

## ІНТЕЛЕКТУАЛЬНА СИСТЕМА КЕРУВАННЯ ЕЛЕКТРОПРИВОДА

### КАМЕРИ ТЕЛЕВІЗІЙНОГО СПОСТЕРЕЖЕННЯ

**Д. Ю. Шарейко**, кандидат технічних наук, доцент

**І. С. Білюк**, кандидат технічних наук, доцент

ORCID ID: 0000-0003-1654-7468

Миколаївський національний аграрний університет

**А. М. Фоменко**, доцент

**О. В. Савченко**, аспірант

**О. В. Майборода**, кандидат економічних наук, доцент

Національний університет кораблебудування ім. адмірала Макарова

*Розглянуто туристорний електропривод постійного струму, система керування в якому побудована на основі самонавчальної нейронної сітки. Використовуючи властивості нелінійності здійснено налаштування з покращенням швидкодійності та зменшенням помилки керування. Проведено дослідження та порівняльний аналіз інтелектуальної системи керування та лінійної системи керування електропривода постійного струму. Доведено перевагу інтелектуальної системи керування в електроприводі камери спостереження.*

**Ключові слова:** штучні нейронні мережі, система керування, навчальний нейроконтролер, інверсна нейронна модель, статична помилка за швидкістю, середньоквадратична помилка, перехідні процеси.

#### Постановка проблеми.

Системи телевізійного спостереження дозволяють одному або декільком спостерігачам одночасно стежити за одним або багатьма об'єктами, що знаходяться деколи на значній відстані як один від одного, так і від місця спостереження. Існує цілий ряд застосувань систем телевізійного спостереження в наукових дослідженнях і в промисловості, наприклад, для контролю за технологічними процесами і управління ними. При цьому спостереження може проводитися в умовах дуже низької освітленості і будь-якому не прийнятному для знаходження людей середовищі. Але перерозподіл функцій між програмними і апаратними засобами призводить до того, що комп'ютерні системи не завжди можуть забезпечити швидке перемикавання режимів. Крім того, підвищуються вимоги до оператора уміння працювати з комп'ютером і графічним інтерфейсом. Використовування штучних нейронних мереж (ШНМ) дозволяє вирішувати задачу керування нелінійним об'єктом шляхом створення адаптивної системи керування (СК) з навчаним нейроконтролером

(НК). Тут під навчанням мається на увазі процес вироблення в СК бажаної реакції на зовнішні сигнали шляхом багатократних дій на систему і зовнішнього коректування. Зовнішнє коректування здійснюється "вчителем", якому відома бажана реакція СК на певні дії. Таким чином, при навчанні "вчитель" повідомляє системі додаткову інформацію про те, вірна або невірна її реакція. При адаптації навчання використовується для отримання інформації про стан і характеристики СК, необхідної для оптимального керування в умовах невизначеності. По суті, адаптацію можна ототожнити з оптимізацією в умовах недостатньої апріорної інформації [1].

**Аналіз останніх досліджень і публікацій.** У роботах [1-4] описано особливості застосування методів навчання з "вчителем" для одношарових та багатошарових ШНМ прямого поширення, розглянуто методи навчання з "вчителем" для штучних нейронних мереж. Наведено приклади використання нейронних мереж для розв'язування задач апроксимації та задач, які виникають при обробленні сигналів. Значну увагу в роботах [5-10] приділено системам супутникового спостереження та розпізнавання образів, представлено огляд

ітераційних методів, орієнтованих на реалізацію у штучних нейронних мережах. Проте апаратна реалізація систем керування електроприводів наведена в означених джерелах на рівні загального огляду без визначення принципів та структурних схем. З метою зберігання комерційної таємниці не приводяться системи інтелектуального стеження в електроприводах телевізійних камер. Тому у статті висвітлено результати досліджень саме для електроприводу телевізійної камери спостереження, що може бути корисним для наукових та інженерно-технічних працівників, що працюють у сфері застосування нейронних мереж.

**Метою роботи** є дослідження фізичних явищ, які впливають на показники якості керування електроприводу з системою керування, що побудована на основі штучних нейронних мереж.

**Викладення основного матеріалу.** У задачах керування набули поширення багат шарові нейронні мережі, або багат шарові перцептрони.

