

Іванотчак О.М.

Івано-Франківський національний технічний університет нафти і газу

ЕКСПЕРИМЕНТАЛЬНІ РЕЗУЛЬТАТИ ТА ВАЛІДАЦІЯ МОДЕЛЕЙ ІНТЕЛЕКТУАЛЬНОЇ СИСТЕМИ ПІДТРИМКИ ПРИЙНЯТТЯ РІШЕНЬ У ПРОЦЕСІ БУРІННЯ НАФТОВИХ СВЕРДЛОВИН

У статті подано результати практичної реалізації та експериментальної перевірки Інтелектуальної системи підтримки прийняття рішень, призначеної для оперативного супроводу процесу буріння нафтових свердловин у складних геолого-технічних умовах. Система побудована на дворівневій edge–cloud архітектурі, яка поєднує периферійні компоненти для збору, очищення та нормалізації телеметричних сигналів із сенсорів бурової установки та хмарні аналітичні сервіси для прогнозування, контролю якості й обробки великих потоків даних. На основі моделі XGBoost реалізовано модуль прогнозування швидкості механічного проникнення, що працює в режимі близькому до реального часу та отримує дані через OPC-UA-протокол і симулятор FreeOpcUa. Для забезпечення відтворюваності експериментів створено контейнеризоване середовище на базі Docker Compose з мікросервісною логікою, механізмами логування, моніторингу, візуалізації та централізованого керування сервісами.

У процесі експериментів досліджено стійкість системи до шумів і нестационарності телеметричних даних, поведінку моделей у межах нормальних, перевантажених та аварійних режимів, а також вплив часових затримок у каналах зв'язку на точність прогнозування. Виконано оцінювання стабільності обчислень, продуктивності API-викликів і коректності роботи буферизації даних на edge-рівні. Отримані результати продемонстрували здатність Інтелектуальної системи підтримки прийняття рішень підтримувати безперервний цикл «збір – аналітика – рішення», забезпечувати точне прогнозування ROP та надійність взаємодії між усіма компонентами системи.

Розроблений прототип підтверджує ефективність поєднання машинного навчання, цифрового моделювання та стандартизованих промислових протоколів у задачах аналітичного супроводу бурових операцій. Представлений підхід може бути основою для створення промислових систем з елементами когнітивного управління, адаптивної оптимізації параметрів буріння та побудови цифрових двійників технологічних процесів у нафтогазовій галузі.

Ключові слова: інтелектуальна система підтримки рішень, буріння свердловин, швидкість механічного проникнення, машинне навчання, XGBoost, edge–cloud архітектура, OPC UA, телеметрія, валідація моделі, експериментальні результати.

Постановка проблеми. У контексті впровадження цифрових технологій у нафтогазову галузь актуальним є завдання перевірки фактичної працездатності інтелектуальних систем підтримки прийняття рішень під час буріння. Навіть за наявності сформованих архітектурних рішень важливо оцінити точність і стабільність роботи моделей прогнозування, стійкість системи до шумів телеметрії, змін режимів буріння та затримок передавання даних.

Метою дослідження є експериментальна перевірка інтелектуальної системи підтримки прийняття рішень (ІСППР) у задачі прогнозування швидкості механічного проникнення (ROP) на основі поточкових телеметричних даних. Для цього необхідно дослідити роботу системи в умо-

вах різних сценаріїв буріння, оцінити точність моделей XGBoost за ключовими статистичними метриками, визначити вплив швидкодії API та якості каналів зв'язку на кінцеві результати.

Поставлені завдання охоплюють моделювання телеметрії за допомогою OPC UA, налаштування edge–cloud середовища, відтворення контрольованих навантажень, аналіз точності прогнозів та оцінку готовності ІСППР до подальшої інтеграції в промислові системи контролю буріння.

