

УДК 004.8:81'322

DOI <https://doi.org/10.24919/2308-4863/97-3-33>**Володимир ПАСІЧНИК,***orcid.org/0000-0002-5231-6395**доктор технічних наук, професор,
професор кафедри інформаційних систем та мереж
Національного університету «Львівська політехніка»
(Львів, Україна) vrasichnyk@gmail.com***Максим ЯРОМИЧ,***orcid.org/0009-0005-3299-6695**аспірант кафедри прикладної лінгвістики
Національного університету «Львівська політехніка»
(Львів, Україна) yatax0312@gmail.com*

ТЕМПОРАЛЬНА ОНТОЛОГІЯ ЕВОЛЮЦІЇ ТЕРМІНІВ У ПРОБЛЕМНІЙ ОБЛАСТІ «ШТУЧНИЙ ІНТЕЛЕКТ»

Стаття присвячена дослідженню темпоральної динаміки знань у проблемній області «штучний інтелект» та розробленню моделі темпоральної онтології еволюції термінів. Сучасні наукові домени характеризуються високою швидкістю оновлення концептів, методів і термінології, що створює суттєві труднощі для систем представлення знань. У більшості існуючих онтологічних моделей та графів знань структура предметної області фіксується у статичному вигляді, без явного врахування часової валідності понять і тверджень. Унаслідок цього різні історичні шари знання можуть змішуватися в межах однієї системи, що ускладнює аналіз еволюції домену та створює передумови для темпоральних конфліктів. Особливо гостро ця проблема проявляється у сфері штучного інтелекту, де протягом відносно коротких періодів відбуваються суттєві зміни дослідницьких парадигм, архітектур і методологічних підходів.

Метою дослідження є розроблення концептуальної моделі темпоральної онтології, здатної формалізувати еволюцію термінів і концептів у науковому домені, а також експериментальна перевірка можливості її застосування для аналізу розвитку галузі штучного інтелекту. У роботі проаналізовано сучасні дослідження, пов'язані з темпоральними дескриптивними логіками, еволюцією онтології, діахронічною семантикою, динамічними графами знань і часово-орієнтованими мовними моделями. Аналіз показав, що попри значний розвиток цих напрямів, інтегрована модель, яка б поєднувала темпоральне онтологічне моделювання з аналізом еволюції термінології у конкретному науковому домені, залишається недостатньо розробленою.

У межах дослідження запропоновано модель темпоральної онтології еволюції термінів, яка поєднує три рівні репрезентації: термінологічний, концептуальний та темпоральний. Основу моделі становлять сутності *Concept*, *Term*, *TemporalInterval*, *EvolutionEvent*, *DevelopmentPhase* та *CorpusEvidence*, що дозволяють формалізувати зв'язки між термінами, концептами та подіями їх еволюції. Такий підхід дає можливість розглядати наукове знання як історично стратифіковану систему, у якій поняття мають визначені інтервали актуальності та пов'язані між собою причинно-часовими відношеннями. Запропонована структура дозволяє моделювати процеси появи нових термінів, трансформації концептів, заміщення попередніх підходів та формування нових дослідницьких парадигм.

Для перевірки запропонованої моделі проведено експеримент з побудови темпоральної онтології на основі корпусу наукових публікацій із репозитарію *arXiv*, що охоплює період 2005–2024 років. У процесі аналізу з текстів було виділено терміни, що описують основні методи та підходи у сфері штучного інтелекту, після чого здійснено їх концептуальне узгодження та визначення часових інтервалів функціонування. На основі отриманих даних сформовано онтологічний граф, який відображає зв'язки між концептами, термінами та подіями їх еволюції. Побудована структура дозволяє реконструювати послідовність концептуальних переходів у галузі, зокрема від статистичних мовних моделей до нейронних архітектур, трансформерних моделей і великих мовних моделей.

Результати дослідження показують, що темпоральна онтологія може виступати ефективним інструментом для формалізованого представлення історичної динаміки знань. Вона дозволяє поєднати корпусний аналіз текстів із онтологічним моделюванням та графовими методами дослідження, забезпечуючи структуроване представлення змін у науковому домені. Такий підхід створює основу для виконання темпоральних запитів до графів знань, реконструкції історичних станів предметної області та виявлення фаз розвитку наукових парадигм.

Практичне значення роботи полягає у можливості застосування запропонованої моделі для побудови динамічних графів знань, аналізу еволюції наукових domenів та інтеграції з системами автоматичної обробки тексту. Темпоральна онтологія також може використовуватися як джерело структурованого знання для великих мовних моделей, що дозволяє зменшити ризик анахроністичних узагальнень і підвищити історичну точність генерованої інформації. Запропонований підхід відкриває перспективи для створення більш гнучких систем представлення знань, здатних відображати не лише структуру предметної області, але й процес її розвитку у часі.

Ключові слова: темпоральна онтологія, еволюція термінів, представлення знань, графи знань, штучний інтелект, великі мовні моделі.

Volodymyr PASICHNYK,

orcid.org/0000-0002-5231-6395

*Doctor of Technical Sciences, Professor,
Professor at the Department of Information Systems and Networks
Lviv Polytechnic National University
(Lviv, Ukraine) vpasichnyk@gmail.com*

Maksym YAROMYCH,

orcid.org/0009-0005-3299-6695

*PhD student at the Department of Applied Linguistics
Lviv Polytechnic National University
(Lviv, Ukraine) yamax0312@gmail.com*

TEMPORAL ONTOLOGY OF TERM EVOLUTION IN THE PROBLEM DOMAIN OF “ARTIFICIAL INTELLIGENCE”

The article is devoted to the study of the temporal dynamics of knowledge in the problem domain of artificial intelligence and to the development of a model of a temporal ontology of term evolution. Modern scientific domains are characterized by a high rate of renewal of concepts, methods, and terminology, which creates significant difficulties for knowledge representation systems. In most existing ontological models and knowledge graphs, the structure of the subject domain is fixed in a static form, without explicit consideration of the temporal validity of concepts and statements. As a result, different historical layers of knowledge may be mixed within a single system, which complicates the analysis of domain evolution and creates preconditions for temporal conflicts. This problem is particularly pronounced in the field of artificial intelligence, where significant changes in research paradigms, architectures, and methodological approaches occur within relatively short periods of time.

The aim of the study is to develop a conceptual model of a temporal ontology capable of formalizing the evolution of terms and concepts in a scientific domain, as well as to experimentally verify the possibility of its application for analyzing the development of the field of artificial intelligence. The paper analyzes contemporary studies related to temporal description logics, ontology evolution, diachronic semantics, dynamic knowledge graphs, and time-oriented language models. The analysis has shown that despite the considerable development of these research directions, an integrated model that would combine temporal ontological modeling with the analysis of the evolution of terminology within a specific scientific domain remains insufficiently developed.

Within the framework of the study, a model of a temporal ontology of term evolution is proposed, which combines three levels of representation: terminological, conceptual, and temporal. The model is based on the entities Concept, Term, TemporalInterval, EvolutionEvent, DevelopmentPhase, and CorpusEvidence, which make it possible to formalize relationships between terms, concepts, and events of their evolution. Such an approach makes it possible to consider scientific knowledge as a historically stratified system in which concepts have defined intervals of relevance and are connected to each other through causal-temporal relations. The proposed structure allows modeling processes of the emergence of new terms, the transformation of concepts, the replacement of previous approaches, and the formation of new research paradigms.

To verify the proposed model, an experiment was conducted to construct a temporal ontology based on a corpus of scientific publications from the arXiv repository covering the period from 2005 to 2024. During the analysis, terms describing the main methods and approaches in the field of artificial intelligence were extracted from the texts, after which their conceptual alignment and determination of temporal intervals of functioning were performed. On the basis of the obtained data, an ontological graph was formed that reflects relationships between concepts, terms, and events of their evolution. The constructed structure makes it possible to reconstruct the sequence of conceptual transitions in the field, in particular from statistical language models to neural architectures, transformer models, and large language models.

