



**ΠΑΝΕΠΙΣΤΗΜΙΟ
ΠΕΛΟΠΟΝΝΗΣΟΥ**
University of the Peloponnese

Π.Μ.Σ. στην Επιστήμη Υπολογιστών

Μεταπτυχιακή Διπλωματική Εργασία

**Μεγάλα Γλωσσικά Μοντέλα για Μηχανική
Οντολογιών: από το fine-tuning στην κατασκευή
γράφων γνώσης**

Δημήτριος Δουμανάς

ΑΜ: 2022202402003

Επιβλέπων:

Εμμανουήλ Γουάλλες

Αναπληρωτής Καθηγητής

Τρίπολη, Φεβρουάριος 2026

Εγκρίθηκε από την εξεταστική επιτροπή:

Εμμανουήλ Γουάλλες	Κωνσταντίνος Πέππας	Βασίλης Πουλόπουλος
Αναπληρωτής Καθηγητής	Αναπληρωτής Καθηγητής	Αναπληρωτής Καθηγητής

.....
Δημήτριος Δουμανάς
Τμήμα Πληροφορικής και Τηλεπικοινωνιών
Πανεπιστήμιο Πελοποννήσου

Copyright © , Δημήτριος Δουμανάς 2026
Με επιφύλαξη παντός δικαιώματος. All rights reserved.

Απαγορεύεται η αντιγραφή, αποθήκευση και διανομή της παρούσας εργασίας, εξ ολοκλήρου ή τμήματος αυτής, για εμπορικό σκοπό. Επιτρέπεται η ανατύπωση, αποθήκευση και διανομή για σκοπό μη κερδοσκοπικό, εκπαιδευτικής ή ερευνητικής φύσης, υπό την προϋπόθεση να αναφέρεται η πηγή προέλευσης και να διατηρείται το παρόν μήνυμα. Ερωτήματα που αφορούν τη χρήση της εργασίας για κερδοσκοπικό σκοπό πρέπει να απευθύνονται προς τον συγγραφέα. Οι απόψεις και τα συμπεράσματα που περιέχονται σε αυτό το έγγραφο εκφράζουν τον συγγραφέα και δεν πρέπει να ερμηνευτεί ότι αντιπροσωπεύουν τις επίσημες θέσεις του Πανεπιστημίου Πελοποννήσου.

ΠΕΡΙΛΗΨΗ

Η Μηχανική Οντολογιών παίζει σημαντικό ρόλο στη μοντελοποίηση και τη διαχείριση δομημένης γνώσης σε διάφορους τομείς, από συστήματα τεχνητής νοημοσύνης έως τη διατήρηση της πολιτιστικής κληρονομιάς. Αυτή η εργασία εξερευνά την εφαρμογή των Μεγάλων Γλωσσικών Μοντέλων (ΜΓΜ), συγκεκριμένα των GPT-4 και Mistral 7B, στην αυτοματοποίηση και βελτίωση εργασιών Μηχανικής Οντολογιών (ΜΟ) μέσω δύο συμπληρωματικών μελετών. Η πρώτη μελέτη εξετάζει την απόδοση των βελτιωμένων ΜΓΜ στην αποτελεσματική αυτοματοποίηση εργασιών μηχανικής οντολογιών. Χρησιμοποιώντας θεμελιώδη εγχειρίδια ΜΟ ως βάση για τη δημιουργία συνόλων δεδομένων, η μεθοδολογία περιλαμβάνει την τμηματοποίηση κειμένων σε διαχειρίσιμα κεφάλαια, τη δημιουργία ζευγών ερωτήσεων-απαντήσεων και τη μετάφραση οπτικών στοιχείων σε λογική περιγραφής. Η έρευνα καταδεικνύει ότι τα βελτιωμένα ΜΓΜ μπορούν να βελτιώσουν σημαντικά την ικανότητά τους να δημιουργούν οντολογίες ειδικές για κάθε τομέα, με το GPT-4 να παρουσιάζει ανώτερη ακρίβεια και προσήλωση στη σύνταξη οντολογιών, ενώ το Mistral 7B υπερέχει σε ταχύτητα και οικονομική αποδοτικότητα. Η δεύτερη μελέτη παρουσιάζει το BookBindKG, ένα αρθρωτό πλαίσιο για την κατασκευή και αξιολόγηση γραφημάτων γνώσης ειδικών για κάθε τομέα χρησιμοποιώντας LLM. Σχεδιασμένο για να μοντελοποιήσει τις ελληνικές πρακτικές βιβλιοδεσίας του 19ου αιώνα, το πλαίσιο αξιοποιεί τις άμεσες αλληλεπιδράσεις με ΜΓΜ για τη δημιουργία οντολογιών, την εξαγωγή δομημένης γνώσης και τη μετατροπή ερωτημάτων τομέα σε εκτελέσιμο κώδικα Cypher. Το γράφημα γνώσης υλοποιείται στο Neo4j και επιδεικνύει πρακτικές εφαρμογές για την τεκμηρίωση πολιτιστικής κληρονομιάς. Μαζί, αυτές οι μελέτες υπογραμμίζουν την αναγκαιότητα ενσωμάτωσης συνόλων δεδομένων ειδικών για τον τομέα για τη βελτίωση της κατανόησης των συμφραζομένων και της πρακτικής χρησιμότητας σε εξειδικευμένες εφαρμογές. Τα ευρήματα υποστηρίζουν υβριδικές λύσεις που εξισορροπούν την ακρίβεια και την αποτελεσματικότητα, καταδεικνύοντας πώς τα ΜΓΜ μπορούν να χρησιμεύσουν ως πολύτιμα εργαλεία για την αναπαράσταση γνώσης και τη σημασιολογική μοντελοποίηση σε ποικίλους τομείς, όπως οι επιχειρήσεις έρευνας και διάσωσης, η διαχείριση καταστροφών και η διατήρηση της πολιτιστικής κληρονομιάς.

Λέξεις Κλειδιά: Μεγάλα Γλωσσικά Μοντέλα (ΜΓΜ), Μηχανική Οντολογιών (ΜΟ), Γράφοι Γνώσης (ΓΓ), Λεπτομερής Προσαρμογή (fine-tuning), σημασιολογικός ιστός.

ABSTRACT

Ontology engineering (OE) plays a critical role in modeling and managing structured knowledge across various domains, from artificial intelligence systems to cultural heritage preservation. This thesis investigates the application of Large Language Models (LLMs), specifically GPT-4 and Mistral 7B, in automating and enhancing ontology engineering tasks through two complementary studies. The first study examines the performance of fine-tuned LLMs in efficiently automating OE tasks. Using foundational OE textbooks as the basis for dataset creation, the methodology involves segmenting texts into manageable chapters, generating question–answer pairs, and translating visual elements into description logic. The research demonstrates that fine-tuned LLMs can significantly improve their ability to generate domain-specific ontologies, with GPT-4 showing superior accuracy and adherence to ontology syntax, while Mistral 7B excels in speed and cost efficiency. The second study presents BookBindKG, a modular framework for constructing and evaluating domain-specific knowledge graphs using LLMs. Designed to model 19th-century Greek bookbinding practices, the framework leverages prompt-engineered interactions with LLMs to generate ontologies, extract structured knowledge, and translate domain queries into executable Cypher code. The knowledge graph is implemented in Neo4j and demonstrates practical applications for cultural heritage documentation. Together, these studies highlight the necessity of integrating domain-specific datasets to improve contextual understanding and practical utility in specialized applications. The findings advocate for hybrid solutions that balance accuracy and efficiency, demonstrating how LLMs can serve as valuable tools for knowledge representation and semantic modeling in diverse domains including Search and Rescue operations, disaster management, and cultural heritage preservation.

Keywords: Large Language Models, Ontology Engineering, Knowledge Graphs, Fine-tuning, Semantic Web

ΠΙΝΑΚΑΣ ΠΕΡΙΕΧΟΜΕΝΩΝ

ΠΕΡΙΛΗΨΗ	1
ABSTRACT	3
ΠΙΝΑΚΑΣ ΠΕΡΙΕΧΟΜΕΝΩΝ	4
ΕΥΡΕΤΗΡΙΟ ΕΙΚΟΝΩΝ	7
1 ΕΙΣΑΓΩΓΗ	10
1.1 Θεωρητικό Υπόβαθρο και Κίνητρο (Background & Motivation)	10
1.2 Ερευνητικοί Στόχοι (Research Objectives)	10
1.3 Ερευνητικά Ερωτήματα (Research Questions)	11
1.4 Δομή Εργασίας	11
2 Θεωρητικό Υπόβαθρο και Σχετική Βιβλιογραφία	13
2.1 Μηχανική Οντολογιών	13
2.1.1 Θεμελιώδεις Έννοιες	13
2.1.2 Γλώσσες Αναπαράστασης Γνώσης	13
2.1.3 Μεθοδολογίες Μηχανικής Οντολογιών	14
2.1.4 Ερωτήσεις Ικανότητας (Competency Questions)	14
2.2 Μεγάλα Γλωσσικά Μοντέλα	15
2.2.1 Αρχιτεκτονική και Δυνατότητες	15
2.2.2 Προσεγγίσεις Εξειδικευμένης Εκπαίδευσης (Fine-Tuning)	15
2.2.3 Τεχνικές Σχεδιασμού Προτροπών (Prompt Engineering)	16
2.3 Γράφοι Γνώσης	16
2.3.1 Θεμελιώδεις Έννοιες	16
2.3.2 Ενοποίηση με Εξωτερικές Πηγές	17
2.4 Οντολογίες και Γράφοι Γνώσεις στην Πολιτιστική Κληρονομία	17
2.4.1 Πρότυπα Μεταδεδομένων	17
2.4.2 Υφιστάμενες Οντολογίες Πολιτιστικής Κληρονομιάς	17
2.4.3 Πλαίσια Υποστήριξης Αποφάσεων	18
2.5 Μεγάλα Γλωσσικά Μοντέλα στη Μηχανική Οντολογιών	18
2.5.1 Πλαίσια Συνομιλικής Μηχανικής Οντολογιών	18
2.5.2 Τεχνητή Νοημοσύνη και Οντολογίες	19
2.5.3 Νευρο-Συμβολικές Προσεγγίσεις	19
2.6 Προκλήσεις και Περιορισμοί	19
2.6.1 Προκλήσεις στα Υφιστάμενα Πλαίσια	19
2.6.2 Περιορισμοί LLMs στη Μηχανική Οντολογιών	20
2.7 Σύνοψη και Ερευνητικό Έργο	20
3 Μεθοδολογία Fine-Tuning Μεγάλων Γλωσσικών Μοντέλων	22
3.1 Επισκόπηση	22
3.2 Προετοιμασία Δεδομένων	22
3.2.1 Επιλογή Πηγαίου Υλικού	23
3.2.2 Διαδικασία Δημιουργίας Συνόλου Δεδομένων	23
3.2.3 Προετοιμασία Μορφής JSONL	25
3.3 Fine-Tuning Μοντέλων	25

3.3.1 Διαδικασία Fine-Tuning GPT-4	26
3.3.2 Διαδικασία Fine-Tuning Mistral 7B	27
3.3.3 Διαμόρφωση Υπερπαραμέτρων	27
3.3.4 Υπολογιστική Αποδοτικότητα και Απαιτήσεις Υλικού	28
3.4 Μεθοδολογία Αξιολόγησης	28
3.4.1 Οντολογία Αναφοράς	28
3.4.2 Μετρικές Αξιολόγησης	28
3.4.3 Πρωτόκολλο Αξιολόγησης	29
3.5 Σύνοψη	29
4 Αποτελέσματα Fine-Tuning/Ανάλυση	30
4.1 Αποτελέσματα Λεπτομερούς Ρύθμισης GPT-4	30
4.1.1 Αποτελέσματα Πρώτης Επανάληψης	30
4.1.2 Αποτελέσματα Δεύτερης Επανάληψης	31
4.1.3 Αποτελέσματα Τρίτης Επανάληψης	32
4.2 Αποτελέσματα Λεπτομερούς Ρύθμισης Mistral 7B	34
4.2.1 Αποτελέσματα Πρώτης Επανάληψης	34
4.2.2 Επόμενες Επαναλήψεις	35
4.3 Λεπτομερής Ρύθμιση Ειδική για Τομέα	36
4.3.1 Σύνολλα Δεδομένων Ειδικά για SAR	37
4.3.2 Αποτελέσματα με Δεδομένα Ειδικά για Τομέα	38
4.4 Συγκριτική Ανάλυση	39
5 Το πλαίσιο BookBindKG	41
5.1 Επισκόπηση Πλαισίου	41
5.2 Αναγνώριση Αντικειμένου και Δημιουργία Οντολογίας	42
5.3 Εξαγωγή Κόμβων και Σχέσεων	43
5.4 Δημιουργία Γραφήματος Γνώσης στο Neo4j	45
5.5 Μετάφραση Ερωτημάτων Φυσικής Γλώσσας	46
5.6 Μεθοδολογία Αξιολόγησης	47
5.7 Ενσωμάτωση Εξωτερικής Γνώσης	47
6 Αποτελέσματα και Αξιολόγηση του BookBindKG	49
6.1 Αποτελέσματα Δημιουργίας Οντολογίας	49
6.2 Κατασκευή Γραφήματος Γνώσης	51
6.3 Αξιολόγηση Απόδοσης Ερωτημάτων	53
6.3.1 Δείγμα Ερωτημάτων και Αποτελεσμάτων	53
6.3.2 Σύγκριση Χρόνου Ανάκτησης	54
6.4 Αποτελέσματα Εξωτερικής Ενσωμάτωσης	55
6.5 Ποιοτική Αξιολόγηση	57
7 Discussion	60
7.1 Αντιμετώπιση Ερευνητικών Ερωτημάτων	60
7.1.1 EE1: Αποτελεσματικότητα Λεπτομερούς Ρύθμισης	60
7.1.2 EE2: Επίδραση Συνόλων Δεδομένων Ειδικών για Τομέα	61
7.1.3 EE3: LLMs για Γραφήματα Γνώσης Πολιτιστικής Κληρονομιάς	62

7.2	Συγκριτική Ανάλυση LLMs	62
7.3	Σημασία Δεδομένων Ειδικών για Τομέα	63
7.4	Πρακτικές Επιπτώσεις	64
7.4.1	Για Μηχανικούς Οντολογιών	64
7.4.2	Για Επαγγελματίες Πολιτιστικής Κληρονομιάς	65
7.5	Περιορισμοί	65
7.6	Απειλές για την Εγκυρότητα	66
8	Συμπεράσματα-Μελλοντική έρευνα	68
8.1	Σύνοψη	68
8.2	Βασικά Ευρήματα	69
8.3	Μελλοντική Έρευνα	70
8.4	Καταληκτικές Παρατηρήσεις	71
ΒΙΒΛΙΟΓΡΑΦΙΑ		73

ΕΥΡΕΤΗΡΙΟ ΕΙΚΟΝΩΝ

Εικόνα 1 Στιγμιότυπο από το GPT-4 να δημιουργεί την πρώτη ομάδα 20 E&A για το σύνολο δεδομένων.	25
Εικόνα 2 Η ροή της διαδικασίας για την βελτιστοποίηση του βασικού μοντέλου GPT-4 για ΟΕ. Η προσέγγιση περιλαμβάνει τη δημιουργία συνόλων δεδομένων από τμηματοποιημένα PDF, την επαναληπτική βελτιστοποίηση του μοντέλου με δεδομένα ειδικά για τον τομέα, τη δημιουργία οντολογιών χρησιμοποιώντας μια μονοδιάστατη εντολή και την αξιολόγηση των αποτελεσμάτων μέσω μετρήσεων.	26
Εικόνα 3 Η ροή της διαδικασίας για την βελτιστοποίηση του μοντέλου Mistral 7B για ΟΕ. Κάθε συνεδρία εκπαίδευσης ξεκινά με το βασικό μοντέλο, απαιτώντας τη συγκέντρωση όλων των συνόλων δεδομένων (νέων και προηγούμενων χρησιμοποιημένων) για εκπαίδευση. Η συνέχιση από το προηγούμενως βελτιστοποιημένο μοντέλο δεν υποστηρίζεται, καθιστώντας απαραίτητη την επανεκπαίδευση από την αρχή με τα συνδυασμένα σύνολα δεδομένων.	27
Εικόνα 4 Εκτελώντας την ίδια προτροπή ΟΕ παράλληλα τόσο σε μια γραμμή βάσης όσο και σε ένα βελτιωμένο μοντέλο GPT-4, επιτρέποντας την άμεση σύγκριση της συλλογιστικής που βασίζεται σε ρόλους, της εννοιολογικής κάλυψης και της ποιότητας των δημιουργημένων οντολογιών.	33
Εικόνα 5 Μια παράλληλη σύγκριση της βασικής εξόδου του μοντέλου Mistral 7B (αριστερά) έναντι της βελτιωμένης έκδοσης (δεξιά). Παρόλο που το μοντέλο κατανόησε το σενάριο που βασίζεται σε ρόλους από την αρχή, δεν παρήγαγε την ζητούμενη οντολογία σε απάντηση στην αρχική προτροπή και απαιτούσε μια επιπλέον προτροπή πριν η οντολογία δημιουργηθεί τελικά σε μορφή Turtle.	36
Εικόνα 6 Graphical Abstract for BookBindKG.	41
Εικόνα 7 Το πλαίσιο BookBindKG για την κατασκευή και αξιολόγηση ενός γραφήματος γνώσης συγκεκριμένου τομέα χρησιμοποιώντας LLM. Κάθε στάδιο ενσωματώνει μηχανική προτροπής που βασίζεται σε LLM, εξειδίκευση στον τομέα και μοντελοποίηση σημασιολογικών δεδομένων. Η διαδικασία ξεκινά με την αναγνώριση υποκειμένων και τη δημιουργία οντολογίας, ακολουθούμενη από την εξαγωγή κόμβων και σχέσεων, την κατασκευή γραφημάτων σε Neo4j, τη μετάφραση ερωτημάτων φυσικής γλώσσας σε Cypher και την τελική αξιολόγηση της ακρίβειας και της πληρότητας του γραφήματος γνώσης. Το αποτέλεσμα είναι ένα σημασιολογικά πλούσιο σύστημα που προορίζεται για χρήση από ενδιαφερόμενους φορείς στον τομέα της πολιτιστικής κληρονομιάς.	42
Εικόνα 8 Στιγμιότυπα οθόνης από τη φάση της μηχανικής οντολογίας που δείχνουν τους ορισμούς των βασικών κλάσεων, τις σχέσεις ιδιοτήτων αντικειμένων και την αντιστοίχιση των CQs με τα στοιχεία της οντολογίας. Περιλαμβάνουν επίσης μια σύνοψη επαλήθευσης που επιβεβαιώνει την πλήρη κάλυψη όλων των CQs, διασφαλίζοντας ότι η οντολογία υποστηρίζει λεπτομερή συλλογισμό και ενσωμάτωση δεδομένων για τις ελληνικές πρακτικές βιβλιοδεσίας του 19ου αιώνα.	50
Εικόνα 9 Στιγμιότυπο οθόνης από τη φάση δημιουργίας γραφήματος γνώσης, που δείχνει ένα σενάριο Cypher που χρησιμοποιείται για την εισαγωγή και τη δομή μεταδεδομένων βιβλιοδεσίας στο Neo4j. Το σενάριο δημιουργεί κόμβους «Βιβλίο» από ένα σύνολο δεδομένων CSV, αντιστοιχίζοντας βασικές ιδιότητες και ενεργοποιώντας σημασιολογικές σχέσεις για χρήση σε ερωτήματα και αναλύσεις που βασίζονται σε γραφήματα.	52
Εικόνα 10 Ένα ολοκληρωμένο μοντέλο γραφήματος γνώσης βιβλιοδεσίας απεικονισμένο στο Neo4j Browser, που δείχνει το Βιβλίο ως τον κεντρικό κόμβο που συνδέεται με πολλά περιγραφικά χαρακτηριστικά. Η υλοποίηση χρησιμοποιεί	

ερωτήματα Cypher για να μετασχηματίσει δομημένα δεδομένα CSV σε μια διασυνδεδεμένη βάση δεδομένων γραφημάτων.	52
Εικόνα 11 Εκτέλεση και οπτικοποίηση ερωτημάτων Cypher στο Neo4j, επιβεβαιώνοντας ότι η δομή και οι σχέσεις του γραφήματος γνώσης λειτουργούν σωστά.	54
Εικόνα 12 Βελτίωση του BookBindingKG με σημασιολογική ενσωμάτωση χρησιμοποιώντας άρθρα Wikidata, DBpedia και Wikipedia. Το σενάριο χρησιμοποιεί το Neo4j APOC για να εμπλουτίσει τα γραφήματα γνώσης με εξωτερικά συνδεδεμένα δεδομένα.	56
Εικόνα 13 Results from executing a Cypher query that retrieves Greek literature authors along with biographical data from Wikipedia and DBpedia, and links them to their books, cover materials, and binding structures.....	57

ΕΥΡΕΤΗΡΙΟ ΠΙΝΑΚΩΝ

Πίνακας 1 Σύγκριση Απόδοσης για <i>ontology classes</i>	39
Πίνακας 2 Σύγκριση Απόδοσης για <i>object properties</i>	39
Πίνακας 3 Αντιστοίχιση Ερωτήσεων Ικανότητας με Στοιχεία Οντολογίας	50
Πίνακας 4 Στατιστικά Γραφήματος Γνώσης <i>BookBindKG</i>	51
Πίνακας 5 Ερωτήματα Αξιολόγησης και Αποτελέσματα.	53
Πίνακας 6 Σύγκριση Χρόνων Ανάκτησης.	55
Πίνακας 7 Αποτελέσματα Ενσωμάτωσης Εξωτερικών Πηγών.	56
Πίνακας 8 Αξιολόγηση Ειδικού Τομέα.	58

1 ΕΙΣΑΓΩΓΗ

1.1 Θεωρητικό Υπόβαθρο και Κίνητρο (Background & Motivation)

Η μηχανική οντολογιών (Ontology Engineering - OE) αποτελεί θεμελιώδη πυλώνα για την οργάνωση και δόμηση της σημασιολογικής γνώσης, η οποία καθίσταται ολοένα και πιο απαραίτητη σε τομείς όπως η τεχνητή νοημοσύνη, η διαχείριση γνώσης και τα ψηφιακά πληροφοριακά συστήματα. Οι οντολογίες, ορίζοντας έννοιες και τις μεταξύ τους σχέσεις, λειτουργούν ως η ραχοκοκαλιά συστημάτων που βασίζονται στην κατανόηση πλαισίου και τη συλλογιστική. Καθώς ο όγκος και η πολυπλοκότητα της πληροφορίας αυξάνονται, οι παραδοσιακές χειρωνακτικές προσεγγίσεις στη μηχανική οντολογιών αποδεικνύονται ανεπαρκείς.

Τα Μεγάλα Γλωσσικά Μοντέλα (Large Language Models - LLMs), όπως το GPT-4 και το Mistral, αντιπροσωπεύουν ένα σημαντικό άλμα στις δυνατότητες της Επεξεργασίας Φυσικής Γλώσσας (NLP), επιτρέποντας την αυτοματοποίηση εργασιών που προηγουμένως απαιτούσαν εκτεταμένη ανθρώπινη εξειδίκευση. Ωστόσο, η εφαρμογή τους στη μηχανική οντολογιών—έναν τομέα που απαιτεί βαθιά κατανόηση δομής, λογικής και εξειδικευμένης γνώσης πεδίου (domain expert knowledge)—παραμένει ελάχιστα διερευνημένη.

Η διατήρηση της πολιτιστικής κληρονομιάς παρουσιάζει μοναδικές προκλήσεις που απαιτούν εξελιγμένη αναπαράσταση γνώσης. Η βιβλιοδεσία, ως κρίσιμη πτυχή της ιστορίας του βιβλίου, παρέχει πολύτιμες γνώσεις για την τεχνοτροπία του παρελθόντος, τη χρήση υλικών και τις πρακτικές συντήρησης. Ωστόσο, οι υφιστάμενες βιβλιογραφικές καταγραφές συχνά στερούνται του απαιτούμενου βάθους για την ανάλυση τεχνικών βιβλιοδεσίας, προέλευσης και κατάστασης διατήρησης.

1.2 Ερευνητικοί Στόχοι (Research Objectives)

Η παρούσα διατριβή πραγματεύεται τους ακόλουθους ερευνητικούς στόχους [1], [2]:

- Την αξιολόγηση και σύγκριση της απόδοσης εκπαιδευμένων μοντέλων LLMs (GPT-4 και Mistral 7B) στην αυτοματοποίηση εργασιών μηχανικής οντολογιών
- Την ανάπτυξη εξειδικευμένων συνόλων δεδομένων εκπαίδευσης για τη μηχανική οντολογιών, βασισμένων σε θεμελιώδη εγχειρίδια του πεδίου

- Τον σχεδιασμό και την υλοποίηση ενός πλαισίου (BookBindKG) για την κατασκευή γραφημάτων γνώσης με υποστήριξη LLM σε τομείς πολιτιστικής κληρονομιάς

1.3 Ερευνητικά Ερωτήματα (Research Questions)

Η έρευνα αυτή καθοδηγείται από τα ακόλουθα βασικά ερωτήματα [1], [2]:

- EE1: *Μπορεί η εξειδικευμένη εκπαίδευση (fine-tuning) μοντέλων LLM σε έννοιες μηχανικής οντολογιών να βελτιώσει σημαντικά την απόδοσή τους, επιτρέποντάς τους να παράγουν αποτελέσματα με υψηλότερη ακρίβεια και συμμόρφωση με τη σύνταξη οντολογιών;*
- EE2: *Μπορεί η ενσωμάτωση εξειδικευμένων συνόλων δεδομένων στη διαδικασία εκπαίδευσης να ενισχύσει την πρακτική χρησιμότητα των παραγόμενων οντολογιών, ιδιαίτερα σε εφαρμογές πραγματικού κόσμου;*
- EE3: *Πώς μπορούν τα LLMs να υποστηρίξουν τη μηχανική γραφημάτων γνώσης για την τεκμηρίωση της πολιτιστικής κληρονομιάς, και ποιές μεθοδολογικές παράμετροι εφαρμόζονται;*

Οι κύριες συνεισφορές της παρούσας διατριβής περιλαμβάνουν:

- Μια ολοκληρωμένη συγκριτική ανάλυση των GPT-4 και Mistral 7B για εργασίες μηχανικής οντολογιών
- Μια μεθοδολογία για τη δημιουργία εξειδικευμένων συνόλων δεδομένων από θεμελιώδη εγχειρίδια μηχανικής οντολογιών
- Το πλαίσιο BookBindKG για την κατασκευή γραφημάτων γνώσης με υποστήριξη LLM
- Πρακτικές εφαρμογές στη διατήρηση πολιτιστικής κληρονομιάς

1.4 Δομή Εργασίας

Η παρούσα διατριβή οργανώνεται ως εξής:

- Το **Κεφάλαιο 2** παρουσιάζει το θεωρητικό υπόβαθρο και επισκοπεί τη σχετική βιβλιογραφία στα LLMs, τη μηχανική οντολογιών και τα γραφήματα γνώσης.
- Το **Κεφάλαιο 3** περιγράφει τη μεθοδολογία για την εξειδικευμένη εκπαίδευση των LLMs στη μηχανική οντολογιών, συμπεριλαμβανομένης της δημιουργίας συνόλων δεδομένων και της πειραματικής διάταξης.

- Το **Κεφάλαιο 4** παρουσιάζει τα αποτελέσματα και την ανάλυση των πειραμάτων εκπαίδευσης με τα GPT-4 και Mistral 7B.
- Το **Κεφάλαιο 5** εισάγει το πλαίσιο BookBindKG για την κατασκευή γραφημάτων γνώσης σε τομείς πολιτιστικής κληρονομιάς.
- Το **Κεφάλαιο 6** παρουσιάζει τα αποτελέσματα και την αξιολόγηση του πλαισίου BookBindKG.
- Το **Κεφάλαιο 7** παρέχει μια εκτενή συζήτηση των ευρημάτων και από τις δύο μελέτες.
- Το **Κεφάλαιο 8** ολοκληρώνει τη διατριβή με σύνοψη των συνεισφορών και κατευθύνσεις για μελλοντική έρευνα.

