

ОЦІНЮВАЧ ПРОДУКТИВНОСТІ ВІДЦЕНТРОВОЇ НАСОСНОЇ УСТАНОВКИ НА ОСНОВІ НЕЙРОННОЇ МЕРЕЖІ

Вступ. До актуальних проблем в галузі електротехніки відноситься задача поліпшення якісних показників електромеханічних систем для переміщення рідких речовин, які мають широке застосування у різноманітних галузях народного господарства. Як відомо [1,2], системи автоматичного регулювання (САР) відцентрових насосних установок будуються як САР напору або САР продуктивності (подачі) насоса. Ці системи оснащуються датчиками відповідних величин, що потребує певних фінансових затрат. Поряд з цим такі сучасні засоби, як штучні нейронні мережі (НМ), дозволяють досить ефективно вирішувати проблему оцінювання змінних стану нелінійних динамічних об'єктів [3].

У цій статті розв'язується задача побудови на основі НМ оцінювача продуктивності відцентрової насосної установки, який використовує інформацію про швидкість обертання і напір насоса. Застосування такого оцінювача дозволяє розширити функціональні можливості САР насосними установками. Дане розширення полягає у здатності САР напору, за потреби, працювати і в режимі стабілізації подачі. Крім цього система може моніторити та дозувати об'єм переміщуваної насосом рідини, що істотно у сенсі ресурсозбереження.

Система керування продуктивністю. Функціональна схема системи керування продуктивністю відцентрової насосної установки зображена на рис.1. Система складається з частотно-регульованого асинхронного привода із замкнутим контуром швидкості [2], насоса, вихідною величиною якого є Q - продуктивність, регулятора та датчика цієї величини.

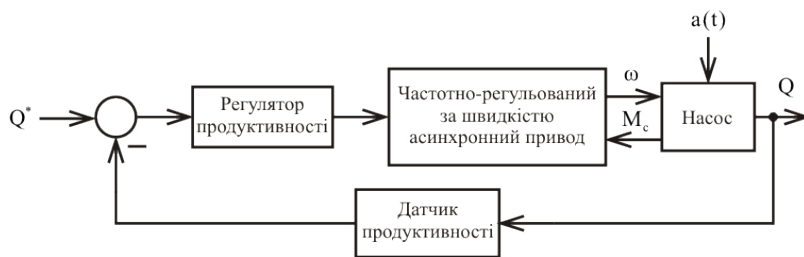


Рис.1.

На насос у якості зовнішнього збурення діє змінний у часі гідравлічний опір мережі $a(t)$. На вхід системи подається сигнал завдання продуктивності Q^* .

Так як статичні характеристики відцентрових насосів апроксимуються параболоми, рівняння цих характеристик матиме вигляд:

$$H = H_{0н} \left(\frac{\omega}{\omega_n} \right)^2 - a_\phi Q^2, \quad (1)$$

де ω - швидкість обертання насоса; ω_n - номінальне значення швидкості; $H_{0н}$ - напір при нульовій подачі та номінальній швидкості; a_ϕ - гідравлічний опір насоса.

Статичні характеристики гідравлічної мережі також апроксимуються параболоми:

$$H = H_{ст} + aQ^2, \quad (2)$$

де $H_{ст}$ - напір при нульовій подачі насоса (геодезичний або статичний напір).

Якщо прийняти, що площі перерізу s напірного та всмоктуючого трубопроводів однакові, а складні перехідні процеси в насосі та трубопроводах апроксимувати аперіодичною ланкою, то диференціальне рівняння, яке описує насос при керуванні швидкістю матиме вигляд [2]:

$$\frac{m}{\rho g} \dot{Q} + s^2 (a + a_\phi) Q^2 = s^2 \frac{H_{0н}}{\omega_n^2} \omega^2 + s^2 H_{ст}, \quad (3)$$

де m - маса води в насосі та трубопроводах; g - прискорення вільного падіння; ρ - густина води.

Момент на валу насоса визначається за наступним співвідношенням:

$$M = \frac{\rho g Q H}{\eta \omega}, \quad (4)$$

де η - коефіцієнт корисної дії насоса.

