

техн. наук: 05.09.01. – Львів, 2005. – 17 с. 8. Маляр В.С., Гавдьо І.Р., Гречин Д.П. Параметрична чутливість асинхронного двигуна з екранованими полюсами // Вісник Нац. ун-ту “Львівська політехніка”. – 2010. – № 671: Електроенергетичні та електромеханічні системи. – С. 57–61. 9. Маляр В.С., Глухівський Л.Й., Гречин Д.П., Гавдьо І.Р. Усталені режими і статичні характеристики асинхронних двигунів з екранованими полюсами // Вестник НТУ “ХПИ” “Проблеми автоматизированного электропривода. Теория и практика”. – 2008. – Вып. 30. – С. 449–452.

УДК 62-83-52

А.В. Маляр, А.С. Андреїшин

Національний університет “Львівська політехніка”,  
кафедра ЕАП

## ВИКОРИСТАННЯ НЕЙРОМЕРЕЖІ ДЛЯ ПОБУДОВИ СИСТЕМИ КЕРУВАННЯ ЕЛЕКТРОПРИВОДОМ ВЕРСТАТА-ГОЙДАЛКИ

© Маляр А.В., Андреїшин А.С., 2011

**Розглянуто питання використання нейромережі для побудови системи керування електроприводом верстата-гойдалки. Показано, що за допомогою сформованої нейромережі можна розпізнавати динамограму свердловини у разі неповного або зашумленого наборів вхідних даних від датчиків.**

**Ключові слова:** штангова глибино помпова установка, нейронна мережа, система керування електроприводом.

**The issue of using neural networks for building up a control system for the electric drive of the rod oil-pumping unit is considered. It is shown that the formed neural network makes it possible to identify the oil well dynamometer card for incomplete or noisy set of input data from the sensors.**

**Key words:** extraction oil, neural networks, electric control system.

### Вступ

Сучасний підхід до автоматизації процесів нафтовидобутку зумовлює жорсткі вимоги до програмно-апаратних комплексів контролю та управління штанговими глибинними помпами (ШГП). Це спричинено виснаженням ресурсів нафтових пластів, високою вартістю електроенергії, прагненням нафтових компаній знизити витрати на ремонт і експлуатацію свердловин та зменшити кількість обслуговувального персоналу.

### Суть проблеми

Впродовж багатьох років на нафтових родовищах для контролю роботи свердловин використовували технічні засоби, які давали змогу лише періодично вимірювати технологічні параметри операторами за допомогою переносних комплектів обладнання. Підвищення ефективності та надійності роботи устаткування родовища потребує встановлення сучасних мікропроцесорних контролерів, які роблять можливим безперервний автоматичний контроль [1, 6]. Стосовно свердловин, що експлуатуються штанговими глибинними помпами, це означає вимірювання та розрахунок таких технологічних параметрів, як динамограма, динамічний рівень, ватметрограма, тиск на гирлі свердловини, добова продуктивність свердловини тощо. Використання сучасних інтелектуальних контролерів забезпечує виконання таких завдань, як автоматизація роботи верстата-гойдалки, оптимізація режимів роботи обладнання, оперативне виявлення аварійних ситуацій та невідповідності режимів експлуатації обладнання, оперативна передача інформації про стан об'єкта на пульт оператора по системі телемеханіки.

Базою для діагностування свердловин з ШГП є динамограма верстата-гойдалки – залежність зусилля, яке діє на полірований шток, від переміщення головки балансира верстата [2]. Аналіз динамограм дає можливість виявити всі особливості роботи свердловин промислу, зокрема їхній дебіт. Одержання динамограми роботи верстата-гойдалки свердловини і розроблення методів їх аналізу є складним технічним завданням.

