

ΙΟΝΙΟ ΠΑΝΕΠΙΣΤΗΜΙΟ

ΤΜΗΜΑ ΠΛΗΡΟΦΟΡΙΚΗΣ



ΠΤΥΧΙΑΚΗ ΕΡΓΑΣΙΑ

Ανάλυση Εμπορευματικών Δικτύων με Μεθόδους Σύνθετων Δικτύων και
Γράφων Γνώσης

ΕΥΘΥΜΙΑ ΦΥΤΡΙΑΔΗ

Επιβλέπων: Βασίλειος Καρυώτης

ΣΕΠΤΕΜΒΡΙΟΣ 2024

ΤΡΙΜΕΛΗΣ ΕΠΙΤΡΟΠΗ

Βασίλειος Καρυώτης, Αναπληρωτής καθηγητής
Ιόνιο Πανεπιστήμιο

Παναγιώτης Κουρουθανάσης, Καθηγητής
Ιόνιο Πανεπιστήμιο

Θεμιστοκλής Έξαρχος, Αναπληρωτής καθηγητής
Ιόνιο Πανεπιστήμιο

Περίληψη

Στη παρούσα εργασία θα επικεντρωθούμε στη μελέτη και ανάλυση εμπορευματικών δικτύων, χρησιμοποιώντας μεθόδους όπως γραφήματα γνώσης (Knowledge Graphs) και σύνθετων δικτύων, ώστε να μπορέσουμε να προσδιορίσουμε τις σχέσεις, δομές και αλληλεπιδράσεις που χαρακτηρίζουν τις αλυσίδες εφοδιασμού. Αρχικά εξετάζουμε τους τύπους γραφημάτων, αναλύοντας τη σημασία και τη χρησιμότητά τους για τη μελέτη δικτύων σε ποικίλους τομείς και στη συνέχεια εισάγουμε την θεωρία των KG, τονίζοντας τις δυνατότητες τους στην ανάλυση πολύπλοκων δομών και την κατανόηση της δυναμικής των δικτύων. Παρουσιάζουμε, επίσης, τις βασικές τεχνικές κατασκευής τους, όπως η αναγνώριση οντοτήτων και σχέσεων, και τα σύγχρονα μοντέλα ενσωμάτωσης γνώσης, τα οποία διευκολύνουν την ανάλυση μεγάλων και ανομοιογενών δεδομένων, με στόχο μας την επίτευξη μιας πιο ακριβούς και ρεαλιστικής αποτύπωσης των εμπορευματικών ροών. Στη συνέχεια επικεντρωνόμαστε στην πρακτική εφαρμογή των θεωρητικών αυτών εννοιών στην ανάλυση των δικτύων εφοδιαστικής αλυσίδας. Μέσω της χρήσης γραφημάτων γνώσης, εξετάζουμε βασικές λειτουργίες, όπως η βελτιστοποίηση των ροών, η ανίχνευση και πρόληψη κινδύνων, και η ενίσχυση της ανθεκτικότητας σε διαταραχές. Ιδιαίτερη έμφαση δίνεται στην εφαρμογή των KG στην ενίσχυση της αποδοτικότητας των συστημάτων εφοδιαστικής, με σκοπό να διασφαλιστεί η βιωσιμότητα και η δυνατότητα προσαρμογής στις ταχέως μεταβαλλόμενες συνθήκες της αγοράς.

Abstract

This paper will focus on studying and analyzing commodity networks, using methods such as Knowledge Graphs and complex networks, to identify the relationships, structures, and interactions that characterize supply chains. We first examine the types of graphs, analyzing their importance and use for the study of networks in various fields, and then introduce the theory of KGs, emphasizing their capabilities in analyzing complex structures and understanding network dynamics. We also present their basic techniques, such as entity and relationship recognition, and modern knowledge integration models, which facilitate the analysis of large and heterogeneous data, intending to achieve a more accurate and realistic depiction of commodity flows. We then focus on the practical application of these theoretical concepts in the analysis of supply chain networks. Through the use of knowledge graphs, we examine key functions such as flow optimization, risk detection and prevention, and enhancing resilience to disruptions. Particular emphasis is placed on the application of KGs to enhance the efficiency of logistics systems, to ensure sustainability and adaptability to rapidly changing market conditions.

Πρόλογος

Η σύγχρονη παγκόσμια οικονομία βασίζεται σε περίπλοκα δίκτυα εμπορικών και εφοδιαστικών αλυσίδων που διασφαλίζουν τη διακίνηση προϊόντων και υπηρεσιών σε κάθε γωνία του πλανήτη. Η συνεχής εξέλιξη και η ολοένα αυξανόμενη πολυπλοκότητα αυτών των δικτύων θέτει σημαντικές προκλήσεις για την κατανόηση και τη βελτιστοποίηση των ροών τους, γεγονός που καθιστά αναγκαία την ανάπτυξη νέων αναλυτικών εργαλείων. Οι μέθοδοι σύνθετων δικτύων και τα γραφήματα γνώσης προσφέρουν καινοτόμες προσεγγίσεις, παρέχοντας τη δυνατότητα να αναδειχθούν οι σχέσεις και αλληλεπιδράσεις που διαμορφώνουν αυτά τα δίκτυα. Η παρούσα πτυχιακή εργασία επιδιώκει να εξετάσει την εφαρμογή αυτών των μεθόδων στα εμπορευματικά δίκτυα, με στόχο να συμβάλει στην κατανόηση των δομών και της λειτουργίας τους. Η επιλογή του συγκεκριμένου θέματος απορρέει από την ανάγκη ενίσχυσης της ευελιξίας και της ανθεκτικότητας των εφοδιαστικών αλυσίδων απέναντι σε σύγχρονες προκλήσεις, όπως οι διαταραχές στην αγορά και οι ταχύτατες τεχνολογικές αλλαγές. Με την εργασία αυτή, φιλοδοξούμε να εμπλουτίσουμε τη γνώση γύρω από τα εμπορευματικά δίκτυα και να προτείνουμε πρακτικές λύσεις που μπορούν να αξιοποιηθούν από τους επαγγελματίες του χώρου.

Περιεχόμενα

Περίληψη.....	3
Abstract.....	4
Πρόλογος.....	5
Περιεχόμενα.....	6
Κατάλογος Εικόνων.....	8
ΚΕΦΑΛΑΙΟ 1.....	10
1. Βασικοί ορισμοί γράφων.....	10
1.1 Εισαγωγή.....	10
1.2 Ορολογία.....	12
1.3 Βαθμοί Κόμβων.....	12
1.4 Γράφοι με βάρη.....	13
1.5 Απλοί Γράφοι.....	13
1.7 Διμερείς Γράφοι.....	14
1.8 Υπογράφοι-Ορισμοί.....	14
1.9 Σημαντικοί Υπογράφοι.....	14
1.10 Περισσότεροι Τύποι Γραφημάτων.....	15
1.11 L-Γράφημα (Γραμμικό).....	15
1.12 Περίπατοι, Μονοπάτια και Κύκλοι.....	15
1.13 Αποστάσεις σε Γραφήματα.....	16
1.13.1 Ιδιότητες της απόστασης.....	16
1.14 Σημαντικά Γραφήματα.....	17
ΚΕΦΑΛΑΙΟ 2.....	19
2. Γραφήματα Γνώσης (Knowledge Graphs).....	19
2.1 Ιστορική Ανασκόπηση.....	19
2.2 Εισαγωγή.....	21
2.2.1 Κατασκευή των KG.....	21
2.2.2 Μεταφραστικά μοντέλα.....	23
2.2.3 Μοντέλα αποσύνθεσης.....	24
2.2.4 Υπερσύνθετα μοντέλα.....	25
2.2.5 Μοντέλα που βασίζονται στο CNN.....	25
2.2.6 Μοντέλα βασισμένα σε νευρωνικά δίκτυα γραφημάτων.....	26
2.3 Παρουσίαση περιπτώσεων χρήση των KG's σε διάφορους τομείς.....	27
2.2.1 Προκλήσεις που προκύπτουν κατά την δημιουργία των KG's.....	28
2.4 Γραφήματα Γνώσης σε διάφορους τομείς της καθημερινότητας.....	29
2.4.1 Τα Knowledge Graph στην εκπαίδευση.....	29
2.4.2 Τα Knowledge Graph στα Κοινωνικά Δίκτυα.....	30
2.4.2.1 Κατασκευή γραφημάτων γνώσης με βάση δικαστικών δεδομένων στα Social Media.....	30
2.4.2.2 Σημασία της χρήσης γραφήματος γνώσης στη βελτίωση ανίχνευσης τάσεων αυτοκτονίας στα Μέσα κοινωνικής δικτύωσης.....	31
2.4.3 Τα Knowledge Graph στην Υγεία.....	32
2.4.4 Τα Knowledge Graph στη Κυβερνοασφάλεια.....	33

2.4.5 Τα Knowledge Graph στην Ανάπτυξη Λογισμικού.....	33
2.4.6 Τα Knowledge Graph στις Τηλεπικοινωνίες.....	33
2.4.7 Τα Knowledge Graph στην ανίχνευση χρηματοοικονομικής απάτης.....	34
2.5 Knowledge Graphs σε συστήματα AI.....	34
2.5.1 Συστήματα Συστάσεων.....	35
2.5.2 Παραδοσιακά Συστήματα Συστάσεων.....	35
2.5.3 Συστήματα Συστάσεων βάση περιεχομένου.....	35
2.5.4 Συστήματα Συστάσεων που βασίζονται σε CF.....	35
2.5.5 Συστήματα Συστάσεων που βασίζονται σε Γράφημα Γνώσης.....	35
2.5.6 Συστήματα ερωτήσεων-απαντήσεων.....	36
2.5.7 Ανάκτηση Πληροφοριών.....	38
ΚΕΦΑΛΑΙΟ 3.....	40
3. Δίκτυα εφοδιαστικής αλυσίδας.....	40
3.1 Εισαγωγή.....	40
3.2 Δίκτυα εφοδιαστικής αλυσίδας ως πολύπλοκα προσαρμοστικά συστήματα.....	41
3.3 Διαχείριση εφοδιαστικής αλυσίδας.....	42
3.4 Μοντελοποίηση και ανάλυση δικτύων εφοδιαστικής αλυσίδας.....	44
3.5 Δυναμική δικτύου.....	45
3.6 Διαχείριση κινδύνου εφοδιαστικής αλυσίδας.....	46
3.6.1 Συλλογισμός με AI.....	47
3.6.2 Συλλογισμός Γραφήματος Γνώσης.....	48
3.6.3 Μέθοδος κατασκευής Γραφήματος Γνώσης για αποκάλυψη διαδικασιών συναλλαγών και εξόρυξη δεδομένων.....	49
3.6.4 Ανάλυση Εφοδιαστικής Αλυσίδας μέσω Μηχανισμών Ανίχνευσης Κοινοτήτων	50
3.7 Διαχείριση Εφοδιαστικής Αλυσίδας Υγείας για την Ιατρική Ακρίβειας.....	53
3.7.1 Μεταφορές στην Ιατρική Ακρίβειας.....	54
3.7.2 Αναλώσιμα.....	55
3.7.3 Εντοπισμός και Παρακολούθηση.....	55
3.7.4 Προγραμματισμός.....	55
3.7.5 Βέλτιστη Τοποθέτηση Υπηρεσιών.....	55
3.8 Χρήση γραφημάτων γνώσης και ανθρωποκεντρικής τεχνητής νοημοσύνης για αναδιαμορφώσιμες αλυσίδες εφοδιασμού.....	55
3.8.1 Εννοιακό σύστημα AI.....	57
3.9 Ιδέες για τη δημιουργία γραφημάτων γνώσης σε επιχειρήσεις logistics στη Κίνα.....	58
3.10 Εφαρμογή γραφημάτων γνώσης για βελτίωση του Cold Chain Logistics.....	60
3.10.1 Διανομή Cold Chain Logistics.....	62
3.10.2 Μέθοδοι συστάσεων με επίγνωση του περιβάλλοντος.....	63
3.10.3 Σύστημα συστάσεων με βάση το γράφημα γνώσης.....	63
Συμπεράσματα.....	70
Βιβλιογραφία.....	71

Κατάλογος Εικόνων

Εικόνα 1	Μη-κατευθυνόμενος γράφος	Σελίδα 11
Εικόνα 2	Κατευθυνόμενος γράφος	Σελίδα 11
Εικόνα 3	Δικατευθυνόμενος γράφος	Σελίδα 11
Εικόνα 4	Μη-κατευθυνόμενος γράφος	Σελίδα 12
Εικόνα 5	Κατευθυνόμενος γράφος	Σελίδα 13
Εικόνα 6	γράφος με βάρη	Σελίδα 13
Εικόνα 7	Παράδειγμα πλήρες γράφημα τάξης 4	Σελίδα 17
Εικόνα 8	Παράδειγμα άχορδου κύκλου με 6 κόμβους	Σελίδα 17
Εικόνα 9	Παράδειγμα άχορδο μονοπάτι 5 κόμβων	Σελίδα 17
Εικόνα 10	Παράδειγμα αστεροειδές γράφημα 7 κόμβων	Σελίδα 18
Εικόνα 11	Παράδειγμα 3 ξένες μεταξύ τους αντγραφές του K_3	Σελίδα 18
Εικόνα 12	Παράδειγμα τροχοειδές γράφημα 7 κόμβων	Σελίδα 18
Εικόνα 13	Απεικόνιση ταξινόμησης για την κατασκευή KG	Σελίδα 21
Εικόνα 14	Λειτουργίες βαθμολόγησης υπερσύγχρονων μοντέλων ενσωμάτωσης με βάση τη μετάφραση	Σελίδα 24
Εικόνα 15	Συναρτήσεις βαθμολόγησης προηγμένων μοντέλων ενσωμάτωσης με βάση την αποσύνθεση τανυστών	Σελίδα 25
Εικόνα 16	Λειτουργίες βαθμολόγησης υπερσύγχρονων	Σελίδα 26

	συναλλακτικών μοντέλων ενσωμάτωσης γραφημάτων γνώσης	
Εικόνα 17	Μοντέλα που βασίζονται σε συνελίξεις	Σελίδα 27
Εικόνα 18	Ένα παράδειγμα συστήματος συστάσεων που βασίζεται σε γραφήματα γνώσης	Σελίδα 36
Εικόνα 19	Η απεικόνιση συστημάτων ερωτήσεων-απαντήσεων που βασίζονται σε γραφήματα γνώσης	Σελίδα 37
Εικόνα 20	Δίκτυο εφοδιαστικής αλυσίδας	Σελίδα 43
Εικόνα 21	Σχήμα αντίστοιχου γραφήματος γνώσης τομέα	Σελίδα 50
Εικόνα 22	Βήματα του αλγορίθμου	Σελίδα 51
Εικόνα 23	Διάδοση πολλαπλών ετικετών για τον κεντρικό κόμβο v λαμβάνοντας υπόψη τα βάρη των συνδέσμων	Σελίδα 52
Εικόνα 24	Κοινότητα επιχειρήσεων με βάση δεδομένα κριτήρια ιδιοκτησία P	Σελίδα 53
Εικόνα 25	Διαδικασία αναδιαμόρφωσης	Σελίδα 58
Εικόνα 26	Εμφάνιση εταιρικών βιομηχανικών και εμπορικών δεδομένων Python crawl logistics	Σελίδα 59
Εικόνα 27	Κλήσεις διαδικασίας	Σελίδα 59
Εικόνα 28	Τριάδα επιχειρησιακών δεδομένων Logistics	Σελίδα 60
Εικόνα 29	Σχηματικό διάγραμμα σύστασης με επίγνωση του πλαισίου για διανομή logistics ψυχρής αλυσίδας με βάση το γράφημα γνώσης	Σελίδα 62

ΚΕΦΑΛΑΙΟ 1

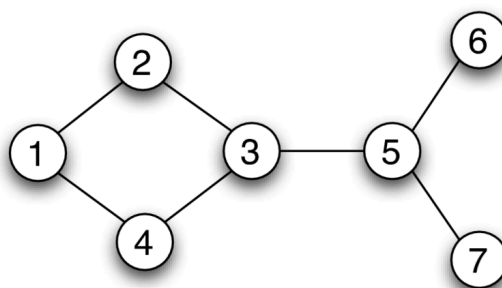
1. Βασικοί ορισμοί γράφων

1.1 Εισαγωγή

Η θεωρία γραφημάτων προκύπτει από μία δομή που ονομάζεται γράφος. Γράφος, ορίζεται ένα διατεταγμένο ζεύγος $G=(V,E)$ όπου V (vertices) είναι το σύνολο των κορυφών ή κόμβων (nodes) και E (edges) είναι το σύνολο των ακμών. Ένα γράφημα μπορεί να αναπαριστά ένα σύστημα όπου διάφορες οντότητες που αλληλεπιδρούν ή συνδέονται μεταξύ τους, με παραδείγματα εφαρμογών σε διάφορους τομείς, όπως αεροδρόμια, ηλεκτρονικά κυκλώματα, κοινωνικά δίκτυα, χημικές ενώσεις και οικονομικά δίκτυα. Για παράδειγμα, στα αεροδρόμια, κάθε κόμβος του γραφήματος μπορεί να αναπαριστά ένα αεροδρόμιο, ενώ οι ακμές συνδέουν τα αεροδρόμια με βάση τις απευθείας πτήσεις που εκτελούνται. Στα ηλεκτρονικά κυκλώματα, οι κόμβοι μπορεί να αντιπροσωπεύουν ηλεκτρονικά εξαρτήματα, ενώ οι ακμές συμβολίζουν τις συνδέσεις που τα ενώνουν. Στα κοινωνικά δίκτυα, οι χρήστες αντιστοιχούν σε κόμβους, και οι σχέσεις τους (όπως η «φιλία») αποδίδονται μέσω ακμών. Στη χημεία, οι χημικές ενώσεις μοντελοποιούνται ως γράφοι όπου τα άτομα είναι οι κόμβοι και οι χημικοί δεσμοί είναι οι ακμές. Τέλος, στα οικονομικά δίκτυα, γράφοι χρησιμοποιούνται για την ανάλυση συναλλαγών, με εταιρείες ή οικονομικές οντότητες να παριστάνονται ως κόμβοι και τις συναλλαγές ως ακμές.

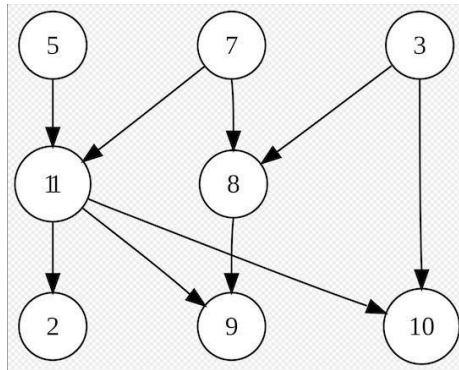
Οι γράφοι διακρίνονται σε:

- **Μη-κατευθυνόμενος γράφος** (Undirected Graph): όπου οι ακμές είναι μη διατεταγμένα ζεύγη κόμβων.



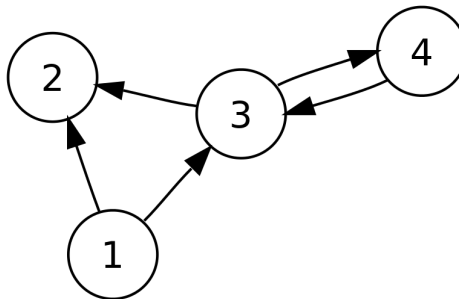
Εικόνα 1: Μη-κατευθυνόμενος γράφος. Παράδειγμα: Οι χημικοί δεσμοί που συνδέουν άτομα συνήθως αναπαριστώνται ως μη-κατευθυνόμενοι γράφοι, (Karyotis et al. (2013))

- **Κατευθυνόμενος γράφος** (Directed Graph): όπου οι ακμές είναι διατεταγμένα ζεύγη κόμβων.



Εικόνα 2: Κατευθυνόμενος γράφος. Παράδειγμα : Τα ρεύματα και οι εντολές μέσα σε ένα κύκλωμα που ακολουθούν συγκεκριμένη κατεύθυνση συνδέονται με κατευθυνόμενους γράφους, (Karyotis et al. (2013))

- **Δικατευθυνόμενος γράφος (Bidirected Graph):** όπου οι ακμές μπορούν να αναπαρασταθούν με βέλη διπλής κατεύθυνσης.



Εικόνα 3: Δικατευθυνόμενος γράφος. Παράδειγμα: Το routing στο διαδίκτυο, όπου οι πληροφορίες μπορούν να ταξιδέψουν και προς τις δύο κατευθύνσεις μεταξύ δύο συσκευών είναι ένα παράδειγμα δικατευθυνόμενου γράφου, (Karyotis et al. (2013))

1.2 Ορολογία

Στη μελέτη των γραφημάτων, η κατανόηση βασικών χαρακτηριστικών, όπως η τάξη, το μέγεθος και οι τύποι ακμών, είναι απαραίτητη για την ανάλυση των σχέσεων και της δομής ενός γράφου. Αυτά τα χαρακτηριστικά εμφανίζονται σε πολλές εφαρμογές και προσφέρουν τα θεμέλια για τη μαθηματική μοντελοποίηση συστημάτων. Ας τα αναλύσουμε παρακάτω:

- **Τάξη (Order):** $n=|V(G)|$, το πλήθος των κόμβων.
- **Μέγεθος (Size):** $m=|E(G)|$, το πλήθος των ακμών.
- **Ακμή (v,w)** ενός κατευθυνόμενου γράφου ξεκινάει από κορυφή v και καταλήγει στη κορυφή w - συμβολίζεται με βέλος/τόξο.
- **Ακμή $\{v,w\}$** ενός μη κατευθυντικού γραφήματος συντρέχει στις κορυφές v και w - οι κορυφές v και w είναι προσκείμενες (προσπίπτουσες) στην ακμή $\{v,w\}$.
- Δύο κορυφές που συνδέονται από μία μη κατευθυνόμενη ακμή $\{v,w\}$ λέμε ότι είναι γειτονικές (adjacent) - $N(x)$ γειτονιά του x .

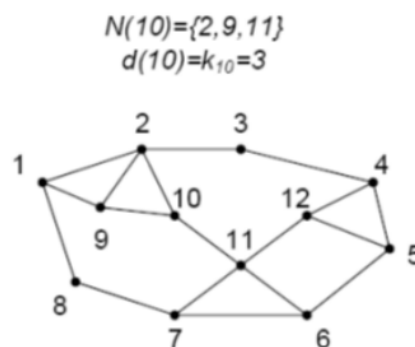
- Για δύο κορυφές που συνδέονται από μία μη κατευθυνόμενη ακμή $\{v,w\}$, λέμε ότι η κορυφή w είναι γειτονική της κορυφής v - όχι όμως και το ανάποδο. (Νικολόπουλος, Γεωργιάδης, & Παλής, 2015)

1.3 Βαθμοί Κόμβων

Η ανάλυση των βαθμών κόμβων είναι καθοριστική για την κατανόηση της δομής και της δυναμικής ενός δικτύου, είτε πρόκειται για κοινωνικές αλληλεπιδράσεις, κυκλοφοριακές συνδέσεις ή οικονομικές συναλλαγές. Παρακάτω παρουσιάζονται οι βαθμοί κόμβων

Μη-κατευθυνόμενος γράφος:

-Βαθμός (degree) κόμβου i : Ο αριθμός των γειτόνων του κόμβου i .

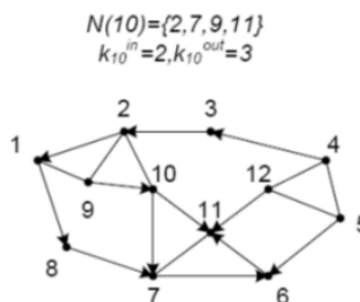


Εικόνα 4: Παράδειγμα μη-κατευθυνόμενου γράφου, (Karyotis et al. (2013))

Κατευθυνόμενος γράφος:

-Εξω-βαθμοί (Out-degree) κόμβου i : Ο αριθμός των γειτόνων του κόμβου i .

-Εσω-βαθμοί (In-degree) κόμβου i : Ο αριθμός των κόμβων στους οποίους είναι γείτονας ο κόμβος i .

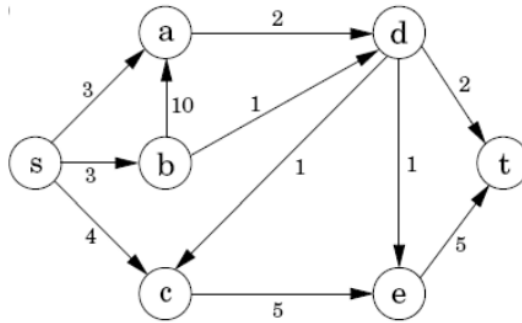


Εικόνα 5: Παράδειγμα Κατευθυνόμενου γράφου, (Karyotis et al. (2013))

1.4 Γράφοι με βάρη

Οι γράφοι με βάρη χρησιμοποιούνται για εφαρμογές όπως τα δίκτυα μεταφορών. Είναι ένας γράφος ουσιαστικά όπου σε κάθε ακμή ανατίθεται μία μετρήσιμη ποσότητα

(βάρος). Η συνάρτηση του βάρους συμβολίζεται - $w: E \rightarrow \mathbb{R}$. Το w μπορεί να μοντελοποιεί , απόσταση, χρόνο, κόστος κ.α. Επιτρέπονται και αρνητικά βάρη. Όταν λέμε βάρος του γράφου εννοούμε το άθροισμα των βαρών όλων των ακμών και συμβολίζεται ως $w(G) = \sum_{e \in E} w(e)$. (Νικολόπουλος, Γεωργιάδης, & Παλής, 2015)



Εικόνα 6: Παράδειγμα γράφου με βάρη, όπου σε κάθε ακμή ανατίθεται μία μετρήσιμη ποσότητα, (Karyotis et al. (2013))

1.5 Απλοί Γράφοι

- Απλός γράφος λέγεται ο γράφος που δεν έχει παράλληλες ακμές ούτε self-loops (ακμές του τύπου (u,u)).
 - Σε απλό μη-κατευθυνόμενο γράφο υπάρχουν το πολύ $m = \frac{n!}{2!(n-2)!} = \frac{n(n-1)}{2}$ ακμές
 - Σε απλό μη κατευθυνόμενο γράφο υπάρχουν το πολύ $m = n(n-1)$ ακμές .
- Πυκνός γράφος: $m = \Theta(n^2)$
- Αραιός γράφος: $m = \Theta(n)$
- Πλήρης γράφος K_n : έχει όλες τις δυνατές ακμές
- Πολυγράφος (multigraph): Έχει παράλληλες ακμές
- Ψευδογράφος (pseudograph): έχει self-loops
- Κανονικός γράφος (regular): κάθε κόμβος ίδιο βαθμό

1.7 Διμερείς Γράφοι

Διμερής γράφος (bipartite): γράφος του οποίου οι κορυφές V μπορούν να χωριστούν σε δύο σύνολα V_1 και V_2 , ώστε κάθε ακμή ενώνει ένα κόμβο από το V_1 με κόμβο από το V_2 μόνο - $G(V_1, V_2, E)$. Αυτή η δομή είναι χρήσιμη σε προβλήματα κατανομής πόρων, όπως οι αντιστοιχίσεις σε μια αγορά εργασίας, όπου οι κόμβοι αντιπροσωπεύουν δύο ξεχωριστές κατηγορίες.

- Πλήρης διμερής $K_{p,q}$: αν υπάρχουν όλες οι δυνατές ακμές μεταξύ V_1 και V_2 - Πλήθος ακμών $m = |V_1| \times |V_2|$

- Αστέρας: ειδική περίπτωση διμερούς ($K_{1,n}$)
- Θεώρημα: Ένας γράφος είναι διμερής αν και μόνο αν δεν έχει κύκλο με περιττό μήκος

1.8 Υπογράφοι-Ορισμοί

Ο γράφος $G'=(V',E')$ θα λέγεται υπογράφος (subgraph) ενός γράφου $G=(V,E)$ αν $V' \subseteq V$ και $E' \subseteq E$. Οι υπόγραφοι είναι μικρότερα τμήματα ενός γράφου που διατηρούν τις βασικές του ιδιότητες. Παρακάτω παρουσιάζονται κάποιοι σημαντικοί υπόγραφοι. (Νικολόπουλος, Γεωργιάδης, & Παλής, 2015)

1.9 Σημαντικοί Υπογράφοι

- Παραγόμενος (spanned): $G \langle S \rangle$
 - Έστω $S \subseteq E$. Το παραγόμενο από το σύνολο S είναι το γράφημα $H(V_S, S)$ με $V_S = \{x \in V \mid x \text{ είναι κόμβος μιας ακμής του } S\}$
 - Παράγεται από υποσύνολο ακμών του αρχικού
- Επαγόμενος (induced): $G[A]$
 - Έστω $A \subseteq V$. Το επαγόμενο από το σύνολο A είναι το γράφημα $H(A, EA)$ με $EA = \{xy \mid x \in A, y \in A\}$
 - Περιέχει όλες τις ακμές του G οι οποίες συνδέουν κόμβους στο V . Παράγεται από υποσύνολο κορυφών του αρχικού
- Συνδετικός/ζευγνύων (spanning) υπογράφος: $V' \equiv V$.

1.10 Περισσότεροι Τύποι Γραφημάτων

Η κατανόηση αυτών των τύπων είναι απαραίτητη για την εφαρμογή της θεωρίας γραφημάτων σε διαφορετικά προβλήματα, από την ανάλυση κυκλοφορίας έως τη δομή χημικών ενώσεων.

- Συμπληρωματικό: $\overline{G} = (V, \overline{E})$ ενός μη-κατευθυνόμενου $G = (V, E)$ είναι ο γράφος με $\overline{E} = \{xy \in V \times V \mid x \neq y, xy \notin E\}$
- Αντίστροφος: $G^{-1} = (V, E^{-1})$ ενός κατευθυνόμενου $G = (V, E)$ είναι ο γράφος με $E^{-1} = \{xy \mid yx \in E\}$
- Υποκείμενος γράφος: αν κάθε τόξο σε ένα γράφο το αντικαταστήσουμε με μια μη-κατευθυνόμενη ακμή
- Προσανατολισμός γραφήματος: αν αντικαταστήσουμε κάθε μη-κατευθυνόμενη με ένα τόξο
- Τουρνουά: προσανατολισμός πλήρους γραφήματος

1.11 L-Γράφημα (Γραμμικό)

L-γράφημα (line-graph) είναι γραφήματα που σχηματίζουν γραμμές ή αλυσίδες συνδεδεμένων κόμβων. Αυτά είναι χρήσιμα για τη μοντελοποίηση ακολουθιακών διεργασιών όπως οι αλυσίδες εφοδιασμού που θα συναντήσουμε στο κεφάλαιο 3. Για παράδειγμα, αν $G = (V, E)$ μη-κατευθυνόμενο γράφημα τάξης n μεγέθους m το $L(G)$ είναι το γράφημα τάξης m με κόμβους $v_1, \dots, v_m$ που αντιστοιχούν στις m ακμές του G και ακμές $v_i v_j$ για τις οποίες ισχύει: οι ακμές e_i, e_j των κόμβων v_i, v_j πρόσκεινται στον ίδιο κόμβο στον G . (Νικολόπουλος, Γεωργιάδης, & Παλής, 2015)

1.12 Περίπατοι, Μονοπάτια και Κύκλοι

Οι περίπατοι, τα μονοπάτια σε ένα γράφημα βοηθούν στην κατανόηση της διαδρομής από έναν κόμβο σε άλλον, ενώ οι κύκλοι δείχνουν τις δυνατότητες επαναληπτικών διαδρομών. Αυτές οι έννοιες είναι απαραίτητες σε εφαρμογές όπως η εύρεση κυκλικών σχέσεων. (Νικολόπουλος, Γεωργιάδης, & Παλής, 2015)

- Περίπατος (walk): είναι μια σειρά από κόμβους $T = v_0, v_1, \dots, v_k$, όπου για κάθε $i = 1, \dots, k$, η ακμή $v_{i-1}v_i$ ανήκει στο σύνολο των ακμών E .
- Ίχνος (trail): αποτελεί μια ακολουθία κόμβων $T = v_0, v_1, \dots, v_k$, όπου για κάθε $i = 1, \dots, k$, η ακμή $v_{i-1}v_i$ είναι μέρος του E και δεν υπάρχουν διαδοχικοί κόμβοι που να επαναλαμβάνονται.
 - Σε έναν περίπατο μπορεί να μην υπάρχει επανάληψη ακμών, αλλά οι κόμβοι μπορεί να επαναλαμβάνονται.
- Μονοπάτι (path): είναι μια σειρά από κόμβους $T = v_0, v_1, \dots, v_k$, όπου για κάθε $i = 1, \dots, k$, η ακμή $v_{i-1}v_i$ βρίσκεται στο E και κανένας κόμβος δεν εμφανίζεται περισσότερες από μία φορές.
- Κύκλος: ένας κύκλος $C = (v_0, v_1, \dots, v_k, v_0)$ μήκους k είναι ένα μονοπάτι που ξεκινά και τελειώνει στον ίδιο κόμβο.
- Απλό μονοπάτι: είναι ένα μονοπάτι όπου όλες οι ακμές είναι διαφορετικές μεταξύ τους.
- Απλός κύκλος: είναι ένας κύκλος όπου όλες οι κορυφές είναι διαφορετικές, εκτός από την αρχή και το τέλος, που ταυτίζονται.

