

УДК 004.056.53

DOI: <https://doi.org/10.32515/2414-3820.2025.55.314-322>

І.А. Лисенко, канд. техн. наук, **Р.М. Минайленко**, доц., канд. техн. наук
Центральноукраїнський національний технічний університет, м. Кропивницький, Україна
e-mail: min_max@i.ua, e-mail: aron70@ukr.net

Дослідження сучасних методів аналізу даних з використанням квантових алгоритмів

У статті розглянуто інтеграцію сучасних математичних методів аналізу даних з квантовими технологіями, що формують новий напрям – квантову аналітику. Проаналізовано взаємозв'язок між класичними методами (PCA, SVM, k-means, Монте-Карло, метод найменших квадратів) та їхніми квантовими аналогами (Quantum PCA, Quantum Kernels, q-means, QAE, NHL). Наведено порівняльну таблицю ефективності та оцінку обчислювальної складності, яка свідчить про потенційне експоненційне або квадратичне прискорення при використанні квантових алгоритмів ($O(\log n)$ проти $O(n^3)$, $O(1/\epsilon)$ проти $O(1/\epsilon^2)$). Особливу увагу приділено алгоритмам VQE та QAOA як практичним інструментам для NISQ-пристроїв. Показано перспективи застосування гібридних квантово-класичних моделей у задачах аналізу великих даних, оптимізації та прогнозування. Отримані результати підтверджують, що квантові методи здатні забезпечити суттєве скорочення часу обчислень і створюють основу для розвитку інтелектуальних систем нового покоління.

Data Mining, квантові алгоритми, NHL, VQE, QAOA, Quantum PCA, гібридні обчислення, аналіз даних

Постановка проблеми. Математичні методи аналізу даних широко використовуються при дослідженні різноманітних систем та процесів, їх представлення у вигляді алгоритмів, що піддаються програмній реалізації – актуальне питання в сфері розробки програмного забезпечення. З практичної точки зору ці програмні продукти або створюються дослідниками безпосередньо для більш вузького кола аналітичних задач або цілком можливе застосування наявних програмних комплексів.

Задачі аналізу даних часто потребують великих обчислювальних потужностей, які не завжди доступні окремим користувачам [1, 2]. Крім того аналіз даних в умовах невизначеності, даних які містять різноманітні типи, виявлення прихованих зв'язків всередині даних – завдання, що додають складності процесам їх дослідження та аналізу. А реалізація складних алгоритмів аналізу даних додатково потребує затрат часу та фінансових витрат. Таким чином виникає дві глобальні проблеми, які потребують вирішення:

- 1) Недостатність потужностей для реалізації алгоритмів;
- 2) Складність підбору алгоритмів.

Одним зі шляхів подолання цих проблем є застосування квантових технологій для аналізу даних. Інтеграція сучасних математичних методів аналізу даних та їх квантових аналогів сформулила новий напрямок розвитку досліджень – квантову аналітику.

Аналіз останніх досліджень і публікацій. Задача вибору алгоритму для аналізу різних типів даних є складною теоретичною та практичною задачею і залежить, в першу чергу, від змісту даних та чіткості визначення мети аналізу[3]. Сучасні методи аналізу даних необхідно розглядати в межах загальної парадигми методології, а алгоритми аналізу як окремі способи їх реалізації.

Розглянемо основні сучасні математичні алгоритми аналізу даних та сфери їх застосування[4, 5]. Серед різноманітних класифікацій методів досить наочним та зрозумілим є їх градація за способом моделювання процесів (табл. 1).