Аналіз останніх досліджень і публікацій. Проблематика створення інтелектуальних систем підтримки прийняття рішень у процесі буріння свердловин є одним із ключових напрямів цифрової трансформації нафтогазової галузі. У наукових дослідженнях основна увага приділяється

підвищенню ефективності буріння шляхом прогнозування швидкості механічного проникнення (ROP) із використанням алгоритмів машинного навчання [1, 2]. Такі методи дозволяють виявляти приховані нелінійні залежності між технологічними параметрами та підвищувати точність прогнозів у реальному часі [3].

Дослідження, присвячені порівнянню класичних аналітичних моделей і сучасних алгоритмів машинного навчання, показали суттєве зменшення похибки прогнозів при переході до адаптивних методів аналізу даних [4, 5]. Використання ансамблевих моделей, зокрема XGBoost, довело свою ефективність у задачах прогнозування ROP за великими масивами польових даних [6, 7]. Такі алгоритми забезпечують стабільність обчислень і стійкість до шумів телеметрії, що є критично важливим для систем реального часу.

Паралельно розвивається напрям гібридного моделювання, де поєднуються фізико-математичні залежності з інструментами штучного інтелекту [8]. Такий підхід забезпечує фізичну обґрунтованість результатів і водночас зберігає адаптивність моделей до динаміки бурового процесу. Практичні результати експериментів свідчать, що застосування глибоких нейронних мереж і рекурентних архітектур типу GRU або LSTM дозволяє суттєво підвищити точність прогнозів і стабільність роботи систем у реальних виробничих умовах [9, 10].

Важливим аспектом побудови ІСППР є вибір архітектури збору й обробки даних. Сучасні рішення базуються на концепції edge-cloud computing, що передбачає розподіл аналітичних і обчислювальних процесів між периферійними пристроями та хмарними сервісами [15, 16]. Edge-рівень виконує попередню обробку телеметрії та зменшує затримки передачі даних, тоді як хмарний рівень відповідає за аналітичні обчислення та довгострокове зберігання моделей [17]. Такий підхід підвищує продуктивність і надійність системи, забезпечуючи безперервність аналітичного циклу «збір – аналіз – рішення».

Окремі дослідження підтверджують ефективність інтеграції edge-cloud архітектури у нафтогазовій промисловості, де від якості даних та швидкості їх обробки залежить своєчасність прийняття рішень [18]. В українських роботах описано створення систем прогнозування бурових параметрів на основі нейронних мереж і баз параметризованих кейсів, що підтверджує тенденцію до впровадження інтелектуальних методів керування у вітчизняну практику [19, 20].

Невід’ємним компонентом таких систем є стандартизований обмін даними між сенсорними пристроями, аналітичними модулями та хмарними сервісами. Для цього найчастіше застосовується протокол OPC UA, який регламентується міжнародним стандартом IEC 62541-7 [11]. Його використання забезпечує сумісність, структурованість і безпечність інформаційних потоків між компонентами системи. Розробки, присвячені впровадженню механізмів PubSub та Time-Sensitive Networking (TSN), демонструють можливість стабільного обміну даними з мінімальними затримками [12–14]. Це створює технічні передумови для реалізації замкнених контурів керування в ІСППР.

Узагальнення результатів попередніх досліджень підтверджує, що поєднання алгоритмів машинного навчання, архітектур edge-cloud та промислових стандартів взаємодії формує концептуальну основу для побудови інтелектуальних систем підтримки рішень нового покоління. Такі системи забезпечують підвищення точності прогнозування, адаптивність до змінних умов буріння та можливість інтеграції у промислові цифрові екосистеми.

Постановка завдання. Метою статті є експериментальна перевірка працездатності та ефективності Інтелектуальної системи підтримки прийняття рішень (ІСППР) у задачах супроводу процесу буріння нафтових свердловин. Особлива увага приділяється оцінюванню точності прогнозування швидкості механічного проникнення (ROP), стабільності аналітичного модуля за умов змінних режимів роботи та стійкості системи до шумів і затримок у телеметричних потоках.

