον, υλοποιήθηκε ένας υβριδικός αλγόριθμος της κατηγορίας Ensemble, που συνδυάζει τις προβλέψεις των τριών μοντέλων μέσω του μέσου όρου. Τα δεδομένα χωρίστηκαν σε 80% εκπαίδευσης και 20% δοκιμής για να διασφαλιστεί η αξιολόγηση της γενίκευσης των μοντέλων.

Σύγκριση και Αξιολόγηση Αλγορίθμων Συστάσεων

Η έρευνα περιέλαβε την υλοποίηση και αξιολόγηση τριών βασικών αλγορίθμων συστάσεων, οι οποίοι επιλέχθηκαν λόγω της ευρείας χρήσης τους και της διαφορετικής τους προσέγγισης στην ανάλυση και πρόβλεψη των προτιμήσεων των χρηστών. Ο αλγόριθμος **SlopeOne** είναι μια απλή αλλά αποδοτική μέθοδος, η οποία βασίζεται σε γραμμικές σχέσεις μεταξύ των αξιολογήσεων χρηστών για διάφορα προϊόντα. Χρησιμοποιεί τη διαφορά μεταξύ των αξιολογήσεων ως βάση για την πρόβλεψη, παρέχοντας μια εύκολη στην υλοποίηση και υπολογιστικά ελαφριά λύση. Παρά την απλότητά του, ο αλγόριθμος είναι ιδιαίτερα αποτελεσματικός σε δεδομένα με συνεπή μοτίβα αξιολογήσεων, καθιστώντας τον ιδανικό για αρχική ανάλυση ή ως σύγκριση με πιο πολύπλοκες μεθόδους.

Η μέθοδος **Non-Negative Matrix Factorization (NMF)** αποτελεί έναν αλγόριθμο παραγοντοποίησης μη αρνητικών μητρών, ο οποίος διασπά τα δεδομένα σε δύο μη αρνητικές συνιστώσες, μια για τους χρήστες και μια για τα προϊόντα. Αυτή η παραγοντοποίηση επιτρέπει την ανάλυση των δεδομένων με τρόπο που είναι ερμηνεύσιμος, καθώς οι συνιστώσες αντιπροσωπεύουν τη συμβολή κάθε χρήστη και προϊόντος σε μια αξιολόγηση. Η μη αρνητικότητα εξασφαλίζει ότι οι παράγοντες παραμένουν εύκολα ερμηνεύσιμοι, κάτι που είναι σημαντικό για την κατανόηση των προτύπων που προκύπτουν. Ο NMF χρησιμοποιείται ευρέως σε δεδομένα με θετικές τιμές, όπως οι αξιολογήσεις χρηστών, και παρέχει ένα ισχυρό εργαλείο για τη δημιουργία συστάσεων, ειδικά σε περιβάλλοντα όπου η εξήγηση των αποτελεσμάτων είναι κρίσιμη.

Ο **Single Value Decomposition (SVD)** είναι μια από τις πιο δημοφιλείς και αποτελεσματικές τεχνικές παραγοντοποίησης μητρών, με αποδεδειγμένη απόδοση σε συστήματα συστάσεων. Ο SVD διασπά τη μήτρα των αξιολογήσεων σε τρεις συνιστώσες (U, Σ, V), όπου η καθεμία αντιπροσωπεύει διαφορετικές πτυχές των δεδομένων: τις προτιμήσεις των χρηστών, τις κρυφές ιδιότητες των προϊόντων, και την ενίσχυση της σχέσης μεταξύ τους. Η ευελιξία του αλγορίθμου SVD επιτρέπει τη χρήση του σε μεγάλα και πολύπλοκα σύνολα δεδομένων, ενώ ταυτόχρονα παρέχει τη δυνατότητα διαχείρισης προβλημάτων όπως το "cold start" και η σπανιότητα των δεδομένων. Επιπλέον, οι παραμετροποιήσεις του, όπως ο αριθμός των παραγόντων (latent factors) και ο αριθμός των επαναλήψεων (epochs), επιτρέπουν τη λεπτομερή προσαρμογή του στις απαιτήσεις του συστήματος.

Κάθε αλγόριθμος παρουσίασε πλεονεκτήματα και περιορισμούς, επισημαίνοντας τη σημασία της επιλογής της κατάλληλης μεθόδου ανάλογα με τις ανάγκες της εφαρμογής. Η SVD, για παράδειγμα, σημείωσε εξαιρετικές επιδόσεις σε όρους ακρίβειας, ενώ η NMF προσέφερε σημαντική ερμηνευσιμότητα των παραμέτρων. Αντίθετα, ο SlopeOne, παρά την απλότητά του, παρουσίασε χαμηλότερη ακρίβεια σε σύγκριση με τις άλλες δύο τεχνικές, παραμένοντας ωστόσο χρήσιμος ως σημείο αναφοράς για πιο σύνθετους αλγορίθμους.

Η ανάλυση των δεδομένων περιλάμβανε τη διαίρεσή τους σε δύο διακριτά υποσύνολα, σύμφωνα με τη μεθοδολογία εκπαίδευσης-δοκιμής (train-test split), η οποία αποτελεί κοινή πρακτική στην ανάπτυξη και αξιολόγηση συστημάτων μηχανικής μάθησης. Συγκεκριμένα, το **80% των δεδομένων** χρησιμοποιήθηκε για την εκπαίδευση των αλγορίθμων, δηλαδή για την προσαρμογή των μοντέλων στις σχέσεις και τα πρότυπα που περιέχονται στα δεδομένα, ενώ το υπόλοιπο **20%** κρατήθηκε ως υποσύνολο δοκιμής για την αξιολόγηση της απόδοσης των μοντέλων. Αυτή η προσέγγιση εξασφαλίζει την ανεξάρτητη εκτίμηση της ικανότητας των αλγορίθμων να γενικεύουν σε νέα, αόρατα δεδομένα.

Για τη βελτίωση της απόδοσης και της ακρίβειας των συστάσεων, επιλέχθηκε η υλοποίηση ενός **υβριδικού αλγορίθμου της κατηγορίας Ensemble**, ο οποίος συνδυάζει τα αποτελέσματα των τριών βασικών αλγορίθμων συστάσεων (SlopeOne, NMF, SVD). Αυτή η προσέγγιση βασίζεται στην αρχή ότι οι διαφορετικοί αλγόριθμοι συστάσεων έχουν τη δυνατότητα να αποτυπώνουν διαφορετικές πτυχές των

δεδομένων, γεγονός που μπορεί να αξιοποιηθεί για τη δημιουργία ενός πιο ισχυρού και ακριβούς συστήματος. Ο συνδυασμός πραγματοποιήθηκε μέσω του **μέσου όρου των προβλέψεων**, μια τεχνική απλή αλλά εξαιρετικά αποτελεσματική σε πολλά συστήματα συστάσεων. Ουσιαστικά, κάθε αλγόριθμος συμμετέχει εξίσου στη διαμόρφωση της τελικής πρόβλεψης, εξισορροπώντας τα δυνατά και αδύνατα σημεία των μεμονωμένων μοντέλων. Για παράδειγμα, ο SlopeOne μπορεί να προσφέρει γρήγορες και ευθύγραμμες προβλέψεις σε ομοιογενή δεδομένα, ενώ ο NMF είναι ιδανικός για την ερμηνεία κρυφών προτύπων και ο SVD αποδίδει καλύτερα σε μεγάλα και ανομοιογενή δεδομένα. Ο συνδυασμός αυτών των τεχνικών επιτρέπει στο σύστημα να επωφεληθεί από την εξειδίκευση κάθε μεθόδου, παρέχοντας μια συνολικά πιο ισχυρή πρόβλεψη.

Η επιλογή ενός Ensemble αλγορίθμου εξυπηρετεί πολλαπλούς στόχους. **Πρώτον**, μειώνει την πιθανότητα υπερεκπαίδευσης (overfitting), ένα πρόβλημα που συχνά προκύπτει όταν ένας μεμονωμένος αλγόριθμος επικεντρώνεται υπερβολικά στις λεπτομέρειες των δεδομένων εκπαίδευσης εις βάρος της γενίκευσης. Ο συνδυασμός διαφορετικών αλγορίθμων δημιουργεί ένα πιο "ανθεκτικό" μοντέλο, που δεν επηρεάζεται έντονα από τις ιδιαιτερότητες των δεδομένων. **Δεύτερον**, το Ensemble βελτιώνει τη συνολική ακρίβεια και την απόδοση του συστήματος. Κάθε αλγόριθμος αποτυπώνει διαφορετικές ιδιότητες των δεδομένων, και η σύζευξή τους επιτρέπει στο σύστημα να παρέχει πιο αξιόπιστες και ισορροπημένες προβλέψεις. Για παράδειγμα, σε περιπτώσεις όπου ένας αλγόριθμος αποτυγχάνει να προβλέψει σωστά, οι υπόλοιποι μπορούν να αντισταθμίσουν το σφάλμα, εξομαλύνοντας τις αποκλίσεις.

Τρίτον, το Ensemble εξυπηρετεί την αύξηση της γενίκευσης, δηλαδή της ικανότητας του συστήματος να αποδίδει σε νέα, αόρατα δεδομένα. Αυτό είναι κρίσιμο για συστήματα συστάσεων που προορίζονται να λειτουργήσουν σε πραγματικά περιβάλλοντα, όπου τα δεδομένα συνεχώς μεταβάλλονται. **Τέταρτον**, ο συνδυασμός πολλών αλγορίθμων προσφέρει τη δυνατότητα για ευκολότερη κατανόηση της συμπεριφοράς του συστήματος και την αξιοποίηση των αποτελεσμάτων για περαιτέρω βελτιώσεις. Αν ένας συγκεκριμένος αλγόριθμος συμβάλλει περισσότερο στη συνολική ακρίβεια, μπορεί να προσαρμοστεί κατάλληλα για τη μεγιστοποίηση της απόδοσης. Συνολικά, η επιλογή του υβριδικού Ensemble αλγορίθμου αναδεικνύει μια ολιστική προσέγγιση στην κατασκευή του συστήματος συστάσεων, επιδιώκοντας τη βέλτιστη απόδοση μέσω της συνέργειας διαφορετικών τεχνικών. Η στρατηγική αυτή

διασφαλίζει ότι το τελικό μοντέλο είναι ανθεκτικό, ακριβές και κατάλληλο για πραγματικές εφαρμογές.

