

# ДОСЛІДЖЕННЯ ВЛАСТИВОСТЕЙ НЕЙРОМЕРЕЖНОГО ОПТИМІЗАТОРА МОМЕНТУ АСИНХРОННОГО ДВИГУНА ЗА ОСЛАБЛЕННЯ ПОЛЯ

<sup>1</sup>Національний технічний університет України  
«Київський політехнічний інститут імені Ігоря Сікорського»

*Зазвичай асинхронні приводи верстатів, електромобілів, трамваїв, тролейбусів тощо повинні працювати як на нижчих, так і на значно вищих за номінальну швидкостях ротора. Щоби повністю використовувати енергетичні ресурси привода, необхідно побудувати системи автоматичного керування з оптимізацією крутного моменту в зоні ослаблення поля. Однак параметричні порушення, існуючі в системі, можуть різко погіршити якість екстремального керування крутним моментом.*

*Основними параметричними порушеннями є теплові зміни активного опору обмоток фаз асинхронного двигуна і коливання напруги лінії живлення постійного струму силового перетворювача. Щоби максимізувати крутний момент двигуна в високошвидкісній зоні, необхідно визначити оптимальний потік ротора за допомогою нейронної мережі з властивістю параметричної інваріантності.*

*В статті розглянуто керований асинхронний двигун з максимізацією крутного моменту в зоні ослаблення поля на основі прямої нейронної мережі. Проведено дослідження точності параметрично-інваріантного нейронного мережевого оптимізатора крутного моменту двигуна з урахуванням впливу мережі. У дослідженні спотворені дані навчального набору нейронної мережі адитивним шумом різних рівнів. Шум був випадковим рівномірно розподіленим сигналом. Експерименти проводилися для п'яти рівнів шуму зі зміною числа  $S$  нейронів в прихованому мережевому шарі від трьох до двадцяти.*

*Встановлено, що за наявності помилок на рівні 5...7 % раціональне число нейронів в прихованому шарі нейронної мережі становить  $S = 8...10$  для двигуна і  $S = 7...9$  для режиму генератора асинхронного двигуна. Визначення оптимальної кількості нейронів має важливе практичне значення. По-перше, це дозволяє реалізувати нейронну мережу на менш потужному контролері, а по-друге, дозволяє досягти високої точності оцінки оптимального потоку ротора. В результаті ці переваги підвищують конкурентоспроможність системи.*

**Ключові слова:** нейронна мережа, асинхронний двигун, ослаблення поля, максимізація моменту.

## Вступ

Векторно-керовані асинхронні двигуни (АД) верстатів, електромобілів, трамваїв, тролейбусів тощо повинні працювати як на нижчих, так і на значно вищих за номінальну швидкостях ротора. Оскільки в області номінальної швидкості напруга живлення АД сягає свого обмеження, то подальше підвищення швидкості здійснюється за ослаблення поля двигуна. Для досягнення граничних показників АД перспективною є побудова систем автоматичного керування (САК) АД з оптимізацією моменту у зоні ослаблення поля [1], [2]. Проте, як показують дослідження, існуючі в системі параметричні збурення можуть різко погіршити якість екстремального керування моментом. Щоби досягти високої точності максимізації моменту двигуна в [3] запропоновано визначити оптимальне потокозчеплення за допомогою нейронної мережі (НМ) з властивістю параметричної інваріантності.

Одним з найважливіших параметрів архітектури НМ, який визначає її обчислювальну потужність, є кількість нейронів  $S$  у захованому шарі мережі, яка вибирається емпірично. Проте на цей вибір значною мірою може впливати ефект перенавчання мережі [4]. Тому для якісного розв'язання задачі синтезу НМ виникає потреба у встановленні залежності між точністю функціонування мережі та значенням  $S$ , яка дозволить вибрати доцільну кількість нейронів мережі.