Виклад основного матеріалу. Інтелектуальна система підтримки прийняття рішень (ІСППР) у процесі буріння нафтових свердловин є прикладом комплексного технічного рішення, що поєднує елементи промислової автоматизації, аналітичного моделювання та штучного інтелекту. Головна мета її практичної реалізації полягає у створенні середовища, здатного в режимі реального часу здійснювати збір, обробку та аналіз телеметричних даних бурової установки з подальшим формуванням прогнозних параметрів і рекомендацій для оператора.

Розроблена система орієнтована на роботу у змінних геолого-технічних умовах, що потребує високої швидкодії, адаптивності й стійкості до шумів і неповноти вхідних даних. Для цього в ІСППР передбачено взаємодію між двома рівнями обробки інформації: периферійним, який забезпечує попередню підготовку та передавання

даних від сенсорів, і аналітичним, що виконує прогнозування та зберігання результатів. Така організація дозволяє підтримувати безперервний цикл «збір – аналіз – рішення» навіть за обмежених ресурсів і часових затримок у каналах зв'язку.

Практична частина реалізації спрямована на перевірку працездатності ІСППР у контрольованому симуляційному середовищі. Для цього створено набір взаємопов'язаних компонентів, які моделюють телеметричні потоки, здійснюють аналітичні розрахунки та забезпечують моніторинг стану системи. Особлива увага приділена перевірці точності прогнозів швидкості механічного проникнення (ROP), стабільності функціонування компонентів у режимі постійного навантаження, а також впливу шумів і затримок на кінцеві результати.

Виконання експериментів здійснювалося у контейнеризованому середовищі, що дозволило відтворити структуру реальної промислової системи та забезпечити керованість, відтворюваність і гнучкість параметрів тестування. Основу системи становлять два функціональні рівні – периферійний (edge) та хмарний аналітичний (cloud), які забезпечують повний цикл обробки телеметрії від генерації даних до формування прогнозів.

Периферійний рівень виконує збір та попередню обробку даних від сенсорного середовища бурової установки. Для моделювання реальних умов використано симулятор на базі FreeOpcUa, що реалізує OPC UA-сервер із фіксованою частотою оновлення та генерує основні параметри буріння: WOB, Torque, RPM, Pressure, Flow rate, Depth і ROP. Дані формуються в межах визначених діапазонів та включають випадкові збурення, що дозволяє моделювати нормальні, перевантажені та аварійні умови.

Edge-клієнт отримує змінні OPC UA, нормалізує параметри (усунення пропусків, обмеження діапазонів), формує JSON-пакети з часовими мітками та передає їх до хмарного рівня через REST API. Механізм контролю зв'язку забезпечує автоматичне перепідключення і відстеження затримок. У типових умовах частота вибірки становила 1 Гц з середньою затримкою передачі 80–120 мс, а при підвищенні частоти до 5 Гц затримка зростала до 200 мс без втрати працездатності.

Cloud-рівень реалізовано за принципом мікросервісної архітектури. Центральний компонент – аналітичний модуль прогнозування ROP, побудований на XGBoost. Він приймає дані від edge-рівня через FastAPI-сервер, виконує попередню валідацію та записує значення у базу даних. У моделі використовуються як поточні, так і похідні ознаки (ковзні середні, коефіцієнти варіації, нормалізовані співвідношення навантажень). Оптимізація гіперпараметрів здійснена через крос-валідацію та ранню зупинку. Середня затримка формування прогнозу не перевищувала 40 мс.

Хмарний рівень забезпечує контроль достовірності даних, зберігання історії вимірювань і прогнозів, а також надає API для моніторингу та візуалізації результатів. Завдяки контейнеризації можливе одночасне масштабування аналітичних вузлів та обробка даних з кількох телеметричних потоків.

