

УДК 378.046

DOI <https://doi.org/10.32782/tnv-tech.2023.4.3>

КЛАСИФІКАЦІЯ ТА ОСОБЛИВОСТІ ЗБОРУ ДАНИХ У СИСТЕМАХ ПІДТРИМКИ ПРИЙНЯТТЯ УПРАВЛІНСЬКИХ РІШЕНЬ

Антоненко А. В. – кандидат технічних наук, доцент,
доцент кафедри стандартизації та сертифікації сільськогосподарської продукції
Національного університету біоресурсів і природокористування України
ORCID ID: 0000-0001-9397-1209

Бондаренко Є. С. – магістр
Державного університету телекомунікацій
ORCID ID: 0009-0009-5748-4038

Каньшин К. В. – магістр
Державного університету телекомунікацій
ORCID ID: 0009-0007-1944-6554

Степанчук В. І. – магістр
Державного університету телекомунікацій
ORCID ID: 0009-0004-1214-5319

Ланевський Л. А. – магістр
Державного університету телекомунікацій
ORCID ID: 0009-0007-0455-9089

Системи підтримки прийняття рішень є розвитком комп'ютерних систем підтримки ухвалення управлінських рішень (СППР) з допомогою застосування принципу проактивних обчислень, тобто. перенесення дій людини на більш високий рівень управління та використання алгоритмів інтелектуальної обробки даних та машинного навчання. Прийняття попереджувальних рішень може призвести до економії коштів при управлінні процесами, зокрема, управління транспортною інфраструктурою на основі аналізу великих обсягів різномірних даних. У концепції проактивних систем лежить схема: виявити, спрогнозувати, ухвалити рішення, діяти й принципи побудови СППР з урахуванням обробки подій. При реалізації керування транспортною інфраструктурою критичним завданням є завдання ефективної обробки різних даних, що одержуються з різних джерел. Якість та своєчасність даних впливає на оперативність та результативність прийняття рішень. У сучасній дискусії є питання про розробку підходів ефективного збору та обробки даних, пошуку нових способів зберігання та попереднього аналізу. Експонентне зростання обсягу даних та збільшення мережної смуги пропускання, що надається для передачі даних, відкриває нові можливості управління транспортною інфраструктурою, але при цьому виникають проблеми ефективної обробки даних. У статті подано класифікацію даних за різними критеріями. Виділено такі типи даних, що використовуються в проактивних системах підтримки прийняття рішень: машинні дані сенсорного типу (*sensors data*), подієві дані (*log data*), візуальні дані – зображення або відео, текстові дані (*textual data*), дані соціальних мереж (*social data*) георозподілені дані (*geospatial data*). Виконано аналіз особливостей та проблем збору та злиття різномірних даних у проактивних системах підтримки прийняття управлінських рішень. Виділено такі особливості: необхідність визначення форматів даних, необхідність забезпечення якості даних; необхідність мінімізації участі людини у процесі збирання різномірних даних; забезпечення збору даних у реальному часі.

Ключові слова: дані, контроль, збір, база даних, програмне забезпечення, управління, метод, джерело.

Antonenko A. V., Bondarenko E. S., Kanshyn K. V., Stepanchuk V. I., Lanevskyi L. A. Classification and features of data collection in administrative decision support systems

Decision support systems are the development of computer management decision support systems (DDS) using the principle of proactive computing, i.e. transferring human actions to a higher level of management and using algorithms of intelligent data processing and machine learning. Taking preventive decisions can lead to cost savings in the management of processes, in particular, the management of transport infrastructure based on the analysis of large volumes of heterogeneous data. In the concept of proactive systems, there is a scheme: detect, predict, make decisions, act, and the principles of building an EMS, taking into account the processing of events. When implementing transport infrastructure management, a critical task is the task of efficient processing of various data received from various sources. The quality and timeliness of data affects the efficiency and effectiveness of decision-making. In the modern discussion there is the issue of developing approaches to effective data collection and processing, finding new ways of storage and preliminary analysis. The exponential growth of the volume of data and the increase of the network bandwidth provided for data transmission opens up new opportunities for managing the transport infrastructure, but at the same time there are problems of efficient data processing. The statistics provide a classification of data based on various criteria. We have seen the following types of data that are analyzed in proactive systems to support decision making: sensors data, log data, visual data – images or videos, textual data, social data alnikh merezh (social data) geospatial data. We have analyzed the features and problems of collecting and collecting various data from proactive systems to support the adoption of management decisions. The following features were observed: the need for special data formats, the need to ensure data consistency; the need to minimize human participation in the process of collecting diverse data; ensuring the collection of data in real time.

