



---

**Методи і засоби неруйнівного контролю**

---

Прийнято 07.09.2025. Прорецензовано 09.12.2025. Опубліковано 29.12.2025.

УДК 622.276.66:681.5

DOI: 10.31471/1993-9981-2025-2(55)-13-21

## **ОГЛЯД ДИНАМОМЕТРИЧНИХ МЕТОДІВ КОНТРОЛЮ ТЕХНІЧНОГО СТАНУ ШТАНГОВИХ ГЛИБИННО-НАСОСНИХ УСТАНОВОК**

**Зікрятий В.**

Аспірант

Івано-Франківський національний технічний університет нафти і газу

76019, вул. Карпатська, 15, м. Івано-Франківськ, Україна

<https://orcid.org/0009-0009-3983-6888>

e-mail: viktor.zikratyi-a17424@nung.edu.ua

**Штаєр Л. О.**

Кандидат технічних наук, доцент

Івано-Франківський національний технічний університет нафти і газу

76019, вул. Карпатська, 15, м. Івано-Франківськ, Україна

<https://orcid.org/0000-0003-1013-9869>

e-mail: lidia.shtaiyer@nung.edu.ua

**Анотація.** У статті наведено огляд сучасних динамометричних методів контролю технічного стану штангових глибинно-насосних установок (ШГНУ), які є ключовими елементами механізованого видобутку нафти. Метою роботи є систематизація існуючих методів діагностики ШГНУ, узагальнення їх ефективності та визначення ключових тенденцій розвитку для підвищення надійності та безпеки експлуатації нафтових свердловин. Розглянуто теоретичні основи динамометрії, наведено типові дефекти, що проявляються у формах динамограм, та основні параметри з відповідними давачами для контролю технічного стану ШГНУ. Вказано етапи аналізу динамограм, розглянуто основні підходи: класичні, методи аналітичного моделювання, цифрові алгоритми розпізнавання, а також застосування машинного навчання. Визначено переваги та обмеження кожного підходу. Проведено систематизацію сучасних підходів до обробки даних із застосуванням комп'ютерних систем та інтелектуальних технологій, включаючи методи машинного навчання для автоматичного розпізнавання типових дефектів і відхилень у роботі ШГНУ. Запропоновано класифікацію методів за способом збору та опрацювання даних. Підкреслено перспективність розвитку гібридних методів діагностування стану ШГНУ, які поєднують як математичне моделювання, так і методи машинного навчання. Узагальнено проблемні моменти сучасного стану діагностування ШГНУ за динамограмами у: необхідності стандартизації методів збору та обробки динамограм; побудові універ-

---

Запропоноване посилання: Зікрятий, В., & Штаєр, Л. О. (2025). Огляд динамометричних методів контролю технічного стану штангових глибинно-насосних установок. Методи та прилади контролю якості, 2(55), 13-21. doi: 10.31471/1993-9981-2025-2(55)-13-21

\* Відповідальний автор



Copyright © The Author(s). This is an open access article distributed under the terms of the Creative Commons Attribution License 4.0 (<https://creativecommons.org/licenses/by/4.0/>)

сальних навчальних вибірок для ШІ-моделей; поєднанні класичних і сучасних методів у гібридні системи; інтеграції результатів діагностування у системи керування видобутком у режимі реального часу. Перспективним напрямом визначено створення централізованих сховищ даних (DataLake) для накопичення динамограм у різних форматах з подальшим застосуванням інтелектуальних алгоритмів. Врахування сучасних тенденцій щодо збору та опрацювання даних в динамометричних методах створює передумови для вдосконалення існуючих систем підтримки прийняття рішень у нафтовидобутку.

**Ключові слова:** штангова глибинно-насосна установка; динамометрія; діагностування; технічний стан; автоматизація; динамограма.