1.13 Αποστάσεις σε Γραφήματα

Απόσταση μεταξύ δύο κόμβων u και v σε έναν γράφο G ($d(u, v)$ ή $dist(u, v)$): Είναι το μήκος της συντομότερης διαδρομής που συνδέει τους κόμβους u και v στο γράφο G , κάτι που είναι καθοριστικό για την ανάλυση της συνδεσιμότητας σε δίκτυα. (Νικολόπουλος, Γεωργιάδης, & Παλής, 2015)

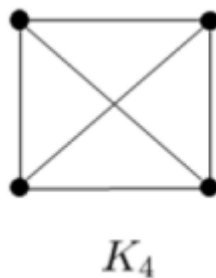
1.13.1 Ιδιότητες της απόστασης

- Μη αρνητικότητα: $d(u, v) \geq 0$ και $d(u, v) = 0$ αν και μόνο αν $u = v$.
 - Συμμετρία: $d(u, v) = d(v, u)$ σε μη-κατευθυνόμενους γράφους.
 - Ανισοϊσότητα του τριγώνου: $d(u, v) + d(v, w) \geq d(u, w)$.
-
- Απόσταση ενός κόμβου u στο γράφο: $d(u) =$ το άθροισμα των αποστάσεων από τον u σε όλους τους άλλους κόμβους του γράφου, δηλαδή $d(u) = \sum_{v \in V(G)} d(u, v)$.
 - Εκκεντρικότητα (eccentricity) ενός κόμβου: Είναι η απόσταση του κόμβου από τον πιο απομακρυσμένο κόμβο στο γράφο, δηλαδή $E(v) = \max\{d(v, u) \mid u \in V(G)\}$.
 - Κέντρο (center): Το κέντρο ενός συνεκτικού γράφου είναι το υπογράφημα που δημιουργείται από το σύνολο των κόμβων με τη χαμηλότερη εκκεντρικότητα.
 - Μέσο (median): Το μέσο ενός συνεκτικού γράφου είναι το υπογράφημα που δημιουργείται από το σύνολο των κόμβων με τη μικρότερη συνολική απόσταση από τους άλλους κόμβους.
 - Ακτίνα (radius): Η ακτίνα ενός συνεκτικού γράφου G είναι η εκκεντρικότητα των κόμβων του κέντρου του γράφου.
 - Συμβολισμός: $rad(G) = \min\{E(v) \mid v \in V(G)\}$
 - Διάμετρος (diameter): Η διάμετρος ενός συνεκτικού γράφου G είναι η μέγιστη απόσταση μεταξύ οποιωνδήποτε δύο κόμβων του γραφήματος.
 - Συμβολισμός: $diam(G) = \max\{E(v) \mid v \in V(G)\}$
 - Σχέση μεταξύ ακτίνας και διαμέτρου: $rad(G) \leq diam(G) \leq 2rad(G)$.

1.14 Σημαντικά Γραφήματα

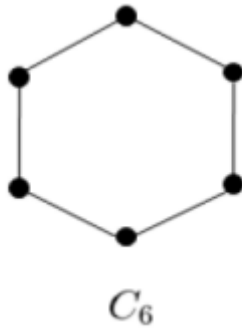
Τα σημαντικά γραφήματα επιτρέπουν τη δοκιμή θεωριών και μοντέλων σε πιο τυποποιημένες δομές, προσφέροντας κατευθυντήριες γραμμές για την επίλυση σύνθετων προβλημάτων σε πολλούς τομείς. Κάποια από αυτά είναι: (Νικολόπουλος, Γεωργιάδης, & Παλής, 2015)

- K_n : πλήρες γράφημα τάξης n ή n -κλίκα



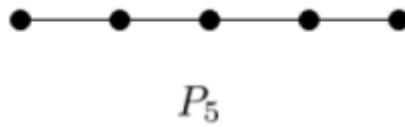
Εικόνα 7: Παράδειγμα πλήρες γράφημα τάξης 4, (Karyotis et al. (2013))

- I_n : ευσταθές γράφημα τάξης n
- C_n : άχορδος κύκλος n κόμβων ή n -κύκλος



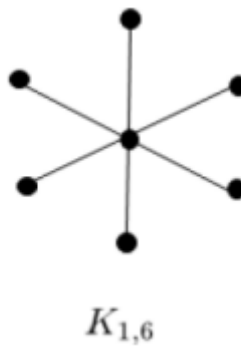
Εικόνα 8: Παράδειγμα άχορδο κύκλου με 6 κόμβους, (Karyotis et al. (2013))

- P_n : άχορδο μονοπάτι n κόμβων ή n-μονοπάτι



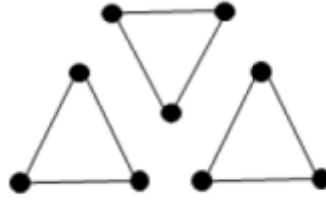
Εικόνα 9: Παράδειγμα άχορδο μονοπάτι 5 κόμβων, (Karyotis et al. (2013))

- $K_{p,q}$: πλήρες διμερές γράφημα p+q κόμβων διαμεριζόμενων σε ένα p-ευσταθές σύνολο και σε ένα q-ευσταθές σύνολο
- $K_{1,n}$: αστεροειδές γράφημα n+1 κόμβων



Εικόνα 10: Παράδειγμα αστεροειδές γράφημα 7 κόμβων, (Karyotis et al. (2013))

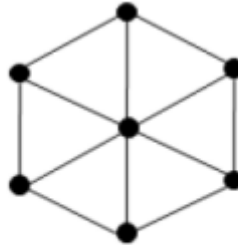
- pK_n : p ξένες μεταξύ τους αντιγραφές του K_n



$$3K_3$$

Εικόνα 11: Παράδειγμα 3 ξένες μεταξύ τους αντγραφές του K_3 , (Karyotis et al. (2013))

- W_n : τροχοειδές (wheel) γράφημα n κόμβων ή n -τροχός (ένας κόμβος που ενώνεται με ακμές με όλους τους κόμβους ενός C_{n-1} , $n \geq$



$$W_7$$

Εικόνα 12: Παράδειγμα τροχοειδές γράφημα 7 κόμβων, (Karyotis et al. (2013))

- Υπάρχουν μερικές συμπτώσεις: $K_3 = C_3$ ονομάζεται τρίγωνο (triangle)

ΚΕΦΑΛΑΙΟ 2

2. Γραφήματα Γνώσης (Knowledge Graphs)

2.1 Ιστορική Ανασκόπηση

Η έννοια των Γραφημάτων Γνώσης μπορεί να ανιχνευθεί στην αρχαιότητα, σε διάφορες μορφές σε έργα του Αριστοτέλη, του Λουλ και του Λινναίου. Ο συνδυασμός όμως των δεδομένων και της γνώσης έγινε με την εμφάνιση των ψηφιακών υπολογιστών, οδηγώντας και στην ανάπτυξη τους. (Gutierrez & Sequeda, 2021)

Στη δεκαετία του 1970, σημειώθηκαν πρόοδοι στη διαχείριση δεδομένων και γνώσης σε διάφορα επιστημονικά πεδία όπως ο σημασιολογικός ιστός, οι βάσεις δεδομένων, το NLP και η μηχανική μάθηση, που οδήγησαν στην ενοποίηση τους. Ο λογικός προγραμματισμός εισήχθη από τον Robert Kowalski, ο οποίος αργότερα επηρέασε την ανάπτυξη εξειδικευμένων συστημάτων όπως το MYCIN. Το εργαστήριο Logic and Data Bases το 1977 στην Τουλούζη επισημοποίησε τη σύνδεση μεταξύ λογικής και βάσεων δεδομένων. Εκείνη την περίοδο μάλιστα έκαναν την εμφάνιση τους τα σημασιολογικά δίκτυα για την αναπαράσταση της γνώσης. Τα σημασιολογικά δίκτυα εισήχθησαν ως εργαλείο στον τομέα της μηχανικής μετάφρασης φυσικών γλωσσών. Είναι ένα είδος γράφων γνώσης που αναπαριστούν τη γνώση με τρόπο που να είναι κατανοητός από τους υπολογιστές. Αυτά τα δίκτυα συνδυάζουν τη σημασιολογική πληροφορία με τη δομή των γράφων, ώστε να μπορούν να εκφράζουν τις σχέσεις μεταξύ των εννοιών, των αντικειμένων ή των οντοτήτων.

Στη δεκαετία του 1980, η πληροφορική εξελίχθηκε με την άνοδο των προσωπικών υπολογιστών και την ταχεία ανάπτυξη του κλάδου των Σχεσιακών Βάσεων Δεδομένων και των αντικειμενοστρεφών αφαιρέσεων όπως το KL-ONE και το F-Logic. Τις δεκαετίες του 1980 και του 1990, σημειώθηκαν σημαντικές εξελίξεις στον τομέα της τεχνητής νοημοσύνης (AI), με την ανάπτυξη λογικών συστημάτων όπως το LOOM και το CLASSIC, καθώς και τεχνικές μη μονοτονικής συλλογιστικής. Το Ιαπωνικό Έργο 5ης Γενιάς είχε ως στόχο να συνδυάσει λογική και δεδομένα για εφαρμογές τεχνητής νοημοσύνης, πυροδοτώντας παγκόσμια δραστηριότητα στην έρευνα. Τα έμπειρα συστήματα, όπως το OPS5 και ο αλγόριθμος Rete, κέρδισαν δημοτικότητα κατά τη διάρκεια αυτής της περιόδου. Η εποχή είδε επίσης την άνοδο των αντικειμενοστρεφών βάσεων δεδομένων για τη διαχείριση πολύπλοκων δεδομένων. (Gutierrez & Sequeda, 2021)

Στη δεκαετία του 1990, η εμφάνιση του World Wide Web έφερε επανάσταση στις πρακτικές διαχείρισης δεδομένων, οδηγώντας στην ανάπτυξη τεχνολογιών επεξεργασίας δεδομένων μεγάλης κλίμακας, όπως οι αποθήκες δεδομένων και το OLAP. Η ψηφιοποίηση της κοινωνίας συνέβαλε στην άνοδο των Big Data. Η βιομηχανία βάσεων δεδομένων επικεντρώθηκε στην ανάπτυξη RDBMS για απαιτήσεις ηλεκτρονικού εμπορίου, οδηγώντας στην ενσωμάτωση και ανάλυση μεγάλων ποσοτήτων δεδομένων. Ο Ιστός πυροδότησε την ανάγκη για αυτο-περιγραφόμενα μοντέλα δεδομένων όπως XML και RDF, ενώ οι ομοσπονδιακές βάσεις δεδομένων και έργα όπως το TSIMMIS και το Lore αντιμετώπισαν την ενοποίηση ετερογενών πηγών δεδομένων. Η απόκτηση γνώσης αναγνωρίστηκε ως εμπόδιο στην εφαρμογή συστημάτων βασισμένων στη γνώση, που οδήγησε στην εμφάνιση

των πεδίων της μηχανικής γνώσης και της μηχανικής οντολογίας. Ο Ιστός τόνισε τη σημασία της ανταλλαγής και της επαναχρησιμοποίησης της γνώσης, οδηγώντας στην ανάπτυξη επίσημων σημασιολογικών περιγραφών. Συνολικά, οι δεκαετίες του 1980 και του 1990 σημαδεύτηκαν από σημαντική πρόοδο στον τομέα της τεχνητής νοημοσύνης, της διαχείρισης δεδομένων και της ανταλλαγής γνώσεων, θέτοντας τις βάσεις για την εποχή των μεγάλων δεδομένων και τις προόδους στις τεχνολογίες επεξεργασίας δεδομένων.(Gutierrez & Sequeda, 2021)

Στη δεκαετία του 2000, η έκρηξη του ηλεκτρονικού εμπορίου και των διαδικτυακών κοινωνικών δικτύων οδήγησε στην επανάσταση των Big Data. Εταιρείες όπως η Google και η Amazon προχώρησαν στη διαχείριση δεδομένων με συστήματα όπως οι βάσεις δεδομένων MapReduce και NoSQL για διάφορα μοντέλα δεδομένων. Η βαθιά μάθηση εισήχθη στην τεχνητή νοημοσύνη, οδηγώντας τις στατιστικές εφαρμογές για την ανακάλυψη γνώσης. Η εποχή είδε προόδους στον χειρισμό διαφορετικών μορφών δεδομένων όπως κείμενο, ήχος, εικόνες και βίντεο. Η σύνδεση μεταξύ δεδομένων και γνώσης διερευνήθηκε μέσω των Απαραγωγικών Βάσεων Δεδομένων και του έργου Σημασιολογικού Ιστού.

Η ενοποίηση λογικών και στατιστικών τεχνικών οδήγησε στην ιδέα των Γραφημάτων Γνώσης όπως τα γνωρίζουμε σήμερα, που αντιμετωπίζουν προκλήσεις Μεγάλων Δεδομένων. Η ιδέα της δομημένης γνώσης σε ένα γράφημα εισήχθη για πρώτη φορά από τον Stokman το 1988 και το 2012 αυτή η ιδέα κέρδισε μεγάλη προσοχή, μετά τη χρήση της στη μηχανή αναζήτησης της Google. Το KG της Google, ένα από τα πιο σημαντικά έργα σε γραφήματα γνώσης ανακοινώθηκε το 2016 και περιέχει περισσότερα από 70 δισεκατομμύρια στοιχεία . Αργότερα, υιοθετήθηκε από μεγάλες εταιρείες αλλά και στον ακαδημαϊκό κόσμο, επιτρέποντας τους να αναπτύσσουν τεχνολογίες βάσεων δεδομένων και γλώσσες αναζήτησης γραφημάτων. (Gutierrez & Sequeda, 2021)

Τα KG θεωρούνται ως ένα εξελισσόμενο έργο και όραμα παρά ως ένα συγκεκριμένο σύστημα, που αντικατοπτρίζει τις συνεχείς προόδους και προκλήσεις στον τομέα της διαχείρισης δεδομένων και γνώσης. Η σημασία των νέων ερευνητών να κατανοήσουν τις ιστορικές εξελίξεις των KG κρίνεται αναγκαία ώστε να εμπνευστούν και έπειτα να εμπνεύσουν την μελλοντική έρευνα.

2.2 Εισαγωγή

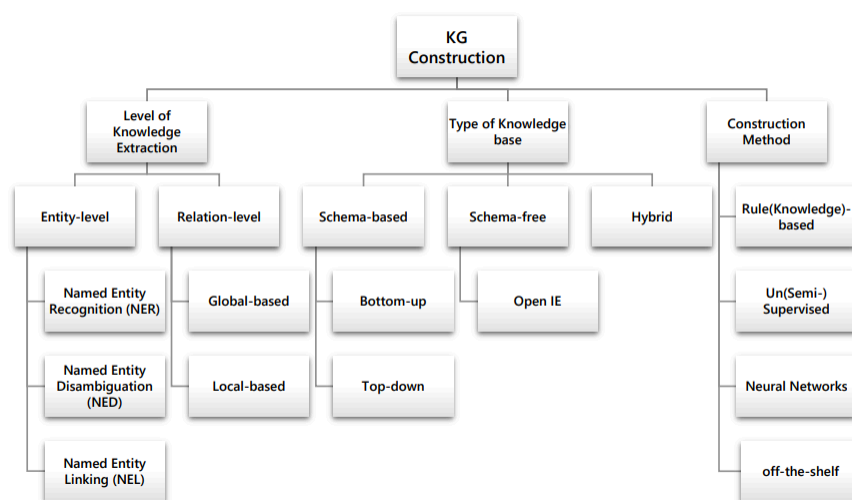
Τα γραφήματα γνώσης έχουν φέρει επανάσταση στην αναπαράσταση γνώσης, βοηθώντας τόσο τους ανθρώπους όσο και τις μηχανές στη κατανόηση και στην ερμηνεία της, σε διάφορους τομείς. Παρά την έλλειψη των υπάρχοντων περιορισμών στις κατασκευαστικές προσεγγίσεις, αυτά τα KG είναι απαραίτητα για την αντιμετώπιση πραγματικών ζητημάτων. Διαδραματίζουν κρίσιμο ρόλο στη διαχείριση δεδομένων και στις εφαρμογές Τεχνητής Νοημοσύνης συνδέοντας οντότητες μέσω σημασιολογικά αλληλένδετων σχέσεων. Η ενσωμάτωση τους έχει βελτιώσει την ανάλυση δεδομένων μεγάλης κλίμακας και την διασύνδεση τους. (Zamini et al., 2022)

Ένα γράφημα γνώσης είναι ένα απλό αλλά ισχυρό μοντέλο δεδομένων που αποτελείται από οντότητες με χαρακτηριστικά και σχέσεις. Η δημοτικότητά του αυξήθηκε το 2012 από την Google όπως αναφέρθηκε στην προηγούμενη Ενότητα. Οι όροι γράφημα γνώσης και οντολογία συχνά θεωρούνται συνώνυμοι, αλλά σύμφωνα με τους Ehrlinger και

Wöss (2016), το γράφημα γνώσης είναι πιο σύνθετο καθώς περιλαμβάνει μια μηχανή συλλογιστικής και ενσωματώνει πολλές πηγές δεδομένων. Οι μηχανές συλλογισμού για γραφήματα γνώσης συχνά βασίζονται στην τεχνητή νοημοσύνη, όπως τα νευρωνικά δίκτυα γραφημάτων, τα οποία είναι μια κατηγορία αλγορίθμων μηχανικής μάθησης που επεξεργάζονται γραφήματα ως εισόδους (Agora, 2020). Η προώθηση των γραφημάτων γνώσης ξεκίνησε από την κοινότητα του σημασιολογικού Ιστού με σκοπό να γίνει το Διαδίκτυο αναγνώσιμο από μηχανές (Ehrlinger και Wöss, 2016). Τρία βασικά χαρακτηριστικά κάνουν τα γραφήματα γνώσης ενδιαφέροντα για τις επιχειρήσεις (Gomez-Perez et al., 2017; Zou, 2020): (1) Είναι αναγνώσιμα από μηχανές. (2) Είναι κατανοητά από τον άνθρωπο. (3) Επεκτείνουν τις πληροφορίες με το πλαίσιο και επιτρέπουν τη συλλογιστική. Τα γραφήματα γνώσης έχουν εφαρμοστεί επιτυχώς σε τομείς όπως η υγεία, η κυβερνοασφάλεια, τα οικονομικά και η εκπαίδευση (Zou, 2020), όμως στη διαχείριση της εφοδιαστικής αλυσίδας η χρήση τους είναι ακόμη ελλιπείς (Schniederjans et al., 2020). Οι λίγες υπάρχουσες δημοσιεύσεις για γραφήματα γνώσης στη διαχείριση της εφοδιαστικής αλυσίδας εστιάζουν κυρίως στον κίνδυνο και την ανθεκτικότητα και είναι πρόσφατες περισσότερα για αυτό το θέμα θα αναλυθεί στο Κεφάλαιο 3.

2.2.1 Κατασκευή των KG

Η κατασκευή τους περιλαμβάνει την εξαγωγή οντοτήτων και σχέσεων από διάφορες πηγές, με διαφορετικές μεθόδους όπως η Αναγνώριση Ονοματισμένης Οντότητας (NER) που περιλαμβάνει τη διαδικασία εύρεσης ατόμων, οργανισμών, τοποθεσιών, συμβάντων και άλλων οντοτήτων από (μη)(ημι-)δομημένες πηγές δεδομένων, η Αποσαφήνιση (NED) που στοχεύει στην εξάλειψη της ασάφειας της συναγόμενης οντότητας αντιστοιχίζοντας την στην πραγματική οντότητα του πραγματικού κόσμου και η Σύνδεση (NEL) που εκχωρεί μια μοναδική IRI που προσδιορίζεται στην ασαφή οντότητα. Η υλοποίηση τους μπορεί να είναι βασισμένη σε σχήματα, χωρίς σχήματα ή ένα υβρίδιο και των δύο προσεγγίσεων. (Abu-Salih, 2020).



Εικόνα 13: απεικονίζει την ταξινόμηση για την κατασκευή KG η οποία κατηγοριοποιείται κυρίως με βάση το επίπεδο εξαγωγής γνώσης, τον τύπο της βάσης γνώσεων και την ενσωματωμένη μέθοδο κατασκευής, (Abu-Salih, 2020)

Οι οντότητες μπορεί να είναι αντικείμενα του πραγματικού κόσμου, γεγονότα και αφηρημένες έννοιες που αντιστοιχούν σε έναν κόμβο και οι κατευθυνόμενες ακμές θεωρούνται σχέσεις. Το γράφημα γνώσης αποθηκεύει αντικειμενικές πληροφορίες δομημένες σε τριάδες τύπου RDF, οι οποίες αποτελούνται από δύο οντότητες και μία σχέση με τη μορφή (κεφαλή, σχέση, ουρά) ή (θέμα, κατηγορημα, αντικείμενο). Οι ετικέτες είναι τύποι των σχέσεων που μπορούν να συνδέσουν τα γεγονότα και οι ακμές (σχέσεις) είναι συγκεκριμένα γεγονότα που συνδέουν δύο κόμβους (οντότητες κεφαλής και ουράς). (Zamini et al., 2022)

Με την εκθετική αύξηση των δεδομένων παγκοσμίως, οι παραδοσιακές δομές γραφημάτων για την κατασκευή και χειρισμό Γραφημάτων Γνώσης αντιμετωπίζουν σημαντικές προκλήσεις. Ως απάντηση σε αυτές τις προκλήσεις, έχουν εισαχθεί μοντέλα ενσωμάτωσης πρόβλεψης συνδεσιμότητας. Αυτά τα μοντέλα έχουν σχεδιαστεί για να υπολογίζουν αποτελεσματικά τις σημασιολογικές σχέσεις μεταξύ οντοτήτων. (Zamini et al., 2022)

Η εκμάθηση αναπαράστασης γνώσης (KRL) ή η ενσωμάτωση γραφημάτων γνώσης (KGE) είναι η διαδικασία δημιουργίας αναπαράστασης διανυσμάτων, χαρακτηριστικών οντοτήτων και σχέσεων σε ένα KG για την επίλυση πολύπλοκων προβλημάτων γραφήματος. Στοχεύει να συλλάβει τις λανθάνουσες ιδιότητες της σημασιολογίας, δημιουργώντας διανύσματα για οντότητες και σχέσεις και εφαρμόζοντας συναρτήσεις βαθμολογίας για τη μέτρηση αποστάσεων σε χώρο χαμηλών διαστάσεων. Για παράδειγμα, κάθε οντότητα h σε ένα KG μπορεί να αναπαρασταθεί από ένα σημείο h στο διανυσματικό χώρο και κάθε σχέση r μπορεί να μοντελοποιηθεί ως πράξη όπως προβολή, μετάφραση κ.λπ., στο χώρο. Η διαδικασία ενσωμάτωσης σε ένα δεδομένο KG ξεκινά με τυχαία αναπαράσταση οντοτήτων και σχέσεων σε ένα διανυσματικό χώρο. Με τη βοήθεια μιας συνάρτησης αξιολόγησης, η αληθοφάνεια κάθε τριάδας θα αξιολογείται σε κάθε επανάληψη. Στη συνέχεια, τα ενσωματωμένα διανύσματα οντοτήτων και σχέσεων ενημερώνονται μέσω αλγορίθμων βελτιστοποίησης για να μεγιστοποιήσουν την παγκόσμια αληθοφάνεια των γεγονότων. (Zamini et al., 2022)

Ωστόσο, τα υπάρχοντα μοντέλα KGE συνήθως εκπαιδεύονται μόνο σε παρατηρούμενες τριάδες, περιορίζοντας την ικανότητά τους να γενικεύουν αποτελεσματικά. Για την αντιμετώπιση αυτού του περιορισμού, οι ερευνητές έχουν επικεντρωθεί στην ανάπτυξη πιο γενικευμένων μοντέλων KGE. Αυτά τα μοντέλα μπορούν να ταξινομηθούν ευρέως σε τέσσερις κατηγορίες για την πρόβλεψη σχέσεων: μεταφραστικά, αποσυνθετικά, βασισμένα σε CNN και μοντέλα βασισμένα σε νευρωνικά δίκτυα γραφημάτων. (Zamini et al., 2022)

2.2.2 Μεταφραστικά μοντέλα

Τα μεταφραστικά μοντέλα, όπως υποδηλώνει το όνομα, στοχεύουν στη μετάφραση οντοτήτων από το ένα διάστημα στο άλλο με βάση τις σχέσεις τους. Λειτουργούν με βάση την αρχή ότι η σχέση μεταξύ οντοτήτων μπορεί να αναπαρασταθεί ως μεταφράσεις στο χώρο ενσωμάτωσης. (Zamini et al., 2022)

TransE : Αυτό το μοντέλο αναπαριστά σχέσεις ως μεταφράσεις σε έναν κοινόχρηστο σημασιολογικό διανυσματικό χώρο. Παρά την απλότητά του, παλεύει να χειριστεί

περίπλοκες σχέσεις όπως ένα προς πολλά και πολλά προς πολλά. Επεκτάσεις όπως TransH, TransR, TransD, TransM και TransW έχουν προταθεί για την αντιμετώπιση αυτών των περιορισμών.

TransH: Μοντελοποιεί τις σχέσεις ως μεταφράσεις σε υπερεπίπεδα, επιτρέποντας διακριτές αναπαραστάσεις οντοτήτων και αντιμετωπίζοντας αποτελεσματικά το ζήτημα των πολύπλοκων σχέσεων. Δείχνει βελτιώσεις σε σχέση με το TransE στις εργασίες πρόβλεψης συνδέσμων και τριπλής ταξινόμησης.

TransR: Αυτό το μοντέλο διαχωρίζει τις ενσωματώσεις οντοτήτων και σχέσεων σε διαφορετικούς διανυσματικούς χώρους και στη συνέχεια δημιουργεί μεταφράσεις συγκεκριμένες για κάθε σχέση. Χρησιμοποιώντας έναν πίνακα προβολής, ενισχύει την αναπαράσταση οντοτήτων και σχέσεων και ξεπερνά τα TransE και TransH σε διάφορες εργασίες αξιολόγησης.

TransD: Χρησιμοποιεί δύο διανύσματα για να αναπαραστήσει οντότητες ή σχέσεις: το ένα καταγράφει το νόημα, ενώ το άλλο κατασκευάζει έναν πίνακα δυναμικής αντιστοίχισης. Αυτό απλοποιεί την πολυπλοκότητα του TransR ενώ βελτιώνει την απόδοση σε εργασίες πρόβλεψης συνδέσμων και ταξινόμησης τριπλών.

TransM: Αξιοποιώντας τη δομή του γραφήματος γνώσης, το TransM εισάγει μια ευέλικτη βέλτιστη συνάρτηση που λαμβάνει υπόψη τα προ-υπολογισμένα βάρη που αντιστοιχούν σε σχέσεις. Ξεπερνά το TransE στον χειρισμό ετερογενών ιδιοτήτων χαρτογράφησης γραφημάτων γνώσης.

TransW: Αυτό το μοντέλο χρησιμοποιεί ενσωματώσεις λέξεων για να εμπλουτίσει τις ενσωματώσεις γραφημάτων γνώσης, ιδιαίτερα για την αντιμετώπιση αόρατων οντοτήτων ή σχέσεων. Ενσωματώνοντας λέξεις και χρησιμοποιώντας μια προσέγγιση γραμμικού συνδυασμού, το TransW επιτυγχάνει ανώτερη απόδοση σε σύγκριση με προηγούμενες μεταφραστικές προσεγγίσεις.

RotatE: Σε αντίθεση με άλλα μεταφραστικά μοντέλα, το RotatE εστιάζει στην εξαγωγή μοτίβων σχέσεων όπως η συμμετρία και η αντισυμμετρία μέσω περιστροφών σε έναν σύνθετο διανυσματικό χώρο. Στοχεύει να μοντελοποιήσει και να συναγάγει αυτά τα χαρακτηριστικά ταυτόχρονα, προσφέροντας πληροφορίες για διάφορους τύπους σχέσεων σε γραφήματα γνώσης.

HAKE: Παρόμοιο με το RotatE, το HAKE είναι ένα μοντέλο μεταφραστικής απόστασης αλλά δίνει έμφαση στη μοντελοποίηση της σημασιολογικής ιεραρχίας και όχι στα μοτίβα σχέσεων. Θεωρεί ρητά τις πληροφορίες συντελεστών για να συλλάβει το σημασιολογικό βάθος, οδηγώντας σε πιο λεπτές αναπαραστάσεις οντοτήτων και σχέσεων.

Model	Score Function	Memory Complexity
TransE	$\ h + r - t\ _{\frac{1}{2}}$	$O(N_e d + N_r d)$
TransH	$\ (h - w_r^T h w_r) + d_r - (t - w_r^T t w_r)\ _2^2$	$O(N_e d + N_r d)$
TransR	$\ M_r h + M_r t\ _2^2$	$O(N_e d + N_r(d^2 + d))$
TransD	$\ (r_p h_p^T + I)h + r - (r_p r_p^T + I)t\ _2^2$	$O(2N_e d + 2N_r d)$
TransM	$w_r \ h + r - t\ _{\frac{1}{2}}$	$O(N_e d + N_r k)$
TransW	$\ (\sum h_i \otimes w_{hi} + b_{hi}) + \sum r_i \otimes w_{ri} - (\sum r_i \otimes w_{ri} + b_{ri})\ _{1/2}^2$	
RotatE	$- \ h \odot r - t\ $	$O(2N_e d + 2N_r d)$
HAKE	$\ h_m \circ r_m - t_m\ _2 + \lambda \ \sin((h_p + r_p - t_p)/2)\ _1$	$O(2N_e d + 2N_r d)$

Εικόνα 14: Λειτουργίες βαθμολόγησης υπερσύγχρονων μοντέλων ενσωμάτωσης γραφημάτων γνώσης με βάση τη μετάφραση, (Zamini et al., 2022)

2.2.3 Μοντέλα αποσύνθεσης

Τα μοντέλα αποσύνθεσης αποσυνθέτουν τις σχέσεις σε πολλαπλά συστατικά, επιτρέποντας πιο λεπτομερή αναπαράσταση των σχέσεων. Αναλύοντας τις σχέσεις σε συστατικά μέρη, αυτά τα μοντέλα μπορούν να συλλάβουν πολύπλοκες αλληλεπιδράσεις μεταξύ οντοτήτων. (Zamini et al., 2022)

RESCAL: Αυτό το μοντέλο χρησιμοποιεί μια προσέγγιση στατιστικής σχεσιακής μάθησης για την αντιμετώπιση της αβεβαιότητας και των πολύπλοκων σχεσιακών δομών. Αντιπροσωπεύει οντότητες που χρησιμοποιούν διανύσματα και μοντελοποιεί αλληλεπιδράσεις ανά ζεύγη μεταξύ λανθάνοντων παραγόντων χρησιμοποιώντας πίνακες. Ωστόσο, το RESCAL πάσχει από μεγάλο αριθμό παραμέτρων ($O(d^2)$), καθιστώντας το επιρρεπές σε υπερπροσαρμογή και ακατάλληλο για σύνολα δεδομένων με πολλούς τύπους σχέσεων.

DistMult: Το DistMult απλοποιεί το RESCAL χρησιμοποιώντας διγραμμικούς διαγώνιους πίνακες, μειώνοντας τον αριθμό των παραμέτρων σε $O(d)$ ανά σχέση. Ωστόσο, μπορεί να χειριστεί μόνο συμμετρικές σχέσεις λόγω της χρήσης διαγώνιων πινάκων. Ενώ κλιμακώνεται καλά σε μεγάλα γραφήματα γνώσης, στερείται εκφραστικότητας για ασύμμετρες σχέσεις.

ComplEx: Το ComplEx στοχεύει στη βελτίωση της μοντελοποίησης ασύμμετρων σχέσεων χρησιμοποιώντας ενσωματώσεις σύνθετης αξίας. Χρησιμοποιεί το προϊόν Hermitian για να συναγάγει νέες σχεσιακές τριπλέτες, επιτρέποντάς του να χειρίζεται αποτελεσματικά τις ασύμμετρες σχέσεις. Οι ενσωματώσεις οντοτήτων και σχέσεων αναπαρίστανται σε έναν πολύπλοκο χώρο, ενισχύοντας την ικανότητα του μοντέλου να καταγράφει ασύμμετρες σχέσεις.