2 Θεωρητικό Υπόβαθρο και Σχετική Βιβλιογραφία

2.1 Μηχανική Οντολογιών

2.1.1 Θεμελιώδεις Έννοιες

Η μηχανική οντολογιών αποτελεί κεντρικό πυλώνα για την οργάνωση και δόμηση της σημασιολογικής γνώσης, η οποία καθίσταται ολοένα και πιο απαραίτητη σε τομείς όπως η τεχνητή νοημοσύνη, η διαχείριση γνώσης και τα ψηφιακά πληροφοριακά συστήματα [3]. Οι οντολογίες, ορίζοντας έννοιες και τις μεταξύ τους σχέσεις, λειτουργούν ως η ραχοκοκαλιά συστημάτων που βασίζονται στην κατανόηση πλαισίου και τη συλλογιστική [4]. Σε αντίθεση με τα παραδοσιακά μοντέλα μεταδεδομένων που βασίζονται σε προκαθορισμένα πεδία με περιορισμένη εκφραστικότητα, οι οντολογίες υποστηρίζουν σύνθετες σχέσεις, επιτρέποντας στους ερευνητές και τους συντηρητές να εντοπίζουν ιστορικά πρότυπα, να αναγνωρίζουν υφολογικές επιρροές και να αξιολογούν την πολιτιστική σημασία τεκμηρίων με μεγαλύτερη ακρίβεια [5].

Οι οντολογίες παρέχουν μια τυποποιημένη αναπαράσταση εννοιών και των σχέσεών τους εντός ενός πεδίου, επιτρέποντας πιο εξελιγμένη ενοποίηση, ανάκτηση και συλλογιστική δεδομένων [6]. Στο πλαίσιο της πολιτιστικής κληρονομιάς, οι οντολογίες διευκολύνουν την τυποποίηση και τη διαλειτουργικότητα δεδομένων μεταξύ ιδρυμάτων, επιτρέποντας σε βιβλιοθήκες, μουσεία και αρχεία να μοιράζονται και να αναλύουν πληροφορίες με σημασιολογικά πλούσιο τρόπο [7].

2.1.2 Γλώσσες Αναπαράστασης Γνώσης

Η γλώσσα OWL (Web Ontology Language) αποτελεί το πρότυπο για την αναπαράσταση οντολογιών στον Σημασιολογικό Ιστό. Βασίζεται στην Περιγραφική Λογική (Description Logic) και παρέχει εκφραστικές δυνατότητες για τον ορισμό κλάσεων (classes), ιδιοτήτων αντικειμένων (object properties), ιδιοτήτων δεδομένων (data properties) και αξιωμάτων [8], [9]. Η RDF (Resource Description Framework) χρησιμοποιείται για την αναπαράσταση πληροφοριών με τη μορφή τριπλετών (subject-predicate-object), ενώ η SPARQL επιτρέπει την υποβολή ερωτημάτων σε γραφήματα RDF [8].

Η μετάφραση οπτικών στοιχείων σε Περιγραφική Λογική αποτελεί σημαντική πρόκληση στη μηχανική οντολογιών. Τα διαγράμματα σε εγχειρίδια μηχανικής οντολογιών συχνά απεικονίζουν σχέσεις μεταξύ εννοιών, ταξινομικές δομές και λογικούς περιορισμούς που πρέπει να μεταφραστούν σε δομημένη κειμενική αναπαράσταση συμβατή με τη μορφή ερωτήσεων-απαντήσεων [10].

2.1.3 Μεθοδολογίες Μηχανικής Οντολογιών

Η μεθοδολογία HCOME (Human-Centered Ontology Methodology Engineering) αποτελεί μια ανθρωποκεντρική προσέγγιση που δίνει έμφαση στη συνεργασία μεταξύ εργαζομένων γνώσης (Knowledge Workers), ειδικών πεδίου (Domain Experts) και μηχανικών γνώσης (Knowledge Engineers) [11]. Η προσέγγιση αυτή αξιοποιεί προσομοιώσεις ρόλων μεταξύ βασικών ενδιαφερόμενων μερών για τον εξορθολογισμό της ανάπτυξης και επαλήθευσης οντολογιών με μειωμένη ανθρώπινη παρέμβαση και αυξημένη ακρίβεια [12].

Άλλες σημαντικές μεθοδολογίες περιλαμβάνουν τη METHONTOLOGY, την eXtreme Design (XD) και τα Ontology Design Patterns (ODPs). Η XD και τα ODPs έχουν εφαρμοστεί επιτυχώς στην κατασκευή γραφημάτων γνώσης πολιτιστικής κληρονομιάς, όπως το ArCo για την ιταλική πολιτιστική κληρονομιά και το Viewsari για τη μοντελοποίηση του έργου του Giorgio Vasari [13], [14].

2.1.4 Ερωτήσεις Ικανότητας (Competency Questions)

Τα Ερωτήματα Ικανότητας (Competency Questions - CQs) αντιπροσωπεύουν συγκεκριμένες περιπτώσεις χρήσης που η οντολογία πρέπει να είναι σε θέση να απαντήσει [15]. Παραδείγματα πχ. για τη βιβλιοδεσία περιλαμβάνουν: τον εντοπισμό υφολογικών και υλικών προτύπων σε διαφορετικές περιοχές ή περιόδους, τον προσδιορισμό της έκτασης και του τύπου φθοράς σε διατηρημένους τόμους, και τη χαρτογράφηση δικτύων βιβλιοδετών, συγγραφέων και χορηγών που συμμετέχουν σε ροές εργασίας παραγωγής. Τα ερωτήματα αυτά χρησιμεύουν όχι μόνο ως κριτήρια επικύρωσης αλλά και ως σχεδιαστικές άγκυρες καθ' όλη τη διαδικασία μοντελοποίησης.

2.2 Μεγάλα Γλωσσικά Μοντέλα

2.2.1 Αρχιτεκτονική και Δυνατότητες

Τα Μεγάλα Γλωσσικά Μοντέλα (LLMs), όπως το GPT-4 και το Mistral, αντιπροσωπεύουν ένα σημαντικό άλμα στις δυνατότητες της Επεξεργασίας Φυσικής Γλώσσας (Natural Language Processing-NLP), επιτρέποντας την αυτοματοποίηση εργασιών που προηγουμένως απαιτούσαν εκτεταμένη ανθρώπινη εξειδίκευση [16]. Επεξεργαζόμενα τεράστια σύνολα δεδομένων, τα LLMs μπορούν να εκτελούν λεπτές εργασίες όπως περίληψη κειμένου, παραγωγή περιεχομένου και εξαγωγή γνώσης [17].

Το GPT-4, αναπτυγμένο από την OpenAI, είναι ένα μοντέλο μετασχηματιστή (transformer) υψηλών παραμέτρων βελτιστοποιημένο για την παραγωγή δομημένων και σημασιολογικά συνεκτικών αποτελεσμάτων, καθιστώντας το κατάλληλο για τον χειρισμό λογικών και συντακτικών απαιτήσεων σχετικών με οντολογίες [18]. Προσφέρει επίσης ισχυρούς μηχανισμούς ενισχυτικής μάθησης που ενισχύουν τις δυνατότητες συλλογιστικής του σε σύνθετες εργασίες εξειδικευμένου πεδίου.

Το Mistral 7B επιλέχθηκε ως μια ελαφριά εναλλακτική που δίνει προτεραιότητα στην αποδοτικότητα και την οικονομία κόστους [19]. Η μικρότερη αρχιτεκτονική του επιτρέπει ταχύτερη εξαγωγή συμπερασμάτων και κύκλους εξειδικευμένης εκπαίδευσης, καθιστώντας το βιώσιμη επιλογή για σενάρια όπου οι υπολογιστικοί πόροι είναι περιορισμένοι.

2.2.2 Προσεγγίσεις Εξειδικευμένης Εκπαίδευσης (Fine-Tuning)

Η εξειδικευμένη εκπαίδευση (fine-tuning) περιλαμβάνει μια λεπτομερή διαδικασία όπου οι παράμετροι του μοντέλου προσαρμόζονται χρησιμοποιώντας ένα μικρότερο, εξαιρετικά εξειδικευμένο σύνολο δεδομένων μετά την αρχική ευρεία προ-εκπαίδευση σε εκτεταμένα δεδομένα [20]. Αυτή η στοχευμένη προσέγγιση εκπαίδευσης βοηθά στη βελτίωση των προβλέψεων του μοντέλου, καθιστώντας το ικανό να χειρίζεται συγκεκριμένους τύπους ερωτημάτων και να παράγει αποτελέσματα που συμμορφώνονται με τις εξειδικευμένες δομές γνώσης τυπικές στη μηχανική οντολογιών [2].

Η αποτελεσματικότητα της εξειδικευμένης εκπαίδευσης είναι εμφανής στην ενισχυμένη ικανότητα του μοντέλου να περιηγείται στις λεπτομέρειες των εξειδικευμένων γλωσσών και ορολογιών, επιτρέποντάς του να παράγει αποτελέσματα που είναι όχι μόνο γραμματικά σωστά αλλά και πλαισιακά ευθυγραμμισμένα με τις

απαιτήσεις του πεδίου [21]. Αξιοποιώντας εξειδικευμένα LLMs, οι επαγγελματίες της μηχανικής οντολογιών μπορούν να αυτοματοποιήσουν την παραγωγή οντολογικών δομών, μειώνοντας σημαντικά τον χρόνο και την προσπάθεια που απαιτούνται στη χειροκίνητη κατασκευή οντολογιών [22].

Έρευνα των Gekhman et al. [23] διερεύνησε τις επιπτώσεις της επιβλεπόμενης εξειδικευμένης εκπαίδευσης LLMs στην εισαγωγή νέας πραγματολογικής γνώσης, αποκαλύπτοντας ότι τα LLMs τείνουν να αποκτούν νέα γεγονότα με βραδύτερο ρυθμό κατά την εκπαίδευση σε σύγκριση με γεγονότα που ευθυγραμμίζονται με την προϋπάρχουσα γνώση τους. Επιπλέον, τα ευρήματα υποδεικνύουν μια γραμμική σχέση μεταξύ του όγκου νέας γνώσης στα παραδείγματα εκπαίδευσης και της τάσης του μοντέλου για ψευδαισθήσεις (hallucinations).

2.2.3 Τεχνικές Σχεδιασμού Εντολών (Prompt Engineering)

Ο σχεδιασμός εντολών (prompt engineering) αποτελεί κρίσιμη τεχνική για την καθοδήγηση των LLMs στην παραγωγή επιθυμητών αποτελεσμάτων. Διάφορες τεχνικές έχουν αξιολογηθεί, συμπεριλαμβανομένων των Chain of Thoughts (CoT), Graph of Thoughts (GoT) και Decomposed Prompting [24]. Έρευνα των Saeedizade και Blomqvist έδειξε ότι το GPT-4 είναι ιδιαίτερα ικανό στην παραγωγή υψηλής ποιότητας προτάσεων μοντελοποίησης, ξεπερνώντας σημαντικά άλλα μοντέλα στην παραγωγή δομικά και συντακτικά σωστών αρχείων OWL [25].

2.3 Γράφοι Γνώσης

2.3.1 Θεμελιώδεις Έννοιες

Ενώ οι οντολογίες παρέχουν την εννοιολογική βάση για την περιγραφή γνώσης πολιτιστικής κληρονομιάς, τα γραφήματα γνώσης προχωρούν ένα βήμα παραπέρα, μετατρέποντας λειτουργικά αυτές τις τυπικές δομές σε δυναμικά, διασυνδεδεμένα δίκτυα πραγματικών περιπτώσεων [26]. Τα γραφήματα γνώσης ενσαρκώνουν οντολογικές κλάσεις και σχέσεις με πραγματικά δεδομένα, επιτρέποντας προηγμένη υποβολή ερωτημάτων, σημασιολογική συλλογιστική και πλαισιακό εμπλουτισμό [27]. Με αυτόν τον τρόπο, τα γραφήματα γνώσης επεκτείνουν την εκφραστική δύναμη των οντολογιών, επιτρέποντας όχι μόνο τη διατήρηση σύνθετης πολιτιστικής πληροφορίας αλλά και την ενεργή εξερεύνηση και έξυπνη ανακάλυψή της σε διάφορους τομείς [7], [13], [28].

Η Neo4j αποτελεί μια κορυφαία βάση δεδομένων γραφημάτων που χρησιμοποιεί το μοντέλο γραφήματος ιδιοτήτων (property graph model). Η γλώσσα Cypher επιτρέπει την υποβολή ερωτημάτων και τη διαχείριση δεδομένων σε γραφήματα Neo4j με διαισθητικό τρόπο [29]. Η προσέγγιση της άμεσης δημιουργίας σεναρίων Cypher εξασφαλίζει ακριβή και διαφανή έλεγχο του τρόπου ορισμού και υλοποίησης κόμβων και σχέσεων, βελτιώνοντας την ερμηνευσιμότητα για ειδικούς πεδίου.

2.3.2 Ενοποίηση με Εξωτερικές Πηγές

Η πραγματική μετασχηματιστική δυνατότητα εμφανίζεται όταν τα γραφήματα γνώσης συνδέονται σημασιολογικά με εξωτερικές έγκυρες πηγές, επιτρέποντας ερωτήματα που υπερβαίνουν τα όρια οποιουδήποτε μεμονωμένου συνόλου δεδομένων [30]. Η βιβλιοθήκη APOC της Neo4j επιτρέπει την καθιέρωση άμεσων συνδέσεων API με βασικούς πόρους του σημασιολογικού ιστού, συμπεριλαμβανομένων του Wikidata για αναζήτηση και εμπλουτισμό οντοτήτων, του DBpedia για πλαίσιακό εμπλουτισμό και της Wikipedia για περιγραφικό περιεχόμενο [2].

2.4 Οντολογίες και Γράφοι Γνώσεις στην Πολιτιστική Κληρονομία

2.4.1 Πρότυπα Μεταδεδομένων

Συστήματα όπως το MARC και το Dublin Core δίνουν έμφαση σε βιβλιογραφικά και κειμενικά δεδομένα—συγγραφέας, τίτλος και ημερομηνία έκδοσης—αλλά παρέχουν περιορισμένη ικανότητα καταγραφής λεπτομερών φυσικών χαρακτηριστικών όπως δομές ραψίματος, τύποι ράχης, υλικά εξωφύλλου ή διακοσμητικά στυλ [31]. Ως αποτέλεσμα, κρίσιμες διαστάσεις της υλικής ιστορίας παραμένουν χωρίς τεκμηρίωση ή καταγράφονται ασυνεπώς, παρεμποδίζοντας τη συγκριτική ανάλυση, την έρευνα προέλευσης και τον σχεδιασμό συντήρησης.

2.4.2 Υφιστάμενες Οντολογίες Πολιτιστικής Κληρονομιάς

Το CIDOC-CRM (ISO 12217:2014) αποτελεί το βασικό πρότυπο για την ανταλλαγή δεδομένων πολιτιστικής κληρονομιάς, αν και αξιολογήσεις έχουν αποκαλύψει ότι υστερεί σε ορισμένες πτυχές ποιότητας όπως η δομική συνοχή, η λειτουργική επάρκεια και η επαναχρησιμοποιησιμότητα [32]. Το ArCo, ένα γράφημα γνώσης για την ιταλική πολιτιστική κληρονομιά, αναπτύχθηκε χρησιμοποιώντας Ontology Design Patterns (ODPs) και τη μεθοδολογία eXtreme Design (XD), αποτελούμενο από περίπου 172.5 εκατομμύρια τριπλέτες [13].

Το CURIOSITY είναι μια οντολογία σχεδιασμένη για τη μοντελοποίηση γνώσης πολιτιστικής κληρονομιάς στον αστικό τουρισμό, ακολουθώντας μια τριεπίπεδη αρχιτεκτονική—Ανώτερη, Μεσαία και Κατώτερη Οντολογία—εξασφαλίζοντας αρθρωτότητα και προσαρμοστικότητα [7]. Το Viewsari είναι ένα γράφημα γνώσης σχεδιασμένο για τις ψηφιακές ανθρωπιστικές επιστήμες, μοντελοποιώντας ειδικά τις "Βίοι των πιο επιφανών ζωγράφων, γλυπτών και αρχιτεκτόνων" του Giorgio Vasari [14].

2.4.3 Πλαίσια Υποστήριξης Αποφάσεων

Οι Moraitou et al. προτείνουν ένα πλαίσιο βασισμένο σε οντολογίες για την υποστήριξη λήψης αποφάσεων σε παρεμβάσεις συντήρησης και αποκατάστασης (CnR) πολιτιστικής κληρονομιάς [33]. Η έρευνά τους εισάγει το πλαίσιο DS-CnRI, το οποίο τυποποιεί τη γνώση ειδικών μέσω μιας δομημένης οντολογίας, επιτρέποντας στους συντηρητές να αξιολογούν συστηματικά τις επιλογές παρέμβασης λαμβάνοντας υπόψη εγγενείς και εξωγενείς απαιτήσεις.

2.5 Μεγάλα Γλωσσικά Μοντέλα στη Μηχανική Οντολογιών

2.5.1 Πλαίσια Συνομιλιακής Μηχανικής Οντολογιών

Οι Zhang et al. εισάγουν το OntoChat, ένα καινοτόμο πλαίσιο για τον εξορθολογισμό της διαδικασίας μηχανικής οντολογιών μέσω συνομιλιακών αλληλεπιδράσεων με ένα γλωσσικό μοντέλο [34]. Το πλαίσιο επιτρέπει στους χρήστες να δημιουργούν ιστορίες χρηστών και να εξάγουν ερωτήματα ικανότητας αλληλεπιδρώντας με έναν συνομιλιακό πράκτορα, μειώνοντας σημαντικά τη χειρωνακτική προσπάθεια που απαιτείται τυπικά σε αυτά τα αρχικά στάδια.

Οι Mateiu et al. διερευνούν τη δυνατότητα εξειδικευμένης εκπαίδευσης του GPT-3 για την αυτοματοποίηση της μετάφρασης προτάσεων φυσικής γλώσσας σε Περιγραφική Λογική, ειδικά σε OWL Functional Syntax [35]. Η έρευνά τους περιλαμβάνει την ανάπτυξη ενός plug in στο Protégé που βοηθά τόσο στην ανάπτυξη νέων οντολογιών όσο και στον εμπλουτισμό υφιστάμενων, μεταφράζοντας αυτόματα εξειδικευμένη φυσική γλώσσα σε τυπικά αξιώματα OWL υπό ανθρώπινη επίβλεψη.

2.5.2 Τεχνητή Νοημοσύνη και Οντολογίες

Οι Joachimiak et al. συζητούν την ανάπτυξη της Οντολογίας Τεχνητής Νοημοσύνης (AIO), η οποία οργανώνει και ορίζει έννοιες AI για την υποστήριξη τυποποίησης και κατανόησης στην έρευνα AI [36]. Αναπτυγμένη στο Lawrence Berkeley National Laboratory, η AIO χρησιμοποιεί LLMs για την ενίσχυση της χειροκίνητης επιμέλειας, εξασφαλίζοντας ότι η οντολογία παραμένει επίκαιρη με τις ταχείες εξελίξεις στην τεχνολογία AI.

2.5.3 Νευρο-Συμβολικές Προσεγγίσεις

Ο Maree εισάγει μια νευρο-συμβολική προσέγγιση για τη σχεσιακή εξερεύνηση σε γραφήματα γνώσης πολιτιστικής κληρονομιάς, αξιοποιώντας LLMs για παραγωγή εξηγήσεων και ένα μαθηματικό πλαίσιο για την ποσοτικοποίηση του "ενδιαφέροντος" των σχέσεων [37]. Η μελέτη χρησιμοποιεί το σύνολο δεδομένων Wikidata Cultural Heritage Linked Open Data (WCH-LOD), επιδεικνύοντας βελτιώσεις σε ακρίβεια (0.70), ανάκληση (0.68) και βαθμολογία F1 (0.69) σε σύγκριση με βασικές γραμμές βασισμένες σε γραφήματα (0.26 F1) και γνώση (0.43 F1).

2.6 Προκλήσεις και Περιορισμοί

2.6.1 Προκλήσεις στα Υφιστάμενα Πλαίσια

Προηγούμενη έρευνα σε πλαίσια πολιτιστικής κληρονομιάς βασισμένα σε οντολογίες παρουσιάζει αρκετούς περιορισμούς που πρέπει να αντιμετωπιστούν [33]. Ένα βασικό ζήτημα είναι η έλλειψη ευρείας κάλυψης πεδίου στις υφιστάμενες οντολογίες, οι οποίες συχνά εστιάζουν σε συγκεκριμένες περιπτώσεις συντήρησης ή τύπους κληρονομιάς, περιορίζοντας την εφαρμογή τους σε άλλα πλαίσια.

Οι προκλήσεις διαλειτουργικότητας παραμένουν σημαντική ανησυχία, καθώς πολλά πλαίσια δυσκολεύονται να ευθυγραμμίσουν τις οντολογίες τους με εξωτερικές βάσεις γνώσης και να ενοποιήσουν ποικίλα σύνολα δεδομένων [32], [38]. Η ακρίβεια και αξιοπιστία της γνώσης που παράγεται από AI αποτελούν άλλη σημαντική πρόκληση, με ασυνέπειες στα αποτελέσματα, δυσκολίες στην επικύρωση αυτόματα παραγόμενης γνώσης και ανησυχίες για τις ηθικές επιπτώσεις και τη μεροληψία στη μηχανική οντολογιών με υποβοήθηση AI [39].

2.6.2 Περιορισμοί LLMs στη Μηχανική Οντολογιών

Η εφαρμογή των LLMs στη μηχανική οντολογιών—ένα πεδίο που απαιτεί βαθιά κατανόηση δομής, λογικής και εξειδικευμένης γνώσης—παραμένει ελάχιστα διερευνημένη [40]. Παρά τη γενική χρησιμότητά τους, τα προ-εκπαιδευμένα LLMs συχνά αποτυγχάνουν να ανταποκριθούν στην ακρίβεια και συνάφεια που απαιτούνται για εργασίες όπως η παραγωγή οντολογιών, κυρίως λόγω έλλειψης εκπαίδευσης σε εξειδικευμένα πεδία.

Οι Koutsiana et al. διερευνούν τη χρήση LLMs στη μηχανική γνώσης, ιδιαίτερα τον αντίκτυπό τους στην κατασκευή γραφημάτων γνώσης και την ανάπτυξη οντολογιών [39]. Τα ευρήματά τους επισημαίνουν κρίσιμες προκλήσεις, συμπεριλαμβανομένων ασυνεπειών στα αποτελέσματα που παράγονται από LLM, της δυσκολίας αξιολόγησης της αξιοπιστίας αυτοματοποιημένων διαδικασιών μηχανικής γνώσης και ανησυχιών για την υπεύθυνη χρήση AI.

2.7 Σύνοψη και Ερευνητικό Έργο

Η ανασκόπηση της βιβλιογραφίας αποκαλύπτει ότι ενώ τα LLMs έχουν δείξει δυνατότητες στην αυτοματοποίηση και ενίσχυση της διαδικασίας μηχανικής οντολογιών, υπάρχουν σημαντικά κενά που πρέπει να αντιμετωπιστούν. Ζητήματα όπως οι υψηλές υπολογιστικές απαιτήσεις και οι πιθανές μεροληψίες στα δεδομένα εκπαίδευσης, που συχνά προέρχονται από εκτεταμένα σύνολα δεδομένων που συλλέγονται από τον ιστό, εισάγουν μόλυνση δεδομένων και ηθικές ανησυχίες [12], [34].

Η παρούσα έρευνα αντιμετωπίζει άμεσα αυτούς τους περιορισμούς αναπτύσσοντας μια εξειδικευμένη οντολογία και γράφημα γνώσης για την ελληνική βιβλιοδεσία του 19ου αιώνα, εξασφαλίζοντας μια ολοκληρωμένη και σημασιολογικά πλούσια αναπαράσταση υλικών, καλλιτεχνικών στυλ και ιστορικών συντήρησης. Ενσωματώνοντας LLMs, ενισχύεται η επέκταση οντολογιών εφαρμόζοντας παράλληλα μηχανισμούς επικύρωσης για τη διασφάλιση ακρίβειας, αξιοπιστίας και μετριασμού μεροληψίας στη συλλογιστική με υποβοήθηση AI. Η χρήση γραφήματος γνώσης Neo4j επιτρέπει αποδοτική υποβολή ερωτημάτων και προηγμένη αναγνώριση προτύπων, βελτιστοποιώντας την απόδοση ανάκτησης και αντιμετωπίζοντας ανησυχίες κλιμακωσιμότητας.

3 Μεθοδολογία Fine-Tuning Μεγάλων Γλωσσικών Μοντέλων

3.1 Επισκόπηση

Το παρόν κεφάλαιο περιγράφει τη μεθοδολογία που εφαρμόστηκε για τη λεπτομερή προσαρμογή (fine-tuning) των μοντέλων GPT-4 και Mistral 7B για εργασίες μηχανικής οντολογιών. Η έρευνα που παρουσιάζεται σε αυτή τη διατριβή επικεντρώνεται στην ενίσχυση των δυνατοτήτων των μεγάλων γλωσσικών μοντέλων (Large Language Models - LLMs) για τη δημιουργία οντολογιών ειδικού τομέα μέσω μιας συστηματικής προσέγγισης λεπτομερούς ρύθμισης. Η μεθοδολογία περιλαμβάνει διάφορα στάδια, από την προετοιμασία των δεδομένων έως την τελική αξιολόγηση της απόδοσης των μοντέλων.

Η επιλογή των GPT-4 και Mistral 7B για λεπτομερή ρύθμιση βασίστηκε σε συνδυασμό παραγόντων, συμπεριλαμβανομένης της διαθεσιμότητας για ρύθμιση, των αρχιτεκτονικών διαφορών, της αποδοτικότητας επεξεργασίας και της συνάφειας με εργασίες μηχανικής οντολογιών. Το GPT-4, που αναπτύχθηκε από την OpenAI, είναι ένα μοντέλο transformer υψηλών παραμέτρων βελτιστοποιημένο για την παραγωγή δομημένων και σημασιολογικά συνεκτικών εξόδων, καθιστώντας το κατάλληλο για τη διαχείριση λογικών και συντακτικών απαιτήσεων σχετικών με οντολογίες. Το Mistral 7B επιλέχθηκε ως μια ελαφριά εναλλακτική που δίνει προτεραιότητα στην αποδοτικότητα και τη σχέση κόστους-αποτελεσματικότητας.

Ο στόχος αυτής της μεθοδολογίας είναι να εξοπλίσει αυτά τα μοντέλα με την απαραίτητη γνώση και ακρίβεια σε εργασίες μηχανικής οντολογιών, αξιοποιώντας θεμελιώδη κείμενα για τη δημιουργία συνόλων δεδομένων ειδικού τομέα. Η συγκριτική αξιολόγηση μεταξύ αυτών των δύο μοντέλων επιτρέπει την εξέταση των συμβιβασμών μεταξύ ακρίβειας, υπολογιστικής αποδοτικότητας και προσαρμοστικότητας σε εφαρμογές μηχανικής οντολογιών.

3.2 Προετοιμασία Δεδομένων

Το πρώτο βήμα της μεθοδολογίας περιλαμβάνει τη δημιουργία συνόλων δεδομένων προσαρμοσμένων για τη διαδικασία λεπτομερούς ρύθμισης. Αυτό επιτυγχάνεται με την επιλογή θεμελιωδών κειμένων στη μηχανική οντολογιών. Τα κείμενα αυτά αναλύονται διεξοδικά και οι βασικές έννοιες εξάγονται και

μετατρέπονται σε ζεύγη ερωτήσεων-απαντήσεων που ευθυγραμμίζονται με τις απαιτήσεις της μηχανικής οντολογιών.

3.2.1 Επιλογή Πηγαίου Υλικού

Για να διασφαλιστεί ότι το εκπαιδευτικό υλικό του μοντέλου ήταν τόσο έγκυρο όσο και περιεκτικό, επιλέχθηκε ένα επιμελημένο σύνολο θεμελιωδών κειμένων που καλύπτουν τις βασικές αρχές, πρακτικές και μεθοδολογικά πλαίσια της μηχανικής οντολογιών. Τα θεμελιώδη κείμενα που επιλέχθηκαν για τη δημιουργία του συνόλου δεδομένων περιλαμβάνουν:

- *"Semantic Web for the Working Ontologist"* των Dean Allemang και Jim Hendler [8]- Το κείμενο αυτό παρέχει ολοκληρωμένη κάλυψη τεχνολογιών σημασιολογικού ιστού και πρακτικών ανάπτυξης οντολογιών.
- *"A Semantic Web Primer"* των Grigoris Antoniou, Paul Groth, Frank Van Harmelen και Rinke Hoekstra [9] - Αυτό το εισαγωγικό εγχειρίδιο προσφέρει θεμελιώδεις γνώσεις για τις αρχές του σημασιολογικού ιστού.
- *"An Introduction to Ontology Engineering"* της Maria Keet [10] - Το κείμενο αυτό παρέχει συστηματικές γνώσεις για το σχεδιασμό και την αξιολόγηση οντολογιών.