## Вступ

Штангові глибинно-насосні установки (ШГНУ) є основним засобом механізованого видобутку нафти. Основними перевагами ШГНУ є відносно нескладний монтаж і доволі високий ККД. До недоліків належить підвищений знос плунжерної пари, насосно-компресорних труб і штанг насоса, а також складність ремонту глибинного обладнання. Ці фактори зумовлюють необхідність своєчасного діагностування та автоматизації контролю технічного стану і режимів роботи ШГНУ. Наразі існує багато способів підвищення ефективності експлуатації та подовження терміну служби ШГНУ, зокрема: автоматизація та інтелектуальні системи керування, оптимізація електроприводів та балансування верстатів-гойдалок, відновлення та зміцнення насосних штанг, прогнозування ресурсу та оптимізація міжремонтних інтервалів, вдосконалення систем мастильного обслуговування, моніторинг параметрів роботи та прогнозування зносу, застосування сучасних матеріалів і технологій. Одним із найважливіших критеріїв вибору методу діагностування є можливість моніторингу роботи установки та своєчасність виявлення передаварійних станів. Динамометричні методи дозволяють проводити діагностику роботи ШГНУ без зупинки обладнання, що робить їх незамінними у практиці нафтовидобутку. Попри значний прогрес у створенні алгоритмів аналізу динамограм, залишаються відкритими питання автоматизації обробки даних, підвищення точності розпізнавання дефектів і створення універсальних методик.

**Мета роботи** – систематизувати сучасні динамометричні методи контролю технічного стану штангових глибинно-насосних установок, узагальнити їх ефективність та обмеження, а також визначити ключові напрямки розвитку і перспективи впровадження інтелектуальних та автоматизованих технологій для підвищення надійності, безпеки та ефективності експлуатації нафтових свердловин.

## Теоретичні основи динамометрії ШГНУ

ШГНУ працює завдяки зворотно-поступальному руху плунжера, який через колонну штанг приводиться в дію від верстата-качалки. Послідовне відкривання і закривання клапанів у насосі забезпечує поетапне заповнення робочої камери рідиною та її підйом по трубах на поверхню. У такий спосіб відбувається безперервне викачування нафти зі свердловини.

Динамограма відображає залежність навантаження у точці підвісу штанг від положення полірованого штока. Інформацію про навантаження одержують за допомогою давача зусилля, а також давача положення, з якого знімається інформація про переміщення штока. У більшості випадків складність візуальної інтерпретації одержаної інформації залежить від кількох факторів. До цих факторів належить ймовірність схожої форми отриманих динамограм, а також належність проблеми, що виникає при аналізі динамометричної діаграми до поля за межами знань і досвіду експерта, який виконує аналіз.

Таблиця 1 – Параметри та давачі для діагностування ШГНУ

| Параметр                   | Давач/метод            | Призначення                                   |
|----------------------------|------------------------|-----------------------------------------------|
| Сила на полірованому штоку | Давач навантаження     | Формування динамограми [1]                    |
| Хід/позиція штоку          | Енкодер/лінійний давач | Розрахунок швидкості/ходу [2]                 |
| Електроспоживання привода  | Лічильник струму       | Енергоефективність, виявлення заклинювань [3] |
| Дебіт рідини               | Витратомір             | Продуктивність [4]                            |
| Тиск на гирлі              | Манометр               | Оцінка режимів експлуатації [5]               |
| Вібрація/акустика          | Акселерометр/мікрофон  | Діагностика ударних навантажень [6]           |

Для контролю технічного стану ШГНУ нині широко використовуються динамометричні методи:

— поверхнева динамограма (Surface Card) вимірює навантаження на полірованому штоку відносно його положення – цей метод дозволяє виявити загальні проблеми в роботі насоса, такі як недостатнє заповнення, витоки клапанів або механічні несправності;

– підземна динамограма (Downhole Card) розраховується на основі поверхневих вимірювань з урахуванням хвильових процесів у штанговій колонії – забезпечує більш точну інформацію про стан насоса, дозволяючи виявити такі проблеми, як витоки клапанів, газові перешкоди або знос плунжера.

