

Міністерство освіти і науки України
Івано-Франківський національний технічний університет нафти і газу
Інститут інформаційних технологій
Кафедра інформаційно - телекомунікаційних технологій і систем

Кириченко С.Р.

УДК 681.518.5

БАКАЛАВРСЬКА РОБОТА

Комплексна тема: "Розроблення системи автоматичного управління (САУ) ШГНУ на базі штучного інтелекту»

Тема: «Розроблення алгоритмічного забезпечення САУ ШГНУ на базі штучного інтелекту»

Освітня програма – «Системна інженерія-Інтернет речей»

Спеціальність 151 – Автоматизація та комп'ютерно-інтегровані технології

Робота містить результати власних досліджень, використання ідей, результатів і текстів інших авторів мають посилання на відповідне джерело:

Здобувач освітнього ступеня _____ *С.Р. Кириченко*

(підпис, ініціали та прізвище здобувача)

Науковий керівник _____ *Заміховський Л.М., д.т.н., професор*

(підпис, прізвище, ім'я, по батькові, науковий ступінь, вчене звання керівника)

Допущено до захисту
Завідувач кафедри ІТТС

д.т.н., проф. _____ *Л.М. Заміховський*

(посада) (підпис) (дата) (ініціали та прізвище)

Івано-Франківський національний технічний університет нафти і газу

Інститут Інформаційних технологій

Кафедра Інформаційно- телекомунікаційних технологій і систем

Напрямок підготовки 151 – Автоматизація та комп'ютерно-інтегровані технології

ОПП "Комп'ютеризовані системи управління та автоматика"

ЗАТВЕРДЖУЮ

Зав. кафедрою ІТТС д.т.н., проф.

Л.М. Заміховський

« » травня 2025 р.

ЗАВДАННЯ

НА ВИКОНАННЯ БАКАЛАВРСЬКОЇ РОБОТИ СТУДЕНТОВІ

Кириченко С.Р.

1. Тема бакалаврської роботи: «Розроблення системи автоматичного управління (САУ) ШГНУ на базі штучного інтелекту»

(затверджена наказом по університету № 281/7 від 05.05.2025 року)

Керівник роботи д.т.н., професор Заміховський Л.М.

2. Термін здачі студентом закінченої роботи 20 червня 2025 року

3. Вихідні дані до проекту (роботи) Технічна література по темі роботи

4. Зміст розрахунково - пояснювальної записки (перелік питань, що підлягають розробці)

Вступ. Управління процесом механізованого нафтовидобутку з врахуванням технічного стану ШГНУ. Контроль за роботою ШГНУ та її технічним станом. Використання методів обробки динамограм на базі штучних нейронних мереж для оцінки технічного стану ШГНУ. Розроблення алгоритмічного забезпечення САУ ШГНУ на базі штучних нейронних мереж. Структура методу 4S-TFSM-CNN для розпізнавання стану ШГНУ по робочих динамограмах. Висновки.

5. Перелік графічного матеріалу (з точним зазначенням обов'язкових креслень)

- Обладнання штангової глибинно-насосної установки (листів - 1);
- Приклад динамограми неповного заповнення насоса через потрапляння до нього газу (листів - 1);
- Дискретизована сітка для представлення динамограми у цифровому вигляді (листів - 1);
- Схема побудови штучної нейронної мережі 4S-TFSM (листів - 1);
- Приклад точності навчання та тестування мережі 4S-TFSM-CNN з 4DC (листів - 1);

6. Дата видачі завдання 06.05.2025 року

Керівник, д.т.н., професор

Завдання прийняв студент-бакалавр

Леонід ЗАМІХОВСЬКИЙ

Сергій КИРИЧЕНКО

КАЛЕНДАРНИЙ ПЛАН

№ п/п	Назва етапів бакалаврської роботи	Термін виконання етапів роботи	Примітка
1	Вступ.Управління процесом механізованого нафтовидобутку з врахуванням технічного стану ШГНУ. Конструкція ШГНУ. Контроль за роботою та її технічним станом	06.05 - 17.05. 2025 р.	виконано
2	Визначення відсоткового заповнення свердловинного насоса за допомогою динамограм. Визначення енергоефективності приводу верстата-качалки. Використання методів обробки динамограм на базі штучних нейронних мереж для оцінки технічного стану ШГНУ.	10.05 - 27.05. 2025 р.	виконано
3	Врівноваження установок свердловинних штангових насосів Аналіз свердловинних ватметрограм. Розроблення алгоритмічного забезпечення САУ ШГНУ на базі штучних нейронних мереж.	22.05 - 07.06. 2025 р.	виконано
4	Вихідні положення застосування штучних нейронних мереж для обробки динамограм. Процедура вилучення особливостей діагностичних ознак динамограми з використанням штучної нейронної мережі	29.05– 12.06. 2025 р.	виконано
5	Структура методу 4S-TFSM-CNN для розпізнавання стану ШГНУ по робочих динамограмах. Збір та обробка даних промислових динамограм. Архітектура 4S-TFSM-CNN мережі та оцінка її продуктивності. Порівняння продуктивності мереж image-CNN та 4S-TFSM-CNN	05.06 – 18.06. 2025 р.	виконано
6	Оформлення пояснювальної записки	7.06 – 14.06. 2025 р.	виконано
7	Оформлення графічного матеріалу	10.06 – 20.06. 2025р.	виконано

Студент-бакалавр

(підпис)

Сергій КИРИЧЕНКО

Керівник роботи, д.т.н., професор

(підпис)

Леонід ЗАМІХОВСЬКИЙ

РЕФЕРАТ

Робота складається з вступу, двох розділів, висновків, списку використаних джерел і викладена на 70 сторінках і містить 20 рисунків, 9 таблиць та 23 використаних літературних джерела.

Тема випускної кваліфікаційної роботи: «Розроблення алгоритмічного забезпечення САУ ШГНУ з врахуванням його технічного стану на базі штучного інтелекту».

Мета бакалаврської роботи: Розроблення алгоритмічного забезпечення САУ ШГНУ на базі штучних нейронних мереж для вилучення діагностичних ознак динамограми та підвищення ефективності управління ШГНУ.

Об'єкт дослідження: штангова глибинно-насосна установка.

Предмет дослідження: алгоритмічне забезпечення системи автоматичного управління ШГНУ

За результатами аналізу проблеми управління процесом механізованого нафтовидобутку з врахуванням стану ШГНУ отримані наступні результати:

- розроблена процедура вилучення особливостей діагностичних ознак динамограми з використанням штучної нейронної мережі;

- розроблення структури методу 4S-TFSM-CNN для розпізнавання стану ШГНУ за динамограмами з використанням спеціально розробленої згорткової нейронної мережі (CNN) ;

- визначена процедура збору і обробки даних промислових динамограм для формування набору даних з метою навчання штучних нейронних мереж;

- розроблена архітектури 4S-TFSM-CNN мережі, призначеної для вилучення ознак динамограми, що може ефективно покращити точність розпізнавання технічних станів ШГНУ, одночасно зменшуючи обчислювальні витрати та визначена оцінка її продуктивності;

- проведено порівняння продуктивності мереж image-CNN та 4-шарової CNN 4S-TFSM-CNN в якій дані динамограми генеруються часовими рядами.

Ключові слова: штангова глибинно-насосна установка, динамограма, нейронна мережа, архітектура, алгоритм, структура, модель, діагностування

ABSTRACT

The work consists of an introduction, two chapters, conclusions, a list of references and is presented on .. pages and contains .. figures, .. tables and .. used literary sources.

Topic of the final qualification work: "Development of algorithmic support for the ACS of the sucker rod pumping unit (SRPU) taking into account its technical condition based on artificial intelligence".

Objective of the bachelor's thesis: development of algorithmic support for the ACS of the SRPU based on artificial neural networks to extract diagnostic features of the dynamometer card and improve the efficiency of sucker rod pumping unit control.

Object of study: sucker rod pumping unit.

Subject of study: algorithmic support for the automatic control system of the sucker rod pumping unit

Based on the analysis of the problem of controlling the process of mechanized oil production taking into account the state of the SRPU, the following results were obtained:

- a procedure for extracting features of the diagnostic features of the dynamometer card using an artificial neural network was developed;
- development of the structure of the 4S-TFSM-CNN method for recognizing the sucker rod pumping unit condition based on dynamometer cards using a specially developed convolutional neural network (CNN);
- the procedure for collecting and processing industrial dynamometer card data when forming a data set for training artificial neural networks was determined;
- the architecture of the 4S-TFSM-CNN network designed to extract dynamometer card features was developed, which can effectively improve the recognition accuracy of the sucker rod pumping unit technical conditions while reducing computational costs, and an assessment of its performance was determined;
- a comparison of the performance of image-CNN and 4-layer CNN 4S-TFSM-CNN networks, in which dynamometer card data are generated by time series, was carried out.

Keywords: sucker rod pumping unit, dynamometer card, neural network, architecture, algorithm, structure, model, diagnostics

ЗМІСТ

	с.
ПЕРЕЛІК ОСНОВНИХ ПОЗНАЧЕНЬ, СКОРОЧЕНЬ, СИМВОЛІВ І ОДИНИЦЬ	8
ВСТУП	9
1.УПРАВЛІННЯ ПРОЦЕСОМ МЕХАНІЗОВАНОГО НАФТОВИДОБУТКУ З ВРАХУВАННЯМ ТЕХНІЧНОГО СТАНУ ШТАНГОВОЇ ГЛИБИННО-НАСОСНОЇ УСТАНОВКИ. СТАН ПРОБЛЕМИ.	11
1.1 Конструкція штангової глибинно-насосної установки	11
1.2 Контроль за роботою штангової глибинно-насосної установки та її технічним станом	13
1.2.1 Визначення відсоткового заповнення свердловинного насоса за допомогою динамограм	15
1.2.2 Визначення енергоефективності приводу верстата-качалки	18
1.3 Використання методів обробки динамограм на базі штучних нейронних мереж для оцінки технічного стану штангової глибинно-насосної установки	21
1.4 Врівноваження установок свердловинних штангових насосів	25
1.5 Аналіз свердловинних ватметрограм	29
2. РОЗРОБЛЕННЯ АЛГОРИТМІЧНОГО ЗАБЕЗПЕЧЕННЯ СИСТЕМИ АВТОМАТИЧНОГО УПРАВЛІННЯ ШГНУ НА БАЗІ ШТУЧНИХ НЕЙРОННИХ МЕРЕЖ	33
2.1 Вихідні положення застосування штучних нейронних мереж для обробки динамограм	33
2.2 Процедура вилучення особливостей діагностичних ознак динамограми з використанням штучної нейронної мережі	34
2.3 Структура методу 4S-TFSM-CNN для розпізнавання стану ШГНУ по	

КБР СІ – 06.00.000 ПЗ								
Зм.	Арк.	№ доквм.	Підп.	Дата	Розроблення алгоритмічного забезпечення САУ ШГНУ на базі штучного інтелекту	Літ.	Арк.	Аркшвів
Розроб.		Кириченко С.						
Перевір.		Заміховський					6	70
Реценз.						ІФНТУНГ СІ-21-1		
Н. контр.		Возний А.						
Затверд.		Заміховський						

робочих динамограмах	42
2.3.1. Збір та обробка даних промислових динамограм	43
2.4 Архітектура 4S-TFSM-CNN мережі та оцінка її продуктивності	48
2.5. Порівняння продуктивності мереж image-CNN та 4S-TFSM-CNN	52
ВИСНОВКИ	65
ПЕРЕЛІК ПОСИЛАНЬ НА ДЖЕРЕЛА	67
БІБЛІОГРАФІЧНА ДОВІДКА	70

					КБР СІ – 06.00.000 ПЗ			
Зм.	Арк.	№ докum.	Підп.	Дата	Розроблення алгоритмічного забезпечення САУ ШГНУ на базі штучного інтелекту	Літ.	Арк.	Аркшів
Розроб.		Кириченко С.						
Перевір.		Заміховський					7	70
Реценз.						ІФНТУНГ СІ-21-1		
Н. контр.		Возний А.						
Затверд.		Заміховський						

**ПЕРЕЛІК ОСНОВНИХ ПОЗНАЧЕНЬ, СКОРОЧЕНЬ,
СИМВОЛІВ І ОДИНИЦЬ**

ШГНУ - штангова глибинно-насосна установка

ККД - коефіцієнт корисної дії

КНКТ - колона насосно-компресорних труб

ВК - верстат качалка

НШ - насосні штанги

СШН - свердловинний штанговий насос

АГЗУ - автоматизована групова замірна установка

САУ – система автоматичного управління

КТЗ - комплекс технічних засобів

БМА – блок місцевої автоматизації

ВГД – верхня границя діапазону

НГД - нижня границя діапазону

SCADA - supervisory Control And Data Acquisition

СУ – система управління

АРМ – автоматизоване робоче місце

OPC - Open Platform Communications

RTU - remote Terminal Unit

ДП – диспетчерський пункт

ШУ СУС - шафа управління системою управління свердловиною

АСУТП - автоматизована система управління технологічними процесами

АСКОЕ - автоматизована система контролю та обліку енергоресурсів

					КБР. СІ – 06.00.00.000 ПЗ	Арк.
						8
Зм.	Арк.	№ докум.	Підпис	Дата		

ВСТУП

Сучасний стан нафтовидобувної галузі паливно-енергетичного комплексу України характеризується тим, що більшість нафтових родовищ відносяться до промислів пізньої стадії експлуатації, які відрізняються збільшенням обводненості продукції, зниженням середнього дебіту свердловин і зростанням витрат за кожен видобуток тонни нафти.

У цих умовах особливої актуальності набувають проблеми підвищення ефективності розробки родовищ: збільшення видобутку нафти, зниження відбору попутної води, підвищення нафтовіддачі пластів, продовження життєвого циклу розробки родовищ та досягнення економічної ефективності.

Напрямами вирішення цих актуальних завдань є створення адаптивної системи управління розробкою нафтових родовищ: оперативне управління процесом видобутку нафти за допомогою штангових глибинно-насосних установок (ШГНУ), організація комплексних впливів на пласт, адекватних конкретним стадіям розробки родовищ і ін.

Сучасні системи управління передбачають реалізацію двох основних функцій:

- регулювання подачі (об'єму рідини в одиницю часу) установки ШГНУ для забезпечення максимального дебіту рідини, мінімального зносу обладнання та енергозбереження;
- діагностику несправностей обладнання ШГНУ та свердловини (для подальшого ухвалення рішення про зупинку або переході в інший режим роботи з одночасною сигналізацією оператору про виникнення несправності).

Необхідність підвищення надійності, технологічності та зниження собівартості систем управління, що розробляються, вимагає кардинальної зміни існуючих підходів до обробки інформації та зниження кількості встановлених датчиків. Незважаючи на значну кількість досліджень, проведених у галузі

					КБР. СІ – 06.00.00.000 ПЗ	Арк.
						9
Зм.	Арк.	№ докум.	Підпис	Дата		

побудови точних та надійних датчиків фізичних величин, останні, тим не менш, залишаються найслабшим елементом систем керування штанговими насосами.

У зв'язку з цим, наразі набирають популярності системи управління, що дозволяють регулювати подачу ШГНУ, а також визначати стан заглибного та надводного обладнання за допомогою математичної обробки сигналів активної потужності, що витрачається електроприводом штангового насосного агрегату на підйом свердловини. Такі системи управління вимагають встановлення лише датчиків електричних величин для реалізації алгоритмів управління та діагностики, що дозволяє значно знизити їх вартість, а також витрати на обслуговування. Однак існуючі наразі методи управління та діагностики мають низьку точність, складні у впровадженні та потребують подальшого вивчення та вдосконалення.

У зв'язку з викладеним актуальною є задача розробки технічного забезпечення системи управління процесом нафтовидобутку ШГНУ на базі штучного інтелекту.

					КБР. СІ – 06.00.00.000 ПЗ	Арк.
						10
Зм.	Арк.	№ докум.	Підпис	Дата		

1. УПРАВЛІННЯ ПРОЦЕСОМ МЕХАНІЗОВАНОГО НАФТОВИДОБУТКУ З ВРАХУВАННЯМ ТЕХНІЧНОГО СТАНУ ШТАНГОВОЇ ГЛИБИННО-НАСОСНОЇ УСТАНОВКИ. СТАН ПРОБЛЕМИ.

1.1 Конструкція штангової глибинно-насосної установки.

Спосіб механізованої експлуатації свердловин за допомогою штангових глибинно-насосних установок (ШГНУ) відноситься до основних у багатьох країнах (США, Канада) та багатьох інших нафтових компаніях, в тому числі і ПАТ «Укрнафта».

В Україні установки ШГНУ є одним з основних типів свердловинних насосів, поступаючись лише установкам заглибних електровідцентрових насосів (УЕВН) за кількістю свердловин, що експлуатуються, і обсягами нафти, що видобувається.

Робота електроприводів установок ШГНУ має ряд особливостей. Електроприводи ШГНУ працюють зі змінним навантаженням, що циклічно змінюється, при потужностях нижче номінальних, що негативно впливає на коефіцієнт потужності мережі та коефіцієнт корисної дії самого двигуна. Через необхідність забезпечення високого моменту при пуску насосної установки, особливо в зимовий час, ШГНУ комплектуються електродвигунами наперед більшої потужності і під час роботи виявляються значною мірою недовантаженими.

Схема установки СШН показано на рис. 1.1. Установка ШГН складається з підземної та наземної частин [1,2]. Підземна частина містить фільтр, свердловинний глибинний штанговий насос, колону насосно-компресорних

					КБР. СІ – 06.00.00.000 ПЗ	Арк.
						11
Зм.	Арк.	№ докум.	Підпис	Дата		

труб і колону насосних штанг. Наземна частина включає наступне обладнання: гирла арматура, гирловий сальник, полірований шток, стійка, траверси канатної підвіски, головка балансиру, фундамент, канатна підвіска, балансир, шатун, кривошип, редуктор, шків, клино-пасова передача, гальмо, станція управління та трансформатор.

