

<https://doi.org/10.31891/2307-5732-2026-361-81>

УДК 622.24:681.5:004.75

ПАВЛІВ АНДРІЙ

Івано-Франківський національний технічний університет нафти і газу

<https://orcid.org/0009-0009-2855-915X>

e-mail: [andriypavliv1@gmail.com](mailto:andriypavliv1@gmail.com)

## АРХІТЕКТУРНІ ПІДХОДИ ТА МЕТОДИ ПАРАМЕТРИЧНОЇ ОПТИМІЗАЦІЇ РОЗПОДІЛЕНОГО ЗБЕРЕЖЕННЯ ДАНИХ В DRILLING ЕКОСИСТЕМІ

В роботі наведено результати дослідження архітектурних підходів та методів параметричної оптимізації розподіленого збереження даних для автоматизованих систем буріння. Запропоновано перехід від централізованої до ієрархічної трирівневої архітектури (Edge-Fog-Cloud) та вперше формалізовано задачу параметричної оптимізації розподілу даних із застосуванням методів навчання з підкріпленням. Розроблений на базі цих рішень програмний модуль дозволяє здійснювати імітацію приймання потокових вимірювань телеметрії та їх первинну обробку в реальному часі на рівні Edge. Запропонований комплексний підхід суттєво знижує навантаження на обмежені супутникові канали зв'язку, гарантує цілісність даних, забезпечує безперерйну роботу контурів керування та мінімізує експлуатаційні витрати на IT-інфраструктуру.

**Ключові слова:** розподілені бази даних, параметрична оптимізація, CAP-теорема, автоматизація буріння, Drilling, Big Data, Edge Computing, Fog Computing, Cloud Computing.

PAVLIV ANDRII

Ivano Frankivsk National Technical University of Oil and Gas

## ARCHITECTURAL APPROACHES AND METHODS OF PARAMETRIC OPTIMIZATION OF DISTRIBUTED DATA STORAGE IN THE DRILLING ECOSYSTEM

The current complex problems in the field of well construction and drilling automation require the introduction of innovative technologies to improve the efficiency of information support systems. In the context of the transition to the Drilling 4.0 concept, the rapid increase in the number of sensors and the implementation of high-frequency telemetry systems leads to the generation of massive volumes of heterogeneous data (Big Data). Transmitting this data to centralized cloud storage in real-time is often impossible due to the limited bandwidth of satellite communication channels and strict latency requirements. The scientific research represented in this article offers an integrated approach that provides a critical analysis of existing commercial drilling automation solutions, revealing that most of them focus on the algorithmization of mechanical processes, neglecting the architectural optimization of data flows. Traditional centralized methods of data management often result in significant latency and communication resource costs. With the increasing volume and complexity of telemetry data to be interpreted, it is becoming increasingly important to use new, automated architectural approaches.

The purpose of this study is to improve conventional methods of data flow management by introducing a transition from a centralized to a hierarchical three-level architecture of distributed data storage (Edge-Fog-Cloud). A logical model of the system's operation has been developed, covering primary signal processing at the Edge level, aggregation at the Fog level, and global analytics at the Cloud level. The well-defined purpose of the study allows us to focus on the possibilities of introducing the latest computational technologies into the automated drilling process. The structure of the work is logically organized, ensuring consistency and coherence of the presentation. The methodological part of the study is characterized by an ideal combination of theory and practice, which makes the proposed approach understandable and useful for the scientific community. For the first time, the problem of parametric optimization of data distribution is formalized, and the use of Reinforcement Learning methods is substantiated for the dynamic adaptation of system parameters. A significant advantage is the development of algorithmic principles that take into account the specific needs and limitations when working with high-frequency telemetry data. This is a significant contribution to solving the problem of computational and network complexity that often arises in the context of remote drilling operations. The scientific novelty of the research consists in the implementation of adaptive optimization methods that open up new perspectives in the automation of data distribution processes based on the continuous collection of telemetry signals.

Consequently, this scientific article is intended not only to improve the theoretical foundations of distributed databases but also to contribute to the improvement of existing approaches to drilling operations in the field. To practically verify and illustrate the proposed approaches, a custom software web application was developed. This module simulates the reception of streaming telemetry measurements, the real-time calculation of derived indicators (such as mechanical specific energy), and the formation of structured data packets for subsequent transmission from the Edge to the Fog level. Provided results can be effectively integrated into the practice of modern drilling automation, demonstrating broad potential for further development in this area by ensuring the operation of real-time control loops, guaranteeing data integrity, and reducing operational costs for IT infrastructure.

**Keywords:** distributed databases, parametric optimization, CAP theorem, drilling automation, Drilling ecosystem, Big Data, Edge Computing, Fog Computing.

Стаття надійшла до редакції / Received 13.12.2025

Прийнята до друку / Accepted 11.01.2026

Опубліковано / Published 29.01.2026



This is an Open Access article distributed under the terms of the [Creative Commons CC-BY 4.0](https://creativecommons.org/licenses/by/4.0/)

© Павлів Андрій

### Постановка проблеми у загальному вигляді та її зв'язок із важливими науковими чи практичними завданнями

Сьогодні у нафтогазовій галузі фокус уваги зміщується у бік повної автоматизації та цифровізації, що зумовлене розвитком концепції Drilling екосистеми та впровадженням технологій штучного інтелекту (AI), машинного навчання (ML) та Інтернету речей (IoT). Буріння - це високодинамічний процес із безліччю вимог та критеріїв ефективності, які постійно змінюються при поглибленні свердловини. Саме тому для оперативного реагування на зміни умов та попередження ускладнень активно впроваджуються системи автоматизованого контролю, цифрові двійники (Digital Twins) та інтелектуальні помічники, які довели свою здатність покращувати операційні показники реальних процесів буріння.

Однак широке впровадження сенсорних мереж та систем телеметрії (LWD/MWD) призвело до генерації надвеликих обсягів різнорідних даних - від низькочастотних логів до високочастотних вібраційних сигналів та відеопотоків. Передача цього масиву інформації у централізовані сховища (Cloud) в режимі реального часу часто є технічно неможливою або економічно недоцільною через обмежену пропускну здатність каналів супутникового чи мобільного зв'язку у віддалених локаціях бурових майданчиків. Виникає диспропорція між обсягом генерованих даних на периферійному рівні (Edge) та можливостями їх оперативної передачі для глибокого аналізу. Більше того, для забезпечення високих рівнів автономності бурової установки (рівні 3 - 5 за шкалою SPE) критичним чинником стає латентність (затримка) передачі даних. Традиційна хмарна архітектура не здатна гарантувати час відгуку, необхідний для роботи замкнених контурів керування (closed-loop control systems) у критичних ситуаціях. Водночас повна обробка даних локально, на рівні Edge, обмежується обчислювальними потужностями обладнання бурової та не дозволяє використовувати переваги глобальної аналітики на історичних даних.

Існуючі комерційні рішення фокусуються переважно на алгоритмах механічного буріння, приділяючи недостатньо уваги питанням архітектурної оптимізації потоків даних. Відтак, актуальною науково-технічною задачею є розробка методів параметричної оптимізації розподіленого збереження даних, які дозволять динамічно перерозподіляти навантаження між рівнями Edge, Fog та Cloud, забезпечуючи баланс між швидкістю реакції системи, цілісністю даних та ефективністю використання мережевих ресурсів.

### Аналіз останніх джерел та публікацій

Розвиток концепції Drilling екосистем супроводжується експоненційним зростанням обсягів даних. Як зазначають дослідники [1, 2], сучасна бурова установка генерує терабайти різнорідної інформації щодоби: від низькочастотних звітів до високочастотних вібраційних сигналів та відеопотоків. Це створює нові виклики для інфраструктури збору, передачі та зберігання даних, які неможливо вирішити в рамках класичних централізованих підходів.

Критичним обмеженням для впровадження систем автономного буріння (рівні 3–5 за шкалою SPE [3]) є пропускну здатність каналів зв'язку та затримка (latency) передачі даних. Автори [4, 5] вказують, що передача повного обсягу «сирих» даних (Raw Data) у хмару для аналізу в реальному часі є економічно недоцільною та технічно ризикованою через нестабільність супутникового зв'язку у віддалених локаціях. Це підтверджується дослідженнями [6], де наголошується на труднощах реєстрації високочастотних вимірювань динаміки буріння через обмеження каналів телеметрії.

Аналіз літератури [7, 8, 9] дозволяє виділити перехід від застарілих стандартів до сучасних протоколів реального часу. Стандарт WITSML, хоча і забезпечує сумісність між системами різних вендорів (Schlumberger, Halliburton, Baker Hughes), має високу надлишковість через XML-структуру, що створює затримки [8]. Альтернативою виступає протокол OPC UA, який дозволяє організувати взаємодію з цифровими двійниками з дискретизацією до 1 Гц, однак вимагає значних обчислювальних ресурсів. Для умов обмеженого трафіку перспективним є використання легковагових протоколів типу MQTT, які підтримують модель «публікація-підписка», проте вони потребують додаткового семантичного шару для опису даних буріння [10].

Огляд комерційних систем автоматизації, таких як NOVOS [11], Schlumberger DrillOps [12, 13] та Halliburton LOGIX [14], показує тенденцію до гібридних архітектур. Ці системи використовують Edge-обчислення для критичних контурів керування (наприклад, захист від вібрацій або контроль тиску MPD) та хмарні сервіси для глобальної аналітики та навчання моделей AI [15, 5]. Зокрема, системи типу *Automated Drilling Director* [16] та *SmartROS* реалізують локальну обробку даних для миттєвої реакції на події (stick-slip, кіки), тоді як складні розрахунки траєкторії чи гідравліки можуть виконуватися віддалено.

Попри значний прогрес у створенні алгоритмів механічного буріння, питання параметричної оптимізації самої архітектури зберігання даних залишаються малодослідженими. Існуючі рішення часто використовують статичні конфігурації буферів даних та політик реплікації, які не адаптуються до змін режимів буріння. Як зазначають [17, 18, 19], в умовах гетерогенних мереж IoT необхідні адаптивні механізми, які б динамічно балансували між вимогами CAP-теореми залежно від контексту операції.