Для комплексної оцінки роботи штангових глибинних насосних установок за динамограмами використовуються різні вимірювальні параметри. Вони дозволяють не лише відтворити навантаження та хід штанг, а й оцінити енергоспоживання, продуктивність, рівень заповнення насоса та наявність аномальних режимів. Поєднання цих даних забезпечує більш повне уявлення про технічний стан обладнання та служить основою для подальшого аналізу. У табл. 1 наведено основні параметри, що визначаються з динамограм, та їх діагностичне значення.

Аналіз динамограм дозволяє виявити типові дефекти та аномалії в роботі ШГНУ порівнюючи форми динамограм дефектних станів з нормальним станом (рис. 1, а). Далі наведено приклади динамограм з деякими типовими дефектами, що дозволяють зрозуміти та в подальшому

розрізнити класи динамограм (динамограми, наведені на рис. 1 - це узагальнені синтезовані динамограми для різних станів обладнання, одержані з класичних робіт [1], практичних посібників виробників [3] та сучасних досліджень з розпізнавання станів за динамограмами [6]):

– недостатнє заповнення насоса (рис. 1, б): характеризується специфічною формою динамограми, що свідчить про неповне заповнення насоса рідиною;

– газова інтерференція (рис. 1, в): карта з хвилеподібною формою;

– порушення герметичності клапанів (рис. 1, г): карта звужена у верхній частині, сила зменшується при ході вгору;

– поломка/обрив штанги (рис. 1, д): різко скорочена по довжині, майже «пласка».

### Класифікація та характеристика динамометричних методів

Діагностика ШГНУ за динамограмою відбувається в декілька етапів:

– збір даних з давачів;

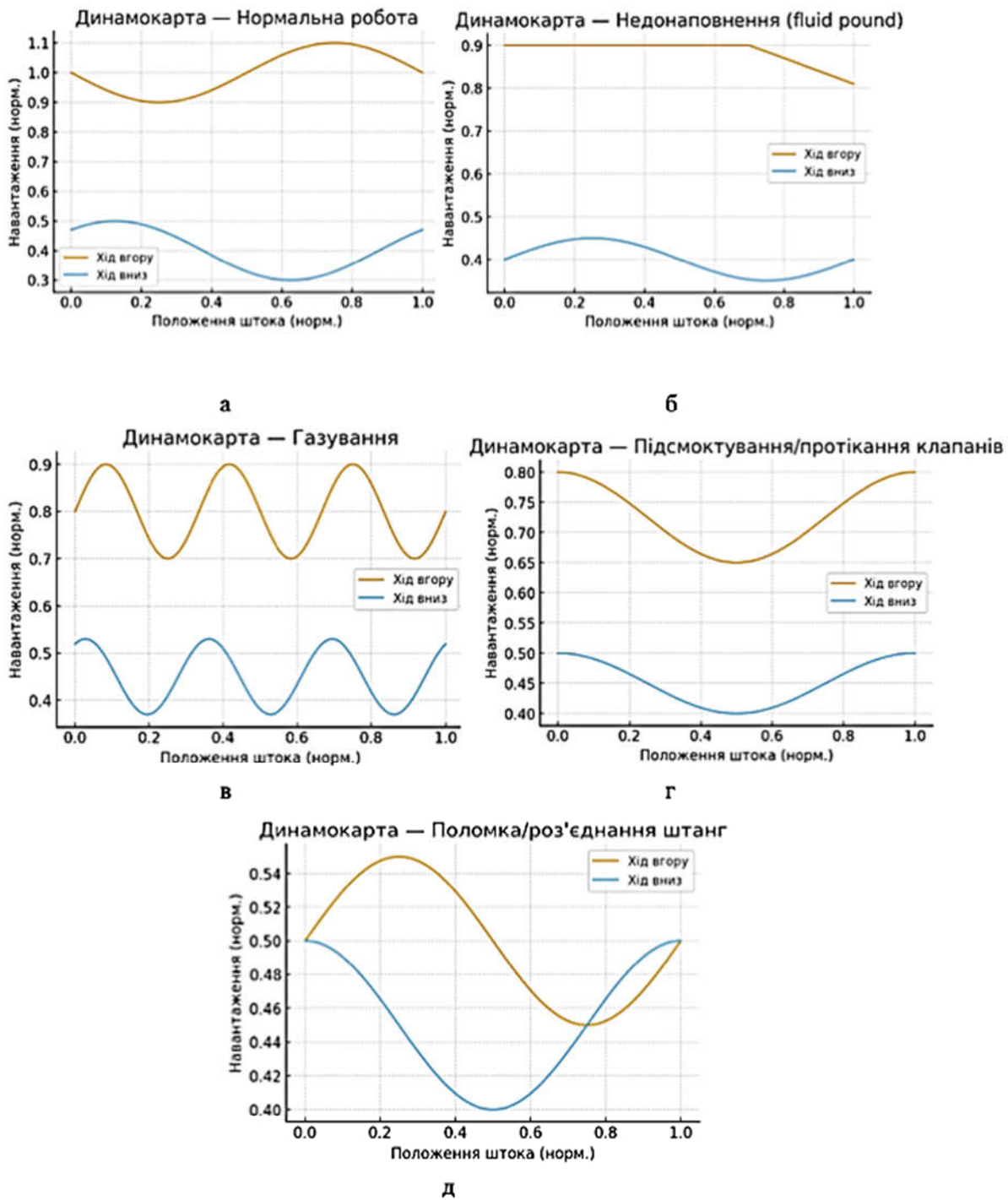
– попередня обробка (фільтрація, ресемплінг);