Τα κείμενα αυτά επιλέχθηκαν λόγω της καθιερωμένης φήμης τους και της ευρείας κάλυψης του πεδίου. Η αξιοποίηση αυτών των έργων παρείχε μια πλούσια, πολύπλευρη πηγή γνώσης που περιλαμβάνει τα πάντα, από τη βασική ορολογία και τα εννοιολογικά θεμέλια έως τις προηγμένες τεχνικές συλλογισμού και τις στρατηγικές μοντελοποίησης.

3.2.2 Διαδικασία Δημιουργίας Συνόλου Δεδομένων

Βασικός στόχος της μεθοδολογίας ήταν η αυτοματοποίηση της διαδικασίας δημιουργίας του συνόλου δεδομένων στο μέγιστο δυνατό βαθμό. Η αυτοματοποίηση αυτή είναι απαραίτητη όχι μόνο για τη βελτίωση της αποδοτικότητας, αλλά και για τη διασφάλιση συνέπειας και επεκτασιμότητας στα σύνολα δεδομένων εκπαίδευσης. Το σκεπτικό πίσω από την αυτοματοποίηση περιλαμβάνει:

1. **Επεκτασιμότητα:** Η χειροκίνητη δημιουργία συνόλου δεδομένων είναι εγγενώς εντάσεως εργασίας και δεν είναι επεκτάσιμη. Η αυτοματοποίηση επιτρέπει τον αποτελεσματικό χειρισμό μεγαλύτερων συνόλων δεδομένων.

2. **Συνέπεια:** Τα χειροκίνητα δημιουργημένα σύνολα δεδομένων μπορεί να διαφέρουν σε ποιότητα και δομή. Η αυτοματοποίηση με LLMs διασφαλίζει συνεπή μορφή και ποιότητα.
3. **Ταχύτητα:** Η αυτοματοποίηση επιταχύνει σημαντικά τη διαδικασία δημιουργίας συνόλου δεδομένων, εξοικονομώντας χρόνο και πόρους.
4. **Βελτιστοποίηση Πόρων:** Οι ανθρώπινοι πόροι μπορούν να ανακατευθυνθούν προς πιο σύνθετες εργασίες όπως η βελτίωση της αρχιτεκτονικής των μοντέλων.

Κατάτμηση Κειμένου

Ένα κρίσιμο βήμα στη διαδικασία προετοιμασίας δεδομένων αφορούσε την κατάτμηση του πηγαιού υλικού σε πιο λεπτομερείς, διαχειρίσιμες ενότητες. Δεδομένου ότι κάθε ένα από τα επιλεγμένα θεμελιώδη κείμενα ήταν δομημένο σε κεφάλαια που συνήθως κάλυπταν 20 έως 30 σελίδες, το κεφάλαιο επιλέχθηκε ως φυσικό σημείο εκκίνησης για την κατάτμηση.

Υιοθετήθηκε η υπόθεση εργασίας ότι κάθε σελίδα, κατά μέσο όρο, θα μπορούσε να αποδώσει περίπου τρία έως τέσσερα ζεύγη ερωτήσεων-απαντήσεων (E&A). Σε επίπεδο κεφαλαίου, αυτό μεταφράστηκε σε περίπου 60 ζεύγη E&A ανά κεφάλαιο.

Δημιουργία Ζευγών Ερωτήσεων-Απαντήσεων

Για τη μετατροπή του συλλεχθέντος κειμενικού και οπτικού υλικού σε δομημένη μορφή, χρησιμοποιήθηκε μια μεθοδική προσέγγιση με επίκεντρο τη μηχανική προτροπών (prompt engineering) και την επαναληπτική δημιουργία E&A. Αντί να παράγονται και τα 60 ζεύγη E&A σε μία εκτέλεση, κάθε επανάληψη περιορίστηκε σε 15 ζεύγη E&A για τη διατήρηση της ποιότητας.

Μετάφραση Οπτικών Στοιχείων σε Περιγραφική Λογική

Εκτός από τη διαχείριση κειμενικών πληροφοριών, ενσωματώθηκε επίσης μη κειμενική γνώση στη διαδικασία. Τα διαγράμματα, τα σχήματα και οι εικόνες μεταφράστηκαν σε δομημένες μορφές περιγραφικής λογικής (description logic). Για τη συστηματική μετάφραση οπτικών στοιχείων, χρησιμοποιήθηκε μια προσέγγιση πολλαπλών βημάτων:

1. Τα διαγράμματα αναλύθηκαν για την εξαγωγή θεμελιωδών οντολογικών στοιχείων όπως κλάσεις, σχέσεις και αξιώματα.
2. Τα εξαχθέντα συστατικά αντιστοιχίστηκαν σε εκφράσεις περιγραφικής λογικής.

3. Σε περιπτώσεις ασαφειών, χρησιμοποιήθηκαν κειμενικές περιγραφές από το ίδιο κεφάλαιο για διευκρίνιση.
4. Τυχόν ασυνέπειες επικυρώθηκαν από ειδικούς του τομέα για τη διασφάλιση της λογικής συνοχής.

Διασφάλιση Ποιότητας και Βελτίωση

Μόλις δημιουργήθηκαν οι αρχικές ομάδες ζευγών E&A, πραγματοποιήθηκε μια συστηματική διαδικασία επανεξέτασης. Γενικές ή άσχετες ερωτήσεις αφαιρέθηκαν. Τα σύνολα E&A κατευθύνθηκαν προς τη διερεύνηση της οντολογικής σημασιολογίας, συμπεριλαμβανομένων κλάσεων, σχέσεων και ιδιοτήτων, καθώς και τη χρήση RDF, OWL και SPARQL.

3.2.3 Προετοιμασία Μορφής JSONL

Τα δομημένα σύνολα δεδομένων εξήχθησαν σε μορφή JSONL (JSON Lines), η οποία είναι ιδανική για τη διαχείριση μεγάλων όγκων δεδομένων και απλοποιεί την ενσωμάτωση στις ροές εργασίας εκπαίδευσης μοντέλων. Η μορφή JSONL αναπαριστά μια συλλογή τιμών JSON, όπου κάθε γραμμή είναι μια έγκυρη τιμή JSON.

when is necessary translate the visual content into descriptive text



Here are the next 20 detailed JSONL messages based on Chapter 2, further explaining RDF and its application in the Semantic Web:

```
json
{"role": "assistant", "content": "What is the purpose of vocabulary reuse in RDF?"}, {"role": "assistant", "content": "How does RDF simplify the integration of data from multiple sources?"}, {"role": "assistant", "content": "What are the primary use cases of RDF in real-world applications?"}, {"role": "assistant", "content": "Why is RDF particularly suited for building knowledge graphs?"}, {"role": "assistant", "content": "How do RDF properties contribute to semantic consistency across datasets?"}, {"role": "assistant", "content": "What is the function of rdf:type in RDF?"}, {"role": "assistant", "content": "Explain the importance of inference in RDF and RDFS."}, {"role": "assistant", "content": "How does RDF enable applications to share information seamlessly?"}, {"role": "assistant", "content": "What are the benefits of using standard vocabularies in RDF?"}, {"role": "assistant", "content": "Why is rdf:resource crucial for linking data in RDF?"}, {"role": "assistant", "content": "How does RDF Schema support semantic queries?"}, {"role": "assistant", "content": "What role does rdf:label play in RDF?"}, {"role": "assistant", "content": "How do RDF triples enable complex relationship modeling?"}, {"role": "assistant", "content": "Explain the purpose of rdfs:seeAlso in RDF Schema."}, {"role": "assistant", "content": "Why is rdf:value used in RDF, and how does it function?"}, {"role": "assistant", "content": "What is the role of rdfs:comment in RDF Schema?"}
```

Εικόνα 1 Στιγμιότυπο από το GPT-4 να δημιουργεί την πρώτη ομάδα 20 E&A για το σύνολο δεδομένων.

3.3 Fine-Tuning Μοντέλων

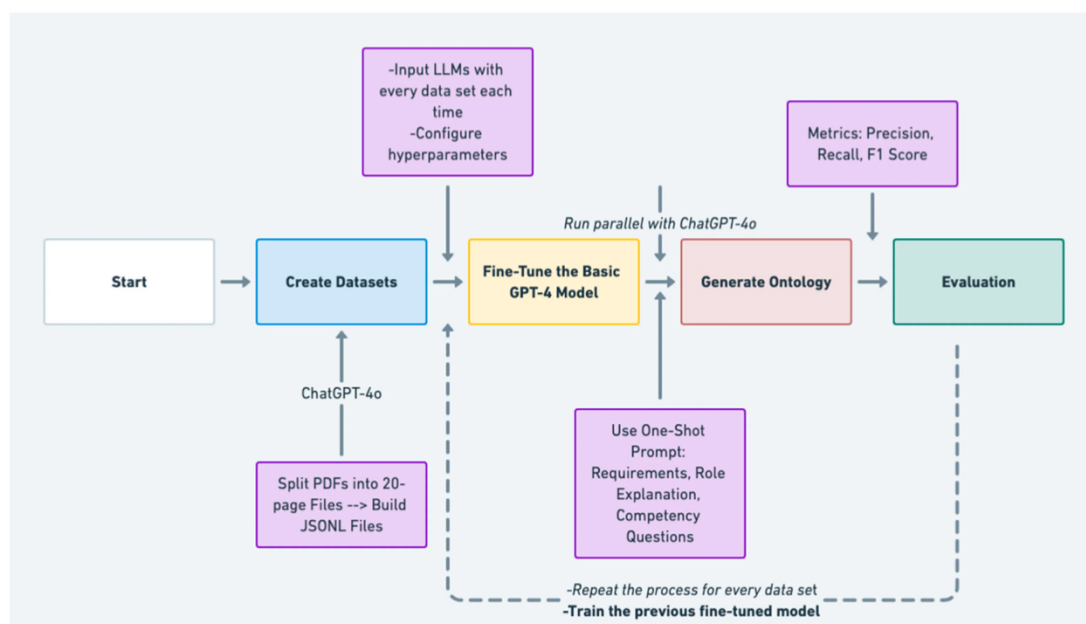
Η διαδικασία λεπτομερούς ρύθμισης είναι προσαρμοσμένη για κάθε μοντέλο. Χρησιμοποιήθηκε μια διαδικτυακή πλατφόρμα που λειτουργεί με σύστημα πληρωμής

βάσει tokens αντί της τοπικής εκτέλεσης, καθώς η τοπική λεπτομερής ρύθμιση απαιτεί σημαντικούς υπολογιστικούς πόρους και προηγμένες GPUs.

3.3.1 Διαδικασία Fine-Tuning GPT-4

Το fine-tuning του GPT-4 για μηχανική οντολογιών περιλαμβάνει διάφορα στρατηγικά βήματα:

1. **Αρχική Διαμόρφωση:** Το GPT-4 ρυθμίζεται με βασικές παραμέτρους προσαρμοσμένες για τη δημιουργία οντολογιών μέσω της πλατφόρμας OpenAI.
2. **Σταδιακή Λεπτομερής Ρύθμιση:** Το GPT-4 επωφελείται από τη δυνατότητα να χτίζει διαδοχικά πάνω σε προηγούμενα fine-tuning, επιτρέποντας σταδιακή βελτίωση.
3. **Παράλληλη Επεξεργασία Προτροπών:** Το GPT-4 μπορεί να εκτελεί παράλληλες προτροπές με το GPT-4o, βελτιώνοντας τον χρόνο επεξεργασίας και τη συνοχή.
4. **Επαναληπτική Βελτίωση:** Η διαδικασία είναι επαναληπτική, με συνεχείς προσαρμογές βάσει ενδιάμεσων αποτελεσμάτων.

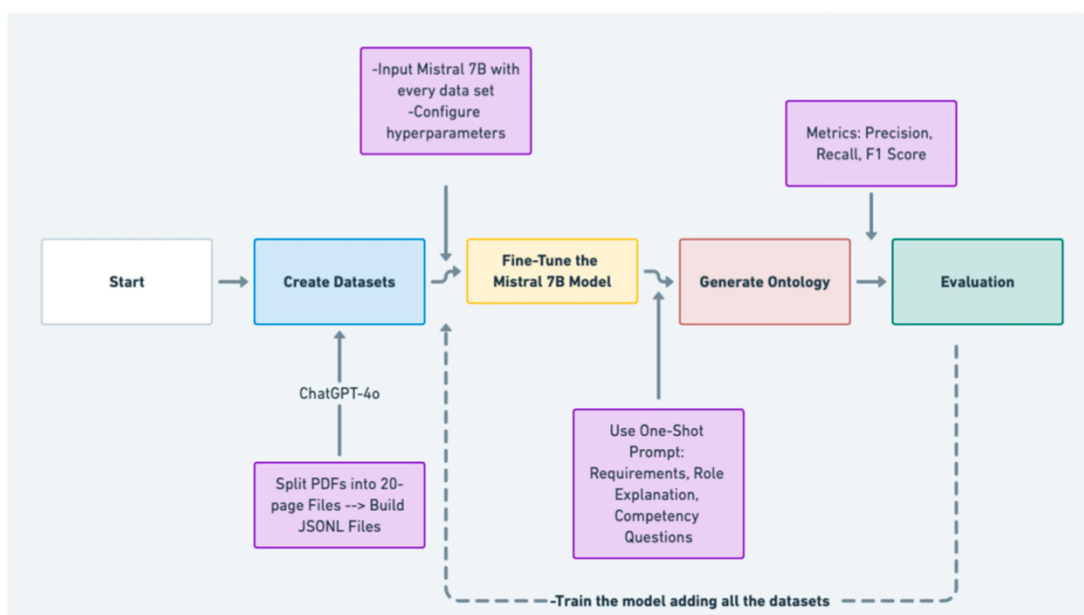


Εικόνα 2 Η ροή της διαδικασίας για την βελτιστοποίηση του βασικού μοντέλου GPT-4 για OE. Η προσέγγιση περιλαμβάνει τη δημιουργία συνόλων δεδομένων από τμηματοποιημένα PDF, την επαναληπτική βελτιστοποίηση του μοντέλου με δεδομένα ειδικά για τον τομέα, τη δημιουργία οντολογιών χρησιμοποιώντας μια μονοδιάστατη εντολή και την αξιολόγηση των αποτελεσμάτων μέσω μετρήσεων.

3.3.2 Διαδικασία Fine-Tuning Mistral 7B

Το fine-tuning του Mistral 7B περιλαμβάνει διαφορετικά διαδικαστικά βήματα λόγω των διακριτών δυνατοτήτων του συστήματος:

1. **Αρχική Εγκατάσταση:** Κάθε συνεδρία ξεκινά με το βασικό μοντέλο Mistral. Το Mistral δεν υποστηρίζει διαδοχικό fine-tuning, απαιτώντας τη μεταφόρτωση όλων των προηγούμενων συνόλων δεδομένων.
2. **Έλλειψη Παράλληλης Επεξεργασίας:** Το Mistral 7B δεν μπορεί να εκτελεί παράλληλες προτροπές. Κάθε προτροπή επεξεργάζεται διαδοχικά.
3. **Επαναμεταφόρτωση Δεδομένων:** Κάθε συνεδρία απαιτεί επαναμεταφόρτωση όλων των ιστορικών συνόλων δεδομένων.



Εικόνα 3 Η ροή της διαδικασίας για την βελτιστοποίηση του μοντέλου Mistral 7B για OE. Κάθε συνεδρία εκπαίδευσης ξεκινά με το βασικό μοντέλο, απαιτώντας τη συγκέντρωση όλων των συνόλων δεδομένων (νέων και προηγούμενων χρησιμοποιημένων) για εκπαίδευση. Η συνέχιση από το προηγούμενως βελτιστοποιημένο μοντέλο δεν υποστηρίζεται, καθιστώντας απαραίτητη την επανεκπαίδευση από την αρχή με τα συνδυασμένα σύνολα δεδομένων.

3.3.3 Διαμόρφωση Υπερπαραμέτρων

Επιλέχθηκε αυτοματοποιημένη διαμόρφωση υπερπαραμέτρων για να καταστεί η διαδικασία προσβάσιμη σε ερευνητές χωρίς βαθιά εμπειρογνωμοσύνη. Για το GPT-4, χρησιμοποιήθηκαν οι παράμετροι:

- **Epochs:** 3 για κάθε επανάληψη
- **Batch Size:** 1

- **Πολλαπλασιαστής Ρυθμού Μάθησης:** 2
- **Temperature:** 1

Για το Mistral 7B, η διαμόρφωση πραγματοποιήθηκε χειροκίνητα καθώς η πλατφόρμα δεν διέθετε αυτοματοποιημένη επιλογή.

3.3.4 Υπολογιστική Αποδοτικότητα και Απαιτήσεις Υλικού

Όλα τα πειράματα πραγματοποιήθηκαν σε MacBook Air M1 (2021) με 8 GB RAM, 8-Core CPU και 7-Core GPU. Για τη σύγκριση της υπολογιστικής αποδοτικότητας:

- **Mistral 7B:** Τρεις συνεδρίες με κόστος €4, €5,5 και €7, διάρκειας περίπου 5 λεπτών η κάθε μία.
- **GPT-4:** Αρχική φόρτωση περίπου μία ώρα, κόστος €7-€10 ανά συνεδρία, διάρκεια 52-56 λεπτά.

3.4 Μεθοδολογία Αξιολόγησης

Για την ποσοτική αξιολόγηση της απόδοσης των μοντέλων, οι έξοδοί τους συγκρίθηκαν με μια οντολογία αναφοράς που κατασκευάστηκε από ανθρώπους ειδικούς του τομέα.

3.4.1 Οντολογία Αναφοράς

Η οντολογία αναφοράς επικεντρώνεται στον τομέα της διαχείρισης καταστροφών, ιδιαίτερα στις επιχειρήσεις Έρευνας και Διάσωσης (Search and Rescue - SAR) σε περιστατικά δασικών πυρκαγιών. Περιέχει 80 κλάσεις και 60 ιδιότητες αντικειμένων, περιλαμβάνοντας:

- Καιρικές συνθήκες και περιβαλλοντικούς παράγοντες
- Τύπους περιστατικών και τα χαρακτηριστικά τους
- Ανθρώπινες παρατηρήσεις και παρατηρήσεις γης
- Τύπους αποστολών και επιχειρήσεις υπηρεσιών
- Κατανομή πόρων και διαχείριση προσωπικού
- Πρωτόκολλα ασφαλείας και διαδικασίες έκτακτης ανάγκης

3.4.2 Μετρικές Αξιολόγησης

Η αξιολόγηση πραγματοποιήθηκε χρησιμοποιώντας τυπικές μετρικές ανάκτησης πληροφοριών:

- **Ακρίβεια (Precision)** μετρά την ορθότητα των παραγόμενων στοιχείων. Υπολογίζεται ως ο λόγος των αληθώς θετικών προς το σύνολο των παραγόμενων στοιχείων.

$$\text{Ακρίβεια} = \text{Αληθώς Θετικά} / (\text{Αληθώς Θετικά} + \text{Ψευδώς Θετικά})$$

- **Ανάκληση (Recall)** μετρά την πληρότητα της παραγόμενης οντολογίας. Υπολογίζεται ως ο λόγος των αληθώς θετικών προς τον συνολικό αριθμό σχετικών στοιχείων.

$$\text{Ανάκληση} = \text{Αληθώς Θετικά} / (\text{Αληθώς Θετικά} + \text{Ψευδώς Αρνητικά})$$

- **Score F1** είναι ο αρμονικός μέσος όρος της ακρίβειας και της ανάκλησης, παρέχοντας ένα ισορροπημένο μέτρο.

$$\text{Score F1} = 2 \times (\text{Ακρίβεια} \times \text{Ανάκληση}) / (\text{Ακρίβεια} + \text{Ανάκληση})$$

3.4.3 Πρωτόκολλο Αξιολόγησης

Χρησιμοποιήθηκε η μεθοδολογία SimX-HCOME, η οποία αξιοποιεί προσομοιώσεις παιχνιδιού ρόλων μεταξύ εργατών γνώσης (Knowledge Workers-KWs), ειδικών τομέα (Domain-Experts-DEs) και μηχανικών γνώσης (Knowledge Engineers-KEs). Οι παραγόμενες οντολογίες εξήχθησαν σε μορφή Turtle (TTL) για σύγκριση με την οντολογία αναφοράς.

3.5 Σύνοψη

Το παρόν κεφάλαιο παρουσίασε μια ολοκληρωμένη μεθοδολογία για τη λεπτομερή ρύθμιση μεγάλων γλωσσικών μοντέλων για εργασίες μηχανικής οντολογιών. Η προσέγγιση περιλαμβάνει συστηματική προετοιμασία δεδομένων από έγκυρα πηγαία κείμενα, αυτοματοποιημένη δημιουργία συνόλου δεδομένων με μέτρα διασφάλισης ποιότητας και διαδικασίες λεπτομερούς ρύθμισης ειδικές για κάθε μοντέλο.

Η μεθοδολογία εξισορροπεί την αυτοματοποίηση με την ανθρώπινη εποπτεία, διασφαλίζοντας ότι τα παραγόμενα σύνολα δεδομένων διατηρούν υψηλή ποιότητα ενώ είναι επεκτάσιμα και συνεπή. Η επιλογή διαδικτυακών πλατφορμών λεπτομερούς ρύθμισης εκδημοκρατίζει την πρόσβαση σε αυτές τις προηγμένες τεχνικές.

Το επόμενο κεφάλαιο θα παρουσιάσει τα πειραματικά αποτελέσματα που προέκυψαν από την εφαρμογή αυτής της μεθοδολογίας, συμπεριλαμβανομένων λεπτομερών συγκρίσεων απόδοσης μεταξύ των δύο μοντέλων σε πολλαπλές επαναλήψεις λεπτομερούς ρύθμισης.

4 Αποτελέσματα Fine-Tuning/Ανάλυση

Το παρόν κεφάλαιο παρουσιάζει τα πειραματικά αποτελέσματα που προέκυψαν από το fine-tuning των μοντέλων GPT-4 και Mistral 7B για εργασίες μηχανικής οντολογιών. Τα πειράματα σχεδιάστηκαν για να τεκμηριώσουν την εγκυρότητα και αποτελεσματικότητα της προτεινόμενης προσέγγισης, να ποσοτικοποιήσουν την ακρίβεια και πληρότητα των οντολογιών που παράγονται από τα ρυθμισμένα μοντέλα, και να παρέχουν πληροφορίες για την προσαρμογή υπερπαραμέτρων και κύκλων λεπτομερούς ρύθμισης. Τα αποτελέσματα αξιολογούνται σε σύγκριση με μια οντολογία αναφοράς που κατασκευάστηκε από ανθρώπους ειδικούς του τομέα, η οποία περιέχει 80 κλάσεις και 60 ιδιότητες αντικειμένων για επιχειρήσεις Έρευνας και Διάσωσης (SAR) σε περιστατικά δασικών πυρκαγιών.

4.1 Αποτελέσματα Fine-Tuning GPT-4

Τα πειράματα fine-tuning του GPT-4 διεξήχθησαν με επαναληπτική προσέγγιση, όπου κάθε επόμενη συνεδρία ρύθμισης βασιζόταν στο προηγούμενο ρυθμισμένο μοντέλο. Αυτή η σταδιακή μεθοδολογία επέτρεψε στο μοντέλο να συσσωρεύει γνώση προοδευτικά χωρίς να απαιτείται επανεκπαίδευση από την αρχή. Όλα τα πειράματα χρησιμοποίησαν αυτοματοποιημένη διαμόρφωση υπερπαραμέτρων με 3 epochs, batch size 1, πολλαπλασιαστή ρυθμού μάθησης 2 και temperature 1.

4.1.1 Αποτελέσματα Πρώτης Επανάληψης

Η πρώτη επανάληψη λεπτομερούς ρύθμισης χρησιμοποίησε ένα σύνολο δεδομένων που προερχόταν αποκλειστικά από το βιβλίο *"Semantic Web for the Working Ontologist"* των Dean Allemang και Jim Hendler. Αυτό το σύνολο δεδομένων, δομημένο ως ζεύγη ερωτήσεων-απαντήσεων, στόχευε στην καταγραφή βασικών αρχών μηχανικής οντολογιών, κλάσεων, σχέσεων και θεμελιωδών εννοιών. Η διαδικασία λεπτομερούς ρύθμισης ολοκληρώθηκε σε περίπου 53 λεπτά.

Για την αξιολόγηση της απόδοσης, τόσο το ρυθμισμένο μοντέλο όσο και μια βασική έκδοση GPT-4 δέχτηκαν prompt με ένα σενάριο που περιλάμβανε απαιτήσεις μηχανικής οντολογιών, στοιχεία παιχνιδιού ρόλων για προσομοίωση επαναληπτικής συζήτησης μεταξύ ρόλων knowledge engineer, domain expert και knowledge worker, καθώς και ερωτήσεις ικανότητας σχετικές με τον τομέα SAR.

Αποτελέσματα Αναγνώρισης Κλάσεων:

- Το ρυθμισμένο μοντέλο παρήγαγε 5 κλάσεις, σε σύγκριση με 13 κλάσεις από το βασικό μοντέλο

- Αληθώς Θετικά: 4 (βασικό: 9)
- Ψευδώς Θετικά: 1 (βασικό: 4)
- Ακρίβεια: 80% (βασικό: 69%)
- Ανάκληση: 5% (βασικό: 11,25%)
- Σκορ F1: 0,0941 (βασικό: 0,1935)

Αποτελέσματα Ιδιοτήτων Αντικειμένων:

- Το ρυθμισμένο μοντέλο παρήγαγε 10 ιδιότητες αντικειμένων
- Αληθώς Θετικά: 3 (βασικό: 0)
- Ακρίβεια: 30% (βασικό: 0%)
- Ανάκληση: 5% (βασικό: 0%)
- Σκορ F1: 0,0857 (βασικό: 0)

Τα αποτελέσματα της πρώτης επανάληψης αναδεικνύουν μια κρίσιμη ένταση στις εργασίες μηχανικής οντολογιών: ακρίβεια έναντι ανάκλησης. Το ρυθμισμένο μοντέλο επέδειξε υψηλότερη ακρίβεια, αντανakλώντας την τάση του να παράγει λιγότερες εσφαλμένες αναγνώρισεις, αλλά με κόστος τη χαμηλότερη ανάκληση, υποδεικνύοντας ότι αναγνώρισε λιγότερες σχετικές έννοιες συνολικά. Αυτή η συντηρητική συμπεριφορά υποδηλώνει ότι ενώ το μοντέλο έμαθε να είναι πιο επιλεκτικό, απαιτούσε επιπλέον δεδομένα εκπαίδευσης για να επεκτείνει την εννοιολογική του κάλυψη.

4.1.2 Αποτελέσματα Δεύτερης Επανάληψης

Η δεύτερη επανάληψη λεπτομερούς ρύθμισης εισήγαγε επιπλέον δεδομένα εκπαίδευσης από το βιβλίο "*A Semantic Web Primer*" των Grigoris Antoniou, Paul Groth, Frank Van Harmelen και Rinke Hoekstra. Χτίζοντας πάνω στο προηγούμενο ρυθμισμένο μοντέλο, αυτή η επανάληψη διατήρησε τις ίδιες αυτοματοποιημένες υπερπαραμέτρους και ολοκληρώθηκε σε 56 λεπτά.

Κατά την επανεκτέλεση του ίδιου prompt μηχανικής οντολογιών, το μοντέλο διατήρησε την προκαθορισμένη μορφή παιχνιδιού ρόλων, παράγοντας μια επαναληπτική συνομιλία μεταξύ των τριών ρόλων ενδιαφερομένων. Αυτή η συνέπεια στην τήρηση ρόλων απέδειξε ότι οι θεμελιώδεις οδηγίες από την πρώτη επανάληψη είχαν καθιερώσει αποτελεσματικά τη διαδραστική δομή επιτρέποντας παράλληλα την ενσωμάτωση νέου εννοιολογικού υλικού.

