ΕΘΝΙΚΟ ΜΕΤΣΟΒΙΟ ΠΟΛΥΤΕΧΝΕΙΟ
ΣΧΟΛΗ ΗΛΕΚΤΡΟΛΟΓΩΝ ΜΗΧΑΝΙΚΩΝ ΚΑΙ ΜΗΧΑΝΙΚΩΝ ΥΠΟΛΟΓΙΣΤΩΝ
ΤΟΜΕΑΣ ΕΠΙΚΟΙΝΩΝΙΩΝ, ΗΛΕΚΤΡΟΝΙΚΗΣ ΚΑΙ ΣΥΣΤΗΜΑΤΩΝ ΠΛΗΡΟΦΟΡΙΚΗΣ

Αποδοτικοί Αλγόριθμοι Συστάσεων για Διαδικτυακά Συστήματα Πραγματικής Σύνδεσης με χρήση Τεχνικών Ενσωμάτωσης Δικτύων στον Υπερβολικό Χώρο

ΔΙΠΛΩΜΑΤΙΚΗ ΕΡΓΑΣΙΑ

του

ΝΙΚΟΛΑΟΥ ΠΑΠΑΔΗ

Επιβλέπων: Συμεών Παπαβασιλείου
Καθηγητής Ε.Μ.Π.

Αθήνα, Ιούλιος 2016

ΕΘΝΙΚΟ ΜΕΤΣΟΒΙΟ ΠΟΛΥΤΕΧΝΕΙΟ
ΣΧΟΛΗ ΗΛΕΚΤΡΟΛΟΓΩΝ ΜΗΧΑΝΙΚΩΝ
ΚΑΙ ΜΗΧΑΝΙΚΩΝ ΥΠΟΛΟΓΙΣΤΩΝ
ΤΟΜΕΑΣ ΕΠΙΚΟΙΝΩΝΙΩΝ, ΗΛΕΚΤΡΟΝΙΚΗΣ
ΚΑΙ ΣΥΣΤΗΜΑΤΩΝ ΠΛΗΡΟΦΟΡΙΚΗΣ

Αποδοτικοί Αλγόριθμοι Συστάσεων για Διαδικτυακά Συστήματα Πραγματικής Σύνδεσης με χρήση Τεχνικών Ενσωμάτωσης Δικτύων στον Υπερβολικό Χώρο

ΔΙΠΛΩΜΑΤΙΚΗ ΕΡΓΑΣΙΑ

του

ΝΙΚΟΛΑΟΥ ΠΑΠΑΔΗ

Επιβλέπων : Συμεών Παπαβασιλείου
Καθηγητής Ε.Μ.Π.

Εγκρίθηκε από την τριμελή εξεταστική επιτροπή την 12η Ιουλίου 2016.

.....	.....	.....
Συμεών Παπαβασιλείου	Μιχαήλ Θεολόγου	Ιωάννα Ρουσσάκη
Καθηγητής Ε.Μ.Π.	Καθηγητής Ε.Μ.Π.	Επίκουρη Καθηγήτρια Ε.Μ.Π.

Αθήνα, Ιούλιος 2016

.....

ΝΙΚΟΛΑΟΣ ΠΑΠΑΔΗΣ

Διπλωματούχος Ηλεκτρολόγος Μηχανικός και Μηχανικός Υπολογιστών Ε.Μ.Π.

Copyright © Νικόλαος Παπάδης, 2016
Με επιφύλαξη παντός δικαιώματος. All rights reserved.

Απαγορεύεται η αντιγραφή, αποθήκευση και διανομή της παρούσας εργασίας, εξ ολοκλήρου ή τμήματος αυτής, για εμπορικό σκοπό. Επιτρέπεται η ανατύπωση, αποθήκευση και διανομή για σκοπό μη κερδοσκοπικό, εκπαιδευτικής ή ερευνητικής φύσης, υπό την προϋπόθεση να αναφέρεται η πηγή προέλευσης και να διατηρείται το παρόν μήνυμα. Ερωτήματα που αφορούν τη χρήση της εργασίας για κερδοσκοπικό σκοπό πρέπει να απευθύνονται προς τον συγγραφέα.

Οι απόψεις και τα συμπεράσματα που περιέχονται σε αυτό το έγγραφο εκφράζουν τον συγγραφέα και δεν πρέπει να ερμηνευθεί ότι αντιπροσωπεύουν τις επίσημες θέσεις του Εθνικού Μετσόβιου Πολυτεχνείου.

Περίληψη

Ο σκοπός της παρούσας διπλωματικής εργασίας ήταν ο σχεδιασμός και η υλοποίηση ενός αλγορίθμου συστάσεων για διαδικτυακά συστήματα πραγματικής σύνδεσης, ο οποίος θα επεκτείνει τις υπάρχουσες μεθόδους εισάγοντας τεχνικές ενσωμάτωσης δικτύων στον υπερβολικό χώρο. Ο λόγος για την εισαγωγή των τεχνικών αυτών είναι ότι παρόμοιες τεχνικές εφαρμόζονται με πολύ μεγάλη επιτυχία πάνω σε περιβάλλοντα Μεγάλων Δεδομένων (big data environments) ή σε σύνθετα διασυνδεδεμένα συστήματα (complex network systems).

Συγκεκριμένα, στην παρούσα διπλωματική εργασία σχεδιάστηκε, υλοποιήθηκε και αξιολογήθηκε ένας αλγόριθμος συστάσεων βασισμένος στην ενσωμάτωση γράφων στον υπερβολικό χώρο και στην άπληστη δρομολόγηση, και εφαρμόστηκε για την επίλυση μια σειράς διαφορετικών προβλημάτων που εμπίπτουν στη γενικότερη κατηγορία των συστάσεων. Επίσης, μέσα από την αξιολόγηση έγιναν φανερές οι πιο κρίσιμες παράμετροι του αλγορίθμου, όσον αφορά την επιτυχή παραγωγή συστάσεων για τους χρήστες.

Είναι γεγονός ότι τα Μεγάλα Δεδομένα ήδη μας κατακλύζουν, και τα σύνθετα συστήματα, όπως τα κοινωνικά δίκτυα πραγματικής σύνδεσης (online), έχουν γίνει αναπόσπαστο μέρος της ζωής μας. Η μέθοδος που εισάγει η παρούσα εργασία έρχεται να καταδείξει τη χρησιμότητα των τεχνικών ενσωμάτωσης δικτύων στον υπερβολικό χώρο και της άπληστης δρομολόγησης τόσο για την επίλυση προβλημάτων συστάσεων, όσο και γενικότερα προβλημάτων Μεγάλων Δεδομένων ή σύνθετων συστημάτων. Παράλληλα, ανοίγει το δρόμο για περαιτέρω έρευνα προς την αποδοτική επίλυση παρόμοιων προβλημάτων.

Λέξεις-Κλειδιά: συστάσεις, σύστημα συστάσεων, ενσωμάτωση γράφων, υπερβολική γεωμετρία, υπερβολικός χώρος, σύνθετα δίκτυα, μεγάλα δεδομένα, μονοπάτια συστάσεων, διαδικτυακά συστήματα πραγματικής σύνδεσης

Abstract

The scope of this thesis was the design and implementation of a recommendation algorithm for online web systems, which would extend the existent methodology by introducing hyperbolic network embedding techniques. The reason for introducing such techniques is that similar techniques apply in Big Data environments or in complex network systems with great success.

More specifically, in this work, a recommendation algorithm based on hyperbolic graph embedding and greedy routing was designed, implemented and evaluated, as well as used to solve a series of different problems that belong to the more general category of recommendations. Moreover, through the evaluation, it has been clear which parameters of the algorithm are the most crucial ones, as far as the generation of successful recommendations for the users is concerned.

It is true that Big Data are everywhere around us and complex systems, like online social networks, have become part of our lives. The method introduced in this thesis comes to manifest the usefulness of network embedding techniques in the hyperbolic space and of greedy routing, not only for solving a recommendation problem, but also for solving Big Data or complex systems problems in general. In parallel, it demonstrates several directions that future research may be conducted for finding solutions on similar problems efficiently.

Keywords: recommendations, recommendation system, graph embedding, hyperbolic geometry, hyperbolic space, complex networks, big data, recommendation paths, online web systems

Ευχαριστίες

Καταρχάς, θα ήθελα να ευχαριστήσω τον Καθηγητή κ. Συμεών Παπαβασιλείου, ο οποίος, μέσα από το μάθημα της Ανάλυσης Κοινωνικών Δικτύων, με έφερε σε επαφή με τον χώρο των σύνθετων δικτύων και την νεοφανή «Επιστήμη των Δικτύων» (Network Science). Επιπλέον, τον ευχαριστώ για την ευκαιρία που μου έδωσε να ασχοληθώ με ένα θέμα σύγχρονο, που συνδυάζει πλούσιο θεωρητικό υπόβαθρο με χρήσιμες πρακτικές εφαρμογές. Το ενδιαφέρον αυτό που παρουσίαζε το θέμα με κινητοποιούσε καθ' όλο το διάστημα εκπόνησης της διπλωματικής εργασίας.

Επίσης, πολλές και θερμές ευχαριστίες οφείλω στους μεταδιδακτορικούς ερευνητές κ. Ελένη Στάη και κ. Βασίλειο Καρυώτη, οι οποίοι με βοήθησαν με κάθε τρόπο, δίνοντάς μου ιδέες, συμβουλές, καθοδήγηση και έμπνευση, καθώς και πολύ από τον λιγοστό τους κατά τα άλλα διαθέσιμο χρόνο.

Πίνακας Περιεχομένων

Περίληψη ..... **iii**

Abstract ..... **v**

Ευχαριστίες ..... **vii**

Πίνακας Περιεχομένων ..... **ix**

Κατάλογος Σχημάτων ..... **xiii**

Κατάλογος Πινάκων ..... **xv**

1 Εισαγωγή **1**

1.1 Συστήματα Συστάσεων Πραγματικής Σύνδεσης 1

1.2 Αντικείμενο Διπλωματικής Εργασίας 3

1.2.1 Συνεισφορά *4*

1.3 Οργάνωση κειμένου 5

2 Διαδικτυακά Συστήματα Συστάσεων Ευρείας Κλίμακας **7**

2.1 Ανασκόπηση Συστημάτων Συστάσεων 8

2.1.1 Ένα Μοντέλο για τα Συστήματα Συστάσεων *8*

2.1.2 Συστάσεις με Βάση το Περιεχόμενο *9*

2.1.3 Συνεργατικές Συστάσεις *11*

2.1.4 Μειονεκτήματα Κάθε Συστήματος *16*

2.1.5 Μικτές Τεχνικές Συστάσεων *16*

2.1.6 Άλλες Τεχνικές Συστάσεων *17*

2.2 Χρήση Υπερβολικής Γεωμετρίας στην Ανάλυση Δεδομένων και Εφαρμογή στα Συστήματα Συστάσεων 18

3 Θεωρητικό Υπόβαθρο **21**

3.1 Μετρικοί Χώροι 21

3.2 Στοιχεία Θεωρίας Γραφημάτων 22
3.3 Υπερβολική Γεωμετρία 23
3.4 Ενσωμάτωση Γράφου σε Μετρικό Χώρο 25
3.4.1 Είδη Ενσωμάτωσης 25
3.4.2 Ενσωμάτωση στον Ευκλείδειο Χώρο 27
3.4.3 Ενσωμάτωση στον Υπερβολικό Χώρο 27
3.4.4 Σύγκριση Ενσωμάτωσης σε Ευκλείδειο και Υπερβολικό Χώρο 28
3.5 Γεωγραφική Δρομολόγηση 29
3.5.1 Άπληστη Δρομολόγηση 29
3.5.2 Άλλοι Τύποι Γεωγραφικής Δρομολόγησης 30
4 Συστάσεις με τη Βοήθεια Ενσωμάτωσης Γράφου στον Υπερβολικό Χώρο....33
4.1 Μοντελοποίηση Επιμέρους Στοιχείων του Προβλήματος 33
4.1.1 Διασύνδεση Προϊόντων και Γράφος Προϊόντων 33
4.1.2 Διασύνδεση Χρηστών και Γράφος Χρηστών 34
4.1.3 Συσχετίσεις («Κάθετες» Διασυνδέσεις) Μεταξύ του Γράφου Χρηστών και του Γράφου Προϊόντων 35
4.2 Περιγραφή Μεθόδου Σύστασης 36
4.2.1 Εξερεύνηση Κατά Πλάτος 36
4.2.2 Εφαρμογή Άπληστης Δρομολόγησης 37
5 Εφαρμογές 41
5.1 Σύσταση Συγκεκριμένου Προϊόντος σε ένα Χρήστη 41
5.2 Σύσταση Πολλαπλών Προϊόντων σε ένα Χρήστη 44
5.3 Σύσταση προς Ικανοποίηση «Απροσδιόριστης Θέλησης» ενός Χρήστη 46
5.3.1 Εύρεση Πιθανών Επιθυμητών Προϊόντων 46
5.3.2 Ταξινόμηση των προς Σύσταση Προϊόντων 47
5.3.3 Σύσταση των Επιλεχθέντων Προϊόντων 48
5.4 Συνεργατικές Συστάσεις (Εκμετάλλευση Γράφου Χρηστών) 49
5.5 Ολοκληρωμένος Αλγόριθμος Συστάσεων 51
6 Αξιολόγηση 53
6.1 Παράμετροι αξιολόγησης 53
6.1.1 Εξομοίωση Συμπεριφοράς Χρηστών 54

6.1.2 Σχηματισμός Διεπίπεδου Γράφου *54*

6.1.3 Παράμετροι του Συστήματος Συστάσεων *56*

6.1.4 Μετρικές Αξιολόγησης του Συστήματος Συστάσεων *57*

6.2 Σύστημα αξιολόγησης 58

6.3 Οργάνωση Πειραμάτων 59

6.4 Τεχνικές Λεπτομέρειες 61

6.4.1 Λεπτομέρειες Υλοποίησης *61*

6.4.2 Πλατφόρμες και Προγραμματιστικά Εργαλεία *61*

6.5 Αποτελέσματα 62

6.5.1 Περίπτωση Γνωστού Προορισμού *62*

6.5.2 Περίπτωση Άγνωστου Προορισμού *72*

6.6 Σύνοψη Συμπερασμάτων Αξιολόγησης 87

7 Επίλογος 89

7.1 Σύνοψη και Συμπεράσματα 89

7.2 Μελλοντικές Επεκτάσεις 90

Βιβλιογραφία 93

Κατάλογος Σχημάτων

Σχήμα 1: Το «φαινόμενο της μακριάς ουράς». 2
Σχήμα 2: Τα συντομότερα μονοπάτια στο μοντέλο δίσκου του Poincaré. 24
Σχήμα 3: Παράδειγμα ενσωμάτωσης γράφου στον Ευκλείδειο χώρο. 26
Σχήμα 4: Ενσωμάτωση ενός 3-κανονικού δέντρου (δηλαδή ενός δέντρου στο οποίο όλοι οι κόμβοι έχουν βαθμό 3) στον δίσκο του Poincaré. 27
Σχήμα 5: Ψηφίδωση του δίσκου Poincaré σε υπερβολικά τρίγωνα ίσου εμβαδού. 28
Σχήμα 6: Παραλλαγές της άπληστης δρομολόγησης. 30
Σχήμα 7: Διεπίπεδο δίκτυο χρηστών-προϊόντων. 35
Σχήμα 8: Άπληστη δρομολόγηση από το προϊόν P_A προς το προϊόν P_1 στον γράφο προϊόντων, ενσωματωμένο στο υπερβολικό επίπεδο (απεικόνιση με το μοντέλο δίσκου του Poincaré). ..39
Σχήμα 9: Διάγραμμα ροής αλγορίθμου συστάσεων (μία σύσταση ανά γύρο). 43
Σχήμα 10: Τρόπος αξιολόγησης του συστήματος συστάσεων. 58
Σχήμα 11: Μεταβολή των μετρικών αξιολόγησης για την περίπτωση γνωστού προορισμού με μεταβολή της παραμέτρου *sources_provided_per_round.* 64
Σχήμα 12: Μεταβολή των μετρικών αξιολόγησης για την περίπτωση γνωστού προορισμού με μεταβολή της παραμέτρου *rounds_to_renew_graph.* 66
Σχήμα 13: Μεταβολή των μετρικών αξιολόγησης για την περίπτωση γνωστού προορισμού με μεταβολή της παραμέτρου *R.* 69
Σχήμα 14: Μεταβολή των μετρικών αξιολόγησης για την περίπτωση γνωστού προορισμού με μεταβολή της παραμέτρου *prob_w.* 71
Σχήμα 15: Μεταβολή των μετρικών αξιολόγησης για την περίπτωση άγνωστου προορισμού με μεταβολή της παραμέτρου *sources_provided_per_round.* 74
Σχήμα 16: Μεταβολή των μετρικών αξιολόγησης για την περίπτωση άγνωστου προορισμού με μεταβολή της παραμέτρου *rounds_to_renew_graph.* 76
Σχήμα 17: Μεταβολή των μετρικών αξιολόγησης για την περίπτωση άγνωστου προορισμού με μεταβολή της παραμέτρου *R.* 78
Σχήμα 18: Μεταβολή των μετρικών αξιολόγησης για την περίπτωση άγνωστου προορισμού με μεταβολή της παραμέτρου *T_min.* 80

Σχήμα 19: Μεταβολή των μετρικών αξιολόγησης για την περίπτωση άγνωστου προορισμού με μεταβολή της παραμέτρου *max_total_sources*.....82
Σχήμα 20: Μεταβολή των μετρικών αξιολόγησης για την περίπτωση άγνωστου προορισμού με μεταβολή της παραμέτρου *percent_of_videos_watched_by_user*.....84
Σχήμα 21: Μεταβολή των μετρικών αξιολόγησης για την περίπτωση άγνωστου προορισμού με μεταβολή της παραμέτρου *number_of_destinations_to_find*.....86

Κατάλογος Πινάκων

Πίνακας 1: Utility matrix για βαθμολογίες ταινιών στην κλίμακα 1-5. 9
Πίνακας 2: Ο utility matrix (Πίνακας 1) κανονικοποιημένος. 13
Πίνακας 3: Ο utility matrix (Πίνακας 1) για χρήστες και συστάδες από προϊόντα. 15
Πίνακας 4: Παράμετροι του αλγορίθμου συστάσεων. 57
Πίνακας 5: Παράμετροι εκτέλεσης των εξομοιώσεων για την περίπτωση γνωστού προορισμού.....60
Πίνακας 6: Παράμετροι εκτέλεσης των εξομοιώσεων για την περίπτωση άγνωστου προορισμού.....60
Πίνακας 7: Προεπιλεγμένες τιμές και σύνολα τιμών για τις εξομοιώσεις για τις παραμέτρους του αλγορίθμου συστάσεων. 60

1

Εισαγωγή

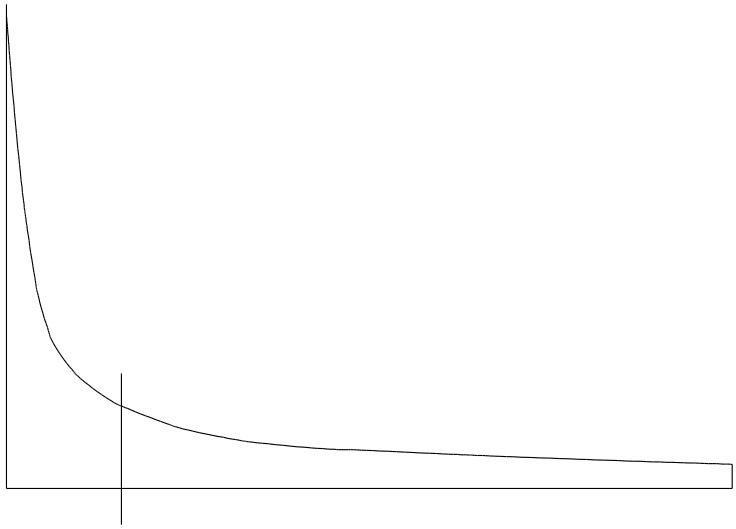
1.1 Συστήματα Συστάσεων Πραγματικής Σύνδεσης

Τα **συστήματα συστάσεων πραγματικής σύνδεσης** (online recommendation systems), τα οποία από εδώ και πέρα θα αναφέρονται ως *συστήματα online συστάσεων,* έχουν στις μέρες μας ολοένα και αυξανόμενη παρουσία στις διαδικτυακές πύλες αγορών και παροχής υπηρεσιών. Με τον όρο «συστήματα online συστάσεων» αναφέρονται συστήματα λογισμικού τα οποία ενσωματώνονται σε μία ηλεκτρονική υπηρεσία (ιστοσελίδα ή εφαρμογή) αγοράς προϊόντων ή παροχής υπηρεσιών με σκοπό μια πιο προσωποποιημένη και προσαρμοσμένη εμπειρία για τον κάθε χρήστη από τη χρήση της ιστοσελίδας ή της εφαρμογής. Η γιγαντιαία αύξηση των προσφερόμενων επιλογών που παρέχονται μέσω του Διαδικτύου συνεπάγεται υπερφόρτωση των χρηστών και δυσκολία στο να επιλέξουν κάτι που ταιριάζει με τις ανάγκες και τις απαιτήσεις τους. Ως εκ τούτου, τα συστήματα συστάσεων γίνονται ολοένα και πιο απαραίτητα.

Για ευκολία, θα χρησιμοποιείται ο όρος «προϊόν» για να περιγράψει ό,τι παρέχει η κάθε ιστοσελίδα/εφαρμογή στους χρήστες της. Το προϊόν μπορεί να είναι εμπόρευμα, παιχνίδι, βίντεο, ταινία, βιβλίο, μουσική, υπηρεσία ή οτιδήποτε άλλο. Έτσι, για παράδειγμα, το σύστημα συστάσεων του ηλεκτρονικού καταστήματος Amazon προτείνει στον χρήστη που επισκέπτεται την ιστοσελίδα της Amazon προϊόντα (στη συγκεκριμένη περίπτωση εμπορεύματα) που εκτιμά ότι θα του αρέσουν. Ομοίως, υπηρεσίες online βίντεο ή/και

ταινιών, όπως το YouTube ή το Netflix, παρέχουν στους χρήστες τους συστάσεις/προτάσεις προϊόντων (δηλαδή βίντεο ή ταινιών) σχετικά με τα ενδιαφέροντα του κάθε χρήστη.

Τα συστήματα online συστάσεων παρουσιάζουν ένα σημαντικό πλεονέκτημα σε σχέση με τον τρόπο με τον οποίο παραδοσιακά καταστήματα προωθούν τα προϊόντα τους. Ένα βιβλιοπωλείο, για παράδειγμα, θα παρουσιάσει στους πελάτες του μόνο τα πιο δημοφιλή βιβλία, και μια εφημερίδα θα δημοσιεύσει άρθρα που πολύς κόσμος θα διαβάσει, όχι όμως κάτι πολύ εξειδικευμένο. Αντίθετα, στον διαδικτυακό κόσμο αίρεται αυτός ο περιορισμός. Η διάκριση αυτή μεταξύ φυσικού και διαδικτυακού κόσμου καλείται **«φαινόμενο της μακριάς ουράς»** (long tail phenomenon) και απεικονίζεται στο Σχήμα 1. Ο κατακόρυφος άξονας εκφράζει τη δημοτικότητα (τον αριθμό των φορών που ένα προϊόν έχει επιλεγεί). Τα προϊόντα είναι ταξινομημένα στον οριζόντιο άξονα σύμφωνα με τη δημοτικότητά τους. Τα φυσικά καταστήματα παρέχουν στους πελάτες τους μόνο τα πιο δημοφιλή προϊόντα, αυτά που βρίσκονται αριστερά από την κάθετη γραμμή, ενώ τα αντίστοιχα διαδικτυακά καταστήματα παρέχουν όλο το εύρος των προϊόντων: και τα δημοφιλή και την «ουρά». Το φαινόμενο αυτό καθιστά αναγκαία την όσο το δυνατόν πιο προσωποποιημένη/στοχευμένη παρουσίαση προϊόντων σε κάθε χρήστη, αφού δεν είναι δυνατό να παρουσιαστούν όλα τα διαθέσιμα προϊόντα, ούτε μπορεί να περιμένει κανείς ότι ένας χρήστης θα έχει ακούσει για όλα τα προϊόντα που θα του αρέσουν ή θα ξοδέψει τον αναγκαίο χρόνο αναζήτησης για να τα ανακαλύψει [RAU11].



Σχήμα 1: Το «φαινόμενο της μακριάς ουράς».

Τα φυσικά καταστήματα μπορούν να προβάλλουν μόνο ό,τι είναι δημοφιλές, ενώ τα διαδικτυακά καταστήματα μπορούν εν δυνάμει να προβάλλουν όλα τα προϊόντα.

Η εκτίμηση ότι ένα προϊόν θα αρέσει σε έναν χρήστη ή ότι ο χρήστης παρουσιάζει μια συγκεκριμένη κατηγορία ενδιαφερόντων βασίζεται στην προηγηθείσα αλληλεπίδραση του χρήστη με το σύστημα, σε συμπεριφορές «παρόμοιων» χρηστών, ορισμένων κατάλληλα, ή σε

συνδυασμό αυτών. Υπάρχουν **συστήματα που εφαρμόζουν φιλτράρισμα των προϊόντων με βάση το περιεχόμενο** (content-based filtering). Αυτά μπορούν να δώσουν συστάσεις που ταιριάζουν πολύ στις προτιμήσεις του χρήστη, αφότου όμως έχει προηγηθεί μια *εξαγωγή ιδιοτήτων* (feature extraction) των προϊόντων. Επειδή βασίζονται μόνο στην προηγηθείσα συμπεριφορά του χρήστη, συνήθως τέτοια συστήματα δεν προτείνουν πολύ διαφορετικά ή καινοτόμα προϊόντα σε σχέση με ό,τι ο χρήστης έχει επιλέξει στο παρελθόν. Άλλα **συστήματα εφαρμόζουν συνεργατικό φιλτράρισμα** (collaborative filtering) των προϊόντων: προτείνουν στον χρήστη προϊόντα που άλλοι χρήστες όμοιοι με αυτόν έχουν επιλέξει. Έτσι, αυτά τα συστήματα ξεπερνούν τη δυσκολία της έλλειψης ποικιλίας, αλλά μειονεκτούν στο ότι συνήθως η πληροφορία για το τι αρέσει σε ποιον χρήστη είναι τόσο λίγη, που είναι πολύ δύσκολο να αποφανθεί κανείς ότι δύο χρήστες είναι πραγματικά όμοιοι (δηλαδή ότι αν προτείνουμε στον ένα χρήστη ένα προϊόν που έχει επιλέξει ο άλλος, ο πρώτος θα το επιλέξει και εκείνος). Τέλος, συστήματα που συνδυάζουν τα παραπάνω χρησιμοποιούνται κατά κύριο λόγο στην πράξη και καλούνται **συστήματα υβριδικών συστάσεων** (hybrid recommendation systems).

Με τη χρήση συστημάτων συστάσεων, επιτυγχάνεται αφενός μεν βελτίωση της εμπειρίας του χρήστη, αφού προβάλλονται σε αυτόν προϊόντα σχετικά με τα ενδιαφέροντά του, αφετέρου δε αυξάνεται ενδεχομένως το κέρδος που έχει ο πάροχος των προϊόντων. Αυτό σημαίνει ότι ο χρήστης μπορεί να οδηγηθεί στην αγορά/απόκτηση ενός προϊόντος, παρόλο που δεν το είχε προγραμματίσει, μόνο και μόνο επειδή του το πρότεινε το σύστημα συστάσεων και το θεώρησε ενδιαφέρον κατά την αλληλεπίδρασή του με το σύστημα.

1.2 Αντικείμενο Διπλωματικής Εργασίας

Όπως αναφέρθηκε προηγουμένως, τόσο τα συστήματα συστάσεων που βασίζονται στο περιεχόμενο, όσο και αυτά που χρησιμοποιούν πληροφορία που σχετίζεται με άλλους χρήστες, από μόνα τους το καθένα έχουν μειονεκτήματα και η μεμονωμένη χρήση τους δεν έχει μεγάλη επιτυχία. Ένας συνδυασμός όμως αυτών των τεχνικών μπορεί να δώσει πολύ καλύτερα αποτελέσματα στην πράξη.

Στην παρούσα εργασία παρουσιάζεται ένα τέτοιο σύστημα υβριδικών συστάσεων, το οποίο καταφέρνει να ξεπεράσει τόσο το πρόβλημα της έλλειψης ποικιλίας στις συστάσεις, όσο και το πρόβλημα της αραιότητας των δεδομένων προτιμήσεων χρηστών σε προϊόντα. Αμφότερα τα προβλήματα θα εξηγηθούν με περισσότερη λεπτομέρεια στη συνέχεια.

Φυσικά, τέτοια συστήματα ήδη υπάρχουν και είναι σε χρήση σχεδόν παντού στο Διαδικτυακό κόσμο. Η καινοτομία του συστήματος που προτείνει η συγκεκριμένη εργασία όμως έγκειται

όχι μόνο στον υβριδικό τρόπο λειτουργίας του, αλλά και στο ότι για να παραγάγει τις συστάσεις αξιοποιεί τις σχέσεις μεταξύ χρηστών και προϊόντων εκφρασμένες ως ένα διεπίπεδο γράφο, καθώς και συγκεκριμένες ιδιότητες του υπερβολικού χώρου, στον οποίο ενσωματώνει τον εν λόγω γράφο. Η παραπάνω θεώρηση καθιστά δυνατή μια προσεγγιστική-ευριστική μεν, πολύ γρήγορη και πολύ επιτυχή δε παραγωγή συστάσεων για τον χρήστη.

Συνοπτικά, η τεχνική που ακολουθείται είναι η εξής: Γίνεται αρχικά ενσωμάτωση (embedding) του γράφου αλληλεπίδρασης προϊόντων/χρηστών στον υπερβολικό χώρο. Έπειτα, το πρόβλημα εύρεσης ενός προϊόντος που πιθανά θα αρέσει σε έναν χρήστη τίθεται γραφο-θεωρητικά ως ένα πρόβλημα συντομότερων μονοπατιών. Το πρόβλημα αυτό, προκειμένου να λυθεί γρήγορα και εφόσον δεν απαιτείται απόλυτη ακρίβεια, λύνεται χρησιμοποιώντας γεωγραφική δρομολόγηση (geographic routing) [Kle07], και συγκεκριμένα άπληστη δρομολόγηση (greedy routing) [CvC09]. Έτσι παράγεται ένα μονοπάτι συστάσεων, με αφετηρία κάποιο από τα προϊόντα που έχει ήδη επιλέξει ο χρήστης και προορισμό ένα επιθυμητό προϊόν.

1.2.1 Συνεισφορά

Η συνεισφορά της διπλωματικής συνοψίζεται ως εξής:

1. Δημιουργήθηκε ένα σύστημα συστάσεων (όπως περιγράφηκε παραπάνω) για δεδομένο προϊόν-προορισμό, που παρέχει μία σύσταση προϊόντος στον χρήστη, ανανεώνοντάς την όταν χρειάζεται. Το πρόβλημα της παραγωγής συστάσεων, με κατάλληλη μοντελοποίηση χρηστών και προϊόντων σε μορφή δικτύου, μεταφράζεται σε ένα πρόβλημα δρομολόγησης από προϊόντα-επιλογές του χρήστη προς προϊόντα-προορισμούς πάνω σε ένα διεπίπεδο γράφο χρηστών και προϊόντων, ενσωματωμένο στον υπερβολικό χώρο.
2. Ο αλγόριθμος συστάσεων επεκτάθηκε ώστε να παρέχει πολλαπλές συστάσεις ταυτόχρονα στον χρήστη. Με αυτόν τον τρόπο, πολλά διαφορετικά μονοπάτια συστάσεων (ακολουθίες προτεινόμενων προϊόντων) ακολουθούνται ταυτόχρονα, αυξάνοντας την πιθανότητα ο χρήστης να επιλέξει το τελικό προϊόν-προορισμό (μέσω ενός από τα μονοπάτια αυτά).
3. Επεκτάθηκε το σύστημα συστάσεων για την περίπτωση άγνωστου προϊόντος-προορισμού. Το σύστημα δηλαδή έγινε πλέον ικανό να βρίσκει μόνο του πιθανά ενδιαφέροντα προϊόντα-προορισμούς για τον χρήστη, να τα ταξινομεί, και στη συνέχεια να του τα προτείνει. Η εύρεση υποψήφιων προορισμών γίνεται με εξερεύνηση κατά πλάτος (breadth) και επιβάλλοντας περιορισμούς στην υπερβολική απόσταση των κόμβων από το προϊόν-αφετηρία. Η ταξινόμηση γίνεται με βάση μια

ευριστική συνάρτηση αναφορικά με το πόσα άπληστα μονοπάτια οδηγούν προς κάθε υποψήφιο προορισμό.

4. Εισήχθη συνιστώσα συνεργατικού φιλτραρίσματος σε όλους τους προηγούμενους αλγορίθμους, ώστε να αξιοποιηθούν και οι σχέσεις μεταξύ των χρηστών. Πλέον, προϊόντα-αφετηρίες, αλλά και προϊόντα προς πρόταση, δεν αποτελούν μόνο οι επιλογές του ίδιου του χρήστη, αλλά και γειτονικών χρηστών (δηλαδή όμοιων με αυτόν). Έτσι, αυξάνεται η ποικιλία στο εύρος των προτεινόμενων προϊόντων.
5. Αξιολογήθηκε η επίδοση του συστήματος για διαφορετικές τιμές των παραμέτρων του με βάση κατάλληλα ορισμένες μετρικές. Τα αποτελέσματα παραστάθηκαν γραφικά και προέκυψαν συμπεράσματα, σχετικά με το ποιες παράμετροι επηρεάζουν περισσότερο την επίδοση του συστήματος. Σημειώθηκαν διαφορές ανάμεσα στις εκτελέσεις με γνωστό και άγνωστο προορισμό και έγινε φανερό σε ποιο βαθμό ένα τέτοιο σύστημα συστάσεων μπορεί να παρέχει συστάσεις με επιτυχία.

1.3 Οργάνωση κειμένου

Η υπόλοιπη παρουσίαση της εργασίας που πραγματοποιήθηκε στα πλαίσια της παρούσας διπλωματικής δομείται ως ακολούθως. Εργασίες σχετικές με το αντικείμενο της διπλωματικής παρουσιάζονται στο Κεφάλαιο 2. Στο Κεφάλαιο 3 παρουσιάζεται το θεωρητικό υπόβαθρο που θα χρειαστεί στη συνέχεια. Στο Κεφάλαιο 4 μοντελοποιείται το πρόβλημα και αναπτύσσεται η μέθοδος για την επίλυσή του. Εφαρμογές της μεθόδου αυτής, με διάφορες παραλλαγές, συζητούνται στο Κεφάλαιο 5. Στο Κεφάλαιο 6 παρουσιάζονται οι παράμετροι αξιολόγησης και τα αποτελέσματα των πειραμάτων που έγιναν πάνω στο σύστημα. Τέλος, στο Κεφάλαιο 7 συνοψίζονται τα προηγούμενα κεφάλαια και παρουσιάζονται πιθανές μελλοντικές επεκτάσεις πάνω στο αντικείμενο.

2

Διαδικτυακά Συστήματα Συστάσεων Ευρείας Κλίμακας

Σε αυτό το Κεφάλαιο θα παρουσιαστεί το περιεχόμενο προηγούμενων εργασιών που έδωσαν το έναυσμα για την υλοποίηση του συστήματος συστάσεων. Οι περιοχές στις οποίες αυτές ανήκουν είναι τα συστήματα συστάσεων και η εφαρμογή της υπερβολικής γεωμετρίας στην ανάλυση δεδομένων και στα συστήματα συστάσεων.

Ξεφεύγοντας από την παραδοσιακή θεώρηση των συστημάτων συστάσεων, τα δεδομένα τα οποία καλείται να επεξεργαστεί ένα σύστημα συστάσεων στις μέρες μας έχουν ασύλληπτο όγκο. Επιπλέον, τα δεδομένα αυτά προέρχονται ως επί το πλείστον από σύνθετα δίκτυα μεγάλης κλίμακας, είτε αυτά είναι ιστοσελίδες κοινωνικής δικτύωσης, είτε μεγάλα διαδικτυακά καταστήματα, ή εκφράζουν τα ίδια σχέσεις μεταξύ τους, επιτρέποντας μια γραφο-θεωρητική αναπαράστασή τους. Για αυτό τον λόγο, συχνά το πρόβλημα της παραγωγής συστάσεων τίθεται ως ένα πρόβλημα «*δεδομένων μεγάλων δικτύων*» (big network data) [SKP16] σε αντίστοιχα περιβάλλοντα *Μεγάλων Δεδομένων* (Big Data) [SMR12], και απαιτούνται νέες τεχνικές για την αποτελεσματική επίλυσή του, πέρα από την παραδοσιακή θεώρηση που περιγράφεται στη συνέχεια.

2.1 *Ανασκόπηση Συστημάτων Συστάσεων*

Τα συστήματα συστάσεων διακρίνονται σε «**βασιζόμενα στο περιεχόμενο**» (content-based), «**συνεργατικά**» (collaborative) και «**υβριδικά**» (hybrid). Ένα από τα πρώτα συστήματα συστάσεων που δημιουργήθηκαν ήταν το Fab [BaS97]. Τέθηκε σε λειτουργία τον Δεκέμβριο του 1994 από ερευνητές του Πανεπιστημίου Stanford και παρείχε στους χρήστες του προτάσεις σχετικά με ποιες ιστοσελίδες θα τους ενδιέφερε να επισκεφθούν, με βάση κάποιες βαθμολογίες (ratings) που οι χρήστες είχαν δώσει. Το σύστημα ήταν υβριδικό, αφού συνδύαζε content-based και collaborative filtering.

Στη συνέχεια, παρουσιάζονται αναλυτικά αυτές οι κατηγορίες συστημάτων συστάσεων, για να κατανοηθούν τα πλεονεκτήματα και τα μειονεκτήματα της καθεμιάς, με βάση ένα μοντέλο περιγραφής αυτών των συστημάτων, αυτό του πίνακα χρησιμοποίησης (utility matrix).

2.1.1 Ένα Μοντέλο για τα Συστήματα Συστάσεων

Στις εφαρμογές των συστημάτων online συστάσεων υπάρχουν δύο είδη οντοτήτων. Αυτές θα αναφέρονται με τους όρους *χρήστες* (users) και *προϊόντα* (items). Οι χρήστες έχουν προτιμήσεις για συγκεκριμένα προϊόντα, οι οποίες προκύπτουν από τα δεδομένα. Τα δεδομένα αναπαρίστανται με ένα **πίνακα χρησιμοποίησης** (utility matrix), ο οποίος δίνει για κάθε ζεύγος χρήστη-προϊόντος μια τιμή, η οποία εκφράζει τη γνώση σχετικά με τον βαθμό προτίμησης του συγκεκριμένου χρήστη για το συγκεκριμένο προϊόν [RAU11]. Οι τιμές προέρχονται από ένα διατεταγμένο σύνολο, π.χ., τους ακεραίους 1-5 που εκφράζουν τον αριθμό των «αστεριών» που ο χρήστης έδωσε ως βαθμολογία για ένα προϊόν (στην προκειμένη περίπτωση μια ταινία). Υποθέτουμε ότι ο πίνακας είναι αραιός (sparse), δηλαδή ότι τα περισσότερα στοιχεία του είναι άγνωστα. Ένα άγνωστο στοιχείο υποδηλώνει ότι δεν έχουμε εκφρασμένη και σαφή πληροφορία σχετικά με την προτίμηση του χρήστη για το συγκεκριμένο προϊόν.

Παράδειγμα 1 [RAU11]: Ο Πίνακας 1 είναι ένα παράδειγμα utility matrix, που παριστά βαθμολογίες (ratings) χρηστών για ταινίες στην κλίμακα 1-5, με το 5 να είναι η μεγαλύτερη βαθμολογία. Τα κενά στοιχεία δηλώνουν ότι ο χρήστης δεν έχει αξιολογήσει την ταινία. Τα αναγνωριστικά ονόματα των ταινιών είναι HP1, HP2 και HP3 αντιπροσωπεύοντας τις Harry Potter I, II και III, TW αντιπροσωπεύοντας την Twilight και SW1, SW2 και SW3 αντιπροσωπεύοντας τα Star Wars επεισόδια 1, 2 και 3. Οι χρήστες αναπαρίστανται με τα κεφαλαία γράμματα A-D.

	HP1	HP2	HP3	TW	SW1	SW2	SW3
A	4			5	1		
B	5	5	4				
C				2	4	5	
D		3					3

Πίνακας 1: Utility matrix για βαθμολογίες ταινιών στην κλίμακα 1-5.

Παρατηρείται το φαινόμενο τα περισσότερα ζεύγη χρήστη-ταινίας να μην έχουν τιμή, που σημαίνει ότι ο αντίστοιχος χρήστης δεν έχει βαθμολογήσει την αντίστοιχη ταινία. Στην πράξη, ο πίνακας είναι ακόμα αραιότερος, καθώς ο μέσος χρήστης βαθμολογεί ένα απειροελάχιστο ποσοστό των ταινιών που υπάρχουν.

Ο στόχος του συστήματος συστάσεων είναι να προβλέψει τα κενά του utility matrix. Για παράδειγμα, «το SW2 θα αρέσει στον χρήστη A;». Λίγη πληροφορία μπορεί να αντληθεί από την μικρού μεγέθους καταχώριση που αποτελεί ο Πίνακας 1 (σε σχέση με πίνακες που θα αντιστοιχούσαν σε πραγματικές εφαρμογές). Το σύστημα συστάσεων θα μπορούσε να σχεδιαστεί ώστε να λαμβάνει υπόψη ιδιότητες των ταινιών, όπως ο παραγωγός, ο σκηνοθέτης, τα αστέρια, ή ακόμα και η ομοιότητα του ονόματός της με άλλες. Τότε θα μπορούσε ίσως να αναγνωριστεί η ομοιότητα μεταξύ των SW1 και SW2, και να συμπεράνει κανείς ότι αφού στον A δεν άρεσε το SW1, δεν είναι πιθανό να του αρέσει και το SW2. Εναλλακτικά, με πολύ περισσότερα δεδομένα, ίσως παρατηρούσε κανείς ότι χρήστες που βαθμολόγησαν και το SW1 και το SW2 τούς έδωσαν παρόμοιες βαθμολογίες. Έτσι, θα μπορούσε να συμπεράνει ότι ο A θα έδινε στο SW2 χαμηλή βαθμολογία, όπως έδωσε χαμηλή βαθμολογία και στο SW1.