Model	Score Function	Memory Complexity
RESCAL	$h.W_r.t$	$O(N_e d + N_r d^2)$
DistMult	$\langle h, r, t \rangle$	$O(N_e d + N_r d)$
ComplEx	$Re(\langle h, r, \bar{t} \rangle)$	$O(2N_e d + 2N_r d)$
Quaternion	$h \otimes r^{\triangleleft}.t$	$O(N_e d + N_r d)$
DualE	$h \otimes r^{\triangleleft}.t$	$O(N_e d + N_r d)$
Tucker	$W \times_1 h^T \times_2 M_r \times_3 t$	$O(N_e d + N_r d + d_e d_r d_e)$

Εικόνα 15: Συναρτήσεις βαθμολόγησης προηγμένων μοντέλων ενσωμάτωσης γραφημάτων γνώσης με βάση την αποσύνθεση τανυστών, (Zamini et al., 2022)

2.2.4 Υπερσύνθετα μοντέλα

Αυτά τα μοντέλα, συμπεριλαμβανομένων των μοντέλων που βασίζονται σε τεταρτοταγή, επεκτείνουν τις δυνατότητες των DistMult και ComplEx αξιοποιώντας υπερσύνθετους χώρους. Κάθε ενσωμάτωση τεταρτοταγούς είναι ένα διάνυσμα στον υπερσύνθετο χώρο H , ενισχύοντας την εκφραστικότητα σε σύγκριση με τους τυπικούς διανυσματικούς χώρους. Ωστόσο, αυτά τα μοντέλα αγωνίζονται να αναπαραστήσουν ιεραρχικές δομές και πολλαπλές σχέσεις μεταξύ οντοτήτων ταυτόχρονα. (Zamini et al., 2022)

Dual Quaternion KGE (DualE): Το DualE αντιμετωπίζει τους περιορισμούς των υπερσύνθετων μοντέλων ενσωματώνοντας λειτουργίες μετάφρασης και περιστροφής εντός του χώρου διπλού τεταρτοταγούς. Ενοποιεί αυτές τις λειτουργίες για να παρέχει πιο ολοκληρωμένες ενσωματώσεις, υπερβαίνοντας παράλληλα ζητήματα που σχετίζονται με ιεραρχικές δομές και πολλαπλές σχέσεις μεταξύ οντοτήτων.

Αποσύνθεση Tucker: Ο Tucker χρησιμοποιεί ένα διαφορετικό μοντέλο αποσύνθεσης για να υπολογίσει έναν μικρότερο τανυστή πυρήνα και μια ακολουθία πινάκων που αντιπροσωπεύουν τις ενσωματώσεις οντοτήτων και σχέσεων ξεχωριστά. Αυτή η προσέγγιση προσφέρει μια εναλλακτική λύση στα μοντέλα που βασίζονται σε προϊόντα τανυστή, παρέχοντας δυνητικά πιο αποτελεσματικές αναπαραστάσεις για γραφήματα γνώσης.

2.2.5 Μοντέλα που βασίζονται στο CNN

Τα μοντέλα που βασίζονται σε συνελκτικό νευρωνικό δίκτυο (CNN) αξιοποιούν τη λειτουργία συνέλιξης για την εξαγωγή χαρακτηριστικών από τα δεδομένα εισόδου. Στο πλαίσιο των KGE, τα μοντέλα που βασίζονται σε CNN λειτουργούν σε δομημένες αναπαραστάσεις οντοτήτων και σχέσεων και την εκμάθηση ενσωμάτωσης. Αυτά τα μοντέλα μπορούν να αποτυπώσουν τοπικά μοτίβα και ιεραρχίες μέσα στο γράφημα γνώσης. (Zamini et al., 2022)

ConvE: Αυτό το μοντέλο χρησιμοποιεί 2D συνελκτικά επίπεδα για την πρόβλεψη συνδέσμων, συλλαμβάνοντας αποτελεσματικά παγκόσμιες πληροφορίες. Δημιουργεί τανυστές χαρτών χαρακτηριστικών από συνελκτικά φίλτρα για εξαγωγή χαρακτηριστικών. Ωστόσο, παραμένει ρηχό και απαιτεί βαθύτερη εξερεύνηση για τη βελτίωση της απόδοσης.

HypER: Παρόμοια με το ConvE, το HypER χρησιμοποιεί συνέλιξεις αλλά ενσωματώνει πλήρως συνδεδεμένα επίπεδα για να ενισχύσει την εκφραστικότητα. Αποφεύγει το τύλιγμα και δημιουργεί συνελκτικά φίλτρα για συγκεκριμένες σχέσεις.

InteractE: Για να αυξήσει τον αριθμό των αλληλεπιδράσεων μεταξύ οντοτήτων και ενσωμάτωσης σχέσεων, το InteractE εισάγει πολλαπλές μεταθέσεις, ενισχύοντας τις αλληλεπιδράσεις χαρακτηριστικών μέσω κυκλικής συνέλιξης. Αυτό βελτιώνει τη μάθηση αναπαράστασης.

ConvKB: Το ConvKB επεκτείνει το ConvE παραλείποντας λειτουργίες αναμόρφωσης, κωδικοποιώντας απευθείας παραστάσεις στη λειτουργία συνέλιξης. Αποτυπώνει αποτελεσματικά τις παγκόσμιες σχέσεις και τα μεταβατικά χαρακτηριστικά.

ConEx: Το ConEx χρησιμοποιεί σύνθεση προϊόντος Hadamard από 2D συνέλιξη, μετασχηματισμό συγγένειας και εσωτερικό προϊόν Ερμιτιανό σε ενσωματώσεις σύνθετης αξίας. Χρησιμοποιεί τις ασύμμετρες ιδιότητες των προϊόντων Hermitian για βελτιωμένη εκφραστικότητα.

Model	Score Function	Memory Complexity
ConvE	$f(\text{vec}(f(\begin{bmatrix} h; r \end{bmatrix}) * \Omega)W)t$	$O(N_e d + N_r d + T m_\Omega n_\Omega + T d(2d_m - m_\Omega + 1)(d_n - n_\Omega + 1))$
ConvKB	$\text{concat}(f(\begin{bmatrix} h; r; t \end{bmatrix}) * \Omega)w$	$O(N_e d + N_r k + 4T)$
HypER	$f(\text{vec}(h * \text{vec}^{-1}(w_r H))W)t$	$O(N_e d + N_r d)$
InteractE	$f(f(\text{perm}(\begin{bmatrix} h; r \end{bmatrix}) \otimes w)W + b)t$	$O(N_e d + N_r d + T m_\Omega n_\Omega + 2T p d^2)$
ConEx	$\text{Re}(\langle \text{conv}(h, r), h, r, \bar{t} \rangle)$	

Εικόνα 16: Λειτουργίες βαθμολόγησης υπερσύνγχρονων συνελκτικών μοντέλων ενσωμάτωσης γραφημάτων γνώσης, (Zamini et al., 2022)

2.2.6 Μοντέλα βασισμένα σε νευρωνικά δίκτυα γραφημάτων

Τα νευρωνικά δίκτυα γραφημάτων (GNN) έχουν αναδειχθεί ως ισχυρά εργαλεία για την εκμάθηση αναπαραστάσεων δομημένων δεδομένων γραφημάτων. Στο τομέα των KGE, τα μοντέλα που βασίζονται σε GNN αξιοποιούν την εγγενή δομή γραφημάτων των KG για να μάθουν την ενσωμάτωση οντοτήτων και σχέσεων. Με την συγκέντρωση πληροφοριών από γειτονικές οντότητες και σχέσεις, αυτά τα μοντέλα μπορούν να συλλάβουν παγκόσμια μοτίβα και εξαρτήσεις μέσα στο γράφημα γνώσης. (Zamini et al., 2022)

Οι SME προβάλλουν οντότητες και σχέσεις σε διανυσματικές ενσωματώσεις, αποτυπώνοντας τις ομοιότητες και την πολυπλοκότητά τους. Υπολογίζει μια ενεργειακή συνάρτηση χρησιμοποιώντας ένα νευρωνικό δίκτυο για να εξάγει τα σχετικά στοιχεία της ενσωμάτωσης κάθε ορίσματος. Το μοντέλο εκχωρεί χαμηλές ενέργειες σε εύλογες τρίδυμες στο πολυσχεσιακό γράφημα συνδυάζοντας συναρτήσεις οντότητας κεφαλής και σχέσης και συναρτήσεις οντότητας ουράς και σχέσης στο κρυφό στρώμα, και στη συνέχεια υπολογίζοντας τη βαθμολογία γεγονότων μέσω του γινομένου κουκίδων τους.

Το NTN αντιπροσωπεύει τις οντότητες ως τον μέσο όρο των διανυσμάτων λέξεων τους και χρησιμοποιεί ένα δίγραμμο επίπεδο τανυστή για να συσχετίσει δύο διανύσματα οντοτήτων σε πολλαπλές διαστάσεις. Υπολογίζει τις σχέσεις μέσω μιας συνάρτησης που βασίζεται σε NTN.

Ωστόσο, και τα δύο μοντέλα υποφέρουν από ρηχά και λιγότερο εκφραστικά χαρακτηριστικά σε σύγκριση με τα μοντέλα πολλαπλών επιπέδων, περιορίζοντας την απόδοσή τους. Δίνουν προτεραιότητα στην ταχύτητα έναντι της ακρίβειας χρησιμοποιώντας απλές πράξεις όπως εσωτερικά γινόμενα και πολλαπλασιασμούς πινάκων στον χώρο ενσωμάτωσης. Η αύξηση του μεγέθους της ενσωμάτωσης ενισχύει την εκφραστικότητα αλλά απαιτεί περισσότερη μνήμη. Για παράδειγμα, ένα μοντέλο DistMult με μέγεθος

ενσωμάτωσης 200 στο σύνολο δεδομένων Freebase θα χρειαζόταν 33 GB μνήμης για τις παραμέτρους του. Για την αντιμετώπιση της υπερ προσαρμογής σε πλήρως συνδεδεμένα μοντέλα, χρησιμοποιούνται συνελκτικά επίπεδα, βελτιστοποιημένα για GPU.

Model	Score Function	Memory Complexity
SME	$g_{left}(h, r)^T g_{right}(r, t)$	$O(N_e d + N_r d)$
NTN	$r^T \tanh(h^T \hat{M} t + M_{r1} h + M_{r2} t + b_r)$	$O(N_e d + N_r d^2)$

Εικόνα 17: Μοντέλα που βασίζονται σε συνελκτικές, (Zamini et al., 2022)

2.3 Παρουσίαση περιπτώσεων χρήση των KG's σε διάφορους τομείς

Η ανεύρεση, η επαναχρησιμοποίηση και η σύνδεση της γνώσης ανάμεσα σε διαφορετικά πεδία, αποτελεί μία σημαντική μελλοντική πρόκληση. Αυτή η διαδικασία απαιτεί την εξαγωγή εξειδικευμένης γνώσης ανά τομέα. Στη συνέχεια, παρουσιάζονται ορισμένες περιπτώσεις χρήσης που δείχνουν την σημασία των KGs σε πολλούς τομείς. (Sheth et al. 2019)

Περίπτωση χρήσης 1: Ρομπότ μαγειρικής

Η ανάπτυξη ενός ρομπότ μαγειρικής απαιτεί τη συνδυαστική γνώση από διάφορους τομείς. Αυτό περιλαμβάνει τη λήψη αισθητηριακών δεδομένων για την κατανόηση του περιβάλλοντος, την αναπαράσταση αυτής της γνώσης για τη μοντελοποίηση του περιβάλλοντος και την εφαρμογή μηχανισμών συλλογισμού που ενσωματώνουν διατομεακή γνώση. Επιπλέον, χρειάζονται φιλικές προς τον χρήστη διεπαφές (GUI ή chatbots) για τη διευκόλυνση της αλληλεπίδρασης. Ένα παράδειγμα τέτοιας προσπάθειας είναι το RoboBrain, το οποίο προσπαθεί να συλλέξει πολυτροπική γνώση για να κάνει τα ρομπότ πιο ικανά σε διάφορους τομείς, όπως η μαγειρική.

Περίπτωση χρήσης 2: Γνωστική επιστήμη

Το πεδίο της γνωστικής επιστήμης περιλαμβάνει ποικίλες μορφές ανθρώπινης νοημοσύνης, όπως η γλωσσική, η μαθηματική, η κοινωνική και η συναισθηματική. Για να αναπτυχθούν έξυπνοι βοηθοί τεχνητής νοημοσύνης, όπως η Amazon Alexa, είναι απαραίτητη η ενσωμάτωση γνώσεων από διάφορους τομείς, όπως οι κοινωνικές αλληλεπιδράσεις, οι συναισθηματικές εκφράσεις και οι γλωσσικές παραλλαγές της φυσικής γλώσσας. (Sheth et al. 2019)

Περίπτωση χρήσης 3: Αυτοοδηγούμενα αυτοκίνητα

Ερευνητές προσπαθούν να ενσωματώσουν έννοιες ενσυναίσθησης και ηθικής στα αυτοοδηγούμενα οχήματα. Για παράδειγμα, η πλατφόρμα "Morale Machine" του MIT συγκεντρώνει ανθρώπινες απόψεις σχετικά με ηθικές αποφάσεις για να μοντελοποιήσει την ηθική νοημοσύνη σε μηχανές. Για να μπορέσουν οι τεχνητοί πράκτορες να μιμηθούν τα ανθρώπινα συναισθήματα και αποφάσεις, απαιτείται η μοντελοποίηση της ανθρώπινης ηθικής και της ενσυναίσθησης. (Sheth et al. 2019)

Περίπτωση χρήσης 4: Υγειονομικά chatbots

Η IBM Watson ανέπτυξε έξυπνους πράκτορες για την υγειονομική περίθαλψη, οι οποίοι εξατομικεύουν τις αλληλεπιδράσεις με ασθενείς. Αυτά τα chatbots είναι σχεδιασμένα να απαντούν σε περίπλοκα ερωτήματα υγείας με απλή γλώσσα. Η ανάπτυξή τους απαιτεί γνώση του περιβάλλοντος, ιατρικά δεδομένα και αποτελεσματική επικοινωνία μεταξύ ασθενών και γιατρών. Υπάρχουν ήδη παραδείγματα chatbot για την αντιμετώπιση συγκεκριμένων ασθενειών, όπως το άσθμα, η κατάθλιψη και η παχυσαρκία.(Sheth et al.2019)

2.2.1 Προκλήσεις που προκύπτουν κατά την δημιουργία των KG's

Οι παραπάνω περιπτώσεις χρήσης αναδεικνύουν διάφορες προκλήσεις που καλούνται να αντιμετωπίσουν οι ερευνητές.

Κατανόηση του περιβάλλοντος: Με την ανάπτυξη συστημάτων τεχνητής νοημοσύνης, όπως οι εικονικοί συνομιλητές, το πλαίσιο στο οποίο πραγματοποιείται μια συζήτηση είναι ζωτικής σημασίας για πιο φυσικές αλληλεπιδράσεις. Παρόλο που η χρήση αλγορίθμων ενισχυτικής μάθησης στοχεύει στην κατανόηση αυτού του πλαισίου, τα KGs φαίνεται να προσφέρουν νέες δυνατότητες, αφού μπορούν να αναπαραστήσουν κρίσιμες παραμέτρους όπως η προέλευση, ο χρόνος, η τοποθεσία και η αβεβαιότητα. Αυτό βοηθά και στον έλεγχο της εγκυρότητας των δεδομένων, ειδικά όταν αυτά περιλαμβάνουν χωροχρονικά γεγονότα.(Sheth et al.2019)

Εξαγωγή εξειδικευμένης γνώσης: Ενώ τα KGs είναι χρήσιμα σε διάφορους τομείς, η εξειδικευμένη γνώση για συγκεκριμένες εφαρμογές παραμένει ουσιαστική. Τα γενικά KGs, όπως το DBpedia, συχνά δεν μπορούν να καλύψουν τις ανάγκες εξειδικευμένων εφαρμογών. Επομένως, είναι απαραίτητο να αναπτύσσονται μέθοδοι που να βελτιώνουν την εξαγωγή και την τυποποίηση των δεδομένων, ειδικά όταν πρόκειται για πραγματικούς τομείς γνώσης.

Ευθυγράμμιση της γνώσης: Καθώς τα KGs προέρχονται από πολλαπλές πηγές και τεχνολογίες, η ενοποίηση και η ευθυγράμμισή τους είναι μια μεγάλη πρόκληση. Για παράδειγμα, ένα αντικείμενο μπορεί να περιγράφεται με διαφορετικούς τρόπους ανάλογα με το KG. Τεχνικές φυσικής γλώσσας και μηχανικής μάθησης χρησιμοποιούνται για να διευκολύνουν τη σύγκλιση αυτών των διαφορετικών αναπαραστάσεων.(Sheth et al.2019)

KG σε πραγματικό χρόνο: Η διαχείριση δεδομένων ροής και δεδομένων σε πραγματικό χρόνο αποτελεί νέα πρόκληση. Οι βιομηχανίες αναζητούν λύσεις για την ανάλυση πολυτροπικών δεδομένων σχεδόν σε πραγματικό χρόνο. Παρόλο που τα KGs για μεγάλα δεδομένα έχουν ήδη προσελκύσει το ενδιαφέρον, η ανάπτυξη KGs που μπορούν να χειριστούν γρήγορα δεδομένα με αποτελεσματικότητα παραμένει ενεργός τομέας έρευνας.

Ποιότητα και ακρίβεια των KGs: Οι μέθοδοι εξαγωγής γνώσης ποικίλλουν από χειροκίνητες έως αυτόματες και μπορεί να οδηγήσουν σε λάθη ή σε ελλιπή δεδομένα. Οι ερευνητές εργάζονται πάνω σε μεθόδους που βελτιώνουν την ποιότητα των KGs, με στόχο τη

διόρθωση των λαθών και την προσθήκη των απαραίτητων πληροφοριών, εξασφαλίζοντας επίσης την εγκυρότητα με την πάροδο του χρόνου.(Sheth et al.2019)

Δυναμικά KGs: Τα στατικά KGs, όπως το DBpedia, δεν μπορούν να συλλάβουν τη ροή πληροφοριών που αλλάζει με την πάροδο του χρόνου. Η διαχείριση γεγονότων που εξελίσσονται (π.χ., εκλογές ή φυσικές καταστροφές) απαιτεί από τα KGs να προσαρμόζονται σε πραγματικό χρόνο και να αναλύουν τάσεις και γεγονότα. Τα προσαρμοστικά KGs μπορούν να διαχειριστούν χωροχρονικά δεδομένα που μεταβάλλονται συνεχώς, επιτρέποντας την ενημέρωση των πληροφοριών.(Sheth et al.2019)

2.4 Γραφήματα Γνώσης σε διάφορους τομείς της καθημερινότητας

Η ευρεία αποδοχή και ανάπτυξη των Knowledge Graphs προέκυψε λόγω της ικανότητάς τους να αναπαριστούν με σαφή και οργανωμένο τρόπο την πολυπλοκότητα των δεδομένων, όπως είδαμε παραπάνω . Σήμερα, οι τεχνικές κατασκευής τους ποικίλλουν, καλύπτοντας από διαδικασίες εξαγωγής οντοτήτων και σχέσεων έως πολύπλοκες μεθόδους ενσωμάτωσης δεδομένων από διαφορετικές πηγές. Καθώς αναπτύσσονται, τα Knowledge Graphs βρίσκουν πρακτική εφαρμογή σε πολλούς τομείς της καθημερινότητας, όπως η υγεία, η εκπαίδευση, η οικονομία, και οι κοινωνικές επιστήμες. Σε αυτούς τους τομείς, η αξιοποίηση των KGs επιτρέπει τη βελτιστοποίηση διαδικασιών, την υποστήριξη αποφάσεων και τη διευκόλυνση της διασύνδεσης σύνθετων πληροφοριών, ενισχύοντας έτσι την κατανόηση και την καινοτομία. Η μετάβαση από τη θεωρητική κατασκευή των KGs στη χρήση τους σε πραγματικές εφαρμογές αποδεικνύει την αξία τους ως εργαλείο που προσαρμόζεται στις ανάγκες της σύγχρονης κοινωνίας και οικονομίας. Ας δούμε μερικά παραδείγματα παρακάτω.

2.4.1 Τα Knowledge Graph στην εκπαίδευση

Όπως όλοι γνωρίζουν οι εκπαίδευση διαδραματίζει μεγάλο ρόλο στην ανάπτυξη της ανθρώπινης κοινωνίας. Συγκεκριμένα, στην εποχή των μεγάλων δεδομένων και της πληροφορίας, η επεξεργασία δεδομένων γίνεται μια πρόκληση λόγω των πολύπλοκων και αδόμητων δεδομένων της. Ως εκ τούτου, τα ευφυή εκπαιδευτικά συστήματα τείνουν να εφαρμόζουν δομημένα δεδομένα, όπως τα γραφήματα γνώσης.(Peng et al., 2023)

Αρκετές εφαρμογές που βασίζονται σε γραφήματα γνώσης επικεντρώνονται στην υποστήριξη της διδασκαλίας και της μάθησης. Για παράδειγμα, λαμβάνοντας υπόψη τη σημασία των εργασιών κατανομής μαθημάτων στο πανεπιστήμιο, οι Aliyu et al. πρότειναν μια προσέγγιση διαχείρισης μαθημάτων βάσει γραφημάτων γνώσης για την επίτευξη αυτόματης κατανομής μαθημάτων. Κατασκεύασαν ένα γράφημα γνώσης μαθημάτων στο οποίο οι οντότητες είναι μαθήματα, διδάσκοντες, βιβλία μαθημάτων και συγγραφείς προκειμένου να προτείνουν σχετικά μαθήματα στους φοιτητές.Οι Chen et al. παρουσίασαν το KnowEdu, ένα σύστημα για την κατασκευή γραφημάτων εκπαιδευτικής γνώσης, το οποίο δημιουργεί αυτόματα γραφήματα γνώσης για μάθηση και διδασκαλία στα σχολεία. Πρώτον, το KnowEdu εξάγει τις διδακτικές έννοιες των θεμάτων και των μαθημάτων ως χαρακτηριστικά της οντότητας. Στη συνέχεια, προσδιορίζει τις εκπαιδευτικές σχέσεις με

βάση τις αξιολογήσεις και τις δραστηριότητες των μαθητών για να κάνει το διδακτικό αποτέλεσμα πιο αξιοσημείωτο.(Peng et al., 2023)

Οι παραπάνω εφαρμογές βασισμένες σε γραφήματα γνώσης είναι αφιερωμένες στην βελτίωση της ποιότητας της διδασκαλίας σε σχολεία εξ αποστάσεως. Αυτή η ανάγκη δημιουργήθηκε έντονα κατά την διάρκεια της πανδημίας COVID-19 , όπου τότε η διαδικτυακή μελέτη έγινε ένας αναγκαίος τρόπος μάθησης. Η διαδικτυακή μάθηση είναι βασικό μέρος της εκπαίδευσης και είναι απαραίτητη να βελτιωθεί η ποιότητα της για να προωθηθεί η ανάπτυξη της εκπαίδευσης. Τέλος εφαρμογές που βασίζονται σε γραφήματα γνώσης μπορούν να αντιμετωπίσουν περίπλοκα εκπαιδευτικά δεδομένα και κάνουν τόσο την offline όσο και την online εκπαίδευση πιο βολική και αποτελεσματική.(Peng et al., 2023)

2.4.2 Τα Knowledge Graph στα Κοινωνικά Δίκτυα

2.4.2.1 Κατασκευή γραφημάτων γνώσης με βάση δικαστικών δεδομένων στα Social Media

Η ταχεία ανάπτυξη της τεχνολογίας του Διαδικτύου οδήγησε στη συσσώρευση τεράστιων ποσοτήτων δεδομένων, συμπεριλαμβανομένων των δικαστικών, τα οποία γίνονται όλο και περισσότερα δημόσια. Η τεχνολογία γραφημάτων γνώσης προτείνεται ως εργαλείο για τη δημιουργία ενός δικτύου σχέσεων μεταξύ των μέσων κοινωνικής δικτύωσης και των νομικών προσώπων, ενισχύοντας την κατανόηση της νομικής γνώσης. (Lian et al., 2017)

Στην ουσία η διαδικασία κατασκευής ενός γραφήματος γνώσης, χρησιμοποιώντας νομικές πληροφορίες από έγγραφα και μέσα κοινωνικής δικτύωσης γίνεται με μία προσέγγιση από κάτω προς τα πάνω για την εξαγωγή μοτίβων από δημόσια δεδομένα, που περιγράφονται από 3 επίπεδα: εξαγωγή οντοτήτων, συγχώνευση γνώσης και επεξεργασία. Αυτά τα επίπεδα στοχεύουν στην εξαγωγή προτύπων από δημόσια δεδομένα, την ενσωμάτωση νέων, και τη βελτίωση της εξαγόμενης γνώσης για να σχηματιστεί ένα δομημένο σύστημα γνώσης. Η εξαγωγή πληροφοριών διαδραματίζει κρίσιμο ρόλο στα αρχικά στάδια της κατασκευής γραφήματος γνώσης καθώς περιλαμβάνει την εξαγωγή οντοτήτων, σχέσεων και χαρακτηριστικών από ημιδομημένες και δομημένες πηγές δεδομένων. Ο εντοπισμός και εξαγωγή οντοτήτων γίνεται εντός δεδομένων κειμένων ενώ η εξαγωγή των σχέσεων στοχεύει στην αποκάλυψη σημασιολογικών συνδέσεων μεταξύ οντοτήτων. Η εξαγωγή χαρακτηριστικών επιδιώκει τη λήψη πληροφοριών που σχετίζονται με συγκεκριμένες οντότητες από διάφορες πηγές. Στη συνέχεια, η συγχώνευση γνώσης χρησιμοποιείται για τον καθορισμό και την ενοποίηση εξαγόμενων πληροφοριών, αντιμετωπίζοντας τον πλεονασμό και τις επίπεδες σχέσεις μεταξύ οντοτήτων. Στην επεξεργασία της γνώσης περιλαμβάνεται η κατασκευή οντολογίας ο συλλογισμός γνώσης και η αξιολόγηση της ποιότητας. Η κατασκευή οντολογίας συνεπάγεται με τον καθορισμό εννοιών και σχέσεων, ενώ ο συλλογισμός γνώσης στοχεύει στον εμπλουτισμό του δικτύου γνώσης με τη δημιουργία νέων σχέσεων μεταξύ οντοτήτων. Η αξιολόγηση της ποιότητας εισάγεται για να αξιολογηθεί η αξιοπιστία της γνώσης και να διασφαλιστεί η ποιότητα του γραφήματος γνώσης απορρίπτοντας πληροφορίες χαμηλότερης εμπιστοσύνης.(Lian et al., 2017)

2.4.2.2 Σημασία της χρήσης γραφήματος γνώσης στη βελτίωση ανίχνευσης τάσεων αυτοκτονίας στα Μέσα κοινωνικής δικτύωσης.

Ένας μεγάλος αριθμός ατόμων πάσχουν από αυτοκτονικό ιδεασμό στο κόσμο. Τα άτομα με τάσεις αυτοκτονίας μπορούν να παρουσιάσουν μία σειρά συμπτωμάτων στα κοινωνικά μέσα που να το φανερώνουν. Ωστόσο, η συλλογή δεδομένων και γνώσης παραμένει ως εμπόδιο περιορίζοντας τις επιδόσεις ανίχνευσης του. Πρέπει να τονιστεί η σημασία της έγκαιρης ανίχνευσης αυτής της ψυχικής διαταραχής για την κατάλληλη πρόληψη. Οι πλατφόρμες κοινωνικής δικτύωσης προσφέρουν την ευκαιρία να καταγραφούν συμπτώματα και χαρακτηριστικά που σχετίζονται με την τάση αυτοκτονίας του ατόμου. Παρόλα αυτά η ανάλυση και ανίχνευση πληροφοριών αντιμετωπίζει προκλήσεις λόγω της ιδιωτικότητας και της έλλειψης των δεδομένων. Οι γλωσσικές και οπτικές εκφράσεις των χρηστών στα μέσα μπορεί να είναι σιωπηρές και συγκρατημένες, καθιστώντας δύσκολη την ανίχνευση τους.(Cao et al., 2020)

Με την κατασκευή ενός γραφήματος γνώσης και την χρήση νευρωνικών δικτύων, η ανίχνευση αυτοκτονικού ιδεασμού από συλλογή δεδομένων που βασίζονται στα μέσα κοινωνικής δικτύωσης μπορεί να επιτύχει πάνω από 93% ακρίβεια. Στόχος είναι η αναγνώριση των προειδοποιητικών σημείων και συμπτωμάτων που σχετίζονται με τον αυτοκτονικό ιδεασμό λαμβάνοντας υπόψη διάφορους προσωπικούς παράγοντες, όπως το δημοσιευμένο περιεχόμενο, τα χαρακτηριστικά της προσωπικότητας, τις εμπειρίες και τις κοινωνικές αλληλεπιδράσεις.(Cao et al., 2020)

Για να βελτιώσουν την ανίχνευση αυτοκτονικού ιδεασμού στα μέσα κοινωνικής δικτύωσης, οι ερευνητές δημιούργησαν ένα δομημένο γράφημα γνώσεων και εφάρμοσαν τεχνικές βαθιάς μάθησης, για να αναλύσουν δεδομένα χρηστών του microblog και του Reddit. Με νευρωνικά δίκτυα γραφημάτων, ανέπτυξαν έναν μηχανισμό προσοχής δύο επιπέδων για τον εντοπισμό βασικών παραγόντων κινδύνου. Οι παραδοσιακές μέθοδοι εκτίμησης του κινδύνου αυτοκτονίας μέσω ερωτηματολογίων και διάγνωσης πρόσωπο με πρόσωπο, συγκρίνονται με τα πλεονεκτήματα της ανίχνευσης μέσω κοινωνικής δικτύωσης, τα οποία περιλαμβάνουν την προσέγγιση μεγαλύτερου πληθυσμού και την παρακολούθηση σε πραγματικό χρόνο. Τα μοτίβα μετάβασης συναισθημάτων και το γλωσσικό περιεχόμενο σε πλατφόρμες όπως το Sina Weibo και το Twitter, εξετάζονται για ανίχνευση κινδύνου, με αρχιτεκτονικές βαθιάς μάθησης όπως το CNN και το LSTM. Η εξαγωγή γλωσσικού και οπτικού περιεχομένου καθώς και η χαρτογράφηση των χρόνων από αναρτήσεις χρηστών γίνεται επίσης χρησιμοποιώντας εκπαιδευτικά μοντέλα σαν το Bert και το ResNet.(Cao et al., 2020)

Η προτεινόμενη μέθοδος δείχνει πολλά υποσχόμενα αποτελέσματα, αλλά η περαιτέρω ενοποίηση των πόρων είναι ζωτικής σημασίας. Η δυναμική διατήρηση γραφημάτων γνώσης με επίκεντρο τον χρήστη επισημαίνεται ως απαραίτητη για την ανάπτυξη αποτελεσματικών λύσεων.Κρίνεται αναγκαία η σημασία των γλωσσικών εμποδίων στη φροντίδα της ψυχικής υγείας και η χρήση της τεχνολογίας για έγκαιρη παρέμβαση στην αξιολόγηση του κινδύνου.

2.4.3 Τα Knowledge Graph στην Υγεία

Καθώς οι ιατρικές πληροφορίες αυξάνονται εκρηκτικά, η ανάλυση ιατρικής γνώσης παίζει καθοριστικό ρόλο σε διαφορετικά συστήματα υγειονομικής περίθαλψης. Έτσι η έρευνα επικεντρώνεται στην ενσωμάτωση ιατρικών πληροφοριών σε γραφήματα γνώσης για να ενδυναμώσει τα έξυπνα συστήματα να κατανοούν και να επεξεργάζονται την ιατρική γνώση γρήγορα και σωστά. Παρακάτω παρατίθενται οι 3 πιο κοινές εφαρμογές στην ιατρική περίθαλψη, συμπεριλαμβανομένων των ιατρικών συστάσεων, της ανίχνευσης παραπληροφόρησης στην υγεία και της ανακάλυψης φαρμάκων.(Peng et al., 2023)

Αρχικά, με την ταχεία ανάπτυξη της ιατρικής βιομηχανίας, οι ιατρικές επιλογές έχουν γίνει άφθονες. Ωστόσο, όταν έρχεται η ώρα της επιλογής οι άνθρωποι συχνά αισθάνονται σύγχυση να πάρουν την σωστή απόφαση για να λάβουν την πιο κατάλληλη και εξατομικευμένη ιατρική θεραπεία. Γι' αυτό το λόγο έχουν προταθεί γραφήματα βιοϊατρικής γνώσης για την αντιμετώπιση αυτού του ζητήματος. Λαμβάνοντας ως παράδειγμα τη σύσταση ιατρικής, οι Gong et al. παρείχαν μια μέθοδο ενσωμάτωσης γραφήματος ιατρικής γνώσης κατασκευάζοντας ένα ετερογενές γράφημα του οποίου οι κόμβοι είναι φάρμακα, ασθένειες και ασθενείς για να προτείνουν ακριβείς και ασφαλείς συνταγές φαρμάκων για πολύπλοκους ασθενείς.