Для проведення практичної перевірки працездатності Інтелектуальної системи підтримки прийняття рішень було створено контейнеризоване середовище, яке дозволяє моделювати повну роботу системи в умовах, максимально наближених до реальних промислових. Реалізація виконана за допомогою інструменту Docker Compose, що забезпечує одночасний запуск, ізоляцію та

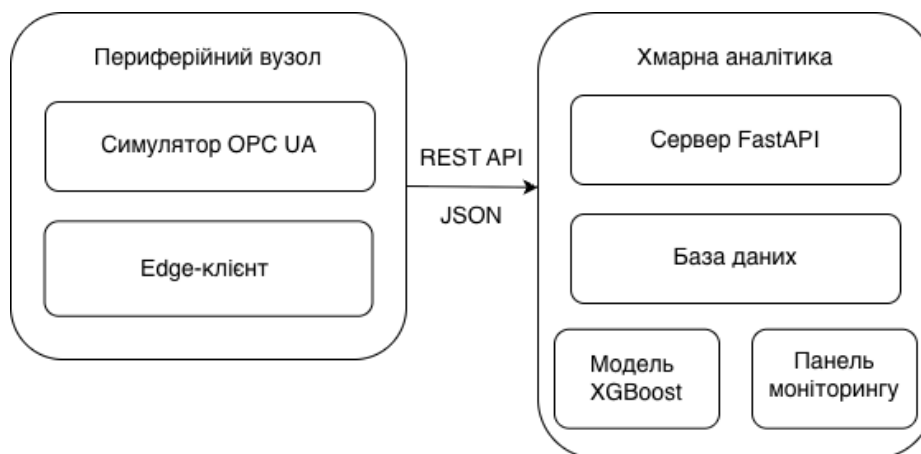


Рис. 1. Схема реалізації периферійного та хмарного рівнів ІСППР

взаємодію між компонентами системи у межах єдиної мережі.

Середовище складається з кількох сервісів, які взаємодіють між собою через внутрішні канали обміну даними. Основними контейнерами є:

Симулятор OPC UA – модуль на базі бібліотеки FreeOpcUa, який генерує телеметричні потоки та передає їх через промисловий протокол. Він формує тестові параметри бурового процесу за визначеними сценаріями (нормальний, перевантажений, аварійний).

Edge клієнт – клієнтський компонент, що підключається до OPC UA сервера, зчитує дані, виконує попередню фільтрацію та передає їх до хмарного рівня через HTTP API.

Сервер FastAPI – центральний аналітичний модуль, який приймає дані, здійснює прогнозування швидкості механічного проникнення (ROP) за допомогою моделі XGBoost та повертає результати у форматі JSON.

База даних – зберігає як історичні параметри телеметрії, так і результати прогнозів для подальшого аналізу.

Панель моніторингу – підсистема збору журналів і метрик, що дозволяє відстежувати продуктивність, використання ресурсів та стабільність роботи системи у реальному часі.

Кожен контейнер функціонує незалежно та має власний набір параметрів конфігурації, включаючи мережеві порти, змінні середовища, ліміти ресурсів і томи збереження даних. Взаємодія між ними описана у файлі docker-compose.yml, який автоматизує процес розгортання всієї інфраструктури. Це забезпечує відтворюваність експериментів і спрощує модифікацію середовища для нових тестових сценаріїв.

Для контролю стабільності системи та оцінки її навантаження під час експериментів застосовувалося централізоване логування. Кожен сервіс передавав журнали подій до спільного сховища, що дозволяло фіксувати часові мітки, параметри системних викликів і повідомлення про помилки. Аналіз журналів на етапі тестування дав змогу визначити середній час відгуку API, затримку в передачі даних між контейнерами та відсоток втрат телеметричних пакетів.

Система моніторингу збирала такі ключові показники: середнє навантаження на процесор і пам'ять для кожного контейнера, обсяг переданих даних, кількість активних з'єднань OPC UA, кількість запитів до FastAPI-сервера та середню затримку відповіді. Візуалізація дозволила в режимі реального часу відстежувати продук-

тивність системи, а також швидко виявляти пікові навантаження та потенційні вузькі місця.

Моніторинг мережевих взаємодій між контейнерами показав відсутність ознак перевантаження або деградації пропускної здатності внутрішньої Docker-мережі: обсяг трафіку розподілявся рівномірно, а коливання затримок не виходили за межі очікуваних значень навіть під час пікових навантажень.