Key words: data, control, collection, database, software, management, method, source.

Вступ. Останнім часом стрімко розвивається якість та продуктивність інформаційних технологій, що дозволяють використовувати обчислювальні ресурси більш ефективно. Зі збільшенням пропускної спроможності комп'ютерних мереж передачі даних стало можливим побудова систем контролю та зберігання, що охоплюють не лише збір первинної інформації різного роду даних, одержуваних з віддалених серверів, а й від користувальницького устаткування. Це веде до необхідності перегляду вимог до вторинної інформації про стан ІС та подальшу обробку отриманих даних різномірних систем безперервного моніторингу з метою їх інтеграції в єдину систему [1–4].

Постановка проблеми. Для вирішення завдань керування транспортною інфраструктурою необхідно вирішити питання збирання, зберігання та забезпечення ефективного (універсального доступу) до різноманітних даних великого обсягу. Найважливішим фактором тут є час доступу до різноманітних даних у процедурах прийняття рішень. Тому доцільно, в першу чергу, виконати аналіз класифікації даних за різними критеріями, а також проаналізувати особливості і проблем збору/злиття різномірних даних у системах підтримки прийняття управлінських рішень.

Метою роботи є підвищення швидкість доступу до даних у процесі прийняття рішень управління транспортної інфраструктури.

Об'єкт дослідження – процес збирання та обробки даних.

Предмет дослідження – методи збирання та обробки різномірних даних у системах керування транспортною інфраструктурою.

Аналіз останніх досліджень і публікацій. Значний внесок у вирішення фундаментальних питань збору різномірних даних у системах підтримки прийняття управлінських рішень, а саме дослідженням методів та технологій підтримки прийняття рішень, у тому числі й для інтелектуального керування інфраструктурою, займалися Давид Тенненхаус, Вонт Р. Вивченням питань збирання та злиття різномірних даних у системах підтримки прийняття рішень займалися такі вчені, як:

Bahador Khaleghi, Alaa Khamis, Fakhreddine O. Karray, David L. Hall, James Llinas, Sarvesh Rawat, Surabhi Rawat, Ivan Miguel Pires, Nuno M. Garcia, R. Joshi [1–11].

Виклад основного матеріалу дослідження. У комп'ютерних системах будь-яка інформація, подана у допустимій для комп'ютера формі – тексти, малюнки, музика та ін – вважаються даними.

Дані можуть бути різнорідними, які зібрані з різних джерел, таких як веб-додатки, датчики, сенсори, банківські транзакції і т.д.

У системах підтримки прийняття рішення завдання ускладнює різнорідність даних. На основі аналізу літератури та реальних бізнес-процесів виділено наступну класифікацію типів даних, що використовуються в обробці за проактивної підтримки прийняття рішень. Машинні дані сенсорного типу (sensors data), як правило, кількісні дані, одержувані внаслідок вимірювання характеристик цільової системи [12]. Подієві дані (log data), дані, що фіксують дію, подію або стан об'єкта в певний момент часу. В окремому випадку подієві дані є інтерпретацією людиною інших типів даних та результатом формування запису в журнал. Візуальні дані – зображення або відео, на яких фіксується поведінка цільової системи або систем в операційному оточенні, що прямо або непрямо характеризують стан системи [13]. Текстові дані (textual data) – неструктуровані дані, які є повідомлення природною мовою і є, як правило, інтерпретацією проблемних ситуацій чи переваг користувачів. Дані соціальних мереж (social data) – неструктуровані дані, що являють собою сукупність текстових даних, виразів («лайки», «репости»), що характеризують паттерни поведінки особи, яка приймає рішення. Георозподілені дані (geospatial data) – дані про події, які як основні атрибути та атрибути тимчасової мітки мають дві географічні координати (широту і довготу). У роботі [14] було представлено георозподілені дані, що обробляються у створенні системи управління містами. На рис. 1 наведено приклад візуалізації георозподілених даних.

