

ВИБІР НЕЙРОННОЇ МЕРЕЖІ ДЛЯ РОЗПІЗНАВАННЯ СТАНУ НАФТОВОЇ СВЕРДЛОВИНИ

Для керування та діагностики стану нафтової свердловини найбільш оптимальним і надійним вважається метод аналізу зображення динамограми [1]. Цим методом користуються інженери та оператори при проектуванні і налаштуванні штангових глибино-помпових установок (ШГПУ). Існує велика кількість іноземної та вітчизняної літератури, де описано основні підходи щодо аналізу форми динамограм верстата-гойдалки, виділено характерні ознаки їх зображень та описані закономірності між графічним образом динамограми і станом свердловини [1-3]. Окрім аналізу зображень динамограм, зручніше діагностувати стан свердловини за струмограмою (залежністю струму від кута повороту кривошипа за один цикл). В порівнянні з динамограмами для отримання струмограми не потрібно встановлювати спеціальних давачів, а достатньо тільки контролювати струм [4].

Існує багато методів розпізнавання зображень. Найбільш популярним і перспективним є метод побудований на основі нейронних мереж. Оскільки існує величезна кількість типів та підтипів нейронних мереж розглянуто характеристики, за якими їх класифікують (рис.1). Основною характеристикою для класифікації нейронних мереж є їх структурна модель.

Від правильного вибору структури мережі залежить працездатність всієї системи. Структуру мережі вибирають згідно поставлених цілей з врахуванням всіх факторів впливу та розумінням алгоритму роботи системи.

Для проведення експериментів з різними типами нейронних мереж розроблена комп'ютерна модель електромеханічної системи глибинно-помпової установки в середовищі Simulink програмного пакету MATLAB (рис.2). Система працює наступним чином. Інформація про струм двигуна за декілька циклів роботи системи записується в пам'ять у блоці Neural Network. У цьому ж блоці отриманий масив розбивається на окремі струмограми і на виході формується масив значень струму за один оберт кривошипа в усталеному режимі. Усталений режим визначається шляхом порівняння двох останніх струмограм.

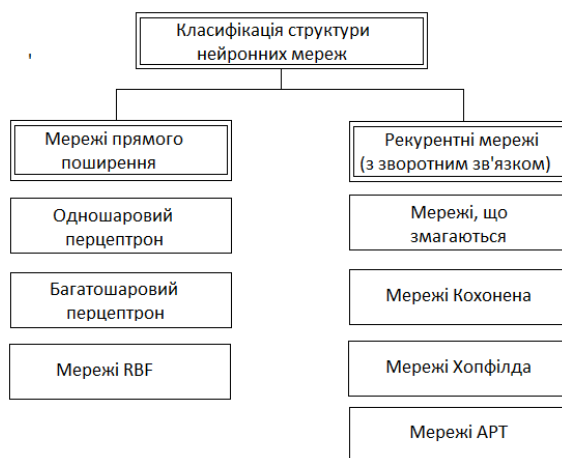


Рис.1. Класифікація структур нейронних мережі

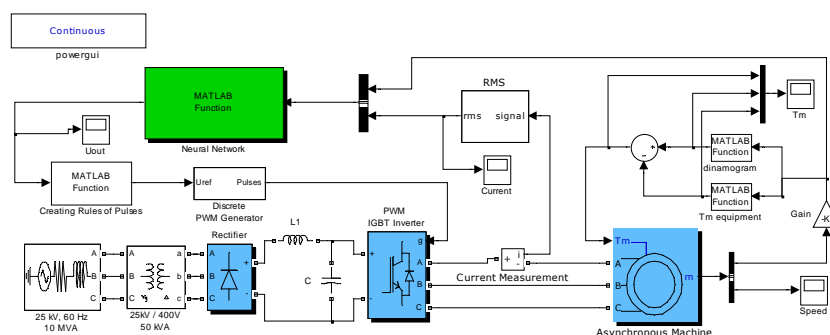


Рис.2. Структурна схема моделі системи керування ШГПУ в MATLAB.

Далі за спеціальним алгоритмом [3] вихідний масив струму записується у відносних одиницях та перетворюється в бінарну матрицю. Нейронна мережа отримує підготовлене зображення у вигляді матриці та розпізнає його. Результат розпізнавання представляється у вигляді вектора коефіцієнтів приналежності вхідного зображення до типових. Типові зображення мережа отримує при ініціалізації перед запуском системи. У результаті порівняння коефіцієнтів приналежності система керування визначає коефіцієнт заповнення свердловини та встановлює швидкість обертання привідного двигуна.

На запропонованій схемі перевірено роботу декількох нейронних мереж [5] щодо доцільності їх використання у системі керування глибинно-помповими установками.

Серед мереж прямого поширення вибрано перцептрон Розенблата та багатшаровий перцептрон. Для них точність розпізнавання в основному залежить від налаштування вихідних реакцій перцептрона. Також розглянуто рекурентні нейронні мережі (мережу Хопфілда та її модифікацію – мережу Хемінга). Вони є динамічними, тому що в силу зворотних зв'язків у них модифікуються входи нейронів, що призводить до зміни стану мережі.

