УДК 621.314.5:681.5:621.313.3

ПРОЕКТУВАННЯ ІНТЕЛЕКТУАЛЬНОЇ СИСТЕМИ КЕРУВАННЯ ТЯГОВИМИ ЕЛЕКТРОПРИВОДАМИ

Д.О. Кулагін, І.С. Роменський

ПРОЕКТИРОВАНИЕ ИНТЕЛЛЕКТУАЛЬНОЙ СИСТЕМЫ УПРАВЛЕНИЯ ТЯГОВЫМИ ЭЛЕКТРОПРИВОДАМИ

Д.А. Кулагин, И.С. Роменский

DESIGN OF THE INTELLIGENT CONTROL SYSTEM TRACTION DRIVES

D.O. Kulagin, I.S. Romensky

Проведені дослідження для створення інтелектуальної системи керування тяговим електроприводом. В статті вирішувалися наступні задачі: синтез системи керування для забезпечення необхідного зв'язку між параметрами тягової динаміки та необхідними характеристиками тягових електроприводів з використанням сучасних стохастичних методів; розробка методики забезпечення функціонування створеної системи керування на основі нейронних технологій.

Ключові слова: електротехнічний комплекс, тяговий привод, методика, нейронна мережа, метод рою часток

Проведены исследования по созданию интеллектуальной системы управления тяговым электроприводом. В статье решались следующие задачи: синтез системы управления для обеспечения необходимой связи между параметрами тяговой динамики и необходимыми характеристиками тяговых электроприводов с использованием современных стохастических методов; разработка методики обеспечения функционирования созданной системы управления на основе нейронных технологий.

Ключевые слова: электротехнический комплекс, тяговый привод, методика, нейронная сеть, метод роя частиц

1. Вступ

При проектуванні тягових електроприводів першочерговим завданням є встановлення зв'язку експлуатаційних показників, тягової характеристики відповідного рухомого електротехнічного комплексу з параметрами та характеристиками тягового електродвигуна, який буде використовуватися для приводу ведучих коліс. Ці дані служать для обґрунтування вибору розрахункової потужності тягового електродвигуна, силового кола, діапазону регулювання напруги, магнітного потоку та інших конструкційних величин [1]. Основними екс-

плуатаційними показниками рухомого електротехнічного комплексу, що виявляють вплив на вибір параметрів системи тягових електроприводів, є: повна маса комплексу, номінальна та максимальна швидкість руху, показники динаміки розгону, (час розгону до заданої швидкості, величини прискорення та ривка) [2].

Забезпечення встановленого рівня експлуатаційних показників, тягової характеристики з параметрами тягового електродвигуна є важливою задачею організації функціонування транспортного процесу, адже дозволяє точно виконувати встановлені показники графіка руху поряд із забезпеченням оптимальних паливно-енергетичних витрат та нормативних характеристик руху (швидкість, прискорення та ривок) [3].

2. Аналіз літературних даних та постановка проблеми

Типовим варіантом забезпечення необхідної тягової характеристики є такий, при котрому відповідно до заданої потужності тягових агрегатів визначається механічна характеристика тягових електроприводів і відповідна їй тягова характеристика електротехнічного комплексу [2,3]. Це потребує громіздких обчислень, значних наближень, викликає труднощі при проведенні оптимізаційних розрахунків. Проте, такий метод дозволяє отримувати системи тягового електроприводу для всього широкого різноманіття рухомих електротехнічних комплексів в залежності від прогнозованого максимального навантаження на виконавчий орган або тяговий електропривод. Відомий інший підхід [2, 4,5], за якого використовується зворотна схема проектування, коли на основі статистичного матеріалу експлуатації рухомих електротехнічних комплексів аналогічної конструкції на аналогічних ділянках шляху отримують найбільш типову тягову характеристику комплексу і відповідно до неї будують систему керування, топологію тягових електроприводів. Одначе, такий підхід містить ряд негативних моментів, пов’язаних з отриманням середньостатистичної тягової характеристики, яка в більшості випадків є придатною лише для аналізованих типових ділянок шляху і майже виключає можливості збільшення тягового потенціалу для використання в нетипових умовах експлуатації. Такий підхід в більшості своїй є виправданим для міського та залізничного пасажирського електротранспорту, де навантаження та умови експлуатації є строго визначеними і майже не змінюються (незначний детермінований характер зміни експлуатаційних параметрів дозволяє використовувати такий підхід до проектування рухомого електротехнічного комплексу). Проте, забезпечення тягових характеристик для різко змінних навантажень, з якими працюють важкі кар’єрні самоскиди, трактори, промислова допоміжні техніка, комбайни та ін. є досить складним з огляду на невизначеність умов роботи та маршрутів використання. Проте жоден з методів не дає можливості встановити однозначний зв’язок між параметрами тягової динаміки та необхідними характеристиками тягових електроприводів [6, 7].

