

<https://doi.org/10.31891/2307-5732-2026-363-16>

УДК 004.8:004.94:622.24

### ІВАНОТЧАК ОЛЕКСАНДР

Івано-Франківського національного технічного університету нафти і газу

<https://orcid.org/0009-0001-5806-5726>

e-mail: [oleksandr.ivanotchak-a12322@nung.edu.ua](mailto:oleksandr.ivanotchak-a12322@nung.edu.ua)

## РОЗРОБКА ГІБРИДНОЇ НЕЙРОМЕРЕЖЕВОЇ МОДЕЛІ CNN-LSTM ДЛЯ ІНТЕЛЕКТУАЛЬНОЇ ОПТИМІЗАЦІЇ ТА РАНЬОГО ПРОГНОЗУВАННЯ УСКЛАДНЕНЬ У ПРОЦЕСІ БУРІННЯ НГС

У статті розглянуто розроблення гібридної нейромережевої моделі типу CNN-LSTM для інтелектуальної оптимізації параметрів буріння та раннього прогнозування ускладнень у процесі спорудження нафтогазових свердловин. Актуальність дослідження зумовлена зростанням складності геолого-технічних умов, високою вартістю бурових робіт і необхідністю мінімізації ризиків аварійних ситуацій. Процес буріння розглядається як багатовимірний нелінійний динамічний процес, що генерує значні обсяги телеметричних даних у режимі реального часу. Запропонована модель поєднує згорткові нейронні мережі для автоматичного виділення локальних просторово-часових ознак із рекурентними мережами довгої короткострокової пам'яті для моделювання довготривалих залежностей у часових рядах технологічних параметрів. У роботі здійснено математичну формалізацію задачі багатокритеріальної оптимізації з урахуванням продуктивності, енергетичних витрат і ризику технологічних відхилень, обґрунтовано структуру комбінованої функції втрат та описано методи попередньої обробки даних. Показано, що використання архітектури CNN-LSTM підвищує точність прогнозування швидкості механічного проникнення та забезпечує раннє виявлення потенційно небезпечних тенденцій розвитку бурового процесу, що створює передумови для впровадження інтелектуальних систем керування та цифрових двійників у нафтогазовій галузі.

**Ключові слова:** гібридна нейромережева модель, CNN-LSTM, буріння нафтогазових свердловин, швидкість механічного проникнення (ROP), прогнозування ускладнень, телеметричні дані.

### IVANOTCHAK OLEKSANDR

Ivano-Frankivsk National Technical University of Oil and Gas

## DEVELOPMENT OF A HYBRID CNN-LSTM NEURAL NETWORK MODEL FOR INTELLIGENT OPTIMIZATION AND EARLY COMPLICATION PREDICTION IN OIL AND GAS WELL DRILLING

The article presents the development of a hybrid CNN-LSTM neural network model for intelligent optimization and early prediction of complications in oil and gas well drilling processes. The relevance of the research is driven by the increasing complexity of geological and technical conditions, the high cost of drilling operations, and the necessity to minimize risks associated with emergency situations such as drill string sticking, mud losses, and excessive mechanical loads. The drilling process is considered a multidimensional nonlinear dynamic system that generates large volumes of real-time telemetry data. Traditional analytical and physics-based models often fail to provide sufficient prediction accuracy due to the complex interaction between technological parameters and geological factors.

The proposed model integrates Convolutional Neural Networks (CNN) for automatic extraction of local spatiotemporal features with Long Short-Term Memory (LSTM) networks capable of capturing long-term dependencies in drilling time-series data. This hybrid approach enables simultaneous telemetry noise reduction, identification of characteristic patterns in torque, pressure, and weight-on-bit variations, and forecasting of the Rate of Penetration (ROP), as well as the probability of operational complications. The paper provides a mathematical formulation of a multi-objective optimization problem that accounts for productivity, energy efficiency, and operational risk constraints. A combined loss function is introduced to incorporate both prediction accuracy and proximity to critical technological thresholds.

Data preprocessing techniques are described, including outlier detection and correction, digital signal filtering, normalization, and sliding-window segmentation for training dataset preparation. Special attention is given to model training under conditions of class imbalance and stochastic disturbances. The results indicate that the CNN-LSTM architecture significantly enhances the predictive performance of the intelligent decision support system and enables early detection of potentially hazardous drilling trends. The findings confirm the feasibility of applying deep learning methods to the development of intelligent drilling management systems and establish a foundation for further implementation of digital twins and adaptive optimization technologies in the oil and gas industry.

**Keywords:** hybrid neural network model, CNN-LSTM, oil and gas well drilling, rate of penetration (ROP), complication prediction, telemetry data.

Стаття надійшла до редакції / Received 18.01.2026

Прийнята до друку / Accepted 11.02.2026

Опубліковано / Published 26.03.2026



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/)

© Іванотчак Олександр

### Постановка проблеми у загальному вигляді

#### та її зв'язок із важливими науковими чи практичними завданнями

Сучасний розвиток нафтогазової галузі супроводжується ускладненням геолого-технічних умов буріння, зростанням глибини свердловин та підвищенням вимог до безпеки й економічної ефективності робіт. Процес буріння є складною нелінійною динамічною системою, у якій взаємодіють численні технологічні параметри: вага на долото, частота обертання, крутний момент, тиск, витрата бурового розчину та швидкість механічного проникнення (ROP). Невизначеність геологічного середовища, стохастичний характер сигналів і наявність шумів телеметрії ускладнюють побудову точних прогностичних моделей та своєчасне виявлення передаварійних станів.

Традиційні аналітичні та регресійні підходи часто ґрунтуються на спрощених припущеннях щодо лінійності зв'язків і стаціонарності процесу, що обмежує їхню ефективність у реальних умовах. Водночас зростання обсягів телеметричних даних створює передумови для застосування методів машинного навчання та глибоких нейронних мереж, здатних виявляти складні нелінійні залежності та приховані закономірності у часових рядах.