Поведінка рекурентних мереж описується диференціальними або різницевиими рівняннями, як правило, першого порядку. Це набагато розширює області застосування нейромереж і способи їх навчання. В таблиці 1 показано точність розпізнавання нейронними мережами (у відсотках) зображень струмограм на різних наборах вхідних даних.

Таблиця 1

Тип нейронної мережі	Елементи з навчальної вибірки	Слабо зашумлені елементи	Сильно зашумлені елементи
Одношаровий перцептрон	100%	50%	10%
Багатошаровий перцептрон	100%	80%	50%
Мережа Хопфілда	100%	90%	75%
Мережа Хемінга*	100%	90%	75%

З дослідів видно, що рекурентні мережі краще справляються з задачею класифікації зображень, дають більшу кількість правильних результатів при складніших умовах експлуатації ШГПУ. Окрім того, перевірено час навчання вибраних нейронних мереж на побудованій комп'ютерній моделі та моделі, реалізованій на сигнальному мікропроцесорі ARM STM32f107, що працює на частоті 72 МГц та має 64 кБ оперативної пам'яті (рис.3).

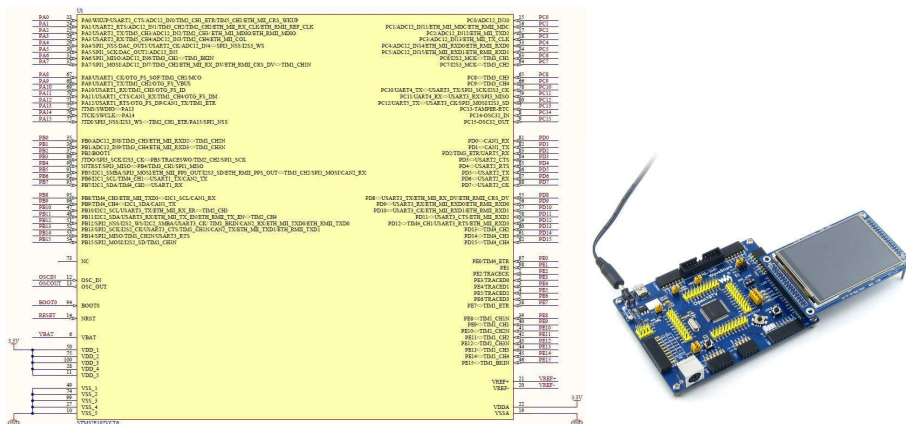


Рис.3. Схема STM32f107 та візуальний вигляд плати з процесором та дисплеєм.

В таблиці 2 наведено результати досліджень на комп'ютері, а в таблиці 3 – на сигнальному мікропроцесорі.

Таблиця 2

Тип нейронної мережі	Час навчання 10 зображень, с	Час навчання 20 зображень, с
Одношаровий перцептрон	1,283	2,400
Багатошаровий перцептрон	4,851	6,740
Мережа Хопфілда	0,385	0,540
Мережа Хемінга*	0,385	0,385

Таблиця 3

Тип нейронної мережі	Час навчання 10 зображень, с	Час навчання 20 зображень, с
Одношаровий перцептрон	6,415	11,430
Багатошаровий перцептрон	23,520	37,428
Мережа Хопфілда	1,425	2,369
Мережа Хемінга*	1,425	1,425

З наведених результатів видно, що час навчання рекурентних нейронних мереж дає змогу використовувати їх в системах реального часу для керування ШГПУ. При виборі конкретного типу мережі слід враховувати той факт, що основним недоліком мережі Хопфілда є неможливість обробляти велику кількість даних [5]. Цей недолік усунуто в мережі Хемінга. Щодо фізичної реалізації нейромережі, то оскільки один робочий цикл ШГПУ триває 5-15с, то ресурсів недорогого сигнального процесора достатньо для реалізації системи розпізнавання стану свердловини.

ЛІТЕРАТУРА

1. Алиев Т.М. Автоматический контроль и диагностика скважинных штанговых насосных установок / Т.М.Алиев, А.А.Тер-Хачатуров. – Москва: Недра, 1988. – 230 с.
2. Ковшов В.Д. Моделирование динамограммы станка-качалки / Ковшов В.Д., Светлакова С.В., Сидоров М.Е. // Нефтяное хозяйство. – 2005. – № 11. – С. 23–25.
3. Маляр А.В. Розпізнавання динамограми верстата-гойдалки з допомогою нейронної мережі / А.В. Маляр, А.С. Андрейшин, А.Р.Гацій // Матеріали XVIII міжнародної конференції з автоматичного управління "Автоматика-2011". – Львів, 28-30 вересня 2011. – Львів : Вид-во Львівської політехніки. – 430 с.– С.156-157.
4. Калужний Б.С. Естиматор зусилля у полірованому штоці штангової глибинонасосної установки/ Б.С. Калужний, А.В. Маляр // Технічна електродинаміка. – 2006. Тематичний випуск. – №4. – С.79-82.
5. Медведев В.С. Нейронные сети. MATLAB 6 / В.С.Медведев, В.Г.Потемкин / Под общ. ред. В.Г. Потемкина. – М.: Диалог–МИФИ, 2002. – 496 с.