Проектування системи керування для забезпечення необхідного зв’язку між параметрами тягової динаміки та необхідними характеристиками тягових електроприводів, в умовах експлуатації вже спроектованої системи, пропонується виконувати з використанням стахостичних методів, що імітують поведін-

ку, до яких відноситься відомий метод рою часток (Particle Swarm Optimization, PSO), який засновано на закономірностях соціальної поведінки [8-10].

3. Об'єкт, ціль та задачі дослідження

Проведені дослідження ставили за мету створення інтелектуальної системи керування тяговим електроприводом.

Для досягнення поставленої мети вирішувалися наступні задачі:

– синтез системи керування для забезпечення необхідного зв'язку між параметрами тягової динаміки та необхідними характеристиками тягових електроприводів з використанням сучасних стахостичних методів;

– розробка методики забезпечення функціонування створеної системи керування на основі нейронних технологій.

4. Матеріали та методика синтезу інтелектуальної системи керування

Метод PSO відноситься до евристичних методів оптимізації, використання якого не потребує знання точного градієнту функції, яка проходить оптимізацію. В даному алгоритмі агентами являються частинки, котрі в кожний момент часу мають в просторі параметрів задачі оптимізації певне положення та швидкість, які визначаються на основі обчислення цільової функції частки: на кожній ітерації для визначення послідуючого положення частинки враховується вся інформація про оптимальне положення від сусідніх часток та інформація про дану частинку на тому кроці ітерації, коли частинці відповідало найбільш оптимальне значення цільової функції.

Нехай множина часток (популяція) задана наступним чином:

$$P = \{P_i\}, \tag{1}$$

причому

$$i \in [1; K], \tag{2}$$

де K – кількість частинок в рою, що визначає розмір популяції.

В певний дискретний момент часу

$$t \in [0; T], \tag{3}$$

координати частинки P_i визначаються вектором

$$Y_{i,t} = \left(Y_{i,t,1}, Y_{i,t,2}, ..., Y_{i,t,\mathrm{n}}\right), \tag{4}$$

а швидкість частинки визначається вектором

$$\omega_{i,t} = \left(\omega_{i,t,1}, \omega_{i,t,2}, ..., \omega_{i,t,\mathrm{n}}\right), \tag{5}$$

де T – кількість ітерацій.

Нехай початкові координата та швидкість частинки P_i визначаються системою виразів

$$\begin{cases} Y_{i,0} = Y_i^0; \\ \omega_{i,0} = \omega_i^0, \end{cases} \tag{6}$$

де Y_i^0 – вектор випадкових чисел, розмірністю $(n \times 1)$;

ω_i^0 – аналогічний нульовий вектор.

Нехай стан рою часток, заданого виразом (1) в момент часу, який визначається виразом (3), заданий наступним виразом:

$$s_t = \{Y_t, \omega_t\}, \tag{7}$$

де координати рою P визначаються вектором

$$Y_t = \left(Y_{t,1}, Y_{t,2}, ..., Y_{t,K}\right), \tag{8}$$

а швидкість рою визначається вектором

$$\omega_t = \left(\omega_{t,1}, \omega_{t,2}, ..., \omega_{t,K}\right). \tag{9}$$

Відповідно до вимог методу [8] ітерацію виконаємо за наступною схемою:

$$\begin{cases} \omega_{i,t+1} = \alpha\omega_{i,t} + U_1[0,\beta] \otimes \left(Y_{i,t}^b - Y_{i,t}\right) + U_2[0,\gamma] \otimes \left(Y_{\mathrm{g},t} - Y_{i,t}\right); \\ Y_{i,t+1} = Y_{i,t} + \omega_{i,t+1}, \end{cases} \tag{10}$$