### Аналіз останніх досліджень

У теорії автоматичного керування розроблено багато методів, які дають змогу оптимізувати роботу систем за тими чи іншими критеріями якості за умови виконання низки обмежень, однак математичний апарат, що використовується в традиційних методах автоматичного керування, не завжди повною мірою може забезпечити задовільні результати у разі обмеженої кількості вхідних даних. Тому останнім часом значного поширення набувають так звані “м’які” обчислення, основний принцип яких полягає у забезпеченні прийнятної якості керування (не обов’язково оптимального) в умовах невизначеності за порівняно невисокого рівня витрачених ресурсів (вартісних, часових, обчислювальних тощо). До “м’яких” обчислень сьогодні зараховують такі інформаційні технології, як експертні системи, нейронні мережі, нечіткі системи, генетичні алгоритми тощо [3]. У роботі розглянуто питання побудови динамограми верстата-гойдалки на основі нейромережі, що дасть змогу обчислити коефіцієнт заповнення помпи і на основі його значення встановити оптимальний режим роботи глибиннопомпової установки.

### Вибір типу нейронної мережі та активаційної функції

У цій роботі використана програмна модель нейронної мережі [3]. На вхід нейрона надходить множина сигналів, які є виходами інших нейронів. На рис. 1 наведена схема, що реалізує цю ідею. Тут множина вхідних сигналів, позначених  $x_1, x_2, \dots, x_n$ , надходить на штучний нейрон. Ці вхідні сигнали в сукупності позначено вектором  $X$ . Кожен сигнал множать на відповідну вагу –  $w_1, w_2, \dots, w_n$ , і він надходить в підсумовуючий блок, позначений символом  $\Sigma$ . Множина ваг в сукупності позначається вектором  $W$ . Підсумовуючий блок додає зважені входи алгебрично, створюючи вихід, який називається  $NET$ , що у векторному вигляді записано як  $NET = XW$ .

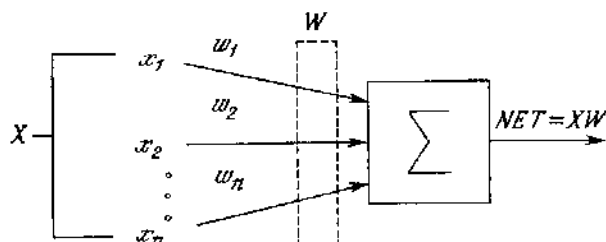


Рис. 1. Штучний нейрон

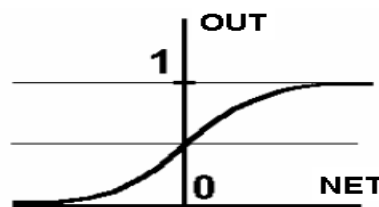


Рис. 2. Вид функції активації: сигмоїд

Сигнал  $NET$  потім перетворюється активаційною функцією  $F$  і дає вихідний нейронний сигнал  $OUT = F(NET)$ . Активаційну функцію  $F(NET)$  вибрано сигмоїдною ( $S$ -подібною) або логістичною функцією (рис. 2)

$$OUT = \frac{1}{1 + e^{-C \cdot NET}}$$

Очевидно, що вихідне значення нейрона лежить в діапазоні  $[0,1]$  (рис. 3). Популярність сигмоїдної функції зумовлюють такі її властивості:

- здатність підсилювати слабкі сигнали сильніше ніж великі, і опиратися “насиченню” від потужних сигналів;
- монотонність і диференційованість на всій осі абсцис;

- простий вираз для похідної  $F'(NET) = C \cdot F(NET) \cdot (1 - F(NET))$ , що дає можливість використовувати широкий спектр оптимізаційних алгоритмів.