*Метою роботи є дослідження впливу ефекту перенавчання на точність роботи параметрично інваріантного нейронного оптимізатора моменту АД в зоні ослаблення поля та визначення раціональної кількості нейронів у захованому шарі мережі.*

### Математичний опис двигуна та схема САК АД

З урахуванням втрат у залізі і кривої намагнічування короткозамкнений АД у зорієнтованих за вектором потокозчеплення ротора  $\bar{\Psi}_r$  координатах  $(d, q)$  можна описати системою диференціальних рівнянь [3]

$$\begin{aligned} dI_{sd}/dt &= L_{s\sigma}^{-1} \left[ -(R_s + R_z)I_{sd} - R_z L_{r\sigma}^{-1} \Psi_{rd} + T_z^{-1} L_r L_{r\sigma}^{-1} \Psi_{md} + U_{sd} \right] + \omega_0 I_{sq}; \\ dI_{sq}/dt &= L_{s\sigma}^{-1} \left[ -(R_s + R_z)I_{sq} + T_z^{-1} L_r L_{r\sigma}^{-1} \Psi_{mq} + U_{sq} \right] - \omega_0 I_{sd}; \\ d\Psi_{rd}/dt &= T_{r\sigma}^{-1} (-\Psi_{rd} + \Psi_{md}); \\ d\Psi_{md}/dt &= R_z \left( I_{sd} + \Psi_{rd}/L_{r\sigma} - L_r L_m^{-1} L_{r\sigma}^{-1} \Psi_{md} \right) + \omega_0 \Psi_{mq}; \\ d\Psi_{mq}/dt &= R_z \left( I_{sq} - L_r L_m^{-1} L_{r\sigma}^{-1} \Psi_{mq} \right) - \omega_0 \Psi_{md}; \\ d\omega/dt &= J^{-1} (M - M_L), \end{aligned} \quad (1)$$

де змінними є компоненти узагальнених векторів напруги статора  $\bar{U}_s$ , струму статора  $\bar{I}_s$ , потокозчеплення ротора  $\bar{\Psi}_r$ ; головного потокозчеплення  $\bar{\Psi}_m$ ;  $\omega_0$  — швидкість обертання координат  $(d, q)$ ;  $z_p$  — кількість пар полюсів;  $\omega$  — швидкість ротора;  $R_s, R_r$  — активні опори фаз статора та ротора;  $R_z = R_z(\omega_0, \omega)$  — еквівалентний опір, що відображає втрати потужності у залізі двигуна;  $L_m = L_m(\Psi_m)$  — взаємна індуктивність;  $L_{s\sigma}, L_{r\sigma}$  — індуктивності від полів розсіювання;  $L_r = L_m + L_{r\sigma}$ ;  $T_{r\sigma} = L_{r\sigma}/R_r$ ,  $T_z = L_m/R_z$ ;  $M, M_L$  — моменти двигуна та навантаження, відповідно;  $J$  — сумарний момент інерції приводу.

Оскільки в зорієнтованих координатах  $\Psi_{rd} = |\bar{\Psi}_r| \equiv \Psi_r$ , то в (1) електромагнітний момент двигуна та швидкість координат обчислюються як  $M = 1,5 z_p L_{r\sigma}^{-1} \Psi_r \Psi_{mq}$ ,  $\omega_0 = z_p \omega + \Psi_{mq} / (T_{r\sigma} \Psi_r)$ . Для врахування насичення магнітопроводу в описі (1) використано отриману на основі кривої намагнічування двигуна та апроксимовану поліноміальним виразом нелінійну функцію  $L_m = L_m(\Psi_m)$ .

