

кількості спроб, таймаутів та умов, за яких запит вважається невдалим і потребує повторення.

Спостережуваність є невід'ємною складовою оптимізації трафіку в Istio. Система автоматично збирає метрики латентності, пропускної здатності та частоти помилок для кожного з'єднання між сервісами. Інтеграція з Prometheus та Grafana забезпечує візуалізацію цих метрик у реальному часі, а розподілене трасування через Jaeger або Zipkin дозволяє аналізувати шлях запиту через ланцюжок мікросервісів та ідентифікувати вузькі місця продуктивності.

VirtualService забезпечує гнучке управління маршрутизацією трафіку, включаючи розподіл між версіями сервісів для canary deployments та A/B тестування, налаштування timeouts та автоматичних retries з конфігурованою кількістю спроб [2]. Комбінація механізмів балансування навантаження, circuit breaker та outlier detection дозволяє будувати самовідновлювальні системи, де несправні компоненти автоматично ізолюються, а трафік перенаправляється до здорових екземплярів без втручання оператора.

### Література

1. Li W., Lemieux Y., Gao J., Zhao Z., Han Y., 2019. Service Mesh: Challenges, State of the Art, and Future Research Opportunities. 2019 IEEE International Conference on Service-Oriented System Engineering (SOSE). P. 122–127. DOI: 10.1109/SOSE.2019.00026.
2. Saleh Sedghpour M.R., Klein C., Tordsson J., 2022. An Empirical Study of Service Mesh Traffic Management Policies for Microservices. Proceedings of the 2022 ACM/SPEC International Conference on Performance Engineering (ICPE '22). ACM, New York, NY, USA. P. 17–27. DOI: 10.1145/3489525.3511686.
3. Karn R., Das R., Pant D., Heikkonen J., Kanth R., 2022. Automated Testing and Resilience of Microservice's Network-link using Istio Service Mesh. Proceedings of the 31st Conference of Open Innovations Association FRUCT. DOI: 10.23919/FRUCT54823.2022.9770890.
4. Elkhatib Y., Povedano Poyato J., 2023. An Evaluation of Service Mesh Frameworks for Edge Systems. 6th International Workshop on Edge Systems, Analytics and Networking (EdgeSys '23). ACM, New York, NY, USA. DOI: 10.1145/3578354.3592867.

УДК 004.6:004.855

**Л. П. Дмитроца, к.т.н., доцент; О. І. Шубалий, аспірант**  
(Тернопільський національний технічний університет імені Івана Пулюя, Україна)

### ДОСЛІДЖЕННЯ СУЧАСНИХ ТРЕНДІВ АНАЛІТИКИ BIG DATA

**L. P. Dmytrotsa Ph.D, Assoc. Prof.; O. I. Shubalyi, postgraduate student**  
(Ternopil Ivan Puluj National Technical University, Ukraine)

### RESEARCH ON CURRENT TRENDS IN BIG DATA ANALYTICS

Від часу появи на початку 2000-х терміну "Big Data", в процесі активного розвитку цього напрямку Data Science, сучасні акценти досліджень у цій сфері змістилися від задач накопичення даних до пошуку шляхів покращення аналітичної обробки та якнайширшої інтеграції із штучним інтелектом. В той час як на старті "ери великих даних" для їх аналізу у більшій мірі застосовувалися класичні статистичні методи (регресія, баєсівський аналіз і т.п.) та традиційні реляційні бази даних, то

сучасні тенденції демонструють перехід до широкого використання методів машинного навчання, NoSQL-рішень та хмарних платформ.

В загальному, сучасні тренди в аналітиці Big Data можна виокремити у наступні дві категорії – це технологічні тренди та організаційні тренди.

Серед вагомих актуальних технологічних трендів в аналітиці Big Data та дотичних до неї сферах виділяють ШІ-аналітику (нейронні мережі, дерева рішень, кластеризація), а також гібридні підходи, що поєднують машинне навчання і класичну статистичну аналітику.

Для прийняття швидких та результативних рішень в сучасних умовах уже недостатньо пакетної обробки даних, підсумки якої отримують із значною затримкою та коли вони стають вже не актуальними. Внаслідок цього відбувається розвиток аналітики реального часу [1]. Завдяки сучасній потоковій аналітиці, дані обробляються “на-льоту”, а отже необхідні рішення приймаються відразу, й так само зразу виявляються аномалії у великих даних. Ще одним із прикладів аналітики реального часу є технологія граничних обчислень, яка працює на пристроях IoT.

Іншим, вартим уваги, сучасним трендом аналітики Big Data є інтеграція технологій ШІ безпосередньо в аналітичні платформи [2]. При такій реалізації, штучний інтелект може автоматично робити запити у базу даних та формувати відповідну візуалізацію, що спрощує та пришвидшує отримання аналітичних звітів. Такі Self-Service-BI-інструменти дозволяють нефакхівцям ефективно працювати з Big Data без залучення професійних аналітиків.

Дуже цікавим актуальним трендом є поєднання прогностної та прескриптивної аналітики. Цей підхід дозволяє не лише мати певні ймовірнісні прогнози, а й отримувати рекомендації щодо подальших оптимальних дій.

