

## ОЦІНЮВАЧ КОЕФІЦІЄНТА КОРИСНОЇ ДІЇ НАСОСНОЇ УСТАНОВКИ НА ОСНОВІ НЕЙРОННОЇ МЕРЕЖІ: ЕКСПЕРИМЕНТАЛЬНІ ДОСЛІДЖЕННЯ

Бур'ян С. О., Титаренко А. С., Землянхуна Г. Ю.

*Національний технічний університет України "Київський політехнічний інститут імені Ігоря Сікорського"*

*Розроблено та експериментально досліджено оцінювач на базі штучної нейронної мережі, який визначає коефіцієнт корисної дії насосної установки в залежності від розташування робочої точки.*

**Постановка проблеми.** Процедура визначення та оцінювання координат технологічних параметрів турбомеханізмів є невід'ємною складовою при проектуванні їх систем автоматичного керування, однак давачі, що надають інформацію у систему, є досить дорогими та доступ для їх монтажу обмежений гідравлічною мережею. Інші параметри, такі як коефіцієнт корисної дії (ККД) насосу, неможливо виміряти напряму, а тільки опосередковано із застосуванням певної кількості давачів. В свою чергу миттєві значення ККД та продуктивності насосної установки можуть бути застосовані для реалізації стратегій енергоефективного керування.

**Аналіз останніх досліджень і публікацій.** У роботі [0] автори пропонують систему з двох давачів температури і тиску на вході і двох на виході насосу для обчислення його ККД. Іншим перспективним шляхом є застосування теорії штучного інтелекту для отримання невідомих координат [2-4]. Для цього проєктуються оцінювачі на базі штучних нейронних мереж, які на основі вже відомих вимірюваних координат дозволяють оцінити значення інших координат, наприклад напору, продуктивності насосу [5], його механічну потужність та інші. Застосування такого підходу для визначення ККД насосу володіє елементом новизни в галузі автоматизації турбомеханізмів та вперше дозволить розробити та реалізувати бездавачеві алгоритми керування з використанням технологій штучного інтелекту. Тому актуальним завданням є побудова оцінювача ККД насосу на основі нейронної мережі та експериментальна перевірка його працездатності.

**Мета статті.** Експериментальне дослідження оцінювача ККД насосної основі нейронної мережі з використанням спеціалізованого лабораторного стенду з подальшим застосуванням оцінювача для реалізації енергоефективного керування.

**Основні матеріали дослідження.** Експериментальні дослідження проводилися на спеціалізованому стенді який складається з насосу фірми *Calpeda MXH 202E* з асинхронним двигуном потужністю 0,33 кВт, який керується перетворювачем частоти *Lenze 8200 Vector* потужністю 0,75 кВт. На виході насоса розміщено клапан для запобігання зворотного ходу води у насос, давач тиску з аналоговим виходом та давач продуктивності з імпульсним виходом. Гідравлічний опір мережі змінюється за допомогою вентилів. Завдання швидкості у ручному режимі здійснюється потенціометром. Напруга, що пропорційна споживаній активній потужності двигуна знімається з аналогового виходу перетворювача частоти та фіксується вольтметром. Струм, пропорційний сигналу напору, вимірюється амперметром. Також до стенду підключено

плату розробника фірми *Altera DE1-SoC*, на якій реалізована нейронна мережа. На аналогові входи плати подаються сигнали з давача напору та аналогового виходу перетворювача. Для навчання штучної нейронної мережі (ШНМ) використано експериментально зняті залежності ККД насосу  $\eta$  та активної споживаної потужності двигуна  $P$  від напору  $H$ . Для цього змінювався гідравлічний опір мережі та фіксувалися робочі точки при різних швидкостях обертання приводного асинхронного двигуна. Всього було знято 20 характеристик по 10 робочих точок на кожній. Після чого були сформовані тренувальні масиви ( $P-H$ ) та ( $ККД-H$ ). Тренування оцінювача ККД насосу було проведено у пакеті прикладних програм *MatLab* з редактором нейронних мереж (*Network Data Manager*). Максимальна похибка при навчанні становить  $7.232 \cdot 10^{-5}$ , такий результат досягається за 31 епоху тренування. Коефіцієнт регресії становить 0.996. Результати тренування є прийнятними для застосованого масиву даних.