Таблиця 1 – Основні методи аналізу за способом моделювання даних

№	Метод аналізу даних	Спосіб моделювання процесу	Основні алгоритми / підходи	Приклади практичного застосування
1	Описова статистика	Узагальнення та опис даних	Середнє, медіана, мода, дисперсія, кореляція	Аналіз продажів у бізнесі, оцінка медичних показників або результатів навчання
2	Регресійний аналіз	Прогноз кількісних значень	Лінійна, множинна, логістична, поліноміальна регресія	Прогноз цін на фінансовому ринку, урожайності, попиту на товари
3	Класифікація	Визначення категорії об'єкта	Дерева рішень, Random Forest, нейронні мережі	Виявлення спаму, діагностика хвороб, прогноз відтоку клієнтів
4	Кластерний аналіз	Пошук природних груп об'єктів	k-means, ієрархічна кластеризація	Сегментація клієнтів, генна інженерія, аналіз веб-контенту
5	Аналіз асоціативних правил	Виявлення закономірностей типу «якщо-то»	Apriori, FP-Growth	Маркет-баскет аналіз у торгівлі, виявлення супутніх фінансових послуг
6	Дискримінантний аналіз	Розмежування груп за ознаками	Лінійний і квадратичний дискримінантний аналіз	Медична діагностика, оцінка фінансових ризиків
7	Аналіз часових рядів	Прогноз динаміки у часі	ARIMA, SARIMA, Prophet, LSTM	Прогноз ВВП, енергоспоживання, аналіз транспортних потоків
8	Text Mining / NLP	Обробка та аналіз текстів	TF-IDF, LDA, sentiment analysis, BERT	Аналіз позитивних/негативних відгуків клієнтів, аналіз судових рішень
9	Зменшення розмірності	Спрощення структури даних	PCA, t-SNE, UMAP	Підготовка даних для кластеризації, візуалізація великих наборів даних
10	Глибинне навчання (Deep Learning)	Виявлення складних нелінійних залежностей	CNN, RNN, LSTM, Transformers	Розпізнавання зображень, машинний переклад, виявлення дефектів у виробництві

Джерело: розроблено авторами

Стрімкий розвиток сучасних обчислювальних потужностей, зокрема, у бік створення та вдосконалення квантових технологій дозволяє відкрито говорити про можливості застосування цих технологій для аналізу даних у різних сферах досліджень. Розглянемо алгоритми і методи аналізу даних, які розроблені і мають великий потенціал до використання у майбутньому через вдосконалення квантових комп'ютерів та пристроїв зберігання і передачі інформації, що працюють за законами квантової фізики. Ось основні методи аналізу даних, які використовують квантові алгоритми, а також приклади їх застосування в реальних сферах – від фінансів до медицини та штучного інтелекту (табл. 2) [6, 7].

Таблиця 2 – Основні методи аналізу даних квантовими алгоритмами

№	Квантовий метод	Тип завдання	Сфери застосування	Приклад
1	Grover Search	Пошук	Big Data, біоінформатика, AI	Пошук пацієнта у базі даних з мільйонів записів
2	Quantum PCA	Зменшення розмірності	Фінанси, медицина, фізика	Виділення головних факторів впливу на волатильність активів
3	Quantum k-means	Кластеризація	Маркетинг, хімія, астрономія	Сегментація клієнтів за поведінкою
4	NHL Regression	Прогнозування	Економіка, агроаналітика	Прогноз урожайності на основі кліматичних даних
5	Quantum SVM	Класифікація	Медицина, фінанси, кібербезпека	Виявлення ракових клітин або шахрайських транзакцій
6	Quantum Neural Networks (QNN)	Нейронне навчання	AI, медицина, автономні системи	Розпізнавання зображень на МРТ
7	QAOA, Quantum Annealing	Оптимізація	Логістика, виробництво, енергетика	Оптимізація транспортних маршрутів у місті
8	Quantum Apriori	Асоціативні правила	Ритейл, бізнес-аналітика, соціальні мережі	Виявлення закономірностей покупок у маркет-баскет аналізі
9	Quantum Time-Series	Прогнозування часових рядів	Фінанси, енергетика, метеорологія	Прогноз споживання електроенергії
10	Quantum Bayesian Inference	Ймовірнісний аналіз	Біоінформатика, наука про дані, криптографія	Оцінка ризику мутацій або атак у квантових протоколах

Джерело: розроблено авторами

Постановка завдання. Квантовий аналіз даних (Quantum Data Analysis) – це сучасний напрям наукових досліджень на стику Data Science, машинного навчання і

квантової інформатики, що використовує квантові алгоритми для обробки великих об'ємів даних, які набагато швидші, ніж класичні методи [8].

Квантові методи аналізу даних забезпечують експоненційне або квадратичне прискорення обчислень, що відкриває нові можливості для обробки інформації, вдосконалення штучного інтелекту, розв'язання задач оптимізації та прогнозування. Такі технології активно розвиваються компаніями IBM Quantum, Google Quantum AI, D-Wave, Rigetti та іншими [8, 9].

Виклад основного матеріалу. Основні причини переваги квантових алгоритмів аналізу даних можна побачити, якщо розглядати їх як спосіб використання фізичних властивостей квантових частинок – суперпозиції, заплутаності та інтерференції – для виконання обчислень набагато ефективніших, ніж це робить класичний напівпровідниковий комп'ютер.