До опису (1) слід додати обмеження модуля вектора напруги статора  $U_s = |\bar{U}_s|$  на рівні  $U_{\max}$  та модуля вектора струму статора  $I_s = |\bar{I}_s|$  на рівні  $I_{\max}$  у вигляді

$$0 \leq U_s \leq U_{\max}; \quad 0 \leq I_s \leq I_{\max}. \quad (2)$$

Задача оптимізації електромагнітного моменту двигуна в зоні ослаблення поля формується таким чином: для АД з описом (1) при врахуванні обмежень (2) за критерієм  $M \Rightarrow \max$  для  $0 \leq |\omega| \leq \omega_{\max}$ , на інтервалі  $0 < \Psi_r \leq \Psi_m$  знайти оптимальне потокозчеплення ротора  $\Psi_{ro}(\omega)$  в рушійному та у генераторному режимі (режим рекуперативного гальмування), де  $\omega_{\max}$  — максимально допустима швидкість двигуна,  $\Psi_m$  — номінальне потокозчеплення ротора АД (індексом  $n$

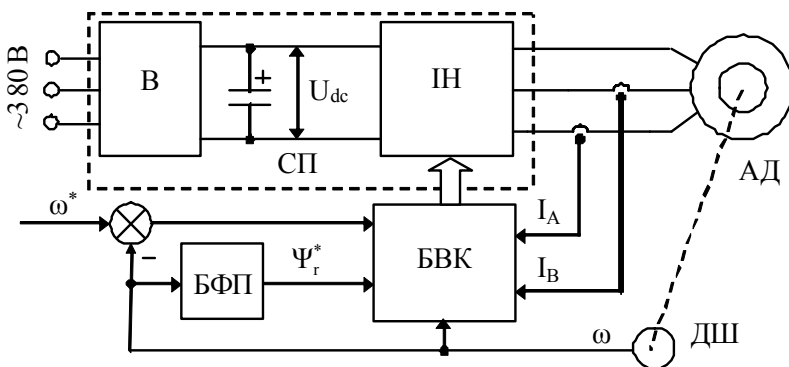


Рис. 1. Функціональна схема САК АД

в статті позначатимуться номінальні значення величин).

Укрупнена функціональна схема САК АД показана на рис. 1. Система призначена для стабілізації швидкості приєднаного до ротора АД виконавчого механізму на рівні сигналу задання  $\omega^*$  у широкому діапазоні як вниз, так і вгору від номінальної швидкості. У блок векторного керування БВК надходять сигнали зворот-

них зв'язків з давачів струмів фаз  $I_A$ ,  $I_B$  та давача швидкості ДШ. Сигнал задання швидкості  $\omega^*$ , після його підсумування зі швидкістю ротора  $\omega$ , подається на вхід регулятора швидкості, що знаходиться у БВК. У блоці формування потокозчеплення БФП, в залежності від  $\omega$  та згідно з заданим алгоритмом визначається завдання модуля вектора потокозчеплення ротора  $\Psi_r^*$ , яке надходить на вхід розташованого у БВК регулятора потокозчеплення. Силовий перетворювач СП складається з випрямляча В, фільтрувального конденсатора та інвертора напруги ІН з широтно-імпульсною модуляцією. Напруга  $U_{dc}$  ланки постійного струму СП живить ІН. У свою чергу ІН живить обмотки статора АД імпульсною напругою, амплітуда, частота та фаза першої гармоніки якої встановлюється відповідними сигналами керування, що надходять з БВК.

У векторно-керованих АД основними параметричними збуреннями є варіації параметрів, що залежать від теплового та магнітного станів двигуна. Зміни індуктивних параметрів, пов'язаних з нелінійністю кривої намагнічування двигуна, в описі (1) враховані. Проте в (1) не враховуються варіації резистивних параметрів  $R_s$ ,  $R_r$ , які залежать від нагріву двигуна і можуть бути значними. Ще однією нестабільною величиною в САК АД є напруга  $U_{dc}$  ланки постійного струму привода, з якою обмеження напруги статора  $U_{max}$  пов'язане пропорційною залежністю  $U_{max} = U_{dc} / \sqrt{3}$ . Причинами відхилень  $U_{dc}$  від номінального значення є коливання напруги живильної мережі та процеси інтенсивного відбору або повернення енергії у фільтрувальний конденсатор ланки постійного струму за розгону-гальмування АД. Крім цього, значні довготривалі відхилення  $U_{dc}$  вниз від номіналу характерні для бортових тягових приводів, де ІН живиться від акумуляторних батарей.