– виділення ознак (геометрія карт, частоти);

– класифікація та виявлення аномалій;

– рішення (діагноз, рекомендації).

Сучасні методи аналізу динамограм умовно поділяються на чотири групи. Традиційні підходи ґрунтуються на експертному аналізі форми динамограм та правил ідентифікації типових несправностей. Фізико-математичні



а - нормальний стан; б - недостатнє заповнення насоса; в - газова інтерференція;  
г - порушення герметичності клапанів; д - поломка/обрив штанги

Рисунок 1 – Динамограми при типових станах ШГНУ

методи моделюють процес руху рідини та навантажень у колоні штанг. Статистичні та кореляційні алгоритми дозволяють кількісно оцінити подібність сигналів у часі та частоті. Найсучасніший напрям – застосування методів машинного навчання, які забезпечують автоматичне розпізнавання дефектів за великими

обсягами даних. Нижче наведено коротку характеристику кожної групи методів із виділенням переваг та обмежень їх використання.

#### 1. Класичні динамометричні методи.

Класичні методи базуються на аналізі динамограм, отриманих зі спеціальних давачів. Вони дозволяють визначати

технічний стан установки, рівень заповнення насоса та можливі несправності [7-8].

Переваги: простота, надійність, невисока вартість.

Обмеження: потреба у досвідченому операторі, обмежена точність у складних умовах.

2. Математичне та аналітичне моделювання.

Моделі роботи ШГНУ дають змогу теоретично відтворити роботу системи та зіставити результати з реальними даними. Це підвищує точність результатів діагностування та дозволяє прогнозувати несправності [9].

Переваги: висока точність, можливість прогнозу.

Обмеження: складність реалізації, потреба у точних вхідних даних.

3. Цифрові алгоритми та розпізнавання динамограм.

Застосування цифрових методів дозволяє автоматизувати процес аналізу динамограм, використовуючи алгоритми обробки сигналів та зображень [7].

Переваги: автоматизація, швидкість обробки.

Обмеження: залежність від якості даних, потреба у програмному забезпеченні.

4. Методи машинного навчання.

Сучасні підходи включають використання нейронних мереж для розпізнавання станів ШГНУ за динамограмами [10]. Такі методи показують високу ефективність у виявленні складних та прихованих дефектів.

Переваги: висока точність, здатність виявляти приховані закономірності.