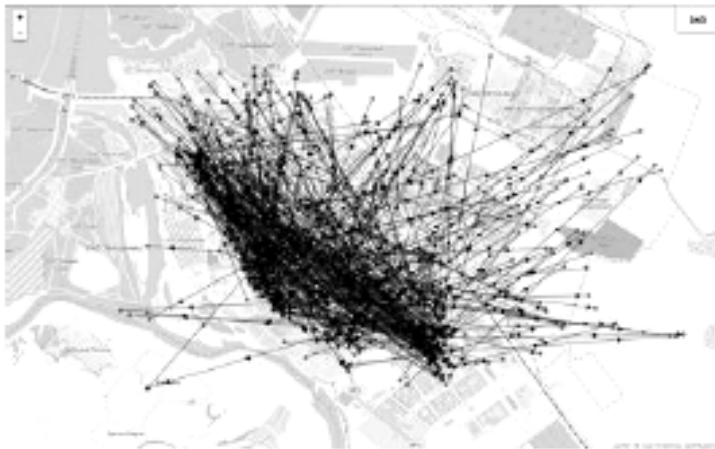


Рис. 1. Приклад візуалізації георозподілених даних

За способом розташування джерел даних слід говорити про зосереджені дані (одне централізоване джерело), територіально-розподілені джерела. Напрямок досліджень, що займається збором та обробкою даних, отримав назву злиття даних (data fusion).

В результаті аналізу робіт [15; 16] була побудована класифікація даних за різними критеріями, що використовуються в обробці за проактивної підтримки прийняття рішень. Розроблена класифікація представлена на рис. 2.

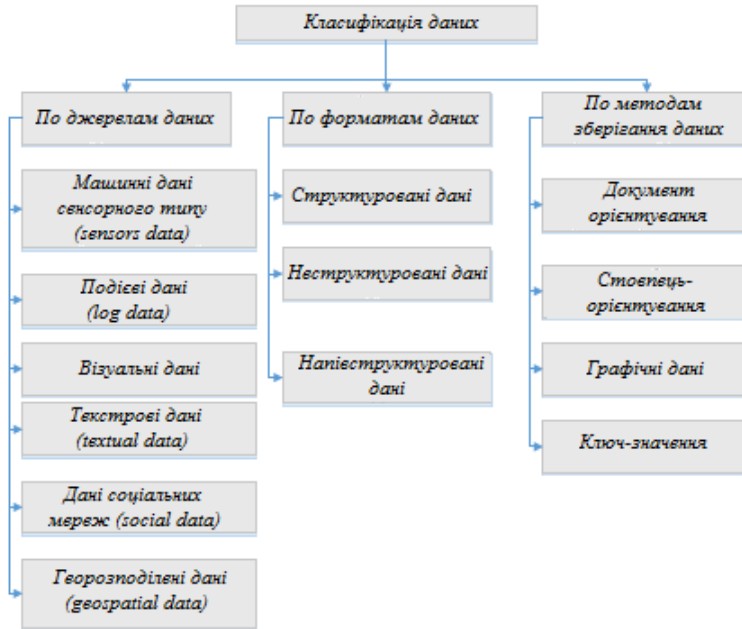


Рис. 2. Класифікація даних

Залежно від структури даних, дані можуть бути поділені на 3 основні класи: структуровані, неструктуровані та напівструктуровані. Структуровані дані часто зберігаються у базах даних, у яких вони вже доступні та оброблені у формі з фіксованим форматом. Цей формат зазвичай відомий заздалегідь. В іншому випадку, неструктуровані дані є даними невідомої структури. Ця форма даних характеризується рядом складнощів для обробки та вилучення корисної інформації. Типові приклади неструктурованих даних – гетерогенне джерело, що містить комбінацію простих текстових файлів, картинок, або відео, отримані з камер на дорогах для відстеження транспортних засобів. Напівструктуровані дані містять описані властивості структурованих та неструктурованих. Ці дані не визначаються у базах даних, а у файлах формату XML, JSON.

Як правило, збільшення кількості джерел даних призводить до збільшення обсягу даних.

У зв'язку з цим виникло поняття «великі дані». Відповідно до Gartner, великі дані характеризуються обсягом, швидкістю надходження, різноманітністю та мінливості.