The results of the study show that a temporal ontology can serve as an effective instrument for the formalized representation of the historical dynamics of knowledge. It allows combining corpus-based text analysis with ontological modeling and graph-based research methods, providing a structured representation of changes within a scientific domain. Such an approach creates a basis for performing temporal queries to knowledge graphs, reconstructing historical states of the subject domain, and identifying phases of development of scientific paradigms.

The practical significance of the work lies in the possibility of applying the proposed model for the construction of dynamic knowledge graphs, the analysis of the evolution of scientific domains, and integration with automatic text processing systems. A temporal ontology can also be used as a source of structured knowledge for large language models, which makes it possible to reduce the risk of anachronistic generalizations and improve the historical accuracy of generated information. The proposed approach opens prospects for the creation of more flexible knowledge representation systems capable of reflecting not only the structure of a subject domain but also the process of its development over time.

Key words: *temporal ontology; evolution of terms; knowledge representation; knowledge graphs; artificial intelligence; large language models.*

Постановка проблеми. Проблемна область «штучний інтелект» характеризується надзвичайно високою швидкістю оновлення знань, термінології та концептуальних рамок. Упродовж останніх десятиліть відбулися кілька виразних парадигмальних зсувів: від символічних підходів до статистичних моделей, від статистичних до нейронних архітектур, а згодом – до великих мовних моделей і масштабованих foundation-моделей. Така динаміка супроводжується не лише появою нових термінів, а й переосмисленням наявних понять, зміною їх статусу та інтервалу валідності. Водночас більшість сучасних онтологій і графів знань фіксують структуру предметної області статично, без явного врахування часової стратифікації тверджень.

У традиційних онтологічних моделях факт розглядається як істинний або хибний без уточнення, у який період часу він був релевантним. Такий підхід є прийнятним для відносно стабільних доменів, однак в умовах швидкої еволюції знання він призводить до втрати історичної перспективи та породжує темпоральні конфлікти. Дослідження темпоральних розширень дескриптивних логік наголошують на необхідності врахування часу як параметра валідності тверджень, оскільки зміна істинності у часі не є логічною суперечністю, а природною характеристикою динамічних систем (Artale et al., 2007). У галузі штучного інтелекту твердження типу «метод X є домінантним» або «архітектура Y є state-of-the-art» мають сенс лише за умови чіткого зазначення часової перспективи.

Проблема ускладнюється тим, що еволюція домену не обмежується простим додаванням нових термінів. Вона включає фазові переходи, конкуренцію підходів і поступове витіснення одних концептів іншими. Історія науки описує такі процеси як зміни парадигм, у межах яких змінюються критерії релевантності та інтерпретації знання (Kuhn, 1962). У сучасних цифрових середовищах ці процеси відбуваються швидше, ніж онтологічні системи встигають адаптуватися. У результаті знаннєві бази містять одночасно твердження різних історичних шарів без явного механізму їх розмежування (Tansel, 1993).

Окремим аспектом проблеми є автоматичне опрацювання великих масивів наукових текстів. Дослідження діяхронічної семантики показують, що зміна значення та функціонування термінів може бути виявлена через аналіз часових корпусів і векторних репрезентацій (Hamilton, 2016). Проте навіть за наявності таких інструментів результати рідко інтегруються у формалізовані темпоральні онтології. Відсутність структурованої моделі при-

зводить до того, що виявлені зміни залишаються описовими, а не онтологічно закріпленими (Grau, 2008; Pasichnyk, 2025).

Додаткову складність становить використання великих мовних моделей як інструментів узагальнення знань (Kleinberg, 2003). LLM навчаються на корпусах, що охоплюють тексти різних періодів, однак не мають внутрішньої явної моделі часової стратифікації. Унаслідок цього виникають темпоральні галюцинації – випадки анахроністичного змішування концептів або некоректного визначення періоду їх актуальності (Ji et al., 2023). Дослідження показують, що явне введення часової інформації або інтеграція темпорального графа знань може зменшити такі помилки (Dhingra et al., 2022; Chen, 2023), проте системного підходу до моделювання еволюції термінів у домені «штучний інтелект» поки що не сформовано.

Ще одним невирішеним питанням є автоматичне виявлення фаз розвитку домену. Динамічні мережі та аналіз структурних переломів у графах дозволяють фіксувати зміни топології знання (Rossvall, 2010), однак ці підходи потребують інтеграції з подієвими та темпоральними моделями. Без такого поєднання зміни залишаються статистичними спостереженнями, а не формалізованими етапами розвитку. У галузі штучного інтелекту, де парадигмальні зрушення можуть відбуватися протягом кількох років, відсутність інструментів автоматичної періодизації обмежує можливість системного аналізу (Halpern, 2003).

Проблема також має міждомений вимір. Штучний інтелект інтегрує результати з математики, лінгвістики, когнітивної науки та інженерії, кожна з яких має власну часову логіку розвитку. Узгодження цих логік потребує темпоральної інтероперабельності знань (Euzenat, 2013; Pasichnyk, 2025). Без єдиного метарівня часу інтеграція доменів призводить до розмивання історичних меж і втрати причинно-часових зв'язків.

Таким чином, на сучасному етапі розвитку галузі «штучний інтелект» сформувалася суперечність між динамічним характером знання та статичними інструментами його формалізації. Існуючі онтологічні моделі недостатньо враховують часову валідність термінів і концептів; корпусні методи фіксують зміни, але не інтегрують їх у структуровану модель; великі мовні моделі генерують узагальнення без стабільного контролю історичної перспективи (Klein, 2004; Pasichnyk, 2025).

Отже, виникає необхідність розроблення темпоральної онтології еволюції термінів у проблемній області «штучний інтелект», яка б дозволила

формально репрезентувати інтервали валідності понять, події переходи між фазами розвитку та причинно-часові зв'язки між концептами (Kunanets, 2025). Така модель повинна бути здатною інтегрувати результати корпусного аналізу, підтримувати версіонування знання та взаємодіяти з великими мовними моделями з метою зменшення темпоральних помилок. Формування й експериментальна перевірка подібної моделі становлять актуальну наукову проблему, вирішення якої сприятиме переходу від статичної репрезентації знання до історично структурованої, динамічної семантичної системи.

Аналіз останніх джерел. Проблематика темпоральної динаміки знань у поєднанні з онтологічним моделюванням та великими мовними моделями формується на перетині кількох дослідницьких напрямів: темпоральних дескриптивних логік, еволюції онтологій, діахронічної семантики, динамічних графів знань і часово-орієнтованих мовних моделей (Bouquet et al., 2004; Ristoski et al., 2019). Упродовж останніх років спостерігається зростання уваги до інтеграції часової структури в системи представлення знань, однак дослідження залишаються фрагментованими за тематичними підходами.

У межах формально-логічного напрямку розглянуто темпоральні розширення дескриптивних логік, у яких запропоновано механізми моделювання змін істинності тверджень у часі (Artale, 2007). Показано, що інтеграція часової модальності в онтологічні мови ускладнює процес міркування, однак є необхідною для адекватного опису динамічних доменів. Разом із тим ці підходи здебільшого орієнтовані на формальні аспекти репрезентації, а не на емпіричну реконструкцію еволюції конкретних галузей знання.

Питання еволюції онтологій та керування їх змінами систематизовано у працях, присвячених класифікації структурних і семантичних модифікацій онтологічних моделей (Flouris et al., 2008; Noy, 2004). У цих дослідженнях наголошено на відмінності між змінами схеми та змінами змісту, а також запропоновано підходи до версіонування знань. Однак часовий вимір здебільшого розглядається як технічний механізм фіксації версій, а не як інструмент опису історичної динаміки термінів і концептів (Hartung, 2013).

Окремий напрям становлять дослідження діахронічної семантики, у яких продемонстровано можливість виявлення змін значення слів і термінів на основі часово стратифікованих корпусів та векторних моделей (Hamilton, 2016). Доведено, що семантичні зсуви мають статистично вимірю-

вані характеристики, а їх аналіз дозволяє фіксувати етапи еволюції понять. Проте такі результати здебільшого залишаються на рівні корпусного аналізу і не інтегруються у формалізовані темпоральні онтології.