Обмеження: потреба у великих масивах навчальних даних, «чорний ящик» моделей (низька інтерпретованість).

Такий поділ дозволяє відслідкувати еволюцію методів – від простих візуальних до сучасних інтелектуальних систем. Незважаючи на значний прогрес, відкритим залишається питання інтеграції даних із різних сенсорних систем та стандартизації підходів до діагностики.

Варто зазначити, що на сучасному етапі розвитку методів діагностування ШГНУ до наведених чотирьох груп методів доцільно додати ще одну групу - інтегровані та гібридні підходи. Сюди належить клас методів, які містять поєднання фізичних моделей і методів машинного навчання, що створює новий напрямок у діагностування ШГНУ. Такі системи враховують фізичні закони, але використовують ШІ для оптимізації параметрів і розпізнавання відмов.

Переваги: поєднання точності моделей і адаптивності ШІ.

Обмеження: складність реалізації, потреба в обчислювальних ресурсах.

### **Аналіз наукових і практичних розробок**

Аналіз сучасних наукових розробок [11-21] дозволив сформулювати класифікацію динамометричних методів за способом збору та опрацювання даних:

1. Фізико-аналітичні/механістичні моделі (реконструкція динамограми):

– визначення підповерхневих динамограм, перенесення навантажень уздовж колони, моделі контактів, стрес-аналіз. Дають інтерпретованість і «золотий еталон» для ML(machine learning - машинне навчання);

2. Класичне ML + інженерія ознак із динамограм:

– витяг ключових параметрів/контурних дескрипторів; добре працює на менших наборах даних, зручне для експертного супроводу;

3. Глибинне навчання на зображеннях динамограм (CNN/Grad-CAM/Transfer learning):

– пряма класифікація «карт як зображень», XAI(Explainable Artificial Intelligence - пояснюваний штучний інтелект) для довіри, трансферне навчання для економії розмітки;

4. Обробка даних та попередня нормалізація/балансування/генерація:

– нормалізація кількох масштабів, генерація синтетичних динамограм (в т.ч. нейромереві методи) – вирішує дисбаланс класів і домішки шуму;

5. Домено-адаптація, напівконтрольоване та покрокове навчання:

- для перенесення моделей між родовищами/станціями, навчання з малою розміткою та появою нових класів. Критично для промислового впровадження;

6. Прогнозування/попередження станів за траєкторіями ознак динамограм:

- передбачення еволюції параметрів карт для раннього попередження відмов/аномалій;

7. Електричні проксі динамограм (дані привода/двигуна):

- перенесення знань з карт → у прості для збору електричні параметри (струм/потужність) + ML для діагностики. Корисно там, де наземні тензодатчики відсутні/ненадійні;

8. Реальний час та впровадження на периферійних пристроях:

- класифікація карт і спрацювання миттєвих дій на периферійних пристроях.

Результати досліджень щодо використання динамометричних методів із зазначенням класифікації, наведеної вище, за останні 5 років наведено у табл. 2.

Досліджувана проблематика частково відображена у публікаціях сучасних дослідників. Зокрема, Zhao [11] аналізує сучасний стан проблеми ранньої діагностики технічного стану глибинно-насосних агрегатів у нафтовидобутку в контексті ШГНУ, які знайшли найбільш широке застосування на нафтових родовищах. Швидка діагностика в полі досі спирається на візуальну інтерпретацію та аналітичне відновлення підземної карти; це дешево але потребує експертизи і має межі в складних умовах [7]. ML-класифікація карт уже показала промислову ефективність (автоматичне сортування станів, попередження про дефекти), але потребує контролю якості датасетів і валідації перенесення на нові родовища [14].

У цьому контексті перспективним напрямом є створення єдиного сховища даних (DataLake) для накопичення та агрегування динамограм, записаних у різних форматах і з різних джерел. Таке

сховище дозволить уніфікувати та масштабувати доступ до історичних даних, а подальше їх опрацювання за допомогою машинного навчання забезпечить точніше виявлення закономірностей, автоматичне розпізнавання дефектів та формування прогностичних моделей.