Технічна реалізація отриманої нейронної мережі була виконана на базі плати розробника фірми *Altera* з програмованою логічною інтегральною схемою (ПЛИС). На платі розміщено програматор *USB-Blaster* з інтерфейсом програмування *JTAG*, генератор тактової частоти та 12-ти розрядний *АЦП*, що має 8 аналогових входів. ПЛИС поєднує в структурі *ARM Cortex A9* процесор та *Altera Cyclone V FPGA*. Для програмування на мові *C* використане програмне забезпечення *Nios II Software Build Tools for Eclipse* фірми-виробника *Altera*. Для оцінки працездатності розробленого оцінювача було проведено експериментальні дослідження та виконано порівняння з результатами, отриманими шляхом математичного моделювання. При моделюванні була застосована класична модель асинхронного двигуна в координатах статора  $a-b$  [6]. Перетворювач частоти реалізовує квадратичний закон частотного керування  $u/f^2=const$ . Насосна установка описується диференціальним рівнянням першого порядку (2) та рівнянням для визначення напору (3) [5]:

$$\chi dQ/dt = H_{0n} \omega^2 / \omega_n^2 - (a_n + a_m) Q^2, \quad (2)$$

$$H_{0n} \omega^2 / \omega_n^2 - a_n Q^2 = H = H_{0n} \omega^2 / \omega_n^2 - a_n Q^2, \quad (3)$$

де  $Q$  – продуктивність насосу;  $H_{0n}$  – номінальний тиск при нульовій подачі насосу на номінальній швидкості;  $\omega$  – кутове обертання приводного асинхронного двигуна;  $\omega_n$  – номінальна швидкість обертання приводного двигуна;  $\chi$  – стала інтегрування насосу;  $a_n$  – номінальний опір насосу;  $a_m$  – опір гідравлічної мережі;  $t$  – час.

Експериментальні дослідження були проведені наступним чином. Спочатку приводний двигун насосної установки запусився на номінальну швидкість, яка відповідає частоті 50 Гц, при мінімальному опорі (повністю відкритих вентилях) з подальшим збільшенням гідравлічного опору до 80% від максимального, а потім зменшенням до мінімально можливого. Зміна опору відбувалася стрибкоподібно. Графіки перехідних процесів оціненого значення ККД  $\hat{\eta}_p$  та напору насосу  $H_p$ , отримані експериментальним шляхом та їх порівняння з ККД  $\hat{\eta}_m$  та напором  $H_m$ , отриманими шляхом моделювання, представлені на рис. 1-2.