Метою експериментальної валідації є визначення точності прогнозування швидкості механічного проникнення (ROP), оцінювання стійкості ІСППР до шумів та затримок у телеметричних потоках, а також перевірка стабільності функціонування системи в умовах змінних режимів буріння. Для цього розроблено багатосценарну методику тестування, яка охоплює нормальний режим, режим перевантаження та аварійні ситуації з різкими відхиленнями параметрів. Симульовані технологічні параметри включали характерні діапазони: вага на долото (WOB) 30–110 кН, частота обертання (RPM) 60–180 об/хв, крутний момент 5–25 кН·м, витрата розчину 18–32 л/с і тиск 9–18 МПа.

Для кожного сценарію формувалася масив телеметрії не менше ніж із 10 000 вимірювань при частоті 1 Гц. Характеристики шумів (5–20 %) та діапазони параметрів фіксувалися у конфігураціях Docker Compose, що забезпечувало відтворюваність експериментів. Нормальний режим використовувався для оцінки базової точності моделі, режим перевантаження – для аналізу реакції на швидкі зміни параметрів (зростання WOB і RPM), а аварійний – для перевірки поведінки моделі за умов нестабільного тиску і крутного моменту.

Якість прогнозування оцінювали за метриками MAE, RMSE та R^2 , а також доповнювали аналіз вимірюваннями середньої мережевої затримки між edge- і cloud-компонентами та відсотком втрати пакетів. У нормальному режимі модель забезпечувала $MAE \approx 0,14$, $RMSE \approx 0,19$ та $R^2 > 0,95$. У режимі перевантаження значення метрик погіршувалися незначно ($MAE \approx 0,16$, $RMSE \approx 0,22$, $R^2 \approx 0,92$), що свідчить про стабільність моделі за умов підвищеного навантаження. Найнижчі значення точності спостерігалися в аварійних сценаріях – $RMSE$ до 0,28 і R^2 0,88–0,90 – через наявність випадкових стрибків тиску та крутного моменту. Мережеві затримки становили 80–120 мс у нормальному режимі, 150–220 мс у перевантаженні та збільшувалися до 300 мс у випадку аварійних збурень.

Результати експериментальної валідації моделі прогнозування ROP

Режим	MAE	RMSE	R ²	Середня затримка, мс	Втрати пакетів, %
Нормальний	0.14	0.19	0.95	80–120	< 0.1%
Перевантаження	0.16	0.22	0.92	150–220	≈ 0.3%
Аварійний / нестабільний	0.21	0.28	0.88–0.90	200–300	≈ 0.5%



Рис. 2. Графік прогнозованого та фактичного ROP у нормальному режимі

На рисунку 2 показано узгодженість між фактичними та прогнозованими значеннями ROP у нормальному режимі. Модель демонструє мінімальне відхилення та високий рівень кореляції, що відповідає значенню $R^2 > 0.95$.



Рис. 3. Графік прогнозованого та фактичного ROP у режимі перевантаження

У режимі перевантаження видно збільшення шуму та зміщення прогнозовної кривої, однак загальна тенденція зберігається ($R^2 \approx 0.92$).

У нестабільному режимі спостерігаються різкі стрибки фактичного ROP та збільшення розривів між фактичним і прогнозованим значенням. Це відповідає зменшенню R^2 до 0.88–0.90.

Отримані результати демонструють, що ІСППР забезпечує високу точність прогнозування у всіх сценаріях, зберігаючи стабільність

при інтенсивних потоках даних і в умовах різких технологічних збурень. Модель XGBoost ефективно адаптується до зміни параметрів, а система загалом показує низькі затримки обробки й мінімальні втрати пакетів. Усі експериментальні дані зберігалися у базі для подальшого аналізу, що підтвердило відтворюваність результатів і готовність системи до практичного впровадження в SCADA/ICS-середовища та до використання в рамках концепції цифрових двійників бурових процесів.