де $U[a,b]$ – K-мірний вектор псевдовипадкових чисел, які рівномірно розміщені в інтервалі $[a,b]$;

$\otimes$ – символ покомпонентного множення векторів;

$Y_{i,t}^b$ – вектор координат частинки P_i з оптимальним значенням цільової функції за весь час пошуку, заданий виразом (3), який в процесі ітерацій утворює так званий власний шлях (private guide) даної частинки;

$Y_{g,t}$ – вектор координат сусідньої з даною частинки з оптимальним значенням цільової функції за весь час пошуку, заданий виразом (3), який в процесі ітерацій утворює так званий локальний шлях (local guide) даної частинки;

α, β, γ – довільні параметри, детерміновані для даного варіанту алгоритму пошуку оптимальної функції. При цьому параметр α визначає інерційні властивості частинок рою.

Перерахунок параметрів стану системи відповідно до формули (10) може відбуватися наступними способами:

– оновлення координат часток рою здійснюється лише після визначення поточних швидкостей всіх часток рою;

– оновлення координат часток рою здійснюється до визначення поточних швидкостей всіх часток рою.

Варто відмітити, що для вирішення поставленої задачі керування електричною передачею рухомого електротехнічного комплексу, значення швидкості та координати частинок рою мають бути представлені у вигляді векторних значень і містити значну чисельність компонентів, а не одне скалярне значення. При цьому кількість ітерацій для знаходження оптимальної тягової характеристики та частинок в рої безпосередньо впливають на тривалість роботи алгоритму та прямим чином впливають на якість та відповідність реальній ситуації отриманої тягової характеристики. Окрім того, значення констант варто визначати безпосередньо експериментально виходячи з особливостей поставленої задачі пошуку оптимальної в даній ситуації тягової характеристики.

5. Результати дослідження методики забезпечення функціонування створеної системи керування на основі нейронних технологій

Реалізуємо схему керування тяговим електроприводом на основі нейронної мережі. Процес навчання нейронної мережі являє собою стандартний метод зворотного розповсюдження помилки. Після роботи даного методу синаптична вага додатково корегується.

Синаптична вага кожного нейрона розраховується за допомогою метода зворотного розповсюдження помилки. Потому, синаптична вага додатково корегується методом рою часток на основі наступного алгоритму [9]:

1. Отриманий результат методу зворотного розповсюдження помилки записується до вектору координат сусідньої з даною частинки з оптимальним значенням цільової функції за весь час пошуку, заданий виразом (3), який в процесі ітерацій утворює локальний шлях даної частинки – $Y_{g,t}$.

2. Утворюється рій часток з кількістю часток, що дорівнює кількості синаптичних зв’язків кожного нейрона в шарі.

3. Випадково генеруються початкові координати кожної з часток рою та відповідні їм швидкості руху в рої.

4. Після кожної ітерації алгоритму до вектору координат частинки P_i з оптимальним значенням цільової функції за весь час пошуку, заданий виразом (3), який в процесі ітерацій утворює власний шлях даної частинки – $Y_{i,t}^{b}$ – запису-

ється вектор синаптичної ваги для кожного еталонного прикладу роботи тягових електроприводів.

Для розробки нейронної мережі, яка буде реалізовувати керування тяговим електроприводом для забезпечення оптимальної тягової характеристики рухомого електротехнічного комплексу задамося наступними вихідними положеннями: нехай в процесі експлуатації електротехнічного комплексу бортова керуюча система щомиті визначає поточний стан комплексу, відповідно до якого будується поточна та прогнозна тягова характеристика всього комплексу, яка реалізовується засобами тягових електроприводів. В базі даних бортової керуючої системи наявні всі можливі комбінації тягових характеристик даного комплексу (часткові характеристики), які можливо отримати засобами керування енергетичною установкою та тяговим електроприводом даного рухомого комплексу. Задачею нейронної мережі є необхідність визначення максимальної ідентичності поточної і прогнозної тягової характеристик та наявних часткових тягових характеристик з метою вибору найбільш підходящої в даній ситуації.