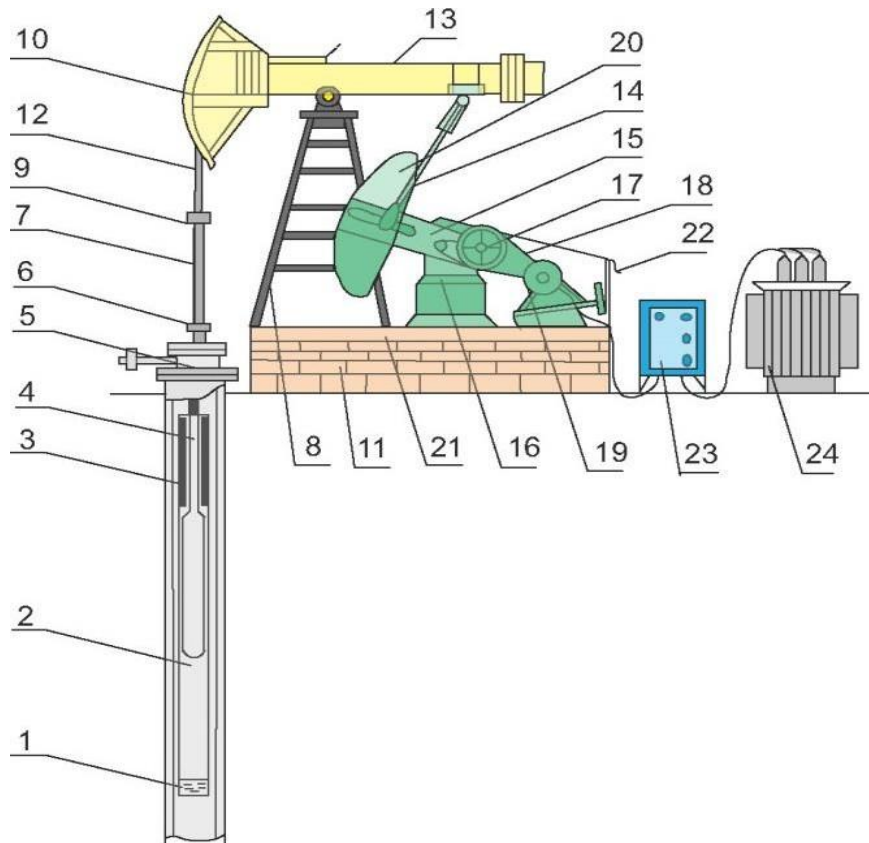


Рисунок 1.1 - Обладнання штангової глибинно-насосної установки:

1 – фільтр, 2 – свердловинний насос, 3 – насосно-компресорні труби, 4 – насосні штанги, 5 – обладнання гирла, 6 – гирловий сальник, 7 – полірований шток, 8 – стійка, 9 – траверси кан 11 – фундамент, 12 – канатна підвіска, 13 – балансир, 14 – шатун, 15 – кривошип, 16 – редуктор, 17 – шків, 18 – клинопасова передача, 19 – електродвигун, 20 – балансувальний вантаж 2, 2 1 управління, 24 – трансформатор

Кривошипно-шатунний механізм установки ШГН перетворює обертання валу електродвигуна, що передається через редуктор, у зворотно-поступальний рух полірованого штока та з'єднаної з ним колони насосних штанг [3]. Якщо

					КБР. СІ – 06.00.00.000 ПЗ	Арк.
						12
Зм.	Арк.	№ докум.	Підпис	Дата		

прийняти швидкість обертання постійного валу електродвигуна, то рух точки підвісу штанг відбувається за законом, близьким до гармонійного. Але оскільки для приводу використовуються асинхронні електродвигуни, а навантаження циклічно змінюється, переміщення точки підвісу штанг відрізнятиметься від гармонійного закону. Для приводу установок СШН у більшості випадків використовуються асинхронні електродвигуни з підвищеним пусковим моментом напругою 0,4 кВ з синхронною швидкістю обертання 500; 750; 1000 чи 1500 об/хв потужністю 22–37 кВт. Широко використовуються електродвигуни серій 4А, 5А, АІР та інші.

Також для приводів установок ШГН розробляються спеціальні типи електродвигунів, наприклад, вентильні. Вентильні двигуни можуть працювати на низьких швидкостях обертання (до 200 об/хв і нижче), що дозволяє встановлювати їх прямо на вхідному валу редуктора. При цьому зі схеми насосної установки виключається пасова передача і, відповідно, зникають проблеми з обривом ременів. Однак через високу вартість вентильні приводи поки не набули поширення на установках СШН.

1.2 Контроль за роботою штангової глибинно-насосної установки та її технічним станом

Найчастіша проблема, з якою доводиться мати справу під час експлуатації ШГНУ - їхня низька продуктивність внаслідок неповного заповнення насоса рідиною. Це відбувається, якщо продуктивність насоса перевищує дебіт свердловини або через погану сепарацію газу на прийомі. Продуктивність насоса знижується через потрапляння до нього газу. Якщо свердловини обслуговуватимуться насосом, заповненим рідиною, це забезпечить їх більш ефективну роботу та зниження виробничих витрат. Для того щоб працювати з повністю заповненим рідиною насосом, необхідно усунути попадання газу та

					КБР. СІ – 06.00.00.000 ПЗ	Арк.
						13
Зм.	Арк.	№ докум.	Підпис	Дата		

контролювати тривалість роботи насоса, щоб об'ємна продуктивність насоса відповідала припливу пластового флюїду. Необхідно періодично контролювати роботу системи, щоб не виникали механічні несправності в насосі та підтримувалася ефективна експлуатація свердловин.

Аналіз роботи насоса потребує проведення інтегрованого аналізу приводного двигуна, наземного обладнання, обладнання стовбура свердловини, забійного насоса, газосепаратора та колектора. Цей аналіз ґрунтується на даних, отриманих від датчиків рівня, динамометрів та датчиків потужності електродвигуна. Будь-які експлуатаційні умови, які можуть перешкодити роботі обладнання і відповідно видобутку зі свердловини, негайно аналізуються за допомогою портативної системи, що є на майданчику. Використовуючи інтегрований аналіз, оператор може встановити причину будь-якої проблеми, що виникає в процесі експлуатації, контролювати умови функціонування насоса, оптимізувати темпи відбору флюїдів, і цим ефективно експлуатувати свердловини з ШГН.

Для того щоб точно визначити умови, в яких працює насос, необхідно поряд з результатами вимірювання рівня рідини на діючій свердловині використовувати і *динамограму* насоса, яка вказує процентне наповнення рідини насоса. Якщо оператору відомо, що:

- 1) свердловина експлуатується з максимальним дебітом;
- 2) висота стовпа рідини вище за глибину прийому насоса;
- 3) насос не повністю заповнений рідиною та вільний газ надходить вгору в затрубний простір,

у такому разі оператор може визначити, чи можлива низька ефективність видобутку неповним заповненням насоса через попадання газу або надмірним відбором рідини зі свердловини.

					КБР. СІ – 06.00.00.000 ПЗ	Арк.
						14
Зм.	Арк.	№ докум.	Підпис	Дата		

1.2.1 Визначення відсоткового заповнення свердловинного насоса за допомогою динамограм

За допомогою інтегрованої системи збору даних можна одночасно отримати дані про потужність двигуна та динамометричні дані. Оператор може за кілька хвилин вимірювання рівня рідини, динамометрію та напругу і силу струму.

Тензодатчик може особливу конструкцію, яка легко кріпиться до полірованого штока. Датчики сили струму і напруги вимірюють струм і напругу, що підводяться до приводного двигуна верстата-качалки. Аналіз роботи свердловинного насоса ведеться шляхом розрахунку динамограми насоса за даними навантаження та положення, виміряним на гирлі. Динамограма представляє собою діаграмну криву розрахункових значень навантаження на колону штанг при різних положеннях насоса. Основне призначення динамограми установки ШГН показати ефективність роботи насоса та дати аналіз проблем, що виникають із внутрішньоскважинним насосним обладнанням [4].

Рис.1.2 показує, що причиною низької продуктивності цієї свердловини є неповне заповнення насоса, а форма динамограми насоса вказує на те, що це викликано попаданням газу в насос внаслідок неефективної вибійної сепарації газу [4].

					КБР. СІ – 06.00.00.000 ПЗ	Арк.
						15
Зм.	Арк.	№ докум.	Підпис	Дата		

рідини знаходиться на прийомі насоса (як в рис.1.3); все це є переконливим доказом

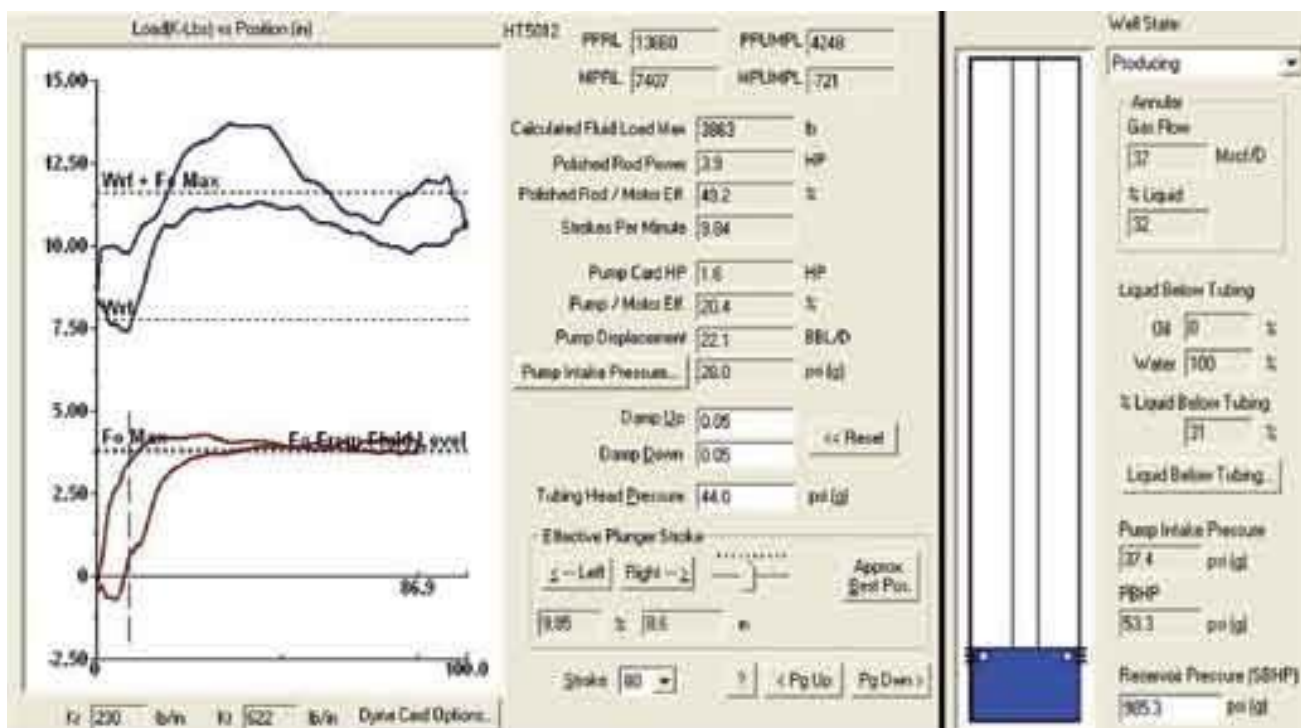


Рисунок 1.3 - Низька ефективність видобутку через неповне заповнення насоса при надмірному відборі зі свердловини

того, що на прийомі насоса має місце відмінна сепарація газу і що свердловина експлуатується з максимальним дебітом. Оскільки сепарація газу хороша та продуктивність насоса перевищує максимальний дебіт свердловини, для забезпечення максимального ККД насоса необхідно контролювати тривалість його роботи.

В [5] показано, що підвищення ефективності роботи ШГНУ полягає в використанні різних інтелектуальних алгоритмів, які дозволяють, в тому числі, здійснити переклад поверхневої динамограми в глибинну за допомогою рішення хвильового рівняння. Отримана в результаті глибинна динамограми, поряд з поверхневою, не тільки несе в собі інформацію про властивості і стан свердловини, але може бути використана і для розрахунку кількості нафти, газу і води в свердловині.

Крім того, розрахунок глибинної динамограми дозволяє отримати більш широке уявлення про роботу насосного обладнання (ступінь заповнення, наявність витоків, сила удару плунжера про рідину, відсоток газовмісту і т.д.) і, завдяки цьому, оптимізувати видобуток. Все, що потрібно від оператора при роботі з контролером, - запам'ятати всього 12 основних форм глибинних динамограм насоса (рис. 1.4).

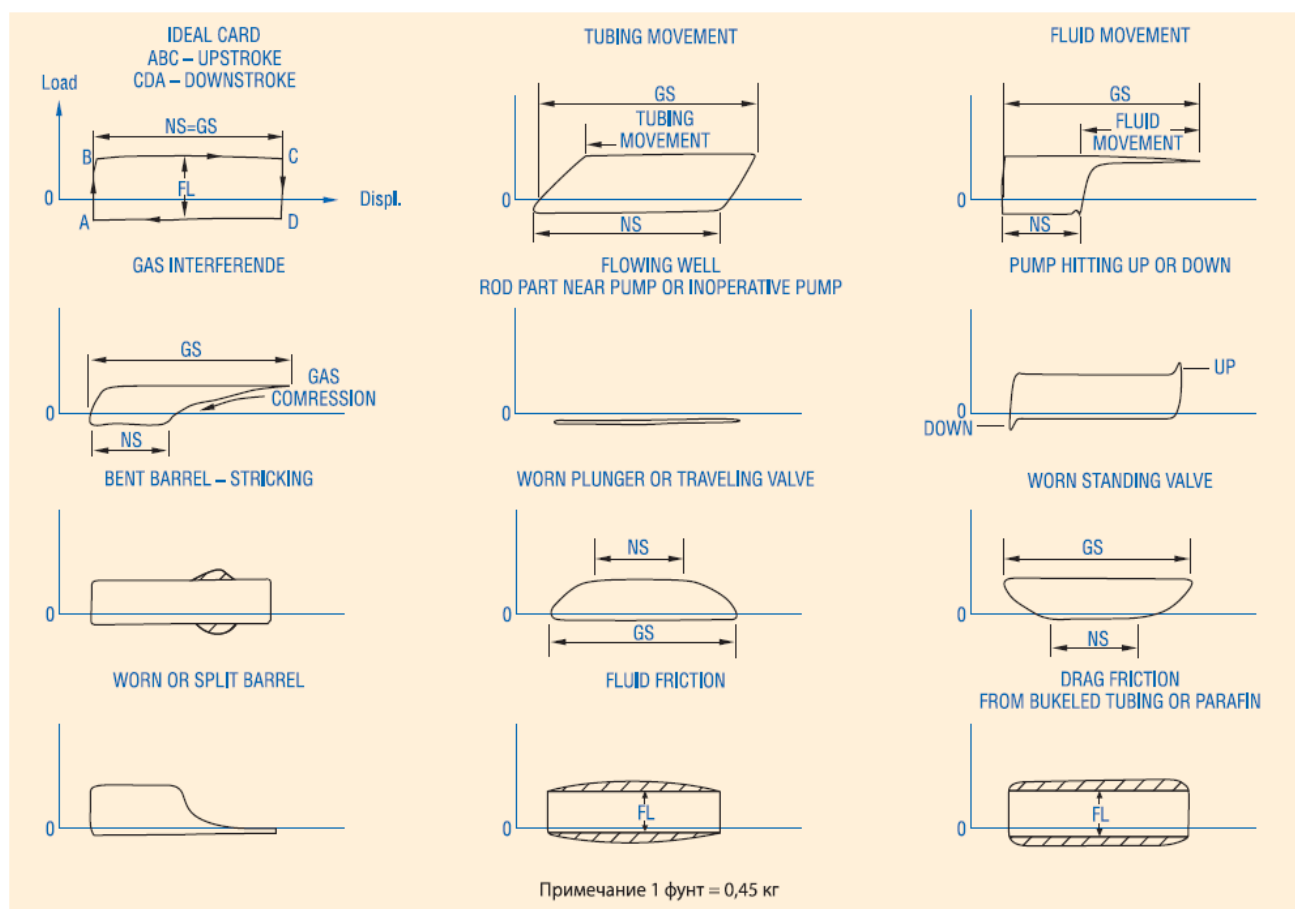


Рисунок 1.4 - Аналіз глибинних динамограм свердловинного насосу

1.2.2 Визначення енергоефективності приводу верстата-качалки

Визначення загальної ефективності ШГНУ дозволяє виявити ряд проблем. Як показує досвід, для цього необхідно провести вимірювання приводної потужності електроприводу верстата-качалки установки ШГН, визначити вибійний тиск фонтанування та точні дані випробування свердловини на

					КБР. СІ – 06.00.00.000 ПЗ	Арк.
Зм.	Арк.	№ докум.	Підпис	Дата		18

притік.

Проводиться повний аналіз потужності двигуна і струму з використанням характеристик свердловини і отриманих даних. Ефективність насосної системи повинна складати приблизно 50%, а якщо вона буде нижче 35%, то необхідно вжити відповідні заходи.

Для аналізу свердловин, у яких ефективність насосної системи нижче 35%, вживають відповідні заходи, наприклад для свердловини з рис. 1.3, де рівень рідини низький і низький рівень заповнення насоса у оператора є можливість підвищити ефективність свердловини за допомогою контролю тривалості роботи насоса. Для свердловини з рис.1.2 яка має високий рівень рідини і низьке заповнення насоса, для оператора надзвичайно важливо усунути проблему потрапляння газу в насос.

При зборі даних про потужності приводу ШГНУ основна мета - встановити ефективність роботи свердловинного насоса. Наступна методика може підвищити загальну ефективність роботи системи:

1. Підтримувати високий коефіцієнт наповнення насоса:
 - навести відповідні вимоги до відбору рідини із свердловини з притоком флюїдів у ствол свердловини;
 - усунути потрапляння газу в насос;
 - використовувати повну продуктивність насоса для контролю його роботи за допомогою контролера або таймера;
2. Якщо ефективність системи низька, визначити проблему і усунути неполадки.
3. Перевірити калібрування ватметра.
4. Довести на відповідність технічним умовам механічну/ електричну частину насоса.
5. Продуктивність ШГНУ повинна відповідати свердловинному навантаженню (навантаження на редуктор повинно складати не менше 50% від номінальної величини)

					КБР. СІ – 06.00.00.000 ПЗ	Арк.
						19
Зм.	Арк.	№ докум.	Підпис	Дата		

6. При використанні електродвигунів, потужність яких значно перевищує необхідну і де середня ефективність електроприводу нижче 50-60%, його слід змінити (якщо його потужність у два рази перевищує потрібну).

Ранжування позицій проведено таким чином, що у верхній частині списку вказано найбільш економічні методи підвищення ефективності установки ШГН.

Низька ефективність роботи ШГНУ може свідчити про наявність механічної несправності на усті свердловини або у вибійному обладнанні. У випадках, коли значний відсоток потужності, що підводиться до верстата-качалки, втрачається

через механічне зношування і тертя, оператор повинен знайти ці несправності та усунути їх, оскільки підвищене зношення обладнання викликає передчасні відмови установки ШГН.