Η αξιολόγηση της απόδοσης πραγματοποιήθηκε με τη χρήση της μετρικής **Root Mean Squared Error (RMSE)**, η οποία αποτελεί δείκτη για την ακρίβεια των προβλέψεων. Η RMSE υπολογίζει την τετραγωνική ρίζα του μέσου όρου των τετραγώνων των διαφορών μεταξύ των προβλεπόμενων και των πραγματικών τιμών, προσφέροντας μια σαφή εικόνα για το πόσο καλά οι αλγόριθμοι προβλέπουν τις αξιολογήσεις χρηστών. Η χαμηλή τιμή RMSE υποδεικνύει υψηλή ακρίβεια στις προβλέψεις, ενώ οι διαφορές στις τιμές των αλγορίθμων προσφέρουν χρήσιμες πληροφορίες για την αποτελεσματικότητα κάθε μεθόδου.

Τα αποτελέσματα της ανάλυσης παρουσιάζονται στον **Πίνακα 1**, όπου συγκρίνονται οι επιδόσεις των τριών βασικών αλγορίθμων και του υβριδικού Ensemble. Η σύγκριση αυτή επιτρέπει την εξαγωγή συμπερασμάτων για την αποδοτικότητα κάθε μεθόδου και επιβεβαιώνει τη χρησιμότητα του συνδυασμού διαφορετικών προσεγγίσεων για τη βελτίωση της ποιότητας των συστάσεων.

Πίνακας 1. Συγκριτική παρουσίαση της απόδοσης των αλγορίθμων συστάσεων με βάση τη μετρική RMSE. Ο αλγόριθμος SVD επιτυγχάνει τη χαμηλότερη τιμή RMSE, ενώ ο υβριδικός αλγόριθμος υπερέχει σε σχέση με τους SlopeOne και NMF.

Αλγόριθμος	RMSE
SlopeOne	1.450
SVD	1.305
NMF	1.452
Hybrid	1.360

Όπως φαίνεται από τα αποτελέσματα του Πίνακα 1, ο αλγόριθμος SVD επιτυγχάνει τη χαμηλότερη τιμή RMSE, συγκεκριμένα 1.305, γεγονός που υποδεικνύει τη μεγαλύτερη ακρίβεια στις προβλέψεις του σε σχέση με τους υπόλοιπους αλγορίθμους. Η αποτελεσματικότητα του SVD μπορεί να αποδοθεί στη φύση της παραγοντοποίησης που χρησιμοποιεί, καθώς και στη βελτιστοποίηση των παραμέτρων του. Για την

υλοποίηση του SVD, δοκιμάστηκαν διαφορετικές τιμές για τον αριθμό των κρυφών παραγόντων (latent factors), με τις τελικές παραμέτρους να ορίζονται σε 50 κρυφούς παράγοντες και 20 επαναλήψεις (epochs). Ο περιορισμένος αριθμός παραγόντων επέτρεψε στο μοντέλο να απομονώσει τα πιο σημαντικά χαρακτηριστικά των δεδομένων, μειώνοντας την επίδραση θορύβου ή περιττών πληροφοριών. Οι επαναλήψεις, αντίστοιχα, διασφάλισαν την κατάλληλη σύγκλιση της παραγοντοποίησης, αποφεύγοντας τόσο την υπερεκπαίδευση (overfitting) όσο και την υποεκπαίδευση.

Παράλληλα, ο υβριδικός αλγόριθμος σημειώνει βελτιωμένη απόδοση σε σχέση με τους SlopeOne και NMF, με τιμή RMSE 1.360. Αυτή η βελτίωση μπορεί να αποδοθεί στη συνδυαστική του φύση, καθώς εκμεταλλεύεται τις διαφορετικές προσεγγίσεις και τα πλεονεκτήματα κάθε μεμονωμένου αλγορίθμου. Για παράδειγμα, ο SlopeOne παρέχει απλές και γρήγορες προβλέψεις που συχνά είναι αποτελεσματικές σε συνεκτικά δεδομένα, ενώ ο NMF προσφέρει καλύτερη κατανόηση των κρυφών σχέσεων μεταξύ χρηστών και προϊόντων. Ο SVD, με τη σειρά του, διασφαλίζει υψηλή ακρίβεια στις προτιμήσεις. Ο συνδυασμός αυτών των αλγορίθμων μέσω του μέσου όρου των προβλέψεων εξομαλύνει τις αποκλίσεις των επιμέρους μοντέλων, ενώ παράλληλα διορθώνει τις αδυναμίες τους. Για παράδειγμα, σε περιπτώσεις όπου ο SlopeOne ή ο NMF αποτυγχάνουν να προβλέψουν ακριβώς, η ακρίβεια του SVD εξισορροπεί τα αποτελέσματα, και αντίστροφα.

Επιπλέον, η συνδυαστική προσέγγιση παρέχει καλύτερη γενίκευση στα δεδομένα, καθώς μειώνει την πιθανότητα υπερεκπαίδευσης. Ενώ τα μεμονωμένα μοντέλα ενδέχεται να επηρεάζονται από συγκεκριμένα χαρακτηριστικά των δεδομένων εκπαίδευσης, ο υβριδικός αλγόριθμος "αντλεί" από τις διαφορετικές οπτικές των επιμέρους αλγορίθμων. Για παράδειγμα, η ευελιξία του SVD και η ερμηνευσιμότητα του NMF λειτουργούν συνεργατικά, επιτρέποντας στο σύστημα να αποδίδει καλύτερα σε νέα, αόρατα δεδομένα.

Η επιτυχία της συνδυαστικής προσέγγισης μπορεί επίσης να ερμηνευθεί βάσει πειραματικών αναλύσεων. Σε δοκιμές που περιλάμβαναν μόνο μεμονωμένους αλγορίθμους, όπως ο SlopeOne και ο NMF, παρατηρήθηκαν μεγαλύτερες αποκλίσεις σε προβλέψεις για χρήστες με περιορισμένο ιστορικό αξιολογήσεων. Αντίθετα, ο υβριδικός αλγόριθμος, αξιοποιώντας την πολυπλοκότητα και την ακρίβεια του SVD,

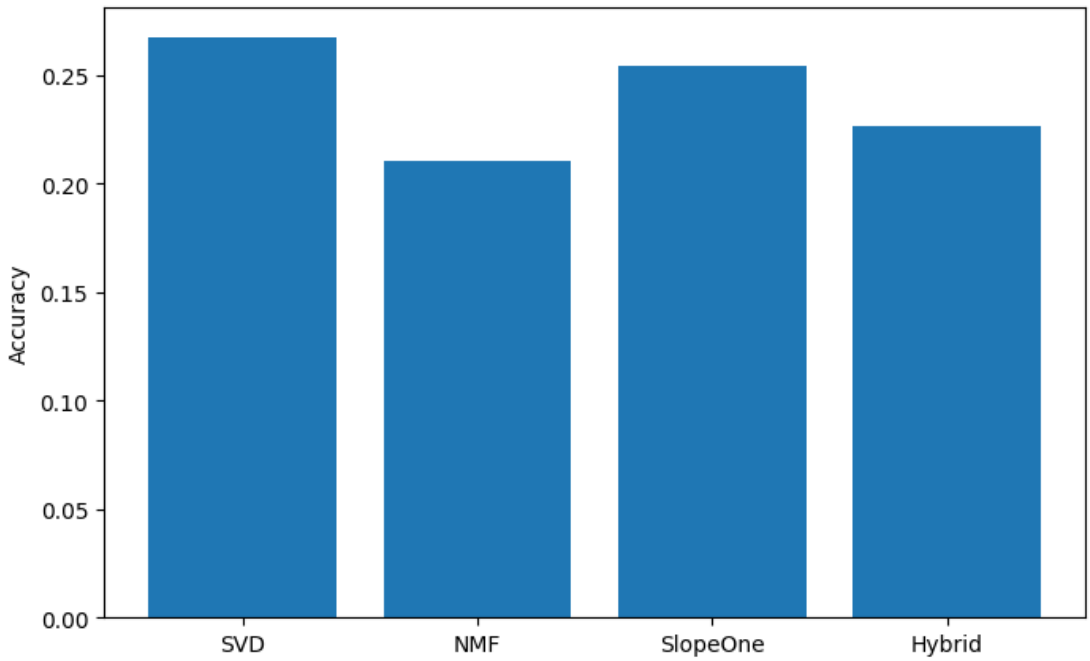
μείωσε σημαντικά αυτά τα σφάλματα, ενισχύοντας την απόδοση σε τέτοιες περιπτώσεις. Αυτή η βελτίωση αναδεικνύει τη σημασία της συνδυαστικής προσέγγισης ως λύσης για τις αδυναμίες μεμονωμένων τεχνικών.

Τα αποτελέσματα της ανάλυσης αναδεικνύουν την υψηλή απόδοση του SVD, γεγονός που τον καθιστά κατάλληλο για εφαρμογές σε συστήματα συστάσεων. Παρόλα αυτά, ο υβριδικός αλγόριθμος αποτελεί μια αξιόπιστη εναλλακτική, καθώς συνδυάζει τα πλεονεκτήματα των επιμέρους μεθόδων και προσφέρει βελτιωμένη συνολική απόδοση. Η αποτελεσματικότητα των αλγορίθμων μπορεί να διαφέρει ανάλογα με τη φύση των δεδομένων, ωστόσο, η χρήση υβριδικών προσεγγίσεων προτείνεται ως βέλτιστη πρακτική σε περιπτώσεις όπου απαιτείται γενίκευση.