Особливої актуальності набуває проблема раннього прогнозування ускладнень — прихоплення бурильної колони, перевантажень обладнання, аномальних коливань тиску та крутного моменту. Ефективне розв'язання цієї задачі потребує моделей, які одночасно враховують локальні короткочасні зміни сигналів і довготривалі тенденції розвитку процесу. Поєднання згорткових нейронних мереж, що виділяють характерні патерни у телеметрії, з рекурентними архітектурами типу LSTM, здатними моделювати часові залежності, створює передумови для формування гібридних інтелектуальних систем підтримки прийняття рішень нового покоління.

Отже, актуальною є наукова проблема розробки гібридної нейромережевої моделі CNN-LSTM для інтелектуальної оптимізації параметрів буріння та раннього прогнозування ускладнень у режимі реального часу, що забезпечить підвищення продуктивності, зниження аварійності та інтеграцію аналітичних інструментів у цифрові екосистеми бурових процесів.

#### **Аналіз досліджень та публікацій**

Проблематика прогнозування швидкості механічного проникнення (ROP) та оптимізації режимів буріння є одним із ключових напрямів розвитку цифрових технологій у нафтогазовій галузі. Перші систематизовані підходи до математичного опису процесу буріння ґрунтувалися на багатофакторних регресійних моделях, які дозволяли оцінювати вплив геолого-технічних параметрів на ефективність проходки та виявляли аномальні режими пластового тиску [1]. Аналітичні моделі механічної взаємодії бурильної колони зі стінками свердловини, зокрема оцінювання крутного моменту та сил тертя в похило-скерованих свердловинах, стали важливою складовою інженерного аналізу навантажень і ризиків прихоплення інструменту [2]. Проте такі підходи базуються на припущенні квазістаціонарності процесу та обмежено враховують нелінійні та стохастичні фактори, притаманні реальним умовам буріння.

З розвитком обчислювальних технологій активного впровадження набули методи штучних нейронних мереж, що продемонстрували вищу точність прогнозування ROP порівняно з класичними емпіричними моделями [3]. Узагальнення сучасних підходів до застосування машинного навчання в бурінні свідчить про їх здатність ефективно обробляти великі масиви польових даних, виявляти приховані нелінійні залежності та формувати адаптивні моделі процесу [4]. Поширення концепції data-driven аналітики у нафтогазовій галузі сприяло формуванню підходів, орієнтованих на інтеграцію історичних і поточних даних з метою підвищення продуктивності та мінімізації ризиків технологічних ускладнень [5].

Особливу роль у моделюванні телеметричних сигналів відіграють рекурентні нейронні мережі, здатні враховувати часову залежність параметрів. Архітектура довгої короткострокової пам'яті (LSTM) забезпечує збереження релевантної інформації протягом тривалих інтервалів часу та ефективне моделювання складних послідовностей даних [6]. Подальший розвиток рекурентних моделей пов'язаний із використанням механізмів уваги та багаторівневих структур, що дозволяє підвищити точність прогнозування в задачах аналізу часових рядів [7].

Інтеграція згорткових механізмів автоматичного виділення локальних ознак із рекурентними структурами пам'яті стала важливим етапом розвитку гібридних архітектур. Поєднання згорткових шарів із LSTM-блоками забезпечує одночасне врахування локальних просторово-часових змін сигналу та довготривалих трендів процесу [8]. Практична ефективність глибоких моделей для виявлення ризиків буріння в режимі реального часу підтверджує перспективність їх використання в інтелектуальних системах підтримки прийняття рішень [9].

Невід'ємною складовою побудови надійних моделей є попередня обробка та фільтрація телеметричних сигналів. Методи цифрового згладжування та диференціювання дозволяють зменшити вплив шумів і зберегти інформативні компоненти сигналу [10], тоді як рекурсивні алгоритми оцінювання стану динамічних систем забезпечують адаптивну фільтрацію в умовах невизначеності [11]. У задачах прогнозування аварійних ситуацій суттєвою проблемою є дисбаланс класів, оскільки небезпечні події трапляються значно рідше за нормальні режими роботи; відповідні підходи до роботи з незбалансованими вибірками розглянуто в [12]. Для забезпечення стабільності навчання глибоких нейромереж широко застосовуються адаптивні алгоритми стохастичної оптимізації, зокрема Adam, що забезпечує швидку збіжність і зменшення коливань градієнтів [13].

Отже, аналіз сучасних досліджень показує, що наявні підходи або зосереджені на аналітичному моделюванні окремих аспектів процесу буріння, або застосовують однорідні нейромережеві архітектури без комплексного врахування як локальних змін телеметричних сигналів, так і довготривалих тенденцій розвитку процесу. Недостатньо дослідженою залишається задача побудови інтегрованої гібридної моделі, яка поєднувала б механізми автоматичного виділення ознак із моделюванням часових залежностей та враховувала багатокритеріальний характер оптимізації бурових параметрів з урахуванням продуктивності, енергетичних витрат і ризику ускладнень.

#### **Формулювання цілей статті**

Метою статті є розроблення гібридної нейромережевої моделі типу CNN-LSTM для інтелектуальної оптимізації параметрів буріння та раннього прогнозування ускладнень у процесі спорудження нафтогазових свердловин на основі поточних телеметричних даних.

У межах дослідження процес буріння розглядається як складна нелінійна динамічна система, що характеризується багатовимірністю вхідних параметрів, часовою залежністю режимів роботи та наявністю

стохастичних збурень. Основним науковим завданням є побудова моделі, здатної одночасно враховувати локальні короточасні зміни сигналів телеметрії та довготривалі тенденції розвитку процесу з метою підвищення точності прогнозування швидкості механічного проникнення (ROP) і своєчасного виявлення потенційно небезпечних режимів буріння.