У дослідженнях динамічних мереж і великих графів знань запропоновано методи виявлення структурних змін у мережах на основі аналізу їх топології (Rossvall, 2010). Показано, що переломи у структурі мережі можуть сигналізувати про фазові переходи або зміну домінуючих концептів (Tang et al., 2008). Ці підходи є перспективними для аналізу розвитку проблемної області «штучний інтелект», однак вони не враховують необхідність формального закріплення часових інтервалів валідності понять.

Проблема інтероперабельності знань і узгодження онтологій розглянута в роботах, присвячених методам зіставлення та інтеграції семантичних моделей (Pearl, 2000; Euzenat, 2013). Підкреслюється важливість встановлення відповідностей між різними онтологічними структурами, що особливо актуально для міждисциплінарних доменів. Разом із тим темпоральна інтероперабельність у цих дослідженнях не розглядається як самостійний об'єкт аналізу.

Суттєвий розвиток упродовж останніх років отримав напрям часово-орієнтованих мовних моделей. Показано, що явне введення параметра часу у процес генерації дозволяє підвищити точність відповідей на історично чутливі запити (Dhingra et al., 2022). Інший підхід полягає в інтеграції темпоральних графів знань із мовними моделями з використанням механізмів доповнення генерації зовнішнім знанням (Chen, 2023). Емпірично продемонстровано зменшення анахроністичних помилок за умови такої інтеграції.

Проблематика галюцинацій у мовних моделях систематизована в оглядових дослідженнях, де класифіковано типи фактичних помилок і визначено методи їх оцінювання (Ji et al., 2023). Подальші роботи з оцінювання фактичності відповідей підкреслюють потребу в розробленні спеціалізованих метрик для перевірки коректності згенерованої інформації (Longpre et al., 2023; Pasichnyk, 2025). Проте темпоральний аспект галюцинацій залишається недостатньо виділеним як окрема категорія помилок.

Отже, аналіз останніх досліджень засвідчує, що існуючі підходи або зосереджені на формальній логіці часу (Artale, 2007), або на керуванні змінами онтологій (Flouris et al., 2008; Noy, 2004), або на корпусному виявленні семантичних зсувів (Hamilton, 2016), або на структурному ана-

лізі динамічних мереж (Rosvall, 2010), або на інтеграції часу в мовні моделі та оцінюванні їх фактичності. Водночас інтегрована модель, яка б поєднувала темпоральну онтологію еволюції термінів у домені «штучний інтелект», автоматичне виявлення фаз розвитку та експериментальну перевірку із залученням великих мовних моделей, залишається недостатньо розробленою (Pasichnyk, 2025). Це окреслює наукову нішу для подальшого дослідження.

Теоретичні засади темпоральної динаміки знань

Темпоральна динаміка знань постає як концептуальна рамка, у межах якої знання розглядається не як статичний набір істинних тверджень, а як історично змінна структура, що розгортається в часі. У класичних моделях представлення знань твердження фіксуються без уточнення періоду їх валідності, що є допустимим у стабільних доменах, однак недостатнім у галузях із швидкою еволюцією понять і методів. Для адекватного опису таких доменів необхідне введення часової параметризації, яка дозволяє розрізнити актуальне, історичне та потенційне знання.

Формально ця проблема пов'язана з інтеграцією часової модальності в логічні системи. У межах темпоральних дескриптивних логік запропоновано механізми, які дозволяють пов'язувати твердження з моментами або інтервалами часу, зберігаючи при цьому логічну узгодженість моделі (Artale, 2007). Такий підхід дає змогу розрізнити зміну істинності твердження та його логічну суперечність. Якщо твердження було істинним у певний період, але згодом втратило актуальність, це не означає його помилковості; воно переходить у історичний шар знання. Темпоральна стратифікація таким чином стає інструментом збереження повноти знань системи без втрати логічної цілісності.

Важливим аспектом є розуміння знання як процесу, що проходить через фази становлення, стабілізації та трансформації. У філософії науки розвиток наукових доменів описано як послідовність періодів «нормальної науки» та парадигмальних зсувів (Hobbs, 2005). У термінах темпоральної онтології це означає, що структура знання змінюється не поступово й лінійно, а через переломні моменти, коли з'являються нові концептуальні центри та змінюється інтерпретація попередніх понять. Таким чином, темпоральна динаміка знань включає як безперервні зміни, так і дискретні переходи.

На емпіричному рівні зміна знання проявляється через еволюцію термінології. Діахронічні

корпусні дослідження показують, що значення та функціонування термінів можуть істотно змінюватися з часом, і ці зміни піддаються кількісному аналізу (Hamilton, 2016). Семантичні зсуви фіксують як появу нових концептів, так і переорієнтацію вже наявних. Проте для перетворення таких спостережень на формальну модель необхідне введення онтологічного рівня, де кожен термін пов'язується з концептом і має визначений інтервал валідності.

Динамічні мережі та графи знань надають інструменти для аналізу структурних змін у системі понять. Дослідження показують, що зміна центральності вузлів або поява нових кластерів може сигналізувати про зміну фази розвитку домену (Rosvall, 2010). У контексті темпоральної динаміки це означає, що знання може бути представлено як послідовність графових зрізів, кожен з яких відображає стан домену в певний період. Порівняння таких зрізів дозволяє виявити точки переходу та еволюційні траєкторії.

Темпоральна динаміка знань також пов'язана з проблемою онтологічних змін. У дослідженнях еволюції онтологій підкреслюється, що зміни можуть стосуватися як структури моделі, так і семантики понять. У динамічному домені ці зміни не є винятком, а становлять норму функціонування системи. Тому темпоральна модель повинна підтримувати версіонування, фіксацію подій зміни та можливість реконструкції попередніх станів знання.

Окремого значення набуває інтеграція часової структури у великі мовні моделі. Останні дослідження демонструють, що відсутність явної темпоральної параметризації призводить до анахроністичних помилок і змішування знань різних періодів (Ji et al., 2023). Водночас поєднання мовних моделей із темпоральними графами знань дозволяє обмежити генерацію історично релевантною інформацією. Це свідчить про необхідність формалізації часової динаміки не лише на рівні онтологій, а й у взаємодії з системами автоматичної обробки тексту (Pasichnyk, 2025).

Таким чином, теоретичні засади темпоральної динаміки знань охоплюють інтеграцію часової модальності в логічні системи, концепцію фазового розвитку доменів, емпіричний аналіз семантичних зсувів, структурну динаміку графів та механізми онтологічної еволюції. Усі ці компоненти вказують на необхідність переходу від статичної репрезентації знання до стратифікованої, історично організованої моделі, здатної відображати зміну концептів і їх взаємозв'язків у часі.

Модель темпоральної онтології еволюції термінів. Модель темпоральної онтології еволю-

ції термінів у проблемній області «штучний інтелект» повинна поєднувати три рівні репрезентації: термінологічний, концептуальний та темпоральний. Її призначення полягає не лише у фіксації понять і зв'язків між ними, а у формальному відображенні їх історичної динаміки, інтервалів валідності, фазових переходів та і причинно-часових залежностей. На відміну від статичної онтології, у якій поняття існують поза часовим виміром, запропонована модель розглядає кожен концепт як історично стратифіковану сутність.

Базовою сутністю онтології є *Concept* – абстрактний концепт проблемної області. *Concept* не зводиться до окремого терміна, оскільки один концепт може мати кілька термінологічних реалізацій у різні періоди. Наприклад, концептуальні структури, пов'язані з нейронними архітектурами, можуть позначатися різними термінами залежно від історичного етапу. Таким чином, термінологічна варіативність і концептуальна сталість розмежовуються на рівні моделі.

