

## ДОСЛІДЖЕННЯ ТОЧНОСТІ НЕЙРОМЕРЕЖНОГО ОПТИМІЗАТОРА ВТРАТ ПОТУЖНОСТІ В АСИНХРОННОМУ ЕЛЕКТРОПРИВОДІ

**Б.І. Приймак**<sup>1</sup>, канд. техн. наук, **Н.В. Гаркович**<sup>2</sup>, магістрантка

1, 2 – Нац. техн. ун-т України "КПІ "

пр. Перемоги, 37, Київ-56, 03056, Україна

*Розглянуто енергоощадний векторно-керований асинхронний електропривод з оптимізатором втрат потужності на основі нейронної мережі (НМ). Запропоновано методика та проведено дослідження точності нейромережного оптимізатора при врахуванні ефекту перенавчання НМ. Цей ефект пов'язаний із наявністю помилок при емпіричному визначенні оптимального потокозчеплення ротора двигуна. За результатами дослідження виявлено раціональну кількість нейронів у захованому шарі НМ. У цьому разі можна отримати високу точність оптимізації при використанні досить простої мережі. Бібл. 5, рис. 3.*

**Ключові слова:** нейронна мережа, ефект перенавчання, асинхронний двигун, втрати потужності, оптимізація, потокозчеплення ротора.

**Вступ.** При побудові асинхронних електроприводів (АЕП) з мінімізацією сумарних втрат потужності перспективно використовувати штучні нейронні мережі (НМ) для обчислення енергетично оптимального потоку двигуна [3–5]. Одним із найважливіших параметрів архітектури НМ, який визначає її обчислювальну потужність, є кількість нейронів  $S$  у захованому шарі мережі. На сьогодні в теорії штучного інтелекту не розроблено досить точних аналітичних методів визначення цього параметра. Тому на практиці потрібне значення  $S$  рекомендується визначати експериментальним шляхом. При тому на цей вибір значним чином може впливати також ефект перенавчання мережі [1].

За таких умов для якісного розв'язання задачі синтезу НМ виникає потреба у встановленні залежності між точністю функціонування мережі та значенням  $S$  при існуванні явища перенавчання. У цій праці згідно із запропонованою методикою виконано дослідження точності роботи нейромережного оптимізатора втрат потужності в АЕП. На основі отриманих результатів встановлено раціональне значення  $S$ , що уможливило отримання високої точності оптимізації втрат при використанні досить простої мережі.

**Мета роботи.** Метою праці є дослідження точності роботи нейромережного оптимізатора втрат потужності в асинхронному електроприводі та визначення раціональної кількості нейронів у захованому шарі мережі.

**Матеріал і результати дослідження.** Електромагнітні втрати потужності в двигуні  $P$  включають в себе електричні втрати в активних опорах статора та ротора, магнітні втрати в залізі статора і ротора, а також додаткові втрати у двигуні. Оптимальне значення  $\Psi_r^o$  модуля вектора потокозчеплення ротора  $\Psi_r$  (верхнім індексом "о" та нижнім "п" позначатимуться відповідно оптимальні та номінальні значення величин) у сенсі мінімуму втрат потужності  $P \Rightarrow \min$  для усталених процесів його роботи при постійних електромагнітному моменті  $M_E = const$  та швидкості ротора  $\omega = const$  буде розв'язком рівняння

$$\frac{\partial P(\Psi_r, \omega, M_E)}{\partial \Psi_r} \Big|_{\omega, M_E} = 0. \quad (1)$$

Варто зазначити, що у моделі втрат  $P(\Psi_r, \omega, M_E)$  не складно врахувати також активні втрати потужності в силових кабелях та кондуктивну складову втрат в інверторі АЕП. Для цього замість активного опору фази статора двигуна у моделі втрат слід розглядати суму активних опорів фази статора АД, силового кабелю та інвертора [2].

У системі векторного керування АД з точки зору простоти реалізації алгоритму енергоощадного керування доцільно перейти від незалежної змінної  $M_E$  до залежної – моментної компоненти вектора струму статора  $I_q$ . Оптимальне значення  $I_q^o$  можна визначити як [3]

$$I_q^o = M_E / \left( (3/2) z_p \Psi_r^o L_m / (L_m + L_{r\sigma}) \right). \quad (2)$$

Для досягнення високої точності мінімізації втрат в АД взаємну індуктивність  $L_m$  у формулі (2) слід розглядати як функцію основного потокозчеплення  $L_m = f(\Psi_m)$  на основі кривої намагнічування АД. Індуктивність розсіювання  $L_{r\sigma}$  реально значних змін не зазнає, а тому вважається постійною. У виразі (2) параметр  $z_p$  – це кількість пар полюсів АД.