Нейрони вхідного шару в таких мережах просто ретранслюють вхідні сигнали ( $x_i$ ) на перший прихований шар, не перетворюючи їх. У прихованих нейронах послідовно, шар за шаром, відбувається нелінійне перетворення сигналів. Сигнали з останнього прихованого шару поступають на нейрони вихідного шару, які формують реакції мережі ( $y_i$ ). Штучної нейронної мережі має сигмоїдальну активаційну функцію нейронів прихованого шару. Вихідний шар ШНМ може складатися з нейронів з тим же типом активаційної функції, що і у нейронів прихованого шару. Особливістю ШНМ є її здібність до навчання (тренування) – процесу, при якому вільні параметри НМ адаптуються у результаті її безперервної стимуляції зовнішнім оточенням. Тип навчання визначається тим способом, яким виробляються зміни параметрів. При рішенні задач керування звичайно використовується контрольоване навчання. На рис. 1 наведено схему прямого контрольованого навчання.

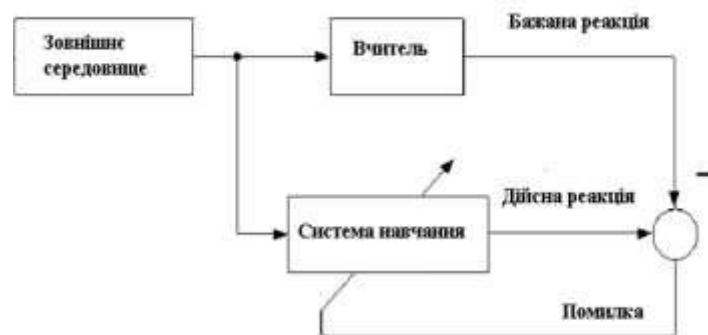


Рис. 1. Схема прямого контрольованого навчання

“Вчитель” повідомляє мережі, яка повинна бути правильна (бажана) реакція на дію, що поступила, видаючи відповідний вихідний шаблон. На підставі величини помилки між реальним і бажаним виходами мережі за певним правилом проводиться налаштування її синаптичних зв'язків. Повторюючи цей процес ітеративно, можна побудувати ШНМ так, що вона емулюватиме “вчителя”, тобто його знання про зовнішнє середовище перейдуть до неї. Основними властивостями ШНМ є властивість узагальнення і властивість універсальної апроксимації. Розглянемо практичне застосування ШНМ як інверсної нейронної моделі (ІНМ), яка використовується для керування електроприводом (ЕП) постійного струму за системою тиристорний перетворювач-двигун (ТПД). Інверсна модель призначена для відтворення вхідного сигналу об'єкту управління

У<sub>у</sub> при певному його вихідному сигналі ω. Така модель може бути використана у прямому каналі керування при її послідовному підключенні з об'єктом керування для поліпшення якості перехідних процесів останнього при відпрацюванні керуючої дії. Система, у якій інверсна модель використовується у прямому каналі послідовно з об'єктом керування, має передавальну функцію близьку до одиниці. Це означає, що така система повинна мати дуже хороші якісні показники роботи. При створенні інверсної моделі на основі НМ, слід зважати на те, що точність відтворення нейромоделі динаміки об'єкту керування залежить від вибору вхідних сигналів мережі, кількості прихованих шарів і нейронів, які вони містять. Нейрони вхідного шару в таких мережах просто ретранслюють вхідні сигнали на перший прихований шар, не перетворюючи їх. У

прихованих нейронах послідовно, шар за шаром, відбувається нелінійне перетворення сигналів. Сигнали з останнього прихованого шару поступають на нейрони вихідного шару, які формують реакцію мережі [2]. Для синтезу ІНМ системи ТПД необхідно отримати експериментальні характеристики її роботи. Для цього використовується структурна схема системи ТПД (рис.2), модель якої складаємо за допомогою блоків Simulink пакету MATLAB [3]. Для моделювання було використано систему

ТПД з такими параметрами:  $T_{\text{пр}} = 7$  мс;  $T_{\text{я}} = 10$  мс;  $T_{\text{м}} = 100$  мс  $\frac{T_{\text{кз}}}{T_{\text{м}}} = 10$ . При цьому на вхід системи було подано тренувальний сигнал  $U_{\text{зи\_тр}}$ , (рис.3). За допомогою блоків To Workspace вхідні і відповідні йому вихідні сигнали системи ТПД були записані в пам'ять комп'ютера і використані надалі для навчання ІНМ.

