

Ключевые слова: система мониторинга безопасности, распределенная компьютерная система, вычислительный интеллект.

Луцький Георгій Михайлович, доктор технічних наук, професор, кафедра обчислювальної техніки, Національний технічний університет України «Київський політехнічний інститут», Україна.

Волокита Артем Миколайович, кандидат технічних наук, доцент, кафедра обчислювальної техніки, Національний технічний університет України «Київський політехнічний інститут», Україна, **e-mail:** artem.volokita@kpi.ua.

Якушев Олександр Юрійович, кафедра обчислювальної техніки, Національний технічний університет України «Київський політехнічний інститут», Україна.

Регіда Павло Геннадійович, аспірант, кафедра обчислювальної техніки, Національний технічний університет України «Київський політехнічний інститут», Україна.

Ву Дик Тхін, кандидат технічних наук, факультет інформаційних технологій, Хошимінський університет харчової промисловості, В'єтнам.

Луцький Георгій Михайлович, доктор технических наук, профессор, кафедра вычислительной техники, Национальный технический университет Украины «Киевский политехнический институт», Украина.

Волокита Артем Николаевич, кандидат технических наук, доцент, кафедра вычислительной техники, Национальный технический университет Украины «Киевский политехнический институт», Украина.

Якушев Александр Юрьевич, кафедра вычислительной техники, Национальный технический университет Украины «Киевский политехнический институт», Украина.

Регида Павел Геннадиевич, аспирант, кафедра вычислительной техники, Национальный технический университет Украины «Киевский политехнический институт», Украина.

Ву Дык Тхин, кандидат технических наук, факультет информационных технологий, Хошиминский университет пищевой промышленности, Вьетнам.

Loutskii Heorhii, National Technical University of Ukraine «Kyiv Polytechnic Institute», Ukraine.

Volokyta Artem, National Technical University of Ukraine «Kyiv Polytechnic Institute», Ukraine, **e-mail:** artem.volokita@kpi.ua.

Yakushev Oleksandr, National Technical University of Ukraine «Kyiv Polytechnic Institute», Ukraine.

Rehida Pavlo, National Technical University of Ukraine «Kyiv Polytechnic Institute», Ukraine.

Vu Duc Thinh, Ho Chi Minh City University of Food Industry, Vietnam

УДК 621.311.001.57

DOI: 10.15587/2312-8372.2016.71973

**Зубенко Д. Ю.,
Шавкун В. М.,
Скурихін В. І.,
Донець О. В.,
Лукашова Н. П.**

ДОСЛІДЖЕННЯ ТА РОЗРОБКА ТЕХНОЛОГІЙ СИНТЕЗУ НЕЙРОМЕРЕЖЕВИХ АЛГОРИТМІВ БАГАТОРЕЖИМНОГО УПРАВЛІННЯ ТРАНСПОРТНИМ ПІДПРИЄМСТВОМ

Розглядається проблема проектування інтелектуальних систем управління (ІСУ) динамічно-змінними об'єктами (ДО), що функціонують в умовах суттєвої апріорної невизначеності. Представлено аналіз існуючих підходів до побудови ІСУ ДО, методів, моделей і алгоритмів їх побудови на основі інтеграції класичних методів теорії управління і методів штучного інтелекту. В якості прикладів ДО розглядаються рухомий склад багаторежимних підприємств (ТП).

Ключові слова: інтелектуальні системи, динамічно-змінні об'єкти, транспортні підприємства, нейромережеві алгоритми, нейронні мережі.

1. Вступ

Задача синтезу нелінійного управління ТП (транспортним підприємством) є опис процесів в ТП в різних станах. Однак, як вже зазначалося раніше [1] вплив факторів невизначеності (зміна умов оптимізації та режимів роботи ТП) значно впливає на процес зміни параметрів моделі структури, внаслідок чого виникає завдання адаптації параметрів САК (Система Автоматичного Керування) для підтримки необхідної якості процесів управління. На практиці найбільш часто використовуються два методи вирішення цього завдання: синтез адаптивного регулятора з фіксованою структурою і параметрами алгоритму адаптації, і синтез САК в класі систем з навчанням, тобто систем, які в процесі свого функціонування можуть змінювати свою структуру і параметри для досягнення необхідної мети управління. Актуальністю роботи в даному напрямку є те що в постійному розвитку промисловості

і транспортних підприємств у світі в умовах жорсткої економіки і невизначеності подальшого розвитку кон'юнктури ринку необхідно розробляти нові підходи щодо управління підприємством на основі нейронних мереж.