Επιπλέον, δυστυχώς πολλές πληροφορίες σχετικά με την υγεία σε διάφορες πλατφόρμες υγειονομικής περίθαλψης (κυρίως στα μέσα κοινωνικής δικτύωσης) είναι παραπληροφόρηση, κρίνεται επείγον να εντοπίζονται και να αντιμετωπίζονται άμεσα η παραπληροφόρηση. Η χρήση έγκυρων γραφημάτων ιατρικής γνώσης για τον εντοπισμό και το φιλτράρισμα παραπληροφόρησης μπορεί να βοηθήσει τους ανθρώπους να λάβουν σωστές αποφάσεις θεραπείας και να καταστείλουν τη διάδοση της παραπληροφόρησης. Αντιπροσωπευτικά, οι Cui et al παρουσίασαν ένα μοντέλο που ονομάζεται DETERREN για τον εντοπισμό παραπληροφόρησης για την υγεία. Το DETERREN αξιοποιεί ένα δίκτυο προσοχής καθοδηγούμενο από τη γνώση που ενσωματώνει ένα γράφημα οντότητας άρθρου με ένα γράφημα ιατρικής γνώσης.(Peng et al., 2023)

Τέλος, η πρόβλεψη αλληλεπίδρασης των φαρμάκων μεταξύ τους, είναι μια ερευνητική τάση για την "έξυπνη" υγειονομική περίθαλψη τα τελευταία χρόνια. Ωφελούμενοι από τις πλούσιες πληροφορίες οντοτήτων (π.χ. τα συστατικά ενός φαρμάκου) και τις πληροφορίες σχέσεων (π.χ. η αλληλεπίδραση των φαρμάκων) στα γραφήματα ιατρικής γνώσης, η ανακάλυψη φαρμάκων με βάση γραφήματα γνώσης είναι μια από τις πιο αξιόπιστες προσεγγίσεις. Η Lin et al παρουσίασε ένα πλαίσιο από άκρο σε άκρο που ονομάζεται KGNN (Νευρωνικό Δίκτυο Γραφήματος Γνώσης) για την πρόβλεψη αλληλεπίδρασης φαρμάκου-φαρμάκου. Η κύρια ιδέα του KGNN είναι να εξορύξει τις σχέσεις μεταξύ των φαρμάκων και των πιθανών γειτονιών τους σε γραφήματα ιατρικής γνώσης. Αρχικά εκμεταλλεύεται τις τοπολογικές πληροφορίες κάθε οντότητας. Στη συνέχεια, συγκεντρώνει όλες τις πληροφορίες γειτονιάς από τις τοπικές δεκτικές οντότητες για να εξαγάγει τόσο σημασιολογικές σχέσεις όσο και δομές υψηλής τάξης. Οι Wang et al. Ανέπτυξαν ένα πλαίσιο ανακάλυψης γνώσης που ονομάζεται COVID-KG για τη δημιουργία αναφορών επαναχρησιμοποίησης φαρμάκων που σχετίζονται με τον COVID-19. Κατασκεύασαν αρχικά γραφήματα γνώσης πολυμέσων εξάγοντας οντότητες που σχετίζονται με την ιατρική και τις σχέσεις τους από εικόνες και κείμενα. Στη συνέχεια, χρησιμοποίησαν

τα κατασκευασμένα γραφήματα γνώσης για να δημιουργήσουν αναφορές επαναχρησιμοποίησης φαρμάκων.(Peng et al., 2023)

2.4.4 Τα Knowledge Graph στη Κυβερνοασφάλεια

Ο εντοπισμός και η πρόληψη κυβερνοεπιθέσεων είναι αναπόφευκτο ζήτημα για να εξασφαλιστεί η συνεχής και αδιάλειπτη παροχή υπηρεσιών. Γι αυτό τον λόγο έχουν εισαχθεί και αναπτυχθεί διάφορα KG που σχετίζονται με την κυβερνοασφάλεια.

Για παράδειγμα οι Jia et al, παρουσίασαν μια πρακτική προσέγγιση για την ασφάλεια στον κυβερνοχώρο. Πρώτα ανέπτυξαν μια οντολογία και μετά πρότειναν μια τεχνική για την κατασκευή του KG για την ασφάλεια στον κυβερνοχώρο. Στη συνέχεια πρότειναν ένα πενταπλό μοντέλο που χρησιμοποιήθηκε για την απόκτηση νέας γνώσης χρησιμοποιώντας τον αλγόριθμο κατάταξης διαδρομής.(Abu-Salih, 2020)

Αντίθετα, οι Kiesling et al ακολούθησαν μια προσέγγιση από κάτω προς τα πάνω για να δημιουργήσουν ένα KG για την ασφάλεια στον κυβερνοχώρο χρησιμοποιώντας την Εθνική Βάση Δεδομένων Ευπάθειας των ΗΠΑ (NVD) και ένα σύνολο διαδικτυακών αναφορών ασφαλείας. Οι συγγραφείς απέδειξαν την αποτελεσματικότητα του ανεπτυγμένου KG μέσω δύο περιπτώσιολογικών μελετών σε συστήματα αξιολόγησης τρωτότητας και ανίχνευσης εισβολής .(Abu-Salih, 2020)

2.4.5 Τα Knowledge Graph στην Ανάπτυξη Λογισμικού

Η ανάπτυξη λογισμικού είναι μια εξελιγμένη διαδικασία που περιλαμβάνει μια σειρά από προκλήσεις και αποφάσεις που πρέπει να ληφθούν έγκαιρα. Ως εκ τούτου, ο τομέας της μηχανικής λογισμικού έχει επωφεληθεί από τη διάδοση της χρήσης Γραφημάτων Γνώσης λόγω της αποτελεσματικότητας τους να αποθηκεύουν και να διαχειρίζονται σχετικές οντότητες και σχέσεις υψηλής πολυπλοκότητας. (Abu-Salih, 2020)

Για παράδειγμα οι Nayak et al ανέπτυξαν ένα Γράφημα γνώσης που χρησιμοποιήθηκε για την εξαγωγή δοκιμών που θα βοηθούσε στη διαδικασία συγκέντρωσης λειτουργικών απαιτήσεων. Ως βασικό σχήμα, οι συγγραφείς σχεδίασαν μια οντολογία για δοκιμές λογισμικού και εφάρμοσαν μια σειρά εργαλείων NLP, συμπεριλαμβανομένου του Constituency Parse Tree (CPT) για να εξορύξουν δεδομένα και να συμπληρώσουν το KG με δοκιμαστικές περιπτώσεις.

Ο σχεδιασμός ενός πλαισίου για τις διαδικασίες σχεδιασμού και ανάπτυξης βιομηχανικού λογισμικού προτάθηκε από τους Li et al. Οι συγγραφείς εφάρμοσαν ένα σύστημα διασφάλισης ποιότητας που βασίζεται στη γνώση για την αναζήτηση παραμέτρων και μπορεί επίσης να χρησιμοποιηθεί για τη διεξαγωγή υπολογισμού μεταβλητών και συλλογιστικής οντολογίας . Το προτεινόμενο μοντέλο ενσωμάτωσε το κατασκευασμένο KG με μια βάση δεδομένων SQL και η αποτελεσματικότητα αποδεικνύεται σε ορισμένα βιομηχανικά σενάρια.(Abu-Salih, 2020)

2.4.6 Τα Knowledge Graph στις Τηλεπικοινωνίες

Η καθορισμένη δομή και ο σχεδιασμός των τηλεπικοινωνιακών δικτύων μπορούν να αποδοθούν με σαφήνεια μέσω της χρήσης και ενσωμάτωσης των knowledge graphs, τα οποία

επιτρέπουν την αναπαράσταση και οργάνωση της πληροφορίας με έναν ευέλικτο και δομημένο τρόπο.

Οι Aumayr et al επωφελήθηκαν από τη μοναδική δομή των KG για την κατασκευή ενός γραφήματος που μπορεί να χρησιμοποιηθεί για την επίλυση προβλημάτων που αντιμετωπίζουν οι τηλεπικοινωνιακοί φορείς. Οι συγγραφείς συμπλήρωσαν το KG με οντότητες που συλλαμβάνονται από την συλλογιστική γνώση της κοινότητας και τεκμηριώνονται σε οδηγούς και έγγραφα τηλεπικοινωνιών και προϊόντων, διαδικτυακών τοποθεσιών, αναφορών μηχανικής κ.λπ. Ο στόχος ήταν να δημιουργηθεί ένα αυτοματοποιημένο σύστημα για τη βελτίωση των διαδικασιών διαχείρισης συμβάντων δικτύου και την παροχή καλύτερης εξυπηρέτησης πελατών.(Abu-Salih, 2020)

2.4.7 Τα Knowledge Graph στην ανίχνευση χρηματοοικονομικής απάτης

Η ανίχνευση χρηματοοικονομικής απάτης είναι ένας σημαντικός τομέας για την διαχείριση οικονομικών κινδύνων. Τα Γραφήματα Γνώσης έχουν χρησιμοποιηθεί για να σταματήσουν τέτοιες εγκληματικές δραστηριότητες.

Για παράδειγμα, οι Wang et al χρησιμοποίησαν ένα χρηματοοικονομικό KG ως βάση για τον αλγόριθμο διάδοσης ετικετών για τον εντοπισμό διαδικτυακής απάτης. Το μοντέλο τους ενσωματώνει έναν αλγόριθμο κατάτμησης που χρησιμοποιείται για να διακρίνει δόλιες ομάδες χρηστών. Υποστήριξαν ότι οι δόλιοι χρήστες τείνουν να τοποθετούν σε κοντινή απόσταση, ενώ οι κανονικοί χρήστες συνήθως υπάρχουν σε απομονωμένες ομάδες ή σταθερά συνδεδεμένες ομάδες.(Abu-Salih, 2020)

Οι Zhan et al πρότειναν επίσης ένα μοντέλο που εφαρμόστηκε στον τομέα ανίχνευσης απάτης. Συγκεκριμένα, οι συγγραφείς σχεδίασαν ένα δίκτυο κλήσεων KG που είναι εμπλουτισμένο με δεδομένα ιστορικών κλήσεων και δεδομένα συναλλαγών δανείων. Παρόλο που ο μηχανισμός που ακολουθείται για την κατασκευή του KG και οι μετρήσεις αξιολόγησης είναι ανεπαρκείς και ελλιπείς, το ερευνητικό θέμα είναι σημαντικό και τονίζεται η σημασία του συνδυασμού των KG με τεχνικές μηχανικής μάθησης για τον εντοπισμό απάτης στον χρηματοοικονομικό τομέα.(Abu-Salih, 2020)

2.5 Knowledge Graphs σε συστήματα AI

Η μάθηση και η κατανόηση της ανθρώπινης γνώσης αποτελούν βασικές προκλήσεις για την τεχνητή νοημοσύνη (AI). Ενώ οι άνθρωποι μπορούν να αντιλαμβάνονται και να ερμηνεύουν το περιβάλλον τους, τα συστήματα AI χρειάζονται πρόσθετη γνώση για να αποκτήσουν παρόμοιες ικανότητες. Πολλές μέθοδοι έχουν προταθεί για την αναπαράσταση της ανθρώπινης γνώσης με βάση διαφορετικά εννοιολογικά μοντέλα. Τα τελευταία χρόνια, τα γραφήματα γνώσης αποτελούν την κύρια λύση για την αποθήκευση και μεταφορά γνώσης, τόσο στον ακαδημαϊκό χώρο όσο και στη βιομηχανία.(Abu-Salih, 2020)

Υπάρχουν διάφορα συστήματα που επωφελούνται από τα γραφήματα γνώσης, όπως τα συστήματα συστάσεων, οι μηχανές απαντήσεων ερωτήσεων και τα εργαλεία ανάκτησης πληροφοριών. Αυτά τα γραφήματα χρησιμοποιούνται επίσης σε άλλες εφαρμογές τεχνητής νοημοσύνης, όπως η αναγνώριση εικόνων. Παρότι δεν χρησιμοποιούνται ευρέως, οι δυνατότητές τους για βελτίωση της απόδοσης είναι πολλές. Έτσι, η χρησιμότητα των γραφημάτων γνώσης σε συγκεκριμένα συστήματα, όπως αυτά των συστάσεων,

αναγνωρίζεται για την αναπαράσταση υψηλής ποιότητας που προσφέρουν.(Abu-Salih, 2020)Παρακάτω αναλύουμε κάποια από αυτά τα συστήματα.

2.5.1 Συστήματα Συστάσεων

Η ανάπτυξη των μεγάλων δεδομένων έχει δημιουργήσει τεράστιες ποσότητες πληροφοριών, κάτι που προκαλεί δυσκολία στους χρήστες να κάνουν σωστές επιλογές. Πολλοί άνθρωποι αντιμετωπίζουν πρόβλημα στο να διαλέξουν τι τους ενδιαφέρει ανάμεσα σε πολλές επιλογές. Τα συστήματα συστάσεων έχουν αναπτυχθεί για να δίνουν ακριβέστερες προτάσεις, μαθαίνοντας τις προτιμήσεις των χρηστών για διαφορετικά στοιχεία. Αυτά τα συστήματα έχουν αποδειχθεί ιδιαίτερα χρήσιμα στην εποχή της πληροφορικής και βοηθούν τους χρήστες να βελτιώσουν την εμπειρία τους .(Abu-Salih, 2020)

2.5.2 Παραδοσιακά Συστήματα Συστάσεων

Υπάρχουν δύο βασικές παραδοσιακές μέθοδοι για τη δημιουργία συστημάτων συστάσεων: η μέθοδος που βασίζεται στο περιεχόμενο και η μέθοδος του συνεργατικού φιλτραρίσματος (CF). (Abu-Salih, 2020).Οι Sun et al. (2019) και Guo et al. (2020) έχουν συγκρίνει και συνοψίσει αυτές τις δύο προσεγγίσεις.

2.5.3 Συστήματα Συστάσεων βάση περιεχομένου

Αυτά τα συστήματα αρχικά αναλύουν τα χαρακτηριστικά του περιεχομένου των αντικειμένων που αξιολογούνται από τους χρήστες. Χρησιμοποιώντας μοντέλα μηχανικής μάθησης, οι προτάσεις γίνονται πιο στοχευμένες και ακριβείς. Ορισμένα συστήματα συστάσεων εντοπίζουν τα στοιχεία που είναι πιο σχετικά με αυτά που ενδιαφέρουν τους χρήστες, χρησιμοποιώντας τεχνικές μηχανικής μάθησης ή στατιστικά μέτρα, όπως η συσχέτιση. Άλλα συστήματα συστάσεων χρησιμοποιούν λεξιλογικές αναφορές για να κάνουν πιο ακριβείς προτάσεις.(Abu-Salih, 2020)

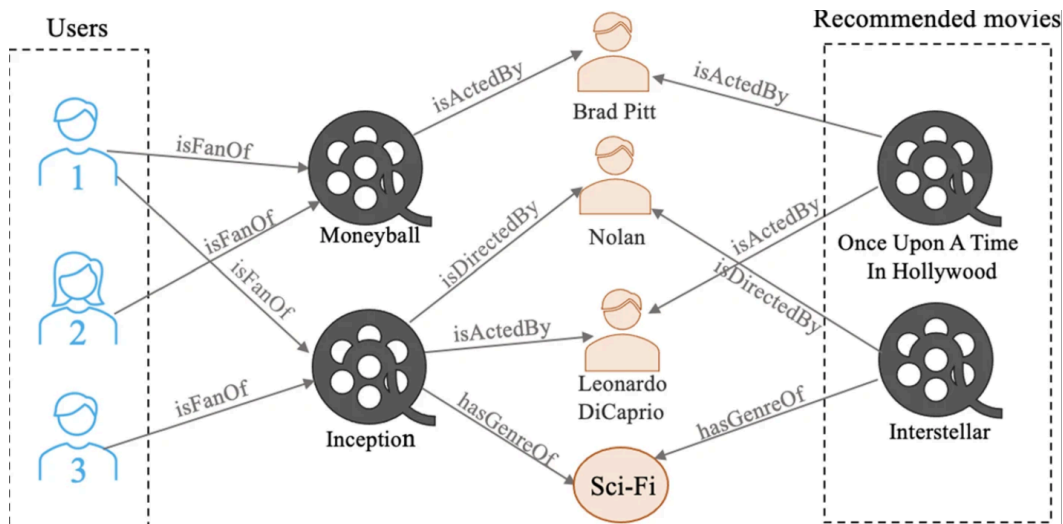
2.5.4 Συστήματα Συστάσεων που βασίζονται σε CF

Τα συστήματα που βασίζονται στο συνεργατικό φιλτράρισμα (Collaborative Filtering-CF) προσφέρουν προτάσεις βασισμένες στις αλληλεπιδράσεις των χρηστών με τα αντικείμενα. Η προτίμηση των χρηστών προκύπτει από την ομαδοποίηση παρόμοιων χρηστών. Ωστόσο, τα συστήματα CF αντιμετωπίζουν προκλήσεις όπως η αραιότητα δεδομένων και το πρόβλημα της ψυχρής εκκίνησης . Επίσης, χρειάζονται πολλά δεδομένα για να λειτουργήσουν αποτελεσματικά, γεγονός που δημιουργεί ανησυχίες για την προστασία της ιδιωτικότητας των χρηστών.(Abu-Salih, 2020)

2.5.5 Συστήματα Συστάσεων που βασίζονται σε Γράφημα Γνώσης

Για να ξεπεραστούν τα προβλήματα των παραδοσιακών προσεγγίσεων, έχουν δημιουργηθεί υβριδικά συστήματα συστάσεων που ενσωματώνουν γραφήματα γνώσης. Αυτά τα συστήματα χρησιμοποιούν γραφήματα γνώσης για να αντιπροσωπεύουν τις σχέσεις μεταξύ χρηστών και αντικειμένων, προσφέροντας έτσι πιο εξατομικευμένες προτάσεις.

Η εικόνα 11 δείχνει ένα παράδειγμα σύστασης ταινιών βασισμένη σε γράφημα γνώσης, όπου οι ταινίες "Once Upon A Time in Hollywood" και "Interstellar" προτείνονται σε χρήστες μέσω ενός γραφήματος γνώσης που περιλαμβάνει κόμβους για ταινίες, χρήστες, σκηνοθέτες, ηθοποιούς και είδη. (Abu-Salih, 2020)

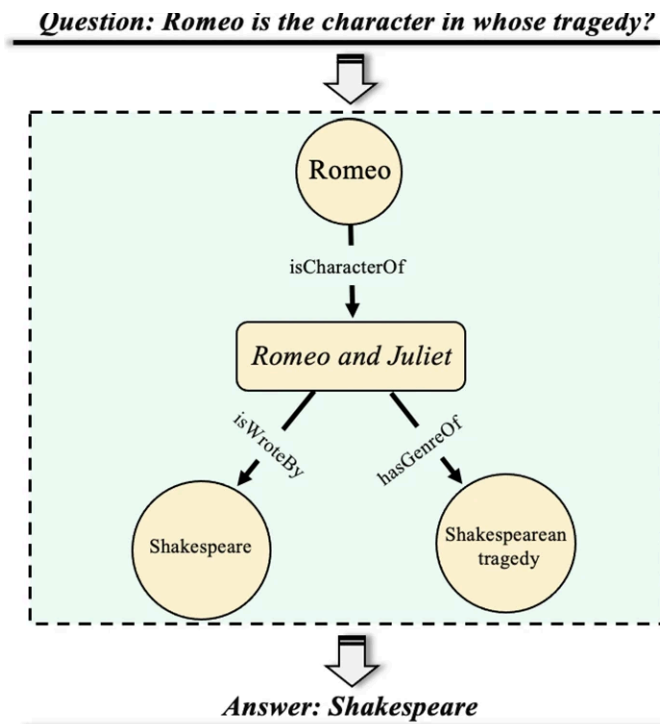


Εικόνα 18: Ένα παράδειγμα συστήματος συστάσεων που βασίζεται σε γραφήματα γνώσης, (Abu-Salih, 2020).

2.5.6 Συστήματα ερωτήσεων-απαντήσεων

Η αναζήτηση απαντήσεων σε ερωτήσεις φυσικής γλώσσας αποτελεί βασική υπηρεσία τεχνητής νοημοσύνης, επικεντρωμένη στην κατανόηση των σημασιολογικών εννοιών. Τα παραδοσιακά συστήματα απάντησης ερωτήσεων λειτουργούν με την αντιστοίχιση ερωτήσεων κειμένου με απαντήσεις από μη δομημένα κείμενα βάσεων δεδομένων. Κατά τη διάρκεια της διαδικασίας, αναλύεται η σημασιολογική σύνδεση μεταξύ της ερώτησης και της απάντησης, με σκοπό την επιλογή απαντήσεων που έχουν τη μέγιστη σημασιολογική ομοιότητα με την ερώτηση. (Abu-Salih, 2020)

Παρόλα αυτά, η αποτελεσματικότητα των παραδοσιακών συστημάτων συχνά μειώνεται λόγω του τεράστιου όγκου μη δομημένων δεδομένων που πρέπει να επεξεργαστούν για την ανεύρεση της κατάλληλης απάντησης. Για την αντιμετώπιση αυτών των προβλημάτων, πρόσφατες έρευνες επικεντρώνονται στη χρήση δομημένων δεδομένων, ιδιαίτερα μέσω συστημάτων που βασίζονται σε γραφήματα γνώσης, τα οποία επιτρέπουν πιο ακριβείς και αποδοτικές απαντήσεις. (Abu-Salih, 2020)



Εικόνα 19: Η απεικόνιση συστημάτων ερωτήσεων-απαντήσεων που βασίζονται σε γραφήματα γνώσης.(Abu-Salih, 2020).

Η χρήση γραφημάτων γνώσης για την απάντηση ερωτήσεων αποτελεί μια φυσική εφαρμογή σε συστήματα απάντησης ερωτήσεων. Τα συστήματα αυτά αναλύουν την ερώτηση του χρήστη και αναζητούν τα σχετικά τμήματα του γραφήματος γνώσης για την παροχή απάντησης. Η διαδικασία αυτή διευκολύνεται είτε μέσω μεθόδων υπολογισμού ομοιότητας είτε με τη δημιουργία δομημένων ερωτημάτων, συχνά με τη χρήση μορφών όπως η SPARQL.(Abu-Salih, 2020)

Για παράδειγμα, η εικόνα 12 παραπάνω παρουσιάζει ένα σύστημα απάντησης που βασίζεται σε γραφήματα γνώσης. Σε αυτό, η ερώτηση που σχετίζεται με τον "Σαίξπηρ" οδηγεί στην απάντηση που αντιστοιχεί στον κόμβο "Romeo". Ο συγκεκριμένος κόμβος εξάγεται από τη δομή του γραφήματος, κατόπιν ανάλυσης της ερώτησης.

Υπάρχουν δύο βασικοί τύποι ερωτήσεων στον τομέα αυτό: οι απλές και οι σύνθετες. Οι απλές ερωτήσεις μπορούν να απαντηθούν αναφερόμενοι μόνο σε μία τριάδα, ενώ οι σύνθετες ερωτήσεις απαιτούν συνδυασμό πολλαπλών οντοτήτων και σχέσεων. Στις απλές ερωτήσεις, οι Huang et al. πρότειναν ένα σύστημα που βασίζεται στην ενσωμάτωση γραφημάτων γνώσης (KEQA). Μετέτρεψαν την ερώτηση και την απάντησή της σε μία τριάδα. Για παράδειγμα, η ερώτηση «Σε ποια ταινία έπαιξε ο Λεονάρντο;» και η απάντηση «Inception» αποδίδεται ως η τριάδα: (Leonard, act, Inception). Η βασική οντότητα, η σχέση και η οντότητα της ουράς αναπαρίστανται από έναν διανυσματικό πίνακα για να ενσωματώσουν τις πληροφορίες ερώτησης-απάντησης. Επιπλέον, οι Shin et al. ανέπτυξαν ένα σύστημα βασισμένο σε περιορισμούς κατηγορήματος (PCQA), αξιοποιώντας τριάδες που περιλαμβάνουν θέμα, κατηγορημα και αντικείμενο για να αποδώσουν τη σύνδεση μεταξύ ερωτήσεων και απαντήσεων. Χρησιμοποιώντας αυτές τις τριάδες, η επεξεργασία των ερωτήσεων γίνεται πιο απλή και τα αποτελέσματα βελτιώνονται.(Abu-Salih, 2020)

Οι Bauer et al. ασχολήθηκαν με σύνθετες ερωτήσεις και πρότειναν το Multi-Hop Pointer Generator Model (MHPGM), το οποίο εντοπίζει τις ακμές σχέσεων που συνδέονται με τις ερωτήσεις σε ένα γράφημα γνώσης για να απαντήσει ερωτήματα πολλαπλών βημάτων. Η χρήση των γραφημάτων γνώσης επιτρέπει την εξαγωγή συνεκτικών απαντήσεων. Αντίστοιχα, το EmbedKGQA των Saxena et al. προσφέρει λύσεις για γραφήματα γνώσης με ελλείψεις, αξιοποιώντας ενσωματώσεις γραφημάτων για να ξεπεραστεί η σπανιότητα των γραφημάτων. Δημιουργεί ενσωματώσεις των οντοτήτων και στη συνέχεια επιλέγει αυτές που σχετίζονται με την ερώτηση, προβλέποντας την απάντηση μέσω συνδυασμού αυτών των ενσωματώσεων.(Abu-Salih, 2020)

Σε σχέση με τις παραδοσιακές προσεγγίσεις, τα πλεονεκτήματα των συστημάτων βασισμένων σε γραφήματα γνώσης συνοψίζονται ως εξής:

- Αυξημένη αποδοτικότητα: Τα συστήματα αυτά επικεντρώνονται στις σχετικές οντότητες και ιδιότητες αντί να αναζητούν σε τεράστιες βάσεις κειμένων, μειώνοντας τον χώρο αναζήτησης και παρέχοντας πιο αποδοτικές απαντήσεις.
- Αντιμετώπιση σύνθετων ερωτήσεων: Οι απαντήσεις μπορούν να είναι πιο σύνθετες και ακριβείς, καθώς επιτρέπεται η σύνδεση γεγονότων και εννοιών μέσω πολλαπλών βημάτων.

2.5.7 Ανάκτηση Πληροφοριών

Η ανάκτηση πληροφοριών επιτρέπει στα συστήματα να αντιστοιχούν τα ερωτήματα των χρηστών με σχετικά έγγραφα, όπως ιστοσελίδες. Τα παραδοσιακά συστήματα ευρετηριάζουν τα έγγραφα με βάση τα ερωτήματα των χρηστών και επιστρέφουν τα αντίστοιχα έγγραφα. Ωστόσο, η διαδικασία δημιουργίας ευρετηρίων είναι περίπλοκη και χρονοβόρα, λόγω του μεγάλου αριθμού και της ποικιλίας των εγγράφων. Αυτό προκαλεί δυσκολίες στην ακρίβεια των αποτελεσμάτων αναζήτησης και επηρεάζει την αποδοτικότητα. Επίσης, οι μηχανές αναζήτησης δεν έχουν την ικανότητα να κατανοούν το κείμενο πλήρως, με αποτέλεσμα η αναζήτηση με λέξεις-κλειδιά να αποδίδει περιορισμένα αποτελέσματα. Πολλές σύγχρονες μηχανές αναζήτησης αξιοποιούν τα γραφήματα γνώσης για να βελτιώσουν την απόδοση και την κατανόηση των αποτελεσμάτων.(Abu-Salih, 2020)

Η ανάκτηση πληροφοριών μέσω γραφημάτων γνώσης βασίζεται στη χρήση οντοτήτων και σχέσεων που αντιστοιχούν στα ερωτήματα των χρηστών, διευκολύνοντας έτσι την ανάκτηση των πιο σχετικών εγγράφων. Για παράδειγμα, οι Wise et al. ανέπτυξαν ένα Γράφημα Γνώσης για τον COVID-19 (CKG) που επιτρέπει την εξαγωγή σχέσεων ανάμεσα στα επιστημονικά άρθρα σχετικά με τον COVID-19. Χρησιμοποίησαν τοπολογικές και σημασιολογικές πληροφορίες για να κατασκευάσουν γραφήματα γνώσης εγγράφων. Οι Wang et al. ανέπτυξαν ένα σύστημα ανάκτησης πληροφοριών που εξάγει οντότητες από ιστοσελίδες και συνδέει τις σχέσεις τους, δημιουργώντας ένα γράφημα γνώσης.(Abu-Salih, 2020)

Τα γραφήματα γνώσης υποστηρίζουν επίσης την επέκταση των ερωτημάτων, προσθέτοντας σχετικές έννοιες. Για παράδειγμα, οι Dalton et al. πρότειναν μια μέθοδο επέκτασης ερωτημάτων μέσω γραφημάτων γνώσης, ενσωματώνοντας δομημένα χαρακτηριστικά και κείμενο. Οι Liu et al. (2018) παρουσίασαν το Entity-Duet Neural Ranking Model (EDRM), το οποίο συνδυάζει τη σημασιολογία γραφημάτων γνώσης με

κατανεμημένες αναπαραστάσεις οντοτήτων σε ερωτήματα και έγγραφα, κατατάσσοντας τα αποτελέσματα αναζήτησης με νευρωνικά δίκτυα.

