

УДК 62-83-52

## ВИБІР НЕЙРОННОЇ МЕРЕЖІ ДЛЯ ВИЗНАЧЕННЯ КОЕФІЦІЄНТА ЗАПОВНЕННЯ ГЛУБИННОЇ ПОМПИ

**А. В. Маляр, А. С. Андрєйшин**

Національний університет "Львівська політехніка"

вул. С. Бандери, 12, м. Львів, 79013, Україна. E-mail: svmaryar@polynet.lviv.ua

Запропоновано метод визначення коефіцієнта заповнення глибинної помпи на основі струмограми з використанням нейронної мережі. Розглянуто властивості різних типів нейронних мереж та проблеми, що виникають при їх синтезі. Побудовано нейронну мережу типу Хемінга, яка шляхом розпізнавання образів дає змогу визначити коефіцієнт заповнення глибинної помпи, та проведено досліди з її моделлю.

**Ключові слова:** нейронна мережа, нафтовидобувна установка, коефіцієнт заповнення.

## ВЫБОР НЕЙРОННОЙ СЕТИ ДЛЯ ОПРЕДЕЛЕНИЯ КОЭФФИЦИЕНТА ЗАПОЛНЕНИЯ ГЛУБИННОГО НАСОСА

**А. В. Маляр, А. С. Андрєйшин**

Национальный университет "Львовская политехника"

ул. С. Бандеры, 12, г. Львов, 79013, Украина. E-mail: svmaryar@polynet.lviv.ua

Предложен метод определения коэффициента заполнения глубинного насоса на основе зависимости тока с использованием нейронной сети. Рассмотрены свойства различных типов нейронных сетей и проблемы, возникающие при их синтезе. Построена нейронная сеть типа Хеминга, которая путем распознавания образов дает возможность определить коэффициент заполнения глубинного насоса, и проведены опыты с ее моделью.

**Ключевые слова:** нейронная сеть, нефтедобывающая установка, коэффициент заполнения.

**АКТУАЛЬНІСТЬ ПРОБЛЕМИ.** Сучасний підхід до автоматизації процесів нафтовидобутку диктує жорсткі вимоги до програмно-апаратних комплексів контролю та керування штанговими глибинними помпами (ШГП). Використання сучасних інтелектуальних контролерів забезпечує вирішення таких завдань, як автоматизація роботи верстата-гойдалки, оптимізація режимів роботи обладнання, оперативне виявлення аварійних ситуацій та невідповідності режимів експлуатації обладнання [1]. Щоб забезпечити оптимальний режим роботи нафтовидобувної установки, необхідно регулювати відбір рідини зі свердловини так, щоб її рівень знаходився на висоті прийому помпи.

Для реалізації такого регулювання пропонується використати систему частотно-регульованого електроприводу змінного струму із зовнішнім контуром регулювання за коефіцієнтом заповнення глибинної помпи [2]. У такій системі визначення коефіцієнта заповнення використовуються моделі механічної та електричної частини нафтовидобувної установки, які на основі інформації від давачів положення кривошипа та струму привідного двигуна дають змогу побудувати динамограму верстата-гойдалки та на її основі визначити коефіцієнт заповнення. Недоліком такого підходу є те, що має місце багатократне перетворення вхідної інформації, що призводить до появи похибки. Особливо це проявляється при обмеженій або зашумленій вибірці вхідних даних.

**МАТЕРІАЛ І РЕЗУЛЬТАТИ ДОСЛІДЖЕНЬ.** Розглянувши експериментально зняті залежності (рис. 1) струму привідного двигуна ШГП за повний оберт кривошипа верстата-гойдалки для різних значень коефіцієнта заповнення та відповідні їм динамограми, можна побачити пряму залежність між зображенням струму та зміною коефіцієнта заповнення.