### Дослідження точності нейронного оптимізатора моменту двигуна

Як випливає із вищесказаного, необхідно синтезувати НМ, що визначатиме оптимальне потокозчеплення ротора АД із забезпеченням інваріантності до суттєвих параметричних збурень. Для апроксимації нелінійних векторних функцій добре підходять мережі з прямими зв'язками (the feedforward neural networks). Ідею та спосіб надання таким мережам властивості параметричної інваріантності запропоновано в [5] і практично реалізовано в [6] для задачі оптимізації втрат в АД. Згідно з цим способом побудова параметрично інваріантної НМ полягає у виконанні трьох умов:

1) розширення простору входів НМ за рахунок змінних параметрів, щодо яких потрібна інваріантність;

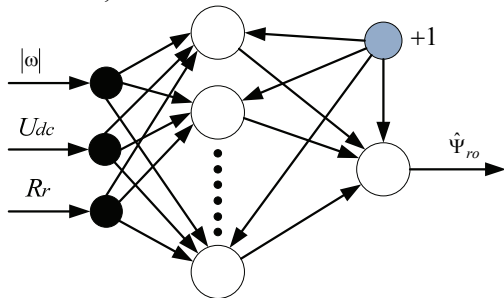


Рис. 2. Архітектура нейронної мережі для визначення оптимального потокозчеплення

2) врахування у навчальній множині діапазону варіацій змінних параметрів;

3) отримання поточних значень змінних параметрів шляхом вимірювання або оцінювання за допомогою спостерігачів та подання цієї інформації на відповідні входи НМ у процесі її роботи.

На рис. 2 показана архітектура НМ, яка застосовується в цій статті. На входи мережі надходять: швидкість  $\omega$ , напруга  $U_{dc}$  та оцінка опору ротора  $\hat{R}_r$ . Виходом НМ є оцінка оптимального потокозчеплення ротора  $\hat{\Psi}_{ro}$ . Отже, потрібно синтезувати НМ,

яка з достатньо високою точністю відтворюватиме нелінійну векторну функцію

$$\Psi_{ro}(|\omega|, R_r, U_{dc}) = \arg \max_{\Psi_r} M(\Psi_r, \omega, R_r, R_s, U_{max}, I_{max}), \quad (3)$$

отриману для опису (1), (2) з урахуванням обмеження

$$0 < \Psi_r \leq \Psi_{rn}, \quad (4)$$

а також рівнянь зв'язку

$$U_{dc} = \sqrt{3} U_{max}; \quad R_s = K_R R_r R_{sn} / R_{rn}, \quad (5)$$

де  $K_R < 1$  — коефіцієнт пропорційності між варіаціями опорів ротора та статора.

Одним з найважливіших параметрів архітектури НМ, який визначає її обчислювальну потужність, є кількість нейронів  $S$  у захищеному шарі мережі. На сьогодні в теорії штучного інтелекту не розроблено досить точних аналітичних методів визначення цього параметра. Тому на практиці необхідне значення  $S$  потрібно визначати експериментальним шляхом. Коли навчальні дані отримані з похибками, то виникає вплив явища перенавчання НМ [3]. Це явище полягає у тому, що занадто велике значення  $S$  приводить не до апроксимації заданої функціональної залежності, а до запам'ятовування цієї залежності у спотвореному похибками вигляді. При цьому НМ не набуває властивості узагальнювання, що не дозволяє їй забезпечити задану точність роботи з вхідними даними, які відрізняються від навчальних. Тому у цьому випадку існуватиме деяке раціональне значення  $S$ , за якого мережа буде усереднювати, а не точно повторювати спотворені похибками дані, що представляють бажану функціональну залежність.