Актуальність проблем збору та злиття різного роду даних обумовлена обов'язковими вимогами, що висуваються під час реалізації будь-якої системи прогнозованої аналітики або системи підтримки прийняття рішень. Підходи, що вирішують подібні завдання, виділені в область досліджень під назвою «змішування та інтеграція даних» (неусталений термін від англійської Information Fusion), в рамках якої пропонуються методи консолідації даних для подальшого зберігання та обробки.

Особливості та проблеми збору даних з різнорідних джерел. При реалізації систем прогнозу аналітики чи проактивної системи підтримки прийняття рішень (ППР) має бути застосована система збирання та консолідації даних. У системах ППР дані можуть бути різнорідними, такими як текстові, лог-файли, медіа-дані і та інші. Ці дані можуть бути зібрані з різних джерел: зі зв'язаних баз даних і джерел для досягнення вищої точності і конкретніших висновків, ніж це може бути досягнуто за рахунок використання тільки однієї системи збору даних [17; 18].

На сьогоднішній день концепція інтеграції різнорідних даних є досить новою, тому існує низка проблем, вирішення яких необхідне. Завдання збору та консолідації різнорідних даних є актуальним при реалізації системи підтримки прийняття рішень. Для вирішення завдання збору та консолідації різнорідних даних у системах мають бути реалізовані адаптери, які одержують дані з різних джерел. Адаптери працюють як системи фільтрації важливих даних для подальшої обробки. Сформулюємо такі вимоги розробки адаптерів збору даних у системах ППР:

- необхідно визначити структури форматів даних для перетворення з вихідних даних;
- необхідно забезпечувати якість отриманих даних у режимі реального часу, використовуючи методи оцінки та забезпечення якості даних, також як методи обробки викидів даних;
- слід мінімізувати участь людини у процесі збирання різнорідних даних;
- необхідно забезпечувати збирання даних у реальному часі з різним ступенем інтенсивності надходження різнорідних даних.

В результаті аналізу процесу збирання різнорідних даних відзначено низку проблем. Дані, одержані адаптерами, можуть бути неструктурованими. Тому для отримання важливих даних з отриманих даних необхідно реалізувати механізми аналізу даних (парсери). Це значно ускладнює реалізацію систем, які забезпечують збирання даних з множини різнорідних джерел. Ситуація ускладнюється, коли структура вихідних даних змінюється у часі. Це призводить до постійного перегляду реалізації парсера даних. Це безпосередньо впливає на якість збору даних зокрема, і якість прийняття управлінських рішень загалом.

Отримані дані, такі, як звуки, медіа можуть зберігатися в бінарному вигляді і займати великий обсяг пам'яті і час на обробку. Збір таких даних традиційними походами не є ефективним. У сучасних комп'ютерних системах використовується розподілений підхід, де існують різні адаптери для збирання та передобробки кожних типів даних. Після цього різноманітні дані об'єднуються в реальному часі. На практиці обробка медіа даних виконується тривалий час і вимагає реалізації спеціальних методів (наприклад, методи обробки сигналу звуку, методи обробки зображень), що впливає на тривалість процесу збору даних в цілому.

Як правило, при проектуванні систем підтримки ухвалення управлінських рішень (СППР) першим виникає питання про те, на основі яких даних ці системи працюватимуть [19]. Ухвалення рішень має ґрунтуватися на реальних даних про об'єкт управління. Тому визначення, які дані мають бути зібрані, є актуальним завданням. Така інформація повинна зберігатися в оперативних базах даних систем оперативної обробки транзакції (OnLine Transaction Processing, OLTP), які забезпечують введення, структуроване зберігання та обробку інформації в режимі реального часу. Насправді для зберігання зібраних даних часто використовуються бази даних, основі яких виконуються аналітичні функції і складні операції об'єднання, звані «сховище даних, СД». Ще одна концепція, нерозривно пов'язана з поняттями СППР та СД, – концепція оперативної аналітичної обробки