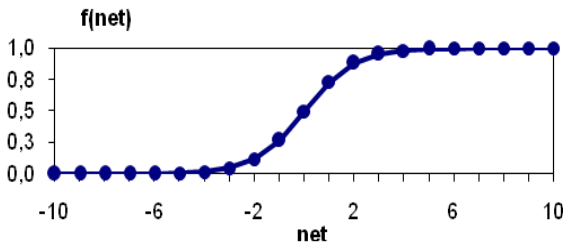


Рис. 3. Сигмоїдальна активаційна функція для  $C=1$

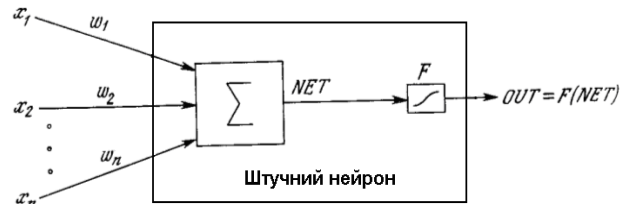


Рис. 4. Штучний нейрон з активаційною функцією  $F$

Один нейрон здатний виконувати прості процедури, однак багатошарові мережі (рис. 5) мають значно більше можливостей, ніж одношарові. Обчислення виходу шару полягає в множенні вхідного вектора на першу вагову матрицю з подальшим множенням результуючого вектора на другу вагову матрицю  $(XW_1)W_2$ .

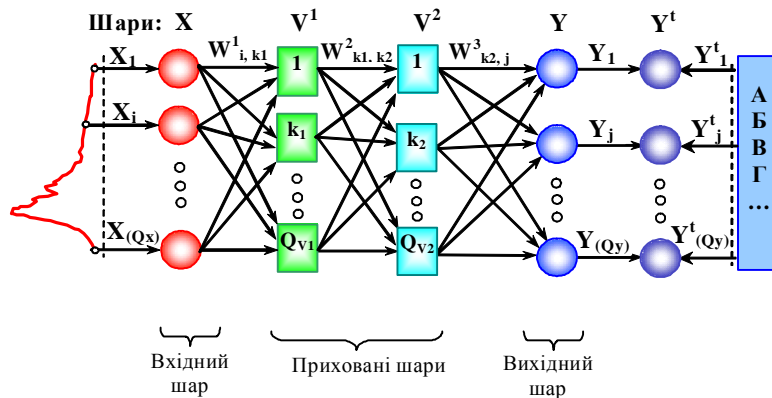


Рис. 5. Багатошарова нейронна мережа

### Вибір алгоритму навчання нейронної мережі

Мережа навчається так, щоб для деякої множини входів  $X$  отримати бажану множину виходів  $Y$ . Кожна множина розглядається як вектор. Навчання здійснюється послідовним пред'явленням вхідних векторів з одночасним налагодженням ваг за певною процедурою. Під час навчання ваги мережі поступово стають такими, щоб кожен вхідний вектор виробляв вихідний вектор.

Розрізняють алгоритми навчання з вчителем і без вчителя, детерміновані і стохастичні. Для навчання вибраної нейронної мережі використано алгоритм навчання без вчителя. Розвинений Кохоненом і багатьма іншими вченими [4, 5], він не потребує цільового вектора для виходів  $i$ , отже, не вимагає порівняння з ідеальними відповідями. Навчальна множина складається лише з вхідних векторів, які містять зняті наперед динамограми для різних режимів роботи свердловини. Навчальний алгоритм налагоджує ваги мережі так, щоб отримати узгоджені вихідні вектори. Процес навчання виділяє статистичні властивості навчальної множини і групує схожі вектори в класи.

Алгоритм навчання мережі без вчителя вибрано за концепцією Хебба. Він запропонував модель навчання, в якій синаптична сила (вага) зростає, якщо активовані обидва нейрони, джерело і приймач. Отже, часто використовувані шляхи в мережі посилюються. Нарощування ваг визначається добутком рівнів збудження передаючого і приймаючого нейронів, що виражається залежністю

$$w_{ij}(e+1) = w(e) + \alpha \text{OUT}_i \text{OUT}_j,$$

де  $w_{ij}(e)$  – значення ваги від нейрона  $i$  до нейрона  $j$  до налагодження,  $w_{ij}(e+1)$  – значення ваги від нейрона  $i$  до нейрона  $j$  після налагодження,  $\alpha$  – коефіцієнт швидкості навчання,  $\text{OUT}_i$  – вихід нейрона  $i$  та вхід нейрона  $j$ ,  $\text{OUT}_j$  – вихід нейрона  $j$ ;  $e$  – номер епохи (ітерації під час навчання).