Слід зазначити, що похибки визначення оптимального поточкозчеплення ротора  $\hat{\Psi}_{ro}$  під час формування навчальної множини даних в дійсності можуть бути істотними. Зокрема, в разі використання аналітично-розрахункового способу навчання мережі ці похибки спричиняються відхиленнями параметрів моделі втрат від реальних значень. А застосовуючи емпіричний спосіб навчання НМ, ці похибки виникають внаслідок неточностей оцінювання поточкозчеплення ротора, оскільки, як відомо, ця величина в АД безпосередньо не вимірюється.

Для виявлення факту і міри перенавчання НМ слід оцінити її точність на множині даних, альтернативній до навчальної, яку можна назвати контрольною множиною даних. Чим гіршу точність на контрольній множині демонструватиме НМ зі збільшенням  $S$ , тим більше вона перенавчена.

Виходячи з вищесказаного, методика дослідження залежності точності нейронного оцінювача оптимального поточкозчеплення ротора від кількості нейронів у захищеному шарі мережі буде такою:

1. За допомогою чисельної оптимізації моделі АД формуються початкова, навчальна і контрольна множини даних;
2. З навчальної множини отримується низка модифікованих множин, де на вихідну змінну накладається адитивний шум випадкового характеру із різними значеннями діапазону змін;
3. На модифікованих навчальних множинах відбувається навчання НМ з низкою значень нейронів у захищеному шарі  $S$ ;
4. Досліджується точність роботи отриманих варіантів мереж на контрольній множині даних;
5. За критерієм найкращої точності роботи НМ вибирається доцільне значення параметра  $S$ .

Дослідження здійснювалось зі зміною величин  $\omega$ ,  $U_{dc}$  та  $R_r$  в інтервалах, що належать до множини  $\Omega = \{ \omega \in [0,5, 5,0] \omega_n; U_{dc} \in [0,7, 1,3] U_n; R_r \in [0,7, 1,3] R_{rn} \}$ . При цьому використовувались дані типового чотириполісного двигуна потужністю 1,5 кВт. Спочатку утворювали масиви вхідних величин мережі вимірністю  $3 \times 4557$  та  $3 \times 4459$ , відповідно, для рушійного та генераторного режимів роботи АД. Далі для цих масивів чисельним способом на  $\Omega$  згідно з (3) визначались вектори вихідної величини НМ. Отриману шляхом об'єднання масивів вхідних величин та векторів вихідної величини мережі початкову множину даних розділено таким способом: кожний третій елемент надсилався до контрольної множини, а ті, що залишились, утворювали навчальну множину НМ. Отже, навчальна множина містила 2/3, а контрольна 1/3 від початкових даних.

Для отримання модифікованих навчальних множин у дослідженні формувалося приблизне значення  $\tilde{\Psi}_{ro}$  оптимального поточкозчеплення  $\Psi_{ro}$ , де останнє спотворювалося адитивним шумом за виразом

$$\tilde{\Psi}_{ro} = \Psi_{ro} + \lambda \xi \Psi_{rn}, \quad (6)$$

де  $\xi$  — рівномірно-розподілений випадковий сигнал в інтервалі  $\xi \in [-1, 1]$ ;  $\lambda$  — коефіцієнт, що задає максимальний рівень похибок. Всього утворено 5 модифікованих навчальних множин відповідно для 5-ти значень коефіцієнта  $\lambda$  з множини  $\lambda \in \{0,03, 0,05, 0,07, 0,09, 0,11\}$ . Досліди проводилися для 18-ти значень кількості нейронів  $S$  з множини  $S \in \{3, 4, 5, \dots, 20\}$ . Кожний дослід полягав у тому, що відбувалося тренування НМ з  $S$  нейронами у захищеному шарі з використанням модифікованої навчальної множини з неточним значенням оптимального поточкозчеплення  $\tilde{\Psi}_{ro}$ , що визначалося за (6) з певним значенням  $\lambda$ . Далі на контрольній множині даних визначалася точність навчання натренованої НМ як середня квадратична помилка  $E_{net}$ . При цьому застосовувався статистичний підхід до обробки отриманих результатів. Зокрема для кожного  $S_i (i=1, \dots, 18)$

та  $\lambda_k (k=1, \dots, 5)$  дослід повторювався 10 разів і за отриманими даними визначалось усереднене значення  $E_m = \text{mean}(E_{net,i})$ ,  $(i=1, \dots, 10)$ .