### Виклад основного матеріалу

Процес буріння нафтогазових свердловин у межах даного дослідження розглядається як багатовимірний динамічний стан, стан якої визначається вектором технологічних параметрів телеметрії. До складу входять змінні належать вага на долото (WOB), частота обертання (RPM), крутний момент, тиск у циркуляційній системі, витрата бурового розчину, глибина та інші параметри, що реєструються в режимі реального часу. Ці дані мають часову структуру, характеризуються корельованістю між параметрами та містять випадкові збурення, пов'язані з геологічною неоднорідністю та особливостями роботи обладнання.

З огляду на це, задача прогнозування швидкості механічного проникнення (ROP) формулюється як задача моделювання нелінійної часової залежності між послідовністю попередніх станів системи та її поточним результатом. При цьому враховується, що значення ROP визначається не лише миттєвими параметрами, а й їх динамікою на попередньому часовому інтервалі, що обумовлює використання ковзного вікна спостереження.

Додатково до задачі регресійного прогнозування вводиться компонент оцінювання ризику технологічних ускладнень. У межах дослідження ускладнення інтерпретуються як наближення комбінації параметрів до критичних граничних значень або як різкі аномальні зміни їх динаміки. Таким чином, модель повинна одночасно забезпечувати високу точність прогнозування ROP та чутливість до потенційно небезпечних режимів буріння.

Задача оптимізації полягає у побудові гібридної нейромережевої моделі, здатної:

- автоматично виділяти інформативні ознаки з багатовимірної телеметрії;
- враховувати як локальні короточасні зміни параметрів, так і довготривалі тренди;
- зменшувати вплив шумів і випадкових коливань;
- забезпечувати мінімізацію похибки прогнозу при одночасному контролі технологічних обмежень.

Якість прогнозування швидкості механічного проникнення та своєчасність виявлення ускладнень безпосередньо залежать від коректності формування вхідного набору даних. Телеметричні параметри бурового процесу надходять у вигляді потокових часових рядів із фіксованою частотою дискретизації та характеризуються наявністю шумів, пропусків, різких імпульсних змін і нестационарністю. У межах дослідження вихідний вектор ознак формується з таких параметрів: навантаження на долото (WOB), частота обертання (RPM), крутний момент (Torque), тиск у циркуляційній системі (Pressure), витрата бурового розчину (Flow Rate), глибина свердловини (Depth) та поточне значення швидкості механічного проникнення (ROP).

Першим етапом підготовки даних є синхронізація часових міток та перевірка повноти вимірювань. У випадку пропусків застосовується інтерполяція або локальне усереднення значень у межах допустимого інтервалу. Для зменшення впливу випадкових високочастотних коливань використовується цифрова фільтрація сигналів, що дозволяє зберегти трендову складову та характерні динамічні особливості процесу. Додатково здійснюється обмеження фізично неможливих або аномальних значень параметрів на основі технологічних регламентів буріння.

Наступним кроком є нормалізація вхідних параметрів з метою приведення їх до узгодженого масштабу та запобігання домінуванню окремих ознак у процесі навчання моделі. Використовується масштабування до інтервалу  $[0,1]$  або стандартизація відносно середнього значення та стандартного відхилення вибірки. Це забезпечує стабільність градієнтного навчання та покращує збіжність алгоритму оптимізації.

Оскільки буровий процес має виражену часову залежність, формування навчальної вибірки здійснюється методом ковзного вікна. Для кожного моменту часу формується послідовність попередніх  $n$  вимірювань, яка слугує вхідним тензором для нейромережевої моделі. Такий підхід дозволяє врахувати як короточасні коливання параметрів, так і накопичувальні ефекти зміни навантаження або гідравлічного режиму. Довжина вікна визначається експериментально з урахуванням інерційності процесу буріння та частоти дискретизації сигналів.

Крім базових параметрів, формуються похідні ознаки, що відображають динаміку зміни сигналів: ковзні середні, різниці між послідовними вимірюваннями, коефіцієнти варіації та нормалізовані співвідношення навантаження до глибини. Використання таких ознак дозволяє підвищити інформативність вхідного простору та полегшити виділення характерних патернів згортковими шарами моделі.

У результаті попередньої обробки формується структурований багатовимірний масив даних, придатний для подальшого подання на вхід гібридної CNN-LSTM архітектури. Забезпечення узгодженості, масштабованості та часової структурованості даних створює основу для побудови стійкої прогностичної моделі, здатної ефективно працювати в умовах реального часу.

З огляду на багатовимірний та часово-залежний характер телеметричних даних бурового процесу, для моделювання нелінійної залежності між вхідними параметрами та швидкістю механічного проникнення запропоновано використання гібридної нейромережевої архітектури, що поєднує згорткові (CNN) та рекурентні (LSTM) шари. Такий підхід дозволяє одночасно здійснювати автоматичне виділення локальних інформативних ознак та враховувати довготривалі часові залежності процесу.

