

# ДОСЛІДЖЕННЯ НЕЙРООЦІНЮВАЧА ККД НАСОСУ МЕТОДОМ МАТЕМАТИЧНОГО МОДЕЛЮВАННЯ

Титаренко А.С., студентка, Бур'ян С.О., к.т.н., доц., Печеник М.В., к.т.н., доц.

КПІ ім. Ігоря Сікорського, кафедра автоматизації електромеханічних систем та електроприводу

**Вступ.** Турбомеханізми – це складні нелінійні технологічні об'єкти зі змінними параметрами, які іноді неможливо виміряти. Одним з таких параметрів є коефіцієнт корисної дії (ККД) турбомеханізму, оцінювання якого може бути реалізована на основі штучних нейронних мереж (ШНМ) [1-3]. Для цього створення необхідною і достатньою є інформація про масиви робочих точок ККД, напору (Н), продуктивності (Q) або іншої координати, наприклад споживаної потужності приводного двигуна (P), на різних швидкостях обертання двигуна.

**Мета роботи.** Метою роботи є розробка та перевірка працездатності нейрооцінювача ККД насосу методом математичного моделювання.

**Матеріали і результати досліджень.** Спрощена структура оцінювача ККД насосу представлена на рис. 1.

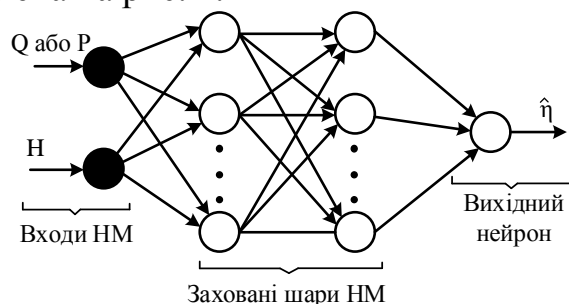


Рисунок 1 – Спрощена структура ШНМ для оцінювача ККД насосу

На рисунку Q, P, H – поточні значення продуктивності, споживаної потужності і напору відповідно;  $\hat{\eta}$  – оцінене значення КД насосу.

Для отримання необхідних робочих точок зручно використати каталожні характеристики насосів. У якості прикладу був виділений масив з 250 робочих точок, який вміщує 10 експериментально знятих характеристик Q-H, Q-P та Q-ККД для насосу потужністю 0.33кВт, які зображені на рис. 2.

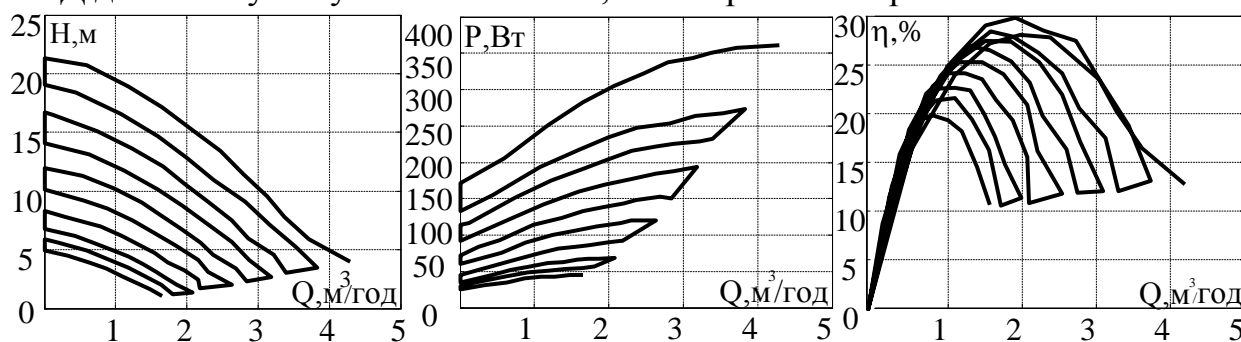


Рисунок 2 – Сімейство Q-H, Q-P та Q-ККД – характеристик насосу потужністю 0.33 кВт

Для створення оцінювача ККД насосу використано пакет прикладних програм MatLab з редактором нейронних мереж (Network/Data/Manager) [4]. При цьому було сформовано навчальні масиви (P-H) та (ККД-H) та навчено ШНМ з прямим поширенням сигналів (feed-forward backpropagation), яка має два шари з 10 та 1 нейронами у першому та другому шарі відповідно. Активаційні функції вибрані вигляду гіперболічного тангенсу (tansig) для першого шару та лінійною (purelin) для другого. Для тренування НМ було використано функцію trainlm (алгоритм Левенберга-Марквардта), яка найбільш поширена для задач апроксимації.