На основі рівнянь (1), (3) та (4) на рис.2 представлена структурна схема насосної установки. На схемі прийняті наступні позначення: M_c - момент опору на валу двигуна; i_t - передаточне число від валу двигуна до валу насоса; $\chi = \rho \cdot g / m$; $p = d/dt$ - оператор диференціювання. Статичний напір $H_{н0}$ та гідравлічний опір насоса a_ϕ прийняті незмінними у всіх режимах роботи системи. Гідравлічний опір мережі прийнято змінним.

Побудова нейронної мережі. Процедура синтезу чи проектування НМ прямого поширення в загальному випадку полягає у виборі кількості захованих шарів нейронів, тобто шарів, що розташовані між входами мережі

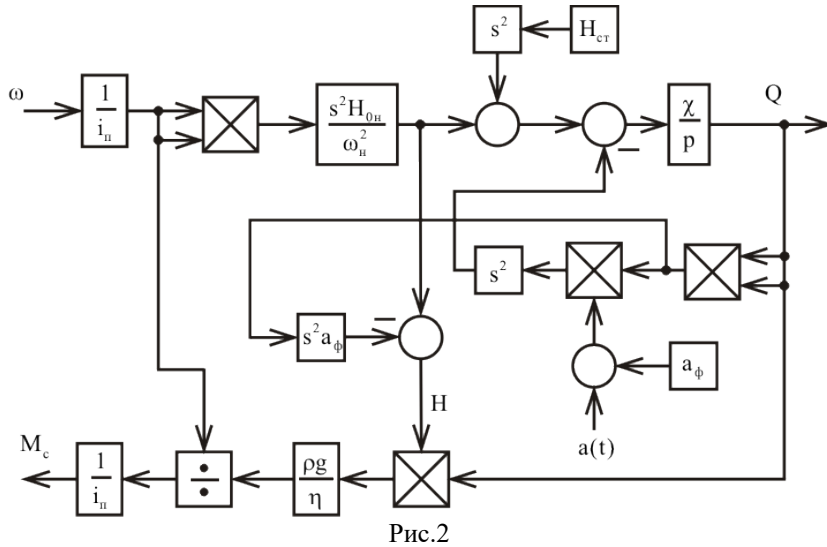


Рис.2

та вихідним шаром нейронів; у визначенні кількості нейронів в захованих шарах; у виборі функції активації нейронів, а також у навчанні (тренуванні) мережі, завдяки якому визначаються чисельні значення параметрів її внутрішніх зв'язків [3]. Якщо розглянути i -й нейрон, то його вихід y_i визначається як

$$y_i = \lambda_i \left(\sum_{j=1}^m x_j w_{ij} + b_i \right),$$

де x_1, x_2, \dots, x_m – входи нейрона; $w_{i1}, w_{i2}, \dots, w_{im}$ – вагові коефіцієнти синаптичних зв'язків; b_i – зміщення нейрона; $\lambda_i(\cdot)$ – активаційна функція нейрона.

Для навчання НМ широке застосування знайшов метод зворотного поширення помилки, зокрема його варіант з алгоритмом оптимізації Левенберга-Марквардта [4]. Попередньо треба сформувати навчальну множину даних, куди ввійдуть масиви векторів $\bar{X}(k)$, $k = \overline{1, N}$ та $\bar{Y}(k)$, $k = \overline{1, N}$, де N – обсяг навчальної множини; $\bar{X} = [X_1, X_2, \dots, X_n]^T$ – вектор входу мережі; $\bar{Y} = [Y_1, Y_2, \dots, Y_q]^T$ – вектор виходу мережі. В процесі навчання при подачі на вхід НМ вектора $\bar{X}(k)$ на виході мережі формується вектор оцінки $\hat{Y}(k)$ та визначається помилка мережі $e_{\text{net}}(k) = \sum_{i=1}^q (Y_i(k) - \hat{Y}_i(k))$. Після досягнення $k = N$, закінчується епоха (цикл) навчання та обчислюється певний функціонал якості навчання, наприклад середній квадрат помилки мережі, залежно від значення якого програма навчання змінює коефіцієнти зв'язків між нейронами та зміщення нейронів.

Структура НМ для оцінювання продуктивності представлена на рис. 3. Мережа має 5 входів, два захованих шари нейронів з активаційними функціями типу гіперболічного тангенсу та один вихідний нейрон з лінійною функцією активації.