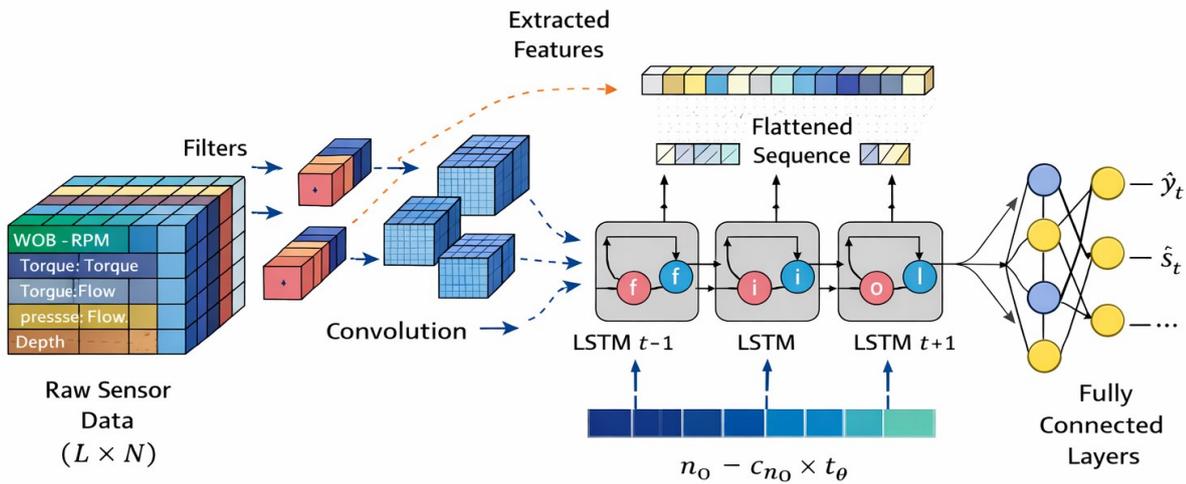


Рис. 1 – Структурна схема гібридної нейронмережевої моделі CNN-LSTM для аналізу телеметричних даних буріння

Вхідні дані подаються до моделі у вигляді тривимірному тензора, сформованого методом ковзного вікна. Кожен зразок містить послідовність із  $n$  попередніх вимірювань для набору технологічних параметрів (WOB, RPM, Torque, Pressure, Flow rate, Depth та ін.). Таким чином, модель отримує структурований часовий фрагмент процесу буріння, що відображає його локальну динаміку.

Перший рівень архітектури складається зі згорткових шарів, які виконують операцію одномірної згортки вздовж часової осі. Основна функція цього блоку полягає у виявленні характерних локальних патернів зміни параметрів — різких коливань крутного моменту, імпульсних змін тиску або короточасних перевантажень. Згорткові фільтри автоматично формують набір ознак, що відображають типові сценарії поведінки системи в межах обраного часового вікна. Застосування нелінійних функцій активації підвищує здатність моделі моделювати складні нелінійні взаємозв'язки між параметрами.

Після згорткового блоку формується узагальнений простір ознак, який подається на вхід рекурентного блоку типу LSTM. Механізм довгої короткострокової пам'яті дозволяє враховувати як короткі, так і довготривалі часові залежності між станами системи. Завдяки наявності комірок пам'яті та керованих воріт (запам'ятовування, забування та оновлення) LSTM-мережа забезпечує стабільне передавання релевантної інформації вздовж часової послідовності та зменшує проблему зникнення градієнтів.

Вихід рекурентного блоку передається до повнозв'язного шару, який формує прогнозоване значення швидкості механічного проникнення. Додатково передбачено можливість введення допоміжного виходу для оцінювання індикатора ризику ускладнень, що дозволяє реалізувати багатокритеріальний режим функціонування системи підтримки прийняття рішень.

Запропонована гібридна архітектура забезпечує такі переваги:

- автоматичне виділення інформативних ознак без необхідності ручного конструювання складних параметрів;
- врахування інерційності та накопичувальних ефектів бурового процесу;
- підвищення стійкості до шумів телеметрії;
- можливість масштабування для роботи з потоковими даними у режимі реального часу.

### Архітектура гібридної CNN-LSTM моделі



Рис. 2 – Архітектура гібридної CNN-LSTM моделі прогнозування ROP та оцінювання ризику

Таким чином, архітектура CNN-LSTM є структурно та функціонально узгодженою з особливостями бурового процесу та створює основу для побудови інтелектуальної системи підтримки прийняття рішень з підвищеною прогностичною здатністю.

Вибір саме гібридної архітектури CNN-LSTM зумовлений особливостями бурового процесу як складної багатовимірної динамічної системи. Застосування виключно рекурентних мереж типу LSTM дозволяє враховувати часові залежності, проте вимагає подання на вхід вже сформованих інформативних ознак. У випадку сирової телеметрії це призводить до зростання розмірності простору параметрів і ускладнює процес

навчання. Згорткові шари, навпаки, ефективно виконують автоматичне виділення локальних патернів зміни сигналів, таких як короточасні перевантаження, імпульсні коливання тиску або різкі зміни крутного моменту. Таким чином, поєднання CNN та LSTM дозволяє розділити задачі виділення ознак і моделювання часових залежностей, що знижує складність налаштування моделі та підвищує її стійкість до шумів.

Альтернативні архітектури, зокрема чисті згорткові мережі або трансформерні моделі, також можуть застосовуватися для аналізу часових рядів. Проте чисті CNN не забезпечують повноцінного врахування довготривалих інерційних ефектів, характерних для процесу буріння, тоді як трансформерні архітектури потребують значних обчислювальних ресурсів і великих обсягів навчальних даних, що не завжди доступні в умовах окремого родовища. У свою чергу, спрощені рекурентні структури типу GRU мають меншу параметричну гнучкість порівняно з LSTM при моделюванні складних нелінійних залежностей у довгих часових послідовностях.

Запропонована гібридна архітектура забезпечує компроміс між точністю, обчислювальною складністю та вимогами до обсягу навчальних даних. Згортковий блок виконує роль адаптивного цифрового фільтра, який зменшує вплив високочастотних шумів і формує компактне представлення сигналу, тоді як LSTM-блок акумулює інформацію про розвиток процесу на тривалому часовому інтервалі. Такий розподіл функціональних ролей дозволяє досягти більш стабільної збіжності під час навчання та підвищити узагальнюючу здатність моделі.

Окрему увагу приділено стійкості моделі до нестационарності бурового процесу. У реальних умовах характеристики пласта, механічні властивості порід і режими роботи обладнання можуть змінюватися в межах однієї свердловини. Це призводить до зміни статистичних властивостей телеметричних сигналів і створює проблему так званого зсуву розподілу даних. У таких умовах архітектура CNN-LSTM демонструє підвищену адаптивність завдяки здатності згорткових шарів локально реагувати на нові патерни, а рекурентного блоку — перебудовувати внутрішні представлення з урахуванням нових тенденцій розвитку процесу. Крім того, використання ковзного вікна та періодичного донавчання моделі дозволяє поступово адаптувати її параметри до змін геолого-технічних умов без повного переналаштування системи.

