



ΙΟΝΙΟ ΠΑΝΕΠΙΣΤΗΜΙΟ
ΣΧΟΛΗ ΕΠΙΣΤΗΜΗΣ ΤΗΣ ΠΛΗΡΟΦΟΡΙΑΣ & ΠΛΗΡΟΦΟΡΙΚΗΣ
ΤΜΗΜΑ ΠΛΗΡΟΦΟΡΙΚΗΣ

ΙΟΝΙΟ ΠΑΝΕΠΙΣΤΗΜΙΟ
ΤΜΗΜΑ ΠΛΗΡΟΦΟΡΙΚΗΣ



- Πτυχιακή Εργασία -

**Η Εφαρμογή της Ανάλυσης Κοινωνικών Δικτύων στους Γράφους Γνώσης:
Παρόν και Μελλοντικές Δυνατότητες**

Στυλιανή Κοκολάκη

Επιβλέπων: Βασίλειος Καρυώτης

Αθήνα, Φεβρουάριος 2024

Η παρούσα εργασία αποτελεί πνευματική ιδιοκτησία της φοιτήτριας Στέλλας Κοκολάκη που την εκπόνησε. Στο πλαίσιο της πολιτικής ανοικτής πρόσβασης ο συγγραφέας/δημιουργός εκχωρεί στο Ιόνιο Πανεπιστήμιο, μη αποκλειστική άδεια χρήσης του δικαιώματος αναπαραγωγής, προσαρμογής, δημόσιου δανεισμού, παρουσίασης στο κοινό και ψηφιακής διάχυσής τους διεθνώς, σε ηλεκτρονική μορφή και σε οποιοδήποτε μέσο, για διδακτικούς και ερευνητικούς σκοπούς, άνευ ανταλλάγματος και για όλο το χρόνο διάρκειας των δικαιωμάτων πνευματικής ιδιοκτησίας. Η ανοικτή πρόσβαση στο πλήρες κείμενο για μελέτη και ανάγνωση δεν σημαίνει καθ' οιονδήποτε τρόπο παραχώρηση δικαιωμάτων διανοητικής ιδιοκτησίας του συγγραφέα/δημιουργού ούτε επιτρέπει την αναπαραγωγή, αναδημοσίευση, αντιγραφή, αποθήκευση, πώληση, εμπορική χρήση, μετάδοση, διανομή, έκδοση, εκτέλεση, «μεταφόρτωση» (downloading), «ανάρτηση» (uploading), μετάφραση, τροποποίηση με οποιοδήποτε τρόπο, τμηματικά ή περιληπτικά της εργασίας, χωρίς τη ρητή προηγούμενη έγγραφη συναίνεση του συγγραφέα/δημιουργού. Ο συγγραφέας/δημιουργός διατηρεί το σύνολο των ηθικών και περιουσιακών του δικαιωμάτων.

Αφιέρωση

Αφιερώνω την παρούσα πτυχιακή εργασία στα φοιτητικά χρόνια των προπτυχιακών σπουδών μου. Χρόνια που τα ονειρεύτηκα πολύ από την παιδική ηλικία και με έφτασαν στην πόρτα της ενηλικίωσης. Ευχαριστώ πολύ όλους όσους ήταν εκεί σε αυτό μου το ταξίδι, την οικογένεια, τους στενούς φίλους, τους καθηγητές μου ,με έμφαση στην τριμελή επιτροπή που αποτέλεσε συχνά πρότυπο για μένα και τον επιβλέποντα μου Βασίλειο Καρυώτη,

Τέλος ευχαριστώ θερμά την Συμβουλευτική του Ιονίου Πανεπιστημίου που έκρυβε την έκπληξη να με συντροφέψει στην πανεπιστημιακή κοινότητα, να με εκπαιδεύσει να με κατανοήσω, να οριοθετηθώ δημιουργικά, να βελτιώσω την έκφραση και την αυτοπεποίθηση μου και τελικά να φτάσουμε ως εδώ σήμερα.

Επιβλέπων

Βασίλειος Καρυώτης
Τμήμα Πληροφορικής
Ιόνιο Πανεπιστήμιο

Τριμελής Επιτροπή

Βασίλειος Καρυώτης
Αναπληρωτής Καθηγητής
Τμήμα Πληροφορικής
Ιόνιο Πανεπιστήμιο

Έξαρχος Θεμιστοκλής
Αναπληρωτής Καθηγητής
Τμήμα Πληροφορικής
Ιόνιο Πανεπιστήμιο

Παναγιώτης Κουρουθανάσης
Καθηγητής
Τμήμα Πληροφορικής
Ιόνιο Πανεπιστήμιο

Περιεχόμενα

Περιεχόμενα.....	6
Περίληψη.....	8
Abstract.....	9
Κατάλογος Εικόνων / Σχημάτων.....	10
Κατάλογος Πινάκων.....	12
Συνοτομογραφίες και Ακρωνύμια.....	13
1. Σκοπός και Διάρθρωση της εργασίας.....	
1.1 Σκοπός της παρούσας πτυχιακής εργασίας.....	14
1.2 Συμβολή πτυχιακής εργασίας.....	14
1.3 Διάρθρωση πτυχιακής.....	15
2. Ανάλυση Κοινωνικών Δικτύων (SNA).....	16
2.1 Θεωρία Γραφημάτων.....	17
2.2 Ορισμός Γράφου	18
2.3 Κατηγορίες Γραφημάτων	18
2.4 Διαφορετικές συνδεσμολογίες Ακμών ενός γράφου.....	19
2.5 Μετρικές για τα Δίκτυα Γράφων.....	21
2.5.1 Κεντρικότητα Κόμβων.....	21
2.5.2 Κεντρικότητα Κοντινότητας.....	22
2.5.3 Κεντρικότητα Βαθμού	23
2.5.4 Ενδιάμεση Κεντρικότητα	24
2.5.5 Κεντρικότητα ιδιοδιανύσματος	25
3. Ανάλυση Κοινωνικών Δικτύων.....	
3.1 Μέσο μήκος μονοπατιού.....	26
3.2 Κατανομή βαθμού κόμβων.....	27
3.3 Συντελεστής Ομαδοποίησης	27
3.4 Συντομότερο Δ μονοπάτι.....	28
3.5 Dijkstra Source-Target κοντινότερο μονοπάτι	28
3.6 Dijkstra Single-Source Κοντινότερο Μονοπάτι.....	29
3.7 A* Κοντινότερο Μονοπάτι	29
4. Γράφοι Γνώσεις.....	
4.1. Τι είναι ένα γράφημα γνώσης;.....	30
4.2 Τί είναι ένας Γνωσιακός Γράφος.....	30
4.3 Πώς λειτουργούν τα γραφήματα γνώσης;.....	31

4.4	Γιατί είναι σημαντικά τα γραφήματα γνώσης;	31
4.5	Βάσεις Δεδομένων γράφων	32
4.6	Προβλήματα – Μεταρρυθμίσεις – Βελτιώσεις που φέρουν οι Γράφοι Γνώσης	32
5.	Τεχνολογίες υλοποίησης γράφων γνώσης	
5.1	Neo4j	33
5.1.2	Πλεονεκτήματα Neo4j	33
5.2.1	Gephi	35
5.2.2	Αρχιτεκτονική του Gephi	35
5.2.2	Αρχιτεκτονική του Gephi	35
5.3.	Βιβλιοθήκη της python networkx	39
5.4	Ανάλυση Γράφων Γνώσης	40
5.5	Χρησιμότητα γράφων γνώσης σήμερα	44
6.	Μελλοντικές Προοπτικές	
6.1	Μελλοντικές Προοπτικές στην Ανάλυση των Κεντρικотήτων	46
6.2	Μελλοντικές Προοπτικές για τους Αλγορίθμους Διάστασης Διαδρομής	47
7.	Επίλογος	48

Περίληψη

Η πτυχιακή αυτή επικεντρώνεται στην ανάλυση των κοινωνικών δικτύων και των γραφημάτων γνώσης. Στόχος είναι η κατανόηση της δομής τους και η εξερεύνηση βασικών χαρακτηριστικών της ανάλυσης κοινωνικών δικτύων (SNA). Αποτελεί μια μελέτη σχετικά με την ανάλυση κοινωνικών δικτύων και γράφων γνώσεων. Αφορά την εξέταση των δομών και των μετρικών αυτών γράφων και την εφαρμογή τους σε διαφορετικούς τομείς. Μέσα από μια περιεκτική ανάλυση, εξετάζονται οι θεωρητικές βάσεις των γράφων, η ερμηνεία των μετρικών κοινωνικής ανάλυσης και η σημασία τους στην αναπαράσταση και την ανάλυση δεδομένων. Μέσα από αυτήν την έρευνα, προκύπτουν πολύτιμα ευρήματα σχετικά με την δομή και την εξέλιξη των κοινωνικών δικτύων, καθώς και την αξιοποίηση των γράφων γνώσεων σε πρακτικές εφαρμογές. Με βάση τα ευρήματα, επισημαίνονται πιθανές μελλοντικές κατευθύνσεις έρευνας στον τομέα, ενώ παρέχεται μια συνολική ανασκόπηση και συμπεράσματα για τη συνεισφορά της έρευνας στην κοινωνική ανάλυση και την ανάπτυξη των γράφων γνώσεων.

Λέξεις Κλειδιά

Γράφοι Γνώσης, Ανάλυση κοινωνικών δικτύων, Μετρικές Γράφων, Εξεύρεση κοινοτήτων

Abstact

This thesis focuses on the analysis of social networks and knowledge graphs, aiming to understand their structure and explore fundamental characteristics of Social Network Analysis (SNA). It constitutes a study on the analysis of social networks and knowledge graphs, examining their structures and metrics and their application in various domains. Through a comprehensive analysis, the theoretical foundations of graphs, the interpretation of social analysis metrics, and their significance in data representation and analysis are examined. Valuable insights into the structure and evolution of social networks, as well as the utilization of knowledge graphs in practical applications, emerge from this research. Based on the findings, potential future research directions in the field are identified, while providing an overview and conclusions regarding the contribution of the research to social analysis and the development of knowledge graphs.

Keywords

Knowledge Graphs, Social Network Analysis, Graph Metrics, Graph Mining

Κατάλογος Εικόνων / Σχημάτων

Ονοματοδοσία εικόνας ή Σχήματος	Πηγή
Εικόνα 1: Σχήμα της τομής της Θεωρίας των Γράφων	https://link.springer.com/chapter/10.1007/978-3-7091-0741-6_2 Graph Theory, Social Network Analysis, and Network Science, Katharina A. Zweig
Εικόνα 2: Μη κατευθυνόμενος γράφος	https://neo4j.com/news/facebook-graphsearch/
Εικόνα 3: Κατευθυνόμενος γράφος	https://el.wikipedia.org/wiki/%CE%93%CF%81%CE%AC%CF%86%CE%BF%CF%82
Εικόνα 4: Συνδεδεμένος και Μη Συνδεδεμένος γράφος	https://el.wikipedia.org/wiki/%CE%9A%CE%B1%CF%84%CE%B5%CF%85%CE%B8%CF%85%CE%BD%CF%8C%CE%BC%CE%B5%CE%BD%CE%BF%CF%82_%CE%B3%CF%81%CE%AC%CF%86%CE%BF%CF%82
Εικόνα 5: Πυκνός και Αραιός Γράφος	https://walkenho.github.io/graph-theory-and-networkX-part2/
Εικόνα 6: Παράδειγμα γράφου χρηστών Facebook	https://www.researchgate.net/figure/Two-different-graph-topologies-of-a-network-of-15-nodes-a-dense-and-b-sparse_fig1_305869701
Εικόνα 7: Neo4j Interface	https://www.researchgate.net/figure/A-screenshot-of-the-browser-interface-for-the-Neo4j-graph-database-showing-an-example_fig5_272842369
Εικόνα 8: Gephi Architecture	https://medium.com/@vespinozag/what-is-gephi-meet-this-useful-network-analysis-tool-628a1b42428c
Εικόνα 9: Τρεις διαφορετικοί τρόποι εργασίας με δεδομένα	https://medium.com/@vespinozag/what-is-gephi-meet-this-useful-network-analysis-tool-628a1b42428c

	<u>2428c</u>
Εικόνα 10: Διαφορετικές ενότητες	<u>https://medium.com/@vespinozag/what-is-gephi-meet-this-useful-network-analysis-tool-628a1b42428c</u>
Εικόνα 11: Gephi applications	<u>https://medium.com/@vespinozag/what-is-gephi-meet-this-useful-network-analysis-tool-628a1b42428c</u>
Εικόνα 12: Gephi network gallery	<u>https://medium.com/@vespinozag/what-is-gephi-meet-this-useful-network-analysis-tool-628a1b42428c</u>

Κατάλογος Πινάκων

1. Συντομογραφίες και ακρωνύμια..... σελ 11
2. Μετρικές Κεντρικότητας..... σελ 21

Συντομογραφίες και Ακρωνύμια

Οι όροι τηρούν αλφαβητική σειρά σε ελληνικά και αγγλικά

Συντομογραφίες και Ακρωνύμια	Αγγλικά	Ελληνικά
CS	Computer Science	Επιστήμη Υπολογιστών
DS	Data Science	Επιστήμη των Δεδομένων
KGs	Knowledge Graphs	Γραφήματα Γνώσης
SNA	Social Network Analysis	Ανάλυση Κοινωνικών Δικτύων
DC	Degree Centrality	Κεντρικότητα Βαθμού
CC	Closeness Centrality	Κεντρικότητα Εγγύτητας
BC	Betweenness Centrality	Κεντρικότητα ενδιαμεσικότητας
EC	Eigenvector Centrality	Κεντρικότητα Ιδιοδιανύσματος
APL	Average Path Length	Μέσο μήκος μονοπατιού
NDD	Node Degree Distribution	Κατανομή βαθμού κόμβων

1. Πίνακας Συντομογραφίες και ακρωνύμια

1. Εισαγωγή : Σκοπός και Διάρθρωση της εργασίας

1.1 Σκοπός της παρούσας πτυχιακής εργασίας

Η επιστήμη της Πληροφορικής (CS) έχει αποτελέσει, όχι άδικα, την έμπρακτη εφαρμογή πολλών επιστημών όπως τα μαθηματικά, η στατιστική, η μηχανική, η κοινωνιολογία και άλλες. Μέσα από τη συλλογή, επεξεργασία και ανάλυση δεδομένων ο άνθρωπος έχει την δυνατότητα να παρατηρήσει με ακρίβεια και πλουραλισμό τα στοιχεία που συγκεντρώνονται και να διεξάγει νέες γνώσεις. Οι νέες γνώσεις αυτές με τη σειρά τους είναι ικανές να αποτελέσουν βάσεις γνώσεων την εξερεύνηση των ιδιοτήτων των γραφημάτων.

Στην προσπάθεια μας να μοντελοποιήσουμε υπαρκτά φαινόμενα τα δεδομένα μας βοηθούν να κατανοήσουμε μέρη απο μαθηματικά σύνολα που υπάρχουν στην φύση και την καθημερινότητα μας. Για παράδειγμα την ανάγκη για βελτιστοποίηση της λειτουργικότητας μιας εφοδιαστικής αλυσίδας ή τις στατιστικές κατανομές γεωμορφολογικών στοιχείων στο έδαφος με φωτογραφίες τηλεπισκόπησης από το διάστημα. Τέτοια παραδείγματα αποτελούν πληροφορία γραφημάτων και αληθινές εφαρμογές της ανάλυσης κοινωνικών δικτύων με γράφους (SNA).

Στόχος της εκπόνησης της παρούσας πτυχιακής εργασίας είναι να πραγματοποιηθεί μια συγκριτική μελέτη της έρευνας που έχει γίνει στην Επιστήμης των Δεδομένων (Data Science) σχετικά με τη χρήση και Ανάλυση Κοινωνικών Δικτύων (SNA) σε γράφους γνώσης (Knowledge graphs). Αυτό θα επιτευχθεί με την συνεισφορά της βιβλιογραφίας σε αυτό το κομμάτι της επιστήμης με γνώμονα τη γνώση που έχουμε έως σήμερα αλλά και πώς φαίνονται να επηρεάζονται οι μελλοντικές προοπτικές στο σχετικό πεδίο.

1.2 Συμβολή πτυχιακής εργασίας

Η ανάλυση κοινωνικών δικτύων (SNA) έχει εφαρμοστεί ευρέως σε πληθώρα εφαρμογών με σκοπό την εξαγωγή σημαντικών αποτελεσμάτων. Αυτές περιλαμβάνουν την πρόβλεψη των σχέσεων μεταξύ ατόμων, τον εντοπισμό κοινοτήτων μέσα σε δίκτυα, τον εντοπισμό επιρροής, καθώς και την ανίχνευση ανωμαλιών και προτύπων συμπεριφοράς. Παρά την ευρεία χρήση των γράφων στην ανάλυση κοινωνικών δικτύων (SNA), παρατηρείται μια ανερχόμενη τάση προς τους γράφους γνώσης (KGs).

Οι γράφοι γνώσης (KGs) αντιπροσωπεύουν γνώση και συνεκτικές σχέσεις μεταξύ διαφορετικών εννοιών ή στοιχείων γνώσης. Αυτή η εξέλιξη δείχνει μια μετάβαση προς μια πιο σύνθετη κατανόηση των δεδομένων.

Ωστόσο, παρά την ανερχόμενη σημασία των γράφων γνώσης, υπάρχει ανάγκη για περαιτέρω αξιολόγηση της τομής μεταξύ της ανάλυσης κοινωνικών δικτύων και των δυνατοτήτων των γράφων γνώσης στην τεχνολογία. Επομένως αυτή η πτυχιακή θα αξιολογήσει την τρέχουσα κατάσταση και θα αναδείξει τις μελλοντικές προοπτικές για την κατεύθυνση της έρευνας και των εφαρμογών στο μέλλον.

1.3 Διάρθρωση πτυχιακής

Η διάρθρωση της πτυχιακής εργασίας έχει υλοποιηθεί σε κεφάλαια.