Рис. 4. Графік прогнозованого та фактичного ROP у нестабільному (аварійному) режимі

Висновки. У роботі представлено результати практичної реалізації та експериментальної перевірки Інтелектуальної системи підтримки прийняття рішень (ІСППР), призначеної для супроводу процесу буріння нафтових свердловин. Запропонований підхід забезпечує повний цикл аналітичної обробки даних – від збору телеметрії до формування прогнозів швидкості механічного проникнення (ROP) у режимі, близькому до реального часу.

Розроблена система поєднує переваги дворівневої моделі edge–cloud, алгоритмів машинного навчання та промислових протоколів обміну даними. Використання симулятора FreeOpsUa дало змогу відтворити роботу бурового комплексу в контрольованих умовах, перевірити стабільність зв'язку, точність передавання та узгодженість часових міток. На хмарному рівні реалізовано аналітичний модуль на основі XGBoost, який продемонстру-

вав високу ефективність у прогнозуванні швидкості проникнення за складних режимів роботи.

Результати експериментальної валідації показали, що система забезпечує середню абсолютну похибку прогнозу на рівні 0,14–0,19, коефіцієнт детермінації понад 0,9 та середню затримку передавання даних не більше 150 мс. Система зберігала стабільність роботи під час тривалих симуляцій, мала низький рівень втрат пакетів і продемонструвала високу стійкість до шумів і коливань вхідних параметрів.

Отримані результати підтверджують технічну здійсненність і практичну доцільність застосування ІСППР у процесі буріння. Вона може бути

інтегрована до промислових систем керування типу SCADA або ICS, слугувати основою для створення модулів автоматизованої оптимізації режимів роботи бурового обладнання, а також стати базовим компонентом при розробленні цифрових двійників технологічних процесів.

Подальші дослідження доцільно спрямувати на розширення функціональних можливостей системи, зокрема впровадження механізмів самонавчання моделей, адаптацію до реальних потоків даних та інтеграцію з інструментами когнітивного управління, що відкриє перспективи застосування ІСППР у широкому спектрі задач розвідки та видобутку вуглеводнів.

Список літератури:

1. Jiao S., Li W., Li Z., Gai J., Zou L., Su Y. Hybrid physics-machine learning models for predicting rate of penetration in the Halahatang oil field, Tarim Basin. *Scientific Reports*, 2024. Vol. 14, No. 5957.
2. Soares C., Gray K. Real-time predictive capabilities of analytical and machine learning rate of penetration (ROP) models. *Journal of Petroleum Science and Engineering*, 2019. Vol. 172, pp. 934–959.
3. Hegde C., Daigle H., Millwater H., Gray K. Analysis of rate of penetration (ROP) prediction in drilling using physics-based and data-driven models. *Journal of Petroleum Science and Engineering*, 2017. Vol. 159, pp. 295–306.
4. Barbosa L. F. F. M., Nascimento A., Mathias M. H., Carvalho Jr J. A. Machine learning methods applied to drilling rate of penetration prediction and optimization: A review. *Journal of Petroleum Science and Engineering*, 2019. Vol. 183, Art. 106332.
5. Bai K., Jin S., Zhang Z., Dai S. Drilling rate of penetration prediction based on CBT-LSTM neural network. *Scientific Reports*, 2024. Vol. 24, Issue 21, Article 6966.
6. Huang Z., Zhu Y., Wang Y., Zhang T., Li T., Jia N., Wang L. Intelligent prediction of rate of penetration: A mechanism-data fusion approach with transfer learning. *Processes (MDPI)*, 2024. Vol. 12, Issue 10, Article 2133.
7. Brenjkar E., Bagherizadeh E. B. Computational prediction of the drilling rate of penetration (ROP): A comparison of various machine learning approaches and traditional models. *Journal of Petroleum Science and Engineering*, 2022. Vol. 210, Art. 110033.
8. Zhang C., Song X., Su Y., Li G. Real-time prediction of rate of penetration by combining attention-based gated recurrent unit network and fully connected neural networks. *Journal of Petroleum Science and Engineering*, 2022.
9. Elkhatatny S. Real-time prediction of rate of penetration while drilling complex lithologies using artificial intelligence techniques. *Ain Shams Engineering Journal*, 2021. Vol. 12, No. 1, pp. 917–926.
10. Chen T., Guestrin C. XGBoost: A scalable tree boosting system. *Proceedings of KDD*, 2016. pp. 785–794.
11. IEC 62541-7. OPC Unified Architecture – Part 7: Profiles. International Electrotechnical Commission, 2023. pp. 93.
12. Pfrommer J., Ebner A., Ravikumar S., Karunakaran B. Open source OPC UA PubSub over TSN for realtime industrial communication. *IEEE ETFA Conference Proceedings*, 2018. Vol. 1, pp. 1087–1090.
13. Rezabek F., Helm M., Buchner N., Smolarska M., Jaeger B., Carle G. Assessment of OPC UA PubSub at scale using TSN infrastructure and network calculus. 2024.
14. Kirdan E. Real-time performance of OPC UA. *arXiv Preprint*, 2023.
15. Boyes H., Hallaq B., Cunningham J., Watson T. The industrial Internet of Things (IIoT): An analysis framework. *Computers in Industry*, 2018. Vol. 101, pp. 1–12.
16. Shi W., Cao J., Zhang Q., Li Y., Xu L. Edge computing: Vision and challenges. *IEEE Internet of Things Journal*, 2016. Vol. 3, No. 5, p. 637–646.
17. Perrons R. K., Hems A. Cloud computing in the upstream oil & gas industry: A proposed way forward. *Energy Policy*, 2013. Vol. 56, pp. 732–737.
18. Mell P., Grance T. The NIST definition of cloud computing. NIST Special Publication 800-145, 2011.
19. Потеряло Л. О. Інтелектуальні моделі оптимізації характеристик буріння на основі баз параметризованих кейсів. Дисертація. ІФНТУНГ, 2025.
20. Процюк В. В. Нейромережева система автоматизації прогнозування динаміки контрольованих параметрів процесу буріння нафтових свердловин. Дисертація. ІФНТУНГ, 2024.