Які ж саме властивості мікрочастинок використовуються у квантових алгоритмах і які переваги це надає у порівнянні із існуючими класичними алгоритмами:

1. Суперпозиція (Superposition) дає можливість обчислення багатьох варіантів одночасно тому що квантові біти (кубіти) можуть одночасно перебувати у станах 0 і 1 – на відміну від класичних бітів, які мають лише один стан. Завдяки цьому квантовий алгоритм паралельно обробляє всі можливі комбінації даних. Прикладом такої обробки є алгоритм квантового пошуку Гровера, який перевіряє всі елементи бази одночасно, тоді як класичний пошук робить це послідовно.

2. Інтерференція (Interference) дає можливість підсилення правильних рішень. Так як під час обчислень хвильові властивості кубітів дозволяють “посилювати” правильні результати і “гасити” неправильні то це створює ефект фільтрації, який дозволяє отримати правильну відповідь із високою ймовірністю. Так, наприклад, у квантовій регресії (HHL-алгоритм) інтерференція використовується для вибору найкращого розв'язку системи рівнянь.

3. Заплутаність (Entanglement) забезпечує зв'язок між кубітами. Оскільки кубіти можуть бути заплутаними, тобто зміна стану одного миттєво впливає на інший це дозволяє кодувати взаємозв'язки між ознаками даних набагато ефективніше, ніж у класичних моделях. Досить ефективно у квантових нейронних мережах заплутаність використовується для навчання складних нелінійних залежностей між змінними.

4. Квантова паралельність (Quantum Parallelism) реалізує одночасне виконання операцій. Через суперпозицію квантовий алгоритм обчислює всі можливі варіанти одразу, а не один за одним. Це забезпечує експоненційне прискорення при обробці великих масивів даних. У Quantum PCA одночасно аналізуються всі головні компоненти, що дає змогу швидше зменшити розмірність великих наборів.

5. Квантова інтерференційна оптимізація дозволяє алгоритмам типу QAOA або Quantum Annealing використовувати фізичний процес мінімізації енергії системи для пошуку оптимального рішення. Такий спосіб оптимізації транспортних маршрутів або планування виробництва виконується через "пошук мінімуму енергії" квантової системи [10].

6. Квантова ймовірнісна інтерпретація результатів полягає в наступному: результат квантових обчислень завжди є ймовірнісним тобто після вимірювання кубітів отримується певний стан з визначеною вірогідністю. Тому квантові алгоритми повторюють експеримент кілька разів, щоб отримати найстійкіший результат. Так у квантовому Байєсівському аналізі ймовірності подій обчислюються через багаторазові вимірювання квантового стану.

7. Кодування даних у квантовий стан (Quantum Encoding). Зазвичай перший етап будь-якого квантового аналізу – це перетворення класичних даних у квантову

форму, тобто у хвильову функцію. Це дозволяє застосовувати квантові операції до всієї структури даних одночасно. Наприклад, під час Quantum SVM дані подаються у вигляді квантових векторів, що зберігають кореляції між ознаками.

8. Квантова перевага (Quantum Advantage) дозволяє отримати результат швидше або точніше, ніж класичні методи. Це можливо завдяки унікальним квантовим властивостям, що знижують складність задачі з експоненційної до поліноміальної. Так HHL-алгоритм для лінійних рівнянь має теоретичну складність $O(\log N)$ замість класичної $O(N^3)$.

Проте, незважаючи на досить високу ефективність існуючих квантових алгоритмів, їх розповсюдженню і активному використанню заважає ряд недоліків, властивих сучасному стану розвитку квантових технологій. А саме: нестабільність даних, висока вірогідність помилок, відсутність корекції квантових помилок, висока «шумність» – квантові стани втрачають когерентність за мікросекунди, висока ціна обладнання.

Тому, зважаючи на досить велику кількість недоліків, квантові комп'ютери більш широко використовуються у вигляді «шумних квантових систем середнього масштабу» або Noisy Intermediate-Scale Quantum (NISQ) [11]. Це сучасне покоління квантових комп'ютерів, які характеризуються як перехідний етап між сучасними експериментальними квантовими системами та майбутніми повноцінними квантовими машинами з корекцією помилок (Fault-Tolerant Quantum Computers). Вони вже демонструють квантову перевагу в окремих задачах (як-от Google *Sycamore* у 2019 році) [12], і є основою для розвитку квантових алгоритмів аналізу даних, оптимізації та машинного навчання. Вони не здатні реалізувати масштабні універсальні квантові алгоритми (як-от факторизацію за алгоритмом Шора), але вже можуть вирішувати певні задачі швидше або ефективніше, ніж класичні комп'ютери. Розглянемо основні квантові алгоритми і їх готовність до реалізації технології NISQ, а також переваги та недоліки (табл. 3).

