

Купцов Г.О., студент
*Київський національний економічний
університет імені Вадима Гетьмана*
kuptsov192@gmail.com

Ситник Н.В., к.е.н., професор
*Київський національний економічний
університет імені Вадима Гетьмана*
nina.sytnyk@kneu.edu.ua

ПІДХОДИ ДО ПОБУДОВИ ГРАФА ЗНАНЬ ЛОГІСТИЧНОЇ КОМПАНІЇ

У сучасних умовах цифровізації економіки набуває особливої актуальності дослідження підходів до побудови графів знань для логістичних компаній. У логістичній компанії дані надходять із різних джерел: систем управління ланцюгами постачань, GPS-моніторингу, корпоративних інформаційних систем та зовнішніх платформ, і їх обсяг постійно зростає. Традиційні реляційні бази даних не завжди ефективно працюють зі складними взаємозв'язками між транспортними засобами, складами, замовленнями, клієнтами та маршрутами. У зв'язку з цим графові технології набувають поширення, оскільки дозволяють не лише зберігати інформацію, а й аналізувати її для оптимізації логістичних процесів і підвищення ефективності управління. Однією зі складових графових технологій є графи знань (knowledge graph), які є новим напрямом в ІТ-технологіях, але за останні роки викликають велику зацікавленість у науковців та представників бізнесу.

На сьогодні існує багато різних визначень поняття графа знань (ГЗ). Найбільш повним, яке розкриває сутність даного терміна, є визначення, наведене в публікації [1], у якій детально досліджено і вказано, що: «Граф знань – це взаємопов'язаний набір даних, збагачений семантикою, щоб ми могли міркувати про базові дані та впевнено використовувати їх для прийняття складних рішень. З'єднання даних робить ці дані більш цінними та надає динамічний контекст. Додавання ще більшої кількості інформації – семантики – піднімає цю цінність на новий рівень».

Поняття графової бази даних та графа знань є близькими за звучанням, однак мають різне призначення. Графова база даних виступає технологічною платформою для зберігання та обробки графових структур, тоді як граф знань є семантичною моделлю, що описує об'єкти предметної області, їхні властивості та взаємозв'язки. Для побудови графів знань існує два основні підходи: використання графів RDF, які є стандартом представлення знань і застосовуються, зокрема, у проєкті Wikidata, та використання графів із властивостями Labeled Property Graph (LPG), що широко застосовуються у графових базах даних, зокрема Neo4j. При цьому створення графа знань не обов'язково потребує використання онтології, що характерно насамперед для семантичного вебу. Аналіз показує, що для прикладних задач логістики підхід на основі LPG є більш ефективним, оскільки атрибути можуть зберігатися безпосередньо у вузлах та ребрах графа, що спрощує структуру даних і прискорює виконання запитів.

Серед систем керування базами даних (СКБД), які підтримують графові моделі, значного поширення набула Neo4j, яка багато років займає лідерські позиції серед 43, існуючих на сьогодні графових СКБД [2] та ефективно працює зі складними взаємозв'язками між об'єктами предметної області. Використання цієї системи для створення графа знань логістичної компанії обґрунтовується високою продуктивністю, наявністю мови запитів Cypher та підтримкою моделі LPG [3]. Побудова графа знань насамперед вимагає виявлення ключових сутностей (вузлів) та атрибутів, що характеризують їхні властивості, та семантично орієнтованих відношень (ребер), які пов'язують їх між собою.

У такому ГЗ вузли представляють сутності, зокрема «клієнт», «замовлення», «склад», «водій», «транспортний засіб» або «маршрут». Зв'язки між ними можуть відображати відношення «оформлює», «перевозить», «керує» або «прямує до». Властивості вузлів і зв'язків містять додаткові характеристики, необхідні для опису об'єктів логістичної системи. На рисунку 1 наведено фрагмент графа знань логістичної компанії.