### Формулювання цілей статті

Метою роботи є підвищення ефективності інформаційного забезпечення автоматизованих систем буріння (Drilling 4.0) шляхом розроблення методу параметричної оптимізації розподіленого збереження даних в ієрархічній архітектурі Edge-Fog-Cloud, що дозволить забезпечити адаптивний баланс між мінімізацією мережевих затримок, раціональним використанням пропускну здатності каналів зв'язку та гарантуванням цілісності критичних даних в умовах динамічних режимів буріння.

### Виклад основного матеріалу

Бурова установка оснащена величезною кількістю датчиків, що реєструють функціональні можливості різних систем бурової установки, персоналу та обладнання і, відповідно, генерують різночастотні потоки даних. Так, при бурінні нафтогазових свердловин генеруються великі об'єми даних, що включають в себе геологічну інформацію, дані про роботу бурових доліт і властивості бурових розчинів, MWD/LWD та телеметричні дані. Впровадження усестороннього моніторингу процесу геологічного буріння необхідне для того, щоб гарантувати безпечно та ефективно проведення операцій. Такий інтелектуальний моніторинг процесу буріння об'єднує в собі ідентифікацію аномалій, діагностику неполадок обладнання та прогнозування нештатних ситуацій.

Ключовими технологіями що генерують найбільше інформації є вимірювання в процесі буріння (MWD); каротаж під час буріння (LWD); буріння з керованим тиском (MPD); роторно-керовані системи (RSS). При цьому дані у залежності від операцій над ними прийнято розділяти на: «сирі» дані (EDGE) – отримані в режимі реального часу; FOG – дані, над якими виконано аналіз, до прикладу оброблені каротажні криві; Cloud – інтерпретовані дані.

Хоча сьогодні на буровій фіксуються кілька десятків різних параметрів та процесів, найбільш поширеними даними в реальному часі під час бурових робіт є навантаження на долото (WOB), навантаження на гак (HL), швидкість обертання бурильної колони (RPM), крутний момент при бурінні (T), витрата бурового розчину (GPM) і тиск. Досягнення у сфері сенсорних технологій та можливостей інтеграції даних датчиків забезпечують отримання критично важливих вхідних даних для автоматизованих систем, забезпечуючи точний контроль над буровими роботами та полегшуючи прийняття превентивних рішень для оптимізації процесу буріння і орієнтації стовбура свердловини. Дані з бурового майданчика за частотою, з якою вони генеруються можна класифікувати як високочастотні та низькочастотні дані. Високочастотні дані генеруються і передаються в режимі реального часу, наприклад, зчитування параметрів буріння (навантаження на долото, момент на долоті, витрата бурового розчину та ін.) з датчиків або відеозапис з камер моніторингу, тоді як низькочастотні дані часто являють собою агрегацію високочастотних даних або спостереження за кількома подіями протягом певного періоду часу, зазвичай, щоденно. Низькочастотні дані про буріння включають, крім іншого, зведення активності, добові витрати, продуктивність бурильної колони, глибину обсадної колони, властивості бурового розчину та багато іншого.

Таким чином у процесі буріння генерується специфічний тип трафіку (часові ряди, відеопотоки, події), а система контролю не є статичною — вона змінює свою конфігурацію (додаються нові датчики LWD/MWD, змінюються компоновки низу бурильної колони). Сучасні оптоволоконні системи дозволяють щоденно накопичувати терабайти даних при бурінні і розробці продуктивних горизонтів. Такі великі набори даних у нафтогазовій галузі мають велике значення оскільки є основним двигуном нових технологічних рішень. Використання таких даних разом із високими обчислювальними можливостями рішень AI підвищить ефективність операцій, їх оптимізацію та зменшить проблеми, а також забезпечить економію коштів. Однак обробка таких даних та їх використання для рішень на основі технологій штучного інтелекту та машинного навчання у нафтогазовій галузі пов'язана з низкою складнощів, що охоплюють різні аспекти збирання, інтеграції, якості, зберігання, доступності, аналізу та безпеки даних. Робочий процес від отримання аналогових даних до візуалізації результатів їх аналізу разом із іншими даними в реальному часі для RTWE та онлайн-моніторингу є складним та багаторівневим. Дані з датчиків бурової установки надходять із різних джерел, протоколів передачі даних, даних бурових робіт та датчиків обладнання. У міру збільшення обсягу та різноманітності даних з датчиків збір та керування ними стають все складнішими.

Інтеграція даних із цих різних джерел у єдиний формат створює труднощі з погляду сумісності та стандартизації даних. Проте, можливість ефективної інтеграції таких різноманітних потоків даних, передачі їх через ефективні протоколи перетворення даних і виконання аналітики даних в реальному часі надає величезний потенціал для підвищення продуктивності бурових операцій, проактивного зниження ризиків, мінімізації невидимих втрат часу (ILT) і, в кінцевому підсумку експлуатаційних витрат.

Для організації безперервного збору даних в режимі реального часу можуть бути використані два підходи:

1) Розгортання EDGE (шлюзу) на бурових установках – пристрій EDGE збирає дані з датчиків у режимі реального часу на місці, виконує аналіз цифрових двійників, візуалізує дані та встановлює операційні завдання для персоналу або безпосередньо для ПЛК. Усі зібрані дані проходять контроль якості та передаються до центру обробки даних.

2) Підключення до серверу WITSML чи OPC для забезпечення віддаленого доступу до даних в режимі реального часу. Дані конфігурації зчитуються зі сховища даних у реальному часі для налаштування цифрового двійника, який зчитуватиме дані в реальному часі та розраховуватиме результати кожну секунду з центрального серверного рішення OPCUA [19]. Модуль Fastloop зчитує «Стан» (повний профіль свердловини для PVT (тиску, об'єму та температури), тертя та сил) з цифрового двійника. Стан із різними варіантами (потік, рух, обертання) моделюватиметься для оцінки оптимальних параметрів попереду. Оптимальні (найкращі) параметри будуть надіслані до OPC-UA та Системи управління бурінням (рисунок 1).

Дані датчиків можуть бути схильні до шуму, викидів і помилкових показань, що може вплинути на точність і надійність результатів аналізу. Тому після отримання необроблені дані проходять ретельну обробку та контроль якості. Для збереження цілісності даних важливо забезпечити використання високоточних датчиків та їх правильне калібрування і регулярне обслуговування. Процес обробки даних включає очищення даних для виявлення та усунення нелогічних значень, пропущених точок, викидів і помилок датчиків, застосовуючи алгоритми інтерполяції пропущених значень або позначки ненадійних даних. Фільтрування та згладжування даних застосовуються для видалення шуму з високочастотних потоків даних датчиків із збереженням важливих робочих сигналів.

При цьому вкрай важливо, щоб вирівнювання та синхронізація даних забезпечували точну кореляцію всіх потоків даних від різних датчиків та джерел на основі точних тимчасових міток. Також при великій кількості багатопараметричних даних різного порядку можуть застосовуватися методи нормалізації та стандартизації чи багатовимірною скорочення.

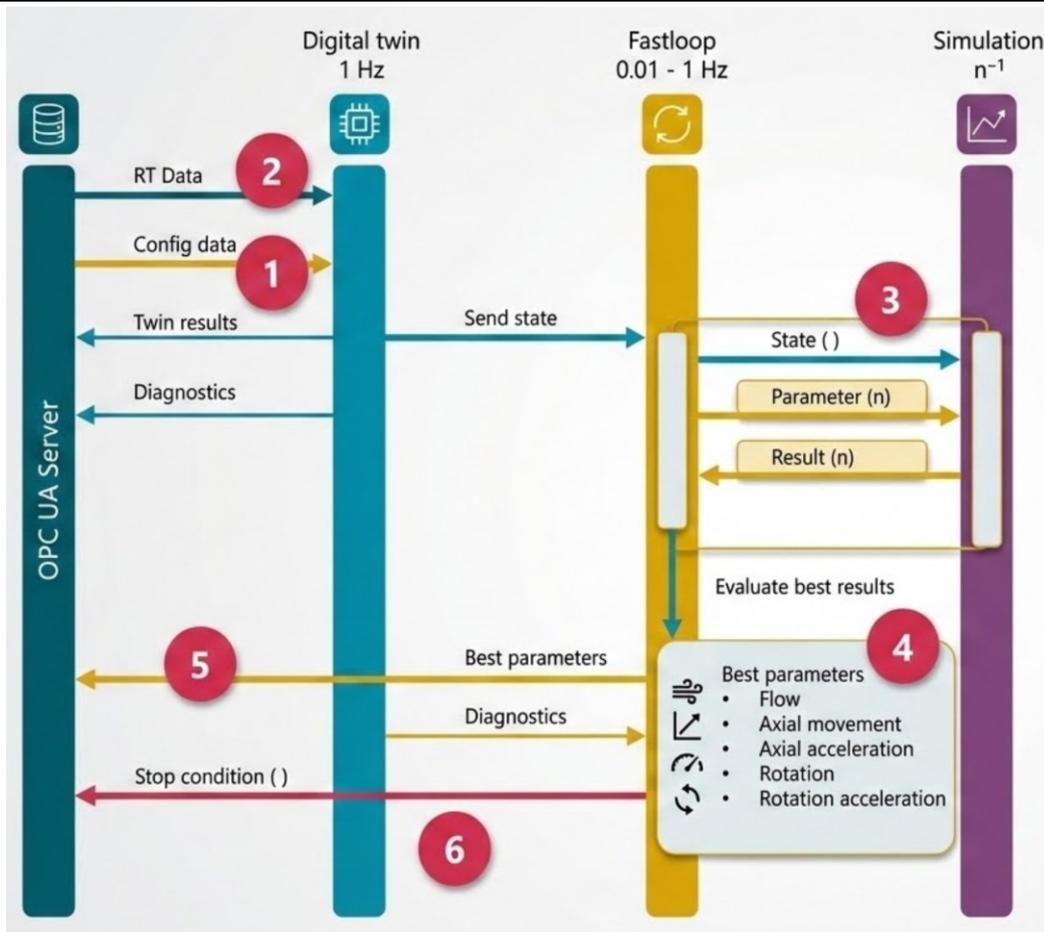


Рис.1. Варіант використання OPC-серверу [19]

Передача необроблених даних безпосередньо до централізованих систем обробки може спричинити високі витрати на мережеву інфраструктуру і збільшує ризик затримок у прийнятті рішень. Валідація даних виконується шляхом зіставлення інформації з різних джерел, наприклад, шляхом порівняння зазначеного часу простою DDR з відхиленнями, виявленими в даних датчиків, для підтвердження точності обох наборів даних. Потік інформації між агентами багатоагентної системи має вирішальне значення для оцінки поточних умов. Процес верифікації та валідації може оцінити, чи можуть різні агенти ефективно взаємодіяти. Передача даних на буровій відбувається постійно, причому слід розрізняти інформацію, що передається із сенсорів і обладнання, та інформацію що передається в центри прийняття рішень. До прикладу, при спорудженні похило-скерованих свердловин використовують телесистеми, що передають через гідравлічні канали зв'язку дані із вибою на поверхню.

