

# ЕКОНОМІКА

УДК 621.313.333+004.032.26

Б.І. ПРИЙМАК

## СИНТЕЗ ПАРАМЕТРИЧНО ІНВАНІАНТНОЇ НЕЙРОННОЇ МЕРЕЖІ ДЛЯ ОПТИМІЗАЦІЇ ВТРАТ В АСИНХРОННОМУ ЕЛЕКТРОПРИВОДІ

### Вступ

Проблема енергозаощадження належить до актуальних проблем сьогодення. Вона значною мірою стосується асинхронних електроприводів (АЕП), що є найпоширенішими у промисловості. За рахунок керування, як відомо, шляхом підтримання на оптимальному рівні магнітного потоку можна досягти істотного підвищення коефіцієнта корисної дії асинхронного двигуна (АД) в усталених процесах його роботи.

З метою побудови високоекономічних АЕП останнім часом почали застосовуватися засоби штучного інтелекту, зокрема штучні нейронні мережі (НМ) [1], [4], [6], [9], [10]. Цей напрямок має неабиякі перспективи, оскільки при синтезі НМ можна без будь-яких проблем врахувати опис втрат потужності довільної складності, зокрема повною мірою врахувати такий важливий чинник як нелінійність характеристики намагнічування АД. Синтезовані в [1], [4], [6], [9], [10] мережі дозволяють визначити енергетично оптимальне значення потоку або струму намагнічування у функції моменту та швидкості двигуна. Проте ці НМ не враховують впливу такого чинника, як нестабільність резистивних параметрів АД. Але, як показали проведені в [2] дослідження, завдяки врахуванню варіацій активних опорів статора та ротора двигуна при визначенні оптимального потоку можна досягти поліпшення енергетичних показників АЕП.

Таким чином виникла потреба у побудові такої НМ для систем енергоефективного керування АЕП, яка матиме властивість параметричної інваріантності щодо нестабільних резистивних параметрів двигуна. Вирішення цієї проблеми пропонується у даній статті.

Розв'язання задачі синтезу НМ у статті здійснено на прикладі трифазного короткозамкненого двигуна, дані якого наведені у додатку.

### Мінімізація втрат потужності в АД

Основними втратами потужності в АД є електричні втрати у статорі та роторі, магнітні втрати у статорі та роторі, додаткові втрати та механічні втрати. Електричні і магнітні втрати у статорі та роторі враховуються в класичній Т-подібній схемі заміщення АД. Додаткові та механічні втрати можуть бути враховані за рахунок відповідного збільшення навантаження двигуна. Сумарні втрати потужності в АД визначатимуться за виразом [1]:

$$P = \frac{2}{3} \left( \frac{M_E}{Z_p \Psi_r} \right)^2 \cdot \left( \left| \frac{Z_r + Z_m}{Z_m} \right|^2 R_s + R_r + \frac{|Z_r|^2}{R_m} + K_a \omega^2 \right) + K_w \omega^2, \quad (1)$$

де  $M_E$  - електромагнітний момент двигуна;

$Z_p$  - число пар полюсів;

$\Psi_r$  - модуль узагальненого (зображуючого) вектора потокозчеплення ротора  $\bar{\Psi}_r$ ;

$\omega$  - швидкість обертання ротора;

$K_a$ ,  $K_w$  - коефіцієнти додаткових та механічних втрат відповідно;

$$Z_s = R_s + j2\pi f_0 L_{s\sigma};$$

$$Z_r = \frac{R_r}{S} + j2\pi f_0 L_{r\sigma};$$

$$Z_\Sigma = Z_s + (Z_m Z_r) / (Z_m + Z_r);$$

$$Z_m = j2\pi \cdot f_0 L_m R_m / (j2\pi \cdot f_0 L_m + R_m);$$

$$j = \sqrt{-1};$$

$S$  - ковзання АД;

$R_s$ ,  $R_r$  - активні опори фаз статора та ротора;

$L_{s\sigma}$ ,  $L_{r\sigma}$  - індуктивності розсіювання статора та ротора;

$L_m$  - взаємна індуктивність між статором та ротором;

$f_0 = \left| Z_p \omega + 2R_r M_E (3Z_p \Psi_r^2)^{-1} \right| (2\pi)^{-1}$  частота живлення двигуна.