Στο κεφάλαιο 1 έχουμε μια εισαγωγή στο θέμα και την ανάγκη της εκπόνησης της εργασίας. Περιγράφεται ο σκοπός και η διάρθρωση της πτυχιακής εργασίας.

Στο κεφάλαιο 2 συγκεντρώνεται αρχικά μια σύντομη περιγραφή βασικών εννοιών της θεωρίας γραφημάτων, μετρικές και εργαλεία κοινωνικής ανάλυσης αλλά και σημαντικά μαθηματικά αλγοριθμικά εργαλεία γράφων. Θεωρία Γραφημάτων και Μετρικές Κοινωνικής Ανάλυσης: Σε αυτό το κεφάλαιο περιλαμβάνεται μια εισαγωγή στη θεωρία γραφημάτων και τις σχετικές μετρικές. Εξετάζονται επίσης τα εργαλεία κοινωνικής ανάλυσης και τα μαθηματικά αλγοριθμικά εργαλεία γράφων.

Έπειτα στο κεφάλαιο 3 έχουμε την Ανάλυση Κοινωνικών Δικτύων. Σε αυτό το κεφάλαιο εξετάζονται λεπτομερώς οι διάφορες πτυχές της ανάλυσης κοινωνικών δικτύων. Περιγράφονται η μέση διαδρομή σε ένα δίκτυο, η κατανομή των βαθμών των κόμβων και άλλες σχετικές μετρικές.

Προχωρώντας το κεφάλαιο 4 αφιερώνεται στους γράφου γνώσεις και σε λογισμικά εργαλεία γράφων. Σε αυτό το κεφάλαιο παρουσιάζεται η έννοια των γνωσιακών γράφων και η σημασία τους στην ανάλυση δεδομένων.

Στο κεφάλαιο 5 εμπεριέχονται σύγχρονα εργαλεία και λογισμικά που μας βοηθούν στην μελέτη γραφημάτων.

Στο κεφάλαιο 6 έχουμε τις Μελλοντικές Προοπτικές. Σε αυτό το κεφάλαιο συζητούνται πιθανές μελλοντικές κατευθύνσεις έρευνας στον τομέα της ανάλυσης δικτύων και των γράφων γνώσεων.

Τέλος η πτυχιακή έχει τον επίλογο. Στο κεφάλαιο αυτό γίνεται η συνολική ανασκόπηση της εργασίας και δίνονται συμπεράσματα σχετικά με τα ευρήματα και τις επιπτώσεις της έρευνας.

2. Ανάλυση Κοινωνικών Δικτύων (SNA)

Το κεφάλαιο 2 αποτελείται από την εξερεύνηση των εννοιών της θεωρίας γραφημάτων στην σύγχρονη Επιστήμη των Υπολογιστών. Εμπεριέχει ορισμούς και ανάλυση του τι είναι Θεωρία Γράφων (GT) και πως ορίζεται ένας γράφος με μαθηματικούς κανόνες. Ενώ στη συνέχεια ακολουθούν μερικές κεντρικότητας γράφων και παρουσίαση σημαντικών εργαλείων ανάλυσης γραφημάτων, όπως οι κεντρικότητες βαθμού, ιδιοδυναμισμού, εγγυτητας και ενδιαμεσικότητας.

2.1 Θεωρία Γραφημάτων

Η θεωρία γράφων αποτελεί ένα γνωστικό πεδίο των διακριτών μαθηματικών, το οποίο εφαρμόζεται στην πληροφορική, στις επιστήμες μηχανικών, στη χημεία, στην κοινωνιολογία και σε άλλες. Η θεωρία των γράφων θεμελιώθηκε κατά τον 18ο αιώνα αλλά αναπτύχθηκε μεταπολεμικά ως ξεχωριστό πεδίο των εφαρμοσμένων μαθηματικών.

Στην ελληνική ορολογία οι όροι θεωρία γραφημάτων και θεωρία γράφων χρησιμοποιούνται ως ισοδύναμοι (North-Holland, 1976)[1]. Προτιμάται ο όρος γράφος, για να διακρίνεται από το γράφημα συνάρτησης της μαθηματικής επιστήμης. Ανάμεσα στους ποικίλους ορισμούς, ένας σχετικά πλήρης, σύμφωνα με τον North-Holland (North-Holland, 1976) [1] ορίζει πως η θεωρία γράφων είναι η μελέτη των γράφων/γραφημάτων και των σχέσεών τους.

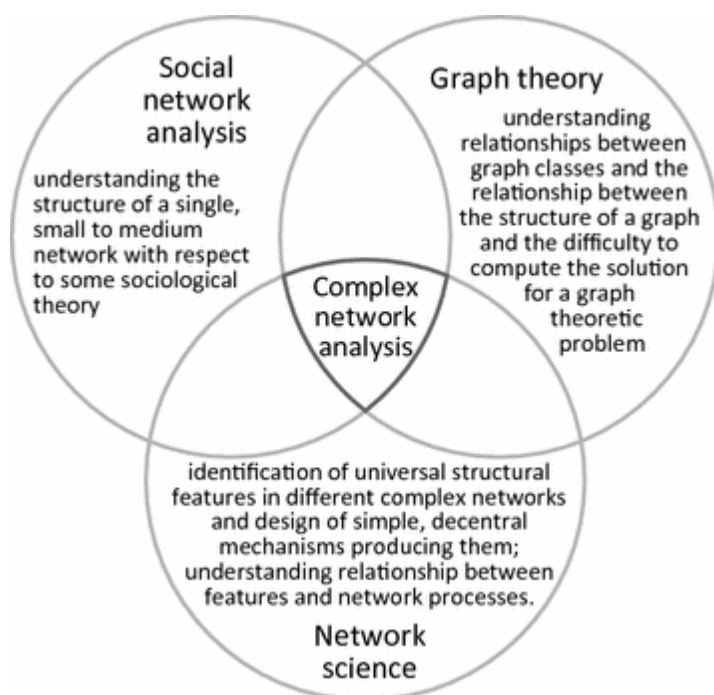
Η Πληροφορική (CS) όσον αφορά τα γραφήματα ασχολείται με αυτά στον ευρή τομέα της Ανάλυση Δικτύου (Network Analysis). Σε αυτόν τον κλάδο συγκαταλέγονται και η Σύνθετη Ανάλυση Δικτύου (Complex Network Analysis), όπου σε συνδυασμό με άλλους δύο τομείς της επιστήμης, όπως ορίζονται και από το βιβλίο Graph Theory, Social Network Analysis, and Network Science της (Katharina A. Zweig, 2016) [10], αποτελούν ξεχωριστό υποσύνολο της Ανάλυσης Δεικτών (NA) της Πληροφορικής (CS). Οι τομείς αυτοί είναι η Θεωρία Γραφημάτων (GT) και η Ανάλυση Κοινωνικών Δικτύων (SNA) της κοινωνιολογίας όπου παρατηρεί συμπεριφορές οντοτήτων ή ατόμων (Υπόμνημα 1).

Η Σύνθετη Ανάλυση Δικτύου (CNA) αναπαριστώντας την πληροφορία σε δομές γράφων χρησιμοποιεί δύο μεταβλητές για τη διεξαγωγή ανάλυσης τους : τους φορείς (nodes) και τις σχέσεις (edges). Οι μέθοδοι για την ανάλυση ενός δικτύου μπορεί να ποικίλουν. Το εύρος των μεθόδων εκτείνεται από τα χαρακτηριστικά των γράφων, το είδος, το αντικείμενο που αναπαριστούν. Η επιλογή των μαθηματικών αλγορίθμων προς την εξερεύνηση ενός Σύνθετου Δικτύου (CN) αποφασίζεται κυρίως από τα στοιχεία αυτά.

Οι γράφοι μπορούν να μοντελοποιηθούν για χάρη πολλών διαφορετικών φυσικών ή τεχνολογικών συστημάτων με σχέσεις. Κάτι τέτοιο συνέβη για την ανάπτυξη του Διαδικτύου και των κοινωνικών μέσων επικοινωνίας και την ανάπτυξη γράφων κοινωνικής δικτύωσης. Οι πληροφορίες και οι σχέσεις μεταξύ ατόμων στα κοινωνικά δίκτυα αναπαρίστανται σε γραφική μορφή. Ακόμα, οι γράφοι είναι βασικό στοιχείο στην ανάλυση και την αποθήκευση δεδομένων τους. Σε άλλη χρήση τους οι γραφικές βάσεις δεδομένων επιτρέπουν την αποτελεσματική ανάκτηση πληροφοριών που έχουν δομικές σχέσεις. Χρησιμοποιούνται επίσης για τον σχεδιασμό και την ανάλυση συστημάτων, όπως δίκτυα υπολογιστών και κυκλώματα. Σημαντική συνεισφορά έχουν με τις εφαρμογές τους και στο διαδίκτυο, εφόσον

οι μηχανές αναζήτησης χρησιμοποιούν γράφους για να αναπαριστούν τη δομή του Διαδικτύου και τις σχέσεις μεταξύ ιστοσελίδων. Ενώ είναι υπεύθυνα και για τις προτάσεις προϊόντων. Γενικότερα οι γράφοι χρησιμοποιούνται για να εντοπίσουν συσχετίσεις και να προτείνουν περιεχόμενο σε κάθε δυνατό σύστημα που μπορεί να βρεθεί αξία για αυτές.

Υπόμνημα 1: Σχήμα της τομής της Θεωρίας των Γράφων (GT) από την Katharina A. Zweig [10] και το βιβλίο της, μαζί με απόδοση της πληροφορίας του διαγράμματος στην ελληνική γλώσσα.



SNA: Η Ανάλυση Κοινωνικών Δικτύων είναι η κατανόηση της δομής ενός ενιαίου μικρού ή μεσαίου δικτύου σε σχέση με κάποια κοινωνική λογική θεωρία.

GT: Η Θεωρία γραφημάτων είναι η κατανόηση των σχέσεων μεταξύ των κατηγοριών των γραφημάτων και της σχέσης μεταξύ της δομής ενός γραφήματος και της δυσκολίας της λύσης ενός προβλήματος από την θεωρία γράφων.

Εικόνα 1: Σχήμα της τομής της Θεωρίας των Γράφων

NS: Η Επιστήμη Δικτύων αποτελεί ο προσδιορισμό καθολικών δομικών χαρακτηριστικών σε διάφορα πολύπλοκα δίκτυα. Τον σχεδιασμό απλών, αποκεντρωμένων μηχανισμών που σκοπό έχουν την κατανόηση σχέσεων αντικειμένων όσον αφορά τα χαρακτηριστικά και τις διεργασίες που καλείται να εξυπηρετεί ένα δίκτυο.

2.2 Ορισμός Γράφου

Ένας γράφος αναπαριστά συνδέσεις μεταξύ διακριτών στοιχείων. Τα στοιχεία αυτά ονομάζονται κόμβοι (nodes) και οι συνδέσεις μεταξύ τους ονομάζονται ακμές (edges). Οι κόμβοι (nodes) μπορεί να αναπαριστούν οτιδήποτε, όπως αντικείμενα, στοιχεία ή σημεία ενδιαφέροντος. Στο πλαίσιο ενός δικτύου κοινωνικής δικτύωσης, για παράδειγμα, οι κόμβοι θα μπορούσαν να είναι χρήστες του διαδικτύου. Οι συνδέσεις μεταξύ των κόμβων αντιπροσωπεύουν συνήθως τις σχέσεις ή τις συνδέσεις μεταξύ των διακριτών στοιχείων. Σε ένα κοινωνικό δίκτυο, η ακμή μεταξύ δύο ατόμων μπορεί να αναπαριστά τη φιλία τους. Ακόμα ένας γράφος μπορεί να έχει κατεύθυνση (direction). (Νικολόπουλος, Σ., et al., 2015)

[5]. Ορισμένοι γράφοι έχουν κατεύθυνση στις ακμές τους, που υποδεικνύει τη ροή ή την κατεύθυνση της σχέσης μεταξύ των κόμβων. Σε κοινωνικά δίκτυα με κατευθυνόμενες ακμές, η σχέση "ακολουθεί" μπορεί να είναι μονόδρομη.

Ως γράφος ορίζεται ένα μαθηματικό ή συνδυαστικό αντικείμενο που αναπαριστάται με εικόνες ή μπορεί να αναπαρασταθεί εύκολα με εικονογραφημένη αναπαράσταση.

Πιο συγκεκριμένα, ο γράφος G αποτελείται από ένα ζεύγος συνόλων (V, E) , όπου V είναι ένα πεπερασμένο μη κενό σύνολο t στοιχείων και E ένα πεπερασμένο σύνολο r μη διατεταγμένων ζευγών με στοιχεία του συνόλου V . (Reinhard Diestel, 2017) [4], (Νικολόπουλος, Σ., et al., 2015) [5].

Κόμβοι λέγονται τα στοιχεία του συνόλου V (vertices) και το σύνολο των κόμβων καλείται V (Vertex set). Τα στοιχεία του συνόλου E ονομάζονται ακμές (edges) και το σύνολο των ακμών (edge set). Σε ένα γράφο $G = (V, E)$ οι ακμές συμβολίζονται με (x, y) , xy ή $\{xy\}$, όπου x, y είναι οι κόμβοι του γραφήματος G . Είναι γνωστό ότι τα σύνολα E και V μπορούν να συμβολιστούν και ως $E(G)$ και $V(G)$, αντίστοιχα.

Αρα, ένα γράφος $G = (V, E)$ θα ορίζεται από δύο σύνολα, το σύνολο των ακμών $E(G)$ και το σύνολο των κόμβων $V(G)$. Τα σύνολα είναι τα εξής:

$$E(G) = \{x, y, z, u, v, w\}$$

$$V(G) = \{xy, xz, zu, uv, uw\}$$

Τα παραπάνω σύνολα ορίζουν το γράφο G , το οποίο αποτελείται από 5 ακμές και 6 κόμβους. Αφού οι ακμές του γραφήματος είναι μη διατεταγμένα ζεύγη κόμβων, ισχύει ότι: $xy = yx$, για κάθε x, y ανήκει $V(G)$. Ένα τέτοιου είδους γράφο καλείται μη κατευθυνόμενο γράφο (undirected graph).

2.3 Κατηγορίες Γραφημάτων

Υπάρχουν πολλές κατηγορίες γραφημάτων, αλλά οι κυριότερες θα περιγραφούν παρακάτω. Ένας τρόπος κατηγοριοποίησης των γραφημάτων είναι να χωριστούν σε κατευθυνόμενα και μη κατευθυνόμενα. Ως κατευθυνόμενο γράφο G ορίζεται ένα ζεύγος (V, E) όπου V είναι ένα πεπερασμένο σύνολο με κόμβους, και ένα σύνολο E , υποσύνολο του $V \times V$ με ακμές: $E \subseteq \{(u, v) \mid u, v \in V\}$. Ως μη κατευθυνόμενο γράφο G ορίζεται ένα ζεύγος (V, E) , όπου $E \subseteq \{\{u, v\} \mid u, v \in V\}$ είναι μια ακμή σε ένα μη κατευθυνόμενο γράφο, όπου είναι ένα μη διατεταγμένο ζεύγος κόμβων.

Ένας γράφος $G = (V, E)$ καλείται έμβαρo (weighted graph), όταν σε κάθε ακμή $e \in E$ του G έχει ανατεθεί ένας πραγματικός αριθμός $w(e)$, ο οποίος καλείται το βάρος της ακμής e . Ένας έμβαρoς γράφος μπορεί να ανήκει και στις δύο παραπάνω κατηγορίες που αναφέρθηκαν, δηλαδή μπορεί να είναι κατευθυνόμενο ή μη-κατευθυνόμενο. Σε πολλές περιπτώσεις τα έμβαρα γραφήματα ορίζονται και ως δίκτυα (networks). Το βάρος $w(G)$ ενός έμβαρoυ γραφήματος $G = (V, E)$ ακμών του είναι το άθροισμα των βάρων τους. Εάν ένας γράφος δεν είναι έμβαρoς, τότε το βάρος κάθε ακμής θα θεωρείται 1 και θα ισχύει $w(G) = |E|$.

Στη συνέχεια, θα οριστούν οι παρακάτω κατηγορίες γράφων: τα διμερή (bipartite), τα πλήρη διμερή (complete bipartite) και τα γραμμικά γραφήματα (line graphs). Ως Διμερές γράφος ορίζεται ένας μη-κατευθυνόμενος γράφος $G = (V, E)$, εάν το σύνολο των κόμβων του V μπορεί να χωριστεί σε δύο ευσταθή σύνολα $V = S1 + S2$ και συνεπώς κάθε ακμή να έχει το ένα άκρο στο $S1$ και το άλλο άκρο στο $S2$. (Reinhard Diestel, 2017) [4]

Ως Πλήρες διμερές γράφος ορίζεται ένας διμερές γράφος $G = (S1, S2, E)$, εάν για κάθε κόμβο $x \in S1$ και κάθε κόμβο $y \in S2$, ισχύει: $xy \in E$. Βέβαια, ο αριθμός των ακμών κάθε πλήρους διμερούς ισούται με: $|S1| \cdot |S2|$.

Ως γραμμικός γράφος ή L - γράφος ορίζεται ένας γράφος τάξης m με κόμβους $v1, v2, \dots, vm$, με αντίστοιχες ακμές $e1, e2, \dots, em$ του G . Ένας L -γράφος είναι ένας ειδικός τύπος γραφήματος όπου κάθε κόμβος συνδέεται ακριβώς με δύο άλλους κόμβους, με εξαίρεση τους δύο άκρους του, οι οποίοι συνδέονται με έναν κόμβο.

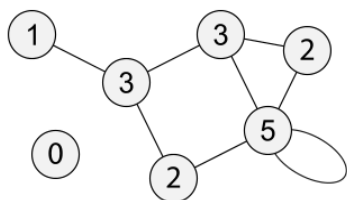
Ένας L -γράφος είναι πάντα ακυκλικός, δηλαδή δεν περιέχει κύκλους, εκτός από τον απλό κύκλο που σχηματίζεται μεταξύ των δύο άκρων του γραφου.