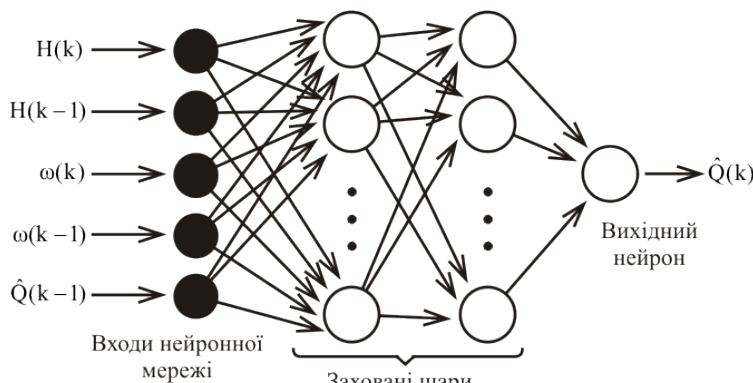


Рис. 3

Для k -го такту квантування вхідним вектором НМ є $\bar{X}(k) = [H(k), H(k-1), \omega(k), \omega(k-1), \hat{Q}(k-1)]^T$, а на виході мережі формується оцінка продуктивності насоса $\hat{Q}(k)$.

Навчальна множина даних була отримана за допомогою моделювання системи: частотний перетворювач - асинхронний двигун - насосна установка. При цьому забезпечувались зміни Q в межах 50÷100% від його номінального значення з достатніми для затухання перехідних процесів інтервалами сталості. Водночас змінювалося і параметричне збурення у системі за формулою $a(t) = a_n(1 + \alpha \xi(t))$, де $\xi(t)$ – випадкова величина з рівномірним розподілом в інтервалі $[-1, 1]$; $\alpha = 0.2$. Обсяг навчальної множини склав $N=20000$. Навчання НМ тривало 300 епох.

Значення з достатніми для затухання перехідних процесів інтервалами сталості. Водночас змінювалося і параметричне збурення у системі за формулою $a(t) = a_n(1 + \alpha \xi(t))$, де $\xi(t)$ – випадкова величина з рівномірним розподілом в інтервалі $[-1, 1]$; $\alpha = 0.2$. Обсяг навчальної множини склав $N=20000$. Навчання НМ тривало 300 епох.

Чисельні дослідження. Моделювання проводилося у середовищі MatLab/Simulink. При дослідженні порівнюються сигнали продуктивності з виходу насосної установки та з виходу оцінювача, що побудований на основі НМ. Асинхронний двигун має номінальні значення потужності, частоти обертання та моменту такі, як: $P_n = 2,2$ кВт; $n_n = 2841$ об/хв; $M_n = 7,4$ Н·м. Параметри насоса є наступними: $H_{0n} = 22,5$ м; $Q_n = 8,3 \cdot 10^{-4}$ м³/с; $\rho = 1000$ кг/м³; $a_\phi = 12,234 \cdot 10^6$ с²/м⁵; $a_n = 2,877 \cdot 10^6$ с²/м⁵; $H_{ст} = 12$ м; $\chi = 0,5$ 1/м²·с².

Модельовання проводилися на протязі 30 секунд у двох режимах. У першому режимі НМ оцінює продуктивність насосної установки при її ступінчатій зміні на 6-й секунді, 10-й і далі кожні 5 секунд у межах 50% нижче номінального значення. При цьому значення гідравлічного опору було номінальним та незмінним. Графік перехідного процесу продуктивності (крива 1) та її оцінки (крива 2) показаний на рис. 4. Похибка оцінювання складає менше 1%.

У другому режимі разом зі зміною Q змінюється також і гідравлічний опір мережі $a(t)$ в межах $\pm 20\%$ від номінального значення у вигляді білого шуму. Це дає змогу перевірити роботу оцінювача при зміні обох параметрів. Графік перехідного процесу для цього режиму показаний на рис. 5, де 1 – продуктивність, 2 – оцінка