Σε σύγκριση με τις παραδοσιακές προσεγγίσεις, η ανάκτηση πληροφοριών μέσω γραφημάτων γνώσης προσφέρει τα εξής πλεονεκτήματα:

- Σημασιολογική αναπαράσταση: Οι οντότητες αναπαρίστανται μέσω ενός συσχετισμένου μοντέλου, το οποίο υποστηρίζει σημασιολογική ομοιότητα και επέκταση των ερωτημάτων, καθιστώντας τα αποτελέσματα πιο σχετικά και ερμηνεύσιμα.
- Υψηλότερη αποδοτικότητα: Τα γραφήματα γνώσης επιτρέπουν τη μείωση του χώρου αναζήτησης, απορρίπτοντας έγγραφα με μη σχετική χρήση όρων, βελτιώνοντας έτσι την απόδοση.
- Ακριβέστερα αποτελέσματα: Η συσχέτιση μεταξύ ερωτημάτων και εγγράφων βασίζεται στις σχέσεις μεταξύ οντοτήτων στο γράφημα γνώσης, αποδίδοντας πιο ακριβή αποτελέσματα από τις παραδοσιακές μεθόδους.(Abu-Salih, 2020)

ΚΕΦΑΛΑΙΟ 3

3. Δίκτυα εφοδιαστικής αλυσίδας

3.1 Εισαγωγή

Μια αλυσίδα εφοδιασμού είναι ένα πολύπλοκο δίκτυο με ένα συντριπτικό αριθμό αλληλεπιδράσεων και αλληλοεξαρτήσεων μεταξύ διαφορετικών οντοτήτων, διαδικασιών και πόρων, που εμπλέκονται στην παραγωγή, μεταφορά και παράδοση ενός προϊόντος από την αρχική του μορφή (πρώτες ύλες) μέχρι να φτάσει στα χέρια του τελικού καταναλωτή. Το δίκτυο είναι εξαιρετικά μη γραμμικό, παρουσιάζει σύνθετη συμπεριφορά, έχει μια δομή που επεκτείνεται σε πολλές κλίμακες, εξελίσσεται και αυτοοργανώνεται μέσω μίας πολύπλοκης αλληλεπίδρασης της δομής και της λειτουργίας του. Αυτή η απόλυτη πολυπλοκότητα των δικτύων εφοδιαστικής αλυσίδας, με δυσκολία πρόβλεψης, καθιστά δύσκολη τη διαχείριση και τον έλεγχο της. Επιπλέον, οι μεταβαλλόμενες οργανωτικές τάσεις και οι τάσεις της αγοράς καθιστούν τις αλυσίδες εφοδιασμού να είναι εξαιρετικά δυναμικές, επεκτάσιμες, επαναδιαμορφώσιμες, ευέλικτες και προσαρμοστικές. Το δίκτυο θα πρέπει να αντιλαμβάνεται και να ανταποκρίνεται αποτελεσματικά και αποδοτικά για να ικανοποιήσει τη ζήτηση των πελατών. (Surana, A. *et al.* (2005)

Η διαχείριση της εφοδιαστικής αλυσίδας απαιτεί τις αποφάσεις που λαμβάνονται από τις επιχειρηματικές οντότητες να λάβουν υπόψη περισσότερους παράγοντες που είναι παγκόσμιοι. Η επιτυχής ενοποίηση ολόκληρης της διαδικασίας της εφοδιαστικής αλυσίδας εξαρτάται πλέον σε μεγάλο βαθμό από τη διαθεσιμότητα ακριβών και έγκαιρων πληροφοριών που μπορούν να κοινοποιηθούν από όλα τα μέλη της εφοδιαστικής αλυσίδας. Η τεχνολογία της πληροφορίας, με την ικανότητά της να δημιουργεί δυναμικά δίκτυα ανταλλαγής πληροφοριών, υπήρξε βασικός παράγοντας που επέτρεψε τη διαμόρφωση των αλυσίδων εφοδιασμού ώστε να ανταποκρίνονται σε τέτοιες απαιτήσεις. Η αναπαράσταση των δικτύων εφοδιαστικής αλυσίδας ως γραφήματα προτάθηκε για πρώτη φορά από τους (Choi *et al.*, 2001). Ωστόσο, ένα σημαντικό εμπόδιο παραμένει στην ανάπτυξη τεχνολογιών συντονισμού και λήψης αποφάσεων για την επίτευξη σύνθετης, προσαρμοστικής και ευέλικτης συλλογικής συμπεριφοράς στο δίκτυο. Αυτό το εμπόδιο, οφείλεται στην έλλειψη κατανόησης των οργανωτικών, λειτουργικών και εξελικτικών πτυχών στις αλυσίδες εφοδιασμού. Μια βασική συνειδητοποίηση για την αντιμετώπιση αυτού του προβλήματος είναι ότι τα δίκτυα εφοδιαστικής αλυσίδας δεν θα πρέπει να αντιμετωπίζονται απλώς ως «σύστημα» αλλά ως «σύνθετο προσαρμοστικό σύστημα» (CAS). Η μελέτη του CAS επανξάνει τη θεωρία των συστημάτων και παρέχει ένα πλούσιο σύνολο εργαλείων και τεχνικών για τη μοντελοποίηση και ανάλυση της πολυπλοκότητας που προκύπτει σε συστήματα που περιλαμβάνουν την επιστήμη και την τεχνολογία. (Surana, A. *et al.* (2005)

3.2 Δίκτυα εφοδιαστικής αλυσίδας ως πολύπλοκα προσαρμοστικά συστήματα

Ένα δίκτυο εφοδιαστικής αλυσίδας μεταφέρει πληροφορίες, προϊόντα και οικονομικούς πόρους ανάμεσα σε προμηθευτές, κατασκευαστές, διανομείς, λιανοπωλητές και πελάτες. Χαρακτηρίζεται από μία ροή αγαθών προς τα εμπρός και μια ροή πληροφοριών προς τα πίσω. Συνήθως, μία εφοδιαστική αλυσίδα περιλαμβάνει δύο κύριες επιχειρηματικές διαδικασίες, τη διαχείριση υλικών και τη φυσική διανομή. Η διαχείριση υλικών καλύπτει όλο τον κύκλο της ροής των υλικών, από την αγορά και τον έλεγχο των υλικών παραγωγής μέχρι τον προγραμματισμό, την αποθήκευση, την αποστολή, και τη διανομή των τελικών προϊόντων. Αντίστοιχα, η φυσική διανομή περιλαμβάνει όλες τις εξερχόμενες δραστηριότητες εφοδιαστικής αλυσίδας που σχετίζονται με την εξυπηρέτηση πελατών. Συνδυάζοντας τις διαδικασίες διαχείρισης υλικών και φυσικής διανομής, η εφοδιαστική αλυσίδα δεν αντιπροσωπεύει απλώς μια γραμμική αλληλουχία επιχειρηματικών σχέσεων αλλά έναν πολυσύνθετο ιστό επιχειρηματικών δικτύων και σχέσεων. (Surana, A. *et al.* (2005))

Τα δίκτυα εφοδιαστικής αλυσίδας περιέχουν ένα αναδυόμενο φαινόμενο. Από την πλευρά κάθε μεμονωμένης οντότητας, η εφοδιαστική αλυσίδα είναι αυτο-οργανωμένη. Αν και το σύνολο μπορεί να είναι άγνωστο, οι επιμέρους οντότητες συμβάλλουν στη διαμόρφωση του δικτύου μέσω τοπικών αποφάσεων, επιλέγοντας κατάλληλους προμηθευτές και διασφαλίζοντας την έγκαιρη παράδοση των προϊόντων στους αγοραστές τους. Το δίκτυο χαρακτηρίζεται από μη γραμμικές αλληλεπιδράσεις και ισχυρές αλληλεξαρτήσεις μεταξύ των οντοτήτων. Συχνά, η τάξη και ο έλεγχος αναδύονται, παρά προκαθορίζονται, και ο έλεγχος επιτυγχάνεται μέσω απλών κανόνων συμπεριφοράς που βασίζονται σε τοπικές πληροφορίες. Ένα δίκτυο εφοδιαστικής αλυσίδας λέμε πως αποτελεί ένα σύνθετο προσαρμοστικό σύστημα καθώς:

1. Είναι ένα ιεραρχικό και ετερογενές δίκτυο δύο επιπέδων, όπου στο ανώτερο επίπεδο, κάθε κόμβος αντιπροσωπεύει έναν προμηθευτή, κατασκευαστή, διανομέα, λιανοπωλητή ή πελάτη. Στο κατώτερο επίπεδο, οι κόμβοι αναπαριστούν τις φυσικές οντότητες που υπάρχουν μέσα σε κάθε κόμβο του ανώτερου επιπέδου. Η ετερογένεια των δικτύων εξαρτάται από τις διαφορετικές τεχνολογίες που παρέχονται από οποιονδήποτε προμηθευτή, τη στιγμή που αναγνωρίζεται η ανάγκη τους.
2. Διαφορετικές οντότητες λειτουργούν αυτόνομα με διαφορετικούς στόχους και περιορισμούς. Ωστόσο, όταν αφορά τη βελτίωση της απόδοσης, την ποιότητα ή το κόστος, γίνονται αλληλεξαρτώμενες. Η ροή υλικών, πόρων, πληροφοριών και χρημάτων ενισχύει αυτή τη σύνδεση. Η ευημερία κάθε οντότητας εξαρτάται από τις υπόλοιπες, καθώς και από την ικανότητα τους να συντονίζονται, οδηγώντας σε συσχετισμούς μεγάλης διάρκειας.
3. Οι οντότητες συχνά έχουν αντικρουόμενους στόχους. Ο ανταγωνισμός εμφανίζεται με την μορφή διανομής πόρων, και η παγκόσμια εποπτεία είναι σπάνια. Συχνότερα εμφανίζεται τοπική συνεργασία, από την οποία αναδύεται μια παγκόσμια τάξη που παραμένει απρόβλεπτη.
4. Έχει μεγάλη γεωγραφική κατανομή, με συναλλαγές να μπορούν να ξεκινούν ανά πάσα στιγμή, προσδίδοντας ένα δυναμικό χαρακτήρα στο δίκτυο. Οι μεταβολές του φόρτου εργασίας και των παραμετροποιήσεων αλλάζουν τα χαρακτηριστικά του

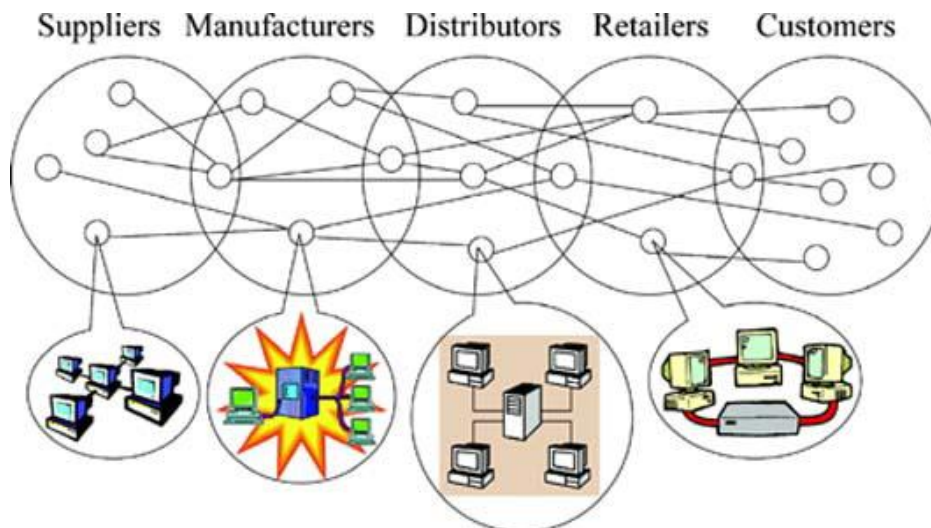
δικτύου, δημιουργώντας μη στάσιμη συμπεριφορά. Τα πρωτόκολλα συντονισμού μεταξύ οντοτήτων με συγκρούσεις πόρων είναι ατελή, συμβάλλοντας στο μη γραμμικό χαρακτήρα του δικτύου.

5. Διατηρεί σταθερή διαμόρφωση απέναντι σε εξωτερικές διαταραχές, αλλά μπορεί να υποστεί ριζικές αλλαγές όταν βγει από την ισορροπία. Μικρά γεγονότα μπορούν να προκαλέσουν μεγάλες αλλαγές, ενώ φαινόμενα αστάθειας μπορεί να εμφανιστούν λόγω αργής ανάδρασης και μη γραμμικών διαδικασιών. Η λειτουργία σε χαοτικό καθεστώς δυσκολεύει τον έλεγχο και τη σταθεροποίηση, αν και ενίοτε είναι εφικτές βραχυπρόθεσμες προβλέψεις.
6. Οι επιμέρους οντότητες υπακούουν σε μια ντετερμινιστική διαδικασία επιλογής, και η συλλογική οργάνωση της αλυσίδας αναδύεται μέσω μιας φυσικής διαδικασίας αυθορμητισμού και τάξης. Μια συλλογική συμπεριφορά δομείται σταδιακά, οδηγώντας στην ολοκλήρωση των παραγγελιών. Η ενίσχυση της ζήτησης και οι αλλαγές στο απόθεμα είναι παραδείγματα ανεπιθύμητων αναδυόμενων φαινομένων.
7. Αλληλεπιδρά με το περιβάλλον, το οποίο εξαρτάται από την κλίμακα ανάλυσης, όπως η αγορά πελατών. Το δυναμικό περιβάλλον απαιτεί συνεχή προσαρμογή του δικτύου. Οι οντότητες παρατηρούν τις αλλαγές και αναπροσαρμόζουν τους στόχους και τις υποδομές τους. Μια κοινή προσαρμογή είναι η αλλαγή των ορίων του δικτύου, μέσω της εισαγωγής ή αφαίρεσης οντοτήτων και συνδέσεων, επηρεάζοντας το μοτίβο αλληλεπίδρασης. Η διαχείριση της αλυσίδας εφοδιασμού παίζει κρίσιμο ρόλο στην εξέλιξη του δικτύου. (Surana, A. *et al.* (2005))

3.3 Διαχείριση εφοδιαστικής αλυσίδας

Η διαχείριση της εφοδιαστικής αλυσίδας αφορά την ενσωμάτωση βασικών επιχειρηματικών διαδικασιών, ξεκινώντας από τους αρχικούς προμηθευτές και φτάνοντας στους τελικούς χρήστες, με στόχο την παροχή προϊόντων, υπηρεσιών και πληροφοριών που προσθέτουν αξία για τους πελάτες και άλλους ενδιαφερόμενους. Περιλαμβάνει την εξισορρόπηση της αξιόπιστης παράδοσης στους πελάτες με το κόστος παραγωγής και αποθέματος. Βασίζεται σε ένα εταιρικό όραμα προσανατολισμένο στον πελάτη, το οποίο οδηγεί σε αλλαγές στους εσωτερικούς και εξωτερικούς δεσμούς της επιχείρησης, ενισχύοντας τη συνεργασία μέσω διαλειτουργικής και δια-οργανωτικής ολοκλήρωσης και συντονισμού. Λόγω της πολυπλοκότητας της, η διαχείριση αυτή απαιτεί αποτελεσματικό συντονισμό των ενεργειών των οντοτήτων εκτός των ορίων της επιχείρησης, προκειμένου να επιτευχθεί συνοχή. (Surana, A. *et al.* (2005))

Ένα σημαντικό στοιχείο στη διαχείριση δικτύων εφοδιαστικής αλυσίδας είναι ο έλεγχος του κυματισμού του χρόνου παράδοσης, με σκοπό τη μείωση της μεταβλητότητας στην αλυσίδα. Η πρόβλεψη ζήτησης χρησιμοποιείται για να εκτιμηθεί η ζήτηση σε κάθε στάδιο, ενώ το απόθεμα μεταξύ των σταδίων χρησιμεύει ως προστασία από τις διακυμάνσεις προσφοράς και ζήτησης σε όλο το δίκτυο. Δεδομένης της αποκεντρωμένης φύσης του ελέγχου στην εφοδιαστική αλυσίδα, ο έλεγχος αυτού του φαινομένου απαιτεί συντονισμό μεταξύ των οντοτήτων κατά την εκτέλεση των καθηκόντων τους. Καθώς αυξάνεται ο αριθμός των συμμετεχόντων, το πρόβλημα του συντονισμού γίνεται πιο πολύπλοκο.



Εικόνα 20: Δίκτυο εφοδιαστικής αλυσίδας, (Surana, A. *et al.* (2005))

Δύο κύριες τάσεις που αναδύονται στην αγορά και στις οργανωτικές δομές είναι η εξατομίκευση τόσο των αγορών όσο και των οργανωτικών οντοτήτων. Σε αυτό το πλαίσιο, οι πελάτες συμμετέχουν ενεργά σε όλες τις φάσεις της διαδικασίας υλοποίησης του προϊόντος, από τον σχεδιασμό έως την παράδοση. Η εξατομίκευση δεν περιορίζεται στην επιλογή προκαθορισμένων εκδοχών προϊόντων. Αντίθετα, ο σχεδιασμός των προϊόντων, οι διαδικασίες και η διαμόρφωση της αλυσίδας εφοδιασμού προσαρμόζονται για κάθε πελάτη. Οι οργανισμοί που παράγουν τα προϊόντα σχηματίζονται με ευελιξία, σε προσωρινές συνεργασίες ανάμεσα σε διάφορες εταιρείες, για να εξυπηρετήσουν έναν συγκεκριμένο πελάτη. Έτσι, οι οργανισμοί αποτελούνται από ευκαιριακές συμμαχίες μεταξύ πολλών εξειδικευμένων οντοτήτων για την αντιμετώπιση συγκεκριμένων προκλήσεων της αγοράς. Για να λειτουργήσουν αποτελεσματικά, σε αυτό το περιβάλλον δυναμικών, εικονικών συμμαχιών, τα προϊόντα πρέπει να διαθέτουν αρθρωτές αρχιτεκτονικές, οι διαδικασίες πρέπει να είναι σαφώς καθορισμένες και τυποποιημένες, η τεκμηρίωση να είναι προσβάσιμη και τα συστήματα να είναι διαλειτουργικά. Ο αυτοματισμός και η έξυπνη επεξεργασία πληροφοριών είναι απαραίτητα για την επίλυση προβλημάτων κατά την υλοποίηση και χρήση του προϊόντος, τον συντονισμό, τον σχεδιασμό παραγωγής και χρονοδιαγράμματα, καθώς και την αναζήτηση σχετικών πληροφοριών σε βάσεις δεδομένων πολυμέσων. Αυτές οι τάσεις αυξάνουν τις προκλήσεις συντονισμού και συνεργασίας, καθώς τα δίκτυα υλοποίησης προϊόντων και οι συμμετέχοντες σε αυτά πολλαπλασιάζονται. (Surana, A. *et al.* (2005))

Η δημιουργία μεγαλύτερου αποθέματος μπορεί να χρησιμοποιηθεί ως μέτρο για την αντιμετώπιση της μεταβλητότητας της ζήτησης και των προϊόντων σύντομου κύκλου ζωής. Ωστόσο, η διαχείριση του αποθέματος με βάση τις πληροφορίες μπορεί να είναι μια αποτελεσματικότερη στρατηγική. Οι πληροφορίες σχετικά με τον χρόνο παράδοσης από διάφορους προμηθευτές μπορούν να αξιοποιηθούν για τον προγραμματισμό της άφιξης

υλικών, αντί να δημιουργηθεί μεγάλο απόθεμα. Οι πληροφορίες για τη ζήτηση μπορούν να κοινοποιηθούν εγκαίρως στους κατασκευαστές, έτσι ώστε οι παραγγελίες να εκτελούνται με χαμηλότερο κόστος αποθέματος. Στην πραγματικότητα, θεωρείται ευρέως ότι η επιτυχής ενσωμάτωση της αλυσίδας εφοδιασμού εξαρτάται σε μεγάλο βαθμό από τη διαθεσιμότητα ακριβών και έγκαιρων πληροφοριών που μπορούν να κοινοποιηθούν μεταξύ όλων των μελών της αλυσίδας. Σήμερα, η διαχείριση της εφοδιαστικής αλυσίδας βασίζεται ολοένα και περισσότερο στην τεχνολογία πληροφοριών.

3.4 Μοντελοποίηση και ανάλυση δικτύων εφοδιαστικής αλυσίδας

Η κύρια πρόκληση για τον σχεδιασμό δικτύων εφοδιαστικής αλυσίδας ή γενικότερα συστημάτων μεγάλης κλίμακας είναι η δυσκολία της αντίστροφης μηχανικής, δηλαδή ο καθορισμός των στρατηγικών των μεμονωμένων πρακτόρων που οδηγούν στην επιθυμητή συλλογική συμπεριφορά. Λόγω αυτής της δυσκολίας να κατανοηθεί πώς τα ατομικά χαρακτηριστικά επηρεάζουν τη συλλογική λειτουργία του συστήματος, η προσομοίωση έχει γίνει το κύριο εργαλείο για τον σχεδιασμό και τη βελτιστοποίηση τέτοιων συστημάτων. Η προσομοίωση επιτρέπει τη διεξαγωγή ερευνών όπου ο πειραματισμός στην πραγματική ζωή θα ήταν πολύ δαπανηρός, ηθικά αδύνατος, ή όταν οι αποφάσεις και οι συνέπειές τους εκτείνονται σε βάθος χρόνου και χώρου. Αυτή τη στιγμή, οι μεγάλες προσομοιώσεις σύνθετων διαδικασιών φαίνεται να αποτελούν τον πιο λογικό και σημαντικό τρόπο μελέτης.

Η προσομοίωση βοηθά στον εντοπισμό λαθών στον σχεδιασμό πριν την ανάπτυξη ενός πρωτοτύπου με οικονομικά αποδοτικό τρόπο. Επίσης, μπορεί να αποκαλύψει πιθανά προβλήματα κατά τη λειτουργία του συστήματος. Επιπλέον, εκτεταμένες προσομοιώσεις μπορούν να ανιχνεύσουν σπάνια ή δυσνόητα προβλήματα. Ακόμη, επιτρέπουν τη μελέτη υποθετικών εννοιών που δεν υπάρχουν στη φύση ή και αψηφούν τους φυσικούς νόμους. Με την αυξημένη υπολογιστική ταχύτητα και ακρίβεια, η ανάπτυξη μοντέλων υψηλής πιστότητας είναι εφικτή, αποδίδοντας αξιόπιστα και γρήγορα αποτελέσματα. Αυτό βοηθά τους αρχιτέκτονες συστημάτων να μελετούν τις επιπτώσεις διαφόρων παραμέτρων στην απόδοση, οδηγώντας σε ποιοτική βελτίωση του σχεδιασμού. Επιπλέον, οι απρόβλεπτες εξωτερικές πιέσεις μπορούν να προσομοιωθούν γρήγορα, επιτρέποντας τη ρύθμιση των παραμέτρων του συστήματος για να αντιμετωπιστούν αποτελεσματικά. (Surana, A. *et al.* (2005))

Η μαθηματική ανάλυση, από την άλλη πλευρά, έχει κρίσιμο ρόλο, καθώς μόνο αυτή μπορεί να μας επιτρέψει να διατυπώσουμε αυστηρές γενικεύσεις ή αρχές. Ούτε τα φυσικά πειράματα ούτε οι υπολογιστικές προσομοιώσεις μπορούν να παράγουν τέτοιες γενικεύσεις. Τα φυσικά πειράματα συνήθως παρέχουν εισροές και περιορισμούς για αυστηρά μοντέλα, επειδή συχνά δεν περιγράφονται με τρόπο που επιτρέπει επαγωγική εξερεύνηση. Οι υπολογιστικές προσομοιώσεις είναι ακριβείς αλλά εστιάζουν σε συγκεκριμένες λεπτομέρειες. Ένα καλά σχεδιασμένο μαθηματικό μοντέλο, όμως, γενικεύει τα αποτελέσματα των φυσικών πειραμάτων και των υπολογιστικών μοντέλων. Μέσω της μαθηματικής ανάλυσης μπορούμε να κατανοήσουμε τη δυναμική, να προβλέψουμε τη μακροχρόνια συμπεριφορά και να μάθουμε για τον σχεδιασμό του συστήματος, όπως ποιοι παράγοντες επηρεάζουν τη συλλογική συμπεριφορά, πώς τα χαρακτηριστικά των πρακτόρων επηρεάζουν το σύστημα,

και εάν η στρατηγική οδηγεί στην επιθυμητή ομαδική συμπεριφορά. Επίσης, η μαθηματική ανάλυση βοηθά στην επιλογή παραμέτρων που βελτιστοποιούν τη συλλογική απόδοση του συστήματος και αποτρέπουν αστάθειες. Surana, A. *et al.* (2005)

Οι επιτυχημένες προσπάθειες μοντελοποίησης συστημάτων μεγάλης κλίμακας, όπως τα δίκτυα εφοδιαστικής αλυσίδας, τα μεγάλα συστήματα λογισμικού, τα δίκτυα επικοινωνιών, τα βιολογικά οικοσυστήματα, οι τροφικές αλυσίδες και οι κοινωνικοί οργανισμοί, απαιτούν ισχυρή εμπειρική βάση. Ο αφηρημένος μαθηματικός στοχασμός από μόνος του δεν μπορεί να οδηγήσει σε χρήσιμα μοντέλα. Όπως και στη φυσική, η θεωρητική πρόοδος βασίζεται συχνά σε πειραματικά ευρήματα. Για αυτό, η μελέτη των δικτύων εφοδιαστικής αλυσίδας πρέπει να περιλαμβάνει συνδυασμό τεχνικών προσομοίωσης και ανάλυσης. (Surana, A. *et al.* (2005))

Δεδομένης της πολυπλοκότητας μιας εφοδιαστικής αλυσίδας, κανένα μοντέλο δεν μπορεί να καλύψει όλες τις πτυχές των διαδικασιών. Η μοντελοποίηση προχωρά σε τρία επίπεδα:

1. Ανάλυση ανταγωνιστικής στρατηγικής, που περιλαμβάνει αποφάσεις για την τοποθεσία, σχεδιασμό ζήτησης, στρατηγικές συμμαχίες, ανάπτυξη νέων προϊόντων, επιλογή πληροφορικής και σχεδιασμό δικτύου.
2. Τακτικά προβλήματα, όπως έλεγχος αποθεμάτων, συντονισμός παραγωγής και διανομής, σχεδιασμός διάταξης.
3. Λειτουργικά προβλήματα, όπως δρομολόγηση, προγραμματισμός εργατικού δυναμικού και συσκευασία.

Τα μοντέλα της εφοδιαστικής αλυσίδας κατατάσσονται σε τέσσερις κατηγορίες:

1. Ντετερμινιστικά: μοντέλα με έναν ή πολλαπλούς στόχους.
2. Στοχαστικά: μοντέλα βέλτιστου ελέγχου και δυναμικού προγραμματισμού.
3. Υβριδικά: με στοιχεία ντετερμινιστικών και στοχαστικών μοντέλων, περιλαμβάνοντας απογραφή και προσομοίωση.
4. Βασισμένα στην πληροφορική: μοντέλα που εστιάζουν στη συντονισμένη διαχείριση διαφόρων φάσεων της εφοδιαστικής αλυσίδας, χρησιμοποιώντας λογισμικά όπως το ERP.

Οι τεχνικές μαθηματικού προγραμματισμού και προσομοίωσης είναι δύο κύριες προσεγγίσεις για την ανάλυση των μοντέλων εφοδιαστικής αλυσίδας. Ο μαθηματικός προγραμματισμός εστιάζει κυρίως στις στατικές πτυχές της αλυσίδας, ενώ η προσομοίωση εστιάζει στη δυναμική, χρησιμοποιώντας μεθόδους δυναμικής συστημάτων και πρακτόρων.

3.5 Δυναμική δικτύου

Ένας ερευνητικός τομέας στο πεδίο της δυναμικής δικτύου, έχει επικεντρωθεί κυρίως στη μελέτη της δυναμικής πολυπλοκότητας σε κανονικά δίκτυα, παραβλέποντας άλλες τοπολογίες. Για παράδειγμα, αν το δυναμικό σύστημα κάθε κόμβου έχει μόνο σταθερά σημεία χωρίς άλλους ελκυστές, το δίκτυο τείνει να σταθεροποιείται σε ένα στατικό μοτίβο. Σε περιπτώσεις ανταγωνιστικών αλληλεπιδράσεων, το δίκτυο μπορεί να εμφανίσει πολλές τοπικές σταθερές ισορροπίες. Στην περίπτωση όπου κάθε κόμβος έχει σταθερό οριακό κύκλο, παρατηρούνται φαινόμενα συγχρονισμού και μοτίβα όπως κινούμενα κύματα. Για μη ομοιόμορφους ταλαντωτές, μπορεί να φανεί μια χρονική μετάβαση φάσης, με τη σύζευξη ως

παράμετρο ελέγχου. Αντίθετα, αν κάθε κόμβος έχει χαοτικό ελκυστήριο, το δίκτυο μπορεί να συγχρονίσει τις ασταθείς διακυμάνσεις. Σε ένα ευρύ φάσμα τοπολογιών, το συγχρονισμένο χάος απαιτεί η σύζευξη να είναι ούτε πολύ ασθενής ούτε πολύ ισχυρή, αλλιώς προκαλούνται χωρικές αστάθειες.(Surana, A. *et al.* (2005))

Ο δεύτερος ερευνητικός τομέας επικεντρώνεται στη δομή των δικτύων. Η τοπολογία των δικτύων μπορεί να ποικίλει από εντελώς κανονική, όπως αλυσίδες, πλέγματα και πλήρως συνδεδεμένα δίκτυα, έως εντελώς τυχαία. Τα γραφήματα μπορεί επίσης να είναι κατευθυνόμενα ή μη κατευθυνόμενα, κυκλικά ή άκυκλα. Για τον χαρακτηρισμό των τοπολογικών ιδιοτήτων, έχουν οριστεί διάφορα στατιστικά μεγέθη. Τα πιο σημαντικά περιλαμβάνουν το μέσο μήκος διαδρομής, τον συντελεστή ομαδοποίησης, τις κατανομές βαθμών, το μέγεθος της γιγαντιαίας συνιστώσας και διάφορες φασματικές ιδιότητες.

Τα κλασικά τυχαία γραφήματα, που εισήχθησαν από τους Erdos και Renyi, είναι από τα πιο εκτενώς μελετημένα μοντέλα δικτύων. Αυτά τα γραφήματα έχουν κατανομή βαθμών Poisson και ασύνδετες κορυφές. Σε μεγάλο αριθμό κόμβων (N) και αρκετά μεγάλη πιθανότητα σύνδεσης (p), εμφανίζεται ένα γιγαντιαίο συνδεδεμένο στοιχείο, μια διαδικασία γνωστή ως διήθηση. Τα τυχαία γραφήματα χαρακτηρίζονται από χαμηλό μέσο μήκος διαδρομής και χαμηλό συντελεστή ομαδοποίησης, ενώ τα κανονικά δίκτυα εμφανίζουν υψηλό συντελεστή ομαδοποίησης και μεγαλύτερο μέσο μήκος διαδρομής. Ωστόσο, τα πραγματικά δίκτυα δεν είναι ούτε εντελώς κανονικά ούτε τυχαία, αλλά εμφανίζουν χαρακτηριστικά «μικρού κόσμου» και «χωρίς κλίμακα», όπως τα κοινωνικά δίκτυα, το Διαδίκτυο, τα δίκτυα ηλεκτρικής ενέργειας, και τα οικολογικά και μεταβολικά δίκτυα.Surana, A. *et al.* (2005)

Πολλά δίκτυα εμφανίζουν αρθρωτή δομή, όπου μπορεί κανείς να εντοπίσει ομάδες κόμβων με έντονες εσωτερικές συνδέσεις, αλλά λίγες ή καθόλου συνδέσεις με κόμβους εκτός της ομάδας τους. Αυτή η σαφής αρθρωτή οργάνωση είναι η αιτία του υψηλού συντελεστή ομαδοποίησης. Παράλληλα, οι ομάδες αυτές μπορούν να διαρθρωθούν ιεραρχικά σε μεγαλύτερες ενότητες, σχηματίζοντας «ιεραρχικά δίκτυα» ενώ διατηρούν την τοπολογία χωρίς κλίμακα. Έτσι, η αρθρωτότητα, ο χαρακτήρας χωρίς κλίμακα και ο υψηλός συντελεστής ομαδοποίησης συνυπάρχουν κάτω από το ίδιο πλαίσιο. Επιπλέον, στα ιεραρχικά δίκτυα, ο συντελεστής ομαδοποίησης των διαφόρων ομάδων ακολουθεί έναν συγκεκριμένο νόμο κλιμάκωσης, που μπορεί να βοηθήσει στον εντοπισμό της ιεραρχικής δομής σε πραγματικά δίκτυα.Surana, A. *et al.* (2005)

3.6 Διαχείριση κινδύνου εφοδιαστικής αλυσίδας

Η Διαχείριση Κινδύνων Αλυσίδας Εφοδιασμού (SCRM) αποτελεί πλέον έναν σημαντικό τομέα που εστιάζει σε μεθόδους καλύτερης διαχείρισης αυτών των κινδύνων.Οι σύγχρονες αλυσίδες εφοδιασμού είναι διασυνδεδεμένες και περίπλοκες, γεγονός που συνεπάγεται πλήθος κινδύνων, μερικοί από τους οποίους μπορεί να είναι άγνωστοι ή δύσκολα εκτιμήσιμοι (Christopher και Holweg, 2011α). Μέσα από εμπειρικές και μοντελοποιημένες μελέτες, οι προληπτικές στρατηγικές περιλαμβάνουν αποθέματα ασφαλείας, πολλαπλές πηγές, κοινή χρήση πληροφοριών, συνεργασία με προμηθευτές και αλλαγή δρομολόγησης, ενώ οι αντιδραστικές στρατηγικές περιλαμβάνουν επιχειρησιακή

συνέχεια και επίσπευση παραγγελιών. Η έρευνα στο SCRM έχει τονίσει τον κίνδυνο από μη ορατά τμήματα της εφοδιαστικής αλυσίδας που ενεργοποιούνται από φυσικές καταστροφές. Πριν την εφαρμογή προληπτικών στρατηγικών όμως, είναι απαραίτητη η χαρτογράφηση των πιθανών κινδύνων, η οποία απαιτεί πλήρη πληροφόρηση στο δίκτυο. Kosasih, EE *et al.* (2022) Ωστόσο, η παρακολούθηση κινδύνων στις αλυσίδες εφοδιασμού παραμένει σχετικά ανεξερεύνητος τομέας (Kosasih, EE *et al.* (2022)). Πρόσφατες μελέτες αναδεικνύουν τη δυναμική της Τεχνητής Νοημοσύνης στο SCRM (Baryannis *et al.*, 2019; Brintrup, 2020), ειδικά ως προς την απόκτηση πληροφοριών για αλυσίδες εφοδιασμού.