При описі магнітних втрат у статорі та роторі АД за аналогією з [7] як:

$$P_{\Sigma} = 1,5 \Psi_m^2 (K_h f_0 (1 + |s|) + K_e f_0^2 (1 + s^2)),$$

магнітний опір  $R_m$  в (1) дорівнюватиме:

$$R_m = \left( K_h (1 + |S|) / f_0 + K_e (1 + S^2) \right)^{-1}, \quad (2)$$

де  $\Psi_m = |\bar{\Psi}_m|$ ,  $\bar{\Psi}_m$  - вектор потокозчеплення у повітряному проміжку АД;

$K_h$  - коефіцієнт втрат від гістерезису;

$K_e$  - коефіцієнт втрат від вихорових струмів.

Для врахування в (1) змін  $L_m$  при насичуванні магнітопроводу застосована поліноміальна апроксимація:

$$L_m = L_{mn} \sum_{i=0}^p a_i \Psi_m^{p-i}, \quad (3)$$

де  $L_{mn}$  - номінальне значення  $L_m$  (індексом "n" в статті позначатимуться значення змінних величин в номінальному режимі роботи АД),

$a_i$  - коефіцієнти полінома;

$p = 5$ .

Індуктивності розсіювання  $L_{s\sigma}$  та  $L_{r\sigma}$ , які змінюються мало в нормальних режимах роботи двигуна, вважатимемо сталими

$$L_{s\sigma} = L_{s\sigma n}, \quad L_{r\sigma} = L_{r\sigma n}.$$

У розширеній постановці, де враховуються зміни резистивних параметрів АД, задача мінімізації втрат потужності (1) математично запишеться як:

$$P(\Psi_r^o) \Rightarrow \min,$$

де  $\Psi_r^o$  є енергетично оптимальним значенням модуля вектора потокозчеплення ротора, яке визначатиметься за виразом:

$$\Psi_r^o = \arg \left( \frac{\partial P(\Psi_r, \omega, M_E, R_s, R_r)}{\partial \Psi_r} \Big|_{\omega, M_E, R_s, R_r} = 0 \right) \quad (4)$$

Оскільки рівняння (4) аналітичного

розв'язку не має, то  $\Psi_r^o$  визначатимемо чисельно. Зазначимо, що складники  $R_m$  та  $L_m$  опору  $Z_m$  в (1), які теж змінюються в істотних діапазонах, на відміну від  $R_s$  та  $R_r$  не є незалежними величинами. Тому для кожних заданих  $\omega, M_E, R_s, R_r$  при розв'язанні (4) з врахуванням залежностей (2) та (3) параметри  $R_m$  та  $L_m$  набуватимуть таких значень, за яких втрати  $P$  будуть мінімальними.

**Принцип побудови параметрично інваріантної НМ.** У виразі (1) для втрат в АД

опори  $R_r$  та  $R_s$  є нестабільними параметрами, що істотно змінюються в залежності від теплового стану двигуна. За наведеною в [3] класифікацією нестабільних параметрів, опори  $R_r$  та  $R_s$  можуть бути віднесені до випадкових параметрів, оскільки вони як за невідомих, так і за відомих наперед характеристик змін навантаження та швидкості двигуна залежать також і від температури навколишнього середовища, що є випадковим чинником. Іншою характеристикою параметрів  $R_r, R_s$  є їх квазістаціонарність у відношенні до швидкостей перебігу електромагнітних перехідних процесів регулювання  $\Psi_r$ . Ще однією характеристикою цих параметрів є їх контрольованість або спостережуваність, оскільки на сьогодні є відомими ряд способів ідентифікування поточних значень  $R_r$  та  $R_s$  в реальному часі.

Опори обмоток фаз статора та ротора можуть бути представлені у вигляді суми номінальних значень та варіацій як:

$$R_s = R_{sn} + \Delta R_s, \quad R_r = R_{rn} + \Delta R_r, \quad (5)$$

де  $\Delta R_s, \Delta R_r$  - варіації опорів статора та ротора відповідно.

В [2] проведено дослідження впливу змін опорів  $R_r$  та  $R_s$  на енергетичні показники АЕП та показано, що з метою поліпшення точності оптимізації втрат в АД варіації цих опорів при визначенні оптимального потоку доцільно враховувати. Проте у відомих варіантах систем енергоефективного керування АЕП на основі НМ [1], [4], [6], [9], [10] при функціонуванні мережі зміни активних опорів обмоток АД не враховуються. Тому виникає задача побудови такої НМ, яка визначатиме оптимальне потокозчеплення з врахуванням

$R_r = \text{var}$ ,  $R_s = \text{var}$  і за рахунок цього набуває властивості параметричної інваріантності до змін цих параметрів.