даних – OLAP (On-Line Analytical Processing, Інтерактивна Аналітична Обробка, ІАО), яка використовує методи та засоби для збирання, зберігання та аналізу багатовимірних даних з метою підтримки процесів прийняття рішень [20]. Традиційні рішення не підходять під час проектування сучасних OLAP. Однак на основі ряду переваг NoSQL на практиці спеціалістами є спроби використовувати бази даних NoSQL для проектування OLAP, які найважче застосовуються, ніж реляційні бази даних. Бази даних NoSQL забезпечують дуже високу пропускну спроможність читання та запису великих даних. За винятком недавніх випусків бази даних Mongo, вони також не надають жодних додаткових базових перетворень даних у базах даних. Наприклад, в IE, Neo, Cassandra або HBase немає функції SUM. Тим не менш, Neo, Cassandra і Mongo мають дуже високу продуктивність при спробі прочитати відразу кілька записів. OLAP вимагає математичної обробки великої кількості записів у режимі реального часу. Інший недолік при застосуванні бази даних NoSQL для OLAP – підготовка та використання NoSQL у середовищі OLAP буде трудомісткою.

Користувач має сам писати методи збору даних. У роботі [21] проведено та аналізовано бенчмарк для OLAP з використанням технологій NoSQL, що порівнює рішення для багатовимірних сховищ. У роботі також показано можливість застосування NoSQL у розробці OLAP.

Особливості та проблеми злиття різнорідних даних у СППР.

Приватною проблемою проактивних обчислень є проблема управління (або контролю) з використанням інтелектуального аналізу даних. Теоретично управління цей підхід добре відомий як управління з використанням прогнозуючих моделей (Model Predictive Control, MPC). В управлінні підходи називаються прогностичною аналітикою чи проактивним обслуговуванням. Узагальнена схема управління розширюється компонентами, що реалізують прогностичну аналітичну технологію або з використанням прогнозованих характеристик.

Як предметну область у дослідженні розглядається область управління транспортною інфраструктурою. Було проаналізовано можливості реалізації рішень, заснованих на даних для покращення управління міськими процесами, наприклад, аналізу мережі громадського транспорту. Впровадження рішень, що ґрунтуються на даних з використанням прогностичної аналітики, може призвести до зниження витрат в управлінні містами за рахунок мінімізації ризиків виникнення негативних наслідків. У цьому випадку розглядаються дві проблеми: збір різнорідних даних для подальшого аналізу та прогнозування та злиття різнорідних даних.

У принципі, збір даних та злиття даних є основними процесами у рішеннях, керованих даними. Найважливішим фактором тут є час доступу до даних процедур прийняття рішень. Якщо дані, що зберігаються у розподіленому сховищі даних, мають різний формат, необхідно обробити дані під час виконання запиту користувача. Наприклад, якщо користувач запитує інформацію про певну ситуацію на дорозі, що описується відеопотоками та зареєстрованими даними з транспортних засобів, ці дані повинні оброблятися та виводитися як результат запиту. Для вирішення проблеми прогнозування використовуються методи прогнозування на основі експертних знань та методів прогнозування.

В останньому випадку потрібні вибірки даних та інформація про об'єкт для побудови моделей. Якщо пошук оптимальних гіперпараметрів може бути зведений до проблеми комбінаторного пошуку на сітці або описаний як завдання оптимізації, то збирання та попередня обробка різноманітних даних з різних джерел є неструктурованим завданням і потребує значного часу.

Дослідження, що вивчають проблему збору та консолідації (злиття) даних, виходять із традиційних наукових дисциплін, таких як: обробка сигналів, статистика, теорія управління, чисельні методи, штучний інтелект та машинне навчання. Злиття даних історично використовувалося для військових застосувань, таких як: автоматичне відстеження цілей, автономне керування транспортними засобами, спостереження за полем бою та автоматичне виявлення загроз. Пізніше з'явився синтез даних, був адаптований та застосований до комп'ютерних додатків, таких як виробництво, робототехніка, обробка відео та зображень, медичне обладнання та сенсорні мережі тощо [14; 15]. В останні роки дослідження методів злиття даних значно просунулося, але воно ще не відповідало можливості людського мозку. Злиття різнорідних даних визначається [11] як «інтеграція інформації з декількох джерел для створення конкретних і всеосяжних уніфікованих даних про об'єкт». Злиття даних визначено в [12] як «процес, пов'язаний з асоціацією, кореляцією та комбінацією даних та інформації з декількох джерел, для досягнення уточнених оцінок розташування та ідентичності, а також повна та своєчасна оцінка ситуацій та загроз».