Графіки тренування мережі представлено на рис. 3. Максимальна похибка становить  $7.232e-5$ , такий результат досягається за 31 епоху тренування. Коефіцієнт регресії становить 0.99618, що є прийнятним для використаного тренувального масиву з 250 робочих точок.

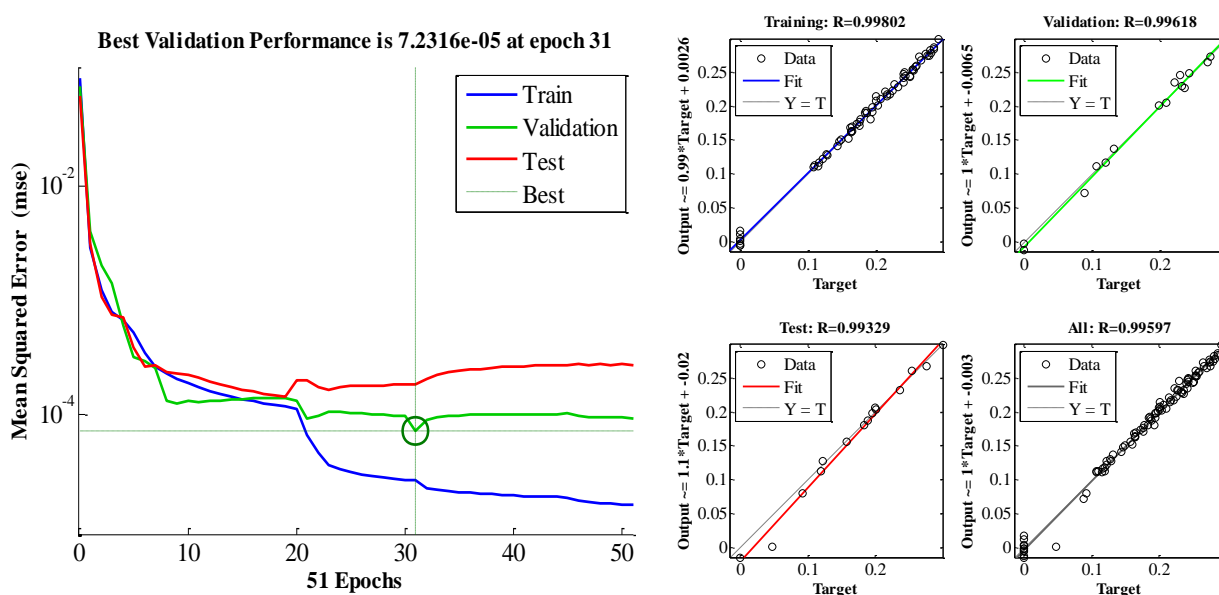


Рисунок 3 – Результати тренування двошарової НМ для масиву (H, Q) та для масиву (H, P)

Перевірка працездатності нейрооцінювача ККД насосу проводилася методом математичного моделювання при стрибкоподібній та лінійній зміні опору гідромережі.

Математична модель насосної установки описується диференціальним рівнянням першого порядку та рівняннями для визначення напору та моменту вантаження [5, 6].

Динамічна модель короткозамкненого асинхронного двигуна в системі координат статора (a-b) представлена в [7]. Перетворювач частоти реалізує квадратичний закон керування.

Моделювання проводилося для насосу марки Calpeda МХН 202Е з наступними номінальними даними: потужність 0.33 кВт, напір 22 м, продуктивність  $4.8 \text{ м}^3/\text{год}$ , частота обертання 2800 об/хв.