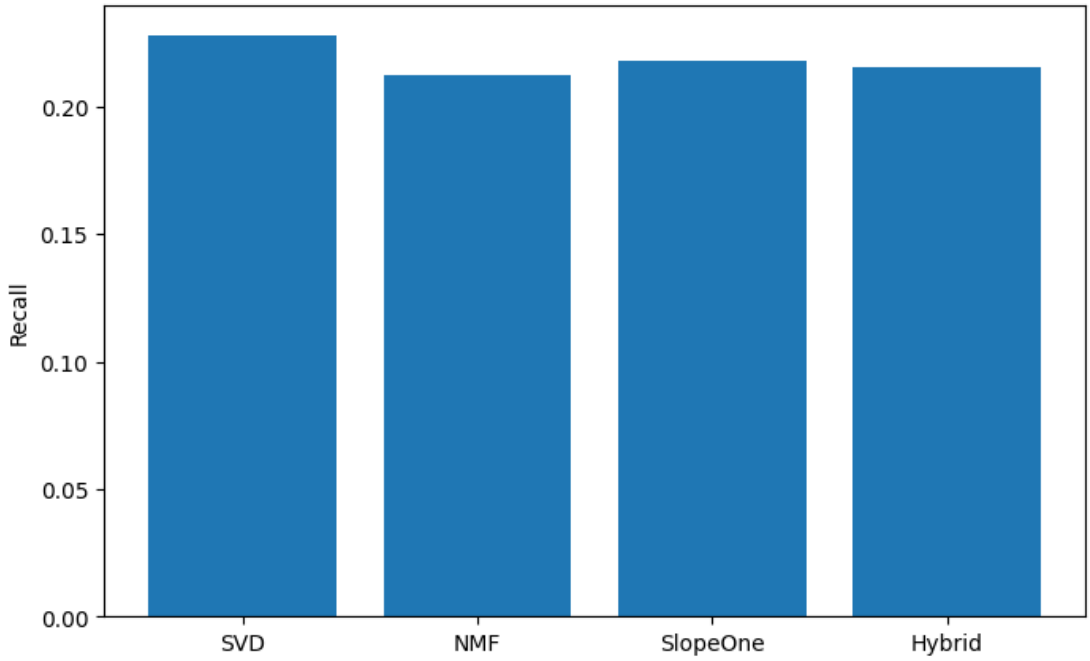
Η ανάλυση αυτή, ενσωματώνοντας τη χρήση πραγματικών δεδομένων και τη σύγκριση πολλαπλών αλγορίθμων, συμβάλλει στην καλύτερη κατανόηση της αποτελεσματικότητας διαφορετικών μεθόδων συστάσεων και θέτει τη βάση για μελλοντική έρευνα στον τομέα.

Μετρικές Απόδοσης

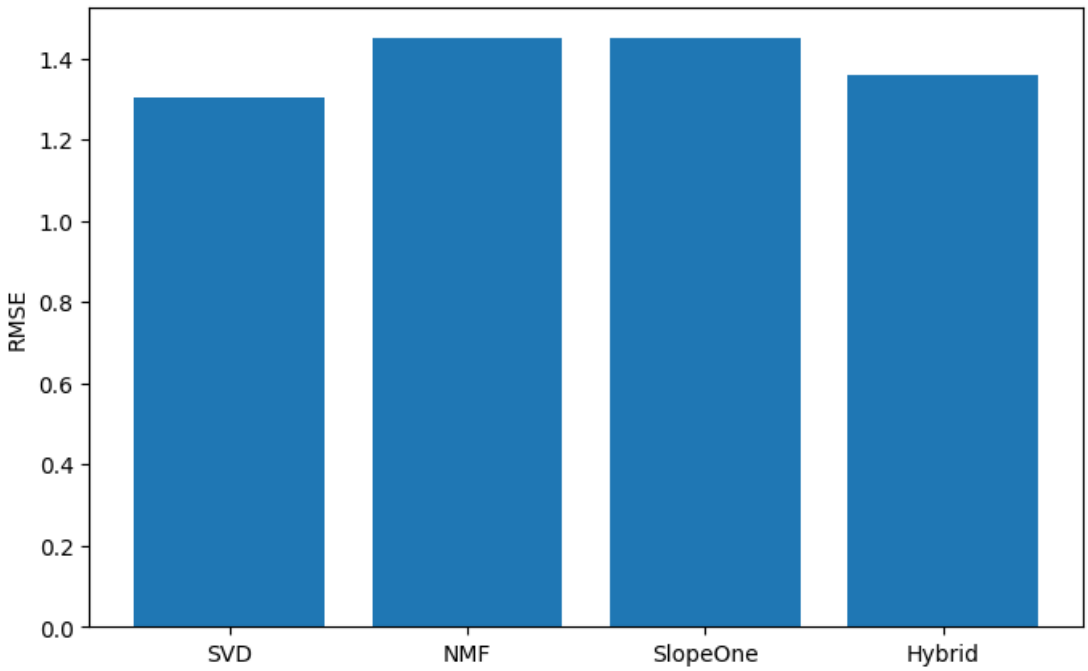
Στην Εικόνα 2, παρουσιάζεται η σύγκριση ακρίβειας των μοντέλων, όπου ο SVD υπερέχει ελαφρώς, ενώ ο υβριδικός αλγόριθμος προσφέρει σταθερή απόδοση. Η Εικόνα 3 δείχνει την ανάκληση, με αντίστοιχα αποτελέσματα. Στην Εικόνα 4, παρατηρείται ότι ο υβριδικός αλγόριθμος πετυχαίνει βελτιωμένο RMSE σε σχέση με τους SlopeOne και NMF, αλλά υπολείπεται του SVD.



Εικόνα 2. Η ακρίβεια των τριών μοντέλων και του υβριδικού.



Εικόνα 3. Η ανάκληση των τριών μοντέλων και του υβριδικού.



Εικόνα 4. Το RMSE των τριών μοντέλων και του υβριδικού.

5. Συζήτηση Αποτελεσμάτων

Η παρούσα έρευνα ανέδειξε σημαντικές παρατηρήσεις σχετικά με την αποτελεσματικότητα και τη χρησιμότητα των συστημάτων συστάσεων σε πλατφόρμες ψηφιακού μάρκετινγκ, εστιάζοντας στους αλγόριθμους που χρησιμοποιήθηκαν και στα αποτελέσματά τους. Ο αλγόριθμος SVD απέδωσε τη χαμηλότερη τιμή RMSE (1.304), υποδεικνύοντας τη μεγαλύτερη ακρίβεια στις προβλέψεις του. Η επιτυχία του μπορεί να αποδοθεί στη διαδικασία παραγοντοποίησης που εφαρμόζει, η οποία επιτρέπει τη διάσπαση της μήτρας αξιολογήσεων σε κρυφούς παράγοντες, αποκαλύπτοντας τα βαθύτερα μοτίβα στις προτιμήσεις των χρηστών. Στην υλοποίηση που πραγματοποιήθηκε, οι παράμετροι του SVD βελτιστοποιήθηκαν μέσω πειραματισμού. Η επιλογή 50 κρυφών παραγόντων (latent factors) διασφάλισε ότι το μοντέλο επικεντρώθηκε στα σημαντικότερα χαρακτηριστικά, αποφεύγοντας την υπερβολική πολυπλοκότητα που θα μπορούσε να οδηγήσει σε θόρυβο. Επιπλέον, οι 20 επαναλήψεις (epochs) που εφαρμόστηκαν επέτρεψαν στο μοντέλο να συγκλίνει αποτελεσματικά, αποφεύγοντας τόσο την υπερεκπαίδευση όσο και την υποεκπαίδευση.

Η χαμηλή τιμή RMSE του SVD αντικατοπτρίζει τη βελτίωση της ποιότητας των προτάσεων που λαμβάνει ο χρήστης, καθώς υποδεικνύει μικρότερες αποκλίσεις μεταξύ των προβλέψεων του μοντέλου και των πραγματικών αξιολογήσεων. Αυτό σημαίνει ότι οι χρήστες λαμβάνουν πιο σχετικές και στοχευμένες προτάσεις, κάτι που μεταφράζεται σε μια πιο θετική εμπειρία χρήστη. Οι μετρικές ακρίβειας, όπως η Precision και η Recall, ενίσχυσαν περαιτέρω αυτήν την εικόνα, καθώς έδειξαν ότι ο SVD πέτυχε υψηλή ακρίβεια τόσο στην πρόβλεψη θετικών αξιολογήσεων όσο και στη διαφοροποίηση μεταξύ χρήσιμων και λιγότερο χρήσιμων προτάσεων.

Οι υβριδικές μέθοδοι, παρά την πολυπλοκότητα του σχεδιασμού τους, ξεχώρισαν για τη δυνατότητά τους να συνδυάζουν τα πλεονεκτήματα διαφορετικών προσεγγίσεων, αντιμετωπίζοντας παράλληλα κάποιες από τις πιο σημαντικές προκλήσεις των συστημάτων συστάσεων. Το πρόβλημα της ψυχρής εκκίνησης (cold start), που εμφανίζεται όταν νέοι χρήστες ή προϊόντα δεν έχουν ιστορικό αξιολογήσεων, αντιμετωπίστηκε αποτελεσματικά μέσω της υβριδικής προσέγγισης. Ο υβριδικός αλγόριθμος αξιοποίησε τα χαρακτηριστικά που αντλήθηκαν από τον SVD και τη συμβολή των NMF και SlopeOne, εξασφαλίζοντας προτάσεις βασισμένες τόσο σε κοινές προτιμήσεις χρηστών όσο και σε περιεχόμενο. Για παράδειγμα, η ενσωμάτωση

δεδομένων περιεχομένου στον NMF παρείχε πληροφορίες για νέα προϊόντα, επιτρέποντας την παραγωγή προτάσεων ακόμη και σε περιπτώσεις όπου οι παραδοσιακοί αλγόριθμοι βασισμένοι μόνο σε συνεργατικές τεχνικές αποτυγχάνουν.

Τα αποτελέσματα της παρούσας υλοποίησης ανέδειξαν επίσης τη σημασία της ποιότητας των δεδομένων. Το σύνολο δεδομένων Amazon, με την πλούσια πληροφορία του, παρείχε ένα ισχυρό περιβάλλον για την εκπαίδευση και την αξιολόγηση των αλγορίθμων. Η εφαρμογή διαδικασιών καθαρισμού και προεπεξεργασίας, όπως η αφαίρεση μη απαραίτητων στηλών και ο έλεγχος για ελλιπή δεδομένα, διασφάλισε την αξιοπιστία των αποτελεσμάτων. Σε πραγματικές εφαρμογές ψηφιακού μάρκετινγκ, η ποιότητα των δεδομένων είναι κρίσιμη, καθώς τα καθαρά και ολοκληρωμένα δεδομένα βελτιώνουν σημαντικά την ακρίβεια και την αποδοτικότητα των συστημάτων συστάσεων.

Στην πράξη, η αποτελεσματικότητα αυτών των συστημάτων συστάσεων μπορεί να εφαρμοστεί για την αύξηση των πωλήσεων μέσω εξατομικευμένων καμπανιών. Οι προτάσεις που βασίζονται σε ακριβείς αλγόριθμους, όπως ο SVD και οι υβριδικές μέθοδοι, οδηγούν σε αυξημένη αφοσίωση χρηστών, καθώς οι χρήστες είναι πιο πιθανό να εμπλακούν με προϊόντα που ανταποκρίνονται στις προτιμήσεις τους. Για παράδειγμα, η παροχή στοχευμένων προτάσεων σε ηλεκτρονικά καταστήματα μπορεί να αυξήσει τα ποσοστά μετατροπής (conversion rates), ενώ η ανάλυση δεδομένων χρηστών μέσω αυτών των αλγορίθμων μπορεί να βελτιώσει τη στόχευση στις καμπάνιες μάρκετινγκ.