Попри значний прогрес, залишаються відкритими такі питання:

- стандартизація методів збору та обробки динамограм;

- побудова універсальних навчальних вибірок для ШІ-моделей;

- поєднання класичних і сучасних методів у гібридні системи;

- інтеграція результатів діагностування в системи керування видобутком у режимі реального часу.

## Висновки

Узагальнюючи наведений огляд динамометричних методів контролю технічного стану ШГНУ, можна зробити такі висновки:

1. динамограма є основним засобом для визначення стану підземних елементів ШГНУ. При традиційному підході до діагностування якості контролю стану ШГНУ суттєво залежить від кваліфікації персоналу, що зумовлює актуальність розроблення нових методів автоматизованого контролю;

2. класифікацію динамометричних методів можна звести до п'яти груп: класичні динамометричні; математичне та аналітичне моделювання; цифрові алгоритми та розпізнавання динамограм; методи машинного навчання; інтегровані та гібридні;

3. найбільш перспективними є: методи з використанням штучного інтелекту та машинним навчанням; моделювання шляхом створення віртуальних моделей ШГНУ (цифрові двійники) для прогнозування поведінки системи за різних умов; розширене використання електронних та бездротових систем збору даних та хмарних сервісів;

4. невирішеними залишаються питання створення відкритих баз даних динамограм, розроблення універсальних

Таблиця 2 – Класифікація сучасних методів за способом збору та опрацювання даних

| Тип методу                                   | Дані                                            | Ціль/Класи                             | Підхід/Методика                             | Основний результат                                               |
|----------------------------------------------|-------------------------------------------------|----------------------------------------|---------------------------------------------|------------------------------------------------------------------|
| Класичне ML                                  | Динамограми                                     | Класи: GWI, газ-вода, знос, обрив тощо | Витяг ключових ознак + SVM/ML-класифікатори | Поліпшена точність діагностики vs спадкові порогові методи [11]. |
| Препроцесинг + Deep Learning                 | Динамограми                                     | ≥24 робочих станів                     | Багатомасштабна нормалізація + CNN          | Значне збільшення повноти для рідкісних станів [12].             |
| Генерація даних (синтетика)                  | Динамограми                                     | Дефектні / нормальні стани             | Моделі генерації карт (генеративні мережі)  | Зменшення дисбалансу класів; збільшення розмірів вибірки [13].   |
| Deep Learning + Transfer Learning            | Динамограми                                     | Типи дефектів / аномалій               | TL з попередньо натренованими CNN           | Успішне перенесення моделей між свердловинами [14].              |
| Deep Learning + XAI                          | Динамограми                                     | 11 класів режимів                      | 11 DL моделей + Grad-CAM                    | Виокремлення візуальних ознак; пояснюваність рішень [15].        |
| Real-time DL                                 | Динамограми + наземні виміри (тиск, потужність) | Діагностика режимів                    | CNN, інтеграція мультисенсорних даних       | Висока точність і швидкість для промислового застосування [16].  |
| Напівконтрольоване + інкрементальне навчання | Динамограми                                     | Нові / існуючі класи                   | Multi-source distillation, SSL              | Здатність додавати нові класи без повного перенавчання [17].     |
| Домено-адаптація                             | Динамограми                                     | Мультиродовище                         | Structure-preserving DA                     | Покращена переносимість моделей між родовищами [18].             |
| Time-series NN (прогнозування)               | Ознаки з динамограм                             | Прогнозування аномалій / відмов        | LSTM/RNN-подібні мережі                     | Успішне раннє попередження про небезпечні стани [19].            |
| Електричні проксі + Deep Learning            | Електричні дані (струм, потужність)             | Типи дефектів                          | Генерація синтетичних даних; OS-CNN         | Дешевий діагностичний шлях з високою точністю [20].              |
| Edge AI                                      | Динамограми                                     | Аномалії, газ-інтерференції            | Edge-впровадження                           | Миттєве сповіщення; мінімальні затримки; автоматичні дії [21].   |

моделей для різних типів родовищ і підвищення інтерпретованості результатів.