Таблиця 3 – Основні квантові алгоритми реалізовані у NISQ

Алгоритм	Тип задач	Теоретичний виграш	Готовність NISQ	Переваги	Недоліки
VQE (Variational Quantum Eigensolver)	Власні значення / хімія, оптимізація (через формулювання)	Емпіричний/евристичний; перевага залежить від проблеми	Висока	Працює на шумних пристроях; гібридна оптимізація	Barren plateaus; локальні мінімуми; дорогі вимірювання
QAOA (Quantum Approximate Optimization Algorithm)	Комбінаторна оптимізація (Max-Cut, MIS тощо)	Потенційні переваги; якість зростає з глибиною p	Висока	Низька глибина для малих p ; інтерпретованість параметрів	Чутливість до шуму при великому p ; оптимізація параметрів складна
HHL (розв'язання $Ax=b$)	Лінійні системи, підрутина для лін. алгебри	Експоненційний у розмірності за умов sparsity та $\text{cond}(A)$	Низька	Сильні асимптотичні оцінки	Чутливість до шуму, складність читання великих об'ємів даних

Продовження таблиці 3

Quantum PCA	Спектральний аналіз (головні компоненти)	Можливий експоненційний за сильних припущень	Низька/середня	Прискорення спектральних процедур	Density matrix exponentiation; state preparation; readout
QAE (Quantum Amplitude Estimation)	Оцінювання середніх/ймовірностей; інтегрування, фінанси	Квадратичний ($O(1/\epsilon) \rightarrow O(1/\sqrt{\epsilon})$)	Середня	Фундаментальний квадратичний виграш	Необхідність амплітудного підсилення; чутливість до шуму
Квантові ядра (Quantum kernels)	Класифікація/регресія (SVM/Kernel Ridge)	Залежить від роздільності простору ознак	Середня	Природне квантове відображення ознак; гібридна схема	Шум і варіативність; вибір карти ознак критичний
q-means / квантові варіанти кластеризації	Кластеризація (аналог k-means)	Потенційні прискорення у підзадачах (відстані/пошук)	Низька/середня	Інтегрується з гібридними конвеєрами	QRAM/завантаження даних; стабільність на шумних пристроях

Джерело: розроблено авторами

Одним із шляхів подолання існуючих обмежень квантових алгоритмів є їх поєднання із класичними математичними методами аналізу даних та подальша реалізація з використанням сучасних технологій обчислень. Виберемо класичні математичні методи та існуючі квантові алгоритми, які можуть розв'язувати схожі практичні задачі.

Таблиця 4 – Основні класичні алгоритми та їх квантові реалізації

№ п.п	Класичний математичний метод	Мета	Квантовий аналог / алгоритм	Особливості квантового підходу
1	Метод головних компонент (PCA)	Зменшення розмірності, виділення головних факторів	Quantum PCA (QPCA)	Використання квантового спектрального розкладу; потенційне експоненційне прискорення для великих матриць.
2	Методи кластеризації (k-means, DBSCAN)	Групування даних за подібністю ознак	Quantum k-means, q-means	Обчислення відстаней та пошук найближчих центрів через квантові суперпозиції; можливе квадратичне прискорення.

Продовження таблиці 4

3	Метод найменших квадратів (регресія)	Мінімізація похибки між спостереженнями та прогнозом	NHL (розв'язання $Ax=b$)	Розв'язує лінійні системи з експоненційним прискоренням для розріджених матриць.
4	Оптимізаційні алгоритми (градієнтні, стохастичні)	Мінімізація або максимізація цільової функції	VQE, QAOA	Використання параметризованих квантових схем для знаходження мінімумів гамільтоніанів або комбінаторних задач.
5	Стохастичні методи Монте-Карло	Оцінювання інтегралів, ймовірностей, ризиків	Quantum Amplitude Estimation (QAE)	Дає квадратичне прискорення порівняно з класичним Монте-Карло.
6	Методи опорних векторів (SVM)	Класифікація з використанням гіперплощин у просторі ознак	Quantum Kernel Methods	Використання квантових станів як відображення ознак; обчислення скалярних добутків.
7	Методи спектрального розкладу / власних значень	Декомпозиція матриць для аналізу властивостей систем	VQE, Quantum Phase Estimation (QPE)	Обчислення власних значень через фазову оцінку; варіаційні методи для наближення енергій систем.
8	Байєсівські методи та ймовірнісні моделі	Оцінка параметрів ймовірнісних моделей, прогнозування невизначеності	Quantum Bayesian Networks, Quantum Gibbs Sampling	Моделювання розподілів через квантові стани; потенційна експоненційна економія у моделюванні ймовірностей.