Проектування гібридної нейромережевої моделі для аналізу процесу буріння повинно здійснюватися не лише з позиції математичної коректності, але й з урахуванням вимог комп'ютерної інженерії: обчислювальної складності, структури даних, пропускну здатності системи та можливості функціонування у режимі реального часу. У даному дослідженні архітектура CNN-LSTM розглядається як програмно-апаратний компонент інтелектуальної системи підтримки прийняття рішень.

На відміну від класичних статичних моделей, запропонована система працює з тривимірними тензорними структурами. Вхід до мережі формується у вигляді масиву розмірності:

$$Batch\ Size \times Time\ Steps \times Features$$

де:

*Batch Size* — кількість фрагментів часових послідовностей, що обробляються за одну ітерацію навчання;

*Time Steps* — глибина ретроспективного аналізу (довжина ковзного вікна);

*Features* — кількість телеметричних параметрів у кожний момент часу.

Вибір параметра *Time Steps* є компромісом між глибиною пам'яті моделі та її обчислювальною складністю. Якщо частота дискретизації сигналів становить 1 Гц, то вікно довжиною 120 кроків відповідає аналізу останніх двох хвилин буріння. Збільшення цього параметра підвищує здатність моделі виявляти повільні тренди (наприклад, поступове зростання тертя), однак призводить до зростання кількості обчислень і використання оперативної пам'яті.

Обсяг пам'яті, необхідний для збереження одного батчу даних, визначається як:

$$M \sim B \cdot T \cdot F$$

де:

*B* — розмір пакету;

*T* — кількість часових кроків;

*F* — число ознак.

Для великих родовищ із десятками датчиків це створює додаткові вимоги до апаратної конфігурації сервера.

#### Обчислювальна складність CNN-блоку

Одновимірний згортка має складність порядку:

$$O(T \cdot K \cdot L)$$

де:

*T* — довжина послідовності;

*K* — кількість фільтрів;

*L* — розмір ядра згортки.

Збільшення кількості фільтрів покращує здатність мережі виділяти різні типи патернів (вібрації, гідравлічні імпульси, різкі навантаження), однак лінійно підвищує обчислювальні витрати. У роботі використовується 2–3 послідовних згорткових шарів з помірною кількістю фільтрів (32–64), що забезпечує баланс між точністю та швидкодією.

Використання шару MaxPooling1D дозволяє зменшити розмірність часової послідовності у 2–4 рази, що суттєво знижує навантаження на наступний LSTM-блок.

LSTM-шари є найбільш ресурсоємною частиною архітектури. Обчислювальна складність одного LSTM-шару оцінюється як:

$$O(T \cdot H^2)$$

де:

$H$  — кількість прихованих нейронів.

Збільшення розмірності прихованого стану підвищує здатність моделі запам'ятовувати довготривалі залежності, проте квадратично впливає на кількість параметрів. У рамках дослідження оптимальним виявився діапазон 64–128 нейронів, що забезпечує достатню глибину аналізу без надмірного перенавантаження пам'яті.

Застосування архітектури LSTM замість класичної RNN зумовлене необхідністю боротьби з проблемою затухання градієнта. У глибоких часових моделях стандартні рекурентні мережі швидко втрачають інформацію про віддалені події. Наявність комірки пам'яті та керованих гейтів дозволяє стабільно передавати релевантну інформацію через десятки часових кроків.

З інженерної точки зору, архітектура визначається наступним набором гіперпараметрів:

- довжина ковзного вікна;
- кількість згорткових шарів;
- розмір ядра згортки;
- кількість фільтрів;
- кількість LSTM-шарів;
- розмір прихованого стану;
- коефіцієнт Dropout;
- швидкість навчання оптимізатора.

Підбір гіперпараметрів здійснювався експериментально з використанням покрокового налаштування та аналізу валідаційної помилки. Важливо, що оптимальна конфігурація для одного родовища не є універсальною для інших, що обумовлено різними геолого-технічними умовами.

Особливу увагу приділено можливості функціонування системи у режимі реального часу. Для цього використовується механізм ковзного буфера: при надходженні нового вимірювання найстаріший елемент послідовності видаляється, а новий додається до кінця вікна. Такий підхід дозволяє виконувати інференс без повторного формування всього масиву даних.

Час одного прогнозу визначається як:

$$t_{infer} = t_{CNN} + t_{LSTM} + t_{Dense}$$

де:

$t_{CNN}$  — час згорткового аналізу;

$t_{LSTM}$  — час рекурентної обробки послідовності;

$t_{Dense}$  — час формування вихідного прогнозу.

і повинен бути меншим за інтервал дискретизації сигналу. За умови використання сучасних графічних прискорювачів (GPU) або оптимізованих бібліотек лінійної алгебри модель здатна забезпечити затримку прогнозу менше 100 мс, що є прийнятним для технологічних процесів буріння.

Практична результативність гібридної CNN-LSTM моделі значною мірою залежить від організації процедури навчання та коректності підготовки даних. У задачах буріння специфічними факторами є нестаціонарність технологічного процесу, значний рівень шумів телеметрії та виражений дисбаланс між штатними режимами роботи й аварійними станами.

Оскільки дані буріння мають часову структуру, класичне випадкове перемішування (random shuffle) є некоректним і призводить до порушення причинно-наслідкових зв'язків. Тому у роботі застосовується послідовне розбиття даних:

- навчальна вибірка (Train),
- валідаційна вибірка (Validation),
- тестова вибірка (Test),
- з дотриманням хронологічного порядку.

Такий підхід запобігає явищу data leakage, коли модель отримує інформацію з майбутніх часових фрагментів під час навчання.

Для часових рядів доцільним є використання ковзної валідації (rolling validation), при якій модель тестується на даних, що йдуть безпосередньо після навчального інтервалу. Це дозволяє оцінити здатність моделі узагальнюватися на нових геолого-технічних умовах.