Протягом багатьох років передача даних у свердловині через суворі підземні умови, включаючи екстремальні тиски, температури та корозійне середовище стикалася з труднощами через обмежену пропускну здатність зв'язку, що призводило до затримок в отриманні даних каротажу і труднощів у реєстрації височастотних вимірювань динаміки буріння. До того ж синхронізація даних в часі є ключовим аспектом моніторингу в режимі реального часу, адже одні дані можуть надходити кожні 5 секунд (MWD), а інші (наприклад інформація про рівень розчину в приймальних ємностях) – кожні 2 хв. Враховуючи розбіжності в частоті передачі даних дуже важливо точно синхронізувати ці дані на єдиній часовій шкалі. Двома основними методами збору даних у свердловинах під час буріння є каротаж під час буріння (LWD) та вимірювання під час буріння (MWD).

Для того щоб вийти за рамки окреслених вище обмежень запропоновано новий метод передачі даних під час буріння з використанням мікрочіпів даних буріння та інструменту вбудованого в компоновку низу бурильної колони (КНБК), який оснащений різними датчиками. При цьому мікрочіпи даних з мікросхемами пам'яті здатні зберігати кілька гігабіт інформації про параметри свердловини у режимі реального часу. Для передачі даних в центри прийняття рішень зазвичай використовують сервіс обміну даними (наприклад Halliburton), що дозволяє передавати дані, зібрані на буровому майданчику на віддалений сервер. Дана система обміну даними працює по мережному з'єднанню TCP/IP і призначена для вирішення проблем з обмеженнями пропускну здатності та втратами з'єднання.

Забезпечення безперебійного потоку даних між датчиками, SCADA та інтелектуальними системами має вирішальне значення для успіху всіх операцій з автоматизації буріння та контролю за свердловиною. Слід також враховувати, що потоки даних також є між польовим пристроєм, хмарним сервером та клієнтом (рисунок 2)

## Технології збору даних про бурові роботи в режимі реального часу

Технологія	Переваги	Недоліки та труднощі
<b>EDGE</b>	<ol style="list-style-type: none"> <li>1. Розширені можливості управління автоматичною буровою установкою.</li> <li>2. Негайне оповіщення персоналу бурового майданчика про технологічні відхилення.</li> <li>3. Повна автономність у разі проблем мережі. Перевага використання віддаленого сервера даних полягає у спрощенні підключення.</li> </ol>	<ol style="list-style-type: none"> <li>1. потенційні ризики масштабованості, якості даних та залежності від інтернет-з'єднання</li> </ol>
<b>WITSML</b>	<ol style="list-style-type: none"> <li>1. Стандартизований галузевий протокол обміну даними, що забезпечує сумісність між різними системами та виробниками.</li> <li>2. Підтримка як історичних даних, так і потокової передачі в реальному часі.</li> <li>3. Структурована ієрархічна модель даних, що полегшує організацію та пошук інформації.</li> <li>4. Широка підтримка провідними сервісними компаніями (Schlumberger, Halliburton, Baker Hughes).</li> </ol>	<ol style="list-style-type: none"> <li>1 Використання WITSML може спричинити затримку передачі даних буріння при роботі у режимі реального часу.</li> <li>2. Складність XML-структури збільшує обсяг переданих даних. Потребує значних ресурсів для парсингу та обробки.</li> </ol>
<b>OPC-UA</b>	<ol style="list-style-type: none"> <li>1. Digital Twin зчитуватиме дані в реальному часі та розраховуватиме результати кожну секунду з центрального серверного рішення OPCUA.</li> <li>2. Стан із різними варіантами (потік, рух, обертання) моделюватиметься для оцінки оптимальних параметрів попереду.</li> <li>3. Оптимальні (найкращі) параметри будуть надіслані до OPC-UA та Системи управління бурінням.</li> <li>4. Вбудовані механізми безпеки (шифрування, автентифікація).</li> </ol>	<ol style="list-style-type: none"> <li>1. Висока складність налаштування та інтеграції з існуючими системами.</li> <li>2. Значні вимоги до пропускної здатності мережі при високій частоті опитування.</li> <li>3. Потреба у кваліфікованому персоналі для впровадження та підтримки.</li> </ol>
<b>WITSML+ OPC</b>	<ol style="list-style-type: none"> <li>1. Синергія технологій: OPC-UA забезпечує передачу даних у реальному часі з мінімальною затримкою, а WITSML — стандартизоване зберігання та обмін.</li> <li>2. Гнучкість архітектури: можливість вибору оптимального протоколу залежно від типу задачі.</li> <li>3. Покращена інтероперабельність між польовим обладнанням та корпоративними системами.</li> </ol>	<ol style="list-style-type: none"> <li>1. Підвищена складність інтеграції та підтримки двох паралельних систем.</li> <li>2. Вищі капітальні та операційні витрати на впровадження.</li> <li>3. Необхідність синхронізації даних між протоколами.</li> </ol>
<b>MQTT</b>	<ol style="list-style-type: none"> <li>1. Легкий протокол з мінімальним навантаженням на мережу, ідеальний для обмежених каналів зв'язку.</li> <li>2. Модель публікації/підписки забезпечує ефективну доставку даних множинним споживачам.</li> <li>3. Вбудована підтримка QoS (Quality of Service) для гарантованої доставки критичних даних.</li> </ol>	<ol style="list-style-type: none"> <li>1. Відсутність галузевої стандартизації структури даних для бурових операцій.</li> <li>2. Потребує додаткового рівня для семантичного опису даних.</li> <li>3. Обмежені можливості для складних запитів до історичних даних.</li> </ol>

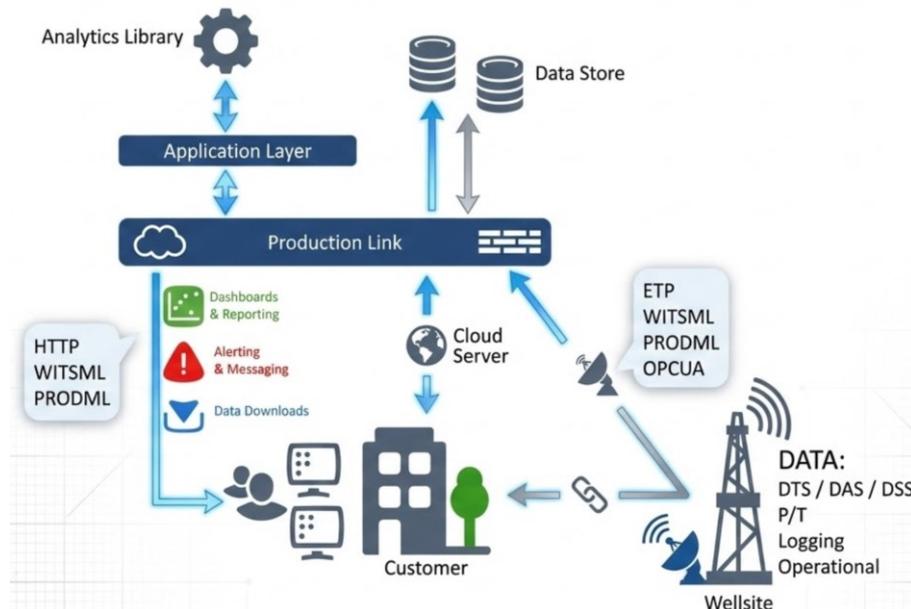


Рис.2. Потік даних між польовим пристроєм, хмарним сервером та клієнтом [4]

Для реальної свердловини дані можуть надходити в аналоговій формі, цифровому вигляді через оптоволокно, кабелі чи безпроводний зв'язок з різною частотою і в різних форматах. На першому етапі використовуються методи аналізу у часовій, частотній та частотно-часовій областях, що дозволяють виявити ключові закономірності поведінки потоків даних та аномалії, що свідчать про можливі відхилення від нормального стану системи. Процес агрегування даних включає в себе збір високочастотних даних (зазвичай від 1 Гц до 100 Гц і вище) з датчиків, які контролюють в режимі реального часу систему управління буріння, стояк, насоси, свердловинне обладнання та збір структурованих даних із щоденних звітів по бурінню. Для доповнення аналізу використовуються інші релевантні джерела даних, такі як плани свердловин (траєкторія, програма кріплення, програма промивання буровим розчином), сейсмічні атрибути, геологічні прогнози, історичні дані щодо свердловин та записи про технічне обслуговування обладнання.

Дані з цих розрізнених джерел після застосування протоколів перетворення для забезпечення узгодженості та сумісності об'єднуються і передаються в центральну систему обробки та зберігання, що часто використовує хмарну інфраструктуру для масштабованості та доступності. Для виявлення аномалій чи подій певного класу (наприклад втрата циркуляції) можлива структуризація даних у рівномірно розміщену сітку (розміром 30 метрів \* 30 метрів \* 30 метрів), в якій інтелектуальні алгоритми аналізують інформацію та класифікують події. Дані з датчиків бурової установки генерують значні обсяги інформації, що вимагають масштабованої та надійної інфраструктури зберігання для ефективної обробки зростаючого обсягу даних. Для управління даними отриманими при бурінні свердловин необхідно забезпечити наявність потужних серверів та впровадити численні інтерфейси для безперебійної передачі і збереження даних між інструментами.