Другою ключовою сутністю є *Term* – лексична одиниця або стабільне словосполучення, що репрезентує певний *Concept* у текстовому корпусі. Між *Concept* і *Term* встановлюється відношення *represents* або *lexicalizes*. Оскільки терміни можуть змінюватися або виходити з ужитку, *Term* пов'язується з темпоральною характеристикою, яка визначає інтервал його активного функціонування.

Темпоральний вимір реалізується через сутність *TemporalInterval*, яка описує інтервал валідності. Кожен *Concept* і *Term* може мати один або кілька інтервалів, пов'язаних із відношенням *hasValidityInterval*. Це дозволяє моделювати ситуації, коли поняття зазнає повторної актуалізації або переосмислення. Інтервал визначається початковою та кінцевою межами або може мати відкриту праву межу для актуальних концептів.

Для фіксації змін вводиться сутність *EvolutionEvent*, яка репрезентує подію типу «введення терміна», «зміна визначення», «заміщення», «інтеграція в інший концепт». *EvolutionEvent* пов'язується з *Concept* через відношення *affectsConcept* і має власний *TemporalInterval* або *TimeInstant*. Такий підхід дозволяє розглядати еволюцію знання як послідовність подій, що змінюють структуру онтології.

Важливою складовою є відношення *supersedes*, яке встановлює зв'язок між *Concept* у різні історичні періоди. Воно не означає логічного заперечення, а вказує на історичну наступність або витіснення. Через це відношення можна формалізувати парадигмальні переходи, коли новий кон-

цепт поступово замінює попередній у ролі домінуючого підходу.

Для моделювання фаз розвитку домену доцільно ввести сутність *DevelopmentPhase*, яка описує період із відносно стабільною структурою концептів. *Concept* пов'язується з *DevelopmentPhase* через відношення *dominatesIn* або *isCharacteristicOf*. *DevelopmentPhase* також має власний *TemporalInterval*. Це дозволяє структурувати історію галузі не лише як набір окремих змін, а як послідовність фаз із визначеною концептуальною конфігурацією.

Причинно-часові зв'язки між подіями та концептами можуть бути представлені через відношення *enables*, *influences* або *leadsTo*, які поєднують *EvolutionEvent* або *Concept* із наступними *Concept*. У поєднанні з темпоральними інтервалами це дає можливість реконструювати траєкторію розвитку домену як спрямований ациклічний граф подій і концептів.

З метою інтеграції з корпусним аналізом вводиться сутність *CorpusEvidence*, яка фіксує джерело появи терміна або зміни його вживання. *CorpusEvidence* пов'язується з *Term* або *EvolutionEvent* через відношення *supportedBy*. Це дозволяє забезпечити відтворюваність експерименту та емпіричну обґрунтованість онтологічних тверджень.

Модель також передбачає можливість версіонування. Для цього *Concept* може мати відношення *hasVersion*, яке дозволяє зберігати різні інтерпретації поняття в різні періоди. Версія пов'язується з конкретним *TemporalInterval* і може мати власні визначення або обмеження. Така структура підтримує історичну реконструкцію стану домену на заданий момент часу.

У підсумку запропонована модель складається з таких основних сутностей: *Concept*, *Term*, *TemporalInterval*, *EvolutionEvent*, *DevelopmentPhase*, *CorpusEvidence*, а також набору відношень, що відображають валідність, репрезентацію, наступність, причинність і фазову належність. Темпоральний шар забезпечує стратифікацію знання, подієвий шар – динаміку змін, а термінологічний – зв'язок із текстовими джерелами.

Така онтологія створює основу для експериментальної перевірки: на основі корпусу наукових текстів можна автоматично виявляти нові *Term*, формувати гіпотези щодо появи *EvolutionEvent*, визначати інтервали валідності та інтегрувати їх у структуру *Concept*. У подальшому це дозволить здійснювати темпоральні запити типу «які концепти домінували у 2012 році?» або «які тер-

міни витіснили підхід X після 2018 року?». Таким чином, модель темпоральної онтології еволюції термінів формує формалізовану основу для історично структурованого представлення знання в галузі «штучний інтелект».

Побудова онтології. Для перевірки запропонованої моделі темпоральної онтології було проведено експеримент із її побудови на основі корпусу наукових текстів, що відображають розвиток проблемної області «штучний інтелект». Основною метою експерименту було дослідити можливість формалізованого моделювання еволюції термінів і концептів у часовому вимірі та перевірити придатність запропонованої структури онтології для репрезентації динаміки знань.

Емпіричною основою дослідження став корпус наукових публікацій із відкритого репозитарію arXiv. До корпусу було відібрано 100 статей, опублікованих у період 2005–2024 років, що належать до категорій cs.AI (Artificial Intelligence), cs.CL (Computation and Language) та cs.LG (Machine Learning). Для аналізу використовувалися назви та анотації статей, оскільки вони містять найбільш концентроване представлення основних концептів і методів дослідження. Кожен документ у корпусі мав чітку часову прив'язку через дату публікації, що дозволило використовувати її як індикатор появи або поширення певних термінів.

На першому етапі експерименту з текстів було автоматично виділено кандидатні терміни, що описують ключові методи, архітектури та напрями досліджень у сфері штучного інтелекту. Після процедури нормалізації, що включала усунення повторів, варіантів написання та неінформатив-

них словосполучень, було сформовано список із 58 термінів, які використовувалися для подальшого онтологічного моделювання.

На другому етапі здійснювалося концептуальне узгодження термінів. Аналіз показав, що частина термінів описує однакові або близькі концепти, але використовує різні лексичні реалізації. У результаті терміни було згруповано у 24 концепти, які представляють основні напрями розвитку галузі. Таким чином середнє співвідношення становило приблизно 2–3 терміни на один концепт, що підтверджує наявність термінологічної варіативності в науковій комунікації.

На третьому етапі було введено темпоральний вимір онтології. Для кожного терміна визначався інтервал його активного використання у корпусі. Початком інтервалу вважалася перша поява терміна у проаналізованих публікаціях, а завершенням – останній зафіксований випадок або поточний рік, якщо термін продовжує використовуватися. У результаті було сформовано 46 темпоральних інтервалів, що описують періоди функціонування відповідних термінів і концептів.

Наступним етапом було виявлення подій еволюції термінології. У межах корпусу було зафіксовано 18 подій EvolutionEvent, серед яких переважали події введення нових термінів і поступового заміщення попередніх підходів. Зокрема було ідентифіковано 12 подій появи нового терміна, 4 випадки заміщення або витіснення концепту та 2 випадки зміни інтерпретації поняття.

Отримані дані було інтегровано у структуру темпоральної онтології, що включає основні типи сутностей: Concept, Term, TemporalInterval,

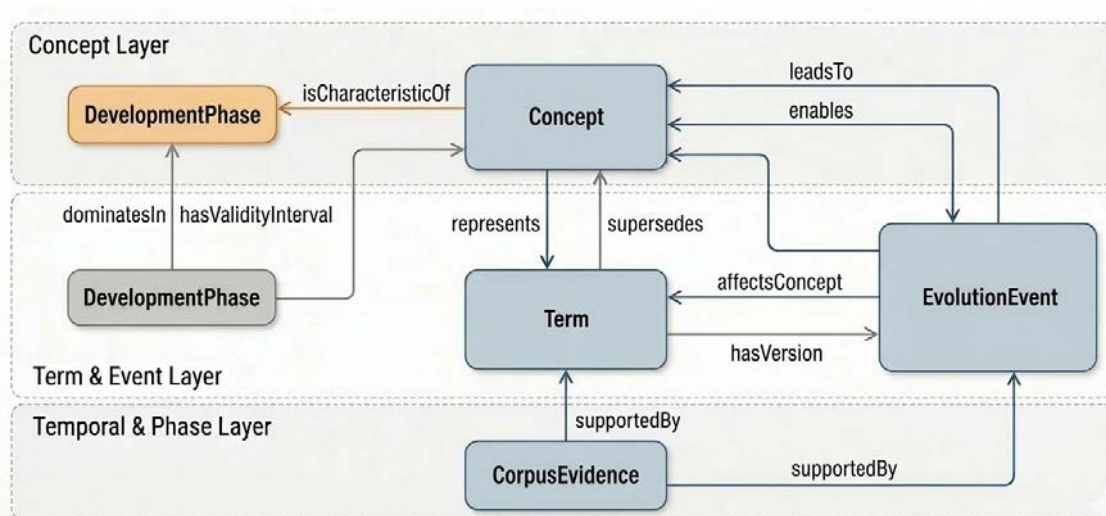


Рис. 1. Схема основних сутностей та відношень між ними в темпоральній онтології еволюції термінів проблемної області «штучний інтелект»

EvolutionEvent, DevelopmentPhase та CorpusEvidence. Загалом сформований онтологічний граф містив 24 концепти, 58 термінів, 46 темпоральних інтервалів та 18 подій еволюції, пов'язаних між собою близько 120 відношеннями різних типів.