2.4 Διαφορετικές συνδεσμολογίες Ακμών (Edge) ενός γράφου

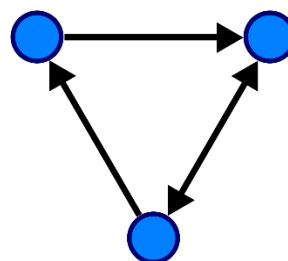
Η κατανόηση των βασικών αρχών που διέπουν τους γράφους είναι κρίσιμη για την εξέλιξη της κατανόησης και ανάλυσής τους. Σε αυτήν την ενότητα θα εξετάσουμε ορισμένες βασικές έννοιες όπως η μέγεθος και η τάξη του γράφου, οι σταθμισμένοι γράφοι, η κατεύθυνση των ακμών, ο βαθμός κόμβου, η συνεκτικότητα του γράφου και η πυκνότητα των ακμών. Αυτές οι έννοιες αποτελούν τα θεμέλια της ανάλυσης γράφων και διαμορφώνουν το πλαίσιο για περαιτέρω εξερεύνηση των πολυπλοκοτέρων δομών και ιδιοτήτων τους. Ας εξετάσουμε λοιπόν πιο λεπτομερώς αυτές τις έννοιες και τη σημασία τους στη μελέτη των γράφων.

Το μέγεθος ενός γράφου προσδιορίζεται από τον αριθμό των ακμών του, ενώ η τάξη του από τον αριθμό των κόμβων. Επιπλέον, ένας γράφος χαρακτηρίζεται σταθμισμένος όταν κάθε ακμή συνοδεύεται από ένα κόστος ή βάρος, αντιπροσωπεύοντας μια ιδιότητα της σχέσης που αναπαριστά. Επιπλέον, οι γράφοι διακρίνονται σε κατευθυνόμενους και μη κατευθυνόμενους, ανάλογα με την ύπαρξη κατεύθυνσης στις ακμές τους. Γενικότερα σε έναν κατευθυνόμενο γράφο οι ακμές έχουν κατεύθυνση, ενώ σε έναν άκαμπτο γράφο δεν υπάρχει κατεύθυνση.

Παρακάτω ακολουθούν γραφικές απεικονίσεις από κατευθυνόμενο γράφο (Directed Graph) και μη κατευθυνόμενο γράφο (Undirected Graph).

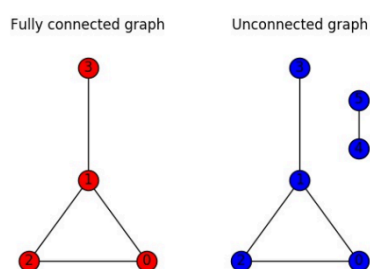


Εικόνα 2: Μη κατευθυνόμενος γράφος
Εικόνα 3: Κατευθυνόμενος γράφος



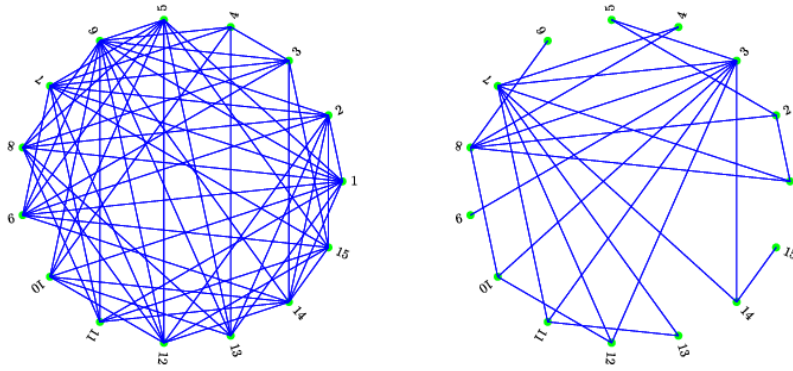
Ο βαθμός ενός κόμβου, γνωστός και ως node degree, αναφέρεται στον αριθμό των ακμών που συνδέονται με έναν συγκεκριμένο κόμβο. Σε κατευθυνόμενους γράφους, ο διαχωρισμός γίνεται ανάμεσα στον εξερχόμενο και εισερχόμενο βαθμό κόμβων, ανάλογα με τον αριθμό των ακμών που φεύγουν από ή φτάνουν σε κάθε κόμβο. Επιπλέον, η συνεκτικότητα του γράφου (Connectivity) αφορά το πώς συνδέονται οι κόμβοι μεταξύ τους. Ένας γράφος θεωρείται συνδεδεμένος εάν κάθε ζεύγος κόμβων είναι συνδεδεμένο με μια ακμή. Ωστόσο, μπορεί να υπάρχουν και μη συνδεδεμένοι γράφοι, καθώς και γράφοι με πολλαπλά συνδεδεμένα συστατικά, η κατανόηση των οποίων είναι κρίσιμη για τη μελέτη της δομής τους.

Παρακάτω ακολουθούν Γραφικές απεικονίσεις από περιπτώσεις Συνδεδεμένο γράφο (Fully Connected Graph) και Μη Συνδεδεμένο γράφο (Unconnected Graph).



Εικόνα 4 : Συνδεδεμένος και Μη Συνδεδεμένος γράφος

Ακόμα, υπάρχει και η διάκριση μεταξύ πυκνών και αραιών γράφων. Ένας πυκνός γράφος (Dense Graph) χαρακτηρίζεται από μία υψηλή πυκνότητα ακμών, δηλαδή ο αριθμός των ακμών είναι σημαντικά μεγαλύτερος σε σχέση με τον αριθμό των κόμβων του. Αυτό συνήθως σημαίνει ότι υπάρχουν πολλές σχέσεις μεταξύ των οντοτήτων που αναπαριστά ο γράφος. Οι πυκνοί γράφοι συνήθως παρουσιάζουν μεγαλύτερη πολυπλοκότητα στην ανάλυση και στην επεξεργασία τους λόγω του μεγάλου αριθμού ακμών. Από την άλλη πλευρά, ένας αραιός γράφος (Sparse Graph) χαρακτηρίζεται από μικρή πυκνότητα ακμών, δηλαδή ο αριθμός των ακμών είναι σχετικά μικρός σε σχέση με τον αριθμό των κόμβων. Αυτό μπορεί να υποδεικνύει λιγότερες σχέσεις μεταξύ των οντοτήτων ή μια πιο αραιή δομή του γράφου. Οι αραιοί γράφοι συνήθως απαιτούν λιγότερους πόρους για την αποθήκευση και την επεξεργασία τους, ωστόσο μπορεί να είναι πιο δύσκολο να ανιχνευθούν μοτίβα ή δομές μέσα σε αυτούς λόγω της λιγότερης σύνδεσης μεταξύ των κόμβων.



Εικόνα 5: Πυκνός και Αραιός Γράφος

2.5 Μετρικές για τα Δίκτυα Γράφων

Η παρακάτω ενότητα παρουσιάζει βασικές μετρικές για τα δίκτυα γράφων (KGs). Οι μετρικές δικτύων για γραφήματα χρησιμοποιούνται για την κατάταξη της σημασίας των κόμβων των γράφων. Παρουσιάζονται με τους βασικούς μαθηματικούς ορισμούς τους. Η ανάλυση κοινωνικών δικτύων είναι μια διακεκριμένη μέθοδος ερευνητικής ανάλυσης που εξετάζει τις σχέσεις μεταξύ ατόμων ή οντοτήτων. Οι αναλύσεις αυτές χρησιμοποιούν γραφικές αναπαραστάσεις όπως γραφήματα και διαγράμματα για να δείξουν τις συνδέσεις μεταξύ των μελών του δικτύου. Μέσω αυτών των αναλύσεων, μπορούμε να ανακαλύψουμε πληροφορίες σχετικά με τη δομή του δικτύου, την επικοινωνιακή συμπεριφορά των μελών, την εξέλιξη των σχέσεων με τον χρόνο, και άλλα σημαντικά χαρακτηριστικά.

2.5.1 Κεντρικότητα Κόμβων

Το πρόβλημα της Κεντρικότητας (Centrality) στα κοινωνικά δίκτυα προέκυψε από την έρευνα χαρτογράφησης της σημασιολογικής αλληλεπίδρασης των κόμβων ενός δικτύου. Η κεντρικότητα, χρησιμοποιείται για την ανάλυση και τον εντοπισμό οντοτήτων σε ένα δίκτυο που κατέχουν σημαντικές θέσεις σε ένα κοινωνικό δίκτυο. Η έννοια της κεντρικότητας μπορεί για το ίδιο σύνολο κόμβων να θεωρηθεί με διαφορετικές οπτικές. Αυτό συμβαίνει γιατί η κεντρικότητα είναι σχετική. Μπορεί να διερευνηθεί με στατιστικά μοντέλα που θα ξεχωρίσουν έναν κόμβο ή σε στατιστικά μοντέλα που συσχετίζουν τον κόμβο με ένα υποσύνολο κόμβων ενός δικτύου (γειτονιά). Ο παρακάτω πίνακας που ακολουθεί περιγράφει δημοφιλείς μετρικές κεντρικότητας.

Τύπος Κεντρικότητας	Ονομασία Μετρικής Κεντρικότητας	Υπολογισμός
Βαθμού	Βαθμός Κόμβου	Κατανεμημένος
Εγγυτητας	Απόσταση ζεύγους κόμβων	Κεντρικοποιημένος
Ενδιαμεσικότητας	Συντομότερα μονοπάτια	Κεντρικοποιημένος
Ιδιοδιανυσμάτων	Ιδιοτιμές του πίνακα γειννίαςης	Κατανεμημένος

Πίνακας 2: Μετρικές Κεντρικότητας

2.5.2 Κεντρικότητα Κοντινότητας

Η μετρική κοντινότητας εγγύτητας Closeness Centrality (CC) αξιολογεί την κατανομή της απόστασης ενός κόμβου από όλους τους υπόλοιπους κόμβους σε ένα γράφο. Ένας κόμβος με υψηλή κοντινότητα έχει συντομότερες μέσες αποστάσεις προς όλους τους άλλους κόμβους, πράγμα που υποδεικνύει την εγγύτητά του στο υπόλοιπο δίκτυο και εξασφαλίζει μια ταχύτερη υπολογιστική δυναμική στα συστήματα πληροφοριών που ένας ερευνητής θέλει να διαχειριστεί.

Αυτή η μετρική είναι χρήσιμη για τον προσδιορισμό των πιο επικεντρωμένων και δημοφιλών σε συνδέσεις κόμβων στο δίκτυο. Μπορεί να συνεισφέρει ενεργά σε ένα μικρό δίκτυο σχέσεων. Ωστόσο, μπορεί να αντιμετωπίσει προβλήματα σε μεγάλους γράφους, λόγω του ότι σε μεγαλύτερα σύνολα δεδομένων οι συνδέσεις είναι περισσότερες και η δημοφιλία των κόμβων αυξάνεται.

Ο μαθηματικός ορισμός της κεντρικότητας κοντινότητας για έναν συνδεδεμένο γράφο G με n κόμβους είναι ο εξής:

Για έναν κόμβο i , η κεντρικότητα κοντινότητας C_i ορίζεται ως:

$$C_{(u)} = \frac{n - 1}{\sum_{v=1}^{n-1} d(u, v)} \quad [2]$$

- $d(i, j)$ είναι το μήκος του συντομότερου μονοπατιού ανάμεσα στους κόμβους i και j .
- Το άθροισμα είναι πάνω σε όλους τους άλλους κόμβους του γράφου.

Ουσιαστικά, η κεντρικότητα κοντινότητας μετράει τον αντίστροφο χρόνο που απαιτείται για να φτάσει ένας κόμβος σε όλους τους άλλους κόμβους του γράφου. Έτσι, όσο πιο μικρό είναι το άθροισμα των συντομότερων μονοπατιών, τόσο πιο κεντρικός θεωρείται ο κόμβος.

2.5.3 Κεντρικότητα Βαθμού

Η μετρική κεντρικότητας βαθμού/Degree Centrality μετράει τη συνολική ποσότητα των συνδέσεων που έχει ένας κόμβος με τους υπόλοιπους κόμβους. Απλοϊκά μπορούμε να πούμε υψηλή κεντρικότητα βαθμού συναντάμε στους κόμβους (Nodes) που έχουν τον μεγαλύτερο αριθμό συνδέσεων (edges) σε ένα δίκτυο. Ένας κόμβος με υψηλή κεντρικότητα βαθμού (DC) έχει περισσότερες συνδέσεις, δηλαδή περισσότερους γείτονες, και συνήθως θεωρείται πιο κεντρικός στο δίκτυο.

Η κεντρικότητα διακαναλικότητας (DC) μετράει το πόσο συχνά ένας κόμβος βρίσκεται στα συντομότερα μονοπάτια μεταξύ δύο άλλων κόμβων. Ο μαθηματικός ορισμός είναι:

$$d_v = \frac{\deg(v)}{m}, \text{ for } v \in U,$$
$$d_v = \frac{\deg(v)}{n}, \text{ for } v \in V,$$

[3]

Σε αυτήν την μετρική ισχύει διμερής περίπτωση. Ο μέγιστος δυνατός βαθμός ενός κόμβου σε ένα διμερές σύνολο κόμβων είναι ο αριθμός των κόμβων στο αντίθετο σύνολο κόμβων. Ο κεντρικός βαθμός για έναν κόμβο v στα διμερή σύνολα U με n κόμβους και V με m κόμβους είναι $\deg(v)$ είναι ο βαθμός του κόμβου v .

Η κεντρικότητα βαθμού (DC) που αναφέρθηκε προηγουμένως, όσο και η κεντρικότητα εγγύτητας (CC) έχουν ως βασικό τους μειονέκτημα ότι ορίζονται αποκλειστικά για συνδεδεμένα δίκτυα. Εξ' ορισμού σε μη-συνδεδεμένα δίκτυα το συντομότερο μονοπάτι μεταξύ δύο κόμβων (όταν αυτό στην πραγματικότητα δεν υφίσταται) λαμβάνει τιμή στο άπειρο, οδηγώντας έτσι σε αδυναμία υπολογισμού της συγκεκριμένης μετρικής κεντρικότητας. Επομένως, ακόμη κι αν η κεντρικότητα εγγύτητας μπορεί να καλύψει σε ένα βαθμό τη διαδικασία ροής και διάχυσης της πληροφορίας, ανακύπτουν υπολογιστικά προβλήματα για απομονωμένους κόμβους του δικτύου ή για δίκτυα με δυναμική-μεταβλητή δομή (όπως τα δίκτυα με ανοχή στην καθυστέρηση στα δίκτυα επικοινωνιών). Για το λόγο αυτό έχει προταθεί η κεντρικότητα ενδιάμεσικότητας (betweenness centrality) η οποία δεν παρουσιάζει τα παραπάνω προβλήματα και μπορεί να υπολογιστεί τόσο για συνδεδεμένα δίκτυα όσο και για μη-συνδεδεμένα δίκτυα.

2.5.4 Ενδιάμεση Κεντρικότητα

Η μετρική κεντρικότητας μεσολαβητή /Betweenness centrality (BC) μετράει τον αριθμό των φορών που ένας κόμβος βρίσκεται σε μονοπάτια μεταξύ δύο άλλων κόμβων στο γράφο. Ένας κόμβος με υψηλή ενδιάμεση κεντρικότητα, ή αλλιώς κεντρικότητα μεσολαβητή κόμβου, συμβάλλει στην επικοινωνία και την ροή της πληροφορίας μεταξύ των υπολοίπων κόμβων. Ο μαθηματικός ορισμός της Κεντρικότητας Μεσολαβητή ορίζεται ως εξής:

$$C_B(k) = \sum_{i \neq j \neq k}^n \sum_{i < j}^n b_{ij}(k) \quad [6], [7]$$

Όπου το (V) είναι το σύνολο των κόμβων, $(\sigma(s, t))$ είναι ο αριθμός των συντομότερων διαδρομών από τον κόμβο (s) στον κόμβο (t) , και $(\sigma(s, t | v))$ είναι ο αριθμός αυτών των διαδρομών που περνούν από κάποιον κόμβο (v) πέραν των (s) και (t) . Εάν $(s = t)$, $(\sigma(s, t) = 1)$, και εάν $(v \notin s, t)$, $(\sigma(s, t | v) = 0)$ [11].

Στον υπολογισμό της κεντρικότητας χρησιμοποιούνται όπως και σε άλλους αλγόριθμους των μετρικών κεντρικότητας τα συντομότερα μονοπάτια σε ένα δίκτυο. Η κεντρικότητα ενός κόμβου στην εν λόγω μετρική είναι ισοδύναμη με το συντομότερο μονοπάτι από όλους τους κόμβους προς όλους τους κόμβους [9]. Έτσι η εξερεύνηση αυτής της κεντρικότητας κόμβου μεταφέρεται σε μελέτη ελάχιστου μήκους κόμβων ανάμεσα σε όλα τα δυνατά μονοπάτια που υπάρχουν στο δίκτυο. Αν όμως υπάρχουν πάνω από ένα συντομότερα μονοπάτια που ενώνουν μια δυάδα σημείων τότε μιλάμε για μετρική κεντρικότητας μεσολαβητή (BC) και ισότητα μέσων μονοπατιών.

Συχνά οι υπολογισμοί αυτοί μπορούν να γίνουν με μεγάλο υπολογιστικό κόστος. Όπως τον αλγόριθμο του Brandes [8] για τον υπολογισμό της κεντρικότητας ενδιαμεσικότητας ενός κόμβου, ο οποίος κάνει χρήση αναδρομικών σχέσεων για τον υπολογισμό και την άθροιση της εξάρτησης ενός κόμβου-πηγής $s \in V$ πάνω σε ένα κόμβο $v \in V$.