Забезпечення безперебійного доступу до даних датчиків для аналізу та прийняття рішень має вирішальне значення. Саме тому сучасні системи IoT SCADA надаючи централізовану платформу для віддаленого керування та збору даних, забезпечують безперебійний зв'язок між різними компонентами бурової установки з мобільним доступом для проактивного спостереження із використанням тривожних сигналів.

Впровадження ефективних механізмів вилучення даних, протоколів обміну даними та політик управління даними може полегшити доступ до даних, забезпечуючи при цьому їхню безпеку та конфіденційність. Для цього можуть бути використані спеціалізовані системи обміну даними такі як Data Exchange, який після налаштування та підключення до іншого комп'ютера «реплікує» базу даних у режимі реального часу, завдяки чому всі користувачі одночасно отримують доступ до одних і тих самих оперативних даних. Передова інфраструктура IoT має можливість обміну, обробки та аналізу даних як усередині системи, так і через Інтернет.

Критичні інфраструктурні мережі та цифрові платформи нафтогазової галузі можуть бути піддані кіберфізичним атакам. Дані датчиків бурової установки можуть мати конфіденційну інформацію, пов'язану з буровими роботами. Захист конфіденційності цих даних є вкрай важливим для запобігання несанкціонованому доступу або потенційному неправомірному використанню. Розробка надійних стратегій управління даними, впровадження передових алгоритмів обробки даних та забезпечення заходів безпеки даних є найважливішими кроками у подоланні труднощів, пов'язаних з ефективним використанням даних із датчиків бурових установок. Збільшення числа каналів зв'язку може створити серйозні вразливості мережевої безпеки.

Комплексний аналіз вихідних даних у процесі буріння має вирішальне значення для максимального збільшення їхньої цінності, підвищення ефективності буріння та зниження ризиків, пов'язаних із освоєнням свердловин. Аналітика даних у реальному часі життєво важлива, адже дозволяє АСК миттєво коригувати процес буріння для оптимальної траєкторії свердловини та отримання ресурсів. До того ж швидкий розвиток AI в останні роки призвів до успішного застосування підходів заснованих на даних, для вирішення традиційних задач буріння. Інтелектуальні моделі оптимізації параметрів буріння свердловин можуть отримувати вхідні дані, що відображають поточний стан свердловини та процесу буріння (в тому числі і історичні дані, пов'язані з процесом буріння свердловини), дані каротажу, та інші дані, шляхом поєднання мікросервісів та мультифізичних моделей на периферії.

Застосування периферійних обчислень забезпечує обробку даних у точці збору, значно скорочуючи затримку і підвищуючи швидкість прийняття рішень. Мобільні системи, оснащені мультисенсорними пристроями, можуть замінити безліч стаціонарних установок, знижуючи капітальні витрати та зберігаючи високу точність моніторингу. Додатково до переваг таких периферійних обчислень можна віднести:

1. підвищення оперативності систем моніторингу та забезпечення своєчасного прийняття рішень шляхом мінімізації передачі даних;
2. простота масштабування;
3. підвищена безпека та стійкість до кібератак завдяки низькій вразливості даних та децентралізованій системі;
4. автономна функціональність, що дозволяє працювати навіть у разі втрати зв'язку або живлення у мережі;
5. економічна ефективність, оскільки розгортання цієї системи потребує лише незначних капіталовкладень та її можна легко покрити за рахунок експлуатаційних витрат;
6. відкритість для підключення широкого спектру пристроїв, датчиків та розміщення спеціально розроблених або готових програм.
7. безперервна обробка даних з високою частотою, що необхідно для побудови точних обчислювальних моделей.

Модулі збору та обробки даних включають аналого-цифрові перетворювачі, обчислювальні блоки та вбудовані алгоритми попередньої обробки (фільтрація, нормалізація, декомпозиція сигналу). Ці модулі забезпечують локальне агрегування даних, придушення шуму та підготовку даних для подальшого аналізу. Засоби зв'язку та передачі даних включають бездротові модулі або дротові інтерфейси, що передають інформацію на верхній рівень (SCADA-системи, центри обробки даних, аналітичні хмарні платформи). Ці засоби включають захищені протоколи передачі, синхронізацію із зовнішніми джерелами часу і адаптацію до нестабільних каналів зв'язку. Системи автоматизації буріння повинні справлятися з невизначеністю та складними умовами буріння, де несподівані зміни можуть порушити весь процес. Коли система автоматизації повністю інтегрована у єдину структуру, можна припустити наявність повного знання різних її частинах. Чим більш розподілена автоматизована система, тим фрагментованішою і складнішою стає завдання збору цих знань і у будь-який час, та виявити потенційні невідповідності.

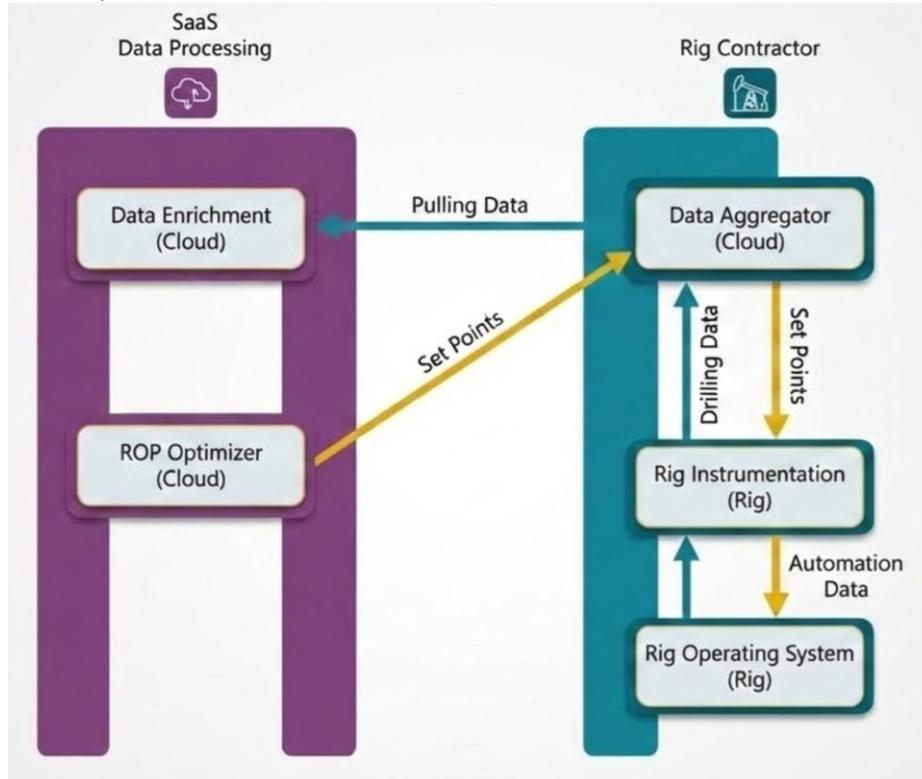


Рис.3. Загальний вигляд замкнутої системи автоматизації бурової установки [13]

Хмара агрегатора даних: централізує поточні параметри буріння та дані щодо автоматизації процесів. Попередня обробка та доповнення даних (виявлення активності та статичне маркування метаданих): використовує високочастотні дані буріння, доповнює їх та зберігає у хмарі постачальника послуг.

Хмара постачальника послуг ROP Optimizer: передача доповнених даних у режимі реального часу, застосування моделей AI/ML та надсилання заданих значень.

Системи контролю та вимірювальних приладів бурової установки: безпосередньо підключені до хмари через високошвидкісне з'єднання.

API WITSML та REST: забезпечують стандартизований обмін даними між різними хмарними системами.

Сучасний етап розвитку нафтогазової галузі характеризується переходом до концепції «Drilling 4.0», що відповідає Індустрії 4.0, яка поєднує фізичні та цифрові системи. Автономні системи еволюціонували від простих сервоприводів до складних замкнутих систем (Closed-Loop Drilling, Cloud-To-Driller), що використовують штучний інтелект, машинне навчання та цифрові двійники (Digital Twins) для прийняття рішень у реальному часі. Частина цифрових екосистем повинні бути оснащені приладами, сенсорами та засобами автоматизації з метою інтеграції та зв'язку, як між собою, так і з центрами прийняття рішень.

Така замкнута система використовує дані в режимі реального часу, зібрані в хмарі підрядника буріння, за секунду. Ця інформація передається за допомогою протоколу WITSML на платформу SaaS-провайдера (SaaS – Software as a Service), де вона проходить попередню обробку, доповнення та зберігання. Оброблені дані аналізуються моделлю машинного навчання ROP Optimizer, яка генерує оптимізовані уставки для критичних параметрів, таких як ROP, DPRESS, WOB та RPM. Для забезпечення стабільності механізму heartbeat безперервно відстежує з'єднання між системами. Один із перших прикладів практичного застосування цифровізації нафтогазової галузі Оману це використання дорожніх карт оптимізації ефективності буріння (DEO), що надавали оптимальні параметри безпечного буріння, які можна використовувати відповідно до чинного плану дій. Проте сьогодні відоме про успішне застосування набагато досконаліших систем та застосунків для автоматизації буріння серед яких такі як AutoDriller [11], Automated Drilling Director [16], ROP Optimizer [13], Auto Steering [12] та модулі фізичного моделювання T&D Broomstick [15] та багато інших.

Паралельно з розвитком технологій RSS, для зручності реалізації автоматизації та управління траєкторією (до заданої мети) при використанні інструментів RSS у свердловині даний процес розділяють на рівні (0-5). Рівень 0 – це система без будь-якої автономії, тоді як рівень 5 – це повна автономія. Перші три рівні, від 0 до 2, демонструють можливість, що ґрунтуються на моніторингу, підтримці та окремих функціях автоматизації, які визначають типові робочі процеси скерованого буріння серед яких моніторинг траєкторії, прогнозування та алгоритми внутрішньосвердловинної автоматизації, такі як утримання кута нахилу. Рівень 3 містить безліч допоміжних функцій та поєднує їх з «інтелектуальною» системою, що підтримує аналітичне прийняття рішень із фізичною автоматизацією процесу управління. Рівень 4 включає міждисциплінарні робочі процеси спорудження свердловин з автоматизацією бурової установки, де система ADD вбудована у систему автоматизації бурової установки. Рівень 5 використовує дані каротажу в процесі буріння (LWD) для оцінки підземних пластів та буріння свердловин в режимі реального часу.