Аналіз отриманої онтологічної структури показав, що середня тривалість активного використання концептів становить приблизно 6–8 років, що відображає швидку зміну дослідницьких підходів у галузі штучного інтелекту. Найбільша кількість нових термінів у дослідженому корпусі з'являється після 2016 року, що збігається з активним розвитком глибокого навчання та трансформерних архітектур.

Для ілюстрації структури онтології можна розглянути концепт Transformer architecture. У корпусі цей концепт представлений кількома термінами, зокрема *transformer model*, *self-attention architecture* та *attention-based neural network*. Перша поява відповідного терміна у проаналізованих текстах датована 2017 роком, після чого спостерігається швидке зростання його використання. Подія введення цього концепту була змодельована як EvolutionEvent і пов'язана з попередніми підходами до обробки послідовностей, представленими концептом Recurrent neural networks, з яким встановлено відношення supersedes.

Іншим прикладом є концепт Large Language Model, що активно з'являється у текстах після 2020 року. У побудованій онтології цей концепт пов'язаний із трансформерними архітектурами через відношення influences, що відображає технологічну спадковість між підходами. У межах корпусу зафіксовано кілька термінологічних варіантів цього концепту, зокрема *large language model*, *foundation model* та *generative language model*.

Отримана темпоральна онтологія дозволяє здійснювати запити до графа знань, пов'язані з історичною динамікою домену, наприклад визначати концепти, активні у певний період, або відстежувати появу нових термінів і зміну дослідницьких парадигм. Таким чином експеримент демонструє можливість формалізованого представлення еволюції термінів у галузі штучного інтелекту та підтверджує придатність запропонованої моделі для аналізу динаміки наукового знання.

Схема відображає послідовність концептуальних переходів між основними підходами до обробки мовних даних та побудови моделей машинного навчання. Початковим етапом є статистичні мовні моделі, які домінували у ранніх дослідженнях обробки природної мови. Подальший розвиток призвів до поширення рекурент-

них нейронних мереж (RNN), що дозволили моделювати послідовні залежності у тексті. Наступним кроком стало формування архітектур типу sequence-to-sequence, які поєднували механізми кодування та декодування послідовностей. Подальше вдосконалення цих підходів привело до появи механізму уваги (attention mechanism), який забезпечив ефективніше моделювання залежностей між елементами послідовності. На основі цієї ідеї було запропоновано трансформерні архітектури, що стали основою сучасних моделей обробки мови. Саме вони створили передумови для появи великих мовних моделей, які, у свою чергу, стали базою для ширшого класу систем, відомих як foundation models. У темпоральній онтології ці переходи представлені через події еволюції та відношення впливу, що дозволяє реконструювати причинно-часову траєкторію розвитку концептів у досліджуваному домені.

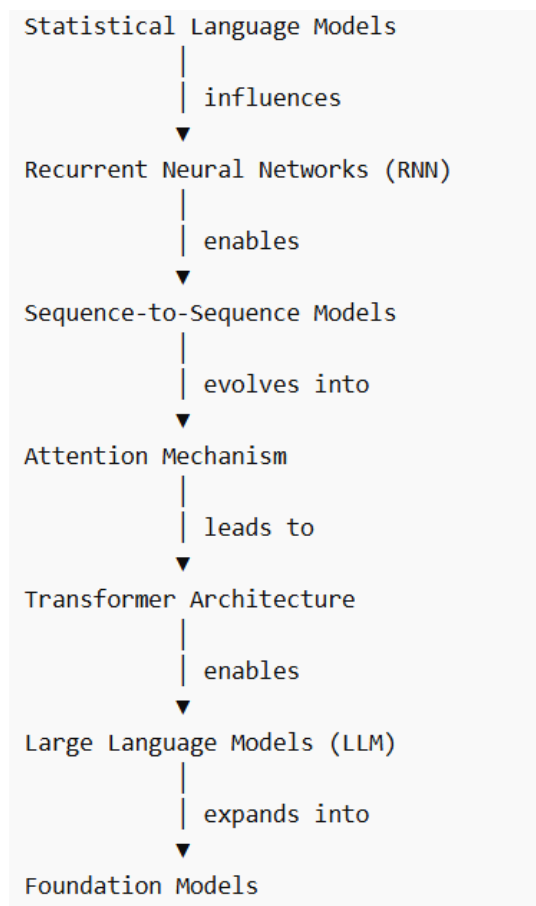


Рис. 2. Приклад еволюції терміну “великі мовні моделі” в темпоральній онтології еволюції термінів проблемної області “штучний інтелект”

Аналіз отриманих результатів. Побудована темпоральна онтологія дозволила проаналізувати структурні та часові характеристики еволюції термінології у проблемній області штучного

інтелекту. Отримані результати демонструють, що розвиток домену має виражений динамічний характер і супроводжується регулярною появою нових концептів, трансформацією існуючих підходів та поступовим витісненням попередніх технологічних парадигм.

Передусім аналіз показав, що у сформованій онтології спостерігається помітна різниця між кількістю термінів і кількістю концептів. Із 58 виділених термінів було сформовано 24 концепти, що свідчить про значний рівень термінологічної варіативності у наукових текстах. Така ситуація є типовою для швидкозмінних наукових галузей, де різні дослідницькі групи можуть використовувати різні термінологічні позначення для подібних або частково співпадаючих концептуальних ідей. У результаті темпоральна онтологія дозволяє не лише фіксувати окремі терміни, але й узагальнювати їх на рівні концептів, що створює більш стабільну структуру представлення знання.

Дослідження темпоральних інтервалів використання термінів показало, що середня тривалість активного функціонування концептів у проаналізованому корпусі становить приблизно шість–вісім років. Це свідчить про відносно швидко зміну дослідницьких підходів у сфері штучного інтелекту. Багато концептів мають обмежений період домінування, після чого вони або трансформуються у нові підходи, або поступово втрачають актуальність. Таким чином темпоральна онтологія дозволяє виявляти не лише факт появи нового терміна, але й його життєвий цикл у науковому дискурсі.

Аналіз подій еволюції показав, що найбільш поширеним типом змін є поява нових термінів, що становить приблизно дві третини усіх зафіксованих подій. Це відповідає загальній логіці розвитку галузі, де нові методи та архітектури часто супроводжуються введенням нових термінологічних позначень. Водночас значну роль відіграють і події заміщення концептів, коли нові підходи поступово витісняють попередні. Подібні процеси добре простежуються у переході від рекурентних нейронних мереж до трансформерних архітектур, а також у зміні підходів до представлення текстових даних від статичних до контекстуальних мовних репрезентацій.

Важливим результатом дослідження стало виявлення часової концентрації інновацій. Аналіз дат появи нових термінів показав, що найбільша кількість нових концептів у дослідженому корпусі з'являється після 2016 року. Цей період характеризується активним розвитком глибокого навчання, широким поширенням механізму уваги та подаль-

шим формуванням трансформерних архітектур. Саме в цей час спостерігається інтенсивне зростання нових термінів, пов'язаних із масштабними нейронними моделями, генеративними системами та фундаментальними моделями.