Отже, систематизувавши основні ознаки струмограм та створивши відповідні класи

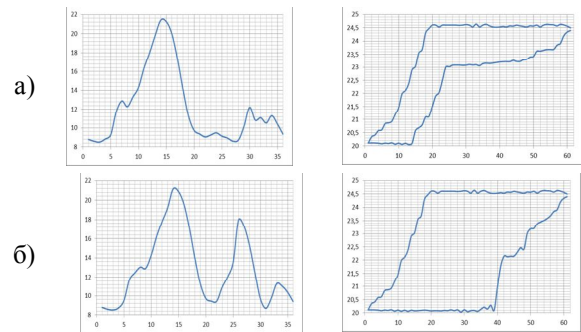


Рисунок 1 – Графіки експериментальних струмових залежностей та динамограм при коефіцієнті заповнення, рівному а) 0,5, б) 0,9

зображень для них, можна однозначно визначити коефіцієнт заповнення за допомогою сучасних методів розпізнавання зображень, не використовуючи при цьому математичну модель електроприводу ШГП. На теперішній час для таких задач вже традиційно використовують нейронні мережі, які дають змогу розв'язувати досить широке коло задач, пов'язаних з розпізнаванням різного роду зображень. При вирішенні задачі розпізнавання, тобто класифікації елементів зображень за зовнішніми ознаками, нейронна мережа є досить ефективною та в деяких випадках набагато перевершує оператора, що дає змогу заощадити обчислювальні та фінансові ресурси.

Першочерговим етапом проектування автоматизованої системи є вибір способу перетворення вхідних даних у зображення. В [3] розроблено алгоритм, який перетворює вхідний вектор у матрицю нулів і одиниць шляхом накладання на зображення графіка координатної сітки. В клітинках, які містять частини кривої графіка, записується "1", у решту клітинок – "0".

Для реалізації алгоритму обробки файлу експериментальних даних складено програму, яка буде струмограму привідного двигуна верстата-гойдалки у відносних одиницях та формує для неї матрицю з двійкових елементів (рис. 2).

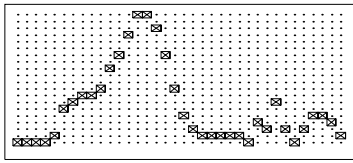


Рисунок 2 – Зображення вхідної матриці для нейронної мережі

Перед вибором типу структури нейронної мережі розглянемо декілька найбільш відомих архітектур мереж і визначимо їх основні переваги та недоліки.

У системах автоматизації найчастіше використовують багатопшаровий перцептрон. Це мережа, яка містить послідовно розміщені вхідний, один або декілька внутрішніх і вихідний шар нейронів, переважно навчається за методом зворотного поширення похибки, що потребує наявності пари з вхідним вектором та правильним виходом. У процесі навчання вхідний вектор подається на вхід мережі, а вихідний порівнюється з правильним. При цьому корегуються ваги нейронів. Процедура повторюється багато разів доти, доки не досягається припустима величина похибки. Мережа такого типу добре справляється із задачами, де вихідний вектор не є динамічним і залежить тільки від того, що ми подаємо на вхід.

Для більш складних вхідних сигналів використовують рекурентний перцептрон. Його відмінність порівняно із звичайним є наявність зв'язку вихідного сигналу з вхідним, що дає змогу обробляти не окремо взяті набори даних, а зміну процесу. Такий тип мереж використовують для керування динамічними процесами. Для навчання використовують той самий алгоритм зворотного поширення похибки, але з урахуванням рекурентного зв'язку. Недоліком застосування таких мереж є ускладнений алгоритм навчання та необхідність великої кількості вхідних і вихідних даних або наявність математичної моделі об'єкта. При неправильному виборі форми надання даних алгоритм навчання може зациклюватись або збільшувати похибку.

Існує ще один тип нейронних мереж, які відносять до класу класифікаторів. Більшість з них має архітектуру, описану Хопфілдом [4]. Вона складається з одного шару нейронів, виходи яких з'єднані з входами. Мережі цього типу добре справляються із задачами, де потрібно визначити подібність вектора до одного з типових, який мережа запам'ятала. Недоліком цього типу мереж є досить вузьке коло застосування внаслідок необхідності задавати вхідний вектор двійковими елементами та неможливості визначати його проміжні значення.