Серед заходів по визначенні енергоефективності приводу верстата-качалки механічне/електричне балансування навантажувального крутного моменту на його редуктор, що, як свідчить досвід, знижує споживання електроенергії приблизно на 12%. У залежності від тяжкості навантаження на приводний двигун, переміщення противаги на невелику відстань, як правило, лише незначно підвищує ефективність системи. Свердловинні умови з плином часу змінюються і оператор повинен періодично перевіряти навантаження крутного моменту на редукторі.

Розповсюдженим методом підбору необхідного двигуна є його вибір в наступного діапазоні двигунів, потужність якого в два рази вище розрахункової потужності полірованого штока, в результаті чого електродвигуни, встановлені на станках- качалках, мають незначне перевищення по потужності. Нормальна ефективність роботи наземного обладнання установок ШГН лежить в діапазоні від 75% до 85%, при цьому більша частина втрат має місце через низький ККД двигуна.

					КБР. СІ – 06.00.00.000 ПЗ	Арк.
						20
Зм.	Арк.	№ докум.	Підпис	Дата		

Поліпшити режим роботи електроприводу установки СШН дозволяє його врівноваження, яке проводиться на основі ватметрограм – графіків активної потужності, що споживається електродвигуном [6–9]. Тому проблема підвищення збалансованості (або врівноваження) установок СШН є актуальною для нафтогазовидобувних підприємств.

1.3 Використання методів обробки динамограм на базі штучних нейронних мереж для оцінки технічного стану штангової глибинно-насосної установки

Високоточна діагностика установки ШГН в режимі реального часу важлива для швидкого освоєння операцій на нафтових свердловинах. Ефективним методом діагностики є метод обробки динамограм, або динамометричної карти (ДК), форма якої може відображати свердловинні умови роботи глибинного насоса і його стан (приклади наведені в розд. 1.2.1).

В останні роки широке розповсюдження набули методи обробки динамограм на основі глибокого навчання. Однак, введення динамограми у вигляді двовимірного зображення в систему глибинного навчання страждає від низького рівня використання ознак і високих обчислювальних зусиль. Крім того, різні свердловинні умови на нафтовому родовищі мають різні системні параметри, а одна і та ж свердловина генерує різні динамограми в різні моменти часу.

Останнім часом все більшого поширення набувають інтелектуальні технології розпізнавання, такі як самоорганізуючі конкурентні мережі [10], нейронні мережі з радіальною базисною функцією (RBF) [11], спектральна кластеризація [12], теорія аналізу виділених компонент [13], приховані марковські моделі, особливо метод розпізнавання стану свердловин на основі глибокого навчання [14,15,16] отримали швидкий розвиток. Ці підходи значно

					КБР. СІ – 06.00.00.000 ПЗ	Арк.
						21
Зм.	Арк.	№ докум.	Підпис	Дата		

підвищили точність розпізнавання стану свердловин. В [17] запропонована інтелектуальну модель розпізнавання на основі згорткової нейронної мережі (CNN), яка неявно витягує ознаки зображень за допомогою операцій згортки та об'єднання і здійснює діагностику несправностей свердловин. Вищезазначені дослідження зосереджені на покращенні здатності характеристик ознак та класифікаційних

Однак, в реальних установках ШГН виникають дві проблеми, з якими доводиться стикатися штангових насосних систем. Методи розпізнавання стану свердловини на основі глибокого навчання зазвичай використовують динамограми, як зображення для вилучення ознак і класифікації. На відміну від звичайного зображення, що містить складну інформацію, динамограма складається із замкненої кривої, яка містить лише дані про навантаження та переміщення. Динамограма вводиться в глибоку нейронну мережу як зображення для навчання моделі, що ще більше збільшує обчислювальні зусилля.

Сучасні методи розпізнавання робочого стану установки ШГН на основі динамограм ґрунтуються або на вилученні діагностичних ознак з динамограми, а потім на використанні класифікаторів для автоматичної класифікації ознак або на введенні динамограми у вигляді зображення в глибоку нейронну мережу для діагностики робочого стану.

Як уже було зазначено, для задач розпізнавання зображень найбільш результативними є підходи, що ґрунтуються на використанні нейронних мереж. Початковим етапом створення автоматизованої системи виступає вибір методу перетворення сигналів, отриманих із датчиків, у формат зображення. Це зумовлює необхідність визначення способу цифрового представлення (оцифрування) динамограми чи струмограми. У подальшому, для прикладу, розглядатиметься динамограма як основний показник функціонування штангової насосної установки, хоча обробка струмограм здійснюється аналогічно. Існують два основних підходи до оцифрування: подання координат

					КБР. СІ – 06.00.00.000 ПЗ	Арк.
						22
Зм.	Арк.	№ докум.	Підпис	Дата		

динамограми у вигляді дійсних чисел (десятькова система) або у двійковому представленні (матриця з нулів та одиниць). Аналіз експериментальних і змодельованих динамограм, а також відповідність кожного типу динамограми певному стану обладнання, дозволяють зробити висновок, що використання двійкової системи числення є універсальнішим варіантом. До того ж, такі дані зручніше обробляти за допомогою логічних операцій.

Дані з цифрового датчика зусилля P збираються протягом одного повного оберту колінчастого валу. Якщо побудувати залежність цих даних від кута повороту кривошипа α , отримаємо розгорнуту динамограму. Зібрані з датчиків сигнали підлягають оцифруванню згідно із заданими правилами для отримання бінарної форми. Для реалізації такого алгоритму застосовується програмне середовище MATLAB, яке забезпечує ефективну роботу з великими масивами даних і матрицями. Розроблена у MATLAB функція дозволяє зчитувати

інформацію з датчика, будувати динамограму у відносних одиницях та формувати відповідну двійкову матрицю. Кожен елемент вхідного масиву перевіряється на належність до певної комірки вихідної матриці, і якщо умова виконується, цій комірці присвоюється значення "1". Всі інші елементи залишаються зі значенням "0". Приклад накладання координатної сітки на теоретичну динамограму наведено на рис. 1.5.

					КБР. СІ – 06.00.00.000 ПЗ	Арк.
						23
Зм.	Арк.	№ докум.	Підпис	Дата		

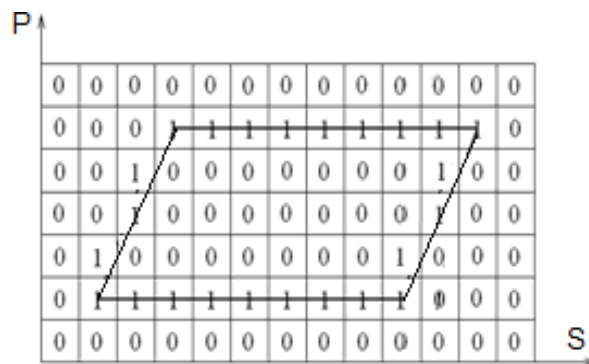
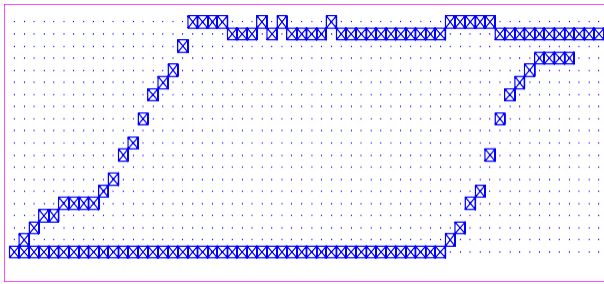


Рисунок 1.5 - Дискретизована сітка для представлення динамограми у цифровому вигляді

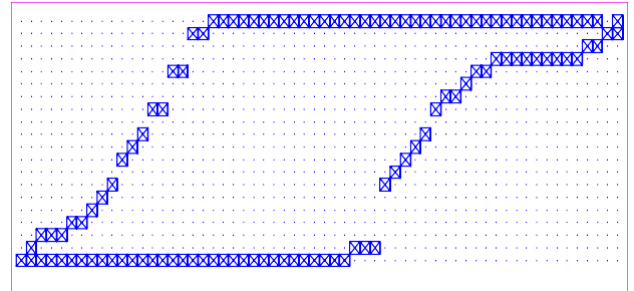
Оцифровані дані зберігаються у вигляді матриці, що дозволяє ефективно виділяти ключові ознаки типових динамограм. На основі експериментальних досліджень визначено, що оптимальною структурою є матриця з 20 рядками, оскільки подальше збільшення цього параметра не призводить до покращення результатів аналізу. Для оптимізації обчислювальних процесів і зменшення обсягу вхідної інформації кількість стовпців обрана рівною 60. Це забезпечує фіксацію значень сили на полірованому штоку з інтервалом у три градуси повороту кривошипа.

Після такого перетворення даних формується бінарний код динамограми: значення елементів матриці послідовно записуються у вектор-рядок довжиною 1200 елементів (20×60), шляхом послідовного зчитування рядків зліва направо і зверху вниз. Для відображення динамограми на екрані цей вектор може бути легко трансформований назад у матричний формат із заданими параметрами.

Для зручності візуалізації створено функцію, яка будує таблицю, де одиничні елементи матриці відображаються у вигляді квадратів, а нульові — як крапки. Приклад роботи цієї програми наведено на рис. 1.6.



а



б

Рисунок 1.6 - Графічне представлення матричних зображень динамограм, при коефіцієнтах заповнення насоса 0,95 (а) та 0,75 (б)

1.4 Врівноваження установок свердловинних штангових насосів

В розділі 1.2.2 було відмічено, що поліпшити режим роботи електроприводу установки СШН дозволяє його врівноваження, яке проводиться на основі ватметрограм. За відсутності врівноважування електропривод установки СШН буде працювати в руховому режимі при підйомі колони штанг разом зі свердловинною рідиною і переходитиме в генераторний режим під час спуску.

Слід зазначити, що кінематика установок СШН така, що під час опускання колони штанг відбувається підйом балансувальних вантажів з накопиченням у них потенційної енергії. свердловинної рідини. Процес переміщення вантажів називається врівноважуванням, або балансуванням, установки СШН. штангової колони.

Графік споживаної електродвигоном установки СШН активної потужності за один або кілька циклів качання називається ватметрограмою. Ватметрограми є ефективним та поширеним способом моніторингу свердловинних насосних установок. Ватметрограми дозволяють діагностувати цілу низку дефектів наземного та свердловинного обладнання, таких як дефекти редуктора,

					КБР. СІ – 06.00.00.000 ПЗ	Арк.
						25
Зм.	Арк.	№ докум.	Підпис	Дата		

підшипників верстата-качалки, обриви ременів, штанг та недостатню врівноваженість насосної установки [18,19]. З масиву ватметрограм шляхом математичної обробки може бути отриманий масив динамограм, а аналіз динамограм дозволяє діагностувати цілий ряд дефектів свердловинного обладнання: виток у всмоктувальному та нагнітальному клапанах, запарафінування насоса, неповне заповнення циліндра насоса рідиною, вплив пласта низька або надто висока посадка плунжера, вихід плунжера з насоса та інші.

При врівноважуванні намагаються забезпечити рівність максимальних значень активної потужності, що споживається електродвигуном, під час підйому (P1) та спуску (P2) колони штанг (рис. 1.7).

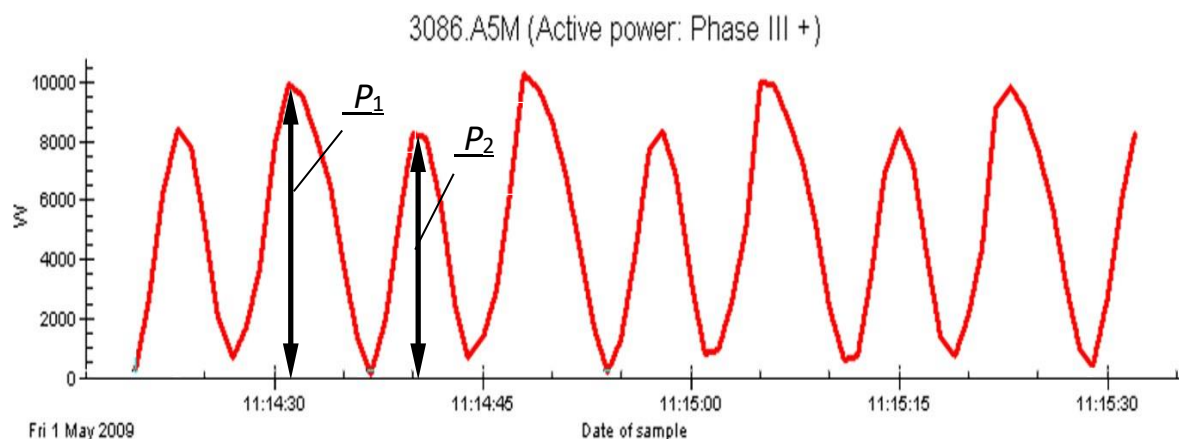


Рисунок 1.7 - Ваттметрограма установки свердловинного штангового насоса:

P1 - максимальна споживана активна потужність при підйомі колони штанг;

P2 - максимальна споживана активна потужність при спуску колони штанг

Рівень збалансованості установки СШН оцінюють за допомогою коефіцієнта невірноваженості. На практиці часто врівноважування установок СШН проводять за значенням струму [20]:

$$K = P_1 - P_2 / P_1 + P_2$$

де I_1 – максимальний струм під час підйому колони штанг, А; I_2 - максимальний струм при спуску колони штанг А.

					КБР. СІ – 06.00.00.000 ПЗ	Арк.
						26
Зм.	Арк.	№ докум.	Підпис	Дата		

Врівноважування по струму проводять за тією причиною, що в операторів на промислі часто відсутні прилади для вимірювання ватметрограм, а є тільки мультиметри з струмовими кліщами. Однак струм протягом циклу качання установки ШГНУ змінюється значно менше, ніж активна потужність (рис.1.8),

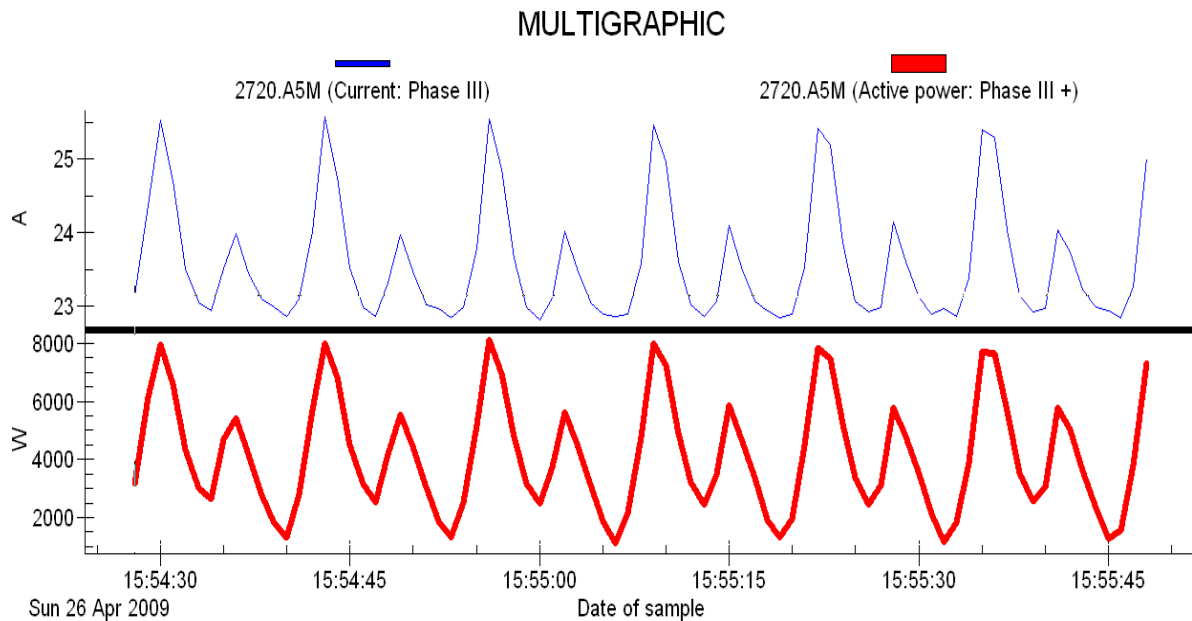


Рисунок 1.8 - Синхронізовані за часом струмограма та ватметрограма

тому зробити якісне балансування струму дуже складно [21].

З представлених на рис. 1.8 синхронізованих струмограми та ватметрограми видно, що струм змінюється за цикл коливання від 22,8 до 25,6 А (на 11 %), тоді як активна потужність змінюється з 1040 до 8009 Вт (на 87 %).

Таким чином, балансування

установки ШГНУ за значеннями активної потужності буде значно точнішим, ніж балансування за значеннями струму. Найбільш правильно було б проводити врівноваження не за максимальними значеннями струмів або потужності, а за енергією, що витрачається при підйомі та спуску колони штанг, тобто по інтегралам активної потужності за час підйому та спуску.

Однак урівноваження по енергії практично не використовується, оскільки вимагає наявності спеціальних приладів, підключених до вимірювальних трансформаторів струму, напруги та датчика положення, що визначає початок

					КБР. СІ – 06.00.00.000 ПЗ	Арк.
						27
Зм.	Арк.	№ докум.	Підпис	Дата		

ходу вгору і вниз. Такі прилади можуть бути інтегровані до складу інтелектуальних станцій управління, але їх кількість поки що дуже мала [22,23].

Також можна оцінювати збалансованість порівнюючи тривалості ходу колони штанг вгору і вниз (і швидкості руху вгору і вниз). Так як швидкість обертання асинхронних двигунів зменшується зі зростанням моменту на робочій ділянці характеристики, то і час руху буде різним. Однак для реалізації таких способів необхідна точна фіксація моментів проходження штоком нижньої та верхньої мертвих точок. На практиці станції керування часто не мають датчиків положення або мають один датчик, що фіксує проходження лише нижньої мертвої точки.

Встановлено, що недостатня врівноваженість установок СШН призводить до додаткових втрат потужності. На рис. 1.9 наводиться діаграма, що встановлює зв'язок між коефіцієнтом невірноваженості k і непродуктивним перевитратою потужності.