Джерело: розроблено авторами

Висновки. Отож поєднання класичних методів аналізу та квантових алгоритмів дозволяє значно покращити їх швидкість, вдосконалити роботу та узагальнити комплекс задач, які зможе розв'язувати гібридний алгоритм. Хоча ключовими вузькими місцями залишаються завантаження даних та чутливість до шуму, варіаційні методи (VQE/QAOA) демонструють найкращий компроміс між ресурсами та точністю на NISQ-пристроях. Розвиток квантових алгоритмів відкриває нові можливості для

прискорення аналітичних процесів, особливо у контексті обчислень із великою складністю.

Список літератури

1. Devadas R. M., Sowmya T. Quantum Machine Learning: A Comprehensive Review of Integrating AI with Quantum Computing for Computational Advancements. *MethodsX*. 2025. Vol. 14. P. 103318. DOI: 10.1016/j.mex.2025.103318.
2. Smith A., Zhao L. Variational Quantum Algorithms for Semidefinite Programming. *Quantum Journal*. 2024. DOI: 10.22331/q-2024-06-17-1374.
3. Bittel L., Kliesch M. Training Variational Quantum Algorithms Is NP-Hard. *Physical Review A*. 2024. Vol. 109, №4. P. 042426. DOI: 10.1103/PhysRevA.109.042426.
4. Huang H.-Y., Kueng R., Preskill J. Information-Theoretic Bounds on Quantum Advantage in Machine Learning. *Physical Review Letters*. 2025. Vol. 125, №2. P. 020501. DOI: 10.1103/PhysRevLett.125.020501.
5. Cerezo M., Arrasmith A., Babbush R. Variational Quantum Algorithms: A Review. *Nature Reviews Physics*. 2025. Vol. 3. P. 625-644. DOI: 10.1038/s42254-025-00219-x.
6. Дорошенко А. В., Савчук Д. Ю. Дослідження методів інтелектуального аналізу даних для класифікації незбалансованих наборів даних. *Український журнал інформаційних технологій*. 2024. Т. 6, №1. С. 48–57. DOI: 10.23939/ujit2024.01.048.
7. Шевченко Г. Я. Data Mining для дослідницьких цілей. *Наукові вісті НБУВ*. 2025. №2. С. 27–35. DOI: 10.15407/sofs2025.02.027.
8. Селіворстова Т. В., Мала Ю. А., Гуда А. І. Використання технології Orange для інтелектуального аналізу даних в освітній галузі. *Системні технології*. 2024. Вип. 152. DOI: 10.34185/1562-9945-3-152-2024-12.
9. Лявинець Г. М., Губеня В. О., Люлька О. М., Ткачук Ю. М. Data Mining у адаптивному менеджменті готельно-ресторанного бізнесу. *Інтернаука. Серія: Економічні науки*. 2024. №11. URL: <https://dSPACE.nuft.edu.ua/server/api/core/bitstreams/26c24d3d-490c-48ab-9515-c4a29ce765d0/content> (дата звернення 25.10.2025)
10. Криниця С., Гордей О., Коваленко Ю., Данькевич А., Болдов А. Використання технологій Big Data для посилення участі громадськості в управлінні публічними фінансами. *Financial and Credit Activity: Problems of Theory and Practice*. 2024. Т. 3, №56. С. 186–203. DOI: 10.55643/fcaptr.3.56.2024.4402.
11. Кнопов Р. С., Пепеляева Т. В. Controlled Stochastic Systems. *Cybernetics and Systems Analysis*. 2024. Vol. 60. P. 525–540. DOI: 10.1007/s10559-024-00693-4.
12. Vlasenko L. A. Stochastic Descriptor Pursuit Game. *Cybernetics and Systems Analysis*. 2024. Vol. 60. P. 433–441. DOI: 10.1007/s10559-024-00684-5.