2.1.2 Συστάσεις με Βάση το Περιεχόμενο

Όπως αναφέρθηκε προηγουμένως, τα συστήματα συστάσεων με βάση το περιεχόμενο εστιάζουν στις ιδιότητες των προϊόντων. Η ομοιότητα μεταξύ των προϊόντων καθορίζεται από την ομοιότητα των ιδιοτήτων τους.

Σε ένα content-based σύστημα, είναι ανάγκη να κατασκευαστεί ένα ***προφίλ προϊόντος*** (item profile) για κάθε προϊόν, δηλαδή ένα σύνολο τιμών που αναπαριστούν σημαντικά χαρακτηριστικά του προϊόντος. Για παράδειγμα, τα χαρακτηριστικά αυτά για μια ταινία θα μπορούσαν να είναι το σύνολο των ηθοποιών που συμμετέχουν, ο σκηνοθέτης, το έτος δημιουργίας, το είδος (genre) και άλλα. Αντίστοιχα, άλλες κατηγορίες προϊόντων συνοδεύονται από περιγραφές χαρακτηριστικών από τον κατασκευαστή τους, όπως το μέγεθος και η ανάλυση για μια τηλεόραση. Χαρακτηριστικά βιβλίων μπορούν να είναι ο συγγραφέας, το έτος έκδοσης και το είδος, ενώ χαρακτηριστικά μουσικής ο καλλιτέχνης, ο συνθέτης και το είδος.

Κάποια από αυτά τα χαρακτηριστικά έχουν τιμές που δεν είναι εξαρχής εμφανείς, αλλά χρειάζεται πρώτα να γίνει μια προεπεξεργασία, ή αλλιώς ***εξαγωγή χαρακτηριστικών*** (feature extraction). Για παράδειγμα, η απόδοση τιμών στο χαρακτηριστικό «λέξεις-κλειδιά» για ένα κείμενο απαιτεί επεξεργασία του περιεχομένου με κατάλληλες τεχνικές, ώστε να εξαχθούν οι σημαντικότερες λέξεις του κειμένου. Ομοίως, η ταξινόμηση μιας φωτογραφίας σε μια κατηγορία (π.χ., ηλιοβασιλέματα, θάλασσα, βουνό, κ.λπ.) απαιτεί μια επεξεργασία ώστε να γίνει εμφανές σε ποια κατηγορία ανήκει η εικόνα. Υπάρχουν διάφορες τεχνικές που ποικίλλουν ανάλογα με την εφαρμογή. Μία συνήθης τεχνική είναι αυτή των *ετικετών* (tags), στην οποία οι χρήστες καλούνται να αποδώσουν στο προϊόν (π.χ., μια εικόνα) ετικέτες του ταιριάζουν (π.χ., «ηλιοβασίλεμα στη Σαντορίνη»).

Η συγκεκριμένη εργασία δε θα ασχοληθεί με την εξαγωγή των χαρακτηριστικών των προϊόντων, μια λειτουργία που αποτελεί μια ερευνητική περιοχή από μόνη της. Οι τιμές των χαρακτηριστικών θα θεωρούνται δεδομένες. Η εξαγωγή χαρακτηριστικών αναφέρθηκε απλώς για λόγους πληρότητας.

Εκτός από προφίλ προϊόντων, είναι αναγκαίο να δημιουργηθεί για κάθε χρήστη ένα αντίστοιχο ***προφίλ χρήστη*** (user profile). Το προφίλ χρήστη θα είναι ένα διάνυσμα τιμών για χαρακτηριστικά που αφορούν τον χρήστη. Για παράδειγμα, μιλώντας για ταινίες, ο χρήστης Α μπορεί να έχει στο πεδίο «αγαπημένος ηθοποιός» την τιμή «Julia Roberts».

Έχοντας διαθέσιμα διανύσματα που εκφράζουν προφίλ χρηστών και προϊόντων, μπορεί να εκτιμηθεί ο βαθμός στον οποίο ένας χρήστης θα προτιμούσε ένα προϊόν, υπολογίζοντας την απόσταση μεταξύ των διανυσμάτων χρήστη και προϊόντος (π.χ., την απόσταση συνημίτονου, ή την απόσταση Jaccard). Αυτό θα γίνει σαφέστερο μέσα από το ακόλουθο παράδειγμα.

Παράδειγμα 2: Ας υποτεθεί ότι τα προϊόντα είναι ταινίες και ότι το μόνο χαρακτηριστικό τους είναι το σύνολο των ηθοποιών που παίζουν σε αυτές.

Οι ταινίες Α και Β έχουν τα εξής διανύσματα χαρακτηριστικών:

	Ηθ. Α	Ηθ. Β	Ηθ. Γ	Ηθ. Δ	Ηθ. Ε	Ηθ. Ζ	Ηθ. Η	Ηθ. Θ
Ταινία Α	0	1	1	0	1	1	0	1
Ταινία Β	1	1	0	1	0	1	1	0

Τιμή 1 σημαίνει ότι ο αντίστοιχος ηθοποιός συμμετέχει στη συγκεκριμένη ταινία, ενώ τιμή 0 σημαίνει ότι δε συμμετέχει.

Αν ο χρήστης Χ έχει αντίστοιχο διάνυσμα:

	Ηθ. Α	Ηθ. Β	Ηθ. Γ	Ηθ. Δ	Ηθ. Ε	Ηθ. Ζ	Ηθ. Η	Ηθ. Θ
Χρήστης Χ	0	1	1	0	0	1	0	1

τότε η απόσταση συνημίτονου του χρήστη από κάθε ταινία είναι:

$$\cos(\hat{\theta}_{A,X}) = \frac{A \cdot X}{\|\mathrm{A}\| \cdot \|\mathrm{X}\|} =$$

$$= \frac{0\cdot 0+1\cdot 1+1\cdot 1+0\cdot 0+1\cdot 0+1\cdot 1+0\cdot 0+1\cdot 1}{\sqrt{0^2+1^2+1^2+0^2+1^2+1^2+0^2+1^2}\cdot\sqrt{0^2+1^2+1^2+0^2+0^2+1^2+0^2+1^2}} = 0.89$$

$$\cos(\hat{\theta}_{B,X}) = \frac{B \cdot X}{\|B\| \cdot \|\mathrm{X}\|} =$$

$$= \frac{1\cdot 0+1\cdot 1+0\cdot 1+1\cdot 0+0\cdot 0+1\cdot 1+1\cdot 0+0\cdot 1}{\sqrt{1^2+1^2+0^2+1^2+0^2+1^2+1^2+0^2}\cdot\sqrt{0^2+1^2+1^2+0^2+0^2+1^2+0^2+1^2}} = 0.45$$

Μεγάλη τιμή συνημίτονου στην πρώτη περίπτωση προϋποθέτει μικρή γωνία μεταξύ της ταινίας Α και του χρήστη Χ, ενώ μικρότερη τιμή συνημίτονου στη δεύτερη περίπτωση προϋποθέτει μεγάλη γωνία μεταξύ της ταινίας Β και του χρήστη Χ. Έτσι, στον χρήστη Χ ένα σύστημα συστάσεων με βάση το περιεχόμενο θα πρότεινε την ταινία Α, ως ταινία που τα χαρακτηριστικά της «απέχουν» λιγότερο από τον χρήστη Α.

Αν το διάνυσμα χαρακτηριστικών του χρήστη έπαιρνε θετικές τιμές (π.χ., 1) για τους ηθοποιούς που εμφανίζονται σε ταινίες που αρέσουν στον χρήστη, αρνητικές τιμές (π.χ., -1) για τους ηθοποιούς που εμφανίζονται σε ταινίες που δεν αρέσουν στον χρήστη και 0 για τους υπόλοιπους ηθοποιούς, τότε το συνημίτονο της γωνίας χρήστη-ταινίας θα μπορούσε να πάρει και αρνητικές τιμές. Σε μια ταινία με πολλούς ηθοποιούς που αρέσουν στον χρήστη, το συνημίτονο θα ήταν κοντά στο 1 (γωνία κοντά στις 0^0), άρα αυτή η ταινία θα άρεσε στον χρήστη. Σε μια ταινία με τόσους περίπου ηθοποιούς που αρέσουν στον χρήστη όσους ηθοποιούς δεν του αρέσουν, το συνημίτονο θα ήταν κοντά στο 0 (γωνία κοντά στις 90^0), άρα ο χρήστης θα ήταν κάπως αδιάφορος για τη συγκεκριμένη ταινία. Τέλος, σε μια ταινία με πολλούς ηθοποιούς που δεν αρέσουν στον χρήστη, το συνημίτονο θα ήταν κοντά στο -1 (γωνία κοντά στις 180^0), οπότε αυτή η ταινία δε θα αρέσει στον χρήστη. Με αυτόν τον τρόπο, στα content-based συστήματα προτείνονται στους χρήστες προϊόντα για τα οποία η απόσταση χρήστη-προϊόντος (η γωνία μεταξύ τους) είναι μικρή.

2.1.3 Συνεργατικές Συστάσεις

Τα συστήματα συνεργατικών συστάσεων ακολουθούν μια πολύ διαφορετική προσέγγιση στο πώς δημιουργούν συστάσεις. Αντί να χρησιμοποιούν χαρακτηριστικά των προϊόντων για να αποφανθούν σχετικά με την ομοιότητά τους, εστιάζουν στην ομοιότητα των βαθμολογιών που έχουν δώσει οι χρήστες για δύο προϊόντα. Έτσι, αντί του προφίλ προϊόντος, πλέον χρησιμοποιείται η στήλη που αντιστοιχεί στο προϊόν στον utility matrix. Επιπλέον, αντί του προφίλ χρήστη, κάθε χρήστης αναπαρίσταται από τη γραμμή που αντιστοιχεί σε αυτόν στον

utility matrix. Δύο χρήστες είναι όμοιοι αν τα διανύσματά τους (οι αντίστοιχες γραμμές στον utility matrix) είναι κοντινά με βάση κάποια μετρική (π.χ., απόσταση συνημίτονου ή απόσταση Jaccard). Μία σύσταση για τον χρήστη U μπορεί να γίνει βρίσκοντας τους χρήστες που είναι όμοιοι με τον U (όπως μόλις περιγράφηκε) και προτείνοντας στον U προϊόντα που αρέσουν σε αυτούς τους χρήστες. Η διαδικασία προσδιορισμού των παρόμοιων χρηστών και σύστασης των προϊόντων που αρέσουν σε αυτούς τους παρόμοιους χρήστες λέγεται ***συνεργατικό φιλτράρισμα*** (collaborative filtering).

Παράδειγμα 3: Στο παράδειγμα αυτό θα χρησιμοποιηθεί ο Πίνακας 1. Τα δεδομένα του utility matrix είναι ελάχιστα προκειμένου να βγάλουμε αξιόπιστα συμπεράσματα, ωστόσο το περιορισμένο μέγεθος του συνόλου των δεδομένων θα συντελέσει ώστε να γίνουν φανεροί κάποιοι σκόπελοι στην επιλογή του μέτρου της απόστασης.

Παρατηρώντας τους χρήστες A και C, προκύπτει ότι υπάρχουν δύο ταινίες τις οποίες αξιολόγησαν και οι δύο, αλλά φαίνεται να έχουν εκ διαμέτρου αντίθετη άποψη για αυτές. Θα περίμενε κανείς από ένα καλό μέτρο απόστασης να κατατάξει τους χρήστες A και C αρκετά μακριά τον ένα από τον άλλο. Κάποια εναλλακτικά μέτρα απόστασης είναι τα ακόλουθα.

Απόσταση Jaccard

Η απόσταση Jaccard δύο συνόλων ορίζεται ως 1 μείον το πηλίκο του πληθάριθμου της τομής τους προς τον πληθάριθμο της ένωσής τους. Επομένως, σε αυτή την περίπτωση δε λαμβάνεται υπόψη η τιμή της βαθμολογίας της κάθε ταινίας, αλλά μόνο το ποιες ταινίες έχει αξιολογήσει ο κάθε χρήστης. Θα μπορούσε να φανταστεί κανείς ότι ο πίνακας παριστάνει αγορές ταινιών, και όπου υπάρχει μη κενό στοιχείο έχει πραγματοποιηθεί μια αγορά κατά το παρελθόν.

Ο A και ο B έχουν τομή μεγέθους 1 και ένωση μεγέθους 5, οπότε η ομοιότητά τους κατά Jaccard είναι 1/5 και η απόσταση Jaccard τους είναι 4/5, δηλαδή είναι πολύ μακριά ο ένας από τον άλλο. Ο A και ο C έχουν ομοιότητα 2/4, οπότε η απόστασή τους είναι 1/2. Έτσι, ο A φαίνεται να είναι εγγύτερα στον C από ό,τι στον B. Παρόλα αυτά, αυτό το συμπέρασμα είναι διαισθητικά λανθασμένο. Ο A και ο C διαφωνούν στις δύο ταινίες που είδαν από κοινού, ενώ στον A και στον B φαίνεται να άρεσε η μία ταινία που είδαν από κοινού.

Το γεγονός ότι οι τιμές των βαθμολογιών αγνοούνται κατά τον υπολογισμό της απόστασης δύο χρηστών καθιστά την απόσταση Jaccard αρκετά απλοϊκή και επομένως ακατάλληλη όταν η απώλεια αυτή της πληροφορίας είναι σημαντική για την εφαρμογή.

Απόσταση συνημίτονου

Η απόσταση συνημίτονου δύο διανυσμάτων ορίζεται ως το εσωτερικό γινόμενο των διανυσμάτων κανονικοποιημένο με το γινόμενο των μέτρων των διανυσμάτων (εκφρασμένων με την αντίστοιχη νόρμα). Για τον υπολογισμό της απόστασης συνημίτονου θα θεωρήσουμε

τα κενά στοιχεία ως μηδενικά (με τιμή 0). Αυτή η επιλογή βέβαια είναι αμφισβητήσιμη, αφού έχει ως αποτέλεσμα να θεωρούμε την απουσία βαθμολογίας ως πιο όμοια με μια κακή βαθμολογία από τον χρήστη παρά με μια καλή.

Η απόσταση συνημίτονου μεταξύ των χρηστών A και B είναι:

$$\cos(\hat{\theta}_{A,B}) = \frac{4 \cdot 5}{\sqrt{4^2 + 5^2 + 1^2} \cdot \sqrt{5^2 + 5^2 + 4^2}} = 0.380$$

Η απόσταση συνημίτονου μεταξύ των χρηστών A και C είναι:

$$\cos(\hat{\theta}_{A,C}) = \frac{5 \cdot 2 + 1 \cdot 4}{\sqrt{4^2 + 5^2 + 1^2} \cdot \sqrt{2^2 + 4^2 + 5^2}} = 0.322$$

Εφόσον ένα μεγαλύτερο (θετικό) συνημίτονο ισοδυναμεί με μικρότερη γωνία και, επομένως, μικρότερη απόσταση, συμπεραίνουμε ότι ο χρήστης A είναι ελαφρώς εγγύτερα στον B από ό,τι στον C.

Κανονικοποίηση των Βαθμολογιών

Αν τα στοιχεία του utility matrix κανονικοποιηθούν αφαιρώντας από κάθε βαθμολογία τη μέση βαθμολογία που δίνει ο συγκεκριμένος χρήστης, οι χαμηλές βαθμολογίες μετατρέπονται σε αρνητικούς αριθμούς και οι υψηλές βαθμολογίες σε θετικούς. Αν στη συνέχεια υπολογιστεί η απόσταση συνημίτονου, παρατηρείται ότι χρήστες με αντίθετες προτιμήσεις θα έχουν διανύσματα σε σχεδόν αντίθετες κατευθύνσεις και μπορούν να θεωρηθούν όσο πιο απομακρυσμένοι μεταξύ τους γίνεται, ενώ χρήστες με παρόμοιες απόψεις σχετικά με τις ταινίες που έχουν αξιολογήσει από κοινού θα έχουν μια σχετικά μικρή γωνία μεταξύ τους.

Ο utility matrix παίρνει τη μορφή που δείχνει ο Πίνακας 2.

	HP1	HP2	HP3	TW	SW1	SW2	SW3
A	2/3			5/3	-7/3		
B	1/3	1/3	-2/3				
C				-5/3	1/3	4/3	
D		0					0

Πίνακας 2: Ο utility matrix (Πίνακας 1) κανονικοποιημένος.
Από τα στοιχεία κάθε γραμμής έχει αφαιρεθεί η μέση τους τιμή.

Αξίζει να παρατηρηθεί ότι οι βαθμολογίες που είχε δώσει ο D έχουν στην πράξη εξαφανιστεί, επειδή ένα 0 είναι το ίδιο με ένα κενό στοιχείο κατά τον υπολογισμό της απόστασης συνημίτονου. Ο λόγος της εξαφάνισης των βαθμολογιών του D είναι ότι ο D είχε δώσει μόνο βαθμολογίες τιμής 3 και δε διαφοροποίησε τη βαθμολόγηση μεταξύ των ταινιών. Είναι επομένως αρκετά πιθανό ότι η γνώμη του D δε χρειάζεται να ληφθεί σοβαρά υπόψη, οπότε καλώς και εξαλείφθηκαν οι βαθμολογίες του.

Τώρα η απόσταση συνημίτονου μεταξύ των χρηστών A και B είναι:

$$\cos(\hat{\theta}_{\mathrm{A,B}}) = \frac{(2/3)\cdot(1/3)}{\sqrt{(2/3)^2+(5/3)^2+(-7/3)^2}\cdot\sqrt{(1/3)^2+(1/3)^2+(-2/3)^2}} = 0.092$$

Ενώ η απόσταση συνημίτονου μεταξύ των χρηστών A και C είναι:

$$\cos(\hat{\theta}_{\mathrm{A},C}) = \frac{(5/3)\cdot(-5/3)+(-7/3)\cdot(1/3)}{\sqrt{(2/3)^2+(5/3)^2+(-7/3)^2}\cdot\sqrt{(-5/3)^2+(1/3)^2+(4/3)^2}} = -0.559$$

Βλέπουμε ότι, με αυτό το μέτρο απόστασης, ο A και ο C είναι πολύ μακρύτερα ο ένας από τον άλλο απ' ό,τι ο A με τον B, και κανένα ζευγάρι δεν είναι πολύ κοντά. Και οι δύο αυτές παρατηρήσεις βγάζουν νόημα διαισθητικά, δεδομένου ότι ο A και ο C διαφωνούν στις δύο ταινίες που βαθμολόγησαν από κοινού, ενώ ο A και ο B έδωσαν παρόμοια βαθμολογία στη μία ταινία που βαθμολόγησαν από κοινού.

Δυϊκότητα της Ομοιότητας

Ο utility matrix μπορεί να θεωρηθεί ότι παρέχει πληροφορία είτε για τους χρήστες, είτε για τα προϊόντα, είτε και για τα δύο. Είναι σημαντικό να τονιστεί ότι οι τεχνικές που χρησιμοποιήθηκαν παραπάνω για την εύρεση παρόμοιων χρηστών μπορούν να χρησιμοποιηθούν πάνω στις στήλες του utility matrix για την εύρεση παρόμοιων προϊόντων. Στην πράξη όμως υπάρχουν δύο παράγοντες που διαταράσσουν αυτή τη συμμετρία:

1. Μπορεί να χρησιμοποιηθεί πληροφορία σχετικά με τους χρήστες για να προταθούν προϊόντα. Δηλαδή, δεδομένου ενός χρήστη, μπορεί να βρεθεί ένας αριθμός παρόμοιων χρηστών και οι συστάσεις να βασιστούν στις επιλογές που έχουν κάνει οι παρόμοιοι αυτοί χρήστες. Το ποιοι είναι αυτοί οι χρήστες χρειάζεται να υπολογιστεί μόνο μια φορά για τον χρήστη U, και έτσι εκτιμώνται οι τιμές για όλα τα κενά στοιχεία της γραμμής του U. Αντίθετα, αν χρησιμοποιηθεί η ομοιότητα προϊόντων, πρέπει να υπολογιστεί η ομοιότητα του προϊόντος με σχεδόν όλα τα άλλα προϊόντα προτού μπορέσουν να εκτιμηθούν οι τιμές για τη γραμμή του U.
2. Υπάρχει μια διαφορά στην τυπική συμπεριφορά χρηστών και προϊόντων, όσον αφορά την ομοιότητα. Διαισθητικά, τα προϊόντα μπορούν εύκολα να ταξινομηθούν σε απλές κατηγορίες. Για παράδειγμα, ένα μουσικό κομμάτι συνήθως ανήκει σε ένα και μοναδικό είδος. Είναι αδύνατο, π.χ., ένα μουσικό κομμάτι να είναι ταυτόχρονα rock του '60 και baroque του 1700. Από την άλλη πλευρά, υπάρχουν άτομα που τους αρέσει και το rock του '60 και το baroque του 1700, και που αγοράζουν κομμάτια που ανήκουν και στα δύο είδη μουσικής. Αυτό συνεπάγεται ότι είναι ευκολότερο να ανακαλυφθούν προϊόντα που είναι όμοια επειδή ανήκουν στο ίδιο είδος, παρά χρήστες που είναι όμοιοι επειδή τους αρέσει ένα είδος μουσικής από κοινού, επειδή στον κάθε χρήστη θα αρέσουν και κάποια άλλα είδη μουσικής για τα οποία δεν ενδιαφέρονται οι υπόλοιποι χρήστες.

Όποια μέθοδος κι αν επιλεγεί πάντως, είναι καλύτερο να προ-υπολογιστούν προτιμώμενα προϊόντα για κάθε χρήστη αντί να περιμένει κανείς μέχρι να χρειαστεί να λάβει μια απόφαση. Εφόσον ο utility matrix εξελίσσεται πολύ αργά στον χρόνο, γενικά αρκεί τα προτιμώμενα προϊόντα να υπολογίζονται σπάνια και να θεωρείται ότι μένουν σταθερά μεταξύ διαδοχικών υπολογισμών.

Συσταδοποίηση Χρηστών και Προϊόντων

Η δυσκολία αναγνώρισης ομοιότητας μεταξύ είτε χρηστών, είτε προϊόντων, οφείλεται στη λιγοστή πληροφορία που υπάρχει για ζευγάρια χρήστη-προϊόντος στον αραιό utility matrix. Ακόμα και αν δύο προϊόντα ανήκουν στο ίδιο είδος, είναι πιθανό ότι πολύ λίγοι χρήστες θα έχουν αγοράσει ή βαθμολογήσει και τα δύο. Ομοίως, ακόμα και αν σε δύο χρήστες αρέσει το ίδιο είδος, μπορεί τελικά να μην έχουν επιλέξει ή βαθμολογήσει κάποιο κοινό προϊόν.

Ένας τρόπος να αποφευχθεί αυτός ο σκόπελος είναι να δημιουργηθούν *συστάδες/ομάδες* (clusters) προϊόντων ή/και χρηστών. Με ιεραρχικό τρόπο, χρήστες/προϊόντα ομαδοποιούνται σε όλο και λιγότερες (άρα και ευρύτερες) ομάδες, ώστε κάθε ομάδα να έχει κάποια κοινά χαρακτηριστικά.

Παράδειγμα 4: Ο utility matrix των προηγούμενων παραδειγμάτων, αν ομαδοποιηθούν οι τρεις ταινίες του Harry Potter σε μία ομάδα με όνομα HP, και οι τρεις ταινίες Star Wars σε μια άλλη ομάδα με όνομα SW, είναι ο Πίνακας 3.

	HP	TW	SW
A	4	5	1
B	4.67		
C		2	4.5
D	3		3

Πίνακας 3: Ο utility matrix (Πίνακας 1) για χρήστες και συστάδες από προϊόντα.

Στη συνέχεια, στον ομαδοποιημένο ως προς τα προϊόντα πίνακα, μπορεί να εφαρμοστεί συσταδοποίηση ως προς τους χρήστες, οπότε θα προκύψει ένας πίνακας που θα συσχετίζει ομάδες χρηστών με ομάδες προϊόντων. Τα στοιχεία των νέων αυτών πινάκων προκύπτουν ως οι μέσες τιμές πάνω στα στοιχεία της κάθε ομάδας. Αυτή η διαδικασία μπορεί να επαναληφθεί οσεσδήποτε φορές, μέχρις ότου καταλήξουν να υπάρχουν ένας λογικός αριθμός από ομάδες χρηστών και προϊόντων.

Έχοντας συσταδοποιήσει προϊόντα ή/και χρήστες, μπορεί να εκτιμηθεί το στοιχείο (U, I) του αρχικού utility matrix, που αφορά τον χρήστη U και το προϊόν I, ως εξής:

Αρχικά, βρίσκονται οι ομάδες στις οποίες ανήκουν ο U και το I. Έστω ότι αυτές είναι οι ομάδες C και D αντίστοιχα.

- Αν το στοιχείο (C, D) στον ομαδοποιημένο utility matrix είναι μη κενό, χρησιμοποιείται αυτή η τιμή ως μια εκτίμηση για την τιμή του στοιχείου (U, I) του αρχικού utility matrix.

- Αν το στοιχείο (C, D) στον ομαδοποιημένο utility matrix είναι κενό, χρησιμοποιείται η μέθοδος που περιγράφηκε παραπάνω σε αυτό το υποκεφάλαιο για να εκτιμηθεί το στοιχείο χρησιμοποιώντας ομάδες παρόμοιες με τις C και D. Η τιμή που προκύπτει χρησιμοποιείται ως εκτίμηση για την τιμή του στοιχείου (U, I).

2.1.4 Μειονεκτήματα Κάθε Συστήματος

Τόσο τα συστήματα συστάσεων με βάση το περιεχόμενο, όσο και τα συνεργατικά συστήματα συστάσεων έχουν κάποια μειονεκτήματα.

Ένα αμιγώς content-based σύστημα έχει για παράδειγμα το πρόβλημα της υπερ-συγκεκριμενοποίησης. Όταν δηλαδή το σύστημα μπορεί μόνο να προτείνει προϊόντα σχετικά με το προφίλ του χρήστη, ο χρήστης περιορίζεται στο να βλέπει μόνο προϊόντα σχετικά με αυτά που έχει ήδη βαθμολογήσει [SKP16]. Επιπλέον, τέτοια συστήματα απαιτούν να γίνεται εξαγωγή χαρακτηριστικών (feature extraction), πράγμα που πολλές φορές δεν είναι εύκολο, είτε επειδή η εφαρμογή δεν παρέχει προφανή τέτοια χαρακτηριστικά, είτε επειδή για να εξαχθούν απαιτούνται ειδικές και κοστοβόρες τεχνικές. Τέλος, πρόβλημα αποτελεί και η εκμαίευση βαθμολόγησης από τον χρήστη. Συνήθως οι χρήστες δεν είναι πρόθυμοι να βαθμολογούν και η συλλογή βαθμολογιών είναι μια επίπονη διαδικασία. Εφόσον όμως οι βαθμολογίες που δίνουν οι χρήστες είναι ο μόνος παράγοντας που επηρεάζει την απόδοση, η έλλειψη πλήθους βαθμολογιών καθιστά πολύ δύσκολη την ικανοποιητική απόδοση των συστημάτων αυτών [BaS97].

Από την άλλη, ένα συνεργατικό σύστημα συστάσεων, που προτείνει στον χρήστη προϊόντα που άλλοι παρόμοιοι χρήστες έχουν επιλέξει, παρουσιάζει άλλου είδους προβλήματα. Ένα καινούργιο προϊόν καταρχάς δεν μπορεί με κανένα τρόπο να συσταθεί σε χρήστη μέχρις ότου κάποιος χρήστης το βαθμολογήσει ή προσδιορίσει με ποια άλλα προϊόντα είναι παρόμοιο. Έτσι, αν το πλήθος των χρηστών είναι πολύ μικρό σε σχέση με τον όγκο της πληροφορίας που υπάρχει στο σύστημα, τότε υπάρχει ο κίνδυνος ο utility matrix να γίνει υπερβολικά αραιός και τα προϊόντα που έχουν πιθανότητα να συσταθούν να περιοριστούν πάρα πολύ. Άλλο πρόβλημα προκύπτει όταν κάποιος χρήστης δεν έχει ενδιαφέροντα παρόμοια με κάποιον άλλο χρήστη στον πληθυσμό, οπότε σε εκείνον τον χρήστη θα παρέχονται ανεπιτυχείς συστάσεις [BaS97] [SKP16].

2.1.5 Μικτές Τεχνικές Συστάσεων

Όπως έγινε φανερό προηγουμένως, και τα δύο προαναφερθέντα είδη συστημάτων συστάσεων έχουν το καθένα από μόνο του σημαντικά μειονεκτήματα. Παρόλα αυτά, συστήματα που προσπαθούν να συνδυάσουν τους δύο παραπάνω τύπους καταφέρνουν να ξεπεράσουν αυτά τα προβλήματα σε μεγάλο βαθμό. Τα συστήματα αυτά, που συνδυάζουν content-based και

collaborative filtering, λέγονται ***συστήματα υβριδικών συστάσεων*** (hybrid recommendation systems).

Στα συστήματα υβριδικών συστάσεων, ένας χρήστης λαμβάνει συστάσεις προϊόντων που είτε βρίσκονται «κοντά» στα ενδιαφέροντα/στις προηγούμενες επιλογές του ίδιου (όπως στο content-based filtering), είτε έχουν λάβει υψηλή βαθμολογία από ένα χρήστη με παρόμοιο προφίλ. Έτσι, αφενός μεν, κάνοντας συνεργατικές συστάσεις χρησιμοποιείται η εμπειρία των άλλων χρηστών και οι συστάσεις δεν περιορίζονται μόνο στα όμοια προϊόντα με αυτά που έχει ήδη διαλέξει ο χρήστης. Αφετέρου δε, κάνοντας συστάσεις με βάση το περιεχόμενο, μπορούν να παρουσιαστούν και προϊόντα που δεν έχουν δει άλλοι χρήστες (γενικά όμοιοι με τον χρήστη στον οποίο γίνονται οι συστάσεις). Τα καινούργια προϊόντα δεν αποτελούν πια πρόβλημα, καθώς λαμβάνονται υπόψη από το content-based σκέλος. Παράλληλα, ένας χρήστης με πολύ ιδιαίτερα ενδιαφέροντα θα μπορεί επίσης να βρει προϊόντα που τον ενδιαφέρουν μέσω του content-based σκέλους [BaS97].

Συνοπτικά, τα συστήματα υβριδικών συστάσεων πλεονεκτούν σε σχέση με τα content-based και collaborative συστήματα όταν το καθένα λειτουργεί μόνο του, γιατί συνδυάζει τα δύο σκέλη, και το ένα σκέλος αντιμετωπίζει τα προβλήματα του άλλου. Αυτός είναι και ο λόγος που στην πράξη τα συστήματα συστάσεων που χρησιμοποιούνται είναι υβριδικά.

2.1.6 Άλλες Τεχνικές Συστάσεων

Πέρα από τις τεχνικές που βασίζονται σε φιλτράρισμα του περιεχομένου και συνεργατικό φιλτράρισμα, υπάρχουν και τεχνικές διαφορετικής φιλοσοφίας. Στη συνέχεια, παρουσιάζονται δύο τέτοια παραδείγματα.

PathMining

Ο αλγόριθμος συστάσεων PathMining [LLP15] βασίζεται σε γραφο-θεωρητική αναπαράσταση των δεδομένων. Ο συγκεκριμένος αλγόριθμος προσπαθεί να ενοποιήσει την πληροφορία από τις βαθμολογίες που έχουν δώσει οι χρήστες με σημασιολογικές σχέσεις μεταξύ των οντοτήτων (χρηστών ή/και προϊόντων). Ένας τέτοιος γράφος μπορεί να έχει κόμβους *USER, MOVIE, ACTOR, DIRECTOR* και ακμές $USER \xrightarrow{liked} MOVIE$, $MOVIE \xrightarrow{directedBy} DIRECTOR$, $MOVIE \xrightarrow{starring} ACTOR$, κ.λπ. Ένα μονοπάτι σύστασης μπορεί να είναι $USER \xrightarrow{liked} MOVIE \xrightarrow{actedIn^{-1}} ACTOR \xrightarrow{actedIn} MOVIE$, όπου ο εκθέτης -1 δηλώνει αντίστροφη σχέση. Βλέπουμε ότι το συγκεκριμένο μονοπάτι βασίζεται σε content-based filtering. Αντίστοιχα, το μονοπάτι σύστασης $USER \xrightarrow{liked} MOVIE \xrightarrow{liked^{-1}} ACTOR \xrightarrow{liked} MOVIE$ είναι ένα παράδειγμα σύστασης βασισμένης σε συνεργατικό φιλτράρισμα. Έτσι, η εύρεση κατάλληλων συστάσεων για ένα χρήστη ανάγεται στην ανακάλυψη τέτοιων μονοπατιών.

Το Σύστημα Συστάσεων του YouTube

Μια διαφορετική και πολύ ενδιαφέρουσα προσέγγιση ακολουθείται από το σύστημα συστάσεων του YouTube, όπως περιγράφεται στα [DLS10] και [BSS08]. Σύμφωνα με τις εργασίες αυτές, στο YouTube, όπου τα «προϊόντα» του συστήματος είναι βίντεο, γίνεται χρήση των ***συν-θεάσεων*** (co-views) των βίντεο για να παραχθούν συστάσεις. Ένα βίντεο λαμβάνει ένα co-view όταν έχει παρακολουθηθεί από δύο διαφορετικούς χρήστες μέσα σε ένα ορισμένο (χρονικό) παράθυρο. Στη συνέχεια, κατασκευάζεται ο γράφος των co-views, στον οποίο ένα βίντεο συνδέεται με ένα άλλο με βάρος όσα και τα co-views των δύο βίντεο. Ο γράφος των co-views ανανεώνεται συνεχώς καθώς οι χρήστες αλληλεπιδρούν με το YouTube και παράγονται νέα δεδομένα.

Η πορεία που ακολουθείται προκειμένου να παραχθούν συστάσεις για έναν χρήστη είναι η εξής: Ορίζεται μια απεικόνιση που απεικονίζει κάθε βίντεο σε βίντεο σχετικά με αυτό. Η απεικόνιση γίνεται με βάση τον αριθμό των co-views, κανονικοποιημένο κατάλληλα. Με τη βοήθεια αυτής της απεικόνισης, υπολογίζονται τα βίντεο που σχετίζονται με τα βίντεο που ήδη έχει δει ο χρήστης. Ακολούθως, υπολογίζονται, με τη βοήθεια του γράφου των co-views, βίντεο που σχετίζονται με τα παραπάνω σε 1, 2, …, T βήματα (για κάποιο T). Έτσι, προκύπτει ένα σύνολο προς σύσταση βίντεο. Τα στοιχεία του συνόλου αυτού ταξινομούνται με τη βοήθεια κάποιων συναρτήσεων βάρους που συνδυάζουν το πόσο εκτιμάται ότι θα αρέσει το βίντεο στον χρήστη, το πόσο σχετίζεται με τα βίντεο που ήδη έχει δει ο χρήστης, καθώς και τον στόχο τα βίντεο που θα προταθούν να παρουσιάζουν μια ποικιλία. Τέλος, τα πρώτα στοιχεία του ταξινομημένου αυτού συνόλου παρουσιάζονται στον χρήστη.

2.2 Χρήση Υπερβολικής Γεωμετρίας στην Ανάλυση Δεδομένων και Εφαρμογή στα Συστήματα Συστάσεων

Την τελευταία δεκαετία, τα κοινωνικά δίκτυα, καθώς και πολλά άλλα *σύνθετα δίκτυα* (complex networks), έχουν συμβάλει στην παραγωγή τεράστιου όγκου δεδομένων και στη δραματική αύξηση της πολυπλοκότητας ανάλυσής τους [KSP13]. Τα δεδομένα αυτής της κλίμακας καλούνται **Μεγάλα Δεδομένα** (Big Data) [SMR12] και η ανάλυσή τους **Ανάλυση Μεγάλων Δεδομένων** (Big Data Analytics) [GYL16]. Παρόλη την προσπάθεια που έχει καταβληθεί για την αποτελεσματική διαχείριση και ανάλυση Μεγάλων Δεδομένων, μπορεί να πει κανείς ότι η αντίστοιχη ερευνητική περιοχή βρίσκεται μόλις στο ξεκίνημά της. Ιδιαίτερα όσον αφορά τα δεδομένα που προέρχονται από υπηρεσίες *σύννεφου* (cloud) και από σύνθετα δίκτυα, ή δεδομένα που εκφράζουν κάποιες συσχετίσεις μεταξύ οντοτήτων και εύκολα μπορούν να μετατραπούν σε μια δικτυωμένη μορφή, θα χρειαστούν ριζικά νέες προσεγγίσεις,

ώστε να εξασφαλιστεί η κλιμακωσιμότητα, η αποδοτικότητα και η μακροπρόθεσμη αξία των αναλύσεων, συγκρίνοντας με τις τωρινές προσεγγίσεις.

Για αυτό τον σκοπό, η υπερβολική γεωμετρία καλείται να διαδραματίσει καθοριστικό ρόλο, καλύπτοντας σημαντικά κενά στον αντίστοιχο ερευνητικό και επιχειρησιακό χώρο. Ο υπερβολικός χώρος, αντίθετα με τον Ευκλείδειο, παρουσιάζει εκθετικά χαρακτηριστικά ως προς την κλίμακα, που ταιριάζουν καλά με τις απαιτήσεις οι οποίες τίθενται από τα Μεγάλα Δεδομένα. Επίσης, ο υπερβολικός χώρος ταιριάζει με τη δομή των Μεγάλων Δεδομένων, αφού πολύ συχνά αυτά σχηματίζουν ένα γράφο *ελεύθερης κλίμακας* (scale-free) [BaA99], μια δενδροειδή ή γενικότερα μια εκθετικού τύπου τοπολογία. Οι ιδιότητες αυτές χρησιμοποιούνται στο πλαίσιο (framework) που περιγράφεται στο [SKP16] με τον τίτλο **«Υπερβολικό» Πλαίσιο Ανάλυσης Δεδομένων** (Hyperbolic Data Analytics Framework). Μεγάλα δίκτυα ή διασυνδεδεμένα δεδομένα ενσωματώνονται στον υπερβολικό μετρικό χώρο, επιτρέποντας καλύτερη κλιμάκωση και πιο αποδοτική ανάλυση σε πολλά πεδία εφαρμογών. Μία από τις εφαρμογές αυτές είναι και τα συστήματα συστάσεων. Αυτό ακριβώς φιλοδοξεί να κάνει και η παρούσα εργασία: να παρουσιάσει ένα αποδοτικό σύστημα συστάσεων ως εφαρμογή του «Υπερβολικού» Πλαισίου Ανάλυσης Δεδομένων.

Η κύρια ιδέα πίσω από το «Υπερβολικό» Πλαίσιο Ανάλυσης Δεδομένων είναι ότι ο υπερβολικός χώρος, με τις ιδιότητές του όσον αφορά την κλιμάκωσιμότητά του, ταιριάζει με τις απαιτήσεις των Μεγάλων Δεδομένων σχετικά με τον όγκο, την ταχύτητα αύξησης και την ποικιλία. Ο όγκος στον υπερβολικό χώρο αυξάνεται εκθετικά, σε αντίθεση με τον Ευκλείδειο, όπου αυξάνεται πολυωνυμικά. Έτσι, περισσότερα δεδομένα μπορούν να φιλοξενηθούν σε λιγότερο όγκο (λιγότερες διαστάσεις), εξοικονομώντας πόρους και διατηρώντας παράλληλα τη δυνατότητα ανάλυσής τους. Επίσης, δίκτυα αυθαίρετου μεγέθους μπορούν να ενσωματωθούν σε υπερβολικούς χώρους χαμηλής διάστασης (ακόμα και δισδιάστατους), χωρίς να θυσιαστεί σημαντική πληροφορία όσον αφορά την επικοινωνία εντός του δικτύου, τη δρομολόγηση και τη δομή (π.χ., δομή scale-free).

Μία παρατήρηση-κλειδί είναι ότι τα διασυνδεδεμένα δεδομένα συχνά τείνουν να σχηματίζουν τοπολογίες scale-free. Για παράδειγμα, δεδομένα που προέρχονται από online κοινωνικά δίκτυα όπως το Facebook ή το Twitter, έχουν κατά κόρον δομή scale-free. Τα scale-free δίκτυα χαρακτηρίζονται από ετερογένεια όσον αφορά τον βαθμό των κόμβων, εξαιτίας της *κατανομής δύναμης* (power-law) που ακολουθεί ο βαθμός κόμβου, έχοντας έτσι μια δενδροειδή οργάνωση [BaA99]. Από την άλλη πλευρά, η εκθετική αύξηση του μήκους ενός κύκλου και του εμβαδού ενός κυκλικού δίσκου με την αύξηση της ακτίνας στον υπερβολικό χώρο συμπίπτει με την εκθετική αύξηση του αριθμού των κόμβων ενός δέντρου όσο απομακρυνόμαστε από τον κόμβο-ρίζα. Επομένως, η δενδροειδής οργάνωση των scale-free τοπολογιών ταιριάζει πολύ καλά με τον υπερβολικό χώρο – αφού η υπερβολική

γεωμετρία είναι η γεωμετρία των δέντρων – και επιτρέπει πολύ ευκολότερη ανάλυση από πολλές απόψεις.