2. Аналіз літературних даних та постановка проблеми

Дослідження в галузі оцінки та оптимізації складності САК динамічними об'єктами мають півстолітню історію. Разом з тим, указані вище підходи, визначаючи необхідні напрямки досліджень стосовно до САК динамічно-змінними об'єктами, не вказують формальних алгоритмів та методик синтезу ІСУ ТП на основі критерію мінімальної складності при виконанні заданих вимог до якості процесів управління в умовах невизначеності режимів роботи ТП і зміни зовнішнього середовища. В останніх публікаціях та дослідженнях відображається ця проблема, так у [1]

вирішується питання діагностування, але не розглянуто питання створення повноцінної нейронної мережі. В статті [2] показано ієрархію нейронних мереж та їх класифікацію, та не відображено модульні нейронні мережі. Дослідження використання нейронних мереж в управлінні електрозабезпеченням [3] дозволяє створювати прогнозуючі моделі, але в цілому управління підприємством не показано. У [4] приведені дослідження в створенні нових комп'ютерів та систем на основі нейронних мереж, але задачі, пов'язані з визначенням прогнозу в системі невизначеності, не відображаються. Також в [5] відображено проблему розробки паралельних програм на багатоядерних комп'ютерах, що є актуальним у зв'язку з нарощуванням потужності персональних комп'ютерів, але питання реалізації конкретних програм для підприємств не враховано. Обробка паралельних програм [6] дає можливість більш широко використовувати математичний апарат, але створення конкретної математичної моделі для підприємств не враховано. Також обробка багатомірних програм [7] та багатомірного аналізу інформації та інтелектуальних систем [8] не розглядає фактор прогнозування. Методи і алгоритми математичного моделювання [9] дозволяють створити алгоритм для основних підрозділів підприємства, але не визначено підхід до створення штучного інтелекту.

Підходи, визначаючи необхідні напрямки досліджень стосовно до САК динамічно-змінними об'єктами, не вказують формальних алгоритмів і методик синтезу ІСУ ТП на основі критерію мінімальної складності при виконанні заданих вимог до якості процесів управління в умовах невизначеності режимів роботи ТП і зміни зовнішнього середовища. В останніх публікаціях та дослідженнях відображається ця проблема, так у [10] вирішується питання діагностування, але не розглянуто питання створення повноцінної нейронної мережі. В статті [11] показано ієрархію нейронних мереж та їх класифікацію, та не відображено модульні нейронні мережі. Дослідження використання нейронних мереж в управлінні електрозабезпеченням [12] дозволяє створювати прогнозуючі моделі, але в цілому управління підприємством не показано. У [13] приведені дослідження в створенні нових комп'ютерів та систем на основі нейронних мереж, але задачі, пов'язані з визначенням прогнозу в системі невизначеності не відображаються.

3. Об'єкт, мета та задачі дослідження

Об'єкт дослідження — це транспортне підприємства та алгоритми управління даним об'єктом, по критерію ресурсозбереження.

Метою даної роботи є створення інформаційної моделі виконавчого рівня з навчанням ІСУ ТП, що дозволяє оцінити інформаційну складність виконавчого рівня.

Для досягнення поставленої мети були поставлені наступні завдання:

- визначити складності алгоритмів навчання;
- визначити обсяги пам'яті;
- розглянути налаштування синаптичних ваг у процесі навчання.

4. Матеріали та методи дослідження та створення математичної моделі управління транспортним підприємством

Математична модель ТП повинна задовольняти ряду суперечливих вимог: адекватно відобразити взаємозв'яз-

ки між параметрами і процесами в ДО; забезпечувати задану точність обчислень параметрів; бути зручною для використання при розрахунках і моделюванні; мати можливість адаптуватись до навчального, індивідуального екземпляру ТП; мати мінімальну (або обмежену) алгоритмічну і комбінаторну складність.

4.1. Завдання побудови моделей, що навчаються, транспортного підприємства із застосуванням нейронних мереж. На рис. 1 наведена узагальнена структурна схема процесу будівництва параметрів W_{ij} (процедури навчання) НМ-моделі (нейронної мережі — моделі) ТП (транспортного підприємства), РС (рухомого складу), де $U = (u_1, \dots, u_m)^T$ — вектор вхідних впливів; $Y = \{y_1, y_2, \dots, y_n\}^T$ — вектор вихідних параметрів ТП, $Y^{HC} = \{y^{hc}_1, y^{hc}_2, \dots, y^{hc}_n\}^T$ — вектор ВИХОДІВ НМ.