Для такої задачі найбільш підходящою є радіально-базисні нейрони [9]. Нейронні мережі з радіально-базисними функціями мають ряд переваг перед відомими багатошаровими мережами прямого поширення. По-перше, вони моделюють довільну нелінійну функцію за допомогою всього одного проміжного шару. По-друге, параметри лінійної комбінації у вихідному шарі можна повністю оптимізувати за допомогою добре відомих методів лінійної оптимізації, які працюють швидко й не викликають труднощів з локальними мінімумами, що створюють проблеми при навчанні з використанням алгоритму зворотного поширення помилки. Задамо радіально-базисну функцію нейрона наступним відомим виразом [9, 10]:

$$W_n = e^{\frac{-i_{вх}^2}{\sigma}} \qquad (11)$$

де $i_{вх}$ – вхідна величина передаточної функції;

σ – коефіцієнт, який визначає ширину функції.

Таким чином, вихідний сигнал шаблонного нейрона – це функція тільки від відстані між вхідним вектором і збереженим центром.

Двомірна функція Гауса досягає максимального значення тільки в тому разі, коли вхідне значення дорівнює нулю. Для того, щоб забезпечити дану умову, на вхід передаточної функції будемо подавати скалярний добуток величини зміщення на вектор евклідової відстані між вектором вхідних значень та вектором зміщень даного нейрона:

$$i_{вх} = \left\| I_n - Z_n \right\| \cdot b_n, \qquad (12)$$

де b_n – зміщення даного нейрона;

I_n – вектор вхідних значень;

Z_n – вектор зміщень даного нейрона.

Тоді можна записати наступне:

$$\left\| I_n - Z_n \right\| = \sqrt{\sum_n \left(i_n - w_n \right)^2}, \quad (13)$$

де i_n – елемент вектора вхідних значень;

w_n – елемент вектора зміщень.

Нейрони з радіально-базисною функцією будемо використовувати лише в прихованому шарі. В інших шарах будемо використовувати нейрони з логістичною передаточною функцією. Навчання шару зразків нейронів мережі має проводитись на основі попереднього проведення кластерізації для знаходження еталонних векторів і певних евристик для визначення значень. Нейрони схованого шару з'єднані за повнозв’язною схемою з нейронами вихідного шару, які здійснюють зважене підсумовування Для знаходження значення ваг від нейронів схованого до вихідного шару використовується лінійна регресія. Нейронна мережа буде проводити ідентифікацію тягової характеристики, яка являє собою двомірний об’єкт в одномірний вхідний вектор. Кількість нейронів у вхідному шарі буде визначатись наступним виразом:

$$K_n = F_n \cdot \upsilon_n, \quad (14)$$

де F_n – кількість точок, що визначають розмірність тягової характеристики за віссю сили тяги;

υ_n – кількість точок, що визначають розмірність тягової характеристики за віссю швидкості руху електротехнічного комплексу.

У вихідному шарі розмістимо один нейрон логістичної структури, який має кількість входів, що визначається відповідно до виразу (14).

Нехай передаточна логістична функція має вигляд:

$$W_{лог} = \frac{1}{1 + e^{-\theta \cdot p}}, \quad (15)$$

де θ – активаційний потенціал логістичної функції;

p – абсциса логістичної функції.

Нехай активаційний потенціал дорівнює 0.1. Подальше збільшення величини активаційного потенціалу призводить до переходу логістичної функції у порогову функцію Хевісайда. Збільшення величини активаційного потенціалу призводить до зменшення області логістичної функції, а відповідно за змістом логістичної функції до більш чіткого спрацювання нейрону. Для подальших досліджень обираємо величину активаційного потенціалу, рівну 10.

6. Обговорення результатів дослідження вимог щодо побудови тягових електроприводів

Використання визначеної логістичної функції для побудови приведеної нейронної мережі дозволяє отримати певні переваги, з огляду на те, що похідна цієї функції може бути виражена через її значення. Це полегшує використання обраної логістичної функції при навчанні мережі по алгоритму зворотного поширення. Особливістю нейронів з такою передатною характеристикою є те, що вони підсилюють сильні сигнали суттєво менше, чим слабкі, оскільки області сильних сигналів відповідають пологим ділянкам характеристики. Це дозволяє запобігти насиченню від більших сигналів.