Потреба у статистичній обробці результатів кожного дослід зумовлена тим, що за навчання НМ у середовищі MATLAB початкові значення коефіцієнтів синаптичних зв'язків та зміщень нейронів генеруються як випадкові числа. Тому кожне навчання однієї і тієї ж НМ відбувається з іншими початковими умовами, що спричинює певні варіації підсумкової точності навчання мережі.

Отримані залежності  $E_m = f(S)$  за значень шуму на рівні 3 %, 5 %, 7 %, 9 % та 11 % для рушійного режиму роботи АД показані на рис. 3, а для генераторного режиму — на рис. 4.

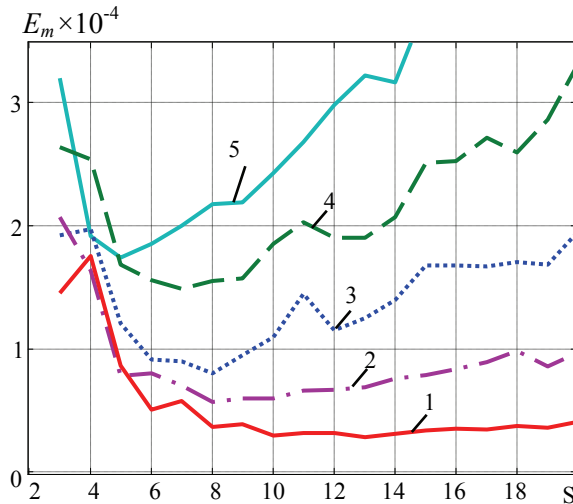


Рис. 3. Дослідження точності навчання НМ для визначення оптимального потокозчеплення АД в рушійному режимі: 1 —  $\lambda = 3\%$ ; 2 —  $\lambda = 5\%$ ; 3 —  $\lambda = 7\%$ ; 4 —  $\lambda = 9\%$ ; 5 —  $\lambda = 11\%$

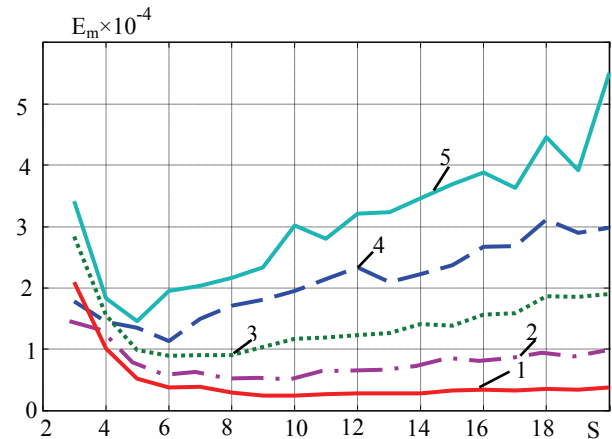


Рис. 4. Дослідження точності навчання НМ для визначення оптимального потокозчеплення АД в генераторному режимі: 1 —  $\lambda = 3\%$ ; 2 —  $\lambda = 5\%$ ; 3 —  $\lambda = 7\%$ ; 4 —  $\lambda = 9\%$ ; 5 —  $\lambda = 11\%$

З рис. 3, 4 можна зробити висновок про поступове зростання середньої квадратичної помилки зі збільшенням рівня шуму. Для кожного значення рівня шуму криві мають мінімум, що відповідає раціональній кількості нейронів захованого шару НМ. Зі збільшенням рівня шуму у навчальних даних спостерігається зменшення раціональної кількості нейронів.