2.5.5 Κεντρικότητα ιδιοδιανύσματος

Η μετρική κεντρικότητας ιδιοδιανύσματος/ Eigenvector centrality (EC) αξιολογεί τη σημαντικότητα ενός κόμβου, λαμβάνοντας υπόψη τη σημασία των γειτόνων του. Ένας κόμβος με υψηλή κεντρικότητα ιδιοδιανύσματος έχει συνδέσμους με άλλους κόμβους που καθορίζουν την σημασία και την επιρροή του στο γράφο. Η ιδέα βασίζεται στην ανάλυση των ιδιοδιανυσμάτων και ιδιοδιανυσματικών ζευγών του πίνακα γειτνίασης του γράφου.

Αρχικά, υπολογίζουμε τα ιδιοδιανύσματα και τις ιδιοτιμές του πίνακα γειτνίασης του γράφου. Το μεγαλύτερο ιδιοδιάνυσμα συνδέεται με τον πιο σημαντικό κόμβο στο γράφημα, ενώ τα υπόλοιπα ιδιοδιανύσματα αντιστοιχούν σε λιγότερο σημαντικούς κόμβους. [13]

Αφού υπολογιστούν τα ιδιοδιανύσματα, εκτιμούμε την κεντρικότητα κάθε κόμβου με βάση το πόσο κοντά βρίσκεται ο κόμβος αυτός στο μεγαλύτερο ιδιοδιάνυσμα. Οι κόμβοι που είναι πιο κοντά σε αυτό το ιδιοδιάνυσμα έχουν υψηλότερη κεντρικότητα, ενώ οι κόμβοι που βρίσκονται πιο μακριά έχουν χαμηλότερη κεντρικότητα.

Με αυτόν τον τρόπο, η κεντρικότητα ιδιοδιανυσμάτων παρέχει μια μετρική για τη σημαντικότητα των κόμβων σε ένα γράφημα, λαμβάνοντας υπόψη την δομή των συνδέσεων και τις επιρροές που έχουν στο συνολικό δίκτυο. Η κεντρικότητα ιδιοδιανύσματος $C_e(v)$ ενός κόμβου v υπολογίζεται με τη χρήση της εξίσωσης:

$$C_e(v) = \frac{1}{\lambda} \sum_u A_{uv} C_e(u), \quad [12]$$

Η μεταβλητή $Ce(v)$ αναπαριστά την κεντρικότητα ιδιοδιανύσματος του κόμβου. Η μεταβλητή λ αναπαριστά τη μέγιστη ιδιοτιμή του πίνακα γειτνίασης A του γράφου. Η μεταβλητή A_{uv} αναπαριστά το στοιχείο στη θέση (u,v) του πίνακα γειτνίασης. Η συνάρτηση που ακολουθεί, εφαρμόζεται σε όλους τους κόμβους u στο γράφο.

Η κεντρικότητα ιδιοδιανύσματος όσων αφορά τα υπολογιστικά της χαρακτηριστικά διαφέρουν ανάλογα με τον τρόπο εφαρμογής τους και το πεδίο εφαρμογής του μοντέλου. Στην ανάλυση δομής ενός δικτύου η κεντρικότητα ιδιοδιανυσμάτων μπορεί να παρέχει εμβέλεια στην ανάλυση της δομής ενός δικτύου, αποκαλύπτοντας τους πιο επιρρεπείς σημεία σε μια δικτυακή δομή.[14] Σε ανάλυση σημασιολογικής κατανόησης μπορεί να παρέχει σημαντική πληροφορία σχετικά με τη σημασιολογική σημασία των κόμβων σε ένα δίκτυο, βοηθώντας στην αναγνώριση των "κλειδιών" κόμβων. Ακόμα εφόσον η κεντρικότητα ιδιοδιανυσμάτων είναι ένα γενικό μοντέλο, μπορεί να εφαρμοστεί σε πολλά πεδία, όπως κοινωνικά δίκτυα, βιολογικά δίκτυα, δίκτυα επικοινωνιών και άλλα.

Στον αντίποδα οι υπολογιστικές απαιτήσεις για την εφαρμογή της κεντρικότητας ιδιοδιανυσμάτων μπορεί να είναι υψηλές, ειδικά για μεγάλα δίκτυα, λόγω της ανάγκης υπολογισμού των ιδιοδιανυσμάτων. Ο υπολογισμός των ιδιοδιανυσμάτων απαιτεί την καταχώρηση του πίνακα γειτνίασης του γράφου, ο οποίος μπορεί να απαιτεί μεγάλο χώρο μνήμης για μεγάλα δίκτυα. Ενώ ακόμα η μετρική ιδιοδιανυσμάτων έχουν μικρή ελαστικότητα σε δομικές αλλαγές σε πανομοιότυπα δίκτυα. Μικρές αλλαγές στη δομή του δικτύου μπορεί να έχουν σημαντικές επιπτώσεις στις τιμές της κεντρικότητας ιδιοδιανυσμάτων, καθιστώντας το μοντέλο ευαίσθητο σε τέτοιες αλλαγές.

3. Ανάλυση Κοινωνικών Δικτύων

Η θεωρία γράφημάτων έχει εφαρμογές σε πολλούς τομείς, όπως η κοινωνική ανάλυση, οι τηλεπικοινωνίες, οι μεταφορές, οι πληροφορικές δίκτυα και πολλά άλλα. Στη συνέχεια, θα εξετάσουμε μερικές βασικές μετρικές κοινωνικής ανάλυσης.

Οι τυχαίοι περίπατοι σε γράφους για αναζήτηση είναι μια μετρική που χρησιμοποιείται για να μελετήσει την εύρεση συγκεκριμένων κόμβων ή πληροφοριών σε ένα γράφημα. Είναι ένας τρόπος να μελετήσουμε πώς η πληροφορία διαδίδεται μέσω των συνδέσεων του γράφου.

Άλλη μετρική είναι η μελέτη διάδοσης ειδήσεων ή επιρροών σε ένα κοινωνικό δίκτυο. Αυτό μπορεί να περιλαμβάνει τη μελέτη του πώς μια είδηση ή μια ιδέα εξαπλώνεται σε ένα δίκτυο και πώς επηρεάζει τη συμπεριφορά ή τις αποφάσεις των ατόμων που είναι συνδεδεμένα σε αυτό.

Αυτές οι μετρικές κοινωνικής ανάλυσης παρέχουν ένα πλαίσιο για την κατανόηση των συνδέσεων και της επιρροής στα κοινωνικά δίκτυα και συχνά χρησιμοποιούνται για τη λήψη αποφάσεων σε πολλούς τομείς. Στην ενότητα αυτή θα περιγραφούν βασικά χαρακτηριστικά και μετρικές που χρησιμεύουν στην Ανάλυση Σύνθετων Δικτύων. Τα χαρακτηριστικά και οι μετρικές αυτές παρέχουν μία ποσοτική περιγραφή της δομής ενός δικτύου, τόσο κατανεμημένα σε επίπεδο κάθε κόμβου, όσο και ολιστικά.

3.1 Μέσο μήκος μονοπατιού

Ο μέσος μήκος μονοπατιού (Average Path Length) αξιολογεί την μέση απόσταση μεταξύ όλων των ζευγαριών κόμβων σε ένα γράφο. Πιο συγκεκριμένα, υπολογίζει τον μέσο αριθμό ακμών που απαιτούνται για να φτάσει κάποιος από έναν κόμβο σε έναν άλλο κόμβο. Ο μέσος μήκος μονοπατιού μας δίνει μια ιδέα για τη γενική απόσταση και επικοινωνία μεταξύ των κόμβων στο γράφο. Ένας μικρός μέσος μήκος μονοπατιού υποδεικνύει ότι ο γράφος είναι συγκεντρωμένος και οι κόμβοι είναι σχετικά κοντά μεταξύ τους, ενώ ένας μεγαλύτερος μέσος μήκος μονοπατιού υποδεικνύει μεγαλύτερη απόσταση και δυσκολία στην επικοινωνία μεταξύ των κόμβων.

Κατα τον υπολογισμό του συντομότερου μήκους ενός μονοπατιού η δημοφιλέστερη περιγραφή της απόστασης είναι οι αριθμοί βημάτων (hops) αναμεσα σε δύο κόμβους με κάποια επαφή/ ακμή. Κάτι τέτοιο μπορεί να συμβαίνει ακόμα και σε σε γράφους με βάρη, το μέσο μήκος μονοπατιού που συνδέει δύο κόμβους καθορίζεται ως το μονοπάτι στο οποίο οι συνδέσεις (ακμές) συμβάλλουν συνολικά στο ελάχιστο βάρος. Συνεπώς, μπορεί να διαφέρει από το πιο σύντομο μονοπάτι μεταξύ των ίδιων κόμβων, όπως ορίζεται στην περίπτωση του ελάχιστου αριθμού βημάτων μεταξύ αυτών των κόμβων.

Ο μέσος μήκος μονοπατιού είναι ένας σημαντικός δείκτης που μας δίνει πληροφορίες για τη δομή και τη συνδεσιμότητα του γράφου. Ωστόσο, είναι σημαντικό να λάβουμε υπόψη ότι ο μέσος μήκος μονοπατιού μπορεί να παρέχει μια γενική εικόνα και να μην αντικατοπτρίζει πάντα τις ειδικές ιδιότητες του γράφου. Για παράδειγμα, σε γράφους που αντιπροσωπεύουν δίκτυα κοινωνικής δικτύωσης, ο μέσος μήκος μονοπατιού μπορεί να είναι σχετικά μικρός, υποδεικνύοντας ότι οι χρήστες μπορούν να φτάσουν εύκολα από ένα προφίλ σε ένα άλλο μέσω μιας σειράς φίλων. Ωστόσο, αυτό δεν λαμβάνει υπόψη πιθανές "κοινότητες" ή "γκρουπ" χρηστών που ενδεχομένως να επικοινωνούν πιο συχνά μεταξύ τους, με αποτέλεσμα να υπάρχουν μονοπάτια που περνούν από πολλούς ανθρώπους μέσα στην ίδια "κοινότητα",

αλλά είναι πιο μακριά σε άλλες. Επομένως, η ερμηνεία του μέσου μήκους μονοπατιού πρέπει να γίνεται πάντα με προσοχή και να συνδυάζεται με άλλες μετρικές για να αξιολογηθεί πλήρως η δομή του γράφου.

3.2 Κατανομή βαθμού κόμβων

Η κατανομή βαθμού κόμβων/ **Node Degree Distribution (NDD)** αναφέρεται στη συχνότητα εμφάνισης των διαφορετικών βαθμών των κόμβων σε ένα γράφο. Ο βαθμός ενός κόμβου αναφέρεται στον αριθμό των συνδέσεων που έχει με άλλους κόμβους. Η κατανομή βαθμού κόμβων μας δίνει μια εικόνα για το πώς κατανέμονται οι συνδέσεις στο γράφο. Μπορεί να είναι ομοιόμορφη, όπου οι κόμβοι έχουν παρόμοιους βαθμούς, ή δυνατότητα συνδέσεων, ή μπορεί να είναι δυσομοιόμορφη, με ορισμένους κόμβους να έχουν πολύ υψηλό βαθμό (κόμβοι κεντρικότητας) και άλλους να έχουν πολύ χαμηλό βαθμό. Η κατανόηση της κατανομής βαθμού κόμβων μας βοηθά να κατανοήσουμε την τοπολογία και την δομή του γράφου.

Η κατανομή βαθμού κόμβων σε πολύπλοκους δικτυακούς γράφους αναφέρεται στην κατανομή της συχνότητας εμφάνισης των διάφορων βαθμών των κόμβων σε ένα πολύπλοκο δίκτυο και παρέχει πληροφορίες για την οργάνωση και τη δομή του δικτύου. Σε αντίθεση με τα απλά δίκτυα, όπου η κατανομή βαθμού μπορεί να είναι ομοιόμορφη ή δυσομοιόμορφη, στους πολύπλοκους γράφους συνήθως παρατηρούνται ασύμμετρες κατανομές βαθμού. Μπορεί να αποκαλύψει την ύπαρξη κόμβων με πολύ υψηλό βαθμό (κόμβους κεντρικότητας) ή κόμβους με χαμηλό βαθμό, καθώς και την παρουσία συνδέσεων μεταξύ των κόμβων. Επιπλέον, η κατανόηση της κατανομής βαθμού μπορεί να αποκαλύψει πληροφορίες για την ανθεκτικότητα, την ευελιξία και την επιδραστικότητα του πολύπλοκου δικτύου.

3.3 Συντελεστής Ομαδοποίησης

Ο συντελεστής ομαδοποίησης/ **Clustering Coefficient** μετράει τον βαθμό στον οποίο οι γείτονες ενός κόμβου είναι συνδεδεμένοι μεταξύ τους. Αυτό μας δίνει μια εικόνα για το πόσο πυκνά σχηματίζονται οι ομάδες ή οι κοινότητες στο γράφο. Ένας υψηλός συντελεστής ομαδοποίησης υποδεικνύει ότι οι γείτονες των κόμβων σχηματίζουν συχνά τρίγωνα, δηλαδή ότι υπάρχει ανάπτυξη τοπικών δομών κοινότητας στο γράφο.

Ο συντελεστής ομαδοποίησης, παρέχει σημαντική πληροφορία σχετικά με την τοπική δομή του γράφου. Η τιμή του αντιπροσωπεύει το ποσοστό των γειτονικών κόμβων ενός κόμβου που είναι συνδεδεμένοι μεταξύ τους, δηλαδή το πόσο συχνά σχηματίζονται τρίγωνα στο γράφο. Ένας υψηλός συντελεστής ομαδοποίησης υποδηλώνει ότι η τοπική δομή του γράφου περιλαμβάνει συχνά τρίγωνα, οπότε οι κόμβοι συγκροτούν συνήθως κοινότητες ή ομάδες. Αυτό μπορεί να είναι χρήσιμο για να κατανοήσουμε πώς διαμορφώνονται οι δομές κοινοτήτων εντός του γράφου και πώς διαδραματίζουν ρόλο στην επικοινωνία και τη μετάδοση πληροφορίας μεταξύ των κόμβων. Με βάση αυτήν την πληροφορία, μπορούμε να αναγνωρίσουμε τις δομές κοινοτήτων εντός του γράφου και να προβλέψουμε την εξέλιξη των σχέσεων μεταξύ των κόμβων.

3.4 Συντομότερο Δ μονοπάτι

Ο αλγόριθμος Delta-Stepping είναι ιδιαίτερα χρήσιμος όταν ο γράφος είναι μεγάλος και αραιός, δηλαδή όταν ο αριθμός των ακμών είναι σημαντικά μικρότερος από τον αριθμό των κόμβων. Σε τέτοιες περιπτώσεις, ο αλγόριθμος μπορεί να επιταχύνει τον υπολογισμό των συντομότερων μονοπατιών ενώ παράλληλα διατηρεί χαμηλότερο χώρο μνήμης σε σύγκριση με άλλους αλγορίθμους.

Η λειτουργία του αλγορίθμου βασίζεται στο να χωρίσει τον χώρο των κόμβων σε "εύρος" (buckets) ανάλογα με την απόστασή τους από τον αρχικό κόμβο. Αρχικά, ο αλγόριθμος διατρέχει τους κόμβους χρησιμοποιώντας ένα σταθερό μέγεθος βήματος (το "διάστημα" ή "step"), αλλά καθώς προχωράει, προσαρμόζει δυναμικά το μέγεθος του βήματος σε κάθε επανάληψη ανάλογα με τις αποστάσεις που απομένουν προς εξερεύνηση. Αυτό επιτρέπει στον αλγόριθμο να επιταχύνει την εξερεύνηση του γράφου, αποφεύγοντας την άσκοπη εξέταση κόμβων που είναι πολύ μακριά από τον αρχικό κόμβο.[26]

Επιπλέον, ο αλγόριθμος μπορεί να εκτελεστεί παράλληλα, καθώς η εξερεύνηση των διαφορετικών "ευρών" μπορεί να γίνει ανεξάρτητα μεταξύ τους, επιτρέποντας έτσι την αποδοτική χρήση πολυπύρηνων ή κατανεμημένων υπολογιστικών συστημάτων.

3.5 Dijkstra Source-Target κοντινότερο μονοπάτι

Ο αλγόριθμος Dijkstra Source-Target Shortest Path είναι αποτελεσματικός όταν χρειάζεται να υπολογιστεί το συντομότερο μονοπάτι μεταξύ δύο συγκεκριμένων κόμβων σε ένα γράφο. Ενώ ο αλγόριθμος Delta-Stepping είναι πιο κατάλληλος για υπολογισμούς σε μεγάλους και αραιούς γράφους, ο Dijkstra είναι πιο αποτελεσματικός για πιο πυκνούς γράφους ή όταν χρειάζεται να βρεθεί το συντομότερο μονοπάτι από μια συγκεκριμένη πηγή προς έναν συγκεκριμένο στόχο.

Ο αλγόριθμος ξεκινά από την αρχική πηγή και εξερευνά δυναμικά τους γειτονικούς κόμβους, επιλέγοντας πάντα τον επόμενο κόμβο με το μικρότερο κόστος. Αυτή η προσέγγιση, γνωστή ως Greedy, εξασφαλίζει ότι κάθε φορά ο αλγόριθμος επιλέγει τον πιο κατάλληλο επόμενο κόμβο για να επεκτείνει το μονοπάτι προς τον στόχο, χωρίς να επανεξετάζει κόμβους που έχουν ήδη εξερευνηθεί. Αυτό οδηγεί σε αποδοτική αναζήτηση του συντομότερου μονοπατιού μεταξύ των δύο κόμβων. Ωστόσο, ο Dijkstra μπορεί να γίνει αντιμετωπίσει προβλήματα όταν ο γράφος περιέχει αρνητικά βάρη, καθώς σε αυτήν την περίπτωση η Greedy προσέγγιση μπορεί να οδηγήσει σε μη βέλτιστες λύσεις.