Система автоматизації на основі цілей буріння, інтегрована в систему управління буровою установкою розгортається для управління верхнім приводом, лебідкою, буровими насосами, автоматичним бурильником і свердловинними інструментами для автономного виконання бурових робіт.

RSS може точно спрямовувати свердловину до 400 об/хв, вимірюючи поверхню інструменту 1000 разів на секунду. Вона інтегрована з автоматизованими командами буріння, що базуються на фізичних моделях, цифровим двійником ВНА та машинним навчанням на основі аналітики даних у реальному часі.

Автономна система буріння побудована як ієрархічна система управління, що містить рівні захисту для машин, свердловини та команд, на додаток до процедур відновлення, оптимізації швидкості проходки та автономного прийняття рішень. Така система використовує дані з поверхні та свердловини в реальному часі, отримані від системи управління буровою установкою, дані бурового каротажу та вимірювання під час буріння, застосовуючи складні моделі штучного інтелекту для аналізу інформації. У контексті алгоритмів AI рішення приймаються в режимі реального часу для коригування траєкторії відповідно до плану свердловини.

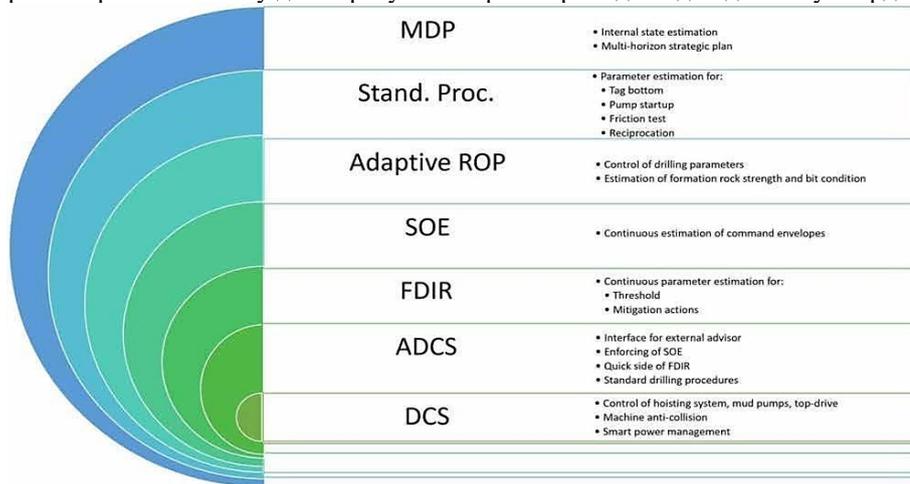


Рис.4. Ієрархія управління автономною системою буріння [15]

Загальна архітектура автономної системи являє собою набір вкладених циклів, де самий внутрішній цикл є найшвидшим, але з дуже обмеженим тимчасовим горизонтом, у той час як зовнішній цикл є найповільнішим, але з найтривалішою тимчасовою перспективою (див. рис. 4).

Сучасні хмарні застосунки для цифрового планування спорудження свердловин використовують хмарну базу даних та обчислювальні ресурси для зберігання результатів розрахунків та підвищення продуктивності. До прикладу, сервіс Real-Time Operation (RTO) від Halliburton включає потужні комп'ютери та інтернет-портали, які скорочують відстань між людьми та даними, дозволяючи командам по всьому світу співпрацювати, обмінюватися знаннями та розробляти рішення. Це дозволяє в десятки разів пришвидшити отримання результату, навіть при збільшенні кількості розглядуваних (змодельованих) сценаріїв. Концепція таких інтелектуальних платформ полягає в інтеграції високочастотних даних буріння в режимі реального часу (з поверхні та з вибою) у фізичний цифровий двійник разом з алгоритмами машинного навчання для визначення необхідних керуючих факторів та подальшої автономної передачі команд свердловинному інструменту (інтелектуальній роторно-керованій системі РКС).

Це дозволяє в десятки разів пришвидшити отримання результату, навіть при збільшенні кількості розглядуваних (змодельованих) сценаріїв. Концепція таких інтелектуальних платформ полягає в інтеграції високочастотних даних буріння в режимі реального часу (з поверхні та з вибою) у фізичний цифровий двійник разом з алгоритмами машинного навчання для визначення необхідних керуючих факторів та подальшої автономної передачі команд свердловинному інструменту (інтелектуальній роторно-керованій системі РКС). Це безперервний цикл зворотного зв'язку, оскільки датчики в режимі реального часу безперервно збирають дані та оновлюють модель цифрового двійника, використовуючи вихідні дані управляючого впливу. Цифровий двійник може швидко реагувати та коригувати відповідь. Фізичні моделі та машинне навчання проєктують траєкторію свердловини, уникають зіткнень, керують вібраціями, втратами тиску в системі за рахунок керування витратою та контролюють керування свердловиною.

## Сучасні автоматизовані системи контролю процесів буріння та спорудження свердловин

Тип АСК та назва	Основні можливості	Функціональна структура	Джерела та типи даних	Вимоги Real-Time
<b>NOVOS</b> Платформна / Розподілена	Автоматизація рутинних операцій встановлення додатків, стандартизація процесу.	Базовий контролер + API для додатків третіх сторін.	Поверхневі датчики (вага, момент, тиск), WDP (дротова труба).	< 100 мс для контуру керування лебідкою/топом.
<b>Schlumberger DrillOps</b> Хмарно-гібридна / ієрархічна	AI-планування, автономні виконання. Оркестрація, цифрові двійники, повний цикл	Edge-обчислення (на буровій) + Хмара (планування/аналіз).	MWD/LWD, поверхневі параметри, геологічна модель.	Високі (Edge) для контролю, середні (Cloud) для оптимізації.
<b>Halliburton LOGIX</b> Локальна (свердловинна)	Автономна інклінометрія, автопілот траєкторії.	Вбудований контролер у ВНА (КНБК) + поверхневий інтерфейс.	Дані гамма-каротажу, інклінометрія, вібрації (downhole sensors).	Миттєва реакція всередині свердловини (Closed-loop downhole).
<b>Nabors SmartROS</b> Ретрофіт / Локальна	Модернізація старих верстатів, керування ROP/WOB.	Накладка на існуючий PLC (Rig Control System).	Стандартні дані EDR (Electronic Drilling Recorder).	Низька латентність для запобігання stick-slip.
<b>eDrilling</b> (Цифровий двійник)	3D-візуалізація, симуляція "що-якщо", навчання.	Сервер симуляції + клієнтські термінали.	Дані реального часу (WITSML) + історичні дані.	Near Real-Time (оновлення моделі кожні 1-5 сек).
<b>Corva</b> (Хмарна аналітична)	Бенчмаркінг, виявлення аномалій, predictive drilling.	Хмарна платформа (AWS/Azure) + Edge шлюз.	Агреговані дані з багатьох свердловин, WITSML.	1-5 секунд (Soft Real-Time) для порад.

Інтегруючи інтелектуальні алгоритми в робочі процеси буріння, цифрові рішення можуть миттєво аналізувати величезні набори даних, визначаючи оптимальні стратегії управління та динамічно коригуючи параметри підтримки цілісності траєкторії. Сьогодні нафтогазова галузь прагне реалізувати і розширити проекти автономного управління траєкторією свердловини, верхнім приводом, буровим розчином тощо. Коли свердловинний інструмент попередньо запрограмований відповідно до вимог плану свердловини та виконує свої функції по управлінню свердловиною за мінімального втручання з поверхні, відповідно до бажаної траєкторії, він дозволяє автоматизувати провідку свердловин. Основою для такої автономної роботи є система управління бурінням (DCS), яка постійно вдосконалюється. DCS включає функції захисту обладнання і персоналу, інтелектуальне управління свердловиною, живленням, AI-агенти з буріння Інтелектуальне MPD (Managed Pressure Drilling – буріння з керованим тиском) – це передова форма цифрової трансформації, що використовує складні алгоритми оптимізації бурових робіт та повною мірою використовує аналітику великих даних для максимального підвищення безпеки і продуктивності бурових робіт за рахунок управління тиском та витратою, навчання на основі даних від двійників обладнання та отримання більш глибокого розуміння їх експлуатаційних характеристик.

Щоб знизити рівень ризику під час переходу від автономного до ручного управління, система автоматизації переводить бурову систему в безпечний стан, тобто такий стан, у якому серйозність поточної ситуації навряд чи зросте протягом наступних десятків секунд. Поточні класифікації автоматизації повною мірою відбивають багатоагентну природу бурових робіт. Залежно від необхідної взаємодії між агентами ця багатоагентна конструкція може призвести до змішаної ініціативної автономної системи, яка здатна впоратися зі складністю та невизначеністю середовища буріння. Велике практичне значення мають технології і алгоритми адаптивного управління процесом буріння.

Поєднання концепцій параметричної оптимізації розподіленого збереження даних та адаптивних автоматизованих систем контролю є ключовим для підвищення ефективності та безпеки процесів буріння та спорудження свердловин. Розробка і впровадження таких методів і засобів дозволить створювати інтелектуальні системи, які здатні динамічно адаптуватися до стохастичних умов, що виникають у процесі проводки свердловини. За оцінками дослідників, одна бурова установка здатна генерувати від 1 до 10 ТБ даних щодоби залежно від конфігурації сенсорної мережі та частоти дискретизації сигналів. Тому ефективність таких систем критично залежить від архітектури збереження даних, яка має забезпечувати високу доступність та низьку латентність в умовах нестабільного зв'язку на віддалених бурових майданчиках.