Основною перевагою нейронної мережі зустрічного розповсюдження є порівняно малий час навчання (приблизно в 100 разів менший, ніж для зворотного розповсюдження помилки). У зустрічному розповсюдженні об'єднані два добре відомих алгоритми: карта Кохонена і зірка Гроссберга. Під час навчання вхідні вектори асоціюються з відповідними вихідними векторами. Ці вектори вибрано як неперервні. Коли мережа навчена, оброблення вхідного вектора приводить до отримання необхідного вихідного вектора. Узагальнювальна здатність мережі дозволяє одержувати правильний вихід навіть за наявності похибок у вхідному векторі. Це дозволяє використовувати цю мережу для систем з сильно зашумленими вхідними сигналами.

Структура нейромережі зустрічного розповсюдження показана на рис.6.

У простій формі шар Кохонена функціонує за принципом “переможець забирає все”, тобто для цього вхідного вектора один і лише один нейрон Кохонена видає на виході логічну одиницю, всі інші видають нуль. Переможцем є нейрон з максимальним значенням вихідного сигналу

$$NET_j = \sum_i x_i w_{ij} . \text{ Вихід нейронів шару Гроссберга є сумою } NET_j = \sum_i x_i w_{ij} .$$

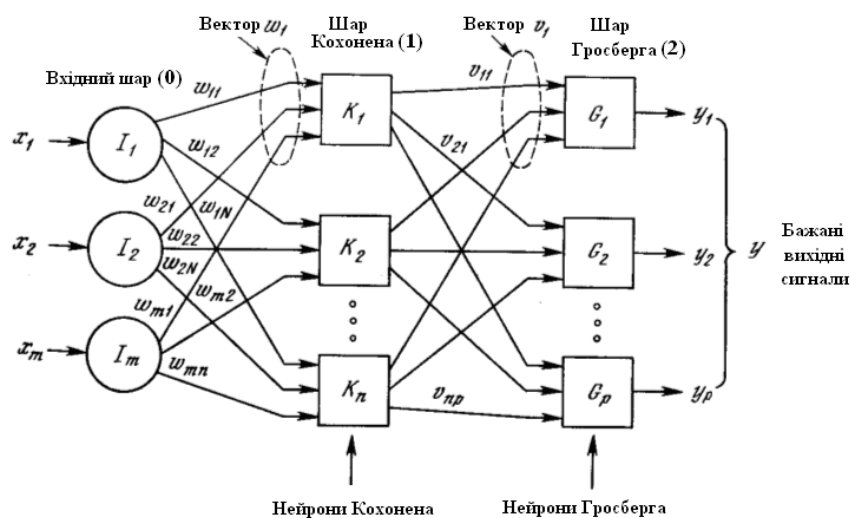


Рис. 6. Нейронна мережа зустрічного розповсюдження без зворотних зв'язків

Під час навчання шар Кохонена класифікує вхідні вектори в групи схожих. Це досягається за допомогою такого налагодження ваг шару Кохонена, в якому близькі вхідні вектори активують один і той самий нейрон даного шару. Завданням шару Гроссберга є отримання необхідних вихідних сигналів.

### Цифрове представлення динамограми

На вхід нейромережі подається інформація, яка отримується від системи давачів (зусилля та положення кривошипа), тому на першому етапі розроблення системи керування на основі нейронної мережі потрібно вибрати спосіб програмного подання (оцифрування) динамограми. Є два способи виконання: задання точок динамограми дійсними числами (у десятковій системі числення) і двійковими символами (у вигляді матриці одиниць і нулів). Проаналізувавши реальні та ідеалізовані динамограми і беручи до уваги, що вид ідеальної динамограми залежить тільки від динамічного рівня рідини в свердловині, доходимо висновку, що універсальнішим буде використання двійкової системи числення. До того ж дані такого типу простіше обробляти за допомогою логічних операцій. Виділяючи характерні елементи зображення типових динамограм, будемо матричну форму цифрового подання динамограми в бінарному коді з роздільною здатністю  $14 \times 8$ . За необхідності розпізнавання складніших динамограм потрібно збільшувати розмір матриці, що тягне за собою ускладнення структури нейромережі, ускладнюючи її реалізацію.