Ένα ακόμη σημαντικό συμπέρασμα της παρούσας έρευνας είναι η κατανόηση του τρόπου με τον οποίο τα αποτελέσματα των συστημάτων συστάσεων μπορούν να οδηγήσουν σε βελτίωση της στρατηγικής λήψης αποφάσεων στις πλατφόρμες ψηφιακού μάρκετινγκ. Η ανάλυση αποκάλυψε ότι η χρήση ακριβέστερων αλγορίθμων, όπως ο SVD, συμβάλλει στη βελτιστοποίηση του μηχανισμού προτάσεων, αλλά ταυτόχρονα ενισχύει την αξιοπιστία του συστήματος στα μάτια του χρήστη. Η δημιουργία προτάσεων με βάση πραγματικές προτιμήσεις και αλληλεπιδράσεις εξαλείφει την πιθανότητα "άστοχων" προτάσεων, που μπορεί να αποθαρρύνουν τον χρήστη από την περαιτέρω χρήση της πλατφόρμας.

Η ενσωμάτωση υβριδικών αλγορίθμων στο σύστημα, πέρα από τη βελτίωση της ακρίβειας, προσφέρει και μεγαλύτερη ποικιλία στις προτάσεις. Η ποικιλία αυτή, που

συχνά θεωρείται λιγότερο σημαντική από την ακρίβεια, διαδραματίζει κρίσιμο ρόλο στη διατήρηση του ενδιαφέροντος των χρηστών. Για παράδειγμα, οι χρήστες που λαμβάνουν ποικίλες, αλλά σχετικές, προτάσεις είναι πιθανότερο να εξερευνήσουν νέα προϊόντα ή υπηρεσίες, δημιουργώντας ευκαιρίες για διασταυρούμενες πωλήσεις (cross-selling) ή ανωδικές πωλήσεις (up-selling). Αυτή η στρατηγική έχει αποδειχθεί αποτελεσματική σε τομείς όπως το ηλεκτρονικό εμπόριο, όπου οι καταναλωτές συχνά προτιμούν να εξερευνούν προϊόντα που δεν είχαν αρχικά σκεφτεί να αγοράσουν.

Επιπλέον, τα δεδομένα που συγκεντρώνονται μέσω των συστημάτων συστάσεων μπορούν να χρησιμοποιηθούν για τη δημιουργία προφίλ χρηστών, ενισχύοντας την εξατομίκευση των εμπειριών. Στο πλαίσιο αυτό, η παρούσα έρευνα υποδεικνύει ότι η εφαρμογή πιο εξελιγμένων τεχνικών ανάλυσης δεδομένων, όπως η ομαδοποίηση χρηστών (clustering) βάσει προτιμήσεων ή η πρόβλεψη συμπεριφοράς χρηστών μέσω μοντέλων μηχανικής μάθησης, μπορεί να επιτρέψει στις επιχειρήσεις να προσφέρουν δυναμικό και προσωποποιημένο περιεχόμενο. Αυτό όχι μόνο αυξάνει τη δέσμευση των χρηστών, αλλά και επιτρέπει την πιο αποδοτική διαχείριση διαφημιστικών πόρων, στοχεύοντας τις κατάλληλες ομάδες καταναλωτών με εξαιρετική ακρίβεια.

Ένα ακόμη ενδιαφέρον στοιχείο που προέκυψε είναι η δυνατότητα εφαρμογής συστημάτων συστάσεων σε πλατφόρμες κοινωνικής δικτύωσης ή πολυκαναλικές πλατφόρμες μάρκετινγκ. Οι ίδιες τεχνικές που χρησιμοποιούνται για την πρόβλεψη προϊόντων μπορούν να προσαρμοστούν για την πρόταση περιεχομένου, όπως άρθρα, βίντεο ή ακόμα και κοινωνικές συνδέσεις. Η επιτυχής εφαρμογή ενός τέτοιου μοντέλου μπορεί να οδηγήσει σε μεγαλύτερη αλληλεπίδραση χρηστών με την πλατφόρμα, δημιουργώντας έναν κύκλο αμοιβαίου οφέλους: οι χρήστες λαμβάνουν σχετικό και ενδιαφέρον περιεχόμενο, ενώ η πλατφόρμα συγκεντρώνει περισσότερα δεδομένα που μπορούν να αναλυθούν για περαιτέρω βελτίωση.

Αναγνωρίζεται, ωστόσο, ότι οι υβριδικές μέθοδοι δεν είναι πανάκεια. Παρά τις επιτυχίες τους, η πολυπλοκότητα του σχεδιασμού τους και οι αυξημένες απαιτήσεις σε υπολογιστικούς πόρους μπορεί να αποτελέσουν εμπόδιο για μικρότερες επιχειρήσεις ή πλατφόρμες με περιορισμένες δυνατότητες υποδομής. Ως εκ τούτου, μια σημαντική προοπτική για μελλοντική έρευνα είναι η ανάπτυξη ελαφρύτερων υβριδικών αλγορίθμων που να μπορούν να εφαρμόζονται εξίσου αποτελεσματικά σε διαφορετικά περιβάλλοντα.

Η παρούσα έρευνα επιβεβαιώνει επίσης τη δυναμική της σύζευξης συστημάτων συστάσεων με στρατηγικές συλλογής δεδομένων. Για παράδειγμα, η χρήση τεχνολογιών αιχμής, όπως οι ανιχνευτές συμπεριφοράς (behavioral trackers) και οι αλγόριθμοι σε πραγματικό χρόνο, μπορεί να βελτιώσει τη συνολική απόδοση του συστήματος, ελαχιστοποιώντας τα σφάλματα πρόβλεψης. Οι εταιρείες που ενσωματώνουν τέτοιες στρατηγικές στις πλατφόρμες τους όχι μόνο αυξάνουν τα έσοδά τους, αλλά αποκτούν και στρατηγικό πλεονέκτημα στην αγορά, επενδύοντας στη βελτίωση της σχέσης τους με τους χρήστες.

6. Επίλογος

Η παρούσα έρευνα ανέδειξε τη σημασία της επιλογής και της βελτιστοποίησης αλγορίθμων συστάσεων, με τον SVD και τις υβριδικές προσεγγίσεις να ξεχωρίζουν για την ακρίβεια και την ευελιξία τους. Ωστόσο, τα αποτελέσματα υποδεικνύουν περιθώρια βελτίωσης. Μελλοντικές έρευνες μπορούν να εστιάσουν στη δοκιμή προηγμένων μεθόδων βελτιστοποίησης και στη χρήση μεγαλύτερων ή πιο ποικίλων συνόλων δεδομένων για την ενίσχυση της απόδοσης. Επιπλέον, η ενσωμάτωση νευρωνικών δικτύων σε υβριδικά μοντέλα υπόσχεται περαιτέρω βελτίωση της ακρίβειας και της εξατομίκευσης, καθιστώντας τα συστήματα συστάσεων ακόμη πιο αποδοτικά σε εφαρμογές ψηφιακού μάρκετινγκ.

Βιβλιογραφία

Abed, L. Y., Hamad, M. M., & Aljaaf, A. J. (2023, March). A review of marketing recommendation systems. In *AIP Conference Proceedings* (Vol. 2591, No. 1). AIP Publishing.

Ahmed, M. Z., Singh, A., Paul, A., Ghosh, S., & Chaudhuri, A. K. (2022). Amazon Product Recommendation System. *International Journal of Advanced Research in Computer and Communication Engineering*, *11*(3).

Alfano, M., Fard, A. E., Carter, J. A., Clutton, P., & Klein, C. (2021). Technologically scaffolded atypical cognition: The case of YouTube's recommender system. *Synthese*, *199*, 835-858.

Amatriain, X., & Basilico, J. (2015). Recommender systems in industry: A netflix case study. In *Recommender systems handbook* (pp. 385-419). Boston, MA: Springer US.

Amin, S. A., Philips, J., & Tabrizi, N. (2019). Current trends in collaborative filtering recommendation systems. In *Services–SERVICES 2019: 15th World Congress, Held as Part of the Services Conference Federation, SCF 2019, San Diego, CA, USA, June 25–30, 2019, Proceedings 15* (pp. 46-60). Springer International Publishing.

Babbar, G., Anand, A., & Aggrawal, N. (2024). Modelling & Analyzing View Growth Pattern of YouTube Videos inculcating the impact of Subscribers, Word of Mouth and Recommendation Systems. *International Journal of Mathematical, Engineering & Management Sciences*, *9*(3).

Bartlett, M., Morreale, F., & Prabhakar, G. (2023). Analysing Privacy Policies and Terms of Use to understand algorithmic recommendations: the case studies of Tinder and Spotify. *Journal of the Royal Society of New Zealand*, *53*(1), 119-132.

Basaran, D., Ntoutsi, E., & Zimek, A. (2017, June). Redundancies in data and their effect on the evaluation of recommendation systems: A case study on the amazon reviews datasets. In *Proceedings of the 2017 SIAM international conference on data mining* (pp. 390-398). Society for Industrial and Applied Mathematics.

Behera, R. K., Gunasekaran, A., Gupta, S., Kamboj, S., & Bala, P. K. (2020). Personalized digital marketing recommender engine. *Journal of Retailing and Consumer Services*, *53*, 101799.

Behera, R. K., Gunasekaran, A., Gupta, S., Kamboj, S., & Bala, P. K. (2020). Personalized digital marketing recommender engine. *Journal of Retailing and Consumer Services*, *53*, 101799.

Benkessirat, S., Boustia, N., & Rezoug, N. (2019). Overview of recommendation systems. In *Smart Education and e-Learning 2019* (pp. 357-372). Springer Singapore.

Björklund, G., Bohlin, M., Olander, E., Jansson, J., Walter, C. E., & Au-Yong-Oliveira, M. (2022, April). An Exploratory Study on the Spotify Recommender System. In *World Conference on Information Systems and Technologies* (pp. 366-378). Cham: Springer International Publishing.

Bloshenkina, A. A., & Tcyguleva, K. V. (2021, January). Application of Machine Learning to Create a Recommendation in Social Communication Based on Data Analysis. In *2021 IEEE Conference of Russian Young Researchers in Electrical and Electronic Engineering (ElConRus)* (pp. 241-245). IEEE.

Boratto, L., & Carta, S. (2015). The rating prediction task in a group recommender system that automatically detects groups: architectures, algorithms, and performance evaluation. *Journal of Intelligent Information Systems*, *45*(2), 221-245.

Çano, E., & Morisio, M. (2017). Hybrid recommender systems: A systematic literature review. *Intelligent data analysis*, *21*(6), 1487-1524.