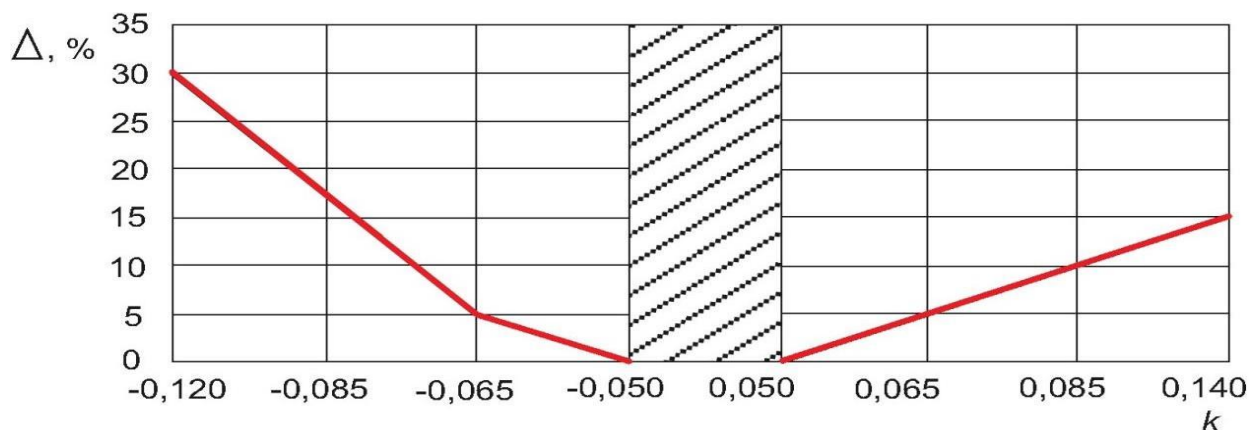


Рисунок 1.9 - Залежність перевитрати потужності від коефіцієнта невірноваженості установки штангового свердловинного насоса.

Як видно з рис. 1.9, невірноваженість значно збільшує споживання потужності насосної установки. Так, при коефіцієнті невірноваженості $k=0,14$ перевитрата потужності становитиме до 15 %, а при $k = - 0,12$ перевитрата потужності збільшиться до 30%. Якщо на ШГНУ встановлені занадто великі

вантажі (двигун споживає при підйомі штангової колони потужність менше, ніж

при спуску), то коефіцієнт невірноваженості набуває від'ємних значень. При цьому втрати потужності майже вдвічі перевищують втрати за позитивного значення коефіцієнта невірноваженості.

Якщо коефіцієнт невірноваженості знаходиться в межах від мінус 0,05 до +0,05, то насосна установка вважається врівноваженою. І додаткові втрати потужності можна не враховувати.

1.5 Аналіз свердловинних ватметрограм

Було проведено аналіз ватметрограм по свердловинах родовищ Західної України, що експлуатуються СШН. При цьому ставилося завдання оцінити загальний рівень збалансованості насосних установок, а також можливий ефект енергозбереження, який можна отримати внаслідок їх врівноваження.

Для кожної ватметрограми визначалися максимальні значення активної потужності під час підйому та спуску колони штанг, на основі яких обчислювалися коефіцієнти невірноваженості. Потім було знайдено частки свердловин, які відповідають певним діапазнам коефіцієнта невірноваженості.

Результати проведеного дослідження збалансованості свердловин, що експлуатуються СШН, наведено в табл. 1.1.

					КБР. СІ – 06.00.00.000 ПЗ	Арк.
						29
Зм.	Арк.	№ докум.	Підпис	Дата		

Таблиця 1.1. Результати дослідження збалансованості свердловин

Діапазон коефіцієнта незрівноваженості	Доля свердловин, %
-1,0...-0,5	33
-0,5...0,2	27
-0,2...0,1	13
-0,1...0,05	2
-0,05...0,05	2
0,05...0,1	4
0,1...0,2	13
0,2...0,5	4
0,5...1,0	2

Проведений аналіз показав, що збалансованими можна вважати лише 2 % свердловин, що мають коефіцієнт незрівноваженості від мінус 0,05 до +0,05. 33 % свердловин працює з коефіцієнтом незрівноваженості від мінус 1,0 до мінус 0,5; 27% - від мінус 0,5 до мінус 0,2; 13% - від мінус 0,2 до мінус 0,1; 2% - від мінус 0,1 до мінус 0,05. 4% свердловин працює з коефіцієнтом незрівноваженості від 0,05 до 0,1; 13% - від 0,1 до 0,2; 4% - від 0,2 до 0,5 і 2% - від 0,5 до 1,0.

При цьому було зафіксовано мінімальне від'ємне значення коефіцієнта незрівноваженості $k=-0,85$, а максимальне позитивне значення $k=0,74$. Ваттметриграми свердловин з коефіцієнтами незрівноваженості $k = -0,85$ і $k = 0,74$ наведені на рис. 1.10,1.11 відповідно.

					КБР. СІ – 06.00.00.000 ПЗ	Арк.
						30
Зм.	Арк.	№ докум.	Підпис	Дата		

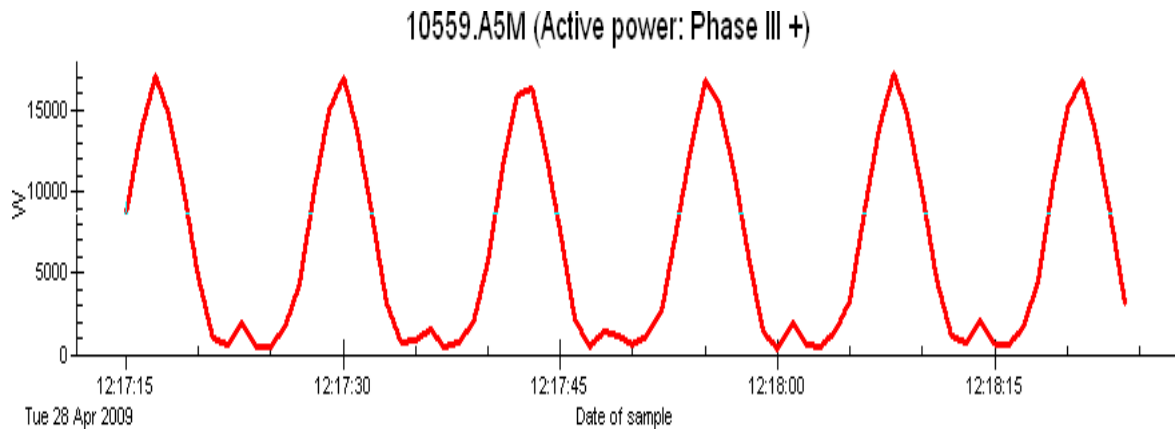


Рисунок 1.10 - Ваттmetroграма з коефіцієнтом неврiвноваженостi $k=-0,85$

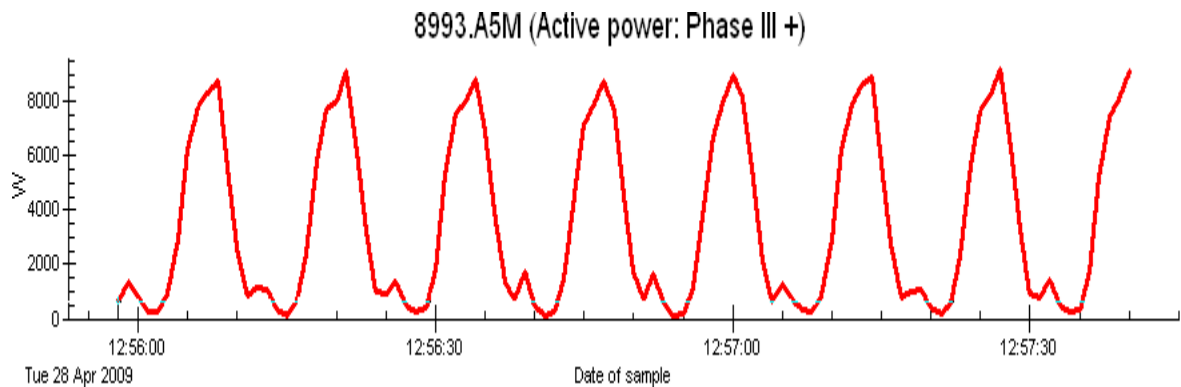


Рисунок 1.11 - Ваттmetroграма з коефіцієнтом неврiвноваженостi $k = 0,74$

Як видно з рис. 1.10, 1.11, при таких великих значеннях коефіцієнта неврiвноваженостi на ваттmetroграмах зникає один з пiкiв споживання потужностi за кожен цикл гойдання. режим А iншу половину перiоду спостерiгається пiдвищене споживання електроенергiї.

75 % свердловин мають негативний коефіцієнт неврiвноваженостi, тобто потужностi, що споживається електродвигуном на пiдйом колони штанг i свердловинної рiдини, менша, нiж потужностi, що споживається на пiдйом врiвноважувальних вантажiв.

					КБР. СІ – 06.00.00.000 ПЗ	Арк.
						31
Зм.	Арк.	№ докум.	Пiдпис	Дата		

Робота електродвигуна в режимі з різко змінним навантаженням, що змінюється, викликає погіршення енергетичних показників, таких як ККД і коефіцієнт потужності $\cos \varphi$.

Виходячи з викладеного можна зробити наступні висновки:

- ватметрування є ефективним методом контролю стану наземного обладнання та ступенем збалансованості установок ШГН.

- збалансованість або врівноваженість установок ШГН може оцінюватися за значеннями струму, активної потужності, що споживається за півперіоди електроенергії, або за швидкістю або часом руху точки підвісу штанг.

- недостатня збалансованість установок ШГН викликає перевитрату електроенергії та призводить до роботи електродвигуна в недовантаженому режимі з низькими значеннями коефіцієнта потужності та коефіцієнта корисної дії.

					КБР. СІ – 06.00.00.000 ПЗ	Арк.
						32
Зм.	Арк.	№ докум.	Підпис	Дата		

2. РОЗРОБЛЕННЯ АЛГОРИТМІЧНОГО ЗАБЕЗПЕЧЕННЯ СИСТЕМИ АВТОМАТИЧНОГО УПРАВЛІННЯ ШГНУ НА БАЗІ ШТУЧНИХ НЕЙРОННИХ МЕРЕЖ

2.1 Вихідні положення застосування штучних нейронних мереж для обробки динамограм

В розділі 1.3 було відмічено, що більшість штучних нейронних мереж використовується для аналізу індивідуальних даних по кожній динамограмі в той час, як динамограми знімаються постійно в процесі експлуатації свердловини і на них впливають свердловинні умови, які змінюються і не завжди враховуються при розшифруванні динамограм.

Тому ефективно вилучення діагностичних ознак для зменшення вхідної розмірності глибинної моделі та придушення неоднорідності умов свердловин необхідно враховувати. Виходячи з викладеного запропоновано підхід до діагностики дефектів свердловинного насоса на основі 4S-TFSM-CNN штучної нейронної мережі.

4S-TFSM-CNN включає два етапи: виділення ознак та визначення робочого стану.

Для вирішення проблеми високої обчислювальної складності, пов'язаної з подачею динамограми у вигляді зображення на вхід нейронної мережі, запропоновано технологію вилучення 4-сегментної часово- частотної сигнатури (4S-TFS) для виконання вилучення ознак під час стиснення даних.

Враховуючи відмічену проблему неоднорідності свердловинних умов, доцільним є застосування методу 4S-TFS для посилення відмінностей між різними типами зразків шляхом відносної нормалізації та обчислення матриці.

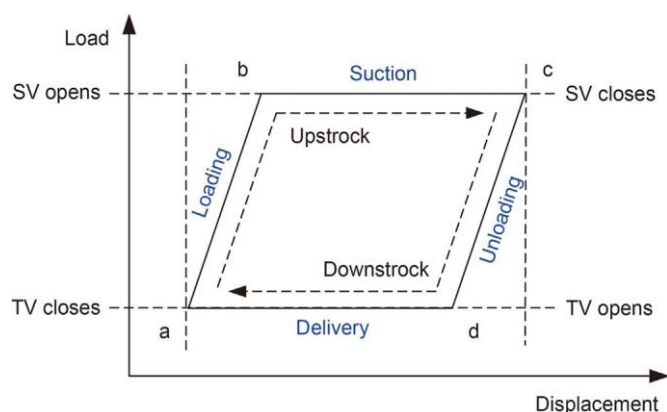
Для відбору діагностичних ознак, ознаки, які є чутливими до категорій робочого стану, автоматично відбираються алгоритмами глибокого навчання.

					КБР. СІ – 06.00.00.000 ПЗ	Арк.
						33
Зм.	Арк.	№ докум.	Підпис	Дата		

2.2 Процедура вилучення особливостей діагностичних ознак динамограми з використанням штучної нейронної мережі

Теоретична динамограма побудована за певних ідеальних умов. Мета полягає в тому, щоб використати теоретичну і фактичну динамограми для порівняння відмінностей за якими можна визначити стан свердловинного насоса. Закон зміни статичного навантаження в точці підвісу показаний на рис. 2.1, а графік являє собою паралелограм $abcd$, який також відомий як теоретичне статичне навантаження DC. На рис. 2.1 процес abc є лінією зміни статичного навантаження при ході штока, де ab - лінія навантаження. Під час операції навантаження всмоктувальний клапан (TV) закритий, але нагнітальний клапан (SV) ще не відкритий, тому насос не перекачує нафту. Тільки тоді, коли висхідне переміщення точки підвісу досягає точки b , СВ відкривається і починає всмоктувати нафту. Отже, bc - це процес всмоктування насоса. Процес cda - це лінія зміни статичного навантаження при ході поршня вниз, де cd - лінія розвантаження. Знову ж таки, в цьому процесі, хоча точка підвісу рухається вниз, в цей час SV і TV знаходяться в закритому стані. До кінця розвантаження в точці d відбувається відносне зміщення між плунжером і корпусом насоса, TV відкривається, і насос починає подачу.

Як показано на рис. 2.1, початкові дані постійного руху штангової колони в свердловині являють собою двовимірний графік замкненої кривої, утвореної залежністю навантаження на полірований шток у функції його переміщення.

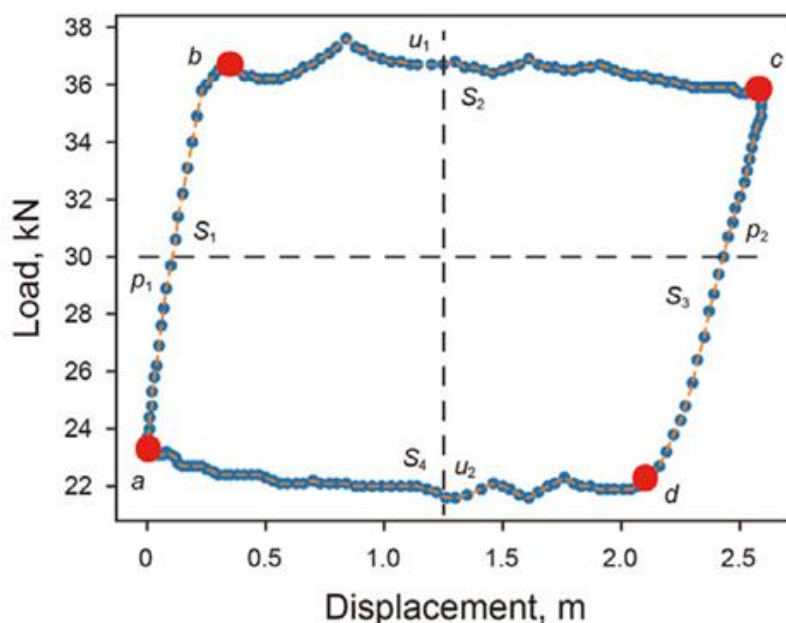


					КБР. СІ – 06.00.00.000 ПЗ	Арк.
						34
Зм.	Арк.	№ докум.	Підпис	Дата		

Рисунок 2.1 - Теоретична динамограма

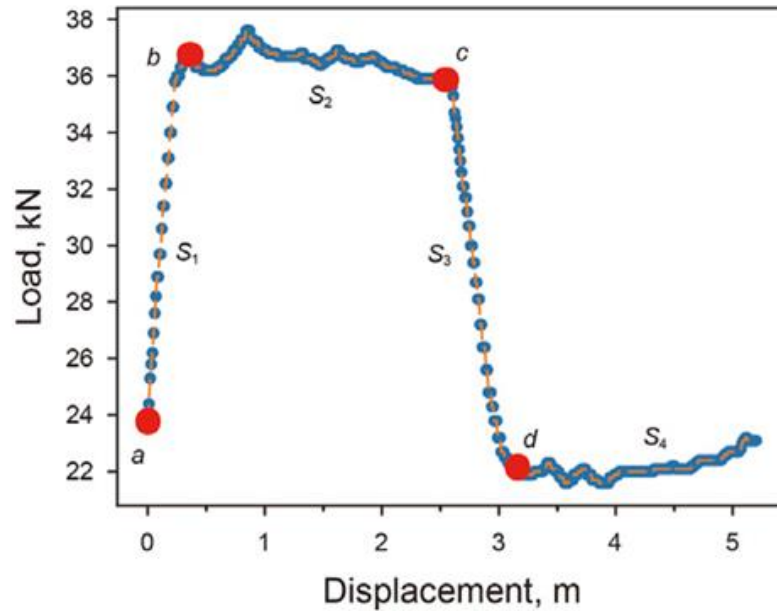
Зазвичай двовимірні зображення містять більше інформації, ніж одновимірні сигнали, але в процесі навчання параметрів кількість обчислень є занадто великою. Алгоритм Ланчоса є поширеним методом стиснення зображень. Однак, через специфіку динамометричних даних, останні потребують попереднього перетворення та вилучення, щоб отримати вичерпну інформацію про процес видобутку. Як результат, пропонується підхід до вилучення ознак 4S-TFS з використанням часової та частотної області. Основна мета штучної нейронної мережі 4S-TFS полягає в тому, щоб збільшити можливості вилучення ознак шляхом отримання якомога більше інформації про робочі обставини, пов'язані з різними ознаками, вилученими з кожної області, при мінімізації обчислювальних витрат на вилучення ознак.

На рис. 2.2 зображено блок-схему вилучення ознак 4S-TFS. (а) показує чотири точки, визначені відповідно до теоретичного аналізу динамограми: a, b, c і d; тобто крива навантаження-переміщення розділена на чотири сегменти (S1, S2, S3 і S4). Точне визначення точок відкриття і закриття клапана насоса є одним з ключових кроків для отримання характеристик 4S-TFS.

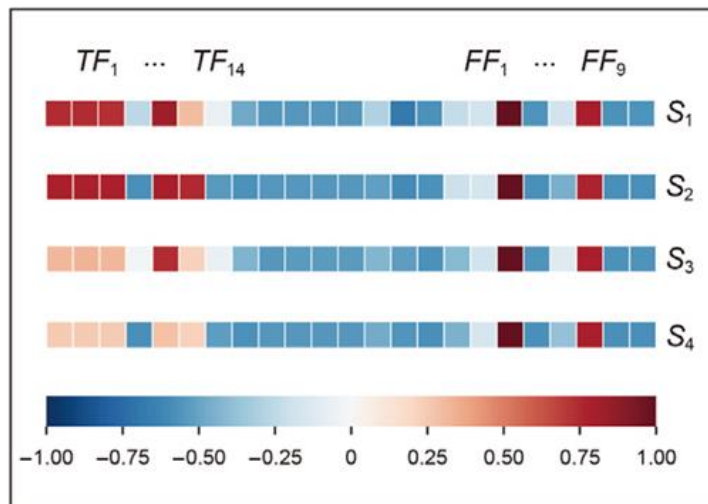


					КБР. СІ – 06.00.00.000 ПЗ	Арк.
						35
Зм.	Арк.	№ докум.	Підпис	Дата		

a



б



в

Рисунок 2.2 - Блок-схема вилучення особливостей 4S-TFS.