Визначення раціональної кількості нейронів має важливе практичне значення, оскільки стає можливим застосування менш потужного контролера для реалізації НМ за досить високої точності її роботи, що у підсумку підвищує конкурентоздатність системи.

Необхідно зазначити, що в цій статті розглядався варіант САК АД, де оптимізатор моменту реалізований на двох НМ. При цьому сигнал на виході БФП (див. рис. 1) визначається однією НМ у рушійному, а другою НМ у генераторному режимі роботи АД. Інший варіант побудови системи, коли максимізація моменту в рушійному та генераторному режимах роботи АД виконується однією НМ, планується дослідити в майбутніх роботах.

## Висновки

Виконано дослідження точнісних властивостей параметрично інваріантного нейромережного оптимізатора моменту АД в режимі ослаблення поля. Встановлено, що за наявності похибок оптимального потокозчеплення у навчальній множині даних на рівні 5...7 %, раціональною кількістю нейронів у захованому шарі НМ є  $S = 8...10$  для рушійного режиму та  $S = 7...9$  для гальмівного режиму роботи АД.

Визначення раціональної кількості нейронів має важливе практичне значення, оскільки уможливує реалізацію НМ на менш потужному контролері за досягнення високої точності оцінювання оптимального потокозчеплення ротора, що у підсумку підвищує конкурентоздатність системи.

## СПИСОК ВИКОРИСТАНОЇ ЛІТЕРАТУРИ

- [1] R. S. Wieser “Optimal rotor flux regulation for fast accelerating induction machines in the field weakening region,” *Proc. IEEE Ind. Applicat. Soc. Annu. Meeting IAS*, vol. 1, pp. 401-409, 1997.
- [2] L. Harnefors, K. Pietilainen, and L. Gertmar, “Torque-maximizing field-weakening control: design, analysis, and parameter selection,” *IEEE Trans. Ind. Electron.*, vol. 48, no. 1, pp. 161-168, Feb., 2001.
- [3] Б. І. Приймак, «Керування асинхронними двигунами з параметрично інваріантною оптимізацією моменту в зоні ослаблення поля на основі нейронної мережі.» *Електромеханічні і енергозберігаючі системи*, № 1 (33), с. 32-41, 2016.
- [4] Р. Каллан, *Основные концепции нейронных сетей*. Москва: Изд. дом «Вильямс», 2003, 288 с.
- [5] Б. І. Приймак, «Синтез параметрично інваріантної нейронної мережі для оптимізації втрат в асинхронному електроприводі.» *Енергетика: економіка, технології, екологія*, №1 (16), с. 3-7, 2005.
- [6] В. Пруймак, J. M. Moreno-Eguilaz, and J. Peracaula, “Neural network flux optimization using a model of losses in induction motor drives,” *Mathematics and Computers in Simulation*, vol. 71, no. 4, pp. 290-298, 2006.

Рекомендована кафедрою електричних станцій та систем ВНТУ

Стаття надійшла до редакції 5.01.2018

**Приймак Богдан Іванович** — канд. техн. наук, доцент, доцент кафедри автоматизації електромеханічних систем та електроприводу, e-mail: bp-08@ukr.net.

Національний технічний університет України «Київський політехнічний інститут імені Ігоря Сікорського», Київ

**В. І. Pryimak**<sup>1</sup>

## Study of the Properties of a Neural Network Based Optimizer of the Torque of Induction Motor with Field Weakening

<sup>1</sup>Igor Sikorsky Kyiv Polytechnic Institute

*Typically vector-controlled induction motor drives of machine tools, electric cars, trams, trolley buses etc should run on both lower and much higher nominal speeds of the rotor. To fully utilize the power resources of the drive, it is necessary to build the systems of automatic control with optimization of the torque in the zone of field weakening. However, the parametric disturbances existing in the system can drastically degrade the quality of extreme torque control. The main parametric disturbances are the thermal variations of the active resistance of the windings of the phases of the induction motor and the voltage fluctuations of the DC power line of the power converter. To maximize the motor torque in the high-speed zone, it is promising to determine the optimal rotor flux with the help of a neural network with the property of parametric invariance.*