Дані, отримані від давачів, оцифровуються відповідно до прийнятих правил перетворення в бінарну форму, накладенням на зображення динамограми координатної сітки. На основі даних, отриманих у результаті зазначеного перетворення графічного зображення, послідовним записуванням рядків "зліва направо – зверху вниз", формується бінарний код динамограми, що являє собою вектор-рядок із 112 елементів, як зображено на рис. 7.

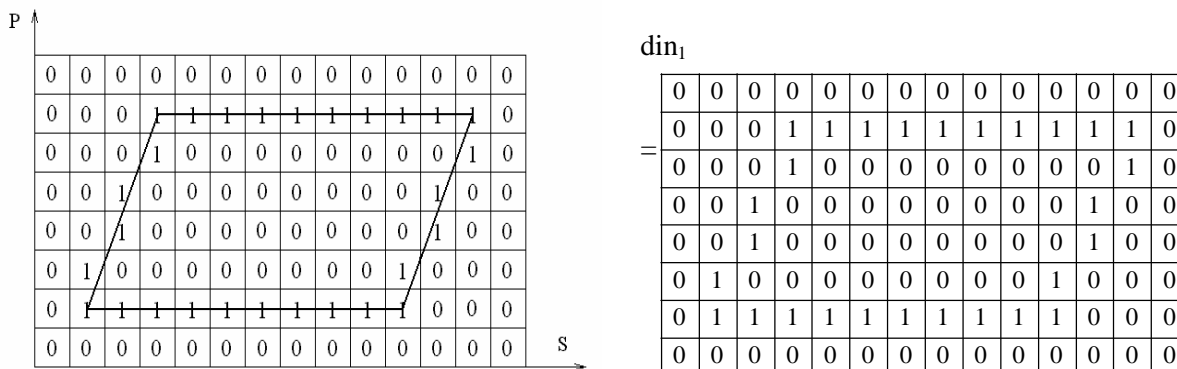


Рис. 7. Приклад оцифрування динамограми та її бінарний код

Під час виведення оцифрованого зображення динамограм на екран комп'ютера вектор-рядок перетворюється в матрицю необхідного розміру. Результати роботи програми візуалізації SHOWDIN.M бінарного подання типових динамограм, реалізованої в середовищі MATLAB 6.5, наведені на рис. 8–9.

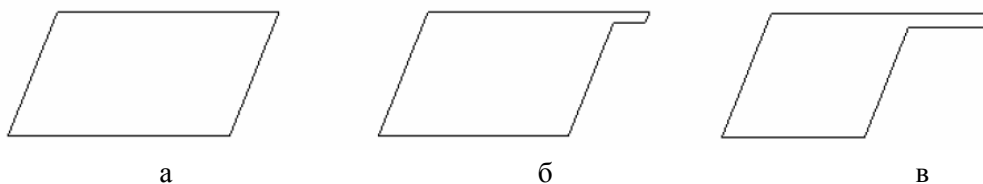


Рис. 8. Типові динамограми за різного значення коефіцієнта заповнення

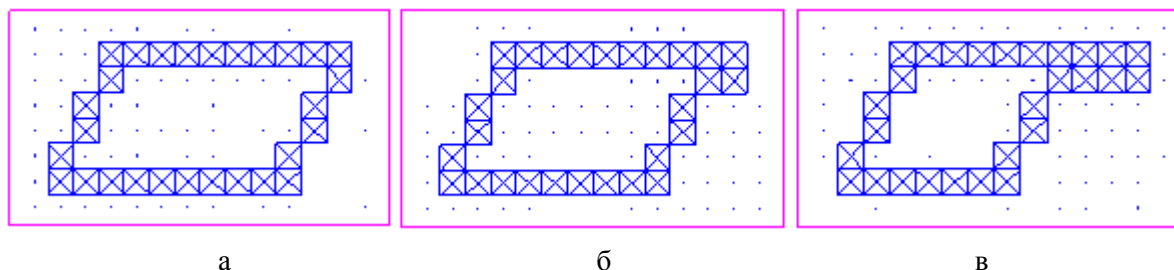


Рис. 9. Візуалізація матричного подання динамограм

Для реалізації розпізнавання динамограм використано утворену вище нейронну мережу. Параметри мережі отримуємо, враховуючи задачу розпізнавання необхідної кількості динамограм і спосіб їх цифрового подання (вектор-рядок із 112 елементів). Сформульовані умови призводять до структури, зображеної на рис. 5, яка містить 112 вхідних нейронів, 9 нейронів вихідного шару, у внутрішньому шарі на основі результатів обчислювальних експериментів пропонується використати 26 нейронів. Функцією активації застосована зміщена в позитивну область сигмоїдальна функція (рис. 3).