References

1. Devadas, R. M., & Sowmya, T. (2025). Quantum Machine Learning: A Comprehensive Review of Integrating AI with Quantum Computing for Computational Advancements. *MethodsX*, 14, 103318. <https://doi.org/10.1016/j.mex.2025.103318>
2. Smith, A., & Zhao, L. (2024). Variational Quantum Algorithms for Semidefinite Programming. *Quantum Journal*. <https://doi.org/10.22331/q-2024-06-17-1374>
3. Bittel, L., & Kliesch, M. (2024). Training Variational Quantum Algorithms Is NP-Hard. *Physical Review A*, 109(4), 042426. <https://doi.org/10.1103/PhysRevA.109.042426>
4. Huang, H.-Y., Kueng, R., & Preskill, J. (2025). Information-Theoretic Bounds on Quantum Advantage in Machine Learning. *Physical Review Letters*, 125(2), 020501. <https://doi.org/10.1103/PhysRevLett.125.020501>

5. Cerezo, M., Arrasmith, A., & Babbush, R. (2025). Variational Quantum Algorithms: A Review. *Nature Reviews Physics*, 3, 625–644. <https://doi.org/10.1038/s42254-025-00219-x>
6. Doroshenko, A. V., & Savchuk, D. Yu. (2024). Research of Data Mining Methods for Classification of Imbalanced Data Sets. *Ukrainskyi Zhurnal Informatsiynykh Tekhnolohii*, 6(1), 48–57. <https://doi.org/10.23939/ujit2024.01.048> [in Ukrainian].
7. Shevchenko, H. Ya. (2025). Data Mining for Research Purposes. *Naukovi Visti NBUV*, (2), 27–35. <https://doi.org/10.15407/sofs2025.02.027> [in Ukrainian].
8. Selivorstova, T. V., Mala, Yu. A., & Huda, A. I. (2024). Using orange technology for data mining in the education sector. *Systemni Tekhnolohii*, (152). <https://doi.org/10.34185/1562-9945-3-152-2024-12> [in Ukrainian].
9. Liavynets, H. M., Hubenia, V. O., Liulka, O. M., & Tkachuk, Yu. M. (2024). Data Mining in Adaptive Management of Hotel and Restaurant Business. *Seriia: Ekonomichni Nauky*, (11). Retrieved from <https://dspace.nuft.edu.ua/server/api/core/bitstreams/26c24d3d-490c-48ab-9515-c4a29ce765d0/content> [in Ukrainian].
10. Krynytsia, S., Hordei, O., Kovalenko, Yu., Dankevych, A., & Boldov, A. (2024). Leveraging Big Data Technologies for Enhanced Public Participation in Public Financial Management. *Financial and Credit Activity: Problems of Theory and Practice*, 3(56), 186–203. <https://doi.org/10.55643/fcaptp.3.56.2024.4402> [in Ukrainian].
11. Knopov, P. S., & Pepelyaeva, T. V. (2024). Controlled Stochastic Systems. *Cybernetics and Systems Analysis*, 60, 525–540. <https://doi.org/10.1007/s10559-024-00693-4>
12. Vlasenko, L. A. (2024). Stochastic Descriptor Pursuit Game. *Cybernetics and Systems Analysis*, 60, 433–441. <https://doi.org/10.1007/s10559-024-00684-5>

Iryna Lysenko, PhD tech. sci., **Roman Mynailenko**, Assoc. Prof., PhD tech. sci.

Central Ukrainian National Technical University, Kropyvnytskyi, Ukraine

Exploring Contemporary Data Analysis Approaches Employing Quantum Algorithms

The article examines the integration of modern mathematical methods of data analysis with quantum technologies, forming a new interdisciplinary field – quantum analytics. The relationship between classical methods (PCA, SVM, k-means, Monte Carlo, and Least Squares Method) and their quantum counterparts (Quantum PCA, Quantum Kernels, q-means, QAE, HHL) is analyzed. A comparative table of efficiency and computational complexity is presented, demonstrating the potential for exponential or quadratic speedup when using quantum algorithms (e.g., $O(\log n)$ versus $O(n^3)$, $O(1/\varepsilon)$ versus $O(1/\varepsilon^2)$). Particular attention is given to the Variational Quantum Eigensolver (VQE) and Quantum Approximate Optimization Algorithm (QAOA) as practical tools for NISQ-devices. The study highlights the prospects of hybrid quantum-classical models for solving problems in big data analysis, optimization, and forecasting. The obtained results confirm that quantum methods can significantly reduce computation time and provide a foundation for the development of next-generation intelligent systems.

Data Mining, quantum algorithms, HHL, VQE, QAOA, Quantum PCA, hybrid computing, data analysis

Одержано (Received) 02.11.2025

Прорецензовано (Reviewed) 18.11.2025

Прийнято до друку (Approved) 23.12.2025