Відповідно до фізичного значення точок відкриття і закриття, точки відкриття і закриття клапана насоса визначаються шляхом аналізу варіації нахилу навантаження і кривої залежності від часу.

					КБР. СІ – 06.00.00.000 ПЗ	Арк.
						36
Зм.	Арк.	№ докум.	Підпис	Дата		

Рівняння для нахилу навантаження K_L має вигляд:

$$K_L = \frac{\Delta L_t}{\Delta t} = \frac{L_t(t+1) - L_t(t)}{\Delta t} \quad (2.1)$$

де $L_t(t)$ - точка навантаження ДС в момент часу t , а Δt - інтервал часу між двома сусідніми точками ДС.

Оскільки відносні часові інтервали на момент зйомки є рівними, Δt можна встановити рівним 1. Зокрема, точка b знаходиться в області $p(1)$ - $u(1)$, а точка d - в області $p(2)$ - $u(2)$. Точки $p(1)$ і $p(2)$ є точками перетину медіанного навантаження і кривої постійного струму, а точки $u(1)$ і $u(2)$ є точками перетину медіанного переміщення і кривої постійного струму. Згідно з рівнянням (2.1), в кожній області отримано максимальну точку зміни нахилу навантаження, і можна визначити точки b і d . В цей час визначаються навантаження і переміщення (L_a, D_a) , $(L(b), D(b))$, $(L(c), D(c))$, $(L(d), D(d))$ отримано для чотирьох точок a , b , c та d , відповідно. Тут $L(t)$ і $D(t)$ позначають початкове навантаження і переміщення, отримані шляхом відбору проб з часом.

Після цього, за допомогою одновимірної техніки інтерполяції найближчого сусіда відбираються значення навантаження на початку ходу поршня і навантаження на кінці ходу поршня для побудови нової кривої навантаження-переміщення, як показано на рис. 2.2(b).

Тут, з переміщенням D як незалежною змінною і навантаженням LD як залежною змінною, за допомогою одновимірної інтерполяції найближчого сусіда отримано нову криву залежності навантаження від переміщення, яка не залежить від часу. Вона може бути виражена наступним чином.

$$L_D^{up} = \text{interp1d}(L_t^{up}, D_t^{up}, D^{up}) \quad (2.2)$$

$$L_D^{down} = \text{interp1d}(L_t^{down}, D_t^{down}, D^{down}) \quad (2.3)$$

$$D^{up} = [d_a, d_a + 0.01, d_a + 0.02, \dots, d_c] \quad (2.4)$$

					КБР. СІ – 06.00.00.000 ПЗ	Арк.
						37
Зм.	Арк.	№ докум.	Підпис	Дата		

$$D^{\text{down}} = [d_c, d_c - 0.01, d_c - 0.02, \dots, d_a] \quad (2.5)$$

$$d_a = \text{round}(D_t^a, 2) \quad (2.6)$$

$$d_c = \text{round}(D_t^c, 2) \quad (2.7)$$

де L_D^{up} та L_D^{down} позначають навантаження після інтерполяції під час ходу вгору та ходу вниз, відповідно, $\text{interp } 1d$ позначає одновимірну інтерполяцію найближчого сусіда вимірну інтерполяцію найближчого сусіда, $\text{round}(D_a, 2)$ позначає збереження 2 знаків після коми в точці переміщення D_a , L і $D(\text{up})$ позначають початкове навантаження і переміщення ходу вгору відповідно, а D - інтерпольовану точку переміщення процесу ходу вгору. Відповідно до характеристик фактичних даних про переміщення штангової колони, інтервал інтерполяції зміщення $D_{(\text{вгору})}$ та $D_{(\text{вниз})}$ встановлено на рівні 0,01.

На час нового завантаження даних $L(D) = [L(\text{up}), L(\text{down})]$, $D [d_a, d_a + 0.01, d_a + 0.02, \dots, 2(d_c - d_a + 0.01) + 0.01]$ для зміни навантаження LD зі зміщенням D .

Нарешті, частотні характеристики FF та часові характеристики TF даних про навантаження, що змінюються зі зміщенням, вибираються для формування набору ознак F , де S_i - i -й сегмент TF і FF , $f(j)$ - j -й елемент i -тої характеристики, а J - кількість часово-частотних і характеристик набору характеристик, як показано в рівнянні (2.8) і на рис. 2.2(с).

$$F = \begin{bmatrix} S_1 \\ S_2 \\ S_3 \\ S_4 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} f_1^1 & f_1^2 & \dots & f_1^j \\ f_2^1 & f_2^2 & \dots & f_2^j \\ f_3^1 & f_3^2 & \dots & f_3^j \\ f_4^1 & f_4^2 & \dots & f_4^j \end{bmatrix} \quad (2.8)$$

					КБР. СІ – 06.00.00.000 ПЗ	Арк.
						38
Зм.	Арк.	№ докум.	Підпис	Дата		

J позначає 23 ознаки часової та частотної області. Для отримання вичерпної інформації про динамограму з урахуванням невід'ємності даних про навантаження, що змінюються зі зміщенням, було обрано 9 частотних статистичних характеристик $FF_1 - FF_9$, перетворених за допомогою швидкого перетворення Фур'є (ШПФ), та 14 часових статистичних характеристик $TF_1 \sim TF_{14}$, які мають вигляд з 4 сегментів кожної кривої. ШПФ базується на блоці навантаження на штангову колону radix-2 а швидке перетворенні Фур'є $y(k)$ від $L_D(n)$ є і має вигляд

$$y(k) = \sum_{n=1}^N L_D(n) \cdot W_N^{k \cdot n} \quad (2.9)$$

$$W_N = e^{-j \frac{2\pi}{N}} \quad (2.10)$$

де W_N - N-й множник, N - кількість точок у ШПФ, а j - уявна одиниця.

$TF_1 \sim TF_8, TF_{15}, TF_{16}$ - вимірні статистики, тоді як $TF_9 \sim TF_{14}$ - безрозмірні статистики, як показано в табл.2.1. У табл.2.1 наведено ряди $L_D(n), n= 1, 2, N$, де N є кількість точок після інтерполяції навантаження. Враховуючи не відємність даних навантаження-зсуву після інтерполяції, тобто $L_D(n) > 0$, у роботі обрано перші 14 характеристик у часовій області.

У табл.2.2 представлені вирази характеристик у частотній області. Особливість FF_1 вказує на амплітуду енергії коливань у частотній області, особливості $FF_2, FF_5, FF_9, FF_{11}, FF_{13}$ вказують на дисперсію спектру, а особливості FF_6, FF_8, FF_{10} вказують на зміщення основної частотної смуги. FFT-спектр навантажувальних даних $L_D(n)$ представлений як $y(k); k=1; 2; \dots; K$ у табл. 2.2, де K — це кількість спектральних ліній, а f_k — це значення частоти k_{th} спектральної лінії. Будемо розглядати перші 9 характеристик у частотній області, оскільки деякі $FF/0$ або ∞ .

					КБР. СІ – 06.00.00.000 ПЗ	Арк.
						39
Зм.	Арк.	№ докум.	Підпис	Дата		

2.2. Побудова 4S-TFSM мережі

Після того як були вилучені характеристики 4S-TFS однієї електричної системи (DC), можна побудувати 4S-TFSM даних свердловини нафти DC. Датчики збирають дані в певний момент часу, і звичною практикою є генерування l DC цих даних відповідно до виробничого циклу насоса, як показано на малюнку 3(a). Метод, який ми використовуємо, полягає у формуванні 4S-TFSM з IDC. Як показано на малюнку 3(d), матриця підпису M_i i -го сегмента F генерується з IDC, зокрема, шляхом внутрішнього добутку між l векторами характеристик F . Це можна виразити як

$$M_i = S_i^{1T} \cdot S_i^2 \cdot S_i^{3T} \cdot \dots \cdot S_i^l \quad (2.11)$$

$$l = 2, 4, 6, 8, \dots \quad (2.12)$$

Розмірність M_i становить $J \times J$, що в даній роботі дорівнює 23×23 . Очевидно, що TFSM кожного сегмента M_i є симетричною відносно головної діагоналі матриці. Кількість l встановлюється як ціле кратне 2 в цій роботі.

Далі, подібно до того, як три червоно-зелено-сині (RGB) канали використовуються для формування зображення, ми послідовно формуємо чотири матриці M_1, M_2, M_3 і M_4 в 4S-TFSM, яку можна позначити як $M = [M_1, M_2, M_3, M_4]$ для представлення постійної складової свердловин, як показано на рис. 2.3 (e).

Зокрема, щоб запобігти значним відмінностям у значеннях різних ознак у векторі часово-частотних ознак, ми застосували нормалізацію за стандартним відхиленням (Z -оцінка нормалізації) у процесі виділення 4S-TFS ознак та побудови TFSM, і функція перетворення це

$$x^* = \frac{x - \mu}{\sigma} \quad (2.13)$$

Таблиця 2.2 - Вираження ознак у частотній області.

					КБР. СІ – 06.00.00.000 ПЗ	Арк.
						40
Зм.	Арк.	№ докум.	Підпис	Дата		

Функціональний вираз

$FF_1 = \frac{\sum_{k=1}^K y(k)}{K}$	$FF_4 = \frac{\sum_{k=1}^K y(k) - FF_1 ^4}{K(FF_2)^2}$	$FF_8 = \frac{\sqrt{\sum_{k=1}^K (f_k^2 y(k))}}{\sqrt{\sum_{k=1}^K (f_k^4 y(k))}}$	$FF_{12} = \frac{\sum_{k=1}^K [(f_k - FF_{10})^2 y'(k)]}{K(FF_5)^3}$
$FF_2 = \frac{\sum_{k=1}^K y(k) - FF_1 ^2}{K - 1}$	$FF_5 = \sqrt{\frac{\sum_{k=1}^K [f_k - FF_{10}]^2 y'(k)}{K}}$	$FF_9 = \frac{\sum_{k=1}^K [\sqrt{f_k - FF_{10}}] y'(k)}{K\sqrt{FF_5}}$	$FF_{13} = \frac{\sum_{k=1}^K [(f_k - FF_{10})^4 y'(k)]}{K(FF_5)^4}$
$FF_3 = \frac{\sum_{k=1}^K y(k) - FF_1 ^3}{K(\sqrt{FF_2})}$	$FF_6 = \sqrt{\frac{\sum_{k=1}^K (f_k^2 y(k))}{\sum_{k=1}^K y(k)}}$	$FF_{10} = \frac{\sum_{k=1}^K (f_k y(k))}{\sum_{k=1}^K y(k)}$	-
$FF_4 = \frac{\sum_{k=1}^K y(k) - FF_1 ^4}{K(FF_2)}$	$FF_7 = \sqrt{\frac{\sum_{k=1}^K (f_k^2 y(k))}{\sum_{k=1}^K (f_k^2 y(k))}}$	$FF_{11} = \frac{TF_5}{TF_{10}}$	-

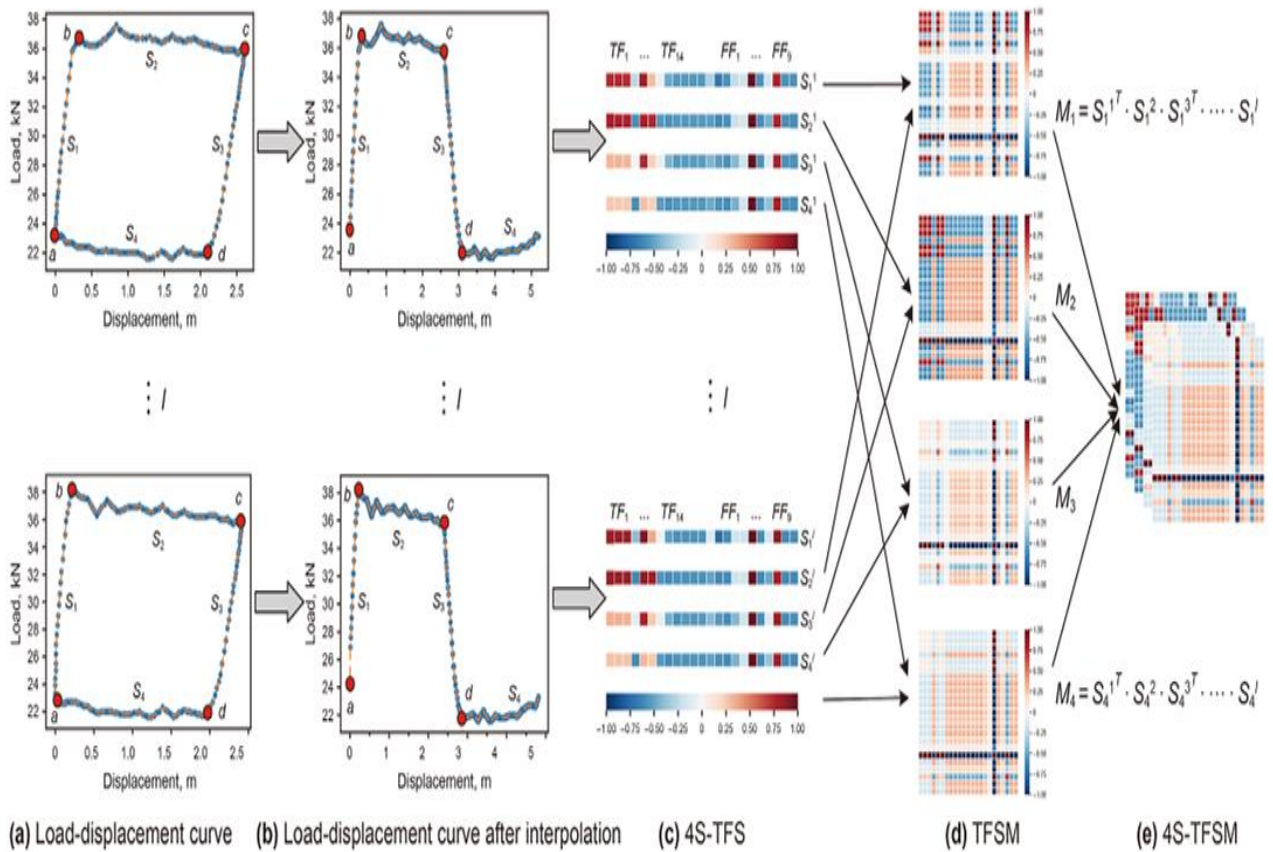


Рисунок 2.3 - Схема побудови 4S-TFSM мережі.

Аналогічно до конструкції 4S-TFS і 4S-TFSM, графіки динамограм на рис. 2.3(a) і (b) також можна розділити на 1, 2 та 8 сегментів, щоб створити 1S-TFS, 2S-TFS та 8S-TFS на рис. 2.3(c), які, у свою чергу, формують 1S-TFSM, 2S-TFSM та 8S-TFSM на рис. 2.3(e) відповідно.

2.3 Структура методу 4S-TFSM-CNN для розпізнавання стану ШГНУ по робочих динамограмах

Діагностичні ознаки отримані від 4S-TFSM CNN можуть бути використані для ідентифікації робочих умов SRPS. Схема методу 4S TFSM-CNN, який розглядається, показана на рис. 2.4, а загальні етапи узагальнені таким чином:

1) *Збір даних.* Дані вимірюються за допомогою динамометричних датчиків, закріплених на полірованому штоці, і передаються в центр обробки даних через бездротові мережі. Дані переміщення отримуються за допомогою датчика прискорення (акселерометра) шляхом інтегрування. На основі зібраних даних про переміщення та навантаження можна генерувати DC. Динамограма відображає робочий процес перміщення полірованого штока.

2) *Отримання ознак від 4S-TFS.* Запропонований метод отримання ознак від 4S-TFS використовується для виділення ознак в часовій і частотній областях кожної динамограми, і стиснення даних здійснюється одночасно з виділенням ознак, що ефективно зменшує розмірність даних і вирішує проблему високої обчислювальної складності, спричиненої DC як двовимірним зображенням, що вводиться в нейронну мережу.

3) *Формування 4S-TFSM.* Зібрані дані 4S-TFS, отримані з кількох DC, використовуються для формування 4S-TFSM через відносну нормалізацію та матричні розрахунки, що може підсилити різницю ознак між різними робочими умовами та вирішити проблему гетерогенності навчальних зразків.

					КБР. СІ – 06.00.00.000 ПЗ	Арк.
						42
Зм.	Арк.	№ докум.	Підпис	Дата		

4) *Розпізнавання робочих умов.* Оптимальний вибір ознак здійснюється за допомогою спеціально розробленої моделі CNN, яка автоматично вибирає ознаки 4S-TFSM, чутливі до категорії робочих умов. Зокрема, набір даних ділиться на навчальний набір і тестовий набір згідно з певним співвідношенням. Модель CNN використовується для отримання оптимальних параметрів, чутливих до зміни завдання, за допомогою навчального набору, а тестовий набір використовується для розпізнавання робочих умов.

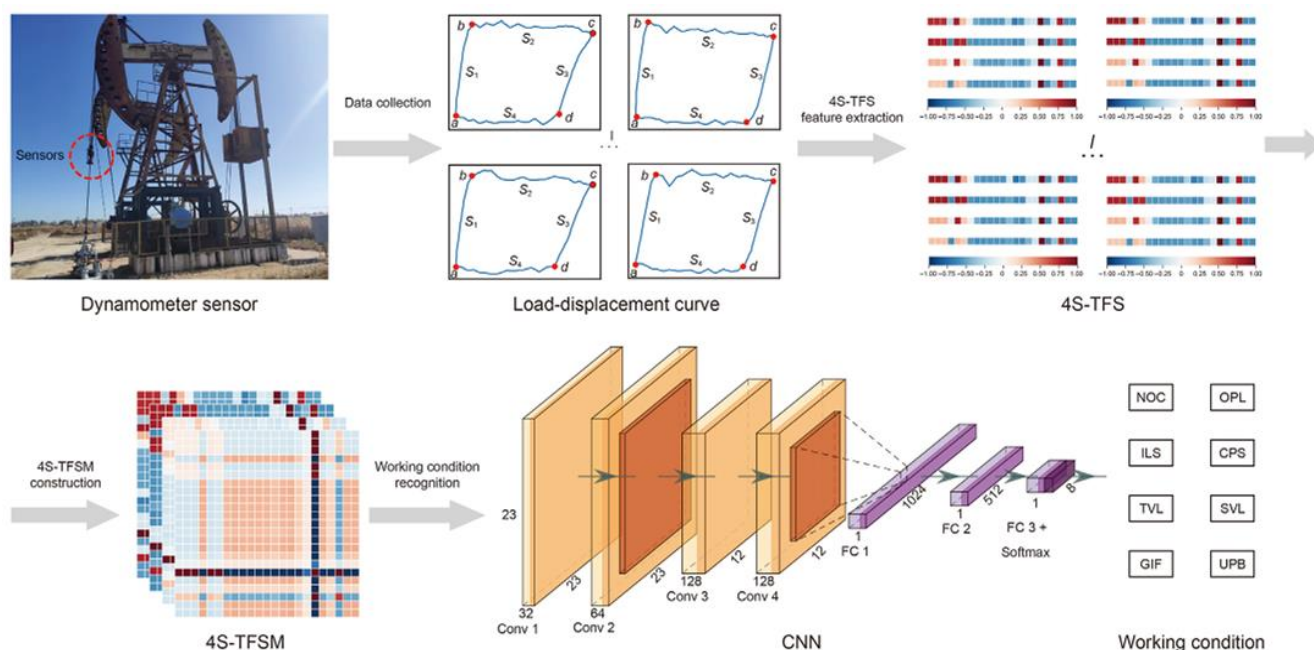


Рис. 2.4. Рамкова структура методу 4S-TFSM-CNN для розпізнавання робочих умов.