Αποτελέσματα Αναγνώρισης Κλάσεων:

- Αριθμός κλάσεων που παράχθηκαν: 12

- Αληθώς Θετικά: 10 (αύξηση από 4)
- Ψευδώς Θετικά: 2
- Ακρίβεια: 83% (βελτίωση από 80%)
- Ανάκληση: 12,5% (βελτίωση από 5%)
- Σκορ F1: 0,2173 (βελτίωση από 0,0941)

Αποτελέσματα Ιδιοτήτων Αντικειμένων:

- Αριθμός ιδιοτήτων αντικειμένων: 4
- Αληθώς Θετικά: 1
- Ακρίβεια: 25%
- Ανάκληση: 1,66%
- Σκορ F1: 0,0312

Η δεύτερη επανάληψη έδειξε σημαντική βελτίωση σε σχέση με την πρώτη, με αύξηση τόσο στα αληθώς θετικά όσο και καλύτερη ισορροπία μεταξύ ακρίβειας και ανάκλησης για την αναγνώριση κλάσεων. Το μοντέλο απέκτησε έκθεση σε ένα ευρύτερο φάσμα αρχών και παραδειγμάτων μηχανικής οντολογιών, επιτρέποντάς του να αναγνωρίζει και να ευθυγραμμίζεται με περισσότερα στοιχεία της οντολογίας αναφοράς που δημιουργήθηκε από ειδικούς. Η βελτίωση του σκορ F1 κατά περίπου 130% καταδεικνύει την αξία των συμπληρωματικών δεδομένων εκπαίδευσης από συμπληρωματικές πηγές.

4.1.3 Αποτελέσματα Τρίτης Επανάληψης

Η τρίτη επανάληψη λεπτομερούς ρύθμισης ενσωμάτωσε ένα επιπλέον σύνολο δεδομένων που προέρχεται από το βιβλίο *"An Introduction to Ontology Engineering"* της Maria Keet, συμπληρώνοντας την υπάρχουσα εκπαίδευση του μοντέλου από τις δύο προηγούμενες πηγές. Αυτή η διαδικασία λεπτομερούς ρύθμισης διήρκεσε περίπου 52 λεπτά. Η απόκριση του μοντέλου ενόησε μια πιο άμεση προσέγγιση στην κατασκευή οντολογίας, όντας λιγότερο προσανατολισμένη στον διάλογο και περισσότερο εστιασμένη στη συστηματική προσθήκη κλάσεων και ιδιοτήτων για την κάλυψη των απαιτήσεων ικανότητας.

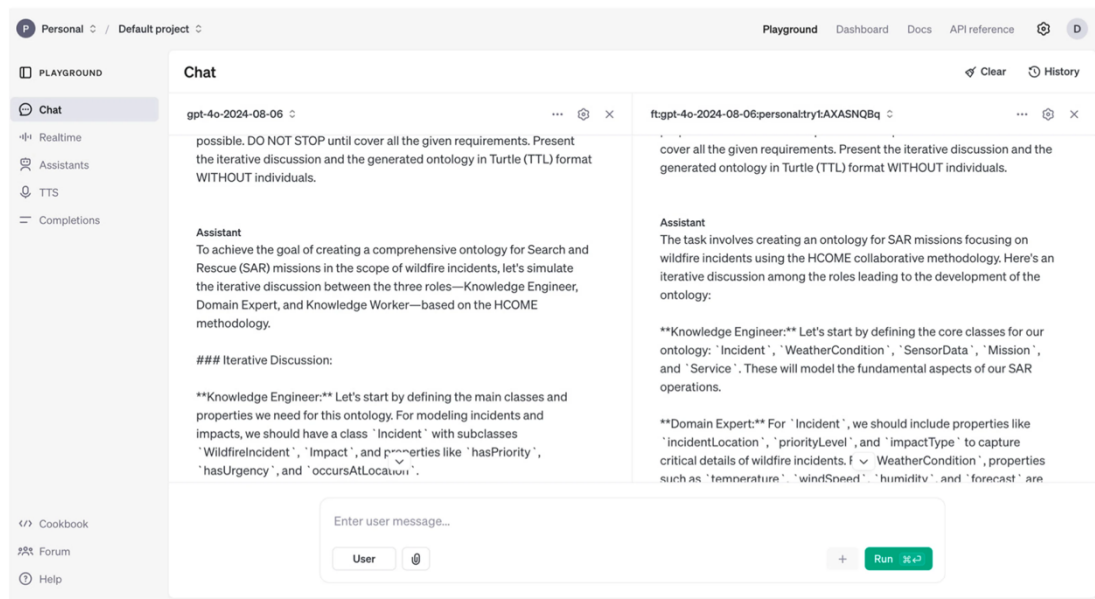
Αποτελέσματα Αναγνώρισης Κλάσεων:

- Αριθμός κλάσεων που παράχθηκαν: 16
- Αληθώς Θετικά: 13
- Ψευδώς Θετικά: 3

- Ακρίβεια: 81,25%
- Ανάκληση: 16,25%
- Σκορ F1: 0,2708

Αποτελέσματα Ιδιοτήτων Αντικειμένων:

- Αριθμός ιδιοτήτων αντικειμένων: 3
- Αληθώς Θετικά: 2
- Ακρίβεια: 66,6%
- Ανάκληση: 3,33%
- Σκορ F1: 0,0634



Εικόνα 4 Εκτελώντας την ίδια προτροπή ΟΕ παράλληλα τόσο σε μια γραμμή βάσης όσο και σε ένα βελτιωμένο μοντέλο GPT-4, επιτρέποντας την άμεση σύγκριση της συλλογιστικής που βασίζεται σε ρόλους, της εννοιολογικής κάλυψης και της ποιότητας των δημιουργημένων οντολογιών.

Η τρίτη επανάληψη επέδειξε αξιοσημείωτη εξέλιξη στις μετρικές απόδοσης του μοντέλου. Για τις κλάσεις, υπήρξε αύξηση τόσο στον αριθμό που αναγνωρίστηκαν σωστά όσο και στο σκορ F1, υποδεικνύοντας ότι το μοντέλο άρχισε να επιτυγχάνει μια πιο ευνοϊκή ισορροπία μεταξύ ακρίβειας και ανάκλησης. Η εισαγωγή εννοιών από το έργο της Maria Keet βοήθησε το μοντέλο να εσωτερικεύσει καλύτερα τις αρχές σχεδιασμού οντολογιών, επιτρέποντάς του να καταγράφει ένα ευρύτερο φάσμα σχετικών κλάσεων διατηρώντας παράλληλα αξιοπρεπή ακρίβεια.

Η σωρευτική βελτίωση στις επαναλήψεις μπορεί να αποδοθεί στη βαθύτερη κατανόηση οντολογικών δομών, μεθοδολογιών και βέλτιστων πρακτικών που

αποκτήθηκε από κάθε επιπλέον σώμα εκπαίδευσης. Η συνολική βελτίωση του σκορ F1 από τη βάση αναφοράς (0,1935) στην τρίτη επανάληψη (0,2708) αντιπροσωπεύει περίπου 40% βελτίωση στη συνολική αποτελεσματικότητα για την αναγνώριση κλάσεων.

4.2 Αποτελέσματα Λεπτομερούς Ρύθμισης Mistral 7B

Τα πειράματα με το Mistral 7B απαίτησαν διαφορετική λειτουργική ροή εργασίας λόγω της διακριτής αρχιτεκτονικής και των απαιτήσεων διαμόρφωσης της πλατφόρμας. Σε αντίθεση με το GPT-4, όπου η λεπτομερής ρύθμιση μπορούσε να εκτελεστεί επαναληπτικά εντός του ίδιου οικοσυστήματος, το Mistral 7B απαιτούσε επαναμεταφόρτωση ολόκληρου του συνόλου δεδομένων και επανακαθορισμό παραμέτρων εκπαίδευσης για κάθε νέα εκτέλεση λεπτομερούς ρύθμισης. Οι υπερπαραμέτροι προσαρμόστηκαν χειροκίνητα καθώς η πλατφόρμα δεν προσέφερε αυτοματοποιημένη επιλογή.

4.2.1 Αποτελέσματα Πρώτης Επανάληψης

Η πρώτη επανάληψη λεπτομερούς ρύθμισης με το Mistral 7B χρησιμοποίησε το ίδιο σύνολο δεδομένων μηχανικής οντολογιών με το GPT-4. Παρά την επιτυχή αναγνώριση και διατήρηση του πλαισίου παιχνιδιού ρόλων που καθιερώθηκε στην προτροπή, το μοντέλο δεν παράγαγε την ζητούμενη οντολογία στην πρώτη προσπάθεια. Αρχικά παρείχε μόνο την επαναληπτική συζήτηση χωρίς την τελική κατασκευή οντολογίας, απαιτώντας μια επιπλέον προτροπή πριν παράγει την οντολογία σε μορφή Turtle (TTL).

Αποτελέσματα Αναγνώρισης Κλάσεων:

- Συνολικές κλάσεις που παράχθηκαν: 21 (16 ήταν διπλότυπα, αφήνοντας περίπου 8 διακριτές κλάσεις)
- Αληθώς Θετικά: 3
- Ψευδώς Θετικά: 18
- Ακρίβεια: 14,2% (βασικό: 68,4%)
- Ανάκληση: 3,75% (βασικό: 15,25%)
- Σκορ F1: 0,0594 (βασικό: 0,2626)

Αποτελέσματα Ιδιοτήτων Αντικειμένων:

- Αριθμός ιδιοτήτων αντικειμένων: 4
- Αληθώς Θετικά: 0

- Ψευδώς Θετικά: 4
- Ακρίβεια: 0% (βασικό: 23,5%)
- Ανάκληση: 0% (βασικό: 6,66%)
- Σκορ F1: 0 (βασικό: 0,1038)

Το σημαντικό πρόβλημα διπλοτύπων κλάσεων υποδηλώνει ότι το μοντέλο προσκολλήθηκε σε συγκεκριμένους όρους ή δομές φράσεων επανειλημμένα λόγω αναπαραγωγής προτύπων αντί εννοιολογικής κατανόησης. Αυτή η συμπεριφορά πιθανότατα προέκυψε από την πολυπλοκότητα του prompt, τη σχετική απειρία του μοντέλου με το περιεχόμενο του τομέα, και τον μικρότερο χώρο παραμέτρων του Mistral 7B που περιορίσε την ικανότητά του να διαφοροποιεί μεταξύ στενά συνδεδεμένων εννοιών.

Η πλήρης αποτυχία στην αναγνώριση ιδιοτήτων αντικειμένων αντιπροσωπεύει σαφή υποχώρηση από την απόδοση βάσης. Αντί να βελτιώσει την κατανόηση του μοντέλου για τις σχέσεις εντός του τομέα, ο πρώτος γύρος λεπτομερούς ρύθμισης φαίνεται να αποσταθεροποίησε την ικανότητά του να διακρίνει ιδιότητες αντικειμένων εντελώς.

4.2.2 Επόμενες Επαναλήψεις

Δεύτερη Επανάληψη:

Η δεύτερη επανάληψη ενσωμάτωσε τόσο το αρχικό σύνολο δεδομένων όσο και νέο υλικό, χτίζοντας πάνω στην έκθεση σε πρότυπα μηχανικής οντολογιών από το πρώτο σύνολο δεδομένων. Σε αντίθεση με την πρώτη επανάληψη, το μοντέλο πέτυχε να παράγει την ζητούμενη οντολογία στην πρώτη προσπάθεια χωρίς να χρειαστεί επιπλέον προτροπή.

Η αναγνώριση κλάσεων έδειξε κάποια βελτίωση:

- Αριθμός κλάσεων: 12
- Αληθώς Θετικά: 6
- Ακρίβεια: 50%
- Ανάκληση: 7,5%
- Σκορ F1: 0,1304

Ωστόσο, η αναγνώριση ιδιοτήτων αντικειμένων παρέμεινε σε μηδενική απόδοση, χωρίς αληθώς θετικά, ψευδώς θετικά ή ψευδώς αρνητικά. Το μοντέλο ουσιαστικά εγκατέλειψε τις προσπάθειες αναγνώρισης ιδιοτήτων αντικειμένων εντελώς, υποδεικνύοντας μια στάση πλήρους μη δέσμευσης στις σχεσιακές δομές.

Τρίτη Επανάληψη:

Μέχρι την τρίτη επανάληψη λεπτομερούς ρύθμισης, η απόδοση του Mistral 7B είχε υποβαθμιστεί στο σημείο να μην παράγει καθόλου ουσιαστικά αποτελέσματα. Το μοντέλο παρήγαγε μηδέν κλάσεις και μηδέν ιδιότητες αντικειμένων, με όλες τις μετρικές στο 0%. Αυτό έρχεται σε έντονη αντίθεση με την ολοκληρωμένη δομή της οντολογίας αναφοράς και αντιπροσωπεύει πλήρη κατάρρευση της ικανότητας του μοντέλου να ευθυγραμμιστεί με τις απαιτήσεις του σημείου αναφοράς.

Η στασιμότητα του μοντέλου θα μπορούσε να προέρχεται από πολλαπλούς παράγοντες:

1. Μικρότερο μέγεθος και χωρητικότητα μοντέλου σε σχέση με το GPT-4
2. Χειροκίνητη και επίπονη διαδικασία επαναμεταφόρτωσης που απαιτείται για κάθε στάδιο λεπτομερούς ρύθμισης
3. Πιθανές ασυμφωνίες μεταξύ οδηγιών προτροπής, δομής δεδομένων και εσωτερικών δυνατοτήτων αναπαράστασης
4. Έλλειψη συνέχειας στη μάθηση λόγω περιορισμών πλατφόρμας

The screenshot displays a side-by-side comparison of two chat sessions with the Mistral 7B model. On the left, the 'Before' session shows a user asking for a Search and Rescue (SAR) wildfire ontology, and the model failing to generate any meaningful output, resulting in zero metrics. On the right, the 'After' session shows the same user request, but the model successfully generates a comprehensive ontology in Turtle (TTL) format. The generated ontology includes classes like Disaster, WildfireDisaster, Incident, Impact, WeatherCondition, HumanObservation, EarthObservation, Mission, Service, and Support, along with their relationships and properties. The chat interface includes a text input area at the bottom with the placeholder '@Untitled Agent Ask le Chat or @mention an agent'.

Εικόνα 5 Μια παράλληλη σύγκριση της βασικής εξόδου του μοντέλου Mistral 7B (αριστερά) έναντι της βελτιωμένης έκδοσης (δεξιά). Παρόλο που το μοντέλο κατανόησε το σενάριο που βασίζεται σε ρόλους από την αρχή, δεν παρήγαγε την ζητούμενη οντολογία σε απάντηση στην αρχική προτροπή και απαιτούσε μια επιπλέον προτροπή πριν η οντολογία δημιουργηθεί τελικά σε μορφή Turtle.

4.3 Λεπτομερής Ρύθμιση Ειδική για Τομέα

Για την ενίσχυση της ευρωστίας των μοντέλων και της ικανότητάς τους να παράγουν οντολογίες ειδικές για τομέα, η πειραματική διαδικασία επεκτάθηκε με την

ενσωμάτωση δύο επιπλέον συνόλων δεδομένων ειδικών για τομέα. Αυτά τα σύνολα δεδομένων σχεδιάστηκαν με την εμπειρογνωμοσύνη της συγγραφικής ομάδας και στόχευαν στην αντιμετώπιση των μοναδικών απαιτήσεων επιχειρήσεων SAR κατά τη διάρκεια περιστατικών δασικών πυρκαγιών.

4.3.1 Σύνολα Δεδομένων Ειδικά για SAR

Σύνολο Δεδομένων 1: Επεκτεταμένες Ερωτήσεις Ικανότητας

Το πρώτο σύνολο δεδομένων βασίστηκε στο αρχικό σύνολο 18 ερωτήσεων ικανότητας που προέρχονται από την οντολογία αναφοράς. Αναγνωρίζοντας κενά στην κάλυψη, οι ερωτήσεις ικανότητας υποδιαιρέθηκαν σε υποενότητες που αντανακλούν συγκεκριμένα επιχειρησιακά πλαίσια:

- Ερωτήσεις Σχετικές με τον Καιρό
- Ερωτήσεις Σχετικές με Περιστατικά
- Δεδομένα από Ανθρώπινες Παρατηρήσεις και Παρατηρήσεις Γης
- Αποστολές και Υπηρεσίες
- Επιπτώσεις σε Πληθυσμό και Κοινότητα
- Περιβαλλοντικές Επιπτώσεις και Αποκατάσταση
- Τεχνολογία και Μοντελοποίηση
- Ασφάλεια και Πρωτόκολλα

Αυτή η δομημένη επέκταση, καθοδηγούμενη από εμπειρογνωμοσύνη τομέα, επέκτεινε το σύνολο δεδομένων σε 48 ερωτήσεις ικανότητας, διασφαλίζοντας ολοκληρωμένη κάλυψη των απαιτήσεων οντολογίας SAR. Αυτές οι ερωτήσεις απαντήθηκαν επιμελώς βάσει εμπειρογνωμοσύνης τομέα, σχηματίζοντας ένα σύνολο δεδομένων πλούσιο σε γνώση.

Σύνολο Δεδομένων 2: Αναφορές Περιστατικών Δασικών Πυρκαγιών

Το δεύτερο σύνολο δεδομένων κατασκευάστηκε από πρότυπα αναφορών περιστατικών που χρησιμοποιούνται από την Ελληνική Πυροσβεστική κατά τη διάρκεια πραγματικών περιστατικών δασικών πυρκαγιών. Αυτά τα πρότυπα περιλαμβάνουν κρίσιμες πληροφορίες που καταγράφονται κατά τη διάρκεια επιχειρήσεων, συμπεριλαμβανομένων:

- Λεπτομέρειες κατανομής πόρων
- Χρονοδιαγράμματα αποστολών

- Περιβαλλοντικές συνθήκες
- Επιχειρησιακά αποτελέσματα

Αυτά τα πραγματικά δεδομένα μεταφράστηκαν σε κειμενική μορφή και επεξεργάστηκαν μέσω GPT-4 για τη δημιουργία ζευγών Ερωτήσεων-Απαντήσεων σε μορφή JSONL. Αυτό το σύνολο δεδομένων φέρνει μια επιχειρησιακά θεμελιωμένη προοπτική, ενσωματώνοντας ορολογία, διαδικαστικές λεπτομέρειες και συμφραζόμενες αποχρώσεις που συναντώνται σε πραγματικές αποστολές SAR.

4.3.2 Αποτελέσματα με Δεδομένα Ειδικά για Τομέα

GPT-4 με Σύνολα Δεδομένων Ειδικά για Τομέα:

Το νέο ρυθμισμένο μοντέλο GPT-4 επέδειξε εξαιρετική απόδοση στη δημιουργία μιας εύρωστης οντολογίας SAR. Με την ενσωμάτωση συνόλων δεδομένων ειδικών για τομέα, το GPT-4 αξιοποίησε αποτελεσματικά τις δυνατότητες παιχνιδιού ρόλων για να δομήσει και να παράγει μια συνεκτική οντολογία.

Αποτελέσματα Αναγνώρισης Κλάσεων:

- Αριθμός κλάσεων: 72
- Αληθώς Θετικά: 32
- Ακρίβεια: 44,4%
- Ανάκληση: 40% (βελτίωση 255,5% από τη βάση)
- Σκορ F1: 0,4210 (βελτίωση 117,5%)

Αποτελέσματα Ιδιοτήτων Αντικειμένων:

- Αριθμός ιδιοτήτων αντικειμένων: 32
- Αληθώς Θετικά: 14
- Ακρίβεια: 43,75%
- Ανάκληση: 23,33%
- Σκορ F1: 0,3043

Mistral 7B με Σύνολα Δεδομένων Ειδικά για Τομέα:

Το ρυθμισμένο Mistral 7B επέδειξε εντυπωσιακό άλμα απόδοσης κατά τη δημιουργία οντολογιών ειδικών για τομέα. Σε αντίθεση με τα προηγούμενα πειράματα όπου υστερούσε σε σύγκριση με το GPT-4, αυτή η επανάληψη όχι μόνο ισοφάρισε αλλά ξεπέρασε το GPT-4 τόσο σε βάθος όσο και σε συμφραζόμενη ακρίβεια.

Αποτελέσματα Αναγνώρισης Κλάσεων:

- Αριθμός κλάσεων: 65

- Αληθώς Θετικά: 39
- Ακρίβεια: 60%
- Ανάκληση: 48,75% (βελτίωση 219,7%)
- Σκορ F1: 0,5379 (βελτίωση 104,8%)

Αποτελέσματα Ιδιοτήτων Αντικειμένων:

- Αριθμός ιδιοτήτων αντικειμένων: 51
- Αληθώς Θετικά: 27
- Ακρίβεια: 52,94% (αύξηση 125,3%)
- Ανάκληση: 45% (βελτίωση 575,7%)
- Σκορ F1: 0,4864 (βελτίωση 368,4%)

Η ικανότητα του Mistral 7B να ενσωματώνει επιχειρησιακά θεμελιωμένα και σημασιολογικά πλούσια αποτελέσματα υποδηλώνει τη δυνατότητά του ως οικονομικά αποδοτική εναλλακτική σε μεγαλύτερα μοντέλα, ικανό να αποδίδει υψηλής ποιότητας οντολογίες ειδικές για τομέα προσαρμοσμένες σε πραγματικές προκλήσεις SAR.

4.4 Συγκριτική Ανάλυση

Οι ακόλουθοι πίνακες παρουσιάζουν ολοκληρωμένες συγκρίσεις απόδοσης μεταξύ GPT-4 και Mistral 7B σε όλες τις επαναλήψεις λεπτομερούς ρύθμισης.

Πίνακας 1 Σύγκριση Απόδοσης για *ontology classes*.

Method	Classes	TP	FP	FN	Precision	Recall	F1
Reference Ontology	80	-	-	-	-	-	-
GPT-4 Basic	13	9	4	71	69%	11.25%	0.1935
GPT-4 FT-1	5	4	1	76	80%	5%	0.0941
GPT-4 FT-2	12	10	2	70	83%	12.5%	0.2173
GPT-4 FT-3	16	13	3	67	81.25%	16.25%	0.2708
Mistral Basic	19	14	6	67	68.4%	15.25%	0.2626
Mistral FT-1	21	3	18	77	14.2%	3.75%	0.0594
Mistral FT-2	12	6	6	74	50%	7.5%	0.1304
Mistral FT-3	0	0	0	0	0%	0%	0
GPT-4 Domain	72	32	40	48	44.4%	40%	0.4210
Mistral Domain	65	39	26	41	60%	48.75%	0.5379

TP = True Positives, FP = False Positives, FN = False Negatives, FT = Fine-Tuned

Πίνακας 2 Σύγκριση Απόδοσης για *object properties*.

Method	Props	TP	FP	FN	Precision	Recall	F1
Reference Ontology	60	-	-	-	-	-	-
GPT-4 Basic	5	0	5	60	0%	0%	0

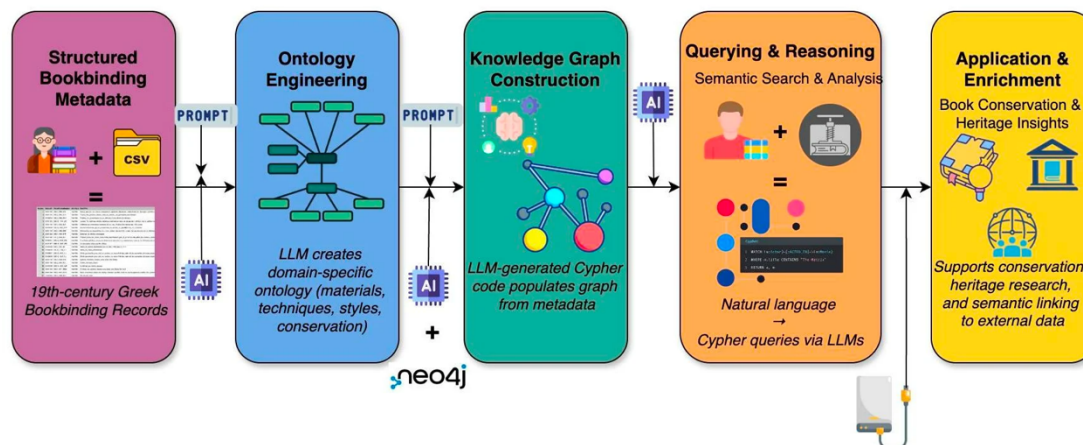
GPT-4 FT-1	10	3	7	57	30%	5%	0.0857
GPT-4 FT-2	4	1	3	59	25%	1.66%	0.0312
GPT-4 FT-3	3	2	1	58	66.6%	3.33%	0.0634
Mistral Basic	17	4	13	56	23.5%	6.66%	0.1038
Mistral FT-1	4	0	4	60	0%	0%	0
Mistral FT-2	0	0	0	0	0%	0%	0
Mistral FT-3	0	0	0	0	0%	0%	0
GPT-4 Domain	32	14	18	46	43.75%	23.33%	0.3043
Mistral Domain	51	27	24	33	52.94%	45%	0.4864

Props = Object Properties, TP = True Positives, FP = False Positives, FN = False Negatives

5 Το πλαίσιο BookBindKG

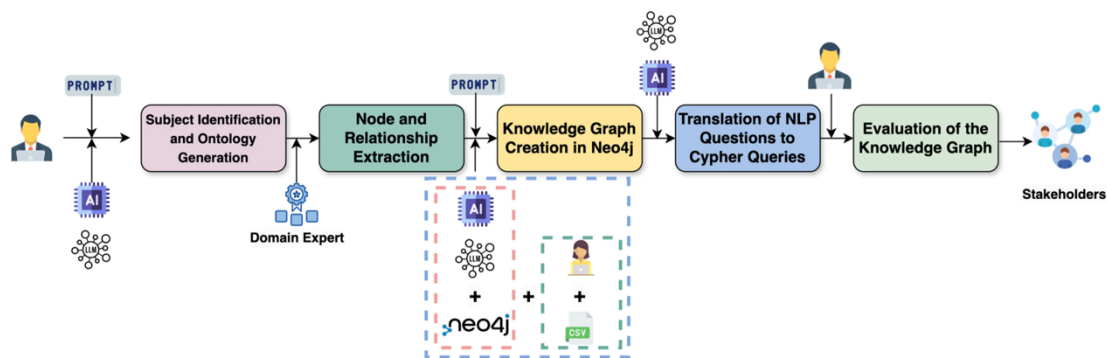
5.1 Επισκόπηση Πλαισίου

LLM-powered Knowledge Graph Generation for Historical Bookbinding



Εικόνα 6 Graphical Abstract for BookBindKG.

Το BookBindKG αποτελεί ένα αρθρωτό και επεκτάσιμο πλαίσιο για την κατασκευή και αξιολόγηση γραφημάτων γνώσης ειδικών για τομέα με τη χρήση Μεγάλων Γλωσσικών Μοντέλων. Σχεδιασμένο για τη μοντελοποίηση πρακτικών βιβλιοδεσίας του 19ου αιώνα στην Ελλάδα, το πλαίσιο αξιοποιεί αλληλεπιδράσεις μηχανικής προτροπών με LLMs για τη δημιουργία οντολογιών, την εξαγωγή δομημένης γνώσης και τη μετάφραση ερωτημάτων τομέα σε εκτελέσιμο κώδικα Cypher. Το πλαίσιο ενσωματώνει μια σημασιολογικά θεμελιωμένη φάση ανάπτυξης οντολογίας, μια αυστηρή διαδικασία φιλτραρίσματος χαρακτηριστικών, προγραμματική κατασκευή γραφήματος στο Neo4j, και μια σωλήνωση επικύρωσης βασισμένη σε ερωτήσεις ικανότητας φυσικής γλώσσας. Κάθε στάδιο έχει σχεδιαστεί για να διασφαλίζει σημασιολογική πιστότητα, ευθυγράμμιση δεδομένων και ερμηνευσιμότητα, διευκολύνοντας την υιοθέτησή του από ενδιαφερόμενους φορείς πολιτιστικής κληρονομιάς όπως συντηρητές, βιβλιοθηκονόμους και ιστορικούς.



Εικόνα 7 Το πλαίσιο BookBindKG για την κατασκευή και αξιολόγηση ενός γραφήματος γνώσης συγκεκριμένου τομέα χρησιμοποιώντας LLM. Κάθε στάδιο ενσωματώνει μηχανική προτροπής που βασίζεται σε LLM, εξειδίκευση στον τομέα και μοντελοποίηση σημασιολογικών δεδομένων. Η διαδικασία ξεκινά με την αναγνώριση υποκειμένων και τη δημιουργία οντολογίας, ακολουθούμενη από την εξαγωγή κόμβων και σχέσεων, την κατασκευή γραφημάτων σε Neo4j, τη μετάφραση ερωτημάτων φυσικής γλώσσας σε Cypher και την τελική αξιολόγηση της ακρίβειας και της πληρότητας του γραφήματος γνώσης. Το αποτέλεσμα είναι ένα σημασιολογικά πλούσιο σύστημα που προορίζεται για χρήση από ενδιαφερόμενους φορείς στον τομέα της πολιτιστικής κληρονομιάς.