Перехідні процеси у системі при зміні опору гідравлічної мережі стрибком у межах 50% від номінального значення показані на рис. 4. При

цьому порівнюється робота системи зі сталим ККД, який приймається рівними номінальному, та системи з оцінювачем ККД на основі нейронної мережі.

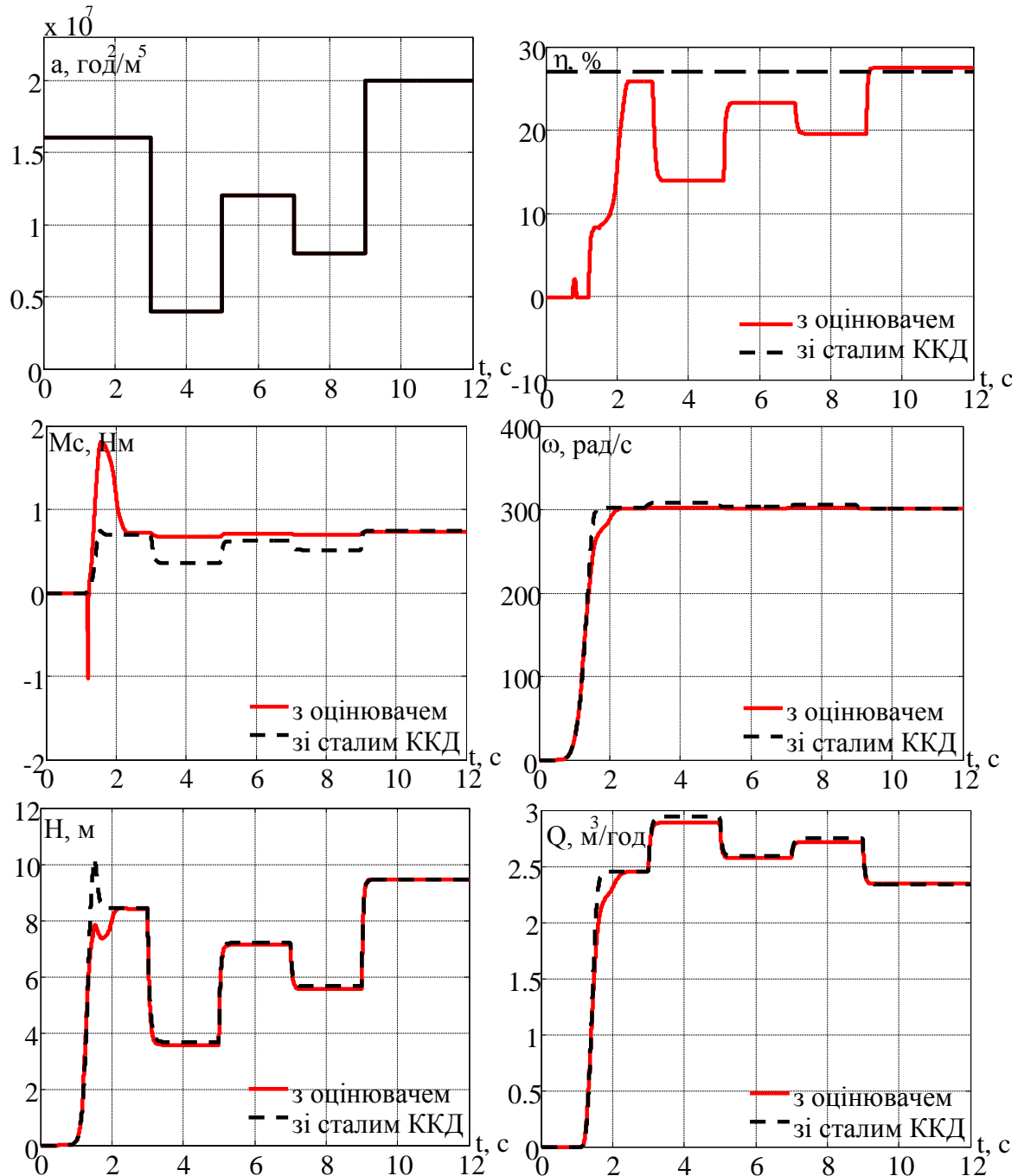


Рисунок 4 – Графіки перехідних процесів у системі при стрибкоподібній зміні опору гідравлічної мережі