Для реалізації поставленої в роботі мети вибрано двошарову модифікацію мережі Хопфілда – нейронну мережу Хемінга [4]. Згідно з алгоритмом роботи цієї мережі на її входи подається невідомий бінарний вектор, на основі якого розраховуються вагові коефіцієнти першого шару. Далі перетворені

значення подаються на другий шар. Якщо виходи другого шару співпадають з його входами, то алгоритм завершується, якщо ні, то повертається знову до входів другого шару. З алгоритму роботи такої мережі видно, що її перший шар використовується тільки на початку і відіграє роль фільтра та архіватора. Завдяки йому прискорюється робота мережі і витрачаються менші обчислювальні ресурси та пам'ять. Даний тип мереж використовують у випадку, коли немає необхідності, щоб мережа після розпізнавання видавала розпізнаний зразок, а достатньо тільки номер зразка.

Принцип роботи вибраної мережі базується на знаходженні коефіцієнта приналежності вхідного двійкового вектора до типового (типіві вектори мережа запам'ятовує в процесі навчання). Тобто, мережа є класифікатором, що на виході дає тільки номер класу, до якого належить вхідне зображення. Навчання мережі здійснюється таким чином. На входи першого шару надходить бажане навчальне зображення, а на виходи другого шару – номер класу, до якого належить вхідне зображення.

Вибрана нейронна мережа (рис. 3) має два шари. Перший і другий шари мають по 10 нейронів, що відповідає кількості типових зображень.

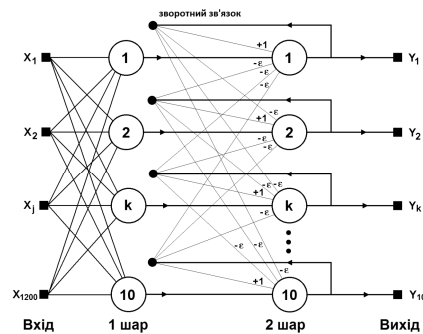


Рисунок 3 – Структура нейронної мережі Хемінга

Нейрони першого шару мають по 1200 синапсів (входів). Така кількість входів зумовлена вхідним зображенням струмограми, що є матрицею 20x60. Активаційну функцію нейронів першого шару вибрано сигмоїдальною. В зовнішньому шарі для спрощення обчислень і підвищення швидкодії використано лінійну активаційну функцію. Навчання мережі відбувалося на вибірці струмових графіків, для яких коефіцієнт заповнення змінюється з кроком 0,05 (рис. 4). Такий крок з достатньою точністю дасть можливість плавно регулювати продуктивність помпи.

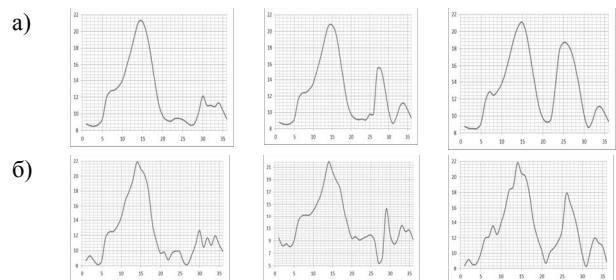


Рисунок 4 – Зразки елементів вибірки для навчання (а) та тестової вибірки (б)

Дослідження роботи мережі базується на розрахунку коефіцієнта приналежності до однієї з типових струмограм при різних коефіцієнтах заповнення.

Очевидно, що для кожної з вхідних струмограм одне значення коефіцієнта належності буде найбільшим. Саме для нього й вибирається відповідне значення коефіцієнта заповнення глибинної помпи. На рис. 5 показано результати моделювання, коли на вхід подано зображення графіка струму з тестової вибірки, яке мережа ідентифікувала як таке, що відповідає коефіцієнту заповнення 0,75.