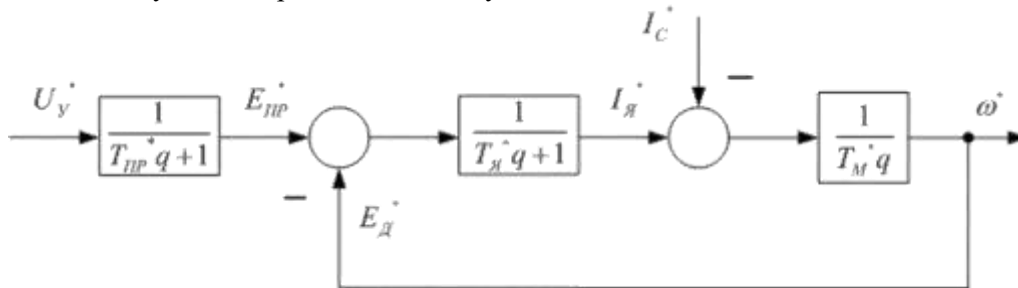


Рис. 2. Нормована структурна схема системи ТПД

У результаті моделювання системи ТПД було отримано реакції (струм якоря  $I_{\text{тпд}}$  і швидкість

$\omega_{\text{тпд}}$ ) останньої на тренувальний сигнал  $U_{\text{зи\_тр}}$  (рис.4) і сформовано тренувальний шаблон.

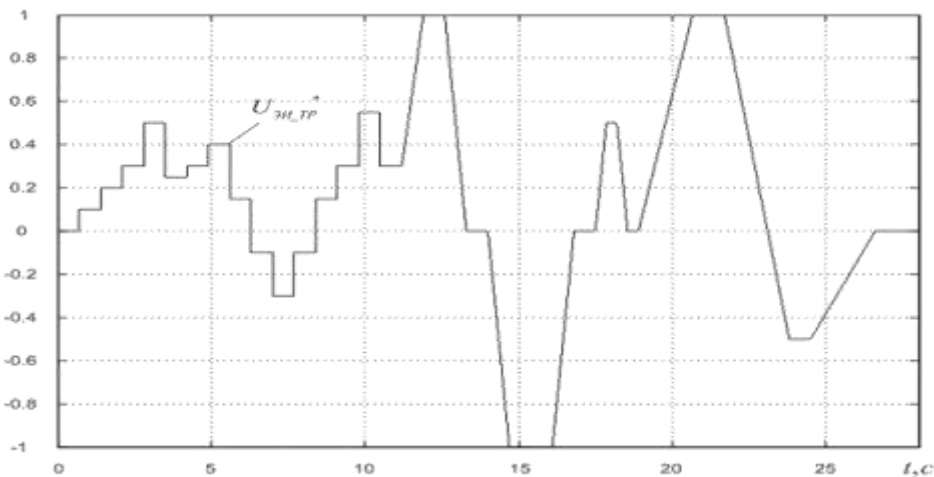


Рис. 3. Графік тренувального сигналу

Синтез ІНМ, з урахуванням одержаного раніше тренувального шаблону, здійснюється за допомогою функції пакету MATLAB newff, для якої указано структуру створюваної ІНМ з видом активаційних функцій нейронів прихованого і вихідного шарів. На рис. 5 наведено графік зміни

середньоквадратичної помилки відтворення створюваної ІНМ властивостей інверсної моделі системи ТПД у процесі її навчання (мінімізація помилки ІНМ).