Τα γραφήματα γνώσης τομέα συνδυάζουν διάσπαρτες πληροφορίες για τις οντότητες ενός τομέα και είναι ιδιαίτερα εκφραστικά στην οργάνωση αυτών των πληροφοριών για τη στήριξη της διαδικασίας στη λήψη αποφάσεων σε εταιρικά συστήματα. Αυτά τα γραφήματα μπορούν να αξιοποιηθούν για να υποστηρίξουν διάφορες υπηρεσίες εξόρυξης γραφημάτων, διευκολύνοντας στην ανάλυση δεδομένων. Ωστόσο, η ετερογένεια των δεδομένων από πολλαπλές πηγές απαιτεί τη δημιουργία μιας οντολογίας του τομέα για την εξαγωγή και τη σύντηξη των δεδομένων. Επίσης, οι πληροφορίες που συλλέγονται από έντυπα συμβόλαια και άλλα έγγραφα που καταγράφουν τις καθημερινές συναλλαγές μεταξύ εταιρειών σε αλληλένδετες εφοδιαστικές αλυσίδες είναι μεγάλης κλίμακας και χρονικά συνδεδεμένες κάτι που δημιουργεί την ανάγκη για δυναμική ενημέρωση και ομαδική ανάγνωση, κατά την κατασκευή του γραφήματος γνώσης, ώστε να αποτυπώνονται οι σχέσεις μεταξύ των οντοτήτων με έναν έγκαιρο και εκφραστικό τρόπο. Ένα άλλο ζήτημα που πρέπει να ληφθεί υπόψη είναι η μείωση των διαστάσεων, η οποία έχει στόχο να μεταφέρει το γράφημα γνώσης που χαρακτηρίζεται από υψηλή ετερογένεια, σε γραφήματα χαμηλότερων διαστάσεων, ώστε να ικανοποιεί τις απαιτήσεις εισόδου των υπηρεσιών εξόρυξης ανώτερου επιπέδου. Η αξιολόγηση του πιστωτικού κινδύνου της εφοδιαστικής αλυσίδας είναι μια σημαντική περίπτωση χρήσης των εξαγόμενων αποτελεσμάτων από το γράφημα επιχειρηματικής γνώσης. Το πρόβλημα της μετάδοσης του πιστωτικού κινδύνου προκύπτει εν μέρει από τη διαδικασία των συναλλαγών και πρέπει να καταγραφεί και να εντοπιστεί όταν, πρώτον οι εμπορικές τράπεζες χρειάζεται να αποφασίσουν αν θα χορηγήσουν δάνειο σε μια επιχείρηση και δεύτερον, όταν οι επιχειρήσεις πρέπει να επιλέξουν δυνητικούς επιχειρηματικούς συνεργάτες. Αυτά τα χαρακτηριστικά καθιστούν το γράφημα γνώσης ένα κατάλληλο εργαλείο για την ανάλυση των πιστωτικών κινδύνων στις εφοδιαστικές αλυσίδες (Zhang *et al.*, 2020).

3.6.1 Συλλογισμός με AI

Η εξαγωγή νέας γνώσης, όπως κρυφών σχέσεων από ήδη διαθέσιμες πληροφορίες, αποτελεί αντικείμενο μελέτης του υποτομέα της Τεχνητής Νοημοσύνης, γνωστού ως «Συλλογισμός». Παρόλο που η συλλογιστική έχει εξεταστεί εκτενώς σε άλλους τομείς, πρόσφατες έρευνες διαπίστωσαν ότι η εφαρμογή της στη διαχείριση εφοδιαστικής αλυσίδας παραμένει περιορισμένη. Υπάρχουν δύο κύριες προσεγγίσεις για συλλογισμό στην τεχνητή νοημοσύνη: η συμβολική και η συνδετική. Τα συμβολικά μοντέλα στηρίζονται στη λογική πρώτης τάξης για να εξάγουν νέες πληροφορίες από υπάρχοντα δεδομένα που αποθηκεύονται σε μια βάση γνώσης. Αυτή η κατηγορία μοντέλων είναι ερμηνεύσιμη, καθώς επιτρέπει τον

εντοπισμό της πηγής κάθε συμπεράσματος. Για παράδειγμα, η πρόταση «Η UPS χρησιμοποιεί προϊόν της GE Aviation» μπορεί να εξεταστεί με ανίχνευση μονοπατιών σε μια βάση γνώσης. Αν γνωρίζουμε ότι «Η GE Aviation προμηθεύει την Boeing» και «Η Boeing προμηθεύει την UPS», μπορούμε να συμπεράνουμε ότι «Η UPS είναι πελάτης της GE Aviation». Ωστόσο, η κατασκευή μιας ολοκληρωμένης βάσης γνώσης είναι χρονοβόρα, και η έλλειψη έστω και ενός στοιχείου μπορεί να αποτρέψει τα συμπεράσματα (Kosasih, EE *et al.* (2022)).

Αντίθετα, τα συνδεδετικά μοντέλα, όπως τα νευρωνικά δίκτυα, είναι ικανά να εξάγουν πληροφορίες από δεδομένα αυτόματα και να τα αναπαριστούν σε ενσωματώσεις στον Ευκλείδειο χώρο. Για παράδειγμα, τα δίκτυα τύπου Transformer, μέσω της στάθμισης της προσοχής και των επαναλαμβανόμενων επιπέδων, μπορούν να αναγνωρίσουν σύνθετες σχέσεις μεταξύ λέξεων. Σε μια είδηση όπου αναφέρεται παραγγελία δεκαεννέα Boeing 767 από την UPS, ένα εκπαιδευμένο μοντέλο μπορεί να καταλήξει στη σχέση προμηθευτή-αγοραστή μεταξύ της Boeing και της UPS. Ωστόσο, το γιατί το μοντέλο αντιλαμβάνεται τη λέξη «παραγγελία» ως αγορά και όχι ως εντολή δεν είναι πάντα σαφές, καθιστώντας τα συνδεδετικά μοντέλα «μαύρα κουτιά». (Kosasih, EE *et al.* (2022))

Η έρευνα συνδυασμού συμβολικών και συνδεδετικών μοντέλων, γνωστή ως «νευροσυμβολικά μοντέλα», επιδιώκει να ενσωματώσει και τις δύο προσεγγίσεις. Στο παράδειγμά μας, τα συνδεδετικά μοντέλα εξάγουν σχέσεις όπως «προμήθειες_προς (Boeing, UPS)» από δεδομένα, ενώ τα συμβολικά μοντέλα μπορούν να συμπεράνουν νέες σχέσεις όπως «is_customer (UPS, GE Aviation)». Υπάρχουν έξι τύποι νευροσυμβολικών μοντέλων, σύμφωνα με τους Garcez και Lamb (2020). Ο τύπος 1 αφορά τυπική βαθιά εκμάθηση, ενώ ο τύπος 6 στοχεύει σε πλήρη ενσωμάτωση συμβολικού συλλογισμού, αν και ακόμη δεν υπάρχει πλήρες μοντέλο αυτού του τύπου. (Kosasih, EE *et al.* (2022))

3.6.2 Συλλογισμός Γραφήματος Γνώσης

Ο συλλογισμός γραφήματος γνώσης (KGR) μπορεί να εφαρμοστεί στη διαχείριση κινδύνων εφοδιαστικής αλυσίδας (SCRM) μέσω τεσσάρων βημάτων: (1) Συλλογή δεδομένων, (2) Μηχανική Οντολογίας, (3) Δημιουργία Γραφήματος Γνώσης και (4) Συλλογισμός Γραφήματος Γνώσης.

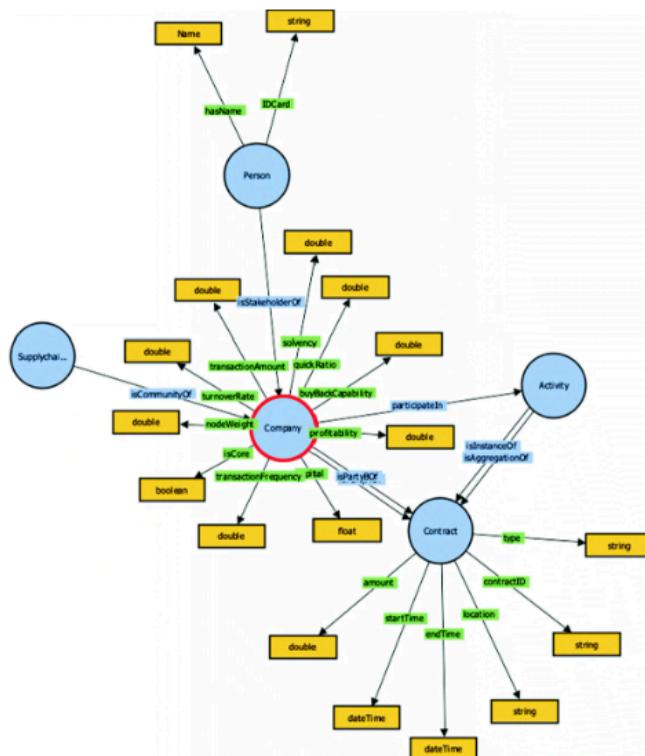
Το πρώτο βήμα αφορά τη συλλογή δεδομένων σχετικά με τη διαχείριση κινδύνου στην εφοδιαστική αλυσίδα. Οι επαγγελματίες SCRM πρέπει να εντοπίσουν τους τύπους δεδομένων και τις πηγές που είναι χρήσιμες για τα καθήκοντά τους. Τα δεδομένα αυτά συνήθως αποθηκεύονται σε διαφορετικά τμήματα σε μορφή σιλό και μπορεί να απαιτούνται εξωτερικές πηγές (όπως οικονομικά στοιχεία ή βιομηχανικές βάσεις δεδομένων). Ένα Γράφημα Γνώσης (KG) μπορεί να ενσωματώσει αυτές τις πληροφορίες, προσφέροντας μια ενιαία προβολή των δεδομένων. Για τη δημιουργία ενός KG, χρειάζεται η κατασκευή μιας οντολογίας, η οποία καθορίζει τους τύπους δεδομένων, τις ιδιότητές τους και τη δομή των στοιχείων τους. Με την ολοκλήρωση της οντολογίας, δημιουργείται το KG βασισμένο στις δεδομένες εγγραφές, με τις οντότητες (ή κόμβους) και τις σχέσεις μεταξύ τους (ακμές) να καθορίζονται σύμφωνα με την οντολογία. (Kosasih, EE *et al.* (2022))

Αφού ολοκληρωθεί το KG, μπορούμε να πραγματοποιήσουμε συλλογισμό πάνω του, χρησιμοποιώντας ένα μοντέλο νευρωνικών δικτύων για να προβλέψουμε κρυφές συνδέσεις και να εμπλουτίσουμε το γράφημα. Έτσι, καλύπτονται πιθανά κενά γνώσης. Τα ερωτήματα σχετικά με τον κίνδυνο μετατρέπονται σε λογικές δηλώσεις και εξετάζεται αν οι απαντήσεις υπάρχουν στο εμπλουτισμένο KG.(Kosasih, EE *et al.* (2022))

3.6.3 Μέθοδος κατασκευής Γραφήματος Γνώσης για αποκάλυψη διαδικασιών συναλλαγών και εξόρυξη δεδομένων

Τα δεδομένα που χρησιμοποιούνται για την αποκάλυψη διαφόρων διαδικασιών συναλλαγών εξάγονται από έντυπα συμβόλαια με τη χρήση της τεχνολογίας OCR (Optical Character Recognition), και κάθε συναλλαγή αποθηκεύεται σε ημι-δομημένη μορφή ώστε να είναι εύκολη η ανάκτησή της. Εκτός από τα έντυπα συμβόλαια, απαιτείται επίσης να αντληθούν πληροφορίες που αποκαλύπτουν ορισμένα σχετικά στατικά χαρακτηριστικά των εταιρειών που συμμετέχουν σε δραστηριότητες της εφοδιαστικής αλυσίδας, μέσω διαδικτυακών βάσεων δεδομένων επιχειρηματικής γνώσης. Η ποικιλομορφία και η πολυπλοκότητα αυτών των πηγών δεδομένων οδηγεί σε ετερογένεια και πλεονασμό των δεδομένων, κάτι που αυξάνει την ανάγκη για την κατασκευή οντολογίας τομέα. Αντί να επιδιώξουν την πληρότητα, όπως γίνεται στις ανοιχτές βάσεις γνώσης, εστιάζουν στην κατασκευή οντολιών τομέα που ευθυγραμμίζονται με συγκεκριμένους επιχειρηματικούς στόχους. Καθώς το σχήμα των οντοτήτων, των χαρακτηριστικών τους και των σχέσεων μεταξύ τους παραμένει σχετικά σταθερό στο πλαίσιο των επιχειρηματικών διαδικασιών, το θέμα της εξέλιξης της οντολογίας δεν αποτελεί αντικείμενο διερεύνησης σε αυτό το πλαίσιο.

Η μέθοδος που εφαρμόζεται για την κατασκευή του γραφήματος γνώσης ακολουθεί μια διαδικασία από πάνω προς τα κάτω, με σκοπό την απόκτηση πέντε οντολογιών τομέα. Τα στιγμιότυπα διαφορετικών τύπων συνδέονται μεταξύ τους με βάση τους κατάλληλους κανόνες. Αφού συλλεχθούν τα λεξιλόγια που σχετίζονται με τον τομέα, αναπτυχθεί η ιεραρχία των εννοιών του τομέα και καθοριστούν οι ιδιότητες και οι σχέσεις μεταξύ αυτών των εννοιών, προκύπτει το γράφημα της οντολογίας. Το αποτέλεσμα της οντολογικής κατασκευής απεικονίζεται στο παρακάτω σχήμα.(Zhang *et al.*, 2020)



Εικόνα 21: Σχήμα αντίστοιχου γραφήματος γνώσης τομέα, (Zhang et al., 2020)

Θεωρώντας πέντε κατηγορίες στο επίπεδο του σχήματος του γραφήματος γνώσης, και συγκεκριμένα τις εξής: Πρόσωπο, Εταιρεία, Σύμβαση και Δραστηριότητα. Οι ιδιότητες του κόμβου που αφορά την Εταιρεία σχεδιάζονται βάσει ενός γενικευμένου προφίλ χρήστη για τις επιχειρήσεις της εφοδιαστικής αλυσίδας. Οι ιδιότητες αυτές περιλαμβάνουν τόσο στατικά χαρακτηριστικά μιας εταιρείας (όπως το όνομα, το κεφάλαιο, ο τύπος της εταιρείας κ.λπ.), όσο και δυναμικά χαρακτηριστικά που προκύπτουν όταν η εταιρεία εμπλέκεται σε εμπορικές δραστηριότητες (όπως το αναγνωριστικό της σύμβασης, το ποσό, η τοποθεσία κ.λπ.) εντός συγκεκριμένων εφοδιαστικών αλυσίδων. (Zhang et al., 2020)

Οι διμερείς ή τριμερείς συμβάσεις ομαδοποιούνται σε κόμβους Δραστηριότητας, προκειμένου να αποκαλυφθούν οι διασυνδέσεις μεταξύ των εταιρειών χωρίς να δημιουργηθεί πλεονασμός στο γράφημα. Ωστόσο, οι πληροφορίες που αφορούν τα αρχικά συμβόλαια εξακολουθούν να αποθηκεύονται στους κόμβους Σύμβασης, έτσι ώστε κάθε συναλλαγή να μπορεί να ανακτηθεί ξεχωριστά όταν χρειάζεται. Οι οντότητες που προκύπτουν από αυτή τη διαδικασία συνιστούν το αποτέλεσμα υπηρεσιών εξόρυξης γραφημάτων ανώτερου επιπέδου, που εφαρμόζονται σε διάφορα σημεία της εφοδιαστικής αλυσίδας. (Zhang et al., 2020)

3.6.4 Ανάλυση Εφοδιαστικής Αλυσίδας μέσω Μηχανισμών Ανίχνευσης Κοινοτήτων

Οι μηχανισμοί ανίχνευσης κοινότητας είναι χρήσιμοι για την ομαδοποίηση εταιρειών που σχετίζονται με πολλαπλές διαστάσεις, βασιζόμενοι είτε σε στατικές ιδιότητές τους είτε στη συνεργασία τους κατά τη διάρκεια μιας συγκεκριμένης περιόδου. Αυτό επιτρέπει στο επιχειρηματικό προσωπικό να αναλύει τα δεδομένα από διαφορετικές οπτικές γωνίες. Ο εντοπισμός αυτών των ομάδων εταιρειών γίνεται μέσω αντιστοίχισης προτύπων γραφήματος και ενός τροποποιημένου ισορροπημένου αλγορίθμου πολλαπλής διάδοσης ετικετών. Ο

αρχικός BMLPA προσαρμόζεται ώστε να λαμβάνει ως είσοδο τους εταιρικούς κόμβους και τις εμπορικές τους σχέσεις, και ως έξοδο παράγει ομάδες στενά συνεργαζόμενων εταιρειών με τη μορφή αλυσίδων συσχέτισης. Αυτές οι ομάδες αποθηκεύονται στο γράφημα γνώσης ως αλυσίδες εφοδιασμού, διευκολύνοντας την ανάλυση (Zhang et al., 2020). Η τροποποιημένη έκδοση του BMLPA ακολουθεί τα ίδια τρία βασικά στάδια (αρχικοποίηση, διάδοση ετικετών, και εξάλειψη μικρών κοινοτήτων), ενώ οι προσαρμογές γίνονται κυρίως στα κριτήρια κατάταξης των κόμβων και τη λήψη υπόψη των βαρών των συνδέσμων στη διάδοση. Ο αλγόριθμος περιγράφεται ως εξής: (Zhang et al., 2020)

Algorithm 1: Initialize community labels for companies

Input: Set of company nodes

Output: List of cores

```

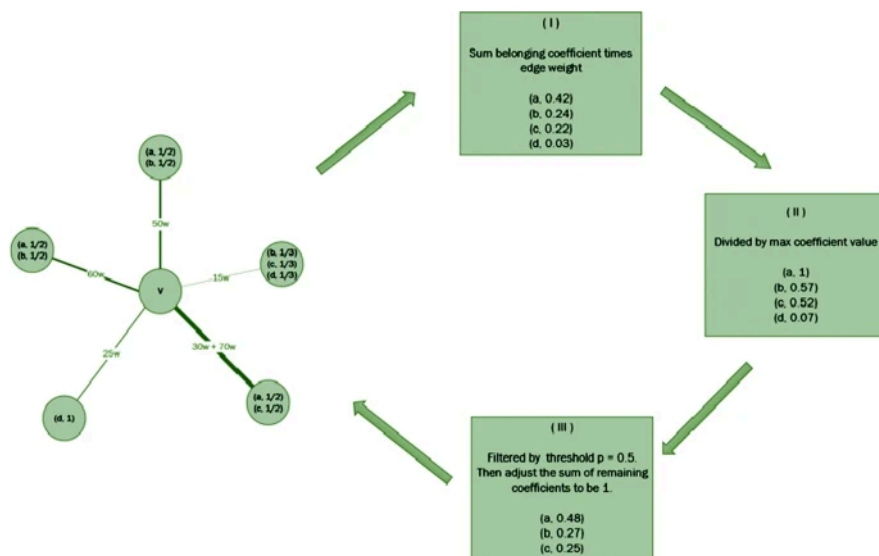
1: Sort all nodes in decreased order of the selected property P. and add to vList
   sequentially
2: foreach vertex i in sorted vList:
3:   if  $k_i \geq 3$  and i.free = true:
4:     find vertex j which has the largest P in N(i)
5:     and j.free is true;
6:     add vertices i and j to a new core;
7:     commNeiber  $\leftarrow N(i) \cap N(j)$ ;
8:     sort commNeiber in the order of vertex degree from small to large;
9:     while commNeiber  $\neq$  null:
10:      foreach vertex h in sorted commNeiber://add common neighbor of i, j to core
11:        add h to the core;
12:        delete vertices not in N(h) from commNeiber;
13:        delete vertex h from commNeiber;
14:     if sizeof(core)  $\geq 3$ :
15:       add core to cores;
16: return cores;
```

Εικόνα 22: Βήματα του αλγορίθμου, (Zhang et al., 2020)

Αρχικά, χρησιμοποιούμε τους RC (Rough Cores) για να βρούμε μη επικαλυπτόμενους πυρήνες, δηλαδή ομάδες εταιρειών που πρέπει να ανήκουν στην ίδια κοινότητα. Για την ταξινόμηση χρησιμοποιείται η ιδιότητα του κόμβου P, που μπορεί να είναι το εγγεγραμμένο κεφάλαιο της εταιρείας ή το άθροισμα των συμβολαίων στα οποία συμμετέχει. Αυτό οδηγεί σε κοινότητες με μικρότερο ρίσκο και μεγαλύτερη απόδοση επένδυσης. Ο αλγόριθμος RC αναφέρεται στον Αλγόριθμο 1, στην εικόνα 22 (Zhang et al., 2020).

Η μεταβλητή i.free δείχνει αν ο κόμβος i ανήκει σε κάποιον πυρήνα, με αρχικοποίηση για όλες τις κορυφές. Το k_i αντιπροσωπεύει τον βαθμό του κόμβου i.

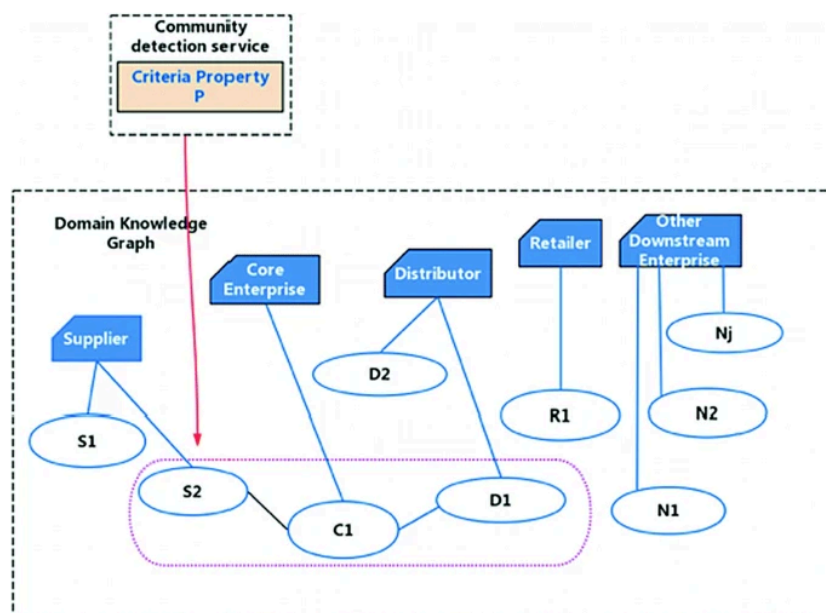
Στη δεύτερη φάση, γίνεται επαναλαμβανόμενη ενημέρωση του αναγνωριστικού κοινότητας και του βαθμού συμμετοχής για κάθε κορυφή, λαμβάνοντας υπόψη τα βάρη των συνδέσεων κατά τη διαδικασία διάδοσης, όπως στο αρχικό BMPLA. Αυτό το στάδιο παρουσιάζεται στην εικόνα 17:



Εικόνα 23: Διάδοση πολλαπλών ετικετών για τον κεντρικό κόμβο v λαμβάνοντας υπόψη τα βάρη των συνδέσμων, (Zhang et al., 2020)

Οι σύνδεσμοι, δηλαδή οι δραστηριότητες, αντιπροσωπεύουν τη συγκέντρωση των συμβάσεων, και δίνεται βαρύτητα ανάλογα με τα ποσά των συμβολαίων που συνδέουν τις οντότητες. Για να υπολογίσουμε τις ετικέτες της κεντρικής κορυφής V , πρώτα προσθέτουμε τους συντελεστές συμμετοχής πολλαπλασιασμένους με το βάρος του συνδέσμου για κάθε ετικέτα των γειτονικών κόμβων. Στη συνέχεια, στο στάδιο (I), βρίσκουμε τη μέγιστη τιμή, και στο στάδιο (II) διαιρούμε κάθε συντελεστή συμμετοχής με αυτήν τη μέγιστη τιμή. Οι ετικέτες με λόγο μεγαλύτερο από το όριο p διατηρούνται για την κεντρική κορυφή V στην επανάληψη αυτή. Στο στάδιο (III), οι συντελεστές συμμετοχής κανονικοποιούνται ώστε το άθροισμα να είναι 1. Η κύρια διαφορά εδώ από το αρχικό BMLPA είναι ότι λαμβάνουμε υπόψη τα βάρη των συνδέσμων και προσαρμόζουμε τη διάδοση αναλόγως (Zhang et al., 2020).

Αυτά τα στάδια οδηγούν στο σχηματισμό κοινοτήτων επιχειρηματικών οντοτήτων μέσα σε διασυνδεδεμένες αλυσίδες εφοδιασμού όπως φαίνεται στη παρακάτω εικόνα.



Εικόνα 24: Κοινότητα επιχειρήσεων με βάση δεδομένα κριτήρια ιδιοκτησία P, (Zhang et al., 2020)

Δεδομένου ότι οι επιχειρήσεις τείνουν να συνεργάζονται με διαδοχικό τρόπο, σχηματίζοντας αλληλεξαρτήσεις σε μορφή αλυσίδων (εφοδιαστικών αλυσίδων), οι κοινότητες που εξάγονται είναι πιθανό να παρουσιάζουν επίσης μορφή αλυσίδας, δημιουργώντας έτσι μια αλυσίδα συσχέτισης επιχειρήσεων. Η αξιολόγηση του κινδύνου μπορεί να εφαρμοστεί σε αυτά τα εξαγόμενα δεδομένα, παρέχοντας μια κατάταξη των επιχειρήσεων της αλυσίδας με βάση τον πιστωτικό τους κίνδυνο, σε φθίνουσα σειρά. Τέλος, οι τελικοί χρήστες, όπως οι εμπορικές τράπεζες, μπορούν να χρησιμοποιήσουν αυτή την πληροφορία για να λαμβάνουν αποφάσεις σχετικά με τη χορήγηση δανείων (Zhang et al., 2020).

3.7 Διαχείριση Εφοδιαστικής Αλυσίδας Υγείας για την Ιατρική Ακριβείας

Υπάρχει μια ουσιαστική επικάλυψη μεταξύ των όρων «ιατρική ακριβείας» και «εξατομικευμένη ιατρική». Όπως αναφέρει το National Research Council (What is Precision Medicine? 2022), ο όρος «εξατομικευμένη ιατρική» είναι παλαιότερος και σημαίνει σχεδόν το ίδιο με την «ιατρική ακριβείας». Παρόλα αυτά, υπήρχε προβληματισμός ότι η λέξη «εξατομικευμένη» μπορεί να ερμηνευτεί εσφαλμένα, εννοώντας ότι οι θεραπείες σχεδιάζονται μοναδικά για κάθε άτομο. Αντίθετα, η ιατρική ακριβείας επικεντρώνεται στον εντοπισμό θεραπειών που είναι αποτελεσματικές για συγκεκριμένες ομάδες ασθενών με βάση γενετικά, περιβαλλοντικά και παράγοντες του τρόπου ζωής. Ωστόσο, οι δύο όροι χρησιμοποιούνται μερικές φορές εναλλακτικά. (V. Karyotis et al.)

Για να πραγματοποιηθεί αυτή η προσέγγιση με παγκόσμια βιωσιμότητα και οικονομική αποδοτικότητα, χρειάζεται ένα ισχυρό πλαίσιο για την ιατρική ακριβείας και τη σχετική εφοδιαστική αλυσίδα. Για παράδειγμα, παραδοσιακά τα φάρμακα απευθύνονται σε ευρύτερο πληθυσμό, επιτρέποντας διανομή σε εθνικό ή διεθνές επίπεδο και αυξημένα έσοδα. Στην ιατρική ακριβείας, τα νέα φάρμακα θα στοχεύουν πιο συγκεκριμένες ομάδες, πράγμα

που σημαίνει ότι τα έσοδα δεν θα είναι το ίδιο μαζικά. Για την επίτευξη κερδών που θα κινητροδοτούν τις φαρμακευτικές εταιρείες, απαιτούνται ειδικά σχεδιασμένες διαδικασίες εφοδιαστικής για να εξυπηρετήσουν αυτές τις διασκορπισμένες ομάδες παγκοσμίως.

Η εφοδιαστική αλυσίδα της ιατρικής ακριβείας, των V. Karyotis et al. βασίζεται σε πέντε θεμελιώδεις πυλώνες: τη μεταφορά, την παρακολούθηση, τα αναλώσιμα, τον προγραμματισμό και τη βέλτιστη τοποθέτηση, που θα αναλύσουμε παρακάτω.

3.7.1 Μεταφορές στην Ιατρική Ακρίβειας

Η διαχείριση των μεταφορών στην εφοδιαστική αλυσίδα της υγειονομικής περίθαλψης, ιδιαίτερα στον τομέα της ιατρικής ακριβείας, περιλαμβάνει απαιτήσεις που σχετίζονται με τρεις κύριους άξονες: τη μεταφορά ατόμων, τη μεταφορά βιολογικών δειγμάτων, και τη μεταφορά εξοπλισμού. Οι μεταφορές ατόμων διαδραματίζουν καίριο ρόλο, καθώς οι εξειδικευμένες θεραπείες της ιατρικής ακριβείας συχνά απαιτούν την προσέλευση των ασθενών σε συγκεκριμένα κέντρα για χορήγηση θεραπειών ή φαρμάκων (π.χ., χημειοθεραπεία) που δεν διατίθενται από τα φαρμακεία.(V. Karyotis et al.)

Η μεταφορά ατόμων στην ιατρική ακριβείας δεν είναι απλώς μια προσαρμογή των υπάρχοντων μέσων μεταφοράς. Παράγοντες όπως η συχνότητα, η γεωγραφική κατανομή, η κρισιμότητα και η αποδοτικότητα αυτών των μετακινήσεων καθιστούν αναγκαίο έναν εξειδικευμένο σχεδιασμό, ας τα δούμε παρακάτω:

Συχνότητα Μετακινήσεων: Η ανάγκη για μεταφορά θα είναι περιορισμένη σε συγκεκριμένες περιπτώσεις, όπως για θεραπείες που χρειάζονται τακτικά ραντεβού ή ειδικά διαγνωστικά τεστ. Οι συνήθεις αιματολογικές εξετάσεις δεν επιβαρύνουν την εφοδιαστική, αλλά ειδικές εξετάσεις απαιτούν μεταφορές σε εξειδικευμένα κέντρα, κάτι που αυξάνει τη ζήτηση για μεταφορική υποδομή.(V. Karyotis et al.)

Κατανομή Ατόμων: Στην ιατρική ακριβείας, οι εξειδικευμένες θεραπείες αφορούν συγκεκριμένες υπο-ομάδες πληθυσμού, κάτι που αυξάνει την ανάγκη μεταφοράς σε κέντρα που εξυπηρετούν λίγες τοποθεσίες. Ο σχεδιασμός της εφοδιαστικής καλείται να επιλέξει τοποθεσίες με γνώμονα τη μέγιστη δυνατή εξυπηρέτηση με ελάχιστη κινητικότητα πληθυσμού, ιδίως όταν η εξυπηρέτηση αυτών των τοποθεσιών πρέπει να είναι βιώσιμη μακροπρόθεσμα, λόγω αυξανόμενων αναγκών.(V. Karyotis et al.)

Κρισιμότητα Μεταφορών: Η κρισιμότητα των μεταφορών ποικίλλει ανάλογα με τη φύση της ασθένειας και του ασθενή. Η εφοδιαστική θα πρέπει να είναι ευέλικτη, ικανή να ανταποκρίνεται σε μεταβαλλόμενες συνθήκες, όπως επιδημίες ή περιόδους αυξημένης ανάγκης. Η συνολική διαχείριση μεταφορών στην ιατρική ακριβείας μπορεί να διαφέρει μεταξύ δημόσιων και ιδιωτικών προσεγγίσεων, ανάλογα με το αν το σύστημα διαχείρισης θα βασίζεται σε κρατικές ή ιδιωτικές δομές. Ακόμη και σε δημόσια συστήματα υγείας, μπορεί να χρησιμοποιούνται ιδιωτικοί φορείς για την επίτευξη ποιοτικών κριτηρίων και βιωσιμότητας του συστήματος.(V. Karyotis et al.)

Αποδοτικότητα: Για να διασφαλιστεί η βιωσιμότητα και οι οικονομικοί πόροι της ιατρικής ακριβείας, η εφοδιαστική πρέπει να εξασφαλίσει αποδοτική μεταφορά ατόμων μέσω παραμέτρων όπως το κόστος, η διαθεσιμότητα και η ευελιξία.(V. Karyotis et al.)

3.7.2 Αναλώσιμα

Στην ιατρική ακριβείας, όπως και στη συμβατική ιατρική, απαιτούνται διάφορα αναλώσιμα, είτε μιας χρήσης είτε επαναχρησιμοποιήσιμα. Η προμήθεια αυτών θα γίνεται σε συγκεκριμένες, συνήθως λίγες τοποθεσίες. Ωστόσο, η ιατρική ακριβείας θα απαιτεί πιο εξειδικευμένα αναλώσιμα, με τις αγορές να είναι μικρότερες και στοχευμένες, ώστε να ανταποκρίνονται στις ιδιαίτερες ανάγκες αυτής της μορφής περίθαλψης.(V. Karyotis et al.)