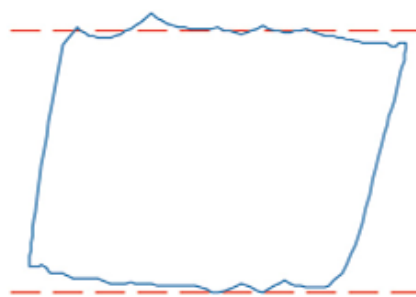
2.3.1. Збір та обробка даних промислових динамограм

У цій частині проводиться опис процес збору та обробки даних, здійснюється вибір гіперпараметрів та наводиться оцінка продуктивності методу 4S-TFSM-CNN. В розділі проводиться порівняння запропоновані 4S-TFSM-CNN мережі та 4S-TFS-CNN з традиційним методом image-CNN за чотирма аспектами: точністю класифікації, кількістю параметрів моделі, складністю алгоритму та часу навчання, щоб перевірити її ефективність.

Щоб продемонструвати ефективність та продуктивність розглянутого діагностичного методу, була зібрана кількість промислових динамограм. Дані навантаження та переміщення для кожної кривої динамометра складаються з 200 пар точок. Загалом, важко отримати чисельні робочі умови по одній свердловині, тому їх збирали по багатьох свердловинах з умовою, що дані повинні містити більше десяти видів дефектів.

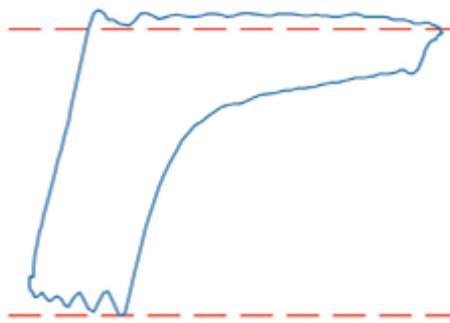
Щоб максимізувати загальність даних було відібрано 8 поширених типів робочих умов з давачі даних по багатьох свердловин, а саме: недостатнє подавання рідини (ILS), витік рухомого клапана (TVL), витік нерухомого клапана (SVL), нормальний режим роботи (NOC), газовий вплив (GIF), безперервне відкачування та розпилення (CPS), витік у нафтопроводі (OPL) та удар насоса при ході вгору (UPB); відповідні криві динамометра показані на рис. 2.5.

Для кожної робочої умови було відібрано 3500 зразків з багатьох свердловин для експерименту. Потім дані були розділені на навчальні та тестові набори даних у співвідношенні 6:1, тобто 3000 навчальних зразків та 500 тестових зразків для кожного типу робочої умови.

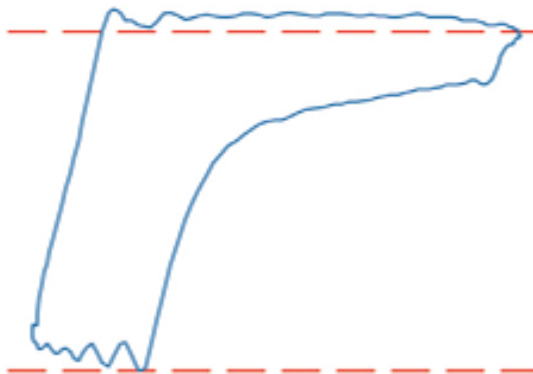


(a) NOC

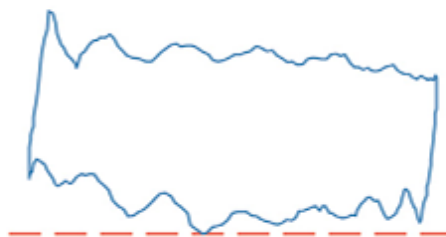
					КБР. СІ – 06.00.00.000 ПЗ	Арк.
						44
Зм.	Арк.	№ докум.	Підпис	Дата		



(b) GIF

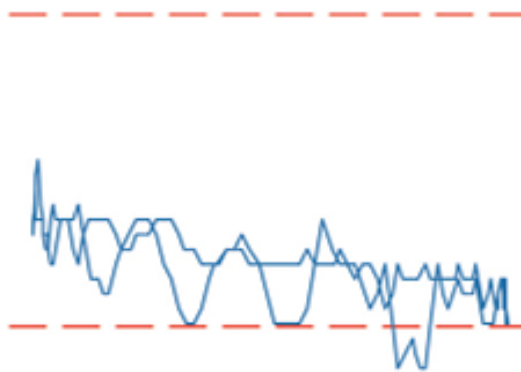


(b) GIF

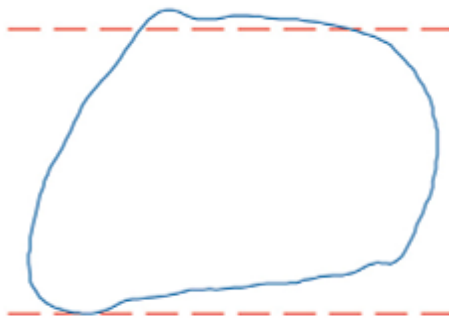


(c) OPL

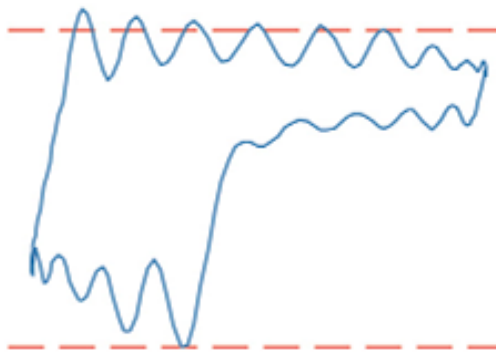
Зм.	Арк.	№ докум.	Підпис	Дата



(d) CPS



(e) TVL



(f) ILS

Рисунок 2.5 - Форми карт динамометрів для 8 різних робочих умов.
Вертикальна вісь - це навантаження, а горизонтальна вісь - це переміщення.

Оскільки криві динамометра з різних свердловин мають різні діапазони навантаження та переміщення, зібрані дані були оброблені методом нормалізації Min-Max (Zhang та Gao, 2019).

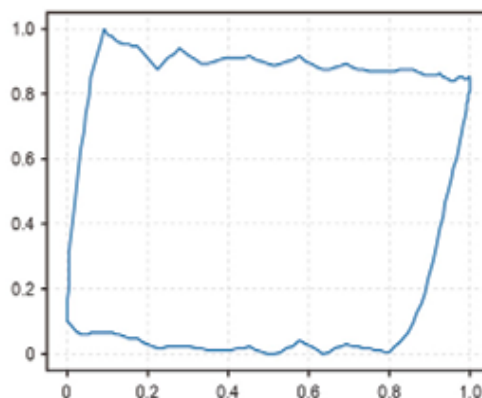
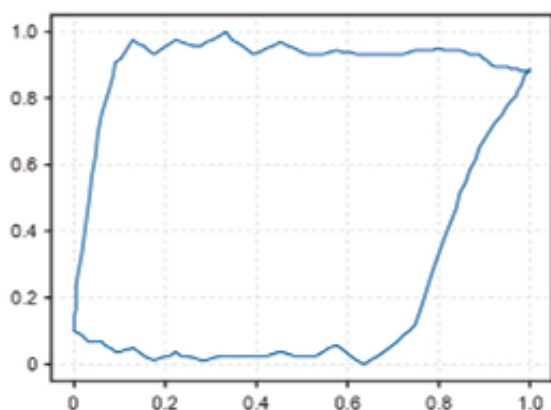
$$D_t^*(i) = \frac{D_t(i) - \min(D_t)}{\max(D_t) - \min(D_t)} \quad (2.14)$$

$$L_t^*(i) = \frac{L_t(i) - \min(L_t)}{\max(L_t) - \min(L_t)} \quad (2.15)$$

$$i = 1, 2, 3, \dots, 200 \quad (2.16)$$

де $D_t^*(i)$ та $L_t^*(i)$ — це нормалізоване переміщення та навантаження відповідно, i — це точка, відібрана з часом, $\min(D_t)$, $\max(D_t)$, $\min(L_t)$ та $\max(L_t)$ - це мінімальне переміщення, максимальне переміщення, мінімальне навантаження та максимальне навантаження відповідно (Cheng et al., 2020).

На рис. 2.6 показано форму динамограми для свердловини в одному і тому ж координатному інтервалі в різний час. Можна побачити, що форми динамограм відрізняються для однієї і тієї ж свердловини в різний час за одних і тих же робочих умов. Неоднорідність даних, безсумнівно, знизить точність розпізнавання робочих умов.



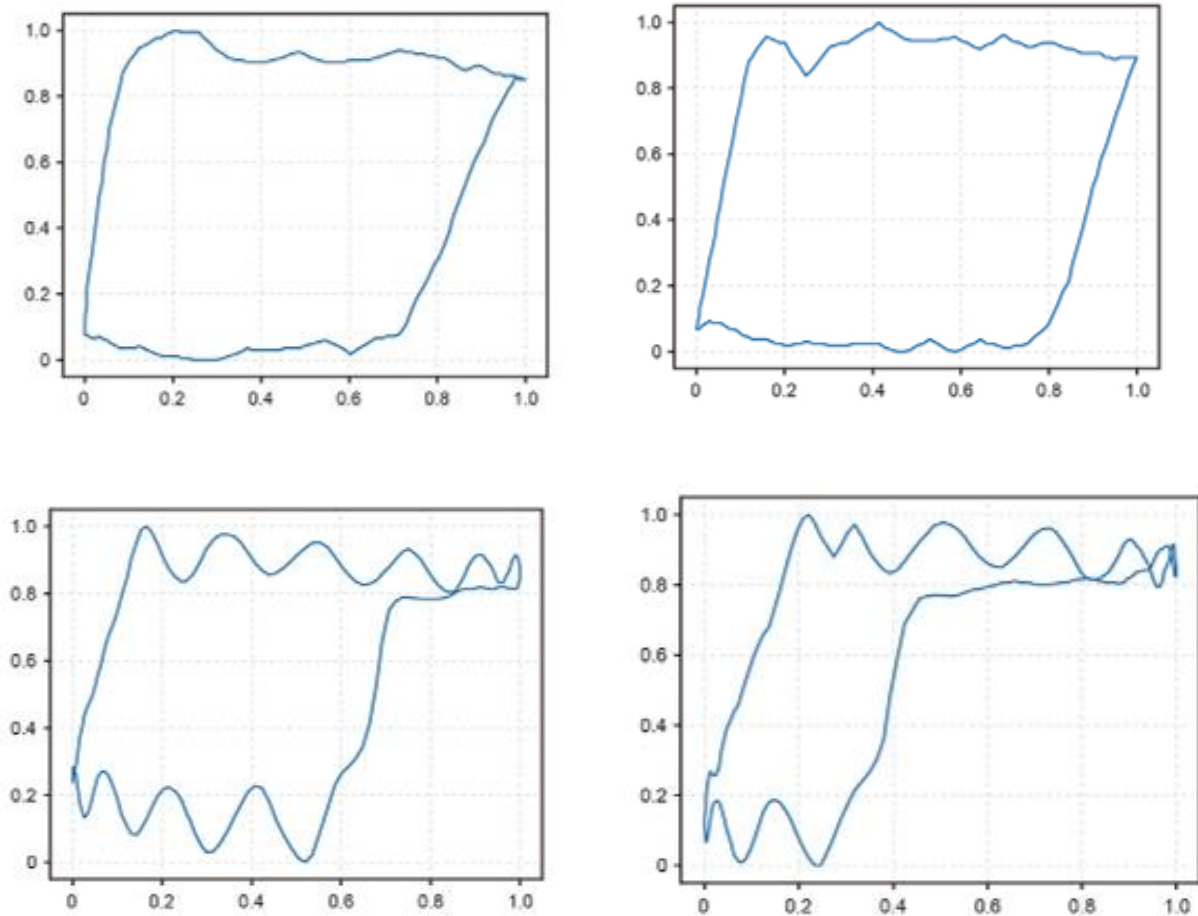


Рисунок 2.6 - Фігури динамометричних карт для свердловини у різний час.

На рис. 2.6 показано два звичайні робочі умови, де горизонтальна вісь вказує на нормалізоване зміщення, а вертикальна вісь - на нормалізоване навантаження. Чітко видно, що динамометричні карти, зібрані з однієї і тієї ж свердловини в різні моменти часу, відрізняються, і гетерогенність даних може погіршити ефективність ідентифікації робочих умов.

2.4 Архітектура 4S-TFSM-CNN мережі та оцінка її продуктивності

Нейронні мережі вирішують проблеми багатокласової класифікації в машинному навчанні. Зокрема, згорткові нейронні мережі (CNN) дозволяють спільно використовувати ваги та зменшувати вибірку на кількох етапах мережі,

зменшуючи кількість параметрів та забезпечуючи ефективну архітектуру для великомасштабної класифікації.

Структура та параметри мережі 4S-TFSM-CNN наведені в табл. 2.3. Під час процесу навчання для мінімізації втрат відповідно до функції втрат крос-ентропії використовується стохастичний градієнтний спуск. У прихованому шарі застосовується функція активації ReLU (rectified linear unit), а у вихідному шарі застосовується softmax для отримання суми ймовірностей, рівної 1 для кожної категорії, та для використання передбаченої категорії як категорії з найвищою ймовірністю.

Таблиця 2.3 Архітектура 4S-TFSM-CNN.

Шар	Тип	Функціональні карти	Розмір фільтра	Випускник
0	Input	$23 \times 23 \times 4$	-	-
1	Conv1	$23 \times 23 \times 32$	3×3	-
2	Conv2	$23 \times 23 \times 64$	3×3	-
3	Pool1	$12 \times 12 \times 64$	2×2	-
4	Conv3	$12 \times 12 \times 128$	3×3	-
5	Conv4	$12 \times 12 \times 128$	3×3	-
6	Pool2	$6 \times 6 \times 128$	2×2	-
7	FC1	$1 \times 1 \times 1024$	-	0.1
8	FC2	$1 \times 1 \times 512$	-	0.1
9	FC3	$1 \times 1 \times 8$	-	0.1

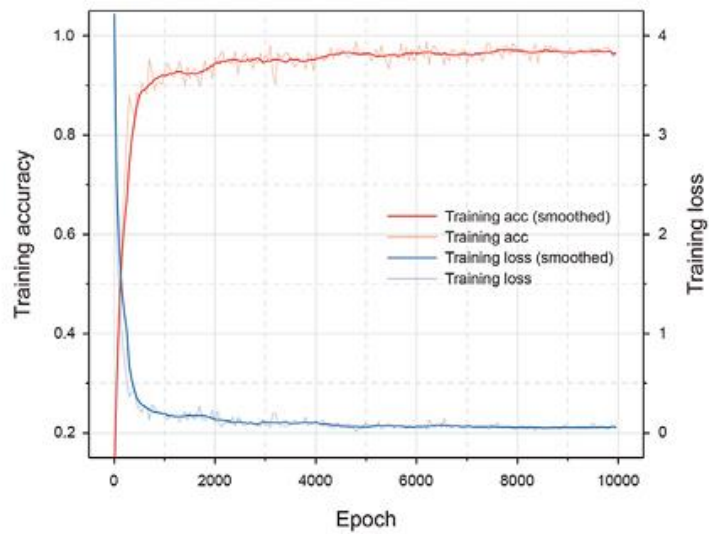
Навчальний набір даних використовувався для генерації 320 000 навчальних підзавдань у процесі навчання моделі, з розміром пакета, встановленим на 32, розміром кроку навчання, встановленим на 10 000, та швидкістю навчання, встановленою на 0.001. Щоб запобігти випадковості та специфічності, 300 даних завдань були відібрані в тестовий набір, і було отримано середню точність тесту та стандартне відхилення всіх завдань.

Точність розпізнавання робочих умов нафтових свердловин з використанням різної кількості кривих динамограм (DC), що становлять 4S-TFSM, показана в табл. 2.4. З табл. видно, що після виділення ознак даних DC за допомогою 4S-TFS, найвища точність розпізнавання 98.48% та найнижче стандартне відхилення 0.72% були досягнуті при складі з 4 DC. Процеси навчання та тестування, що проводилися 10 000 разів для цього сценарію, показані на рис. 2.7.

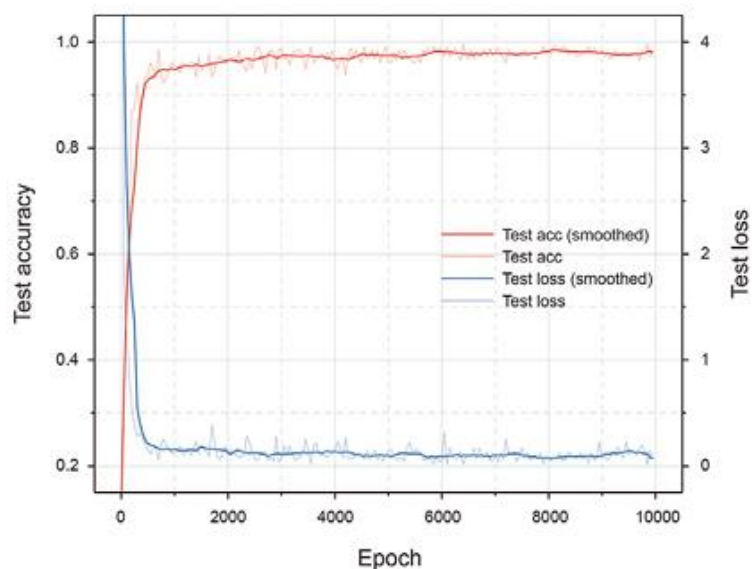
Таблиця 2.4. Точність визнання робочих умов 4S-TFSM-CNN з різною кількістю DC.