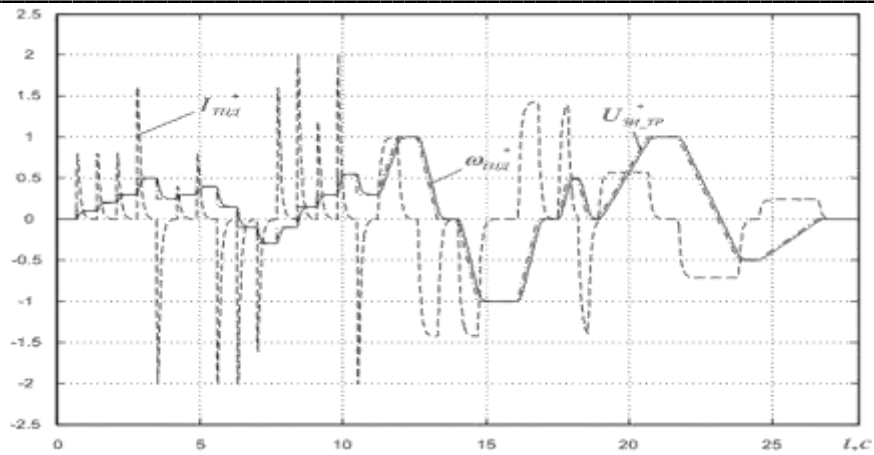


Рис. 4. Струм якоря і швидкість двигуна у системі ТПД при відробітку тренувального сигналу  $U_{\text{дв,тр}}$

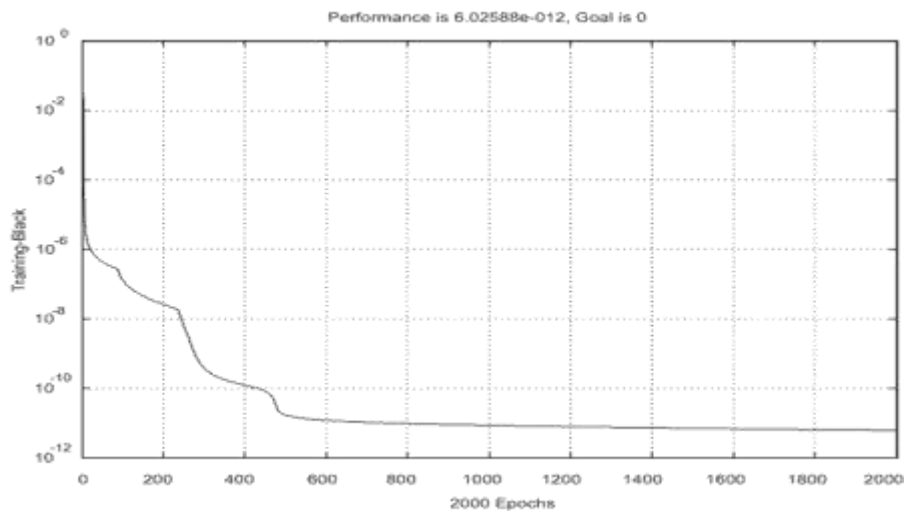


Рис. 5. Графік процесу навчання ШНМ (мінімізація помилки НС)

Як видно з рис. 5, синтезовано НМ, яка буде використана як ІНМ, з високим ступенем точності апроксимує реальний об'єкт. Одержану ШНМ використовують згідно з функціональною схемою (рис.6), тобто її розташовують у

прямому каналі послідовно з об'єктом керування – системою ТПД. При цьому на вхід ІНМ подається сигнал з виходу задатчика інтенсивності (ЗІ)  $U_{\text{ЗІ}}$  і сигнал помилки відробітку завдання  $U_{\text{ЗІ}} - \omega$ .

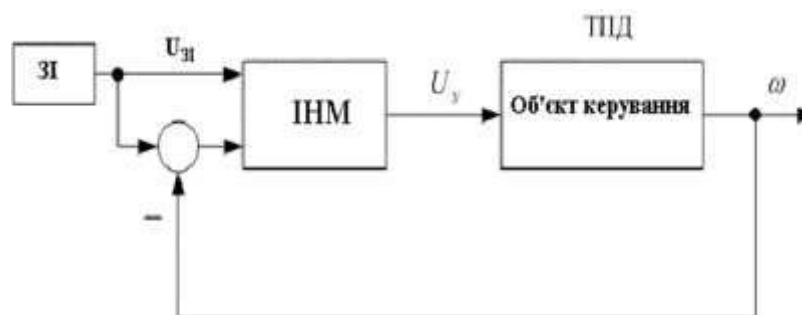


Рис. 6. Схема використання ІНМ для управління ЕП постійного струму за системою ТПД

На рисунку 7 показано результати роботи синтезованої системи з ІНМ від ЗІ (струм якоря ІНМ\* і швидкість  $\omega_{\text{ІНМ}}$ ), а також, для порівняння, на цьому рисунку показано перехідні процеси при роботі від ЗІ за

трапецієподібної тахограмме розімкненою системи ТПД ( $I_{\text{ТПД}}$  і  $\omega_{\text{ТПД}}$ ) і системи підпорядкованого керування швидкості (СПКШ) – ( $I_{\text{СПР}}$  і  $\omega_{\text{СПР}}$ ).