У задачах прогнозування ускладнень понад 90–95% телеметричних даних відповідають штатному режиму буріння. Аварійні стани (прихоплення, поглинання, газопрояви) є рідкісними подіями.

Нехай:

$$N_{normal} \gg N_{risk}$$

де:

$N_{normal}$  — кількість прикладів нормального режиму;

$N_{risk}$  — кількість прикладів аварійних ситуацій.

У такому випадку модель, оптимізована лише за критерієм середньої помилки, може демонструвати високу загальну точність, але низьку чутливість до небезпечних подій.

Для компенсації цього ефекту застосовуються:

- вагові коефіцієнти класів у функції втрат;
- порогова корекція (threshold tuning);
- модифікація штрафної складової ризику.

Такий підхід змушує модель приділяти більшу увагу рідкісним, але критично важливим станам.

Через обмежену кількість аварійних прикладів існує ризик перенавчання (overfitting). Для його зменшення використовуються:

- Dropout-шари (випадкове вимкнення частини нейронів під час навчання),
- L2-регуляризація ваг,
- рання зупинка навчання (Early Stopping).

Механізм ранньої зупинки базується на моніторингу валідаційної похибки:

якщо  $L_{val}^{(k)} > L_{val}^{(k-1)}$  протягом  $p$  епох, навчання зупиняється, де  $p$  — параметр «терпіння» (patience).

Це дозволяє уникнути ситуації, коли модель починає підлаштовуватися під шумові особливості конкретного родовища.

Підбір гіперпараметрів здійснюється експериментально з використанням покрокового підходу:

- варіювання довжини ковзного вікна;
- зміна кількості фільтрів та нейронів LSTM;
- підбір швидкості навчання  $\eta$ ;
- оптимізація коефіцієнтів  $\alpha$  та  $\beta$  у комбінованій функції втрат.

Оптимальна конфігурація визначається на основі метрик:

- середньоквадратичної похибки для ROP,
- точності (Accuracy),
- повноти (Recall),
- F1-міри для аварійних класів.

Особлива увага приділяється саме Recall для небезпечних станів, оскільки пропуск аварії має більші наслідки, ніж хибне спрацювання сигналу.

Ефективність гібридної моделі CNN-LSTM визначається не лише її архітектурною побудовою, але й коректним формуванням функції втрат та вибором алгоритму навчання. З огляду на те, що система орієнтована на прогнозування швидкості механічного проникнення та одночасний контроль технологічних обмежень, задача навчання має багатокритеріальний характер.

Основною складовою функції втрат є регресійна похибка прогнозування ROP, яка мінімізує різницю між фактичним і прогнозованим значенням. Для цього використовується середньоквадратична похибка як базовий критерій точності. Однак, на відміну від стандартних регресійних моделей, у межах дослідження додатково враховується компонент ризику, пов'язаний із наближенням параметрів до критичних граничних значень. Такий підхід дозволяє підвищити чутливість моделі до потенційно небезпечних режимів буріння.

До складу функції втрат також вводиться регуляризаційний компонент, що обмежує надмірну складність моделі та зменшує ризик перенавчання, особливо в умовах шумної телеметрії та нестационарності процесу. Це забезпечує кращу узагальнюючу здатність моделі при роботі з новими ділянками буріння та змінними геолого-технічними умовами.

Навчання моделі здійснюється із застосуванням адаптивного градієнтного алгоритму оптимізації, який забезпечує стабільну збіжність та ефективну корекцію вагових коефіцієнтів у багатовимірному просторі параметрів. Адаптивне коригування кроку навчання дозволяє зменшити вплив різких коливань градієнтів, що є характерними для нестационарних часових рядів бурового процесу. Додатково застосовуються механізми регуляризації та контроль зупинки навчання при досягненні мінімуму функції втрат на валідаційній вибірці.

Особливістю навчального процесу є врахування дисбалансу між нормальними режимами буріння та рідкісними аварійними станами. Для підвищення чутливості моделі до небезпечних сценаріїв передбачено використання вагових коефіцієнтів або модифікацію штрафної складової функції втрат. Це дозволяє уникнути домінування типових режимів у процесі навчання та забезпечує кращу здатність до раннього виявлення ускладнень.

Таким чином, поєднання гібридної архітектури CNN-LSTM із спеціалізованою функцією втрат та адаптивним алгоритмом оптимізації створює передумови для побудови стійкої та високоточної моделі прогнозування, інтегрованої в інтелектуальну систему підтримки прийняття рішень у процесі буріння.

Розроблена гібридна модель CNN-LSTM розглядається не як ізольований аналітичний інструмент, а як ключовий компонент інтелектуальної системи підтримки прийняття рішень у процесі буріння нафтогазових свердловин. Її інтеграція здійснюється в межах багаторівневої архітектури, що забезпечує безперервний цикл «збір — обробка — прогноз — рекомендація».

Інтеграція моделі в систему підтримки прийняття рішень передбачає наявність модуля попередньої обробки, нейромережевого ядра та блоку інтерпретації результатів. Прогнозоване значення швидкості механічного проникнення використовується для оцінювання ефективності поточного режиму буріння, тоді як

оцінка ризику  $r_t$  порівнюється з граничним значенням  $r_{crit}$ , при перевищенні якого генерується попереджувальний сигнал:

$$r_t > r_{crit}$$

Вибір порогового значення здійснюється на основі аналізу компромісу між кількістю хибних спрацювань та пропущених небезпечних станів. У технологічному середовищі допустимішим є дещо більша кількість хибних попереджень порівняно з пропуском реальної аварійної ситуації, що зумовлює асиметричний характер прийняття рішень.