Тенденції щодо скорочення кількості та підвищення надійності використовуваних динамометрів вимагають глибшого аналізу одержаних даних та розроблення інтегрованих/гібридних методів діагностування ШГНУ, що стимулює подальший розвиток досліджень у цій галузі.

**Подяки**  
Відсутні.

**Конфлікт інтересів**  
Відсутній.

### Список використаних джерел / References

1. Gibbs S. G. Analysis of the sucker rod pumping system by means of the wave equation. *SPE Journal*. 1963. Vol. 3(01). P. 60–69.
2. Takács G. Sucker-rod pumping handbook: Production engineering fundamentals and long-stroke rod pumping. Elsevier. 2009.
3. ChampionX. XSPOC Production Optimization Software. 2023. URL: <https://www.championx.com>
4. Wu J., et al. . *Journal of Petroleum Science and Engineering*. 2023. Vol. 224. 111221
5. National Oilwell Varco. NOVAWAVE Production Monitoring. 2023. URL: <https://www.nov.com>
6. Wei L., et al. Shapelet-based diagnosis of sucker rod pump failures. *Journal of Petroleum Science and Engineering*. 2023. Vol. 222. 111226.
7. Rovinskyi V. A., Yevchuk V. O., Zamikhovskyi L. M. Diahnostyka tekhnichnoho stanu shtanhovykh hlybynno-nasosnykh ustanovok: monohrafiia. Ivano-Frankivsk: Symfoniia forte, 308. 2006. [in Ukrainian]
8. Andreishyn A. S. Systema keruvannia naftovydobuvnoiu ustanovkoiu na osnovi neironnoi merezhi (Avtoreferat dysertatsii kandydata tekhnichnykh nauk, Natsionalnyi universytet «Lvivska politekhnika»). 2020. [in Ukrainian]
9. Kopei V. B., Onysko O. R., Panchuk V. G. Component-oriented acausal modeling in the engineering education process on the example of the sucker rod string. *PeerJ Computer Science*. 2021. Vol. 7. e634 .
10. Maliar A. V., Andreishyn A. S. Vykorystannia neironnykh merezh dlia diahnostyky stanu shtanhovykh nasosnykh ustanovok. Visnyk Natsionalnoho universytetu «Lvivska politekhnika». Seriia: Avtomatyka, vymyriuvannia ta keruvannia. 2018. 888. P. 45–52. [in Ukrainian]
11. Zhao L., Li J., Chen Y., Xu P., Wang H., Liu Y., Zhang D. Quantitative diagnosis of sucker-rod pumping system working conditions using dynamometer cards. *Measurement*. 2021. 168. 108483. doi:10.1016/j.measurement.2020.108483
12. Zhang Q., Ma C., Li F., Xu Y., Lin J., Zhao B., Liu X. Multi-scale normalization and CNN for sucker-rod pump state recognition. *Frontiers in Earth Science*. 2022. 10:852633. doi:10.3389/feart.2022.852633
13. Sun Z., Wang T., Jia L., He F., Yang J. Dynamometer card generation for data augmentation in rod-pump fault diagnosis. *Scientific Reports*. 2024. Vol.14. 69516. doi:10.1038/s41598-024-69516-y
14. Li X., Huang J., Zhang Y., Cai D. Automatic transfer learning-based fault diagnosis of sucker-rod pumping units. *Engineering Applications of Artificial Intelligence*. 2024. Vol. 124. 105271. doi:10.1016/j.engappai.2024.105271
15. Martinović B., Bijanić M., Danilović D., Petrović A., Delibasić B. Unveiling Deep Learning Insights: A Specialized Analysis of Sucker Rod Pump Dynamographs, Emphasizing Visualizations and Human Insight. *Mathematics*. 2023. Vol. 11(23). P. 47-82. doi:10.3390/math11234782
16. Wang Y., Li Q., Sun H., Zhou K., Chen W. Working condition recognition for sucker-rod pumping units in real time. *Journal of Natural Gas Science and Engineering*. 2023. Vol.107. 104676. doi:10.1016/j.jngse.2023.104676
17. Kim T., Kwon H., Lee S., Park D., Chung J. Semi-supervised class-incremental recognition of sucker-rod pump states using multi-source distillation. *PLOS ONE*. 2025. 20(3). e1234567. doi:10.1371/journal.pone.1234567
18. Chen L., Zhao Y., Liu J., Yang Z. Domain adaptation preserving structure-information for sucker-rod pump diagnostics. *Neural Networks*. 2025. Vol. 160. 107392. doi:10.1016/j.neunet.2025.107392
19. Gao Q., Zhou P., Wu L., Tian Y., Hu S. Early-warning of sucker-rod pump failures via temporal neural networks on dynamometer card parameters. *Mathematics*. 2024. Vol. 12(14). 2253. doi:10.3390/math12142253
20. Zhang H., Aliyev R., Cheng M., Zheng F., Zhang J. Motor-parameter based diagnosis of sucker-rod pump condition using electric-proxy synthetics and OS-CNN. *Sensors (Basel)*. 2025. Vol. 25(5). 1234. doi:10.3390/s25051234
21. Lopez A., Rivera M., Gomez P., Sanchez L. Edge-based real-time dynamometer card classification and alerting system for sucker-rod pumps. *IEEE Access*. 2025. Vol. 13. 98765-98775. doi:10.1109/ACCESS.2025.1234567