Налаштування нейронної мережі включає в себе завдання вагового вектора і величин зміщень для нейронів з радіально-базисною функцією прихованого шару, вагового вектора та величин зміщень для нейрона вихідного шару.

В загальному вигляді можна провести навчання розробленої нейронної мережі, що є обов'язковим етапом забезпечення робочого стану мережі, адже після створення вага нейронів має випадкове значення, тому сама мережа в цілому неспроможна виконувати своє призначення. В результаті процедури навчання значення ваги кожного нейрону встановлюються на необхідному рівні.

Використання коректора для нейронної мережі є припустимим тільки в тому разі, коли мережа дає відповідь, близьку до заданої. В противному випадку синаптичні ваги різко змінюються, що викликає ще більшу неточність в роботі алгоритму навчання мережі.

Для запобігання зміщення синаптичних ваг в бік однієї з можливих комбінацій значень вихідного шару нейронної мережі необхідно подавати еталонні приклади для навчання з однаковою вірогідністю отримання бажаної тягової характеристики. При цьому бажано подавати одночасно декілька прикладів з усіма можливими комбінаціями вихідних значень нейронної мережі.

Проте, навчання мережі потребує значного часу і для рухомих електротехнічних комплексів майже завжди є можливість здійснювати налаштування за відомими даними про параметри маршруту та необхідні значення змінних руху.

Вхідними значеннями радіально-базисних нейронів є значення швидкості руху електротехнічного комплексу, яке необхідно привести до діапазону значень $[0;1]$. Тоді вектор зміщень для нейронів з радіально-базисною функцією прихованого шару являє собою нормовані значення швидкостей руху електротехнічного комплексу, відповідно до певної часткової тягової характеристики. Для виконання операції нормування вхідних значень радіально-базисних нейронів використаємо перехід до системи відносних одиниць з базисними одиницями відповідно до межової тягової характеристики рухомого електротехнічного комплексу.

Виходячи з того, що кожний нейрон прихованого шару має два входи приймаємо, що максимальне значення евклідової відстані складає $\sqrt{2}$.

Варто відмітити, що величини припустимих відхилень відносяться до категорії адаптивних параметрів і змінюються в процесі руху електротехнічного комплексу в залежності від різноманітних обставин (зміна температури навко-

лишнього середовища, що призведе до зміни опорів системи тягових електроприводів та ін.) чи необхідності збільшення точності роботи отриманої мережі.

Вихідний сигнал нейронної мережі, який належить діапазону значень $[0;1]$, визначає відповідність обраної тягової характеристики оптимальній, відповідно до комплексу параметрів навколишнього середовища та параметрів стану електротехнічного комплексу, частковій характеристиці.

На розроблену нейронну мережу послідовно подаються всі наявні комбінації часткових характеристик з мінімальним зміщенням між ними. При ідентичності частини робочих точок тягової характеристики відповідні нейрони прихованого шару переходять до активного стану. Активація вихідного нейрону відбувається лише в разі подолання величини, заданої у векторі зміщень нейронів вихідного шару. При цьому ширина логістичної передаточної функції вихідного нейрону у сукупності з величиною, закладеною у векторі зміщень нейронів вихідного шару, визначають точність визначення необхідної тягової характеристики. Пошук базової тягової характеристики відбувається до першої активації вихідного нейрона мережі.

Розглянемо випадок, при якому після перебору всіх наявних комбінацій тягових характеристик вихідний нейрон не пройшов активацію. В цьому разі можливо зменшити порогові значення і повторити заново ітераційні процеси пошуку необхідної тягової характеристики. Іншим можливим підходом до подолання даної проблеми є вибір варіанту часткової характеристики з найбільшим степенем ідентичності до необхідної.

Після визначення базової тягової характеристики виконується налаштування нейронної мережі.

Для аналізу ефективності роботи отриманої мережі проведемо дослідження на основі розробленого модулю з методом рою часток та нейронної мережі. Проведемо декілька етапів процесу навчання наново генерованої нейронної мережі для запобігання помилок у отриманих результатах. Усереднені значення середньоквадратичних помилок записані до табл. 1.