Висновки. Отже, у статті подано класифікацію даних за різними критеріями. Виділено такі типи даних, що використовуються в проактивних системах підтримки прийняття рішень: машинні дані сенсорного типу (sensors data), подієві дані (log data), візуальні дані – зображення або відео, текстові дані (textual data), дані соціальних мереж (social data) георозподілені дані (geospatial data). Дані можуть бути структурованими, неструктурованими та напівструктурованими. Тому в системах управління інфраструктурою різнорідність даних критична і вимагає реалізації ефективних підходів злиття різнорідних даних.

Виконано аналіз особливостей та проблем збору та злиття різнорідних даних у проактивних системах підтримки прийняття управлінських рішень. Виділено такі особливості: необхідність визначення форматів даних, необхідність забезпечення якості даних; необхідність мінімізації участі людини у процесі збирання різнорідних даних; забезпечення збору даних у реальному часі. Зазначимо, що збирання даних та злиття даних є критичними процесами в проактивних системах

СПИСОК ВИКОРИСТАНОЇ ЛІТЕРАТУРИ:

1. Llinas, J. Multisensor Data Fusion. MA: Artech House. 2015.
2. Hall, D. Mathematical Techniques in Multisensor Data Fusion. Boston, MA: Artech House. 2017.
3. Connecting the Physical World with Pervasive Networks. D. Estrin, D. Culler, K. Pister, G. Sukhatme. IEEE Pervasive Computing 1, 2012, (1).
4. Codd, E. F. Providing OLAP (On-Line Analytical Processing). E. F. Codd & Associates, 2017.
5. Benchmark for OLAP on NoSQL technologies comparing NoSQL multidimensional data warehousing solutions. 2015 IEEE 9th International Conference on Research Challenges in Information Science (RCIS), Athens. 2015.
6. Твердохліб А.О., Коротін Д.С. Ефективність функціонування комп'ютерних систем при використанні технології блокчейн і баз даних. *Таврійський науковий вісник. Серія: Технічні науки*, 2022, (6).
7. Цвик О.С. Аналіз і особливості програмного забезпечення для контролю трафіку. *Вісник Хмельницького національного університету. Серія: Технічні науки*, 2023, (1).
8. Новіченко Є.О. Актуальні засади створення алгоритмів обробки інформації для логістичних центрів. *Таврійський науковий вісник. Серія: Технічні науки*, 2023 (1).

9. Зайцев Є.О. Smart засоби визначення аварійних станів у розподільних електричних мережах міст. *Таврійський науковий вісник. Серія: Технічні науки*, 2022, (5).
10. Hall, D. L. An introduction to multisensor data fusion. *Proceedings of the IEEE*. 2019. Vol. 85(1).
11. Khaleghi, B. Multisensor data fusion: A review of the state-of-the-art. *Information Fusion*, Vol. 14(1). 2013.
12. Hashem, I. A.T. The rise of ‘Big Data’ on Cloud Computing: Review and Open Research Issues. *Information Systems*. 2015. Vol. 47.
13. Michele, D.C. An Architecture for Sentiment Analysis in Twitter. D.C. Michele, D.N. Emanuel, P. Alfredo. *International Conference on E-learning 15*. Berlin, Germany. 2015.
14. Geospatial data generation and preprocessing tools for urban computing system development. Golubev et al. *Procedia Comput. Sci.* (101). 2016.
15. Mahler, R.P.S. *Statistical Multisource-Multitarget Information Fusion*. Artech House, Boston, MA. 2007.
16. Evaluating the sustainability of Volgograd. Садовникова Н.П., Parygin D., Gidkova N., Gnedkova E., Sanzhapov B. *WIT Transactions on Ecology and the Environment*. 2014. No. 179 (Vol. 1).
17. Яцишин А.Ю. Проектування гібридних сховищ даних з врахуванням структурованості даних. *Управління розвитком складних систем*. 2012. (9)
18. Патракеєв І. М. Моделювання динамічних об’єктів транспортної системи міста методами штучного інтелекту. Харків, ХНАМГ, 2010.
19. Кучук Г.А. Метод синтезу логічної структури мережевої бази даних. *Системи обробки інформації*. 2001. (2).
20. Степанов, С.Ю. Технологічна платформа для розподілених гетерогенних систем збирання та обробки даних. *Науковий альманах*. 2017. № 2–3(28).
21. Khaleghi, B. Multisensor data fusion: A review of the state-of-the-art. *Information Fusion*, Vol. 14 (1). 2013.