Як видно з рисунку 4, ККД насосу у системі з оцінювачем суттєво коливається при зміні положення робочої точки, що призводить до коливань моменту навантаження що створює насос. У системі без оцінювання ККД це призводить до появи похибки обчислення моменту, яка на низьких напорах ця похибка сягає 50% і зменшується при роботі в околі робочої точки, де ККД рівний номінальному. При обчисленні моменту навантаження з похибкою

також виникають похибки за напором та продуктивністю, як видно з відповідних графіків.

Оцінювач також дозволяє моніторити енергоефективність системи при коливаннях робочої точки, щоб уникнути переходів у зони, де ККД насоса занадто низький.

Аналогічні дослідження проведені при лінійній зміні опору гідромережі. Перехідні процеси у системі представлені на рис. 5.

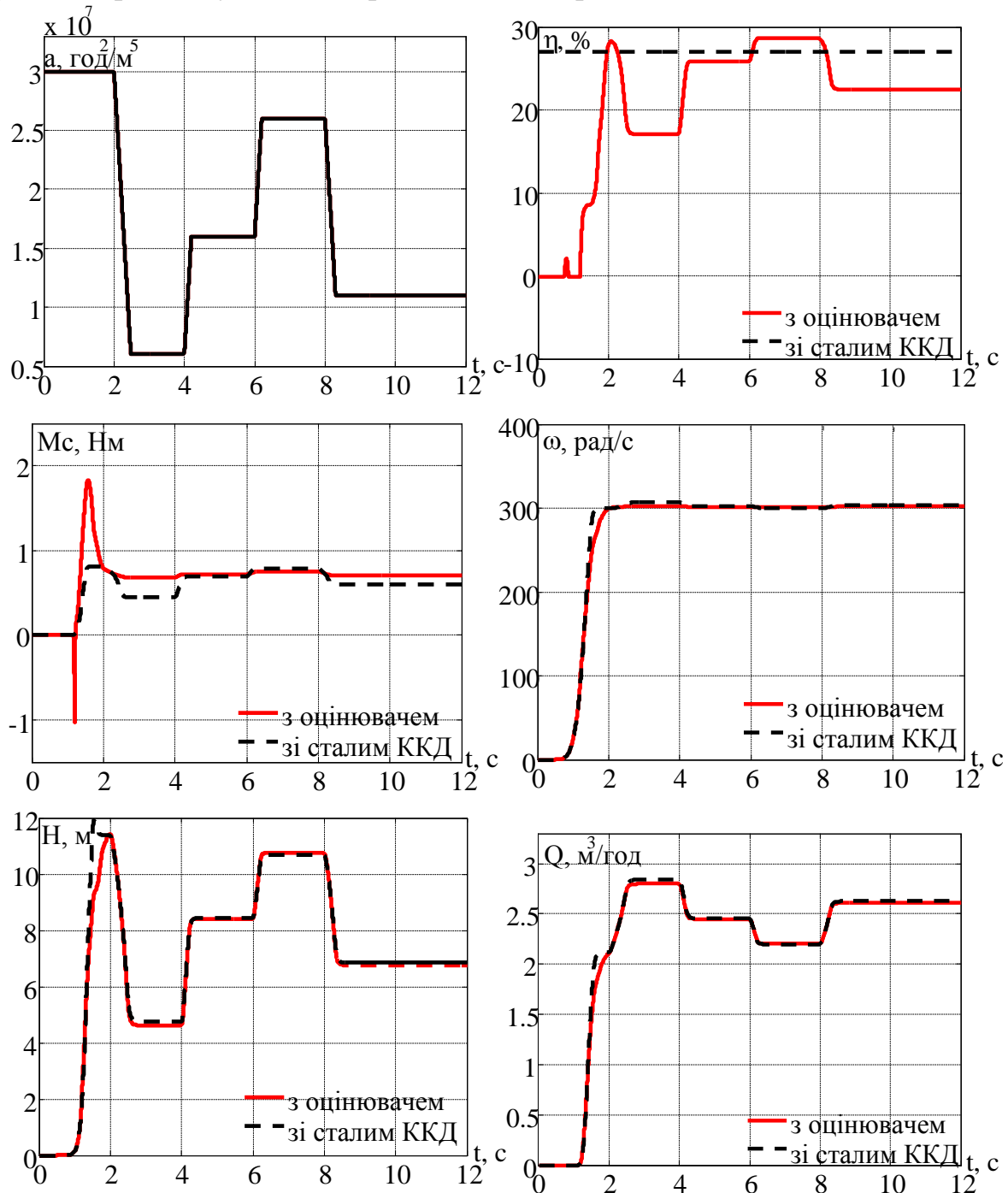


Рисунок 5 – Графіки перехідних процесів у системі при лінійній зміні опору гідравлічної мережі

Як видно з рисунку 5, при зміні опору гідравлічної мережі за лінійним законом ККД насоса у системі з оцінювачем змінюється у порівнянні із

системою зі сталим ККД. Похибка обчислення моменту навантаження у системі зі сталим ККД сягає 40%.

**Висновки.** Розроблений оцінювач ККД насосу на основі штучних нейронних мереж дозволяє оцінити енергоефективність системи при русі робочої точки внаслідок зміни опору гідравлічної мережі стрибкоподібно або за лінійним законом. При роботі системи з оцінювачем ККД зменшується створювана насосом похибка обчислення моменту навантаження, яка у системі зі сталим ККД сягає 40-50% на низьких напорах. Запропоновану методику також можна застосовувати для оцінювання інших технологічних параметрів турбомеханізмів, наприклад продуктивності, датчики якої занадто чутливі до зміни опору гідравлічної мережі.

#### Перелік посилань

1. Nilton Jose Saggioro, Jose Angelo Cagnon, Ivan Nunes da Silva, “A Neural Approach for Determination of Global Energetic Efficiency Indicator in Groundwater Wells”, State University of Sao Paulo – UNESP, Brazil, 2002.