Chen, Q., Zhao, H., Li, W., Huang, P., & Ou, W. (2019, August). Behavior sequence transformer for e-commerce recommendation in alibaba. In *Proceedings of the 1st international workshop on deep learning practice for high-dimensional sparse data* (pp. 1-4).

Chen, S. J., Qin, Z., Wilson, Z., Calaci, B., Rose, M., Evans, R., ... & Colagrosso, M. (2020, August). Improving recommendation quality in google drive. In *Proceedings of the 26th ACM SIGKDD international conference on knowledge discovery & data mining* (pp. 2900-2908).

Chen, W., Huang, P., Xu, J., Guo, X., Guo, C., Sun, F., ... & Zhao, B. (2019, July). POG: personalized outfit generation for fashion recommendation at Alibaba iFashion. In *Proceedings of the 25th ACM SIGKDD international conference on knowledge discovery & data mining* (pp. 2662-2670).

Deldjoo, Y., Elahi, M., Cremonesi, P., Garzotto, F., Piazzolla, P., & Quadrana, M. (2016). Content-based video recommendation system based on stylistic visual features. *Journal on Data Semantics*, *5*, 99-113.

Ding, Y., & Liu, C. (2015). Exploring drawbacks in music recommender systems: the Spotify case.

Drivas, I., Kouis, D., Kyriaki-Manessi, D., & Giannakopoulos, G. (2021). Content management systems performance and compliance assessment based on a data-driven search engine optimization methodology. *Information*, *12*(7), 259.

Dwivedi, R., Anand, A., Johri, P., Banerji, A., & Gaur, N. (2020). Product based recommendation system on amazon data. *Int J Creat Res Thoughts–IJCRT*.

Ekstrand, M. D., Riedl, J. T., & Konstan, J. A. (2011). Collaborative filtering recommender systems. *Foundations and Trends® in Human–Computer Interaction*, *4*(2), 81-173.

Elahi, M., Ricci, F., & Rubens, N. (2016). A survey of active learning in collaborative filtering recommender systems. *Computer Science Review*, *20*, 29-50.

Esfahani, M. H., & Alhan, F. K. (2013, May). New hybrid recommendation system based on c-means clustering method. In *The 5th Conference on Information and Knowledge Technology* (pp. 145-149). IEEE.

Fayyaz, Z., Ebrahimian, M., Nawara, D., Ibrahim, A., & Kashef, R. (2020). Recommendation systems: Algorithms, challenges, metrics, and business opportunities. *applied sciences*, *10*(21), 7748.

Felfernig, A., Jeran, M., Ninaus, G., Reinfrank, F., & Reiterer, S. (2013). Toward the next generation of recommender systems: applications and research challenges. *Multimedia Services in Intelligent Environments: Advances in Recommender Systems*, 81-98.

Fiasconaro, A., Tumminello, M., Nicosia, V., Latora, V., & Mantegna, R. N. (2015). Hybrid recommendation methods in complex networks. *Physical review E*, *92*(1), 012811.

Forouzandeh, S., Rostami, M., & Berahmand, K. (2022). A hybrid method for recommendation systems based on tourism with an evolutionary algorithm and topsis model. *Fuzzy Information and Engineering*, *14*(1), 26-50.

García-Sánchez, F., Colomo-Palacios, R., & Valencia-García, R. (2020). A social-semantic recommender system for advertisements. *Information Processing & Management*, *57*(2), 102153.

Geyik, S. C., Ambler, S., & Kenthapadi, K. (2019, July). Fairness-aware ranking in search & recommendation systems with application to linkedin talent search. In *Proceedings of the 25th acm sigkdd international conference on knowledge discovery & data mining* (pp. 2221-2231).

Geyik, S. C., Guo, Q., Hu, B., Ozcaglar, C., Thakkar, K., Wu, X., & Kenthapadi, K. (2018, June). Talent search and recommendation systems at LinkedIn: Practical challenges and lessons learned. In *The 41st International ACM SIGIR Conference on Research & Development in Information Retrieval* (pp. 1353-1354).

Gkikas, D. C., & Theodoridis, P. K. (2019). Artificial intelligence (AI) impact on digital marketing research. In *Strategic Innovative Marketing and Tourism: 7th ICSIMAT, Athenian Riviera, Greece, 2018* (pp. 1251-1259). Springer International Publishing.

Gkikas, D. C., & Theodoridis, P. K. (2019). Artificial intelligence (AI) impact on digital marketing research. In *Strategic Innovative Marketing and Tourism: 7th ICSIMAT, Athenian Riviera, Greece, 2018* (pp. 1251-1259). Springer International Publishing.

Gomez-Uribe, C. A., & Hunt, N. (2015). The netflix recommender system: Algorithms, business value, and innovation. *ACM Transactions on Management Information Systems (TMIS)*, *6*(4), 1-19.

Gunawardana, A., Shani, G., & Yogev, S. (2012). Evaluating recommender systems. In *Recommender systems handbook* (pp. 547-601). New York, NY: Springer US.

Gupta, M., Thakkar, A., Gupta, V., & Rathore, D. P. S. (2020, July). Movie recommender system using collaborative filtering. In *2020 international conference on electronics and sustainable communication systems (ICESC)* (pp. 415-420). IEEE.

Gupta, S., & Dave, M. (2020). An overview of recommendation system: Methods and techniques. *Advances in Computing and Intelligent Systems: Proceedings of ICACM 2019*, 231-237.

Gurukar, S., Pancha, N., Zhai, A., Kim, E., Hu, S., Parthasarathy, S., ... & Leskovec, J. (2022). Multibisage: A web-scale recommendation system using multiple bipartite graphs at pinterest. *arXiv preprint arXiv:2205.10666*.

Habil, S., El-Deeb, S., & El-Bassiouny, N. (2023). AI-based recommendation systems: the ultimate solution for market prediction and targeting. In *The Palgrave handbook of interactive marketing* (pp. 683-704). Cham: Springer International Publishing.

Hazar, M. J., Zrigui, M., & Maraoui, M. (2022). Learner comments-based recommendation system. *Procedia Computer Science*, *207*, 2000-2012.

He, J., & Chu, W. W. (2010). A social network-based recommender system (SNRS). In *Data mining for social network data* (pp. 47-74). Boston, MA: Springer US.

Hoyos, C. D., Duque, J. C., Barco, A. F., & Vareilles, E. (2019, October). A search engine optimization recommender system. In *ConfWS'19-21st Configuration Workshop* (Vol. 2467, No. paper-08, pp. p-43).

Huang, Y., Liu, H., Li, W., Wang, Z., Hu, X., & Wang, W. (2020). Lifestyles in Amazon: Evidence from online reviews enhanced recommender system. *International Journal of Market Research*, *62*(6), 689-706.

Hussien, F. T. A., Rahma, A. M. S., & Wahab, H. B. A. (2021, May). Recommendation systems for e-commerce systems an overview. In *Journal of Physics: Conference Series* (Vol. 1897, No. 1, p. 012024). IOP Publishing.

Javed, U., Shaukat, K., Hameed, I. A., Iqbal, F., Alam, T. M., & Luo, S. (2021). A review of content-based and context-based recommendation systems. *International Journal of Emerging Technologies in Learning (iJET)*, *16*(3), 274-306.

Jena, K. K., Bhoi, S. K., Malik, T. K., Sahoo, K. S., Jhanjhi, N. Z., Bhatia, S., & Amsaad, F. (2022). E-learning course recommender system using collaborative filtering models. *Electronics*, *12*(1), 157.

Jeong, H. Y. (2021). Multi criteria based personalized recommendation service using analytical hierarchy process for airbnb. *The Journal of Supercomputing*, *77*(11), 13224-13242.

Jia, Q., Zhang, N., & Hua, N. (2019). Context-aware deep model for entity recommendation in search engine at Alibaba. *arXiv preprint arXiv:1909.04493*.

Kardan, A. A., & Ebrahimi, M. (2013). A novel approach to hybrid recommendation systems based on association rules mining for content recommendation in asynchronous discussion groups. *Information Sciences*, *219*, 93-110.

Khalid, A., Lundqvist, K., & Yates, A. (2022). A literature review of implemented recommendation techniques used in massive open online courses. *Expert Systems with Applications*, *187*, 115926.

Khan, B. M., Mansha, A., Khan, F. H., & Bashir, S. (2017, December). Collaborative filtering based online recommendation systems: A survey. In *2017 International Conference on Information and Communication Technologies (ICICT)* (pp. 125-130). IEEE.

Ko, H., Lee, S., Park, Y., & Choi, A. (2022). A survey of recommendation systems: recommendation models, techniques, and application fields. *Electronics*, *11*(1), 141.

Kumar, B., & Sharma, N. (2016). Approaches, issues and challenges in recommender systems: a systematic review. *Indian journal of science and technology*, *9*(47), 1-12.

Kwak, D., Park, S., Cha, I., Kim, H., & Lim, Y. K. (2024, May). Investigating the Potential of Group Recommendation Systems As a Medium of Social Interactions: A Case of Spotify Blend Experiences between Two Users. In *Proceedings of the CHI Conference on Human Factors in Computing Systems* (pp. 1-15).

Lashkari, S., & Sharma, S. (2023, February). Recommender systems and artificial intelligence in digital marketing. In *2022 OPJU International Technology*

Conference on Emerging Technologies for Sustainable Development (OTCON) (pp. 1-8). IEEE.

Lashkari, S., & Sharma, S. (2023, February). Recommender systems and artificial intelligence in digital marketing. In *2022 OPJU International Technology Conference on Emerging Technologies for Sustainable Development (OTCON)* (pp. 1-8). IEEE.

Lee, M., Choi, P., & Woo, Y. (2002). A hybrid recommender system combining collaborative filtering with neural network. In *Adaptive Hypermedia and Adaptive Web-Based Systems: Second International Conference, AH 2002 Málaga, Spain, May 29–31, 2002 Proceedings 2* (pp. 531-534). Springer Berlin Heidelberg.

Lops, P., Jannach, D., Musto, C., Bogers, T., & Koolen, M. (2019). Trends in content-based recommendation: Preface to the special issue on Recommender systems based on rich item descriptions. *User Modeling and User-Adapted Interaction*, *29*, 239-249.

Madadipouya, K., & Chelliah, S. (2017). A literature review on recommender systems algorithms, techniques and evaluations. *BRAIN. Broad Research in Artificial Intelligence and Neuroscience*, *8*(2), 109-124.