Сьогодні відомі централізовані, розподілені та гібридні архітектури збереження даних. Традиційні централізовані архітектури збереження даних, де вся інформація з сенсорів передається безпосередньо у хмарний центр обробки даних, демонструють суттєві обмеження в умовах буріння. Висока латентність мережі та обмежена пропускна здатність супутникових каналів (VSAT) унеможливають реакцію системи на передаварійні ситуації в режимі реального часу. Розподілені архітектури розміщують дані на множині вузлів, забезпечуючи горизонтальне масштабування та підвищену відмовостійкість.

Сучасні дослідження показують, що для промислових систем реального часу оптимальним є застосування гібридних архітектур, які поєднують переваги локального збереження критичних даних із централізованим довготривалим архівуванням. У сучасних АСК буріння набуває поширення трирівнева архітектура. На рівні *Edge* (безпосередньо на буровій установці) розгортаються легковагові сховища для кешування оперативних даних (наприклад, показники навантаження на гак, обертового моменту). Рівень *Fog* (туманні обчислення на локальних серверах родовища) забезпечує агрегацію та попередню аналітику, тоді як рівень *Cloud* використовується для довготривалого зберігання історичних даних та навчання глобальних моделей машинного навчання. Така ієрархія дозволяє мінімізувати обсяг трафіку, що передається глобальною мережею, реалізуючи принцип «data gravity» — обробка даних там, де вони виникають.

Специфіка даних буріння, що є часовими рядами (time-series data) з високою частотою дискретизації, зумовила перехід від класичних RDBMS до спеціалізованих NoSQL-рішень (наприклад, InfluxDB, Cassandra, Prometheus). NoSQL-системи забезпечують вищу швидкість запису та горизонтальну масштабованість. Для забезпечення цілісності даних у таких розподілених середовищах використовуються механізми реплікації (створення копій на різних вузлах для відмовостійкості) та шардінгу (горизонтальне розбиття даних, наприклад, за ідентифікатором свердловини).

Таблиця 3

**Архітектура розподіленої системи збереження даних**

Рівень	Компоненти	Переваги та особливості
<b>1 Edge Computing</b> (Бурова установка)	IoT-сенсори та датчики (тиск, температура, вібрація, момент, навантаження) Edge-сервери для локальної обробки Системи телеметрії (MWD/LWD системи) Локальне зберігання критичних даних	Латентність: <10 мс Обробка: 75% даних локально Зберігання: 24-48 годин критичних даних Рішення у режимі реального часу
<b>2 Fog Computing</b> (Регіональний центр)	Регіональні сервери та шлюзи (gateways); Системи агрегації даних з кількох свердловин; Проміжні бази даних; Локальні ML-моделі для прогнозування; Системи координації робіт	Латентність: 10-100 мс; Обробка: агрегація та попередня аналітика; Зберігання: 7-30 днів історичних даних; Координація між кількома буровими майданчиками; Зменшення навантаження на хмарні ресурси
<b>3 Cloud Computing</b> (Централізоване хмарне сховище)	Централізовані дата-центри; Платформи Big Data (Hadoop, Spark); Системи машинного навчання та AI; ERP/MES інтеграція; Інструменти візуалізації та звітності (BI-системи)	Латентність: 100+ мс; Обробка: глибока аналітика, тренування ML-моделей; Зберігання: необмежений архів історичних даних; Масштабованість ресурсів; Комплексне моделювання та оптимізація на рівні підприємства

На рівні *Edge* (Бурова установка) реалізується первинна обробка високочастотних потоків (High-Frequency Data). Критично важливою функцією тут є семантичний аналіз потоку в реальному часі. Наприклад, дані вібраційних датчиків (100-1000 Гц) не передаються у «сирому» вигляді вгору по ієрархії. Замість цього *Edge*-обчислювач виконує швидке перетворення Фур'є, виділяє ключові спектральні характеристики і передає на рівень *Fog* лише агреговані метадані (наприклад, факт виявлення stick-slip ефекту). Повна сирограма зберігається у кільцевому буфері *Edge*-пристрою і передається в *Хмару* лише за запитом інженера або у випадку аварійної події (post-mortem analysis).

Рівень *Fog* (Регіональний центр) виконує роль інтелектуального шлюзу. Його завданням є контекстуалізація даних. *Fog*-вузол об'єднує потоки з різних підсистем (буріння, розчин, геологія) та формує єдиний часовий ряд для оперативної аналітики. На цьому етапі застосовуються алгоритми стиснення без втрат для оптимізації використання супутникового каналу.

Рівень Cloud (Хмарна платформа) отримує вже очищені та структуровані дані для довготривалого зберігання. Основна роль Хмари - це навчання складних нейромережових моделей на великих історичних вибірках. Навчені моделі потім конвертуються у полегшений формат (наприклад, TensorFlow Lite) і «спускаються» назад на рівень Edge для виконання інференсу в реальному часі. Такий підхід дозволяє розірвати пряму залежність між обсягом генерованих даних та пропускну здатністю каналу зв'язку.

Для автоматизації процесу розподілу даних необхідно сформулювати цільову функцію оптимізації. Нехай система складається з множини вузлів зберігання  $N = \{nedge, nfog, ncloud\}$  та множини потоків даних  $D = \{d1, d2, \dots, dk\}$ . Для кожного потоку даних  $d_i$  (наприклад, вага на гаку, тиск, відео) необхідно визначити оптимальне місце зберігання та обробки. Задачу параметричної оптимізації можна звести до мінімізації сукупної вартості можна звести до мінімізації сукупної вартості функціонування системи  $F$ , яка включає три компоненти: вартість передачі даних, вартість зберігання та штраф за затримку (латентність).

Цільова функція матиме вигляд:

$$F = \sum_{(i \in D)} \sum_{(j \in N)} \left( \alpha \cdot C_{(ij)}^{(trans)} \cdot V_i + \beta \cdot C_j^{(store)} \cdot V_i + \gamma \cdot P_{(ij)}^{(lat)} \right) \cdot x_{(ij)} \rightarrow \min$$

де:

- $V_i$  - обсяг  $i$ -го потоку даних (Мб/с);
- $C_{(ij)}^{(trans)}$  - питома вартість передачі одиниці даних від джерела до вузла  $j$
- $C_j^{(store)}$  - питома вартість зберігання даних на вузлі  $j$  (на Edge вона найвища через обмеженість ресурсів SSD, у Cloud — найнижча);
- $P_{(ij)}^{(lat)}$  - функція штрафу за затримку. Якщо час доставки даних до вузла  $j$  перевищує критичний поріг для даного типу даних (наприклад,  $>10$  мс для протиаварійної автоматики), штраф зростає експоненціально;
- $\alpha, \beta, \gamma$  - вагові коефіцієнти, що визначають пріоритетність (для Real-time систем  $\gamma \gg \alpha$ ).

Обмеження моделі:

1. Обмеження ресурсів зберігання: Сумарний обсяг даних на кожному вузлі не може перевищувати його фізичну ємність  $Cap_j$ :

$$\sum_{(i \in D)} V_i \cdot x_{(ij)} \leq Cap_j$$

2. Обмеження пропускну здатності: Сумарний трафік до вузла не повинен перевищувати пропускну здатність каналу  $BW_j$ :

$$\sum_{(i \in D)} V_i \cdot x_{(ij)} \leq BW_j$$

3. Умова цілісності: Кожен потік даних повинен бути збережений хоча б на одному рівні (або на декількох для надійності):

$$\sum_{(j \in N)} x_{(ij)} \geq R_i$$

де  $R_i$  - необхідний рівень реплікації для  $i$ -го типу даних (наприклад, для фінансових звітів  $R=2$ , для відеопотоку  $R=1$ ).

Оскільки параметри мережі ( $BW$ ) та обсяги даних ( $V_i$ ) змінюються динамічно під час буріння, знаходження мінімуму функції  $F$  аналітичними методами в реальному часі є ресурсоємним завданням. Саме тому для розв'язання цієї системи рівнянь пропонується використання методів машинного навчання, зокрема навчання з підкріпленням (Reinforcement Learning), де агент навчається підбирати оптимальні вагові коефіцієнти  $\alpha, \beta, \gamma$  залежно від поточного стану середовища. Статична конфігурація розподілених систем є неефективною в умовах буріння, де навантаження на систему змінюється динамічно (наприклад, різке зростання потоку даних під час спуско-підіймальних операцій або виникнення ускладнень). Адаптивна конфігурація передбачає здатність системи автоматично змінювати параметри свого функціонування без зупинки роботи. Адаптивна конфігурація дозволяє системі автоматично змінювати ці параметри залежно від поточних умов і потреб. Так, при фіксації ознак аварійної ситуації (ГНВП, втрата циркуляції, поступлення на вибій значних об'ємів  $H_2S$ ).

Метою параметричної оптимізації є мінімізація затримок доступу до критичних даних, максимізація пропускну здатності і відмовостійкості, зменшення витрат на зберігання і передачу даних за умови знаходження найкращих значень параметрів (швидкість передачі, реплікація, розмір блоку і т.д.) у розподіленій системі збереження даних. Ключові параметри оптимізації: частота дискретизації, рівень деталізації даних, розподіл навантаження, час зберігання, загальна кількість вузлів у кластері; фактор реплікації (кількість копій даних) та ін. В умовах бурових робіт специфічним фактором є енергоспоживання периферійних пристроїв та вартість передачі даних. Оптимізація повинна враховувати компроміс, описаний теоремою CAP (Consistency, Availability, Partition tolerance) балансує між затримкою (latency) та узгодженістю (consistency).

Методи оптимізації. Для налаштування параметрів оптимізації використовуються три групи методів:

1. Аналітичні методи: Базуються на математичному моделюванні черг та ймовірнісних моделях відмов. Вони ефективні для прогнозування поведінки системи при стабільних навантаженнях, але малоприменні для різких змін умов буріння.

2. Евристичні алгоритми: Використання генетичних алгоритмів (наприклад, NSGA-II або MOPSO) для багатокритеріальної оптимізації. Цільовою функцією виступає зважена сума показників надійності, швидкодії

та вартості трафіку. Дослідження показують ефективність таких методів для знаходження Парето-оптимальних конфігурацій розміщення реплік.