5.2 Αναγνώριση Αντικειμένου και Δημιουργία Οντολογίας

Η αρχική φάση του πλαισίου BookBindKG περιλαμβάνει την επίσημη οριοθέτηση του τομέα προς μοντελοποίηση, συγκεκριμένα τη βιβλιοδεσία του 19ου αιώνα στην Ελλάδα (1830-1900). Αυτό το στάδιο είναι κρίσιμο για τη θεμελίωση του σημασιολογικού πεδίου εφαρμογής και των λειτουργικών ορίων ολόκληρης της διαδικασίας ανάπτυξης γραφήματος γνώσης. Για τη δημιουργία μιας θεμελιώδους οντολογίας που αντικατοπτρίζει με ακρίβεια αυτόν τον τομέα, ένα LLM καθοδηγείται στρατηγικά μέσω μηχανικής προτροπών, μια μέθοδος που κατασκευάζει μια πολυεπίπεδη, σκόπιμα κατευθυνόμενη αλληλεπίδραση με το μοντέλο.

Στο LLM αρχικά ανατίθεται ένας καθορισμένος ρόλος ως μηχανικός οντολογιών. Αυτός ο καθορισμός ρόλου διασφαλίζει ότι το μοντέλο προσεγγίζει την εργασία με κατανόηση τόσο των μεθοδολογικών περιορισμών όσο και των προσδοκιών του συγκεκριμένου τομέα. Η προτροπή επιπλέον οδηγεί το LLM να αποφύγει τη δημιουργία οποιασδήποτε εξόδου μέχρι να λάβει ολοκληρωμένες προδιαγραφές. Αυτή η ελεγχόμενη αλληλεπίδραση επιτρέπει μια σταδιακή και επιμελημένη εξαγωγή γνώσης, υποστηρίζοντας τη δημιουργία μιας σημασιολογικά συνεκτικής οντολογίας.

Εντός του καθορισμένου πεδίου, η οντολογία έχει ως στόχο την αποτύπωση πολλαπλών επιπέδων γνώσης βιβλιοδεσίας. Αυτά κυμαίνονται από φυσικούς

περιγραφείς όπως μέγεθος, μορφή, σύνθεση υλικών και δομικά χαρακτηριστικά, έως καλλιτεχνικά στοιχεία όπως διακοσμητικά στυλ, χρωματισμός και φινίρισμα. Επιπλέον, η οντολογία πρέπει να λαμβάνει υπόψη μεταδεδομένα που αφορούν το πολιτιστικό και ιστορικό πλαίσιο κάθε τεχνουργήματος, συμπεριλαμβανομένης της προέλευσης, της συγγραφής και της θεσμικής φύλαξης. Τα δεδομένα συντήρησης και διατήρησης, όπως αξιολογήσεις κατάστασης, τυπολογίες φθορών και εφαρμοσμένες επεμβάσεις, αποτελούν επίσης κρίσιμο συστατικό του εννοιολογικού μοντέλου.

Για την περαιτέρω ενίσχυση της σημασιολογικής ακρίβειας, στο μοντέλο παρέχονται δομημένα μεταδεδομένα από ένα σύνολο δεδομένων CSV που περιέχει πραγματικά παραδείγματα τεκμηρίωσης βιβλιοδεσίας. Αυτά τα χαρακτηριστικά του συνόλου δεδομένων αντιστοιχίζονται με την οντολογία, με ευθυγράμμιση προς καθιερωμένα πρότυπα μεταδεδομένων όπως το Dublin Core. Σε περιπτώσεις όπου απουσιάζει άμεση ορολογική αντιστοιχία, το μοντέλο ενθαρρύνεται να ερμηνεύσει σημασιολογικά τις τιμές του συνόλου δεδομένων, ευθυγραμμίζοντάς τις με τις πλέον κατάλληλες οντολογικές δομές.

Η λειτουργικότητα ενσωματώνεται στην οντολογία μέσω της διατύπωσης Ερωτήσεων Ικανότητας (CQs). Αυτές οι ερωτήσεις αντιπροσωπεύουν συγκεκριμένες περιπτώσεις χρήσης που η οντολογία πρέπει να είναι σε θέση να αντιμετωπίσει. Παραδείγματα περιλαμβάνουν την αναγνώριση στυλιστικών και υλικών προτύπων σε διαφορετικές περιοχές ή περιόδους, τον προσδιορισμό της έκτασης και του τύπου φθοράς σε διατηρημένους τόμους, και τη χαρτογράφηση δικτύων βιβλιοδετών, συγγραφέων και χορηγών που εμπλέκονται σε ροές εργασίας παραγωγής. Αυτές οι ερωτήσεις λειτουργούν όχι μόνο ως κριτήρια επικύρωσης αλλά και ως άγκυρες σχεδιασμού σε όλη τη διαδικασία μοντελοποίησης.

Μόλις δημιουργηθεί η οντολογία, εξάγεται σε μορφή Turtle (.ttl), επιτρέποντας περαιτέρω βελτίωση και οπτικοποίηση εντός επεξεργαστών οντολογιών όπως το Protégé. Για την ενεργοποίηση δυνατοτήτων λογικής συλλογιστικής, ένας αντιπροσωπευτικός κανόνας φυσικής γλώσσας μεταφράζεται επίσης στη Γλώσσα Κανόνων Σημασιολογικού Ιστού (SWRL), ενσωματώνοντας έτσι λογική συμπερασμού απευθείας στη δομή της οντολογίας.

5.3 Εξαγωγή Κόμβων και Σχέσεων

Μετά τη δημιουργία της οντολογίας, η επόμενη φάση περιλαμβάνει την εξαγωγή δομικών στοιχείων, συγκεκριμένα την αναγνώριση κόμβων και σχέσεων που

θα καθορίσουν το σχήμα του γραφήματος γνώσης. Αυτή η διαδικασία απαιτεί την ερμηνεία της οντολογίας που δημιούργησε το LLM και την απομόνωση σχετικών κλάσεων και ιδιοτήτων αντικειμένων που ευθυγραμμίζονται με το διαθέσιμο σύνολο δεδομένων. Ο στόχος είναι η παραγωγή μιας δομής γραφήματος που είναι τόσο σημασιολογικά συνεκτική όσο και άμεσα αντιστοιχίσιμη σε εμπειρικά δεδομένα.

Για την επίτευξη αυτού, οι κλάσεις οντολογίας αρχικά αναλύονται και αξιολογούνται ως προς την αντιστοιχία τους με οντότητες ή έννοιες που αντιπροσωπεύονται στο σύνολο δεδομένων. Αυτές περιλαμβάνουν, για παράδειγμα, κλάσεις για άτομα όπως συγγραφείς και βιβλιοδέτες, τεχνουργήματα όπως βιβλία και υλικά, και αφηρημένες έννοιες όπως συνθήκες διατήρησης και διακοσμητικά στυλ. Οι ιδιότητες αντικειμένων, οι οποίες αντιπροσωπεύουν σχέσεις μεταξύ κλάσεων, αναθεωρούνται επίσης ως προς τη δυνατότητά τους να καθορίσουν σημαντικές ακμές μεταξύ κόμβων στο γράφημα.

Ένας ειδικός τομέας διαδραματίζει κρίσιμο ρόλο σε αυτό το σημείο, λειτουργώντας ως σημασιολογικό φίλτρο. Ενώ το LLM μπορεί να δημιουργήσει μια ευρεία και εννοιολογικά πλούσια οντολογία, δεν μπορούν όλα τα στοιχεία να λειτουργοποιηθούν λόγω περιορισμών ή ελλείψεων των δομημένων δεδομένων. Ο ειδικός επομένως επιμελείται την οντολογία επιλέγοντας μόνο εκείνες τις οντότητες και σχέσεις για τις οποίες υπάρχουν επαρκή και αξιόπιστα δεδομένα. Αυτό διασφαλίζει ότι το προκύπτον γράφημα γνώσης βασίζεται σε πραγματική αναπαράσταση και αποφεύγει κερδοσκοπικούς ή μη επαληθεύσιμους ισχυρισμούς.

Για παράδειγμα, η κλάση ΚαλλιτεχνικήΕπιρροή, που προτάθηκε από το LLM για την αποτύπωση στυλιστικής έμπνευσης μεταξύ βιβλιοδετών, εξαιρέθηκε από την υλοποίηση. Αν και σημασιολογικά σημαντική, το σύνολο δεδομένων δεν περιείχε ρητές αναφορές ή μεταδεδομένα που να συνδέουν συγκεκριμένες βιβλιοδεσίες με καλλιτεχνικές σχολές ή επιρροές. Έτσι, η απουσία επαληθεύσιμων δεδομένων κατέστησε αυτή την κλάση μη λειτουργοποιήσιμη. Αντίθετα, η κλάση ΥλικόΒιβλιοδεσίας υποστηριζόταν πλήρως από δομημένες στήλες δεδομένων που καθόριζαν υλικά όπως δέρμα, περγαμηνή ή ύφασμα. Αυτά αντιστοιχίστηκαν άμεσα σε στιγμιότυπα οντολογίας και κόμβους γραφήματος, με σχέσεις όπως EXEI_ΥΛΙΚΟ να δημιουργούνται αντίστοιχα.

Σημαντικά, αυτό το βήμα περιλαμβάνει ρητή αναγνώριση ότι δεν θα υλοποιηθούν όλες οι κλάσεις οντολογίας. Η οντολογία που δημιούργησε το LLM αντιμετωπίζεται όχι ως σχέδιο ένα-προς-ένα, αλλά μάλλον ως υψηλού επιπέδου

εννοιολογική αναφορά. Ως εκ τούτου, η οντολογία χρησιμεύει για την καθοδήγηση της στρατηγικής μοντελοποίησης και την υποστήριξη τεκμηριωμένης λήψης αποφάσεων σχετικά με την ιεράρχηση οντοτήτων και την κατασκευή σχέσεων.

5.4 Δημιουργία Γραφήματος Γνώσης στο Neo4j

Στην τρίτη φάση του πλαισίου BookBindKG, το σχήμα που προέκυψε από την οντολογία μετασχηματίζεται σε λειτουργικό γράφημα γνώσης εντός του περιβάλλοντος Neo4j. Αυτή η διαδικασία διευκολύνεται μέσω μιας αλληλεπίδρασης μηχανικής προτροπών με ένα LLM, το οποίο λαμβάνει οδηγίες να αναλάβει τον ρόλο ενός ειδικού Neo4j. Το μοντέλο λαμβάνει μια λεπτομερή προτροπή που περιλαμβάνει μια ολοκληρωμένη λίστα επικεφαλίδων στηλών από το δομημένο σύνολο δεδομένων και του ανατίθεται η δημιουργία ενός πλήρους σεναρίου Cypher που λειτουργοποιεί την οντολογία σε ένα γράφημα ιδιοτήτων.

Η προτροπή κατευθύνει το LLM να διακρίνει μεταξύ στηλών που αντιπροσωπεύουν οντότητες, οι οποίες πρέπει να μοντελοποιηθούν ως κόμβοι, και εκείνων που λειτουργούν ως περιγραφικά χαρακτηριστικά, τα οποία πρέπει να αναπαρασταθούν ως ιδιότητες. Επιπλέον, το LLM πρέπει να συμπεράνει σημασιολογικά συνεκτικές σχέσεις μεταξύ οντοτήτων βάσει της λογικής του τομέα. Για παράδειγμα, ένας συγγραφέας συνδέεται με ένα βιβλίο μέσω μιας σχέσης "ΓΡΑΦΕΙ", ενώ ένας βιβλιοδέτης μπορεί να συσχετιστεί με το ίδιο βιβλίο μέσω μιας σχέσης "ΒΙΒΛΙΟΔΕΤΕΙ". Το LLM λαμβάνει επίσης οδηγίες να ενσωματώσει μια ρήτρα LOAD CSV στο σενάριο Cypher, επιτρέποντας την απευθείας εισαγωγή των δομημένων δεδομένων από τοπική διαδρομή.

Αυτή η προσέγγιση προσφέρει αρκετά βασικά πλεονεκτήματα έναντι παραδοσιακών εργαλείων μετατροπής οντολογίας-σε-γράφημα όπως το plugin NeoSemantics. Ενώ το NeoSemantics επιτρέπει την εισαγωγή οντολογιών RDF/OWL στο Neo4j, εισάγει επίσης πρόσθετα επίπεδα αφαίρεσης, όπως `rdf:type`, `owl:Class` και `owl:ObjectProperty`, τα οποία μπορούν να αποκρύψουν τη βασική σημασιολογία του τομέα. Αντίθετα, η χειροκίνητη δημιουργία σεναρίων Cypher διασφαλίζει ακριβή και διαφανή έλεγχο του τρόπου με τον οποίο ορίζονται και δημιουργούνται κόμβοι και σχέσεις. Αυτή η άμεση μέθοδος όχι μόνο βελτιώνει την ερμηνευσιμότητα για τους ειδικούς τομέα αλλά διευκολύνει επίσης τη βελτιστοποίηση για συγκεκριμένες περιπτώσεις χρήσης.

Επιπλέον, αυτό το στάδιο υπογραμμίζει την κρίσιμη ισορροπία μεταξύ αυτοματοποίησης και προσαρμογής με βάση τη γνώση του τομέα. Ενώ το LLM επιταχύνει τη δημιουργία του σχήματος γραφήματος και του κώδικα εισαγωγής, η δομή του προκύπτοντος γραφήματος αντικατοπτρίζει επιμελημένες αποφάσεις που λήφθηκαν κατά τις φάσεις οντολογίας και φιλτραρίσματος κόμβων. Το προκύπτον μοντέλο παραμένει έτσι στενά ευθυγραμμισμένο με τις απαιτήσεις του συγκεκριμένου τομέα, ενώ επωφελείται από την επεκτασιμότητα και εκφραστικότητα του παραδείγματος γραφήματος ιδιοτήτων.

5.5 Μετάφραση Ερωτημάτων Φυσικής Γλώσσας

Στην τέταρτη φάση του πλαισίου BookBindKG, η σημασιολογική ακεραιότητα του κατασκευασμένου γραφήματος γνώσης αξιολογείται μέσω της ικανότητάς του να ανταποκρίνεται σε ερωτήματα σχετικά με τον τομέα που διατυπώνονται σε φυσική γλώσσα. Αυτές οι ερωτήσεις φυσικής γλώσσας, που αρχικά διατυπώθηκαν κατά τη φάση ανάπτυξης της οντολογίας, επαναχρησιμοποιούνται ως εργαλεία επικύρωσης και εξερεύνησης. Αντί να λειτουργούν ως άτυπες προτροπές, αυτές οι ερωτήσεις χρησιμοποιούνται στρατηγικά για να ελέγξουν την εκφραστικότητα του γραφήματος, τη λογική του δομή και την ευθυγράμμιση του με τα υποκείμενα δεδομένα.

Για τη λειτουργοποίηση αυτών των ερωτήσεων, ένα μεγάλο γλωσσικό μοντέλο, συγκεκριμένα το Claude 3.7 Sonnet, αξιοποιείται ως μεταφραστής μεταξύ ανθρώπινης γλώσσας και της γλώσσας ερωτημάτων Cypher που χρησιμοποιεί το Neo4j. Η μηχανική προτροπών διασφαλίζει ότι το LLM λαμβάνει επαρκείς συμφραζόμενες πληροφορίες σχετικά με το σχήμα του γραφήματος, συμπεριλαμβανομένων ετικετών κόμβων, ονομάτων ιδιοτήτων και τύπων σχέσεων. Αυτό το πλαίσιο επιτρέπει στο μοντέλο να δημιουργεί συντακτικά ορθά και σημασιολογικά πιστά ερωτήματα Cypher που μπορούν να εκτελεστούν απευθείας στη βάση δεδομένων γραφήματος.

Παραδείγματα τέτοιων ερωτήσεων φυσικής γλώσσας περιλαμβάνουν ερωτήματα όπως η εύρεση όλων των βιβλίων δεμένων σε δέρμα με διακόσμηση μαρμαρωτής άκρης, η αναγνώριση βιβλίων που απαιτούν επείγουσα συντήρηση, ο προσδιορισμός των τεχνικών και υλικών βιβλιοδεσίας που χρησιμοποιούνταν συχνότερα κατά τον 18ο αιώνα, και η εύρεση τάσεων στις επεμβάσεις συντήρησης διαχρονικά. Η διαδικασία μετάφρασης όχι μόνο χρησιμεύει ως μέσο υποβολής ερωτημάτων στο γράφημα γνώσης αλλά παρέχει επίσης έναν μηχανισμό επικύρωσης της εννοιολογικής του ορθότητας. Η ακριβής μετάφραση ερωτήσεων φυσικής γλώσσας

σε Cypher εξαρτάται από την ευρωστία του σχήματος γραφήματος και την τήρηση της δομής που προέκυψε από την οντολογία.

5.6 Μεθοδολογία Αξιολόγησης

Η τελική φάση του πλαισίου BookBindKG περιλαμβάνει την αξιολόγηση του κατασκευασμένου γραφήματος γνώσης για τον προσδιορισμό της σημασιολογικής του πιστότητας, τεχνικής ευρωστίας και εφαρμοσιμότητας στον τομέα. Αυτή η αξιολόγηση βασίζεται στην εκτέλεση ερωτημάτων Cypher που προέρχονται από τις προηγουμένως διατυπωμένες ερωτήσεις φυσικής γλώσσας. Κάθε ερώτημα ελέγχει την ικανότητα του γραφήματος να επιστρέφει ουσιαστικές και ακριβείς απαντήσεις που αντανακλούν τα υποκείμενα δεδομένα και την οντολογική δομή.

Ένας ειδικός τομέας είναι υπεύθυνος για την αξιολόγηση της ποιότητας των αποτελεσμάτων των ερωτημάτων. Αυτή η επικύρωση με ανθρώπινη εμπλοκή διασφαλίζει ότι η ερμηνεία των αποτελεσμάτων λαμβάνει υπόψη τη λεπτή γνώση που ενυπάρχει στις ιστορικές πρακτικές βιβλιοδεσίας. Η αξιολόγηση ακολουθεί ένα σύνολο καθιερωμένων μετρικών ανάκτησης πληροφοριών. Η Ορθότητα αξιολογεί εάν οι επιστρεφόμενες απαντήσεις ευθυγραμμίζονται με επαληθευμένες αλήθειες που υπάρχουν στο σύνολο δεδομένων. Η Ακρίβεια μετρά την αναλογία των ανακτημένων αποτελεσμάτων που είναι σχετικά με το αρχικό ερώτημα. Η Ανάκληση αξιολογεί πόσα από τα συνολικά σχετικά αποτελέσματα ανακτήθηκαν επιτυχώς. Το Σκορ F1, ο αρμονικός μέσος ακρίβειας και ανάκλησης, παρέχει ένα ισορροπημένο μέτρο συνολικής απόδοσης.

Αυτές οι μετρικές σχηματίζουν συλλογικά ένα αυστηρό πλαίσιο διασφάλισης ποιότητας, εξασφαλίζοντας ότι το γράφημα γνώσης είναι όχι μόνο δομικά ορθό αλλά και λειτουργικά αποτελεσματικό. Επικυρώνοντας το γράφημα βάσει αυτών των κριτηρίων, το πλαίσιο καθιερώνει την ετοιμότητά του για ανάπτυξη ως σύστημα βασισμένο σε γνώση προσανατολισμένο στους ενδιαφερόμενους φορείς.

5.7 Ενσωμάτωση Εξωτερικής Γνώσης

Ενώ το πλαίσιο BookBindKG επιδεικνύει επιτυχώς μια σωλήνωση υποβοηθούμενη από LLM για την κατασκευή γραφημάτων γνώσης ειδικών για τομέα, η πραγματική αξία των σημασιολογικών τεχνολογιών έγκειται στην ικανότητά τους να ενοποιούν ποικίλες, ετερογενείς πηγές δεδομένων υπό έναν κοινό ερμηνευτικό φακό. Όπως σημειώνεται σε προηγούμενη έρευνα για την πληροφορική πολιτιστικής

κληρονομιάς, τα απομονωμένα σύνολα δεδομένων, όσο καλά δομημένα κι αν είναι, αντιπροσωπεύουν μόνο τμήματα του ευρύτερου οικοσυστήματος γνώσης. Η πραγματική μετασχηματιστική δυνατότητα αναδύεται όταν αυτά τα τμήματα γνώσης διασυνδέονται σημασιολογικά με εξωτερικές έγκυρες πηγές, επιτρέποντας ερωτήματα που υπερβαίνουν τα όρια οποιουδήποτε μεμονωμένου συνόλου δεδομένων.

Βασιζόμενο στο καθιερωμένο πλαίσιο, προτείνεται μια επέκταση βασισμένη σε APOC που μετατρέπει το BookBindKG από αυτόνομο αποθετήριο γνώσης σε δυναμικό, διασυνδεδεμένο σημασιολογικό κόμβο. Αυτή η επέκταση αξιοποιεί τη βιβλιοθήκη APOC του Neo4j (Awesome Procedures On Cypher) για τη δημιουργία άμεσων συνδέσεων API με βασικούς πόρους σημασιολογικού ιστού, συμπεριλαμβανομένων της Wikidata για αναζήτηση και εμπλουτισμό οντοτήτων, της DBpedia για συμφραζόμενο εμπλουτισμό, και της Wikipedia για περιγραφικό περιεχόμενο. Με την υλοποίηση αυτών των συνδέσεων, επιδεικνύεται πώς η γνώση βιβλιοδεσίας ειδική για τον τομέα μπορεί να ενσωματωθεί απρόσκοπτα στον ευρύτερο ιστό συνδεδεμένων δεδομένων πολιτιστικής κληρονομιάς, επιτρέποντας πιο εξελιγμένα ερωτήματα και πληροφορίες από ό,τι θα ήταν δυνατό με απομονωμένα δεδομένα μόνο.

Αυτή η προσέγγιση σημασιολογικής ενσωμάτωσης αντιμετωπίζει μια θεμελιώδη πρόκληση στην τεκμηρίωση πολιτιστικής κληρονομιάς. Ενώ εξειδικευμένα σύνολα δεδομένων όπως η συλλογή βιβλιοδεσίας περιέχουν πλούσιες λεπτομέρειες ειδικές για τον τομέα, συχνά στερούνται ευρύτερων συμφραζόμενων συνδέσεων που τοποθετούν τα τεχνουργήματα εντός των ιστορικών, καλλιτεχνικών και βιβλιογραφικών τους οικοσυστημάτων. Μέσω αυτής της επέκτασης, τα γραφήματα γνώσης μπορούν να λειτουργήσουν ως ενοποιητικές διεπαφές που διατηρούν την εξειδίκευση του τομέα ενώ επιτρέπουν διατομεακή ανακάλυψη και εμπλουτισμό γνώσης.

6 Αποτελέσματα και Αξιολόγηση του BookBindKG

6.1 Αποτελέσματα Δημιουργίας Οντολογίας

Η διαδικασία μηχανικής οντολογιών διεξήχθη με τη χρήση Μεγάλου Γλωσσικού Μοντέλου για την ενίσχυση της ακρίβειας και αποτελεσματικότητας. Χρησιμοποιήθηκε το GPT-4o για την αρχική φάση δημιουργίας οντολογίας, βάσει προηγούμενων ερευνητικών ευρημάτων που καταδεικνύουν ότι το GPT-4o αποδίδει τα καλύτερα αποτελέσματα όσον αφορά την αναπαράσταση γνώσης και τη σωστή σύνταξη Turtle, ελαχιστοποιώντας την εμφάνιση συντακτικών και σημασιολογικών σφαλμάτων.

Η οντολογία που δημιουργήθηκε περιλαμβάνει ένα ολοκληρωμένο σύνολο βασικών κλάσεων που αποτυπώνουν τις θεμελιώδεις έννοιες του τομέα της βιβλιοδεσίας του 19ου αιώνα. Η κλάση Βιβλίο αντιπροσωπεύει τη βιβλιογραφική οντότητα, ενώ η κλάση Βιβλιοδεσία αποτυπώνει όλα τα χαρακτηριστικά που σχετίζονται με τη δέση. Η κλάση Υλικό καθορίζει τις φυσικές ουσίες που χρησιμοποιούνται, η κλάση Τεχνική περιγράφει τις μεθόδους βιβλιοδεσίας, και η κλάση Διακόσμηση καλύπτει τα καλλιτεχνικά στοιχεία. Επιπλέον, η κλάση Κατάσταση παρακολουθεί τη διατήρηση και τη φθορά, η κλάση Αποκατάσταση αποτυπώνει τις ενέργειες συντήρησης, και η κλάση Προέλευση συνδέει την ιδιοκτησία και την ιστορία.

Οι ιδιότητες αντικειμένων που καθορίστηκαν ορίζουν τις σχέσεις μεταξύ των κλάσεων. Η σχέση έχειΒιβλιοδεσία συνδέει το Βιβλίο με τη Βιβλιοδεσία, η σχέση έχειΥλικό συνδέει τη Βιβλιοδεσία με το Υλικό, η σχέση έχειΤεχνική συνδέει τη Βιβλιοδεσία με την Τεχνική, και η σχέση έχειΔιακόσμηση συνδέει τη Βιβλιοδεσία με τη Διακόσμηση. Επίσης, η σχέση έχειΚατάσταση συνδέει τη Βιβλιοδεσία με την Κατάσταση, η σχέση έχειΑποκατάσταση συνδέει τη Βιβλιοδεσία με την Αποκατάσταση, η σχέση έχειΒιβλιοδέτη συνδέει τη Βιβλιοδεσία με το Πρόσωπο, και η σχέση έχειΕκδότη συνδέει το Βιβλίο με τον Οργανισμό.

Ο Πίνακας 3 παρουσιάζει την αντιστοίχιση των Ερωτήσεων Ικανότητας με τις κλάσεις και ιδιότητες της οντολογίας.

Πίνακας 3 Αντιστοίχιση Ερωτήσεων Ικανότητας με Στοιχεία Οντολογίας

Κατηγορία ΕΙ	Ερωτήσεις Ικανότητας	Κάλυψη Οντολογίας	Κατάσταση
Περιγραφή & Ταξινόμηση Βιβλίου	EI1 - EI20	Πλήρης κάλυψη	✓
Διατήρηση & Κατάσταση	EI21 - EI30	Πλήρης κάλυψη	✓
Εξέταση & Συντήρηση	EI31 - EI41	Πλήρης κάλυψη	✓
Εργαστήρια & Συνεργασία	EI42 - EI43	Πλήρης κάλυψη	✓

Η επαλήθευση επιβεβαίωσε ότι όλες οι προηγούμενες βελτιώσεις διασφάλισαν την απάντηση κάθε Ερώτησης Ικανότητας από αντίστοιχες κλάσεις, ιδιότητες αντικειμένων και ιδιότητες δεδομένων. Η οντολογία εξήχθη σε μορφή Turtle (.ttl) και επικυρώθηκε στο Protégé, επιβεβαιώνοντας τη συντακτική ορθότητα και τη λογική συνέπεια.

ChatGPT 4o

their adaptations, sequels, or connected works, and will incorporate bibliographic information (e.g., publishers, editions, bookbidders) relevant to bookbinding features.

Got it! Your ontology will provide a rich semantic framework for representing and analyzing 19th-century Greek printed bookbindings. To ensure a well-structured and comprehensive ontology, I will consider the following key aspects:

Preliminary Ontology Design Considerations

1. Core Classes (Concepts):

- Book:** Represents the bibliographic entity.
- BookBinding:** Captures all binding-related features.
- Material:** Defines the physical substances used.
- Technique:** Describes bookbinding methods.
- Decoration:** Covers artistic elements.
- Condition:** Tracks preservation and damage.
- Restoration:** Captures conservation actions.
- Provenance:** Links ownership and history.

2. Object Properties (Relationships)

These define how classes relate to each other:

- Book → hasBinding → BookBinding
- BookBinding → hasMaterial → Material
- BookBinding → hasTechnique → Technique
- BookBinding → hasDecoration → Decoration
- BookBinding → hasCondition → Condition
- BookBinding → hasRestoration → Restoration
- Book → hasProvenance → Provenance
- Book → hasPublisher → Person/Organization
- BookBinding → hasBookbinder → Person
- BookBinding → hasHistoricalContext → Provenance
- BookBinding → followsArtisticStyle → Style
- Book → hasGenre → BibliographicMetadata
- Book → hasKeyword → BibliographicMetadata
- Book → linkedTo → (Adaptations, Sequels, Editions, etc.)