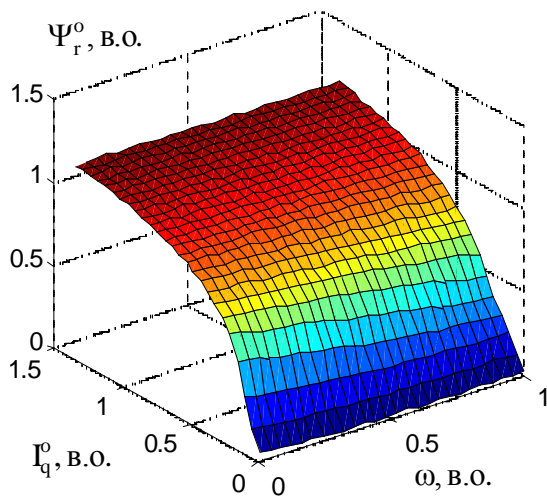


Рис. 1

Поверхня  $\Psi_r^o(\omega, I_q^o)$  для півторакіловатного чотириполюсного двигуна зображена на рис. 1, де відкладені по осях змінні є нормованими щодо своїх номінальних значень і вимірюються у відносних одиницях (в.о.).

Аналіз цієї поверхні показує, що вона не має екстремумів, є досить гладкою і монотонною. Виходячи з цих характеристик можна зробити висновок, що в принципі для апроксимації поверхонь такого класу може бути задіяна НМ з доволі помірною обчислювальною потужністю.

В АЕП з мінімізацією сумарних втрат для обчислення оптимального потоку двигуна добре підходить НМ з прямим поширенням сигналу (багатошаровий перцептрон). Процес проектування НМ у загальному випадку вимагає вибору

кількості нейронів у захованому шарі, тобто у шарі, що розташований між входами та вихідним шаром нейронів мережі, а також потребує навчання мережі. На рис. 2 представлена архітектура НМ, яка нами застосовується, де кружечками умовно позначено нейрони, а стрілками – зв'язки між нейронами та зміщення, що подаються на них. Мережа має два входи, один захований шар з  $S$  нейронами і один вихідний нейрон. На входи мережі подаються сигнали, пропорційні  $\omega$  та  $I_q$ , а на виході НМ формується оцінка  $\hat{\Psi}_r^o$  оптимального значення модуля вектора потокозчеплення ротора  $\Psi_r^o$ .

Далі вважатимемо, що справедливими є такі припущення:

а) у векторно-керованому АЕП підсистема регулювання модуля вектора потокозчеплення ротора забезпечує асимптотичне відпрацювання завдання в усталених процесах, тобто

$$\lim_{t \rightarrow \infty} \Psi_r = \hat{\Psi}_r^o;$$

б) помилки визначення  $\Psi_r^o$  при формуванні множини даних для навчання НМ відповідають нормальному закону розподілення випадкових величин.

Запропонуємо наступну методику дослідження точності нейромережного оптимізатора втрат потужності в АЕП та вибору потрібної кількості нейронів у захованому шарі мережі:

1. За допомогою моделі втрат формуються навчальна і контрольна множини даних;

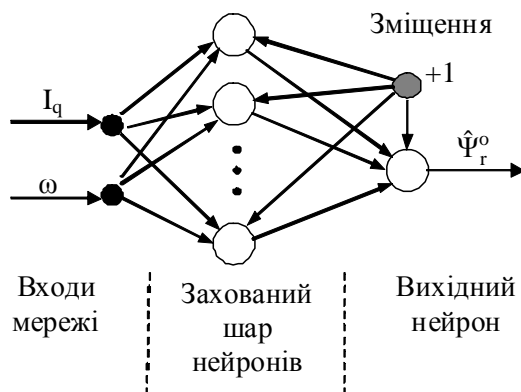


Рис. 2

2. Із навчальної множини отримується низка модифікованих множин, де на вихідну змінну накладається адитивна похибка вимірювання випадкового характеру із декількома значеннями дисперсії;
3. На модифікованих навчальних множинах відбувається навчання НМ з низкою значень  $S$  нейронів у захованому шарі;
4. Досліджується точність роботи отриманих варіантів мереж на контрольній множині даних;
5. За критерієм точності оптимізації втрат вибирається раціональне значення параметра  $S$ .

