



ΠΑΝΕΠΙΣΤΗΜΙΟ ΠΕΙΡΑΙΩΣ
ΤΜΗΜΑ ΨΗΦΙΑΚΩΝ ΣΥΣΤΗΜΑΤΩΝ
ΠΡΟΓΡΑΜΜΑ ΜΕΤΑΠΤΥΧΙΑΚΩΝ ΣΠΟΥΔΩΝ
ΜΕΓΑΛΑ ΔΕΔΟΜΕΝΑ ΚΑΙ ΑΝΑΛΥΤΙΚΗ

ΜΕΤΑΠΤΥΧΙΑΚΗ ΔΙΠΛΩΜΑΤΙΚΗ ΕΡΓΑΣΙΑ

Ανάλυση Συμπεριφοράς Καταναλωτή

Ον/μο: Παναγιώτα Ειρήνη Καραγιασσύτη AM: ME1606

Επιβλέπων: Δημοσθένης Κυριαζής, Επίκουρος Καθηγητής

Περιεχόμενα

Περίληψη	4
1. Εισαγωγικές Έννοιες	7
1.1. Μάρκετινγκ	7
1.2. Προϊόν.....	9
1.3. Αξία - Τιμολόγηση	9
1.4. Τοποθεσία-Διανομή	10
1.5. Προώθηση.....	10
1.6. Ηλεκτρονικό Εμπόριο	10
1.7. Ηλεκτρονικό Μάρκετινγκ	11
1.8. Ψηφιακό Μάρκετινγκ	11
1.9. Κοινωνικά μέσα και περιεχόμενο που δημιουργείται από χρήστες 16	
1.10. Μηχανές Αναζήτησης	20
2. Διαδικτυακά Προφίλ Χρηστών & Συστήματα Συστάσεων	26
2.1. Διαδικτυακά Προφίλ Χρηστών	26
2.2. Συστήματα Σύστασης Προτάσεων	28
2.2.1 Κατηγορίες Συστημάτων Σύστασης Προτάσεων	28
2.2.2 Πλεονεκτήματα Χρήσης Σύστασης Προτάσεων	32
3. Συστήματα Συστάσεων Συνεργατικής Διήθησης.....	34
3.1. Συνεργατική Διήθηση- Collaborative Filtering	34
3.1.1 Matrix Factorization Models	37
3.1.2 Μοντέλα Γειτνίασης - Neighborhood Models	39
3.2 Latent Factor Models	41
3.3 Graph-Based Models	42
3.3.1. Path-based ομοιότητα.....	44
4. Συμπεριφορά Χρηστών σε online Αγορές με χρήση τεχνικών εξόρυξης δεδομένων	46
4.1. Εισαγωγή	46
4.2. Αγοραστική Συμπεριφορά.....	47

4.3.	Η συμπεριφορά των καταναλωτών και ο τρόπος που επηρεάζει τις στρατηγικές των αγορών.....	48
4.4.	Εξόρυξη δεδομένων και συμπεριφορά καταναλωτών	49
4.5.	Ανασκόπηση Βιβλιογραφίας.....	50
5.	Πρακτικό Μέρος.....	52
5.1.	Περιγραφή WSO.....	52
5.2.	MVC Μοντέλο Σχεδίασης	55
5.3.	Υλοποίηση Books e-shop.....	57
5.4.	Δομή e-shop σύμφωνα με MVC	63
5.5.	Παράδειγμα Λειτουργίας.....	78
	Βιβλιογραφία	81

Περίληψη

Η παρούσα εργασία έχει ως σκοπό την παρουσίαση της λειτουργικότητας ενός συστήματος συστάσεων στα πλαίσια των ηλεκτρονικών αγορών. Σκοπός είναι ανάμεσα σε πολλά υποψήφια είδη που δυνητικά θα αγοράσει ο χρήστης και δεν έχει αγοράσει ξανά στο παρελθόν, το σύστημα να προτείνει σε αυτόν ένα συγκεκριμένο πλήθος (κορυφαίο πλήθος). Με τη χρήση της μεθόδου συνεργατικής διήθησης, υπολογίζεται η πιθανότητα επιλογής του είδους από τον τρέχων χρήστη και στη συνέχεια εμφανίζονται οι πιο πιθανές επιλογές ως προτάσεις στη σελίδα όπου βρίσκεται. Βασικό πλεονέκτημα της μεθόδου είναι ότι λειτουργεί εξίσου καλά τόσο σε περιπτώσεις με περιορισμένο περιεχόμενο, τόσο και σε άλλες όπου καθίσταται δύσκολη η ανάλυση των αντικειμένων. Η ανάπτυξη της πλατφόρμας του ηλεκτρονικού καταστήματος έγινε με την χρήση του μοντέλου MVC – Model/View/Controller, όπου αποτελεί τη δημοφιλέστερη μέθοδο, καθώς καταφέρνει να διαχωρίσει τις εξαρτήσεις μεταξύ των διαφορετικών τμημάτων του κώδικα. Επιπρόσθετα με τη χρήση της μεθόδου Weighted Slope One, στην πλατφόρμα, συμπεραίνεται ότι για να λειτουργήσει ορθότερα το σύστημα συστάσεων θα πρέπει ο χρήστης να έχει βαθμολογήσει κάποιο προϊόν της κατηγορίας, καθώς και να υπάρχουν άλλα προϊόντα που έχουν βαθμολογηθεί από άλλους χρήστες.

Abstract

This paper aims to present the functionality of a system of recommendations in the context of e-commerce. The system suggests a particular group of products (top N products) among many candidate types of products that the user will potentially buy for the first times. Using the collaborative filtering method, the probability of choosing the item by the current user is calculated, and the most suitable products are suggested on the page are displayed. The main advantage of the method is that it works both in cases with limited content, as well as in others where the analysis of objects becomes difficult. The development of the e-shop platform was made using the MVC Model / View / Controller, which is the most popular method, as it manages to separate the dependencies between the different parts of the code. Finally, using the Weighted Slope One method on the platform, it is concluded that in order for the recommendations system to work better, the user must rate at least one product in the class, while other products must also be rated by other users.

Εισαγωγή

Οι διάφοροι χρήστες, που επισκέπτονται ιστοσελίδες, συγκεντρώνουν ορισμένα χαρακτηριστικά. Αυτά αφορούν τις τάσεις και τις προτιμήσεις των χρηστών σε συγκεκριμένα προϊόντα και συγκεκριμένες θεματικές κατηγορίες. Λόγω αυτού, ερευνητές άρχισαν να παρακολουθούν τις διαδικτυακές επιλογές των χρηστών με σκοπό την καταχώρησή τους.

Η συνεχόμενη παρακολούθηση και καταγραφή των προτιμήσεων των χρηστών οδηγεί σε μια εξατομικευμένη προβολή διαφημίσεων στις διαδικτυακές πλατφόρμες. Αυτό σημαίνει ότι οι διαφημίσεις βασίζονται στις καταχωρημένες πληροφορίες για τα χαρακτηριστικά και τις επιθυμίες ενός χρήστη.

Αυτή η διαδικασία προκύπτει από την κατασκευή διαδικτυακών προφίλ για τους διάφορους χρήστες. Ειδικότερα, έχουν δημιουργηθεί κάποιες βάσεις δεδομένων, οι οποίες συγκεντρώνουν όλες τις απαραίτητες πληροφορίες για την κατασκευή των προφίλ. Οι βάσεις δεδομένων είναι ιδιαίτερα σημαντικές και απαρτίζονται από πολλές δυνατότητες.

Πιο συγκεκριμένα, η χρήση των βάσεων δεδομένων εξασφαλίζει την απόκτηση και την αποθήκευση των πληροφοριών. Δεδομένου ότι αυτές οι πληροφορίες δύνανται να αλλάζουν ανά διαστήματα, μια βάση δεδομένων επιτρέπει την αλλαγή των πληροφοριών σύμφωνα με τις νέες, που έχουν προκύψει. Άλλη μια δυνατότητα αυτής της χρήσης αποτελεί το γεγονός ότι είναι ιδιαίτερα αποδοτική και στην αξιοποίηση υπέρογκης λήψης πληροφοριών.

Γενικά, υπάρχουν διάφορες εφαρμογές διαδικτυακών προφίλ. Ωστόσο, η πιο συχνή επιλογή εφαρμογής αφορά τα συστήματα σύστασης προτάσεων. Σε αυτήν, οι σύμβουλοι συστημάτων (recommenders) αξιοποιούν τις διαθέσιμες πληροφορίες και κατασκευάζουν το

εξατομικευμένο μοντέλο της συμπεριφοράς του κάθε χρήστη. Δηλαδή, προσφέρουν προτάσεις συστάσεων για τους χρήστες μιας εφαρμογής, που προκύπτουν από το κατασκευασμένο μοντέλο (Francesco, R., Lior R., & Bracha, S., 2011).

1. Εισαγωγικές Έννοιες

1.1. Μάρκετινγκ

Το μάρκετινγκ είναι η μελέτη και η διαχείριση σχέσεων ανταλλαγής, η επιχειρηματική διαδικασία δημιουργίας σχέσεων με γνώμονα την ικανοποίηση των καταναλωτών. Εστιάζοντας στον καταναλωτή, το μάρκετινγκ είναι ένα από τα κορυφαία στοιχεία της διοίκησης επιχειρήσεων. Το μάρκετινγκ ορίζεται από την "Αμερικανική Ένωση Μάρκετινγκ (American Marketing Association - AMA)" ως η δραστηριότητα, το σύνολο των θεσμικών πλαισίων και των διαδικασιών για την επικοινωνία, τη δημιουργία, και την ανταλλαγή προσφορών που έχουν αξία για τους πελάτες, τους καταναλωτές, τους συνεργάτες και την κοινωνία γενικότερα". Ο ορισμός διαμορφώθηκε από την αρχική έννοια που κυριολεκτικά αναφέρεται στην πώληση προϊόντων στην αγορά. Από την άποψη του μηχανισμού των πωλήσεων, το μάρκετινγκ είναι "ένα σύνολο διαδικασιών που αλληλοσυνδέονται και αλληλεξαρτώνται με άλλες λειτουργίες" μιας επιχείρησης που έχουν ως στόχο την ικανοποίηση και την προσέλκυση του ενδιαφέροντος των πελατών.

Άλλοι ερευνητές (Philip, 2015) ορίζουν το μάρκετινγκ ως μια διαδικασία ανταλλαγής μέσω της οποίας ικανοποιούνται οι ανάγκες και οι επιθυμίες των καταναλωτών.

Το (Chartered Institute of Marketing-CIM) ορίζει το μάρκετινγκ ως "τη διαδικασία διαχείρισης που είναι υπεύθυνη για την αναγνώριση, την πρόβλεψη και την ικανοποίηση των απαιτήσεων των καταναλωτών επικερδώς." Μια παρόμοια ιδέα που σχετίζεται με το μάρκετινγκ που έχει ως βάση την αξία, αναφέρει ότι ο ρόλος του μάρκετινγκ είναι να συμβάλει στην αύξηση της αξίας των μετοχών. Στο πλαίσιο αυτό, το μάρκετινγκ μπορεί να οριστεί ως "η διαδικασία διαχείρισης που επιδιώκει να

μεγιστοποιήσει τις αποδόσεις στους μετόχους αναπτύσσοντας σχέσεις με αξιόλογους καταναλωτές και δημιουργώντας ένα ανταγωνιστικό πλεονέκτημα".

Η πρακτική του μάρκετινγκ έτεινε να θεωρείται ως μια δημιουργική βιομηχανία στο παρελθόν, η οποία περιελάμβανε τη διαφήμιση, τη διανομή και την πώληση. Ωστόσο, επειδή η ακαδημαϊκή μελέτη του μάρκετινγκ χρησιμοποιεί εκτενώς τις κοινωνικές επιστήμες, την ψυχολογία, την κοινωνιολογία, τα μαθηματικά, την οικονομία, την ανθρωπολογία και τη νευροεπιστήμη, το μάρκετινγκ πλέον αναγνωρίζεται ευρέως ως επιστήμη επιτρέποντας σε πολυάριθμα πανεπιστήμια να προσφέρουν αντίστοιχα προγράμματα "Μεταπτυχιακών Τίτλων Ειδίκευσης (Masters of Science-MSc)". Η διαδικασία του μάρκετινγκ είναι αυτή της εισαγωγής ενός προϊόντος στην αγορά, η οποία περιλαμβάνει τα εξής βήματα:

- ευρεία έρευνα, στόχευση και κατακερματισμός της αγοράς,
- καθορισμός στρατηγικών διανομής, τιμολόγησης και προώθησης,
- ανάπτυξη επικοινωνιακής στρατηγικής,
- καθορισμός προϋπολογισμού και
- σχεδιασμός μακροπρόθεσμων στόχων ανάπτυξης της αγοράς.

Πολλά τμήματα της διαδικασίας μάρκετινγκ (π.χ. σχεδιασμός προϊόντων, σκηνοθέτης τέχνης, διαχείριση σήματος, διαφήμιση, copywriting κ.λπ.) περιλαμβάνουν τη χρήση των δημιουργικών τεχνών.

Ο παραδοσιακός συνδυασμός διαδικασιών μάρκετινγκ έχει να κάνει με τέσσερα ευρεία επίπεδα αποφάσεων διαχείρισης: προϊόν, αξία-τιμολόγηση, τοποθεσία-διανομή και προώθηση.

1.2. Προϊόν

Οι πτυχές του προϊόντος του μάρκετινγκ ασχολούνται με τις προδιαγραφές των πραγματικών αγαθών ή υπηρεσιών και τον τρόπο με τον οποίο σχετίζονται με τις ανάγκες και τις επιθυμίες του τελικού χρήστη. Η έννοια του προϊόντος περιλαμβάνει το σχεδιασμό του προϊόντος, την καινοτομία νέων προϊόντων, την "ονοματολογία (branding)", τη συσκευασία και την επισήμανση του προϊόντος. Το εύρος ενός προϊόντος περιλαμβάνει γενικά στοιχεία υποστήριξης όπως εγγυήσεις και υποστήριξη. Η ονοματολογία του προϊόντος (branding), αποτελεί μια βασική πτυχή της διαχείρισης προϊόντων και αναφέρεται στις διάφορες μεθόδους επικοινωνίας μιας ταυτότητας μάρκας για το προϊόν, το εμπορικό σήμα ή την εταιρεία.

1.3. Αξία - Τιμολόγηση

Η αξία-τιμολόγηση αναφέρεται στη διαδικασία καθορισμού μιας τιμής για ένα προϊόν, συμπεριλαμβανομένων των εκπτώσεων. Η τιμή δεν χρειάζεται να είναι νομισματική, μπορεί να είναι απλώς αυτό που ανταλλάσσεται για το προϊόν ή τις υπηρεσίες, όπως ο χρόνος, η ενέργεια ή η προσοχή, οι θυσίες που κάνουν οι καταναλωτές για να αποκτήσουν ένα προϊόν ή μια υπηρεσία. Στην ουσία τιμή είναι το κόστος που πληρώνει ένας καταναλωτής για ένα προϊόν, είτε νομισματικό, είτε όχι. Οι μέθοδοι καθορισμού των τιμών εμπεριέχονται στον τομέα της επιστήμης των τιμών.

1.4. Τοποθεσία-Διανομή

Η τοποθεσία-διανομή αναφέρεται στον τρόπο που φτάνει το προϊόν στον καταναλωτή, τα κανάλια διανομής και τους διαμεσολαβητές, όπως οι χονδρέμποροι και οι έμποροι λιανικής πώλησης, οι οποίοι επιτρέπουν στους καταναλωτές να έχουν πρόσβαση σε προϊόντα ή υπηρεσίες με πρακτικό τρόπο. Το κανάλι διανομής μέσω του οποίου πωλείται ένα προϊόν ή μια υπηρεσία σχετίζεται με τη γεωγραφική περιοχή, με τις κατηγορίες καταναλωτών στους οποίους απευθύνεται το προϊόν (νεαρούς ενήλικες, οικογένειες, επιχειρηματίες) όπως και με το πώς το περιβάλλον στο οποίο πωλείται το προϊόν μπορεί να επηρεάσει τις πωλήσεις.

1.5. Προώθηση

Η προώθηση περιλαμβάνει όλες τις πτυχές των επικοινωνιών μάρκετινγκ όπως διαφήμιση, προώθηση πωλήσεων, εκπαίδευση προώθησης, δημόσιες σχέσεις, προσωπική πώληση, τοποθέτηση προϊόντων και εμπορικές εκθέσεις.

1.6. Ηλεκτρονικό Εμπόριο

Το ηλεκτρονικό εμπόριο αποτελεί τις συναλλαγές που πραγματοποιούνται για αγοροπωλησίας προϊόντων μέσω διαδικτύου. Βασίζεται σε τεχνολογίες όπως το "κινητό εμπόριο (mobile commerce- m-commerce)", η ηλεκτρονική μεταφορά κεφαλαίων, η διαχείριση της αλυσίδας εφοδιασμού, το μάρκετινγκ στο διαδίκτυο, η ηλεκτρονική επεξεργασία συναλλαγών, η "ηλεκτρονική ανταλλαγή δεδομένων (Electronic Data Interchange-EDI)", τα συστήματα διαχείρισης αποθεμάτων και τα αυτοματοποιημένα συστήματα συλλογής δεδομένων. Το σύγχρονο

ηλεκτρονικό εμπόριο χρησιμοποιεί συνήθως τον "Παγκόσμιο Ιστό (World Wide Web-WWW)" για τουλάχιστον ένα μέρος του κύκλου ζωής της συναλλαγής, αν και μπορεί επίσης να χρησιμοποιήσει άλλες τεχνολογίες όπως το ηλεκτρονικό ταχυδρομείο.

1.7. Ηλεκτρονικό Μάρκετινγκ

Το "Ηλεκτρονικό Μάρκετινγκ (Electronic Marketing - e-marketing)" είναι επίσης γνωστό και ως "Διαδικτυακό Μάρκετινγκ (Internet Marketing) ", "Μάρκετινγκ Ιστού (Web Marketing) " ή "Ψηφιακό Μάρκετινγκ (Digital Marketing)". Το ηλεκτρονικό μάρκετινγκ είναι η διαδικασία μάρκετινγκ ενός προϊόντος ή μιας υπηρεσίας που χρησιμοποιεί το διαδίκτυο. Δεν περιλαμβάνει μόνο το μάρκετινγκ μέσω του Παγκόσμιου Ιστού, αλλά περιλαμβάνει και το μάρκετινγκ που γίνεται μέσω ηλεκτρονικού ταχυδρομείου και ασύρματων μέσων. Τέλος, χρησιμοποιεί μια σειρά από τεχνολογίες για να βοηθήσει τη σύνδεση των επιχειρήσεων με τους πελάτες τους.

1.8. Ψηφιακό Μάρκετινγκ

Έχουμε διανύσει σχεδόν ένα τέταρτο του αιώνα εμπορικής χρήσης του Διαδικτύου και του Παγκόσμιου Ιστού. Κατά τη διάρκεια αυτής της περιόδου το επιχειρηματικό τοπίο έχει αλλάξει με φρενήρη ρυθμό. Μεγάλες πολυεθνικές εταιρείες όπως η Google, το Facebook, η Amazon, η Alibaba, το eBay και η Uber, που δεν είχαμε ακούσει πριν από είκοσι χρόνια, έχουν αναδειχθεί ως βασικοί παράγοντες της σύγχρονης οικονομίας. Το 2015, οι ηλεκτρονικές πωλήσεις αντιπροσώπευαν το 7,4% των συνολικών δαπανών που αφορούσαν το λιανεμπόριο στις Η.Π.Α., ποσοστό που αποτελεί το υψηλότερο ποσοστό από τότε που άρχισε η

παρακολούθησή του, το 1999 (Phillips, 2015). Οι πωλήσεις μέσω κινητών συσκευών αυξήθηκαν με ταχύ ρυθμό σε ποσοστά της τάξεως του 22% έως 27% όλων των πωλήσεων που πραγματοποιήθηκαν μέσω διαδικτύου (Rao, 2015), (Malcolm 2015). Στις μέρες μας, οι εταιρίες δίνουν μεγάλη έμφαση στη δημιουργία μιας «ψηφιακής σχέσης» με τους πελάτες (Phillips, 2015). Επιπλέον, οι ψηφιακές τεχνολογίες και συσκευές, όπως τα έξυπνα τηλέφωνα, τα έξυπνα προϊόντα, το "Διαδίκτυο των Πραγμάτων (Internet of Things-IOT)", η Τεχνητή Νοημοσύνη, υπόσχονται σημαντικές μεταβολές στη ζωή των καταναλωτών στο εγγύς μέλλον. Σε αυτό το πλαίσιο, επιχειρείται να κατανοηθεί πώς οι εξελίξεις στην ψηφιακή τεχνολογία αναδιαμορφώνουν τη διαδικασία και τη στρατηγική του μάρκετινγκ και τον μετασχηματισμό του σε ψηφιακό μάρκετινγκ. Στη συνέχεια αναπτύσσεται και περιγράφεται ένα πλαίσιο έρευνας για το ψηφιακό μάρκετινγκ που υπογραμμίζει τα σημεία επαφής στη διαδικασία μάρκετινγκ καθώς και στη διαδικασία στρατηγικής μάρκετινγκ όπου οι ψηφιακές τεχνολογίες έχουν σημαντικό αντίκτυπο. Τα αποτελέσματα των ερευνών (Lamberton & Stephen, 2016) επικεντρώνονται στην ψυχολογία των καταναλωτών, τα κίνητρα και τις εκφράσεις σε ψηφιακά περιβάλλοντα, καθώς και στη μοντελοποίηση και μεθοδολογικά ζητήματα στις αναλύσεις μάρκετινγκ που απαιτούνται από την εμφάνιση ψηφιακών, κοινωνικών και κινητών περιβαλλόντων (Wedel & Kannan, 2016).