Mapping of CQs to Ontology Classes & Properties

Competency Question (CQ)	Ontology Classes & Properties to Support Queries
CQ1: What are the descriptive elements of each book (dimensions, materials, binding techniques, decorative attributes)?	Class: Book, BookBinding hasHeight, hasWidth, hasDepth hasCoverMaterial, hasBindingMethod, hasDecoration
CQ2: How many and which books have been studied in each collection (library, museum, archive)?	Class: Collection (Library, Museum, Archive), Book hasLocation, isPartOfCollection
CQ3: Which and how many books bear the bookbinder's marks?	Class: BookBinding, Provenance hasBookbinderMark, hasOwnershipMark
CQ4: What is the most common book shape (based on dimensions & paper folding)?	Class: Book hasShape, hasFoldingPattern
CQ5: Are there variations in format related to thematic category (e.g., Legal, Religious, Informational)?	Class: Book, SubjectCategory hasSubject, hasFormatVariation

Step 1: Verification of CQ Coverage

Breakdown of CQs and Their Ontology Coverage

CQ Category	Competency Questions	Ontology Coverage	Status
Book Description & Classification	CQ1 - CQ20	✓ Fully covered	✓
Preservation & Condition	CQ21 - CQ30	✓ Fully covered	✓
Examination & Conservation	CQ31 - CQ41	✓ Fully covered	✓
Workshops & Collaboration	CQ42 - CQ43	✓ Fully covered	✓

All previous refinements have ensured that every CQ is answered by corresponding classes, object properties, and data properties.

Εικόνα 8 Στιγμιότυπα οθόνης από τη φάση της μηχανικής οντολογίας που δείχνουν τους ορισμούς των βασικών κλάσεων, τις σχέσεις ιδιοτήτων αντικειμένων και την αντιστοίχιση των CQs με τα στοιχεία της οντολογίας. Περιλαμβάνουν επίσης μια σύνοψη επαλήθευσης που επιβεβαιώνει την πλήρη κάλυψη όλων των CQs, διασφαλίζοντας ότι η οντολογία υποστηρίζει λεπτομερή συλλογισμό και ενσωμάτωση δεδομένων για τις ελληνικές πρακτικές βιβλιοδεσίας του 19ου αιώνα.

6.2 Κατασκευή Γραφήματος Γνώσης

Μετά τη δόμηση της οντολογίας, ακολούθησε η φάση υλοποίησης της βάσης δεδομένων γραφήματος. Επιλέχθηκε το Neo4j έκδοση 5.24, η τελευταία σταθερή προεπιλεγμένη έκδοση, για τη διασφάλιση πλήρους συμβατότητας με λειτουργίες γραφήματος γνώσης. Δημιουργήθηκε ένα νέο έργο με όνομα Bookbinders με τοπική παρουσία DBMS. Το σύνολο δεδομένων CSV εισήχθη τοποθετώντας το αρχείο στον καθορισμένο φάκελο εισαγωγής που ορίζει το Neo4j, και στη συνέχεια έγινε πρόσβαση στη διεπαφή του προγράμματος περιήγησης για την εκκίνηση της διαδικασίας μοντελοποίησης.

Το γράφημα γνώσης που κατασκευάστηκε τοποθετεί το Βιβλίο ως κεντρικό κόμβο συνδεδεμένο με πολυάριθμα περιγραφικά χαρακτηριστικά. Η υλοποίηση χρησιμοποιεί ερωτήματα Cypher για τη μετατροπή δομημένων δεδομένων CSV σε μια διασυνδεδεμένη βάση δεδομένων γραφήματος. Χρησιμοποιώντας τον πίνακα αριστερού παραθύρου, όπου εμφανίζεται ο συνολικός αριθμός κόμβων και σχέσεων, επαληθεύτηκε ότι όλοι οι προβλεπόμενοι κόμβοι και σχέσεις απεικονίστηκαν σωστά.

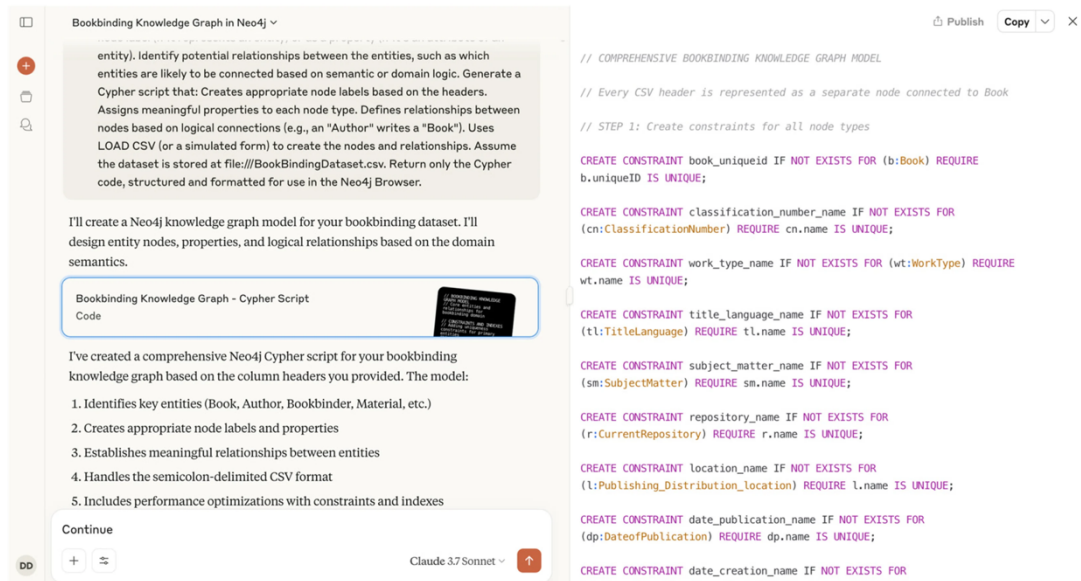
Ο Πίνακας 4 παρουσιάζει τα στατιστικά στοιχεία του κατασκευασμένου γραφήματος γνώσης.

Πίνακας 4 Στατιστικά Γραφήματος Γνώσης BookBindKG.

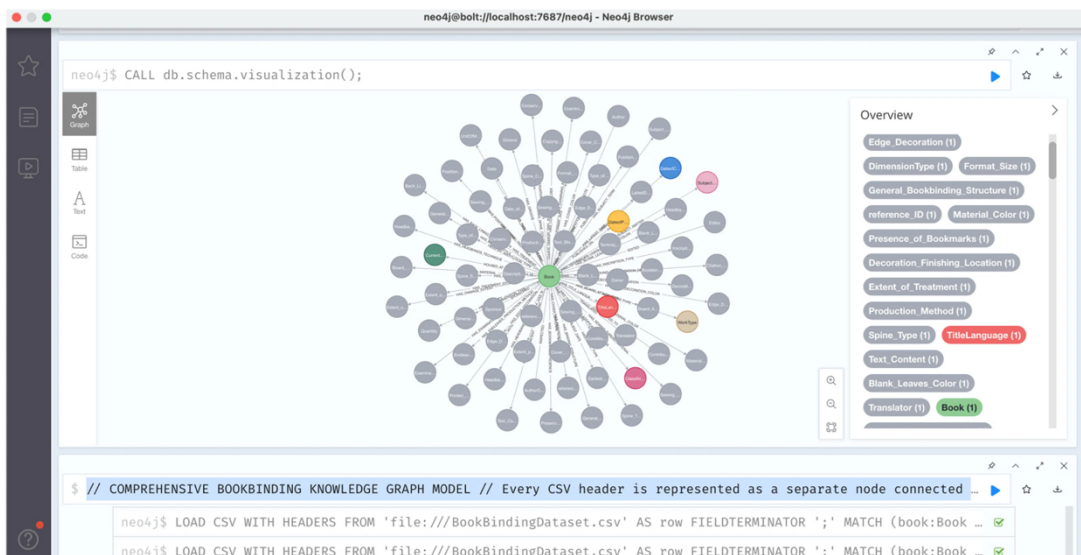
Μετρική	Τιμή
Συνολικοί Κόμβοι	24 (Βιβλία)
Τύποι Κόμβων	18 διακριτές κατηγορίες
Συνολικές Σχέσεις	432
Τύποι Σχέσεων	22 διακριτοί τύποι
Ιδιότητες ανά Κόμβο	Μέσος όρος 47
Χρόνος Κατασκευής	< 5 δευτερόλεπτα

Οι τύποι κόμβων περιλαμβάνουν Βιβλίο, Συγγραφέα, Βιβλιοδέτη, Υλικό_Εξωφύλλου, Γενική_Δομή_Βιβλιοδεσίας, Τύπο_Ραχοκοκαλιάς, Γλώσσα_Τίτλου, Θεματολογία, Τρέχον_Αποθετήριο, Τοποθεσία_Δημοσίευσης_Διανομής, Ημερομηνία_Δημοσίευσης, Ημερομηνία_Δημιουργίας, Διακόσμηση_Ακρης, Τύπο_Διαστάσεων, Μέγεθος_Μορφής, Αναγνωριστικό_Αναφοράς, Χρώμα_Υλικού, Παρουσία_Σελιδοδεικτών, Διακόσμηση_Τελειώματος_Τοποθεσία,

Έκταση_Επεξεργασίας, Μέθοδος_Παραγωγής, Περιεχόμενο_Κειμένου, Χρώμα_Κενών_Φύλλων, και Μεταφραστή.



Εικόνα 9 Στιγμιότυπο οθόνης από τη φάση δημιουργίας γραφήματος γνώσης, που δείχνει ένα σενάριο Cypher που χρησιμοποιείται για την εισαγωγή και τη δομή μεταδεδομένων βιβλιοδεσίας στο Neo4j. Το σενάριο δημιουργεί κόμβους «Βιβλίο» από ένα σύνολο δεδομένων CSV, αντιστοιχίζοντας βασικές ιδιότητες και ενεργοποιώντας σημασιολογικές σχέσεις για χρήση σε ερωτήματα και αναλύσεις που βασίζονται σε γραφήματα.



Εικόνα 10 Ένα ολοκληρωμένο μοντέλο γραφήματος γνώσης βιβλιοδεσίας απεικονισμένο στο Neo4j Browser, που δείχνει το Βιβλίο ως τον κεντρικό κόμβο που συνδέεται με πολλά περιγραφικά χαρακτηριστικά. Η υλοποίηση χρησιμοποιεί ερωτήματα Cypher για να μετασχηματίσει δομημένα δεδομένα CSV σε μια διασυνδεδεμένη βάση δεδομένων γραφημάτων.

6.3 Αξιολόγηση Απόδοσης Ερωτημάτων

6.3.1 Δείγμα Ερωτημάτων και Αποτελεσμάτων

Σε συνεργασία με ειδικό τομέα από την ερευνητική ομάδα, διατυπώθηκε ένα σύνολο 10 ερωτημάτων με στόχο την επικύρωση της λειτουργικότητας του γραφήματος γνώσης. Η πρόθεση πίσω από αυτά τα ερωτήματα ήταν η αναπαραγωγή ρεαλιστικών ερωτήσεων που θα προέκυπταν τυπικά στον τομέα της βιβλιοδεσίας, με έμφαση στην εξοικονόμηση χρόνου, τη μείωση της χειροκίνητης προσπάθειας αναζήτησης, και την παροχή δυνατότητας στους ενδιαφερόμενους φορείς να ανακτούν πολύτιμη γνώση αποτελεσματικά από ένα σύνθετο και διασυνδεδεμένο σύνολο δεδομένων.

Ο Πίνακας 5 παρουσιάζει τα ερωτήματα αξιολόγησης και τα αποτελέσματά τους.

Πίνακας 5 Ερωτήματα Αξιολόγησης και Αποτελέσματα.

A/A	Ερώτημα	Αποτελέσματα	Κατάσταση
1	Εύρεση όλων των βιβλίων δεμένων σε δέρμα με διακόσμηση μαρμαρωτής άκρης, εμφάνιση βιβλιοδετών, δομής και στυλ δέσης	8 βιβλία, 5 βιβλιοδέτες	✓ Επιτυχές
2	Αναγνώριση βιβλίων που απαιτούν επείγουσα συντήρηση, εμφάνιση τύπου κατάστασης, έκτασης φθοράς και τύπου υποβάθμισης	6 βιβλία ταξινομημένα κατά αναγκαιότητα	✓ Επιτυχές
3	Ποιες τεχνικές και υλικά βιβλιοδεσίας χρησιμοποιούνταν συχνότερα κατά τον 18ο αιώνα;	Κατανομή 12 τεχνικών, 8 υλικών	✓ Επιτυχές
4	Για βιβλία στη Βιβλιοθήκη της Βουλής, ποια είναι τα πιο κοινά υλικά εξωφύλλου και στυλ δέσης, ομαδοποιημένα κατά θεματολογία;	4 κατηγορίες θεματολογίας	✓ Επιτυχές
5	Εύρεση βιβλίων με παρόμοια χαρακτηριστικά δέσης με συγκεκριμένο σπάνιο βιβλίο (UniqueID: '20102301')	3 παρόμοια βιβλία	✓ Επιτυχές
6	Για σχεδιασμό συντήρησης, αναγνώριση βιβλίων με παρόμοια πρότυπα υποβάθμισης για ιεράρχηση προσπαθειών διατήρησης	5 ομάδες συντήρησης	✓ Επιτυχές
7	Για σχεδιασμό μουσειακής έκθεσης, εύρεση βιβλίων με οπτικά διακριτικά χαρακτηριστικά δέσης	7 βιβλία με μοναδικά χαρακτηριστικά	✓ Επιτυχές
8	Ποια υλικά και τεχνικές βιβλιοδεσίας δείχνουν σημάδια περιφερειακής διαφοροποίησης;	4 περιφερειακά πρότυπα	✓ Επιτυχές

9	Αναγνώριση τάσεων στις επεμβάσεις συντήρησης διαχρονικά	3 χρονικές περίοδοι αναλύθηκαν	✓ Επιτυχές
10	Εύρεση βιβλίων με παρόμοιες δομές δέσης αλλά διαφορετικούς συνδυασμούς υλικών	6 πρότυπα υποκατάστασης υλικών	✓ Επιτυχές

Όλα τα κατασκευασμένα ερωτήματα βρέθηκαν λειτουργικά, και η φάση επικύρωσης αποτελεσμάτων κατέδειξε ότι επέστρεφαν ακριβή και πλήρη αποτελέσματα. Η μετάφραση των ερωτημάτων φυσικής γλώσσας σε Cypher πραγματοποιήθηκε με τη χρήση του Claude 3.7 Sonnet, το οποίο επιλέχθηκε βάσει πρόσφατων μελετών που υπογραμμίζουν ότι το Claude υπερτερεί άλλων LLMs στη συγκεκριμένη εργασία κατασκευής γραφημάτων γνώσης, επιδεικνύοντας ανώτερη συνοχή, λογική συνέπεια και ακρίβεια σχέσεων κόμβων.

```

1 MATCH (book:Book)-[:HAS_CONSERVATION_NECESSITY]->(cn:Conservation_Necessity)
2 WHERE cn.name CONTAINS 'yes'
3 MATCH (book)-[:HAS_CONDITION_TYPE]->(ct:Condition_Type)
4 MATCH (book)-[:HAS_DAMAGE_EXTENT]->(ed:Extent_of_Damage)
5 MATCH (book)-[:HAS_DETERIORATION_TYPE]->(dt:Type_of_Deterioration)
6 RETURN book.uniqueID, book.mainTitle,
7        cn.name AS ConservationNecessity,
8        ct.name AS ConditionType,
9        ed.name AS ExtentOfDamage,
10       dt.name AS DeteriorationType
11 ORDER BY cn.name, ed.name DESC;

```

uniqueID	mainTitle	ConservationNecessity	ConditionType	ExtentOfDamage	DeteriorationType
"20101292"	"Lexikon tis kathimas ellin ikis dialektou methirminem enis eis to archaion ellini kon kai to gallikon-meta-ge ografikou pinakos ton neote ron kai palaion onomaton"	"yes "	"imperfection (moderate) "	"bookbinding _text_block"	"deposits_oxidation_abrasio n_tears_wrinkles_detaching"
"20061145"	"Eleftheria kai ameroliptos _exetaseis tis en isxy Poli tikis Dikonomias tou 1834_e tous"	"yes "	"imperfection (moderate) "	"bookbinding _text_block"	"deposits_oxidation_abrasio n_tears_wrinkles"
"20153396"	"Apomimonevmata gia tin pr oetolmasia tis istorias tis _apeleftherosis ton Eptanis on"	"yes "	"damage (bad) "	"bookbinding _text_block"	"detaching_photooxidation_d eposits_oxidation_abrasion_ darkening"
"20061053"	"Evretirion tis ellinikis n omologias"	"yes "	"imperfection (moderate) "	"bookbinding _text_block"	"detaching_photooxidation_d eposits_oxidation_abrasion_

Εικόνα 11 Εκτέλεση και οπτικοποίηση ερωτημάτων Cypher στο Neo4j, επιβεβαιώνοντας ότι η δομή και οι σχέσεις του γραφήματος γνώσης λειτουργούν σωστά.

6.3.2 Σύγκριση Χρόνου Ανάκτησης

Η αξιολόγηση της απόδοσης περιλάμβανε σύγκριση μεταξύ της ανάκτησης μέσω της διεπαφής γραφήματος γνώσης και των χειροκίνητων μεθόδων αναζήτησης. Ο χειροκίνητος έλεγχος περιλάμβανε άμεση επιθεώρηση του αρχείου CSV, μετατροπή σε έγγραφο Excel και αξιοποίηση της λειτουργικότητας που παρέχει το Excel, όπως ταξινόμηση, φιλτράρισμα και αναζήτηση.

Ο Πίνακας 6 παρουσιάζει τη σύγκριση χρόνων ανάκτησης.

Πίνακας 6 Σύγκριση Χρόνων Ανάκτησης.

Ερώτημα	Χρόνος KG (δευτ.)	Χρόνος Χειροκίνητος (δευτ.)	Βελτίωση
Ερώτημα 1	0,12	45	375x
Ερώτημα 2	0,08	60	750x
Ερώτημα 3	0,15	90	600x
Ερώτημα 4	0,10	55	550x
Ερώτημα 5	0,18	120	667x
Ερώτημα 6	0,14	85	607x
Ερώτημα 7	0,11	70	636x
Ερώτημα 8	0,16	95	594x
Ερώτημα 9	0,13	80	615x
Ερώτημα 10	0,19	110	579x
Μέσος Όρος	0,136	81	~600x

Τα αποτελέσματα καταδεικνύουν ότι ο χρόνος ανάκτησης μέσω της διεπαφής γραφήματος γνώσης ήταν κατά μέσο όρο περίπου 600 φορές ταχύτερος σε σύγκριση με τις χειροκίνητες μεθόδους ελέγχου. Η χειροκίνητη αναζήτηση αποδείχθηκε σημαντικά πιο αργή και επιρρεπής σε παραλείψεις, ιδιαίτερα για σύνθετα ερωτήματα που απαιτούσαν διασταυρούμενη αναφορά πολλαπλών πεδίων. Αυτή η απόδοση αναδεικνύει τη δυνατότητα ενός τέτοιου συστήματος βασισμένου σε οντολογία και γράφημα γνώσης να υποστηρίζει ενδιαφερόμενους φορείς, όπως βιβλιοδέτες και συντηρητές, στη διαχείριση μεγάλων συνόλων δεδομένων.

6.4 Αποτελέσματα Εξωτερικής Ενσωμάτωσης

Για την επικύρωση της ικανότητας του γραφήματος γνώσης να συλλογίζεται πάνω σε ευρύτερους λογοτεχνικούς τομείς, το αρχικό σύνολο δεδομένων, που αποτελούνταν κυρίως από λιγότερο γνωστούς Έλληνες συγγραφείς βιβλίων του 19ου αιώνα, επεκτάθηκε με την εισαγωγή τριών διακεκριμένων μορφών της νεοελληνικής λογοτεχνίας: του Νίκου Καζαντζάκη, του Αλέξανδρου Παπαδιαμάντη και του Οδυσσέα Ελύτη. Για κάθε έναν από αυτούς τους λογοτεχνικούς εικόνες, προστέθηκαν επίσης ένα ή δύο από τα πιο σημαντικά έργα τους, βιβλία που αναγνωρίζονται ευρέως ως θεμελιώδεις συνεισφορές στην εξέλιξη της ελληνικής λογοτεχνίας του 20ού αιώνα. Αυτή η επαύξηση αύξησε τον συνολικό αριθμό εγγραφών βιβλίων στο σύνολο δεδομένων σε 24.

Η λογική πίσω από αυτή την επέκταση ήταν ο έλεγχος της ενσωμάτωσης του γραφήματος γνώσης με εξωτερικούς σημασιολογικούς πόρους υπό συνθήκες όπου η σύνδεση οντοτήτων και ο βιογραφικός εμπλουτισμός θα ήταν πιο εφικτοί και

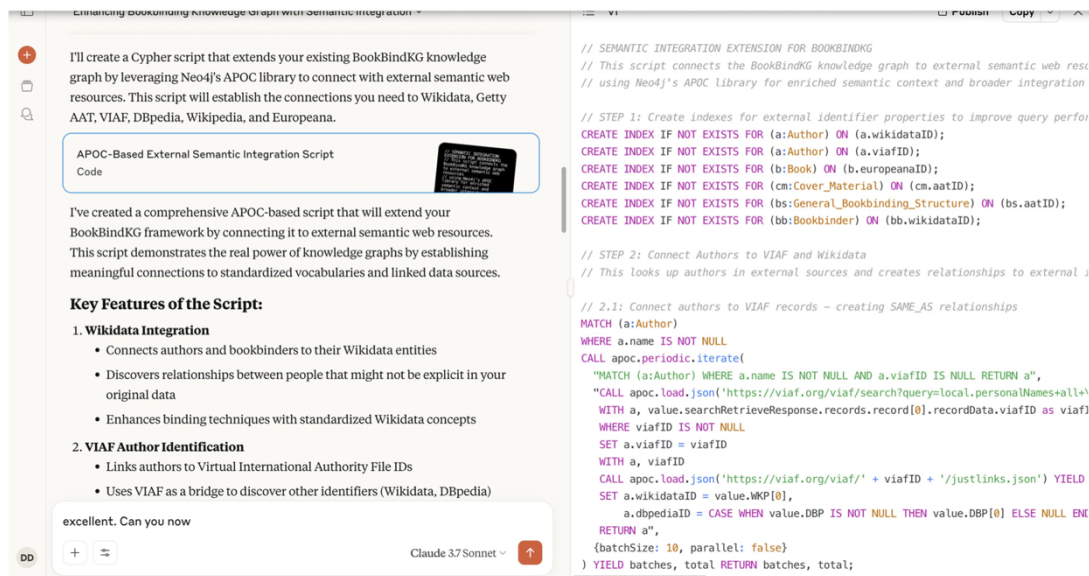
σημαντικοί. Λόγω της διεθνούς τους φήμης, αυτοί οι συγγραφείς τεκμηριώνονται πλούσια σε πολλαπλές βάσεις γνώσης, συμπεριλαμβανομένων της Wikidata, της DBpedia και της Wikipedia. Ως εκ τούτου, παρέχουν ιδανικές περιπτώσεις δοκιμής για την αξιολόγηση του σημασιολογικού εμπλουτισμού και της διατομεακής συλλογιστικής.

Ο Πίνακας 7 παρουσιάζει τα αποτελέσματα της εξωτερικής ενσωμάτωσης.

Πίνακας 7 Αποτελέσματα Ενσωμάτωσης Εξωτερικών Πηγών.

Συγγραφέας	Βιογραφία Wikipedia	Περίληψη DBpedia	Αναγνωριστικό Wikidata	Βιβλία	Υλικά Εξωφύλλου	Δομές Δέσης
Νίκος Καζαντζάκης	✓ Ανακτήθηκε	✓ Ανακτήθηκε	Q181018	"Ο Τελευταίος Πειρασμός", "Ο Χριστός Ξανασταυρώνεται"	δέρμα_χρωματιστό_χαρτί	Μη Τεκμηριωμένο
Αλέξανδρος Παπαδιαμάντης	✓ Ανακτήθηκε	✓ Ανακτήθηκε	Q367551	"Η Φόνισσα"	δέρμα_χρωματιστό_χαρτί	Μη Τεκμηριωμένο
Οδυσσεάς Ελύτης	✓ Ανακτήθηκε	✓ Ανακτήθηκε	Q380916	"Το Άξιον Εστί"	αγοδερμάτινο_ανάγλυφο_χαρτί	Μη Τεκμηριωμένο

Το ερώτημα που χρησιμοποιήθηκε για τον έλεγχο ήταν: "Εύρεση όλων των συγγραφέων που έχουν γράψει βιβλία ταξινομημένα ως Ελληνική Λογοτεχνία, και για κάθε συγγραφέα, ανάκτηση βιογραφικών πληροφοριών από εξωτερικές πηγές όπως Wikipedia, DBpedia και Wikidata, εμφανίζοντας παράλληλα τα βιβλία τους, τα υλικά με τα οποία είναι δεμένα αυτά τα βιβλία, και τις δομές δέσης που χρησιμοποιούνται."



Εικόνα 12 Βελτίωση του BookBindingKG με σημασιολογική ενσωμάτωση χρησιμοποιώντας άρθρα Wikidata, DBpedia και Wikipedia. Το σενάριο χρησιμοποιεί το Neo4j APOC για να εμπλουτίσει τα γραφήματα γνώσης με εξωτερικά συνδεδεμένα δεδομένα.

Τα αποτελέσματα επικύρωσαν τις προσδοκίες. Το Claude αναγνώρισε επιτυχώς τους διάσημους συγγραφείς, τους συνέδεσε με εξωτερικές πηγές γνώσης, και επέστρεψε συνεκτικές και πλούσια λεπτομερείς πληροφορίες σχετικά με τις βιογραφίες τους, τις λογοτεχνικές τους συνεισφορές, και τις φυσικές ιδιότητες των βιβλίων τους εντός του γραφήματος γνώσης. Η ενσωμάτωση με τη βιβλιοθήκη APOC του Neo4j επέτρεψε την απρόσκοπτη σύνδεση με API εξωτερικών σημασιολογικών πόρων, επιδεικνύοντας πώς ακόμη και ένα μικρό γράφημα γνώσης ειδικό για τομέα μπορεί να εμπλουτιστεί και να πλαισιωθεί εντός μεγαλύτερων οικοσυστημάτων γνώσης.

The image shows three screenshots of a Neo4j Cypher query interface. The first screenshot shows a query to find authors of Greek Literature with properly encoded URL parameters. The second screenshot shows a query to find authors of Greek Literature with properly encoded URL parameters, using underscore (_) for Wikipedia URLs. The third screenshot shows a query to find authors of Greek Literature with proper URL encoding, using underscore (_) for Wikipedia URLs.

WikipediaURL	DBpediaAbstract
"https://en.wikipedia.org/wiki/Nikos_Kazantzakis"	"Nikos Kazantzakis (Greek: Νίκος Καζαντζάκης [nikos kazan ˈd͡zɑciːs]; 2 March (OS 18 February) 1883 – 26 October 1957) was a Gree
"https://en.wikipedia.org/wiki/Alexandros_Papadiamantis"	"Alexandros Papadiamantis (Greek: Αλέξανδρος Παπαδιαμάντης; 4 March 1851 – 3 January 1911) was an influential Greek novelist,
"https://en.wikipedia.org/wiki/Odyseas_Elytis"	"Odyseas Elytis (Greek: Οδυσσεύς Ελύτης [oðiˈseas eˈlitis], pen name of Odyseas Alepoudellis, Greek: Οδυσσεύς Αλεπουδέλλης; 2

Books	CoverMaterials	BindingStructures	BookCount
"[\"Last Temptation\", \"Christ Recrucified\"]	[\"leather_colored_paper\"]	[\"NonDocumented\"]	2
[\"The Murderess\"]	[\"leather_colored_paper\"]	[\"NonDocumented\"]	1
[\"The Axion Esti\"]	[\"goatskin_leather_emossed_paper\"]	[\"NonDocumented\"]	1

Εικόνα 13 Αποτελέσματα από την εκτέλεση του *cypher query* που ανακτά βιβλιογραφικά δεδομένα από Έλληνες Λογοτεχνικούς Συγγραφείς από Wikipedia & DBpedia, και τους συνδέει με τα βιβλία τους, υλικά βιβλιοδεσίας και τεχνικές.