3.6 Dijkstra Single-Source Κοντινότερο Μονοπάτι

Ο αλγόριθμος Dijkstra Single-Source Shortest Path είναι παρόμοιος με τον Dijkstra Source-Target Shortest Path, αλλά αντί να υπολογίζει το συντομότερο μονοπάτι μεταξύ δύο συγκεκριμένων κόμβων, υπολογίζει τα συντομότερα μονοπάτια από έναν αρχικό κόμβο προς όλους τους υπόλοιπους κόμβους στο γράφο. Ο αλγόριθμος ξεκινά από τον αρχικό κόμβο (πηγή) και εφαρμόζει την ίδια Greedy προσέγγιση για να εξερευνήσει δυναμικά τους γειτονικούς κόμβους.[27] Αντί να σταματήσει όταν φτάσει σε έναν συγκεκριμένο στόχο, συνεχίζει τη διαδικασία μέχρι να έχει εξερευνήσει όλους τους κόμβους του γράφου. Έτσι, υπολογίζει τα συντομότερα μονοπάτια από την πηγή προς κάθε άλλο[15] κόμβο στο γράφο. Αυτός ο τύπος αλγορίθμου είναι εξαιρετικά χρήσιμος όταν χρειάζεται να εντοπιστούν οι συντομότερες διαδρομές από μια συγκεκριμένη πηγή προς όλους τους πιθανούς προορισμούς σε ένα δίκτυο. Χρησιμοποιείται ευρέως σε πολλές εφαρμογές, όπως η κίνηση δεδομένων σε δίκτυα, η δρομολόγηση πακέτων στο Διαδίκτυο, η ανάλυση κοινωνικών δικτύων κ.λπ.

3.7 A* Κοντινότερο Μονοπάτι

Ο αλγόριθμος A* Shortest Path αποτελεί μια παραλλαγή του αλγορίθμου Dijkstra που επεκτείνει την απλή Greedy προσέγγιση με τη χρήση ευρετικών συναρτήσεων. Αυτές οι συναρτήσεις παρέχουν μια εκτίμηση του κόστους που απαιτείται για να φτάσουμε από τον τρέχοντα κόμβο προς τον στόχο.[28] Κατά τη διάρκεια της αναζήτησης, ο αλγόριθμος επιλέγει τον επόμενο κόμβο προς εξέταση βάσει μιας συνδυασμένης εκτίμησης του πραγματικού κόστους μέχρι τον κόμβο (που έχει ήδη αποκτηθεί από την προηγούμενη αναζήτηση) και του ευρετικού κόστους για τον στόχο.

Η χρήση ευρετικών συναρτήσεων επιτρέπει στον αλγόριθμο να προτείνει πιο αποδοτικά μονοπάτια προς τον στόχο, αποφεύγοντας την εξερεύνηση περιοχών που πιθανόν να μην οδηγήσουν σε βέλτιστο αποτέλεσμα. Έτσι, ο αλγόριθμος A* Shortest Path επιταχύνει την αναζήτηση σε μεγάλους γράφους, καθώς μπορεί να συγκλίνει γρηγορότερα στον στόχο με λιγότερες εξερευνήσεις κόμβων σε σύγκριση με τον κλασικό αλγόριθμο Dijkstra. Αυτό κάνει τον A* ιδανικό για εφαρμογές όπου η ταχύτητα είναι κρίσιμη, όπως στη ρομποτική, τα παιχνίδια, και την πλοήγηση σε πραγματικό χρόνο.

4. Γράφοι Γνώσης και Εφαρμογές

4.1. Τι είναι ένα γράφημα γνώσης;

Ένας γράφος γνώσης είναι μια βάση γνώσης που περιέχει πληροφορίες σχετικά με οντότητες (π.χ. ανθρώπους, τόπους και πράγματα) και τις μεταξύ τους σχέσεις. Μπορεί να θεωρηθεί ως ένας γιγάντιος ιστός αράχνης πληροφοριών που συνδέει σχετικά σημεία δεδομένων για να δημιουργήσει μια ολοκληρωμένη κατανόηση ενός συγκεκριμένου θέματος.

Στον πυρήνα του, ένας γράφος γνώσης είναι μια δομή δεδομένων που αποθηκεύει τη γνώση με τρόπο που να μπορεί εύκολα να πλοηγηθεί, να αναζητηθεί και να αναλυθεί τόσο από ανθρώπους όσο και από μηχανές. Αυτό καθιστά τους γράφους γνώσης ένα απίστευτα ισχυρό εργαλείο για την οργάνωση και την πρόσβαση σε σύνθετες πληροφορίες, ιδιαίτερα στην εποχή των μεγάλων δεδομένων.

4.2 Τί είναι ένας Γνωσιακός Γράφος

Ένας γνωσιακός γράφος (Kg) αποτελεί ένα δίκτυο οντοτήτων όπως αντικείμενα, γεγονότα, καταστάσεις ή έννοιες και απεικονίζει τις σχέσεις μεταξύ τους. Αυτές οι πληροφορίες συνήθως αποθηκεύονται σε μια βάση δεδομένων γράφων και αναπαρίστανται ως ένα γράφημα.

Ο γνωσιακός γράφος αποτελείται από κόμβους (nodes) και ακμές (edges). Ο κάθε κόμβος μπορεί να αναπαριστά οποιοδήποτε αντικείμενο, μέρος ή άτομο. Οι ακμές καθορίζουν τις σχέσεις μεταξύ των κόμβων. Αυτές οι ακμές μπορεί να είναι κατευθυνόμενες (με βέλη), προσδιορίζοντας την κατεύθυνση της σχέσης, ή μη κατευθυνόμενες, όπου η σχέση είναι αμφίδρομη. Οι γράφοι κατατάσσονται σε κατευθυνόμενους και άκαμπτους. Σε έναν κατευθυνόμενο γράφο, οι ακμές έχουν καθορισμένη κατεύθυνση, ενώ σε έναν άκαμπτο γράφο, η κατεύθυνση δεν λαμβάνεται υπόψη.

Για παράδειγμα, σε έναν γράφο, κόμβοι θα μπορούσαν να είναι οι χρήστες του Facebook, ενώ οι ακμές θα μπορούσαν να είναι οι σχέσεις μεταξύ τους - εάν είναι φίλοι μεταξύ τους.



Εικόνα 6: Παράδειγμα γράφου χρηστών Facebook

Οι κόμβοι και οι ακμές μπορούν να έχουν ιδιότητες (properties) που περιγράφουν πρόσθετες πληροφορίες για αυτούς. Για παράδειγμα, ένας κόμβος "άτομο" μπορεί να έχει ιδιότητες όπως "όνομα," "ηλικία," και άλλα.

4.3 Πώς λειτουργούν τα γραφήματα γνώσης;

Για να δημιουργήσουν ένα γράφημα γνώσης, οι επιστήμονες και οι μηχανικοί δεδομένων πρέπει να συλλέξουν, να οργανώσουν και να συνδέσουν δεδομένα από διάφορες πηγές. Στη συνέχεια χρησιμοποιούν αλγόριθμους επεξεργασίας φυσικής γλώσσας (NLP) και μηχανικής μάθησης για να εντοπίσουν τις σχέσεις μεταξύ των οντοτήτων και να δημιουργήσουν ένα ολοκληρωμένο μοντέλο του εκάστοτε θέματος. Για παράδειγμα, ο γράφος γνώσης του Google έχει δημιουργηθεί με την ανάλυση τεράστιου όγκου δεδομένων από πηγές όπως η Wikipedia, η Freebase και άλλες δημόσια διαθέσιμες βάσεις δεδομένων. Στη συνέχεια, χρησιμοποιεί αυτές τις πληροφορίες για να κατασκευάσει μια ολοκληρωμένη βάση δεδομένων γεγονότων και σχέσεων στην οποία μπορεί να έχει πρόσβαση η μηχανή αναζήτησης του Google όταν οι χρήστες εισάγουν σχετικές ερωτήσεις.

4.4 Γιατί είναι σημαντικά τα γραφήματα γνώσης;

Τα γραφήματα γνώσης είναι σημαντικά επειδή μας επιτρέπουν να οργανώνουμε και να έχουμε πρόσβαση στις πληροφορίες με τρόπο πιο διαισθητικό και φιλικό προς τον άνθρωπο. Δημιουργώντας ένα μοντέλο των σχέσεων μεταξύ των οντοτήτων, μπορούμε να αποκτήσουμε βαθύτερη κατανόηση του αντικειμένου και να λάβουμε πιο τεκμηριωμένες αποφάσεις με βάση αυτή τη γνώση.

Αυτό είναι ιδιαίτερα χρήσιμο σε τομείς όπως η υγειονομική περίθαλψη, όπου τα γραφήματα γνώσης μπορούν να χρησιμοποιηθούν για την ανάλυση δεδομένων ασθενών, τον εντοπισμό μοτίβων και τη διενέργεια ακριβέστερων διαγνώσεων. Επιπλέον, οι γράφοι γνώσης αποκτούν όλο και μεγαλύτερη σημασία στον τομέα της τεχνητής νοημοσύνης, όπου χρησιμοποιούνται για τη δημιουργία πιο εξελιγμένων μοντέλων μηχανικής μάθησης.

Συνοψίζοντας, οι γράφοι γνώσης είναι ένα απίστευτα ισχυρό εργαλείο για την οργάνωση και την πρόσβαση σε πολύπλοκες πληροφορίες. Δημιουργώντας ένα μοντέλο των σχέσεων μεταξύ των οντοτήτων, μπορούμε να αποκτήσουμε βαθύτερη κατανόηση ενός συγκεκριμένου θέματος και να λάβουμε πιο τεκμηριωμένες αποφάσεις με βάση αυτή τη γνώση.

4.5 Βάσεις Δεδομένων γράφων

Η πλειονότητα των συμβατικών εφαρμογών αποθήκευσης και ανάκτησης υψηλής έντασης δεδομένων χρησιμοποιεί σχεσιακές βάσεις δεδομένων, οι οποίες υπάρχουν εδώ και πολλά χρόνια. Οι σχεσιακές βάσεις δεδομένων στηρίζονται σε αναζητήσεις ευρετηρίου και ενώσεις πινάκων για την ένωση διαφορετικών οντοτήτων. Ως αποτέλεσμα μπορεί να έχουμε πρόβλημα με την απόδοση, λόγω των πολυπληθών ενωμένων πινάκων, των εκατομμύρια σειρών σε πίνακες ή σύνθετα ερωτήματα που διαπερνούν διάφορα επίπεδα μέσω υπό ερωτημάτων.

Σε ένα γράφημα όμως, δεν ανησυχούμε για ενώσεις πινάκων και αναζητήσεις ευρετηρίου, γιατί τα δεδομένα γραφήματος δομούνται από κάθε ξεχωριστή οντότητα και τις σχέσεις της με άλλες ξεχωριστές οντότητες. Ακόμα, έχουν πλεονέκτημα στην η σωστή και αποτελεσματική διαχείριση μεγάλου όγκου δεδομένων.

Οι βάσεις Δεδομένων γράφων είναι καταλληλότερες για την αποτύπωση δεδομένων, με τη μορφή ιεραρχίας, ή για εφαρμογές που χρησιμοποιούν περισσότερο τις σχέσεις μεταξύ δεδομένων. Και αυτό, γιατί, αντικαθιστούν σπάταλες λειτουργίες (πχ. Αναδρομικά joins), με πιο αποτελεσματικές διασχίσεις γράφων (traversals). Έτσι, επιτυγχάνεται η αναπαράσταση των εμπλεκόμενων δεδομένων, άκρως ρεαλιστικά (όπως στην πραγματικότητα).

Μερικά πλεονεκτήματα ακόμη είναι ότι, οι συνδέσεις δεδομένων αποθηκεύονται όπως είναι ως σχέσεις στη βάση δεδομένων, έχουν μεγάλη απόδοση κατά τη διαχείριση διασυνδεδεμένων δεδομένων και έχουν μεγαλύτερη ευελιξία για την σταδιακή τυχόν ανάπτυξη εφαρμογών από άλλους.

4.6 Προβλήματα – Μεταρρυθμίσεις – Βελτιώσεις που φέρουν οι Γράφοι Γνώσης

Ένα ιδιαίτερο πρόβλημα που φέρουν οι γράφοι είναι και η δρομολόγηση (routing). Μετά από εκτενής έρευνα, έχουν δοθεί βοηθητικοί αλγόριθμοι και εν συνεχεία λύσεις σε εφαρμογές, όπου απαιτούνταν. Για παράδειγμα, έχουμε τη δρομολόγηση πακέτων στο δίκτυο σε πραγματικό χρόνο, υπολογίζοντας πληροφορίες που έχουν συλλεχθεί διεθνώς.

Τα γραφήματα εμφανίζονται και χρησιμοποιούνται στα κοινωνικά δίκτυα (social networks), βοηθούν στη σύνδεση χρηστών και για το Αν θα έχουν πρόσβαση σε δεδομένα ή όχι. Όπως για παράδειγμα το Twitter και το Facebook [26] χρησιμοποιούν την αναζήτηση γραφήματος όπου βοηθάει τους χρήστες με τις αναζητήσεις τους.

Ακόμη ένα θέμα που αντιμετωπίζουν οι γράφοι, είναι αυτό της σύστασης (Recommendation) που μπορεί να λυθεί με χρήση των Βάσεων Δεδομένων Γράφων.

Πέρα από τη χρήση Βάσεων Δεδομένων Γράφων για τη λύση απλών προβλημάτων γράφων, οι εταιρείες τα χρησιμοποιούν και για απλούστερες ενέργειες, όπως αναζήτηση στο Διαδίκτυο. (π.χ. η Google χρησιμοποιεί (Knowledge Graph) έτσι ώστε να μας εμφανίσει αποτελέσματα σχετικά με αυτό που ψάχνουμε. Η σχέση μεταξύ όρου αναζήτησης και αποτελέσματος πρέπει να έχουν μεγάλη ομοιότητα -δηλαδή να έχουν μία άμεση σχέση- και εμφανίζονται σε φθίνουσα σειρά, ανάλογα τη σχετικότητά τους.

Ακόμα και σε ιατρικά δεδομένα χρησιμοποιούνται γραφήματα. Αυτά τα δεδομένα είναι κατά πολύ διασυνδεδεμένα κι έτσι οι χρήστες/επιβλέποντες αυτών μπορούν να εκμεταλλευτούν τη χρήση των Βάσεων Δεδομένων Γράφων. Στην εποχή μας, οι εταιρείες χρησιμοποιούν τέτοιες βάσεις, τόσο για την καταγραφή και αποθήκευση πληροφοριών των φαρμάκων, όσο και για την ανακάλυψή τους.

Η αποθήκευση των οντολογιών σε βάσεις δεδομένων γραφημάτων βρίσκει γρήγορα εφαρμογές στη μηχανική μάθηση - (machine learning) και στην ανάλυση δεδομένων (analytics). Πολλές είναι οι εταιρείες που κάνουν χρήση Βάσεων Δεδομένων Γράφων σε τομείς όπως για παράδειγμα η παροχή ενέργειας και η μεταφορά.

5. Τεχνολογίες υλοποίησης γράφων γνώσης

5.1 Neo4j

Το Neo4j είναι μια από της πιο γνωστές γραφικές βάσης δεδομένων που σχεδιάστηκε ειδικά για την αποθήκευση, την επεξεργασία και την ανάκτηση γράφων. Αναπτύχθηκε σε γλώσσα Java και υποστηρίζει πολύ αποδοτικές λειτουργίες πρόσβασης στα δεδομένα γράφου.

Η αρχιτεκτονική του Neo4j βασίζεται σε μια γραφική δομή αποθήκευσης που ονομάζεται "Ιδιότητα-Κόμβος-Συνάρτηση" (Property-Node-Relationship). Κάθε κόμβος στο Neo4j μπορεί να έχει ιδιότητες, που είναι ζεύγη κλειδιού-τιμής, και συνδέσεις με άλλους κόμβους μέσω σχέσεων. Οι σχέσεις μπορούν επίσης να έχουν ιδιότητες.

Για την αναζήτηση, την επεξεργασία και την ανάκτηση δεδομένων, το Neo4j χρησιμοποιεί τη γλώσσα ερωτημάτων Cypher. Το Cypher είναι μια δηλωτική γλώσσα ερωτημάτων που επιτρέπει την εκφραστικότητα και την ευκολία χρήσης για την επεξεργασία γράφων. Βασίζεται σε πρότυπα προτάσεων που περιγράφουν πώς οι κόμβοι και οι σχέσεις συνδέονται μεταξύ τους σε ένα γράφο.

Η γλώσσα Cypher επιτρέπει την κατανόηση, τον χειρισμό και την εξόρυξη πληροφοριών από γράφους με τρόπο απλό και ευανάγνωστο. Χρησιμοποιεί συντακτικά στοιχεία όπως το MATCH για την αναζήτηση μοτίβων, το CREATE για τη δημιουργία νέων κόμβων και σχέσεων, και το RETURN για την επιστροφή αποτελεσμάτων.

Συνολικά, το Neo4j και η γλώσσα Cypher παρέχουν ένα ισχυρό εργαλείο για τη διαχείριση και την ανάλυση γράφων, και έχουν ευρεία εφαρμογή σε πολλούς τομείς, όπως τα κοινωνικά δίκτυα, οι συστάσεις, η γενετική, η διαδικτυακή ανάλυση και πολλά άλλα.

5.1.2 Πλεονεκτήματα Neo4j

- **Easy to Use / Εύκολο προς χρήση**

Εμπεριέχει την Cypher, την πιο ισχυρή και παραγωγική γλώσσα ερωτημάτων γραφήματος στον κόσμο και το εγγενές Java API για τη σύνταξη προσαρμοσμένων επεκτάσεων ειδικού σκοπού. Υπάρχουν πληθώρα από API και προγράμματα οδήγησης για όλες τις κύριες γλώσσες που βελτιώνουν την παραγωγικότητα του προγραμματιστή μέσω του διαισθητικού περιβάλλοντος διεπαφής.