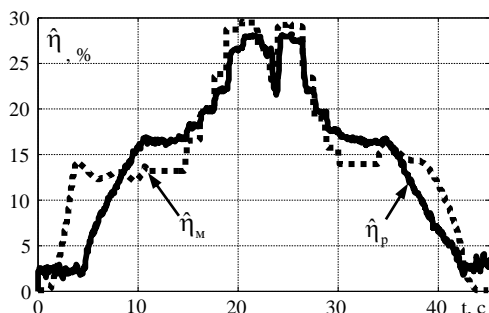


Рисунок 1 – Графік зміни ККД насосу

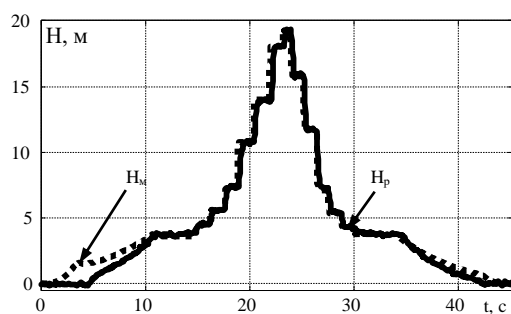


Рисунок 2 – Графік зміни напору насосу

Як видно з рисунків 1-2, різниця  $\hat{\eta}_p$  та  $\hat{\eta}_m$  не перевищує 15% при малих та 5% при середніх та великих гідравлічних опорах. Такі відхилення в першу чергу зумовлені точністю оцінювання споживаної активної потужності  $P$  перетворювачем частоти, так як ці дані були застосовані у якості інформації для тренувальних масивів нейронної мережі, а також, через недостатню кількість даних для навчання. При моделюванні, в свою чергу, сигнал споживаної активної потужності визначається на основі двофазної моделі асинхронного двигуна і є має вищу точність у порівнянні з сигналом аналогового виходу перетворювача. Збільшення тренувального масиву та застосування більш точних датчиків може суттєво підвищити точність оцінювання.

**Висновки.** У результаті проведених досліджень було доведено працездатність розробленого на основі штучної нейронної мережі оцінювача ККД насосної установки з використанням спеціалізованого експериментального стенду. Різниця експериментальних даних з отриманими шляхом моделювання не перевищує 15% на напорах до 7 метрів і 5% від 7 до 20

метрів, що є прийнятними для використаного масиву даних і вхідних сигналів нейронної мережі. Збільшення навчальних масивів та застосування більш точних датчиків призведе до підвищення точності оцінювання. Отримані результати доцільно використовувати при проектуванні електромеханічних систем неперервної дії, для яких складно або неможливо провести вимірювання технологічних параметрів та координат.

#### Список використаних джерел

1. Cattaert A.E. High Pressure Pump Efficiency Determination from Temperature and Pressure Measurements. IEEE PES PowerAfrica Conference and Exposition. Johannesburg. S. Africa, 16-20 July 2007. - Pp. 1-8.
2. Lu Yan-juan, Yang Yi, Gu Hai-qin. Identification and self-tuning control of heat pump system based on neural network. IEEE Chinese Control and Decision Conference (CCDC). China, 28-30 May 2016. - Pp. 6687-6691.
3. Qiang Zhu, Guoli Li, Rui Zhou Integrated model of water pump and electric motor based on BP neural network. IEEE 10th Conference on Industrial Electronics and Applications. New Zealand, 15-17 June 2015. - Pp. 1449-1452.
4. Rui Zhou, Guoli Li, Lufeng Ju. Optimization design of pump motor based on genetic algorithm and neural network. IEEE 11th Conference on Industrial Electronics and Applications. China, 5-7 June 2016. - Pp. 38-42.
5. Pechenik N, Kiselychuk O., Buryan S., Petukhova D. Sensorless control of water supply pump based on neural network estimation. Electrotechnic and Computer Systems. 2011. - No 3. - Pp. 462-466.
6. Leonhard W. Control of Electrical Drives. Springer. Verlag, Berlin. 1996. – 420 p.

#### Аннотація

### ОЦЕНЩИК КОЭФФИЦИЕНТА ПОЛЕЗНОГО ДЕЙСТВИЯ НАСОСНОЙ УСТАНОВКИ НА ОСНОВЕ НЕЙРОННОЙ СЕТИ: ЭКСПЕРИМЕНТАЛЬНЫЕ ИССЛЕДОВАНИЯ

Бурьян С. А., Титаренко А. С., Землянухина А. Ю.

*Разработано и экспериментально исследовано оценщик на базе искусственной нейронной сети, который определяет коэффициент полезного действия насосной установки в зависимости от расположения рабочей точки.*

#### Abstract

### PUMPING UNIT EFFICIENCY OBSERVER BASED ON A NEURAL NETWORK: EXPERIMENTAL INVESTIGATIONS

S. Buryan, A. Titarenko, A. Zemlyanukhina

*An observer based on an artificial neural network was created and investigated. The observer determines the pumping unit efficiency depending on the location of the operating point.*