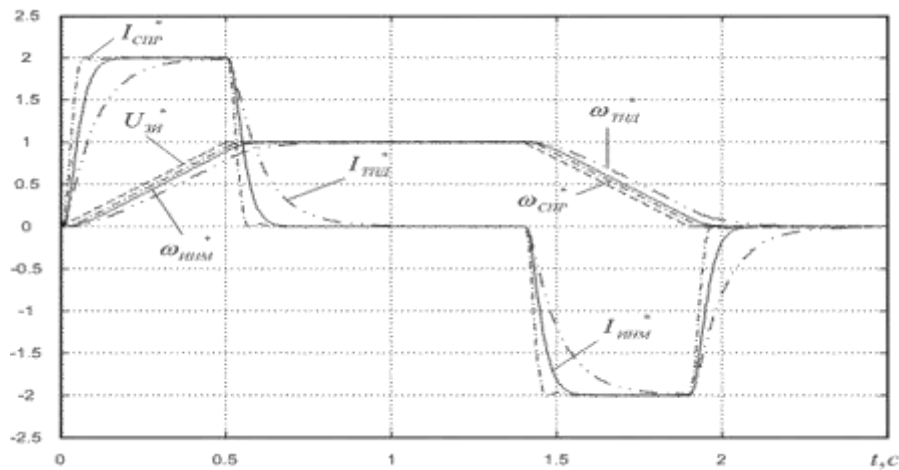


Рис.7. Перехідні процеси у системі з ІНМ, СПКШ і розімкненій системі ТПД при роботі за трапецієподібною тахограмою від ЗІ

На рис 8 наведено перехідні процеси у системі з ІНМ, системі підпорядкованого

керування швидкості і розімкненій системі ТПД при накиді номінального навантаження.

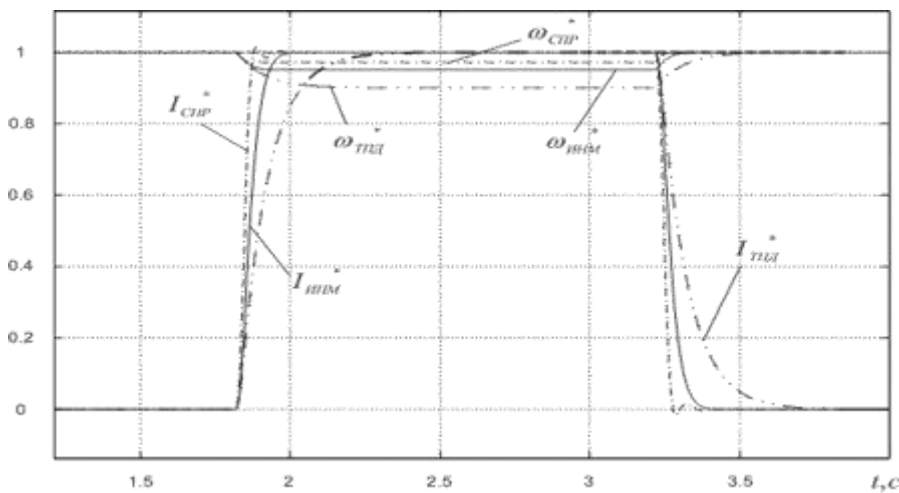


Рис. 8. Перехідні процеси у системі з ІНМ, СПКШ і розімкненій системі ТПД при накиді номінального навантаження

### Висновки

1. Кращі якісні показники мають місце при роботі налаштованої на модульний оптимум двоконтурної однократно інтегрованої системи підпорядкованого керування швидкості, а гірші – при відпрацюванні сигналу завдання у розімкненій системі ТПД.