Отримані результати також підтверджують, що розвиток домену має не лінійний, а мережевий характер. У побудованій онтології нові концепти рідко виникають ізольовано; натомість вони формуються як продовження або переосмислення попередніх підходів. Це добре видно на прикладі еволюційного ланцюга від рекурентних нейронних мереж до трансформерних архітектур і подальшого розвитку великих мовних моделей. У межах онтології такі зв'язки представлені через відношення впливу, наступності та причинно-часових залежностей.

Ще одним важливим аспектом є можливість реконструкції історичної структури домену. Завдяки використанню темпоральних інтервалів онтологія дозволяє визначати, які концепти були активними у певний період часу, а також відстежувати моменти появи нових дослідницьких парадигм. Це відкриває можливість виконання темпоральних запитів до графа знань, наприклад визначення домінуючих підходів у певний період або виявлення технологічних переходів між різними поколіннями моделей.

Загалом отримані результати підтверджують, що запропонована модель темпоральної онтології придатна для формалізованого представлення еволюції термінів у наукових доменах. Вона дозволяє інтегрувати термінологічний аналіз текстів із часовою структурою знання та відображати складні процеси розвитку наукових концептів. Побудована в межах експерименту онтологія демонструє, що навіть на основі відносно невеликого корпусу текстів можна реконструювати ключові траєкторії розвитку досліджуваної галузі та формалізувати їх у вигляді графової структури знань.

Перспективи подальших досліджень. Запропонована модель темпоральної онтології може ефективно використовуватися для представлення еволюції термінів і концептів у наукових доменах. Водночас проведене дослідження має пілотний характер і відкриває низку напрямів для подальшого розвитку як самої моделі, так і методів її практичного застосування.

Передусім перспективним напрямом є розширення емпіричної бази дослідження. У межах проведеного експерименту аналіз здійснювався на обмеженому корпусі наукових текстів, що дозволило перевірити принципову придатність запропонованої моделі. Подальші дослідження можуть

включати значно більші корпуси публікацій, що охоплюють різні піддисципліни штучного інтелекту та більш тривалі часові періоди. Це дозволить отримати більш детальну картину еволюції термінології та виявити складніші закономірності розвитку концептів у наукових доменах.

Другим важливим напрямом є автоматизація побудови темпоральних онтологій. У проведеному дослідженні значна частина концептуального узгодження термінів і визначення подій еволюції виконувалася із залученням експертної інтерпретації. Подальший розвиток методів обробки природної мови та використання великих мовних моделей відкриває можливість автоматичного виявлення нових термінів, визначення їхніх інтервалів валідності та встановлення зв'язків між концептами. Інтеграція таких інструментів із онтологічними моделями може суттєво підвищити масштабованість і швидкість формування темпоральних графів знань.

Окремим напрямом подальших досліджень є аналіз фаз розвитку наукових доменів. Побудована темпоральна онтологія дозволяє простежити зміну домінуючих концептів у різні періоди, що створює передумови для автоматичного виявлення фаз розвитку галузі. Подальші дослідження можуть зосередитися на розробленні методів, які дозволять на основі структури темпоральної онтології визначати моменти переходу між різними дослідницькими парадигмами та виявляти періоди інтенсивного інноваційного розвитку.

Перспективним також є дослідження темпоральної невизначеності та неоднозначності у представленнях знання. У наукових текстах часові межі появи концептів часто не мають чітких границь, а нові терміни можуть певний час співіснувати з попередніми підходами. Подальший розвиток темпоральних онтологій може включати моделі нечіткого часу, що дозволять точніше відображати такі ситуації та враховувати поступовий характер зміни наукових концептів.

Ще одним важливим напрямом є інтеграція темпоральних онтологій із іншими типами знанневих репрезентацій. Зокрема, поєднання онтологічних моделей із графами цитувань, семантичними мережами наукових термінів та бібліометричними даними може дати більш комплексне уявлення про розвиток наукових галузей. Така інтеграція дозволить аналізувати не лише зміну термінології, але й взаємозв'язок між розвитком ідей, науковими спільнотами та публікаційною активністю.

Нарешті, перспективним є застосування запропонованого підходу до інших проблемних областей. Хоча у даному дослідженні модель була пере-

вірена на матеріалі галузі штучного інтелекту, вона може бути адаптована для аналізу еволюції знань у різних наукових дисциплінах, таких як біоінформатика, когнітивні науки або цифрова гуманітаристика. Це дозволить оцінити універсальність запропонованої моделі та розширити її застосування у задачах аналізу динаміки наукового знання.

Таким чином подальші дослідження можуть бути спрямовані на масштабування корпусного аналізу, автоматизацію побудови темпоральних онтологій, виявлення фаз розвитку наукових доменів та інтеграцію онтологічних моделей із сучасними методами обробки природної мови і графового аналізу знань. Реалізація цих напрямів дозволить створити більш повні та динамічні моделі представлення еволюції знань у наукових і технологічних галузях.

Висновки. Проведене дослідження підтвердило доцільність використання темпорального підходу для представлення еволюції знань у швидкозмінних наукових доменах. Аналіз проблемної області «штучний інтелект» показав, що традиційні онтологічні моделі, які фіксують лише структурні зв'язки між поняттями, недостатньо відображають реальну динаміку розвитку галузі. У таких моделях знання постає як статична система, тоді як у науковій практиці воно формується як історично змінна мережа концептів, що виникають, трансформуються та взаємодіють у часі. Відсутність явної часової параметризації призводить до змішування різних історичних шарів знання і ускладнює аналіз еволюції наукових ідей.

Обґрунтовано необхідність введення темпорального виміру у системи представлення знань та запропоновано модель темпоральної онтології еволюції термінів. Основна ідея моделі полягає у поєднанні трьох рівнів репрезентації – термінологічного, концептуального та темпорального. Такий підхід дозволяє розглядати наукові поняття не як незмінні елементи онтології, а як історично стратифіковані сутності, що мають визначені інтервали актуальності, пов'язані з подіями появи, трансформації або витіснення. Завдяки цьому знання може бути представлене як динамічна структура, у якій еволюція домену описується через послідовність подій і причинно-часових зв'язків між концептами.

Запропонована модель демонструє можливість інтеграції корпусного аналізу наукових текстів із формальними онтологічними структурами. Уведення сутностей, що фіксують інтервали валідності, події еволюції та джерела емпіричного підтвердження, створює основу для відтворюва-

ного аналізу розвитку термінології. Така структура дозволяє не лише фіксувати появу нових термінів, але й моделювати їхній життєвий цикл, взаємозв'язок із попередніми концептами та роль у формуванні нових дослідницьких підходів.

Важливим результатом роботи є демонстрація того, що еволюція наукового домену може бути представлена у вигляді темпорального графа, де зміни відбуваються через послідовність концептуальних переходів. У такій структурі окремі концепти виступають вузлами мережі, а події їх появи, трансформації або заміщення формують часову траєкторію розвитку галузі. Це дозволяє поєднати логіку онтологічного моделювання з ідеями історичної динаміки науки та забезпечує більш адекватне відображення процесів формування знання. Запропонований підхід має також методологічне значення для аналізу наукових текстів і побудови графів знань. Темпоральна онтологія створює основу для інтеграції результатів корпусного аналізу, діахронічної семантики та мережевих методів дослідження. Завдяки цьому можливо переходити від описових спостережень щодо змін у термінології до формалізованих моделей розвитку домену. Така формалізація відкриває можливість виконання складніших аналітичних запитів, пов'язаних із реконструкцією історичних

станів знання, аналізом взаємодії концептів і виявленням структурних переломів у розвитку галузі.

Окрему перспективу застосування запропонованої моделі становить її інтеграція з системами обробки природної мови та великими мовними моделями. Темпоральна онтологія може виступати джерелом структурованого знання, яке забезпечує історичну контекстуалізацію інформації та зменшує ризик анахроністичних узагальнень. У цьому контексті вона може виконувати роль проміжного рівня між корпусними даними та генеративними системами, забезпечуючи контроль часової релевантності знань.