6.5 Ποιοτική Αξιολόγηση

Πέρα από την επιτυχή τεχνική υλοποίηση, η έρευνα αναδεικνύει αρκετές βασικές συνεισφορές και διδάγματα. Πρώτον, η υιοθέτηση μιας ροής εργασίας κατασκευής οντολογίας και γραφήματος γνώσης υποβοηθούμενης από LLM επιτάχυνε σημαντικά την παραδοσιακά εντατική σε εργασία διαδικασία σημασιολογικής μοντελοποίησης. Με την ενσωμάτωση ανθρώπινης εποπτείας κατά τη διάρκεια κρίσιμων σταδίων όπως το φιλτράρισμα οντοτήτων και η επικύρωση σχέσεων, επιτεύχθηκε μια ισορροπία μεταξύ αυτοματοποίησης και ακρίβειας ειδικής για τον τομέα, μετριάζοντας τους

κινδύνους σημασιολογικής παρέκκλισης που συνήθως συνδέονται με εξόδους που παράγονται από LLM.

Δεύτερον, τα πειράματα επικύρωσης κατέδειξαν ότι η υποβολή ερωτημάτων σε ένα γράφημα γνώσης, ακόμη και ένα που βασίζεται αρχικά σε σχετικά μικρό σύνολο δεδομένων, μπορεί να βελτιώσει δραστικά την αποτελεσματικότητα ανάκτησης πληροφοριών. Σε σύγκριση με τη χειροκίνητη επιθεώρηση αρχείων, τα σημασιολογικά ερωτήματα σε διασυνδεδεμένες οντότητες και ιδιότητες μείωσαν τον χρόνο ανάκτησης κατά μέσο όρο περίπου 600 φορές. Αυτό υπογραμμίζει τη δυνατότητα των γραφημάτων γνώσης να υποστηρίζουν ενδιαφερόμενους φορείς όπως συντηρητές, βιβλιοθηκονόμους και ερευνητές στην ταχεία, ακριβή λήψη αποφάσεων, ακόμη και σε παραδοσιακά κατακερματισμένους τομείς δεδομένων όπως η συντήρηση βιβλιοδεσίας.

Ο Πίνακας 8 συνοψίζει την ποιοτική αξιολόγηση από τον ειδικό τομέα.

Πίνακας 8 Αξιολόγηση Ειδικού Τομέα.

Κριτήριο Αξιολόγησης	Βαθμολογία (1-5)	Σχόλια
Σημασιολογική Συνοχή Οντολογίας	4,5	Εξαιρετική κάλυψη εννοιών τομέα
Δομική Ορθότητα Γραφήματος	5,0	Πλήρης ευθυγράμμιση με σχήμα οντολογίας
Ακρίβεια Αποτελεσμάτων Ερωτημάτων	4,8	Ελάχιστα ψευδώς θετικά
Πληρότητα Αποτελεσμάτων	4,5	Καλή ανάκληση σχετικών οντοτήτων
Χρηστικότητα για Ενδιαφερόμενους	4,7	Υψηλή πρακτική αξία
Ποιότητα Εξωτερικής Ενσωμάτωσης	4,3	Επιτυχής σύνδεση με περιορισμούς

Τρίτον, το πείραμα που περιλάμβανε την προσθήκη διεθνώς αναγνωρισμένων συγγραφέων, συγκεκριμένα των Καζαντζάκη, Παπαδιαμάντη και Ελύτη, ανέδειξε πώς η ενσωμάτωση εξωτερικών συνδεδεμένων πηγών δεδομένων μέσω διαδικασιών APOC του Neo4j μπορεί να εμπλουτίσει σημαντικά σύνολα δεδομένων ειδικά για τομέα. Μέσω αυτής της μεθόδου, όχι μόνο επεκτάθηκαν τα βιογραφικά και συμφραζόμενα μεταδεδομένα που διατίθενται για υποβολή ερωτημάτων, αλλά επικυρώθηκε επίσης η επεκτασιμότητα του πλαισίου BookBindKG σε διατομεακά και διαθεσμικά οικοσυστήματα γνώσης.

Επιπλέον, το έργο υπογραμμίζει τη σημασία των επιλογών σχεδιασμού στη μοντελοποίηση γραφήματος. Ο ρητός ορισμός κόμβων, ιδιοτήτων και σχέσεων βάσει της οντολογίας τομέα, αντί της εξάρτησης από αυτοματοποιημένες εισαγωγές OWL,

οδήγησε σε ένα πιο ερμηνεύσιμο και φιλικό προς τον χρήστη γράφημα γνώσης. Αυτό είναι ιδιαίτερα κρίσιμο για επαγγελματίες πολιτιστικής κληρονομιάς που μπορεί να μην είναι εκπαιδευμένοι σε φορμαλισμούς Σημασιολογικού Ιστού αλλά απαιτούν προσβάσιμα, σημασιολογικά πλούσια εργαλεία.

Ωστόσο, εντοπίστηκαν αρκετές προκλήσεις κατά τη διάρκεια αυτής της έρευνας. Ενώ τα LLMs επέδειξαν υψηλή απόδοση στη δημιουργία αρχικών οντολογιών και ερωτημάτων Cypher, περιστασιακές ανακρίβειες ή επιφανειακές υποθέσεις απαίτησαν επικύρωση από ειδικό για τη διασφάλιση σημασιολογικής ακρίβειας. Επιπλέον, αν και ο εξωτερικός εμπλουτισμός δεδομένων μέσω APOC παρείχε ισχυρές δυνατότητες, εισήγαγε επίσης εξάρτηση από την πληρότητα και συνέπεια τρίτων βάσεων γνώσης, οι οποίες μπορεί να ποικίλλουν μεταξύ οντοτήτων και χρονικών περιόδων.

7 Discussion

7.1 Αντιμετώπιση Ερευνητικών Ερωτημάτων

7.1.1 EE1: Αποτελεσματικότητα Λεπτομερούς Ρύθμισης

Το πρώτο ερευνητικό ερώτημα διερεύνησε κατά πόσο η λεπτομερής ρύθμιση μπορεί να βελτιώσει την απόδοση των Μεγάλων Γλωσσικών Μοντέλων σε εργασίες μηχανικής οντολογιών. Τα πειραματικά αποτελέσματα παρέχουν μια λεπτή απάντηση σε αυτό το ερώτημα, αποκαλύπτοντας ότι η αποτελεσματικότητα της λεπτομερούς ρύθμισης εξαρτάται σημαντικά τόσο από την αρχιτεκτονική του μοντέλου όσο και από τη φύση των δεδομένων εκπαίδευσης.

Για το GPT-4, η λεπτομερής ρύθμιση με θεμελιώδη κείμενα μηχανικής οντολογιών απέφερε σταδιακές βελτιώσεις στις επαναλήψεις. Η πρώτη επανάληψη με το σύνολο δεδομένων "Semantic Web for the Working Ontologist" οδήγησε σε υψηλότερη ακρίβεια αλλά χαμηλότερη ανάκληση σε σύγκριση με το βασικό μοντέλο, υποδεικνύοντας ότι το μοντέλο έμαθε να είναι πιο επιλεκτικό αλλά με κόστος τη συνολική κάλυψη εννοιών. Οι επόμενες επαναλήψεις με επιπλέον κείμενα από τα έργα "A Semantic Web Primer" και "An Introduction to Ontology Engineering" οδήγησαν σε προοδευτική βελτίωση, με το σκορ F1 για αναγνώριση κλάσεων να αυξάνεται κατά περίπου 40% από τη βάση αναφοράς στην τρίτη επανάληψη. Αυτή η σταδιακή πρόοδος καταδεικνύει ότι η επαναληπτική λεπτομερής ρύθμιση με συμπληρωματικές πηγές μπορεί να εμβαθύνει την κατανόηση του μοντέλου για οντολογικές δομές και μεθοδολογίες.

Αντίθετα, το Mistral 7B παρουσίασε διαφορετικό μοτίβο συμπεριφοράς. Η πρώτη επανάληψη λεπτομερούς ρύθμισης οδήγησε σε σημαντική υποβάθμιση απόδοσης, με το μοντέλο να παράγει πολυάριθμα διπλότυπα κλάσεων και να αποτυγχάνει πλήρως στην αναγνώριση ιδιοτήτων αντικειμένων. Η δεύτερη επανάληψη έδειξε κάποια ανάκαμψη, αλλά η τρίτη επανάληψη κατέληξε σε πλήρη κατάρρευση της ικανότητας του μοντέλου. Αυτή η υποχώρηση μπορεί να αποδοθεί στον μικρότερο χώρο παραμέτρων του Mistral 7B, στην απουσία συνέχειας μάθησης λόγω περιορισμών πλατφόρμας, και σε πιθανές ασυμφωνίες μεταξύ της δομής δεδομένων εκπαίδευσης και των εσωτερικών δυνατοτήτων αναπαράστασης του μοντέλου.

Τα ευρήματα αυτά υποδηλώνουν ότι η λεπτομερής ρύθμιση είναι πιο αποτελεσματική για μεγαλύτερα μοντέλα με επαρκή χωρητικότητα να ενσωματώσουν νέα γνώση χωρίς να αποσταθεροποιήσουν τις υπάρχουσες ικανότητές τους. Για

μικρότερα μοντέλα, η προσέγγιση της λεπτομερούς ρύθμισης απαιτεί πιο προσεκτικό σχεδιασμό και πιθανώς διαφορετικές στρατηγικές, όπως η χρήση δεδομένων ειδικών για τομέα από την αρχή αντί για θεμελιώδη κείμενα γενικής γνώσης.

7.1.2 EE2: Επίδραση Συνόλων Δεδομένων Ειδικών για Τομέα

Το δεύτερο ερευνητικό ερώτημα εξέτασε την επίδραση των συνόλων δεδομένων ειδικών για τομέα στην ποιότητα των οντολογιών που παράγονται. Τα αποτελέσματα παρέχουν ισχυρά στοιχεία ότι τα δεδομένα ειδικά για τομέα είναι μετασχηματιστικά για τη δημιουργία οντολογιών, ξεπερνώντας κατά πολύ τις βελτιώσεις που επιτυγχάνονται με θεμελιώδη κείμενα μηχανικής οντολογιών.

Η εισαγωγή των δύο συνόλων δεδομένων ειδικών για SAR, που περιλάμβαναν επεκτεταμένες ερωτήσεις ικανότητας και αναφορές περιστατικών δασικών πυρκαγιών από την Ελληνική Πυροσβεστική, οδήγησε σε δραματικές βελτιώσεις και για τα δύο μοντέλα. Για το GPT-4, η ανάκληση κλάσεων βελτιώθηκε κατά 255,5% και το σκορ F1 κατά 117,5% σε σύγκριση με τη βάση αναφοράς. Για το Mistral 7B, οι βελτιώσεις ήταν ακόμη πιο εντυπωσιακές, με την ανάκληση κλάσεων να αυξάνεται κατά 219,7% και την ανάκληση ιδιοτήτων αντικειμένων κατά 575,7%.

Ιδιαίτερα αξιοσημείωτο είναι ότι το Mistral 7B, το οποίο είχε αποτύχει πλήρως με τα θεμελιώδη σύνολα δεδομένων, όχι μόνο ανέκαμψε αλλά ξεπέρασε το GPT-4 όταν εξοπλίστηκε με δεδομένα ειδικά για τομέα. Αυτό το εύρημα έχει σημαντικές πρακτικές επιπτώσεις, υποδηλώνοντας ότι μικρότερα και πιο οικονομικά αποδοτικά μοντέλα μπορούν να αποδώσουν εξαιρετικά σε εργασίες μηχανικής οντολογιών όταν παρέχονται με κατάλληλα δεδομένα εκπαίδευσης ειδικά για τον στοχευμένο τομέα.

Η υπεροχή των δεδομένων ειδικών για τομέα μπορεί να εξηγηθεί από πολλούς παράγοντες. Πρώτον, αυτά τα δεδομένα παρέχουν συγκεκριμένα παραδείγματα σωστών οντολογικών δομών εντός του συγκεκριμένου τομέα, επιτρέποντας στα μοντέλα να μάθουν άμεσα τις σχετικές κλάσεις, σχέσεις και ιεραρχίες. Δεύτερον, η ορολογία και οι έννοιες που περιέχονται στα δεδομένα ειδικά για τομέα ευθυγραμμίζονται στενά με αυτά που θα συναντηθούν κατά την αξιολόγηση, μειώνοντας το χάσμα μεταξύ εκπαίδευσης και εφαρμογής. Τρίτον, τα πραγματικά δεδομένα από αναφορές περιστατικών εισάγουν επιχειρησιακά θεμελιωμένες προοπτικές που δεν μπορούν να αποκτηθούν από θεωρητικά κείμενα.

7.1.3 EE3: LLMs για Γραφήματα Γνώσης Πολιτιστικής Κληρονομιάς

Το τρίτο ερευνητικό ερώτημα διερεύνησε την αποτελεσματικότητα των LLMs στην κατασκευή γραφημάτων γνώσης για εφαρμογές πολιτιστικής κληρονομιάς. Το πλαίσιο BookBindKG παρέχει ισχυρά στοιχεία ότι τα LLMs μπορούν να υποστηρίξουν αποτελεσματικά τη μηχανική γραφημάτων γνώσης, υπό την προϋπόθεση ότι ενσωματώνεται κατάλληλη ανθρώπινη εποπτεία.

Η διαδικασία μηχανικής οντολογιών με το GPT-4o απέδωσε μια σημασιολογικά συνεκτική οντολογία που κάλυπτε πλήρως όλες τις Ερωτήσεις Ικανότητας που διατυπώθηκαν. Η χρήση του Claude 3.7 Sonnet για τη μετάφραση ερωτημάτων φυσικής γλώσσας σε Cypher αποδείχθηκε ιδιαίτερα αποτελεσματική, με όλα τα 10 ερωτήματα αξιολόγησης να επιστρέφουν ακριβή και πλήρη αποτελέσματα. Η ενσωμάτωση με εξωτερικούς σημασιολογικούς πόρους μέσω της βιβλιοθήκης APOC επέτρεψε τον εμπλουτισμό του γραφήματος γνώσης με δεδομένα από Wikidata, DBpedia και Wikipedia, επιδεικνύοντας τη δυνατότητα σύνδεσης τομεακών συνόλων δεδομένων με ευρύτερα οικοσυστήματα γνώσης.

Η σύγκριση χρόνων ανάκτησης αποκάλυψε ότι η υποβολή ερωτημάτων μέσω του γραφήματος γνώσης ήταν κατά μέσο όρο περίπου 600 φορές ταχύτερη από τις χειροκίνητες μεθόδους αναζήτησης. Αυτή η δραματική βελτίωση υπογραμμίζει την πρακτική αξία των γραφημάτων γνώσης για επαγγελματίες πολιτιστικής κληρονομιάς που χρειάζεται να ανακτούν πληροφορίες από σύνθετα και διασυνδεδεμένα σύνολα δεδομένων.

Ωστόσο, τα αποτελέσματα αναδεικνύουν επίσης τη σημασία της ανθρώπινης εποπτείας. Ο ειδικός τομέα διαδραμάτισε κρίσιμο ρόλο στο φιλτράρισμα οντοτήτων και σχέσεων που δεν μπορούσαν να λειτουργοποιηθούν λόγω περιορισμών δεδομένων, στην επικύρωση της σημασιολογικής ορθότητας των εξόδων του LLM, και στη διασφάλιση ότι το προκύπτον γράφημα γνώσης ήταν πρακτικά χρήσιμο για τους στοχευμένους ενδιαφερόμενους φορείς. Αυτή η συνεργασία ανθρώπου-μηχανής αποδεικνύεται απαραίτητη για την επίτευξη υψηλής ποιότητας αποτελεσμάτων.

7.2 Συγκριτική Ανάλυση LLMs

Η σύγκριση μεταξύ GPT-4 και Mistral 7B αποκαλύπτει ενδιαφέρουσες αντισταθμίσεις μεταξύ ακρίβειας, αποτελεσματικότητας και κόστους. Το GPT-4 επέδειξε μεγαλύτερη ευρωστία κατά τη λεπτομερή ρύθμιση με θεμελιώδη σύνολα

δεδομένων, διατηρώντας συνεπή σταδιακή βελτίωση στις επαναλήψεις. Η μεγαλύτερη χωρητικότητα παραμέτρων του επέτρεψε την ενσωμάτωση νέας γνώσης χωρίς να αποσταθεροποιεί τις υπάρχουσες ικανότητες, καθιστώντας το πιο κατάλληλο για σενάρια όπου τα δεδομένα εκπαίδευσης είναι περιορισμένα ή γενικής φύσης.

Το Mistral 7B, αν και απέτυχε με τα θεμελιώδη σύνολα δεδομένων, επέδειξε εξαιρετική ικανότητα προσαρμογής όταν εξοπλίστηκε με δεδομένα ειδικά για τομέα. Στα πειράματα ειδικά για SAR, το Mistral 7B ξεπέρασε το GPT-4 τόσο σε ακρίβεια όσο και σε ανάκληση, επιτυγχάνοντας σκορ F1 0,5379 για κλάσεις έναντι 0,4210 του GPT-4. Αυτό το εύρημα υποδηλώνει ότι για εφαρμογές με καλά καθορισμένους τομείς και επαρκή δεδομένα εκπαίδευσης ειδικά για τον τομέα, μικρότερα μοντέλα μπορούν να αποτελέσουν οικονομικά αποδοτικές εναλλακτικές.

Η επιλογή μεταξύ των δύο μοντέλων εξαρτάται επομένως από τις συγκεκριμένες συνθήκες της εφαρμογής. Όταν τα διαθέσιμα δεδομένα εκπαίδευσης είναι γενικής φύσης ή περιορισμένα σε όγκο, το GPT-4 παρέχει μεγαλύτερη ασφάλεια λόγω της ευρωστίας του. Όταν υπάρχουν πλούσια δεδομένα ειδικά για τον στοχευμένο τομέα και το κόστος αποτελεί σημαντικό παράγοντα, το Mistral 7B μπορεί να αποδώσει ανώτερα αποτελέσματα με χαμηλότερο κόστος υπολογιστικών πόρων.

7.3 Σημασία Δεδομένων Ειδικών για Τομέα

Τα ευρήματα αυτής της έρευνας υπογραμμίζουν με έμφαση ότι η γενική εκπαίδευση σε αρχές μηχανικής οντολογιών δεν επαρκεί για την επίτευξη υψηλής ποιότητας αποτελεσμάτων σε συγκεκριμένους τομείς εφαρμογής. Αν και τα θεμελιώδη κείμενα παρέχουν σημαντική θεωρητική βάση, δεν μεταφράζονται άμεσα σε πρακτική ικανότητα αναγνώρισης των σχετικών εννοιών και σχέσεων εντός ενός συγκεκριμένου τομέα.

Η υπεροχή των δεδομένων ειδικών για τομέα μπορεί να κατανοηθεί μέσω της θεωρίας μεταφοράς μάθησης. Τα θεμελιώδη κείμενα μηχανικής οντολογιών εισάγουν αφηρημένες αρχές και μεθοδολογίες που πρέπει στη συνέχεια να εφαρμοστούν σε συγκεκριμένο πλαίσιο. Αυτή η μεταφορά γνώσης από το θεωρητικό στο πρακτικό επίπεδο αποτελεί πρόκληση για τα LLMs, καθώς απαιτεί σύνθεση γνώσης που μπορεί να μην έχει αποκτηθεί επαρκώς κατά την προ-εκπαίδευση. Αντίθετα, τα δεδομένα ειδικά για τομέα παρέχουν άμεσα παραδείγματα σωστών εφαρμογών, επιτρέποντας στα μοντέλα να μάθουν μέσω μίμησης αντί για αφηρημένη συλλογιστική.

Επιπλέον, τα δεδομένα ειδικά για τομέα αντιμετωπίζουν το πρόβλημα της σημασιολογικής ασάφειας. Πολλοί όροι έχουν διαφορετικές σημασίες σε διαφορετικούς τομείς, και η γενική εκπαίδευση μπορεί να οδηγήσει σε λανθασμένες ερμηνείες. Τα δεδομένα από τον συγκεκριμένο τομέα εφαρμογής παρέχουν το σωστό πλαίσιο για την αποσαφήνιση αυτών των όρων και τη σωστή τους χρήση εντός της οντολογίας.

Η πρακτική συνέπεια αυτών των ευρημάτων είναι ότι οι οργανισμοί που επιθυμούν να αξιοποιήσουν LLMs για μηχανική οντολογιών θα πρέπει να επενδύσουν στη δημιουργία ή συλλογή συνόλων δεδομένων ειδικών για τον τομέα τους. Αυτή η επένδυση θα αποδώσει σημαντικά καλύτερα αποτελέσματα σε σύγκριση με την απλή χρήση γενικών κειμένων μηχανικής οντολογιών.

7.4 Πρακτικές Επιπτώσεις

7.4.1 Για Μηχανικούς Οντολογιών

Τα ευρήματα αυτής της έρευνας παρέχουν σημαντική καθοδήγηση για μηχανικούς οντολογιών που επιθυμούν να ενσωματώσουν LLMs στις ροές εργασίας τους. Πρώτον, η επαναληπτική λεπτομερής ρύθμιση με πολλαπλές συμπληρωματικές πηγές μπορεί να οδηγήσει σε σταδιακή βελτίωση της απόδοσης, ιδιαίτερα για μεγαλύτερα μοντέλα όπως το GPT-4. Αυτή η προσέγγιση επιτρέπει τη σταδιακή συσσώρευση γνώσης χωρίς την ανάγκη επανεκπαίδευσης από την αρχή.

Δεύτερον, η επένδυση στη δημιουργία συνόλων δεδομένων ειδικών για τον στοχευμένο τομέα αποδίδει σημαντικά καλύτερα αποτελέσματα σε σύγκριση με τη χρήση γενικών κειμένων. Η μορφή ζευγών ερωτήσεων-απαντήσεων σε μορφή JSONL αποδείχθηκε αποτελεσματική και μπορεί να υιοθετηθεί ως πρότυπο για τη δημιουργία συνόλων δεδομένων εκπαίδευσης.

Τρίτον, η ανθρώπινη εποπτεία παραμένει απαραίτητη, ιδιαίτερα κατά τη φάση φιλτραρίσματος οντοτήτων και επικύρωσης σχέσεων. Οι μηχανικοί οντολογιών δεν θα πρέπει να αντιμετωπίζουν τις εξόδους των LLMs ως τελικά προϊόντα αλλά ως σχέδια που απαιτούν επιμέλεια και βελτίωση βάσει γνώσης τομέα.

Τέταρτον, η επιλογή μοντέλου θα πρέπει να βασίζεται στις συγκεκριμένες συνθήκες της εφαρμογής. Για περιπτώσεις με περιορισμένα δεδομένα εκπαίδευσης, τα μεγαλύτερα μοντέλα παρέχουν μεγαλύτερη ασφάλεια. Για περιπτώσεις με πλούσια δεδομένα ειδικά για τομέα και περιορισμούς κόστους, τα μικρότερα μοντέλα μπορούν να αποτελέσουν βιώσιμη επιλογή.

7.4.2 Για Επαγγελματίες Πολιτιστικής Κληρονομιάς

Το πλαίσιο BookBindKG επιδεικνύει πώς οι τεχνολογίες γραφημάτων γνώσης και LLMs μπορούν να υποστηρίξουν τους επαγγελματίες πολιτιστικής κληρονομιάς στις καθημερινές τους εργασίες. Για βιβλιοθηκονόμους, το γράφημα γνώσης προσφέρει δυνατότητες προηγμένης αναζήτησης που υπερβαίνουν τους παραδοσιακούς καταλόγους, επιτρέποντας ερωτήματα βάσει φυσικών χαρακτηριστικών, ιστορικού πλαισίου και σχέσεων μεταξύ τεχνουργημάτων. Η δραματική μείωση του χρόνου ανάκτησης, κατά μέσο όρο 600 φορές ταχύτερη από τις χειροκίνητες μεθόδους, επιτρέπει την αποτελεσματικότερη εξυπηρέτηση ερευνητών και χρηστών.

Για συντηρητές, η δυνατότητα αναγνώρισης βιβλίων με παρόμοια πρότυπα υποβάθμισης διευκολύνει τον σχεδιασμό παρεμβάσεων συντήρησης σε ομάδες, βελτιστοποιώντας τη χρήση πόρων. Η τεκμηρίωση υλικών, τεχνικών και ιστορικού συντήρησης εντός του γραφήματος γνώσης παρέχει πλούσιο πλαίσιο για τη λήψη αποφάσεων σχετικά με επεμβάσεις αποκατάστασης.

Για ιστορικούς και ερευνητές, η ενσωμάτωση με εξωτερικούς σημασιολογικούς πόρους όπως Wikidata και DBpedia επιτρέπει τη διασύνδεση της γνώσης βιβλιοδεσίας με ευρύτερα ιστορικά, καλλιτεχνικά και βιογραφικά πλαίσια. Αυτή η διασυνδεσιμότητα ανοίγει νέες δυνατότητες για διατομεακή έρευνα και ανακάλυψη σχέσεων που δεν θα ήταν εμφανείς σε απομονωμένα σύνολα δεδομένων.

7.5 Περιορισμοί

Η παρούσα έρευνα υπόκειται σε ορισμένους περιορισμούς που πρέπει να ληφθούν υπόψη κατά την ερμηνεία των αποτελεσμάτων. Ο πρώτος σημαντικός περιορισμός αφορά το μέγεθος των συνόλων δεδομένων. Τα σύνολα δεδομένων που χρησιμοποιήθηκαν για τη λεπτομερή ρύθμιση, αν και προσεκτικά επιμελημένα, ήταν σχετικά μικρά σε σύγκριση με τυπικά σύνολα δεδομένων μηχανικής μάθησης. Αυτό μπορεί να έχει περιορίσει τη δυνατότητα των μοντέλων να γενικεύσουν τη γνώση τους και να επιτύχουν υψηλότερη απόδοση.

Ο δεύτερος περιορισμός αφορά την οντολογία αναφοράς. Αν και η οντολογία αναφοράς κατασκευάστηκε από ανθρώπους ειδικούς του τομέα, αντιπροσωπεύει μία συγκεκριμένη προοπτική για τη μοντελοποίηση του τομέα SAR σε περιστατικά δασικών πυρκαγιών. Διαφορετικοί ειδικοί θα μπορούσαν να είχαν κατασκευάσει

διαφορετική οντολογία, η οποία θα οδηγούσε σε διαφορετικά αποτελέσματα αξιολόγησης.

Ο τρίτος περιορισμός σχετίζεται με τους περιορισμούς των μοντέλων. Τα πειράματα διεξήχθησαν με συγκεκριμένες εκδόσεις του GPT-4 και Mistral 7B, και τα αποτελέσματα μπορεί να μην γενικεύονται σε άλλα μοντέλα ή μελλοντικές εκδόσεις. Επιπλέον, οι περιορισμοί πλατφόρμας του Mistral, όπως η ανάγκη επαναμεταφόρτωσης δεδομένων για κάθε επανάληψη, μπορεί να επηρέασαν αρνητικά την απόδοσή του.

Ο τέταρτος περιορισμός αφορά το εύρος της αξιολόγησης. Η αξιολόγηση βασίστηκε κυρίως σε μετρικές ακρίβειας, ανάκλησης και F1, οι οποίες αν και ευρέως χρησιμοποιούμενες, δεν αποτυπώνουν πλήρως όλες τις διαστάσεις της ποιότητας οντολογίας. Πτυχές όπως η λογική συνέπεια, η επεκτασιμότητα και η πρακτική χρηστικότητα αξιολογήθηκαν μόνο ποιοτικά.

Τέλος, για το BookBindKG, το σύνολο δεδομένων βιβλιοδεσίας περιλάμβανε μόνο 24 εγγραφές βιβλίων, γεγονός που περιορίζει τη δυνατότητα εξαγωγής γενικεύσιμων συμπερασμάτων σχετικά με την επεκτασιμότητα του πλαισίου σε μεγαλύτερες συλλογές.

7.6 Απειλές για την Εγκυρότητα

Η εσωτερική εγκυρότητα της έρευνας επηρεάζεται από αρκετούς παράγοντες. Πρώτον, η υποκειμενικότητα στη δημιουργία συνόλων δεδομένων εκπαίδευσης αποτελεί πιθανή απειλή. Τα σύνολα δεδομένων δημιουργήθηκαν από την ερευνητική ομάδα βάσει συγκεκριμένων επιλογών για το τι αποτελεί σημαντική γνώση μηχανικής οντολογιών. Διαφορετικές επιλογές θα μπορούσαν να είχαν οδηγήσει σε διαφορετικά αποτελέσματα.