Ο όρος «Ψηφιακό Μάρκετινγκ» έχει εξελιχθεί με την πάροδο του χρόνου από έναν συγκεκριμένο όρο που περιέγραφε την εμπορία προϊόντων και υπηρεσιών μέσω ψηφιακών καναλιών, σε έναν ευρύτερο όρο που περιλαμβάνει τη διαδικασία χρήσης ψηφιακών τεχνολογιών για την απόκτηση πελατών, τη δημιουργία προτιμήσεων των πελατών, και την αύξηση των πωλήσεων των εταιριών. Σύμφωνα με τον ορισμό της

"Αμερικανικής Ένωσης Μάρκετινγκ (American Marketing Association - AMA)", το ψηφιακό μάρκετινγκ μπορεί να θεωρηθεί ως δραστηριότητες και διαδικασίες που υποστηρίζονται και υλοποιούνται με τη βοήθεια ψηφιακών τεχνολογιών για τη δημιουργία, την επικοινωνία και την προσθήκη αξίας για τους πελάτες και τους άλλους ενδιαφερόμενους. Υιοθετώντας μια πιο περιεκτική προοπτική το ψηφιακό μάρκετινγκ ορίζεται ως μια προσαρμοστική, τεχνολογικά ενεργοποιημένη διαδικασία μέσω της οποίας οι επιχειρήσεις συνεργάζονται με τους πελάτες και τους εταίρους τους για να δημιουργήσουν, να επικοινωνήσουν, να παραδώσουν και να διατηρήσουν την αξία για όλους τους ενδιαφερόμενους.

Η προσαρμοστική διαδικασία που ενεργοποιείται από τις ψηφιακές τεχνολογίες δημιουργεί αξία με νέους τρόπους σε νέα ψηφιακά περιβάλλοντα. Τα ιδρύματα που έχουν τη δυνατότητα ανάπτυξης ψηφιακών τεχνολογιών θεμελιώνουν δυνατότητες για να δημιουργήσουν μια τέτοια αξία από κοινού για τους πελάτες τους και για τα ίδια. Οι διαδικασίες που επιτρέπουν οι ψηφιακές τεχνολογίες δημιουργούν αξία μέσω των νέων εμπειριών των πελατών και μέσω της μεταξύ τους αλληλεπίδρασης. Το ίδιο το ψηφιακό μάρκετινγκ ενεργοποιεί από μόνο του μια σειρά προσαρμοστικών ψηφιακών σημείων επαφής που περιλαμβάνουν τη δραστηριότητα μάρκετινγκ, τα ιδρύματα, τις διαδικασίες και τους πελάτες. αριθμός των σημείων επαφής αυξάνεται κατά περισσότερο από 20% ετησίως, καθώς περισσότεροι πελάτες εκτός σύνδεσης κινούνται σε ψηφιακές τεχνολογίες και νεότεροι, ψηφιακά προσανατολισμένοι καταναλωτές εισέρχονται στις τάξεις των αγοραστών (Bughin, 2015).

Οι ψηφιακές τεχνολογίες προκαλούν ραγδαίες μεταβολές στο περιβάλλον στο οποίο λειτουργούν οι επιχειρήσεις. Μειώνουν σημαντικά τις

ασυμμετρίες που σχετίζονται με τις πληροφορίες που ανταλλάσσονται μεταξύ πελατών και πωλητών. Στη συνέχεια παρουσιάζεται η ανάλυση των αλληλεπιδράσεων των ψηφιακών τεχνολογιών, ξεκινώντας με την εξέταση του τρόπου με τον οποίο η συμπεριφορά των καταναλωτών αλλάζει ως αποτέλεσμα της πρόσβασης σε μια ποικιλία τεχνολογιών και συσκευών, τόσο σε απευθείας σύνδεση όσο και σε κινητά περιβάλλοντα. Δίνεται έμφαση στο πώς αυτό επηρεάζει την απόκτηση πληροφοριών όσον αφορά την ποιότητα και την τιμή, τη διαδικασία αναζήτησης, τις προσδοκίες των πελατών και τις συνεπαγόμενες συνέπειες για τις επιχειρήσεις. Τέλος, εξετάζονται οι ψηφιακές τεχνολογίες ως προς την αλληλεπίδραση μεταξύ των πελατών μέσω ηλεκτρονικών μέσων, ως προς τις κριτικές και τις βαθμολογίες και την αλληλεπίδραση μέσω των κοινωνικών δικτύων. Η εμφάνιση καινοτόμων ψηφιακών πλατφορμών μέσω των οποίων είτε διευκολύνεται η αλληλεπίδραση μεταξύ των χρηστών με στόχο την ανταλλαγή ιδεών για την ανάπτυξη νέων προϊόντων και υπηρεσιών, είτε συνδέουν πελάτες και πωλητές σε αγορές, είτε αξιοποιούν τις αγορές για τη δημιουργία εσόδων, λειτουργούν ως μηχανισμοί συνεργασίας που συνδέουν τους πελάτες μεταξύ τους και ταυτόχρονα με την αγορά. Με τον ίδιο τρόπο, οι παραπάνω πλατφόρμες λειτουργούν ως συνεργάτες για τις επιχειρήσεις αλλά ταυτόχρονα ενισχύουν τον μεταξύ τους ανταγωνισμό ως προς την απόκτηση πελατών. Σημαντικός επίσης είναι και ο ρόλος των μηχανών αναζήτησης του παγκόσμιου ιστού και παρουσιάζει ιδιαίτερο ενδιαφέρον ο τρόπος αλληλεπίδρασής τους με τους πελάτες και τις επιχειρήσεις. Ενδιαφέρον επίσης παρουσιάζουν οι αλληλεπιδράσεις των ψηφιακών τεχνολογιών με διαφορετικά γεωγραφικά περιβάλλοντα, ο τρόπος διασφάλισης της ιδιωτικότητας και της ασφάλειας, αλλά και ο τρόπος που επηρεάζει η πειρατεία το ψηφιακό μάρκετινγκ. Στο εσωτερικό της εταιρείας, προκειμένου να προσφέρουν στους πελάτες τους νέες προστιθέμενες

αξίες, οι ψηφιακές τεχνολογίες έχουν αλλάξει την έννοια του προϊόντος με τρεις τρόπους: (1) την επέκταση του βασικού προϊόντος με ψηφιακές υπηρεσίες, (2) τη δικτύωση των προϊόντων που χρησιμοποιούν ψηφιακές τεχνολογίες για την απελευθέρωση της υπάρχουσας τιμής τους και (2) τη μετατροπή των προϊόντων σε ψηφιακές υπηρεσίες. Αυτές οι τάσεις δημιουργούν ευκαιρίες προσαρμογής και εξατομίκευσης των καταναλωτικών αναγκών των πελατών, μεταβάλλοντας το βασικό προϊόν ή την υπηρεσία. Οι εξελίξεις στις ψηφιακές σειρές προϊόντων και οι προσαρμοσμένες προσφορές στους πελάτες οδηγούν τις επιχειρήσεις σε τιμολογιακές προκλήσεις. Σαν αποτέλεσμα, οι ψηφιακές τεχνολογίες οδηγούν σε ευκαιρίες δυναμικής τιμολόγησης και διαχείρισης των αποδόσεων σε πολλές κατηγορίες προϊόντων και υπηρεσιών που παραδοσιακά πωλούνταν με ενδεικτικές τιμές που καθορίζονταν από τον κατασκευαστή. Αυτές οι εξελίξεις οδηγούν τις περισσότερες επιχειρήσεις στην υιοθέτηση διαδικτυακών υπηρεσιών και κινητών καναλιών για τις συναλλαγές τους με τους καταναλωτές αλλά και για την προσέλκυση περισσότερων πελατών. Εκτός από τα παραδοσιακά μέσα επικοινωνίας όπως τα έντυπα μέσα, το ραδιόφωνο και η τηλεόραση, το ψηφιακό περιβάλλον παρέχει νέα μέσα για την προσέγγιση των πελατών και την προώθηση των προϊόντων και υπηρεσιών τους μέσω μηνυμάτων ηλεκτρονικού ταχυδρομείου, διαφημίσεων προβολής και κοινωνικών μέσων δικτύωσης. Οι νέες μορφές διαφημιστικών εργαλείων, όπως οι διαφημιστικές προσφορές με βάση την τοποθεσία, οι εξατομικευμένες προσφορές, η ανάπτυξη νέων καναλιών επικοινωνίας και προωθήσεις πελατών, όπως τα κοινωνικά δίκτυα, οι μηχανές αναζήτησης και το ηλεκτρονικό ταχυδρομείο βοηθούν τις επιχειρήσεις να προσελκύσουν νέους πελάτες και να τους προσδώσουν σημαντική αξία.

1.9. Κοινωνικά μέσα και περιεχόμενο που δημιουργείται από χρήστες

Ένα σημαντικό χαρακτηριστικό του ψηφιακού περιβάλλοντος, εκτός από το παραδοσιακό περιβάλλον μάρκετινγκ, είναι η ευκολία με την οποία οι πελάτες μπορούν να μοιράζονται πληροφορίες μεταξύ τους, όχι μόνο με λίγους στενούς φίλους αλλά και με αγνώστους, μέσω ενός εκτεταμένου μέσου κοινωνικής δικτύωσης. Στο ψηφιακό περιβάλλον, οι πελάτες μπορούν να δημοσιεύουν σχόλια σχετικά με προϊόντα, υπηρεσίες, μάρκες και επιχειρήσεις στις ιστοσελίδες των εταιρειών, σε ιστότοπους και σε κοινωνικά δίκτυα, με αποτέλεσμα να προσεγγίζουν και να επηρεάζουν σημαντικά έναν πολύ μεγαλύτερο αριθμό δυνητικών πελατών. Πρόσφατη έρευνα (Toubia & Stephen 2013) η οποία εστίαζε στα κίνητρα των χρηστών των κοινωνικών δικτύων που συμμετέχουν σε αυτά με σχολιασμό προϊόντων και υπηρεσιών, έδειξε ότι υπάρχουν δύο είδη χρηστών. Αυτοί που αναρτούν σχόλια με ουσιαστικό σκοπό, για την ενημέρωσή τους ή για να παραθέσουν πραγματικά την εμπειρία τους και αυτοί που αναρτούν σχόλια με σκοπό τη δημιουργία μιας εικόνας ή ενός προφίλ, που σχετίζεται με την αντίληψη των άλλων. Αυτοί οι δύο τύποι μπορούν να διακριθούν εμπειρικά, καθώς ο πρώτος φαίνεται μέσω της γενικότερης συμπεριφοράς του σχολιασμού του, ενώ ο δεύτερος σχετίζεται μόνο με το πλήθος των οπαδών – φίλων που έχει ένα άτομο στο μέσω κοινωνικής δικτύωσης. Στο πειραματικό στάδιο της έρευνας επιλέχθηκαν τυχαία 100 ενεργοί μη εμπορικοί χρήστες στο Twitter και πρόσθεσαν 100 οπαδούς σε κάθε χρήστη για διάστημα 50 ημερών. Βρέθηκε ότι τα σχόλια ουσιαστικού σκοπού δημιουργούνταν κυρίως από χρήστες του Twitter που είχαν λιγότερους οπαδούς, ενώ η ανάρτηση σχολίων που σχετίζονταν με την εικόνα των σχολιαστών που τα αναρτούσαν, ήταν κυρίαρχη όσο οι χρήστες του Twitter συγκέντρωναν περισσότερους οπαδούς. Επιπλέον,

βρέθηκε ότι το ποσοστό των σχολίων που είχαν ως κίνητρο την κατασκευή της εικόνας του χρήστη ήταν κατά πολύ μεγαλύτερο από το αντίστοιχο των ουσιαστικών σχολίων. Είναι σημαντικό να μπορεί κάποιος να αναγνωρίζει τους χρήστες των κοινωνικών δικτύων με έντονη επιρροή. Σχετική έρευνα (Watts & Dodd, 2007) έδειξε πως μια μικρή ομάδα χρηστών που ασκούν επιρροή, μπορεί να λειτουργήσει σαν καταρράκτης και να επηρεάσει χρήστες που αυτοί με τη σειρά τους θα επηρεάσουν άλλους χρήστες κ.ο.κ. Σε άλλη σχετική έρευνα (Katona et al., 2011) εξετάστηκε η διάδοση μιας επιρροής και διαπιστώθηκε ότι η θέση ενός ατόμου στο δίκτυο, καθώς και διάφορες δημογραφικές πληροφορίες μπορούν να αποτελέσουν καλούς προγνωστικούς δείκτες υιοθέτησης απόψεων. Συγκεκριμένα, ένα άτομο είναι πολύ πιθανό να υιοθετήσει μια άποψη εάν είναι συνδεδεμένο με άλλα άτομα που την έχουν ήδη υιοθετήσει ή αν η πυκνότητα των συνδέσεων της, με άτομα που έχουν υιοθετήσει την άποψη, είναι μεγάλη.

Μια μορφή διαδικτυακών αλληλεπιδράσεων με τους πελάτες που έχει μελετηθεί εκτενώς είναι η ηλεκτρονική αξιολόγηση, όπως το περιεχόμενο που δημιουργείται από το χρήστη και η "ηλεκτρονική διάδοση από στόμα σε στόμα (electronic word of mouth - eWOM)". Όπως συμβαίνει και με την παραδοσιακή ομιλία, το eWOM εμπεριέχει τη γνώση των καταναλωτών σχετικά με τα προϊόντα, τη χρήση τους, την εμπειρία, τις συστάσεις και τις καταγγελίες τους και γενικότερα θεωρείται αξιόπιστη. Επιπλέον, το eWOM μπορεί να έχει πλουσιότερο περιεχόμενο και μεγαλύτερο όγκο πληροφοριών από την παραδοσιακή διάδοση πληροφοριών από στόμα σε στόμα, ενώ είναι περισσότερο προσιτό και μπορεί να μοιραστεί ευρέως στο ψηφιακό περιβάλλον. Δεδομένης της σημασίας του, το eWOM έχει γίνει αντικείμενο εκτεταμένης έρευνας κατά την τελευταία δεκαετία, με την μελέτη θεμάτων όπως: το κίνητρο που έχουν οι χρήστες που συμμετέχουν στο eWOM, τον αντίκτυπο των θέσεων που αναρτώνται

μέσω eWOM στις πωλήσεις και τη δυναμική αυτών, τον τρόπο που επηρεάζουν τα μηνύματα eWOM άλλες θέσεις και κριτικές. Πρόσφατα, η έρευνα επικεντρώθηκε επίσης στις παραπλανητικές αξιολογήσεις καθώς και στα κίνητρά τους.

Μια από τις πρώτες έρευνες πάνω στην ηλεκτρονική αξιολόγηση (Godes & Mayzlin, 2004) εξέτασε τον όγκο και τη διασπορά της ηλεκτρονικής αξιολόγησης και διαπιστώθηκε ότι η διασπορά είναι ένας αξιόπιστος παράγοντας πρόβλεψης των αξιολογήσεων ενός τηλεοπτικού προγράμματος. Σε άλλη σχετική έρευνα (Chevalier & Mayzlin, 2006) μελετήθηκε η σχέση μεταξύ των ηλεκτρονικών αξιολογήσεων και των πωλήσεων χρησιμοποιώντας τις δικτυακές κριτικές που έγιναν σε βιβλία. Διαπιστώθηκε ότι οι θετικές ηλεκτρονικές αξιολογήσεις μπορούν να αυξήσουν τις πωλήσεις ενός βιβλίου, αλλά ότι οι αρνητικές κριτικές έχουν μεγαλύτερο αντίκτυπο από τις θετικές. Επίσης, προσδιόρισαν δύο είδη ηλεκτρονικών αξιολογήσεων, οι αξιολογήσεις προϊόντων και η κοινωνική δυναμική, όπου διαπιστώθηκε ότι και οι δυο επηρεάζουν έντονα τις πωλήσεις ενός προϊόντος ή μιας υπηρεσίας (Moe & Trusov, 2011). Εκτός από τη σχέση μεταξύ του eWOM και της κατάταξης των πωλήσεων, οι ερευνητές ανέπτυξαν μεθόδους μετρήσεων για την "απόδοση της επένδυσης (return on investment-ROI)" των κοινωνικών μέσων μαζικής ενημέρωσης. Έτσι, εισήγαγαν μια μέτρηση (Kumar et al., 2013) για τη μέτρηση του αρνητικού αντίκτυπου του eWOM και της συναφούς νομισματικής του αξίας. Επίσης, αναπτύχθηκε ένα μαθησιακό μοντέλο για να αξιολογήσει τη νομισματική αξία μιας αξιολόγησης (Wu et al., 2015) μέσω του οποίου διαπιστώθηκε ότι τα σχόλια μέσω eWOM προσδίδουν μεγαλύτερη αξία από αυτή των αριθμητικών αξιολογήσεων. Εκτός από το οργανικό eWOM που δημιουργούν οι πελάτες, οι επιχειρήσεις μπορούν να αυξήσουν τις πωλήσεις δημιουργώντας το δικό τους εταιρικό eWOM. Σε ένα πείραμα μεγάλης κλίμακας (Godes &

Mayzlin, 2009), στο οποίο συγκεντρώθηκαν δεδομένα τόσο από πελάτες όσο και από κοινούς χρήστες που δεν ανήκαν στην κατηγορία των πελατών, διαπιστώθηκε ότι στις εταιρικές καμπάνιες eWOM η επιρροή αυξανόταν όσο μικρότερη ήταν η αφοσίωση των πελάτες. Έτσι τη μεγαλύτερη επιρροή την ασκούσαν οι χρήστες που δεν αποτελούσαν πελάτες της εταιρίας, ενώ αντιστρόφως οι πιστοί πελάτες ασκούσαν τη μικρότερη επιρροή.

Στην Amazon το eWOM δημιουργείται από τους πελάτες, ενώ η εταιρία προσφέρει στους χρήστες της πληροφορίες παρατήρησης μέσω των οποίων τους ενημερώνει για το τι αγόρασαν άλλοι χρήστες μετά την προβολή ενός προϊόντος. Αυτή η εφαρμογή παρατήρησης εγκαταλείφθηκε στα τέλη του 2005 και επανήλθε στα τέλη του 2006. Στην προσπάθεια να ερευνηθεί η επίδραση του eWOM, (Chen et al., 2011) συγκεντρώθηκαν δεδομένων που κάλυπταν αυτές τις δύο μεταβατικές περιόδους της Amazon και αναπτύχθηκαν μοντέλα μέτρησης των επιπτώσεων του eWOM, και του τρόπου που αλληλεπιδρούν με τους χρήστες. Τα αποτελέσματα έδειξαν ότι το αρνητικό eWOM έχει μεγαλύτερη επιρροή από το θετικό eWOM, ενώ το αντίστροφο ισχύει μόνο για τις περιπτώσεις παρατήρησης. Τα παραπάνω ευρήματα υποδηλώνουν ότι είναι αποδοτικότερο για μια εταιρία λιανικού εμπορίου να παρέχει πληροφορίες παρατήρησης, ενώ η επιρροή αυτών των πληροφοριών θα μπορούσε να ενισχυθεί με τη βοήθεια eWOM υπηρεσιών. Ένα στοιχείο που δεν θα έπρεπε να παραλείψουμε αποτελεί το γεγονός ότι δεν είναι κάθε πελάτης διατεθειμένος να συνεισφέρει στις ηλεκτρονικές αξιολογήσεις. Η ανάγκη για την μοντελοποίηση της απόφασης ενός πελάτη για τη σύνταξη μιας κριτικής, οδήγησε στην ανάπτυξη ενός μοντέλου επιλογής (Ying et al., 2006) για τη σύλληψη αυτής τη διαδικασίας λήψης αποφάσεων, ενώ μέσω του μοντέλου εξετάσθηκαν το σθένος, ο όγκος και η διακύμανση των αξιολογήσεων. Διαπιστώθηκε ότι

οι πιο δραστήριοι κριτές έχουν χαμηλότερες βαθμολογίες από τους λιγότερο ενεργούς, ενώ με την πάροδο του χρόνου οι δραστήριοι κριτές γίνονται η πλειοψηφία του πληθυσμού των κριτών. Αυτό το γεγονός ερμηνεύει και την πτωτική τάση του ποσοστού των ευνοϊκών αξιολογήσεων σε συνάρτηση με τον χρόνο. Μια άλλη εξήγηση της φθίνουσας τάσης στις θετικές ηλεκτρονικές αξιολογήσεις παρέχεται από μια άλλη διαδικασία επιλογής (Li & Hitt , 2008), μέσω της οποίας παρατηρήθηκε ότι πελάτες που αγόρασαν σε μεταγενέστερο χρόνο, με αποτέλεσμα να αναρτήσουν και κάποιο σχόλιο αξιολόγησης μεταγενέστερα, είχαν μικρότερη ωφελιμότητα από το ίδιο το προϊόν με αποτέλεσμα η πτώση των ευνοϊκών αξιολογήσεων να αντιπροσωπεύεται από τη χαμηλότερη αποτίμηση αυτών των μεταγενέστερων πελατών. Η ανάπτυξη άλλων μοντέλων (Godes & Silva, 2012), (Moe & Schweidel, 2012) έδειξε ότι υπήρξαν σημαντικές διαφορές ως προς τον τρόπο με τον οποίο οι καταναλωτές ανταποκρίθηκαν σε προγενέστερα καταγεγραμμένα σχόλια και βαθμολογίες. Οι λιγότερο συχνές αξιολογήσεις φαίνεται να υφίστανται σαν αποτέλεσμα της τάσης που παρουσιάζεται οι χρήστες να ακολουθήσουν τη μόδα, ενώ οι συχνότερες αξιολογήσεις παρουσιάζουν μια τάση διαφοροποίησης από άλλες αξιολογήσεις. Αυτές οι δυναμικές επηρεάζουν έντονα την εξέλιξη των απόψεων που σχετίζονται με τα προϊόντα ή τις υπηρεσίες που διατίθενται μέσω διαδικτύου, σε συνάρτηση με τον χρόνο.