- **Great Availability / Μεγάλη Διαθεσιμότητα**

Ακόμα χρησιμοποιείται από πολλά και μεγάλα στελέχη, καθώς επίσης και από μεγάλες επιχειρήσεις σε εφαρμογές πραγματικού χρόνου.

- **Adaptive Data Model / Προσαρμοστικό Μοντέλο Δεδομένων**

Παρέχει ένα ισχυρό μοντέλο δεδομένων που μπορεί εύκολα να προσαρμοστεί σύμφωνα με τις διάφορες απαιτήσεις των εφαρμογών.

- **Επεκτασιμότητα ανάγνωσης και εγγραφής υψηλής απόδοσης**

Το Neo4j προσφέρει ταχεία απόδοση ανάγνωσης και εγγραφής, ενώ παράλληλα προστατεύει την ακεραιότητα των δεδομένων. Είναι η μόνη βάση δεδομένων γραφημάτων ισχυρής επιχείρησης που συνδυάζει εγγενή αποθήκευση γραφημάτων, κλιμακούμενη αρχιτεκτονική βελτιστοποιημένη για ταχύτητα και συμμόρφωση με ACID για να διασφαλίζεται η προβλεψιμότητα των ερωτημάτων που βασίζονται σε σχέσεις.

- **Easy Recovery / Εύκολη ανάκτηση**

Αναπαριστώνται και ανακτώνται εύκολα διασυνδεδεμένα δεδομένα γρηγορότερα σε σχέση με άλλες Β.Δ.

- **Real-Time Results / Παρέχει αποτελέσματα σε πραγματικό χρόνο**

Insights σε πραγματικό χρόνο.

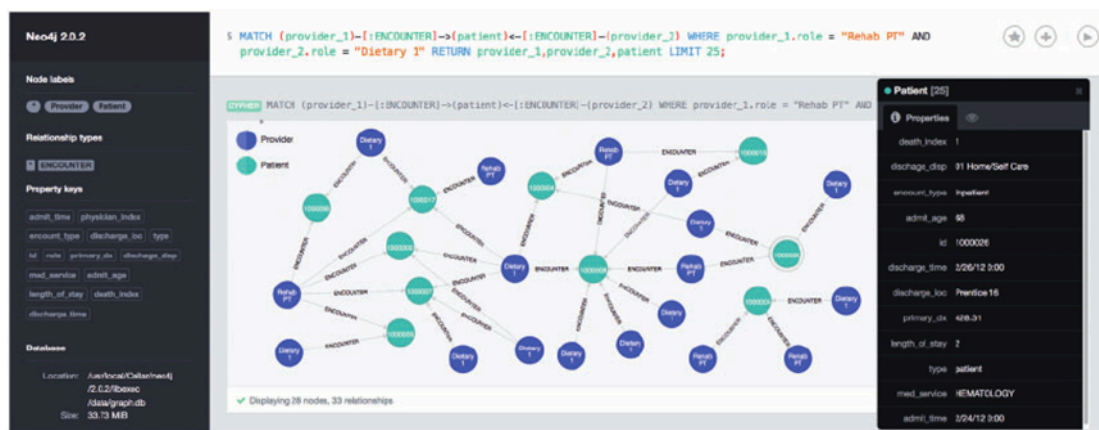
- **No joins / Χωρίς συνδέσεις**

Χρησιμοποιώντας το Neo4j, δεν απαιτούνται σύνθετες συνδέσεις για την ανάκτηση συνδεδεμένων/σχετικών δεδομένων, καθώς είναι πολύ εύκολο να ανακτηθούν οι λεπτομέρειες του παρακείμενου κόμβου ή της σχέσης του χωρίς συνδέσεις ή ευρετήρια.

- **Fast Data Loading / Γρήγορη φόρτωση δεδομένων**

Αστραπιαία ταχύτητα φόρτωσης τεράστιων μεγεθών δεδομένων, με μικρή κατανάλωση μνήμης.

Neo4j Interface



Εικόνα 7: Neo4j Interface

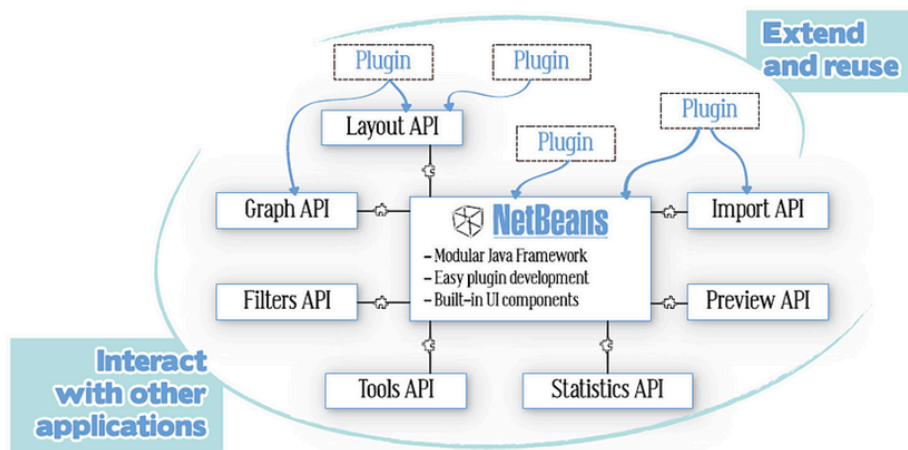
5.2.1 Gephi

Το Gephi είναι ένα εργαλείο για αναλυτές δεδομένων και επιστήμονες που θέλουν να εξερευνήσουν και να κατανοήσουν γραφήματα. Όπως το Photoshop, αλλά για τα δεδομένα γραφήματος, ο χρήστης αλληλεπιδρά με την αναπαράσταση, χειρίζεται τις δομές, τα σχήματα και τα χρώματα για να αποκαλύψει κρυμμένα μοτίβα. Ο στόχος είναι να βοηθηθούν οι αναλυτές δεδομένων να κάνουν υποθέσεις, να ανακαλύψουν διαισθητικά μοτίβα, να απομονώσουν ιδιαιτερότητες δομής ή σφάλματα κατά την προμήθεια δεδομένων. Είναι ένα συμπληρωματικό εργαλείο των παραδοσιακών στατιστικών, καθώς η οπτική σκέψη με διαδραστικές διεπαφές αναγνωρίζεται πλέον για να διευκολύνει τη συλλογιστική. Αυτό είναι ένα λογισμικό για Διερευνητική Ανάλυση Δεδομένων, ένα παράδειγμα που εμφανίστηκε στο πεδίο έρευνας του Visual Analytics.

5.2.2 Αρχιτεκτονική του Gephi

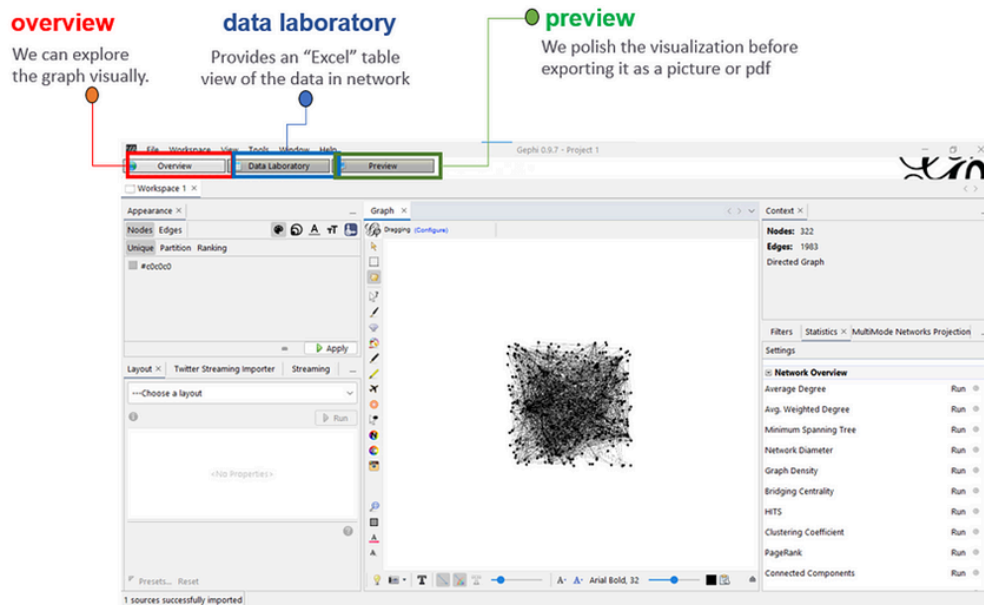
Η αρχιτεκτονική επιτρέπει στους προγραμματιστές να προσθέτουν και να επεκτείνουν εύκολα χαρακτηριστικά αναπτύσσοντας plug-ins. Το Gephi μπορεί επίσης να χρησιμοποιηθεί ως βιβλιοθήκη Java σε άλλες εφαρμογές και να δημιουργήσει, για παράδειγμα, έναν διακομιστή διάταξης. Το Gephi χρησιμοποιείται σε μια ποικιλία περιβαλλόντων, συμπεριλαμβανομένων της ακαδημαϊκής έρευνας, της βιολογίας, της κοινωνιολογίας, της οικονομίας, της ψηφιακής επικοινωνίας και άλλων. Χρησιμοποιείται για την οπτικοποίηση και την ανάλυση δικτύων, την ανίχνευση κοινοτήτων, την εξαγωγή πληροφοριών σχετικά με τη δομή και τις συνδέσεις μεταξύ κόμβων, καθώς και για την ανάπτυξη καινοτόμων μεθόδων ανάλυσης δικτύων.

Το Gephi προσφέρει μια εύχρηστη διεπαφή χρήστη που επιτρέπει τη φόρτωση, την ανάλυση και την οπτικοποίηση μεγάλων δικτύων με λίγα κλικ. Επιπλέον, παρέχει μια πληθώρα αλγορίθμων για την ανάλυση δικτύων, τη δυνατότητα εξαγωγής δεδομένων σε διάφορες μορφές αρχείων και τη δυνατότητα προσαρμογής της οπτικής αισθητικής των γραφημάτων. Όλα αυτά τα χαρακτηριστικά καθιστούν το Gephi ένα πολύ χρήσιμο εργαλείο για την ανάλυση και την οπτικοποίηση δικτύων σε διάφορους τομείς εργασίας και έρευνας.

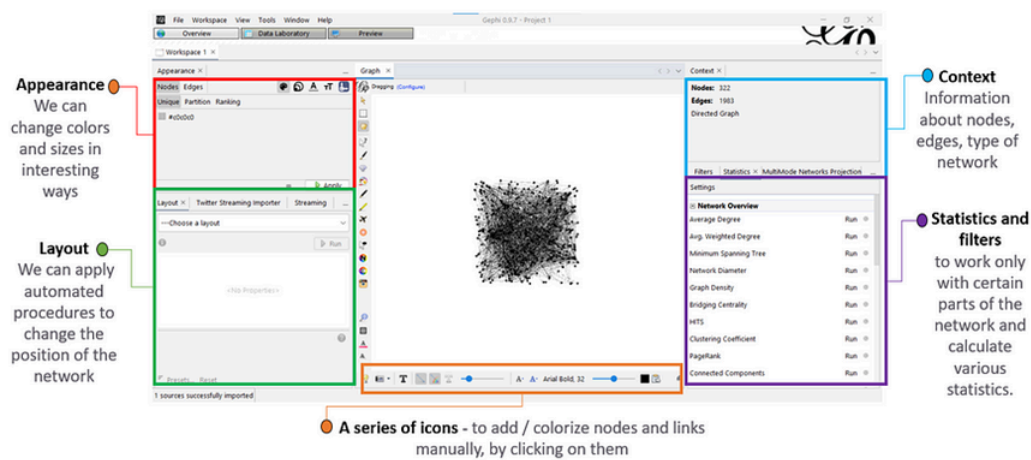


Εικόνα 8: Gephi Architecture

Gephi interface



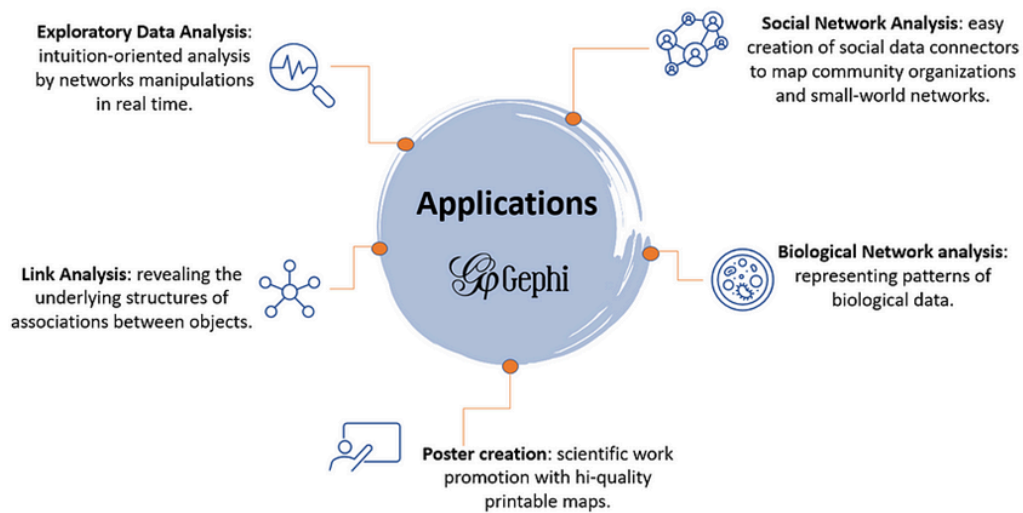
Εικόνα 9: Τρεις διαφορετικοί τρόποι εργασίας με δεδομένα



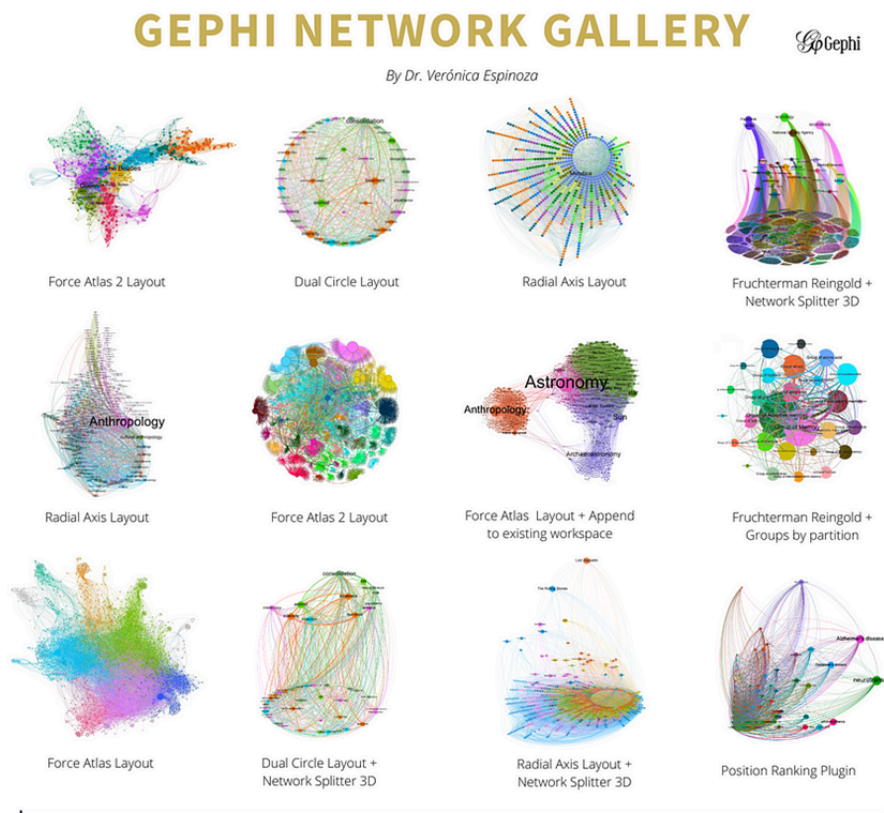
Εικόνα 10: Διαφορετικές ενότητες

Εφαρμογές

Η Gephi έχει πολλές εφαρμογές σε διάφορους κλάδους. Μια περίληψη φαίνεται παρακάτω.



Εικόνα 11: Gephi applications



Εικόνα 12: Gephi network gallery

5.3 Βιβλιοθήκη της python networkx

Η βιβλιοθήκη NetworkX της Python είναι μια ισχυρή βιβλιοθήκη που χρησιμοποιείται για την ανάλυση και την επεξεργασία γράφων. Δημιουργήθηκε από τον Aric Hagberg, Dan Schult και Pieter Swart και αναπτύσσεται σε ανοιχτό κώδικα μέσω της κοινότητας της Python. Η βιβλιοθήκη NetworkX χρησιμοποιείται ευρέως στην επιστημονική κοινότητα για την ανάλυση και τη μοντελοποίηση δικτύων σε πολλούς τομείς, όπως η κοινωνική δικτύωση, η βιολογία, η πληροφορική, η ψηφιακή επικοινωνία και άλλοι. Η βιβλιοθήκη παρέχει ένα ευέλικτο και εύκολο στη χρήση περιβάλλον για τη δημιουργία, την ανάλυση και την απεικόνιση γράφων, ενώ παρέχει επίσης μια πληθώρα αλγορίθμων για την εκτέλεση ποικίλων λειτουργιών σε γράφους.

Ένα από τα μεγάλα πλεονεκτήματα της NetworkX είναι η ευελιξία της και η δυνατότητα προσαρμογής σε διάφορες ανάγκες. Επιπλέον, προσφέρει ένα εκτεταμένο σύνολο αλγορίθμων για την ανάλυση δικτύων και την εξαγωγή συμπερασμάτων από δεδομένα γράφου. Αυτά τα χαρακτηριστικά καθιστούν τη NetworkX ένα ισχυρό εργαλείο για ερευνητές και επαγγελματίες που εργάζονται σε πολλούς τομείς όπου η ανάλυση δικτύων είναι σημαντική.