Το «Υπερβολικό» Πλαίσιο Ανάλυσης Δεδομένων, όπως αναφέρθηκε, μπορεί να φανεί χρήσιμο στη δημιουργία ενός συστήματος συστάσεων. Αυτό μπορεί να επιτευχθεί ως εξής: Αρχικά τα δεδομένα σχετικά με τους χρήστες και τα προϊόντα δημιουργούν μια συγκεκριμένη τοπολογία δικτύου (γράφο). Στη συνέχεια, αυτό το δίκτυο ενσωματώνεται στον υπερβολικό χώρο και το πρόβλημα εύρεσης κατάλληλων συστάσεων για ένα χρήστη μεταφράζεται σε ένα πρόβλημα εύρεσης (συντομότερων) μονοπατιών από τα προϊόντα που ο χρήστης έχει αρχικά επιλέξει προς κάποιο/κάποια προϊόντα-προορισμούς. Το μονοπάτι βρίσκεται προσεγγιστικά κάνοντας χρήση μιας τεχνικής ιδιαίτερα αποδοτικής πάνω σε scale-free δίκτυα: της άπληστης δρομολόγησης (greedy routing) [KSP13]. Έτσι, παράγονται συστάσεις προϊόντων για διάφορους χρήστες με ένα τρόπο φαινομενικά πολύ διαφορετικό από τους προαναφερθέντες. Για το λόγο αυτό, στη συνέχεια θα γίνει εκτενής αναφορά στο απαραίτητο θεωρητικό υπόβαθρο, ώστε να γίνει κατανοητός ο μηχανισμός, αλλά και η δύναμη αυτού του τρόπου παραγωγής συστάσεων.

3

Θεωρητικό Υπόβαθρο

Στο κεφάλαιο αυτό θα παρουσιαστεί το θεωρητικό υπόβαθρο που είναι απαραίτητο ώστε να κατανοηθούν τα όσα θα γραφούν στη συνέχεια σχετικά με το σύστημα συστάσεων που αναπτύχθηκε και τον τρόπο λειτουργίας του. Το υπόβαθρο αυτό έχει δύο σκέλη. Το πρώτο σκέλος αφορά στην ενσωμάτωση ενός γράφου σε ένα μετρικό χώρο γενικά και ειδικότερα τον Ευκλείδειο και τον υπερβολικό. Το δεύτερο σκέλος αφορά στην τεχνική της γεωγραφικής δρομολόγησης, τόσο με τη μορφή της άπληστης δρομολόγησης, όσο και με άλλες μορφές. Και τα δύο αυτά σκέλη είναι καθοριστικά για την κατανόηση του μηχανισμού του συστήματος συστάσεων, αφού χρησιμοποιούνται το καθένα σε διαφορετικές φάσεις κατά την προσπάθεια παραγωγής συστάσεων.

3.1 Μετρικοί Χώροι

Ένας μετρικός χώρος είναι ένα σύνολο σημείων/στοιχείων, για το οποίο οι αποστάσεις μεταξύ όλων των στοιχείων του είναι καλώς ορισμένες. Οι αποστάσεις αυτές συγκεντρωτικά σχηματίζουν μια **μετρική** πάνω στο σύνολο. Ο πιο γνωστός μετρικός χώρος είναι ο Ευκλείδειος τρισδιάστατος χώρος.

Ορισμός 1 [And05]: Ένας **μετρικός χώρος** (metric space) είναι ένα διατεταγμένο ζεύγος (M,d), όπου M είναι ένα σύνολο και d μια μετρική πάνω στο M, δηλαδή μια συνάρτηση

$$d : M \times M \to \mathbb{R}$$

τέτοια ώστε για κάθε $x, y, z \in M$ να ισχύουν τα ακόλουθα:

1. $d(x,y) \geq 0$
2. $d(x,y) = 0 \Leftrightarrow x = y$
3. $d(x,y) = d(y,x)$
4. $d(x,z) \leq d(x,y) + d(y,z)$

Η πρώτη συνθήκη μπορεί να προκύψει από τις άλλες τρεις.

Παραδείγματα μετρικών χώρων:

- Οι πραγματικοί αριθμοί με τη συνάρτηση απόστασης $d(x,y) = |y - x|, \ \forall \ x, y \in \mathbb{R}$
- Ο Ευκλείδειος *n*-διάστατος χώρος $\mathbb{R}^n$ με την Ευκλείδεια απόσταση.
- Ο υπερβολικός *n*-διάστατος χώρος $\mathbb{H}^n$ κατάλληλα ορισμένη απόσταση (θα οριστεί στη συνέχεια).
- Κάθε συνδεδεμένη πολλαπλότητα Riemann M μπορεί να γίνει μετρικός χώρος αν ορίσουμε την απόσταση δύο σημείων ως το infimum των μηκών των μονοπατιών που τα συνδέουν.
- Αν $G = (V, E)$ είναι ένας μη κατευθυνόμενος συνδεδεμένος γράφος, τότε το σύνολο V των κορυφών του G μπορεί να γίνει μετρικός χώρος αν ορίσουμε $d(x, y)$ να είναι το μήκος του συντομότερου μονοπατιού που συνδέει τις κορυφές x και y.

3.2 Στοιχεία Θεωρίας Γραφημάτων

Ορισμός 2: Ένας **γράφος** (graph) είναι ένα διατεταγμένο ζεύγος $G = (V, E)$, όπου V είναι ένα μη κενό σύνολο (σύνολο κορυφών) και $E \subseteq V \times V$ μια διμελής σχέση πάνω στο V (σύνολο ακμών).

Ορισμός 3: Ένας γράφος $G = (V, E)$ λέγεται **μη κατευθυνόμενος** (undirected) αν η σχέση E είναι συμμετρική.

Ορισμός 4: Ένας γράφος $G = (V, E)$ λέγεται **πεπερασμένος** (finite) αν τα σύνολα V και E είναι πεπερασμένα.

Ορισμός 5: Ένας μη κατευθυνόμενος γράφος $G = (V, E)$ λέγεται **συνδεδεμένος** (connected) αν για δύο οποιεσδήποτε κορυφές του υπάρχει μονοπάτι που τις συνδέει.

Ορισμός 6: **Βαθμός** (degree) ενός κόμβου λέγεται το πλήθος των γειτόνων του κόμβου (ή, εναλλακτικά, το πλήθος των ακμών οι οποίες έχουν ως ένα άκρο τους τον κόμβο).

Ορισμός 7: **Διαδρομή** (route) σε ένα γράφο λέγεται μια ακολουθία κορυφών και ακμών του, στην οποία διαδοχικές κορυφές συνδέονται μεταξύ τους με ακμές.

Ορισμός 8: **Μονοπάτι** (path) σε ένα γράφο λέγεται μια διαδρομή χωρίς επαναλαμβανόμενες κορυφές.

Ορισμός 9: **Υπογράφος** (subgraph) ενός γράφου G λέγεται ένας γράφος που σχηματίζεται από ένα υποσύνολο των κορυφών του G και ένα υποσύνολο των ακμών του G.

3.3 Υπερβολική Γεωμετρία

Σε αυτή την ενότητα γίνεται μια ανασκόπηση των βασικών εννοιών της υπερβολικής γεωμετρίας. Βασικές πηγές αποτελούν τα [And05] [Thu80].

Η υπερβολική γεωμετρία, ή αλλιώς γεωμετρία του Lobachevsky, είναι μια μη-Ευκλείδεια γεωμετρία. Σε αυτήν, το πέμπτο αίτημα (το αίτημα της μοναδικής παραλλήλου) της Ευκλείδειας γεωμετρίας, αντικαθίσταται από το εξής:

Για κάθε ευθεία *L* και για κάθε σημείο *P* που δεν ανήκει στην *L*, στο επίπεδο που περιέχει και την ευθεία *L* και το σημείο *P* υπάρχουν τουλάχιστον δύο διακριτές ευθείες που διέρχονται από το *P* και που δεν τέμνουν την *L*.

Δηλαδή, από σημείο εκτός ευθείας άγονται τουλάχιστον δύο παράλληλες προς την ευθεία. Στην πραγματικότητα, άγονται άπειρες παράλληλες.

Ο υπερβολικός χώρος έχει σταθερή αρνητική καμπυλότητα (συνήθως θεωρείται ίση με -1), σε αντίθεση με τον Ευκλείδειο, που έχει σταθερή καμπυλότητα 0.

Μπορούν να κατασκευαστούν μοντέλα του υπερβολικού χώρου που να είναι ενσωματώσιμα σε ένα Ευκλείδειο χώρο. Υπάρχουν διάφορα μοντέλα, όπως το μοντέλο του Klein, το μοντέλο του υπερβολοειδούς, το μοντέλο δίσκου του Poincaré και το μοντέλο ημιεπιπέδου του Poincaré [And05] [Thu80] [KPK10]. Για οποιαδήποτε από αυτά τα μοντέλα υπάρχει διαθέσιμος μετασχηματισμός προς οποιοδήποτε άλλο μοντέλο, ο οποίος διατηρεί όλες τις γεωμετρικές ιδιότητες του χώρου, οπότε τα παραπάνω μοντέλα του υπερβολικού χώρου είναι ισομετρικά.

Για τις ανάγκες της παρούσας εργασίας είναι χρήσιμα μόνο το μοντέλο του υπερβολοειδούς και το μοντέλο δίσκου του Poincaré, οπότε και θα περιγραφούν στη συνέχεια.

- Το μοντέλο του υπερβολοειδούς (hyperboloid model)

Το μοντέλο του υπερβολοειδούς θεωρεί τον υπερβολικό χώρο σαν ένα υπερβολοειδές στον $\mathbb{R}^{n+1} = \{(x_0,...,x_n) \mid x_i \in \mathbb{R},\ i = 0,1,...n\}$. Το υπερβολοειδές είναι ο εξής γεωμετρικός τόπος:

$$\mathbb{H}^n = \{(x_0,...,x_n) \in \mathbb{R}^{n+1} \mid x_0^2 - x_1^2 - ... - x_n^2 = 1,\ x_0 > 0\}$$

Σε αυτό το μοντέλο, μια ευθεία είναι η καμπύλη που σχηματίζεται από την τομή του $\mathbb{H}^n$ με ένα επίπεδο του $\mathbb{R}^{n+1}$ που διέρχεται από την αρχή των αξόνων.

Η απόσταση δύο σημείων $(x_1,...,x_n)$, $(y_1,...,y_n)$ σε αυτό το μοντέλο δίνεται από τον τύπο [ZSZ11]:

$$d(x,y) = \arccos h(\sqrt{(1+\sum_{i=1}^{n} x_i^2)(1+\sum_{i=1}^{n} y_i^2)} - \sum_{i=1}^{n} x_i y_i) \cdot |c|$$

όπου c η καμπυλότητα του υπερβολικού χώρου.

- Το μοντέλο μπάλας του Poincaré (Poincaré ball model)

Το μοντέλο μπάλας του Poincaré προκύπτει από μια στερεογραφική προβολή του υπερβολοειδούς πάνω στο υπερεπίπεδο $\{x_0 = 0\}$. Αναλυτικότερα, έστω το σημείο $S(-1,0,...0)$ του $\mathbb{R}^{n+1}$. Για κάθε σημείο P πάνω στο υπερβολοειδές $\mathbb{H}^n$, έστω P^* το μοναδικό σημείο τομής της ευθείας SP με το επίπεδο $\{x_0 = 0\}$. Ο γεωμετρικός τόπος των σημείων P^* σχηματίζει την μπάλα του Poincaré:

$$B^n = \{(x_1,...x_n) \in \mathbb{R}^n \mid x_1^2 + ... + x_n^2 < 1\}$$

πάνω στο επίπεδο $\{x_0 = 0\}$.

Στις δύο διαστάσεις, η μπάλα του Poincaré αντιστοιχεί στον μοναδιαίο δίσκο:

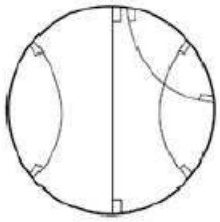
$$D = \{z \in \mathbb{C} \mid |z| < 1\}$$

Η απόσταση δύο σημείων z_1, z_2 σε αυτό το μοντέλο δίνεται από τον τύπο [CvC09]:

$$d(z_1,z_2) = \arccos h(\frac{2|z_1 - z_2|^2}{(1-|z_1|^2)(1-|z_2|^2)} + 1)$$

Ο κύκλος $\partial D = \{z \in \mathbb{C} \mid |z| = 1\}$ αναπαριστά το άπειρο σε αυτό το μοντέλο.

Επίσης, στο μοντέλο αυτό, το συντομότερο υπερβολικό μονοπάτι μεταξύ δύο σημείων είτε είναι κομμάτι της διαμέτρου του D, είτε ανήκει σε ένα Ευκλείδειο κύκλο στο D κάθετο στο σύνορο ∂D, όπως φαίνεται στο Σχήμα 2.



Σχήμα 2: Τα συντομότερα μονοπάτια στο μοντέλο δίσκου του Poincaré.

3.4 Ενσωμάτωση Γράφου σε Μετρικό Χώρο

Ορισμός 10 [CvC09]: Έστω M ένας μετρικός χώρος. Δεδομένου ενός συνδεδεμένου πεπερασμένου γράφου G με σύνολο κορυφών V, μια **ενσωμάτωση** (embedding) του G στον M είναι μια απεικόνιση $C(G): V \to M$ που αναθέτει σε κάθε κορυφή $v \in V$ μια εικονική συντεταγμένη $C(v)$.

3.4.1 Είδη Ενσωμάτωσης

Η ανάθεση συντεταγμένων στους κόμβους μπορεί είτε να γίνει εντελώς τυχαία, είτε να ακολουθεί κάποιους κανόνες. Στη συνέχεια, θα εξεταστούν κάποιες παραλλαγές.

1. **Άπληστη Ενσωμάτωση**

Ορισμός 11 [PaR05]: Μια **άπληστη ενσωμάτωση** (greedy embedding) ενός μη κατευθυνόμενου γράφου $G = (V, E)$ σε ένα μετρικό χώρο M με συνάρτηση απόστασης d είναι μια απεικόνιση $f: V \to M$ με την ακόλουθη ιδιότητα: για κάθε ζεύγος διακριτών κορυφών $s, t \in V(G)$, υπάρχει μια κορυφή u γειτονική στην s τέτοια ώστε $d(f(u), f(t)) < d(f(s), f(t))$.

Δηλαδή, αν για οποιουσδήποτε δύο κόμβους s και t υπάρχει ένας γείτονας του s που είναι πιο κοντά στον t απ' ό,τι είναι ο s, τότε αυτή η ενσωμάτωση λέγεται **άπληστη ενσωμάτωση** (greedy embedding).

Οι Παπαδημητρίου και Ratajczak το 2005 διατύπωσαν το παρακάτω Θεώρημα ως εικασία. Το Θεώρημα πράγματι αποδείχθηκε το 2010 από τους Leighton και Moitra [LeM10].

Θεώρημα: Κάθε γράφος που περιέχει έναν 3-συνδεδεμένο[1] επίπεδο[2] υπογράφο έχει μια άπληστη ενσωμάτωση.

Η άπληστη ενσωμάτωση προσφέρεται ώστε να εφαρμοστεί αποτελεσματικά άπληστη δρομολόγηση, η οποία θα περιγραφεί στη συνέχεια αυτού του κεφαλαίου.

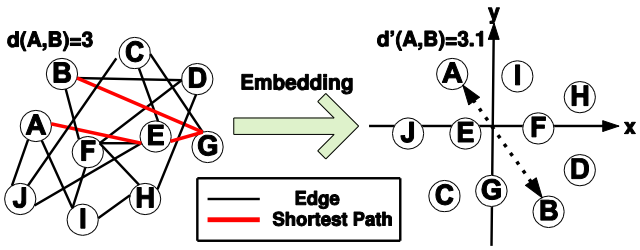
---

[1] Ένας γράφος λέγεται ***k*-συνδεδεμένος** (*k*-connected) αν δεν υπάρχει σύνολο *k*-1 κορυφών του, η αφαίρεση του οποίου να κάνει τον γράφο μη συνδεδεμένο.

[2] Ένας γράφος λέγεται **επίπεδος** (planar), αν μπορεί να σχεδιαστεί πάνω σε ένα επίπεδο χωρίς κάποια ακμή του να τέμνει κάποια άλλη.

2. Ενσωμάτωση Rigel

Στην ενσωμάτωση Rigel [ZSZ11], ανατίθενται συντεταγμένες σε κάθε κόμβο τέτοιες ώστε η απόστασή του με τη μετρική του χώρου από οποιονδήποτε άλλο κόμβο να είναι περίπου ίση με το πραγματικό μήκος του συντομότερου μονοπατιού στον αρχικό γράφο. Στο Σχήμα 3 για παράδειγμα, η ελάχιστη απόσταση μεταξύ των κόμβων A και B είναι 3 στον γράφο, και η Ευκλείδεια απόσταση μεταξύ των συντεταγμένων τους είναι 3.1.



Σχήμα 3: Παράδειγμα ενσωμάτωσης γράφου στον Ευκλείδειο χώρο. Η ελάχιστη απόσταση μεταξύ των κόμβων A και B είναι 3 στον γράφο, και η Ευκλείδεια απόσταση μεταξύ των συντεταγμένων τους είναι 3.1.

Αυτό επιτυγχάνεται ως εξής: Αρχικά επιλέγονται κάποιοι κόμβοι ως *σημεία αναφοράς* (landmarks), υπολογίζονται για αυτούς τα δέντρα συντομότερων μονοπατιών προς όλους τους άλλους κόμβους και ενσωματώνονται στον μετρικό χώρο χρησιμοποιώντας μεθόδους βελτιστοποίησης, έτσι ώστε οι αποστάσεις μεταξύ τους στον αρχικό γράφο να διατηρούνται κατά το δυνατόν και στον ενσωματωμένο γράφο. Ακολούθως, για τους υπόλοιπους κόμβους εφαρμόζεται μια μέθοδος γραμμικού προγραμματισμού, η Simplex [PaS82], ώστε να τους ανατεθούν συντεταγμένες που βελτιστοποιούν τις αποστάσεις τους από τα σημεία αναφοράς.

3. Ενσωμάτωση HyperMap

Η ενσωμάτωση HyperMap [PPK15] θεωρεί μοντελοποίηση των σύνθετων δικτύων ως τυχαίους γεωμετρικούς γράφους [Pen03]. Κατά την εκτέλεσή της, στους κόμβους του δικτύου ανατίθεται μια ακτινική και μια γωνιακή συντεταγμένη. Η ακτινική συντεταγμένη αντιστοιχεί στη «δημοτικότητα» του κόμβου. Όσο μικρότερη είναι, τόσο πιο δημοφιλής είναι ο κόμβος και τόσο πιο πιθανό είναι να προσελκύσει νέες συνδέσεις. Η γωνιακή απόσταση μεταξύ δύο κόμβων αντανακλά την ομοιότητά τους. Όσο μικρότερη είναι αυτή η απόσταση, τόσο πιο όμοιοι είναι οι κόμβοι και τόσο πιο πιθανό είναι ότι θα είναι συνδεδεμένοι. Με αυτόν τον τρόπο, η υπερβολική απόσταση γίνεται ένας τρόπος αναπαράστασης με μία μετρική του συνδυασμού της ακτινικής «δημοτικότητας» και της γωνιακής ομοιότητας. Η πιθανότητα σύνδεσης δύο κόμβων είναι φθίνουσα συνάρτηση της υπερβολικής τους

απόστασης, το οποίο σημαίνει ότι νέες συνδέσεις γίνονται βελτιστοποιώντας κάποιες ισορροπίες (trade-offs) μεταξύ «δημοτικότητας» και ομοιότητας.

Η μέθοδος αρχικά αποσυναρμολογεί το δίκτυο προς ενσωμάτωση σε ασύνδετους κόμβους. Έπειτα, επεξεργάζεται ένα-ένα κόμβο με κάποια σειρά: του αναθέτει κάποια ακτινική συντεταγμένη, και κατόπιν μια γωνιακή μεγιστοποιώντας μια εκτιμήτρια μέγιστης πιθανοφάνειας, η οποία εκτιμά την πιθανότητα δημιουργίας μιας νέας σύνδεσης όταν ο κόμβος έχει αυτή τη γωνιακή συντεταγμένη, δεδομένης της ακτινικής συντεταγμένης του και του ήδη σχηματισθέντος δικτύου. Έτσι, στο τέλος, ολόκληρο το δίκτυο ενσωματώνεται στον υπερβολικό χώρο.

Στη συνέχεια, θα χρησιμοποιηθούν μόνο οι ειδικές περιπτώσεις όπου $M = \mathbb{R}^n$ και $M = \mathbb{H}^n$.

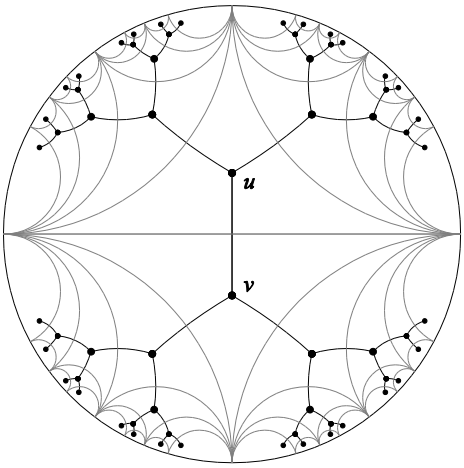
3.4.2 Ενσωμάτωση στον Ευκλείδειο Χώρο

Κατά την ενσωμάτωση ενός γράφου στον Ευκλείδειο χώρο $\mathbb{R}^n$, ανατίθεται σε κάθε κορυφή του γράφου ένα διάνυσμα *n* συντεταγμένων. Αν μιλάμε για τον δισδιάστατο Ευκλείδειο χώρο $\mathbb{R}^2$ (το επίπεδο), κάθε κόμβος i αποκτά συντεταγμένες (x_i, y_i).

Ουσιαστικά, μια ενσωμάτωση ενός γράφου στο επίπεδο δεν είναι τίποτα άλλο παρά αυτό που κάνει κανείς όταν σχεδιάζει ένα γράφο πάνω στο χαρτί.

3.4.3 Ενσωμάτωση στον Υπερβολικό Χώρο

Αντίστοιχα με τον Ευκλείδειο χώρο, μπορεί να γίνει ενσωμάτωση ενός γράφου στον υπερβολικό χώρο, και ειδικότερα στο υπερβολικό επίπεδο. Φυσικά, η σχεδίαση ενός τέτοιου ενσωματωμένου γράφου δεν μπορεί να γίνει πιστά, όπως έγινε με τον Ευκλείδειο χώρο. Ένα παράδειγμα ενσωμάτωσης γράφου στον υπερβολικό χώρο φαίνεται στο Σχήμα 4.



Σχήμα 4: Ενσωμάτωση ενός 3-κανονικού δέντρου (δηλαδή ενός δέντρου στο οποίο όλοι οι κόμβοι έχουν βαθμό 3) στον δίσκο του Poincaré.

3.4.4 Σύγκριση Ενσωμάτωσης σε Ευκλείδειο και Υπερβολικό Χώρο

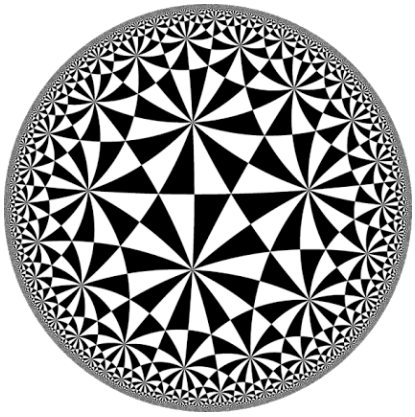
Αφού δόθηκε ο ορισμός του υπερβολικού χώρου και έγινε μια συνοπτική περιγραφή για δύο από τα μοντέλα του, πλέον μπορεί να παρουσιαστεί ο λόγος που ο υπερβολικός χώρος υπερτερεί του Ευκλείδειου για εφαρμογές όπως η ενσωμάτωση, αλλά και γενικότερα εφαρμογές που εμπίπτουν στο «Υπερβολικό» Πλαίσιο Ανάλυσης Δεδομένων.

Σημαντικό πλεονέκτημα του υπερβολικού χώρου αποτελεί η ιδιότητα της «εκθετικής κλιμάκωσης» όσον αφορά την ακτινική συντεταγμένη. Ειδικότερα, η περιφέρεια C και το εμβαδόν A ενός κύκλου ακτίνας r στο δισδιάστατο μοντέλο δίσκου του Poincaré, υποθέτοντας χώρο καμπυλότητας -1, δίνονται από τις εξής σχέσεις:

$$C(r) = 2\pi \sinh(r)$$

$$A(r) = 4\pi \sinh^2(\frac{r}{2})$$

Επομένως, για μικρή ακτίνα r, δηλαδή κοντά στο κέντρο του δίσκου του Poincaré, ο υπερβολικός χώρος φαίνεται επίπεδος ($C(r) \simeq 2\pi r,\ A(r) \simeq \pi r^2$, όπως και στον $\mathbb{R}^2$). Αντίθετα, για μεγαλύτερα r, κάνοντας χρήση του τύπου $\sinh(r) = \frac{e^r - e^{-r}}{2}$, τόσο η περιφέρεια όσο και το εμβαδόν μεγαλώνουν (ασυμπτωτικά) εκθετικά με το r ($C(r) \propto e^r,\ A(r) \propto e^r$) [KPK10].



Σχήμα 5: Ψηφίδωση του δίσκου Poincaré σε υπερβολικά τρίγωνα ίσου εμβαδού.

Η εκθετική κλιμάκωση με την ακτίνα φαίνεται στο Σχήμα 5, που δείχνει μια *ψηφίδωση* (tessellation) του δίσκου του Poincaré σε υπερβολικά τρίγωνα ίσου εμβαδού. Τα τρίγωνα φαίνονται όλο και πιο μικρά όσο πλησιάζει κανείς προς την περιφέρεια του δίσκου, παρόλο που έχουν ίσο εμβαδόν, λόγω ακριβώς της εκθετικής κλιμάκωσης [SKK15].

Η ιδιότητα της εκθετικής κλιμάκωσης μπορεί να φανεί πολύ χρήσιμη στην ανάλυση δεδομένων και στην ενσωμάτωσή τους σε ένα μετρικό χώρο, αφού επιλέγοντας τον υπερβολικό χώρο μπορούν να ενσωματωθούν πολύ περισσότερα δεδομένα σε σχέση με τον

Ευκλείδειο σε πολύ πιο «συμπαγείς» περιοχές (π.χ., τον δίσκο του Poincaré, που είναι απλώς ο μοναδιαίος δίσκος και καταφέρνει να αναπαραστήσει ολόκληρο τον χώρο).

3.5 Γεωγραφική Δρομολόγηση

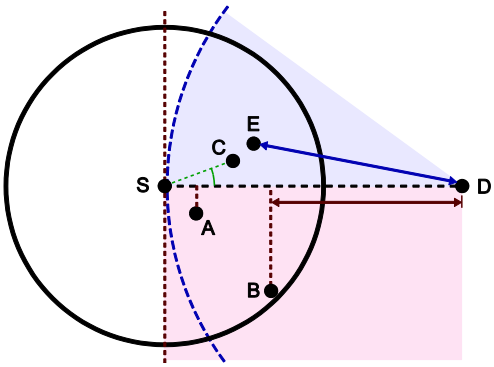
Η γεωγραφική δρομολόγηση [Kle07] είναι μια αρχή δρομολόγησης που βασίζεται στην πληροφορία της γεωγραφικής θέσης των κόμβων. Αρχικά, προτάθηκε για χρήση σε ασύρματα δίκτυα και βασίζεται στην ιδέα η πηγή να στέλνει ένα μήνυμα προς τη γεωγραφική θέση του προορισμού αντί, π.χ., στη διεύθυνση του προορισμού. Η ιδέα αυτή προτάθηκε αρχικά τη δεκαετία του 1980 στην περιοχή των ασύρματων δικτύων πακέτου (packet radio networks – σημερινά ad hoc networks) και των δικτύων διασύνδεσης.

Η γεωγραφική δρομολόγηση προϋποθέτει ότι κάθε κόμβος ενός δικτύου μπορεί να γνωρίζει την τοποθεσία του και ότι η πηγή γνωρίζει την τοποθεσία του προορισμού. Με αυτή την πληροφορία, ένα μήνυμα μπορεί να δρομολογηθεί προς τον προορισμό χωρίς γνώση της τοπολογίας του δικτύου και χωρίς προηγούμενη εξερεύνηση της διαδρομής.

Υπάρχουν διάφορες προσεγγίσεις, όπως είναι οι προσεγγίσεις ενός μονοπατιού, πολλών μονοπατιών και οι προσεγγίσεις βασιζόμενες σε πλημμύρα. Οι περισσότερες στρατηγικές ενός μονοπατιού βασίζονται σε δύο τεχνικές: την άπληστη δρομολόγηση και τη δρομολόγηση όψης (face routing).

3.5.1 Άπληστη Δρομολόγηση

Η **άπληστη δρομολόγηση** (greedy routing) ή **άπληστη προώθηση** (greedy forwarding) [Kle07] προσπαθεί να φέρει το μήνυμα σε κάθε βήμα πιο κοντά στον προορισμό χρησιμοποιώντας μόνο τοπική πληροφορία. Έτσι, κάθε κόμβος προωθεί το μήνυμα σε εκείνον από τους γείτονές του που είναι ο πιο κατάλληλος σύμφωνα με μια τοπική θεώρηση. Ο πιο κατάλληλος μπορεί να είναι εκείνος που ελαχιστοποιεί την απόσταση προς τον προορισμό σε κάθε βήμα (εξ ου και ο όρος «άπληστη»). Εναλλακτικά, μπορεί να υιοθετηθεί μια διαφορετική αίσθηση της «προόδου» προς τον προορισμό, όπως η ελαχιστοποίηση της προβεβλημένης απόστασης πάνω στην ευθεία πηγής-προορισμού (MFR = Most Forwarding progress within Radius, NFP = Nearest with Forwarding Progress), ή την ελάχιστη γωνία μεταξύ γείτονα και προορισμού (*δρομολόγηση πυξίδας-compass routing).* Οι διάφορες στρατηγικές άπληστης δρομολόγησης φαίνονται στο Σχήμα 6.



Σχήμα 6: Παραλλαγές της άπληστης δρομολόγησης.
Ο κόμβος-πηγή S έχει διαφορετικές επιλογές για το επόμενο βήμα προώθησης ενός μηνύματος προς τον προορισμό D:

A = Nearest with Forwarding Progress (NFP)
B = Most Forwarding progress within Radius (MFR)
C = Compass Routing
E = Greedy

Κάποιες από αυτές τις στρατηγικές διατρέχουν τον κίνδυνο ένα μήνυμα να αναγκαστεί να κυκλοφορεί συνεχώς μεταξύ κάποιων κόμβων και να μη φτάσει ποτέ στον προορισμό. Είναι γνωστό ότι η βασική άπληστη στρατηγική και η MFR δε διατρέχουν τέτοιο κίνδυνο, αντίθετα με την NFP και τη στρατηγική πυξίδας.

Η άπληστη δρομολόγηση μπορεί να οδηγήσει σε αδιέξοδο στο οποίο να μην υπάρχει κανένας γείτονας πιο κοντινός στον προορισμό. Τότε μια άλλη τεχνική, που λέγεται δρομολόγηση όψης (face routing), βοηθάει τη δρομολόγηση να ανακάμψει και να βρει ένα μονοπάτι προς ένα άλλο κόμβο, από όπου μπορεί να συνεχιστεί η άπληστη δρομολόγηση.

3.5.2 Άλλοι Τύποι Γεωγραφικής Δρομολόγησης

Άλλες τεχνικές γεωγραφικής δρομολόγησης είναι η περιορισμένη πλημμύρα [Φατ09] και η ιεραρχική δρομολόγηση [Φατ09]. Στην *περιορισμένη πλημμύρα* (restricted flooding), το πακέτο προωθείται όχι μόνο σε έναν, αλλά σε πολλούς γείτονες ενός βήματος που βρίσκονται προς την κατεύθυνση του κόμβου-προορισμού. Στην *ιεραρχική δρομολόγηση* (hierarchical routing), εφαρμόζεται κάποιο είδος ιεραρχίας στους κόμβους του δικτύου, η οποία μειώνει την πολυπλοκότητα κι έτσι επιτυγχάνεται μεγάλη κλιμάκωση στο πλήθος των κόμβων.

Παρόλο που η γεωγραφική δρομολόγηση αρχικά αναπτύχθηκε ως ένα σχήμα δρομολόγησης που χρησιμοποιεί τις φυσικές θέσεις των κόμβων, οι αλγόριθμοι γεωγραφικής δρομολόγησης εφαρμόζονται και σε δίκτυα στα οποία κάθε κόμβος σχετίζεται με ένα σημείο σε έναν εικονικό χώρο, ανεξάρτητα από τη φυσική του θέση. Αυτό ακριβώς γίνεται και στην παρούσα εργασία, όπου χρησιμοποιείται η γεωγραφική δρομολόγηση πάνω στις συντεταγμένες που έχουν ανατεθεί σε κάθε κόμβο στον υπερβολικό χώρο, μετά από τη διαδικασία της

ενσωμάτωσης. Το πώς ακριβώς χρησιμοποιείται η γεωγραφική δρομολόγηση θα γίνει σαφές στα επόμενα κεφάλαια.

4

Συστάσεις με τη Βοήθεια Ενσωμάτωσης Γράφου στον Υπερβολικό Χώρο

Στο κεφάλαιο αυτό θα περιγραφεί το σύστημα συστάσεων που δημιουργήθηκε. Υπενθυμίζεται ότι το βασικό πρόβλημα της σύστασης είναι να βρεθεί μια ακολουθία προϊόντων που θα προταθούν διαδοχικά στον χρήστη, έτσι ώστε ο χρήστης να οδηγηθεί σε ένα επιθυμητό προϊόν-προορισμό. Στη συνέχεια, θα γίνει σαφές πώς το θεωρητικό υπόβαθρο το οποίο παρουσιάστηκε στο προηγούμενο κεφάλαιο βοηθάει στη μοντελοποίηση του προβλήματος των συστάσεων και στην παραγωγή επιτυχών συστάσεων προϊόντων.

4.1 Μοντελοποίηση Επιμέρους Στοιχείων του Προβλήματος

Στην ενότητα αυτή θα εξεταστεί αναλυτικά η μοντελοποίηση των διασυνδέσεων χρηστών-χρηστών, προϊόντων-προϊόντων και χρηστών-προϊόντων γραφο-θεωρητικά, ως σύνθετα δίκτυα. Θα γίνει επίσης φανερή η σημασιολογία που κρύβεται πίσω από αυτή τη μοντελοποίηση.

4.1.1 Διασύνδεση Προϊόντων και Γράφος Προϊόντων

Στα πλαίσια της ανάπτυξης του συστήματος συστάσεων θα υποτεθεί ότι υπάρχει ένα σύνολο προϊόντων. Το σύνολο αυτό των προϊόντων είναι εξαρχής δεδομένο και θα θεωρηθεί αμετάβλητο καθ’ όλη τη λειτουργία του συστήματος. Θα θεωρηθεί επίσης ότι υπάρχει κάποια

εκφρασμένη σχέση μεταξύ ζευγών προϊόντων, η οποία δηλώνει ότι τα δύο αυτά προϊόντα είναι όμοια. Είναι σημαντικό για το σύστημα συστάσεων να μπορεί να αποφανθεί σχετικά με την ομοιότητα δύο προϊόντων, καθώς αυτή διαδραματίζει καθοριστικό ρόλο στην content-based συνιστώσα του.

Σε πραγματικές εφαρμογές, όπως και στις εξομοιώσεις που πραγματοποιήθηκαν για τον έλεγχο του συστήματος, μπορεί η σχέση αυτή να μην είναι δεδομένη. Ίσως χρειαστεί να γίνει κάποια εξαγωγή χαρακτηριστικών, όπως αναφέρθηκε στο Κεφάλαιο 2 (οπότε θα προκύψει ένα διάνυσμα χαρακτηριστικών), και έπειτα εφαρμογή κάποιας μετρικής ομοιότητας (similarity metric) ώστε να προσδιοριστούν τα όμοια προϊόντα. Άλλη λύση είναι να ζητηθεί από τους χρήστες ή από κάποιον άλλο να αποφανθεί σχετικά με το ποια προϊόντα είναι όμοια. Σε κάθε περίπτωση, από εδώ και στο εξής θα θεωρείται ότι οι διασυνδέσεις μεταξύ προϊόντων που εκφράζουν την ομοιότητά τους είναι δεδομένες.

Τα προϊόντα και οι διασυνδέσεις ανά δύο μεταξύ τους μπορούν εύκολα να αναπαρασταθούν με έναν γράφο. Με αυτόν τον τρόπο, όμοια προϊόντα για ένα συγκεκριμένο προϊόν αντιστοιχίζονται στους γείτονές του και η εύρεση μιας ακολουθίας προϊόντων που επιλεγόμενα διαδοχικά οδηγούν τον χρήστη σε ένα προϊόν-προορισμό ανάγεται σε ένα πρόβλημα εύρεσης μονοπατιού προς τον προορισμό πάνω στον γράφο προϊόντων.

4.1.2 Διασύνδεση Χρηστών και Γράφος Χρηστών

Εκτός από το σύνολο των προϊόντων, υπάρχει στο περιβάλλον του συστήματος και ένα σύνολο χρηστών. Το σύνολο χρηστών θεωρείται και αυτό εξαρχής δεδομένο και αμετάβλητο καθ’ όλη τη λειτουργία του συστήματος. Όπως και με τα προϊόντα, θεωρείται ότι υπάρχει μια εκφρασμένη σχέση μεταξύ ζευγών χρηστών. Η σχέση αυτή δηλώνει κάποια ομοιότητα, για παράδειγμα στα χαρακτηριστικά ή στα ενδιαφέροντα των χρηστών και είναι σημαντική, καθώς θα ενσωματωθεί στην collaborative συνιστώσα του συστήματος συστάσεων.

Οι διασυνδέσεις που απαρτίζουν τη σχέση μεταξύ των χρηστών μπορεί να είναι άγνωστες. Σε αυτή την περίπτωση, το δίκτυο των χρηστών μπορεί να δημιουργηθεί με πολλούς τρόπους. Ένας τρόπος, ο οποίος προϋποθέτει ότι οι χρήστες έχουν κάποιο διάνυσμα χαρακτηριστικών (πιθανόν μετά από εξαγωγή χαρακτηριστικών), είναι να δημιουργηθούν διασυνδέσεις μεταξύ των χρηστών με τα πιο όμοια διανύσματα χαρακτηριστικών με τεχνικές μηχανικής μάθησης. Άλλος τρόπος είναι να διασυνδεθούν οι χρήστες ανάλογα με το αν έχουν επιλέξει παρόμοια προϊόντα. Τέλος, ως δίκτυο χρηστών μπορεί να χρησιμοποιηθεί κάποιο υπάρχον κοινωνικό δίκτυο που έχει σχηματιστεί μεταξύ τους, είτε στον Διαδικτυακό (π.χ., Facebook, Twitter, κ.λπ.), είτε στον πραγματικό κόσμο.

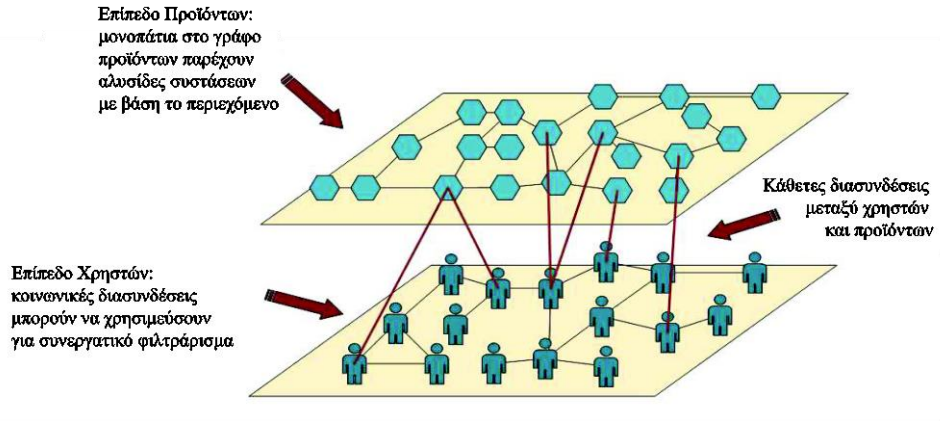
Όπως τα προϊόντα, έτσι και οι χρήστες και οι διασυνδέσεις τους μπορούν να αναπαρασταθούν με ένα γράφο. Κατ’ αντιστοιχία, η εύρεση χρηστών παρόμοιων με ένα

συγκεκριμένο χρήστη και η σύνδεση του χρήστη με έναν άλλο χρήστη-προορισμό ανάγονται στην εύρεση γειτόνων στον γράφο χρηστών και σε ένα πρόβλημα εύρεσης μονοπατιού προς τον προορισμό πάνω στον γράφο χρηστών.

4.1.3 Συσχετίσεις («Κάθετες» Διασυνδέσεις) Μεταξύ του Γράφου Χρηστών και του Γράφου Προϊόντων

Οι διασυνδέσεις προϊόντων με προϊόντα και χρηστών με χρήστες μοντελοποιούν μόνο την ομοιότητα είτε μεταξύ προϊόντων, είτε μεταξύ χρηστών αντίστοιχα. Ως τώρα, δεν έχει μοντελοποιηθεί με κάποιο τρόπο η πληροφορία που συσχετίζει χρήστες με προϊόντα. Η πληροφορία αυτή συνίσταται στις βαθμολογίες ή τη γνώμη που έχουν δώσει οι χρήστες για κάποια από τα προϊόντα, ή αλλιώς στον utility matrix.

Μπορεί να φανταστεί κανείς τους γράφους που περιγράφηκαν προηγουμένως σαν να βρίσκονται σε δύο επίπεδα, σχηματίζοντας ένα σύνθετο γράφο: χωρίς βλάβη της γενικότητας, επάνω ο γράφος προϊόντων και κάτω ο γράφος χρηστών. Έστω ότι ένας χρήστης έχει βαθμολογήσει ένα προϊόν. Το γεγονός αυτό μοντελοποιείται προσθέτοντας μια «κάθετη» διασύνδεση μεταξύ του χρήστη στον γράφο χρηστών και του προϊόντος στον γράφο προϊόντων, με βάρος ανάλογο της βαθμολογίας που έδωσε ο χρήστης στο προϊόν. Με τον ίδιο τρόπο, ενσωματώνεται στο μοντέλο ολόκληρος ο utility matrix ως κάθετες διασυνδέσεις μεταξύ του γράφου χρηστών και του γράφου προϊόντων. Το αποτέλεσμα είναι ο διεπίπεδος δυναμικός γράφος που φαίνεται στο Σχήμα 7, με το ένα επίπεδο (το κάτω στο σχήμα) να αντιστοιχεί στους χρήστες και το άλλο (το πάνω στο σχήμα) να αντιστοιχεί στα προϊόντα.