Також, для аналітичних задач із чутливими конфіденційними даними (фінансова сфера, медицина і т.п.) генеративний штучний інтелект використовують для створення синтетичних даних, що імітують реальні, для подальшого тренування моделей у машинному навчанні.

Для вирішення проблеми “брудних даних” у Big Data, важливими є сучасні технологічні рішення, що забезпечують спостережуваність даних (наприклад, Datadog).

Що ж стосується актуальних підходів до збереження та управління великими даними, то тут чітко простежується тенденція до побудови гнучких та децентралізованих архітектур. Це ілюструє, зокрема, поява таких гібридних технологій, як Data Lakehouse, де гнучкість “озер даних” поєднується із швидкодією Data Warehouses. Відповідно до нової концептуальної моделі Data Mesh, великі дані розглядаються, як продукт і здійснюється їх децентралізація відповідно до конкретних доменів. А сучасний архітектурний підхід Data Fabric пропонує уніфіковані рішення для оптимізації великих даних у розподілених системах, їх керованості та взаємної інтеграції [3].

Поява векторних баз даних – це ще один актуальний тренд, дотичний до аналітики Big Data, оскільки їх виникнення пов’язане із різким збільшенням варіативності даних (в т.ч. і згенерованих ШІ) [4]. Кожен об’єкт у таких базах даних асоціюється із вектором його характеристик, групування по яким у багатовимірному векторному просторі дозволяє провадити ефективний пошук.

Ще одним важливим трендом, власне, в аналітиці великих даних є Vertical Data Science, який символізує еволюційний перехід від універсальних рішень до глибокої спеціалізації аналітики Big Data [5]. Замість, так званих “горизонтальних”, або ж іншими словами, загальних моделей, таких як ChatGPT чи Gemini, які часто “галюцинують” у специфічних питаннях предметної області, моделі, що здійснюють вертикальний аналіз даних, дають точні рішення експертного рівня у конкретних

сферах. Відповідно до цього тренду, зараз уже й постачальники хмарних сервісів почали пропонувати послуги на основі вертикального підходу у Big Data, такі як спеціалізовані платформи (наприклад, Healthcare Data Science чи LegalTech) та промислові хмари для IoT.

Щодо згаданих вище організаційних трендів аналітики великих даних, то тут слід виділити наступні. Насамперед, це аналітика на основі даних (Data-Driven Analytics) як організаційна культура даних та Data Governance, як система управління даними, яка забезпечує їх якість, безпеку та узгодженість. Ще одним актуальним трендом аналітики Big Data є автоматизація процесів ETL/ELT, оскільки автоматизовані пайплайни значно скорочують час інтеграції даних, зменшують кількість помилок та підвищують гнучкість, забезпечуючи підтримку як структурованих так і неструктурованих даних.

Висновок. В роботі систематизовано та здійснено комплексну оцінку сучасних тенденцій аналітики Big Data, що буде корисним як для розуміння ключових напрямків майбутнього розвитку аналітичної складової Data Science, так і при практичному плануванні шляхів подальших досліджень.

### Література

1. IEEE. Real-Time Analytics: Concepts, Architectures, and ML/AI Considerations [Електронний ресурс]. IEEE Xplore, 2023. Режим доступу: <https://ieeexplore.ieee.org/abstract/document/10183999>
2. Singh, S. K.; Kumar, R.; та ін. Artificial Intelligence Techniques for Big Data Analytics: A Survey [Електронний ресурс]. ACM Computing Surveys, 2022. Режим доступу: <https://dl.acm.org/doi/10.1145/3514228>
3. Blohm, Ivo; Wortmann, Felix; Legner, Christine; Köbler, Felix. Data products, data mesh, and data fabric [Електронний ресурс]. Business & Information Systems Engineering. Springer, 2024. Режим доступу: <https://link.springer.com/article/10.1007/s12599-024-00876-5>
4. Zhang, Y.; Li, H.; Wang, J.; Chen, X. A Comprehensive Survey on Vector Database: Storage and Retrieval Technique, Challenge [Електронний ресурс]. arXiv, 2023. Режим доступу: <https://arxiv.org/abs/2310.11703>
5. Yu, B.; Barter, R. L. Veridical Data Science: The Practice of Responsible Data Analysis and Decision Making [Електронний ресурс]. Cambridge, MA: The MIT Press, 2024. Режим доступу: <https://mitpress.mit.edu/9780262048378/veridical-data-science>

УДК 004.75

**М.В. Дрогобицький, А.І. Фіялка, Н.С. Луцик, Ph.D, доц.**

(Тернопільський національний технічний університет імені Івана Пулюя, Україна)

### КОМП'ЮТЕРНА СИСТЕМА ДЛЯ МОНІТОРИНГУ МЕРЕЖ MICROGRID

**M.V. Drohobytzkyi, A.I. Fiialka, N.S. Lutsyk, Ph.D, доц.**

### COMPUTER-BASED MONITORING SYSTEM FOR MICROGRID NETWORKS

Мікромережі (MicroGrid) характеризуються різноманітністю обладнання, що ускладнює уніфікований збір телеметрії, необхідний для балансування навантаження й диспетчеризації. Існуючі універсальні або open-source рішення (OpenEnergyMonitor, IoTaWatt, OpenEMS) орієнтовані переважно на локальний моніторинг, не підтримують індустріальні протоколи обміну та не забезпечують передачу структурованих даних у