3.7.3 Εντοπισμός και Παρακολούθηση

Η παρακολούθηση αποτελεί κρίσιμο στοιχείο για την ακεραιότητα των βιολογικών δειγμάτων, του φορητού εξοπλισμού, των ιατρικών αρχείων και των φαρμάκων στην ιατρική ακριβείας. Η εφοδιαστική αλυσίδα συνδυάζει παραδοσιακές τεχνικές με σύγχρονες τεχνολογίες, όπως IoT και RFID, για να εξασφαλίσει ότι τα ευαίσθητα προϊόντα διατηρούν την ποιότητά τους καθ' όλη τη μεταφορά τους. Οι τεχνολογίες αυτές παρέχουν επιπλέον δυνατότητες για την άμεση και αξιόπιστη παρακολούθηση σε κάθε στάδιο της διαδικασίας.(V. Karyotis et al.)

3.7.4 Προγραμματισμός

Η διαχείριση εφοδιαστικής αλυσίδας στην ιατρική ακριβείας απαιτεί ολοκληρωμένο προγραμματισμό, συνδυάζοντας την κινητικότητα και τον προγραμματισμό εργασιών σε ενιαίο πλαίσιο. Για παράδειγμα, ο Qi (2006) αναλύει μοντέλο προγραμματισμού για δύο κέντρα επεξεργασίας, με δυνατότητα συμπληρωματικής λειτουργίας. Επιπλέον, ο προγραμματισμός παραγωγής για την ιατρική ακριβείας, όπως φάρμακα και αναλώσιμα, είναι κρίσιμος για τη διασφάλιση της ανταπόκρισης στη ζήτηση και της επιχειρησιακής αποδοτικότητας. Παρόμοιες πρακτικές χρησιμοποιούνται σε βιομηχανίες όπως η φαρμακευτική, το πετρέλαιο και η χημική επεξεργασία.(V. Karyotis et al.)

3.7.5 Βέλτιστη Τοποθέτηση Υπηρεσιών

Στην ιατρική ακριβείας, η παροχή υπηρεσιών αναμένεται να συγκεντρώνεται σε συγκεκριμένες, γεωγραφικά διασκορπισμένες τοποθεσίες, εξαιτίας της εξειδικευμένης φύσης τους. Η βέλτιστη τοποθέτηση τέτοιων υπηρεσιών θα πρέπει να λαμβάνει υπόψη παράγοντες κόστους, χρόνου απόκρισης, και εμπορικής βιωσιμότητας. Σχετικές προσεγγίσεις περιλαμβάνουν τη χρήση διαγραμμάτων Voronoi, τα οποία διαχωρίζουν τον χώρο σε περιοχές κοντά σε προκαθορισμένα σημεία (κέντρα). Επίσης, η ανάλυση με βάση αλγορίθμους κεντροειδών (k-means) ή μηχανικής μάθησης μπορεί να υποστηρίξει την κατανομή τοποθεσιών με βάση τον πληθυσμό που εξυπηρετείται.(V. Karyotis et al.)

3.8 Χρήση γραφημάτων γνώσης και ανθρωποκεντρικής τεχνητής νοημοσύνης για αναδιαμορφώσιμες αλυσίδες εφοδιασμού

Η πανδημία COVID-19 αποκάλυψε την ευπάθεια των σύγχρονων αλυσίδων εφοδιασμού και την ανάγκη για γρήγορες και αποτελεσματικές αντιδράσεις σε περίπτωση διαταραχών. Η αναδιαμόρφωση στις αλυσίδες εφοδιασμού, που προέρχεται από τα επαναδιαμορφώσιμα συστήματα παραγωγής, επιδιώκει να μειώσει το χρόνο λήψης

στρατηγικών και τακτικών αποφάσεων, εισάγοντας δυναμικές υπηρεσίες που επιτρέπουν την ταχεία αλλαγή των σχέσεων εφοδιασμού. Οι αλγόριθμοι τεχνητής νοημοσύνης θεωρούνται ικανοί για τέτοιες αναδιαμορφώσεις. Ωστόσο, παρατηρείται έλλειψη σαφών εφαρμογών για την τεχνητή νοημοσύνη στις αναδιαμορφώσιμες αλυσίδες εφοδιασμού και απουσιάζουν τα κατάλληλα προβλήματα αξιολόγησης.

Στην έρευνα του Rolf et al., 2022 προτείνεται μια ανθρωποκεντρική προσέγγιση τεχνητής νοημοσύνης που βασίζεται σε ένα γράφημα γνώσης το οποίο ενσωματώνει δεδομένα από όλους τους συμμετέχοντες στην αλυσίδα εφοδιασμού. Τα γραφήματα γνώσης είναι κατάλληλα για την αναπαράσταση της δομής των προβλημάτων στις αναδιαμορφώσιμες αλυσίδες εφοδιασμού και μπορούν να υποστηρίξουν την ανάπτυξη πιο σύνθετων εφαρμογών τεχνητής νοημοσύνης. Ένας αλγόριθμος βελτιστοποίησης αντλεί δεδομένα από το γράφημα γνώσης και αναδιαμορφώνει δυναμικά το σύστημα βάσει των εισόδων. Χρησιμοποιεί τη δομή του γραφήματος για να εκπαιδεύσει ένα δίκτυο, προσαρμόζοντας τα βάρη του με backpropagation. Παρά τη χρήση γραφημάτων στις εφοδιαστικές αλυσίδες, υπάρχουν λίγες εφαρμογές που αξιοποιούν την εγγενή τους δομή ή γραφήματα γνώσης. Η ενσωμάτωση ανοιχτών γραφημάτων γνώσης, όπως το Wikidata ή το DBpedia, μπορεί να εμπλουτίσει τα γραφήματα γνώσης με συμπραζόμενα δεδομένα. Το DBpedia, για παράδειγμα, περιλαμβάνει δεδομένα από τη Wikipedia και αποτελείται από περίπου 228 εκατομμύρια οντότητες. Επίσης, η παρακολούθηση διαταραχών σε πραγματικό χρόνο μέσω ανοιχτών βάσεων δεδομένων, όπως το GDELT που συλλέγει δεδομένα από ειδήσεις, μπορεί να βελτιώσει την ποιότητα των δεδομένων για τα συστήματα τεχνητής νοημοσύνης, συμβάλλοντας στη λήψη αποφάσεων αναδιαμόρφωσης. (Rolf et al., 2022)

Μια ποσοτική απόδειξη της ιδέας για αναδιαμορφώσιμες αλυσίδες εφοδιασμού, εστιάζοντας στη διαχείριση γνώσης και την ανθρωποκεντρική τεχνητή νοημοσύνη, είναι εξαιρετικά ενδιαφέρουσα. Για τον σκοπό αυτό, πρέπει να εξεταστούν τρεις ερευνητικές υποθέσεις.

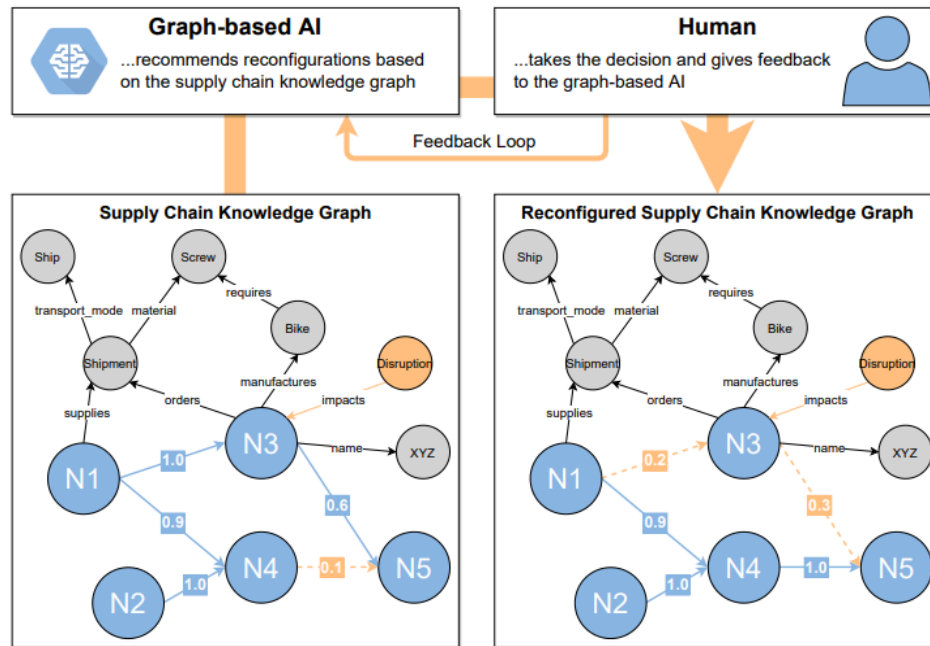
Υπόθεση 1: Η αναδιάρθρωση μπορεί να βελτιώσει την απόδοση των αλυσίδων εφοδιασμού, ειδικά σε ό,τι αφορά την ανθεκτικότητα, την ευελιξία και την προσαρμοστικότητα. Χρειάζεται να αναπτυχθεί ένα ποσοτικό μοντέλο για την αξιολόγηση αυτών των χαρακτηριστικών στις αναδιρθρώσιμες αλυσίδες εφοδιασμού. Καθώς αυτοί οι δείκτες είναι δύσκολο να μετρηθούν και δεν υπάρχουν διαθέσιμα συγκριτικά προβλήματα, το πρώτο βήμα είναι η δημιουργία ενός πλαισίου αναφοράς για τις αποφάσεις αναδιάρθρωσης.

Υπόθεση 2: Τα γραφήματα γνώσης αποτελούν την ιδανική βάση για την ενοποίηση δεδομένων, την υποστήριξη αποφάσεων και την ανάπτυξη τεχνητής νοημοσύνης στις αλυσίδες εφοδιασμού. Οι αλυσίδες αυτές αποτελούνται από πολλές ανεξάρτητες μονάδες με ασύμβατα και απομονωμένα συστήματα πληροφόρησης και διάφορες πηγές δεδομένων. Τα γραφήματα γνώσης μπορούν να διευκολύνουν την ενοποίηση αυτών των δεδομένων και να υποστηρίξουν τα συστήματα υποστήριξης αποφάσεων και τεχνητής νοημοσύνης. Σε σύγκριση με τις παραδοσιακές σχεσιακές βάσεις δεδομένων, τα γραφήματα γνώσης παρέχουν όχι μόνο στατικά δεδομένα, αλλά και πλαίσιο και λογική. Η ικανότητά τους να ενσωματώνουν δυναμικά συμπραζόμενα δεδομένα τα καθιστά ισχυρότερα εργαλεία για την ανάλυση, καθώς θυμίζουν τη λειτουργία του ανθρώπινου εγκεφάλου. Είναι κατανοητά από τους ανθρώπους, αλλά και κατάλληλα για μηχανική επεξεργασία, επιτρέποντας παράλληλα τη δημιουργία δομημένων ερωτημάτων.

Υπόθεση 3: Η τεχνητή νοημοσύνη που βασίζεται σε γραφήματα προσφέρει καλύτερη ποιότητα λύσεων και μεγαλύτερη αξιοπιστία για τη λήψη στρατηγικών και τακτικών αποφάσεων στη διαχείριση της εφοδιαστικής αλυσίδας, σε σύγκριση με την παραδοσιακή τεχνητή νοημοσύνη «μαύρου κουτιού». Δεδομένου ότι οι αποφάσεις αναδιάρθρωσης είναι στρατηγικές, η χρήση παραδοσιακής τεχνητής νοημοσύνης ενέχει αυξημένο κίνδυνο, επειδή σε αυτές τις αποφάσεις η αξιοπιστία είναι πιο κρίσιμη από τον χρόνο λήψης τους.(Rolf et al., 2022).

3.8.1 Εννοιακό σύστημα AI

Η ιδέα που προτείνεται παραπάνω, βλέπει τις αλυσίδες εφοδιασμού ως κατευθυνόμενα γραφήματα με κόμβους και τόξα, όπως στη θεωρία γραφημάτων. Κάθε κόμβος αντιπροσωπεύει μια εγκατάσταση στην αλυσίδα, όπως εργοστάσια, αποθήκες ή πελάτες, και κάθε τόξο αντιπροσωπεύει μια σύνδεση μεταξύ δύο κόμβων, όπως η ροή υλικών ή πληροφοριών. Κάθε αναδιάρθρωση αλλάζει τη δομή του γραφήματος με τις εξής λειτουργίες: προσθήκη, αφαίρεση και αντικατάσταση κόμβων, προσθήκη και αφαίρεση τόξων, ή αλλαγή κατεύθυνσης τόξων. Το σύστημα AI έχει ένα γράφημα γνώσης που εξυπηρετεί δύο σκοπούς. Πρώτον, αναπαριστά άμεσα τη δομή του δικτύου εφοδιασμού (μπλε κόμβοι και τόξα στο Εικόνα 19), με τα βάρη στα τόξα να εκφράζουν τις πιθανότητες δημιουργίας μιας σχέσης τροφοδοσίας μεταξύ δύο κόμβων. Αν η πιθανότητα ξεπεράσει ένα ορισμένο όριο (π.χ. 0,5), το AI προτείνει τη δημιουργία της σύνδεσης. Δεύτερον, το γράφημα γνώσης περιέχει πρόσθετες πληροφορίες (γκρίζοι κόμβοι και τόξα) για την κατάσταση του δικτύου, όπως αποστολές, διακοπές ή βασικά δεδομένα, τα οποία χρησιμοποιεί το AI για να υπολογίσει τις πιθανότητες των τόξων. Ουσιαστικά, το γράφημα γνώσης είναι μια ψηφιακή αναπαράσταση του δικτύου εφοδιασμού, εμπλουτισμένη με επιπλέον δεδομένα. Λειτουργεί σαν ένα ψηφιακό δίδυμο, δηλαδή μια ψηφιακή αναπαράσταση ενός φυσικού αντικειμένου που ανταλλάσσει δεδομένα αμφίδρομα. Η τεχνητή νοημοσύνη που βασίζεται σε γραφήματα ενημερώνει συνεχώς τα δεδομένα και προσαρμόζει τα βάρη, αναδιαμορφώνοντας το σύστημα. Ωστόσο, σε αντίθεση με τα παραδοσιακά ψηφιακά δίδυμα, οι αλυσίδες εφοδιασμού δεν είναι φυσικά αντικείμενα και οι αναδιαρθρώσεις χρειάζονται έγκριση από ανθρώπινο χειριστή. Η ιδέα λειτουργεί ως σύστημα συστάσεων, όπου το AI προτείνει αναδιαμορφώσεις στον άνθρωπο, ο οποίος επιλέγει από τις προτεινόμενες λύσεις και δίνει ανατροφοδότηση.(Rolf et al., 2022)



Εικόνα 25: Διαδικασία αναδιαμόρφωσης. Μια διακοπή επηρεάζει τον κόμβο 3 (N3) και ενεργοποιεί μια πιθανή αναδιαμόρφωση. Η τεχνητή νοημοσύνη με βάση το γράφημα υπολογίζει εκ νέου τις πιθανότητες για κάθε σχέση προσφοράς. Σε αυτήν την περίπτωση, ο αλγόριθμος συνιστά να απενεργοποιηθεί η σχέση N1-N3 καθώς και N3-N5 και να ενεργοποιηθεί η σχέση N4-N5. Ο άνθρωπος επιβεβαιώνει την απόφαση και επιστρέφει ανατροφοδότηση στον αλγόριθμο AI, (Rolf et al., 2022)

3.9 Ιδέες για τη δημιουργία γραφημάτων γνώσης σε επιχειρήσεις logistics στη Κίνα

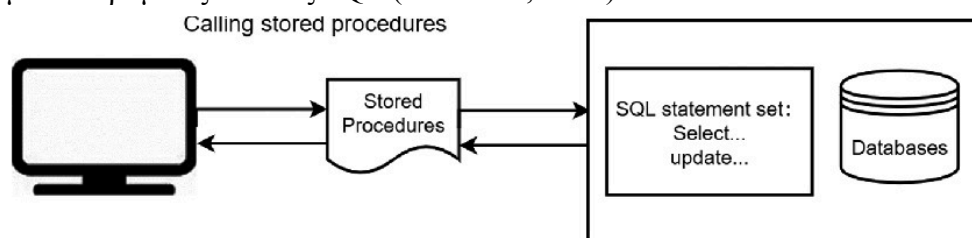
Τα δεδομένα συλλέχθηκαν από τα ετήσια βιομηχανικά και εμπορικά αρχεία των δέκα κορυφαίων επιχειρήσεων logistics στην Κίνα και τον επίσημο ιστότοπο της Εγκυκλοπαίδειας Baidu σύμφωνα με την έρευνα του (Gao et al., 2023).

Αρχικά, τα δεδομένα αυτών των επιχειρήσεων εξήχθησαν μέσω ανίχνευσης με τη χρήση της τεχνολογίας Python, ώστε να εντοπιστούν τα βιομηχανικά και εμπορικά στοιχεία τους, όπως ο ενοποιημένος κωδικός κοινωνικής πίστωσης, η επωνυμία επιχείρησης, ο νομικός εκπρόσωπος, η κατάσταση εγγραφής, το εγγεγραμμένο κεφάλαιο, το καταβεβλημένο κεφάλαιο, η ημερομηνία έγκρισης, ο κωδικός οργανισμού, ο αριθμός βιομηχανικού και εμπορικού μητρώου, ο αριθμός φορολογικού μητρώου, ο τύπος επιχείρησης, η διάρκεια λειτουργίας, τα φορολογικά προσόντα, ο τομέας δραστηριοποίησης, η περιοχή, η αρχή εγγραφής, το μέγεθος προσωπικού, ο αριθμός συμμετεχόντων, η προηγούμενη επωνυμία, η αγγλική επωνυμία, ο κωδικός εισαγωγής/εξαγωγής, η εγγεγραμμένη διεύθυνση, το εύρος επιχειρηματικών δραστηριοτήτων και η συντομογραφία. Το αποτέλεσμα της ανίχνευσης είναι ένας δισδιάστατος πίνακας. Μερικά από τα δεδομένα φαίνονται στην εικόνα 20.

Logistics company	Uniform Social Credit Code	Company name	Legal representative	Registration Status	Date of Establishment	Registration Capital	Paid-up capital	Date
BestLogisticsTech	9133000067389	BestLogisticsTech	Shaoning Zhou	Survival	2008-04-23	US\$303 million	US\$83 million	2021
ChinaPostalExpress	9111000010000	ChinaPostalExpress	Shaoqi Wen	Survival (in operation)	1985-12-03	RMB 2,500,000,000	RMB 2,500,000,000	2021
DailyExpressCo.,Ltd	9133010855344	DailyExpressCo.,Ltd	Yixiang Zhou	Survival	2010-05-20	RMB 150,726,436	RMB 150,726,436	2021
DepponLogistics	9131000069294	DepponLogistics	Weixing Cui	Survival (in operation)	2009-08-06	RMB 102,695,747	RMB 102,695,747	2021
JingdongLogistic	91321311MA25N	JingdongLogistic	Zhongzheng Shen	Survival (in operation)	2021-04-07	RMB 50 million	null	2021
S.f.ExpressCo.,Ltd	9144030007435	S.f.ExpressCo.,Ltd	Yongjian Jia	Survival (in operation)	2013-07-25	RMB 15,000,000	RMB 15,000,000	2021
StoExpressCo.,Ltd	9133000073242	StoExpressCo.,Ltd	Dejun Chen	Survival	2001-11-01	RMB 1530,802,166	RMB 1530,802,166	2019
YtoExpressGroup	9121020024126	YtoExpressGroup	Huijiao Yu	Survival (in operation)	1992-12-22	RMB 315983.067	RMB 165 million	2020
YUNDAHoldingC	9133020014474	YUNDAHoldingC	Tengyun Nie	Survival	1996-04-05	RMB 290,276,066	RMB 6,129,544,000	2021
ZTOExpressCo.,Ltd	9131000006090	ZTOExpressCo.,Ltd	Songmei Lai	Survival (in operation)	2013-01-17	RMB 60,000,000	RMB 10 million	2021

Εικόνα 26: Εμφάνιση εταιρικών βιομηχανικών και εμπορικών δεδομένων Python crawl logistics,(Gao et al., 2023).

Στη συνέχεια, τα επιχειρηματικά και βιομηχανικά δεδομένα της εταιρείας logistics εισάγονται στη MySQL, και δημιουργείται αποθηκευμένη διαδικασία για τη μετατροπή του δισδιάστατου πίνακα σε τριπλή μορφή. Μια αποθηκευμένη διαδικασία είναι ένα σύνολο εντολών SQL που εκτελεί μια συγκεκριμένη λειτουργία. Δημιουργούνται και αποθηκεύονται στη βάση δεδομένων και μπορούν να κληθούν με το όνομα της διαδικασίας και κατάλληλες παραμέτρους (αν χρειάζονται). Οι αποθηκευμένες διαδικασίες προσφέρουν πλεονεκτήματα, όπως βελτιωμένη απόδοση, μειωμένη κίνηση δικτύου, αυξημένη επαναχρησιμοποίηση, ευκολία στη συντήρηση και ασφάλεια. Πρόκειται για έναν αξιόπιστο και αποδεδειγμένο τρόπο χειρισμού μεγάλων ποσοτήτων δομημένων δεδομένων. Συνήθως, οι χρήστες εκτελούν πολλές εντολές SQL για αλληλεπίδραση με τη βάση δεδομένων, ενώ οι αποθηκευμένες διαδικασίες ενθυλακώνουν τις εντολές SQL που αποθηκεύονται απευθείας στη βάση. Ο χρήστης χρειάζεται απλώς να καλέσει την αποθηκευμένη διαδικασία, αντί να εισάγει επανειλημμένα παρόμοιες εντολές SQL.(Gao et al., 2023)



Εικόνα 27: Κλήσεις διαδικασίας,(Gao et al., 2023).

Τα βασικά βήματα για το σχεδιασμό και την εφαρμογή των αποθηκευμένων διαδικασιών είναι τα εξής:

- 1) Δημιουργία του αρχικού πίνακα δεδομένων. Ονομάστε τον πίνακα ως qcctable και ορίστε το πρωτεύον κλειδί για το όνομα της εταιρείας logistics, καθώς και όλα τα πεδία με τους κατάλληλους τύπους δεδομένων.
- 2) Εισαγωγή δεδομένων. Εισάγετε τα δεδομένα των επιχειρήσεων logistics στον πίνακα qcctable, μετά από ανίχνευση και καθαρισμό τους.
- 3) Σχεδιασμός της αποθηκευμένης διαδικασίας.

Χρησιμοποίηση της εντολής δημιουργίας διαδικασίας για τη δημιουργία μιας αποθηκευμένης διαδικασίας με όνομα deal_qcctable. Με βάση το όνομα κάθε εταιρείας logistics, η διαδικασία θα αντλεί τα απαραίτητα δεδομένα, και για κάθε κύκλο επιχειρήσεων logistics θα

δημιουργεί την τριάδα (wlmc, wlkey, wlvalue). Το αποτέλεσμα θα αποθηκεύεται στον πίνακα qcctable_result. Η τριαδική μορφή φαίνεται παρακάτω. (Gao et al., 2023)

wlmc	wlkey	wlvalue
► S.f.ExpressCo.,Ltd.	Uniform Social Credit Code	914403000743520254
S.f.ExpressCo.,Ltd.	Company name	S.f.ExpressCo.,Ltd.
S.f.ExpressCo.,Ltd.	Legal representative	Yongjian Jia
S.f.ExpressCo.,Ltd.	Registration Status	Survival (in operation, open, on the register)
S.f.ExpressCo.,Ltd.	Date of Establishment	41480
S.f.ExpressCo.,Ltd.	Registration Capital	RMB 15,000,000
S.f.ExpressCo.,Ltd.	Paid-up capital	RMB 15,000,000
S.f.ExpressCo.,Ltd.	Date of approval	44530
S.f.ExpressCo.,Ltd.	Organization Code	07435202-5
S.f.ExpressCo.,Ltd.	Business Registration Number	440301107667780
S.f.ExpressCo.,Ltd.	Taxpayer Identification Number	914403000743520000
S.f.ExpressCo.,Ltd.	Business Type	Limited Liability Company (Sole Proprietors
S.f.ExpressCo.,Ltd.	Business Period	2013-07-25 to 2063-07-25
S.f.ExpressCo.,Ltd.	Taxpayer qualifications	General taxpayers
S.f.ExpressCo.,Ltd.	Industry affiliation	Transport, storage and postal services
S.f.ExpressCo.,Ltd.	Region of affiliation	Guangdong Province
S.f.ExpressCo.,Ltd.	Registration Authority	Shenzhen Market Supervision Administratio
S.f.ExpressCo.,Ltd.	Size of staff	3000-3999 people
S.f.ExpressCo.,Ltd.	Number of insured persons	3963
S.f.ExpressCo.,Ltd.	Previous names	-
S.f.ExpressCo.,Ltd.	English name	S.f.ExpressCo.,Ltd.
S.f.ExpressCo.,Ltd.	Import and export enterprise codi-	

+ - ✓ ✕ ⌂ ■
 SELECT * FROM 'logistic_qcc'.qcctable_result' LIMIT 0,1000

Εικόνα 28: Τριάδα επιχειρησιακών δεδομένων Logistics, (Gao et al., 2023).

3.10 Εφαρμογή γραφημάτων γνώσης για βελτίωση του Cold Chain Logistics

Το Cold Chain logistics αναφέρεται σε ένα σύστημα διαχείρισης που διασφαλίζει ότι τα προϊόντα που απαιτούν ελεγχόμενη θερμοκρασία παραμένουν πάντα μέσα σε συγκεκριμένα θερμικά περιβάλλοντα κατά τη διάρκεια όλων των σταδίων, από την αρχική επεξεργασία και αποθήκευση μέχρι τη μεταφορά, διανομή και πώληση. Αυτό επιτυγχάνεται μέσω ελέγχου θερμοκρασίας, φρέσκιας διατήρησης και άλλων διαδικασιών, χρησιμοποιώντας εγκαταστάσεις και εξοπλισμό όπως ψυγεία και φορτηγά ψυγεία (Chen et al., 2021). Δεδομένου ότι οι ψυχρές αλυσίδες απαιτούν χαμηλή θερμοκρασία σε όλη τη διάρκεια της μεταφοράς, η δημιουργία ενός αυτόνομου κέντρου ψυχρής αλυσίδας από μια επιχείρηση ενδέχεται να απαιτήσει υψηλό αρχικό κόστος και μεγάλη περίοδο απόσβεσης. Για αυτόν τον λόγο, η συλλογική διανομή της ψυχρής αλυσίδας μπορεί να βελτιώσει την αποτελεσματικότητα της μεταφοράς και της διανομής, μειώνοντας ταυτόχρονα το λειτουργικό κόστος της κάθε επιχείρησης, επιτρέποντας στους οργανισμούς να εστιάσουν στην κύρια δραστηριότητά τους. (Li et al., 2023)

Για να διευκολυνθεί η συλλογική κατανομή της ψυχρής αλυσίδας, έχουν εφαρμοστεί συστήματα συστάσεων, τα οποία έχουν αποδείξει την αποτελεσματικότητά τους. Ένα σύστημα συστάσεων δημιουργεί μοντέλα με βάση τα ιστορικά δεδομένα χρηστών, διευκολύνοντας την αφαίρεση άσχετων πληροφοριών και παρέχοντας προτάσεις που

ανταποκρίνονται καλύτερα στις ανάγκες τους. Η έννοια της «αφής συμφραζομένων» περιλαμβάνει τη διαδικασία εντοπισμού και ανάλυσης παραμέτρων όπως η τοποθεσία, ο χρόνος και οι δραστηριότητες σε περιβάλλοντα υπολογιστών.(Li et al., 2023) Ένα σύστημα συστάσεων με επίγνωση του περιβάλλοντος μπορεί να ελαχιστοποιήσει τα προβλήματα που σχετίζονται με την ψυχρή εκκίνηση και την έλλειψη δεδομένων, καθιστώντας το κατάλληλο για έξυπνες προτάσεις σε φορητά ψυγεία, φορτία και ψυκτικές αποθήκες. Για παράδειγμα, όταν ένας οδηγός φορητού ψυγείου συνδέεται στο σύστημα, μπορεί να λάβει προτάσεις για φορτία και αποθηκευτικές πληροφορίες σε ακτίνα 60 χιλιομέτρων, με βάση την τοποθεσία του. Επιπλέον, οι δραστηριότητες του οδηγού μπορούν να ενσωματωθούν στη διαδικασία αξιολόγησης του συστήματος, όπως οι σελίδες που επισκέπτεται και ο χρόνος που δαπανά. Η πρόταση πληροφοριών σε χρήστες με παρόμοια προτίμηση και συμφραζόμενα μπορεί να βελτιώσει την απόδοση του συστήματος συστάσεων, μειώνοντας την έλλειψη δεδομένων.(Li et al., 2023)

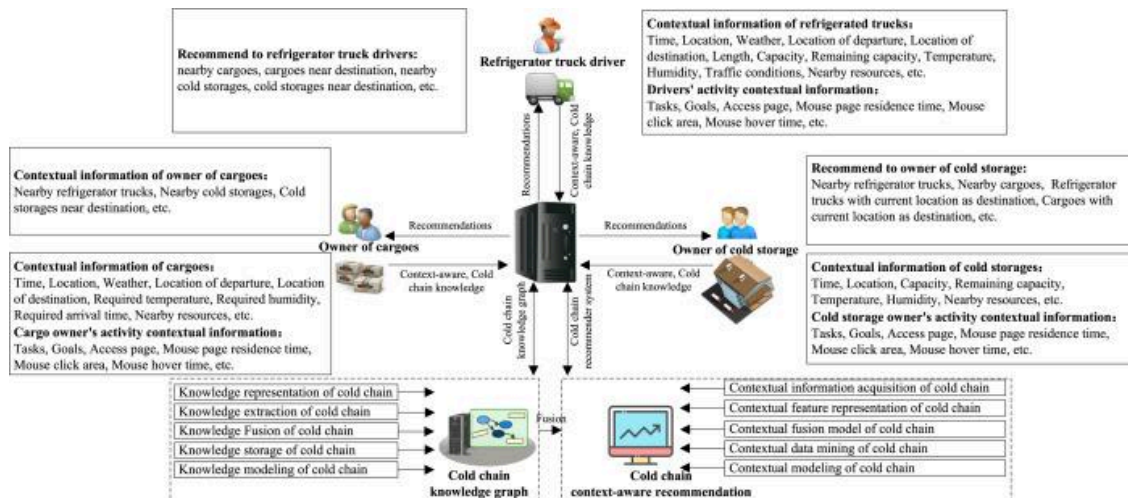
Παρά την ικανότητα του συστήματος συστάσεων να βελτιώνει την αποτελεσματικότητα της συλλογικής διανομής στην ψυχρή αλυσίδα logistics, υπάρχουν ακόμα ορισμένα μειονεκτήματα:

- (1) Οι έρευνες που αφορούν τη σύσταση διανομής στην εφοδιαστική ψυχρής αλυσίδας επικεντρώνονται σε ντετερμινιστικά ζητήματα, παραβλέποντας τη μελέτη προβλημάτων σε πραγματικό χρόνο, δυναμικών, περίπλοκων και αβέβαιων καταστάσεων.
- (2) Οι μέθοδοι που χρησιμοποιούνται στη σύσταση διανομής εστιάζουν κυρίως στη μεγιστοποίηση των περιορισμών για την ελαχιστοποίηση του συνολικού κόστους διανομής, αλλά οι βελτιώσεις που επιτυγχάνονται είναι περιορισμένες.
- (3) Τα ερευνητικά δεδομένα για τη σύσταση διανομής είναι ελλιπή και δεν υποστηρίζονται από μαζικά δεδομένα ετερογενούς ψυχρής αλυσίδας από πολλές πηγές.
- (4) Οι έρευνες γύρω από τα σημασιολογικά χαρακτηριστικά των πληροφοριών συστάσεων είναι ανεπαρκής και το μοντέλο διανομής της ψυχρής αλυσίδας στερείται σημασιολογικών χαρακτηριστικών, ερμηνευσιμότητας και προηγούμενης γνώσης.