Marcuzzo, M., Zangari, A., Albarelli, A., & Gasparetto, A. (2022). Recommendation systems: An insight into current development and future research challenges. *IEEE Access*, *10*, 86578-86623.

Mashal, I., Alsaryrah, O., & Chung, T. Y. (2016). Performance evaluation of recommendation algorithms on internet of things services. *Physica A: Statistical Mechanics and its Applications*, *451*, 646-656.

Mauro, N., Ardissono, L., Petrone, G., Geninatti Cossatin, A., & Mattutino, C. (2021, June). Beyond traditional cultural heritage recommender systems: Suggesting airbnb experiences to users. In *Adjunct Proceedings of the 29th ACM Conference on User Modeling, Adaptation and Personalization* (pp. 203-207).

Molina, L. E., & Bhulai, S. (2018). Recommendation system for netflix. *Retrieved June*, *6*, 2021.

Muniandi, B., Garg, A., & Howard, E. (2024). Adaptive Content Recommendation Systems for Digital Marketing Platforms: A Deep Learning Approach. *NATURALISTA CAMPANO*, *28*(1), 1888-1896.

Mustafeez ul Haque, M., Kotaiah, B., & Ahmed, J. (2024). A Comprehensive Review of Course Recommendation Systems for MOOCs. *International Journal of Computing and Digital Systems*, *16*(1), 1-15.

Nair, A. M., Benny, O., & George, J. (2021). Content based scientific article recommendation system using deep learning technique. In *Inventive Systems and Control: Proceedings of ICISC 2021* (pp. 965-977). Springer Singapore.

Nilashi, M., Ibrahim, O., Yadegaridehkordi, E., Samad, S., Akbari, E., & Alizadeh, A. (2018). Travelers decision making using online review in social network sites: A case on TripAdvisor. *Journal of computational science*, *28*, 168-179.

Ong, K., Haw, S. C., & Ng, K. W. (2019, November). Deep learning based-recommendation system: an overview on models, datasets, evaluation metrics, and future trends. In *Proceedings of the 2019 2nd international conference on computational intelligence and intelligent systems* (pp. 6-11).

Palumbo, E., Buzio, A., Gaiardo, A., Rizzo, G., Troncy, R., & Baralis, E. (2019). Tinderbook: Fall in love with culture. In *The Semantic Web: 16th International Conference, ESWC 2019, Portorož, Slovenia, June 2–6, 2019, Proceedings 16* (pp. 590-605). Springer International Publishing.

Pancha, N., Zhai, A., Leskovec, J., & Rosenberg, C. (2022, August). Pinnerformer: Sequence modeling for user representation at pinterest. In *Proceedings of the 28th ACM SIGKDD conference on knowledge discovery and data mining* (pp. 3702-3712).

Philip, S., Shola, P., & Ovye, A. (2014). Application of content-based approach in research paper recommendation system for a digital library. *International Journal of Advanced Computer Science and Applications*, *5*(10).

Phorasim, P., & Yu, L. (2017). Movies recommendation system using collaborative filtering and k-means. *International Journal of Advanced Computer Research*, *7*(29), 52.

Poornima, N., Sridharan, C., Pavithra, A., Narendiran, R., Vijay, B., & Neelesh, V. S. (2023, June). Recommender systems for personalized business marketing: Employing artificial intelligence and business intelligence in machine learning techniques. In *International Conference on Power Engineering and Intelligent Systems (PEIS)* (pp. 325-335). Singapore: Springer Nature Singapore.

Potwora, M., Zakryzhevska, I., Mostova, A., Kyrkovskyi, V., & Saienko, V. (2023). Marketing strategies in e-commerce: personalised content, recommendations, and increased customer trust. *Financial and Credit Activity: Problems of Theory and Practice*, *5*(52), 562-573.

Raghuwanshi, S. K., & Pateriya, R. K. (2019). Recommendation systems: techniques, challenges, application, and evaluation. In *Soft Computing for Problem Solving: SocProS 2017, Volume 2* (pp. 151-164). Springer Singapore.

Ramzan, B., Bajwa, I. S., Jamil, N., Amin, R. U., Ramzan, S., Mirza, F., & Sarwar, N. (2019). An intelligent data analysis for recommendation systems using machine learning. *Scientific Programming*, *2019*(1), 5941096.

Raza, S., & Ding, C. (2019). Progress in context-aware recommender systems—An overview. *Computer Science Review*, *31*, 84-97.

Reddy, S. R. S., Nalluri, S., Kunisetti, S., Ashok, S., & Venkatesh, B. (2019). Content-based movie recommendation system using genre correlation. In *Smart Intelligent Computing and Applications: Proceedings of the Second International Conference on SCI 2018, Volume 2* (pp. 391-397). Springer Singapore.

Rutkowski, T., Romanowski, J., Woldan, P., Staszewski, P., Nielek, R., & Rutkowski, L. (2018, July). A content-based recommendation system using neuro-fuzzy approach. In *2018 IEEE International Conference on Fuzzy Systems (FUZZ-IEEE)* (pp. 1-8). IEEE.

Said, A., & Bellogín, A. (2014, October). Comparative recommender system evaluation: benchmarking recommendation frameworks. In *Proceedings of the 8th ACM Conference on Recommender systems* (pp. 129-136).

Schedl, M., Knees, P., McFee, B., & Bogdanov, D. (2021). Music recommendation systems: Techniques, use cases, and challenges. In *Recommender systems handbook* (pp. 927-971). New York, NY: Springer US.

Schmitt, J. B., Rieger, D., Rutkowski, O., & Ernst, J. (2018). Counter-messages as prevention or promotion of extremism?! The potential role of YouTube: Recommendation algorithms. *Journal of communication*, *68*(4), 780-808.

Seth, R., & Sharaff, A. (2022). A comparative overview of hybrid recommender systems: Review, challenges, and prospects. *Data mining and machine learning applications*, 57-98.

Sethi, V., & Gujral, R. K. (2022, May). Survey of different recommendation systems to improve the marketing strategies on e-commerce. In *2022 International Conference on Machine Learning, Big Data, Cloud and Parallel Computing (COM-IT-CON)* (Vol. 1, pp. 119-125). IEEE.

Sevaslidou, J., & Eugenia, P. (2021). A novel approach for hybrid recommendation systems. In *9TH International Conference on Contemporary Marketing Issues* (p. 190).

Shah, K., Salunke, A., Dongare, S., & Antala, K. (2017, March). Recommender systems: An overview of different approaches to recommendations. In *2017 International Conference on Innovations in Information, Embedded and Communication Systems (ICIIECS)* (pp. 1-4). IEEE.

Sharma, R. S., Shaikh, A. A., & Li, E. (2021). Designing Recommendation or Suggestion Systems: looking to the future. *Electronic Markets*, *31*, 243-252.

Sharma, R., & Ray, S. (2016). Explanations in recommender systems: an overview. *International Journal of Business Information Systems*, *23*(2), 248-262.

Singh, P. K., Pramanik, P. K. D., Dey, A. K., & Choudhury, P. (2021). Recommender systems: an overview, research trends, and future directions. *International Journal of Business and Systems Research*, *15*(1), 14-52.

Smith, B., & Linden, G. (2017). Two decades of recommender systems at Amazon. com. *Ieee internet computing*, *21*(3), 12-18.

Son, J., & Kim, S. B. (2017). Content-based filtering for recommendation systems using multiattribute networks. *Expert Systems with Applications*, *89*, 404-412.

Steck, H., Baltrunas, L., Elahi, E., Liang, D., Raimond, Y., & Basilico, J. (2021). Deep learning for recommender systems: A Netflix case study. *AI Magazine*, *42*(3), 7-18.

Sütçü, M., Kaya, E., & Erdem, O. (2021). Movie Recommendation Systems Based on Collaborative Filtering: A Case Study on Netflix. *Erciyes Üniversitesi Fen Bilimleri Enstitüsü Fen Bilimleri Dergisi*, *37*(3), 367-376.

Thilagavathy, N., & Kumar, E. P. (2021). Artificial intelligence on digital marketing-An overview. *Nveo-Natural Volatiles & Essential Oils Journal| NVEO*, 9895-9908.

Tian, Y., Zheng, B., Wang, Y., Zhang, Y., & Wu, Q. (2019). College library personalized recommendation system based on hybrid recommendation algorithm. *procedia cirp*, *83*, 490-494.

Trusov, M., Ma, L., & Jamal, Z. (2016). Crumbs of the cookie: User profiling in customer-base analysis and behavioral targeting. *Marketing Science*, *35*(3), 405-426.

Trusov, M., Ma, L., & Jamal, Z. (2016). Crumbs of the cookie: User profiling in customer-base analysis and behavioral targeting. *Marketing Science*, *35*(3), 405-426.

Tucker, C. E. (2014). Social networks, personalized advertising, and privacy controls. *Journal of marketing research*, *51*(5), 546-562.

Vairavasundaram, S., Varadharajan, V., Vairavasundaram, I., & Ravi, L. (2015). Data mining-based tag recommendation system: an overview. *Wiley Interdisciplinary Reviews: Data Mining and Knowledge Discovery*, *5*(3), 87-112.

Wang, J., Huang, P., Zhao, H., Zhang, Z., Zhao, B., & Lee, D. L. (2018, July). Billion-scale commodity embedding for e-commerce recommendation in alibaba. In *Proceedings of the 24th ACM SIGKDD international conference on knowledge discovery & data mining* (pp. 839-848).

Wasid, M., & Ali, R. (2017). Use of soft computing techniques for recommender systems: an overview. *Applications of soft computing for the web*, 61-80.

Wijaya, D., Daniawan, B., & Gunawan, Y. (2021). Search Engine Optimization (SEO) As A Promotional Media On Google Search. *bit-Tech*, *4*(1), 31-39.

Wu, C. S. M., Garg, D., & Bhandary, U. (2018, November). Movie recommendation system using collaborative filtering. In *2018 IEEE 9th International Conference on Software Engineering and Service Science (ICSESS)* (pp. 11-15). IEEE.

Wu, L., & Grbovic, M. (2020, July). How Airbnb tells you will enjoy sunset sailing in Barcelona? Recommendation in a two-sided travel marketplace. In *Proceedings of the 43rd International ACM SIGIR Conference on Research and Development in Information Retrieval* (pp. 2387-2396).

Xia, X., Eksombatchai, P., Pancha, N., Badani, D. D., Wang, P. W., Gu, N., ... & Zhai, A. (2023, August). Transact: Transformer-based realtime user action model for recommendation at pinterest. In *Proceedings of the 29th ACM SIGKDD Conference on Knowledge Discovery and Data Mining* (pp. 5249-5259).