Для надання мережі властивості параметричної інваріантності пропонується наступний спосіб побудови НМ. Цей спосіб полягає у тому, що кількість вхідних сигналів мережі збільшується за рахунок оцінок тих нестабільних параметрів, щодо яких ставиться за мету досягнення інваріантності. При цьому навчальна множина даних для такої мережі формується з врахуванням варіацій нестабільних параметрів в можливих діапазонах їх змін. Отже, побудова параметрично інваріантної НМ у нашому випадку полягатиме у введенні на вхід мережі поряд із сигналами  $M_E$  та  $\omega$  сигналів  $R_r$  та  $R_s$ . Для поточного ідентифікування опорів  $R_r$  та  $R_s$  може бути застосовано один із відомих методів, наприклад, метод, що описаний в [8]. Поряд з цим за умов нашої задачі є можливим та доцільним дещо спростити мережу за рахунок використання тільки значення  $R_r$ .

Справа в тому, що визначення лише опору ротора, по-перше, є простішим, а, по-друге, задача ідентифікування  $R_r$  зазвичай входить в набір задач алгоритмічного забезпечення систем векторного керування АЕП з високими показниками якості, де значення опору ротора використовується при оцінюванні  $\bar{\Psi}_r$ . З іншого боку, виходячи з фізичних міркувань можна виявити зв'язок між варіаціями  $\Delta R_r$  та  $\Delta R_s$ . Розглядаючи усталені теплові процеси, можна зазначити, що за винятком певної зони, де абсолютні значення  $\Delta R_r$  та  $\Delta R_s$  є невеликими, ці варіації будуть однознаковими - від'ємними для "холодного" та додатними для "гарячого" станів двигуна. Що стосується кількісного співвідношення між опором фаз статора та ротора, то автори [8], [11] використовували вираз  $R_s = R_r R_{sn}/R_{rn}$ . Проте діапазон змін температури, а, відповідно, і відносні варіації опору для ротора є більшими ніж для статора. Тому доцільно уточнити зазначене співвідношення за рахунок введення дещо меншого від одиниці коефіцієнта  $K_R$  у вигляді:

$$\Delta R_s = K_R \Delta R_r R_{sn}/R_{rn}. \quad (6)$$

Нижче ми вважатимемо, що  $K_R$  є сталою величиною, маючи на увазі використання усередненого значення цього

коефіцієнта. Разом з цим, за наявності відповідних результатів експериментальних або чисельних досліджень теплових процесів в АД, можна отримати уточнену функціональну залежність  $K_R = f(\Delta R_r)$  та використовувати її при синтезі НМ за описаною нижче методикою.

**Синтез нейронної мережі.** Наша задача полягає у синтезі такої НМ, яка з високою точністю відтворюватиме нелінійну функціональну залежність  $\Psi_r^o(M_E, \omega, R_r, R_s)$  при врахуванні рівняння зв'язку (5) для варіацій  $\Delta R_r$  та  $\Delta R_s$ . Для цієї задачі добре підходять прямокутні мережі (the feedforward networks), які називають також багатоваріаційними перцептронами. Процедура синтезу чи проектування прямокутної НМ в загальному випадку полягає у виборі кількості захованих шарів нейронів, тобто шарів, що розташовані між входами мережі 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.

На рис.1 представлена архітектура НМ, яку ми застосовуватимемо. Мережа має три входи, один захований шар нейронів та вихідний шар нейронів з одним нейроном. На входи мережі подаються сигнали, що є пропорційними оцінці  $\hat{M}_E$  електромагнітного моменту  $M_E$ , швидкості  $\omega$  та оцінці  $\hat{R}_r$  опору ротора  $R_r$ , а на виході мережі формується оцінка  $\Psi_r^o$ . На рис.1 кільцями умовно позначені нейрони, а стрілками - зв'язки між нейронами та зміщення, що на них надходять.