2. Система з інтелектуальною нейронною мережею (ІНМ) в каналі керування має більшу швидкодію, ніж розімкнена система ТПД, поступаючись за цим показником СПКШ.

3. Мінімальну помилку за швидкістю при накиді номінального навантаження забезпечує система підпорядкованого керування швидкості. У системі з інтелектуальною нейронною

мережею ця помилка є небагато більшою, ніж у СПКШ, але при цьому удвічі меншою, ніж у розумітій системі ТПД.

Таким чином, використання інтелектуальної нейронної мережі для

управління ЕП постійного струму за системою ТПД приводить до збільшення швидкодії системи і зменшення статичної помилки за швидкістю при нахиді навантаження.

#### Список використаних джерел:

1. Дубровін В.І., Субботін С.О. Методи оптимізації та їх застосування в задачах навчання нейронних мереж: навчальний посібник. Запоріжжя: ЗНТУ, 2003. 136 с.
2. The loss surfaces of multilayer networks /A. Choromanska, M. Henaff, M. Mathieu et al. *In Artificial Intelligence and Statistics*. 2015. P. 192–204.
3. Медведев В.С., Потемкин В.Г. Нейронные сети. MatLab 6. М.: ДИАЛОГ-МИФИ, 2002. 496 с.
4. Новотарський М.А., Нестеренко Б.Б. Штучні нейронні мережі: обчислення. *Праці Інституту математики НАН України*. Т50. Київ: Ін-т математики НАН України, 2004. 408 с.
5. Лавренюк М.С., Новіков О.М. Огляд методів машинного навчання для класифікації великих обсягів супутникових даних. *System Research & Information Technologies*, 2018, № 1. С. 52-71
6. Кононюк А.Ю. Нейронні мережі і генетичні алгоритми. К.: Корнійчук, 2008. 446 с.
7. Land cover changes analysis based on deep machine learning technique / N.N. Kussul, N.S. Lavreniuk, A.Y. Shelestov et al. // *Journal of Automation and Information Sciences*. Vol. 48, N 5. 2016. P. 42–54.
8. Zhang F., Du B., Zhang L. Scene classification via a gradient boosting random convolutional network framework. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*. Vol. 54, N 3. 2016. P. 1793–1802.
9. Liang H., Q. Li. Hyperspectral imagery classification using sparse representations of convolutional neural network features. *Remote Sensing*. Vol. 8, N 2. 2016. P. 1–16.
10. Längkvist M., Kiselev A., Alirezaie M., Loutfi A. Classification and segmentation of satellite orthoimagery using convolutional neural networks. *Remote Sensing*. Vol. 8, N 4. 2016. P. 1–21.

**Д. Ю. Шарейко, И. С. Билук, А. Н. Фоменко, О. В. Савченко, О. В. Майборода.**

#### **Интеллектуальная система управления электропривода камеры телевизионного наблюдения**

*Рассмотрен тиристорный электропривод постоянного тока, система управления в котором построена на основе самообучающейся нейронной сети. Осуществлена настройка с использованием свойств нелинейности улучшением быстродействия и уменьшением ошибки управления. Проведено исследование и сравнительный анализ интеллектуальной системы управления и линейной системы управления электропривода постоянного тока. Доказано преимущество интеллектуальной системы управления в электроприводе камеры наблюдения.*

**Ключевые слова:** искусственные нейронные сети, система управления, обучаемый нейроконтроллер, инверсная нейронная модель, статическая ошибка по скорости, средне-квадратичная ошибка, переходные процессы.

#### **D.Yu. Shareiko, I.S. Bilyuk, A.M. Fomenko, O.V. Savchenko, O.V. Mayboroda. The intelligent control system of the television camera's electric drive**

*The thyristor electric drive of a direct current, the control system in which is built on the basis of a self-learning neural network, is considered. Using the properties of nonlinearity, tuning is performed with improved performance and reduced control error. A study and comparative analysis of the intelligent control system and the linear control system of the electric drive of the direct current was carried out. The advantage of the intelligent control system in the electric drive of the surveillance camera has been proved.*

**Keywords:** artificial neural networks, control system, trained neurocontroller, inverse neural model, static error in speed, root-mean square error, transient processes.