REFERENCES:

1. Llinas, J. (2015) *Multisensor Data Fusion*. MA: Artech House.
2. Hall, D. (2017) *Mathematical Techniques in Multisensor Data Fusion*. Boston, MA: Artech House.
3. Connecting the Physical World with Pervasive Networks. D. Estrin, D. Culler, K. Pister, G. Sukhatme. *IEEE Pervasive Computing* 1, 2012, (1).
4. Codd, E. F. (2017) *Providing OLAP (On-Line Analytical Processing)*. E. F. Codd & Associates.
5. Benchmark for OLAP on NoSQL technologies comparing NoSQL multidimensional data warehousing solutions. 2015 IEEE 9th International Conference on Research Challenges in Information Science (RCIS), Athens. 2015.
6. Tverdokhlib A.O., Korotin D.S. (2022) Efektyvnist funktsionuvannya kompiuternykh system pry vykorystanni tekhnolohii blokchein i baz dannykh. *Tavriiskyi naukovyi visnyk. Serii: Tekhnichni nauky*, (6) [in Ukrainian].
7. Tsyvk O.S. (2023) Analiz i osoblyvosti prohramnoho zabezpechennia dlia kontroliu trafiku. *Visnyk Khmelnytskoho natsionalnoho universytetu. Serii: Tekhnichni nauky*, (1) [in Ukrainian].
8. Novichenko Ye.O. (2023) Aktualni zasady stvorennia alhorytmiv obrobky informatsii dlia lohistychnykh tsentriv. *Tavriiskyi naukovyi visnyk. Serii: Tekhnichni nauky*, (1) [in Ukrainian].
9. Zaitsev Ye.O. (2022) Smart zasoby vyznachennia avariinykh staniv u rozpodilnykh elektrychnykh merezhakh mist. *Tavriiskyi naukovyi visnyk. Serii: Tekhnichni nauky*, (5) [in Ukrainian].

10. Hall, D. L. (2019) An introduction to multisensor data fusion. Proceedings of the IEEE. Vol. 85(1).
 11. Khaleghi, B. (2013) Multisensor data fusion: A review of the state-of-the-art. Information Fusion, Vol. 14(1).
 12. Hashem, I. A.T. (2015) The rise of 'Big Data' on Cloud Computing: Review and Open Research Issues. Information Systems. Vol. 47.
 13. Michele, D.C. (2015) An Architecture for Sentiment Analysis in Twitter. D.C. Michele, D.N. Emanuel, P. Alfredo. International Conference on E-learning 15. Berlin, Germany.
 14. Geospatial data generation and preprocessing tools for urban computing system development. Golubev et al. Procedia Comput. Sci. (101). 2016.
 15. Mahler, R.P.S. (2007) Statistical Multisource-Multitarget Information Fusion. Artech House, Boston, MA.
 16. Evaluating the sustainability of Volgograd. Sadovnykova N.P., Parygin D., Gidkova N., Gnedkova E., Sanzhapov B. WIT Transactions on Ecology and the Environment. 2014. No. 179 (Vol. 1).
 17. Yatsyshyn A.Iu. (2012) Proektuvannia hibrydnykh skhovyshch danykh z vrakhuvanniam strukturovanosti danykh. Upravlinnia rozvytkom skladnykh system. (9) [in Ukrainian].
 18. Patrakeiev I. M. (2010) Modeliuvannia dynamichnykh obektiv transportnoi systemy mista metodamy shtuchnoho intelektu. Kharkiv, KhNAMH. [in Ukrainian].
 19. Kuchuk H.A. (2001) Metod syntezy lohichnoi struktury merezhevoi bazy danykh. Systemy obrobky informatsii. (2). [in Ukrainian].
 20. Stepanov, S.Iu. (2017) Tekhnolohichna platforma dlia rozpodilenykh heterohennykh system zbyrannia ta obrobky danykh. Naukovyi almanakh. № 2-3(28). [in Ukrainian].
 21. Khaleghi, B. (2013) Multisensor data fusion: A review of the state-of-the-art. Information Fusion, Vol. 14 (1).
-