## Висновки

На основі складеної нейронної мережі, яка дає змогу розпізнавати динамограму, можна спроектувати систему автоматичного керування ШГП у функції коефіцієнта заповнення глибинної помпи, яка забезпечує прийнятну якість керування за неповного або зашумленого набору вхідних даних.

1. Поздеев Д.А. Интеллектуальная станция ALC800 компании АББ для управления станками-качалками / Д.А. Поздеев, С.В. Кудрявцев // Проблемы автоматизированного электропривода. Теория и практика: Вестник НТУ "Харьковский политехнический институт". – 2008. – № 30.
2. Алиев Т. М. Автоматический контроль и диагностика скважинных штанговых насосных установок / Т. М. Алиев, А.А. Тер-Хачатуров. – М.: Недра, 1988. – 230 с.
3. Медведев В.С., Потемкин В.Г. Нейронные сети. MATLAB 6 / В.С. Медведев, В.Г. Потемкин / под общ. ред. В.Г. Потемкина. – М.: Диалог–МИФИ, 2002.
4. Artificial Neural Networks: Concepts and Theory, IEEE Computer Society Press, 1992.
5. Осовский С. Нейронные сети для обработки информации / С. Осовский [Пер. с польского И.Д. Рудинского]. – М.: Финансы и статистика, 2002. – 344 с.
6. Zong Ming. An intelligent controller for oil-pumping unit / Zong Ming; Geng Dayong; Wang Fengxiang; Wu Lijun // Electrical Machines and Systems. – Proceedings of the Fifth International Conference ICEMS. – 2001. – Vol. 2, № 2. – P. 1254–1257.

УДК 621.372

В.С.Маляр, І.А. Добушовська

Національний університет "Львівська політехніка",  
кафедра ТЗЕ

## РОЗРАХУНОК УСТАЛЕНИХ РЕЖИМІВ У НЕЛІНІЙНИХ ЕЛЕКТРИЧНИХ КОЛАХ З РЕАКТИВНИМИ ЕЛЕМЕНТАМИ І НЕСИНУСОЇДНИМИ ДЖЕРЕЛАМИ ЖИВЛЕННЯ

© Маляр В.С., Добушовська І.А., 2011

Розглянуто проблему розрахунку та аналізу процесів в нелінійних електричних колах з реактивними елементами і несинусоїдними джерелами живлення. Запропоновано метод дослідження впливу параметрів кола на статичні характеристики, які мають багатозначний характер. Задача розв'язується як крайова застосуванням проєкційного методу, в основу якого покладено апроксимацію періодичного розв'язку кубічними сплайнами.

**Ключові слова:** нелінійні кола, реактивні елементи, несинусоїдні джерела живлення.

The article discusses the problem problems of computation and analysis of phenomena in non-linear electrical circuits with reactive elements and non-sinusoidal energy sources. It offers a special technique for investigation of impact of circuit parameters on static characteristics that are featured by inherent multi-valuedness. The problem is being solved as a boundary one by means of projection method application, based on approximation of periodic solution using cubic splines.

**Key words:** non-linear circuits, static characteristics, boundary problem.

### Постановка проблеми

До складу багатьох електротехнічних пристроїв входять нелінійні індуктивні та ємнісні елементи. Крім того, в сучасних умовах високого розвитку і широкого впровадження в практику напівпровідникової техніки напруги, від яких вони живляться, можуть значно відхилятися від синусоїдних. Нелінійні реактивні елементи навіть при синусоїдному живленні є джерелом вищих гармонік струмів та напруг, а у разі несинусоїдного живлення характер перебігу процесів ще більше