1.10. Μηχανές Αναζήτησης

Οι μηχανές αναζήτησης επιτρέπουν στους καταναλωτές να αποκτούν δωρεάν πληροφορίες για προϊόντα και υπηρεσίες και να εντοπίζουν επιχειρήσεις και εμπορικά σήματα, που να πληρούν τα κριτήρια αναζήτησης που τους έχουν θέσει. Οι μηχανές αναζήτησης παρέχουν ένα

πλήθος καταχωρημένων ιστότοπων καθώς και πληρωμένων διαφημίσεων ως αποτέλεσμα των λέξεων-κλειδιών που πληκτρολογούν οι χρήστες. Η αποτελεσματικότητα των μηχανών αναζήτησης υποστηρίζεται από διάφορες εμπειρικές μελέτες. Διαπιστώθηκε ότι οι πελάτες που αποκτήθηκαν μέσω πληρωμένων διαφημίσεων των μηχανών αναζήτησης, αγοράζουν περισσότερο και παράγουν υψηλότερη αξία σε σχέση με τους πελάτες από άλλα διαδικτυακά ή όχι κανάλια, υποδεικνύοντας ότι οι μηχανές αναζήτησης αποτελούν έναν αποτελεσματικό μηχανισμό επιλογής για τον εντοπισμό των πελατών υψηλής αξίας (Chan et al., 2011). Επιπλέον, (Dinner et al., 2014) διαπιστώθηκε ότι η αμειβόμενη διαφήμιση αναζήτησης είναι πιο αποτελεσματική από τη συμβατική διαφήμιση και ότι (Wiesel et al., 2011) η επιρροή μιας τέτοιας διαφήμισης είναι πολύ μεγαλύτερη από την αντίστοιχη διαφήμιση που προωθείται μέσω ηλεκτρονικού ταχυδρομείου. Υπάρχουν τρεις βασικοί πυλώνες που εμπλέκονται στο μάρκετινγκ των μηχανών αναζήτησης:

- η μηχανή αναζήτησης,
- ο διαφημιζόμενος (η εταιρεία) και
- ο καταναλωτής

Από την σκοπιά των μηχανών αναζήτησης και των διαφημιζόμενων παρουσιάζουν μεγάλο ενδιαφέρον :

- ο τρόπος με τον οποίο αξιολογούνται και κατατάσσονται οι λέξεις κλειδιά από τις μηχανές αναζήτησης και
- ο τρόπος επιλογής συγκεκριμένων λέξεων κλειδιών από τις διαφημιζόμενες εταιρίες για τον αποδοτικότερο και αποτελεσματικότερο τρόπο απόκτησης πελατών.

Η γενικευμένη δημοπρασία δεύτερης τιμής υιοθετείται ευρέως από τις μηχανές αναζήτησης για να καθορίσει την αξία και την κατάταξη των καταχωρίσεων για κάθε λέξη-κλειδί. Είναι γνωστό στα οικονομικά ότι η

γενικευμένη δημοπρασία δεύτερης τιμής υπεραποδίδει τη δημοπρασία της πρώτης τιμής, αλλά η εφαρμογή της στις μηχανές αναζήτησης μπορεί να μην είναι πάντοτε η βέλτιστη. Συγκρίνοντας την γενικευμένη προσφορά δεύτερης τιμής και τον μηχανισμό εκτίμησης προσφοράς πρώτης σελίδας που εφαρμόστηκε στη Google, η εκτίμηση πρώτης σελίδας προσέφερε τις ελάχιστες προσφορές τιμής για εμφάνιση στην πρώτη σελίδα των αποτελεσμάτων αναζήτησης για συγκεκριμένους συνδυασμούς λέξεων-κλειδιών και διαφημιζόμενων (Amaldoss et al., 2015). Τα αποτελέσματά τους έδιναν έμφαση στο πλεονέκτημα του τελευταίου στη μεταχείριση με κρυφή αξιολόγηση των διαφημιζόμενων και με περιορισμένους προϋπολογισμούς, οδηγώντας έτσι σε υψηλότερα έσοδα για τις μηχανές αναζήτησης που δεν ήταν απαραίτητα εις βάρος των διαφημιζόμενων. Στη συνέχεια αναπτύχθηκε ένα άλλο αναλυτικό μοντέλο (Chen et al., 2009) δομής βέλτιστου ποσοστού που κατένεμε τα ποσοστά των εντυπώσεων στους υποψήφιους διαφημιζόμενους και βοηθούσε τις μηχανές αναζήτησης να έχουν τα μέγιστα κέρδη. Μετέπειτα έκανε την εμφάνισή ένα σύστημα υβριδικών προσφορών (Zhu & Wilbur, 2011), στο οποίο οι διαφημιζόμενοι μπορούσαν να υποβάλλουν προσφορές με πληρωμή ανά εμφάνιση ή βάσει πληρωμής που να σχετίζεται με την απόδοση της διαφήμισης, δηλαδή τον αριθμό των κλικ. Έτσι οι μηχανές αναζήτησης άρχισαν να παρέχουν διαφορετικές δυνατότητες υποβολής προσφορών στους διαφημιζόμενους. Η αγορά των μηχανών αναζήτησης που βασίζεται σε πλειστηριασμούς, εξ ορισμού, μπορεί να δημιουργήσει έντονο ανταγωνισμό μεταξύ των διαφημιζόμενων. Πολλές επιχειρήσεις προσλαμβάνουν διαφημιστικές εταιρίες για να διαχειριστούν το μάρκετινγκ των μηχανών αναζήτησης, αμείβοντας τις εταιρίες βάσει ενός συστήματος μετατροπών. Βρέθηκε ότι, (Abou Nabout et al., 2012) τα πλάνα αποζημιώσεων αυτής της μορφής μπορούν να μειώσουν τα κέρδη των διαφημιστικών εταιριών κατά 30%. Στη συνέχεια προτάθηκε (Skiera &

Abou Nabout, 2013) ένα αυτοματοποιημένο σύστημα υποστήριξης αποφάσεων υποβολής προσφορών για τη μεγιστοποίηση του κέρδους των διαφημιζόμενων. Σε πείραμα πεδίου βρέθηκε ότι ο προτεινόμενος αλγόριθμος βελτιώνει το ROI κατά 21%, γεγονός που αυξάνει τόσο τα έσοδα του διαφημιζόμενου όσο και της επιχείρησης. Άλλες έρευνες (Desai et al., 2014) μελέτησαν τα εμπόδια για την αγορά ενός εμπορικού σήματος μιας εταιρείας σε σχέση με το εμπορικό σήμα του ανταγωνιστή της. Τέτοια είδους αγορές επηρεάζονται από την ποιότητα του ιδιοκτήτη του σήματος καθώς και του ανταγωνιστή του. Όταν ο κάτοχος του σήματος αναμένει από τον ανταγωνιστή του να αγοράσει τη λέξη-κλειδί του σήματος, η βέλτιστη ενέργεια είναι να αγοράσει το δικό του εμπορικό σήμα για να αποκλείσει τον ανταγωνιστή του. Επιπλέον, διαπιστώθηκε ότι η υποβολή προσφορών σε εμπορικά σήματα ανταγωνιστών αυξάνει τα κέρδη των μηχανών αναζήτησης, αλλά θα μπορούσε να οδηγήσει τόσο τον ιδιοκτήτη του σήματος όσο και τον ανταγωνιστή του στο δίλημμα του εγκλωβισμένου, όπου και οι δύο χάνουν κέρδη. Οι μηχανές αναζήτησης παρέχουν στις επιχειρήσεις εκθέσεις απόδοσης των λέξεων-κλειδιών που έχουν επιλέξει, για να τις βοηθήσουν να κατανοήσουν την αποτελεσματικότητα της διαφήμισής τους. Για παράδειγμα, η Google παρέχει καθημερινά στατιστικά στοιχεία, όπως ο αριθμός των εμφανίσεων, ο αριθμός των κλικ, η "αναλογία κλικ προς αριθμό εμφανίσεων (click through rate - CTR)", ο ρυθμός μετατροπής, το μέσο "κόστος ανά κλικ (cost per click - CPC)", το συνολικό κόστος, τη θέση, τη βαθμολογία ποιότητας κλπ. Μεταξύ αυτών των μετρήσεων, η θέση, το CTR και ο ρυθμός μετατροπής και ο συντελεστής μετατροπής ασκεί το μεγαλύτερο αντίκτυπο στο κόστος απόκτησης. Σε μια από τις πρώτες εμπειρικές έρευνες για τις μηχανές αναζήτησης (Ghose & Yang, 2009) μοντελοποιήθηκε ταυτόχρονα το CTR του πελάτη, το CPC και η θέση των διαφημίσεων αναζήτησης. Διαπιστώθηκε ότι καθώς η διαφήμιση

αναζήτησης μετακινείται στην κορυφή της σελίδας αποτελεσμάτων, το CTR είναι υψηλότερο. Τα αποτελέσματά έδειξαν ότι η συμπερίληψη του ονόματος του λιανοπωλητή στις λέξεις-κλειδιά αναζήτησης παράγει υψηλότερο CTR, ενώ η συμπερίληψη μάρκας ή μεγαλύτερων φράσεων αναζήτησης οδηγεί σε χαμηλότερη CTR. Μετά από αυτήν την έρευνα, (Agarwal et al., 2011) τεκμηριώθηκε ότι το CTR μειώνεται καθώς η θέση της διαφήμισης μειώνεται, αλλά ο ρυθμός μετατροπής δεν συνδέεται μονόπλευρα με τη θέση της διαφήμισης. Στη συνέχεια η έρευνα επεκτάθηκε (Rutz et al., 2012) δείχνοντας ότι ο ρυθμός μετατροπής των διαφημίσεων λέξεων-κλειδιών επηρεάζεται από την παρουσία εμπορικών σημάτων και πληροφοριών τοποθεσίας. Ορισμένες έρευνες εστιάζουν περισσότερο στη θέση της διαφήμισης. Έτσι (Yao & Mela, 2011) εξετάζοντας τον ανταγωνισμό για τη θέση της διαφήμισης, διαμορφώθηκε η στρατηγική συμπεριφοράς των διαφημιζόμενων. Διερευνώντας τον αντίκτυπο της θέσης στην αποτελεσματικότητα των διαφημίσεων αναζήτησης (Narayanan & Kalyanam, 2015), βρέθηκε ότι η θέση των διαφημίσεων αναζήτησης είναι πιο σημαντική για τους μικρότερους διαφημιζόμενους ενώ η παρουσία ενός εμπορικού σήματος ή συγκεκριμένων πληροφοριών για το προϊόν μπορεί να υπονομεύσει την αποτελεσματικότητα της διαφήμισης. Εστιάζοντας στο ρόλο των στρατηγικών απόδοσης των εκστρατειών αναζήτησης (Li et al., 2016), υπολογίστηκε η προσφορά των λέξεων-κλειδιών που έχει επιλέξει μια επιχείρηση, η απόδοση της επένδυσής της (ROI), η απόφαση κατάταξης των μηχανών αναζήτησης, το CTR και βρέθηκε ότι οι στρατηγικές απόδοσης μπορούν να έχουν σημαντικό αντίκτυπο στη στόχευση των πελατών χρησιμοποιώντας λέξεις-κλειδιά. Σε άλλες έρευνες (Berman & Katona, 2013) εξετάστηκε η επίδραση της "βελτιστοποίησης ιστοσελίδων για τις μηχανές αναζήτησης (Search Engine Optimization-SEO)" στον ανταγωνισμό μεταξύ των διαφημιζόμενων σχετικά με τα αποτελέσματα

αναζήτησης και προσδιορίστηκαν οι συνθήκες υπό τις οποίες το SEO βελτιώνει την ικανοποίηση του πελάτη από τα αποτελέσματα των μηχανών αναζήτησης. Η μελλοντική έρευνα στον τομέα των μηχανών αναζήτησης θα τροφοδοτηθεί από νέες εξελίξεις, τόσο στους τρόπους λειτουργίας των επιχειρήσεων όσο και στην τεχνολογία. Για παράδειγμα, η Google πλέον ενσωματώνει τις τιμές των προϊόντων που αναζητούνται απευθείας στα οργανικά αποτελέσματα αναζήτησης, με αποτέλεσμα να δίνεται η δυνατότητα στους πελάτες να μην επισκέπτονται έναν συγκεκριμένο ιστότοπο για να ελέγξουν την τιμή του προϊόντος, παρακάμπτοντας απλά τους ιστότοπους όπου οι τιμές είναι υψηλότερες. Επί του παρόντος, οι επιχειρήσεις μπορούν να συμμετέχουν στο πρόγραμμα προβολής των τιμών τους απευθείας στα οργανικά αποτελέσματα αναζήτησης. Ένα ζήτημα που έχει σημασία για αυτές τις επιχειρήσεις είναι αν πρέπει να συμμετάσχουν ή όχι. Από την άποψη των πελατών, οι επιλογές αυτές μειώνουν τον χρόνο αναζήτησης και τον αριθμό των ιστότοπων που επισκέπτονται. Από την άποψη της τεχνολογικής εξέλιξης, νέες μηχανές αναζήτησης όπως η Memex από την αμερικανική "Υπηρεσία Προηγμένων Αμυντικών Ερευνητικών Προγραμμάτων (Defense Advance Research Projects Agency-DARPA)" που αναζητά πληροφορίες στον "σκοτεινό ιστό (Dark Web)" και μηχανές αναζήτησης που χρησιμοποιούν εικόνες και ήχο για διεξαγωγή αναζητήσεων, μας κάνουν να πιστεύουμε πως η έρευνα σε αυτόν τον τομέα θα παραμείνει στο προσκήνιο και στο άμεσο μέλλον.

2. Διαδικτυακά Προφίλ Χρηστών & Συστήματα Συστάσεων

Είναι σημαντικό να οριστούν και να περιγραφούν αναλυτικά τα διαδικτυακά προφίλ των χρηστών. Συγκεκριμένα, τα προφίλ είναι αυτά που πλαισιώνουν και εξηγούν καλύτερα τα προαναφερθέντα συστήματα συστάσεων.

2.1. Διαδικτυακά Προφίλ Χρηστών

Ουσιαστικά, τα διαδικτυακά προφίλ των χρηστών είναι η αναπαραγωγή και η αναπαράσταση των προσωπικών δεδομένων του εκάστοτε χρήστη. Δηλαδή, προβάλλονται ψηφιακά τα χαρακτηριστικά των χρηστών, κατασκευάζοντας ένα είδος ταυτότητας. Αυτή η απεικόνιση σχεδιάζεται με τον πιο σαφή και επαρκές τρόπο, αποθηκεύοντας τις πληροφορίες για τους χρήστες. Συνεπώς, η εκμεταλλεύσιμη πληροφορία από τις εφαρμογές εξασφαλίζει το γενικότερο εξατομικευμένο περιβάλλον των χρηστών. Δηλαδή, τις συνθήκες διαδικτυακής πλοήγησης.

Αναλυτικότερα, τα διαδικτυακά προφίλ των χρηστών χωρίζονται σε δυο είδη προφίλ. Αυτά είναι τα στατικά προφίλ και τα δυναμικά. Συνεπώς:

- *Στατικά προφίλ χρηστών*

Σε αυτή την κατηγορία, οι διαθέσιμες πληροφορίες για την εφαρμογή παρέχονται μόνο από τους ίδιους τους χρήστες. Δηλαδή, η εφαρμογή δε συλλέγει με κάποιο τρόπο επιπλέον στοιχεία συμπεριφοράς των χρηστών. Η εγγραφή στο σύστημα επιβάλλει κάποια βασικά στοιχεία από τους χρήστες. Συνεπώς, περιλαμβάνει τα χαρακτηριστικά, που δόθηκαν στην εφαρμογή, όταν ένας χρήστης εγγράφηκε στο σύστημα.

Τα στατικά προφίλ μπορούν να καταστούν πιο δυναμικά, εάν ο χρήστης μεταβάλλει τα ήδη υπάρχοντα στοιχεία. Το ίδιο συμβαίνει και στην περίπτωση που ο χρήστης αποφασίσει να προσθέσει καινούριες πληροφορίες για αυτόν. Ένα χαρακτηριστικό παράδειγμα αποτελεί η περίπτωση εφαρμογών, που επιτρέπουν την online προβολή ταινιών. Οι χρήστες τέτοιων εφαρμογών έχουν τη δυνατότητα να επιλέξουν τα προτιμώμενα είδη ταινιών. Δηλαδή, τα είδη που τους είναι περισσότερο αρεστά. Αυτό σημαίνει ότι η εφαρμογή θα παρέχει στους χρήστες προτεινόμενες ταινίες, όπως προέκυψαν από τη δήλωση προτίμησής τους.

- *Δυναμικά προφίλ χρηστών*

Τα δυναμικά προφίλ χρηστών, από την άλλη, εκκινούν διαδικασίες και τεχνικές, που θα εκμαιεύσουν περαιτέρω πληροφορίες για τους χρήστες. Δηλαδή, δημιουργούν κάποιο είδος ταυτότητας, η οποία βασίζεται στην προτίμηση και συμπεριφορά του εκάστοτε χρήστη. Βάσει αυτής, προτείνονται στο χρήστη οι απαραίτητες υπηρεσίες και επιλογές.

Οι παραπάνω πληροφορίες εξυπηρετούν πολλούς από τους σκοπούς του «marketing». Αυτό σημαίνει ότι οι υπεύθυνοι marketing, μέσω αυτών των πληροφοριών, έχουν μια πιο σαφή εικόνα των προτιμήσεων ενός χρήστη. Κατ' επέκταση, οι εφαρμογές συστημάτων, θα προβάλλουν προτεινόμενες διαφημίσεις, οι οποίες, πιθανόν, θα είναι αρεστές στο χρήστη.

Με άλλα λόγια, τα προϊόντα και οι διαφημίσεις θα βασίζονται στις βασικές προτιμήσεις των χρηστών, και συνεπώς οι ίδιοι θα ενημερώνονται για αυτά. Έτσι, αυξάνεται η πιθανότητα αγοράς και κατανάλωσης των προβαλλόμενων προϊόντων, τα οποία ίσως να μην τα γνώριζαν έως τώρα. Συνεπώς, οι διαφημίσεις του συστήματος έχουν σκοπό την ενημέρωση και την δυνητική κατανάλωση του προϊόντος από το χρήστη.

2.2. Συστήματα Σύστασης Προτάσεων

Τα συστήματα συστάσεων (ΣΣ), αποτελούν μια εφαρμογή, που σχετίζεται με τη σύσταση προτάσεων. Πρόκειται, δηλαδή, για τα λεγόμενα συστήματα σύστασης προτάσεων. Αποτελεί μια ιδιαίτερης σημασίας εφαρμογή, η οποία συλλέγει και διαχειρίζεται τις πληροφορίες του εκάστοτε χρήστη, οι οποίες βρίσκονται στο διαδικτυακό προφίλ του.

Η διαχείριση των παρεχόμενων πληροφοριών γίνεται με τέτοιο τρόπο, ώστε να καθορίζεται η συμπεριφορά του κάθε χρήστη σε σχέση με τις καταναλωτικές του προτιμήσεις. Έτσι, η εφαρμογή προτείνει, μέσω εξατομικευμένων συστάσεων, υπηρεσίες και προϊόντα βάσει των πληροφοριών των χρηστών.

2.2.1 Κατηγορίες Συστημάτων Σύστασης Προτάσεων

Οι κατηγορίες των συστημάτων σύστασης προτάσεων είναι (Francesco R., Lior R., & Bracha S.: 2011):

- *Συνεργατικής Διήθησης ΣΔ (collaborative filtering)*

Αυτή η μέθοδος σύστασης προτάσεων αφορά την κατασκευή ενός μοντέλου. Το μοντέλο διαμορφώνεται βάσει των προγενέστερων προτιμήσεων του χρήστη και συμπληρώνεται με κοντινές συμπεριφορές άλλων χρηστών. Οι προτιμήσεις μπορούν να αφορούν αντικείμενα και αξιολογήσεις αυτών, που έγιναν σε προγενέστερο χρόνο. Έτσι, το μοντέλο υπολογίζει και προβλέπει ποια από τα νέα αντικείμενα και υπηρεσίες θα προτιμήσει ο χρήστης βάσει ενδιαφερόντων.