2. Бур'ян С.О. Реалізація оцінювача ККД насосу за допомогою нейронної мережі на базі програмованої логічної інтегральної схеми ALTERA CYCLONE V / С.О. Бур'ян, М.В. Печеник, Я.І.Петровський //Доповіді за матеріалами Міжнародної науково-технічної конференції молодих учених, аспірантів і студентів. Сучасні проблеми електроенергетичної та автоматики. – Київ: ФЕА НТУУ «КПІ», 2015. – С265-267. – Режим доступу: <http://jour.fea.kpi.ua>

3. Бур'ян С.О. Оцінювач ККД насосу з екстремальними напірними характеристиками / С.О. Бур'ян, М.В. Печеник, Д.О. Боднар // Електромеханічні та енергетичні системи, методи моделювання та оптимізації. Збірник наукових праць XIII Міжнародної науково-технічної конференції молодих учених і спеціалістів у місті Кременчук 8-9 квітня 2015 р. – Кременчук, КрНУ, 2015. – с. 110-111.

4. Neural Networks Toolbox User's Guide: MathWorks. - 2004.

5. Бур'ян С.О. Оптиміальне керування насосною установкою з варіацією параметрів гідромережі / С.О. Бур'ян, М.В. Печеник, Д.О. Боднар // Вісник Національного технічного університету «Харківський політехнічний інститут. – Харків: НТУ «ХПІ». – 2015. - № 12(1121). – С. 54-59.

6. Бур'ян С.О. Дослідження енергоефективності електромеханічної системи насосного комплексу з врахуванням плавної зміни параметрів гідромережі / М.В. Печеник, С.О. Бур'ян, //Електротехнічні та комп'ютерні системи. Науково-технічний журнал. Тематичний випуск: Проблеми автоматизованого електроприводу. – Київ: «Техніка». – 2014. – №15(91). – С. 162-164.