Σχήμα 7: Διεπίπεδο δίκτυο χρηστών-προϊόντων.
Το κατώτερο επίπεδο είναι ο γράφος χρηστών, το ανώτερο είναι ο γράφος προϊόντων και οι κάθετες διασυνδέσεις αναπαριστούν επιλογές/βαθμολογίες προϊόντων από τους χρήστες.

Πρέπει να σημειωθεί ότι ο διεπίπεδος γράφος είναι δυναμικός, δηλαδή μεταβάλλεται με τον χρόνο. Αυτό συμβαίνει όχι γιατί προστίθενται προϊόντα ή χρήστες (θα μπορούσε να γίνει και αυτό, αλλά θεωρήθηκε ότι τα σύνολα χρηστών και προϊόντων είναι δεδομένα εξαρχής και δεν

αλλάζουν), αλλά γιατί προστίθενται νέες κάθετες διασυνδέσεις καθώς ο μηχανισμός συστάσεων παρέχει συστάσεις στους χρήστες και εκείνοι τις αποδέχονται και τις βαθμολογούν.

4.2 Περιγραφή Μεθόδου Σύστασης

Παραπάνω ορίστηκε το περιβάλλον λειτουργίας του συστήματος συστάσεων, το οποίο είναι ο διεπίπεδος γράφος χρηστών-προϊόντων. Ας οριστεί λοιπόν το πρόβλημα της σύστασης: Σκοπός του συστήματος είναι, για ένα δεδομένο χρήστη και για ένα ή περισσότερα προϊόντα-προορισμούς, να παράσχει στον χρήστη μια σειρά προϊόντων που θα τον οδηγήσουν στον προορισμό, με κατάλληλα προϊόντα ως αφετηρία (στο εξής, συχνά θα τα ονομάζουμε «προϊόντα-πηγές»).

Στο σημείο αυτό πρέπει να παρατηρηθεί το εξής: Η διαδικασία αυτή δεν είναι παθητική. Δεν αρκεί να βρεθεί το συντομότερο ή ένα οποιοδήποτε μονοπάτι με ένα αλγόριθμο εύρεσης μονοπατιών και να παρουσιάζονται τα προϊόντα διαδοχικά το ένα μετά το άλλο στον χρήστη, ακριβώς διότι πρέπει να ληφθεί υπόψη και η αποδοχή ή η απόρριψη της κάθε πρότασης από τον χρήστη σε κάθε βήμα. Έτσι, ένας ολοκληρωτικός υπολογισμός του μονοπατιού παύει να είναι καλή λύση από τη στιγμή που ο χρήστης σε κάποιο βήμα δεν επιλέξει το προϊόν που του προτάθηκε (πράγμα που είναι βέβαιο στην πράξη ότι θα συμβεί). Επομένως, οι συστάσεις που καλείται να παρέχει το σύστημα είναι (και πρέπει να είναι) δυναμικές: Το σύστημα δίνει μια σύσταση στον χρήστη, περιμένει ανάδραση (αποδοχή ή απόρριψη) από αυτόν, και ανάλογα με την ανάδραση δίνει την επόμενη σύσταση.

Στη συνέχεια, θα μελετηθούν κάποιοι τρόποι δυναμικής διαμόρφωσης αυτού του μονοπατιού από τα προϊόντα-πηγές προς τα προϊόντα προορισμούς.

4.2.1 Εξερεύνηση Κατά Πλάτος

Προτού εισαχθεί σφάλμα στο σύστημα με την υιοθέτηση κάποιας προσεγγιστικής μεθόδου υπολογισμού μονοπατιών, θα περιγραφεί πώς θα λειτουργούσε με την ακριβή μέθοδο. Η ακριβής μέθοδος υπολογισμού (συντομότερου) μονοπατιού από την πηγή στον προορισμό με η οποία θα αναλυθεί είναι η ***εξερεύνηση κατά πλάτος*** (breadth first search – BFS).

Η εξερεύνηση κατά πλάτος λειτουργεί ως εξής: Αρχικά, το σύνολο των εξερευνημένων κορυφών περιέχει μόνο την πηγή. Ο αλγόριθμος ξεκινάει λοιπόν από τον κόμβο-πηγή. Στο πρώτο βήμα εξερευνά τους άμεσους γείτονες του κόμβου-πηγή, οπότε αυτοί προστίθενται στο σύνολο των εξερευνημένων. Έπειτα, εξερευνά τους γείτονες αυτών, κ.ο.κ., μέχρι να βρει τον κόμβο-προορισμό.

Σε περίπτωση που οι ακμές του γράφου έχουν θετικά βάρη, χρησιμοποιείται μια παραλλαγή της εξερεύνησης κατά πλάτος, ο *αλγόριθμος του Dijkstra*. Σε αυτόν, εκτός από το σύνολο των εξερευνημένων κορυφών, διατηρείται ένα «μέτωπο» κορυφών υπό εξερεύνηση. Σε κάθε βήμα, η κορυφή του μετώπου που απέχει την ελάχιστη απόσταση από το σύνολο των εξερευνημένων κορυφών προστίθεται στις εξερευνημένες, και οι γείτονές της προστίθενται στις υπό εξερεύνηση. Με αυτό τον τρόπο, ο αλγόριθμος ανακαλύπτει το συντομότερο μονοπάτι προς οποιαδήποτε κορυφή.

Οι παραπάνω αλγόριθμοι θα τερματίσουν εγγυημένα σε πεπερασμένο χρόνο, βρίσκοντας το ακριβές συντομότερο μονοπάτι από την πηγή στον προορισμό. Ωστόσο, γεννάται πρόβλημα, με την πολυπλοκότητα των συγκεκριμένων αλγορίθμων να γίνεται απαγορευτική για τους τεράστιου μεγέθους γράφους που εμφανίζονται σήμερα στον χώρο των Μεγάλων Δεδομένων. Ενδεικτικά αναφέρεται ότι, σύμφωνα με την ιστοσελίδα [Sta-1], το Facebook τον Απρίλιο του 2016 είχε περίπου 1.59 δισεκατομμύρια χρήστες, το Instagram 400 εκατομμύρια, το Twitter 320 εκατομμύρια και το Pinterest 100 εκατομμύρια. Σε γράφους και σε δεδομένα τέτοιου μεγέθους, είναι αδύνατο να εφαρμοστούν αλγόριθμοι ακόμα και γραμμικής πολυπλοκότητας. Είναι αναγκαίο να εισαχθεί κάποια αποτελεσματική προσέγγιση, ώστε να λάβουμε αποτελέσματα, όχι απόλυτα ακριβή μεν, αλλά σε λογικό χρονικό διάστημα, αφού τα συστήματα συστάσεων είναι ανάγκη να τρέχουν σε πραγματικό χρόνο. Αυτό ακριβώς γίνεται και στη συνέχεια.

4.2.2 Εφαρμογή Άπληστης Δρομολόγησης

Η αναγκαιότητα για γρήγορη επίλυση του προβλήματος της εύρεσης μονοπατιού οδηγεί σε μια προσεγγιστική λύση. Επιλέχθηκε λοιπόν να γίνει χρήση των τεχνικών της ενσωμάτωσης δικτύων στον υπερβολικό χώρο συντεταγμένων και της άπληστης δρομολόγησης, όπως αυτές περιγράφηκαν στο Κεφάλαιο 3.

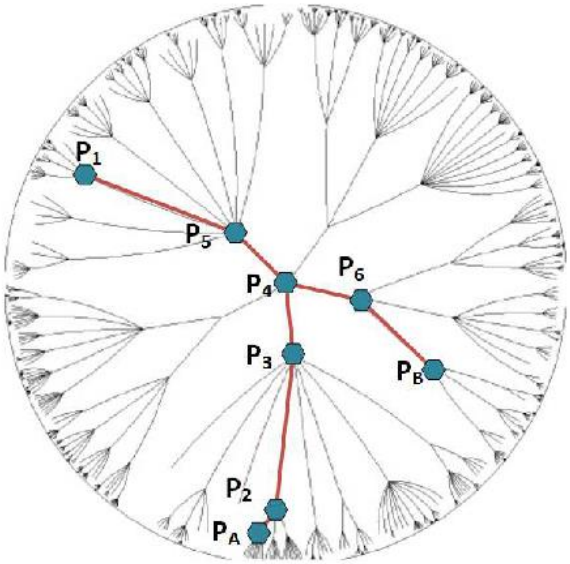
Ως εκ τούτου, αρχικά εφαρμόζεται μια τεχνική ενσωμάτωσης πάνω στον διεπίπεδο γράφο, ή ορθότερα ξεχωριστά στον γράφο χρηστών και στον γράφο προϊόντων. Επιλέχθηκε να χρησιμοποιηθεί η ενσωμάτωση Rigel, επιλέγοντας ως σημεία αναφοράς (landmarks) τους κόμβους με τον μεγαλύτερο βαθμό. Ωστόσο, θα μπορούσε εν δυνάμει να χρησιμοποιηθεί και άλλο είδος ενσωμάτωσης, όπως η άπληστη. Ενσωματώνονται, λοιπόν, ο γράφος χρηστών και ο γράφος προϊόντων σε δύο ξεχωριστά υπερβολικά επίπεδα (υπερβολικούς χώρους διάστασης 2). Έτσι, κάθε χρήστης και κάθε προϊόν αποκτά δύο συντεταγμένες στο υπερβολικό επίπεδο. Ως επόμενο βήμα για την εύρεση ενός προσεγγιστικά συντομότερου μονοπατιού έρχεται αρκετά φυσικά η άπληστη δρομολόγηση.

Στη συνέχεια, εφαρμόζεται άπληστη δρομολόγηση στον γράφο των προϊόντων για την εύρεση των ενδιάμεσων προϊόντων-σταθμών που πρέπει να προταθούν στον χρήστη για να

οδηγηθεί στον προορισμό. Δηλαδή, ξεκινώντας από ένα προϊόν που έχει αποδεχθεί ο χρήστης, του προτείνεται ένα από τα προϊόντα-γείτονες στον γράφο προϊόντων που μειώνει την εναπομένουσα υπερβολική απόσταση μέχρι το προϊόν-προορισμό. Το προϊόν αυτό που μειώνει την απόσταση μέχρι τον προορισμό ονομάζεται **άπληστος** γείτονας (greedy neighbor). Αν ο χρήστης αποδεχθεί την πρόταση, θεωρείται αυτή ως πηγή και βρίσκεται ένας άπληστος γείτονας αυτής της νέας πηγής. Αν δεν αποδεχθεί την πρόταση, αναζητείται μια εναλλακτική. Αυτή μπορεί να είναι είτε ένας άλλος άπληστος γείτονας, είτε ένα άλλο προϊόν που ήδη έχει επιλέξει ο χρήστης (content), είτε ακόμα ένα προϊόν που έχει επιλέξει ένας παρόμοιος χρήστης με τον υπό εξέταση χρήστη (συνεργατική συνιστώσα). Έτσι, παράγονται συνεχώς νέες συστάσεις, μέχρι είτε ο χρήστης να φτάσει στον προορισμό, είτε να τελειώσουν οι εναλλακτικές.

Επίσης, θα μπορούσε δυνητικά να εφαρμοστεί άπληστη δρομολόγηση και στον γράφο των χρηστών, για να γίνει η μετάβαση από ένα χρήστη προς ένα άλλο. Οι κάθετες διασυνδέσεις έχουν παραμείνει αμετάβλητες στην όλη διαδικασία και εξακολουθούν να συνδέουν με τα ίδια βάρη ενσωματωμένους κόμβους χρηστών με ενσωματωμένους κόμβους προϊόντων.

Το μονοπάτι συστάσεων που οδηγεί με κατά το δυνατόν ομαλό τρόπο τον χρήστη στην επιλογή του προϊόντος-προορισμού δημιουργείται δυναμικά, και θα ήταν ιδανικό να είναι το συντομότερο. Κάτι τέτοιο όμως κοστίζει σε πολυπλοκότητα, άρα και σε χρόνο. Η τεχνική όμως της ενσωμάτωσης στον υπερβολικό χώρο και της άπληστης δρομολόγησης, παρότι δίνει ένα σύντομο (και όχι το συντομότερο) μονοπάτι, έχει ένα πολύ μεγάλο πλεονέκτημα. Λόγω της φύσης του υπερβολικού χώρου (που χαρακτηρίζεται από την εκθετική κλιμάκωση), αλλά και της φύσης των δεδομένων (που συχνά έχουν «εκθετική» μορφή, π.χ., scale-free δίκτυα), η άπληστη δρομολόγηση επιτυγχάνει σχεδόν πάντα. Επιπρόσθετα, το μονοπάτι που δίνει έχει μήκος που απέχει πολύ λίγο από το μήκος του ακριβούς συντομότερου μονοπατιού.



Σχήμα 8: Άπληστη δρομολόγηση από το προϊόν P_A προς το προϊόν P_1 στον γράφο προϊόντων, ενσωματωμένο στο υπερβολικό επίπεδο (απεικόνιση με το μοντέλο δίσκου του Poincaré).

Ένα παράδειγμα άπληστης δρομολόγησης σε γράφο ενσωματωμένο στον υπερβολικό χώρο δίνεται στο Σχήμα 8 [SKP16]. Κάθε τομή μεταξύ δύο γραμμών αντιστοιχεί σε ένα προϊόν. Για απλότητα στη σχεδίαση των μονοπατιών που δημιουργούνται με την άπληστη δρομολόγηση, στο σχήμα φαίνεται μόνο ένας δενδρικός σκελετός του γράφου προϊόντων. Η εύρεση μιας αλυσίδας προϊόντων που θα οδηγήσει τον χρήστη Α με μια ομαλή μετάβαση στην επιλογή του προϊόντος P_1 αποτελεί το μετασχηματισμένο πλέον πρόβλημα συστάσεων. Έστω ότι το P_A είναι ένα προϊόν που ο Α έχει επιλέξει στο παρελθόν (οπότε θα υπάρχει μια κάθετη διασύνδεση μεταξύ του Α και του P_A στον διεπίπεδο γράφο (Σχήμα 7)). Τότε, εφαρμόζοντας άπληστη δρομολόγηση πάνω στις υπερβολικές συντεταγμένες των κόμβων, μια πιθανή αλυσίδα (μονοπάτι) προϊόντων προς σύσταση είναι η $P_A \to P_2 \to P_3 \to P_4 \to P_5 \to P_1$.

Ο λόγος που η υπερβολική γεωμετρία και η άπληστη δρομολόγηση συνδυάζονται αρμονικά και οδηγούν σε υψηλά ποσοστά επιτυχίας της δρομολόγησης είναι ο εξής: Η άπληστη δρομολόγηση είναι 100% επιτυχής όταν ο γράφος είναι ένα δέντρο, και η υπερβολική γεωμετρία είναι η γεωμετρία των δέντρων (βλ. [KPK10] και αναφορές αυτού). Σε ένα *b*-αδικό δέντρο (δηλαδή ένα δέντρο στο οποίο κάθε κόμβος έχει το πολύ *b* κόμβους-παιδιά), το ανάλογο του μήκους κύκλου και του εμβαδού κυκλικού δίσκου είναι ο αριθμός των κόμβων σε απόσταση ακριβώς *r* ή όχι περισσότερα από *r* βήματα. Αυτοί οι αριθμοί είναι $(b+1)b^{r-1}$ και $[(b+1)b^r - 2]/(b-1)$, οι οποίοι μεγαλώνουν και οι δύο ως b^r με το *r*. Έτσι, γίνεται φανερό ότι οι μετρικές δομές του $\mathbb{H}^2_\zeta$, όπου $\zeta = \sqrt{|c|}$ και c η καμπυλότητα του χώρου, και

τα b-αδικά δέντρα είναι ίδια αν $\zeta = \ln b$: Και στις δύο περιπτώσεις τα μήκη των κύκλων και τα εμβαδά των κυκλικών δίσκων μεγαλώνουν σαν $e^{\zeta r}$. Με άλλα λόγια, από καθαρά μετρική σκοπιά, ο $\mathbb{H}^2_{\ln b}$ και τα b-αδικά δέντρα είναι ισοδύναμα. Άτυπα, τα δέντρα μπορούν να θεωρηθούν σαν «διακριτοί υπερβολικοί χώροι». Τυπικά, τα δέντρα, ακόμα και τα άπειρα, δέχονται σχεδόν ισομετρικές ενσωματώσεις σε υπερβολικούς χώρους. Αντίθετα, τα δέντρα γενικά δεν ενσωματώνονται σε Ευκλείδειους χώρους. Θα μπορούσε να πει κανείς ότι τα δέντρα χρειάζονται «εκθετικό μέτρο χώρου» για να διακλαδωθούν, και μόνο η υπερβολική γεωμετρία έχει αυτό το μέτρο χώρου.

5

Εφαρμογές

Σε αυτό το κεφάλαιο, θα περιγραφούν οι εφαρμογές στις οποίες μπορεί να χρησιμοποιηθεί η τεχνική που εισάγει η παρούσα εργασία. Ουσιαστικά, στο παρόν κεφάλαιο θα παρουσιαστεί η κύρια συνεισφορά της εργασίας.

5.1 Σύσταση Συγκεκριμένου Προϊόντος σε ένα Χρήστη

Αρχικά, θα εξεταστεί η περίπτωση που ο αλγόριθμος καλείται να παρουσιάσει συστάσεις σε ένα συγκεκριμένο χρήστη, έτσι ώστε να τον οδηγήσει σε ένα συγκεκριμένο προϊόν-προορισμό. Παρακάτω θα εξεταστεί και η περίπτωση που ο προορισμός δεν είναι εξαρχής γνωστός, αλλά θα καθορίζεται στα πλαίσια του αλγορίθμου.

Σε πρώτη φάση, γίνεται η υπόθεση ότι στον χρήστη παρουσιάζεται μία σύσταση προϊόντος ανά γύρο (round). Ως γύρος ορίζεται μια φάση που αλλάζει είτε ασύγχρονα (όταν ο χρήστης κάνει κάποια επιλογή), είτε σύγχρονα (όταν παρέλθει ένα προκαθορισμένο χρονικό διάστημα χωρίς ο χρήστης να έχει κάνει κάποια επιλογή).

Στο Σχήμα 9 παρουσιάζεται ο αλγόριθμος συστάσεων με ένα διάγραμμα ροής, ως μια συνάρτηση: **recommend**(πηγή, προορισμός). Είσοδος στη συνάρτηση είναι η πηγή και ο προορισμός. Ο αλγόριθμος διατηρεί μια «βάση» για το μονοπάτι που δημιουργεί, ένα προϊόν δηλαδή που είναι βέβαιο ότι ο χρήστης το έχει επιλέξει. Η βάση αρχικά είναι το προϊόν-πηγή, και στη συνέχεια βάση γίνεται κάθε πρόταση που αποδέχεται ο χρήστης. Μόλις η βάση γίνει

ίδια με τον προορισμό (που σημαίνει ότι ο χρήστης επέλεξε τον προορισμό), η συνάρτηση τερματίζει επιτυχώς.

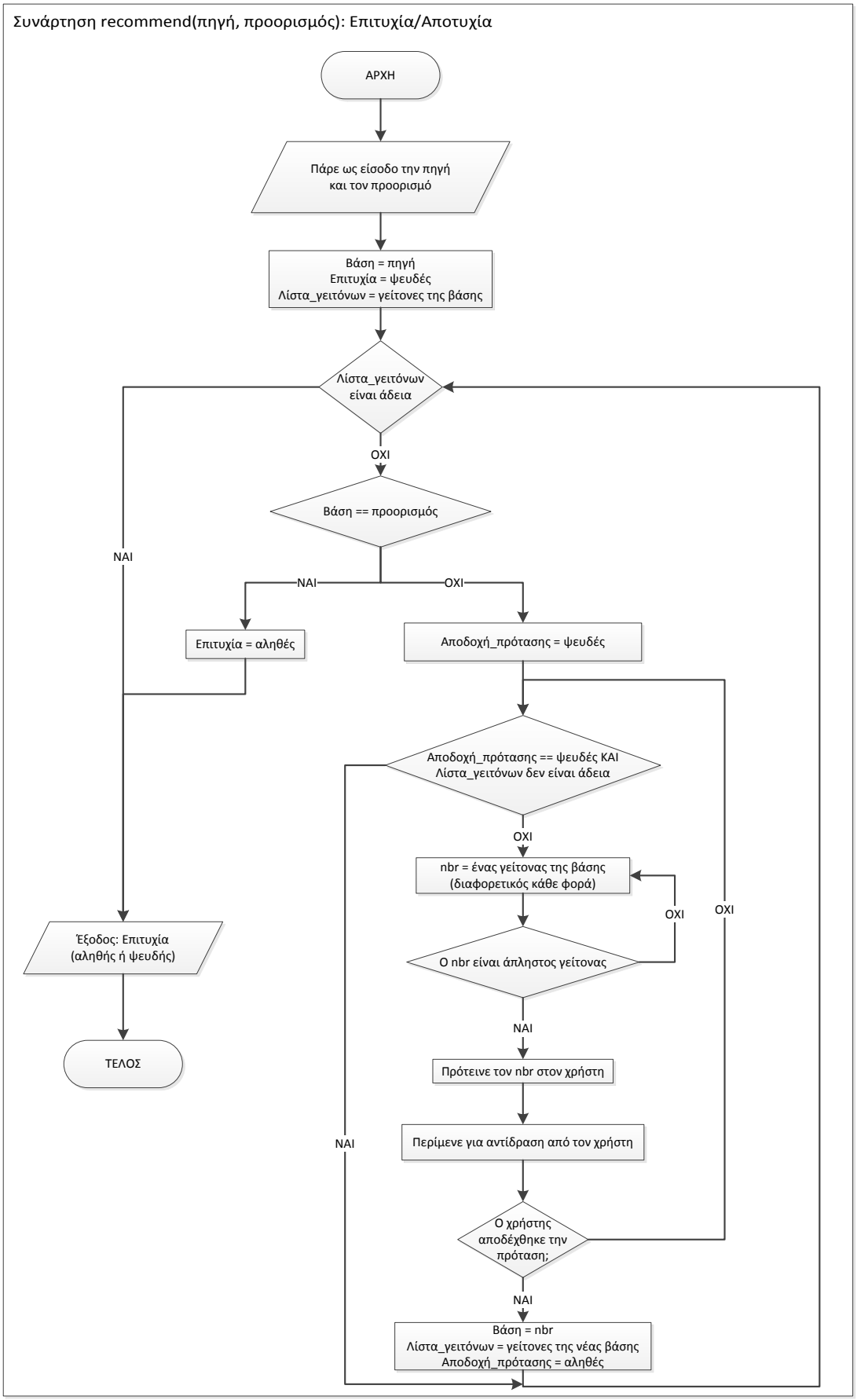
Η ανανέωση του προτεινόμενου προϊόντος γίνεται ως εξής: Υποψήφιοι προς σύσταση σε κάθε γύρο αλληλεπίδρασης με τον χρήστη είναι οι γείτονες της βάσης, ως προϊόντα που είναι σχετικά με αυτήν. Αρχικά λοιπόν (και όσο ο χρήστης δεν αποδέχεται την πρόταση) επιλέγεται ένας γείτονας της βάσης και ελέγχεται αν αυτός είναι **άπληστος γείτονας**. Με τον όρο αυτό υποδηλώνεται ότι η υπερβολική του απόσταση από τον προορισμό είναι μικρότερη από την υπερβολική απόσταση βάσης-προορισμού (δηλαδή ότι μεταβαίνοντας σε αυτόν θα μειωθεί η απόσταση μέχρι τον προορισμό). Μόλις βρεθεί ένας άπληστος γείτονας, προτείνεται στον χρήστη και το σύστημα αναμένει την αντίδρασή του. Αν αποδεχθεί την πρόταση, τίθεται η πρόταση ως βάση και επαναλαμβάνεται η διαδικασία, ενώ αν την απορρίψει, ο αλγόριθμος προσπαθεί να προτείνει έναν άλλο άπληστο γείτονα. Αν τελειώσουν οι γείτονες χωρίς ο χρήστης να έχει φτάσει στον προορισμό, ο αλγόριθμος τερματίζει ανεπιτυχώς.

Ένα θέμα που πρέπει να θιγεί είναι το πώς επιλέγεται το προϊόν-πηγή. Μία προφανής επιλογή, η οποία θα ακολουθηθεί προς το παρόν, είναι ως προϊόν-αφετηρία να οριστεί ένα από τα προϊόντα που ήδη έχει επιλέξει (π.χ., αγοράσει, αν πρόκειται για εμπόρευμα, ή παρακολουθήσει, αν πρόκειται για βίντεο) ο χρήστης. Έτσι, ο σχηματισμός του μονοπατιού προς τον προορισμό ξεκινάει έχοντας μια στέρεα βάση, μιας και είναι σχεδόν σίγουρο πως ένα προϊόν που έχει ήδη επιλέξει ο χρήστης θα είναι κάποιο που όντως του άρεσε και τον εκφράζει.

Εδώ ίσως τεθεί η ένσταση: Μπορεί ο χρήστης να επέλεξε ένα προϊόν, αλλά να μην έμεινε ικανοποιημένος από αυτό. Το γεγονός της επιλογής όμως καταγράφηκε και αποτυπώθηκε στον διεπίπεδο γράφο ως μια κάθετη διασύνδεση. Πώς λοιπόν είναι σίγουρο ότι το προϊόν που επιλέγεται ως αφετηρία όντως αρέσει στον χρήστη;

Η απάντηση λαμβάνεται εύκολα μέσα από το μοντέλο που έχει ήδη οριστεί. Η προτίμηση του χρήστη για ένα προϊόν που έχει επιλέξει εκφράζεται στο βάρος της κάθετης διασύνδεσης μεταξύ του χρήστη στον γράφο χρηστών και του προϊόντος στον γράφο προϊόντων. Το βάρος αυτό μπορεί να εκφράζει για παράδειγμα τη βαθμολογία σε αστέρια που ο χρήστης έδωσε στο προϊόν, αν πρόκειται για εμπόρευμα, ή το πόσες φορές το επέλεξε, αν πρόκειται για ένα βίντεο. Γενικότερα, θεωρώντας ότι όσο μεγαλύτερο είναι το βάρος της κάθετης διασύνδεσης, τόσο μεγαλύτερη είναι και η προτίμηση του χρήστη για το προϊόν, εύκολα προκύπτει ότι ως προϊόντα-αφετηρίες είναι κατάλληλα να χρησιμοποιηθούν εκείνα των οποίων οι κάθετες διασυνδέσεις με τον χρήστη έχουν τα μεγαλύτερα βάρη.

Η συνάρτηση **`recommend()`** που μόλις περιγράφηκε μπορεί να λειτουργήσει αυτοτελώς. Θα χρησιμοποιηθεί όμως και στη συνέχεια ως τμήμα ενός πιο γενικού αλγορίθμου.



Σχήμα 9: Διάγραμμα ροής αλγορίθμου συστάσεων (μία σύσταση ανά γύρο).

5.2 Σύσταση Πολλαπλών Προϊόντων σε ένα Χρήστη

Αφού περιγράφηκε ένας πλήρης αλγόριθμος που προτείνει μια ακολουθία προϊόντων σε ένα χρήστη με σκοπό να τον οδηγήσει σε ένα προϊόν-προορισμό, προκύπτει το ερώτημα: γιατί οι συστάσεις προϊόντων να περιοριστούν σε μία μόνο σύσταση ανά γύρο; Η απάντηση είναι ότι δεν υπάρχει κανένας λόγος για τέτοιο περιορισμό, και ότι αν παρουσιάζονται στον χρήστη περισσότερες συστάσεις ανά γύρο αυξάνεται και η πιθανότητα να αποδεχθεί κάποια από αυτές και έτσι να οδηγηθεί γρηγορότερα στο προϊόν-προορισμό. Ως εκ τούτου, σε αυτό το υποκεφάλαιο θα παρουσιαστεί η επέκταση του ανωτέρω αλγορίθμου, ώστε να παρέχει σε κάθε χρήστη όχι μία, αλλά R συστάσεις ανά γύρο, όπου R παράμετρος του συστήματος.

Στην περίπτωση της μίας σύστασης ανά γύρο, υπάρχει ένα προϊόν-πηγή, ένα προϊόν προορισμός και ένα μονοπάτι που τα ενώνει. Προκειμένου πλέον να δίνονται R συστάσεις ανά γύρο, ο προορισμός παραμένει μοναδικός. Τώρα όμως θα ακολουθούνται ταυτόχρονα R μονοπάτια προς αυτόν, τα οποία ξεκινούν από R διαφορετικές πηγές. Έτσι, μπορεί κανείς να φανταστεί την έξοδο του συστήματος συστάσεων σε κάθε γύρο σαν ένα πίνακα R θέσεων, στον οποίο κάθε θέση αντιπροσωπεύει το προϊόν στο οποίο βρίσκεται ο αλγόριθμος στο αντίστοιχο μονοπάτι από την αντίστοιχη πηγή στον προορισμό. Για διευκόλυνση του αλγορίθμου στην εύρεση εναλλακτικών μονοπατιών, θα υποτεθεί ότι ο αλγόριθμος λαμβάνει ως είσοδο όχι R, αλλά $M \geq R$ προϊόντα-πηγές.

Ένα ερώτημα που γεννάται κατά την επέκταση σε πολλαπλές συστάσεις ανά γύρο είναι ποιες συστάσεις/προτάσεις θα ανανεώνονται σε κάθε γύρο, ανάλογα με την αντίδραση του χρήστη. Ο αλγόριθμος σχεδιάστηκε να λειτουργεί ως εξής:

- Αν ο χρήστης σε κάποιο γύρο δεχθεί $K > 1$ προτάσεις, ανανεώνονται μόνο οι K προτάσεις που δέχθηκε και οι υπόλοιπες $R - K$ αφήνονται αμετάβλητες.
- Αν ο χρήστης σε κάποιο γύρο δε δεχθεί καμία πρόταση, τότε ανανεώνονται όλες οι προτάσεις.

Η λογική για αυτόν τον τρόπο ανανέωσης είναι ότι, αν ο χρήστης επιλέξει ένα προϊόν, τότε προφανώς αυτό του άρεσε, δε σημαίνει όμως αυτό ότι οι υπόλοιπες προτάσεις δεν του άρεσαν επίσης. Απλώς ίσως να μην πρόλαβε να τις επιλέξει, οπότε ο αλγόριθμος τού τις ξαναπαρουσιάζει. Αν όμως δε διάλεξε καμία, αυτό σημαίνει ότι καμία από τις προτάσεις δεν τον ενδιαφέρει, οπότε ο αλγόριθμος τις ανανεώνει όλες.

Η βάση τώρα αποτελείται από R προϊόντα. Οι προτάσεις ανανεώνονται με χρήση των άπληστων γειτόνων των R προϊόντων της βάσης, όπως και πριν. Δηλαδή, όταν η i-οστή πρόταση ανανεώνεται, στη θέση της μπαίνει ένας άπληστος γείτονας του i-οστού στοιχείου

της βάσης. Αν δε βρεθεί άπληστος γείτονας, τότε την αντίστοιχη θέση στη βάση καταλαμβάνει ένα από τα επιπλέον των *R* προϊόντα-πηγές, αν υπάρχει. Αν δεν υπάρχει, και προκειμένου να αποφευχθεί το γεγονός στο εξής ο αλγόριθμος να προβάλλει λιγότερες συστάσεις, στην *i*-οστή θέση των συστάσεων τοποθετείται εναλλακτική (π.χ., άπληστος γείτονας) μιας άλλης θέσης συστάσεων. Έτσι, ανά πάσα στιγμή, προβάλλονται στον χρήστη ακριβώς *R* συστάσεις, ακόμα κι αν αυτές δεν αντιπροσωπεύουν *R* ανεξάρτητα μονοπάτια προς τον προορισμό. Αν ακόμα κι έτσι τελειώσουν οι εναλλακτικές για τις *R* θέσεις χωρίς ο χρήστης να έχει φτάσει στον προορισμό, ο αλγόριθμος τερματίζει ανεπιτυχώς. Διαφορετικά, μόλις ένα από τα στοιχεία της βάσης γίνει ίδιο με τον προορισμό, που σημαίνει ότι ο χρήστης επέλεξε το προϊόν-προορισμό, ο αλγόριθμος τερματίζει επιτυχώς.
Ένα παραδειγμα παραγωγής 5 συστάσεων ανά γύρο, που λήφθηκε από το σύστημα εν ώρα λειτουργίας του, είναι το εξής:

```
Target user: 5, Destination: 6
Recommending products to user 5 towards destination 6.
Recommendations are: 38 303 879 389 489
Recommendations are: 225 465 879 389 489
Recommendations are: 561 812 913 805 500
Recommendations are: 785 812 6 805 317
Recommendations are: 785 812 6 577 473
Recommendations are: 785 495 6 577 237
We succeeded! User 5 reached destination 6.
```

Οι αρχικές προτάσεις είναι προϊόντα επιλογές του χρήστη. Στον πρώτο γύρο ο χρήστης επιλέγει τα προϊόντα 38 και 303, οπότε οι αντίστοιχες συστάσεις ανανεώνονται με άπληστους γείτονες και οι υπόλοιπες παραμένουν αμετάβλητες. Στον δεύτερο γύρο ο χρήστης δεν επιλέγει καμία σύσταση, οπότε όλες ανανεώνονται. Στον τρίτο γύρο επιλέγει τα προϊόντα 561, 913 και 500, οπότε οι αντίστοιχες συστάσεις ανανεώνονται και οι υπόλοιπες παραμένουν ως έχουν. Έτσι, στον τέταρτο γύρο εμφανίζεται στις συστάσεις και το προϊόν-προορισμός, το 6. Ο αλγόριθμος όμως δεν επιτυγχάνει μέχρις ότου ο χρήστης επιλέξει το προϊόν 6, γεγονός που συμβαίνει δύο γύρους αργότερα. Δυνητικά, θα μπορούσε ο χρήστης να μην επιλέξει κανένα από τα προτεινόμενα προϊόντα σε κάποιον από τους γύρους 4-6, οπότε όλες οι συστάσεις θα ανανεώνονταν, οπότε ο αλγόριθμος θα σταματούσε να προτείνει το προϊόν 6 μέχρι αυτό να ξαναέρθει στο προσκήνιο μέσα από ένα άλλο μονοπάτι συστάσεων.

5.3 Σύσταση προς Ικανοποίηση «Απροσδιόριστης Θέλησης» ενός Χρήστη

Στη δημοσίευσή τους [DLS10], επιστήμονες της Google αναφέρονται στο σύστημα συστάσεων του YouTube και στον σκοπό για τον οποίο ένας χρήστης μπαίνει στην ιστοσελίδα του YouTube. Ένας από τους σκοπούς, εκτός από το να ψάχνει κάτι συγκεκριμένο, είναι απλώς να διασκεδάσει παρακολουθώντας βίντεο τα οποία βρίσκει ενδιαφέροντα. Αυτή η συμπεριφορά του χρήστη εκφράζεται με τον όρο «**απροσδιόριστη θέληση**» (unarticulated want).

Έχοντας ήδη χτίσει ένα πυρήνα για το σύστημα συστάσεων, είναι η στιγμή να αντιμετωπιστεί και μια τέτοιου είδους πιθανή χρησιμοποίησή του, με στόχο δηλαδή την ικανοποίηση της απροσδιόριστης θέλησης ενός χρήστη. Σε αυτή την περίπτωση, δε θα υπάρχει κάποιο σταθερό προϊόν-προορισμός δοσμένο εξωτερικά, για το οποίο ο χρήστης προετοιμάζεται μέσω κατάλληλων προτάσεων (και του μονοπατιού που σχηματίζεται) ώστε να το αποδεχθεί. Αντίθετα, για την ικανοποίηση της απροσδιόριστης θέλησης ενός χρήστη, πρέπει να γίνουν τα εξής: Αρχικά, πρέπει να επιλεγούν κάποια προϊόντα (βίντεο στην περίπτωση του YouTube) που θα λειτουργήσουν ως υποψήφιοι προορισμοί για τον χρήστη. Έπειτα, αυτοί οι προορισμοί πρέπει να ταξινομηθούν με κάποια σειρά προτίμησης και, τέλος, να γίνουν οι συστάσεις προϊόντων. Αυτά τα βήματα περιγράφονται αναλυτικά παρακάτω.

5.3.1 Εύρεση Πιθανών Επιθυμητών Προϊόντων

Όπως αναφέραμε, χαρακτηριστικό της απροσδιόριστης θέλησης είναι ότι δεν υπάρχει προκαθορισμένο προϊόν-προορισμός. Υπάρχει λοιπόν ανάγκη να βρεθούν κάποιοι υποψήφιοι προορισμοί. Δεδομένου ότι ο γράφος προϊόντων έχει ενσωματωθεί στον υπερβολικό χώρο και, επομένως, κάθε κόμβος έχει κάποιες υπερβολικές συντεταγμένες, μια λογική επιλογή είναι η εξής: Για ένα συγκεκριμένο χρήστη, έχοντας ως αφετηρία κάθε προϊόν που εκείνος έχει ήδη επιλέξει, να επιβληθεί ένα κατώτατο και ένα ανώτατο όριο στην υπερβολική απόσταση και να θεωρηθούν ως υποψήφιοι προορισμοί για κάθε προϊόν-αφετηρία όλοι οι κόμβοι που απέχουν υπερβολική απόσταση από την αφετηρία αυτή μέσα σε αυτά τα όρια. Επιλέγεται δηλαδή ως σύνολο υποψήφιων προορισμών για κάθε προϊόν το σύνολο των κόμβων που βρίσκονται σε ένα δακτύλιο υπερβολικής απόστασης γύρω από τα προϊόντα που ο χρήστης έχει επιλέξει.

Μια άλλη παραλλαγή, που όμως δεν υιοθετήθηκε στο συγκεκριμένο σύστημα συστάσεων, είναι να θεωρηθούν υποψήφιοι προορισμοί τα προϊόντα που βρίσκονται σε ένα δακτύλιο υπερβολικής απόστασης γύρω όχι από κάθε προϊόν-αφετηρία, αλλά γύρω από το κέντρο

βάρους των συντεταγμένων των προϊόντων που ήδη έχει επιλέξει ο χρήστης. Αυτή η παραλλαγή ίσως δίνει προορισμούς που λαμβάνουν υπόψη πιο σφαιρικά τα ενδιαφέροντα του χρήστη. Αντίθετα, η πρώτη παραλλαγή δίνει προορισμούς με βάση την απόσταση, άρα και την ομοιότητα από κάθε αφετηρία, η οποία αντιπροσωπεύει ένα από τα ενδιαφέροντα του χρήστη.

Υπάρχει, επομένως, ανάγκη να ανακαλυφθούν κόμβοι που απέχουν υπερβολική απόσταση μέσα σε κάποια όρια από ένα κόμβο-πηγή. Η ανάγκη αυτή καλύπτεται με τη βοήθεια της εξερεύνησης κατά πλάτος, η οποία έχει περιγραφεί στο Κεφάλαιο 4. Εξερευνάται δηλαδή κατά πλάτος η περιοχή γύρω από την πηγή. Για κάθε κόμβο που εξετάζεται, ελέγχεται εάν η απόστασή του από την πηγή είναι μέσα στα όρια. Αν είναι, προστίθεται στη λίστα των υποψήφιων προορισμών. Αν συμβεί κάποια στιγμή όλοι οι προς εξερεύνηση κόμβοι να απέχουν από την πηγή υπερβολική απόσταση πάνω από το ανώτατο όριο, τότε η διαδικασία εύρεσης υποψήφιων προορισμών σταματά. Έτσι, στο τέλος επιστρέφεται ένα σύνολο από υποψήφιους προορισμούς.

5.3.2 Ταξινόμηση των προς Σύσταση Προϊόντων

Οι υποψήφιοι προορισμοί που προέκυψαν από το προηγούμενο βήμα είναι ανάγκη να ταξινομηθούν, να τους αποδοθεί δηλαδή μια σειρά προτίμησης. Ένας τρόπος να ταξινομηθούν είναι με βάση το πόσα **άπληστα μονοπάτια** (δηλαδή μονοπάτια από την πηγή στον προορισμό κάθε κόμβος των οποίων είναι άπληστος γείτονας του προηγούμενου) οδηγούν προς τον συγκεκριμένο προορισμό. Περισσότερα άπληστα μονοπάτια είναι ένδειξη ότι ο προορισμός αυτός είναι «φυσικότερα» προσβάσιμος από τον χρήστη, υπό την έννοια ότι ο χρήστης θα μπορούσε με βάση τα ενδιαφέροντά του να φτάσει σε αυτόν με πολλούς τρόπους.

Στο εξής ας υποθέσουμε ότι καταλήξαμε σε N το πλήθος προορισμούς. Η εύρεση του πλήθους των μονοπατιών που οδηγούν σε αυτούς μπορεί να είναι πολύ απαιτητική υπολογιστικά, καθώς σε κάθε βήμα υπάρχουν πολλές επιλογές (όσος και ο βαθμός κόμβου), και για κάθε επιλογή υπάρχουν ομοίως πολλές επιλογές, κ.ο.κ. Πρόκειται δηλαδή για εκθετική πολυπλοκότητα. Για αυτό θα εκτιμήσουμε το πλήθος των μονοπατιών (ή εν πάση περιπτώσει την κατάταξη των προορισμών ως προς το πλήθος των μονοπατιών) με μία ευριστική συνάρτηση βάρους για κάθε κόμβο:

1. Αρχικά, ορίζεται μια αρίθμηση των προορισμών.
2. Εξερευνώντας ξανά κατά πλάτος όλους τους κόμβους που είχαν εξερευνηθεί και προηγουμένως, ανατίθεται στον καθένα ένα διάνυσμα βαρών N συντεταγμένων, η i-οστή συντεταγμένη του οποίου ισούται με τον αριθμό των άπληστων γειτόνων που έχει ο κόμβος προς τον i-οστό προορισμό.

3. Πραγματοποιείται διάδοση των βαρών από την πηγή στους προορισμούς, προσθέτοντας σε κάθε κόμβο τα διανύσματα βαρών των κόμβων που οδηγούν στον συγκεκριμένο κόμβο κατά την εξερεύνηση κατά πλάτος. Στο τέλος της διαδικασίας αυτής, στους N προορισμούς συσσωρεύονται κάποια διανύσματα βαρών.
4. Οι N προορισμοί συγκρίνονται με βάση την i-οστή συντεταγμένη τους (δηλαδή την $1^{η}$ συντεταγμένη για τον $1^{ο}$ προορισμό, τη $2^{η}$ συντεταγμένη για τον $2^{ο}$ προορισμό, κ.ο.κ.) και ταξινομούνται σε φθίνουσα σειρά.