- *Διήθησης βάσει περιεχομένου (content-based filtering)*

Η μέθοδος διήθησης με βάση το περιεχόμενο θα εντάξει συνολικά στο μοντέλο τα ξεχωριστά χαρακτηριστικά ενός αντικειμένου. Ειδικά, κατηγοριοποιεί τις ιδιότητες ενός προϊόντος και αναζητά άλλα προϊόντα με παρόμοια χαρακτηριστικά. Έπειτα, αυτά προτείνονται στους χρήστες (Pasquale, L., Marco, D.G., & Giovanni, S: 2011).

Αυτές οι δυο κατηγορίες/μέθοδοι έχουν κάποιες διαφορές, οι οποίες θα επισημανθούν δια μέσου ενός συγκριτικού παραδείγματος. Έτσι, γίνεται μια συγκριτική αναφορά δυο γνωστών ραδιοφωνικών σταθμών, που χρησιμοποιούν συστήματα προτάσεων σχετικών με τη μουσική.

Αρχικά, το Last.fm χρησιμοποιεί τη μέθοδο συνεργατικής διήθησης. Έτσι, έχει στόχο να προτείνει μια σειρά από τραγούδια ή συγκροτήματα, τα οποία έχουν προκύψει από το ποσοστό ακρόασής τους των χρηστών. Ωστόσο, αυτά έχουν συγκριθεί με την αντίδραση ακρόασης άλλων χρηστών. Δηλαδή, αναπαράγονται τραγούδια και συγκροτήματα, που έχουν προτιμηθεί από χρήστες με παρόμοια μουσική προτίμηση. Παράλληλα, αυτά τα αναπαραγόμενα μουσικά κομμάτια δεν υπάρχουν στη μουσική βιβλιοθήκη ενός χρήστη.

Από την άλλη, το Pandora Radio χρησιμοποιεί τη μέθοδο διήθησης με βάση το περιεχόμενο. Αυτό σημαίνει ότι οι πληροφορίες, που ενδιαφέρουν το σταθμό είναι τα χαρακτηριστικά τραγουδιών ή καλλιτεχνών. Έτσι, κατασκευάζεται ένας σταθμός, ο οποίος αναπαράγει μουσική ανάλογη με τα παραπάνω χαρακτηριστικά. Παράλληλα, τα σχόλια των χρηστών ενισχύουν την κατασκευή του σταθμού. Επομένως, προσανατολίζεται στα χαρακτηριστικά, που έχουν δεχτεί θετικές κριτικές, ενώ απομακρύνεται από αυτά, που έχουν δεχτεί αρνητικές κριτικές.

Οι μέθοδοι συνεργατικής διήθησης εμπεριέχουν θετικά αλλά και αρνητικά στοιχεία. Συνεπώς:

✓ Πλεονεκτήματα

Τα θετικά αυτών των μεθόδων αφορούν στο γεγονός ότι η λειτουργία τους καλύπτει εύρος περιπτώσεων. Πιο συγκεκριμένα, εφαρμόζονται και σε περιπτώσεις περιορισμένης ποσότητας περιεχομένου, αλλά και σε περιπτώσεις με δυσμενή ανάλυση περιεχομένων. Στην πρώτη περίπτωση, η εφαρμογή αφορά τα αντικείμενα, ενώ στη δεύτερη αφορά το περιεχόμενο των αντικειμένων, δηλαδή τις απόψεις και τις ιδέες γύρω από αυτό. Επιπλέον, αυτές οι μέθοδοι κάνουν προτάσεις αντικειμένων, τα οποία σχετίζονται με τις προτιμήσεις ενός χρήστη, αλλά δεν σχετίζονται απαραίτητα με τις πληροφορίες του προφίλ ενός χρήστη. Τα προαναφερθέντα οδήγησαν στην ευρεία χρήση αυτής της κατηγορίας συστήματος συστάσεων για τη δημιουργία ορθών και κατάλληλων προτάσεων.

✓ Μειονεκτήματα

Ένα από τα βασικά μειονεκτήματα αυτών των μεθόδων είναι ότι η αξιολόγηση των χρηστών πραγματοποιείται στην ελάχιστη ποσότητα των αντικειμένων, που περιλαμβάνει ένα σύστημα. Έτσι, κατασκευάζονται πίνακες ομοιοτήτων (χρηστών και αντικειμένων), που έχουν αρκετά κενά. Επομένως, ελαχιστοποιείται η δυνατότητα προβολής ενός συνόλου χαρακτηριστικών από παρόμοιες αξιολογήσεις χρηστών. Αυτό το φαινόμενο ονομάζεται πρόβλημα ψυχρής εκκίνησης. Δηλαδή, με το που πραγματοποιείται η εγγραφή των χρηστών στο σύστημα, οι προτάσεις του συστήματος είναι γενικές και ανακριβείς. Αυτό συμβαίνει, γιατί αρχικά παρέχεται ένα μικρό δείγμα πληροφοριών για τη συμπεριφορά του κάθε χρήστη.

Ένα άλλο μειονέκτημα της μεθόδου συνεργατικής διήθησης είναι ότι οι τεχνικές του χαρακτηρίζονται από την αδυναμία να προτείνουν

αντικείμενα, τα οποία δεν έχουν αξιολογηθεί. Αυτό το αρνητικό στοιχείο είναι εξαλειμμένο από την μέθοδο διήθησης με βάση το περιεχόμενο των αντικειμένων. Αυτό συμβαίνει γιατί στην περίπτωση των τραγουδιών μπορεί να προταθεί ένα μουσικό κομμάτι, που δεν έχει αξιολογηθεί. Ωστόσο, επειδή βασίζεται στο περιεχόμενο αυτή η μέθοδος, το μουσικό κομμάτι, θα προταθεί βάσει των χαρακτηριστικών του ιδιοτήτων. Για παράδειγμα, θα προταθεί ένα με δυναμική μουσική ή κάποιο από έναν καλλιτέχνη με μεγάλη απήχηση στο μουσικό κοινό.

Σε αυτό το σημείο πρέπει να αναφερθεί ότι η μέθοδος συνεργατικής διήθησης απασχολεί δυο τύπους αλγορίθμων (Athanasios N.N., & John D.G.: 2015):

- *Συνεργατική διήθηση βασισμένο στους χρήστες*

Αυτός ο αλγόριθμος υπολογίζει το ποσοστό ενδιαφέροντος των χρηστών για κάποιο αντικείμενο. Αυτό το ποσοστό προκύπτει από πληροφορίες άλλων χρηστών, «παρόμοιων», οι οποίοι έχουν αξιολογήσει τα αντικείμενα (Luo, H., Niu, C., Shen, R., & Ullrich, C.: 2008).

- *Συνεργατική διήθηση βασισμένο στα αντικείμενα*

Ο δεύτερος τύπος αλγόριθμου υπολογίζει πάλι το ίδιο ποσοστό, αλλά αυτό δεν προκύπτει από τις ομοιότητες των χρηστών, αλλά από τις ομοιότητες των αντικειμένων (Badrul, S., George, K., Joseph, K., & John, R.: 2001).

Γενικότερα, όταν εκκίνησε η εφαρμογή αυτών των τύπων αλγορίθμων, οι ειδικοί επέλεξαν τον πρώτο τύπο. Δηλαδή, τη συνεργατική διήθηση βασισμένη στους χρήστες (Joseph, A.K., Bradley, N.M., David, M., Jonathan, L.H., Lee, R.G., & John, R.: 1997). Η μακροχρόνια χρήση, όμως, επέδειξε κάποια βασικά μειονέκτημα αυτού του τύπου αλγορίθμου.

Αρχικά, το σύστημα παρουσίαζε πολύ μικρή απόδοση σε πολλαπλά αντικείμενα με λίγες ή καθόλου αξιολογήσεις. Επιπλέον, η ίδια η διαδικασία υπολογισμού των ομοιοτήτων, με κριτήριο τους χρήστες, είναι ιδιαίτερα δύσκολη υπολογιστικά. Αυτή η δυσκολία αυξανόταν, λόγω της συχνής τροποποίησης των προφίλ των χρηστών. Αυτό συνεπαγόταν ότι το μοντέλο ξαναεκτελούσε όλη τη διαδικασία από την αρχή.

Τα παραπάνω προβλήματα της μεθόδου συνεργατικής διήθησης βασισμένης στους χρήστες αντιμετωπίστηκαν με τη χρήση της άλλης μεθόδου. Δηλαδή, η συνεργατική διήθηση βασισμένη στα αντικείμενα, που υπολογίζει την ομοιότητα των συγκρίσιμων αντικειμένων (Mukund, D., & George, K.: 2004).

2.2.2 Πλεονεκτήματα Χρήσης Σύστασης Προτάσεων

Η χρήση τέτοιων συστημάτων εξασφαλίζει και την εμπορική επιτυχία των διαφόρων προϊόντων. Συνεπώς, η χρήση των αλγορίθμων αποτελεί μια υποχρεωτική και αναπόσπαστη εφαρμογή των εμπορικών διαδικασιών. Με αυτό τον τρόπο, εξασφαλίζεται η επιτυχής παραγωγικότητα της εφαρμογής.

Πρόκειται για τα λεγόμενα recommender systems, που μπορούν να εφαρμοστούν σε όλους τους τομείς, που επιτρέπουν τη χρήση τέτοιας εφαρμογής. Αυτό συνεπάγεται και τα επαρκή θετικά στοιχεία αυτών των συστημάτων (Charu, C.A., Joel, L.W., Kun-L.W., & Philip, S.Y.: 1999). Αρχικά, αυτά τα συστήματα βασίζονται στις ενέργειες του χρήστη. Δηλαδή, χρησιμοποιούν την πληροφορία, που εξάγεται από τους χρήστες, για να δημιουργήσουν ένα πλήρες προφίλ. Αυτό το προφίλ θα εξασφαλίζει τις επιτυχείς συστάσεις προτάσεων στους χρήστες. Συνεπώς, δεν πρόκειται για προτάσεις, οι οποίες προέκυψαν τυχαία από

οποιαδήποτε πρόβλεψη, αλλά για προτάσεις εκμαιευμένες από το προφίλ των χρηστών.

Επιπρόσθετα, οι τύποι αλγορίθμων προσαρμόζονται δυναμικά. Δηλαδή, η πληροφορία ενημερώνεται συνέχεια ανάλογα με τις αλλαγές, που προκύπτουν. Έτσι, τα recommender systems ασχολούνται με την πληροφορία αξιολόγησης προϊόντων και της αγοράς αυτού από τους χρήστες (Paolo, C., Yehuda, K., & Roberto, T.: 2010). Η δυναμική προσαρμογή τους στις συχνές αλλαγές πληροφορίας εξυπηρετεί τις προτάσεις σε τρέχουσες προτιμήσεις βάσει των προαναφερθέντων αλλαγών. Τέλος, οι αλγόριθμοι αυτοί είναι εξατομικευμένοι στους χρήστες. Δηλαδή, οι προτάσεις τους βασίζονται στις ατομικές επιθυμίες κάθε χρήστη. Περιλαμβάνουν, ταυτόχρονα, την αξιολόγηση και τη δημοτικότητα ενός αντικειμένου, αλλά και τις προσωπικές προτιμήσεις του κάθε χρήστη. Οι προτιμήσεις του κάθε χρήστη δεν μπορούν να ταυτίζονται απόλυτα με αυτές άλλων χρηστών, καθιστώντας το ιδιαίτερα σημαντικό στοιχείο (Athanasios, N.N. & John, D.G.,: 2015).

3. Συστήματα Συστάσεων Συνεργατικής Διήθησης

3.1. Συνεργατική Διήθηση- Collaborative Filtering

Σε αυτό το κεφάλαιο, θα περιγραφούν αναλυτικότερα τα συστήματα συστάσεων, που αφορούν τη συνεργατική διήθηση (ΣΔ). Αυτές οι προσεγγίσεις διαχειρίζονται τις αξιολογήσεις ενός χρήστη, αλλά και αυτές από άλλους χρήστες. Δηλαδή, προσθέτουν και άλλο ένα κριτήριο, το οποίο δεν υπάρχει στις συστάσεις προτάσεων βάσει περιεχομένου αντικειμένων. Οι τελευταίες χρησιμοποιούν το περιεχόμενο, βάσει των προγενέστερων αξιολογήσεων ενός μόνο χρήστη.

Για να γίνει καλύτερα κατανοητή η λειτουργία τους, αναφέρεται ότι έστω ένας χρήστης u αξιολογεί βαθμολογικά ένα καινούριο αντικείμενο i . Η βαθμολογία αυτή δύναται να ομοιάζει με την αξιολόγηση άλλου χρήστη v , εφόσον οι δυο χρήστες (u, v) έχουν αξιολογήσει παρόμοια. Επιπλέον, αν ο u αξιολογήσει παράλληλα δυο άλλα αντικείμενα i και j αντίστοιχα με τον ίδιο τρόπο, θα οφείλεται σε προγενέστερη βαθμολόγηση άλλων χρηστών στα i και j αντικείμενα.

Οι εφαρμογές συνεργατικής διήθησης έναντι των συστημάτων, που βασίζονται στο περιεχόμενο, υπερτερούν σε ζητήματα περιορισμών των συστημάτων. Δηλαδή, στα συστήματα συνεργατικής διήθησης:

- ✓ Προτείνονται αντικείμενα, τα οποία έχουν προταθεί από άλλους χρήστες του συστήματος χωρίς να προκύπτουν από έναν χρήστη, για τον οποίο δεν υπάρχει διαθέσιμη πληροφορία.
- ✓ Τα συμπεράσματα αυτών των συστάσεων βασίζονται και στην αξιολόγηση των χρηστών και όχι μόνο στο περιεχόμενο των αντικειμένων. Το περιεχόμενο αντικειμένων δεν αποτελεί επαρκή δείκτη ποιότητας.

- ✓ Οι συστάσεις προτάσεων τους περιλαμβάνουν και διαφορετικού περιεχομένου αντικείμενα, εφόσον έχει προϋπάρξει ενδιαφέρον για αυτά από άλλους χρήστες.

Πιο ειδικά, οι τεχνικές ΣΔ κατασκευάζουν «γειτονιές», που προκύπτουν από τους χρήστες, τα αντικείμενα και τις αξιολογήσεις, που έχουν γίνει συνολικά. Οι αξιολογήσεις μπορούν να είναι διακριτές ή να υπονοούνται. Συνεπώς, οι «γειτονιές» προκύπτουν από τα συμπεράσματα για τις ομοιότητες μεταξύ των διαφόρων χρηστών (user-oriented CF) ή μεταξύ αντικειμένων (item-oriented CF).

Πιο ειδικά, τα συστήματα ΣΔ προσπαθούν να υπολογίσουν βάσει προβλέψεων το τελικό αποτέλεσμα προτίμησης (prediction-based recommendation) για το ζεύγος χρήστης- αντικείμενο (François, F., Kevin, F., Luh, Y., Alain, P., & Marco, S.: 2012). Επίσης, κατασκευάζουν ένα κατάλογο δυνητικών αρεστών αντικειμένων στο χρήστη (ranking-based/top-N recommendation).

Επομένως, τα συστήματα ΣΔ προσπαθούν να διατυπώσουν συστάσεις προτάσεων δια μέσου της σύγκρισης δύο διαφορετικών νοημάτων, των χρηστών και των αντικειμένων. Αυτή η σύγκριση επιτυγχάνεται μέσω δυο προσεγγίσεων/ τεχνικών της συνεργατικής διήθησης. Αυτές είναι (Christian, D. & George, K.: 2011):

- *Neighborhood προσεγγίσεις ή αλλιώς memory-based*

Αυτή η προσέγγιση αφορά τις μεθόδους, που ασχολούνται με τις σχέσεις μεταξύ των αντικειμένων ή τις σχέσεις μεταξύ των χρηστών. Πιο ειδικά, οι αξιολογήσεις των αντικειμένων από τους χρήστες εκμεταλλεύονται με τέτοιο τρόπο, ώστε να προβλέπεται μια βαθμολογία για τα καινούρια αντικείμενα. Αυτή η διαδικασία γίνεται είτε με user-based συστάσεις είτε με item-based συστάσεις προτάσεων. Η πρώτη αφορά τη μέτρηση

βαθμολογιών, που προέκυψαν από άλλες υπάρχουσες βαθμολογίες άλλων χρηστών με κοινές προτιμήσεις με το νέο χρήστη. Η δεύτερη, και επικρατέστερη πλέον, αφορά τη μέτρηση βαθμολογίας, που έχει προκύψει από άλλες παλαιότερες βαθμολογίες του ίδιου χρήστη σε πολλά όμοια αντικείμενα (Christian, D., & George, K.: 2011).

- *Model-based προσεγγίσεις*

Αυτές οι προσεγγίσεις ονομάζονται και μοντέλα latent factor και αφορούν περιπτώσεις όπως αυτές της παραγοντοποίησης μητρώου. Δηλαδή, ενσωματώνουν και άλλη προσέγγιση με την παράλληλη προβολή αντικειμένων και χρηστών σε έναν «λανθάνοντα» χώρο. Σε αυτόν τον χώρο, διευκρινίζονται οι λόγοι αξιολογήσεων των αντικειμένων, όπως έχουν καθοριστεί από τη συμπεριφορά του χρήστη. Πρόκειται, δηλαδή, για ένα μοντέλο προβλέψεων. Πιο συγκεκριμένα, ενσωματώνονται στο μοντέλο οι αλληλεπιδράσεις ενός χρήστη με τα λανθάνοντα χαρακτηριστικά άλλων χρηστών και αντικειμένων. Τέτοια στοιχεία αφορούν την ταξινόμηση των χρηστών βάσει προτιμήσεων και την κατηγοριοποίηση των αντικειμένων.

Συνεπώς, η model-based προσέγγιση εκμεταλλεύεται τα παραπάνω δεδομένα για να προβλέψει δυνητικές αξιολογήσεις για καινούρια αντικείμενα. Οι περιορισμοί ξεπερνιούνται βάσει άλλων προσεγγίσεων της ίδιας κατηγορίας, όπως οι Latent Semantic Analysis, οι Maximum Entropy και οι Singular Value Decomposition προσεγγίσεις (Yehuda, K.: 2008).

Τα αποτελέσματα, που προκύπτουν από τα συστήματα συνεργατικής διήθησης, καθορίζουν την κατηγοριοποίηση των δυο τεχνικών αυτών των συστημάτων. Η πρώτη είναι η *prediction-based recommendation* και η δεύτερη η *ranking-based recommendation*.

Σχετικά με την πρώτη μέθοδο, γίνεται αναφορά ότι προβλέπουν δυνητικά τη βαθμολογία ενός ορισμένου αντικειμένου ενός χρήστη. Η αξιολόγηση αυτή οδηγεί στη σύσταση προτάσεων για σχετικά αντικείμενα. Η αξιοπιστία των αποτελεσμάτων πηγάζει από τους υπολογισμούς ελέγχου της απόστασης μεταξύ ρεαλιστικής και δυνητικής/ προβλεπόμενης βαθμολογίας.

Η δεύτερη μέθοδος αφορά τεχνικές, που προβάλλουν μια λίστα με N αντικείμενα (ranking-based ή top- N συστάσεις). Τα N αντικείμενα είναι τα δυνητικά αντικείμενα, που θα ενδιαφέρουν έναν χρήστη. Επομένως, τα αντικείμενα κατατάσσονται από το περισσότερο ενδιαφέρον στο λιγότερο ενδιαφέρον αντικείμενο για ένα χρήστη. Αυτή η τεχνική δεν αναγκάζει το σύστημα να εξάγει μια ρητή δυνητική αξιολόγηση ενός χρήστη. Αντίθετα, εντάσσει όλα τα δυνητικά αντικείμενα ενδιαφέροντος με στόχο να βρίσκονται σε σωστή κατάταξη αναλογικά με τα υπόλοιπα αντικείμενα. Έτσι, οι μέθοδοι ranking-based recommendation είναι οι πιο διαδεδομένες στον τομέα του εμπορίου. Αυτό συμβαίνει, γιατί προβάλλουν στους χρήστες τα αντικείμενα, που θα τους ενδιαφέρουν, ενώ δεν περιλαμβάνουν στην προβολή τις αξιολογήσεις των αντικειμένων.

3.1.1 Matrix Factorization Models

Η συνεργατική διήθηση βασίζεται σε μοντέλα latent factor, ούτως ώστε να παρουσιάζονται τα λανθάνοντα στοιχεία, που προέκυψαν από τις παρατηρηθείσες αξιολογήσεις. Αυτά τα λανθάνοντα χαρακτηριστικά αιτιολογούν τις βαθμολογίες. Χαρακτηριστικό παράδειγμα αποτελεί η περίπτωση των νευρωνικών δικτύων και των μοντέλων της παραγοντοποίησης του μητρώου βαθμολογιών μεταξύ του ζεύγους χρήστης και αντικείμενο. Επιπρόσθετα, η χρήση τους είναι ευρεία λόγω της ακρίβειας και του εύρους των χαρακτηριστικών, που χρησιμοποιούν.

Αυτά τα μοντέλα βασίζονται στον SVD (αποσύνθεση μοναδικής τιμής), ώστε να ανακτούν πληροφορίες. Βασική λειτουργία του SVD είναι η αναγνώριση των λανθανόντων σημασιολογικών παραγόντων (Scott, D., Susan, T.D., George, W. F., Thomas, K. L., & Richard, H.: 1990). Παρόλη τη χρήση του, η εφαρμογή του στη συνεργατική διήθηση παρουσιάζει προβλήματα στις άμεσες βαθμολογίες. Αυτό συμβαίνει λόγω του μεγάλου ποσοστού εκλιπούσων τιμών. Κατ' επέκταση, οι εκλιπούσες τιμές δεν αφήνουν τον SVD να οριστεί στο μητρώο.