Таким чином, запропонований підхід демонструє можливість переходу від статичної репрезентації знання до темпорально організованої моделі, у якій розвиток наукового домену описується як послідовність концептуальних змін. Темпоральна онтологія еволюції термінів створює формальну основу для дослідження історичної динаміки наукових понять, інтеграції корпусних методів аналізу тексту та побудови динамічних графів знань. Реалізація такого підходу сприяє формуванню більш гнучких і контекстно чутливих систем представлення знань, здатних відображати не лише структуру домену, а й процес його розвитку у часі.

СПИСОК ВИКОРИСТАНИХ ДЖЕРЕЛ

1. Artale A., Franconi E., Wolter F., Zakharyashev M. Temporal description logics: A survey. *Annals of Mathematics and Artificial Intelligence*. 2007. Vol. 51. P. 1–70. DOI: 10.1007/s10472-007-9055-6.
2. *Temporal Databases: Theory, Design, and Implementation*. A. U. Tansel, J. Clifford, S. Gadia et al. Redwood City : Benjamin/Cummings, 1993. 644 p.
3. Kuhn T. S. *The Structure of Scientific Revolutions*. Chicago : University of Chicago Press, 1962. 210 p.
4. Flouris G., Manakanatas D., Kondylakis H., Plexousakis D., Antoniou G. Ontology change: Classification and survey. *The Knowledge Engineering Review*. 2008. Vol. 23, iss. 2. P. 117–152. DOI: 10.1017/S0269888908001367.
5. Pearl J. *Causality: Models, Reasoning, and Inference*. Cambridge : Cambridge University Press, 2000. 384 p.
6. Halpern J. Y. *Reasoning About Uncertainty*. Cambridge, Mass. : MIT Press, 2003. 465 p.
7. Hobbs J. R. Causal and temporal reasoning. *Handbook of Temporal Reasoning in Artificial Intelligence*. ed. by M. Fisher, D. Gabbay, L. Vila. Amsterdam : Elsevier, 2005. P. 115–152.
8. Euzenat J., Shvaiko P. *Ontology Matching*. 2nd ed. Heidelberg : Springer, 2013. 511 p.
9. Klein M. Combining and relating ontologies: An analysis of problems and solutions. *Proceedings of the IJCAI Workshop on Ontologies and Information Sharing*. Acapulco, 2004. P. 46–55.
10. Bouquet P., Giunchiglia F., van Harmelen F., Serafini L., Stuckenschmidt H. Contextualizing ontologies. *Journal of Web Semantics*. 2004. Vol. 1, iss. 4. P. 325–343. DOI: 10.1016/j.websem.2004.07.001.
11. Grau B. C., Horrocks I., Motik B., Parsia B., Patel-Schneider P., Sattler U. OWL 2: The next step for OWL. *Journal of Web Semantics*. 2008. Vol. 6, iss. 4. P. 309–322. DOI: 10.1016/j.websem.2008.05.001.
12. Hamilton W. L., Leskovec J., Jurafsky D. Diachronic word embeddings reveal statistical laws of semantic change. *Proceedings of the 54th Annual Meeting of the Association for Computational Linguistics (ACL 2016)*. Berlin, 2016. P. 379–391. DOI: 10.18653/v1/P16-1141.
13. Rosvall M., Bergstrom C. T. Mapping change in large networks. *PLoS ONE*. 2010. Vol. 5, iss. 1. e8694. DOI: 10.1371/journal.pone.0008694.
14. Kleinberg J. Bursty and hierarchical structure in streams. *Data Mining and Knowledge Discovery*. 2003. Vol. 7, iss. 4. P. 373–397. DOI: 10.1023/A:1024940629314.
15. Tang J., Zhang J., Yao L., Li J., Zhang L., Su Z. ArnetMiner: Extraction and mining of academic social networks. *Proceedings of the 14th ACM SIGKDD International Conference on Knowledge Discovery and Data Mining (KDD'08)*. Las Vegas, 2008. P. 990–998. DOI: 10.1145/1401890.1402008.

16. Dhingra B., Cole J. R., Eisenschlos J. M., Gillick D., Eisenstein J., Cohen W. W. Time-Aware Language Models as Temporal Knowledge Bases. *Transactions of the Association for Computational Linguistics*. 2022. Vol. 10. P. 257–273. DOI: 10.1162/tacl_a_00459.
17. Chen Z., Zhang Y., Li J., Wang H. Temporal Knowledge Graph-Augmented Language Models. *Proceedings of the 2023 Conference on Empirical Methods in Natural Language Processing (EMNLP)*. Singapore, 2023. P. 12456–12471.
18. Ji Z., Lee N., Frieske R., Yu T., Su D., Xu Y. et al. Survey of Hallucination in Natural Language Generation. *ACM Computing Surveys*. 2023. Vol. 55, iss. 12. Art. 248. DOI: 10.1145/3571730.
19. Longpre S., Webson A., Sanborn S. et al. Evaluating Factuality in Language Models. *Advances in Neural Information Processing Systems (NeurIPS 2023)*. New Orleans, 2023. P. 1–45.
20. Noy N. F., Klein M. Ontology evolution: Not the same as schema evolution. *Knowledge and Information Systems*. 2004. Vol. 6, iss. 4. P. 428–440. DOI: 10.1007/s10115-003-0137-2.
21. Hartung M., Rahm E. Managing evolution and versioning in ontology-based systems. *ACM Computing Surveys*. 2013. Vol. 46, iss. 2. Art. 15.
22. Ristoski P., Rosati J., Noessner J., Ngomo A.-C. Knowledge Graph Embeddings for Evolving Knowledge Graphs. *The Semantic Web : Proceedings of the 16th International Conference (ESWC 2019)*. Portorož, 2019. P. 519–536.
23. Пасічник В., Яромич М. Великі мовні моделі та онтології у філологічних дослідженнях: аналітичний огляд джерел. Актуальні питання гуманітарних наук. *Мовознавство. Літературознавство*. 2025. Вип. 83. № 3. С. 236–250. DOI:10.24919/2308-4863/83-3-35.
24. Кунанець Н., Яромич М. Виділення концептів у літературних текстах із використанням великих мовних моделей. *Вісник науки та освіти*. 2025. Вип. 32. № 2. С. 343–357. DOI:10.52058/2786-6165-2025-2(32)-343-357.
25. Пасічник В., Яромич М. Автоматизоване формування технічної документації в галузі ІТ з використанням великих мовних моделей. *Studia Methodologica*. 2025. Вип. 59. С. 250-273. DOI:10.32782/2307-1222.2025-59-22.
26. Пасічник В., Яромич М. Порівняльний аналіз великих мовних моделей в контексті вирішення лінгвістичних задач. Актуальні питання гуманітарних наук. *Мовознавство. Літературознавство*. 2025. Вип. 89. № 1. С. 288–305. DOI:10.24919/2308-4863/89-1-41.
27. Пасічник В., Яромич М. Особливості жанрової класифікації літератури за допомогою великих мовних моделей. *Folium*. 2025. № 6. С. 132–143. DOI:10.32782/folium/2025.6.19.
28. Пасічник В., Яромич М. Методи та засоби великих мовних моделей для концептуалізації предметної області “штучний інтелект” : тези доп. *Science In The Modern World: Innovations And Challenges : матеріали ІХ Міжнародної науково-практичної конференції (Торонто, Канада, 15–17 травня 2025 р.)*. Торонто, 2025. С. 353–358.