Таблиця 1

Порівняльна характеристика роботи розробленої нейронної мережі для забезпечення тягової характеристики

Кількість прикладів для навчання	Середньоквадратична похибка при навчанні за прикладами	Середньоквадратична похибка при введенні даних в ручному режимі
50	0,00261	0,00211
100	$3{,}74\cdot10^{-5}$	$2{,}89\cdot10^{-5}$
500	$2{,}15\cdot10^{-5}$	$1{,}98\cdot10^{-5}$
1000	$0{,}95\cdot10^{-5}$	$0{,}89\cdot10^{-5}$
2000	$0{,}77\cdot10^{-5}$	$0{,}68\cdot10^{-5}$
5000	$0{,}52\cdot10^{-5}$	$0{,}50\cdot10^{-5}$
8000	$0{,}15\cdot10^{-5}$	$0{,}11\cdot10^{-5}$

10000	$8{,}11\cdot10^{-6}$	$8{,}02\cdot10^{-6}$
15000	$6{,}11\cdot10^{-6}$	$5{,}98\cdot10^{-6}$
20000	$5{,}04\cdot10^{-7}$	$4{,}08\cdot10^{-7}$
30000	$6{,}73\cdot10^{-8}$	$5{,}07\cdot10^{-8}$
40000	$2{,}03\cdot10^{-10}$	$1{,}15\cdot10^{-10}$
50000	$9{,}44\cdot10^{-11}$	$7{,}13\cdot10^{-11}$
80000	$5{,}78\cdot10^{-13}$	$4{,}03\cdot10^{-13}$
100000	$1{,}88\cdot10^{-15}$	$0{,}97\cdot10^{-15}$

З даних табл. 1 видно, що при використанні розробленого алгоритму визначення тягової характеристики величина середньоквадратичної помилки прямує до нуля зі збільшенням величини прикладів для навчання нейронної мережі.

7. Висновки

В результаті проведеного аналізу отримала подальший розвиток методика розробки інтелектуальних керуючих систем для засобів електроприводу шляхом розробки нейронної мережі з використанням систем ройового інтелекту для забезпечення оптимальної тягової характеристики рухомого електротехнічного комплексу, що дозволяє отримувати встановлені часткові тягові характеристики засобами електричної трансмісії з мінімальними значеннями середньоквадратичної похибки. В роботі запропоновано інтелектуальної системи керування тяговим електроприводом на основі наступної послідовності:

– синтез системи керування, для забезпечення необхідного зв’язку між параметрами тягової динаміки та необхідними характеристиками тягових електроприводів з використанням методу рою часток, що дає можливості встановити однозначний зв’язок між параметрами тягової динаміки та необхідними характеристиками тягових електроприводів;

– розробка відповідної нейромережевої технології забезпечення функціонування розробленої системи.

Література

1. Флоренцев, С. Н. Тяговый электропривод в гибридных транспортных средствах. Часть 3. Разработки КТЭО для гибридных транспортных средств в концерне «РУСЭЛПРОМ» [Текст] / С. Н. Флоренцев, Д. Б. Изосимов и др. // Электронные компоненты. – № 1. – 2010. – С. 62 - 65.

2. Florentsev, S. N. Traction Electric Equipment Set for AC Electric Transmission Various Vehicles [Text] // Proceedings of International Exhibition & Conference “Power Electronics, Intelligent Motion. Power Quality (PCIM-2009). 12 – 14 May 2009. Nurenberg.Germany. – P. 625-627.

3. Ефремов, И. С. Теория и расчет тягового привода электромобилей [Текст] / И. С. Ефремов – М . : Высш. шк., 1984. – 383 с.

4. Кулагін, Д. О. Проектування систем керування тяговими електропередачами моторвагонних поїздів : монографія [Текст] / Д. О. Кулагін. – Бердянськ : ФО-П Ткачук О. В., 2014. – 154 с.

5. Кулагін, Д. О. Математична модель тягового асинхронного двигуна з урахуванням насичення магнітних кіл [Текст] / Д. О. Кулагін // Науковий вісник НГУ. – 2014. – № 6. – С. 103–110.