5.4 .Ανάλυση Γράφων Γνώσης

i. Περιπτώσεις Χρήσης Γράφων

Η ύπαρξη κόμβων με τις σχέσεις τους αποθηκευμένες μαζί στη βάση δεδομένων προσφέρει πολλές ευκαιρίες σε σύγκριση με το σχεσιακό μοντέλο. Οι γράφοι είναι κατάλληλοι για τη διερεύνηση του τρόπου σύνδεσης των δεδομένων και επίσης επιτρέπουν την γρήγορη σάρωση των δεδομένων βάσει της συντομότερης διαδρομής και άλλων συναρτήσεων.

- **Real-time product recommendations**

Ένα σύστημα σύστασης σε πραγματικό χρόνο είναι ουσιαστικά προϊόν της παραγοντοποίησης ενός πίνακα διανομής συν-εμφάνισης. Αυτή η παραγοντοποίηση αποδίδει διανύσματα για τους πελάτες και τα προϊόντα, έτσι ώστε οι ομοιότητες μεταξύ αυτών των διανυσμάτων να αποτελούν μεσολάβηση ομοιότητας μεταξύ πελατών, προϊόντων, καθώς και πελατών και προϊόντων.

Οι δύο κύριοι τύποι συστημάτων συστάσεων είναι το φιλτράρισμα βάσει περιεχομένου και το συλλογικό φιλτράρισμα. Το φιλτράρισμα βάσει περιεχομένου εστιάζει στις ομοιότητες μεταξύ των προϊόντων. Για παράδειγμα, συνιστώνται προϊόντα που ανήκουν στην ίδια κατηγορία με αυτά που αγόρασε προηγουμένως ο χρήστης. Αντίθετα, το συνεργατικό φιλτράρισμα εξετάζει τις αλληλεπιδράσεις μεταξύ των χρηστών και του καταστήματος, έτσι ώστε ο χρήστης-στόχος να προτείνει προϊόντα που βασίζονται σε άλλους χρήστες που μοιράζονται παρόμοιες συνήθειες και προτιμήσεις.

Η μετάδοση των δεδομένων σε ένα γράφημα είναι διαισθητική για τα συστήματα συστάσεων, καθώς αποτυπώνει τις σχέσεις μεταξύ πελατών και προϊόντων δυναμικά. Σχέσεις μεταξύ πελατών και προϊόντων που μπορεί να μην είχαν αποκαλυφθεί, τουλάχιστον όχι με μια περίπλοκη λογική, γίνονται εμφανείς με την πρώτη ματιά ως μονοπάτια που υπάρχουν μεταξύ των κόμβων. Οι πελάτες που αλληλεπιδρούν με προϊόντα μπορούν να αναπαρασταθούν ρητά μέσω κόμβων και ακμών. [18]Επιπλέον, είναι απλό να συμπεριληφθούν και/ή να εξαιρεθούν πληροφορίες σε μια δομή γραφήματος και να γίνουν προσαρμογές στο αρχικό σχήμα.

- **Customer Journey Analytics:**

Αντίστοιχα στον τομέα της ανάλυσης δεδομένων από την πορεία εξέλιξης μιας διαδρομής του Πελάτη στην ιστοσελίδα μιας επιχείρησης.

Με την πρόσβαση σε αυτά τα δεδομένα, οι εταιρίες αποκτούν μια πανοραμική άποψη για το πώς μοιάζει ολόκληρο το ταξίδι του πελάτη. Μπορούν να ακολουθήσουν τα σημεία επαφής που οδηγούν σε μια μετατροπή για να δουν τι λειτουργεί και, το πιο σημαντικό, να εντοπίσουν σημεία τριβής που μπορεί να διαταράζουν τη διαδρομή του πελάτη. Ακόμη μπορούν βάσει των αποτελεσμάτων να βελτιώσουν την εμπειρία του καταναλωτή, να αυξήσουν τις μετατροπές των επισκεπτών σε πελάτες, να διατηρήσουν τους υπάρχοντες πελάτες και να αυξήσουν την αφοσίωσή τους και τέλος να αυξήσουν τα έσοδά τους.

- **Δεδομένα μάρκετινγκ που σχετίζονται με συμπεριφορές πελατών**

Η Ανάλυση Δεδομένων στο Ψηφιακό Μάρκετινγκ είναι μια διαδικασία που αποσκοπεί στη συλλογή, ανάλυση και ερμηνεία δεδομένων που σχετίζονται με τις δραστηριότητες του

ψηφιακού μάρκετινγκ. Η ανάλυση δεδομένων στο ψηφιακό μάρκετινγκ μπορεί να βοηθήσει τους Marketers να κατανοήσουν καλύτερα την απόδοση των καμπανιών τους, τη συμπεριφορά των καταναλωτών, και να διαμορφώσουν αποτελεσματικές στρατηγικές μάρκετινγκ.

- **Anti-money laundering**

Ο σκοπός είναι η καταπολέμηση του οικονομικού εγκλήματος με το να βοηθήσει στον εντοπισμό και την αναφορά ύποπτης δραστηριότητας, συμπεριλαμβανομένων των βασικών αδικημάτων για το ξέπλυμα χρήματος και τη χρηματοδότηση της τρομοκρατίας, όπως η απάτη επί τίτλων και η χειραγώγηση της αγοράς.[19]

Για παράδειγμα, μια μεγάλη κατάθεση μετρητών σε έναν λογαριασμό θα μπορούσε να ωθήσει μια τράπεζα να ζητήσει από τον καταθέτη να επαληθεύσει την πηγή των χρημάτων. Αν και αυτό μπορεί να ενοχλήσει τους πελάτες που δεν κάνουν τίποτα λάθος, η διαδικασία είναι απαραίτητη για τον εντοπισμό εκείνων που είναι έτοιμοι να κάνουν κακό.

- **Insider trading**

Αγοραπωλησία εταιρικών τίτλων ή άλλων χρεογράφων (όπως ομόλογα /μετοχές/ δικαιώματα προαίρεσης) από ιδιώτες οι οποίοι έχουν πρόσβαση σε εμπιστευτικές πληροφορίες (price sensitive information).

- **Know Your Customer**

Οι τέσσερις πυλώνες, ή τέσσερα στοιχεία KYC, που εξετάζουν οι τράπεζες και τα χρηματοπιστωτικά ιδρύματα κατά τη δημιουργία των προγραμμάτων KYC είναι οι πολιτικές και διαδικασίες αποδοχής πελατών, το πρόγραμμα αναγνώρισης πελατών και η δέουσα επιμέλεια πελατών,[20] η διαχείριση κινδύνου και η συνεχής παρακολούθηση για την ψηφιακή προσκόμιση εγγράφων, οικονομικών καταστάσεων και άλλης σχετικής τεκμηρίωσης για τη βεβαίωση των στοιχείων του Πελάτη

- **Vulnerability Δικτύου**

Αυτός ο ρόλος εκτελεί αξιολογήσεις συστημάτων και δικτύων εντός του περιβάλλοντος δικτύου ή του θύλακα και προσδιορίζει πού αυτά τα συστήματα/δίκτυα αποκλίνουν από αποδεκτές διαμορφώσεις, πολιτική θυλάκων ή τοπική πολιτική. Τα τέσσερα συνεχή στάδια αναγνώρισης, ιεράρχησης, αποκατάστασης και αναφοράς είναι απαραίτητα για μια αποτελεσματική διαδικασία διαχείρισης ευπάθειας.

- **Impact Analysis**

Η ανάλυση επιπτώσεων (IA) είναι μια διαδικασία που περιλαμβάνει την εξέταση των πιθανών συνεπειών μιας πιθανής αλλαγής σε μια επιχείρηση. Μια IA, γνωστή και ως ανάλυση επιπτώσεων αλλαγής, μπορεί να βοηθήσει μια επιχείρηση να εντοπίσει ζητήματα που μπορεί να επιφέρει μια αλλαγή ή να προετοιμάσει τους κινδύνους ενός απροσδόκητου γεγονότος ή αλλαγής σε μια διαδικασία ή διαδικασία.[21]

Υπάρχουν τρεις τύποι IA, η Πρόβλεψη επιπτώσεων (Προσδιορισμός και πρόβλεψη πιθανών επιπτώσεων με βάση το προτεινόμενο έργο ή πολιτική), η Εκτίμηση Επιπτώσεων (εκτίμηση της σημασίας και του μεγέθους αυτών των επιπτώσεων) και ο Μετριάσμος και διαχείριση (ανάπτυξη στρατηγικών για τον μετριάσμό των αρνητικών επιπτώσεων και την

ενίσχυση των θετικών).

- **Logistics**

Τα logistics analytics είναι ένας όρος που χρησιμοποιείται για να περιγράψει αναλυτικές διαδικασίες που διεξάγονται από οργανισμούς για την ανάλυση και τον συντονισμό της υλικοτεχνικής λειτουργίας και της εφοδιαστικής αλυσίδας για να διασφαλιστεί η ομαλή λειτουργία των λειτουργιών έγκαιρα και οικονομικά αποδοτικά.

Τα εργαλεία ανάλυσης δεδομένων μπορούν να αναλύσουν διαδρομές, μοτίβα κυκλοφορίας, κόστος καυσίμων και άλλες μεταβλητές για να προτείνουν τις πιο οικονομικές και χρονικά αποδοτικές διαδρομές. Αυτό όχι μόνο μειώνει το κόστος μεταφοράς αλλά μειώνει και τους χρόνους παράδοσης.

- **Master Data Management - Metadata**

Ως μεταδεδομένα ορίζονται οι πληροφορίες που περιγράφουν και εξηγούν δεδομένα. Παρέχει πλαίσιο με λεπτομέρειες όπως η πηγή, ο τύπος, ο κάτοχος και οι σχέσεις με άλλα σύνολα δεδομένων. Έτσι, μπορεί να βοηθήσει στην κατανόηση της συνάφειας ενός συγκεκριμένου συνόλου δεδομένων και να καθοδηγήσει σχετικά με τον τρόπο χρήσης του. Τα μεταδεδομένα μειώνουν επίσης το κόστος λογισμικού ενός οργανισμού, βελτιώνουν τη βελτιστοποίηση και το μάρκετινγκ μιας εταιρείας στις μηχανές αναζήτησης, παρέχουν πλουσιότερες αναλύσεις δεδομένων και διευκολύνουν τη διαχείριση των δεδομένων.

- **Master Data Management - Data lineage**

Η γενεαλογία δεδομένων παρέχει ορατότητα και απλοποιεί τον εντοπισμό σφαλμάτων πίσω στη βασική αιτία σε μια διαδικασία ανάλυσης δεδομένων. Επιτρέπει επίσης την επανάληψη συγκεκριμένων τμημάτων ή εισόδων της ροής δεδομένων για σταδιακό εντοπισμό σφαλμάτων ή αναγέννηση χαμένης εξόδου.

Η γενεαλογία δεδομένων χρησιμοποιείται για το σχεδιασμό και την περιγραφή διαδικασιών μετασχηματισμού και επεξεργασίας δεδομένων. Η γενεαλογία δεδομένων καταγράφεται αντιπροσωπεύοντας ένα σύνολο αλληλένδετων στοιχείων όπως δεδομένα (στοιχεία), επιχειρηματικές διαδικασίες, συστήματα και εφαρμογές πληροφορικής και στοιχεία ελέγχου δεδομένων.

- **Knowledge Graph - Artificial Intelligence**

Η ανάλυση τεχνητής νοημοσύνης αναφέρεται στην εφαρμογή τεχνικών και αλγορίθμων τεχνητής νοημοσύνης για την αυτοματοποίηση των διαδικασιών ανάλυσης, την ανάλυση και την ερμηνεία δεδομένων, την εξαγωγή πληροφοριών και τη δημιουργία προβλέψεων ή συστάσεων.

Η ικανότητα των συστημάτων ΑΙ να αναλύουν δεδομένα αυτόνομα έχει πολλαπλά επιχειρηματικά οφέλη όπως:

- Διαχείριση κινδύνου: Η ανάλυση ΑΙ μπορεί να βελτιώσει την αποτελεσματικότητα των μοντέλων διαχείρισης κινδύνου και να δημιουργήσει πιο έξυπνες στρατηγικές.

- Καινοτόμα προϊόντα: Τα εργαλεία ανάλυσης ΑΙ εκτελούν ανάλυση μεγάλων δεδομένων που μπορεί να οδηγήσει σε ενημερώσεις σε υπάρχοντα προϊόντα και να δημιουργήσει νέα.
- Αλυσίδα εφοδιασμού: Τα στελέχη της εφοδιαστικής αλυσίδας αναγνωρίζουν την τεχνητή νοημοσύνη στα analytics ως διακόπτη που τους δίνει τη δυνατότητα να εφαρμόζουν γνώσεις που βασίζονται σε δεδομένα για την επίλυση προηγούμενων άλυτων προκλήσεων.
- Επαφή με τον πελάτη: Εργαλεία ανάλυσης τεχνητής νοημοσύνης για τον προσδιορισμό του τι αναζητούν οι πελάτες.
- Επιτυχημένες εκστρατείες μάρκετινγκ: Καμπάνιες εστιασμένες και στοχευμένες με αναλυτικά στοιχεία ΑΙ από τρέχουσες αγορές πελατών.

● Knowledge Graph - Machine Learning

Η μηχανική μάθηση είναι μια εφαρμογή τεχνητής νοημοσύνης (ΑΙ) που επιτρέπει στους υπολογιστές να μαθαίνουν και να βελτιώνονται αυτόματα από την εμπειρία χωρίς να προγραμματίζονται ρητά. Η ML εξαρτάται από τους ανθρώπους που αναπτύσσουν μοντέλα που έχουν πρόσβαση σε δεδομένα και τα χρησιμοποιούν για να μάθουν μόνοι τους και στη συνέχεια να κάνουν συμπεράσματα, συστάσεις και προβλέψεις. Η διαδικασία εκπαίδευσης αυτών των μοντέλων ξεκινά με την τροφοδοσία τους με τεράστιους όγκους παρατηρήσεων ή ιστορικών δεδομένων, γεγονός που δημιουργεί την ανάγκη για υπολογιστικούς πόρους έντασης επεξεργαστή. Στη συνέχεια, τα εκπαιδευμένα μοντέλα εφαρμόζονται σε νέα σύνολα δεδομένων για να ανακαλύψουν και να παρουσιάσουν πληροφορίες που βασίζονται σε δεδομένα.

Η μηχανική μάθηση συνδυάζει στατιστικές και αναλυτικές τεχνικές για την ταξινόμηση πληροφοριών και τον εντοπισμό μοτίβων μέσα στα δεδομένα. Μπορεί να υπερβεί τους στατικούς κανόνες κάνοντας αυτό και να κλιμακώσει τις ανθρώπινες ιδέες, μετατρέποντάς τις σε αλγόριθμους. Το γράφημα χρησιμοποιείται για την ανίχνευση πολύπλοκων μοτίβων και την παροχή οπτικού πλαισίου στην ανάλυση.

● Knowledge Graph - Chatbot

Τα chatbots είναι προγράμματα υπολογιστών που έχουν κατασκευαστεί για να επικοινωνούν με ανθρώπους χρησιμοποιώντας φυσική γλώσσα. Συνήθως, χειρίζονται εργασίες εξυπηρέτησης πελατών, όπως η απάντηση σε ερωτήσεις και η κράτηση ραντεβού. Ο πρωταρχικός σκοπός των συστημάτων chatbot είναι η ανάκτηση πολύτιμων και σχετικών πληροφοριών από μία ή πολλαπλές βάσεις γνώσης χρησιμοποιώντας τεχνολογίες κατανόησης φυσικής γλώσσας (NLU) και σημασιολογικού Ιστού.

Ένα chatbot που βασίζεται σε ένα Γράφημα Γνώσης ξέρει πώς να ερμηνεύει αιτήματα από τους χρήστες δίνοντας ουσιαστικές απαντήσεις αμέσως. Επιπλέον, δεν θα υπάρχει ανάγκη για μακροχρόνια εκπαίδευση. Τα Γραφήματα Γνώσης μπορούν να ενημερώνονται πιο αποτελεσματικά προσθέτοντας δεδομένα και σχέσεις σε άλλες οντότητες.