**Ivanotchak O.M. EXPERIMENTAL RESULTS AND MODEL VALIDATION
OF THE INTELLIGENT DECISION SUPPORT SYSTEM IN THE OIL WELL DRILLING PROCESS**

The article presents the results of practical implementation and experimental validation of an Intelligent Decision Support System designed to assist real-time drilling operations under complex geological and technical conditions. The system is based on a two-level edge–cloud architecture that integrates peripheral components for acquiring, cleaning, and normalizing telemetry signals from drilling sensors with cloud-based analytical services for forecasting, quality control, and processing of large data streams. An XGBoost-based predictive module was developed to estimate the rate of penetration in near real time using telemetry transmitted via the OPC-UA protocol and the FreeOpcUa simulator. To ensure reproducibility and controlled evaluation, a containerized environment was created using Docker Compose, incorporating microservice logic, coordinated logging, monitoring dashboards, visualization tools, and centralized service orchestration.

The experimental campaign investigated the system's robustness to noise, non-stationary telemetry, and rapidly changing operating conditions, as well as its behavior across normal, overloaded, and emergency drilling scenarios. Special attention was paid to the influence of communication delays and network variability on prediction accuracy, as well as to the stability of computational processes, API performance, and correctness of data buffering at the edge layer. The obtained results demonstrate the capability of the Intelligent Decision Support System to maintain a continuous “acquisition–analytics–decision” cycle, ensuring consistent data flow, accurate ROP predictions, and reliable interaction between all system components.

The developed prototype confirms the effectiveness of combining machine learning, digital simulation, and standardized industrial communication protocols for analytical support of drilling operations. The presented approach can serve as a basis for scalable industrial systems with cognitive control features, adaptive drill-parameter optimization, extended automation capabilities, and the development of digital twins for technological processes in the oil and gas sector.

Key words: *Intelligent Decision Support System, drilling process, Rate of Penetration, machine learning, XGBoost, edge–cloud architecture, OPC UA, telemetry, FastAPI, model validation, experimental results.*

Дата надходження статті: 24.11.2025

Дата прийняття статті: 12.12.2025

Опубліковано: 30.12.2025