Επιπρόσθετα, επιβάλλεται ιδιαίτερα προσεκτικός χειρισμός, γιατί ειδάλλως δε θα μπορεί να εφαρμοστεί εύκολα στο overfitting. Αυτό σημαίνει ότι προσπαθεί να προσαρμοστεί απόλυτα στα πραγματικά δεδομένα και τον οδηγεί στη συλλογή και αποθήκευση πληροφοριών, που δεν χρειάζονται. Δηλαδή, πληροφορίες που είναι αναληθείς σε σχέση με τα πραγματικά δεδομένα. Όταν συμβαίνει αυτό, προκύπτουν αναληθείς προβλέψεις, καθώς έχουν αλλοιωθεί τα πραγματικά δεδομένα.

Βάσει προηγούμενων ερευνών, προκύπτει ότι τα αποτελέσματά τους προέκυψαν από το imputation, όπου προστίθενται οι εκλιπούσες βαθμολογίες με ορισμένες τιμές, ούτως ώστε να γεμίσει το μητρώο αξιολογήσεων (Badrul, S., George, K., Joseph, K., & John, R.: 2001). Πρόκειται για μια ακριβή διαδικασία, αφού πληθαίνουν και τα δεδομένα, ενώ παράλληλα μπορούν να αλλοιωθούν λόγω της συμπερίληψης ασαφών τιμών στις αξιολογήσεις των αντικειμένων.

Αναφορικά, με τις πιο πρόσφατες έρευνες, προκύπτει η μοντελοποίηση μόνο από τις υπάρχουσες βαθμολογίες, ώστε να δημιουργεί ένα επαρκές regularized μοντέλο και να αποφευχθούν προβλήματα overfitting (Robert, B., Yehuda, K., & Chris, V.: 2007). Αυτές περιλαμβάνουν μια κεντρική μορφή, όπου η παραγοντοποίηση μητρώου δημιουργεί διανύσματα παραγόντων ανάμεσα στα αντικείμενα και τους χρήστες διά μέσου

αξιολόγησης. Αν το διάνυσμα είναι υψηλό, τότε συσχετίζεται ο χρήστης με το αντικείμενο και προκύπτει σύσταση πρότασης (John, C.: 2002).

Συμπερασματικά, οι πρόσφατες έρευνες διαχειρίζονται τα δεδομένα με μεγαλύτερη ακρίβεια πρόβλεψης συγκριτικά με τις προγενέστερες έρευνες ΣΔ (Yehuda, K.: 2008). Επιπλέον, είναι περισσότερο αποδοτικές στο memory-based μοντέλο, το οποίο κατασκευάζεται ευκολότερα από άλλα. Η τάση στην επιλογή αυτών των τεχνικών, δικαιολογείται και από τη δυνατότητα, που προσφέρουν, ως προς την ορθή διαχείριση σημαντικών θεμάτων σχετικών με τα πραγματικά δεδομένα (Gábor, T., István, P., Bottyán, N., & Domonkos, T.: 2007). Συνεπώς, πρόκειται για τη διαχείριση διαφόρων τύπων ανατροφοδότησης, όπως η βαθμολογία ή η κατάταξη «μου αρέσει/ δε μου αρέσει». Τέλος, προβλέπουν βάσει της παρακολούθησης και άλλων ενεργειών του χρήστη, όπως προκύπτει από τις αγορές του και τη γενικότερη πλοήγησή του (Yehuda, K. & Robert, B.: 2011).

3.1.2 Μοντέλα Γειτνίασης - Neighborhood Models

Τα μοντέλα γειτνίασης αποτελούν την πιο συχνή τεχνική στη ΣΔ. Σε αυτά περιλαμβάνονται αλγόριθμοι, που κάνουν μια πρόβλεψη βάσει της αξιοποίησης ενός μέρους ή ολόκληρης της πληροφορίας από την παραγοντοποίηση του μητρώου. Ο όρος γειτνίαση προκύπτει από την προσπάθεια εντοπισμού των «γειτονικών» χαρακτηριστικών ενός καινούριου χρήστη.

Ειδικότερα, η σύσταση πρότασης προκύπτει από τον υπολογισμό του ποσοστού ομοιότητας μεταξύ χρηστών ή αντικειμένων. Έτσι, μετράνε το μέσο όρο των βαθμολογιών, όπως αξιολόγησε ένας χρήστης ή τις βαθμολογίες ενός αντικειμένου (Badrul, S., George, K., Joseph, K., & John,

R.: 2001). Συνεπώς, προκύπτουν οι προβολές προτεινόμενων βαθμολογιών (prediction- based recommendation). Για την παραγωγή κατάταξης top-N συστάσεων, οι αλγόριθμοι υπολογίζουν τις ομοιότητες και εντοπίζουν τους k χρήστες ή αντικείμενα, που είναι γειτονικοί (k- nearest neighbors). Αφού τους συλλέξουν, η κατάταξη θα απαρτίζεται από τα κοινά αντικείμενα, που θα συντελούν και τη σύσταση πρότασης.

Ιδιαίτερα σημαντικές είναι οι *user-based* συστάσεις προτάσεων, οι οποίες προσπαθούν να προβλέψουν μια βαθμολογία r_{ui} ενός χρήστη u για ένα αντικείμενο i . Αυτές, λαμβάνουν υπόψη τις βαθμολογίες του αντικειμένου i από χρήστες με παρόμοιες μεταξύ τους βαθμολογίες, πάντα σχετικές με τον χρήστη u . Για αυτό το λόγο, οι υπόλοιποι χρήστες ονομάζονται «κοντινότεροι γείτονες» και ορίζονται ως χρήστες v .

Εν προκειμένω, στις προσεγγίσεις του παραπάνω είδους συμπεριλαμβάνονται και άλλες παράμετροι. Αυτές σχετίζονται με το ότι οι διάφοροι χρήστες βαθμολογούν με διαφορετικά κριτήρια. Δηλαδή, άλλοι είναι πιο αυστηροί και άλλοι πιο ήπιοι στην αξιολόγηση. Άλλη παράμετρος είναι ότι κάποιοι χρήστες v είναι πιο κοντά στον χρήστη u από άλλους και κατ' επέκταση έχουν διαφορετική ισχύ συνεισφοράς από αυτούς που είναι πιο μακριά του βάσει βαθμού ομοιοτήτων βαθμολογίας. Χαρακτηριστικά παραδείγματα τέτοιων συστημάτων σύστασης προτάσεων αποτελούν τα GroupLens (Joseph, A. K., Bradley, N.M., David M., Jonathan, L.H., Lee, R.G., & John R.: 1997) και τα Ringo (Upendra, S., & Pattie, M.: 1995).

Άλλες σημαντικές συστάσεις προτάσεων είναι οι *item-based*. Αυτές οι προσεγγίσεις σχετίζονται με τις βαθμολογίες όμοιων αντικειμένων και όχι χρηστών (Mukund D., & George, K.: 2004). Δηλαδή, μια βαθμολογία r_{ui} ενός χρήστη u θα προβλεφθεί από τις αξιολογήσεις ενός χρήστη σε άλλα όμοια αντικείμενα. Η ομοιότητα των αντικειμένων προσδιορίζεται από το

αν είναι όμοιος ο τρόπος βαθμολόγησης από το μεγαλύτερο ποσοστό χρηστών του συστήματος (Greg, L., Brent, S., & Jeremy, Y.: 2003). Σε αυτές τις προσεγγίσεις δίνεται έμφαση στην κατάταξη των αξιολογήσεων των χρηστών και για αυτό η βαθμολογία κανονικοποιείται.

Οι item-based συστάσεις προτιμώνται και χρησιμοποιούνται ευρέως λόγω της εκτεταμένης ακρίβειας, που εξασφαλίζουν, ειδικά εν συγκρίσει με τις user-based συστάσεις προτάσεων. Στα θετικά τους περιλαμβάνεται και το γεγονός ότι επεξηγούν το αποτέλεσμα πρόβλεψής τους, αφού χρησιμοποιούν γνωστά στους χρήστες αντικείμενα. Δηλαδή, αντικείμενα, που έχουν ήδη επιλεχθεί από τους χρήστες ή που έχουν παρόμοια χαρακτηριστικά με τα προγενέστερα βάσει των προτιμήσεων άλλων χρηστών του συστήματος.

3.2 Latent Factor Models

Τα μοντέλα latent factor αφορούν τις dimensionality reduction μεθόδους (Yehuda, K.: 2008, Sarwar, B., Karypis, G., Konstan, J., & Riedl, J.: 2000). Αυτές οι μέθοδοι είναι υπεύθυνες για την επίλυση συγκεκριμένων προβλημάτων, όπως την ελάχιστη κάλυψη και διάσπαση των πληροφοριών. Επομένως, αυτές οι μέθοδοι προσπαθούν να κατασκευάσουν έναν λανθάνοντα χώρο, που περιλαμβάνει αντικείμενα και χρήστες με τα πιο κομβικά τους χαρακτηριστικά (Athanasios, N.N., Vassilis, K., & John, D.G.: 2015). Αυτό σημαίνει ότι αυτός ο λανθάνων χώρος είναι ιδιαίτερα πυκνός λόγω της σύγκρισης βασικών χαρακτηριστικών και για αυτό το λόγο δημιουργούνται συστάσεις προτάσεων με σημαντικότερο νόημα. Με λίγα λόγια, μπορεί να προκύψει σχέση μεταξύ δύο χρηστών ακόμα και αν έχουν αξιολογήσει διαφορετικά αντικείμενα (Gábor, T., István, P., Bottyán, N., & Domonkos, T.: 2009).

Από την περιγραφή των παραπάνω, προκύπτει ότι οι dimensionality reduction μέθοδοι είναι επιρρεπείς σε αραιά δεδομένα, αλλά αποδοτικές σε πυκνά δεδομένα (Robert, B., Yehuda, K., & Chris, V.: 2007). Οι τρόποι εφαρμογής τους πραγματώνονται με τη διάσπαση μητρώου βαθμολογιών και τη διάσπαση αραιού μητρώου ομοιοτήτων (Daniel, B., & Michael, J.P.: 1998).

3.3 Graph-Based Models

Τα επόμενα μοντέλα, που περιγράφονται, αφορούν τις graph-based προσεγγίσεις. Αυτές οι μέθοδοι σχηματίζουν έναν γράφο, ο οποίος αντικατοπτρίζει τα δεδομένα. Ειδικότερα, οι κόμβοι αναπαριστούν τους χρήστες ή και τα αντικείμενα, ενώ οι ακμές τις αλληλεπιδράσεις των χρηστών και των αντικειμένων.

Μια σύντομη περιγραφή του μπορεί να αφορά ένα γράφημα, αποτελούμενο από δύο σύνολα ακμών. Αυτά τα σύνολα προβάλλουν από τη μια τους χρήστες και από την άλλη τα αντικείμενα. Οι ακμές συνδέουν τους χρήστες με τα αντικείμενα, σε περιπτώσεις παρουσίας βαθμολόγησης. Η αντίστοιχη βαθμολογία είναι το βάρος της ακμής.

Από την άλλη, μπορεί να δημιουργηθεί ένα γράφημα που αναπαριστά δυο κόμβους αντικειμένων ή χρηστών και η ακμή του θα τους ενώσει μόνο εάν οι δυο βαθμολογίες συσχετίζονται επαρκώς. Το βάρος της ακμής, σε αυτήν την περίπτωση είναι η αντίστοιχη τιμή συσχέτισης των δυο βαθμολογιών (Christian, D., & George, K.: 2011).

Γενικότερα, αυτά τα μοντέλα εφαρμόζονται βάσει των συσχετίσεων, που πραγματώνονται από την προβλεπόμενη βαθμολογία ενός χρήστη u για ένα αντικείμενο i . Έτσι, εκμεταλλεύονται την πληροφορία, που παρέχεται

από την ένωση των κόμβων με τον χρήστη ή το αντικείμενο (Marco, G., & Augusto, P.: 2007).

Αντίθετα, οι graph-based μέθοδοι αφήνουν ελεύθερη τη σύνδεση των κόμβων βάσει της αλληλεπίδρασής τους, αλλά όχι την άμεση σύνδεση με το χρήστη ή το αντικείμενο. Δηλαδή, επιτρέπουν την μεταφορά πληροφοριών σε όλο το εύρος των ακμών. Έτσι, η πληθώρα των πληροφοριών καθορίζεται από το βάρος, που θα έχει η εκάστοτε ακμή. Αν είναι μεγάλο, θα υπάρχει μεγαλύτερη ποσότητα πληροφοριών. Αν είναι μικρό, θα υπάρχει πολύ μικρότερη διάδοση πληροφοριών.

Επιπλέον, το λογικό είναι να υπάρχει μικρότερη επιρροή ενός κόμβου σε έναν άλλο, αν έχουν μεγάλη απόσταση μεταξύ τους στο γράφημα. Η παραπάνω και η τελευταία ιδιότητα, κατονομάζονται ως propagation και attenuation, και αποτελούν βασικά μέτρα ομοιότητας των graph-based συστάσεων (Zan, H., Hsinchun, C., & Daniel, Z.: 2004).

Οι graph-based μέθοδοι δύνανται να αφορούν και μεταβατικές συσχετίσεις. Αυτές οι συσχετίσεις αφορούν τη σύσταση των αντικειμένων και πραγματώνονται με δυο ξέχωρους τρόπους (Fouss, F., Pirotte, A., Renders, J.M., & Saerens, M.: 2007):

1. Ο πρώτος τρόπος αφορά το βαθμό γειτνίασης ενός χρήστη u με ένα αντικείμενο i στο γράφημα. Αυτή η εγγύτητα αναπαρίσταται στο γράφημα για την άμεση βαθμολόγηση του u για το i . Δηλαδή, τα προτεινόμενα αντικείμενα είναι αυτά, που είναι «γειτονικά» στο χρήστη βάσει του γραφήματος (Zan, H., Hsinchun, C., & Daniel, Z.: 2004).
2. Ο δεύτερος τρόπος αφορά τον βαθμό γειτνίασης δυο κόμβων, που μπορούν να είναι είτε χρήστες είτε αντικείμενα. Η εγγύτητα αυτή αποτελεί ένα μέτρο ομοιότητας ανάμεσα στους δυο και ορίζεται ως

το βάρος μεθόδου σύστασης βάσει γειτονικότητας (Luo, H., Niu, C., Shen, R., & Ullrich, C.: 2008).

3.3.1. Path-based ομοιότητα

Σε αυτό το σημείο, θα περιγραφούν και θα αναλυθούν οι μέθοδοι ομοιότητας path-based. Αρχικά, το διάνυσμα μεταξύ δυο κόμβων του γράφου ορίζεται ως η συνάρτηση του πλήθους των μονοπατιών, που ενώνουν τους δύο κόμβους. Στον ορισμό περιλαμβάνεται και το μήκος των μονοπατιών. Χρήσιμη καθίσταται η περιγραφή ενός σύντομου μονοπατιού (Charu, C.A., Joel, L. W., Kun-L.W., & Philip, S.Y.: 1999). Δηλαδή, περιγράφεται η ομοιότητα μεταξύ των δυο κοντινότερων χρηστών (κοντινότερη απόσταση σε ένα γράφημα). Ειδικότερα, η path-based μέθοδος κατασκευάζει μοντέλα δεδομένων. Δημιουργείται ένα γράφημα, όπου οι κόμβοι αναπαριστούν τους χρήστες, ενώ οι ακμές αφορούν τις έννοιες horting και predictability.

Η πρώτη έννοια (horting) αφορά τη σχέση δυο χρηστών, εφόσον έχουν αξιολογήσει βαθμολογικά όμοια αντικείμενα. Η δεύτερη έννοια (predictability) αφορά την απαίτηση να είναι όμοιες οι βαθμολογικές αξιολογήσεις του ενός χρήστη με του άλλου.

Ωστόσο, απαιτείται αυξημένη υπολογιστική ικανότητα όταν τα συστήματα συστάσεων ενσωματώνουν ιδιαίτερα πολλούς χρήστες και αντικείμενα. Ο αυξημένος υπολογιστικός πόρος πρέπει να μετρήσει τις αντίστοιχες τιμές και τις τιμές συσχέτισης. Για παράδειγμα, οι Huang, Chen και Zeng (2004) χρησιμοποίησαν στην εργασία τους τις πρακτικές διάδοσης ενεργοποίησης (spreading activation techniques), για να επιλύσουν το παραπάνω πρόβλημα.

Ειδικότερα, αυτές οι τεχνικές διάδοσης ενεργοποίησης εκκινούν ένα συγκεκριμένο υποσύνολο κόμβων. Αυτό το υποσύνολο θεωρείται κόμβος εκκίνησης. Μετά από αυτήν την ενεργοποίηση, την επαναλαμβάνουν στους κόμβους, οι οποίοι διαπερνούν άμεσα τους προγενέστερους ενεργούς κόμβους. Αυτό επαναλαμβάνεται έως ότου προκύψει κάποιος παράγοντας συσχέτισης και ένωσης (Fabio, C., & Puay, L.L.: 2000).

4. Συμπεριφορά Χρηστών σε online Αγορές με χρήση τεχνικών εξόρυξης δεδομένων

Οι μελέτες της συμπεριφοράς των πελατών στις διαδικτυακές αγορές συνήθως ασχολείται με την κατάταξη των πελατών σε κατηγορίες και τα πρότυπα αγοραστικής συμπεριφοράς τους. Στόχος αυτών των μελετών είναι να οριστεί το προφίλ των πελατών σε συνδυασμό με το είδος του προϊόντος ή της υπηρεσίας που αγοράζουν, καθώς και με τον τόπο, τον χρόνο και τον τρόπο που πραγματοποιείται μια αγορά. Τα αποτελέσματα αυτών των μελετών είναι χρήσιμα για την επίλυση προβλημάτων μάρκετινγκ. Διάφορες μελέτες σχετικές με τις αγοραστικές συμπεριφορές των καταναλωτών χρησιμοποιούνται σε πραγματικά προβλήματα. Για την ανάλυσή τους, οι τεχνικές συλλογής δεδομένων θεωρούνται πιο αποτελεσματικές. Στη συνέχεια αναλύεται η συμπεριφορά των ανθρώπων που επισκέπτονται τις διαδικτυακές αγορών και καταναλώνουν χρόνο περιήγησης στο διαδίκτυο ψάχνοντας για διάφορα πράγματα, λαμβάνοντας υπόψη πόσοι από αυτούς είναι στην πραγματικότητα πραγματικοί αγοραστές.

4.1.Εισαγωγή

Παρόλο που η ανθρώπινη συμπεριφορά είναι δύσκολο να προβλεφθεί, συνήθως είναι αναμενόμενο να γνωρίζουμε κάποιον από τον τρόπο που επικοινωνούμε μαζί του. Οι άνθρωποι επικοινωνούν μεταξύ τους με πολλούς διαφορετικούς τρόπους. Αυτοί οι τρόποι μπορούν να είναι είτε κατ'ιδίαν συναντήσεις πρόσωπο με πρόσωπο, είτε τηλεφωνικές επικοινωνίες, είτε με την αποστολή μηνυμάτων ηλεκτρονικού ταχυδρομείου ή μηνύματος κειμένου. Μερικές φορές οι άνθρωποι

εκφράζουν τα συναισθήματά τους χρησιμοποιώντας τη γλώσσα του σώματος ή χειρονομίες, χωρίς να χρησιμοποιούν λέξεις. Η συμπεριφορά των ανθρώπων συνεχώς μεταβάλλεται και είναι δύσκολο για κάποιον να παραμείνει πάντα στην ίδια διάθεση (Gull et al., 2018). Είναι γνωστό ότι οι άνθρωποι που είναι λυπημένοι και βαριούνται συνήθως πηγαίνουν για ψώνια. Έτσι, τα ψώνια θεωρούνται πολύ καλή ιδέα για την αλλαγή των διαθέσεων, καθώς αυτά λειτουργούν σαν καταλύτης για την ψυχολογία τους. Στις μέρες μας, με την ταχεία αύξηση του ηλεκτρονικού εμπορίου, οι άνθρωποι δεν χρειάζεται να πάνε κάπου για ψώνια. Από το σπίτι του, ένας άνθρωπος συνήθως καταναλώνει πολλές ώρες απλά για να ελέγξει διάφορα προϊόντα που διατίθενται προς πώληση μέσω διαδικτύου, ακόμη και αν δεν ενδιαφέρεται να αγοράσει (Kumar et al., 2014). Αυτές οι καταναλωτικές συνήθειες των ανθρώπων επιφέρουν τεράστια κέρδη στη βιομηχανία διαδικτυακών.

4.2. Αγοραστική Συμπεριφορά

Η αγοραστική συμπεριφορά είναι η διερεύνηση ατόμων, συγκεντρώσεων ή ενώσεων σχετικά με τη διαδικασία επιλογής, εξασφάλισης, αξιοποίησης και διευθέτησης των αντικειμένων, των διοικήσεων, των συναντήσεων ή των σκέψεων για την εκπλήρωση των αναγκών και της επίδρασης αυτής της διαδικασίας στον αγοραστή και στο ευρύ κοινό (Raorane et al., 2011).