З інженерної точки зору запропонована модель може розглядатися як цифровий агент, що виконує функцію адаптивного моніторингу стану об'єкта керування. Вона формує внутрішнє відображення залежності між керованими параметрами буріння та реакцією системи, що дозволяє не лише здійснювати короткостроковий прогноз, але й виявляти тенденції, які свідчать про поступове наближення до критичного режиму. Такий підхід створює передумови для подальшого розвитку системи у напрямі побудови повноцінного цифрового двійника бурового процесу, в якому модель прогнозування стає складовою інтегрованої архітектури інтелектуального керування.

Забезпечення стабільності роботи в умовах змінних геолого-технічних характеристик вимагає періодичного донавчання моделі на нових даних. Це дозволяє адаптувати параметри до змін середовища та підтримувати актуальність прогнозів у довгостроковій перспективі. Таким чином, система набуває властивостей адаптивної динамічної моделі, здатної еволюціонувати разом із технологічними умовами буріння.

На першому рівні відбувається збір телеметричних даних із сенсорів бурової установки. Після попередньої фільтрації та нормалізації дані передаються до аналітичного модуля, де формується вхідний часовий фрагмент для моделі. Гібридна CNN-LSTM архітектура виконує обробку сформованого тензора та генерує прогнозоване значення швидкості механічного проникнення, а також індикатор наближення до потенційно небезпечного режиму.

Результати прогнозування використовуються для формування рекомендацій оператору бурової установки або для автоматизованої корекції режимів роботи. У разі виявлення тенденції до зниження ефективності або перевищення граничних параметрів система може ініціювати попереджувальний сигнал або запропонувати зміну навантаження, частоти обертання чи інших керованих параметрів. Таким чином, модель виступає як аналітичне ядро, що підтримує прийняття рішень на основі поточних і прогнозованих станів системи.

Важливою особливістю інтеграції є забезпечення роботи в режимі, близькому до реального часу. Для цього передбачено потокову обробку даних, мінімізацію затримок між отриманням телеметрії та формуванням прогнозу, а також оптимізацію обчислювальних витрат нейромережевої моделі. Архітектура системи допускає масштабування та можливість паралельної обробки декількох телеметричних потоків.

### Інтеграція в СППР для буріння



Рис. 3 – Інтеграція CNN-LSTM моделі в систему підтримки прийняття рішень бурового процесу

Інтеграція моделі в СППР також передбачає накопичення історичних даних і періодичне донавчання моделі з урахуванням нових геолого-технічних умов. Це забезпечує адаптивність системи та її здатність до поступового підвищення точності прогнозування. Таким чином, гібридна CNN-LSTM модель є основою інтелектуального контуру керування, що поєднує аналітику, прогнозування та підтримку управлінських рішень у процесі буріння.

Разом із перевагами запропонованого підходу необхідно враховувати й певні обмеження гібридної моделі CNN-LSTM. Насамперед її ефективність безпосередньо залежить від якості та повноти телеметричних даних. Наявність систематичних похибок вимірювання, тривалих пропусків або некоректної синхронізації часових міток може призвести до спотворення внутрішніх представлень моделі та зниження точності прогнозування.

Другим важливим фактором є зміна геолого-технічних умов, що супроводжується істотним зсувом статистичних характеристик сигналів. У випадку різкої зміни типу породи, конфігурації бурового інструменту або технологічного режиму можливе тимчасове погіршення якості прогнозу до моменту адаптації моделі. Це потребує періодичного донавчання або використання механізмів перенесення навчання для підтримання стабільності роботи системи.

Обмеженням також є обчислювальні ресурси, необхідні для навчання глибокої нейромережевої архітектури. Хоча режим інференсу може бути оптимізований для роботи в реальному часі, етап навчання потребує значних обсягів даних та відповідної апаратної підтримки. Для невеликих підприємств або об'єктів із обмеженою інфраструктурою це може створювати додаткові бар'єри впровадження.

Крім того, нейромережеві моделі залишаються переважно інтерпретованими на емпіричному рівні, що ускладнює повне пояснення причинно-наслідкових зв'язків між параметрами буріння та прогнозованими результатами. Незважаючи на високу точність, такі моделі не замінюють інженерну експертизу, а повинні розглядатися як інструмент підтримки прийняття рішень.

Врахування зазначених обмежень є важливим для коректного практичного застосування моделі та подальшого розвитку інтелектуальних систем керування буровими процесами.

### Висновки

У статті розроблено та теоретично обґрунтовано гібридну нейромережеву модель типу CNN-LSTM для інтелектуальної оптимізації параметрів буріння та раннього прогнозування ускладнень у процесі спорудження нафтогазових свердловин. Запропонований підхід враховує багатовимірність, нелінійність і часову залежність телеметричних даних, що дозволяє адекватно моделювати динаміку бурового процесу в умовах нестационарності та наявності стохастичних збурень.

Обґрунтовано доцільність поєднання згорткових шарів для автоматичного виділення локальних просторово-часових ознак із рекурентними блоками LSTM для моделювання довготривалих залежностей. Показано, що така архітектура забезпечує баланс між точністю прогнозування, стійкістю до шумів телеметрії та обчислювальною ефективністю, що є критичним для функціонування системи в режимі, близькому до реального часу.

Процес буріння формалізовано як керовану нелінійну динамічну систему, у межах якої гібридна модель виконує функцію адаптивного спостерігача та прогнозного модуля. Інтеграція CNN-LSTM архітектури до складу системи підтримки прийняття рішень створює передумови для переходу від пасивного моніторингу до інтелектуального контуру керування з урахуванням прогнозованого стану процесу.

Запропоновані підходи до попередньої обробки даних, формування ковзних часових вікон, врахування дисбалансу режимів та регуляризації параметрів забезпечують узагальнюючу здатність моделі та її адаптивність до змін геолого-технічних умов. Водночас ефективність застосування системи залежить від якості телеметричних даних і потребує періодичного оновлення параметрів у разі суттєвого зсуву статистичних характеристик процесу.