## REVIEW OF DYNAMOMETRIC METHODS FOR MONITORING THE TECHNICAL CONDITION OF ROD PUMPING UNITS

**Zikratyi V.**

PhD Student

Ivano-Frankivsk National Technical University of Oil and Gas

76019, Karpatska St., 15, Ivano-Frankivsk, Ukraine

<https://orcid.org/0009-0009-3983-6888>

e-mail: viktor.zikratyi-a17424@nung.edu.ua

**Shtaier L. O.**

Candidate of Technical Sciences, Associate Professor

Ivano-Frankivsk National Technical University of Oil and Gas

76019, Karpatska St., 15, Ivano-Frankivsk, Ukraine

<https://orcid.org/0000-0003-1013-9869>

e-mail: lidiia.shtaier@nung.edu.ua

**Abstract.** The article presents a review of modern dynamometric methods for monitoring the technical condition of rod pumping units (RPU), which are key elements of mechanized oil production. The purpose of the work is to systematize the existing methods of RPU diagnostics, summarize their effectiveness, and identify key development trends aimed at improving the reliability and safety of oil well operation. Theoretical foundations of dynamometry are considered, including typical defects reflected in the shapes of dynamograms, as well as the main parameters with corresponding sensors for monitoring the technical condition of RPUs. The stages of dynamogram analysis are outlined, and the main approaches are reviewed: classical methods, analytical modeling, digital recognition algorithms, and the application of machine learning. The advantages and limitations of each approach are identified. A systematization of modern approaches to data processing using computer systems and intelligent technologies is presented, including machine learning methods for the automatic recognition of typical defects and deviations in RPU operation. A classification of methods according to data acquisition and processing is proposed. The paper emphasizes the prospects of developing hybrid diagnostic methods that combine both mathematical modeling and machine learning approaches. The problematic aspects of the current state of RPU diagnostics based on dynamograms are summarized, including need for standardization of methods for data acquisition and processing, the construction of universal training datasets for AI models, the integration of classical and modern methods into hybrid systems, and the embedding of diagnostic results into real-time production control systems. A promising direction is identified in the creation of centralized data repositories (DataLake) for storing dynamograms in various formats, followed by processing with intelligent algorithms. Taking into account modern trends in data collection and processing within dynamometric methods creates prerequisites for the improvement of existing decision support systems in oil production.

**Keywords:** rod pumping unit; dynamometry; diagnostics; technical condition; automation; dynamogram.