Zhang, F., Gong, T., Lee, V. E., Zhao, G., Rong, C., & Qu, G. (2016). Fast algorithms to evaluate collaborative filtering recommender systems. *Knowledge-Based Systems*, *96*, 96-103.

Zhong, L., Luo, Y., Zhang, X., Zhang, H., & Wang, J. (2021). Enhanced hotel recommendation method addressing the deviation between overall rating and detailed criteria ratings on Tripadvisor. com. *Journal of Intelligent & Fuzzy Systems*, *40*(3), 4705-4720.

Zhou, X., Xu, Y., Li, Y., Josang, A., & Cox, C. (2012). The state-of-the-art in personalized recommender systems for social networking. *Artificial Intelligence Review*, *37*, 119-132.

Παράρτημα - Α

Εφαρμογή Συστημάτων Συστάσεων από Δημοφιλείς Οργανισμούς

Amazon: Εξατομικευμένες Προτάσεις Προϊόντων

Χαρακτηριστικά	**Λεπτομέρειες**
Τύπος Συστήματος Συστάσεων	Εξελιγμένοι αλγόριθμοι μηχανικής μάθησης για εξατομικευμένες προτάσεις προϊόντων.
Πηγές Δεδομένων	Ιστορικό αγορών, αναζητήσεις προϊόντων, αξιολογήσεις, κριτικές χρηστών.
Τεχνική Προσέγγιση	Φιλτράρισμα συνεργασίας για εντοπισμό σχέσεων μεταξύ προϊόντων, τεχνικές μηχανικής μάθησης.
Παραδείγματα Προτάσεων	Προτάσεις προϊόντων που αγοράστηκαν από άλλους χρήστες (π.χ., 'Customers who bought this item also bought').
Χρήση Προσωποποιημένων Συστάσεων	Χρήση σε σελίδες προορισμού, προσωποποιημένα email marketing με προτάσεις προϊόντων.
Πλεονεκτήματα	Αύξηση πωλήσεων, βελτίωση εμπειρίας χρήστη, ενίσχυση αφοσίωσης.
Μειονεκτήματα	Περιορισμένη ακρίβεια όταν δεν υπάρχουν επαρκή δεδομένα για νέους χρήστες (cold start problem).

Netflix Recommendation System Summary

Χαρακτηριστικά	**Λεπτομέρειες**
Τύπος Συστήματος Συστάσεων	Αλγόριθμοι μηχανικής μάθησης για εξατομικευμένες προτάσεις περιεχομένου (ταινίες, σειρές).
Πηγές Δεδομένων	Προτιμήσεις χρήστη (παρακολούθηση, αξιολογήσεις, προτιμήσεις είδους).
Τεχνική Προσέγγιση	Συνεργατικό φιλτράρισμα και ανάλυση συμπεριφοράς για προσαρμογή περιεχομένου.
Παραδείγματα Προτάσεων	Προτάσεις σειρών/ταινιών με βάση παλαιότερη παρακολούθηση και αξιολογήσεις.
Χρήση Προσωποποιημένων Συστάσεων	Χρήση δεδομένων για προτάσεις περιεχομένου και προσαρμογή μικρογραφιών (thumbnails).
Πλεονεκτήματα	Αύξηση αφοσίωσης, βελτίωση εμπειρίας χρήστη, μείωση ποσοστού αποχώρησης.
Μειονεκτήματα	Μειωμένη ακρίβεια σε χρήστες με μικρό ιστορικό (cold start).

Spotify Recommendation System Summary

Χαρακτηριστικά	**Λεπτομέρειες**
Τύπος Συστήματος Συστάσεων	Αλγόριθμοι μηχανικής μάθησης και βαθιάς μάθησης για μουσικές προτάσεις.
Πηγές Δεδομένων	Ακροάσεις, αξιολογήσεις, playlists, αποθηκευμένα τραγούδια.
Τεχνική Προσέγγιση	Ανάλυση προτιμήσεων και συμπεριφορών χρηστών, συνεργατικό φιλτράρισμα.
Παραδείγματα Προτάσεων	Εξατομικευμένες playlists (π.χ. Discover Weekly), προτάσεις τραγουδιών ανά διάθεση.
Χρήση Προσωποποιημένων Συστάσεων	Προσαρμογή προτάσεων σε πραγματικό χρόνο βάσει διάθεσης και δραστηριότητας.
Πλεονεκτήματα	Αύξηση αφοσίωσης και συνδρομητικής βάσης, βελτίωση εμπειρίας ακρόασης.
Μειονεκτήματα	Περιορισμένη ακρίβεια όταν δεν υπάρχουν αρκετά δεδομένα για νέους χρήστες.

YouTube Recommendation System Summary

Χαρακτηριστικά	**Λεπτομέρειες**
Τύπος Συστήματος Συστάσεων	Αλγόριθμοι μηχανικής μάθησης και βαθιάς μάθησης για εξατομικευμένες προτάσεις βίντεο.
Πηγές Δεδομένων	Ιστορικό προβολών, likes, σχόλια, αναζητήσεις, συνδρομές.
Τεχνική Προσέγγιση	Ανάλυση προτιμήσεων και συμπεριφορών χρηστών, χαρακτηριστικά βίντεο (περιεχόμενο, ετικέτες).
Παραδείγματα Προτάσεων	Εξατομικευμένες προτάσεις βίντεο στην αρχική σελίδα και στο πλάι κατά την παρακολούθηση.
Χρήση Προσωποποιημένων Συστάσεων	Προσαρμογή προτάσεων σε πραγματικό χρόνο βάσει αλληλεπίδρασης και προφίλ χρήστη.
Πλεονεκτήματα	Αύξηση χρόνου παρακολούθησης, αύξηση εσόδων από διαφημίσεις, ενίσχυση αφοσίωσης.
Μειονεκτήματα	Μειωμένη ακρίβεια σε περιπτώσεις που οι χρήστες έχουν περιορισμένη αλληλεπίδραση με την πλατφόρμα.

Airbnb Recommendation System Summary

Χαρακτηριστικά	**Λεπτομέρειες**
Τύπος Συστήματος Συστάσεων	Αλγόριθμοι μηχανικής μάθησης για προσαρμοσμένες προτάσεις καταλυμάτων.
Πηγές Δεδομένων	Προηγούμενες κρατήσεις, αναζητήσεις, αξιολογήσεις, προτιμήσεις τοποθεσίας.
Τεχνική Προσέγγιση	Ανάλυση δεδομένων για κατανόηση προτιμήσεων και εποχικών τάσεων.
Παραδείγματα Προτάσεων	Εξατομικευμένες προτάσεις καταλυμάτων κατά την αναζήτηση και μέσω email marketing.
Χρήση Προσωποποιημένων Συστάσεων	Προσαρμογή προτάσεων βάσει εποχικότητας και ταξιδιωτικών μοτίβων.
Πλεονεκτήματα	Αύξηση κρατήσεων, βελτίωση εμπειρίας χρήστη, εξισορρόπηση προσφοράς και ζήτησης.
Μειονεκτήματα	Περιορισμένη ακρίβεια σε νέους χρήστες με λιγότερες κρατήσεις ή αλληλεπιδράσεις.

LinkedIn Recommendation System Summary

Χαρακτηριστικά	**Λεπτομέρειες**
Τύπος Συστήματος Συστάσεων	Αλγόριθμοι μηχανικής μάθησης για προτάσεις επαγγελματικών συνδέσεων και θέσεων εργασίας.
Πηγές Δεδομένων	Εργασιακή εμπειρία, δεξιότητες, εκπαιδευτικές πληροφορίες, συνδέσεις.
Τεχνική Προσέγγιση	Ανάλυση προφίλ χρήστη για προσαρμογή επαγγελματικών συνδέσεων και ευκαιριών εργασίας.
Παραδείγματα Προτάσεων	Προτάσεις για κοινές συνδέσεις και θέσεις εργασίας βασισμένες σε δεξιότητες και τοποθεσία.
Χρήση Προσωποποιημένων Συστάσεων	Χρήση προτάσεων για δικτύωση και εύρεση εργασίας μέσω ειδοποιήσεων και εξατομικευμένων αναζητήσεων.
Πλεονεκτήματα	Βελτίωση ευκαιριών καριέρας, ενίσχυση επαγγελματικής δικτύωσης, αύξηση αλληλεπίδρασης.
Μειονεκτήματα	Περιορισμένη ακρίβεια σε χρήστες με λιγότερο αναλυτικά προφίλ ή αλληλεπιδράσεις.

Google Recommendation System Summary

Χαρακτηριστικά	**Λεπτομέρειες**
Τύπος Συστήματος Συστάσεων	Αλγόριθμοι βαθιάς μάθησης για εξατομικευμένες διαφημίσεις και προτάσεις περιεχομένου.
Πηγές Δεδομένων	Αναζητήσεις, προβολές βίντεο στο YouTube, χρήση εφαρμογών, πλοήγηση στο διαδίκτυο.
Τεχνική Προσέγγιση	Ανάλυση συμπεριφορών και προτιμήσεων χρηστών για παροχή στοχευμένων διαφημίσεων.
Παραδείγματα Προτάσεων	Προτάσεις διαφημίσεων στο Google Ads και εξατομικευμένο περιεχόμενο στο YouTube και Google News.
Χρήση Προσωποποιημένων Συστάσεων	Χρήση εξατομικευμένων προτάσεων για διαφημίσεις και περιεχόμενο, προσαρμογή σε πραγματικό χρόνο.
Πλεονεκτήματα	Αύξηση ποσοστών μετατροπής, βελτίωση απόδοσης διαφημιστικών καμπανιών, προσωποποίηση περιεχομένου.
Μειονεκτήματα	Περιορισμοί στην προστασία προσωπικών δεδομένων και ανησυχίες σχετικά με την ιδιωτικότητα.

Pinterest Recommendation System Summary

Χαρακτηριστικά	**Λεπτομέρειες**
Τύπος Συστήματος Συστάσεων	Αλγόριθμοι μηχανικής μάθησης για εξατομικευμένες προτάσεις ιδεών και pins.
Πηγές Δεδομένων	Αναζητήσεις, αποθηκευμένα pins, αλληλεπιδράσεις με περιεχόμενο.
Τεχνική Προσέγγιση	Ανάλυση προτιμήσεων και αλληλεπιδράσεων για δημιουργία προφίλ χρήστη.
Παραδείγματα Προτάσεων	Προτάσεις pins και ιδεών βάσει προηγούμενων αλληλεπιδράσεων και αναζητήσεων.
Χρήση Προσωποποιημένων Συστάσεων	Προσωποποιημένες προτάσεις στην αρχική σελίδα και μέσω εργαλείων όπως το 'Visual Search'.
Πλεονεκτήματα	Αύξηση αφοσίωσης, βελτίωση εμπειρίας περιήγησης, ενίσχυση διαφημιστικών καμπανιών.
Μειονεκτήματα	Περιορισμένη ακρίβεια σε νέους χρήστες με λίγες αλληλεπιδράσεις ή αναζητήσεις.