Ένας καταναλωτής μπορεί να συμπεριφέρεται με το σκεπτικό ότι κάθε είδος αγοραστή έχει την ίδια προσωπικότητα, το ίδιο επίπεδο διανοητικότητας και την ίδια αντίληψη για τη λήψη αποφάσεων. Ο καταναλωτής μπορεί να επηρεαστεί από προσωπικούς, ψυχολογικούς, κοινωνικούς και πολιτιστικούς παράγοντες. Υπάρχουν ακόμα πολλοί παράγοντες που επηρεάζουν τις καταναλωτικές συνήθειες των ανθρώπων, όπως :

- Η οικονομική κατάσταση του καταναλωτή
- Η επιθυμία του καταναλωτή να αγοράσει
- Η ανάγκη του καταναλωτή

Παράλληλα με αυτούς τους παράγοντες υπάρχει επίσης ο φόβος των καταναλωτών να διαθέσουν τα προσωπικά τους δεδομένα στο διαδίκτυο. Πολλοί το βρίσκουν ανασφαλές και επικίνδυνο. Παρόλα αυτά υπάρχουν εκατομμύρια άνθρωποι που ψωνίζουν καθημερινά στο διαδίκτυο.

4.3. Η συμπεριφορά των καταναλωτών και ο τρόπος που επηρεάζει τις στρατηγικές των αγορών

Στις μέρες μας, οι αγορές γίνονται ολοένα και περισσότερο ανταγωνιστικές. Οι οργανισμοί δαπανούν πολλά χρήματα για να σχεδιάσουν τον τρόπο που θα πουλήσουν τα προϊόντα τους με τον πιο αποτελεσματικό τρόπο. Οι διαφημιστές προσπαθούν να αναλύσουν τη μεταβαλλόμενη αγοραστική συμπεριφορά των καταναλωτών και τις νέες μορφές επιλογής τους μέσα σε ένα μέσο που δημιουργείται με πολύ γρήγορους ρυθμούς. Η έρευνα βασισμένη στο Web μας δείχνει ότι το διαδίκτυο μεταβάλλει τη διαδρομή στην οποία τα άτομα χρησιμοποιούν κανάλια αγορών για να αγοράσουν προϊόντα ή υπηρεσίες (Crone et al., 2005,). Η στρατηγική μάρκετινγκ μπορεί να περιγραφεί ως ο συνδυασμός όλων των χαρακτηριστικών κόστους, προϊόντος, διανομής και πωλήσεων που μπορούν να προσελκύσουν τον καταναλωτή. Είναι ο τρόπος αναγνώρισης ορισμένων μοναδικών χαρακτηριστικών στην ομαδοποίηση προϊόντων με τέτοιο τρόπο ώστε το προϊόν να θεωρείται ως το καλύτερο προϊόν πώλησης (Gull et al., 2018). Συχνά συναντάμε στην καθημερινότητά μας διάφορες προσφορές πώλησης. Είναι σύνηθες τα προϊόντα με τις μικρότερες πωλήσεις να διατίθενται σε πολύ χαμηλότερες

τιμές ή ακόμα και δωρεάν σε συνδυασμό με την πώληση προϊόντων με μεγάλες πωλήσεις. Για παράδειγμα, όταν μια εταιρία λευκών ειδών βλέπει ότι τα κλινοσκεπάσματα παρουσιάζουν μεγάλες πωλήσεις σε αντίθεση με τα μαξιλάρια που παρουσιάζουν χαμηλές πωλήσεις, σχεδιάζει να διαθέσει ένα μαξιλάρι στη μισή τιμή πώλησης σε συνδυασμό με την αγορά ενός κλινοσκεπάσματος. Σε αυτή την περίπτωση ο καταναλωτής προσελκύεται από την επωφελούμενη για αυτόν προσφορά, ενώ παράλληλα επωφελείται και η εταιρία καθώς καταφέρνει να πουλήσει το προϊόν που θα έμενε στο απόθεμα.

4.4. Εξόρυξη δεδομένων και συμπεριφορά καταναλωτών

Το πλαίσιο εξόρυξης δεδομένων είναι χρήσιμο για τις επιχειρήσεις, καθώς τις βοηθάει να ανακαλύψουν τη σχέση των καταναλωτών με διάφορα αντικείμενα, όπως και τον τρόπο με τον οποίο μεταβαίνουν από ένα εμπορικό σήμα σε άλλο, προκειμένου να ικανοποιήσουν τις ανάγκες τους, με το σκεπτικό ότι οι προγενέστερες αγοραστικές τους τάσεις, θεωρούνται ότι έχουν μελετηθεί νόμιμα από το "σύστημα εξόρυξης δεδομένων (data mining system-DMS)" (Raorane et al., 2011). Η εξόρυξη δεδομένων είναι μια διαδικασία καταγραφής χρήσιμων μορφών δεδομένων για την αναγνώριση των ισχυόντων τάσεων και την πρόβλεψη μελλοντικών. Σχεδόν όλα τα λειτουργικά δεδομένα ενός ηλεκτρονικού συστήματος αποθηκεύονται σε αποθηκευτικά μέσα δεδομένων για περαιτέρω χρήση. Αυτά τα δεδομένα αναλύονται είτε τακτικά (μεγάλες οργανώσεις) είτε κάθε φορά που υπάρχει πιθανότητα να αυξηθούν οι πωλήσεις τις επόμενες ημέρες. Μέσω της εξόρυξης δεδομένων μπορεί να αναλυθεί ο τρόπος με τον οποίο τα διάφορα προϊόντα συμβάλλουν στις συνολικές πωλήσεις, καθώς και ο τρόπος που επηρεάζουν τις καταναλωτικές συνήθειες των ανθρώπων.

4.5. Ανασκόπηση Βιβλιογραφίας

Στις μέρες μας, οι ηλεκτρονικές αγορές πλέον αποτελούν μια συνηθισμένη διαδικασία. Οι παράγοντες που σχετίζονται με αυτή την τάση των αγορών είναι η ευκολία, η καλύτερη επιλογή προϊόντων και ο χρήσιμος τρόπος παράδοσής τους. Υπάρχουν πολλά πλεονεκτήματα και μειονεκτήματα των ηλεκτρονικών αγορών και μέσω της μελέτης τους μπορούν να αναλυθούν οι τρέχουσες για αυτές τάσεις, καθώς και αυτές που πρόκειται να ακολουθήσουν στο μέλλον (Kumar et al., 2014). Η εξόρυξη δεδομένων είναι επίσης ένα αποτελεσματικό πεδίο για την ανάλυση της συμπεριφοράς των καταναλωτών στις ηλεκτρονικές αγορές. Τα αγοραστικά πρότυπα των καταναλωτών, με κάποιο τρόπο, αλληλοσυνδέονται, ενώ η εξόρυξη σχεσιακών κανόνων βοηθά στην αναγνώριση τέτοιων προτύπων και βοηθά στη διαδικασία λήψης επιχειρηματικών αποφάσεων (Raorane et al., 2011).

Η συμπεριφορά των διαδικτυακών καταναλωτών αναλύεται μέσω πέντε παραγόντων. Αυτοί οι παράγοντες είναι ο χρόνος, η ιδιωτικότητα, η εμπιστοσύνη, η ευκολία και η ποικιλία των προϊόντων. Σε έρευνα που διεξήχθη για το σκοπό αυτό, με τη μορφή ερωτηματολογίου και στην οποία τα αποτελέσματα αναλύθηκαν στατιστικά, βρέθηκε ότι η εμπιστοσύνη αποτελεί ένα ανθρώπινο χαρακτηριστικό που επηρεάζει τις καταναλωτικές μας συνήθειες (Bashir et al., 2015). Η αγοραστική συμπεριφορά των ανθρώπων στο Πακιστάν επηρεάζεται από τις ψυχολογικές και συναισθηματικές τους διαθέσεις. Η ιδιωτικότητα θεωρείται επίσης ένας από τους σημαντικότερους παράγοντες που σχετίζεται με τις διαδικτυακές αγορές, από τη στιγμή που πολλοί άνθρωποι μπορεί να μην αισθάνονται ασφαλείς να μοιράζονται τις προσωπικές τους πληροφορίες μέσω του διαδικτύου.

Από την άλλη πλευρά, οι συμφέρουσες τιμές διαφόρων προϊόντων που πωλούνται μέσω διαδικτύου, προσελκύουν την προσοχή των καταναλωτών και αναμφίβολα ενθαρρύνουν τις ηλεκτρονικές αγορές. Έτσι, η εμπιστοσύνη στην πηγή είναι το ζήτημα που επηρεάζει τις αγοραστικές συμπεριφορές των καταναλωτών (Nazir et al., 2012). Για τον εντοπισμό της συμπεριφοράς των καταναλωτών διεξήχθη έρευνα στο ηλεκτρονικό κατάστημα 7-Eleven. Οι παράγοντες που λήφθηκαν υπόψη ήταν πολιτιστικοί, κοινωνικοί, προσωπικοί και ψυχολογικοί. Μετά την εφαρμογή στατιστικής ανάλυσης των δεδομένων και της δοκιμής υποθέσεων, προέκυψε ο συντελεστής προσδιορισμού (R^2) που περιγράφει την επίδραση όλων των παραγόντων που επηρεάζουν την τάση του καταναλωτή να αγοράσει τα προϊόντα.

Για όλους τους παραπάνω παράγοντες πραγματοποιήθηκε και ανεξάρτητη στατιστική ανάλυση για τον κάθε ένα ξεχωριστά (Abdu, 2013). Οι διαδικτυακές αξιολογήσεις βοηθούν τους πελάτες να διαμορφώσουν μια άποψη σχετικά με τις ηλεκτρονικές αγορές. Αυτές οι κριτικές ποικίλλουν τόσο σε ποιότητα όσο και σε ποσότητα. Μπορούν να έχουν θετικές και αρνητικές επιπτώσεις τόσο στους καταναλωτές όσο και στις επιχειρήσεις. Τα δεδομένα από την άποψη αυτή συλλέγονται μέσω ερωτηματολογίων, ενώ τα αποτελέσματα καταρτίζονται μετά από διάφορες περίπλοκες στατιστικές μεθόδους. Αυτά τα αποτελέσματα ερμηνεύουν ότι οι αξιολογήσεις συμβάλλουν σημαντικά στη λήψη αποφάσεων στις ηλεκτρονικές αγορές (Kaur, 2014).. Έχουν υπάρξει διάφορες τεχνικές εξόρυξης δεδομένων για την αναγνώριση των συχνών στοιχείων. Τα δεδομένα που ανακτώνται μετά την επεξεργασία είναι πολύ μεγάλα, με αποτέλεσμα να απαιτούνται αποτελεσματικές τεχνικές για να τον καθορισμό κάποιου χρήσιμου προτύπου.

5. Πρακτικό Μέρος

5.1. Περιγραφή WSO

Σε αυτή τη διπλωματική εργασία επιλέχθηκε για τη σύσταση προτάσεων ο Weighted Slope One αλγόριθμος. Η Weighted Slope One (Menezes et al., 2013) είναι μια δημοφιλής μέθοδος συνεργατικού φιλτραρίσματος βασισμένη στα αντικείμενα. Οι προσεγγίσεις που βασίζονται στο συνεργατικό φιλτράρισμα οικοδομούν ένα μοντέλο βάσει της παρελθοντικής συμπεριφοράς του χρήστη (π.χ. αντικείμενα που έχουν αποκτηθεί στο παρελθόν και βαθμολογήσεις που έχει δώσει) καθώς και παρόμοιων αποφάσεων που έχουν παρθεί από άλλους χρήστες, και βάσει του μοντέλου αυτού αξιολογούν αντικείμενα και προβλέπουν ποια από αυτά είναι πιθανότερο να ενδιαφέρουν τον χρήστη. Η Weighted Slope One είναι μια επέκταση της κλασσικής Slope One, η οποία βασίζεται τόσο στην έννοια της διαφορικής δημοτικότητας μεταξύ των αντικειμένων, δηλαδή πόσο περισσότερο προτιμάται ένα αντικείμενο σε σχέση με ένα άλλο, όσο και στη στάθμιση των προβλέψεων, βάση του αριθμού των χρηστών που βαθμολόγησαν ένα αντικείμενο. Το πλεονέκτημα της μεθόδου αυτής είναι ότι έχει σχετικά μικρή πολυπλοκότητα υπολογισμών, ενώ ταυτόχρονα η ορθότητα της βρίσκεται στο ίδιο επίπεδο με έναν πιο πολύπλοκο και δαπανηρό υπολογιστικά αλγόριθμο. Η ιδιότητα αυτή αποτελεί ένα μεγάλο πλεονέκτημα του WSO, καθώς το μεγαλύτερο πρόβλημα που παρατηρείται στους αλγορίθμους σύστασης προτάσεων είναι ότι η ο χρόνος που απαιτείται για τη σύσταση προτάσεων αυξάνεται με γοργό ρυθμό, όσο το σύνολο των δεδομένων (χρηστών, αντικειμένων, βαθμολογιών) μεγαλώνει. Ο υπολογισμός των προβλέψεων με βάση τη μέθοδο αυτή χωρίζεται σε δύο βήματα.

Βήμα 1: Υπολογισμός Διαφορικής Απόκλισης

Στη πρώτη φάση θα υπολογιστεί η διαφορική απόκλιση μεταξύ κάθε ζεύγους αντικειμένων. Έστω U και S το σύνολο των χρηστών και των αντικειμένων του συστήματος αντίστοιχα. Ορίζουμε ως $r_{u,i}$ την βαθμολογία που έχει δώσει ο χρήστης u στο αντικείμενο i . Επιπρόσθετα ορίζουμε ως $S_{i,j}$ το σύνολο των χρηστών που έχουν βαθμολογήσει τόσο το αντικείμενο i όσο και το αντικείμενο j και ως $|S_{i,j}|$ τον αριθμό των στοιχείων του συνόλου αυτού. Για τον υπολογισμό της απόκλισης του αντικειμένου i ως προς το αντικείμενο j , χρησιμοποιείται ο ακόλουθος τύπος:

$$dev_{i,j} = \sum_{u \in S_{i,j}} \frac{(r_{u,i} - r_{u,j})}{|S_{i,j}|}$$

Βήμα 2: Πρόβλεψη Βαθμολογιών

Στη δεύτερη φάση γίνονται οι προβλέψεις βάσει των αποκλίσεων που έχουν υπολογιστεί στο Βήμα 1. Σκοπός είναι να οριστεί ο τύπος υπολογισμού της πρόβλεψης που θα γίνει πάνω σε ένα αντικείμενο i όσον αφορά ένα χρήστη u . Έστω R_u το σύνολο των αντικειμένων που έχουν βαθμολογηθεί από τον χρήστη u . Για τον υπολογισμό της πρόβλεψης μιας βαθμολογίας θα
χρησιμοποιηθεί ο ακόλουθος τύπος:

$$p_{u,i} = \frac{\sum_{j \in R_u} (dev_{i,j} + r_{u,j}) * |S_{i,j}|}{\sum_{j \in R_u} |S_{i,j}|}$$

Το δεύτερο βήμα επαναλαμβάνεται για κάθε αντικείμενο που δεν έχει αγοράσει ή βαθμολογήσει ο χρήστης στο παρελθόν και ανήκει στην επιλεγμένη κατηγορία προϊόντων. Αφού υπολογιστεί για κάθε ένα από τα προαναφερθέν προϊόντα η εκτιμώμενη βαθμολογία, τότε ο αλγόριθμος σύστασης προτάσεων θα ταξινομήσει τα προϊόντα με βάση την εκτιμώμενη βαθμολογία και εν τέλει θα προτείνει στο χρήστη τα κορυφαία 3 προϊόντα για αυτόν.

Είναι σημαντικό να τονιστεί, πως η Weighted Slope One βασίζεται στις βαθμολογίες που έχουν δώσει οι χρήστες και επομένως, προκειμένου να παρέχεται σύσταση από τον Recommender θα πρέπει:

α) να υπάρχουν προϊόντα αυτής της κατηγορίας που έχουν αξιολογηθεί από άλλους χρήστες και ταυτόχρονα δεν έχουν αγοραστεί στο παρελθόν από το χρήστη στον οποίο γίνεται η σύσταση προτάσεων

β) να έχει βαθμολογήσει ο χρήστης στον οποίον γίνεται η σύσταση προτάσεων στο παρελθόν προϊόντα, προκειμένου να είναι δυνατός ο υπολογισμός της ομοιότητας που εμφανίζουν τα προϊόντα μεταξύ τους. Με τον τρόπο αυτό δίνεται κίνητρο στους χρήστες της εφαρμογής να βαθμολογούν προϊόντα που έχουν αγοράσει.

Σε περίπτωση που η WSO δεν επιστρέφει αποτελέσματα, επειδή δεν συμβαίνει ένα από τα παραπάνω, τότε το σύστημα θα προτείνει τα 3 πιο δημοφιλή προϊόντα της κατηγορίας στο χρήστη, τα οποία δεν έχει αγοράσει στο παρελθόν.

5.2.MVC Μοντέλο Σχεδίασης

Το μοντέλο σχεδίασης πάνω στο οποίο βασίστηκε η εφαρμογή είναι το MVC (Model-View-Controller). Το MVC είναι ένα πολύ δημοφιλές πρότυπο σχεδίασης λογισμικού για την ανάπτυξη εφαρμογών στο Web. Βάσει του MVC η εφαρμογή χωρίζεται σε τρία λογικά επίπεδα:

- **Model:** Είναι το χαμηλότερο επίπεδο του προτύπου, το οποίο είναι υπεύθυνο για τη διατήρηση των δεδομένων. Οποιαδήποτε αλληλεπίδραση με τη βάση δεδομένων της εφαρμογής υποστηρίζεται από το model.
- **View:** Αποτελεί το κομμάτι της εφαρμογής που βλέπει ο χρήστης και είναι υπεύθυνο για την παρουσίαση των διεπαφών στην οθόνη του χρήστη.
- **Controller:** Δέχονται όλες τις αιτήσεις του χρήστη και τις επεξεργάζονται, χρησιμοποιώντας το κατάλληλο Model και παρουσιάζοντας το κατάλληλο View για να τις ικανοποιήσουν. Οι Controllers ελέγχουν την ροή της εφαρμογής και είναι ο συνδετικός κρίκος μεταξύ Models και Views.

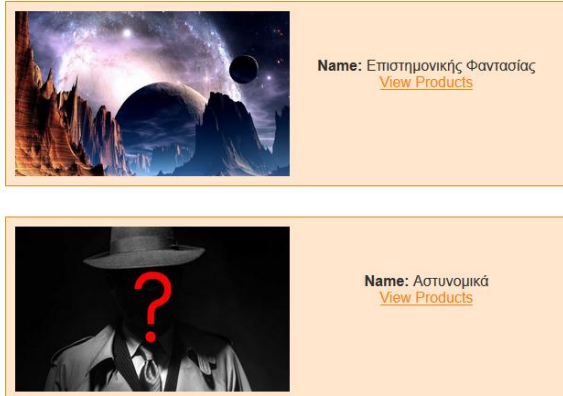
Το MVC έγινε πολύ δημοφιλές γιατί μέσω του διαχωρισμού της εφαρμογής σε τρία επίπεδα καταφέρνει να περιορίσει τις εξαρτήσεις μεταξύ των διαφορετικών τμημάτων του κώδικα και τελικά να απομονώσει τη λογική της εφαρμογής από το επίπεδο διεπαφής με το χρήστη. Η ιδιότητα αυτή διευκολύνει τη συγγραφή του κώδικα της εφαρμογής, καθώς μπορεί εύκολα να παραλληλοποιηθεί σε πολλαπλούς ομάδες προγραμματιστών έχοντας από ελάχιστες έως και μηδαμινές εξαρτήσεις. Η ιδιότητα αυτή είναι ιδιαίτερα χρήσιμη σε μεγάλες και

απαιτητικές εφαρμογές. Επιπρόσθετα το MVC μοντέλο διευκολύνει τη συντήρηση του κώδικας μιας εφαρμογής, κάνοντας πιο εύκολη την επέκταση των λειτουργιών αυτής στο μέλλον.

Συνοπτικά, σύμφωνα με το MVC, ο controller λαμβάνει όλα τα αιτήματα για την εφαρμογή και στη συνέχεια σε συνεργασία με το model ανακτά και επεξεργάζεται όλα τα απαραίτητα δεδομένα που θα χρειαστούν για την απόκριση στην αίτηση του χρήστη. Στη συνέχεια ο controller εφοδιάζει το view με τα δεδομένα αυτά. Στο σημείο αυτό το view είναι έτοιμο να εμφανίσει στο χρήστη την απάντηση στο αίτημα του με έναν ευπαρουσίαστο τρόπο.