Με αυτό τον τρόπο, το σύνολο των προορισμών είναι πλέον ταξινομημένο. Οι προορισμοί με το υψηλότερο βάρος είναι αυτοί που (με βάση την ευριστική συνάρτηση) συνδέονται με πολλαπλά μονοπάτια με την πηγή, οπότε είναι πιο πιθανό να οδηγηθεί σε αυτούς ένας χρήστης ξεκινώντας από τη συγκεκριμένη πηγή. Η ιδέα πίσω από αυτή τη συνάρτηση βάρους είναι ότι βάρη και πλήθος μονοπατιών είναι «ανάλογα» με την ευρεία έννοια, δηλαδή όσο μεγαλύτερο το βάρος, τόσο περισσότερα τα μονοπάτια.

5.3.3 Σύσταση των Επιλεχθέντων Προϊόντων

Έχοντας πλέον τόσο τις πηγές, όσο και αντίστοιχους προορισμούς για κάθε πηγή, μπορεί πλέον να παρουσιαστεί η εφαρμογή του αλγόριθμου συστάσεων που περιγράφηκε προηγουμένως.

Για την περίπτωση μίας σύστασης ανά γύρο, η διαδικασία σε ψευδοκώδικα είναι η εξής:

1. Διάβασε πηγή.
2. Βρες υποψήφιους προορισμούς για την πηγή (όλους τους κόμβους που απέχουν από την πηγή υπερβολική απόσταση μέσα στα καθορισμένα όρια).
3. Ταξινόμησε τους υποψήφιους προορισμούς ως προς το πλήθος των μονοπατιών που οδηγούν σε αυτούς με βάση την ευριστική που περιγράφηκε.
4. Για κάθε υποψήφιο προορισμό, πρότεινέ τον στον χρήστη καλώντας την `recommend(πηγή, προορισμός)`. Αν η `recommend()` επιστρέψει επιτυχώς, τερμάτισε επιτυχώς (ο χρήστης έφτασε σε ένα επιθυμητό προορισμό).

Για την περίπτωση των πολλαπλών (R) συστάσεων ανά γύρο, έγινε η εξής επιλογή: Για καθεμία από τις $M \geq R$ πηγές που δίνονται ως είσοδος, θα βρεθεί (όπως περιγράφηκε) ένας υποψήφιος προορισμός, και όχι πολλοί. Ακολούθως, θα καλείται η `recommend()` τροποποιημένη, ώστε καθεμία από τις R προτάσεις σε κάθε γύρο να αντιστοιχεί σε ένα μονοπάτι από την αντίστοιχη πηγή στον αντίστοιχο προορισμό (και όχι σε ένα και μοναδικό προορισμό για όλες τις πηγές, όπως ήταν μέχρι τώρα). Η `recommend()` πλέον θα τερματίζει επιτυχώς αν ο χρήστης επέλεξε οποιονδήποτε από τους προορισμούς.

Για την περίπτωση πολλαπλών συστάσεων ανά γύρο, η διαδικασία σε ψευδοκώδικα είναι η εξής:

1. Διάβασε σύνολο πηγών.
2. Βρες υποψήφιους προορισμούς για κάθε πηγή (όλους τους κόμβους που απέχουν από την πηγή υπερβολική απόσταση μέσα στα όρια).
3. Ταξινόμησε τους υποψήφιους προορισμούς για κάθε πηγή ως προς το πλήθος των μονοπατιών που οδηγούν σε αυτούς με βάση την ευριστική που περιγράφηκε.
4. Για κάθε πηγή, κράτα ως προορισμό μόνο τον καλύτερο από τους υποψήφιους προορισμούς.
5. Κάλεσε τη `recommend()` με παραμέτρους το σύνολο των πηγών και το σύνολο των αντίστοιχων προορισμών (και τα δύο πληθάριθμου *M*). Αν η `recommend()` επιστρέψει επιτυχώς, τερμάτισε επιτυχώς (ο χρήστης έφτασε σε έναν από τους προορισμούς).

Έτσι, με τον τρόπο που περιγράφηκε παραπάνω, το σύστημα συστάσεων μπορεί να χρησιμοποιηθεί για να παρέχει στους χρήστες συστάσεις προϊόντων προς ικανοποίηση της απροσδιόριστης θέλησής τους.

5.4 Συνεργατικές Συστάσεις (Εκμετάλλευση Γράφου Χρηστών)

Ως τώρα, το σύστημα που έχει περιγραφεί χρησιμοποιεί μόνο φιλτράρισμα με βάση το περιεχόμενο, προτείνοντας στον χρήστη προϊόντα που σχετίζονται με κάποιο τρόπο στον γράφο προϊόντων με τα προϊόντα που έχει ήδη επιλέξει ο χρήστης. Όπως όμως περιγράφηκε και στα πρώτα κεφάλαια, το σύστημα αποκτά πολύ περισσότερες δυνατότητες αν επιτραπεί και συνεργατικό φιλτράρισμα των προϊόντων. Εδώ έρχεται η γνώση του γράφου χρηστών και του κοινωνικού ή γενικότερα σύνθετου δικτύου που περιγράφεται από τον γράφο αυτόν να φανεί πολύ χρήσιμη.

Αρχικά, θα εξεταστεί η επέκταση του αρχικού αλγορίθμου μίας σύστασης ανά γύρο, ώστε να χρησιμοποιεί και συνεργατικό φιλτράρισμα. Η βασική ιδέα είναι η εξής: Προϊόντα που μπορεί να θεωρηθεί ότι θα αρέσουν στον χρήστη είναι όχι μόνο όσα σχετίζονται με προϊόντα που ο χρήστης έχει ήδη επιλέξει, αλλά και προϊόντα που άλλοι χρήστες παρόμοιοι με αυτόν έχουν επιλέξει. Έτσι, γίνεται χρήση και του γράφου χρηστών, προκειμένου να βρεθούν οι γειτονικοί κόμβοι ενός χρήστη και, στη συνέχεια, να χρησιμοποιηθούν ως πηγές τα προϊόντα που οι γειτονικοί αυτοί χρήστες έχουν επιλέξει.

Επομένως, μια απλή επέκταση του απλού αλγορίθμου μίας σύστασης ανά γύρο είναι η εξής: Αρχικά, σχηματίζεται το σύνολο των πηγών ως ένωση ενός αριθμού προϊόντων από αυτά που έχει επιλέξει ο ίδιος ο χρήστης και ενός αριθμού προϊόντων από αυτά που έχουν επιλέξει οι γειτονικοί με αυτόν χρήστες. Στη συνέχεια, τα προϊόντα αντιμετωπίζονται ισοδύναμα, όποια κι αν είναι η προέλευσή τους. Καλείται δηλαδή η `recommend()` για κάθε πηγή, για τον επιθυμητό προορισμό.

Στην περίπτωση πολλαπλών (R) προτάσεων ανά γύρο, επιλέγονται σε κάθε γύρο R από τις πηγές (από όπου κι αν προέρχονται), και ο αλγόριθμος προσπαθεί να φτάσει με ένα άπληστο μονοπάτι από κάθε πηγή προς τον προορισμό. Η μόνη αλλαγή σε σχέση με την απουσία συνεργατικού φιλτραρίσματος είναι στην προέλευση των προϊόντων-πηγών.

Η ιδέα επεκτείνεται εύκολα και στην περίπτωση του άγνωστου προορισμού, στην περίπτωση δηλαδή που ο αλγόριθμος προσπαθεί να καλύψει την απροσδιόριστη θέληση του χρήστη. Αρχικά γίνεται παρόμοια μίξη (π.χ., πιθανοτικά) προϊόντων που έχουν επιλέξει τόσο ο χρήστης, όσο και οι γειτονικοί χρήστες. Το σύνολο αυτό των πηγών δίνεται ως είσοδος στον αλγόριθμο. Ο αλγόριθμος τώρα υπολογίζει, με τον τρόπο που περιγράφηκε προηγουμένως, υποψήφιους προορισμούς για κάθε προϊόν-πηγή (από όπου κι αν προέρχεται αυτό), τους κατατάσσει και κρατάει ως προορισμό για την αντίστοιχη πηγή τον καλύτερο κάθε φορά. Έπειτα, καλεί την `recommend()`, η οποία παρέχει στον χρήστη πολλαπλές συστάσεις, μέχρις ότου οδηγηθεί σε ένα από τα προϊόντα-προορισμούς. Αν ένα μονοπάτι από μια πηγή σε ένα προορισμό φτάσει σε αδιέξοδο, αυτό αφαιρείται και στη θέση του μπαίνει ένα άλλο μονοπάτι από μία από τις εναλλακτικές πηγές προς τον αντίστοιχο προορισμό.

Ένα πρόβλημα που ανακύπτει με τη χρήση προϊόντων που έχουν επιλέξει άλλοι χρήστες ως αφετηρίες για την άπληστη δρομολόγηση είναι ότι ενδέχεται τα προϊόντα αυτά να τα έχει επιλέξει και ο ίδιος ο χρήστης, οπότε δεν έχει νόημα να του ξαναπροταθούν. Αυτός ο κίνδυνος ξεπερνιέται ελέγχοντας κάθε προϊόν επιλεγμένο από άλλο χρήστη προτού προστεθεί στο σύνολο πηγών, ώστε αυτό να μην έχει ήδη επιλεγεί από τον ίδιο τον χρήστη.

Ένα επιπλέον λεπτό σημείο αφορά μια διάκριση που πρέπει να γίνει στα προϊόντα του συνόλου πηγών ανάλογα με την προέλευσή τους. Αν ένα προϊόν-πηγή έχει επιλεγεί από τον ίδιο τον χρήστη, τότε όταν ανανεωθεί η αντίστοιχη σύσταση, στη θέση της θα μπει ένας άπληστος γείτονας του προϊόντος-πηγή. Αν όμως ένα προϊόν-πηγή έχει επιλεγεί από άλλο χρήστη, τότε όταν ανανεωθεί η αντίστοιχη σύσταση, στη θέση της πρέπει να προταθεί το ίδιο το προϊόν που επέλεξε ο άλλος χρήστης και όχι απευθείας κάποιος άπληστος γείτονάς του. Αν το σύστημα πρότεινε απευθείας έναν άπληστο γείτονα, αυτός μπορεί να μην αντιστοιχεί στα ενδιαφέροντα του χρήστη. Το σύστημα όμως δεν πήρε την πληροφορία αυτή ποτέ, αφού δεν του πρότεινε το ίδιο το προϊόν που επέλεξε ο άλλος χρήστης. Κάνοντας αυτή τη διάκριση,

επιδιώκεται να διασφαλιστεί ότι το σύστημα θα προτείνει στους χρήστες προϊόντα όσο το δυνατόν σύμφωνα με τα ενδιαφέροντά τους, χωρίς μεγάλα άλματα.

5.5 *Ολοκληρωμένος Αλγόριθμος Συστάσεων*

Συνοψίζοντας στο σημείο αυτό, μπορεί να παρουσιαστεί η συνολική εικόνα σχετικά με τον αλγόριθμο συστάσεων και το περιβάλλον (context) στο οποίο αυτός καλείται να δώσει συστάσεις.

Η βασική συνάρτηση `recommend(σύνολο πηγών, σύνολο προορισμών)` λειτουργεί ως εξής: Παίρνει ως είσοδο ένα σύνολο πηγών και ένα σύνολο προορισμών και παράγει επαναληπτικά *R* συστάσεις που οδηγούν τον χρήστη προς κάποιον προορισμό.

Στην περίπτωση γνωστού προορισμού *dest*, λαμβάνονται το σύνολο *A* των προϊόντων που έχει επιλέξει ο ίδιος ο χρήστης και *B* των προϊόντων που έχουν επιλέξει γειτονικοί με αυτόν χρήστες. Ακολούθως, επιλέγεται το σύνολο πηγών *S* που θα δοθεί ως είσοδος στη `recommend()`. Το *S* σε κάθε γύρο αποτελείται από *sources_provided_per_round* συνολικά νέα προϊόντα, τα οποία λαμβάνονται με πιθανότητα *prob_w* από το σύνολο *A* και με πιθανότητα *1-prob_w* από το σύνολο *B*. Αφού σχηματιστεί το *S*, καλείται η `recommend(S,dest)`. Αν επιστρέψει επιτυχώς, ο αλγόριθμος τερματίζει επιτυχώς. Διαφορετικά, συνεχίζει να καλεί τη `recommend()`, μέχρις ότου επιτύχει ή εξαντληθούν οι επιλογές για το *S*, ή οι προσπάθειες υπερβούν τις *max_attempts*.

Στην περίπτωση άγνωστου προορισμού, σχηματίζονται ομοίως τα σύνολα *A* και *B*. Από το σύνολο πηγών *S* πληθαρίθμου *max_total_sources* που απαρτίζεται από στοιχεία του *A* σε ποσοστό *percent_of_videos_watched_by_user* και στοιχεία του *B* σε ποσοστό $1-\mathit{percent_of_videos_watched_by_user}$, επιλέγονται σε κάθε γύρο *sources_provided_per_round* προϊόντα-πηγές. Για κάθε στοιχείο του συνόλου πηγών *S*, βρίσκονται *number_of_destinations_to_find* υποψήφιοι προορισμοί (αυτοί που απέχουν υπερβολική απόσταση από την πηγή στο διάστημα [*T_min, T_max*]. Οι υποψήφιοι αυτοί προορισμοί ταξινομούνται και τελικά ο καλύτερος μόνο ορίζεται ως ο αντίστοιχος προορισμός για την πηγή. Έτσι, σχηματίζεται το σύνολο προορισμών *DS*, με στοιχεία τόσα όσα και τα στοιχεία του *S*. Έπειτα, καλείται η `recommend(S,DS)`. Αν επιστρέψει επιτυχώς, ο αλγόριθμος τερματίζει επιτυχώς. Διαφορετικά, συνεχίζει να καλεί τη `recommend()`, μέχρις ότου επιτύχει ή εξαντληθούν οι επιλογές για το *S*, ή οι προσπάθειες υπερβούν τις *max_attempts*.

Και στις δύο παραλλαγές, στο τέλος κάθε γύρου ανανεώνονται οι κάθετες διασυνδέσεις, ώστε να ληφθούν υπόψη και οι νέες επιλογές που έκαναν οι χρήστες. Επίσης, κάθε

rounds_to_renew_graph γύρους, επαναϋπολογίζονται τα co-views, ξαναδημιουργείται ο γράφος προϊόντων και ενσωματώνεται πάλι στον υπερβολικό χώρο. Αυτό γίνεται ώστε το σύστημα να δουλεύει πάνω σε όσο γίνεται πιο ενημερωμένα δεδομένα. Ιδανικά, ο γράφος προϊόντων θα ανανεωνόταν αυξητικά σε κάθε επιλογή του χρήστη. Λόγω όμως της ενσωμάτωσης, επιβάλλεται ο εκ νέου υπολογισμός των αποστάσεων, ώστε οι αποστάσεις στον υπερβολικό χώρο να αντιστοιχούν προσεγγιστικά στις πραγματικές. Εξαιτίας της πολυπλοκότητας και της καθυστέρησης που εισάγεται από τον υπολογισμό των co-views και την ενσωμάτωση του νέου γράφου προϊόντων, αυτό δε γίνεται σε κάθε γύρο, αλλά ανά *rounds_to_renew_graph* γύρους.

Τα *sources_provided_per_round, max_attempts, rounds_to_renew_graph, R, prob_w, T_min, T_max, max_total_sources, percent_of_videos_watched_by_user* και *number_of_destinations_to_find* αποτελούν παραμέτρους του αλγορίθμου και μπορούν να καθοριστούν εξωτερικά πριν την εκτέλεσή του.

Με αυτόν τον τρόπο ολοκληρώνεται η παρουσίαση των αλγορίθμων συστάσεων που δημιουργήθηκαν. Ουσιαστικά, δημιουργήθηκαν δύο παραλλαγές που χρησιμοποιούν την ίδια τεχνική συστάσεων: αυτή της άπληστης δρομολόγησης στον υπερβολικό χώρο. Η πρώτη παραλλαγή αφορά την περίπτωση των (πολλαπλών γενικά) συστάσεων προκειμένου ο χρήστης να οδηγηθεί από ένα σύνολο πηγών προς ένα και μοναδικό προορισμό. Η δεύτερη παραλλαγή αφορά την περίπτωση των (πολλαπλών γενικά) συστάσεων προκειμένου, ξεκινώντας από ένα σύνολο πηγών, να ικανοποιηθεί η απροσδιόριστη θέληση του χρήστη. Στη δεύτερη παραλλαγή ο προορισμός δεν είναι μοναδικός, αλλά είναι διαφορετικός για κάθε πηγή. Και στις δύο περιπτώσεις, το σύνολο πηγών απαρτίζεται από προϊόντα που έχουν επιλέξει τόσο ο χρήστης, όσο και οι γειτονικοί του. Το ποσοστό του καθενός είναι παράμετρος του συστήματος. Ο συνδυασμός content-based και collaborative χαρακτηριστικών στο σύστημα συστάσεων το καθιστά υβριδικό και του δίνει τη δυνατότητα να παρέχει επιτυχώς συστάσεις, ξεπερνώντας τα μειονεκτήματα που τόσο το content-based όσο και το collaborative σκέλος έχουν το καθένα από μόνο του.

6

Αξιολόγηση

Σε αυτό το Κεφάλαιο θα παρουσιαστούν οι μέθοδοι που χρησιμοποιήθηκαν για την αξιολόγηση (evaluation) του συστήματος συστάσεων που δημιουργήθηκε. Θα καθοριστούν οι παράμετροι με βάση τις οποίες γίνεται η αξιολόγηση και θα δοθούν τα αποτελέσματά της, καθώς και συμπεράσματα που προκύπτουν.

6.1 Παράμετροι αξιολόγησης

Προκειμένου να γίνει η αξιολόγηση του συστήματος συστάσεων, είναι αναγκαίο να οριστεί το κατάλληλο περιβάλλον. Φυσικά, δεν είναι δυνατόν να γίνει αξιολόγηση υπό συνθήκες πραγματικής λειτουργίας, με πραγματικούς χρήστες και προϊόντα (καθώς τα πραγματικά συστήματα είναι απρόθυμα στο να ανοίξουν τις υποδομές/υπηρεσίες τους στο ευρύ κοινό για τέτοιου είδους χρήσεις), αλλά θα γίνει εξομοίωση των πραγματικών συνθηκών σε ένα τεχνητό περιβάλλον. Αυτό συνίσταται στον καθορισμό του τρόπου εξομοίωσης των χρηστών και της συμπεριφοράς τους, του τρόπου σχηματισμού των γράφων (δικτύων) χρηστών και προϊόντων, κάποιων παραμέτρων που αλλάζουν τη συμπεριφορά του συστήματος και, τέλος, κάποιων μετρικών, με βάση τις οποίες θα γίνει η αξιολόγηση.

6.1.1 *Εξομοίωση Συμπεριφοράς Χρηστών*

Το σύστημα συστάσεων που περιγράφεται στην παρούσα εργασία δεν είναι εφικτό να αξιολογηθεί σε συνθήκες πραγματικής σύνδεσης (online), με χρήστες ανθρώπους που ο καθένας έχει τις προσωπικές του προτιμήσεις και κάνει διαφορετικές επιλογές. Ο λόγος είναι ότι δεν υπάρχει διαθέσιμη κάποια πλατφόρμα για να εφαρμοστεί σε αυτή το συγκεκριμένο σύστημα συστάσεων. Επομένως, προκειμένου να αξιολογηθούν οι επιδόσεις του συστήματος, είναι ανάγκη να γίνει *εξομοίωση* (emulation) των χρηστών και της συμπεριφοράς τους με λογισμικό.

Κάθε χρήστης που χρησιμοποιείται για την εξομοίωση χαρακτηρίζεται από ένα διάνυσμα χαρακτηριστικών (features), όπως και τα προϊόντα. Για να μπορεί να αποφανθεί το σύστημα σχετικά με το αν ένα προϊόν θα αρέσει σε ένα χρήστη και σε ποιο βαθμό, είναι ανάγκη να εισαχθεί ένας τρόπος «πρόβλεψης της συμπεριφοράς του χρήστη». Ένας τρόπος να γίνει αυτό είναι να αξιοποιηθεί το διάνυσμα χαρακτηριστικών που έχει κάθε χρήστης και κάθε προϊόν ορίζοντας μια *μετρική ομοιότητας* (similarity metric) πάνω σε αυτά. Η μετρική ομοιότητας είναι μια συνάρτηση η τιμή της οποίας εκφράζει το πόσο «όμοιος» είναι ένας συγκεκριμένος χρήστης με ένα συγκεκριμένο προϊόν. Αφού υπολογιστεί η τιμή της μετρικής ομοιότητας, ο χρήστης επιλέγει το αντίστοιχο προϊόν με μια πιθανότητα, η οποία είναι ανάλογη της τιμής αυτής (κανονικοποιημένης κατάλληλα). Έτσι, για κάθε ζεύγος χρήστη-προϊόντος, μπορεί να υπολογιστεί η πιθανότητα ο συγκεκριμένος χρήστης να δεχθεί την πρόταση του συγκεκριμένου προϊόντος.

Για παράδειγμα, μια μετρική ομοιότητας μπορεί να είναι το εσωτερικό γινόμενο των διανυσμάτων χαρακτηριστικών χρήστη και προϊόντος. Στη συνέχεια, μπορεί να οριστεί ότι ο χρήστης θα επιλέξει το προϊόν με πιθανότητα ανάλογη αυτού του εσωτερικού γινομένου. Έτσι, κάθε χρήστης θα έχει μεγάλη πιθανότητα να επιλέξει προϊόντα με προφίλ όμοιο με το δικό του (δηλαδή με μεγάλο εσωτερικό γινόμενο) και μικρή πιθανότητα να επιλέξει προϊόντα με προφίλ αρκετά διαφορετικό από το δικό του (δηλαδή με μικρό εσωτερικό γινόμενο). Φυσικά, προκειμένου το εσωτερικό γινόμενο να μεταφραστεί σε πιθανότητα, είναι ανάγκη να του επιβληθεί κάποια κανονικοποίηση, όπως η διαίρεσή του με τη μέγιστη δυνατή τιμή του εσωτερικού γινομένου του διανύσματος χαρακτηριστικών του συγκεκριμένου χρήστη πάνω σε όλα τα προϊόντα. Τότε ο χρήστης θα επιλέγει το πιο ταιριαστό του προϊόν με πιθανότητα 1, και κάθε άλλο με μικρότερη πιθανότητα, ανάλογη του αντίστοιχου εσωτερικού γινομένου.

6.1.2 *Σχηματισμός Διεπίπεδου Γράφου*

Εφόσον έχει υποτεθεί ότι οι διασυνδέσεις μεταξύ των χρηστών προκύπτουν από ένα σύνθετο δίκτυο που προϋπάρχει μεταξύ τους (π.χ., ένα κοινωνικό δίκτυο), δε χρειάζεται κάποια ιδιαίτερη ενέργεια για τον σχηματισμό του γράφου χρηστών. Για τις ανάγκες της εξομοίωσης

του δικτύου χρηστών, θεωρείται ότι ο γράφος χρηστών είναι ένα scale-free δίκτυο [BaA99], δηλαδή ένα δίκτυο που χαρακτηρίζεται από εκθετική κατανομή βαθμού κόμβου, με συνδεσιμότητα χαρακτηριζόμενη από τον κανόνα της «προτιμώμενης σύνδεσης» (preferential attachment).

Τα προϊόντα αρχικά υποτίθεται ότι είναι ασύνδετα μεταξύ τους. Το μόνο γνωστό είναι το διάνυσμα χαρακτηριστικών του κάθε προϊόντος. Ο γράφος προϊόντων θα καθοριστεί από τις επιλογές των ίδιων προϊόντων από κάποιους χρήστες.

Πριν σχηματιστεί ο γράφος προϊόντων, θα ανατεθούν βάρη στις κάθετες διασυνδέσεις μεταξύ χρηστών και προϊόντων. Αυτό δε γίνεται με τυχαίο τρόπο, αλλά ως εξής: Σε κάθε χρήστη ανατίθενται κάποιες επιλογές προϊόντων (που υποτίθεται ότι έχει κάνει) με βάση την ομοιότητα χρήστη-προϊόντος. Η ομοιότητα αυτή καθορίζει μια πιθανότητα επιλογής, σύμφωνα με την οποία ο χρήστης θα επιλέξει το προϊόν. Έτσι, κάθε χρήστης αποκτά τα προϊόντα που υποτίθεται ότι έχει επιλέξει αρχικά. Αρχικοποιούνται δηλαδή με αυτόν τον τρόπο οι κάθετες διασυνδέσεις.

Τώρα είναι εφικτό να δημιουργηθεί και ο γράφος προϊόντων, υπολογίζοντας τα «co-views» (εμπνευσμένο από το σύστημα συστάσεων του YouTube, Κεφάλαιο 2.1.6 και [DLS10]), δηλαδή τις επιλογές κοινών προϊόντων από κάποιους χρήστες. Συγκεκριμένα, προσδιορίζεται πρώτα το σύνολο των χρηστών που έχει επιλέξει κάθε προϊόν. Στη συνέχεια, υπολογίζεται η μετρική των co-views μεταξύ κάθε ζεύγους προϊόντων ως το πλήθος των χρηστών που επέλεξαν και τα δύο προς το πλήθος των χρηστών που επέλεξαν ένα από τα δύο. Αυτό γίνεται για κάθε ζεύγος προϊόντων. Έτσι, προκύπτει ο πίνακας των co-views. Σε αυτόν, μεγάλο βάρος μεταξύ δύο προϊόντων σημαίνει μεγάλη ομοιότητα των προϊόντων (δηλαδή μικρή απόσταση μεταξύ τους), αφού πολλοί χρήστες τα επέλεξαν από κοινού. Σε ένα πίνακα γειτνίασης ενός γράφου, όμως, μεγάλο βάρος σημαίνει μεγάλη απόσταση. Επομένως, για να μετατραπεί ο πίνακας των co-views στον πίνακα γειτνίασης του γράφου προϊόντων, κάθε μη μηδενικό στοιχείο του πίνακα των co-views αντιστρέφεται. Έτσι, στον νέο πίνακα που προκύπτει, μικρό βάρος σημαίνει μικρή απόσταση (μεγάλη ομοιότητα).

Για να μπορεί ένας γράφος να ενσωματωθεί στο υπερβολικό επίπεδο, είναι ανάγκη να είναι συνδεδεμένος. Για τις ανάγκες της εξομοίωσης, λοιπόν, και μιας και το σύνολο δεδομένων είναι τεχνητό, προστίθενται κάποιες ακμές μεγάλου βάρους (ώστε να έχουν αμελητέα επίδραση στη δρομολόγηση) στον γράφο, έτσι ώστε να είναι συνδεδεμένος κατά επίπεδα (χρηστών και προϊόντων).

Έως εδώ λοιπόν κατασκευάστηκε ο διεπίπεδος γράφος σε διάφορες φάσεις. Πλέον, είναι έτοιμος να δοθεί ως είσοδος στο σύστημα συστάσεων.

6.1.3 *Παράμετροι του Συστήματος Συστάσεων*

Στο σημείο αυτό πρέπει να γίνει παρουσίαση των παραμέτρων του συστήματος συστάσεων που επιδέχονται μεταβολή. Για διαφορετικές τιμές αυτών των παραμέτρων θα παρουσιαστεί στη συνέχεια η επίδοση του συστήματος.

Υπάρχουν τρεις κατηγορίες παραμέτρων: αυτές που χρησιμοποιούνται μόνο για την περίπτωση γνωστού προορισμού, αυτές που χρησιμοποιούνται μόνο για την περίπτωση άγνωστου προορισμού και αυτές που χρησιμοποιούνται και στις δύο περιπτώσεις. Ο Πίνακας 4 δίνει τους ορισμούς των παραμέτρων αυτών.

ΧΡΗΣΗ ΠΑΡΑΜΕΤΡΟΥ	**ΠΑΡΑΜΕΤΡΟΣ**	**ΠΕΡΙΓΡΑΦΗ**
Όλες οι περιπτώσεις	*sources_provided_per_round*	Αριθμός προϊόντων-πηγών που δίνονται ως είσοδος σε κάθε γύρο στη συνάρτηση `recommend()`
	max_attempts	Μέγιστος αριθμός προσπαθειών ανά γύρο
	rounds_to_renew_graph	Αριθμός γύρων ανά τους οποίους ανανεώνεται ο γράφος προϊόντων (επαναϋπολογίζονται τα co-views και επανενσωματώνεται ο γράφος προϊόντων)
	R	Αριθμός προβαλλόμενων συστάσεων σε κάθε γύρο
Μόνο γνωστός προορισμός	*prob_w*	Πιθανότητα επιλογής προϊόντος που έχει επιλέξει ο χρήστης (και όχι προϊόντος που έχει επιλέξει γειτονικός χρήστης) κατά τον σχηματισμό του συνόλου πηγών
Μόνο άγνωστος προορισμός	*T_min*	Κατώτατο όριο υπερβολικής απόστασης για υποψήφιους προορισμούς
	T_max	Ανώτατο όριο υπερβολικής απόστασης για υποψήφιους προορισμούς
	max_total_sources	Πληθάριθμος του συνόλου πηγών, υποσύνολα του οποίου δίνονται ως

		είσοδος στον αλγόριθμο για τον άγνωστο προορισμό
	percent_of_videos_watched_by_user	Ποσοστό των στοιχείων του συνόλου πηγών τα οποία είναι επιλογές του ίδιου του χρήστη
	number_of_destinations_to_find	Πλήθος υποψήφιων προορισμών προς εύρεση για κάθε πηγή

Πίνακας 4: Παράμετροι του αλγορίθμου συστάσεων.

Για τις περισσότερες από τις παραπάνω παραμέτρους θα γίνουν εξομοιώσεις για διαφορετικές τιμές τους και τα αποτελέσματα θα παρουσιαστούν γραφικά στη συνέχεια.

6.1.4 Μετρικές Αξιολόγησης του Συστήματος Συστάσεων

Προκειμένου να μετρηθεί η επίδοση του συστήματος συστάσεων, υπήρξε ανάγκη να οριστούν κάποιες *μετρικές αξιολόγησης* (evaluation metrics), που θα καθορίζουν «πόσο καλά τα κατάφερε» το σύστημα σε μια συγκεκριμένη χρήση του. Οι μετρικές αξιολόγησης που χρησιμοποιήθηκαν είναι οι εξής:

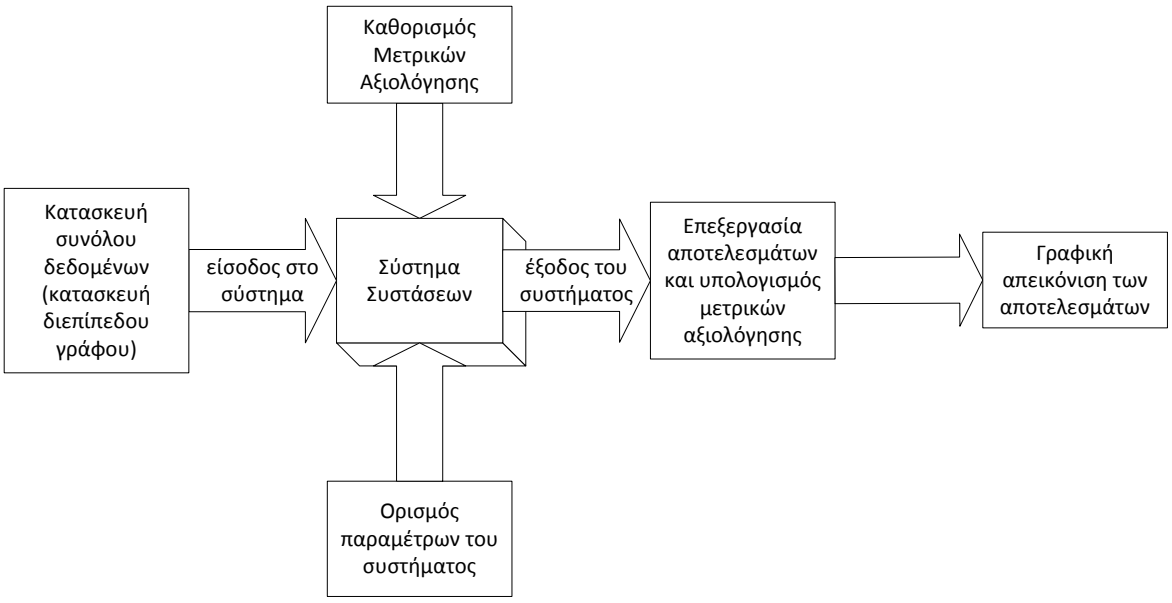
- **Ποσοστό επιτυχίας, όσον αφορά την επίτευξη του προορισμού**. Στην περίπτωση γνωστού προορισμού, η μετρική ισούται με το πλήθος των συνδυασμών χρηστών-προορισμών για τους οποίους χρησιμοποιήθηκε το σύστημα και ο χρήστης όντως έφτασε στον προορισμό, προς το συνολικό πλήθος των συνδυασμών χρηστών-προορισμών για τους οποίους χρησιμοποιήθηκε το σύστημα. Στην περίπτωση άγνωστου προορισμού, η μετρική ισούται με το πλήθος των χρηστών για τους οποίους χρησιμοποιήθηκε το σύστημα και ο χρήστης όντως έφτασε σε κάποιον προορισμό, προς το συνολικό πλήθος των χρηστών για τους οποίους χρησιμοποιήθηκε το σύστημα.
- **Ελάχιστη υπερβολική απόσταση από τον προορισμό**. Η μετρική αυτή έχει νόημα στις περιπτώσεις που το σύστημα απέτυχε, αφού όταν το σύστημα πετυχαίνει, η μετρική αυτή ισούται πάντα με 0. Η μέση τιμή λοιπόν που θα λαμβάνεται για αυτή τη μετρική θα λαμβάνεται μόνο για περιπτώσεις αποτυχίας του συστήματος. Η μετρική δείχνει κατά κάποιο τρόπο πόσο «έξω» έπεσε το σύστημα όταν δεν πέτυχε τον σκοπό του.
- **Μέση ακρίβεια συστάσεων**. Η *ακρίβεια* (precision) των συστάσεων ορίζεται ως το πλήθος των συστάσεων που ο χρήστης επέλεξε προς το πλήθος των συστάσεων που προβλήθηκαν συνολικά στον χρήστη. Το πλήθος συστάσεων που ο χρήστης επέλεξε και το συνολικό πλήθος συστάσεων που έγιναν υπολογίζονται και διαιρούνται σε

κάθε γύρο για να δώσουν την ακρίβεια σε εκείνο τον γύρο. Η συγκεκριμένη μετρική είναι ο μέσος όρος πάνω στις ακρίβειες όλων των γύρων.

- **Καθολική (global) ακρίβεια συστάσεων**. Ομοίως, η ακρίβεια των συστάσεων ορίζεται ως το πλήθος των συστάσεων που ο χρήστης επέλεξε προς το πλήθος των συστάσεων που προβλήθηκαν συνολικά στον χρήστη. Μόνο που τώρα το πλήθος συστάσεων που ο χρήστης επέλεξε και το συνολικό πλήθος συστάσεων που έγιναν υπολογίζονται συνολικά για όλους τους γύρους που τρέχει το σύστημα. Στο τέλος, διαιρούνται μόνο μια φορά για να δώσουν την καθολική ακρίβεια.

6.2 Σύστημα αξιολόγησης

Η συνολική πορεία που ακολουθείται για την αξιολόγηση του συστήματος συστάσεων δίνεται στο Σχήμα 10.



Σχήμα 10: Τρόπος αξιολόγησης του συστήματος συστάσεων.

Αρχικά, κατασκευάζεται ο διεπίπεδος γράφος με τους χρήστες και τα προϊόντα. Αυτός αποτελεί και το τεχνητό *σύνολο δεδομένων* (data set) πάνω στο οποίο γίνονται οι εξομοιώσεις. Έπειτα, ορίζονται οι τιμές των παραμέτρων του συστήματος για τις οποίες το σύστημα θα αξιολογηθεί στη συγκεκριμένη εξομοίωση, και αρχικοποιούνται κατάλληλα οι απαραίτητες μετρικές. Ο διεπίπεδος γράφος δίνεται ως είσοδος στο σύστημα συστάσεων και αυτό παράγει μια έξοδο. Η έξοδος αυτή υφίσταται μια επεξεργασία και υπολογίζονται οι μετρικές αξιολόγησης. Τέλος, αφού γίνουν πολλές εξομοιώσεις για διαφορετικές τιμές των

παραμέτρων του συστήματος, γίνεται γραφική απεικόνιση των μετρικών σε σχέση με τις μεταβαλλόμενες παραμέτρους.

6.3 *Οργάνωση Πειραμάτων*

Η οργάνωση των πειραμάτων/εξομοιώσεων, που έγιναν χωριστά για τις περιπτώσεις γνωστού και άγνωστου προορισμού, έγιναν ως εξής:

Κατασκευάστηκε ένας γράφος με 100 χρήστες και 1000 προϊόντα. Αυτός ο γράφος χρησιμοποιούνταν ο ίδιος κάθε φορά, ώστε να εξασφαλίζεται η λειτουργία του συστήματος κάτω από τις ίδιες συνθήκες. Αυτό που αλλάζει κάθε φορά είναι μια παράμετρος του συστήματος. Στον διεπίπεδο αυτό γράφο, ο μέσος όρος των προϊόντων με τα οποία ξεκινάει κάθε χρήστης είναι περίπου 15 προϊόντα/χρήστη.

Όσον αφορά τα χαρακτηριστικά των χρηστών και των προϊόντων, κάθε χρήστης και κάθε προϊόν ανήκει σε μια κλάση χρηστών/προϊόντων. Τα στοιχεία μιας κλάσης έχουν παρόμοια διανύσματα χαρακτηριστικών μεταξύ τους. Χρησιμοποιήθηκαν 5 κλάσεις χρηστών και 10 κλάσεις προϊόντων.

Ορίστηκαν 5 σύνολα χρηστών-στόχων (δηλαδή χρηστών στους οποίους το σύστημα θα κάνει συστάσεις) και προορισμών για την περίπτωση του γνωστού προορισμού, και ένα σύνολο χρηστών-στόχων για την περίπτωση του άγνωστου προορισμού. Τα σύνολα αυτά αποτελούν τις παραμέτρους εκτέλεσης του συστήματος για την περίπτωση γνωστού προορισμού (Πίνακας 5) και για την περίπτωση άγνωστου προορισμού (Πίνακας 6). Επιπλέον, ορίζεται ένα σύνολο προεπιλεγμένων (default) τιμών για όλες τις παραμέτρους του αλγορίθμου, όπως τις ορίζει ο Πίνακας 4, καθώς και ένα σύνολο τιμών πάνω στις οποίες κάθε παράμετρος θα μελετηθεί. Ο Πίνακας 7 δείχνει τις προεπιλεγμένες αυτές τιμές.

Κάθε εξομοίωση έγινε 5 φορές και τα αποτελέσματα στη συνέχεια αφορούν στη μέση τιμή των μετρικών πάνω και στις 5 αυτές πανομοιότυπες εκτελέσεις της κάθε εξομοίωσης. Αυτό γίνεται επειδή η μέση τιμή καταργεί ως ένα βαθμό την τυχαιότητα και δείχνει την πραγματική επίδραση της μεταβολής της κάθε παραμέτρου πάνω στις τιμές της κάθε μετρικής.

Α/Α ΕΞΟΜΟΙΩΣΗΣ (περίπτωση γνωστού προορισμού)	**ΤΙΜΗ ΠΑΡΑΜΕΤΡΟΥ «ΧΡΗΣΤΕΣ-ΣΤΟΧΟΙ»**	**ΤΙΜΗ ΠΑΡΑΜΕΤΡΟΥ «ΠΡΟΟΡΙΣΜΟΙ»**
1	1, 5, 8, 34, 79, 100	234, 555, 790, 3, 987, 140
2	3, 17, 36, 75, 9	120, 931, 444

3	76, 35	759, 820
4	99, 65, 8	931, 732, 145
5	55, 66, 88	55, 23, 789, 432

Πίνακας 5: Παράμετροι εκτέλεσης των εξομοιώσεων για την περίπτωση γνωστού προορισμού.

Α/Α ΕΞΟΜΟΙΩΣΗΣ (περίπτωση άγνωστου προορισμού)	**ΤΙΜΗ ΠΑΡΑΜΕΤΡΟΥ «ΧΡΗΣΤΕΣ-ΣΤΟΧΟΙ»**
1	1, 5, 8, 34, 79, 100

Πίνακας 6: Παράμετροι εκτέλεσης των εξομοιώσεων για την περίπτωση άγνωστου προορισμού.

ΠΑΡΑΜΕΤΡΟΣ	**ΠΡΟΕΠΙΛΕΓΜΕΝΗ ΤΙΜΗ**	**ΣΥΝΟΛΟ ΤΙΜΩΝ ΓΙΑ ΤΙΣ ΕΞΟΜΟΙΩΣΕΙΣ**
sources_provided_per_round	7	3-8 με βήμα 1
rounds_to_renew_graph	10	1-15 με βήμα 3 / 1-5 με βήμα 1 (γνωστός/άγνωστος)
R	5	1-10 με βήμα 1
prob_w	0.8	0-1 με βήμα 0.1
T_min	3	0-3.5 με βήμα 0.5
T_max	5	T_min+2
max_total_sources	10	6-18 με βήμα 4
percent_of_videos_watched_by_user	0.6	0-1 με βήμα 0.2
number_of_destinations_to_find	3	1-11 με βήμα 2

Πίνακας 7: Προεπιλεγμένες τιμές και σύνολα τιμών για τις εξομοιώσεις για τις παραμέτρους του αλγορίθμου συστάσεων.