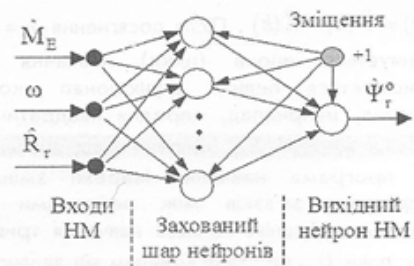


Рис. 1. Архітектура нейронної мережі

На рис.2 схематично зображено  $i$ -й нейрон, вихід якого  $y_i$  визначається як:

$$y_i = \lambda_i \left( \sum_{j=1}^n x_j w_{ij} + b_i \right), \quad (7)$$

де  $x_1, x_2, \dots, x_m$  - входи нейрона;

$w_1, w_2, \dots, w_m$  - вагові коефіцієнти зв'язків;

$b_i$  - зміщення нейрона (the bias);

$\lambda_i(\cdot)$  - активаційна функція нейрона.

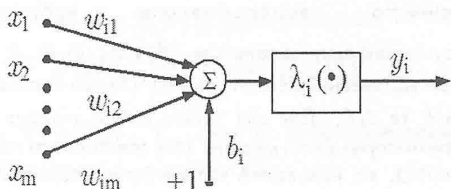


Рис.2. Схематичне зображення i-го нейрона

У нейронах захованого шару застосуємо функцію активації типу гіперболічний тангенс, а у нейроні вихідного шару - лінійну функцію активації.

Прямоспрямовані мережі навчаються за допомогою методів супервізорного типу, серед яких широкое застосування знайшов метод зворотного поширення помилки та його модифікація, де використовується алгоритм Левенберга-Марквардта [5]. Для навчання НМ треба сформувати навчальну множину даних, куди ввійдуть масиви векторів входу  $\bar{X}(k)$ ,  $k = \overline{1, N}$  та виходу  $\bar{Y}(k)$ ,  $k = \overline{1, N}$ , де  $N$  - вимірність масиву. Під час навчання при надходженні на вхід НМ вектора  $\bar{X}(k)$  на виході мережі формується вектор оцінки

$\bar{Y}(k)$  та визначається помилка мережі

$\bar{e}(k) = \bar{Y}(k) - \hat{\bar{Y}}(k)$ . Після досягнення  $k = N$  закінчується епоха (цикл) навчання та обчислюється певний функціонал якості навчання, наприклад, середня квадратична помилка мережі  $E_{net}$ . Залежно від значення  $E_{net}$  програма навчання мережі змінює коефіцієнти зв'язків між нейронами та зміщення нейронів. Процес навчання триває доти, поки  $E_{net}$  не стане меншим від заданого значення або поки не буде досягнуто встановленої кількості епох навчання.

Інтервали змін величин  $M_E$ ,  $\omega$  та  $R_{rv}$  були вибрані такими, що  $M_E \in [0, 02; 1] M_{E_n}$ ,

$\omega \in [0, 01; 2] \omega_n$ ,  $R_r \in [0, 5; 1, 5] R_{r_n}$ . Шляхом чисельного розв'язання (4) з врахуванням (2), (3), (5) та (6), де було задано  $K_R = 0, 8$ , були отримані масиви векторів входу

$$\bar{X}(k) = \left[ \frac{M_E(k)}{M_{E_n}}, \frac{\omega(k)}{\omega_n}, \frac{R_r(k)}{R_{r_n}} \right]^T, \quad k = \overline{1, N} \text{ та}$$

виходу мережі  $\bar{Y}(k) = \Psi_r^o(k)$ ,  $k = \overline{1, N}$ .

При цьому вимірність цих масивів складала  $N=385$ . На сформованій таким чином навчальній множині за допомогою варіанту Левенберга-Марквардта методу зворотного поширення помилки була навчена НМ. У захованому шарі використовувались 5 нейронів і навчання тривало 1500 епох. При цьому було

досягнуто помилки  $E_{net} = 1,57 \cdot 10^{-5}$ . Згідно з прийнятою нотацією, синтезована НМ має архітектуру 3-5-1, що позначає відповідно кількості входів НМ, нейронів захованого шару та виходів мережі.

Якість навчання НМ зручно оцінювати шляхом застосування регресійного аналізу. В цьому разі обчислюється лінійна регресія між навчальними та реальними значеннями виходу мережі. На рис.3 представлені графічно результати регресійного аналізу навченої НМ. Лінія регресії, яка побудована у координатах

$X_{rg} = \Psi_r^o$ ;  $Y_{rg} = \hat{\Psi}_r^o$ , описується як:

$$Y_{rg} = m X_{rg} + b,$$

де  $m = 0,99983$ ;  $b = 1,01 \cdot 10^{-4}$ .