Кількість центрів обробки даних	1 = 2	1 = 4	1 = 6	1 = 8	1 = 10
Точність	98.12% ± 0.81%	98.48% ± 0.72%	97.71% ± 0.89%	98.07% ± 0.78%	97.83% ± 0.91%

Як показано на Рис.2.7, для досягнення точності майже 98% для розпізнавання робочих умов на тестовому наборі даних потрібно лише приблизно 3000 епох навчання, а значення втрат падає до низького рівня, а потім стабілізується навколо цього значення, що вказує на хорошу стабільність навченої CNN, а також показує, що тренувати модель CNN з 3000 зразками є можливим.



(a) Training



(b) Test

Рисунок 2.7 - Точності навчання та тестування мережі 4S-TFSM-CNN з 4DC.

Як було описано в розділі 2.2, на основі 4S-TFSM з 4 DC, також використовували 4 DC для формування 1S-TFSM, 2S-TFSM та 8S-TFSM.

Таблиця 2.5 показує точність ідентифікації робочих умов з використанням 4 DC при різних TFSM.

Таблиця 2.5 Точність розпізнавання робочих умов для різних TFMS з 4 DC.

Метод	1S-TFMS-CNN	2S-TFMS-CNN	4S-TFMS-CNN	8S-TFMS-CNN
Точність	95.65%±1.29%	98.39%±0.76%	98.48%±0.72%	97.01%±1.04%

Очевидно, що мережа 1S-TFMS, побудована з усіма інтерпольованими даними навантаження-переміщення полірованого штока, не може виділити достатньо інформації про діагностичні ознаки, тим самим зменшуючи точність розпізнавання. Аналогічно, точність розпізнавання при розділенні динамометричної кривої на 8 сегментів для формування 8S-TFMS є відносно низькою, оскільки динамометрична крива складається з 200 точок з простими ознаками, а точки вибірки занадто малі для виділення ефективних часово-частотних ознак, що зменшує точність розпізнавання 8S-TFMS. Варто зазначити, що 2S-TFMS і 4S-TFMS досягають майже однакових результатів, що пояснюється простою композицією кривих S_1 і S_3 на рис. 2.3, і обидві частини також відносяться до навантаження при ході вгору та навантаження при ході вниз відповідно, що призводить до неочевидної різниці у виділених часово-частотних ознаках.

2.5. Порівняння продуктивності мереж image-CNN та 4S-TFMS-CNN

Метод класифікації динамометричних карт (динамограм), як зображень був успішно застосований для розпізнавання робочих умов SRPS. Виходячи з цього було проведено порівняльне дослідження запропонованих в роботі image-CNN та 4S-TFMS-CNN. Спочатку було отримано криву динамограми на основі даних датчика динамографа та згенеровано зображення 640×480 .

					КБР. СІ – 06.00.00.000 ПЗ	Арк.
						52
Зм.	Арк.	№ докум.	Підпис	Дата		

Згодом було виконано процес бінаризації. Нарешті, бінаризоване зображення було стиснуто до 64×64 і використано як вхід для image-CNN мережі.

На відміну від 4S-TFSM-CNN, розмір вхідних даних image-CNN становить 64×64 , тому було додано шар максимального пулінгу між вхідним та другим згортковим шарами. Крім того, спробували також ввести дані навантаження-переміщення в нейронну мережу для генерації data-based-CNN, а також ввести 4S-TFS ознаки, виділені з однієї кривої динамограми, в нейронну мережу для генерації 4S-TFS-CNN. Структура та параметри трьох нейронних мереж наведені в табл. 2.6.

					КБР. СІ – 06.00.00.000 ПЗ	Арк.
						53
Зм.	Арк.	№ докум.	Підпис	Дата		

Таблиця 2.6 Архітектури для зображення-CNN, базується на даних-CNN та 4S-TFS-CNN

Шар	Тип	Випускник	зображення-CNN		дані-CNN		4S-TFS-CNN	
			Функціональні карти	Розмір фільтра	Функціональні карти	Розмір фільтра	Функціональні карти	Розмір фільтра
0	Input	-	64 × 64 × 1	-	2 × 200 × 1	-	4 × 23 × 1	-
1	Conv1	-	64 × 64 × 32	3 × 3	2 × 200 × 32	1 × 3	4 × 23 × 32	1 × 3
2	Pool1	-	32 × 32 × 32	2 × 2	2 × 100 × 32	1 × 2	-	-
3	Conv2	-	32 × 32 × 64	3 × 3	2 × 100 × 64	1 × 3	4 × 23 × 64	1 × 3
4	Pool2	-	16 × 16 × 64	2 × 2	2 × 50 × 64	1 × 2	4 × 12 × 64	1 × 2
5	Conv3	-	16 × 16 × 128	3 × 3	2 × 50 × 128	1 × 3	4 × 12 × 128	1 × 3
6	Pool3	-	-	-	2 × 25 × 128	1 × 2	-	-
7	Conv4	-	16 × 16 × 128	3 × 3	2 × 25 × 128	1 × 3	4 × 12 × 128	1 × 3

8	Pool 4	-	8 × 8 × 128	2 × 2	2 × 13 × 128	1 × 2	4 × 6 × 128	1 × 2
9	FC1	0.1	1 × 1 × 1024	-	1 × 1 × 1024	-	1 × 1 × 1024	-
10	FC2	0.1	1 × 1 × 512	-	1 × 1 × 512	-	1 × 1 × 512	-
11	FC3	0.1	1 × 1 × 8	-	1 × 1 × 8	-	1 × 1 × 8	-

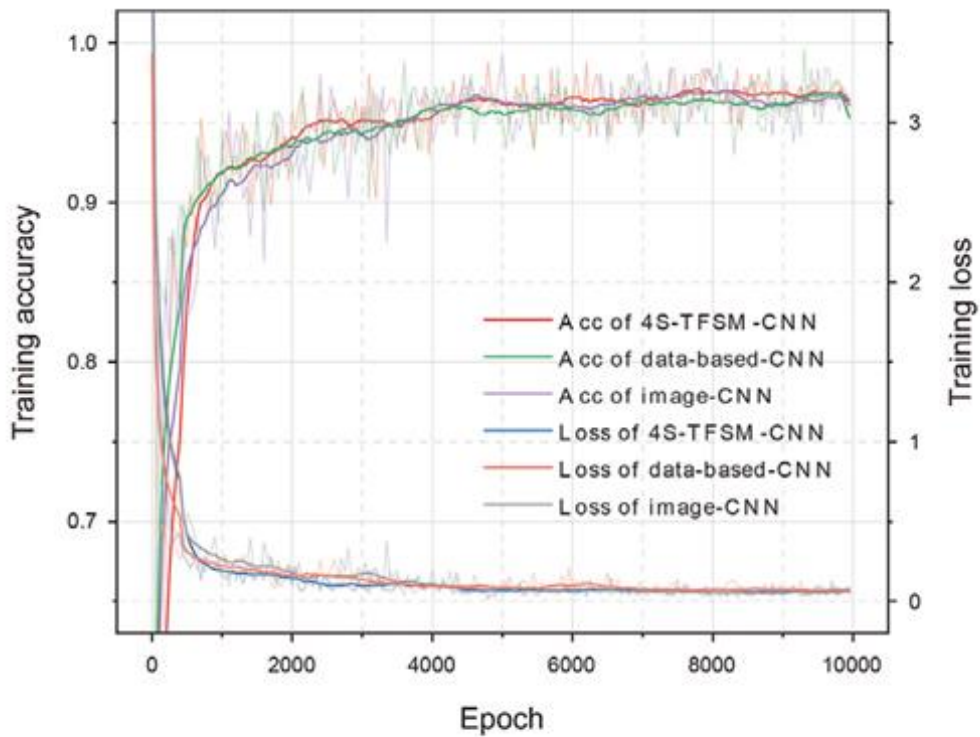
					КБР. СІ – 06.00.00.000 ПЗ	Арк.
						55
Зм.	Арк.	№ докум.	Підпис	Дата		

Точність розпізнавання робочих умов для чотирьох методів показана в табл. 2.7. Очевидно, що точність розпізнавання 4S-TFS-CNN становить 97.53%, що значно вище, ніж точність методів image-CNN (96.83%) та data-based-CNN (97.39%). Водночас стандартне відхилення 4S-TFS-CNN становить 0.91%, що також нижче, ніж 1.08% та 0.99% для image-CNN та data-based CNN, що свідчить про те, що метод виділення ознак 4S-TFS для однієї кривої динамометра може витягувати ефективні ознаки для класифікації CNN. Крім того, серед чотирьох методів, 4S-TFSM-CNN має найвищу точність розпізнавання 98.48% та найнижче стандартне відхилення 0.72%, що демонструє, що побудова 4S-TFSM шляхом поєднання кількох кривих динамометра може вирішити проблему неоднорідності та покращити точність розпізнавання робочих умов.

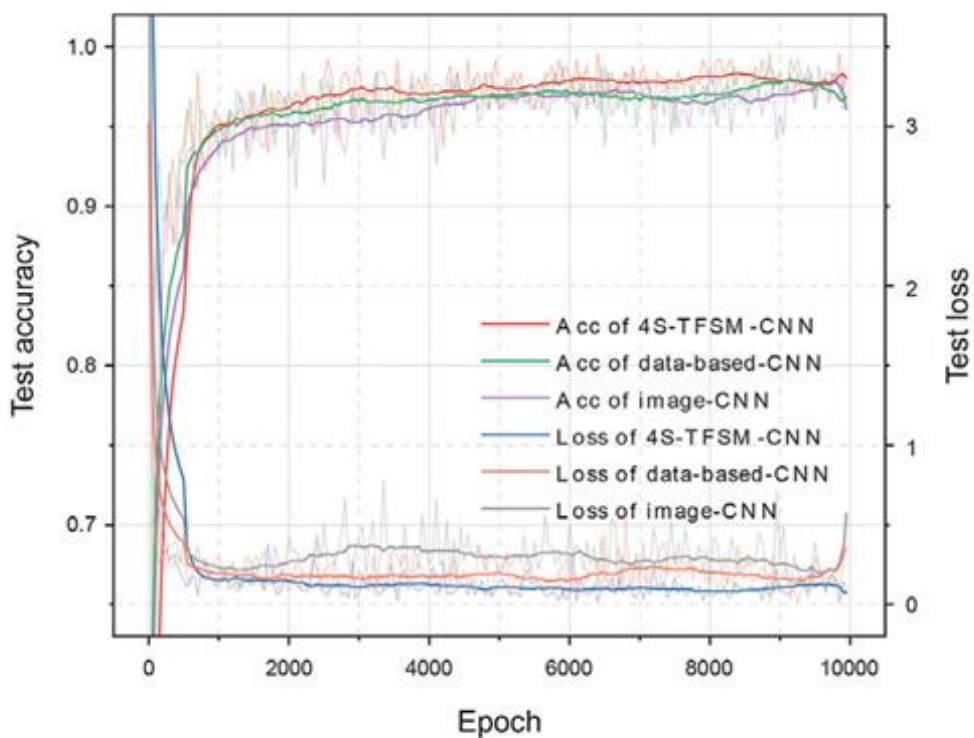
Таблиця 2.7. Точності визнання робочих умов на основі різних методів.

Метод	зображення- CNN	дані-CNN	4S-TFS-CNN	4S-TFSM- CNN
Точність	96.83%±1.08%	97.39%±0.99%	97.53%±0.91%	98.48%±0.72%

Рис. 2.8 показує точність розпізнавання робочих умов image-CNN, data-based-CNN та 4S-TFSM-CNN з різними етапами навчання. Рис. 2.8(а) демонструє, що протягом фази навчання 4S-TFSM-CNN досягає схожої точності та втрат, як image-CNN та data-based-CNN. На тестовому наборі на Рис. 8(б) точність 4S-TFS-CNN вища, ніж загальна точність image-CNN та data-based-CNN, що відповідає висновкам табл.2.7. Це також ілюструє, що достатня інформація про ознаки може бути витягнута з декількох кривих динамометра для розпізнавання робочих умов за допомогою 4S-TFSM, що підтверджує ефективність 4S-TFSM-CNN.



(a) Training



(b) Test

Рисунок 2. 8 - Тренувальні та тестові точності образно-CNN, даних-CNN та 4S-TFSM-CNN з різними етапами навчання.

Зм.	Арк.	№ докум.	Підпис	Дата

Крім того, табл. 2. 8 демонструє вплив чотирьох методів на продуктивність CNN. Очевидно, що запропонований метод 4S-TFS-CNN має найменшу алгоритмічну складність, часову складність та час навчання, а точність розпізнавання вища, ніж у Image-CNN та Data-based-CNN. У порівнянні з data-based-CNN, запропонований метод 4S-TFSM-CNN збільшує алгоритмічну складність, часову складність та час навчання, але точність розпізнавання є найвищою.

Аналіз табл. 2.7 і 2.8 підтверджує, що запропонована мережа 4S-TFSM може зменшити складність моделі та обчислювальні витрати, а також покращити точність розпізнавання.

Таблиця 2.8 Алгоритмічні показники CNN.

Метод	зображення-CNN	дані-CNN	4S-TFS-CNN	4S-TFSM-CNN
Розмір карти ознак	64 × 64 × 1	2 × 200 × 1	4 × 23 × 1	23 × 23 × 4
Парам, МБ	10.21	4.12	3.78	6.03
FLOPs, ГБ	43.97	5.21	4.00	24.35
Час тренування, хв.	162.15	21.83	7.32	99.02

В процесі роботи були використані класичні методи машинного навчання, такі як RF (випадковий ліс), k-NN (k-найближчих сусідів) та SVM (метод опорних векторів) для прогнозування на тому ж наборі даних, і результати наведені в табл.2. 9.

З аналізу табл. 2.9 видно, що image-RF (зображення як вхідна ознака та алгоритм RF як класифікатор) має найнижчу очікувану точність 92.59%, а 4S-TFSM-CNN отримує найвищу точність 98.48%. У порівнянні з іншими

методами, що базуються на глибокому навчанні, такими як RNN (рекурентні нейронні мережі), LSTM (довга короткочасна пам'ять) та GRU (вентильований рекурентний блок), image-RNN має найнижчу точність 87.40%, тоді як методи на основі LSTM та GRU мають кращу продуктивність, ніж RNN, але точність також нижча, ніж у запропонованого методу 4S-TFSM-CNN. Крім того, точність класифікації RF, SVM, RNN, LSTM, GRU та CNN з використанням 4S-TFS як вхідних даних перевершила результати класифікації на основі зображень та даних, що ілюструє, що виділення ознак 4S-TFS для однієї динамометричної кривої сприяє покращенню продуктивності розпізнавання робочих умов. Крім того, результати класифікації 4S-TFSM як вхідних даних при використанні SVM, RNN, LSTM та CNN як класифікаторів також перевершили результати інших трьох даних як вхідних, що вказує на те, що об'єднання ознак з кількох динамометричних кривих може зменшити неоднорідність даних та покращити точність розпізнавання робочих умов нафтових свердловин.

Таблиця 2. 9 Загальна точність прогнозування методів.

		Класифікатор						
		RF	k-NN	SVM	RNN	LSTM	GRU	CNN
Особливості	Зображення	92.59 %	96.89 %	93.79 %	87.40 %	95.17 %	94.59 %	96.83 %
	Дані на основі	96.02 %	96.99 %	97.70 %	93.31 %	96.67 %	96.69 %	97.39 %
	4S-TFS	97.94 %	96.99 %	97.74 %	96.89 %	97.87 %	98.07 %	97.53 %
	4S-TFSM	96.57 %	96.02 %	97.90 %	97.27 %	98.00 %	97.57 %	98.48 %

Як вияснити, у чому саме причина різниці в точності розпізнавання? Які типи робочих умов складніше розрізнити? Для цього проведемо візуалізацію набору даних, щоб краще зрозуміти структуру даних.

Методологія t-розподіленого стохастичного вбудовування сусідів (t-SNE) - це нещодавно розроблений метод зменшення розмірності, який часто використовується для візуалізації даних. t-SNE може інтегрувати багатовимірні дані у дво- або тривимірний простір, дозволяючи пов'язаним об'єктам у багатовимірному просторі наближатися один до одного в маловимірному просторі. Так, на рис. 2. 9 показано діаграму розсіювання зразків даних після їх вбудовування у двовимірний простір.

Дані в категоріях 1 (SVL), 2 (NOC) та 6 (TVL) зображені як достатньо незалежні кластери на рис. 2.9, що означає, що ці категорії можуть бути відносно легкими для ідентифікації та класифікації. Інші типи зразків переплутуються та змішуються, унеможливаючи їх розрізнення. Наприклад, категорія 0 (ILS) та категорія 3 (GIF) майже нерозрізненні на графіку, оскільки їхні відповідні динамометричні криві (DC) дуже схожі, тоді як категорія 5 (UPB) розсіяна по всьому графіку.