3. Адаптивні методи на основі машинного навчання (ML): Найбільш перспективний напрям що використовує навчання з підкріпленням (Reinforcement Learning, RL) дозволяє створювати самокеровані (self-driving) бази даних. Агент RL навчається змінювати рівень реплікації та політики узгодженості в залежності від поточного стану мережі та важливості даних).

Під час дослідження було розроблено програмне забезпечення для ілюстрації роботи багаторівневої архітектури Edge-Fog-Cloud у контексті обробки телеметрії бурової установки. Модуль реалізовано у вигляді веб-застосунку (Streamlit) і використовує реальні зведені дані буріння у форматі CSV, що дозволяє відтворити типові сценарії збору, локальної обробки та підготовки даних до передачі на вищі рівні (fog/cloud).



Рис. 5. Часові графіки з загальною віссю абсцис (індекс запису): глибина забою (м), навантаження на долото (WOB, т) та швидкість механічна (ROP, м/год)

На рівні граничних обчислень (Edge) програмно реалізовано модель, що імітує безперервне приймання поточних телеметричних даних із сенсорів бурової установки. До ключових вхідних параметрів належать поточна глибина, осьове навантаження на долото (WOB), частота обертання (RPM), крутний момент (Torque) та механічна швидкість проходки (ROP). На основі цих первинних вимірювань у режимі реального часу виконується обчислення похідного показника — механічної питомої енергії (MSE). Далі відбувається формування структурованих пакетів даних у форматі JSON для їхньої безпечної передачі на вищі рівні системи управління.



Рис.6. Часові графіки з загальною віссю абсцис (індекс запису): глибина забою (м), крутний момент ротора (Кн·м) та оберти ротора (об/хв)

Ці параметри характеризують механічне навантаження на бурильну колону та режим обертання і безпосередньо входять у формулу MSE. Відображення їх у часі дає можливість проаналізувати стабільність режиму буріння, наявність стрибків моменту (наприклад, при залипанні) та відповідність обертів заданим умовам. У дисертації скріншот цієї вкладки може супроводжувати обговорення впливу крутного моменту та обертів на ефективність буріння та на обчислення MSE на Edge-вузлі.

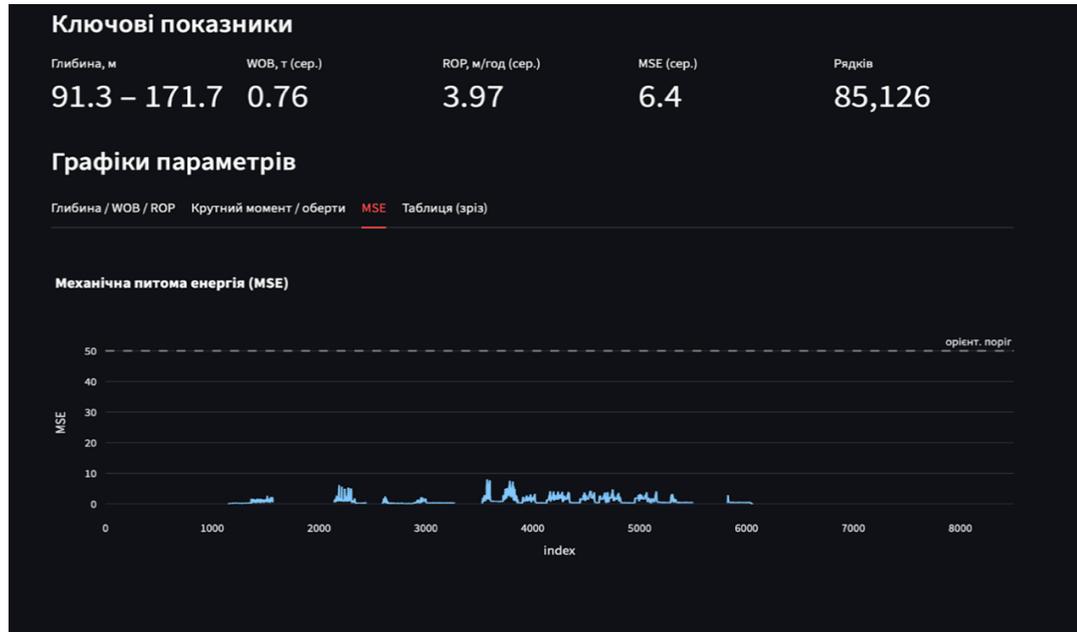


Рис.7. Часовий графік відображає механічну питому енергію (MSE)

Відображається лінійний графік MSE за індексом запису; додатково на графік нанесено горизонтальну орієнтовну лінію порогу (наприклад, 50 psi), що використовується в літературі та практиці для оцінки ефективності режиму. Низькі значення MSE при прийнятній ROP інтерпретуються як ознака ефективного використання енергії; перевищення порогу може слугувати сигналом для коригування WOB або обертів. У контексті Edge-Fog-Cloud цей графік ілюструє той показник, який обчислюється безпосередньо на граничному вузлі та може передаватися на вищі рівні замість або разом із сирими сенсорними даними.

**Ключові показники**

Глибина, м	WOB, т (сер.)	ROP, м/год (сер.)	MSE (сер.)	Рядків
91.3 – 171.7	0.76	3.97	6.4	85,126

**Графіки параметрів**

Глибина / WOB / ROP   Крутий момент / оберти   MSE   **Таблиця (зріз)**

	Час	Глибина, м	Вага на гаку, т	Навантаження на долото, т	Крутий момент ротора, Кн/м	Оберти ротора, об/хв	Оберти долот
0	1/31/26 0:00:00	91.2932	30.0023	0	0.692	7.1236	
1	1/31/26 0:00:00	91.2932	30.5162	0	0.6761	7.1005	
2	1/31/26 0:00:01	91.2932	30.6035	0	0.692	7.1467	
3	1/31/26 0:00:02	91.2932	30.0023	0	0.6973	6.9849	
4	1/31/26 0:00:03	91.2932	29.7695	0	0.6973	7.1467	
5	1/31/26 0:00:04	91.2932	30.2059	0	0.8177	7.4008	
6	1/31/26 0:00:05	91.2932	30.429	0	0.7079	7.2853	
7	1/31/26 0:00:06	91.2932	30.3417	0	0.6867	6.7616	
8	1/31/26 0:00:07	91.2932	29.8859	0	0.7186	7.2622	
9	1/31/26 0:00:08	91.2932	29.8277	0	0.692	7.0312	

Рис.8. Табличне представлення зрізу даних у вигляді інтерактивної таблиці

Таблиця дозволяє перевірити відповідність назв колонок, одиниць виміру та типів даних, що використовуються в подальших обчисленнях і симуляції. У дисертації скріншот цієї вкладки може супроводжувати опис структури вхідних даних та переліку параметрів, що входять у модель Edge-обробки.



Рис.9. Відображення отримання телеметричних даних в реальному часі

У лівій частині екрану оновлюється графік із трьома підграфіками: навантаження на долото (WOB,  $\tau$ ) та швидкість механічна (ROP, м/год) та механічна питома енергія (MSE, psi). По мірі проходження по рядках до графіка додаються нові точки; зберігається лише останні N точок (вікно), завдяки чому графік «рухається» в часі. Таким чином візуалізується потік сирих та обчислених на Edge даних, що могли б надходити на fog-або cloud-рівень для подальшої аналітики або архівування.

Окремим блоком виводяться поточні значення: глибина (м), MSE (psi) та WOB ( $\tau$ ). Це відповідає тим величинам, які обчислюються або агрегуються на Edge-вузлі та можуть бути включені в пакет, що передається далі. Підсвічування MSE (наприклад, червоним кольором) та порівняння з порогом підкреслює роль Edge-обчислення в оперативній оцінці ефективності режиму буріння. У правій частині екрану відображається структурований пакет даних у форматі JSON, який формує той об'єкт на Edge-вузлі для відправки на fog або cloud. Пакет містить, зокрема: мітку часу, ідентифікатор установки (rig\_id), блок sensors (глибина, WOB, оберти, крутний момент, ROP) та блок edge\_computed (обчислені значення MSE у psi та текстовий статус, наприклад «Optimal» або «Optimization Needed» залежно від порогу). Така структура ілюструє принцип передачі як сирих вимірювань, так і похідних показників, обчислених на граничному пристрої, що відповідає ідеї зменшення об'єму та підвищення інформативності даних, що передаються по мережі.

### Висновки з даного дослідження і перспективи подальших розвідок у даному напрямі

У роботі вирішено актуальну науково-прикладну задачу підвищення ефективності інформаційного забезпечення автоматизованих систем буріння (Drilling 4.0) завдяки переходу від централізованої хмарної моделі до ієрархічної архітектури Edge-Fog-Cloud. Вперше формалізовано задачу параметричної оптимізації розподіленого збереження даних як математичну функцію мінімізації сукупної вартості (витрати на зберігання, трафік та штрафи за латентність). Визначено, що для адаптивного балансування між узгодженістю та доступністю даних в умовах нестабільного супутникового зв'язку найбільш доцільним є використання методів навчання з підкріпленням.

Запропоновані теоретичні рішення були успішно верифіковані шляхом розробки спеціалізованого програмного забезпечення. Створений застосунок імітує роботу рівня Edge, забезпечуючи потокове приймання телеметрії, миттєве обчислення похідних показників (зокрема механічної питомої енергії) у реальному часі та формування оптимізованих пакетів даних для передачі на рівень Fog. Це підтверджує життєздатність алгоритмів первинної семантичної фільтрації безпосередньо біля джерела генерації даних, що суттєво знижує навантаження на канали зв'язку, знижує витрати на IT-інфраструктуру та гарантує безперервність роботи критичних контурів керування.

Перспективи подальших розвідок у даному напрямі полягають у розширенні функціоналу розробленого програмного забезпечення та його інтеграції з реальними промисловими системами управління (наприклад, за технологією Hardware-in-the-Loop). Крім того, вагомим напрямком для майбутніх досліджень є вдосконалення моделей машинного навчання для одночасного управління потоками даних із кількох бурових установок (кущове буріння) на рівні Fog, а також дослідження механізмів федеративного навчання (Federated Learning) для глобального оновлення аналітичних моделей без необхідності передачі сирих масивів даних у хмару.