Дослідження здійснювались для типового двигуна потужністю 1,5 кВт при зміні величин  $M_E$  та  $\omega$  в інтервалах, що відповідають множині  $\Omega = \{\omega \in [10^{-2}, 1.0]\omega_n; M_E \in [10^{-2}, 1.5]M_{En}\}$ . Для формування навчальної множини даних на  $\Omega$  було вибрано по 11 градацій  $M_E$  та  $\omega$ . Утворивши із них всі можливі пари та визначивши відповідні значення залежної вхідної змінної  $I_q^o$ , були сформовані навчальні масиви векторів входу та виходу мережі обсягом  $N = 121$ . Для формування контрольної множини даних на  $\Omega$  було вибрано по 25 градацій  $M_E$  та  $\omega$ . З них були сформовані контрольні масиви векторів входу та виходу мережі.

Щоб отримати модифіковані навчальні множини, формувалося приблизне значення  $\tilde{\psi}_r^o$  оптимального потокозчеплення  $\Psi_r^o$ , спотвореного адитивною похибкою вимірювання

$$\tilde{\Psi}_r^o = \Psi_r^o + \xi \Psi_m, \quad (3)$$

де  $\xi$  – випадкова величина з нормальним законом розподілу, яка характеризується нульовим математичним сподіванням, середньоквадратичним відхиленням  $\sigma$  та дисперсією  $\sigma^2$ . Всього було утворено п'ять модифікованих навчальних множин відповідно до п'яти значень  $\sigma$  із множини  $\sigma \in \{0.015, 0.03, 0.045, 0.06, 0.075\}$ . У дослідах використовувалося п'ять значень кількості нейронів  $S$  із множини  $S \in \{1, 2, 3, 4, 5\}$ . Кожен дослід полягав у тому, що відбувалося тренування НМ з  $S$  нейронами у захованому шарі при використанні модифікованої навчальної множини із значенням  $\tilde{\psi}_r^o$ , що визначалося за виразом (3). Далі, для контрольної множини даних визначалося відносне відхилення втрат потужності  $\delta P$  від мінімально можливого значення, де базовою величиною для нормування були номінальні втрати. При цьому було застосовано статистичний підхід до обробки отриманих результатів. Зокрема, для кожного  $S_i$  ( $i = \overline{1,5}$ ) та  $\sigma_j$  ( $j = \overline{1,5}$ ) дослід повторювався п'ять разів, і за отриманими даними визначалися мінімальне та усереднене значення показника  $\delta P$ .

На рис. 3 зображено залежності усередненого значення  $\delta P$  від  $\sigma$  для різної кількості нейронів  $S$  у захованому шарі мережі, де номер кривої відповідає значенню  $S$ .

Аналізуючи графіки на рис. 3, можна відмітити, що зі збільшенням величини  $\sigma$  внаслідок впливу ефекту перенавчання НМ значення  $\delta P$  зростає, причому тим більшою мірою, чим більша кількість нейронів  $S$ . Для  $S=4$  та  $S=5$  точність оптимізації втрат при  $\sigma > 0,04$  істотно знижується навіть у порівнянні з  $S=1$ .

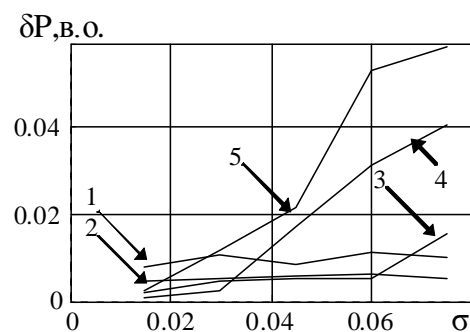


Рис. 3

Варто зазначити, що недостатнє врахування особливостей роботи НМ, зокрема, характерного для мереж явища перенавчання, нерідко призводить до помилкового вибору параметра  $S$ . Наприклад, у роботі [4] автори вибрали  $S=9$ , а в [5] –  $S=8$ . Проте, завдяки проведеному дослідженню, стає ясним, що така кількість нейронів не є раціональною.