Έπειτα, μελετήθηκε κάθε παράμετρος ξεχωριστά: Δόθηκαν διαφορετικές τιμές στην παράμετρο και μελετήθηκε η συμπεριφορά του συστήματος μέσω των μετρικών αξιολόγησης. Τα αποτελέσματα για όλες τις τιμές κάθε παραμέτρου παραστάθηκαν γραφικά. Ιδιαίτερα για την παράμετρο *T_max*, έγινε η παραδοχή ότι $T_max = T_min + 2$, δηλαδή ότι το διάστημα στο οποίο θα ανήκουν οι αποστάσεις των υποψήφιων προορισμών έχει εύρος 2.

Για την περίπτωση του άγνωστου προορισμού, πρέπει να σημειωθεί ότι μετά την εύρεση των υποψήφιων προορισμών με εξερεύνηση κατά πλάτος, στις εξομοιώσεις που πραγματοποιήθηκαν δεν έγινε ταξινόμησή τους με βάση τη μετρική των πολλαπλών μονοπατιών, λόγω κόστους σε πολυπλοκότητα και χρόνο. Έγινε απλώς μια τυχαία μετάθεσή τους προτού ο αλγόριθμος προχωρήσει στο επόμενο βήμα.

6.4 Τεχνικές Λεπτομέρειες

6.4.1 Λεπτομέρειες Υλοποίησης

Προτού παρουσιαστούν τα αποτελέσματα της αξιολόγησης, θα σημειωθούν κάποιες τεχνικές λεπτομέρειες, οι οποίες δεν αφορούν τόσο την ιδέα του αλγορίθμου, αλλά αποτελούν σχεδιαστικές επιλογές που έγιναν κατά την υλοποίησή του. Έχοντάς αυτές υπόψη, μπορεί κανείς να κατανοήσει καλύτερα τα αποτελέσματα που δίνονται στη συνέχεια. Αυτές είναι οι εξής:

- Σε κάθε γύρο (round), η συνάρτηση `recommend(σύνολο πηγών, σύνολο προορισμών)` προτείνει στον χρήστη R προϊόντα. Αυτό συμβαίνει εφόσον το σύνολο πηγών έχει τουλάχιστον R στοιχεία. Αν έχει $\rho < R$ στοιχεία, τότε σε κάθε γύρο δίνονται στον χρήστη ρ συστάσεις.
- Αν κατά τον σχηματισμό του συνόλου πηγών εξαντληθούν τα προϊόντα-επιλογές του χρήστη, το σύνολο πηγών συμπληρώνεται από προϊόντα-επιλογές άλλων χρηστών. Αντίστοιχα, αν κατά τον σχηματισμό του συνόλου πηγών εξαντληθούν τα προϊόντα-επιλογές γειτόνων του χρήστη, το σύνολο πηγών συμπληρώνεται από προϊόντα-επιλογές του χρήστη.
- Το σύνολο πηγών υφίσταται μια τυχαία μετάθεση, ώστε ο αλγόριθμος να μην παίρνει τα προϊόντα-πηγές με την ίδια σειρά κάθε φορά που εκτελείται.
- Για τους γράφους χρηστών και προϊόντων δημιουργούνται αντικείμενα μιας αντίστοιχης κλάσης (`User_Graph` και `Product_Graph` αντίστοιχα). Επίσης, για κάθε κόμβο των γράφων δημιουργείται ένα αντικείμενο αντίστοιχης κλάσης (`User_Node` και `Product_Node` αντίστοιχα), το οποίο κρατάει όλη την πληροφορία σχετικά με τις συντεταγμένες του κόμβου, τους γείτονές του, τον βαθμό του και το διάνυσμα χαρακτηριστικών του.

6.4.2 Πλατφόρμες και Προγραμματιστικά Εργαλεία

Για τη διαδικασία της αξιολόγησης, όπως και για τον προγραμματισμό του συστήματος συνολικά, έγινε χρήση του προγραμματιστικού πακέτου MATLAB®.

6.5 *Αποτελέσματα*

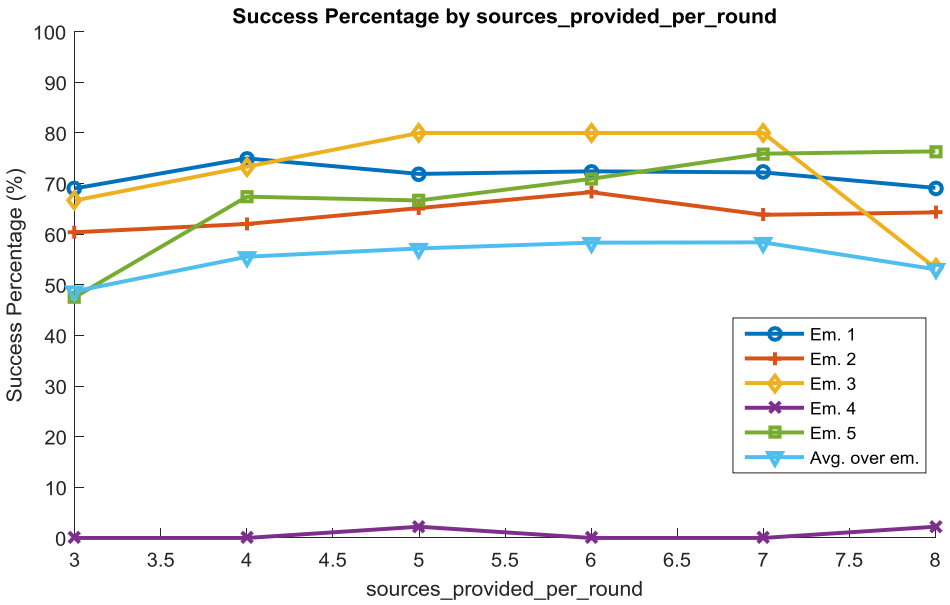
Στην ενότητα αυτή παρουσιάζονται τα αποτελέσματα των εξομοιώσεων, οργανωμένα σε πρώτο επίπεδο με βάση το αν αφορούν περίπτωση γνωστού ή άγνωστου προορισμού, και σε δεύτερο επίπεδο με βάση το ποια παράμετρο αφορούν.

6.5.1 *Περίπτωση Γνωστού Προορισμού*

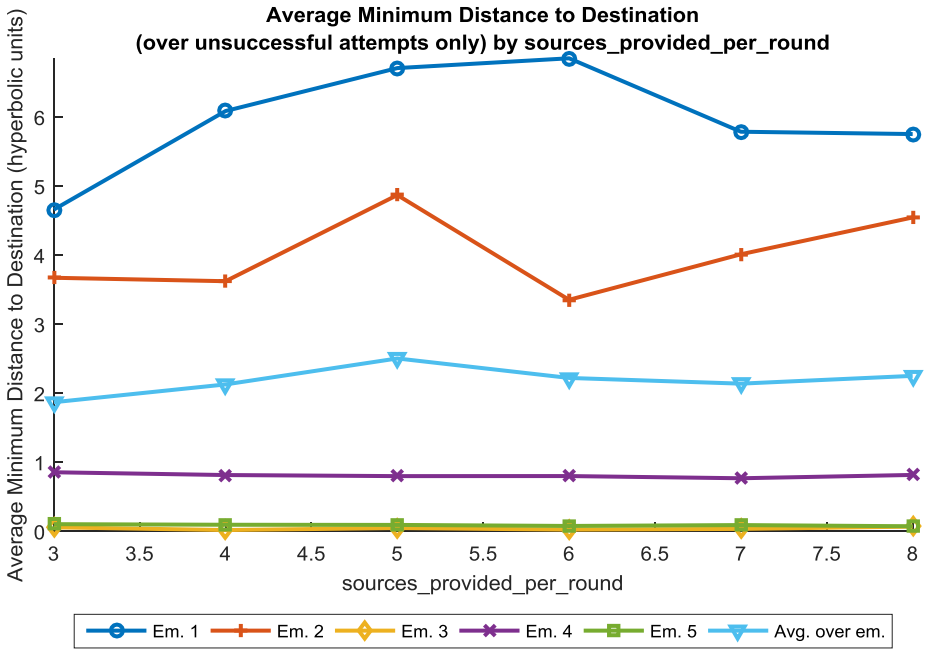
Οι παράμετροι που αφορούν την περίπτωση του γνωστού προορισμού είναι οι *sources_provided_per_round*, *rounds_to_renew_graph*, *R* και *prob_w*.

- Μελέτη της παραμέτρου *sources_provided_per_round*

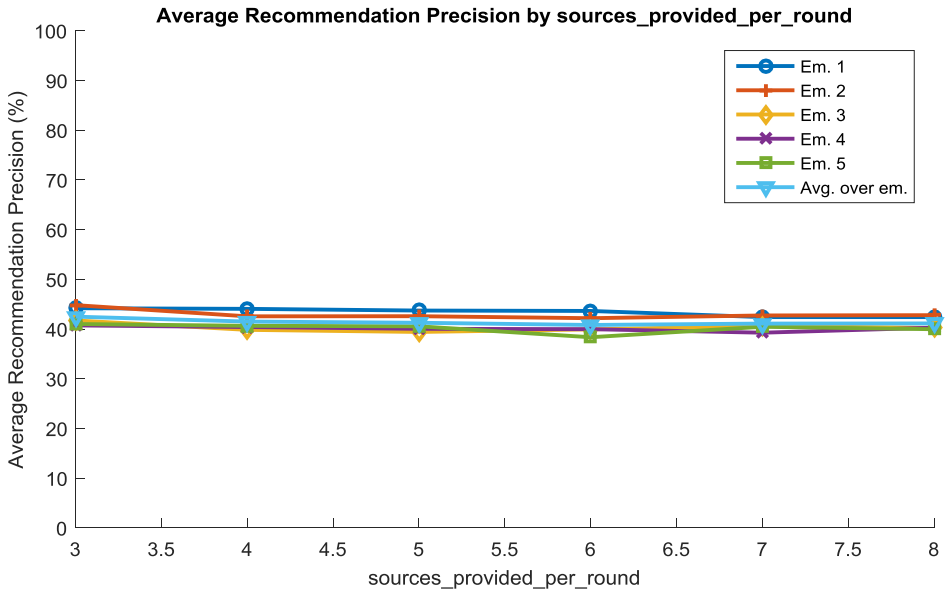
Τα αποτελέσματα των 5 εξομοιώσεων πάνω στο σύνολο τιμών της παραμέτρου που ορίζει ο Πίνακας 7 απεικονίζονται στις κάτωθι γραφικές παραστάσεις:



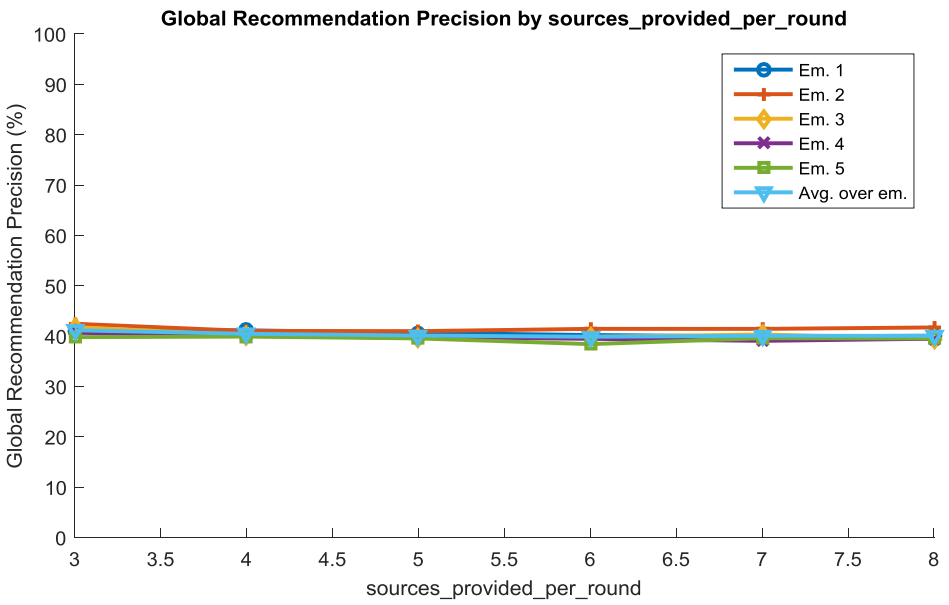
(α)


Average Minimum Distance to Destination
(over unsuccessful attempts only) by sources_provided_per_round
Average Minimum Distance to Destination (hyperbolic units)
0
1
2
3
4
5
6
3
3.5
4
4.5
5
5.5
6
6.5
7
7.5
8
sources_provided_per_round
Em. 1
Em. 2
Em. 3
Em. 4
Em. 5
Avg. over em.

(β)


Average Recommendation Precision by sources_provided_per_round
Average Recommendation Precision (%)
0
10
20
30
40
50
60
70
80
90
100
3
3.5
4
4.5
5
5.5
6
6.5
7
7.5
8
sources_provided_per_round
Em. 1
Em. 2
Em. 3
Em. 4
Em. 5
Avg. over em.

(γ)



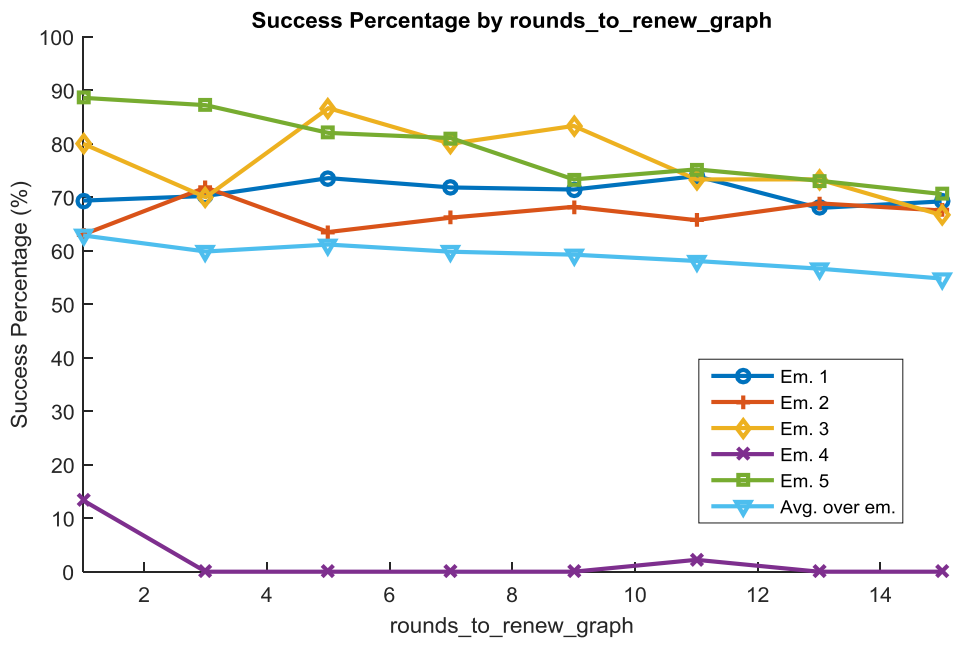
(δ)

Σχήμα 11: Μεταβολή των μετρικών αξιολόγησης για την περίπτωση γνωστού προορισμού με μεταβολή της παραμέτρου *sources_provided_per_round*.
(α): Ποσοστό επιτυχίας όσον αφορά την επίτευξη του προορισμού, (β): Ελάχιστη υπερβολική απόσταση από τον προορισμό, (γ): Μέση ακρίβεια συστάσεων, (δ): Καθολική ακρίβεια συστάσεων.

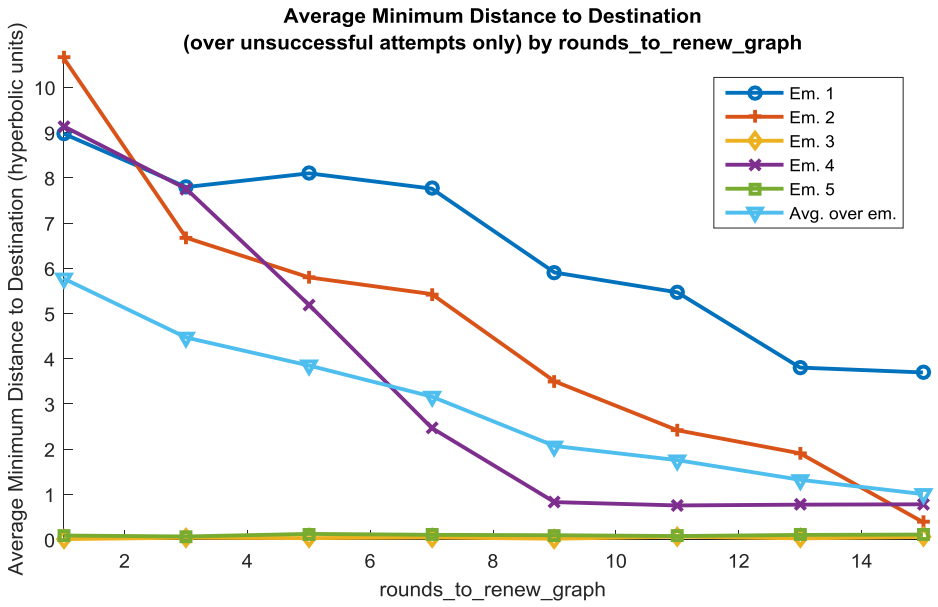
Παρατηρείται γενικά είτε σταθερότητα, είτε ελαφρά αύξηση του ποσοστού επιτυχίας με την αύξηση των *sources_provided_per_round*, με εξαίρεση τη μετάβαση από 7 σε 8 στην εξομοίωση 3. Η απόσταση από τον προορισμό στις περιπτώσεις αποτυχίας φαίνεται να ευνοείται από είτε μικρές (π.χ., 3) είτε μεγάλες (π.χ., 8) τιμές των *sources_provided_per_round*. Συνδυάζοντας, τα δύο παραπάνω μπορεί να θεωρηθεί ότι οι καλύτερες τιμές για την παράμετρο *sources_provided_per_round* είναι οι μεγάλες (π.χ., 8). Τα γραφήματα της μέσης και καθολικής ακρίβειας συστάσεων παρουσιάζουν διακυμάνσεις, με τιμές στην περιοχή 38-45%, παρότι η μέση τιμή πάνω σε πολλές ίδιες εκτελέσεις υποτίθεται ότι εξομαλύνει τα αποτελέσματα. Οι διακυμάνσεις αυτές κατά πάσα πιθανότητα οφείλονται όχι στον αλγόριθμο, αλλά στην αλληλεπίδραση των χρηστών, με το μοντέλο που έχουν εξομοιωθεί, με τον συγκεκριμένο γράφο που χρησιμοποιήθηκε στις εξομοιώσεις. Είναι δηλαδή θέμα του τρόπου και των δεδομένων εξομοίωσης, και όχι του αλγορίθμου συστάσεων.

- Μελέτη της παραμέτρου *rounds_to_renew_graph*

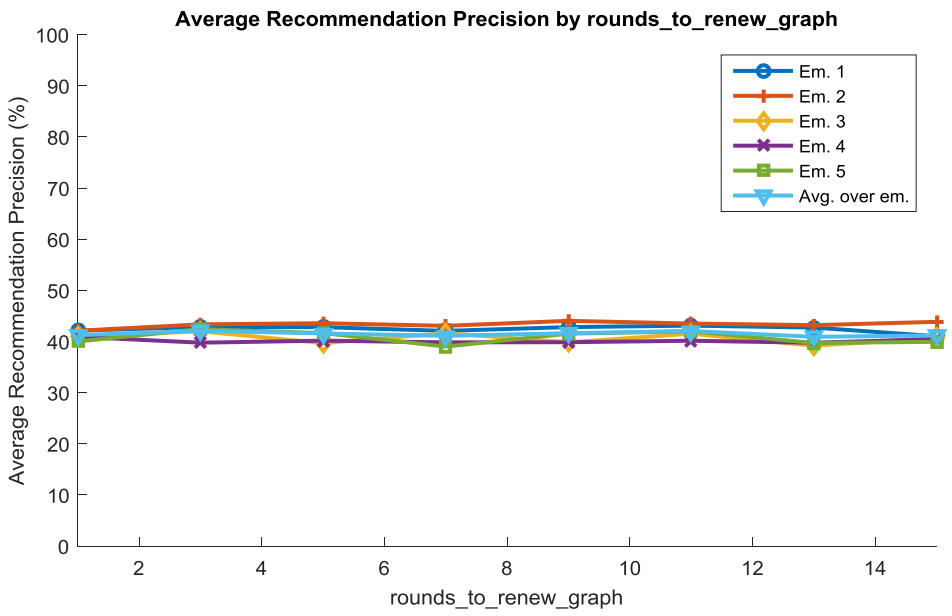
Τα αποτελέσματα των 5 εξομοιώσεων πάνω στο σύνολο τιμών της παραμέτρου που ορίζει ο Πίνακας 7 απεικονίζονται στις κάτωθι γραφικές παραστάσεις:


Success Percentage by rounds_to_renew_graph
Success Percentage (%)
rounds_to_renew_graph
Em. 1
Em. 2
Em. 3
Em. 4
Em. 5
Avg. over em.

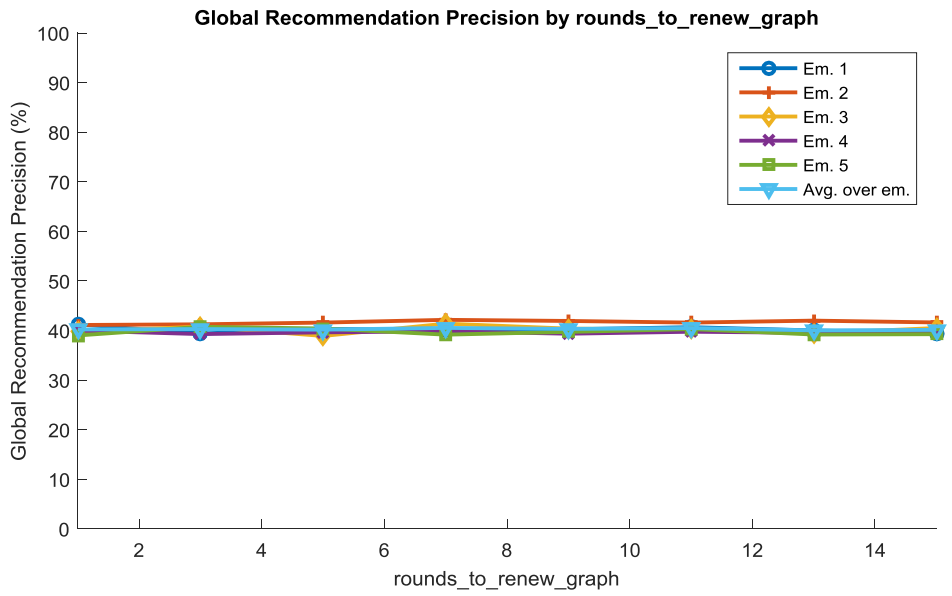
(α)


Average Minimum Distance to Destination
(over unsuccessful attempts only) by rounds_to_renew_graph
Average Minimum Distance to Destination (hyperbolic units)
rounds_to_renew_graph
Em. 1
Em. 2
Em. 3
Em. 4
Em. 5
Avg. over em.

(β)



(γ)



(δ)

Σχήμα 12: Μεταβολή των μετρικών αξιολόγησης για την περίπτωση γνωστού προορισμού με μεταβολή της παραμέτρου *rounds_to_renew_graph*.
(α): Ποσοστό επιτυχίας όσον αφορά την επίτευξη του προορισμού, (β): Ελάχιστη υπερβολική απόσταση από τον προορισμό, (γ): Μέση ακρίβεια συστάσεων, (δ): Καθολική ακρίβεια συστάσεων.

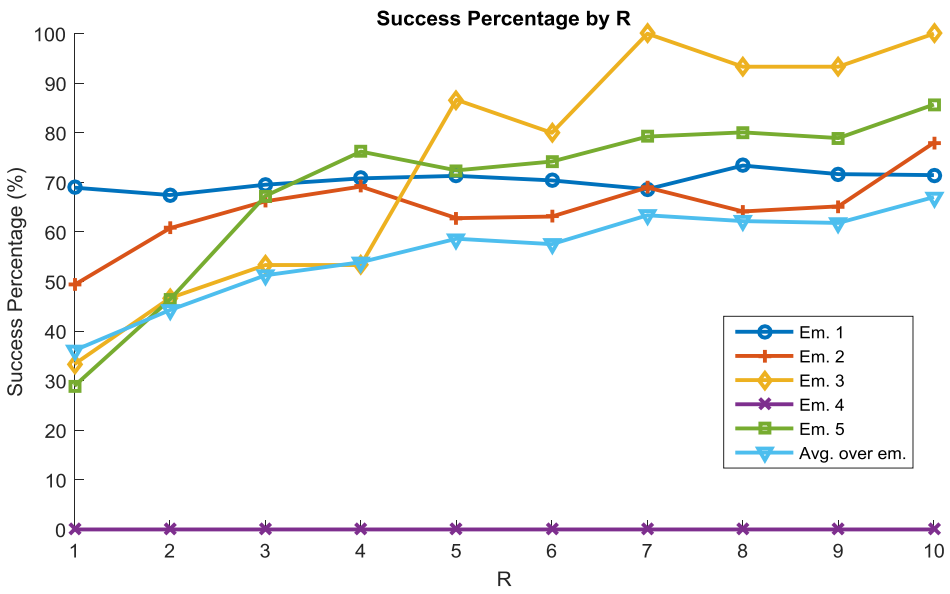
Παρατηρείται τάση μείωσης του ποσοστού επιτυχίας, αλλά και ταυτόχρονα μείωσης της ελάχιστης απόστασης από τον προορισμό στις περιπτώσεις αποτυχίας, καθώς αυξάνεται η παράμετρος *rounds_to_renew_graph*. Παρατηρούνται επίσης κάποιες επιτυχίες στην εξομοίωση 4 για τιμές της παραμέτρου 1 και 11, ενώ για όλες τις υπόλοιπες ο αλγόριθμος αποτυγχάνει. Αυτό δεν οφείλεται στις συγκεκριμένες τιμές της παραμέτρου, αλλά απορρέει από την τυχαιότητα που ενυπάρχει στον αλγόριθμο. Εξάλλου, τα γραφήματα απεικονίζουν

μέσες τιμές αποτελεσμάτων πάνω σε 5 πανομοιότυπες εκτελέσεις. Είναι πιθανό λοιπόν σε κάποια από τις εκτελέσεις να υπήρχε επιτυχία για τιμή της παραμέτρου ίση με 1, ομοίως και για τιμή 11, και η μέση τιμή σε όλες τις εκτελέσεις να εμφανίζει μη μηδενικό ποσοστό επιτυχίας και στις δύο περιπτώσεις. Η μέση και η καθολική ακρίβεια συστάσεων έχουν πάλι διακυμάνσεις και κυμαίνονται στα ίδια επίπεδα (γύρω στο 40%).

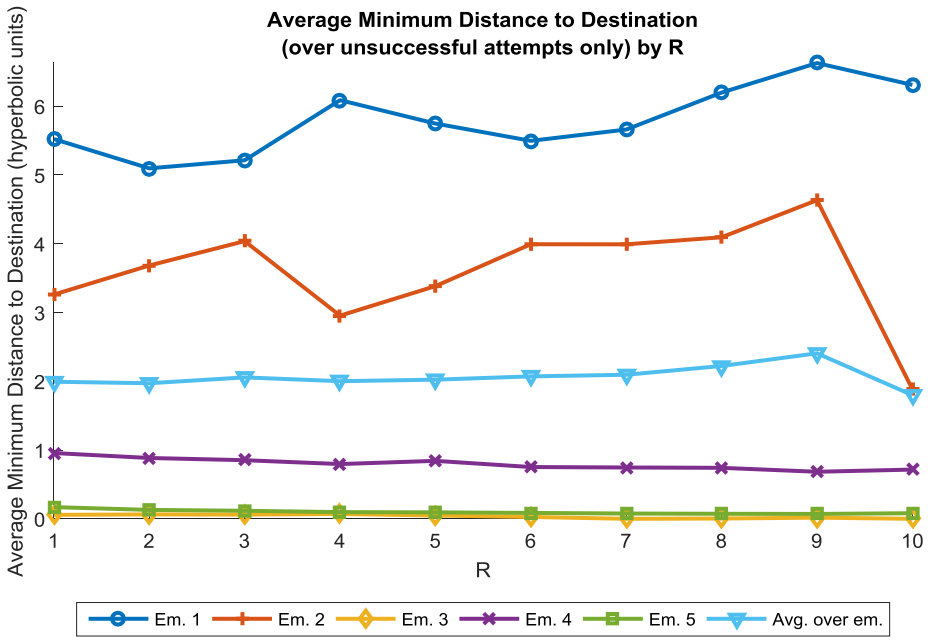
Πέρα από την επιπλέον καθυστέρηση που εισάγεται για μικρές τιμές της παραμέτρου *rounds_to_renew_graph* (αφού κάθε τόσο χρειάζεται να επαναϋπολογιστούν τα co-views και να ενσωματωθεί ξανά ο γράφος προϊόντων), οι μικρές τιμές ευνοούν το ποσοστό επιτυχίας. Είναι αξιοπερίεργο όμως ότι στις περιπτώσεις αποτυχίας ο αλγόριθμος καταλήγει μακρύτερα από τον προορισμό. Τέλος, στις εξομοιώσεις 3 και 5, παρότι το ποσοστό επιτυχίας δεν είναι πάντα 100%, η ελάχιστη απόσταση από τον προορισμό στις περιπτώσεις αποτυχίας είναι σχεδόν 0, που σημαίνει ότι η αποτυχία ήταν πολύ κοντά στην επιτυχία.

- Μελέτη της παραμέτρου *R*

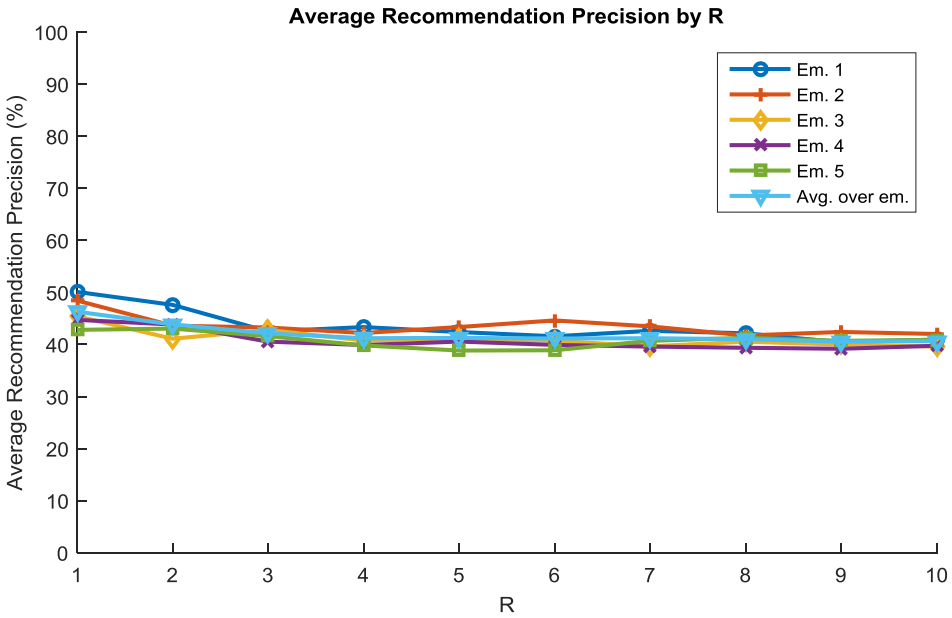
Τα αποτελέσματα των 5 εξομοιώσεων πάνω στο σύνολο τιμών της παραμέτρου που ορίζει ο Πίνακας 7 απεικονίζονται στις κάτωθι γραφικές παραστάσεις:



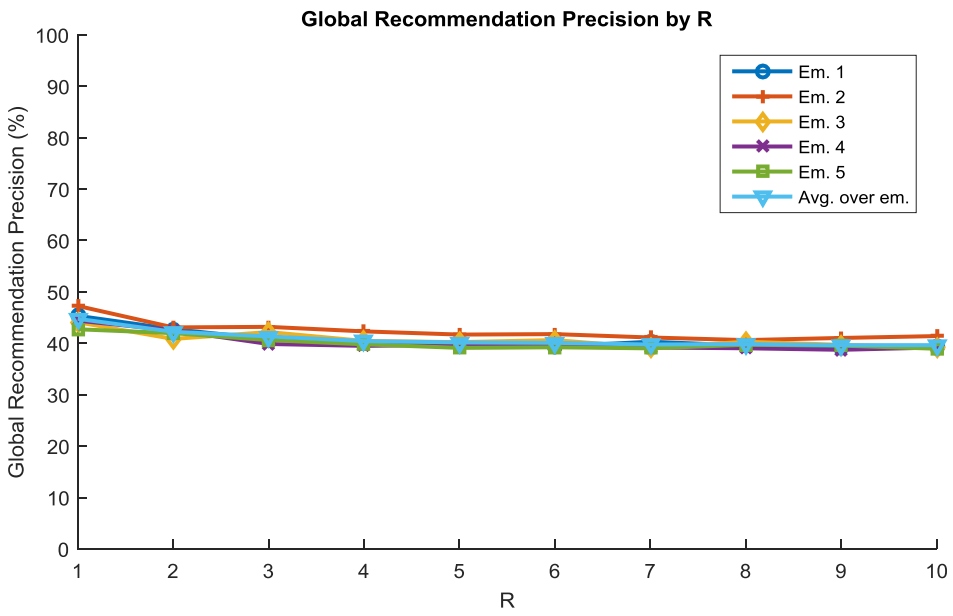
(α)


Average Minimum Distance to Destination
(over unsuccessful attempts only) by R
Average Minimum Distance to Destination (hyperbolic units)
0
1
2
3
4
5
6
1
2
3
4
5
6
7
8
9
10
R
Em. 1
Em. 2
Em. 3
Em. 4
Em. 5
Avg. over em.

(β)


Average Recommendation Precision by R
Average Recommendation Precision (%)
0
10
20
30
40
50
60
70
80
90
100
1
2
3
4
5
6
7
8
9
10
R
Em. 1
Em. 2
Em. 3
Em. 4
Em. 5
Avg. over em.

(γ)



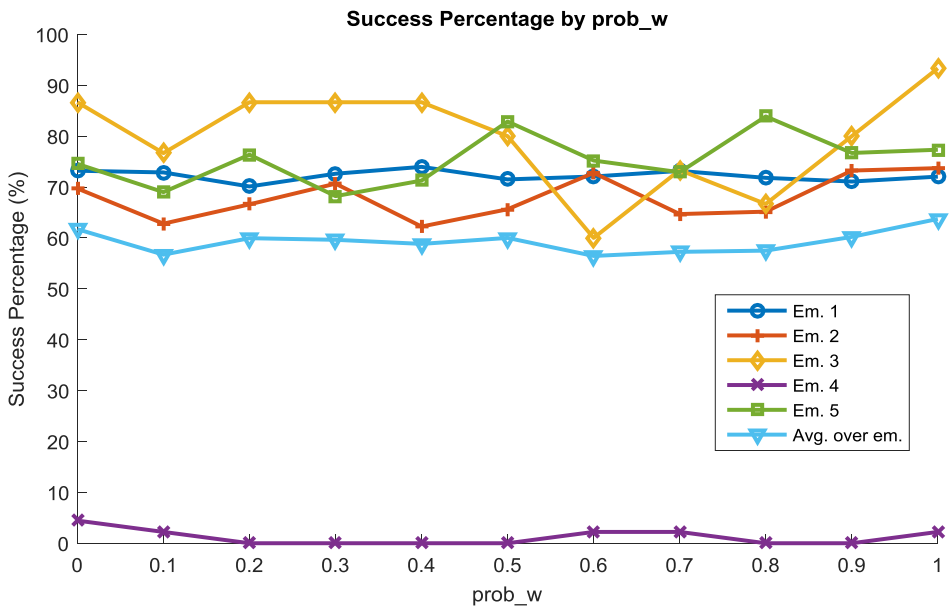
(δ)

Σχήμα 13: Μεταβολή των μετρικών αξιολόγησης για την περίπτωση γνωστού προορισμού με μεταβολή της παραμέτρου *R*.
(α): Ποσοστό επιτυχίας όσον αφορά την επίτευξη του προορισμού, (β): Ελάχιστη υπερβολική απόσταση από τον προορισμό, (γ): Μέση ακρίβεια συστάσεων, (δ): Καθολική ακρίβεια συστάσεων.

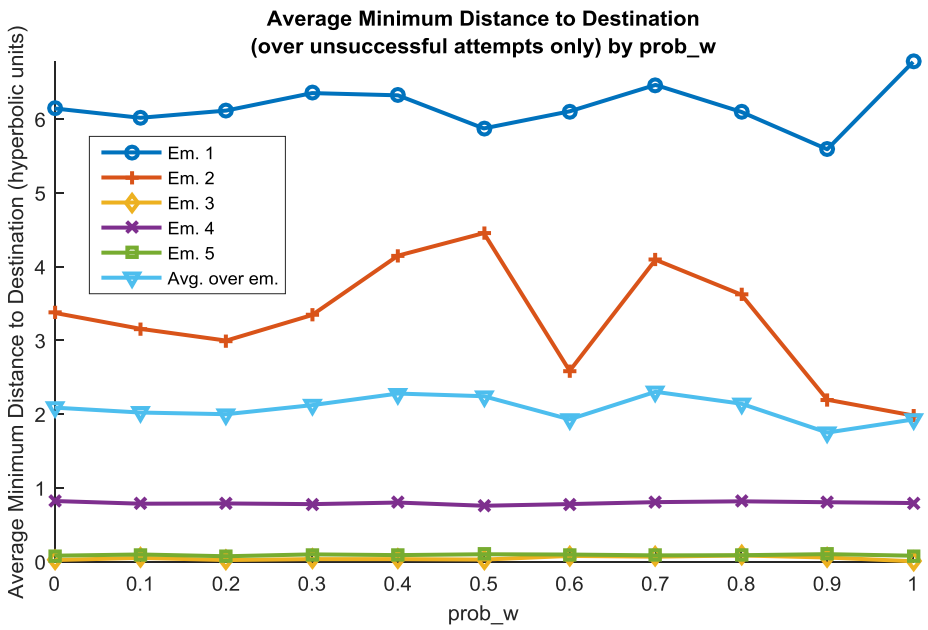
Εκτός από την εξομοίωση 4, γενικά παρατηρείται αύξηση του ποσοστού επιτυχίας για μεγάλες τιμές του *R* (πολλές προτάσεις ανά γύρο). Αυτό εξηγείται ως εξής: πολλές προτάσεις ανά γύρο σημαίνουν περισσότερα εναλλακτικά μονοπάτια, άρα και περισσότερες επιλογές για τον χρήστη για να φτάσει στον προορισμό. Στις περιπτώσεις αποτυχίας, ελάχιστη απόσταση επιτεύχθηκε για $R = 3$. Με τη μελέτη της παραμέτρου *R*, για πρώτη φορά παρατηρείται μια κανονικότητα στη μεταβολή της ακρίβειας. Τόσο η μέση όσο και η καθολική ακρίβεια συστάσεων μειώνονται καθώς αυξάνεται το *R*. Αυτό είναι λογικό, αφού όταν στον χρήστη προβάλλονται πολλές συστάσεις, υπάρχει μεγαλύτερη πιθανότητα να μην τις επιλέξει όλες (ή εν πάση περιπτώσει πολλές) σε σχέση με το αν του προβάλλονται μία ή δύο συστάσεις.

- Μελέτη της παραμέτρου *prob_w*

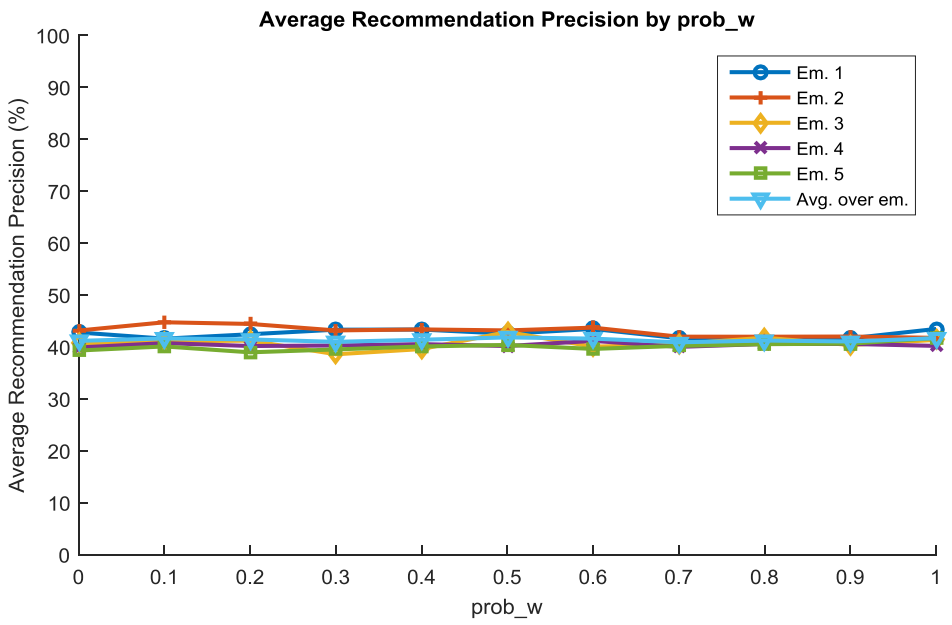
Τα αποτελέσματα των 5 εξομοιώσεων πάνω στο σύνολο τιμών της παραμέτρου που ορίζει ο Πίνακας 7 απεικονίζονται στις κάτωθι γραφικές παραστάσεις:


Success Percentage by prob_w
Success Percentage (%)
prob_w
Em. 1
Em. 2
Em. 3
Em. 4
Em. 5
Avg. over em.