					КБР. СІ – 06.00.00.000 ПЗ	Арк.
Зм.	Арк.	№ докум.	Підпис	Дата		60

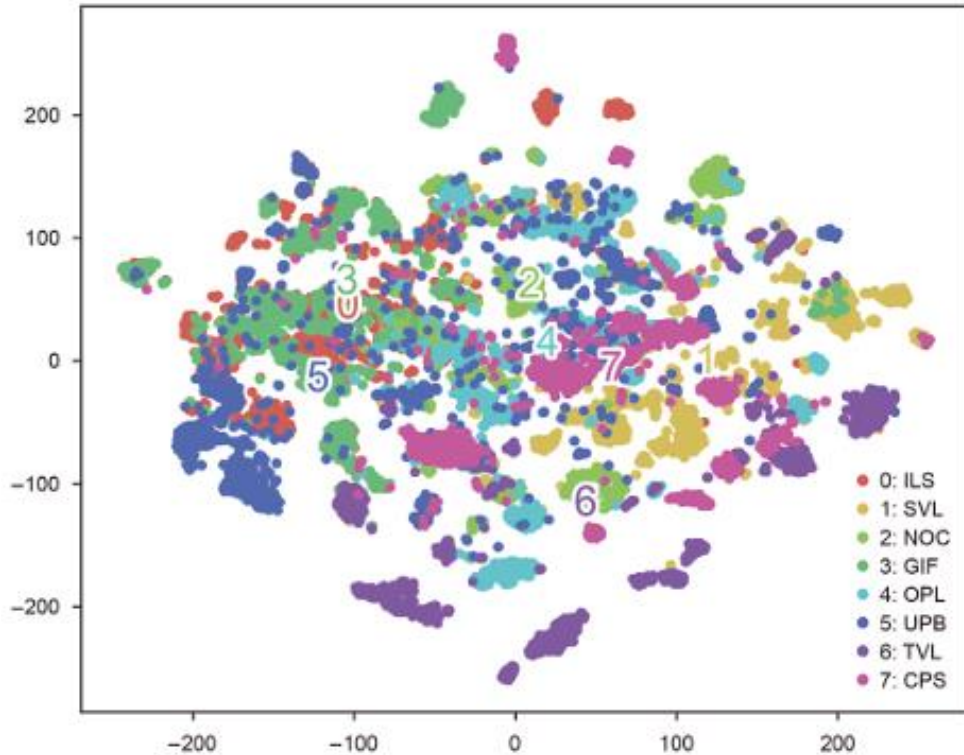
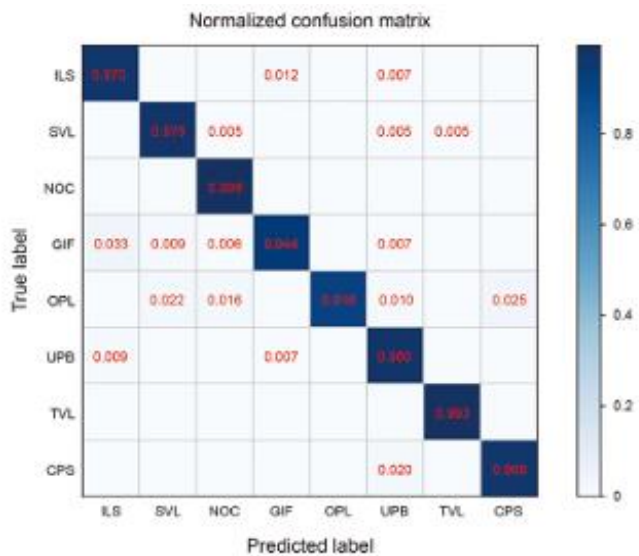


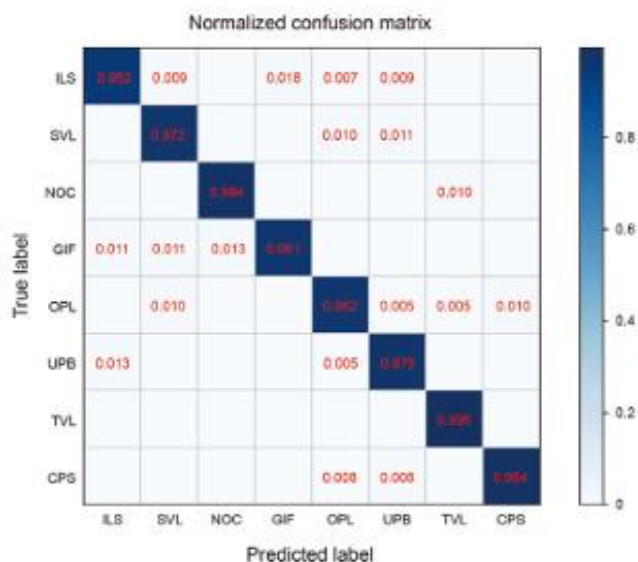
Рисунок 2. 9 - t-SNE вбудовування в 2D-просторі.

На рис. 2.10 показана матриця плутанини, отримана на тестовому наборі даних з використанням чотирьох підходів обробки даних: image-CNN, data-based-CNN, 4S-TFS-CNN та 4S-TFSM-CNN. З рис. 2.10 видно, що переважна більшість зразків лежить на діагоналі. Легко помітити з діагоналі чотирьох матриць плутанини, що категорія 0 (ILS), категорія 3 (GIF), категорія 4 (OPL) та категорія 5 (UPB) є чотирма найскладнішими категоріями для розрізнення між собою, оскільки ці чотири робочі умови мають найнижчу точність класифікації.

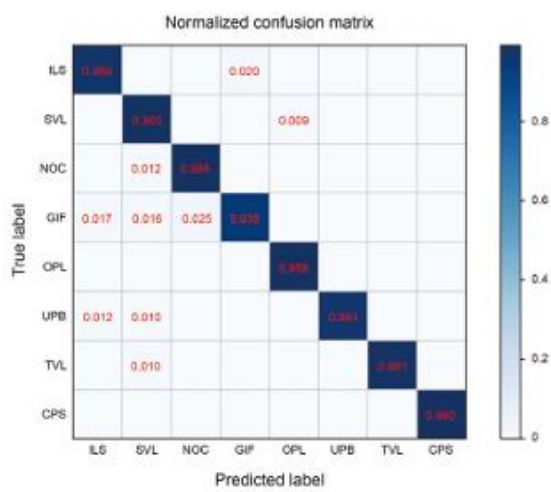
Це узгоджується з результатами візуалізації t-SNE (рис. 2.9.) Точність розпізнавання 4S-TFSM-CNN також вища, ніж у решти трьох схем у чотирьох найскладніших для розрізнення категоріях, що вказує на те, що підхід виділення ознак 4S-TFSM може послабити неоднорідність даних та значно вплинути на ефективність діагностики.



(a) Image-CNN



(b) Data-based-CNN



(c) 4S-TFS-CNN

Зм.	Арк.	№ докум.	Підпис	Дата

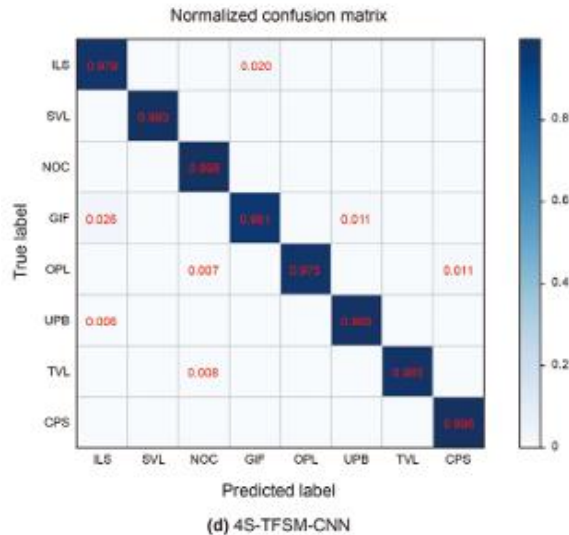


Рисунок 2. 10 - Матриця плутанини для прогнозування за різними методами.

Числа на діагональній лінії представляють ймовірність правильно категоризованих зразків, тоді як числа на недіагональних лініях представляють ймовірність неправильно класифікованих зразків. Для ясності збережемо три десяткові знаки, а ймовірності помилкової класифікації нижче 0.005 не відображаються в матриці плутанини.

Неоднорідність, спричинена різним розподілом даних між різними класами, як показано на рис. 2.10, є важливим фактором, що обмежує точність розпізнавання нашої моделі.

Тут, замість використання окремих наборів даних як прямих вхідних даних, використовується простий синтетичний метод виділення ознак, тобто техніку виділення ознак, яка синтезує кілька наборів даних. Ідея полягає в тому, щоб "синтезувати" навчальні зразки з реальних зразків, які більше підходять для глибокого навчання, щоб завершити завдання класифікації шляхом вилучення часово-частотних ознак з простору ознак вихідного набору даних для нормалізації та матричних операцій.

Крім того, незважаючи на високу точність 98.48%, ми оцінюємо неправильно класифіковані зразки з імовірнісної точки зору, щоб оцінити продуктивність 4S-TFSM-CNN. Можна зробити висновок, що деякі неправильні

класифікації, такі як категорія 5 (UPB) на рис. 2.10, пов'язані з неоднозначністю міток. Для цих зразків може бути важко ідентифікувати чіткі типи дефектів навіть для експертів, або ж зразки можуть містити кілька типів дефектів одночасно, що призводить до певного шуму міток у всьому наборі даних.

З точки зору ефективності навчання, CNN можуть вимагати більше часу на навчання, ніж типові методи машинного навчання (наприклад, RF, k-NN та SVM) через їхні процеси вивчення ознак. Однак традиційні методи машинного навчання не є зручними у випадку великих обсягів даних. В той же час після навчання мережу можна відновити та використовувати для прогнозування моделі багато разів, а час навчання нашої запропонованої техніки 4S-TFSM-CNN значно швидший, ніж у image-CNN. Отже, підхід на основі 4S-TFSM-CNN є ефективним та здійсненним для розпізнавання робочих умов нафтових свердловин у реальних умовах.

Виходячи з представленого матеріалу можна константувати, що:

- запропоновано метод виділення ознак на основі 4S-TFSM мережі для динамометричних кривих і використовується спеціально розроблена згорткова нейронна мережа (CNN) для розпізнавання робочих умов нафтових свердловин;
- розроблена спеціальна CNN для автоматичного вибору ознак 4S-TFSM, чутливих до категорій робочих умов, для досягнення високоточної ідентифікації робочих умов нафтових свердловин. Експериментальні результати з великою кількістю реальних даних нафтових свердловин у польових умовах демонструють ефективність розглянутого методу.

					КБР. СІ – 06.00.00.000 ПЗ	Арк.
						64
Зм.	Арк.	№ докум.	Підпис	Дата		

ВИСНОВКИ

Під час виконання бакалаврської роботи було отримано наступні результати дослідження:

1. Проведено аналіз проблеми управління процесом механізованого нафтовидобутку з врахуванням технічного стану ШГНУ, а саме:
 - здійснено опис конструкції штангової глибинно-насосної установки;
 - розглянуто питання контролю за роботою ШГНУ та її технічним станом з використанням динамометричних і ватметрографічних методів. Встановлено, що для обробки динамограм доцільно використати сучасні інформаційні технології, зокрема штучні нейронні мережі;
 - розглянуто особливості використання методів обробки динамограм на базі штучних нейронних мереж для оцінки технічного стану ШГНУ;
 - проаналізовано питання визначення енергоефективності приводу верстата-качалки в результаті чого встановлено, що невірноваження установок свердловинних штангових насосів впливає на зміну форми динамограми і призводить до виникнення дефектів вузлів установки.
2. Розроблено алгоритмічне забезпечення САУ ШГНУ з врахуванням його технічного стану на базі штучних нейронних мереж, яке включає наступне:
 - розгляд вихідних положень застосування штучних нейронних мереж для обробки динамограм;
 - розроблення процедури вилучення особливостей діагностичних ознак динамограми з використанням штучної нейронної мережі;
 - розроблення структури методу 4S-TFSM-CNN для розпізнавання стану ШГНУ по робочих динамограмах з використанням спеціально розробленої згорткової нейронної мережі (CNN) ;
 - визначення процедури збору і обробки даних промислових динамограм для формування набору даних з метою навчання штучних нейронних мереж;
 - розроблення архітектури 4S-TFSM-CNN мережі призначеної для

					КБР. СІ – 06.00.00.000 ПЗ	Арк.
Зм.	Арк.	№ докум.	Підпис	Дата		65

вилучення ознак динамограми, що може ефективно покращити точність розпізнавання технічних станів ШГНУ, одночасно зменшуючи обчислювальні витрати та визначена оцінка її продуктивності використовує 4S-TFS

- проведення порівняння продуктивності мереж image-CNN та 4-шарової CNN 4S-TFSM-CNN в якій дані динамограми генеруються часовими рядами.

					КБР. СІ – 06.00.00.000 ПЗ	Арк.
Зм.	Арк.	№ докум.	Підпис	Дата		66

ПЕРЕЛІК ПОСИЛАНЬ НА ДЖЕРЕЛА

1. Федорович Я. Т. Машины та обладнання для видобутку нафти і газу. Навч. посібник. Івано-Франківськ : ІФНТУНГ, 2015. 344 с.
2. Федорович Я. Т., Джус А. П. Машины та обладнання для видобутку нафти і газу: практикум. Івано-Франківськ: ІФНТУНГ, 2019. 124 с
3. Computational fluid dynamics model to improve sucker rod pump operating mode
/ S.V. Jalikop, B. Scheichl, S.J. Eder, S. Hönig // SPE Annual Technical Conference and Exhibition. – Denver, 2020. – P. 1–14
4. J. N. McCoy, O. L. Rowlan, D. J. Becker, A. L. Podio, J. F. Lea How to Maintain High Producing Efficiency in Sucker Rod Lift Operations. Production P.44- 66
5. Зубаиров И.Ф. Интеллектуальная скважина-повышение эффективности механизированной добычи. Инновации и новые технологии в области механизированной добычи нефти, № 5. – 2011 – С.84-89
6. Khakimyanov M.I. et al. Monitoring of sucker-rod pump units as a result of the analysis wattmeter cards // Journal of Physics: Conference Series. – 2017. – V. 803. – № 1. – 012066 p.
7. Zyuzev A.M., Bubnov M.V. Model for sucker-rod pumping unit operating modes analysis based on SimMechanics library // Journal of Physics: Conference Series. – 2018. – V. 944. – № 1. – 012130 p.
8. Method of efficient control of the sucker-rod pump electric drive /A.N. Ladygin, D.D. Bogachenko, V.V. Kholin, N.A. Ladygin // 27th International Workshop on Electric Drives: MPEI Department of Electric Drives 90th Anniversary (IWED). – Moscow, 2020. – P. 1–4.
9. A method for diagnosing formation fluid leakage during the operation of sucker rod pumps and a device for its implementation /R.A. Heydar, A.R. Sharif, H.V. Mamed, G.Z. Gazanfar // American Journal of Energy Engineering. – 2020. – V. 8. – № 4. –P. 40–44.

					КБР. СІ – 06.00.00.000 ПЗ	Арк.
						67
Зм.	Арк.	№ докум.	Підпис	Дата		

10. He, P., Pan, J., Li, Y., 2022a. Long-term dam behavior prediction with deep learning on graphs. *Journal of Computational Design and Engineering* 9 (4), 1230e1245. <https://doi.org/10.1093/jcde/qwac051>.
11. Zhou, W., Li, X., Yi, J., et al., 2019. A novel UKF-RBF method based on adaptive noise factor for fault diagnosis in pumping unit. *IEEE Trans. Ind. Inf.* 15 (3), 1415e1424. <https://doi.org/10.1109/TII.2018.2839062>.
12. Li, K., Gao, X.W., Zhou, H.B., et al., 2015. Fault diagnosis for down-hole conditions of sucker rod pumping systems based on the FBHeSC method. *Petrol. Sci.* 12 (1), 135e147. <https://doi.org/10.1007/s12182-014-0006-5>.
13. Zheng, B., Gao, X., Li, X., 2019a. Diagnosis of sucker rod pump based on generating dynamometer cards. *J. Process Control* 77, 76e88. <https://doi.org/10.1016/j.jprocont.2019.02.008>.
14. Abdalla, R., Ela, M.A., El-Banbi, A., 2020. Identification of downhole conditions in sucker rod pumped wells using deep neural networks and genetic algorithms. *SPE Prod. Oper.* 35 (2), 435e447. <https://doi.org/10.2118/200494-pa>
15. Sun, L., Shi, H., Bai, M., 2022. Intelligent oil well identification modelling based on deep learning and neural network. *Enterprise Inf. Syst.* 16 (2), 249e263. <https://doi.org/10.1080/17517575.2020.1722252>.
16. Tian, H., Deng, S., Wang, C., et al., 2021. A novel method for prediction of paraffin deposit in sucker rod pumping system based on CNN indicator diagram feature deep learning. *J. Petrol. Sci. Eng.* 206, 108986. <https://doi.org/10.1016/j.petrol.2021.108986>.
17. Wang, X., He, Y., Li, F., et al., 2021. A working condition diagnosis model of suckerrod pumping wells based on deep learning. *SPE Prod. Oper.* 36 (2), 317e326. <https://doi.org/10.2118/205015-pa>.
18. Zyuzev A.M., Bubnov M.V. SRPU balance monitoring by wattmeter card // 17th International Ural Conference on AC Electric Drives (ACED). – Ekaterinburg, 2018. – P. 1–5.

					КБР. СІ – 06.00.00.000 ПЗ	Арк.
						68
Зм.	Арк.	№ докум.	Підпис	Дата		

19. Zheng B., Gao X., Pan R. Sucker rod pump working state diagnosis using motor data and hidden conditional random fields // IEEE Transactions on Industrial Electronics. – 2019. – V. 67. – № 9. – P. 7919–7928.
20. Solodkiy E.M., Kazantsev V.P., Dadenkov D.A. Improving the energy efficiency of the sucker-rod pump via its optimal counterbalancing // 2019 International Russian Automation Conference (RusAutoCon). – Sochi, 2019. – P. 1–5.
21. Zhang R. et al. A real-time diagnosis method of reservoir- wellbore-surface conditions in sucker-rod pump wells based on multidata combination analysis // Journal of Petroleum Science and Engineering. – 2021. – V. 198. – 108254 p.
22. Modular structure of the intelligent oil production equipment control station / C. Tagirova, A. Gladkih, D. Bakiev, A. Vulfin // 2nd International Conference on Control Systems, Mathematical Modeling, Automation and Energy Efficiency (SUMMA). – Lipetsk, 2020. – P. 539–544.
23. A working condition diagnosis model of sucker rod pumping wells based on deep learning / X. Wang, Y. He, F. Li, Z. Wang, X. Dou, H. Xu, L. Fu // SPE Production & Operations. – 2021. – V. 36. – № 02. – P. 317–326.

					КБР. СІ – 06.00.00.000 ПЗ	Арк.
Зм.	Арк.	№ докум.	Підпис	Дата		69

БІБЛІОГРАФІЧНА ДОВІДКА

Тема кваліфікаційної бакалаврської роботи: «Розроблення алгоритмічного забезпечення САУ ШГНУ на базі штучного інтелекту»

Обсяг пояснювальної записки: записка викладена на 70 сторінках та містить 20 рисунків, 9 таблиць та список використаних джерел з 23 найменувань.

Перелік креслень графічної частини:

- КБР. СІ - .00.00.001 – Обладнання штангової глибинно-насосної установки (листів - 1);
- КБР.СІ - .00.00.002 – Приклад динамограми неповного заповнення насоса через потрапляння до нього газу (листів - 1);
- КБР. СІ - .00.00.003 – Дискретизована сітка для представлення динамограми у цифровому вигляді (листів - 1);
- КБР. СІ - .00.00.004 – Схема побудови штучної нейронної мережі 4S-TFSM (листів - 1);
- КБР. СІ - .00.00.005 – Приклад точності навчання та тестування мережі 4S-TFSM-CNN з 4DC (листів - 1); (листів - 1).

Дата завершення бакалаврської роботи 20 червня 2025 року

Студент-бакалавр _____ **Сергій КИРИЧЕНКО**

					КБР. СІ – 06.00.00.000 ПЗ	Арк.
Зм.	Арк.	№ докум.	Підпис	Дата		70