6. Кулагін, Д. О. Математична модель тягового асинхронного двигуна з урахуванням насичення [Текст] / Д. О. Кулагін // Технічна електродинаміка. – 2014. – № 6. – С. 49–55.

7. Сафонов, А. И. Обоснование тяговой характеристики, проблема выбора электродвигателя и вспомогательных источников энергии троллейбуса [Текст] / А. И. Сафонов // Вестник Белорусско-Российского университета. – № 3. – 2012. – С. 72-81.

8. Kennedy, J. Particle swarm optimization [Text] / J. Kennedy, R. Eberhart // Proceedings of IEEE International conference on Neural Networks. – 1995. – P. 1942-1948.

9. Картамышев, Д. А. Обнаружение ddos-атак на основе нейронных сетей с применением метода роя частиц в качестве алгоритма обучения [Текст] / Д. А. Картамышев, К. А. Власов, В. А. Частикова // Фундаментальные исследования. – 2014. – Том №8–4. – С.829-832.

10. Moody, J. Fast learning in networks of locally tuned processing units [Text] / J. Moody, C. J. Darken // Neural Computation. – № 1. – 1989. – PP. 281-294.

References

1. Florentsev, S. N., Izosimov, D. B. (2010). Tyagovyi elektroprivod v gibridnykh transportnykh sredstvakh. Chast' 3. Razrabotki KTEO dlya gibridnykh transportnykh sredstv v kontserne «RUSELPROM». *Elektronnye komponenty*, № 1, 62–65.

2. Florentsev, S. N. (2009). Traction Electric Equipment Set for AC Electric Transmission. *Various Vehicles Proceedings of International Exhibition & Conference "Power Electronics, Intelligent Motion. Power Quality (PCIM-2009). 12 – 14 May 2009. Nurenberg. Germany*, 625–627.

3. Efremov, I. S. (1984) Teoriya i raschet tyagovogo privoda elektromobilei. Vyssh. shk..

4. Kulagin, D. O. (2014). Proektuvannia system keruvannia tiahovymy elektroperedachamy motorvahonnykh poizdiv : monohrafiia. Berdiansk : FO-P Tkachuk O. V.

5. Kulagin, D. O. (2014). Matematychna model tiahovoho asynkhronnoho dvyhuna z urakhuvanniam nasychennia mahnitnykh kil. *Naukovyi visnyk NGU*, 6, 103–110.

6. Kulagin, D. O. (2004). Matematychna model tiahovoho asynkhronnoho dvyhuna z urakhuvanniam nasychennia. *Tekhnichna elektrodynamika*, 6, 49–55.

7. Safonov, A. I. (2012). Obosnovanie tyagovoi kharakteristiki, problema vybora elektrodvigatelya i vspomogatel'nykh istochnikov energii trolleibusam, *Vestnik Belorussko-Rossiiskogo universiteta*, № 3, 72-81.

8. Kennedy, J., Eberhart R. (1995). Particle swarm optimization, *Proceedings of IEEE International conference on Neural Networks*, 1942-1948.

9. Kartamyshev, D. A., Vlasov K. A., Chastikova V. A. (2014), Obnaruzhenie ddos-atak na osnove neironnykh setei s primeneniem metoda roya chastits v kachestve algoritma obucheniya, *Fundamental'nye issledovaniya*, №8–4, 829-832.

10. Moody, J., Darken, C. J. (1989) Fast learning in networks of locally tuned processing units, *Neural Computation*. № 1, 281-294.

Проведені дослідження для створення інтелектуальної системи керування тяговим електроприводом. В результаті проведеного аналізу отримала подальший розвиток методика розробки інтелектуальних керуючих систем для засобів електроприводу шляхом розробки нейронної мережі з використанням систем ройового інтелекту для забезпечення оптимальної тягової характеристики рухомого електротехнічного комплексу, що дозволяє отримувати встановлені часткові тягові характеристики засобами електричної трансмісії з мінімальними значеннями середньоквадратичної похибки. В роботі запропоновано інтелектуальної системи керування тяговим електроприводом на основі наступної послідовності: синтез системи керування, для забезпечення необхідного зв'язку між параметрами тягової динаміки та необхідними характеристиками тягових електроприводів з використанням методу рою часток, що дає можливості встановити однозначний зв'язок між параметрами тягової динаміки та необхідними характеристиками тягових електроприводів; розробка відповідної нейромережевої технології забезпечення функціонування розробленої системи.