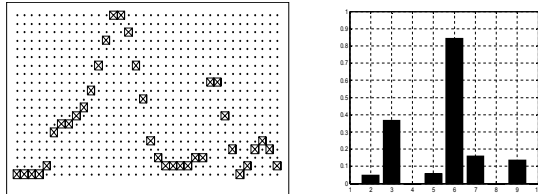


Рисунок 5 – Зображення вхідної матриці та гістограми коефіцієнтів приналежності до типових зображень

**ВИСНОВКИ.** З урахуванням результатів проведених досліджень можна твердити, що системи керування нафтовидобувними установками, побудовані на основі розробленої нейронної мережі, забезпечать прийнятну якість керування електроприводом ШГП у функції коефіцієнта заповнення глибинної помпи.

Правильно налаштована система керування нафтовидобувною установкою зможе визначити коефіцієнт заповнення глибинної помпи з високою точністю навіть при спотворених вхідних даних. Це дає можливість при незначних затратах розширити функції системи щодо діагностики надземного та підземного обладнання без використання додаткових давачів.

Основним недоліком розробленої системи є необхідність мати досить велику вибірку даних для навчання нейронної мережі, а також необхідність налаштовувати систему індивідуально для кожної свердловини.

#### ЛІТЕРАТУРА

1. Генин В.С., Ерохин Е.Ю., Чаронов В.Я. Диагностика штангового глубинного насоса с помощью ваттmetroграммы // Труды Акад. наук Чуваш. респ. – 2000. – № 1. – С. 42–48.
2. Маляр А.В., Калужний Б.С., Андреїшин А.С. Система автоматичного керування роботою штангової глибиннопомпової установки з урахуванням дебіту пласта // Наукові праці ДНТУ, серія “Електротехніка і енергетика”. – 2011. – Вип. 11 (186). – С. 267–271.
3. Маляр А.В., Андреїшин А.С. Використання нейромережі для побудови системи керування електроприводом верстата-гойдалки // Вісник НУ “ЛП” “Електроенергетичні та електромеханічні системи”. – 2011. – № 707. – С. 77–82.
4. Hopfield J.J. Neural networks and physical systems with emergent collective computational abilities // Proceedings of National Academy of Sciences. – 2005. – Iss. 79. – № 8. – PP. 2554–2558.

### SELECTION OF A NEURAL NETWORK FOR ESTIMATING THE COEFFICIENT OF OIL PUMP FILLING

**A. Malyar, A. Andreishyn**

Lviv Polytechnic National University

vul. S. Bandery, 12, Lviv, 79013, Ukraine. E-mail: svmalyar@polynet.lviv.ua

A method for estimating the coefficient of oil pump filling is proposed, which relies on current diagrams and neural networks. The paper discusses properties of various types of neural networks, as well as the problems encountered when synthesizing them. A Hamming neural network which enables estimation of the coefficient of pump filling by image recognition was build and its model was tested.

**Key words:** neural network, pumping unit, coefficient of oil pump filling.

#### REFERENCES

1. Genin V.S., Erohin E. Charonov V. Diagnosis of sucker rod pumps using vatmetrograms. // *Proceedings of the Academy of Sciences of the Chuvash rep.* – 2000. – № 1. – PP. 42–48. [in Russian]
2. Malyar A.V., Kaluzhny B.S., Andreishyn A.S. Automatic control system for a rod deep-well pumping unit considering the flow rate of the oil-bearing stratum // *Proceedings of DNTU "Electrical and Power Engineering"*. – 2011. – Iss. 11 (186). – PP. 267–271. [in Ukrainian]
3. Malyar A.V., Andreishyn A.S. Using neural networks for building control systems of engine unit pumping // *Bulletin NU "Lviv Polytechnic" "Electrical energy and electromechanical systems"*. – 2011. – № 707. – PP. 77–82. [in Ukrainian]
4. Hopfield J.J. Neural networks and physical systems with emergent collective computational abilities // *Proceedings of National Academy of Sciences.* – 2005. – Iss. 79. – № 8. – PP. 2554–2558.

Стаття надійшла 13.07.2012.

Рекомендовано до друку  
д.т.н., проф. Клепиковим В.Б.