5.3.Υλοποίηση Books e-shop

Για την επίδειξη των παραπάνω, σχεδιάσαμε ένα ηλεκτρονικό βιβλιοπωλείο. Αρχικά, παραθέτουμε εικόνες από το eshop, όπου φαίνονται οι βασικές λειτουργίες του. Στην Εικόνα 1, προβάλλεται η αρχική σελίδα, όπου φαίνονται οι κατηγορίες προϊόντων. Όταν ο χρήστης επιλέξει μια κατηγορία, μεταφέρεται στην προβολή προϊόντων αυτής της κατηγορίας, όπως φαίνεται στην Εικόνα 2. Σε αυτό το σημείο έχουμε ενσωματώσει τον κώδικα πρότασης νέων προϊόντων, όπως φαίνεται στο πάνω μέρος της Εικόνας 2. Στην Εικόνα 3 φαίνεται η προβολή προϊόντος, όπου ο χρήστης μπορεί να το προσθέσει στο καλάθι του, όπως και να αφήσει μια αξιολόγηση. Η αξιολογήσεις θα χρησιμοποιηθούν ως είσοδος στον αλγόριθμο που περιγράψαμε παραπάνω. Στην Εικόνα 4 φαίνεται το καλάθι του χρήστη, ενώ στην Εικόνα 5 φαίνεται η λίστα των ολοκληρωμένων παραγγελιών. Επίσης, για την πρόταση προϊόντων, αξιοποιούνται τα δεδομένα αγορών. Στην Εικόνα 6 φαίνεται η οθόνη που προβάλλεται όταν ο χρήστης πατήσει πάνω σε μια παραγγελία από το ιστορικό. Τέλος, στην Εικόνα 7 φαίνεται η τελευταία επιλογή του μενού, το οποίο είναι το προφίλ του χρήστη. Εδώ πρέπει να αναφερθεί ότι για να λειτουργήσει η πρόταση προϊόντων, ο χρήστης πρέπει να έχει κάνει είσοδο, ώστε να ξέρουμε τις αξιολογήσεις και τις αγορές του. Στην Εικόνα 8 φαίνεται η σελίδα εισόδου υπάρχοντος χρήστη, ενώ στην Εικόνα 9 η σελίδα εγγραφής νέου χρήστη (τα στοιχεία αυτής της φόρμας προβάλλονται στη σελίδα προφίλ της Εικόνας 7). Στην Εικόνα 10 φαίνεται η προβολή προϊόντος όταν ο χρήστης δεν έχει κάνει είσοδο, αλλά περιηγείται ως επισκέπτης στη σελίδα μας, όπου σε σύγκριση με την Εικόνα 3, δεν υπάρχει η δυνατότητα αξιολόγησης και προσθήκης στο καλάθι.



Εικόνα 1. Η αρχική σελίδα προβάλλει τις κατηγορίες βιβλίων.

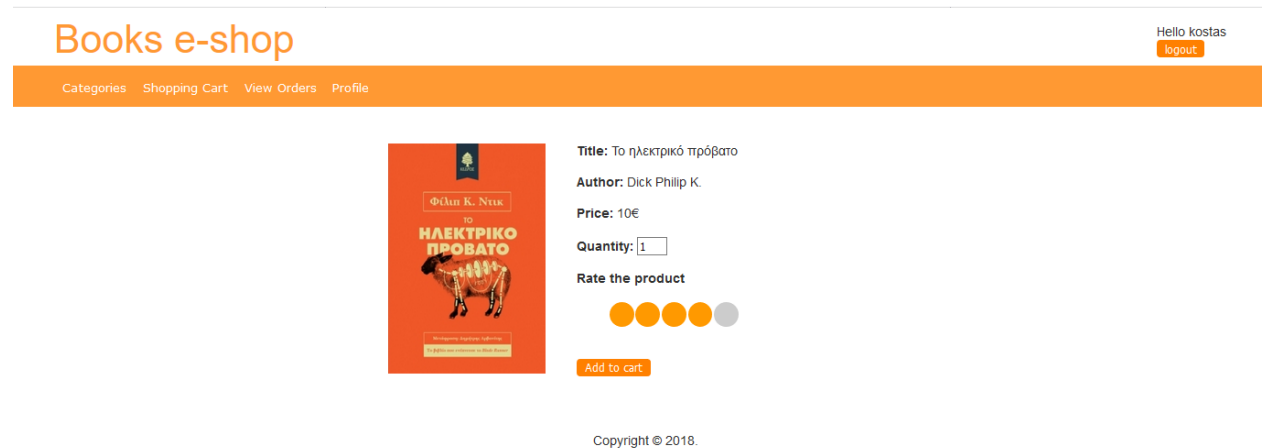
Recommended Products



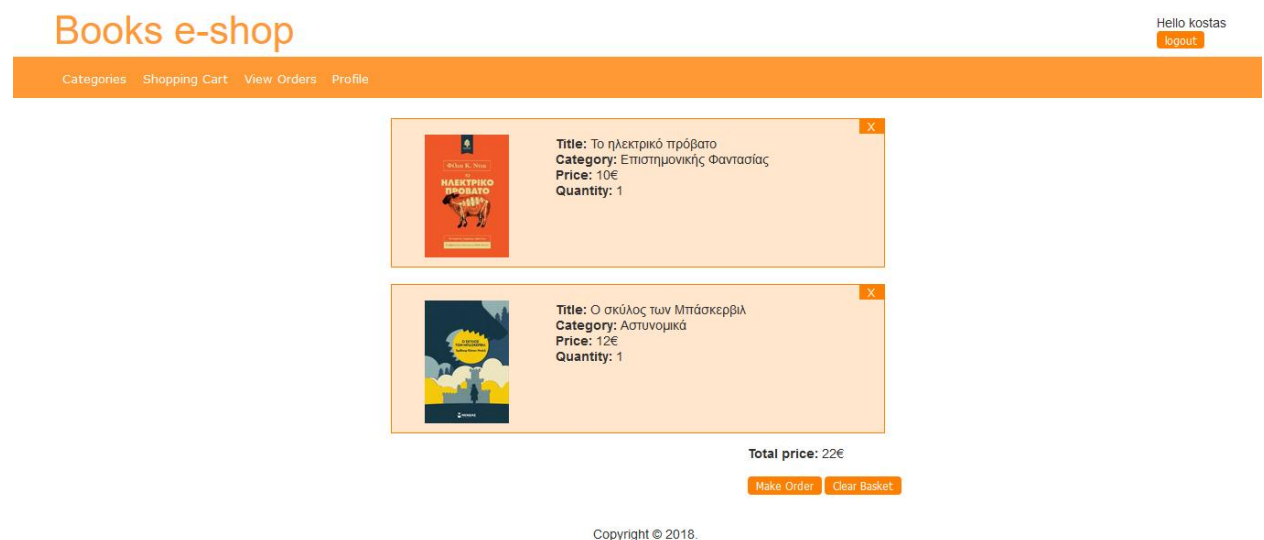
Available Products



Εικόνα 2. Η προβολή προϊόντων μιας κατηγορίας. Στο πάνω μέρος προβάλλονται τα προτεινόμενα προϊόντα για αυτό το χρήστη και αυτή την κατηγορία.



Εικόνα 3. Η προβολή ενός προϊόντος. Εκτός από τη λειτουργία προσθήκης στο καλάθι, υπάρχει η δυνατότητα αξιολόγησης, η οποία χρησιμοποιείται στις προτάσεις νέων προϊόντων.



Εικόνα 4. Το καλάθι αγορών.

date: 2018-11-10 14:24:14
price: 11€

[View order](#)

date: 2018-11-10 15:23:44
price: 24€

[View order](#)

Copyright © 2018.

Εικόνα 5. Η λίστα παραγγελιών (ολοκληρωμένων αγορών).

	Title: Το ηλεκτρικό πρόβατο Category: Επιστημονικής Φαντασίας Price: 10€ Quantity: 1
	Title: Παλιά, πολύ παλιά Category: Αστυνομικά Price: 14€ Quantity: 1

Total price: 24€

Copyright © 2018.

Εικόνα 6. Η προβολή μιας παραγγελίας.

Username: kostas
Name: Kostas
Surname: Xaralampous
Sex: male
Age: 29
Country: Greece
Email: kostas@gmail.com
Usertype: simple_user

Copyright © 2018.

Εικόνα 7. Η σελίδα προβολής πληροφοριών του χρήστη.

Username

Password

[Sign in](#)

Copyright © 2018.

Εικόνα 8. Η σελίδα εισόδου στην εφαρμογή.

Books e-shop

[Categories](#) [Login](#) [Register](#)

Create Account

Username	<input type="text"/>
Password	<input type="password"/>
Re-Password	<input type="password"/>
Name	<input type="text"/>
Surname	<input type="text"/>
Sex	<input checked="" type="radio"/> Male <input type="radio"/> Female
Email	<input type="text"/>
Age	<input type="text"/>
Country	<input type="text"/>

[Create Account](#)

Copyright © 2018.

Εικόνα 9. Η σελίδα εγγραφής χρήστη στην εφαρμογή.

Books e-shop

[Categories](#) [Login](#) [Register](#)



Title: Το ηλεκτρικό πρόβατο

Author: Dick Phillip K.

Price: 10€

Quantity:

Copyright © 2018.

Εικόνα 10. Η προβολή προϊόντος όταν ο χρήστης δεν έχει εισέλθει στην εφαρμογή.

5.4. Δομή e-shop σύμφωνα με MVC

Στο παρακάτω δένδρο φαίνεται η οργάνωση των αρχείων για τη δημιουργία του eshop σύμφωνα με την MVC αρχιτεκτονική. Υπάρχουν 3 βασικοί φάκελοι:

- controller (με τη λογική της εφαρμογής)
- model (με τα βασικά αντικείμενα του συστήματος, τα οποία αποθηκεύονται στη βάση δεδομένων)
- view (όπου είναι ο κώδικας που προβάλλει τις σελίδες).

Εντός του controller, βρίσκεται ο φάκελος Ajax, που περιέχει κάποιες λειτουργίες που γίνονται απομακρυσμένα μέσω ajax πρωτοκόλλου (δηλαδή χωρίς να αλλάξει κάτι στη σελίδα που προβάλλεται στο χρήστη εκείνη τη στιγμή, αλλά στέλνοντας κάποια δεδομένα στο server), όπως η εισαγωγή/ανανέωση της βαθμολογίας ενός προϊόντος στη βάση.

Επίσης, εντός του φακέλου view, υπάρχουν οι φάκελοι css (με τη μορφή της κάθε σελίδας), js (με τα javascript αρχεία που χρειάζεται η σελίδα), images (με τις εικόνες των κατηγοριών και των προϊόντων).

```
| Exception.php
| index.php
| utility.php
|
+---controller
| | BaseAction.php
| | Category.php
| | Order.php
| | Product.php
| | User.php
| |
```

```
| \---Ajax
|   addToCart.php
|   clear_basket.php
|   remove_basket_product.php
|   updateRatings.php
|
+---model
|   Basket.php
|   Category.php
|   Database.php
|   Include.php
|   Order.php
|   Product.php
|   SimpleRecommender.php
|   User.php
|   WeightedSlopeOne.php
|
\---view
|   footer.php
|   header.php
|   login.php
|   make_order.php
|   registration.php
|   viewCart.php
|   viewCategories.php
|   viewCategoryProducts.php
|   viewOrder.php
|   viewOrders.php
|   viewProduct.php
|   viewProfile.php
|
+---css
|   category_products.css
|   index.css
```



```
|   make_order.css
|   product.css
|   registration.css
|   select_category.css
|   template.css
|   view_cart.css
|   view_order.css
|   view_orders.css
|   view_profile.css
|
+---images
| | no_image.png
| |
| +---categories
| |   classic.jpg
| |   detective.jpg
| |   scifi.jpg
| |
| \---products
|   ackroyd.jpg
|   a_game_of_thrones.jpg
|   baskervil.jpg
|   crime-punishment.jpg
|   dorian-gray.jpg
|   ekato-hronia-monaksia.jpg
|   electric_sheep.jpg
|   foundation.jpg
|   girl-with-the-dragon-tatto.jpg
|   h2g2.jpg
|   o-kokkinolaimis.jpg
|   palia.jpg
|   sta-vouna-tis-trellas.jpg
|   venus-in-fur.jpg
|   war-peace.jpg
```

```
|
\---js
  basket.js
  jquery.min.js
  order.js
  product.js
  submit_registration.js
```

Στη συνέχεια θα δείξουμε αναλυτικά τη σειρά εκτέλεσης του κώδικα όταν ζητείται μια σελίδα, π.χ. μια κατηγορία βιβλίων, η οποία είναι η πιο σημαντική για αυτή την εφαρμογή, αφού προβάλλει και τα προτεινόμενα προϊόντα.

Η σελίδα που ζητείται είναι η `category` και παρέχεται ως παράμετρος το `id` της κατηγορίας (δηλαδή ο σύνδεσμος στον browser είναι της μορφής `index.php?page=category&id=1`). Στην `index.php` μετά από κάποιες αρχικοποιήσεις, υπάρχει ένα `switch` που κάνει `routing`: παίρνει ως παράμετρο τη σελίδα που ζητείται (`page`) και καλεί τον κατάλληλο `controller`, ο οποίος δημιουργεί το αντίστοιχο `view`. Εδώ εκτελείται το παρακάτω κομμάτι του `switch`:

```
$page = checkArr($_GET, "page");
if($page == null)
    $page = checkArr($_POST, "page");

if(isset($_GET['method']) && $_GET['method'] == "ajax")
    require_once('controller/ajax.php');
else
    switch($page){
        ...
    }
```

```

    case 'category':
        $action = new ControllerCategory();
        $action->viewProductList();
        break;
    ...

```

Οπότε σε αυτή την περίπτωση δημιουργείται ένα αντικείμενο τύπου ControllerCategory και καλείται η μέθοδος viewProductList():

```

public function viewProductList() {

    $categoryID = checkArr($_GET, "category");

    $category = new ModelCategory($categoryID, null, null);
    $products = $category->getProducts();

    if(checkArr($_SESSION, "user"))
        $User = unserialize($_SESSION['user']);
    else
        $User = null;

    $recommenderProducts = array();
    if($User != null){
        $recommenderProducts = WeightedSlopeOne::predict($User->id, $categoryID);
    }

    require_once('view/header.php');
    require_once('view/viewCategoryProducts.php');
    require_once('view/footer.php');

}

```

Όπως βλέπουμε παραπάνω, δημιουργείται ένα αντικείμενο model τύπου ModelCategory και στη συνέχεια φορτώνουμε τα προϊόντα της κατηγορίας από τη βάση δεδομένων MySQL με την κλήση της μεθόδου getProducts().

Μετά, ελέγχουμε τη μεταβλητή \$_SESSION για να ελέγξουμε αν ο χρήστης έχει κάνει είσοδο, οπότε δημιουργούμε ένα αντικείμενο με τα δεδομένα του. Σε αυτή την περίπτωση εκτελούμε τον αλγόριθμο WeightedSlopeOne και συγκεκριμένα καλούμε τη συνάρτηση predict. Τέλος δημιουργούμε το view, το οποίο αποτελείται από τις σελίδες header.php, viewCategoryProducts.php και footer.php.

Πιο αναλυτικά, η συνάρτηση getProducts() της κλάσης ModelCategory φαίνεται παρακάτω:

```
public function getProducts(){

    $connection = Database::createNewConnection();

    $query = "SELECT `file_path`, `id`,`title`,`author`,`price` FROM products WHERE
`category`=?";

    $result = $connection->prepare($query);
    $result->bind_param("i", $this->id);
    $result->execute();

    $result->store_result();

    $result->bind_result($filePath, $id, $title, $author, $price);

    $products = array();
    while($result->fetch()){
        $product = new ModelProduct($id, $title, $author, $price, $this->id, $filePath);
        $products[$id] = $product;
    }
}
```

```
return $products;
```

```
}
```

Αρχικά δηλώνεται ένα stored query με παράμετρο το id της κατηγορίας. Αυτός ο τρόπος δίνει επιπλέον ασφάλεια στο σύστημα, καθώς αποτρέπει πιθανά sql injections, αφού ορίζεται συγκεκριμένα η θέση των παραμέτρων που θα προκύψουν από τον χρήστη. Στη συνέχεια δίνεται αυτή η παράμετρος και εκτελείται το query. Το αποτέλεσμα είναι μια λίστα με τα προϊόντα της κατηγορίας. Μετά, για κάθε προϊόν, δημιουργούμε ένα model κλάσης ModelProduct, το οποίο είναι απλά ένα αντικείμενο με ιδιότητες id, title, author, price, category_id, filepath, τα οποία δίνονται στον δημιουργό της κλάσης. Τα αποτελέσματα αποθηκεύονται σε έναν πίνακα products, ο οποίος επιστρέφεται στον controller που κάλεσε αυτή τη μέθοδο.

Στη συνέχεια θα δείξουμε την υλοποίηση του WSO σε PHP. Η συνάρτηση predict που καλεί ο controller αρχικά φορτώνει τα δεδομένα από τη βάση και στη συνέχεια καλούνται οι δύο βασικές συναρτήσεις computeDeviations και predictUserRating, οι οποίες παρουσιάζονται αναλυτικά παρακάτω και υλοποιούν τα δύο βήματα του αλγορίθμου όπως αναφέρθηκαν αναλυτικά παραπάνω. Τέλος, στην predict παίρνουμε τις προβλέψεις για πιθανές αξιολογήσεις του χρήστη και παίρνουμε τα τρία πρώτα προϊόντα, τα οποία και επιστρέφουμε στον controller.

```
private function computeDeviations() {
```

```
    for($item1=0; $item1<$this->numberOfItems; $item1++) {
```

```
        for($item2=$item1 + 1; $item2<$this->numberOfItems; $item2++) {
```

```

    for ($user = 0; $user < $this->numberOfUsers; $user++) {
        if (($this->ratings[$user][$item1] != -1) && ($this->ratings[$user][$item2] != -1)) {
            $this->cards[$item1][$item2]++;
            $this->cards[$item2][$item1]++;
        }
    }
}

```

```

    for ($item1 = 0; $item1 < $this->numberOfItems; $item1++) {
        for ($item2 = $item1 + 1; $item2 < $this->numberOfItems; $item2++) {

            if ($item1 == $item2) {
                continue;
            }

            for ($user = 0; $user < $this->numberOfUsers; $user++) {
                if (($this->ratings[$user][$item1] != -1)
                    && ($this->ratings[$user][$item2] != -1)) {

                    $this->deviations[$item1][$item2] += ($this->ratings[$user][$item1] -
                        $this->ratings[$user][$item2]) / $this->
                    >cards[$item1][$item2];

                    $this->deviations[$item2][$item1] += ($this->ratings[$user][$item2] -
                        $this->ratings[$user][$item1]) / $this->
                    >cards[$item1][$item2];
                }
            }
        }
    }
}

```

```

private function predictUserRating($user) {

    for ($item1 = 0; $item1 < $this->numberOfItems; $item1++) {

```

```

    if ($this->ratings[$user][$item1] != -1)
        continue;

    $prediction = 0;
    $sumCards = 0;
    for ($item2 = 0; $item2 < $this->numberOfItems; $item2++) {
        if ($this->ratings[$user][$item2] != -1){
            $prediction+=$(this->ratings[$user][$item2]+$this-
>deviations[$item1][$item2])*$this->cards[$item1][$item2];
            $sumCards+=$this->cards[$item1][$item2];
        }
    }

    if($sumCards != 0)
        $prediction/=$sumCards;
    else
        $prediction = -1;

    $this->ratings[$user][$item1] = $prediction;
}
}

```

Ο πλήρης κώδικας της συνάρτησης predict που υλοποιεί όλη την παραπάνω λειτουργία φαίνεται παρακάτω. Μεγάλο μέρος του κώδικα ασχολείται για τη φόρτωση των δεδομένων, για ελέγχους, ενώ τα κύρια βήματα είναι αυτά που περιγράψαμε στην προηγούμενη παράγραφο:

```

public static function predict($recommendedUser, $categoryID) {

    $connection = Database::createNewConnection();

```

```

$query = "SELECT Datas.`userID` AS `userID`, Datas.`productID` AS `productID`,
IFNULL(`rating`, -1) AS `rating`
FROM (SELECT Users.`ID` AS `userID`, Products.`ID` AS `productID`, `category`
FROM Users, Products WHERE `category`=?) AS Datas LEFT JOIN(SELECT
`rating`, `productID`, `userID`
FROM Ratings) AS Ratings
ON Ratings.`productID`=Datas.`productID` AND
Ratings.`userID`=Datas.`userID`

ORDER BY Datas.`userID`, Datas.`productID`";

$result = $connection->prepare($query);
$result->bind_param('i', $categoryID);
$result->execute();
$result->store_result();
$result->bind_result($userID, $productID, $rating);

(mapping = array();
$products = array();
$AI = 0;
$newProducts = true;
$ratings = array();
$counter = 0;
$previousUser = -1;

$enter = false;
while($result->fetch()) {

    $enter = true;

    if($previousUser == -1){
        $ratings[$counter] = array();
        $mapping[$userID] = $counter;
    } else if($userID != $previousUser) {

```



```

    $newProducts = false;
    $counter++;
    $ratings[$counter] = array();
    $mapping[$userID] = $counter;
}

if($newProducts == true){
    $products[$AI] = $productID;
    $AI++;
}

array_push($ratings[$counter], $rating);

$previousUser = $userID;
}

if($enter == false){
    return null;
}

$wso = new WeightedSlopeOne($ratings, $categoryID);
$res = $wso->predictRatings($mapping[$recommendedUser]);
arsort($res);

$query = "SELECT `ID`
        FROM Products
        WHERE `category`=? AND `ID` NOT IN (SELECT `productID` FROM Purchases,
Orders
        WHERE `orderID`=Orders.`ID` AND `userID`=?)";

$result = $connection->prepare($query);
$result->bind_param('ii', $categoryID, $recommendedUser);
$result->execute();
$result->store_result();

```

```

$result->bind_result($productID);

$availableProductList = array();
while($result->fetch()){
    array_push($availableProductList, $productID);
}

$foundRecommenderProducts = 0;
$recommendedProducts = array();
foreach($res as $key => $rating){
    if($rating == 0) {
        break;
    }

    if(in_array($products[$key], $availableProductList)){
        $recommendedProducts[$key] = $rating;
        $foundRecommenderProducts++;
        if($foundRecommenderProducts == 3) {
            break;
        }
    }
}

$productList = array();
foreach($recommendedProducts as $key => $rating){

    if($rating == -1)
        break;

    $query = "SELECT Products.`ID` AS `productID`, Products.`title` AS `productTitle`,
`author`, `price`,
        Categories.`name` AS `categoryName`, Categories.`ID` AS `categoryID`,
Products.`file_path`
        FROM Products, Categories

```

```

WHERE Categories.`ID`=Products.`category` AND Products.`ID`=?";

$result = $connection->prepare($query);
$result->bind_param('i', $products[$key]);

$result->execute();

$result->store_result();

$result->bind_result($productID, $productTitle, $author, $price, $categoryName,
$categoryID, $filePath);

$result->fetch();

$category = new ModelCategory($categoryID, $categoryName, null);

$product = new ModelProduct($productID, $productTitle, $author, $price, $category,
$filePath);

array_push($productList, $product);
}

return $productList;
}

```

Τέλος, δημιουργούνται τα views. Παρακάτω φαίνονται τα περιεχόμενα του αρχείου viewCategoryProducts.php. Όπως βλέπουμε, αρχικά συμπεριλαμβάνεται το αντίστοιχο αρχείο css, στο οποίο έχουμε όλους τους κανόνες στυλ για αυτή τη σελίδα (π.χ. για κάθε προϊόν έχουμε ένα κουτί με έντονο πορτοκαλί περίγραμμα και γέμισμα πιο απαλό πορτοκαλί).