(причеп -  , тягач -  , водій -  , статус - )

Рисунок 1. Фрагмент графа знань для логістичної компанії

Зв'язки «CAN_TOW», «HAS_STATUS» та «DRIVEN_BY» зв'язують такі сутності, як причеп, тягач, водій та статус, який визначає стан («Відпочинок», «В дорозі», «Завантаження», «Розвантаження» тощо) пов'язаних вузлів. Наприклад, наявність зв'язку між вузлами «Водій» і «Статус» відображає поточний стан водія, що характеризує виконувану ним операцію. Створений граф знань зберігається в графовій базі даних під керуванням Neo4j.

Граф знань у Neo4j – це семантично збагачене структуроване представлення об'єктів логістичної компанії та зв'язків між ними, яке має засоби візуалізації та бібліотеку графових алгоритмів Graph Data Science (GDS), що надає якісно нові можливості для аналізу та управління. Так, наприклад, оптимізацію маршрутів та знаходження найкоротших шляхів можна реалізувати за допомогою алгоритмів Дейкстри та A*, пошук ключових логістичних хабів – з використанням алгоритму PageRank, що надає можливість зрозуміти, які з них є найбільш важливими, а алгоритми виявлення спільнот (Community Detection) допомагають виділити кластери складів, вузлів перевантаження або клієнтів, які географічно розташовані близько один до одного.

Зазначений аналітичний інструментарій створює необхідний фундамент для впровадження архітектури GraphRAG (Retrieval-Augmented Generation), у межах якої штучний інтелект використовує структуровану семантику графа як контекстну базу для генерації обґрунтованих рішень. У такій моделі граф знань логістичної компанії виступає як джерело достовірних даних для великих мовних моделей, що дозволяє отримувати точні відповіді на складні запити природною мовою, мінімізуючи ризик помилкових інтерпретацій. Окрім цього, застосування графових нейронних мереж (GNN) безпосередньо над моделлю LPG в Neo4j відкриває шлях до предиктивної аналітики, зокрема прогнозування потенційних розривів у ланцюгах постачання або автоматичного виявлення аномалій у маршрутах. Таким чином, інтеграція AI перетворює граф знань із пасивного сховища інформації на активне когнітивне ядро логістичної системи, здатне до самонавчання та глибинного аналізу великих масивів даних.

Підсумовуючи, варто зазначити, що обрання Neo4j як технологічного фундаменту для управління графом знань логістичної компанії забезпечує низку стратегічних переваг. Завдяки нативним механізмам візуалізації та підтримці декларативної мови запитів Cypher, система дозволяє ефективно оперувати складними багатовимірними зв'язками,

забезпечуючи високу прозорість та контрольованість усіх логістичних ланок. Виняткова гнучкість моделі LPG дозволяє оперативно адаптувати структуру даних до нових бізнес-вимог без необхідності радикального перепроєктування всієї бази. У поєднанні з можливістю виконання високонавантажених аналітичних запитів та безшовною інтеграцією графових алгоритмів безпосередньо у робочий цикл Neo4j стає оптимальною платформою для створення масштабованих та інтелектуальних рішень у сучасній логістиці.

Список використаних джерел

1. Maya Natarajan From graf to knowledge graph a short journey to unlimited insights. [Електронний ресурс] – Режим доступу до ресурсу: [Neo4j-Knowledge-Graphs-1.3.pdf](#) (дата звернення 12.03.2026).
2. DB-Engines Ranking of Graph DBMS [Електронний ресурс] – Режим доступу до ресурсу: <https://db-engines.com/en/ranking/graph+dbms>. (дата звернення 01.03.2026).
3. Hogan A., Blomqvist E., Cochez M. et al. Knowledge Graphs. ACM Computing Surveys, 54(4), Article 71, 2021. [Електронний ресурс] – Режим доступу до ресурсу: <https://dl.acm.org/doi/epdf/10.1145/3447772> (дата звернення 12.03.2026).