*There has been considered the vector-controlled induction motor drive with torque maximization in the zone of field weakening on the basis of a feed forward neural network. The study of the accuracy of a parametrically invariant neural network optimizer of the motor torque taking into account the effect of over-learning of the network has been carried out. In the study, the data of the training set of the neural network was distorted by the additive noise of different levels. The noise was a random uniformly distributed signal. Experiments were conducted for five levels of noise when changing the number S of neurons in a hidden network layer from three to twenty. It is established that in the presence of the errors of optimal flux linking in the training set of data at the level of 5...7 %, the rational number of neurons in the hidden layer of the neural network is S = 8...10 for the motor mode and S = 7...9 for the generator mode of the induction motor. Determining the rational number of neurons is important practical value. Firstly, it enables the implementation of the neural network on a less powerful controller, and secondly, it allows achieving high accuracy of the estimation of the optimal rotor flux. As a result, these advantages increase the competitiveness of the system.*

**Keywords:** neural network, induction motor, field weakening, torque maximization.

**Pryymak Bogdan I.** — Cand. Sc. (Eng.), Associate Professor of the Chair of Automation of Electromechanical Systems and the Electric Drive, e-mail: bp-08@ukr.net

## Исследование свойств нейросетевого оптимизатора момента асинхронного двигателя при ослаблении поля

<sup>1</sup>Национальный технический университет Украины  
«Киевский политехнический институт имени Игоря Сикорского»

Обычно асинхронные приводы станков, электромобилей, трамваев, троллейбусов и т. п. должны работать как на более низких, так и на гораздо более высоких, чем номинальная, скоростях ротора. Чтобы полностью использовать энергетические ресурсы привода, необходимо построить системы автоматического управления с оптимизацией крутящего момента в зоне ослабления поля. Однако параметрические нарушения, существующие в системе, могут резко ухудшить качество экстремального управления крутящим моментом.

Основными параметрическими нарушениями являются тепловые изменения активного сопротивления обмоток фаз асинхронного двигателя и колебания напряжения линии питания постоянного тока силового преобразователя. Чтобы максимизировать крутящий момент двигателя в высокоскоростной зоне, необходимо определить оптимальный поток ротора с помощью нейронной сети со свойством параметрической инвариантности.

Рассмотрен управляемый асинхронный двигатель с максимизацией крутящего момента в зоне ослабления поля на основе прямой нейронной сети. Проведено исследование точности параметрически-инвариантного нейронного сетевого оптимизатора крутящего момента двигателя с учетом влияния сети. В исследовании данные обучающего набора нейронной сети искажались аддитивным шумом разных уровней. Шумом был случайным равномерно распределенным сигналом. Эксперименты проводились для пяти уровней шума при изменении числа  $S$  нейронов в скрытом сетевом слое от трех до двадцати.

Установлено, что при наличии ошибок оптимального потокового связывания в обучающем наборе данных на уровне 5...7 %, рациональное число нейронов в скрытом слое нейронной сети составляет  $S = 8...10$  для двигателя и  $S = 7...9$  для режима генератора асинхронного двигателя. Определение рационального числа нейронов является важным практическим значением. Во-первых, это позволяет реализовать нейронную сеть на менее мощном контроллере, а во-вторых, позволяет достичь высокой точности оценки оптимального потока ротора. В результате эти преимущества повышают конкурентоспособность системы.

**Ключевые слова:** нейронная сеть, асинхронный двигатель, ослабление поля, максимизация момента.

**Приймак Богдан Иванович** — канд. техн. наук, доцент, доцент кафедры автоматизации электромеханических систем и электропривода, e-mail: bp-08@ukr.net