5.5 Χρησιμότητα γράφων γνώσης σήμερα

Οι γράφοι έχουν ευρεία εφαρμογή σε πολλούς τομείς σήμερα λόγω της ικανότητάς τους να αναπαριστούν και να αναλύουν σχέσεις μεταξύ διακριτικών στοιχείων. Ορισμένες από τις βασικές χρήσεις των γράφων σήμερα περιλαμβάνουν:

- **Κοινωνικά Δίκτυα:** Οι γράφοι χρησιμοποιούνται για την ανάλυση των κοινωνικών δικτύων, όπως το Facebook, το Twitter και το LinkedIn, για την ανίχνευση μοτίβων σχέσεων, την πρόβλεψη συμπεριφοράς και την εξαγωγή κοινωνικών πληροφοριών.
- **Δικτύα Δρομολόγησης και Τηλεπικοινωνίες:** Στη διαχείριση δικτύων τηλεπικοινωνιών, οι γράφοι χρησιμοποιούνται για την αποτελεσματική δρομολόγηση και την ανάλυση της συνδεσιμότητας δικτύου.
- **Βιοπληροφορική:** Στη βιοπληροφορική, οι γράφοι χρησιμοποιούνται για την αναπαράσταση των γενετικών σχέσεων, την ανίχνευση γονιδιακών συστημάτων και την κατανόηση των διαδραστικών προτύπων στη βιολογία.
- **Συστήματα Συστάσεων:** Στις υπηρεσίες συστάσεων, οι γράφοι χρησιμοποιούνται για την ανίχνευση συσχετίσεων μεταξύ χρηστών και προτεινόμενων περιεχομένων.
- **Διαχείριση Γνώσης:** Οι γράφοι είναι χρήσιμοι για την αναπαράσταση των σχέσεων μεταξύ διάφορων στοιχείων σε ένα σύστημα διαχείρισης γνώσης, καθιστώντας ευκολότερη την αναζήτηση και την ανακάλυψη πληροφοριών.
- **Ανάλυση Δεδομένων:** Στον τομέα της ανάλυσης δεδομένων, οι γράφοι χρησιμοποιούνται για την ανακάλυψη μοτίβων, την αναγνώριση κοινοτήτων και την πρόβλεψη τάσεων σε μεγάλα σύνολα δεδομένων.
- **Λιανικό εμπόριο:** Τα γραφήματα γνώσης αφορούν στρατηγικές αύξησης και πολλαπλών πωλήσεων, προτείνοντας προϊόντα με βάση την ατομική συμπεριφορά αγορών και τις δημοφιλείς τάσεις αγορών μεταξύ δημογραφικών ομάδων.
- **Ψυχαγωγία:** Τα γραφήματα γνώσης αξιοποιούνται επίσης για μηχανές συστάσεων που βασίζονται στην τεχνητή νοημοσύνη (AI) για πλατφόρμες περιεχομένου, όπως το Netflix, το SEO ή τα μέσα κοινωνικής δικτύωσης. Με βάση τα κλικ και άλλες συμπεριφορές αφοσίωσης στο διαδίκτυο, αυτοί οι πάροχοι προτείνουν νέο περιεχόμενο για ανάγνωση ή παρακολούθηση από τους χρήστες.
- **Χρηματοοικονομικά:** Αυτή η τεχνολογία έχει επίσης χρησιμοποιηθεί για πρωτοβουλίες που γνωρίζουν τον πελάτη (KYC) και για την καταπολέμηση της νομιμοποίησης εσόδων από παράνομες δραστηριότητες στον χρηματοοικονομικό κλάδο. Βοηθούν στην πρόληψη και τη διερεύνηση του οικονομικού εγκλήματος,

επιτρέποντας στα τραπεζικά ιδρύματα να κατανοήσουν τη ροή των χρημάτων μεταξύ των πελατών τους και να εντοπίσουν πελάτες που δεν συμμορφώνονται.

- **Υγειονομική περίθαλψη:** Τα γραφήματα γνώσης ωφελούν επίσης τον κλάδο της υγειονομικής περίθαλψης οργανώνοντας και κατηγοριοποιώντας τις σχέσεις στο πλαίσιο της ιατρικής έρευνας. Αυτές οι πληροφορίες βοηθούν τους παρόχους επικυρώνοντας διαγνώσεις και προσδιορίζοντας σχέδια θεραπείας με βάση τις ατομικές ανάγκες.

Αυτές είναι μόνο λίγες από τις πολλές εφαρμογές των γράφων σήμερα, καθώς οι εξελίξεις στην τεχνολογία και στην επιστήμη δίνουν νέες δυνατότητες για την αξιοποίησή τους. [30]

6. Μελλοντικές Προοπτικές

Στο μέλλον, μια δυνατή κατεύθυνση έρευνας θα μπορούσε να επικεντρωθεί στην εφαρμογή προηγμένων μεθόδων μηχανικής μάθησης στην ανάλυση κοινωνικών δικτύων. Η εκμετάλλευση αλγορίθμων μηχανικής μάθησης, όπως νευρωνικά δίκτυα και μέθοδοι βαθιάς μάθησης, θα μπορούσε να προσφέρει νέες προοπτικές για την ανάλυση και την πρόβλεψη δομικών και δυναμικών χαρακτηριστικών των κοινωνικών δικτύων. Επιπλέον, η ανάπτυξη εξειδικευμένων εργαλείων λογισμικού για την ανάλυση κοινωνικών δικτύων θα μπορούσε να προωθήσει την έρευνα στον τομέα. Η δημιουργία πλατφορμών λογισμικού με ευρεία λειτουργικότητα και ευκολία χρήσης θα επιτρέπει σε ερευνητές και επαγγελματίες να εξερευνούν και να αναλύουν κοινωνικά δίκτυα με ακόμα μεγαλύτερη αποτελεσματικότητα και ευκολία.

6.1 Μελλοντικές Προοπτικές στην Ανάλυση των Κεντρικότητων

Η μελλοντική έρευνα σχετικά με τις κεντρικότητες σε κοινωνικά δίκτυα μπορεί να επικεντρωθεί στην ανάπτυξη προηγμένων μεθόδων για τη μέτρηση και την ερμηνεία της κεντρικότητας σε διάφορα επίπεδα της δομής του δικτύου. Αυτό μπορεί να περιλαμβάνει την ανάπτυξη νέων μετρικών κεντρικότητας που λαμβάνουν υπόψη την δυναμική των σχέσεων στο δίκτυο και την εξέλιξη της δομής του με τον χρόνο.

Επιπλέον, η μελλοντική έρευνα μπορεί να εστιάσει στην ανάπτυξη προηγμένων μοντέλων πρόβλεψης και ανάλυσης των κοινωνικών δικτύων βασισμένη στις κεντρικότητες. Αυτό θα επιτρέψει την πρόβλεψη των εξελίξεων και την ανίχνευση κλειδιών παραμέτρων στη δομή των δικτύων, παρέχοντας έτσι πολύτιμα εργαλεία για τη λήψη αποφάσεων και τον σχεδιασμό στρατηγικών σε διάφορους τομείς.

Στο πλαίσιο της μελλοντικής έρευνας για την ανάλυση κοινωνικών δικτύων με βάση τις κεντρικότητες, ένα παράδειγμα θα μπορούσε να είναι η ανάπτυξη ενός νέου μοντέλου πρόβλεψης εξελίξεων σε ένα κοινωνικό δίκτυο βασισμένο στην κεντρικότητα μεσοστίας. Αυτό το μοντέλο θα μπορούσε να προβλέπει πιθανές αλλαγές στην δομή του δικτύου με βάση την εξέλιξη των κεντρικότητων, επιτρέποντας έτσι την πρόβλεψη πιθανών τάσεων και την προαίρεση επερχόμενων κοινωνικών δυναμικών.

Ένα δεύτερο παράδειγμα θα μπορούσε να είναι η εφαρμογή ενός μοντέλου μηχανικής μάθησης για την ανίχνευση κλειδιών παραμέτρων σε ένα κοινωνικό δίκτυο βασισμένο στις κεντρικότητες βαθμού. Το μοντέλο θα μπορούσε να προσδιορίζει τους κόμβους που επηρεάζουν περισσότερο την δομή και την δυναμική του δικτύου, επιτρέποντας έτσι στους αναλυτές να εστιάσουν τις προσπάθειές τους σε σημαντικούς κόμβους για την ανάπτυξη στρατηγικών ή τη λήψη αποφάσεων.

6.2 Μελλοντικές Προοπτικές για τους Αλγορίθμους Διάστασης Διαδρομής

Οι αλγόριθμοι διάστασης διαδρομής αποτελούν θεμέλιο στην επιστήμη της πληροφορικής και της τεχνητής νοημοσύνης. Με τη συνεχή ανάπτυξη των τεχνολογιών και της έρευνας, οι προοπτικές για αυτούς τους αλγορίθμους είναι φωτεινές. Ας εξετάσουμε αναλυτικά τις μελλοντικές προοπτικές για τους τρεις κύριους αλγορίθμους διάστασης διαδρομής:

1. Διάσταση Διαδρομής Μοναδικής Πηγής (Dijkstra):

Βελτιστοποίηση Αλγορίθμων: Οι προσπάθειες στην αύξηση της ταχύτητας και της απόδοσης του αλγορίθμου μέσω βελτιστοποίησης των δομικών δεδομένων και της εκτέλεσης.

Εφαρμογές Ευφυούς Χαρτογράφησης: Χρήση σε ρομποτικές εφαρμογές για τη δημιουργία αυτόνομων οχημάτων και ρομπότ που μπορούν να πλοηγηθούν σε περίπλοκα περιβάλλοντα.

Τεχνητή Νοημοσύνη: Εφαρμογές σε συστήματα ευφυούς λήψης αποφάσεων, όπως στην αναγνώριση προτύπων και τη μηχανική μάθηση.

2. Διάσταση Διαδρομής Πηγής-Στόχου (Dijkstra Source-Target):

Εξελιγμένες Εφαρμογές Πλοήγησης: Εφαρμογή σε προηγμένα συστήματα πλοήγησης GPS για παροχή εξατομικευμένων οδηγιών στον προορισμό.

Ασφαλής Μεταφορά: Χρήση σε συστήματα μεταφορών για την αποφυγή ατυχημάτων και τη βελτίωση της κυκλοφορίας.

Εφαρμογές Βιοϊατρικής Τεχνολογίας: Χρήση στη μοντελοποίηση κυτταρικών οδών και την ανάλυση γονιδιωματικών δεδομένων.

3. A Shortest Path:*

Εφαρμογές Συστημάτων Κίνησης: Χρήση σε αυτόνομα οχήματα και ρομποτικά συστήματα για αποτελεσματική πλοήγηση σε περιβάλλοντα με πολλαπλά εμπόδια.

Εφαρμογές Παιχνιδιών: Χρήση σε παιχνίδια για τη δημιουργία ευφών αντιπάλων και την ανάπτυξη αυθόρμητης συμπεριφοράς.

Εξελιγμένη Ρομποτική: Εφαρμογές σε ρομποτική για την αναζήτηση και τον εντοπισμό αντικειμένων σε περιβάλλοντα

7. Επίλογος

Στο παρόν κεφάλαιο, προσφέρεται μια συνολική ανασκόπηση των αποτελεσμάτων και των συμπερασμάτων που προέκυψαν από τη διπλωματική εργασία. Μέσω της ενσωμάτωσης των κόμβων συνθετων δικτύων στον υπερβολικό χώρο, αναλύθηκε ο υπολογισμός μετρικών κεντρικότητας και η μεταβολή των τιμών κεντρικότητας των κόμβων, λαμβάνοντας υπόψη τη θέση τους στο συνδετικό δένδρο μιας άπληστης ενσωμάτωσης, υπό την έννοια της άπληστης δρομολόγησης. Τέλος, προτείνονται ιδέες και κατευθύνσεις για τη μελλοντική επέκταση της διπλωματικής εργασίας, προκειμένου να ενισχυθεί η κατανόηση και η εφαρμογή των αναλύσεων κοινωνικών δικτύων σε πραγματικά σενάρια και εφαρμογές.

Κατά την ανάλυση των αποτελεσμάτων, παρατηρήθηκε η σημασία της θέσης των κόμβων στο συνδετικό δένδρο της άπληστης ενσωμάτωσης, καθώς αυτή επηρεάζει την κεντρικότητα τους. Συγκεκριμένα, κάποιοι κόμβοι που βρίσκονται σε κεντρικές θέσεις του δένδρου εμφανίζουν υψηλή κεντρικότητα, ενώ άλλοι που βρίσκονται σε περιφερειακές θέσεις εμφανίζουν χαμηλή κεντρικότητα. Αυτή η παρατήρηση οδηγεί στην ανάγκη περαιτέρω μελέτης των μηχανισμών που επηρεάζουν την κεντρικότητα των κόμβων σε διαφορετικές θέσεις του δένδρου.

Ως εκ τούτου, προτείνονται μελλοντικές ερευνητικές κατευθύνσεις που στοχεύουν στην εμβάθυνση της κατανόησης της δομής και της εξέλιξης των κοινωνικών δικτύων. Μελλοντικές μελέτες μπορούν να επικεντρωθούν στην εξέταση της επίδρασης διαφόρων παραμέτρων στην κεντρικότητα των κόμβων και στην ανάδειξη πιο ακριβών μοντέλων για την πρόβλεψη της εξέλιξης των κοινωνικών δικτύων. Επιπλέον, η εφαρμογή των αναλύσεων κοινωνικών δικτύων σε πραγματικά δεδομένα και σενάρια μπορεί να οδηγήσει σε νέες εφαρμογές και ευρήματα, που θα συμβάλουν στην καλύτερη κατανόηση της ανθρώπινης κοινωνικής δραστηριότητας και στη βελτίωση των υπηρεσιών και των διαδικασιών σε διάφορους τομείς.

Βιβλιογραφικές αναφορές

- [1]: Reference: [11] - J.A.BONDY AND U.S.R. MURTY, Graph Theory with Applications, North-Holland, 1976
- [2]: Linton C. Freeman: Centrality in networks: I. Conceptual clarification. Social Networks 1:215-239, 1979.
- [3]: Borgatti, S.P. and Halgin, D. In press. “Analyzing Affiliation Networks”. In Carrington, P. and Scott, J. (eds) The Sage Handbook of Social Network Analysis. Sage Publications.
- [4] Reinhard Diestel, Graph Theory, Springer Publishing Company, Incorporated, 2017, 5th edition,
- [5] Νικολόπουλος, Σταύρος, Γεωργιάδης, Λουκάς Παληός, Λεωνίδας. “ Αλγοριθμική θεωρία Γραφημάτων”, 2015
- [6] Ulrik Brandes: A Faster Algorithm for Betweenness Centrality. Journal of Mathematical Sociology 25(2):163-177, 2001.
- [7] Ulrik Brandes: On Variants of Shortest-Path Betweenness Centrality and their Generic Computation. Social Networks 30(2):136-145, 2008.
- [8] Brandes, U. (2001). A faster algorithm for betweenness centrality. Journal of mathematical sociology, 25(2), 163-177.
- [9] Geisberger, R., Sanders, P., & Schultes, D. (2008, January). Better approximation of betweenness centrality. In Proceedings of the Meeting on Algorithm Engineering & Experiments (pp. 90-100). Society for Industrial and Applied Mathematics.
- [10] Zweig, K. A., & Zweig, K. A. (2016). Graph theory, social network analysis, and network science. *Network analysis literacy: A practical approach to the analysis of networks*, 23-55.
- [11] Brandes, U. (2008). On variants of shortest-path betweenness centrality and their generic computation. Social Networks, 30(2), 136-145.
- [12] Abraham Berman and Robert J. Plemmons. “Nonnegative Matrices in the Mathematical Sciences.” Classics in Applied Mathematics. SIAM, 1994.
- [13] Edmund Landau. “Zur relativen Wertbemessung der Turnierresultate.” Deutsches Wochensach, 11:366–369, 1895.

[14] Maurice G. Kendall. “Further contributions to the theory of paired comparisons.” *Biometrics*, 11(1):43–62, 1955.

[25] Nasiboglu, R. (2022). Dijkstra solution algorithm considering fuzzy accessibility degree for patch optimization problem. *Applied Soft Computing*, 130, 109674.

[27] Szczepanski, R., & Tarczewski, T. (2021, April). Global path planning for mobile robot based on Artificial Bee Colony and Dijkstra’s algorithms. In *2021 IEEE 19th International Power Electronics and Motion Control Conference (PEMC)* (pp. 724-730). IEEE.

[28] Szczepanski, R., & Tarczewski, T. (2021, April). Global path planning for mobile robot based on Artificial Bee Colony and Dijkstra’s algorithms. In *2021 IEEE 19th International Power Electronics and Motion Control Conference (PEMC)* (pp. 724-730). IEEE.

[29]

[26] Supun Perera, Michael Bell, and Michiel Bliemer. “Network science approach to modelling the topology and robustness of supply chain networks: a review and perspective”. In: *Applied Network Science* 2 (Oct. 2017), p. 33. doi: 10.1007/s41109-017-0053-0.

[30] Πηγή: ChartGBT , <https://www.ibm.com/topics/knowledge-graph>

[15] ΔΙΠΛΩΜΑΤΙΚΗ ΕΡΓΑΣΙΑ -«Ανάπτυξη Οδηγού Εγκατάστασης, Χρήσης και Δημιουργίας Εφαρμογής μέσω της Neo4J – noSQL Βάσης Δεδομένων», 2022

http://repository.library.teiwest.gr/xmlui/bitstream/handle/123456789/10699/PTIXIAKI_%CE%9A%CE%A9%CE%9D%CE%A3%CE%A4%CE%91%CE%9D%CE%A4%CE%8A%CE%9D%CE%9F%CE%A3%20%CE%9A%CE%9F%CE%A5%CE%A4%CE%A3%CE%9F%CE%93%CE%9F%CE%8E%CE%9B%CE%91%CE%A3%20%2815602%20%29%20%CE%A7%CE%A1%CE%99%CE%A3%CE%A4%CE%8A%CE%9D%CE%91%20%20%CE%9A%CE%A9%CE%9D%CE%9D%CE%91%20%CE%91%CE%A3%CE%A3%CE%99%CE%9F%CE%8E%CE%A1%CE%91%20%2815647%20%29.pdf?sequence=1&isAllowed=y

[16] What is Gephi? Meet this useful network analysis tool

<https://medium.com/@vespinozag/what-is-gephi-meet-this-useful-network-analysis-tool-628a1b42428c>

[17] Neo4j Browser User Interface Guide, <https://neo4j.com/graphgists/test-test/>

[18] Building a Real-Time Product Recommender System with Graph Databases: Leveraging Neo4j and BigQuery for E-commerce Data Analysis, <https://medium.com/badal-io/building-a-real-time-product-recommender-system-with-graph-databases-leveraging-neo4j-and-bigquery-65b5b361d276>

[19] Customer Journey Analytics: The Ultimate Guide,
<https://www.woopra.com/learn/customer-journey-analytics>

[20] Logistics Analytics always at your fingertips,
<https://www.datapine.com/logistics-analytics>

[21] Building A Knowledge Graph-Based Chatbot,
<https://wordlift.io/blog/en/building-a-knowledge-graph-based-chatbot/>

[22] The Future Is Big Graphs: A Community View on Graph Processing Systems,
<https://cacm.acm.org/research/the-future-is-big-graphs/>

[23] Why graphs are the future heart of data,
<https://medium.com/data-ai-masters/why-graphs-are-the-future-heart-of-data-b5d7917a6bbf>

[24] The Future of Data Visualization: Interactive Graphs and Charts,
<https://axiomq.com/blog/the-future-of-data-visualization-interactive-graphs-and-charts/>