Στη συνέχεια, ελέγχουμε αν υπάρχουν προτεινόμενα προϊόντα και πόσα στον πίνακα `$recommenderProducts`, οπότε δημιουργούμε το αντίστοιχο κομμάτι της σελίδας.

Τέλος, προβάλλουμε κανονικά το κάθε προϊόν της κατηγορίας, το οποίο όπως είπαμε είναι ένα αντικείμενο στον πίνακα `$products`. Οπότε για να πάρουμε κάποια πληροφορία, όπως τον τίτλο του βιβλίου, απλά χρησιμοποιούμε την έκφραση `$product->title`.

```
<head>
  <link rel="stylesheet" type="text/css" href="view/css/category_products.css">
</head>

<?php

if(count($recommenderProducts) > 0){

    echo "<h2>Recommended Products</h2>";

    if(count($recommenderProducts) == 3)
        echo "<div id='rec_products_3' class='recommend_parent'>";
    else if(count($recommenderProducts) == 2){
        echo "<div id='rec_products_2' class='recommend_parent'>";
    }else
        echo "<div id='rec_products_1' class='recommend_parent'>";

    $firstTime = true;
    foreach($recommenderProducts as $product) {

        if($firstTime == true){
            echo "<div id=\"first_rec_product\" class='recommended'>";

            $firstTime = false;
```

```

    } else
        echo "<div id=\"rec_product\" class='recommended'>";

    if($product->filePath == "")
        echo "<div id='rec_image'><img src='./view/images/no_image.png' ></div>";
    else{
        echo "<div id='rec_image'><img src='./view/images/products/' . $product->filePath."
    ></div>";
    }

    echo "<div id='rec_productInfos'>";
    echo "<div id='rec_productInfo'> <b>Title:</b> " . $product->title . "</div><br/>";
    echo "<div id='rec_productInfo'> <a href=\"index.php?page=product&id=" . $product-
id.\" \>Product Details</a></div><br/>";
    echo "</div></div>";
}
echo "</div>";
}

if(!empty($products)){
    echo "<h2 style='clear: both;'>Available Products</h2>";
}
echo "<div ='products'>";

foreach($products as $productID => $product) {

    echo "<div id=\"product \">";

    if($product->filePath == "")
        echo "<div id='image'><img src='./view/images/no_image.png' ></div>";
    else{
        echo "<div id='image'><img src='./view/images/products/' . $product->filePath."
    ></div>";
}
}
}

```

```

}

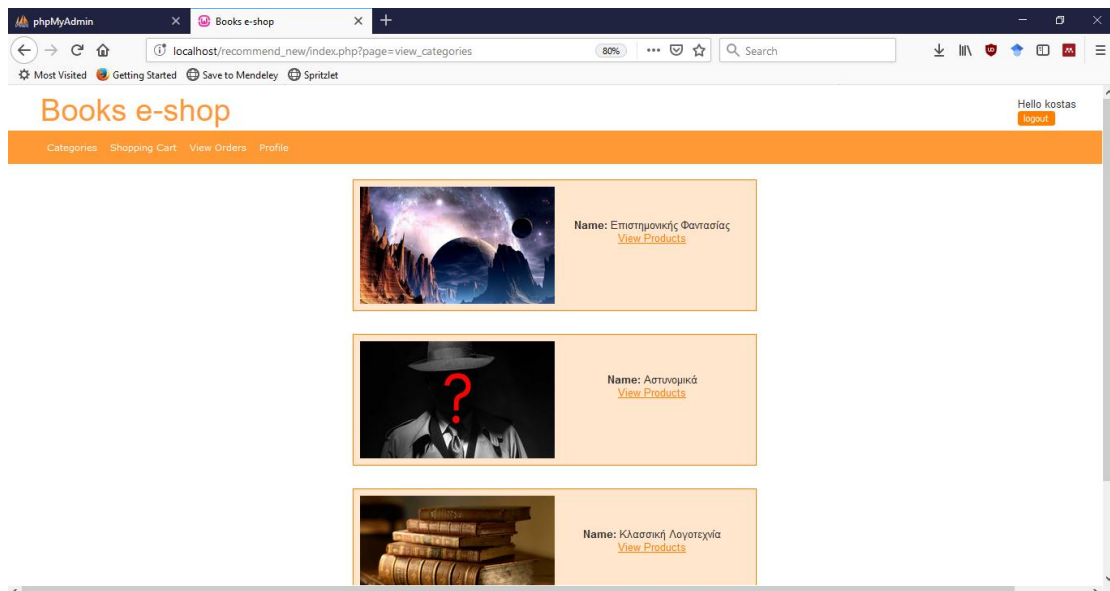
echo "<div id='productInfos'>";
echo "<div id='productInfo'> <b>Title:</b> ".$product->title."</div><br/>";
echo "<div id='productInfo'> <a href='\"index.php?page=product&id=\"".$product-
>id.\" \">>Product Details</a></div><br/>";
echo "</div></div>";
}

echo "</div>";
?>

```

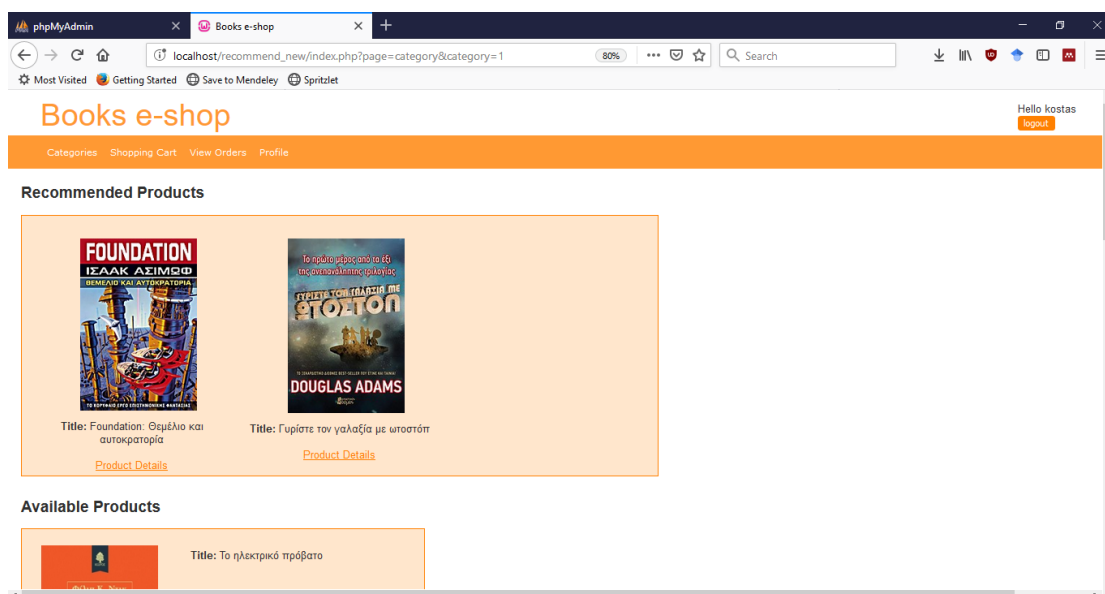
5.5. Παράδειγμα Λειτουργίας

Αρχικά, κάνουμε login στο σύστημα με κάποιον από τους χρήστες που είναι ήδη στη βάση δεδομένων (π.χ. kostas με κωδικό 1234). Παρακάτω φαίνεται η αρχική σελίδα του ηλεκτρονικού βιβλιοπωλείου.



Στη συνέχεια επιλέγουμε μια κατηγορία, π.χ. την Επιστημονική Φαντασία. Παρατηρούμε ότι στην προβολή κατηγορίας, στο πάνω μέρος

προτείνονται μερικά βιβλία. Σε αυτή την υλοποίηση προβάλλονται μέχρι και τρεις προτάσεις.



Πατώντας πάνω στο πρώτο βιβλίο, βλέπουμε ότι ο χρήστης το έχει όντως αξιολογήσει, οπότε πιθανόν είναι και ο λόγος που προτείνεται. Υπενθυμίζουμε ότι για να δουλέψει το σύστημα συστάσεων, ο χρήστης πρέπει να έχει κάνει κάποια αξιολόγηση στην κατηγορία, ενώ προϊόντα που έχει ήδη αγοράσει, δεν συμπεριλαμβάνονται στις προτάσεις.

Παρατηρούμε όμως ότι το δεύτερο βιβλίο δεν το έχει αξιολογήσει ο συγκεκριμένος χρήστης, άρα είναι μια πρόβλεψη του αλγορίθμου ότι ο χρήστης θα το αξιολογούσε με υψηλό βαθμό. Η πρόβλεψη βασίζεται στις αξιολογήσεις των άλλων χρηστών, δηλαδή χρήστες που έκαναν παρόμοιες αξιολογήσεις για τα βιβλία που αξιολόγησε και ο τρέχων χρήστης, έδωσαν επίσης υψηλό βαθμό σε αυτό το βιβλίο.


phpMyAdmin Books e-shop

localhost/recommend_new/index.php?page=product&id=4

Books e-shop

Hello kostas [logout](#)

Categories Shopping Cart View Orders Profile



Title: Foundation: Θεμέλιο και αυτοκρατορία
Author: Asimov Isaac
Price: 12€
Quantity:
Rate the product

[Add to cart](#)

Copyright © 2018.

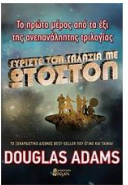
phpMyAdmin Books e-shop

localhost/recommend_new/index.php?page=product&id=2

Books e-shop

Hello kostas [logout](#)

Categories Shopping Cart View Orders Profile



Title: Γυρίστε τον γαλαξία με υποστίπ
Author: Adams Douglas
Price: 16€
Quantity:
Rate the product

[Add to cart](#)

Copyright © 2018.

Βιβλιογραφία

- Athanasios N Nikolakopoulos and John D Garofalakis. Top-n recommendations in the presence of sparsity: An ncd-based approach. In *Web Intelligence*, volume 13, pages 247– 265. IOS Press, 2015.
- Badrul Sarwar, George Karypis, Joseph Konstan, and John Riedl. Item-based collaborative filtering recommendation algorithms. In *Proceedings of the 10th international conference on World Wide Web, WWW '01*, pages 285–295, New York, NY, USA, 2001. ACM.
- Charu C Aggarwal, Joel L Wolf, Kun-Lung Wu, and Philip S Yu. Horting hatches an egg: A new graph-theoretic approach to collaborative filtering. In *Proceedings of the fifth ACM SIGKDD international conference on Knowledge discovery and data mining*, pages 201–212. ACM, 1999.
- Chen, J., Liu, D., & Whinston, A. B. (2009). Auctioning keywords in online search. *Journal of Marketing*, 73(4), 125-141.
- Chen, Y., Wang, Q., & Xie, J. (2011). Online social interactions: A natural experiment on word of mouth versus observational learning. *Journal of marketing research*, 48(2), 238-254.
- Chevalier, J. A., & Mayzlin, D. (2006). The effect of word of mouth on sales: Online book reviews. *Journal of marketing research*, 43(3), 345-354.
- Christian Desrosiers and George Karypis. A comprehensive survey of neighborhood-based recommendation methods. In Francesco Ricci, Lior Rokach, Bracha Shapira, and Paul B. Kantor, editors, *Recommender Systems Handbook*, pages 107–144. Springer US, 2011.

- Crone, S. F., & Soopramanien, D. (2005, June). Predicting customer online shopping adoption-an evaluation of data mining and market modelling approaches. In DMIN (pp. 215-221).
- Desai, P. S., Shin, W., & Staelin, R. (2014). The company that you keep: When to buy a competitor's keyword. *Marketing Science*, 33(4), 485-508.
- Dinner, I. M., Heerde Van, H. J., & Neslin, S. A. (2014). Driving online and offline sales: The cross-channel effects of traditional, online display, and paid search advertising. *Journal of Marketing Research*, 51(5), 527-545.
- F. Fouss, A. Pirotte, J.M. Renders, and M. Saerens. Random-walk computation of similarities between nodes of a graph with application to collaborative recommendation. *Knowledge and Data Engineering, IEEE Transactions on*, 19(3):355–369, 2007.
- Francesco Ricci, Lior Rokach, and Bracha Shapira. *Introduction to recommender systems handbook*. Springer, 2011.
- François Fouss, Kevin Francoisse, Luh Yen, Alain Pirotte, and Marco Saerens. An experimental investigation of kernels on graphs for collaborative recommendation and semisupervised classification. *Neural Networks*, 31:53–72, 2012.
- Ghose, A., & Yang, S. (2009). An empirical analysis of search engine advertising: Sponsored search in electronic markets. *Management science*, 55(10), 1605-1622.
- Godes, D., & Mayzlin, D. (2004). Using online conversations to study word-of-mouth communication. *Marketing science*, 23(4), 545-560.
- Godes, D., & Silva, J. C. (2012). Sequential and temporal dynamics of online opinion. *Marketing Science*, 31(3), 448-473.

- Godes, D., Ofek, E., & Sarvary, M. (2009). Content vs. advertising: The impact of competition on media firm strategy. *Marketing Science*, 28(1), 20-35.
- Greg Linden, Brent Smith, and Jeremy York. Amazon. com recommendations: Item-to-item collaborative filtering. *Internet Computing, IEEE*, 7(1):76–80, 2003.
- Gull, M., & Pervaiz, A. (2018, April). Customer Behavior Analysis Towards Online Shopping using Data Mining. In 2018 5th International Multi-Topic ICT Conference (IMTIC) (pp. 1-5). IEEE.
- H. Luo, C. Niu, R. Shen, and C. Ullrich. A collaborative filtering framework based on both local user similarity and global user similarity. *Machine Learning*, 2(3):231–245, 2008.
- Joseph A Konstan, Bradley N Miller, David Maltz, Jonathan L Herlocker, Lee R Gordon, and John Riedl. Grouplens: applying collaborative filtering to usenet news. *Communications of the ACM*, 40(3):77–87, 1997.
- Kannan, P. K. (2017). Digital marketing: A framework, review and research agenda. *International Journal of Research in Marketing*, 34(1), 22-45.
- Katona, Z., Zubcsek, P. P., & Sarvary, M. (2011). Network effects and personal influences: The diffusion of an online social network. *Journal of marketing research*, 48(3), 425-443.
- Kaur, G. (2014). Improving The Efficiency Of Apriori Algorithm In Data Mining. *International Journal On Science, Engineering And Technology*, 2(05).
- Kumar, V., Bhaskaran, V., Mirchandani, R., & Shah, M. (2013). Practice prize winner—creating a measurable social media marketing strategy: increasing the value and ROI of intangibles and tangibles for hokey pokey. *Marketing Science*, 32 (2), 194-212.

- Lamberton, C., & Stephen, A. T. (2016). A thematic exploration of digital, social media, and mobile marketing: Research evolution from 2000 to 2015 and an agenda for future inquiry. *Journal of Marketing*, 80(6), 146-172.
- Li, H. A., Jain, S., & Kannan, P. K. (2018). Optimal design of content samples for digital products and services.
- Li, X., & Hitt, L. M. (2008). Self-selection and information role of online product reviews. *Information Systems Research*, 19(4), 456-474.
- Malcolm, H. (2015). Cyber Monday clocks record sales as mobile sales surge. *USA Today*.
- Meneze, D. et al. (2013) «Weighted slope one predictors revisited».
- Moe, W. W., & Schweidel, D. A. (2012). Online product opinions: Incidence, evaluation, and evolution. *Marketing Science*, 31(3), 372-386.
- Moe, W. W., & Trusov, M. (2011). The value of social dynamics in online product ratings forums. *Journal of Marketing Research*, 48(3), 444-456.
- Mukund Deshpande and George Karypis. Item-based top-n recommendation algorithms. *ACM Transactions on Information Systems (TOIS)*, 22(1):143–177, 2004.
- Nabout, N. A., Skiera, B., Stepanchuk, T., & Gerstmeier, E. (2012). An analysis of the profitability of fee-based compensation plans for search engine marketing. *International Journal of Research in Marketing*, 29(1), 68-80.
- Narayanan, S., & Kalyanam, K. (2015). Position effects in search advertising and their moderators: A regression discontinuity approach. *Marketing Science*, 34(3), 388-407.

- Nazir, S., Tayyab, A., Sajid, A., ur Rashid, H., & Javed, I. (2012). How online shopping is affecting consumers buying behavior in Pakistan?. *International Journal of Computer Science Issues (IJCSI)*, 9(3), 486.
- Paolo Cremonesi, Yehuda Koren, and Roberto Turrin. Performance of recommender algorithms on top-n recommendation tasks. In *Proceedings of the fourth ACM conference on Recommender systems, RecSys '10*, pages 39–46. ACM, 2010.
- Pasquale Lops, Marco De Gemmis, and Giovanni Semeraro. Content-based recommender systems: State of the art and trends. In *Recommender systems handbook*, pages 73–105. Springer, 2011.
- Phillips, E. (2015). Retailers scale up online sales distribution networks. *The Wall Street Journal*.
- Raorane, A., & Kulkarni, R. V. (2011). Data mining techniques: A source for consumer behavior analysis. arXiv preprint arXiv:1109.1202.
- Rezvani, M., Ghahramani, S., & Khoramshahi, N. (2017, December). Documentation of Entrepreneurial Promotion Methods in Small and Medium Sized Businesses: A Case Study about the Textile Industry. In *European Conference on Management, Leadership & Governance* (pp. 576-585). Academic Conferences International Limited.
- Rutz, O. J., Bucklin, R. E., & Sonnier, G. P. (2012). A latent instrumental variables approach to modeling keyword conversion in paid search advertising. *Journal of Marketing Research*, 49(3), 306-319.
- Scott Deerwester, Susan T Dumais, George W Furnas, Thomas K Landauer, and Richard Harshman. Indexing by latent semantic analysis. *Journal of the American society for information science*, 41(6):391, 1990.

- Skiera, B., & Abou Nabout, N. (2013). Practice prize paper—prosad: a bidding decision support system for profit optimizing search engine advertising. *Marketing Science*, 32(2), 213-220.
- Toubia, O., & Stephen, A. T. (2013). Intrinsic vs. image-related utility in social media: Why do people contribute content to twitter?. *Marketing Science*, 32(3), 368-392.
- Upendra Shardanand and Pattie Maes. Social information filtering: algorithms for automating “word of mouth”. In *Proceedings of the SIGCHI conference on Human factors in computing systems*, pages 210–217. ACM Press/Addison-Wesley Publishing Co., 1995
- Watts, D. J., & Dodds, P. S. (2007). Influentials, networks, and public opinion formation. *Journal of consumer research*, 34(4), 441-458.
- Wedel, M., & Kannan, P. K. (2016). Marketing analytics for data-rich environments. *Journal of Marketing*, 80(6), 97-121.
- Wiesel, T., Pauwels, K., & Arts, J. (2011). Practice prize paper—Marketing's profit impact: Quantifying online and off-line funnel progression. *Marketing Science*, 30(4), 604-611.
- Wu, J., Shi, M., & Hu, M. (2014). Threshold effects in online group buying. *Management Science*, 61(9), 2025-2040.
- Yao, S., & Mela, C. F. (2011). A dynamic model of sponsored search advertising. *Marketing Science*, 30(3), 447-468.
- Yehuda Koren. Factorization meets the neighborhood: a multifaceted collaborative filtering model. In *Proceedings of the 14th ACM SIGKDD international conference on Knowledge discovery and data mining*, pages 426–434. ACM, 2008.

Ying, Y., Feinberg, F., & Wedel, M. (2006). Leveraging missing ratings to improve online recommendation systems. *Journal of marketing research*, 43(3), 355-365.

Zan Huang, Hsinchun Chen, and Daniel Zeng. Applying associative retrieval techniques to alleviate the sparsity problem in collaborative filtering. *ACM Transactions on Information Systems (TOIS)*, 22(1):116–142, 2004.

Zhu, Y., & Wilbur, K. C. (2011). Hybrid advertising auctions. *Marketing Science*, 30(2), 249-273.