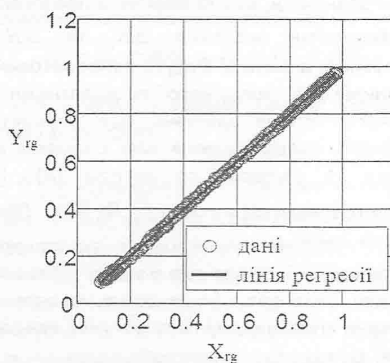


Рис.3. Результати регресійного аналізу навченої нейронної мережі

Як бачимо, ця лінія не набагато відрізняється від бажаної  $Y_{rg} = X_{rg}$ . Коефіцієнт

регресії, що визначає міру кореляції між  $X_{rs}$  та  $Y_{rs}$ , тут дорівнює  $r = 0,99992$  і, вочевидь, він досить близький до ідеального  $r=1$ .

Отже, результати регресійного аналізу засвідчують, що якість навчання синтезованої НМ і точність визначення цією мережею  $\Psi_r^\circ$  є високими.

### Висновки

Запропоновано спосіб побудови параметрично інваріантної прямокутної НМ та здійснено синтез такої мережі для визначення енергетично оптимального потокозчеплення ротора АД при врахуванні варіацій активних опорів статора та ротора двигуна. Синтезована НМ, яка дозволяє отримати високу точність оптимізації втрат потужності, є перспективною для побудови високоекономічних АЕП.

В статті досліджувався двигун з номінальними потужністю 2,2 кВт, кількістю обертів вала 1430 об/хв, що характеризується наступними параметрами моделі:

$$R_{\text{ст}} = 3,65 \text{ Ом}; R_{\text{р}} = 2,47 \text{ Ом};$$

$$L_{\text{ст}} = 0,013 \text{ Гн}; L_{\text{р}} = 0,016 \text{ Гн};$$

$$L_{\text{м}} = 0,273 \text{ Гн}.$$

### Література

1. Приймак Б.І., Морено-Егілаз Х.М., Перакаула Х. Нейромережний підхід до розв'язання задачі енергозбереження в асинхронному електроприводі // Технічна електродинаміка. - 2003. - № 1. - С. 19-23.
2. Приймак Б.І. Вплив варіацій резистивних параметрів при керуванні асинхронним електроприводом з мінімізацією втрат // Праці Інституту електродинаміки НАН України. - 2004. - № 3 (9).
3. Ходько С.Т. Проектирование систем управления с нестабильными параметрами. - Л.: Машиностроение. Ленингр. отд., 1987. - 232 с.
4. Choy I., Kwon S.H., Choi J.Y., et al. On-line efficiency optimization control of a slip angular frequency controlled induction motor drive using neural networks, Proceed. of IECON'96, IEEE, New York, 1996, vol.2, pp. 1216-1221.
5. Hagan M.T. and Menhaj M.B. Training Feedforward Networks with the Marquardt Algorithm // IEEE Trans. Neural Net., vol. 5, 1994, №6, pp. 989-993.
6. Hasan K.M., Zhang L, Singh B. Neural network control of induction motor drives for energy efficiency and high dynamic performance, Proceed. of IECON'97, IEEE, New York, 1997, vol.2 pp. 488-493.
7. Kim H.G., Sul S.K. and Park M.H., Optimal Efficiency Drive of a Current Source Inverter Fed Induction Motor by Flux Control, IEEE Trans. Ind. Applicat., Vol. 20, No.6, 1984, pp.1453-1459.
8. Kubota H., Matsuse K., Nakano T. DSP-based speed adaptive flux observer of induction motor, IEEE Trans. Ind. Applicat., vol. 29, No 2, 1993, pp. 344 -348.
9. Pryymak B., Moreno-Eguilaz J.M., Peracaula J. Neural network based efficiency optimization of induction motor drive with vector control // Proceed. of IECON'02, IEEE, New York, 2002, vol.1 pp.146-152
10. Pryymak B., Moreno-Eguilaz J.M., Peracaula J. Artificial Neural Network to Improve Efficiency for an Induction Motor Drive // Proc. of 10th Europe. conf. on Power Electron. and Applicat. "EPE-2003", 2003, [CD-ROM] Paper № 0015, 9 p.
11. Said M.S.N., Benbouzid M.E.H. H-G diagram based rotor parameters identification for induction motors thermal monitoring, IEEE Trans. Energy Conversion., vol. 15, No 1, 2000, pp. 14 -18.