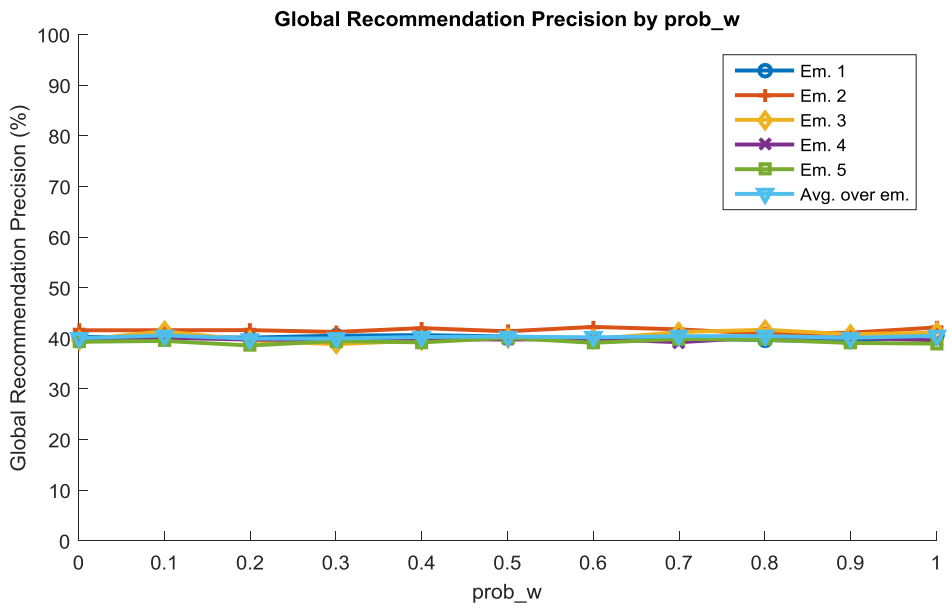
(α)


Average Minimum Distance to Destination
(over unsuccessful attempts only) by prob_w
Average Minimum Distance to Destination (hyperbolic units)
prob_w
Em. 1
Em. 2
Em. 3
Em. 4
Em. 5
Avg. over em.

(β)



(γ)



(δ)

Σχήμα 14: Μεταβολή των μετρικών αξιολόγησης για την περίπτωση γνωστού προορισμού με μεταβολή της παραμέτρου *prob_w*.
(α): Ποσοστό επιτυχίας όσον αφορά την επίτευξη του προορισμού, (β): Ελάχιστη υπερβολική απόσταση από τον προορισμό, (γ): Μέση ακρίβεια συστάσεων, (δ): Καθολική ακρίβεια συστάσεων.

Η αλήθεια είναι ότι δεν περιμένει να δει κανείς κάποια κανονικότητα στις γραφικές παραστάσεις με τη μεταβολή του *prob_w*. Το *prob_w* καθορίζει ουσιαστικά τα ποσοστά των προϊόντων-επιλογών του χρήστη και των προϊόντων-επιλογών των άλλων χρηστών στο σύνολο πηγών που δίνεται στον αλγόριθμο. $prob_w = 0$ σημαίνει μόνο προϊόντα-επιλογές των γειτόνων στο σύνολο πηγών, ενώ $prob_w = 1$ σημαίνει μόνο προϊόντα-επιλογές του

χρήστη στο σύνολο πηγών. Δεδομένου ότι τα προϊόντα στο τεχνητό σύνολο δεδομένων που κατασκευάστηκε ανατίθεται αρκετά ομοιόμορφα στους χρήστες, η επίδραση της παραμέτρου *prob_w* δεν είναι καθοριστική.

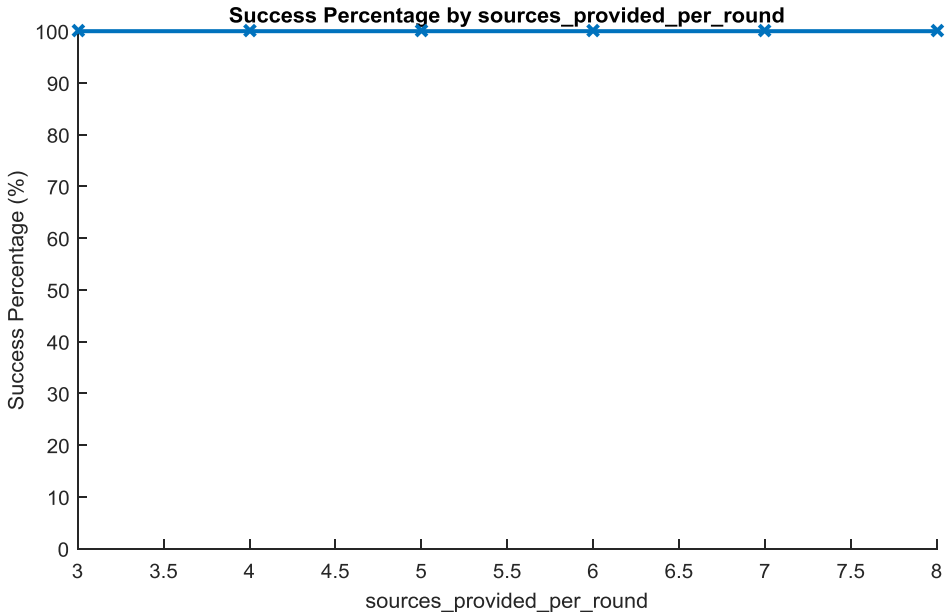
Συνολικά για την περίπτωση του γνωστού προορισμού, πρέπει να σημειωθούν τα εξής: Πρώτον, η διαρκής αποτυχία στην εξομοίωση 4, για τους περισσότερους συνδυασμούς παραμέτρων, οδηγεί στο συμπέρασμα ότι οι χρήστες στους οποίους καλείται να παράσχει συστάσεις ο αλγόριθμος στη εξομοίωση 4 δεν είναι δυνατόν να φτάσουν στους ορισμένους προορισμούς λόγω της δομής του γράφου (που δεν επιτρέπει την άπληστη δρομολόγηση από προϊόντα αυτών των χρηστών προς αυτούς τους προορισμούς. Δεύτερον, γενικά στις περιπτώσεις που ο γράφος το επιτρέπει, δηλαδή στις εξομοιώσεις 1, 2, 3 και 5, τα ποσοστά επιτυχίας είναι αρκετά υψηλά και κυμαίνονται κατά μέσο όρο στο 75-90%. Τέλος, η διακύμανση γύρω από το 40% της μέσης και της καθολικής ακρίβειας μάλλον οφείλεται στο σύνολο των δεδομένων (στο πώς οι χρήστες έχουν επιλέξει προϊόντα, καθώς και στον τρόπο που έχουν ανατεθεί διανύσματα χαρακτηριστικών σε χρήστες και προϊόντα), παρά στον αλγόριθμο αυτό καθαυτό.

6.5.2 Περίπτωση Άγνωστου Προορισμού

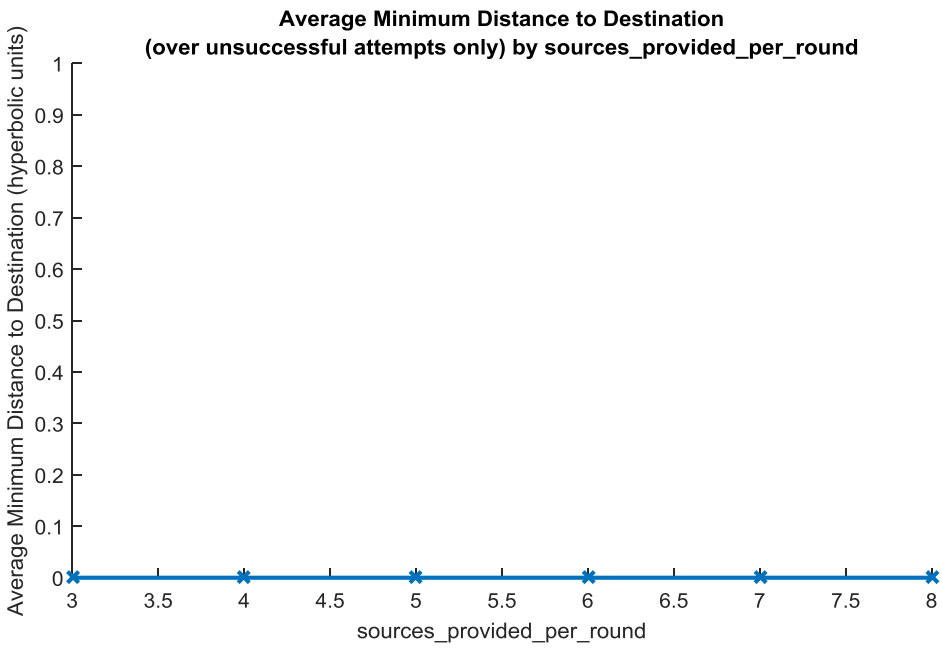
Οι παράμετροι που αφορούν την περίπτωση του άγνωστου προορισμού είναι οι *sources_provided_per_round, rounds_to_renew_graph, R, T_min, T_max, max_total_sources, percent_of_videos_watched_by_user* και *number_of_destinations_ to_find*.

- Μελέτη της παραμέτρου *sources_provided_per_round*

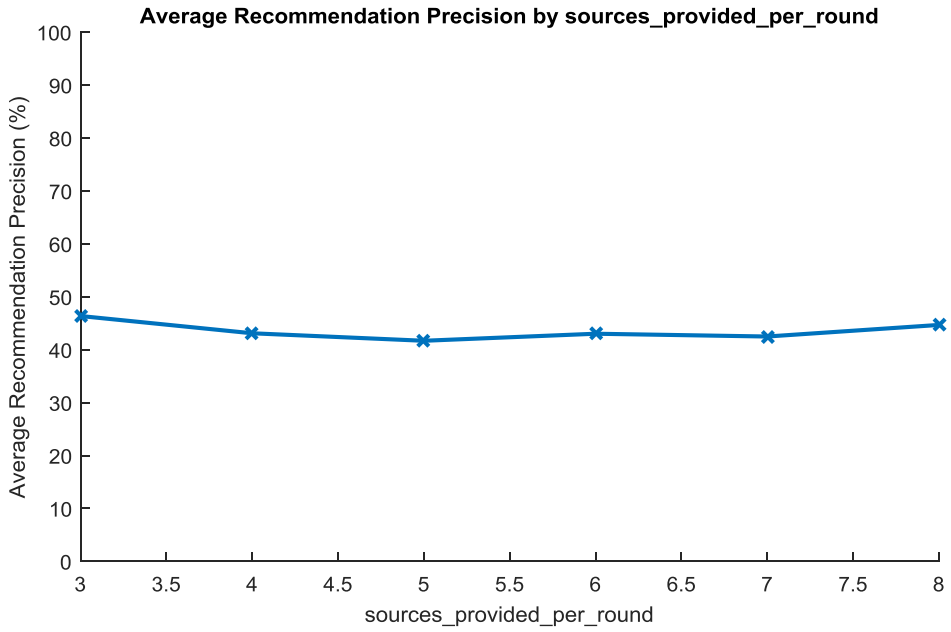
Τα αποτελέσματα της εξομοίωσης πάνω στο σύνολο τιμών της παραμέτρου που ορίζει ο Πίνακας 7 απεικονίζονται στις κάτωθι γραφικές παραστάσεις:


Success Percentage by sources_provided_per_round
Success Percentage (%)
100
90
80
70
60
50
40
30
20
10
0
3
3.5
4
4.5
5
5.5
6
6.5
7
7.5
8
sources_provided_per_round

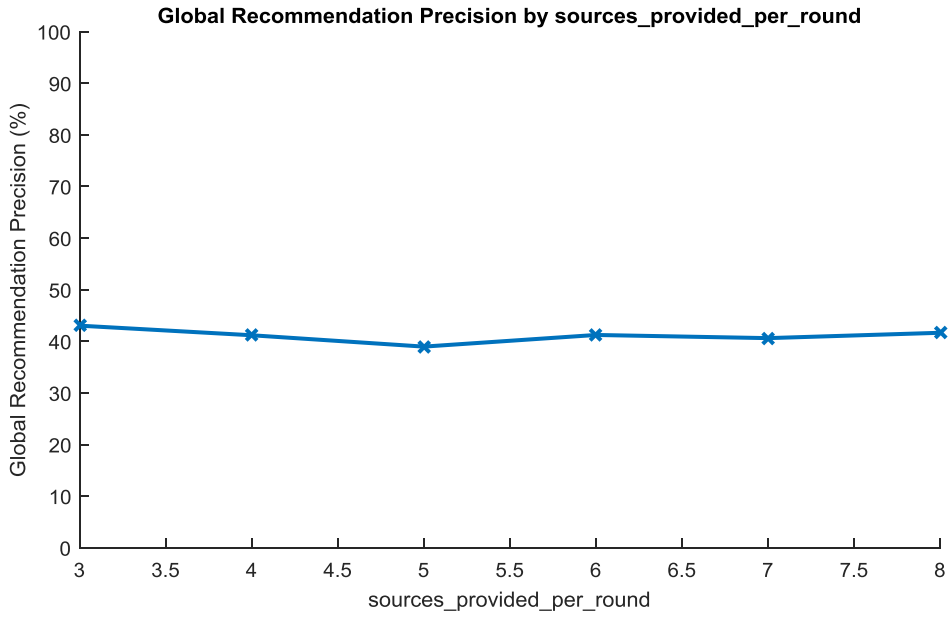
(α)


Average Minimum Distance to Destination
(over unsuccessful attempts only) by sources_provided_per_round
Average Minimum Distance to Destination (hyperbolic units)
1
0.9
0.8
0.7
0.6
0.5
0.4
0.3
0.2
0.1
0
3
3.5
4
4.5
5
5.5
6
6.5
7
7.5
8
sources_provided_per_round

(β)



(γ)



(δ)

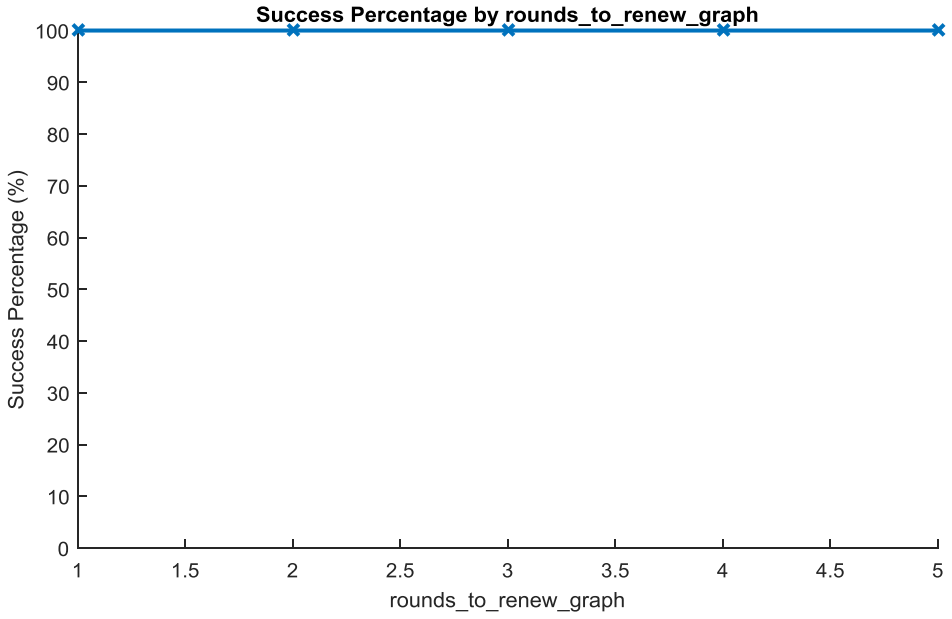
Σχήμα 15: Μεταβολή των μετρικών αξιολόγησης για την περίπτωση άγνωστου προορισμού με μεταβολή της παραμέτρου *sources_provided_per_round*.
(α): Ποσοστό επιτυχίας όσον αφορά την επίτευξη του προορισμού, (β): Ελάχιστη υπερβολική απόσταση από τον προορισμό, (γ): Μέση ακρίβεια συστάσεων, (δ): Καθολική ακρίβεια συστάσεων.

Παρατηρείται 100% επιτυχία και επομένως μηδενική απόσταση από τον προορισμό στις περιπτώσεις αποτυχίας (που δεν υπάρχουν) για όλες τις τιμές της παραμέτρου *sources_provided_per_round*. Η ακρίβεια (μέση και καθολική) είναι μεγαλύτερη για $sources_provided_per_round = 3$, ίσως λόγω του μικρότερου R που αναγκαστικά συνεπάγεται το μικρό *sources_provided_per_round* (αφού θα προβληθούν το πολύ τόσες

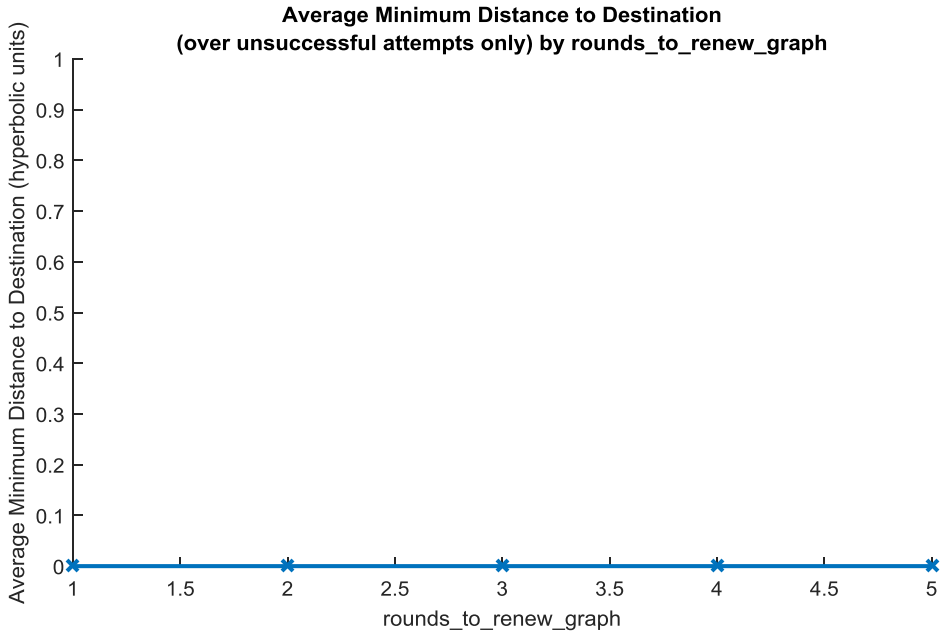
συστάσεις όσες είναι και οι αρχικές πηγές, όχι περισσότερες-έχει γίνει αυτή η σχεδιαστική επιλογή).

- Μελέτη της παραμέτρου *rounds_to_renew_graph*

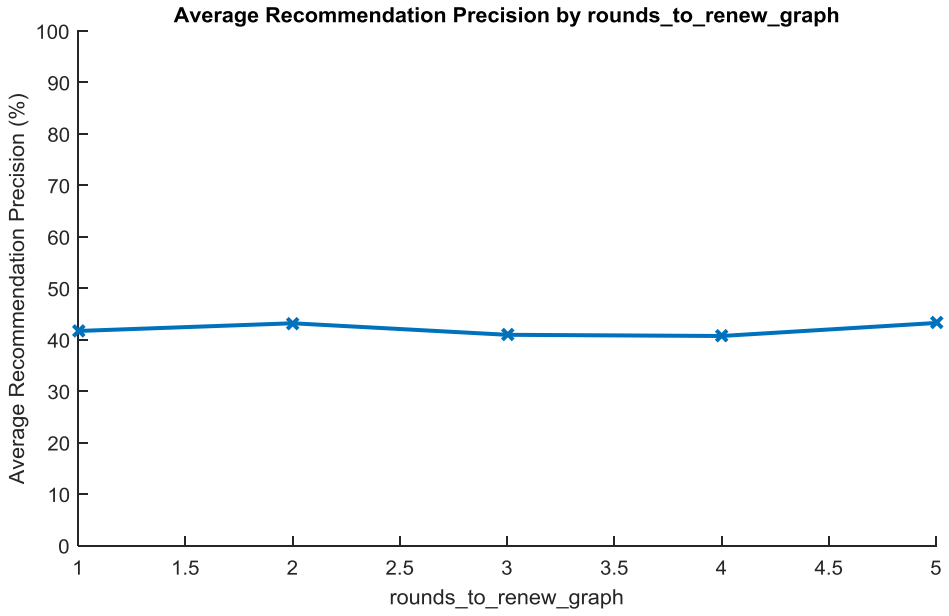
Τα αποτελέσματα της εξομοίωσης πάνω στο σύνολο τιμών της παραμέτρου που ορίζει ο Πίνακας 7 απεικονίζονται στις κάτωθι γραφικές παραστάσεις:



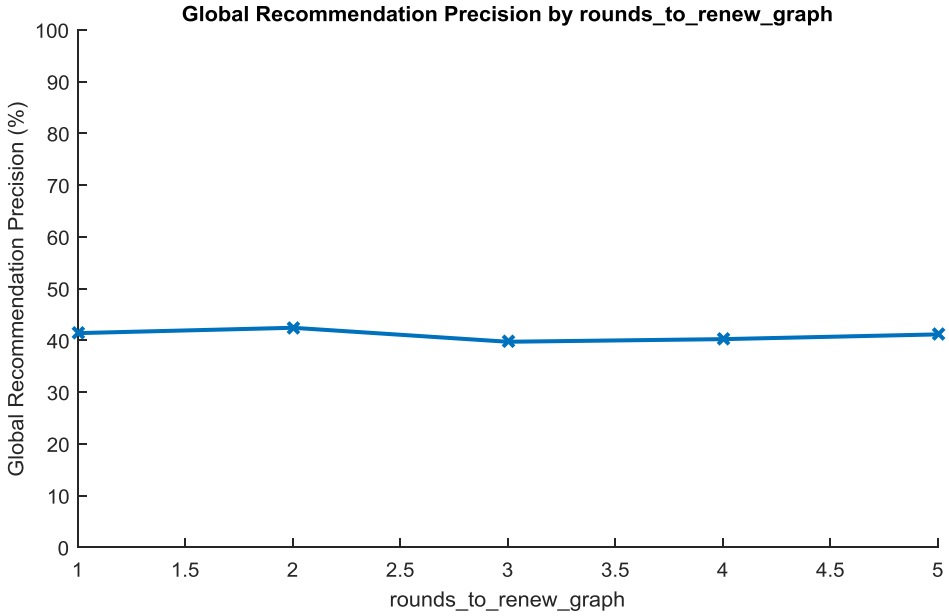
(α)



(β)



(γ)



(δ)

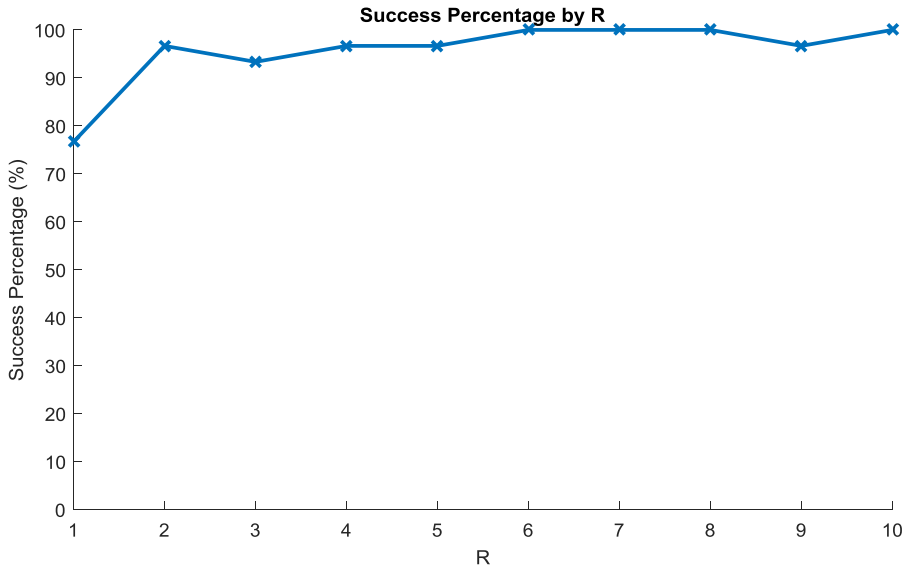
Σχήμα 16: Μεταβολή των μετρικών αξιολόγησης για την περίπτωση άγνωστου προορισμού με μεταβολή της παραμέτρου *rounds_to_renew_graph*.
(α): Ποσοστό επιτυχίας όσον αφορά την επίτευξη του προορισμού, (β): Ελάχιστη υπερβολική απόσταση από τον προορισμό, (γ): Μέση ακρίβεια συστάσεων, (δ): Καθολική ακρίβεια συστάσεων.

Ομοίως, παρατηρείται 100% επιτυχία και επομένως μηδενική απόσταση από τον προορισμό στις περιπτώσεις αποτυχίας (που δεν υπάρχουν) για όλες τις τιμές της παραμέτρου *rounds_to_renew_graph*. Η ακρίβεια (μέση και καθολική) είναι μεγαλύτερη για $rounds_to_renew_graph = 3$ και $rounds_to_renew_graph = 5$, αλλά με ελάχιστο προβάδισμα. Συνεπώς, η παράμετρος *rounds_to_renew_graph* δε φαίνεται να παίζει

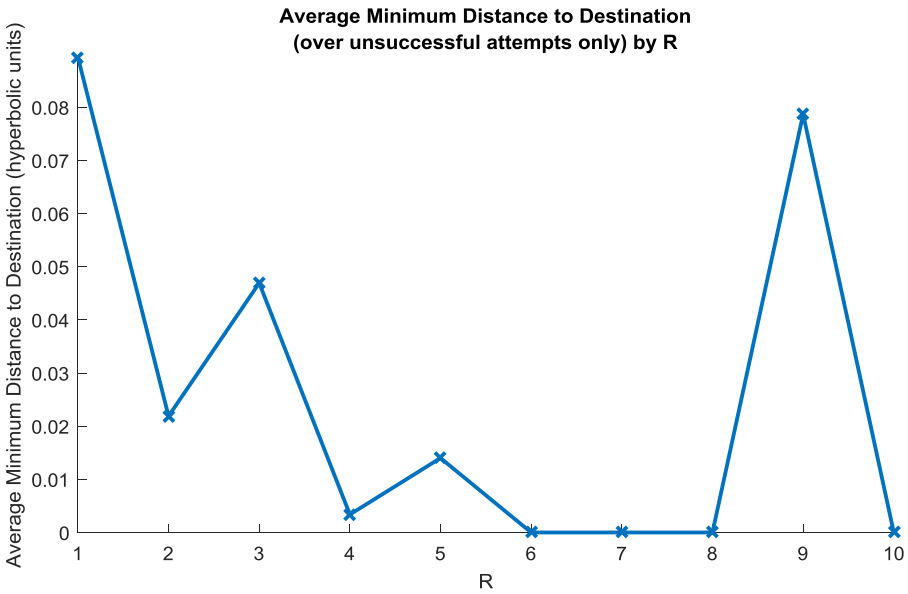
καθοριστικό ρόλο. Υπενθυμίζεται ότι η εξομοίωση έγινε για 6 χρήστες, οπότε είναι αξιοσημείωτο ότι η ακρίβεια είναι σχεδόν ίδια είτε ο γράφος ανανεώνεται πριν την εκτέλεση του αλγορίθμου ανά χρήστη, είτε ανά 5 χρήστες. Οπότε, προφανώς συμφέρει μεγαλύτερη τιμή του *rounds_to_renew_graph*, για την αποφυγή πρόσθετων καθυστερήσεων, εφόσον αυτό δεν έχει αντίκτυπο στην απόδοση του αλγορίθμου.

- Μελέτη της παραμέτρου *R*

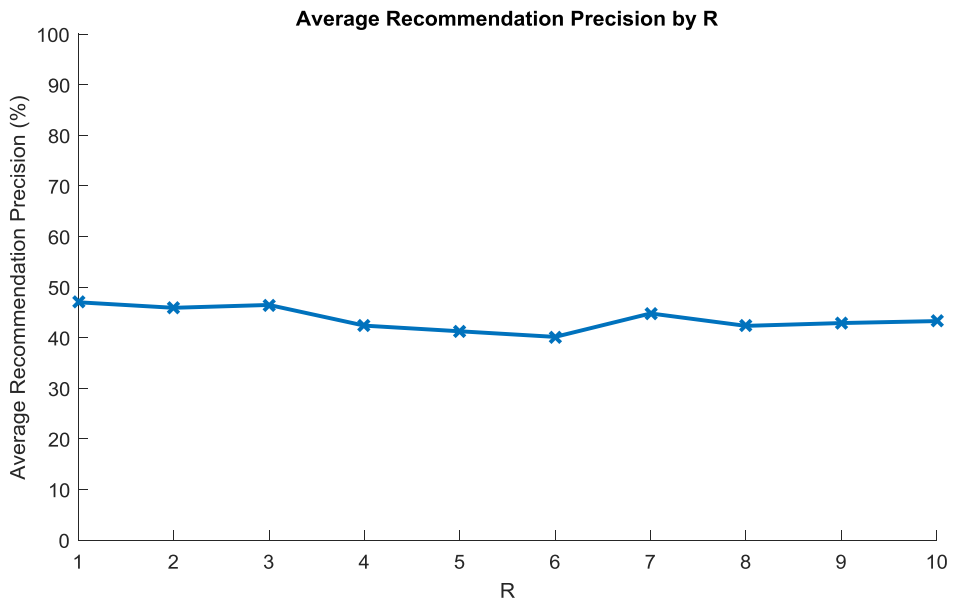
Τα αποτελέσματα της εξομοίωσης πάνω στο σύνολο τιμών της παραμέτρου που ορίζει ο Πίνακας 7 απεικονίζονται στις κάτωθι γραφικές παραστάσεις:



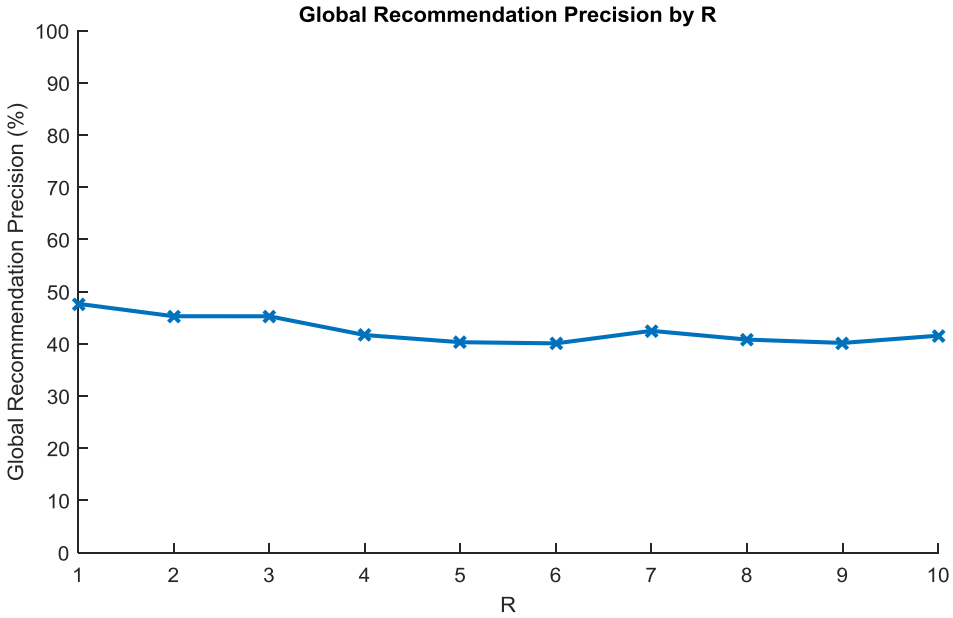
(α)



(β)



(γ)



(δ)

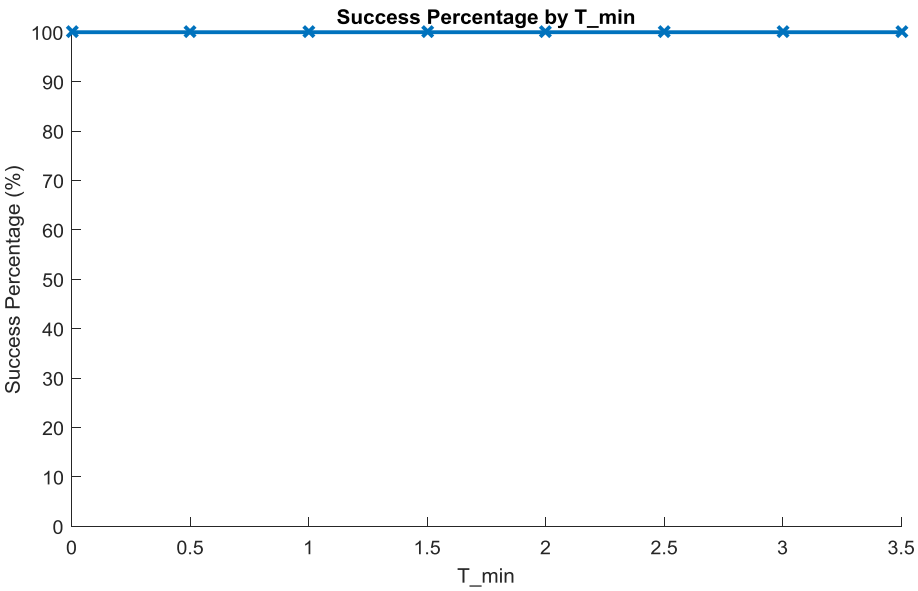
Σχήμα 17: Μεταβολή των μετρικών αξιολόγησης για την περίπτωση άγνωστου προορισμού με μεταβολή της παραμέτρου *R*.
(α): Ποσοστό επιτυχίας όσον αφορά την επίτευξη του προορισμού, (β): Ελάχιστη υπερβολική απόσταση από τον προορισμό, (γ): Μέση ακρίβεια συστάσεων, (δ): Καθολική ακρίβεια συστάσεων.

Στη μελέτη της παραμέτρου *R* βλέπουμε μια διαφοροποίηση σε σχέση με τις προηγούμενες παραμέτρους: Το ποσοστό επιτυχίας δεν είναι 100% για όλες τις τιμές του *R*. Συγκεκριμένα, είναι 100% μόνο για $R = 6,7,8$, ενώ για $R = 1$ πέφτει σημαντικά, αφού ο χρήστης έχει λιγότερες επιλογές (μόνο μία) σε κάθε βήμα και έτσι είναι πιο δύσκολο να οδηγηθεί σε έναν προορισμό. Η μέση απόσταση από τον προορισμό στις περιπτώσεις αποτυχίας είναι πολύ

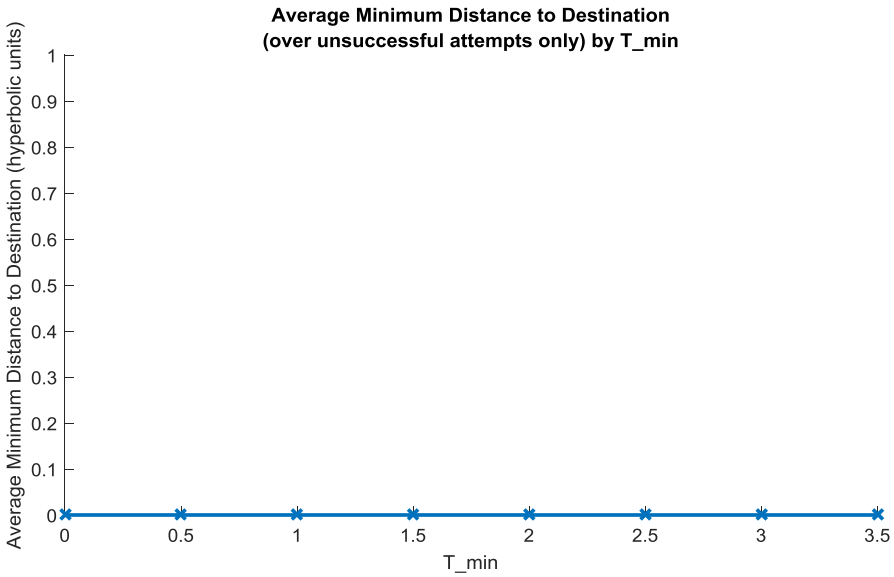
μικρή. Αυτό δε δείχνει κάτι για το *R*, αλλά δείχνει ότι οι προεπιλεγμένες τιμές των υπόλοιπων παραμέτρων είναι αρκετά καλές. Η ακρίβεια (μέση και καθολική) και πάλι δεν παρουσιάζει κάποιο ενδιαφέρον.

- Μελέτη της παραμέτρου *T_min*

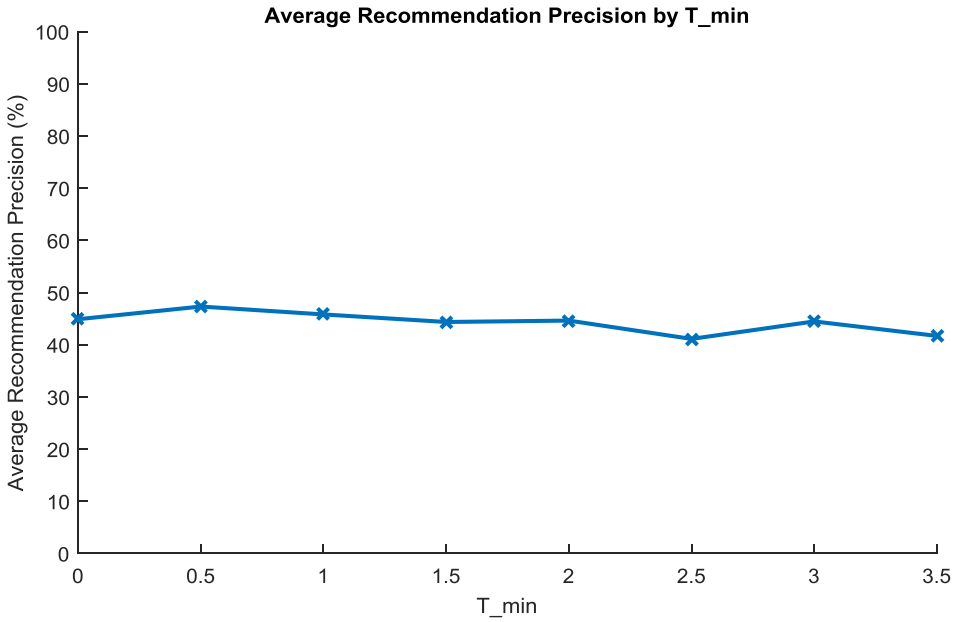
Υπενθυμίζεται ότι σε όλες τις εξομοιώσεις έγινε η παραδοχή ότι $T_max = T_min + 2$, δηλαδή ότι το διάστημα στο οποίο θα ανήκουν οι αποστάσεις των υποψήφιων προορισμών έχει εύρος 2. Τα αποτελέσματα της εξομοίωσης πάνω στο σύνολο τιμών της παραμέτρου που ορίζει ο Πίνακας 7 απεικονίζονται στις κάτωθι γραφικές παραστάσεις:



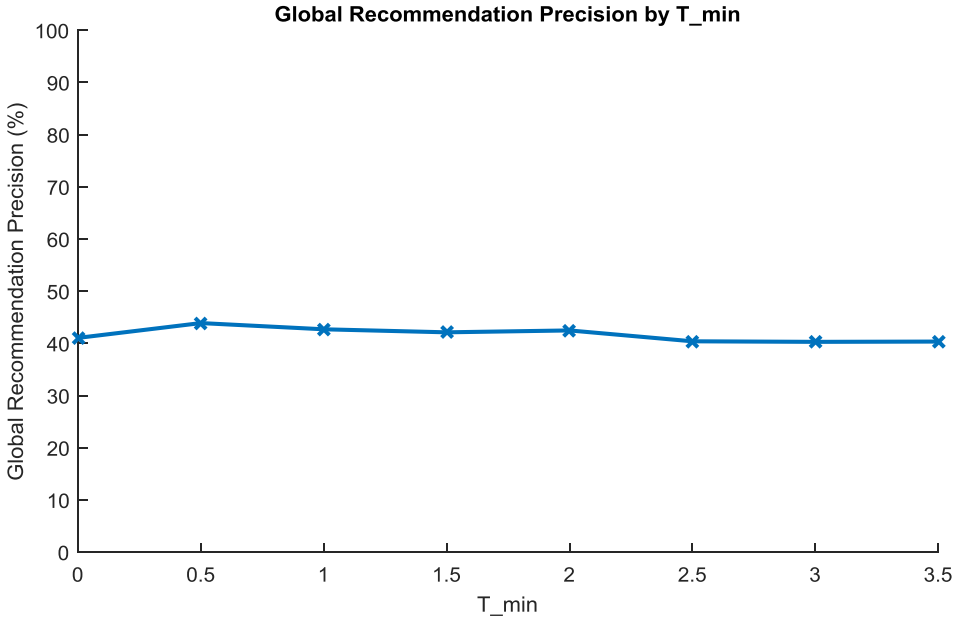
(α)



(β)



(γ)



(δ)

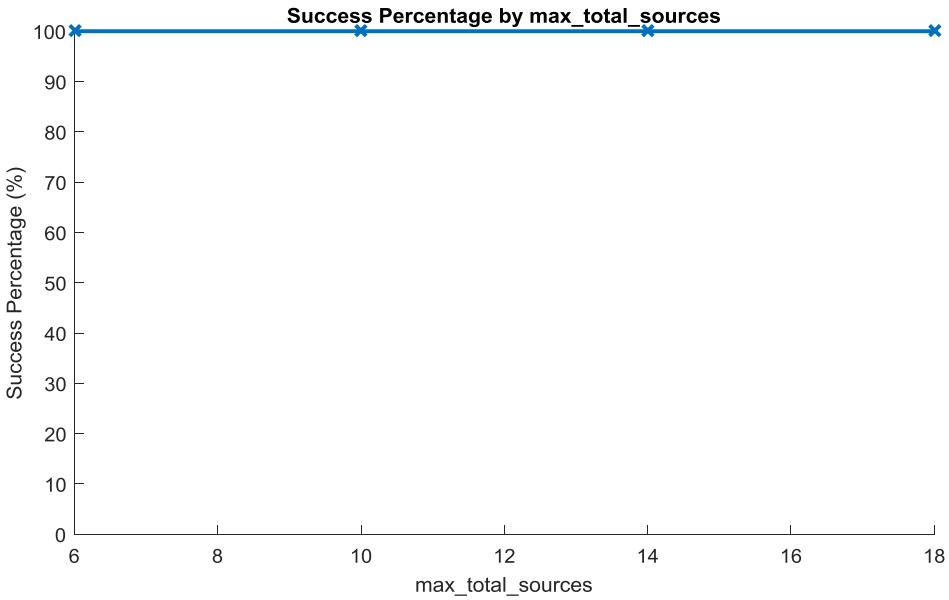
Σχήμα 18: Μεταβολή των μετρικών αξιολόγησης για την περίπτωση άγνωστου προορισμού με μεταβολή της παραμέτρου *T_min*.
(α): Ποσοστό επιτυχίας όσον αφορά την επίτευξη του προορισμού, (β): Ελάχιστη υπερβολική απόσταση από τον προορισμό, (γ): Μέση ακρίβεια συστάσεων, (δ): Καθολική ακρίβεια συστάσεων.