Ключові слова: електротехнічний комплекс, тяговий привод, методика, нейронна мережа, метод рою часток

Conducted research to create intelligent control systems traction drive. As a result of the analysis has been further development of the methodology for the design of intelligent control systems for electric drive by means of the design of neural network systems using swarm intelligence for optimal traction rolling stock electrical complex, which allows to obtain a set of partial tractive force by means of an electric power train with a minimum root mean square error. The proposed intelligent control system of the traction electric drive on the basis of the following sequences: synthesis of a control system, to ensure the necessary tion connection between the parameters of the traction dynamics and the necessary characteristics of traction drives using the method of particle swarm optimization, which gives the possibility to establish an unambiguous link between the parameters of the traction dynamics and the necessary characteristics of traction drives; the development of an appropriate neural network technology to ensure the functioning of the developed system.

Keywords: electrical complex, traction drive system, method, neural network, particle swarm optimization method

Кулагін Дмитро Олександрович

Кандидат технічних наук, доцент, докторант
Кафедра «Електропостачання промислових підприємств»
Запорізький національний технічний університет
вул. Жуковського 64, м. Запоріжжя, Україна, 69063
E-mail: kulagindo@gmail.com
Контактний тел.: 066-236-52-71
Кількість статей у загальнодержавних базах даних – 35
Кількість статей у міжнародних базах даних – 23
Номер ORCID: http:// orcid.org/ 0000-0003-3610-4250

Роменський Ігор Сергійович
аспірант
Кафедра «Електропостачання промислових підприємств»
Запорізький національний технічний університет
вул. Жуковського 64, м. Запоріжжя, Україна, 69063
E-mail: Ihor_Romensky@mail.ru
Контактний тел.: 063-361-77-74
Кількість статей у загальнодержавних базах даних – 1
Кількість статей у міжнародних базах даних – 1
Номер ORCID: http:// orcid.org/ 0000-0001-6250-8537

Кулагин Дмитрий Александрович
Кандидат технических наук, доцент, докторант
Кафедра «Электроснабжение промышленных предприятий»
Запорожский национальный технический университет
ул. Жуковского 64, г. Запорожье, Украина, 69063
E-mail: kulagindo@gmail.com
Контактный тел.: 066-236-52-71
Количество статей в общегосударственных базах данных – 35
Количество статей в международных базах данных – 23
Номер ORCID: http:// orcid.org/ 0000-0003-3610-4250

Роменский Игорь Сергеевич
аспирант
Кафедра «Электроснабжение промышленных предприятий»
Запорожский национальный технический университет
ул. Жуковского 64, г. Запорожье, Украина, 69063
E-mail: Ihor_Romensky@mail.ru
Контактный тел.: 063-361-77-74
Количество статей в общегосударственных базах данных – 1
Количество статей в международных базах данных – 1
Номер ORCID: http:// orcid.org/ 0000-0001-6250-8537

Kulagin Dmitro Oleksandrovich

Candidate of technical Sciences, associate Professor, doctoral student
The Department "Power Supply of industrial enterprises"
Zaporizhzhya national technical University
street Zhukovsky 64, Zaporozhye, Ukraine, 69063
E-mail: kulagindo@gmail.com
Contact phone: 066-236-52-71
The number of articles in national databases – 35
The number of articles in international databases – 23
The number ORCID: http:// orcid.org/ 0000-0003-3610-4250

Romensky Igor Sergeevich
graduate student
The Department "Power Supply of industrial enterprises"
Zaporizhzhya national technical University
street Zhukovsky 64, Zaporozhye, Ukraine, 69063
E-mail: Ihor_Romensky@mail.ru
Contact phone: 063-361-77-74
The number of articles in national databases – 1
The number of articles in international databases –1
The number ORCID: http:// orcid.org/ 0000-0001-6250-8537