Отримані результати підтверджують перспективність використання гібридних глибоких нейромереж у задачах цифрової трансформації бурових процесів та створюють основу для подальшого розвитку адаптивних систем керування і цифрових двійників у нафтогазовій галузі.

### Література

1. Bourgoyne A. T., Young F. S. A Multiple Regression Approach to Optimal Drilling and Abnormal Pressure Detection. *Society of Petroleum Engineers Journal*, 1974. Vol. 14, No. 4, pp. 371–384.
2. Johancsik C. A., Friesen D. B., Dawson R. Torque and Drag in Directional Wells—Prediction and Measurement. *Journal of Petroleum Technology*, 1984. Vol. 36, No. 6, pp. 987–992.
3. Bilgesu H. I., Tetrick L. T., Altmis U., Mohaghegh S. D. A New Approach for the Prediction of Rate of Penetration (ROP) Using Artificial Neural Networks. *Proceedings of the SPE Eastern Regional Meeting*, 1997. SPE-39232-MS.
4. Hegde C., Gray K. E., Khandelwal N. Use of Machine Learning and Data Analytics in Drilling: A Review. *Journal of Natural Gas Science and Engineering*, 2017. Vol. 44, pp. 200–214.
5. Mohaghegh S. D. Data-Driven Analytics in the Oil and Gas Industry: The Role of Machine Learning. *Journal of Natural Gas Science and Engineering*, 2018. Vol. 50, pp. 135–146.
6. Hochreiter S., Schmidhuber J. Long short-term memory. *Neural Computation*, 1997. Vol. 9, No. 8, pp. 1735–1780.
7. Qin Y., Song D., Chen H., Cheng W., Jiang G., Cottrell G. A Dual-Stage Attention-Based Recurrent Neural Network for Time Series Prediction. *Proceedings of the Twenty-Sixth International Joint Conference on Artificial Intelligence (IJCAI)*, 2017, pp. 2627–2633.
8. Shi X., Chen Z., Wang H., Yeung D.-Y., Wong W.-K., Woo W.-C. Convolutional LSTM Network: A Machine Learning Approach for Precipitation Nowcasting. *Advances in Neural Information Processing Systems*, 2015. Vol. 28.
9. Zhang D., Zhou H., Yang C. Deep learning-based real-time drilling risk detection. *Journal of Petroleum Science and Engineering*, 2021. Vol. 204, Art. 108700.

10. Savitzky A., Golay M. J. E. Smoothing and Differentiation of Data by Simplified Least Squares Procedures. *Analytical Chemistry*, 1964. Vol. 36, No. 8, pp. 1627–1639.
11. Kalman R. E. A New Approach to Linear Filtering and Prediction Problems. *Journal of Basic Engineering*, 1960. Vol. 82, No. 1, pp. 35–45.
12. He H., Garcia E. A. Learning from Imbalanced Data. *IEEE Transactions on Knowledge and Data Engineering*, 2009. Vol. 21, No. 9, pp. 1263–1284.
13. Kingma D. P., Ba J. Adam: A Method for Stochastic Optimization. *Proceedings of the International Conference on Learning Representations (ICLR)*, 2015.

### References

1. Bourgoyne A. T., Young F. S. A Multiple Regression Approach to Optimal Drilling and Abnormal Pressure Detection. *Society of Petroleum Engineers Journal*, 1974. Vol. 14, No. 4, pp. 371–384.
2. Johancsik C. A., Friesen D. B., Dawson R. Torque and Drag in Directional Wells—Prediction and Measurement. *Journal of Petroleum Technology*, 1984. Vol. 36, No. 6, pp. 987–992.
3. Bilgesu H. I., Tetrick L. T., Altmis U., Mohaghegh S. D. A New Approach for the Prediction of Rate of Penetration (ROP) Using Artificial Neural Networks. *Proceedings of the SPE Eastern Regional Meeting*, 1997. SPE-39232-MS.
4. Hegde C., Gray K. E., Khandelwal N. Use of Machine Learning and Data Analytics in Drilling: A Review. *Journal of Natural Gas Science and Engineering*, 2017. Vol. 44, pp. 200–214.
5. Mohaghegh S. D. Data-Driven Analytics in the Oil and Gas Industry: The Role of Machine Learning. *Journal of Natural Gas Science and Engineering*, 2018. Vol. 50, pp. 135–146.
6. Hochreiter S., Schmidhuber J. Long short-term memory. *Neural Computation*, 1997. Vol. 9, No. 8, pp. 1735–1780.
7. Qin Y., Song D., Chen H., Cheng W., Jiang G., Cottrell G. A Dual-Stage Attention-Based Recurrent Neural Network for Time Series Prediction. *Proceedings of the Twenty-Sixth International Joint Conference on Artificial Intelligence (IJCAI)*, 2017, pp. 2627–2633.
8. Shi X., Chen Z., Wang H., Yeung D.-Y., Wong W.-K., Woo W.-C. Convolutional LSTM Network: A Machine Learning Approach for Precipitation Nowcasting. *Advances in Neural Information Processing Systems*, 2015. Vol. 28.
9. Zhang D., Zhou H., Yang C. Deep learning-based real-time drilling risk detection. *Journal of Petroleum Science and Engineering*, 2021. Vol. 204, Art. 108700.
10. Savitzky A., Golay M. J. E. Smoothing and Differentiation of Data by Simplified Least Squares Procedures. *Analytical Chemistry*, 1964. Vol. 36, No. 8, pp. 1627–1639.
11. Kalman R. E. A New Approach to Linear Filtering and Prediction Problems. *Journal of Basic Engineering*, 1960. Vol. 82, No. 1, pp. 35–45.
12. He H., Garcia E. A. Learning from Imbalanced Data. *IEEE Transactions on Knowledge and Data Engineering*, 2009. Vol. 21, No. 9, pp. 1263–1284.
13. Kingma D. P., Ba J. Adam: A Method for Stochastic Optimization. *Proceedings of the International Conference on Learning Representations (ICLR)*, 2015.