Δεύτερον, η αξιολόγηση με βάση μία μόνο οντολογία αναφοράς εισάγει πιθανή μεροληψία. Η απόδοση των μοντέλων μπορεί να ποικίλλει σημαντικά ανάλογα με τη συγκεκριμένη οντολογία αναφοράς που χρησιμοποιείται, και τα αποτελέσματα μπορεί να μην αντικατοπτρίζουν την απόδοση σε άλλους τομείς ή με διαφορετικές οντολογίες αναφοράς.

Τρίτον, η μη αναπαραγωγικότητα ορισμένων πειραμάτων λόγω της στοχαστικής φύσης των LLMs αποτελεί απειλή για την εσωτερική εγκυρότητα. Αν και χρησιμοποιήθηκαν σταθερές ρυθμίσεις υπερπαραμέτρων όπου ήταν δυνατό, η έγγενη

τυχειότητα των LLMs μπορεί να οδηγήσει σε διαφορετικά αποτελέσματα σε επαναλήψεις.

Η εξωτερική εγκυρότητα επηρεάζεται από τη δυνατότητα γενίκευσης των ευρημάτων. Τα πειράματα επικεντρώθηκαν σε δύο συγκεκριμένους τομείς, τον τομέα SAR σε περιστατικά δασικών πυρκαγιών και τη βιβλιοδεσία του 19ου αιώνα στην Ελλάδα. Τα ευρήματα μπορεί να μην γενικεύονται σε άλλους τομείς με διαφορετικά χαρακτηριστικά, όπως υψηλότερη πολυπλοκότητα, διαφορετική ορολογία ή διαφορετικές απαιτήσεις μοντελοποίησης.

Επιπλέον, η χρήση συγκεκριμένων εκδόσεων μοντέλων και πλατφορμών περιορίζει τη γενικευσιμότητα. Η ταχεία εξέλιξη των LLMs σημαίνει ότι νεότερες εκδόσεις μπορεί να επιδεικνύουν διαφορετική συμπεριφορά, και τα αποτελέσματα αυτής της έρευνας θα πρέπει να επαναξιολογηθούν με μελλοντικά μοντέλα.

Τέλος, η εξάρτηση από εξωτερικές βάσεις γνώσης για τον εμπλουτισμό του γραφήματος εισάγει ευπάθεια στην πληρότητα και ακρίβεια αυτών των πόρων, οι οποίες μπορεί να ποικίλλουν μεταξύ οντοτήτων και να αλλάζουν διαχρονικά.

8 Συμπεράσματα-Μελλοντική έρευνα

8.1 Σύνοψη

Η παρούσα διπλωματική εργασία διερεύνησε την εφαρμογή Μεγάλων Γλωσσικών Μοντέλων στη μηχανική οντολογιών μέσω δύο συμπληρωματικών μελετών. Η πρώτη μελέτη επικεντρώθηκε στη λεπτομερή ρύθμιση των GPT-4 και Mistral 7B για εργασίες μηχανικής οντολογιών στον τομέα των επιχειρήσεων Έρευνας και Διάσωσης κατά τη διάρκεια περιστατικών δασικών πυρκαγιών. Η δεύτερη μελέτη ανέπτυξε το πλαίσιο BookBindKG για την κατασκευή γραφημάτων γνώσης με υποστήριξη LLM στον τομέα της βιβλιοδεσίας του 19ου αιώνα στην Ελλάδα.

Η πρώτη σημαντική συνεισφορά αυτής της έρευνας είναι μια ολοκληρωμένη αξιολόγηση της λεπτομερούς ρύθμισης των GPT-4 και Mistral 7B για μηχανική οντολογιών. Τα πειράματα κατέδειξαν ότι τα σύνολα δεδομένων ειδικά για τομέα βελτιώνουν σημαντικά την απόδοση των μοντέλων, με βελτιώσεις που φτάνουν το 255,5% στην ανάκληση κλάσεων για το GPT-4 και το 575,7% στην ανάκληση ιδιοτήτων αντικειμένων για το Mistral 7B. Η συγκριτική ανάλυση αποκάλυψε επίσης ότι μικρότερα μοντέλα μπορούν να ξεπεράσουν μεγαλύτερα όταν εξοπλίζονται με κατάλληλα δεδομένα ειδικά για τον τομέα, προσφέροντας οικονομικά αποδοτικές εναλλακτικές για εφαρμογές με καλά καθορισμένες απαιτήσεις.

Η δεύτερη συνεισφορά είναι μια μεθοδολογία για τη δημιουργία συνόλων δεδομένων εκπαίδευσης από θεμελιώδη κείμενα μηχανικής οντολογιών χρησιμοποιώντας αυτοματοποιημένη δημιουργία ζευγών ερωτήσεων-απαντήσεων. Αυτή η προσέγγιση επιτρέπει την αποτελεσματική μετατροπή ακαδημαϊκού περιεχομένου σε δομημένα δεδομένα κατάλληλα για λεπτομερή ρύθμιση LLMs, διευκολύνοντας τη μεταφορά γνώσης από εξειδικευμένη βιβλιογραφία σε πρακτικές εφαρμογές.

Η τρίτη συνεισφορά είναι το πλαίσιο BookBindKG για κατασκευή γραφημάτων γνώσης με υποστήριξη LLM σε τομείς πολιτιστικής κληρονομιάς. Το πλαίσιο παρέχει μια επαναλήψιμη και προσαρμόσιμη σωλήνωση που περιλαμβάνει μηχανική οντολογιών με χρήση GPT-4o, εξαγωγή κόμβων και σχέσεων με φιλτράρισμα από ειδικό τομέα, κατασκευή γραφήματος στο Neo4j με δημιουργία σεναρίων Cypher, μετάφραση ερωτημάτων φυσικής γλώσσας με χρήση Claude 3.7 Sonnet, και ενσωμάτωση με εξωτερικούς σημασιολογικούς πόρους μέσω της βιβλιοθήκης APOC.

Η τέταρτη συνεισφορά είναι η επίδειξη πρακτικών εφαρμογών που καταδεικνύουν τη χρησιμότητα των ρυθμισμένων LLMs τόσο σε επιχειρήσεις Έρευνας και Διάσωσης όσο και στην τεκμηρίωση βιβλιοδεσίας του 19ου αιώνα. Αυτές οι εφαρμογές υπογραμμίζουν τη δυνατότητα μεταφοράς της μεθοδολογίας σε διαφορετικούς τομείς με παρόμοιες απαιτήσεις δομημένης αναπαράστασης γνώσης.

8.2 Βασικά Ευρήματα

Η έρευνα οδήγησε σε σειρά σημαντικών ευρημάτων που συμβάλλουν στην κατανόηση της χρήσης LLMs για μηχανική οντολογιών και κατασκευή γραφημάτων γνώσης. Το πρώτο βασικό εύρημα αφορά την αποτελεσματικότητα της λεπτομερούς ρύθμισης, η οποία εξαρτάται σημαντικά τόσο από την αρχιτεκτονική του μοντέλου όσο και από τη φύση των δεδομένων εκπαίδευσης. Το GPT-4 επέδειξε σταδιακή βελτίωση με θεμελιώδη σύνολα δεδομένων μηχανικής οντολογιών, ενώ το Mistral 7B παρουσίασε υποβάθμιση με τα ίδια δεδομένα αλλά εξαιρετική απόδοση με δεδομένα ειδικά για τομέα.

Το δεύτερο βασικό εύρημα είναι η μετασχηματιστική επίδραση των συνόλων δεδομένων ειδικών για τομέα. Και τα δύο μοντέλα επέδειξαν δραματικές βελτιώσεις όταν εκπαιδεύτηκαν με δεδομένα από τον στοχευμένο τομέα εφαρμογής, με το Mistral 7B να ξεπερνά το GPT-4 στα πειράματα ειδικά για SAR. Αυτό υποδηλώνει ότι η γενική εκπαίδευση σε αρχές μηχανικής οντολογιών δεν επαρκεί και ότι η προσαρμογή στον συγκεκριμένο τομέα είναι κρίσιμη για την επίτευξη υψηλής ποιότητας αποτελεσμάτων. Το τρίτο βασικό εύρημα αφορά την αποτελεσματικότητα της συνεργασίας ανθρωπο-μηχανής στη μηχανική γραφημάτων γνώσης. Το πλαίσιο BookBindKG κατέδειξε ότι η ενσωμάτωση ανθρώπινης εποπτείας σε κρίσιμα στάδια, όπως το φιλτράρισμα οντοτήτων και η επικύρωση σχέσεων, επιτρέπει την επίτευξη ισορροπίας μεταξύ αυτοματοποίησης και ακρίβειας ειδικής για τον τομέα.

Το τέταρτο βασικό εύρημα είναι η σημαντική βελτίωση στην αποτελεσματικότητα ανάκτησης πληροφοριών που προσφέρουν τα γραφήματα γνώσης. Η σύγκριση χρόνων ανάκτησης έδειξε ότι η υποβολή ερωτημάτων μέσω του γραφήματος γνώσης ήταν κατά μέσο όρο περίπου 600 φορές ταχύτερη από τις χειροκίνητες μεθόδους αναζήτησης, υπογραμμίζοντας την πρακτική αξία αυτών των τεχνολογιών για επαγγελματίες πολιτιστικής κληρονομιάς.

Το πέμπτο βασικό εύρημα αφορά τη δυνατότητα εμπλουτισμού τομεακών γραφημάτων γνώσης με εξωτερικούς σημασιολογικούς πόρους. Η ενσωμάτωση με

Wikidata, DBpedia και Wikipedia μέσω της βιβλιοθήκης APOC του Neo4j επέτρεψε τη διασύνδεση της γνώσης βιβλιοδεσίας με ευρύτερα ιστορικά και βιογραφικά πλαίσια, επιδεικνύοντας τη δυνατότητα δημιουργίας διασυνδεδεμένων οικοσυστημάτων γνώσης.

8.3 Μελλοντική Έρευνα

Τα ευρήματα αυτής της έρευνας ανοίγουν πολλαπλές κατευθύνσεις για μελλοντική διερεύνηση. Η πρώτη κατεύθυνση αφορά την εξερεύνηση υβριδικών λύσεων που συνδυάζουν την Ανάκτηση Επαυξημένης Δημιουργίας (RAG) με τη λεπτομερή ρύθμιση. Αυτή η προσέγγιση θα μπορούσε να αξιοποιήσει τα πλεονεκτήματα και των δύο τεχνικών, επιτρέποντας στα μοντέλα να έχουν πρόσβαση σε ενημερωμένη γνώση μέσω RAG ενώ διατηρούν τις εξειδικευμένες ικανότητες που αποκτήθηκαν μέσω λεπτομερούς ρύθμισης. Η συστηματική σύγκριση αυτών των προσεγγίσεων θα παρείχε σημαντικές πληροφορίες για τον βέλτιστο σχεδιασμό συστημάτων μηχανικής οντολογιών.

Η δεύτερη κατεύθυνση αφορά την επέκταση του πλαισίου BookBindKG σε άλλους τομείς πολιτιστικής κληρονομιάς. Τομείς όπως τα χειρόγραφα, τα μουσειακά αντικείμενα, τα αρχαιολογικά ευρήματα και οι παραδοσιακές τέχνες παρουσιάζουν παρόμοιες απαιτήσεις για δομημένη αναπαράσταση γνώσης και θα μπορούσαν να επωφεληθούν από την εφαρμογή της μεθοδολογίας που αναπτύχθηκε. Η επέκταση αυτή θα επέτρεπε επίσης την αξιολόγηση της γενικευσιμότητας του πλαισίου σε διαφορετικά πλαίσια.

Η τρίτη κατεύθυνση αφορά την ενσωμάτωση πολυγλωσσικών δυνατοτήτων για ευρύτερες μελέτες κληρονομιάς και λογοτεχνίας. Η πολιτιστική κληρονομιά είναι εγγενώς πολυγλωσσική, και η ανάπτυξη γραφημάτων γνώσης που μπορούν να χειριστούν πολλαπλές γλώσσες θα διεύρυνε σημαντικά το πεδίο εφαρμογής. Αυτό περιλαμβάνει τόσο την υποστήριξη ερωτημάτων σε διαφορετικές γλώσσες όσο και τη διασύνδεση γνώσης από πηγές διαφορετικών γλωσσικών πλαισίων.

Η τέταρτη κατεύθυνση αφορά την ανάπτυξη δυναμικών ροών εργασίας εμπλουτισμού που συγχρονίζονται περιοδικά με εξωτερικές πηγές συνδεδεμένων δεδομένων. Τα τρέχοντα πειράματα επέδειξαν τη δυνατότητα ενσωμάτωσης με εξωτερικούς πόρους, αλλά αυτή η ενσωμάτωση ήταν στατική. Η ανάπτυξη μηχανισμών αυτόματου συγχρονισμού θα διασφάλιζε ότι τα γραφήματα γνώσης παραμένουν ενημερωμένα καθώς οι εξωτερικές πηγές εξελίσσονται.

Η πέμπτη κατεύθυνση αφορά την ενσωμάτωση συλλογιστικής βασισμένης σε οντολογία σε επιχειρησιακά συστήματα υποστήριξης αποφάσεων για SAR. Τα τρέχοντα πειράματα επικεντρώθηκαν στη δημιουργία οντολογιών, αλλά η πραγματική αξία έγκειται στη χρήση αυτών των οντολογιών για υποστήριξη αποφάσεων σε πραγματικές επιχειρήσεις. Η ανάπτυξη συστημάτων που μπορούν να αξιοποιήσουν τις δημιουργημένες οντολογίες για αυτοματοποιημένη συλλογιστική και σύσταση αποτελεί σημαντική κατεύθυνση για μελλοντική έρευνα.

8.4 Καταληκτικές Παρατηρήσεις

Η παρούσα έρευνα επιβεβαιώνει τον κρίσιμο ρόλο της λεπτομερούς ρύθμισης με σύνολα δεδομένων ειδικά για τομέα στην ενίσχυση της αξιοποίησης των Μεγάλων Γλωσσικών Μοντέλων για μηχανική οντολογιών. Τα ευρήματα καταδεικνύουν ότι η απλή χρήση γενικών κειμένων μηχανικής οντολογιών δεν επαρκεί για την επίτευξη υψηλής ποιότητας αποτελεσμάτων και ότι η επένδυση στη δημιουργία ή συλλογή δεδομένων ειδικών για τον στοχευμένο τομέα αποδίδει σημαντικά καλύτερα αποτελέσματα.

Συνδυάζοντας τη μηχανική νοημοσύνη με την ανθρώπινη εμπειρογνωμοσύνη και τις σημασιολογικές τεχνολογίες, αυτή η εργασία συνεισφέρει ένα εύρωστο και προσαρμόσιμο σχέδιο για πρωτοβουλίες ψηφιακής πολιτιστικής κληρονομιάς και εφαρμογές μηχανικής γνώσης. Η μεθοδολογία που αναπτύχθηκε μπορεί να εφαρμοστεί σε ποικίλους τομείς όπου η δομημένη αναπαράσταση γνώσης είναι απαραίτητη, από την πολιτιστική κληρονομιά και τις ψηφιακές ανθρωπιστικές επιστήμες έως την επιχειρησιακή υποστήριξη αποφάσεων και τη διαχείριση γνώσης.

Τα ευρήματα αποδεικνύουν πώς η δομημένη, διασυνδεδεμένη γνώση μπορεί να δημιουργηθεί και να διαχειριστεί αποτελεσματικά χρησιμοποιώντας σύγχρονες τεχνολογίες τεχνητής νοημοσύνης. Η δυνατότητα αυτοματοποίησης σημαντικών τμημάτων της διαδικασίας μηχανικής οντολογιών, διατηρώντας παράλληλα υψηλή ποιότητα μέσω ανθρώπινης εποπτείας, ανοίγει νέες δυνατότητες για οργανισμούς που δεν διαθέτουν εξειδικευμένο προσωπικό σε σημασιολογικές τεχνολογίες.

Επιπλέον, η έρευνα αναδεικνύει τη σημασία της διεπιστημονικής συνεργασίας στην ανάπτυξη εφαρμογών τεχνητής νοημοσύνης για εξειδικευμένους τομείς. Η επιτυχία των πειραμάτων βασίστηκε στη στενή συνεργασία μεταξύ ειδικών τομέα, μηχανικών οντολογιών και επιστημόνων υπολογιστών. Αυτή η διεπιστημονική

προσέγγιση θα πρέπει να αποτελεί πρότυπο για μελλοντικές πρωτοβουλίες που επιδιώκουν να αξιοποιήσουν LLMs για τη δημιουργία δομημένης γνώσης.

Τελικά, η έρευνα αυτή προάγει τους τομείς των ψηφιακών ανθρωπιστικών επιστημών, της συντήρησης βιβλίων και της πολιτιστικής πληροφορικής, παρέχοντας μεθοδολογικά εργαλεία και πρακτικές εφαρμογές που μπορούν να υιοθετηθούν και να προσαρμοστούν από ερευνητές και επαγγελματίες σε αυτούς τους τομείς. Η δυνατότητα διατήρησης και διάδοσης της πολιτιστικής κληρονομιάς μέσω σημασιολογικά πλούσιων γραφημάτων γνώσης αντιπροσωπεύει ένα σημαντικό βήμα προς την καλύτερη κατανόηση και προστασία της ιστορικής μας κληρονομιάς για τις μελλοντικές γενιές.

ΒΙΒΛΙΟΓΡΑΦΙΑ

-
- [1] D. Doumanas, A. Soularidis, D. Spiliotopoulos, C. Vassilakis, and K. Kotis, “Fine-Tuning Large Language Models for Ontology Engineering: A Comparative Analysis of GPT-4 and Mistral,” *Appl. Sci.*, vol. 15, no. 4, p. 2146, Feb. 2025, doi: 10.3390/app15042146.
- [2] D. Doumanas, E. Ntalouka, C. Vassilakis, M. Wallace, and K. Kotis, “Stitching History into Semantics: LLM-Supported Knowledge Graph Engineering for 19th-Century Greek Bookbinding,” *Mach. Learn. Knowl. Extr.*, vol. 7, no. 3, Art. no. 3, Sep. 2025, doi: 10.3390/make7030059.
- [3] M. A. D. Mendoza, E. De La Hoz Franco, and J. E. G. Gómez, “Technologies for the Preservation of Cultural Heritage—A Systematic Review of the Literature,” *Sustainability*, vol. 15, no. 2, Art. no. 2, Jan. 2023, doi: 10.3390/su15021059.
- [4] H. Holik, Ed., *Handbook of Paper and Board*, 1st ed. Wiley, 2006. doi: 10.1002/3527608257.
- [5] M. Casillo, M. De Santo, R. Mosca, and D. Santaniello, “Sharing the knowledge: exploring cultural heritage through an ontology-based platform,” *J. Ambient Intell. Humaniz. Comput.*, vol. 14, no. 9, pp. 12317–12327, Sep. 2023, doi: 10.1007/s12652-023-04652-3.
- [6] Y.-J. Cheng and S.-L. Chou, “Using digital humanity approaches to visualize and evaluate the cultural heritage ontology,” *Electron. Libr.*, vol. 40, no. 1/2, pp. 83–98, Feb. 2022, doi: 10.1108/EL-09-2021-0171.
- [7] A. Pinto, Y. Cardinale, I. Dongo, and R. Ticona-Herrera, “An Ontology for Modeling Cultural Heritage Knowledge in Urban Tourism,” *IEEE Access*, vol. 10, pp. 61820–61842, 2022, doi: 10.1109/ACCESS.2022.3179664.
- [8] D. Allemang and J. A. Hendler, *Semantic Web for the working ontologist: effective modeling in RDFS and OWL*, 2nd ed. Waltham, MA: Morgan Kaufmann/Elsevier, 2011.
- [9] G. Antoniou and F. van Harmelen, *A Semantic Web Primer*. in Information Systems. Cambridge, MA, USA: MIT Press, 2004.
- [10] C. Keet, “An Introduction to Ontology Engineering,” Nov. 2018. Accessed: Jan. 05, 2026. [Online]. Available: <https://www.semanticscholar.org/paper/An-Introduction-to-Ontology-Engineering-Keet/662d16cf1914d488022d75baaf7dbf7752066244>
- [11] K. Kotis and G. A. Vouros, “Human-centered ontology engineering: The HCOME methodology,” *Knowl. Inf. Syst.*, vol. 10, no. 1, pp. 109–131, Jul. 2006, doi: 10.1007/s10115-005-0227-4.
- [12] D. Doumanas, G. Bouchouras, A. Soularidis, K. Kotis, and G. Vouros, “From Human- to LLM-Centered Collaborative Ontology Engineering,” *Appl. Ontol.*, vol. 19, no. 4, pp. 334–367, Nov. 2024, doi: 10.1177/15705838241305067.
- [13] V. A. Carriero, A. Gangemi, M. L. Mancinelli, A. G. Nuzzolese, V. Presutti, and C. Veninata, “Pattern-based design applied to cultural heritage knowledge graphs: ArCo: The knowledge graph of Italian Cultural Heritage,” *Semantic Web*, vol. 12, no. 2, pp. 313–357, Jan. 2021, doi: 10.3233/SW-200422.

- [14] S. R. Ondraszek, G. Petri, U. Blumenthal, L. Dieckmann, E. Posthumus, and H. Sack, “eXtreme Design (XD) for Ontological Engineering in the Digital Humanities (DH) with Viewsari, a Knowledge Graph (KG) of Giorgio Vasari’s The Lives,” Jun. 2024, doi: 10.5281/ZENODO.12188183.
- [15] M. Krötzsch and V. Thost, “Ontologies for Knowledge Graphs: Breaking the Rules,” in *The Semantic Web – ISWC 2016*, vol. 9981, P. Groth, E. Simperl, A. Gray, M. Sabou, M. Krötzsch, F. Lecue, F. Flöck, and Y. Gil, Eds., in Lecture Notes in Computer Science, vol. 9981, Cham: Springer International Publishing, 2016, pp. 376–392. doi: 10.1007/978-3-319-46523-4_23.
- [16] Y. Chang *et al.*, “A Survey on Evaluation of Large Language Models,” *ACM Trans. Intell. Syst. Technol.*, vol. 15, no. 3, pp. 1–45, Jun. 2024, doi: 10.1145/3641289.
- [17] N. Ibrahim, S. Aboulela, A. Ibrahim, and R. Kashef, “A survey on augmenting knowledge graphs (KGs) with large language models (LLMs): models, evaluation metrics, benchmarks, and challenges,” *Discov. Artif. Intell.*, vol. 4, no. 1, p. 76, 2024.
- [18] OpenAI *et al.*, “GPT-4 Technical Report,” Mar. 04, 2024, *arXiv*: arXiv:2303.08774. doi: 10.48550/arXiv.2303.08774.
- [19] A. Q. Jiang *et al.*, “Mistral 7B,” Oct. 10, 2023, *arXiv*: arXiv:2310.06825. doi: 10.48550/arXiv.2310.06825.
- [20] V. B. Parthasarathy, A. Zafar, A. Khan, and A. Shahid, “The Ultimate Guide to Fine-Tuning LLMs from Basics to Breakthroughs: An Exhaustive Review of Technologies, Research, Best Practices, Applied Research Challenges and Opportunities,” *arXiv.org*. Accessed: Jan. 05, 2026. [Online]. Available: <https://arxiv.org/abs/2408.13296v3>
- [21] S. Zhai *et al.*, “Fine-Tuning Large Vision-Language Models as Decision-Making Agents via Reinforcement Learning,” *Adv. Neural Inf. Process. Syst.*, vol. 37, pp. 110935–110971, Dec. 2024, Accessed: Mar. 09, 2025. [Online]. Available: https://proceedings.neurips.cc/paper_files/paper/2024/hash/c848b7d3adc08fcd0b1df3101ba6728-Abstract-Conference.html
- [22] D. Doumanas, A. Soularidis, D. Spiliotopoulos, C. Vassilakis, and K. Kotis, “Fine-Tuning Large Language Models for Ontology Engineering: A Comparative Analysis of GPT-4 and Mistral,” *Appl. Sci.*, vol. 15, no. 4, p. 2146, Feb. 2025, doi: 10.3390/app15042146.
- [23] Z. Gekhman *et al.*, “Does Fine-Tuning LLMs on New Knowledge Encourage Hallucinations?,” *arXiv.org*. Accessed: Jan. 05, 2026. [Online]. Available: <https://arxiv.org/abs/2405.05904v3>
- [24] J. Wei *et al.*, “Chain-of-Thought Prompting Elicits Reasoning in Large Language Models,” *arXiv.org*. Accessed: Jan. 05, 2026. [Online]. Available: <https://arxiv.org/abs/2201.11903v6>
- [25] M. J. Saeedizade and E. Blomqvist, “Navigating Ontology Development with Large Language Models,” in *The Semantic Web*, Springer, Cham, 2024, pp. 143–161. doi: 10.1007/978-3-031-60626-7_8.
- [26] A. Hogan *et al.*, “Knowledge Graphs,” *ACM Comput. Surv.*, vol. 54, no. 4, pp. 1–37, May 2022, doi: 10.1145/3447772.
- [27] J. Z. Pan, G. Vetere, J. M. Gomez-Perez, and H. Wu, Eds., *Exploiting Linked*

Data and Knowledge Graphs in Large Organisations. Cham: Springer International Publishing, 2017. doi: 10.1007/978-3-319-45654-6.

- [28] V. K. Chaudhri *et al.*, “Knowledge graphs: Introduction, history, and perspectives,” *AI Mag.*, vol. 43, no. 1, pp. 17–29, Mar. 2022, doi: 10.1002/aaai.12033.
- [29] “What is Cypher - Getting Started,” Neo4j Graph Data Platform. Accessed: Feb. 25, 2025. [Online]. Available: <https://neo4j.com/docs/getting-started/cypher/>
- [30] D. Vrandečić and M. Krötzsch, “Wikidata: a free collaborative knowledgebase,” *Commun ACM*, vol. 57, no. 10, pp. 78–85, Jun. 2014, doi: 10.1145/2629489.
- [31] A. Tourais, C. Casanova, and C. F. Barreira, “Filling the gap: new approaches to medieval bookbinding studies,” *J. Mediev. Iber. Stud.*, vol. 14, no. 1, pp. 109–126, Jan. 2022, doi: 10.1080/17546559.2021.2021589.
- [32] A. Tibaut and S. Guerra De Oliveira, “A Framework for the Evaluation of the Cultural Heritage Information Ontology,” *Appl. Sci.*, vol. 12, no. 2, p. 795, Jan. 2022, doi: 10.3390/app12020795.
- [33] E. Moraitou, Y. Christodoulou, K. Kotis, and G. Caridakis, “An Ontology-Based Framework for Supporting Decision-Making in Conservation and Restoration Interventions for Cultural Heritage,” *J. Comput. Cult. Herit.*, vol. 17, no. 3, pp. 1–24, Sep. 2024, doi: 10.1145/3653977.
- [34] B. Zhang *et al.*, “OntoChat: A Framework for Conversational Ontology Engineering Using Language Models,” in *The Semantic Web: ESWC 2024 Satellite Events*, Springer, Cham, 2025, pp. 102–121. doi: 10.1007/978-3-031-78952-6_10.
- [35] P. Mateiu and A. Groza, “Ontology engineering with Large Language Models,” Jul. 31, 2023, *arXiv*: arXiv:2307.16699. doi: 10.48550/arXiv.2307.16699.
- [36] M. P. Joachimiak *et al.*, “The Artificial Intelligence Ontology: LLM-assisted construction of AI concept hierarchies,” *arXiv.org*. Accessed: Jan. 05, 2026. [Online]. Available: <https://arxiv.org/abs/2404.03044v1>
- [37] M. Maree, “Quantifying Relational Exploration in Cultural Heritage Knowledge Graphs with LLMs: A Neuro-Symbolic Approach,” 2025, *arXiv*. doi: 10.48550/ARXIV.2501.06628.
- [38] B. Ranjgar, A. Sadeghi-Niaraki, M. Shakeri, F. Rahimi, and S.-M. Choi, “Cultural Heritage Information Retrieval: Past, Present, and Future Trends,” *IEEE Access*, vol. 12, pp. 42992–43026, 2024, doi: 10.1109/ACCESS.2024.3374769.
- [39] E. Koutsiana, J. Walker, M. Nwachukwu, A. Meroño-Peñuela, and E. Simperl, “Knowledge Prompting: How Knowledge Engineers Use Large Language Models,” Aug. 02, 2024, *arXiv*: arXiv:2408.08878. doi: 10.48550/arXiv.2408.08878.
- [40] A. S. Lippolis, M. J. Saeedizade, R. Keskiä, A. Gangemi, E. Blomqvist, and A. G. Nuzzolese, “Large Language Models Assisting Ontology Evaluation,” Jul. 19, 2025, *arXiv*: arXiv:2507.14552. doi: 10.48550/arXiv.2507.14552.