REFERENCES

1. Artale, A., Franconi, E., Wolter, F., & Zakharyashev, M. (2007). Temporal description logics: A survey. *Annals of Mathematics and Artificial Intelligence*. Vol. 51. P. 1–70. <https://doi.org/10.1007/s10472-007-9055-6>
2. Tansel, A. U., Clifford, J., Gadia, S. et al. (1993). *Temporal Databases: Theory, Design, and Implementation*. Redwood City : Benjamin/Cummings. 644 p.
3. Kuhn, T. S. (1962). *The Structure of Scientific Revolutions*. Chicago : University of Chicago Press. 210 p.
4. Flouris, G., Manakanatas, D., Kondylakis, H., Plexousakis, D., & Antoniou, G. (2008). Ontology change: Classification and survey. *The Knowledge Engineering Review*. Vol. 23. №. 2. P. 117–152. <https://doi.org/10.1017/S0269888908001367>
5. Pearl, J. (2000). *Causality: Models, Reasoning, and Inference*. Cambridge : Cambridge University Press. 384 p.
6. Halpern, J. Y. (2003). *Reasoning About Uncertainty*. Cambridge, Mass. : MIT Press. 465 p.
7. Hobbs, J. R. (2005). Causal and temporal reasoning. *Handbook of Temporal Reasoning in Artificial Intelligence*. ed. by M. Fisher, D. Gabbay, L. Vila. Amsterdam : Elsevier. P. 115–152.
8. Euzenat, J., & Shvaiko, P. (2013). *Ontology Matching*. 2nd ed. Heidelberg : Springer. 511 p.
9. Klein, M. (2001). Combining and relating ontologies: An analysis of problems and solutions. *Proceedings of the IJCAI Workshop on Ontologies and Information Sharing*. Acapulco. P. 46–55.
10. Bouquet, P., Giunchiglia, F., van Harmelen, F., Serafini, L., & Stuckenschmidt, H. (2004). Contextualizing ontologies. *Journal of Web Semantics*. Vol. 1. №. 4. P. 325–343. <https://doi.org/10.1016/j.websem.2004.07.001>
11. Grau, B. C., Horrocks, I., Motik, B., Parsia, B., Patel-Schneider, P., & Sattler, U. (2008). OWL 2: The next step for OWL. *Journal of Web Semantics*. Vol. 6. №. 4. P. 309–322. <https://doi.org/10.1016/j.websem.2008.05.001>
12. Hamilton, W. L., Leskovec, J., & Jurafsky, D. (2016). Diachronic word embeddings reveal statistical laws of semantic change. *Proceedings of the 54th Annual Meeting of the Association for Computational Linguistics (ACL 2016)*. Berlin. P. 379–391. <https://doi.org/10.18653/v1/P16-1141>
13. Rosvall, M., & Bergstrom, C. T. (2010). Mapping change in large networks. *PLoS ONE*. Vol. 5. №. 1. e8694. <https://doi.org/10.1371/journal.pone.0008694>
14. Kleinberg, J. (2003). Bursty and hierarchical structure in streams. *Data Mining and Knowledge Discovery*. Vol. 7. №. 4. P. 373–397. <https://doi.org/10.1023/A:1024940629314>
15. Tang, J., Zhang, J., Yao, L., Li, J., Zhang, L., & Su, Z. (2008). ArnetMiner: Extraction and mining of academic social networks. *Proceedings of the 14th ACM SIGKDD International Conference on Knowledge Discovery and Data Mining (KDD'08)*. Las Vegas. P. 990–998. <https://doi.org/10.1145/1401890.1402008>
16. Dhingra, B., Cole, J. R., Eisenschlos, J. M., Gillick, D., Eisenstein, J., & Cohen, W. W. (2022). Time-Aware Language Models as Temporal Knowledge Bases. *Transactions of the Association for Computational Linguistics*. Vol. 10. P. 257–273. https://doi.org/10.1162/tacl_a_00459

17. Chen, Z., Zhang, Y., Li, J., & Wang, H. (2023). Temporal Knowledge Graph-Augmented Language Models. Proceedings of the 2023 Conference on Empirical Methods in Natural Language Processing (EMNLP). Singapore. P. 12456–12471.
18. Ji, Z., Lee, N., Frieske, R., Yu, T., Su, D., Xu, Y. et al. (2023). Survey of Hallucination in Natural Language Generation. ACM Computing Surveys. Vol. 55. №. 12. Art. 248. <https://doi.org/10.1145/3571730>
19. Longpre, S., Webson, A., Sanborn, S. et al. (2023). Evaluating Factuality in Language Models. Advances in Neural Information Processing Systems (NeurIPS 2023). New Orleans. P. 1–45.
20. Noy, N. F., & Klein, M. (2004). Ontology evolution: Not the same as schema evolution. Knowledge and Information Systems. Vol. 6. №. 4. P. 428–440. <https://doi.org/10.1007/s10115-003-0137-2>
21. Hartung, M., & Rahm, E. (2013). Managing evolution and versioning in ontology-based systems. ACM Computing Surveys. Vol. 46. №. 2. Art. 15.
22. Ristoski, P., Rosati, J., Noessner, J., & Ngomo, A.-C. (2019). Knowledge Graph Embeddings for Evolving Knowledge Graphs. The Semantic Web : Proceedings of the 16th International Conference (ESWC 2019). Portorož. P. 519–536.
23. Pasichnyk, V. V., & Yaromych, M. V. (2025). Velyki movni modeli ta ontolohii u filolohichnykh doslidzhenniakh: analitychnyi ohliad dzherel [Large language models and ontologies in philological research: An analytical review of sources]. Aktualni pytannia humanitarnykh nauk. Movoznavstvo. Literaturoznavstvo. Vol. 83. №. 3. P. 236–250. <https://doi.org/10.24919/2308-4863/83-3-35> [in Ukrainian].
24. Kunanets, N. E., & Yaromych, M. V. (2025). Vydilennia kontseptiv u literaturnykh tekstakh iz vykorystanniam velykykh movnykh modelei [Extracting concepts from literary texts using large language models]. Visnyk nauky ta osvity. Vol. 32. №. 2. P. 343–357. [https://doi.org/10.52058/2786-6165-2025-2\(32\)-343-357](https://doi.org/10.52058/2786-6165-2025-2(32)-343-357) [in Ukrainian].
25. Pasichnyk, V. V., & Yaromych, M. V. (2025). Avtomatyzovane formuvannia tekhnichnoi dokumentatsii v haluzi IT z vykorystanniam velykykh movnykh modelei [Automated generation of technical documentation in the IT field using large language models]. Studia Methodologica. Vol. 59. P. 250–273. <https://doi.org/10.32782/2307-1222.2025-59-22> [in Ukrainian].
26. Pasichnyk, V. V., & Yaromych, M. V. (2025). Porivnialnyi analiz velykykh movnykh modelei v konteksti vyrishennia linhvistychnykh zadach [Comparative analysis of large language models in the context of solving linguistic tasks]. Aktualni pytannia humanitarnykh nauk. Movoznavstvo. Literaturoznavstvo. Vol. 89. №. 1. P. 288–305. <https://doi.org/10.24919/2308-4863/89-1-41> [in Ukrainian].
27. Pasichnyk, V. V., & Yaromych, M. V. (2025). Osoblyvosti zhanrovoi klasyfikatsii literatury za dopomohoiu velykykh movnykh modelei [Features of genre classification of literature using large language models]. Folium. Vol. 6. P. 132–143. <https://doi.org/10.32782/folium/2025.6.19> [in Ukrainian].
28. Pasichnyk, V. V., & Yaromych, M. V. (2025). Metody ta zasoby velykykh movnykh modelei dlia kontseptualizatsii predmetnoi oblasti “shtuchnyi intelekt” [Methods and tools of large language models for conceptualization of the subject area “artificial intelligence”]. Tekhnichni nauky: tezy dop. IX Mizhnarodnoi naukovo-praktychnoi konferentsii “Science In The Modern World: Innovations And Challenges”, 15–17.05.2025, Toronto, Kanada. P. 353–358 [in Ukrainian].

Дата першого надходження статті до видання: 06.03.2026

Дата прийняття статті до друку після рецензування: 25.03.2026

Дата публікації (оприлюднення) статті: 19.05.2026

Стаття поширюється на умовах ліцензії відкритого доступу (CC BY 4.0)