**Висновки.** Запропоновано методику дослідження точності роботи нейромережного оптимізатора втрат потужності в АЕП та вибору кількості

нейронів  $S$  у прихованому шарі мережі. Точність мінімізації втрат внаслідок впливу ефекту перенавчання для НМ з  $S=4$  та  $S=5$  при зростанні  $\sigma$  різко погіршується. Проведені дослідження показали, що при нейромережному відтворенні поверхонь класу  $\Psi_r^o(\omega, I_q^o)$  доцільно розташовувати у захованому шарі мережі, залежно від рівня помилок визначення потокозчеплення при отриманні навчальної множини даних, три ( $\sigma < 0,03$ ) або два ( $\sigma \geq 0,03$ ) нейрони. При цьому може досягатися рівень точності оптимізації, не гірший одного відсотка від номінальних втрат.

Розроблена методика дослідження точності роботи НМ перспективна і для інших прикладних застосувань.

1. *Медведев В.С., Потемкин В.Г.* Нейронные сети. МАТЛАБ 6. – М.: ДИАЛОГ-МИФИ, 2002. – 496 с.
2. *Приймак Б.І.* Закони оптимізації втрат потужності в асинхронних електроприводах // Пр. Ін-ту електродинаміки НАН України: Зб. наук. пр. – К.: ІЕД НАН України. – 2006. – № 1 (13). – С. 56–63.
3. *Приймак Б.І.* Векторне керування асинхронним електроприводом з нейромережною оптимізацією енерговитрат // Пр. Ін-ту електродинаміки НАН України: Зб. наук. пр. – К.: ІЕД НАН України. – 2008. – № 3 (21). – С. 61–71.
4. *Abdin E.S., Ghoneem G.A.* Efficiency optimization of a vector controlled induction motor drive using an artificial neural network // IEEE, IECON'03. – 2003. – Vol. 3. – P. 2543–2548.
5. *Wang Z., Xie S., Yang Y.* A radial basis function neural network based efficiency optimization controller for induction motor with vector control // IEEE, ICEMI'09. – 2009. – Vol 3. – P. 866–870.

УДК 62-83 : 621.313.333 : 681.51

**Б.І. Приймак**<sup>1</sup>, канд. техн. наук, **Н.В. Гаркович**<sup>2</sup>, магістрантка  
1, 2 – Нац. техн. ун-т України "КПІ",  
пр. Перемоги, 37, Київ-56, 03056, Україна

**Исследование точности нейросетевого оптимизатора потерь мощности в асинхронном электроприводе**

*Рассмотрен энергосберегающий векторно-управляемый асинхронный электропривод с оптимизатором потерь мощности на базе нейронной сети (НС). Предложена методика и проведено исследование точности нейросетевого оптимизатора с учетом эффекта переобучения НС. Этот эффект связан с наличием ошибок при эмпирическом определении оптимального потокозчепления ротора двигателя. По результатам исследования установлено рациональное количество нейронов в скрытом слое НС. В этом случае можно получить высокую точность оптимизации при использовании достаточно простой сети. Библиограф. 5, рис. 3.*

**Ключевые слова:** нейронная сеть, эффект переобучения, асинхронный двигатель, потери мощности, оптимизация, потокозчепление ротора.

**В.І. Прумак**<sup>1</sup>, **N.V. Harkovych**<sup>2</sup>

1, 2 – National Technical University of Ukraine «Kyiv's Polytechnic Institute»,  
Peremogy, 37, Kyiv-56, 03056, Ukraine

**Study of the accuracy of a neural network optimizer of power loss in the induction motor drive**

*The energy-saving vector controlled induction motor drive with a neural network (NN) based power loss optimizer is studied. The method is proposed and is studied the accuracy of NN optimizer taking into account the effect of over-learning of NN. This effect is associated with errors of empirical determine of the optimum rotor flux linkage of motor. The results of studies found a rational number of neurons in hidden layer of NN. For this case, may be received high accuracy of optimization using a simple network. References 5, figures 3.*

**Key words:** neural network, over-learning effect, induction motor, power loss, rotor flux linkage.

Надійшла 12.09.2011  
Received 12.09.2011