Για να αντιμετωπιστούν αυτά τα μειονεκτήματα, είναι δυνατό να εισαχθεί ένα γράφημα γνώσης, το οποίο θα ενισχύσει τα σημασιολογικά χαρακτηριστικά και την ερμηνευσιμότητα των πληροφοριών διανομής ψυχρής αλυσίδας. Το γράφημα γνώσης, ως μέρος της ερευνητικής τάσης στην τεχνητή νοημοσύνη, είναι ένα σημασιολογικό δίκτυο μεγάλης κλίμακας που αποτελείται από κόμβους και άκρες. (Li et al., 2023)

Συνοψίζοντας, με την αυξανόμενη ζήτηση για έξυπνη διανομή στην ψυχρή αλυσίδα και την ταχεία ανάπτυξη γραφημάτων γνώσης και συστημάτων συστάσεων, η έρευνα για τη μέθοδο σύστασης διανομής που βασίζεται στο γράφημα γνώσης συνδυάζει τεχνολογίες με σημαντική πρακτική αξία. Το διάγραμμα της σύστασης που λαμβάνει υπόψη το περιβάλλον για τη διανομή της ψυχρής αλυσίδας με βάση το γράφημα γνώσης απεικονίζεται στην εικόνα 23. Αφενός, εξετάζοντας τις μεθόδους κατασκευής γραφήματος γνώσης, τη γνώση από πολλαπλές πηγές και τις σημασιολογικές εφαρμογές, μπορούμε να επιτύχουμε έναν πραγματικό και δυναμικό μηχανισμό κατασκευής γραφήματος γνώσης ετερογενούς ψυχρής αλυσίδας και να βελτιώσουμε την ικανότητα λήψης αποφάσεων και την ερμηνευτικότητα. Από την άλλη πλευρά, μελετώντας τις μεθόδους συστάσεων που περιλαμβάνουν το γράφημα ψυχρής αλυσίδας, μπορούμε να επιτύχουμε δυναμικά ενημερωμένες και προσαρμοστικές

συστάσεις, βελτιώνοντας την ακρίβεια και την αποτελεσματικότητα της έξυπνης σύστασης για την ψυχρή διανομή.(Li et al., 2023)



Εικόνα 29: Σχηματικό διάγραμμα σύστασης με επίγνωση του πλαισίου για διανομή logistics ψυχρής αλυσίδας με βάση το γράφημα γνώσης.

3.10.1 Διανομή Cold Chain Logistics

Η διανομή εφοδιαστικής ψυχρής αλυσίδας αποτελεί ένα από τα ερευνητικά hotspot στον τομέα του προβλήματος δρομολόγησης οχημάτων (VRP) (Kuo et al., 2022). Το VRP αφορά τη βελτιστοποίηση διαδρομών οχημάτων λαμβάνοντας υπόψη γνωστές τοποθεσίες προορισμού και αναχώρησης, την απόσταση οδήγησης, τη χωρητικότητα οχήματος, τη ζήτηση πελατών και άλλους περιορισμούς, με στόχο τη μείωση του φορτίου, της απόστασης ή του χρόνου. Οι αλγόριθμοι βελτιστοποίησης VRP για την εφοδιαστική ψυχρής αλυσίδας διακρίνονται σε τρεις κατηγορίες:(Li et al., 2023)

1. Ακριβείς αλγόριθμοι, όπως η μέθοδος διακλάδωσης και δέσμευσης, η μέθοδος επιπέδου κοπής και η μέθοδος δυναμικού προγραμματισμού, οι οποίοι είναι κατάλληλοι για μικρής κλίμακας προβλήματα, αλλά αναποτελεσματικοί για μεγάλης κλίμακας.
2. Ευρετικοί αλγόριθμοι, όπως οι γενετικοί αλγόριθμοι και οι αλγόριθμοι αποικίας μυρμηγκιών, οι οποίοι προσφέρουν σταθερότητα, ευελιξία και γρήγορη σύγκλιση.
3. Έξυπνοι αλγόριθμοι, όπως ο αλγόριθμος αναζήτησης tabu και ο αλγόριθμος σμήνους σωματιδίων, οι οποίοι είναι οι πιο συχνά χρησιμοποιούμενοι για την επίλυση του VRP.

Η διανομή εφοδιαστικής ψυχρής αλυσίδας πρέπει να λαμβάνει υπόψη την αλλοίωση των κατεψυγμένων φορτίων κατά τη μεταφορά και παράγοντες όπως οι στρατηγικές προγραμματισμού οχημάτων και οι συνθήκες κυκλοφορίας. Ως αποτέλεσμα, το πρόβλημα αυτό μπορεί να χαρακτηριστεί ως πρόβλημα δρομολόγησης οχημάτων με χρονικά παράθυρα (VRPTW) (Abdulaal et al., 2017). Το VRPTW προσθέτει χρονικά παράθυρα για τις παραδόσεις, περιγράφοντας το εύρος της επιτρεπόμενης πρώιμης και τελευταίας ώρας άφιξης. Οι περιορισμοί χρονικού παραθύρου διακρίνονται σε σκληρούς και μαλακούς. Οι

σκληροί περιορισμοί απαιτούν ολοκλήρωση της παράδοσης εντός καθορισμένου χρονικού διαστήματος, ενώ οι μαλακοί επιβάλλουν ποινές αν υπερβούν το διάστημα.(Li et al., 2023)

3.10.2 Μέθοδοι συστάσεων με επίγνωση του περιβάλλοντος

Η σύσταση με γνώμονα το πλαίσιο αποτελεί έναν σημαντικό και επίκαιρο τομέα της έρευνας στα συστήματα συστάσεων. Δημιουργεί μια προσαρμοστική υπηρεσία, συνδυάζοντας τις μεταβολές των συμφραζόμενων πληροφοριών των χρηστών, και παρέχει ενεργά προτάσεις βασισμένες σε τρέχοντα περιβάλλοντα, προτιμήσεις και απαιτήσεις. Τα τελευταία χρόνια, έχουν προταθεί πολλές μέθοδοι που ενσωματώνουν πληροφορίες συμφραζόμενων, οι οποίες διακρίνονται σε:(Li et al., 2023)

1. Σύσταση με επίγνωση του περιβάλλοντος βασισμένη στην εξόρυξη προτιμήσεων χρήστη. Αυτή η μέθοδος συνδυάζει πληροφορίες σχετικά με τα συμφραζόμενα με τις προτιμήσεις χρηστών, δημιουργώντας συστάσεις μέσω της εκμάθησης και ανάλυσης αυτών των δεδομένων. Οι Kollahkaj et al. (2020) πρότειναν μια υβριδική μέθοδο για τη δυναμική προτεινόμενη ταξιδιωτική εμπειρία, ενώ οι Wang et al. (2018) χρησιμοποίησαν τεχνολογία με επίγνωση του περιβάλλοντος για την προσαρμοσμένη σύσταση μουσικής.
2. Σύσταση με επίγνωση του περιβάλλοντος βασισμένη στην υπολογιστική ομοιότητα. Αυτή η μέθοδος υπολογίζει την ομοιότητα μεταξύ τρεχόντων και προηγούμενων συμφραζόμενων. Οι Baltrunas et al. (2011) ανέπτυξαν το μοντέλο CAMF που ενσωματώνει τη μεροληψία περιβάλλοντος, ενώ οι Chen και Xia (2021) χρησιμοποίησαν χαρακτηριστικά για την ανάλυση ομοιότητας, αντιμετωπίζοντας τη σπανιότητα των δεδομένων.
3. Σύσταση με επίγνωση του περιβάλλοντος που χρησιμοποιεί συνεργατικό φιλτράρισμα. Αυτή η προσέγγιση επεκτείνει την παραδοσιακή τεχνική αποσύνθεσης μήτρας. Ο Zhao et al. (2020) πρότειναν ένα μοντέλο TrustTF για τη μείωση της αραιότητας, ενώ οι Chou et al. (2020) ανέπτυξαν τη μέθοδο DropTF για δεδομένα άρρητης ανάδρασης.
4. Σύσταση με επίγνωση του περιβάλλοντος βασισμένη στην αυτόματη ταξινόμηση. Η μέθοδος αυτή χρησιμοποιεί τεχνικές μηχανικής μάθησης, όπως η μέθοδος PACA για την προσθήκη διανυσμάτων τοποθεσίας.
5. Σύσταση με επίγνωση του περιβάλλοντος βασισμένη στη θεωρία γραφημάτων. Οι Phuong et al. (2019) προτείνουν μεθόδους που βελτιώνουν την αλληλεπίδραση και μειώνουν την αραιότητα των δεδομένων, ενώ οι Chen et al. (2020) συνδυάζουν σημασιολογικά χαρακτηριστικά με γραφικά μοντέλα για την αύξηση της ακρίβειας των προτάσεων.

3.10.3 Σύστημα συστάσεων με βάση το γράφημα γνώσης

Για να αντιμετωπίσουμε την έλλειψη έρευνας σχετικά με τα σημασιολογικά χαρακτηριστικά των πληροφοριών διανομής logistics ψυχρής αλυσίδας στην Ενότητα 2.3, είναι σκόπιμο να εισάγουμε γραφήματα γνώσης ως μια χρήσιμη πηγή σημασιολογικής πληροφορίας για τα συστήματα συστάσεων. Αυτά τα γραφήματα παρέχουν έναν μεγάλο

αριθμό σιωπηρών πληροφοριών για διάφορα στοιχεία, καθώς και πλούσιες υπονοούμενες σημασιολογικές συσχετίσεις μεταξύ των στοιχείων που περιλαμβάνονται σε αυτά. Η χρησιμοποίηση γραφημάτων γνώσης μπορεί να εμπλουτίσει τη διαδικασία λήψης αποφάσεων σε διάφορες εφαρμογές, ειδικά εκείνες που σχετίζονται με τις ψυχρές αλυσίδες, οι οποίες απαιτούν ακριβή και γρήγορη πρόσβαση σε δεδομένα.(Li et al., 2023)

Το σύστημα συστάσεων που βασίζεται στο γράφημα γνώσης περιλαμβάνει τρεις κύριες ενότητες: την ενότητα γραφήματος γνώσης, την ενότητα συστάσεων και την ενότητα σύνδεσης. Η ενότητα γραφήματος γνώσης χρησιμοποιείται για την αποθήκευση εμπλουτισμένων σημασιολογικών πληροφοριών οντοτήτων, οι οποίες περιλαμβάνουν λεπτομέρειες για τα διάφορα προϊόντα και τις σχέσεις τους. Από την άλλη, η μονάδα συστάσεων χρησιμοποιείται για την υλοποίηση εξατομικευμένων προτάσεων για τον χρήστη και το αντικείμενο, αξιοποιώντας τις πληροφορίες που περιέχονται στο γράφημα. Η ενότητα σύνδεσης, τέλος, αντιστοιχεί τις σημασιολογικές πληροφορίες από την ενότητα γραφήματος γνώσης σε ένα διάνυσμα χαμηλής διάστασης. Αυτή η διαδικασία επιτρέπει την καλύτερη συνδυαστική χρήση των δεδομένων με τη μονάδα συστάσεων, διευκολύνοντας έτσι τον υπολογισμό και την εφαρμογή των προτάσεων.(Li et al., 2023)

Τα συστήματα συστάσεων που βασίζονται σε γραφήματα γνώσης κατηγοριοποιούνται γενικά σε τρεις κύριες κατηγορίες: σύσταση βάσει σύνδεσης, σύσταση βάσει ενσωμάτωσης και υβριδική σύσταση που συνδυάζει και τις δύο προσεγγίσεις. Η κατηγοριοποίηση αυτή βασίζεται στις διαφορετικές τεχνικές που χρησιμοποιούνται για την επίτευξη της συστάσεως και την αξιοποίηση των πληροφοριών που παρέχονται από τα γραφήματα γνώσης. Ο Πίνακας 1 συγκρίνει τις διάφορες μεθόδους και τα συστήματα συστάσεων που βασίζονται στο γράφημα γνώσης, αναλύοντας τα πλεονεκτήματα και τα μειονεκτήματα κάθε προσέγγισης.

1. Σύσταση βάσει σύνδεσης. Αυτή η μέθοδος αξιοποιεί τις σχέσεις σύνδεσης μεταξύ οντοτήτων στο γράφημα γνώσης για τον υπολογισμό ομοιοτήτων κόμβων, προκειμένου να επιτευχθεί η σύσταση. Αντιμετωπίζει το γράφημα γνώσης ως ετερογενές δίκτυο πληροφοριών και υπολογίζει την αντιστοίχιση με βάση κανόνες διαδρομής μεταξύ των κόμβων. Αυτή η μέθοδος έχει πλεονεκτήματα, όπως η ταχύτητα και η εξηγήσιμότητα των αποτελεσμάτων. Σημαντική συμβολή στην ανάπτυξη αυτής της προσέγγισης έχει γίνει από τον Wang et al. (2019), ο οποίος πρότεινε ένα επαναλαμβανόμενο δίκτυο μονοπατιών γνώσης (KPRN). Το KPRN δημιουργεί αναπαράσταση διαδρομής συνδυάζοντας τη σημασιολογία των οντοτήτων και των σχέσεων και χρησιμοποιεί τις διαδοχικές εξαρτήσεις στα μονοπάτια για να κάνει προτάσεις. Ωστόσο, παρά την αποτελεσματικότητά της, η σύσταση που βασίζεται σε σύνδεση έχει και περιορισμούς. Αφενός, εξαρτάται σε μεγάλο βαθμό από τη λειτουργία σύνδεσης του γραφήματος και έχει περιορισμένα σενάρια χρήσης. Αυτό προκαλεί προκλήσεις στη σύσταση στοιχείων για πολυτομεακές οντότητες. Επίσης, απαιτεί χειροκίνητο σχεδιασμό μετα-διαδρομών σε πρακτικές εφαρμογές, με συνέπεια την απώλεια σημαντικών αποτελεσμάτων.(Li et al., 2023)
2. Σύσταση με βάση την ενσωμάτωση. Σε αντίθεση με τη σύσταση βάσει σύνδεσης, αυτή η μέθοδος απαιτεί μια διανυσματική αντιστοίχιση χαμηλών διαστάσεων των οντοτήτων και σχέσεων στο γράφημα. Περιλαμβάνει κυρίως την ενότητα ενσωμάτωσης γραφήματος και την ενότητα συστάσεων. Η ενότητα ενσωμάτωσης

γραφήματος είναι υπεύθυνη για την εκμάθηση χαρακτηριστικών του γραφήματος γνώσης, ενώ η ενότητα συστάσεων αξιοποιεί τις πληροφορίες που μαθαίνει η μονάδα ενσωμάτωσης και πραγματοποιεί εξατομικευμένη σύσταση. Ο Anelli et al. (2019) πρότεινε μια υβριδική μηχανή παραγοντοποίησης με επίγνωση της γνώσης (kaHFM) που επιτρέπει την εκπαίδευση ερμηνεύσιμων μοντέλων σε σενάρια συστάσεων, αξιοποιώντας πληροφορίες με επίγνωση σημασιολογίας. Οι Ma et al. (2021) πρότειναν τη μέθοδο Hyper-Know, η οποία συνδυάζει υπερβολική προσοχή για την επιλογή των πιο σημαντικών παρακείμενων οντοτήτων για κάθε στοιχείο. Επιπλέον, οι Zou et al. (2022) πρότειναν το KGIC, ένα σύστημα συστάσεων που χρησιμοποιεί πολυεπίπεδες δομές γραφημάτων για να βελτιώσει την αποτελεσματικότητα των προτάσεων. Ταυτόχρονα, το KGIC αξιοποιεί την αντίθεση μάθησης για να μοντελοποιήσει και να βελτιστοποιήσει τις σχέσεις μεταξύ των διαφορετικών μερών. Η μέθοδος KCGN των Huang et al. (2021) χρησιμοποιεί νευρωνικά δίκτυα για να χαρτογραφήσει οντότητες και σχέσεις στο γράφημα γνώσης σε ένα διανυσματικό χώρο χαμηλής διάστασης. Το KCGN δημιουργεί κωδικοποίηση σχέσεων υψηλής τάξης μεταξύ χρηστών και στοιχείων και χρησιμοποιεί αυτά τα διανύσματα για προτάσεις. Αυτή η μέθοδος διατηρεί τη δομή του γραφήματος, αντιμετωπίζοντας αποτελεσματικά προβλήματα που σχετίζονται με τη σημασιολογική σχέση. (Li et al., 2023)

3. Υβριδική σύσταση βάσει σύνδεσης και ενσωμάτωσης. Αυτή η μέθοδος συνδυάζει τα πλεονεκτήματα των δύο προηγούμενων προσεγγίσεων, λαμβάνοντας υπόψη τις προτιμήσεις του χρήστη και μαθαίνοντας χαρακτηριστικά μέσω της ενσωμάτωσης γραφήματος. Στην υβριδική προσέγγιση, οι Liu et al. (2021) πρότειναν τον KAeDCN, ο οποίος συνδυάζει δυναμικά συνελκτικά δίκτυα με μηχανισμούς προσοχής για να καταγράψει τις μεταβαλλόμενες εξαρτήσεις σε μια ακολουθία. Το KAeDCN βελτιώνει τις αναπαραστάσεις των αντικειμένων μέσω μιας μονάδας συγχώνευσης πληροφοριών, προκειμένου να συλληφθούν οι ακριβείς προτιμήσεις των χρηστών. Οι υβριδικές μέθοδοι σύστασης περιλαμβάνουν επίσης συστήματα όπως τα KGICN, KGAT και RippleNet, τα οποία συνδυάζουν τις δυνατότητες γραφημάτων και μηχανών μάθησης για να παρέχουν αποτελεσματικές προτάσεις. (Li et al., 2023)

Η έννοια της ενσωμάτωσης και της σύνδεσης σε αυτά τα συστήματα συστάσεων επιτρέπει τη συνεχιζόμενη βελτίωση της ποιότητας των προτάσεων και των υπηρεσιών, κάτι που είναι κρίσιμο για την ανάπτυξη εφαρμογών που σχετίζονται με τις ψυχρές αλυσίδες. Με την αξιοποίηση των πλεονεκτημάτων των γραφημάτων γνώσης και των σύγχρονων τεχνικών μηχανικής μάθησης, τα συστήματα αυτά μπορούν να ανταγωνίζονται και να ξεπερνούν τις παραδοσιακές προσεγγίσεις σύστασης, παρέχοντας πιο ακριβείς και στοχευμένες προτάσεις στους χρήστες. (Li et al., 2023)

Πίνακας 1: Σύγκριση διαφορετικών συστημάτων συστάσεων με βάση το γράφημα γνώσης, (Li et al., 2023)

Μέθοδος	Focus	Δυνατά Σημεία	Αδυναμίες
KPRN	Ενσωμάτωση γραφήματος γνώσης σε συστήματα συστάσεων για καλύτερες εξηγήσεις.	1. Αποτελεσματικοί λόγοι σε μονοπάτια για να συμπεράνουμε την υποκείμενη λογική μιας αλληλεπίδρασης χρήστη-αντικείμενο. 2. Διακρίνει τα πλεονεκτήματα των διαφορετικών μονοπατιών στη σύνδεση ενός χρήστη με ένα αντικείμενο για να προσφέρει εξηγήσεις σχετικά με τη διαδρομή.	1. Η εξαγωγή αναγνωρισμένων διαδρομών μεταξύ ενός ζεύγους χρήστη-αντικείμενο υ πρέπει να γίνει χειροκίνητα, κάτι που μπορεί να είναι χρονοβόρο.
kaHFM	Ενσωμάτωση σημασιολογικών πληροφοριών από γραφήματα γνώσης σε συστήματα συστάσεων.	1. Ενσωμάτωση σημασιολογικών χαρακτηριστικών από γραφήματα γνώσης για αρχικοποίηση λανθάνοντων παραγόντων σε μια μηχανή παραγοντοποίησης για ερμηνευσιμότητα.	1. Η μέθοδος επικεντρώθηκε στα διανύσματα των στοιχείων και όχι στα διανύσματα των χρηστών. 2. Περιορίζεται στη σύσταση παραγοντοποίησης που βασίζεται σε μηχανή, ενδέχεται να μην λειτουργεί καλά για άλλους τύπους μοντέλων συστάσεων.
Hyper-Know	Μέθοδος που βασίζεται στην ενσωμάτωση που μοντελοποιεί συνδεσιμότητα υψηλής τάξης σε ένα γράφημα γνώσης.	1. Καταγράφει την ιεραρχική δομή των γραφημάτων γνώσης χρησιμοποιώντας το μοντέλο μπάλας Poincaré. 2. Τακτοποιεί προσαρμοστικά και με ακρίβεια το στοιχείο και τις γειτονικές	1. Περιορίζεται στην εργασία σύστασης top-K. 2. Περιορίζεται σε σύσταση ενισχυμένης γνώσης στον υπερβολικό χώρο.

		παραστάσεις τους χρησιμοποιώντας έναν μηχανισμό βελτιστοποίησης δύο επιπέδων.	
KGIC	Γραφικό νευρωνικό δίκτυο με πολυεπίπεδη διαδραστική αντιθετική μάθηση.	1. Ενσωμάτωση αυτοεποπτευόμενης μάθησης για την ενοποίηση των πληροφοριών CF και KG. 2. Σχεδιάζοντας έναν νέο πολυεπίπεδο διαδραστικό μηχανισμό αντίθεσης για το KGR. 3. Επίτευξη καλύτερης αναπαράστασης χρήστη/αντικειμένου υ εκμάθηση από δύο διαστάσεις.	1. Περιορισμένη εξήγηση του συλλογισμού πίσω από το σχεδιασμό του πολυεπίπεδου διαδραστικού μηχανισμού αντίθεσης. 2. Περιορισμένη επεξήγηση της κατασκευής της αντιγραφικής μάθησης εντός και γραφήματος.
KCGN	Κοινωνική σύσταση που ενσωματώνει αλληλεξαρτώμενες γνώσεις μεταξύ στοιχείων και χρηστών, καταγράφοντας την ετερογένεια της αλληλεπίδρασης και τη δυναμική φύση των αλληλεπιδράσεων χρήστη-αντικειμένου υ.	1. Ενσωματώνει αμοιβαίο νευρωνικό εκτιμητή που βασίζεται σε πληροφορίες για την καταγραφή υψηλής τάξης κωδικοποίησης σχέσεων χρήστη και αντικειμένου. 2. Ενσωματώνει το πλαίσιο μετάδοσης μηνυμάτων με επίγνωση σχέσης με στρατηγική χρονικής κωδικοποίησης για την καταγραφή δυναμικών διαδραστικών μοτίβων πολλαπλών τύπων χρήστη-αντικειμένου υ.	1. Απαιτεί πληροφορίες γραφήματος γνώσεων. 2. Μπορεί να έχει περιορισμούς στην επεκτασιμότητα για πολύ μεγάλα σύνολα δεδομένων.

KAeDCN	Διαδοχική σύσταση με ακριβείς προτιμήσεις χρήστη.	1. Ενσωμάτωση μηχανισμού προσοχής και δυναμικού συνελκτικού δικτύου για μεταβλητές προτιμήσεις χρηστών. 2. Αποτελεσματική ενίσχυση των αναπαραστάσεων αντικειμένων με πληροφορίες Γράφημα Γνώσης.	1. Έλλειψη σύγκρισης με πιο διαφορετικά μοντέλα συστάσεων. 2. Περιορισμένη διερεύνηση της επίδρασης της ποσότητας και της ποιότητας του γραφήματος γνώσης στην απόδοση του μοντέλου.
KGCN	Βελτίωση του προβλήματος της αραιότητας και της ψυχρής εκκίνησης των συστημάτων συστάσεων που βασίζονται σε συνεργατικό φιλτράρισμα.	1. Καταγράφει τόσο τη δομή υψηλής τάξης όσο και τις σημασιολογικές πληροφορίες του γραφήματος γνώσης, καθώς και τα εξατομικευμένα και πιθανά ενδιαφέροντα των χρηστών. 2. Εφαρμόζει την προτεινόμενη μέθοδο με τρόπο mini-batch, επιτρέποντας τη λειτουργία σε μεγάλα σύνολα δεδομένων και γραφήματα γνώσης.	1. Η δειγματοληψία γειτονιάς ενδέχεται να μην καταγράφει όλες τις σημαντικές πληροφορίες. 2. Εστιάζει μόνο σε KG για το τέλος του στοιχείου, δεν διερευνώνται τα πιθανά οφέλη από τα KG για το τέλος χρήστη. Καμία εξερεύνηση συνδυασμού KG και στα δύο άκρα.
KGAT	Βελτίωση της ακρίβειας, της διαφορετικότητας και της επεξήγησης των συστάσεων.	1. Αναδρομική διάδοση ενσωμάτωσης για την καταγραφή συνδεσιμότητας υψηλής τάξης σε γραμμική χρονική πολυπλοκότητα. 2. Συνάθροιση με βάση την προσοχή χρησιμοποιώντας μηχανισμό νευρικής προσοχής για να	1. Απαιτεί σημαντικούς υπολογιστικούς πόρους. 2. Περιορισμένη αξιολόγηση σε σύνολα δεδομένων πραγματικού κόσμου.

		μάθουμε το βάρος κάθε γείτονα κατά τη διάδοση.	
KGRCCL	Σύστημα συστάσεων εφοδιαστικής ψυχρής αλυσίδας.	1. Βελτιώνει τα σημασιολογικά χαρακτηριστικά και την ερμηνευτικότητα των πληροφοριών διανομής ψυχρής αλυσίδας. 2. Παρέχει σημασιολογικά χαρακτηριστικά και προηγούμενη γνώση για το μοντέλο συστήματος συστάσεων. 3. Μειώνει τον αντίκτυπο της αραιότητας των δεδομένων. 4. Βελτιώνει την ερμηνευτικότητα, την ακρίβεια της πρόβλεψης και την ικανοποίηση των χρηστών.	1. Απαιτεί σημαντική προσπάθεια και τεχνογνωσία για την κατασκευή και τη διατήρηση του γραφήματος γνώσης.

Συμπεράσματα

Η ανάλυση των εμπορευματικών δικτύων μέσω της θεωρίας των σύνθετων δικτύων και των γραφημάτων γνώσης (KG) προσφέρει ουσιαστικές γνώσεις για τη βελτίωση και την προσαρμοστικότητα των αλυσίδων εφοδιασμού. Η σύνδεση μεταξύ σύνθετων δικτύων και εμπορευματικών ροών έχει δείξει ότι τα KG παρέχουν ένα ιδιαίτερα χρήσιμο εργαλείο για την αποκάλυψη δομών και σχέσεων που δεν είναι εμφανείς σε πιο παραδοσιακές μεθόδους ανάλυσης. Τα γραφήματα γνώσης, με την ικανότητά τους να αποτυπώνουν πληροφορίες σε διασυνδεδεμένα δίκτυα, επιτρέπουν μια πιο ολιστική κατανόηση των λειτουργιών και κινδύνων που αντιμετωπίζουν οι αλυσίδες εφοδιασμού, αναδεικνύοντας καίριες πληροφορίες για την ενίσχυση της αποδοτικότητας.

Επιπλέον, η δυνατότητα ενσωμάτωσης των KG σε συστήματα διαχείρισης εφοδιαστικής αλυσίδας παρέχει μια βιώσιμη λύση για την αντιμετώπιση των σύγχρονων προκλήσεων. Καθώς οι οργανισμοί καλούνται να διαχειριστούν μεγάλους όγκους δεδομένων σε πραγματικό χρόνο, τα KG προσφέρουν προοπτικές για την ανίχνευση προβλημάτων ή κινδύνων σε πραγματικό χρόνο, βελτιώνοντας τη δυνατότητα λήψης αποφάσεων με βάση ακριβείς και επίκαιρες πληροφορίες. Συνεπώς, στα πλαίσια της εργασίας αναδεικνύεται η σημασία της προσαρμοστικότητας τους, ενισχύοντας την ανθεκτικότητα των αλυσίδων εφοδιασμού ενάντια σε εξωτερικές διαταραχές, όπως οικονομικές κρίσεις, αλλαγές στη ζήτηση ή φυσικές καταστροφές.

Συμπερασματικά καταλήγουμε ότι τα γραφήματα γνώσης μπορούν να παίξουν καθοριστικό ρόλο στην εξέλιξη των αλυσίδων εφοδιασμού, κάνοντας τες πιο ανθεκτικές, διασυνδεδεμένες και έτοιμες να ανταποκριθούν σε προκλήσεις του μέλλοντος. Αυτή η προσέγγιση θέτει τις βάσεις για περαιτέρω έρευνα και πρακτική εφαρμογή των KG στο τομές των logistics, ενισχύοντας τη συμβολή τους στη δημιουργία καινοτόμων και προσαρμόσιμων συστημάτων εφοδιασμού.

Βιβλιογραφία

B. Abu-Salih, "Domain-specific knowledge graphs: A survey," *Journal of Network and Computer Applications*, vol. 185, 2021, Art. no. 103076. doi: 10.1016/j.jnca.2021.103076.

A. Sheth, S. Padhee and A. Gyrard, "Knowledge Graphs and Knowledge Networks: The Story in Brief," in *IEEE Internet Computing*, vol. 23, no. 4, pp. 67-75, 1 July-Aug. 2019, doi: 10.1109/MIC.2019.2928449.

Zamini, M.; Reza, H.; Rabiei, M. A Review of Knowledge Graph Completion. *Information* 2022, 13, 396. <https://doi.org/10.3390/info13080396>

Peng, C., Xia, F., Naseriparsa, M. *et al.* Knowledge Graphs: Opportunities and Challenges. *Artif Intell Rev* **56**, 13071–13102 (2023). <https://doi.org/10.1007/s10462-023-10465-9>

Claudio Gutierrez and Juan F. Sequeda. 2021. Knowledge graphs. *Commun. ACM* 64, 3 (March 2021), 96–104. <https://doi.org/10.1145/3418294>

V. K. Chaudhri et al., "Knowledge graphs: Introduction, history, and perspectives," *AI Magazine*, vol. 43, no. 1, pp. 17-29, 2022, doi: 10.1002/aaai.12033.

Qi He, Jaewon Yang, and Baoxu Shi. 2020. Constructing Knowledge Graph for Social Networks in A Deep and Holistic Way. In *Companion Proceedings of the Web Conference 2020 (WWW '20 Companion)*, April 20–24, 2020, Taipei, Taiwan. ACM, New York, NY, USA 2 Pages.

L. Cao, H. Zhang and L. Feng, "Building and Using Personal Knowledge Graph to Improve Suicidal Ideation Detection on Social Media," in *IEEE Transactions on Multimedia*, vol. 24, pp. 87-102, 2022, doi: 10.1109/TMM.2020.3046867. keywords: {Blogs;Social networking (online);Psychology;Stress;Statistics;Sociology;Knowledge engineering;Personal knowledge graph;social interaction;social media;suicidal ideation detection},

H. Lian, Z. Qin, T. He and B. Luo, "Knowledge Graph Construction Based on Judicial Data with Social Media," *2017 14th Web Information Systems and Applications Conference (WISA)*, Liuzhou, China, 2017, pp. 225-227, doi: 10.1109/WISA.2017.46.

Surana, A., Kumara *, S., Greaves, M., & Raghavan, U. N. (2005). Supply-chain networks: a complex adaptive systems perspective. *International Journal of Production Research*, 43(20), 4235–4265. <https://doi.org/10.1080/00207540500142274>

Zhang, W., Liu, Y., Jiang, L., Shah, N., Fei, X., Cai, H. (2020). The Construction of a Domain Knowledge Graph and Its Application in Supply Chain Risk Analysis. In: Chao, KM., Jiang, L., Hussain, O., Ma, SP., Fei, X. (eds) *Advances in E-Business Engineering for Ubiquitous Computing. ICEBE 2019. Lecture Notes on Data Engineering and Communications Technologies*, vol 41. Springer, Cham. https://doi.org/10.1007/978-3-030-34986-8_33

B. Rolf, N. Mebarki, S. Lang, T. Reggelin, O. Cardin, H. Mouchère, and A. Dolgui, "Using Knowledge Graphs and Human-Centric Artificial Intelligence for Reconfigurable Supply Chains: A Research Framework," *IFAC-PapersOnLine*, vol. 55, no. 10, pp. 1693-1698, 2022, doi: 10.1016/j.ifacol.2022.09.641.

Gao, X., Zhang, L., Zhang, W., Chen, H. (2023). Knowledge Graph Construction in Logistics Based on Multi-source Data Fusion. In: Zhang, H., Ji, Y., Liu, T., Sun, X., Ball, A.D. (eds) *Proceedings of TEPEN 2022. TEPEN 2022. Mechanisms and Machine Science*, vol 129. Springer, Cham. https://doi.org/10.1007/978-3-031-26193-0_70

Kosasih, E. E., Margaroli, F., Gelli, S., Aziz, A., Wildgoose, N., & Brintrup, A. (2022). Towards knowledge graph reasoning for supply chain risk management using graph neural networks. *International Journal of Production Research*, 62(15), 5596–5612. <https://doi.org/10.1080/00207543.2022.2100841>

X. Li, Q. Xie, Q. Zhu, K. Ren, and J. Sun, "Knowledge graph-based recommendation method for cold chain logistics," *Expert Systems with Applications*, vol. 227, 2023, Art. no. 120230, doi: 10.1016/j.eswa.2023.120230.

Νικολόπουλος, Σ. Δ., Γεωργιάδης, Λ., & Παλής, Λ. (2015). *Αλγοριθμική Θεωρία Γραφημάτων*. ΣΕΑΒ.

Karyotis, V., Bardaki, C., & Kourouthanassis, P. (n.d.). *UMANISM: Holistic healthcare supply chain management for precision medicine*.

Karyotis, V., Stai, E., & Papavassiliou, S. (2013). Evolutionary Dynamics of Complex Communications Networks (1st ed.). CRC Press. <https://doi.org/10.1201/b15505>