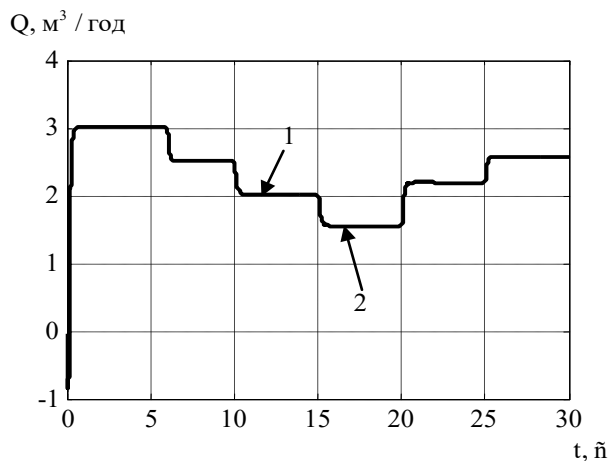


Рис.4

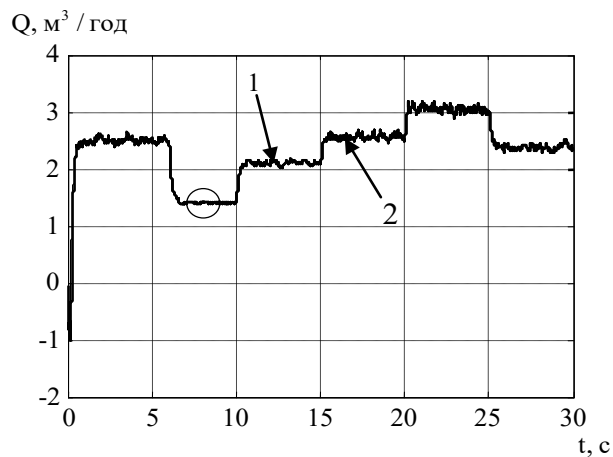


Рис.5

продуктивності на виході НМ.

Для візуального оцінювання похибки область на рис.5, що обведена колом, у збільшеному масштабі показана на рис. 6, де 1 – продуктивність, 2 – оцінка продуктивності на виході НМ. Це дає точніше уявлення про

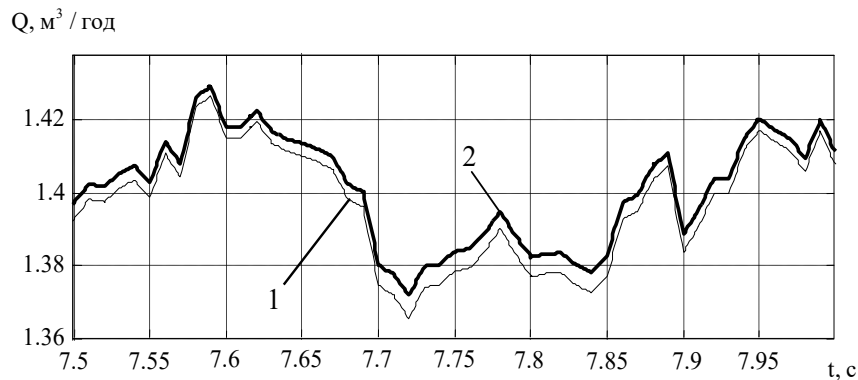


Рис. 6

якість роботи оцінювача продуктивності на основі НМ. Як видно з рисунка, похибка складає близько 0,5%.

Висновки. ● Використовуючи НМ можна оцінювати продуктивність насосної установки в статичних та динамічних режимах роботи на основі даних про швидкість обертання і напір насосу. ● Застосування запропонованого оцінювача продуктивності дозволяє розширити функціональні можливості електромеханічних систем керування насосними установками.

Список використаної літератури

1. Попович М.Г., Костицький В.В. Електромеханічні системи автоматизації та електропривод (Теорія і практика), – К.: КНУТД. -2008. -408 с.
2. Попович М.Г., Теряєв В.І., Кіселичник О.І., Бур'ян С.О. Особливості синтезу та дослідження електромеханічних систем з послідовною корекцією та частотно регульованими асинхронними двигунами // Вісн. Кременчуцького держ. політех. ун-ту ім. М. Остроградського. Вип. 3/2007 (44). Ч. 2. С.12-16.
3. Рутковская Д., Пилиньский М., Рутковский Л. Нейронные сети, генетические алгоритмы и нечеткие системы. М.: Горячая линия-Телеком, 2004. – 452 с.
4. Neural Networks Toolbox User's Guide: MathWorks. - 2004.