## Література

1. Mohammadpoor M., Torabi F. Big Data analytics in oil and gas industry: An emerging trend. *Petroleum*. 2018. URL: <https://doi.org/10.1016/j.petlm.2018.11.001>.
2. Gamal H., Elkhatny S., Al Gharbi S. Rig Sensor Data for AI-ML Technology-Based Solutions: Research, Development, and Innovations. *ADIPEC*, Abu Dhabi, UAE, 2–5 October 2023. 2023. URL: <https://doi.org/10.2118/216429-ms>.
3. de Wardt J. P. et al. Taxonomy Describing Levels of Autonomous Drilling Systems: Incorporating Complexity, Uncertainty, Sparse Data, With Human Interaction. *IADC/SPE International Drilling Conference and Exhibition*, Galveston, Texas, USA, 5–7 March 2024. 2024. URL: <https://doi.org/10.2118/217754-ms>.
4. Yang X. et al. Intelligent Oilfield - Cloud Based Big Data Service in Upstream Oil and Gas. *International Petroleum Technology Conference*, Beijing, China. 2019. URL: <https://doi.org/10.2523/iptc-19418-ms>.
5. Andriulo F. C. et al. Edge Computing and Cloud Computing for Internet of Things: A Review. *Informatics*. 2024. Vol. 11, no. 4. P. 71. URL: <https://doi.org/10.3390/informatics11040071>.
6. Anjangi P. et al. AI-Aided Real Time Data Decoder for Mud Pulse Telemetry - A Case Study. *SPE Conference at Oman Petroleum & Energy Show*, Muscat, Oman, 12–14 May 2025. 2025. URL: <https://doi.org/10.2118/224992-ms>.
7. Temizel C. et al. A Comprehensive Review of the Fourth Industrial Revolution IR 4.0 in Oil and Gas Industry. *SPE/IATMI Asia Pacific Oil & Gas Conference and Exhibition*, Virtual, 12–14 October 2021. 2021. URL: <https://doi.org/10.2118/205772-ms>.
8. Cheng Z. et al. Digital Documentation and Data Management for Offshore Drilling. *SPE Asia Pacific Oil & Gas Conference and Exhibition*, Virtual. 2020. URL: <https://doi.org/10.2118/202290-ms>.
9. Macpherson J. Technology Focus: Drilling Systems Automation and Management (February 2020). *Journal of Petroleum Technology*. 2020. Vol. 72, no. 02. P. 60. URL: <https://doi.org/10.2118/0220-0060-jpt>.
10. Mejia C. et al. Unmanned Offshore Platforms in the Gulf of Mexico with Ai, IOT Scada Reduces Cost and Increase Productivity. *Offshore Technology Conference*, Houston, Texas, USA, 5–8 May 2025. 2025. URL: <https://doi.org/10.4043/35721-ms>.
11. SmartROS® Rig Operating System - Nabors. *Nabors*. URL: <https://www.nabors.com/drilling-automation/smartros/>.
12. Al-Mudhaf M. N. et al. Revolutionizing Drilling Efficiency With Neuro Autonomous Solutions: DrillOps Automate, DD Advisor, And AutoCurve Coupled With SLB Well Construction Rig & Blue BHA. *ADIPEC*, Abu Dhabi, UAE, 2–5 October 2023. 2023. URL: <https://doi.org/10.2118/216690-ms>.
13. Singh K. et al. Cloud-To-Driller's HMI Closed-Loop Drilling Automation: Field Test Results with Machine Learning ROP Optimizer. *IADC/SPE International Drilling Conference and Exhibition*, Galveston, Texas, USA, 5–7 March 2024. 2024. URL: <https://doi.org/10.2118/217693-ms>.
14. Well construction. *Halliburton*. URL: <https://www.halliburton.com/en/well-construction>.
15. Behounek M. et al. Deployment of a Hybrid Machine Learning and Physics Based Drilling Advisory System at the Rig Site for ROP Optimization. *SPE/IADC International Drilling Conference and Exhibition*, Stavanger, Norway, 7–9 March 2023. 2023. URL: <https://doi.org/10.2118/212515-ms>.
16. Farhi N. et al. Remote Drilling Solution Delivers Consistency with the Use of an Automated Drilling Director: Case Studies from Kuwait. *Abu Dhabi International Petroleum Exhibition & Conference*, Abu Dhabi, UAE, 15–18 November 2021. 2021. URL: <https://doi.org/10.2118/207866-ms>.
17. Knebel F. P. et al. A study on cloud and edge computing for the implementation of digital twins in the oil & gas industries. *Computers & Industrial Engineering*. 2023. P. 109363. URL: <https://doi.org/10.1016/j.cie.2023.109363>.
18. Du S. et al. A Review of Data-Driven Intelligent Monitoring for Geological Drilling Processes. *Processes*. 2024. Vol. 12, no. 11. P. 2478. URL: <https://doi.org/10.3390/pr12112478>.
19. Drilling Advisory for Automatic Drilling Control / K. Lahlou et al. *SPE/IADC International Drilling Conference and Exhibition*, Virtual, 8–12 March 2021. 2021. URL: <https://doi.org/10.2118/204074-ms>.

## References

1. Mohammadpoor M., Torabi F. Big Data analytics in oil and gas industry: An emerging trend. *Petroleum*. 2018. URL: <https://doi.org/10.1016/j.petlm.2018.11.001>.
2. Gamal H., Elkhatny S., Al Gharbi S. Rig Sensor Data for AI-ML Technology-Based Solutions: Research, Development, and Innovations. *ADIPEC*, Abu Dhabi, UAE, 2–5 October 2023. 2023. URL: <https://doi.org/10.2118/216429-ms>.
3. de Wardt J. P. et al. Taxonomy Describing Levels of Autonomous Drilling Systems: Incorporating Complexity, Uncertainty, Sparse Data, With Human Interaction. *IADC/SPE International Drilling Conference and Exhibition*, Galveston, Texas, USA, 5–7 March 2024. 2024. URL: <https://doi.org/10.2118/217754-ms>.
4. Yang X. et al. Intelligent Oilfield - Cloud Based Big Data Service in Upstream Oil and Gas. *International Petroleum Technology Conference*, Beijing, China. 2019. URL: <https://doi.org/10.2523/iptc-19418-ms>.
5. Andriulo F. C. et al. Edge Computing and Cloud Computing for Internet of Things: A Review. *Informatics*. 2024. Vol. 11, no. 4. P. 71. URL: <https://doi.org/10.3390/informatics11040071>.
6. Anjangi P. et al. AI-Aided Real Time Data Decoder for Mud Pulse Telemetry - A Case Study. *SPE Conference at Oman Petroleum & Energy Show*, Muscat, Oman, 12–14 May 2025. 2025. URL: <https://doi.org/10.2118/224992-ms>.

7. Temizel C. et al. A Comprehensive Review of the Fourth Industrial Revolution IR 4.0 in Oil and Gas Industry. *SPE/IATMI Asia Pacific Oil & Gas Conference and Exhibition*, Virtual, 12–14 October 2021. 2021. URL: <https://doi.org/10.2118/205772-ms>.
8. Cheng Z. et al. Digital Documentation and Data Management for Offshore Drilling. *SPE Asia Pacific Oil & Gas Conference and Exhibition*, Virtual. 2020. URL: <https://doi.org/10.2118/202290-ms>.
9. Macpherson J. Technology Focus: Drilling Systems Automation and Management (February 2020). *Journal of Petroleum Technology*. 2020. Vol. 72, no. 02. P. 60. URL: <https://doi.org/10.2118/0220-0060-jpt>.
10. Mejia C. et al. Unmanned Offshore Platforms in the Gulf of Mexico with Ai, IOT Scada Reduces Cost and Increase Productivity. *Offshore Technology Conference*, Houston, Texas, USA, 5–8 May 2025. 2025. URL: <https://doi.org/10.4043/35721-ms>.
11. SmartROS® Rig Operating System - Nabors. *Nabors*. URL: <https://www.nabors.com/drilling-automation/smartros/>.
12. Al-Mudhaf M. N. et al. Revolutionizing Drilling Efficiency With Neuro Autonomous Solutions: DrillOps Automate, DD Advisor, And AutoCurve Coupled With SLB Well Construction Rig & Blue BHA. *ADIPEC*, Abu Dhabi, UAE, 2–5 October 2023. 2023. URL: <https://doi.org/10.2118/216690-ms>.
13. Singh K. et al. Cloud-To-Driller's HMI Closed-Loop Drilling Automation: Field Test Results with Machine Learning ROP Optimizer. *IADC/SPE International Drilling Conference and Exhibition*, Galveston, Texas, USA, 5–7 March 2024. 2024. URL: <https://doi.org/10.2118/217693-ms>.
14. Well construction. *Halliburton*. URL: <https://www.halliburton.com/en/well-construction>.
15. Behounek M. et al. Deployment of a Hybrid Machine Learning and Physics Based Drilling Advisory System at the Rig Site for ROP Optimization. *SPE/IADC International Drilling Conference and Exhibition*, Stavanger, Norway, 7–9 March 2023. 2023. URL: <https://doi.org/10.2118/212515-ms>.
16. Farhi N. et al. Remote Drilling Solution Delivers Consistency with the Use of an Automated Drilling Director: Case Studies from Kuwait. *Abu Dhabi International Petroleum Exhibition & Conference*, Abu Dhabi, UAE, 15–18 November 2021. 2021. URL: <https://doi.org/10.2118/207866-ms>.
17. Knebel F. P. et al. A study on cloud and edge computing for the implementation of digital twins in the oil & gas industries. *Computers & Industrial Engineering*. 2023. P. 109363. URL: <https://doi.org/10.1016/j.cie.2023.109363>.
18. Du S. et al. A Review of Data-Driven Intelligent Monitoring for Geological Drilling Processes. *Processes*. 2024. Vol. 12, no. 11. P. 2478. URL: <https://doi.org/10.3390/pr12112478>.
19. Drilling Advisory for Automatic Drilling Control / K. Lahlou et al. *SPE/IADC International Drilling Conference and Exhibition*, Virtual, 8–12 March 2021. 2021. URL: <https://doi.org/10.2118/204074-ms>.