Παρατηρείται ότι η παράμετρος *T_min* δε μεταβάλλει την 100% επιτυχία που γενικά υπάρχει για τις προεπιλεγμένες τιμές των παραμέτρων. Αυτό φυσικά εξαρτάται στενά από τον γράφο που χρησιμοποιείται για τις εξομοιώσεις και τη διάταξη των κόμβων του. (Το ίδιο συμβαίνει και με τις τιμές που επιλέχθηκαν για το *T_min*: είναι τιμές λογικές για τις αποστάσεις

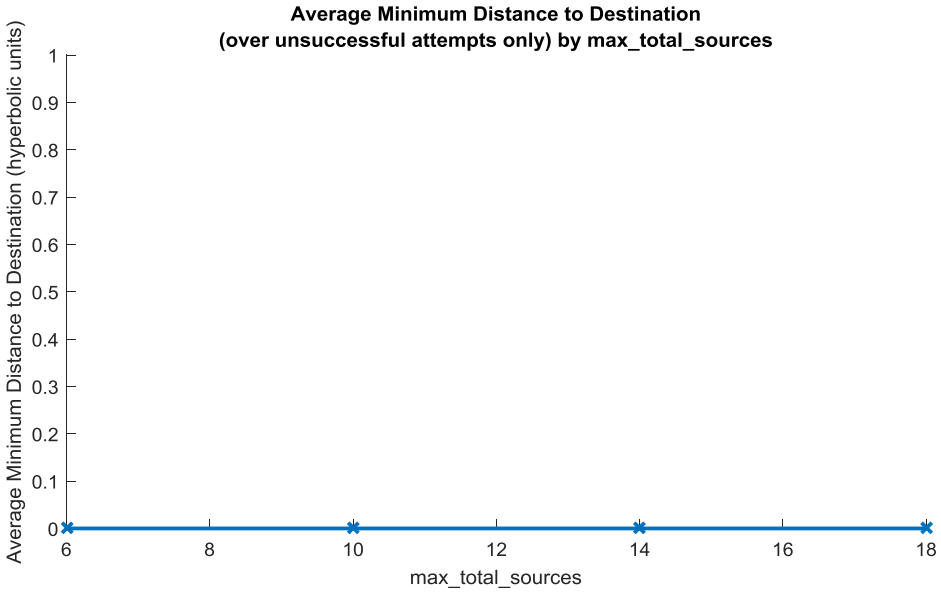
ανάμεσα σε κόμβους αυτού του γράφου). Η ακρίβεια παρουσιάζει μικρές διακυμάνσεις, με τη μέση να κυμαίνεται λίγο υψηλότερα από την καθολική.

- Μελέτη της παραμέτρου *max_total_sources*

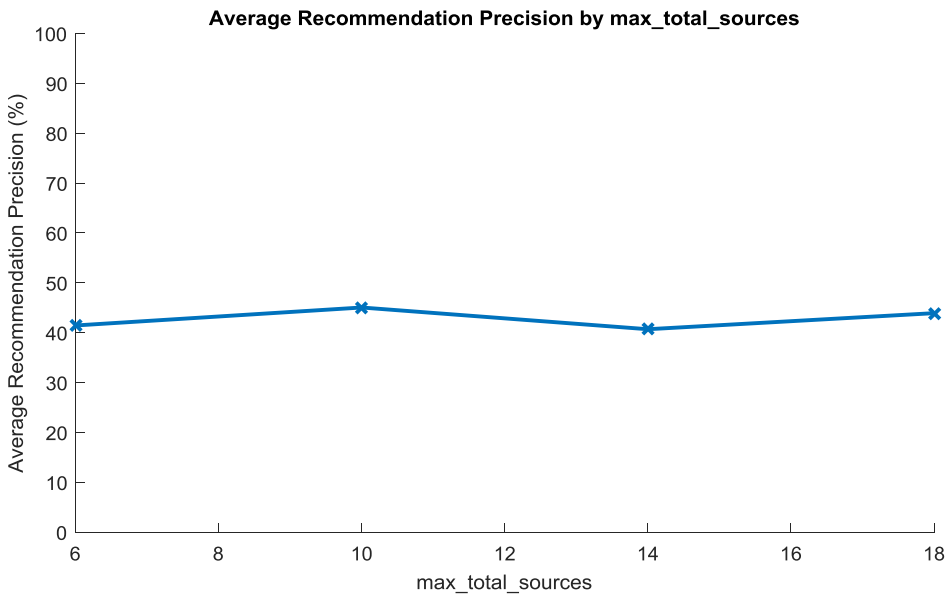
Τα αποτελέσματα της εξομοίωσης πάνω στο σύνολο τιμών της παραμέτρου που ορίζει ο Πίνακας 7 απεικονίζονται στις κάτωθι γραφικές παραστάσεις:



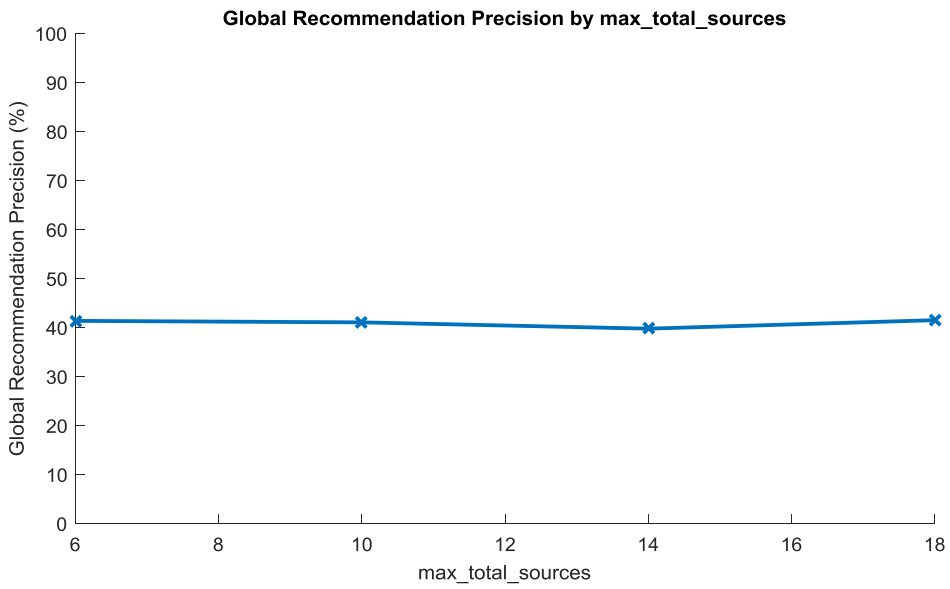
(α)



(β)



(γ)



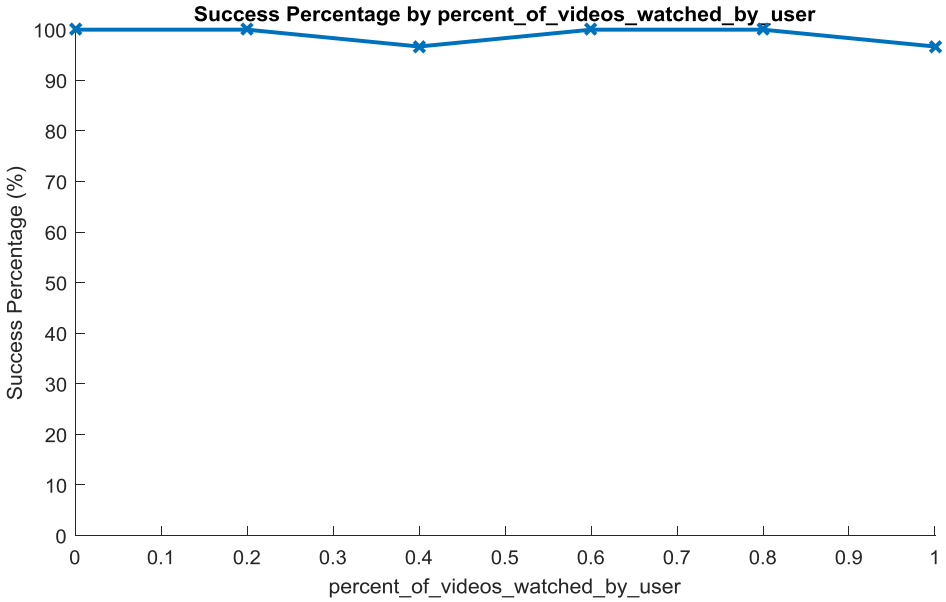
(δ)

Σχήμα 19: Μεταβολή των μετρικών αξιολόγησης για την περίπτωση άγνωστου προορισμού με μεταβολή της παραμέτρου *max_total_sources*.
(α): Ποσοστό επιτυχίας όσον αφορά την επίτευξη του προορισμού, (β): Ελάχιστη υπερβολική απόσταση από τον προορισμό, (γ): Μέση ακρίβεια συστάσεων, (δ): Καθολική ακρίβεια συστάσεων.

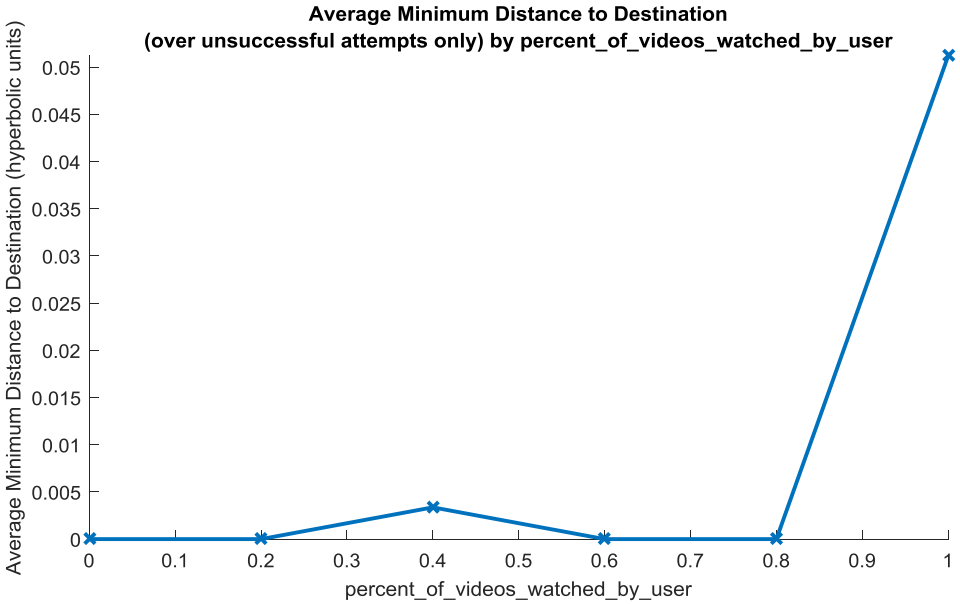
Από τα παραπάνω, παρατηρείται ότι ούτε η παράμετρος *max_total_sources* επηρεάζει το ποσοστό επιτυχίας. Εφόσον όλοι οι χρήστες έχουν αρχικά επιλέξει περίπου τον ίδιο αριθμό προϊόντων (γύρω στα 15), είναι λογικό ότι η μεταβολή του αριθμού των προϊόντων που θα χρησιμοποιηθούν για το σύνολο πηγών στο διάστημα 6-18 δε θα έχει σημαντική επίδραση.

- Μελέτη της παραμέτρου *percent_of_videos_watched_by_user*

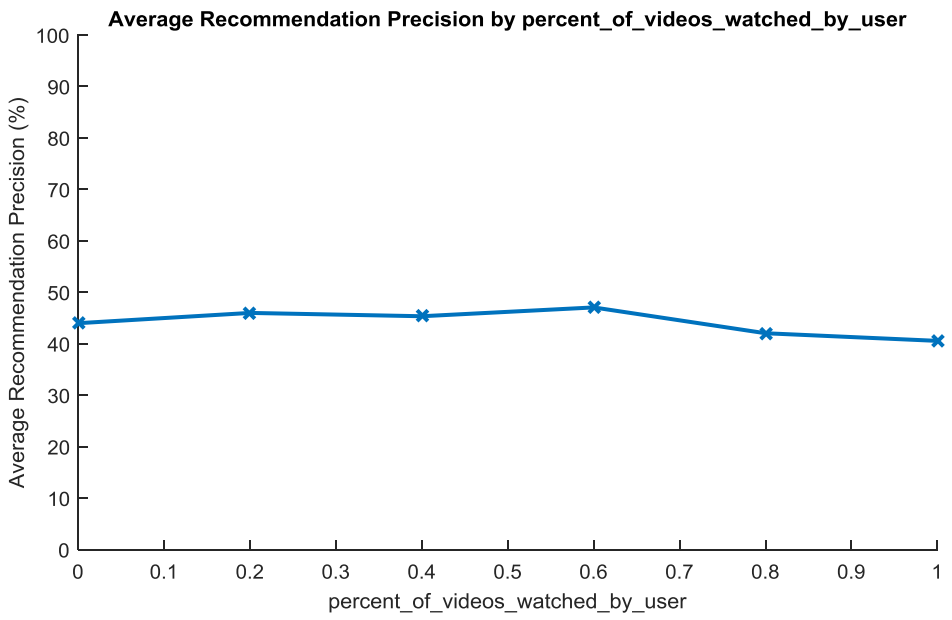
Τα αποτελέσματα της εξομοίωσης πάνω στο σύνολο τιμών της παραμέτρου που ορίζει ο Πίνακας 7 απεικονίζονται στις κάτωθι γραφικές παραστάσεις:



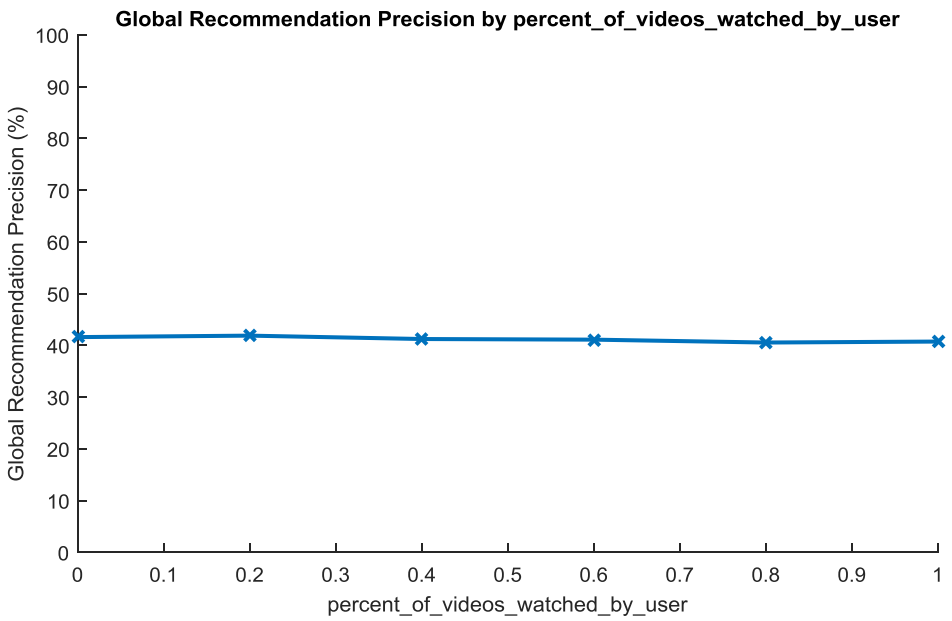
(α)



(β)



(γ)



(δ)

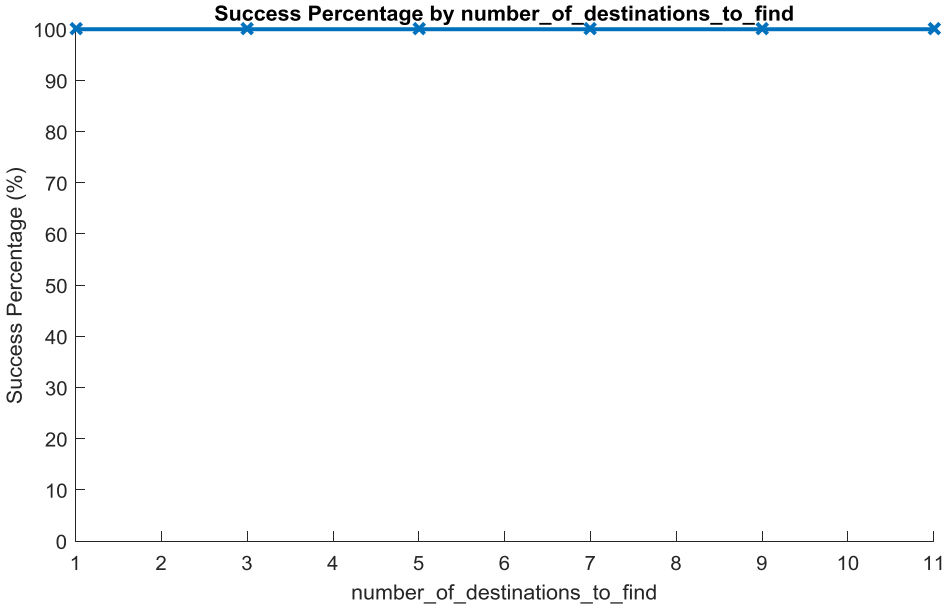
Σχήμα 20: Μεταβολή των μετρικών αξιολόγησης για την περίπτωση άγνωστου προορισμού με μεταβολή της παραμέτρου *percent_of_videos_watched_by_user*.
(α): Ποσοστό επιτυχίας όσον αφορά την επίτευξη του προορισμού, (β): Ελάχιστη υπερβολική απόσταση από τον προορισμό, (γ): Μέση ακρίβεια συστάσεων, (δ): Καθολική ακρίβεια συστάσεων.

Παρατηρείται ότι το ποσοστό των προϊόντων που είναι επιλογές του ίδιου του χρήστη και όχι γειτονικών του δεν επηρεάζει σημαντικά την επιτυχία, η οποία είναι σχεδόν πάντα στο 100%. Σημειώνεται εδώ ότι $percent_of_videos_watched_by_user = 0$ σημαίνει μόνο προϊόντα-επιλογές γειτόνων, ενώ $percent_of_videos_watched_by_user = 1$ σημαίνει μόνο προϊόντα-επιλογές του ίδιου του χρήστη (απουσία συνεργατικού φιλτραρίσματος). Στις

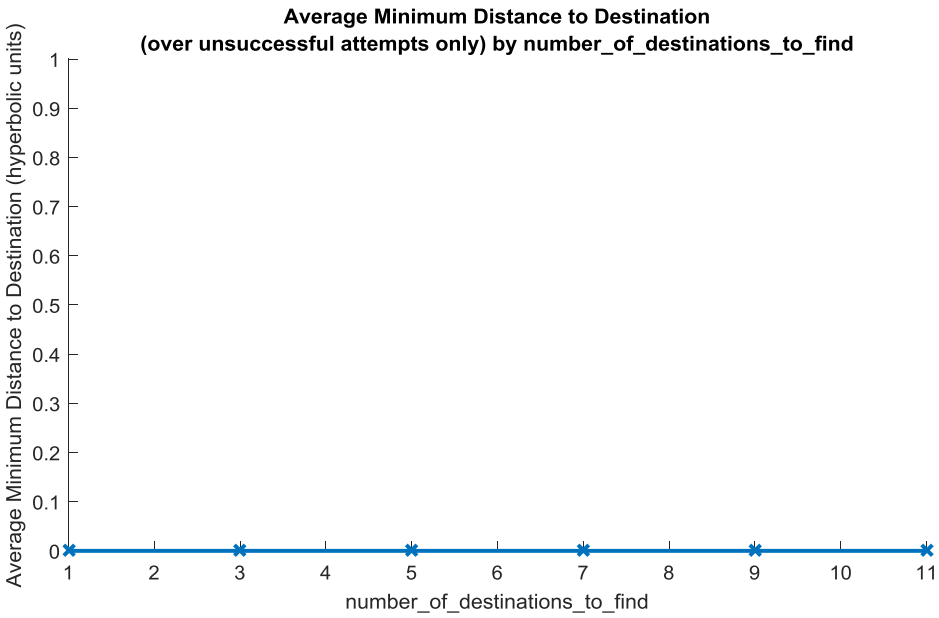
περιπτώσεις αποτυχίας, η απόσταση από κάποιον υποψήφιο προορισμό διατηρείται χαμηλά, λόγω του καλού συνόλου προεπιλεγμένων τιμών των παραμέτρων. Ούτε η ακρίβεια παρουσιάζει κάποια αξιόλογη μεταβολή με την αύξηση του *percent_of_videos_watched_by_user*.

- Μελέτη της παραμέτρου *number_of_destinations_to_find*

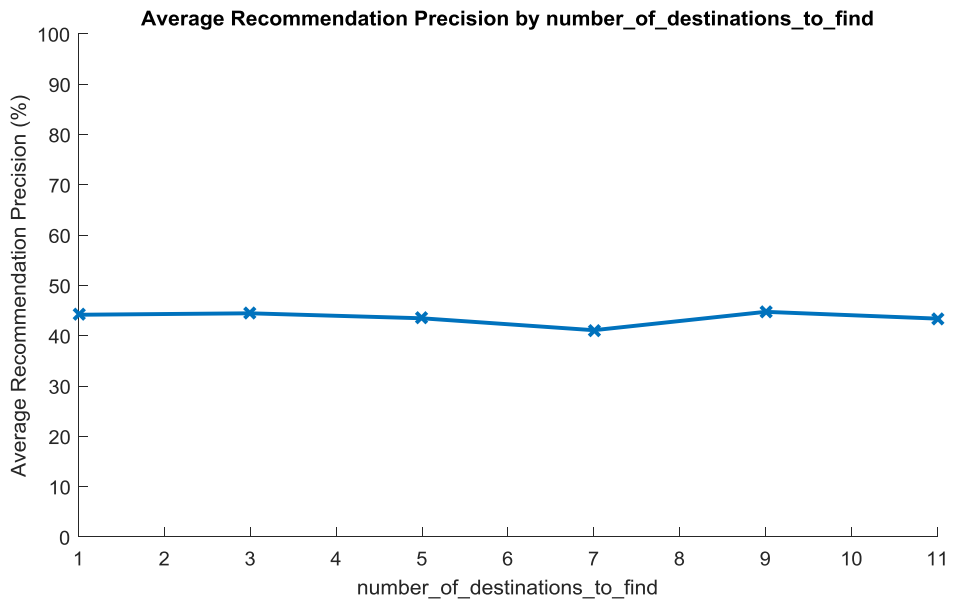
Τα αποτελέσματα της εξομοίωσης πάνω στο σύνολο τιμών της παραμέτρου που ορίζει ο Πίνακας 7 απεικονίζονται στις κάτωθι γραφικές παραστάσεις:



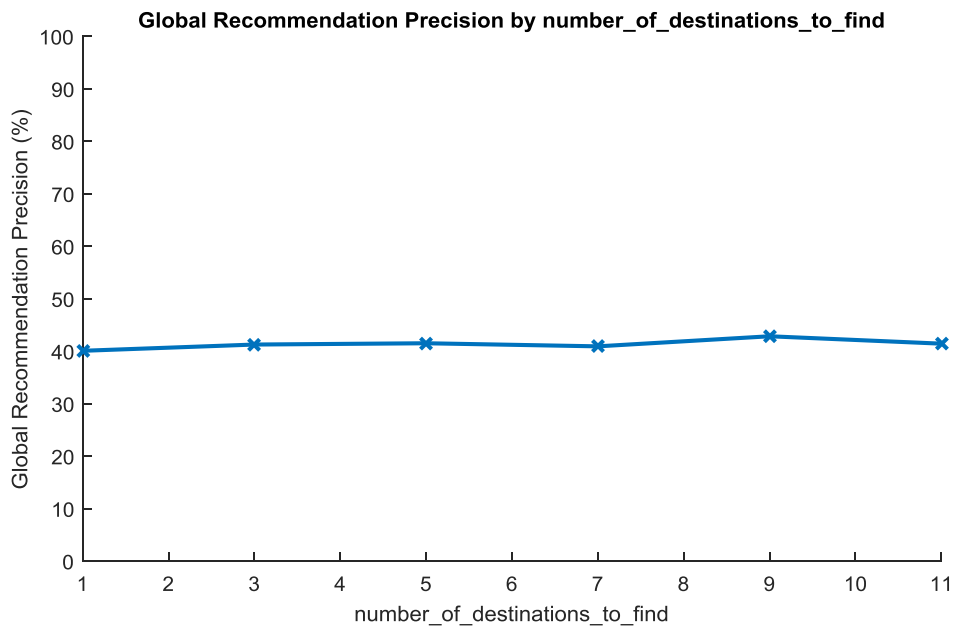
(α)



(β)



(γ)



(δ)

Σχήμα 21: Μεταβολή των μετρικών αξιολόγησης για την περίπτωση άγνωστου προορισμού με μεταβολή της παραμέτρου *number_of_destinations_to_find*.
(α): Ποσοστό επιτυχίας όσον αφορά την επίτευξη του προορισμού, (β): Ελάχιστη υπερβολική απόσταση από τον προορισμό, (γ): Μέση ακρίβεια συστάσεων, (δ): Καθολική ακρίβεια συστάσεων.

Όπως φαίνεται από τα διαγράμματα, είτε βρίσκεται 1 είτε 11 υποψήφιοι προορισμοί, ο αλγόριθμος καταφέρνει επιτυχώς να οδηγήσει τον χρήστη σε αυτόν ή σε κάποιον από αυτούς. Η ακρίβεια των συστάσεων δεν επηρεάζεται σημαντικά, γιατί σχετίζεται περισσότερο με τον χρήστη και ελάχιστα με τον αριθμό των υποψήφιων προορισμών.

Συνολικά για την περίπτωση του άγνωστου προορισμού, πρέπει να σημειωθεί ότι σχεδόν για όλους τους συνδυασμούς παραμέτρων, ο αλγόριθμος κατάφερνε να οδηγήσει τους χρήστες για τους οποίους εκτελέστηκε σε ένα υποψήφιο προορισμό που υπολόγισε ο ίδιος για αυτούς. Η μέση ελάχιστη απόσταση από τον προορισμό στις περιπτώσεις αποτυχίας, όπου αυτές υπάρχουν, είναι πολύ μικρή. Βγαίνει λοιπόν το συμπέρασμα ότι ο τρόπος με τον οποίο ο αλγόριθμος επιλέγει υποψήφιους προορισμούς οδηγεί σε προορισμούς τους οποίου όντως μπορούν να φτάσουν οι χρήστες. Αυτό είναι και το λογικό: αφού υπάρχει ελευθερία στην επιλογή των προορισμών, θα επιλεγούν εφικτοί προορισμοί.
Η παράμετρος που διαδραματίζει τον σημαντικότερο ρόλο είναι ο αριθμός των συστάσεων ανά γύρο, το *R*. Αξιόλογες διακυμάνσεις παρατηρήθηκαν μόνο στις μεταβολές του *R*. Τέλος, η μέση ακρίβεια γενικά είναι λίγο μεγαλύτερη από την καθολική.

6.6 Σύνοψη Συμπερασμάτων Αξιολόγησης

Συνοψίζοντας τα συμπεράσματα της αξιολόγησης που προηγήθηκε:

1. Στην περίπτωση γνωστού προορισμού, το αν ο αλγόριθμος θα οδηγήσει ένα χρήστη σε ένα προκαθορισμένο προορισμό εξαρτάται κατά πολύ από τον ίδιο τον γράφο. Εφόσον όμως υπάρχει κατάλληλη άπληστη διαδρομή, ο χρήστης οδηγείται στον προορισμό με πολύ μεγάλο ποσοστό επιτυχίας.
2. Η μέση και η καθολική διακύμανση σε όλες τις περιπτώσεις δε φαίνεται να εξαρτάται από τη μεταβολή των παραμέτρων. Εξαρτάται κατά βάση από τα διανύσματα χαρακτηριστικών των χρηστών και των προϊόντων, από τα οποία προκύπτει τόσο ο αρχικός γράφος, όσο και η επιλογή ή απόρριψη κάθε σύστασης από κάθε χρήστη.
3. Στην περίπτωση του άγνωστου προορισμού, το γεγονός ότι ο αλγόριθμος επιλέγει ο ίδιος τον προορισμό συντελεί στο να υπάρχει σχεδόν απόλυτη επιτυχία, σε σχέση με την περίπτωση γνωστού προορισμού, όπου ο προορισμός επιβάλλεται εξωτερικά και πιθανόν να μην ταιριάζει με τον συγκεκριμένο χρήστη.
4. Η πιο καθοριστική παράμετρος και στη περίπτωση γνωστού και στην περίπτωση άγνωστου προορισμού είναι το πλήθος *R* των συστάσεων που προβάλλονται ανά γύρο στον χρήστη, με μεγάλες τιμές της παραμέτρου να αυξάνουν σημαντικά το ποσοστό επιτυχίας, χάρη στο ότι έτσι του παρέχονται περισσότερες επιλογές, δηλαδή περισσότερα εναλλακτικά μονοπάτια προς κάποιον προορισμό.

7

Επίλογος

Στο τελευταίο αυτό Κεφάλαιο συνοψίζεται το σύνολο της ερευνητικής και αναπτυξιακής εργασίας που πραγματοποιήθηκε στα πλαίσια της παρούσας διπλωματικής. Διατυπώνονται συμπεράσματα που προκύπτουν συνολικά από την εργασία και δίνονται κατευθύνσεις για πιθανές μελλοντικές επεκτάσεις πάνω στην περιοχή που η εργασία μελέτησε.

7.1 Σύνοψη και Συμπεράσματα

Στα πλαίσια της παρούσας διπλωματικής εργασίας, σχεδιάστηκε και υλοποιήθηκε ένας αλγόριθμος συστάσεων προϊόντων σε χρήστες, με τη βοήθεια τεχνικών ενσωμάτωσης δικτύων στον υπερβολικό χώρο και την εφαρμογή άπληστης δρομολόγησης. Ο αλγόριθμος εφαρμόζει και φιλτράρισμα με βάση το περιεχόμενο, αλλά και συνεργατικότητα, επομένως αποτελεί ένα υβριδικό αλγόριθμο συστάσεων.

Αρχικά, ο αλγόριθμος παρείχε μία σύσταση ανά γύρο στον χρήστη. Στη συνέχεια, επεκτάθηκε ώστε να παρέχει πολλαπλές συστάσεις ανά γύρο. Έπειτα, αντιμετωπίστηκε η περίπτωση της ικανοποίησης της «απροσδιόριστης θέλησης» του χρήστη, όπου πλέον δεν είναι γνωστά εξαρχής τα προϊόντα προορισμοί, αλλά ο ίδιος ο αλγόριθμος καλείται να τα ανακαλύψει και να οδηγήσει επιτυχώς τον χρήστη σε αυτά. Τέλος, σε όλα τα παραπάνω προστέθηκε και η συνεργατική συνιστώσα, ώστε στην παραγωγή συστάσεων να μη

λαμβάνονται υπόψη μόνο οι επιλογές του χρήστη, αλλά και οι επιλογές χρηστών όμοιων (και άρα συνδεδεμένων) με αυτόν.

Ακολούθησε η αξιολόγηση, η οποία αποτελούνταν από δύο τμήματα: την περίπτωση γνωστού και την περίπτωση άγνωστου προορισμού. Στην περίπτωση γνωστού προορισμού, μελετήθηκε η επίδραση των διάφορων παραμέτρων πάνω στις μετρικές της επίδοσης του συστήματος που ορίστηκαν. Το ποσοστό επιτυχίας του αλγορίθμου, αν και κυμαινόταν, ήταν γενικά υψηλό. Στην περίπτωση άγνωστου προορισμού, παρατηρήθηκε ποσοστό επιτυχίας 100% σχεδόν για όλες τις τιμές των παραμέτρων. Αυτό οδήγησε στο συμπέρασμα ότι όταν ο αλγόριθμος έχει την ευκαιρία να επιλέξει ο ίδιος τον προορισμό, επιλέγει κάποιον που είναι εφικτός και πράγματι οδηγεί τον χρήστη επιτυχώς σε αυτόν. Και στις δύο περιπτώσεις, μεγαλύτερη επίδραση στα αποτελέσματα είχε η μεταβολή της παραμέτρου *R*, δηλαδή του αριθμού των προβαλλόμενων συστάσεων.

7.2 Μελλοντικές Επεκτάσεις

Η παρούσα διπλωματική εργασία θα μπορούσε να επεκταθεί στο μέλλον προς τις ακόλουθες κατευθύνσεις:

1. Η τεχνική που ακολουθήθηκε μπορεί να χρησιμοποιηθεί για την απάντηση στο εξής ερώτημα: «Ποιο προϊόν είναι κατάλληλο να προταθεί σε ένα ζεύγος χρηστών από κοινού;», ή και σε άλλα ερωτήματα που μπορεί να αντιμετωπίζει ένα κλασικό σύστημα συστάσεων. Τα ερωτήματα αυτά μπορούν να λάβουν αποδοτικά απάντηση μέσω της ενσωμάτωσης δικτύων στον υπερβολικό χώρο και άπληστης δρομολόγησης.
2. Τμήματα του αλγορίθμου μπορούν να επανασχεδιαστούν ώστε πολλές όμοιες αλλά ανεξάρτητες διεργασίες να γίνονται παράλληλα. Για παράδειγμα, αυτό μπορεί να γίνει για τον υπολογισμό των co-views, ή και για την εύρεση υποψήφιων προορισμών προς αντίθετες κατευθύνσεις.
3. Ο αλγόριθμος μπορεί να επεκταθεί ώστε να προτείνει προϊόντα σε πολλούς χρήστες ταυτόχρονα, διατηρώντας ένα και μοναδικό γράφο και αξιοποιώντας την ανάδραση που λαμβάνει από κάθε χρήστη για να παράγει καλύτερες συστάσεις για όλους τους υπόλοιπους χρήστες.
4. Ο αλγόριθμος μπορεί να επεκταθεί ώστε να λειτουργεί σε δυναμικό περιβάλλον, όπου το πλήθος ή/και τα χαρακτηριστικά χρηστών και προϊόντων θα μεταβάλλονται με τον χρόνο.
5. Μία φάση του αλγορίθμου που εισάγει μεγάλη καθυστέρηση είναι η ανά κάποιους γύρους επανενσωμάτωση του γράφου στον υπερβολικό χώρο, ακόμα κι αν στο

διάστημα που μεσολάβησε από την προηγούμενη ενσωμάτωση οι αλλαγές στα co-views αφορούν ελάχιστους κόμβους. Μπορεί λοιπόν να τροποποιηθεί ο αλγόριθμος ενσωμάτωσης, ώστε να ενσωματώνει αυξητικά μόνο όσους κόμβους ανήκουν σε ακμή με βάρος που μεταβλήθηκε.

6. Μπορούν να δοκιμαστούν άλλες τεχνικές ενσωμάτωσης αντί της τεχνικής Rigel, οι οποίες ενδέχεται να δώσουν καλύτερα αποτελέσματα, π.χ., η άπληστη ενσωμάτωση.
7. Μπορεί να δοκιμαστεί κάποια άλλη τεχνική γεωγραφικής δρομολόγησης αντί της άπληστης (αν και δεν είναι σίγουρο ότι θα είναι περισσότερο αποδοτική).
8. Μπορεί να δοκιμαστεί κάποιος άλλος τρόπος επιλογής υποψήφιων προορισμών για την περίπτωση άγνωστου προορισμού, αντί του κριτηρίου ο υποψήφιος προορισμός να βρίσκεται μέσα σε ένα δακτύλιο υπερβολικής απόστασης από την πηγή.
9. Μπορούν να γίνουν περαιτέρω εξομοιώσεις για διαφορετικούς συνδυασμούς παραμέτρων, καθώς και για διαφορετικά μεγέθη γράφων, και να βρεθούν οι τιμές των παραμέτρων για τις οποίες ο αλγόριθμος αποδίδει καλύτερα συναρτήσει του μεγέθους του γράφου, του πλήθους των προϊόντων που αρχικά έχει επιλέξει κάθε χρήστης, ή άλλων παραγόντων.
10. Τέλος, μπορεί να γίνει πραγματική αξιολόγηση του αλγορίθμου, σε ένα πραγματικό περιβάλλον λειτουργίας. Αυτό φυσικά προϋποθέτει συνεργασία με κάποια εταιρία/οργανισμό που διαχειρίζεται ένα Διαδικτυακό σύστημα πραγματικής σύνδεσης, ώστε το σύστημα να λειτουργήσει με πραγματικούς χρήστες και προϊόντα. Τότε θα μπορεί να φανεί ξεκάθαρα πόσο αποδοτικό είναι σε μια πραγματική εφαρμογή.

Βιβλιογραφία

[And05] J. Anderson, “Hyperbolic Geometry”, 2nd edition, Springer-Verlag, 2005

[BaA99] A.-L. Barabási, R. Albert, “Emergence of scaling in random networks”, Science 286 (5439), pp. 509–512, October 15, 1999.

[BaS97] M. Balabanović, Y. Shoham, “Fab: Content-based, Collaborative Recommendation”, Communications of the ACM Commun. ACM 40.3, pp. 66-72, 1997.

[BSS08] S. Baluja, R. Seth, D. Sivakumar, Y. Jing, J. Yagnik, S. Kumar, D. Ravichandran, M. Aly, “Video suggestion and discovery for YouTube: taking random walks through the view graph”, in Proceedings of the 17th international conference on World Wide Web (WWW '08). ACM, New York, NY, USA, pp. 895-904, 2008.

[CvC09] A. Cvetkovski, M. Crovella, “Hyperbolic Embedding and Routing for Dynamic Graphs”, in Proc. of 28th IEEE Conference on Computer Communications (INFOCOM), pp. 1647-1655, April 2009.

[DLS10] J. Davidson, B. Livingston, D. Sampath, B. Liebald, J. Liu, P. Nandy, …, M. Lambert, “The YouTube video recommendation system”, Proceedings of the Fourth ACM Conference on Recommender Systems - RecSys '10, 2010.

[GYL16] S. Guo, S. Yu, J. Li, N. Ansari, “Big data for networking [Guest Editorial]”, in IEEE Network, vol. 30, no. 1, pp. 4-5, January-February 2016.

[Kle07] R. Kleinberg, “Geographic routing using hyperbolic space”, in Proc. of the 26th Annual Joint Conference of the IEEE Computer and Communications Societies, pp. 1902-1909, INFOCOM 2007.

[KPK10] D. Krioukov, F. Papadopoulos, M. Kitsak, A. Vahdat, and M. Boguñá, “Hyperbolic Geometry of Complex Networks”, Physical Review E, vol. 82, p. 36106, 2010.

[KSP13] V. Karyotis, E. Stai, S. Papavassiliou, “Evolutionary Dynamics of Complex Communications Networks”, CRC Press, Inc., Boca Raton, FL, USA, 2013.

[LeM10] T. Leighton, A. Moitra. “Some Results on Greedy Embeddings in Metric Spaces”, Discrete & Computational Geometry 44, no. 3, pp. 686-705, October 20, 2010.

[LLP15] S. Lee, S. Lee, B. Park, “PathMining: A Path-Based User Profiling Algorithm for Heterogeneous Graph-Based Recommender Systems”,

Florida Artificial Intelligence Research Society Conference 2015.

[PaR05] C. Papadimitriou, D. Ratajczak, “On a conjecture related to geometric routing”, Theoretical Computer Science, 344(1), 3–14, 2005.

[PaS82] C. Papadimitriou, K. Steiglitz, “Combinatorial Optimization: Algorithms and Complexity”, Prentice-Hall, Inc., Upper Saddle River, NJ, USA, 1982.

[Pen03] M. Penrose, “Random Geometric Graphs”, Oxford: Oxford University Press, 2003.

[PPK15] F. Papadopoulos, C. Psomas and D. Krioukov, “Network Mapping by Replaying Hyperbolic Growth”, in IEEE/ACM Transactions on Networking, vol. 23, no. 1, pp. 198-211, Feb. 2015.

[RAU11] A. Rajaraman, J. D. Ullman, “Mining of Massive Datasets”, Cambridge University Press, New York, NY, USA, 2011.

[SKK15] E. Stai, V. Karyotis, G. Katsinis, E. E. Tsiropoulou and S. Papavassiliou, “A Hyperbolic Big Data Analytics Framework within Complex and Social Networks”, Book Chapter in “Big Data in Complex and Social Networks” Handbook, Editors: M. T. Thai, W. Wu, and H. Xiong, CRC Press - Taylor & Francis Group, Boca Raton, FL, USA, 2015.

[SKP16] E. Stai, V. Karyotis and S. Papavassiliou, “A hyperbolic space analytics framework for big network data and their applications”, in *IEEE Network*, vol. 30, no. 1, pp. 11-17, January-February 2016.

[SMR12] C. Snijders, U. Matzat, U.-D. Reips, “Big Data: Big gaps of knowledge in the field of Internet”, International Journal of Internet Science 7: 1–5, 2012.

[Sta-1] http://www.statista.com/statistics/278414/number-of-worldwide-social-network-users/, τελευταία προσπέλαση στις 12-7-2016

[Thu80] W. Thurston, “The geometry and topology of three-manifolds”, Princeton lecture notes, 1980.

[ZSZ11] X. Zhao, A. Sala, H. Zheng, B. Zhao, “Efficient Shortest Paths on Massive Social Graphs”, Proceedings of the 7th International Conference on Collaborative Computing: Networking, Applications and Worksharing, 2011.

[Φατ09] Α. Φατούρος, “Γεωγραφικές Μέθοδοι Δρομολόγησης σε Ad Hoc Ασύρματα Δίκτυα”, Πτυχιακή Εργασία, Οικονομικό Πανεπιστήμιο Αθηνών, σελ. 11, 2009.