Coursera Recommendation System Summary

Χαρακτηριστικά	**Λεπτομέρειες**
Τύπος Συστήματος Συστάσεων	Αλγόριθμοι μηχανικής μάθησης για εξατομικευμένες προτάσεις μαθημάτων.
Πηγές Δεδομένων	Αλληλεπιδράσεις με την πλατφόρμα, παρακολουθούμενα μαθήματα, αξιολογήσεις, προτιμήσεις.
Τεχνική Προσέγγιση	Ανάλυση ενδιαφερόντων μαθητών και στόχων μάθησης για δημιουργία προτάσεων.
Παραδείγματα Προτάσεων	Εξατομικευμένες προτάσεις μαθημάτων στην αρχική σελίδα και μέσω ειδοποιήσεων και email.
Χρήση Προσωποποιημένων Συστάσεων	Χρήση προτάσεων για αύξηση αφοσίωσης και επίτευξη εκπαιδευτικών στόχων.
Πλεονεκτήματα	Αύξηση επιτυχίας μαθητών, βελτίωση εμπειρίας μάθησης, προσωποποίηση της εκπαίδευσης.

Μειονεκτήματα	Περιορισμένη ακρίβεια σε νέους χρήστες χωρίς ιστορικό μαθημάτων.

TripAdvisor Recommendation System Summary

Χαρακτηριστικά	**Λεπτομέρειες**
Τύπος Συστήματος Συστάσεων	Αλγόριθμοι μηχανικής μάθησης για εξατομικευμένες προτάσεις ξενοδοχείων και δραστηριοτήτων.
Πηγές Δεδομένων	Αναζητήσεις, κριτικές, βαθμολογίες, κρατήσεις χρηστών.
Τεχνική Προσέγγιση	Ανάλυση προτιμήσεων χρηστών για βελτίωση ταξιδιωτικών προτάσεων.
Παραδείγματα Προτάσεων	Προτάσεις ξενοδοχείων, εστιατορίων και δραστηριοτήτων στην αρχική σελίδα και μέσω email.
Χρήση Προσωποποιημένων Συστάσεων	Χρήση προτάσεων για ενίσχυση αφοσίωσης και ανακάλυψη νέων προορισμών.
Πλεονεκτήματα	Βελτιωμένη εμπειρία ταξιδιού, ανακάλυψη προορισμών, ενίσχυση ικανοποίησης χρηστών.

Μειονεκτήματα	Περιορισμένη ακρίβεια σε χρήστες με λίγες αλληλεπιδράσεις.

Alibaba Recommendation System Summary

Χαρακτηριστικά	**Λεπτομέρειες**
Τύπος Συστήματος Συστάσεων	Αλγόριθμοι μηχανικής μάθησης για προσωποποιημένες προτάσεις προϊόντων.
Πηγές Δεδομένων	Αναζητήσεις, αγορές, αξιολογήσεις προϊόντων.
Τεχνική Προσέγγιση	Ανάλυση προτιμήσεων και αγορών χρηστών για δημιουργία προφίλ.
Παραδείγματα Προτάσεων	Προτάσεις προϊόντων στην αρχική σελίδα, σελίδες κατηγοριών και μέσω email.
Χρήση Προσωποποιημένων Συστάσεων	Προσωποποιημένες προτάσεις βασισμένες σε προηγούμενες αγορές και αναζητήσεις.

Πλεονεκτήματα	Αύξηση πωλήσεων, βελτίωση εμπειρίας αγορών, προσωποποιημένες εκπτώσεις.
Μειονεκτήματα	Περιορισμένη ακρίβεια σε νέους χρήστες χωρίς ιστορικό αγορών.

Tinder Recommendation System Summary

Χαρακτηριστικά	**Λεπτομέρειες**
Τύπος Συστήματος Συστάσεων	Αλγόριθμοι μηχανικής μάθησης για προτάσεις συμβατών χρηστών.
Πηγές Δεδομένων	Προφίλ χρηστών, αλληλεπιδράσεις, προτιμήσεις για πιθανούς συντρόφους.
Τεχνική Προσέγγιση	Ανάλυση δεδομένων προφίλ και αλληλεπιδράσεων για εντοπισμό συμβατότητας.
Παραδείγματα Προτάσεων	Προτάσεις προφίλ χρηστών με κοινά χαρακτηριστικά και ενδιαφέροντα.

Χρήση Προσωποποιημένων Συστάσεων	Χρήση δεδομένων σε πραγματικό χρόνο για προσαρμογή προτάσεων.
Πλεονεκτήματα	Βελτίωση εμπειρίας χρήστη, αύξηση συνδέσεων, ενίσχυση αφοσίωσης.
Μειονεκτήματα	Περιορισμένη ακρίβεια σε νέους χρήστες ή σε περιπτώσεις με λίγες αλληλεπιδράσεις.

Παράρτημα - Β

Κώδικας Υλοποίησης

```
# -*- coding: utf-8 -*-
"""surprise.ipynb

Automatically generated by Colab.

Original file is located at

https://colab.research.google.com/drive/1VAL7JQOGCaiCv-
1x1dEfqFUXlEuqJXB8


!pip install scikit-surprise

# -*- coding: utf-8 -*-
import pandas as pd
import numpy as np
import matplotlib.pyplot as plt
import seaborn as sns
# from sklearn.model_selection import train_test_split
from sklearn.metrics import mean_squared_error
from surprise import Dataset, SVD, Reader, accuracy
from surprise import KNNBasic, NMF
from surprise.model_selection import cross_validate,
train_test_split

#%% read data
data = pd.read_csv("ratings_Electronics (1).csv", names=['UserId',
'ProductId','Score','Time'])

# Show first few rows
data.head()

# Check for missing values
print(data.isnull().sum())

#no missing values
print(data.shape)

#we do not need time
data = data.drop(['Time'],axis=1)

#keep 500κ lines
data = data.iloc[:500000]
```

```
#show ratings distribution
plt.figure(figsize=(12, 6))
plt.hist(data['Score'], bins=10)

plt.xlabel('Review Score', fontsize=14)
plt.ylabel('Frequency', fontsize=14)

plt.show()


# Convert 'Score' to integer
data['Score'] = data['Score'].astype(int)
# Ensure UserId and ProductId are strings
data['UserId'] = data['UserId'].astype(str)
data['ProductId'] = data['ProductId'].astype(str)


# Load the data into Surprise format
reader = Reader(rating_scale=(1, 5))
dataset = Dataset.load_from_df(data[['UserId', 'ProductId',
'Score']], reader)

# Split the data into training and testing sets
trainset, testset = train_test_split(dataset, test_size=0.2)

# Initialize the SVD model
model = SVD()
# Train the model
model.fit(trainset)
# Test the model
predictions = model.test(testset)

# Evaluate the model
accuracy.rmse(predictions)

predictions[0]



model2 = NMF()

# Train the model
model2.fit(trainset)

# Test the model
predictions2 = model2.test(testset)

# Evaluate the model
```

```
accuracy.rmse(predictions2)

from surprise import SlopeOne
model3 = SlopeOne()

# Train the model
model3.fit(trainset)

# Test the model
predictions3 = model3.test(testset)

# Evaluate the model
accuracy.rmse(predictions3)

#hybrid model

#get the average of predictions from 3 models
def predictions_to_dataframe(predictions):
    data = []
    for prediction in predictions:
        data.append({
            'uid': prediction.uid,
            'iid': prediction.iid,
            'r_ui': prediction.r_ui,
            'est': prediction.est,
            'was_impossible': prediction.details['was_impossible']
        })
    return pd.DataFrame(data)

df1 = predictions_to_dataframe(predictions)
df2 = predictions_to_dataframe(predictions2)
df3 = predictions_to_dataframe(predictions3)

merged_df = pd.concat([df1['est'], df2['est'], df3['est']],
axis=1,keys=['est1', 'est2','est3'])

# Calculate the per-row average of 'est', ignoring missing values
(if any)
merged_df['average_est'] = merged_df.mean(axis=1)
merged_df['actual'] = df1['r_ui']
merged_df.head()

import numpy as np
def compute_rmse(df, actual_col, predicted_col):
    mse = np.mean((df[actual_col] - df[predicted_col]) ** 2)
    rmse = np.sqrt(mse)
    return rmse

rmse = compute_rmse(merged_df, 'actual', 'average_est')
```

```
print(f"RMSE: {rmse}")

import matplotlib.pyplot as plt
from sklearn.metrics import accuracy_score, recall_score,
mean_squared_error

def calculate_metrics_and_plot(df, actual_col, predicted_col):

    # Υπολογισμός μετρικών
    accuracy = accuracy_score(df[actual_col],
df[predicted_col].round().astype(int))
    recall = recall_score(df[actual_col],
df[predicted_col].round().astype(int), average='macro')
    rmse = np.sqrt(mean_squared_error(df[actual_col],
df[predicted_col]))

    # Αποθήκευση μετρικών σε λεξικό
    metrics = {
        'accuracy': accuracy,
        'recall': recall,
        'RMSE': rmse
    }
    return metrics

m1 = calculate_metrics_and_plot(merged_df, 'actual', 'est1')
m2 = calculate_metrics_and_plot(merged_df, 'actual', 'est2')
m3 = calculate_metrics_and_plot(merged_df, 'actual', 'est3')
mh = calculate_metrics_and_plot(merged_df, 'actual', 'average_est')

models = ['SVD', 'NMF', 'SlopeOne', 'Hybrid']

# Δημιουργία ραβδογράμματος 1
plt.figure(figsize=(8, 5))
plt.bar(models, [m1['accuracy'], m2['accuracy'], m3['accuracy'],
mh['accuracy']])
plt.ylabel('Accuracy')
plt.show()

# Δημιουργία ραβδογράμματος 2
plt.figure(figsize=(8, 5))
plt.bar(models, [m1['recall'], m2['recall'], m3['recall'],
mh['recall']])
plt.ylabel('Recall')
plt.show()

# Δημιουργία ραβδογράμματος 3
plt.figure(figsize=(8, 5))
plt.bar(models, [m1['RMSE'], m2['RMSE'], m3['RMSE'], mh['RMSE']])
plt.ylabel('RMSE')
```

```
plt.show()
```