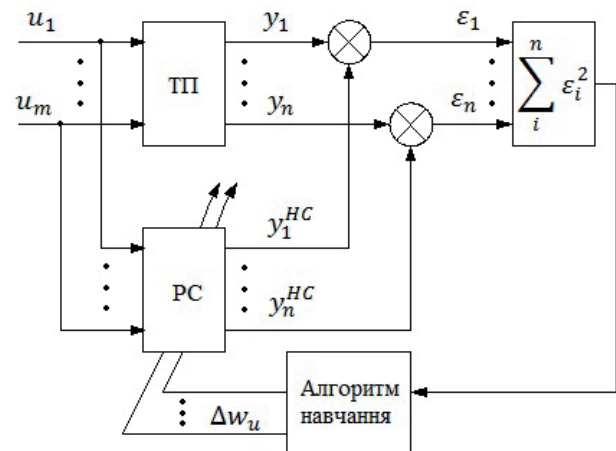


Рис. 1. Схема процедури навчання НМ-моделі ТП

Неутворення вхідного вектора ТП у вихідний описується оператором ФТП, який може описувати статичну або динамічну модель:

$$Y = F^{ТП}(U). \quad (1)$$

4.2. Завдання апроксимації нелінійних характеристик транспортних підприємств. На рис. 2 зображена крива зміни помилки навчання за допомогою алгоритму BackPropagation [14].

На рис. 3 представлена реалізація РБФ-мережі, де інтерполюється значення функції $\Gamma_d(M_n)$ і $k_d(M_n)$. Тут R — нейрон, що має радіально-базисну функцію активації; L — лінійний нейрон.

Отримані нейронні мережі складаються з трьох шарів, що є задовільним для вирішення поставлених задач.

4.3. Побудова динамічної характеристики транспортних підприємств на основі нейронної мережі. Однією з класичних форм представлення динаміки ТП є динамічна характеристика (рис. 4), яка відображає в графічному вигляді рішення системи рівнянь, яка описує зміну регулювання параметрів одновального ТП залежно від режимів його роботи.

Точність моделі (4) в даному випадку буде залежати від кількості нейронів у прихованому шарі. Очевидною перевагою такого підходу є можливість забезпечення необхідної точності інтерполяції коефіцієнтів і змінних за допомогою навчання інтерполюючої НМ [15].

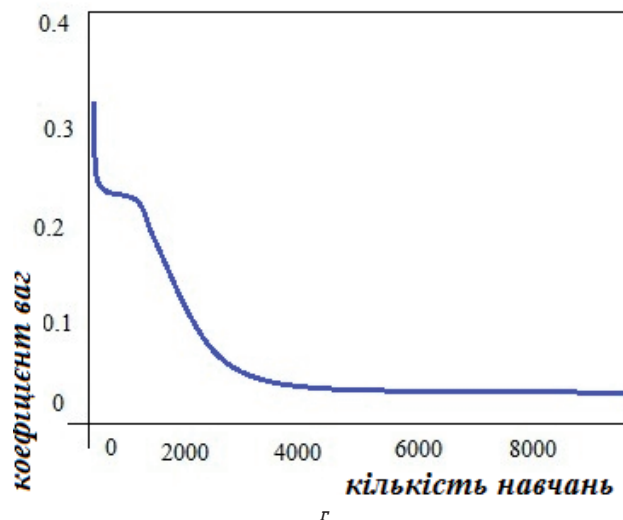
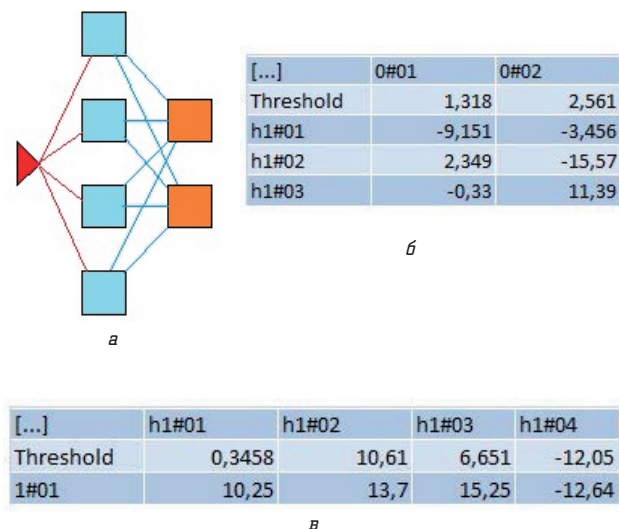


Рис. 2. НМ-аппроксимация функций $\Gamma_n(l)$ — количество навчань; $K_n(l)$ — коэффициент ваг; а — нейронная сеть; б — коэффициенты ваг (зависимость количества навчань и зміни коефіцієнта ваг); в — коэффициенты ваг l -ї нейронной сети (зависимость количества навчань и зміни коефіцієнта ваг l -ї нейронной сети); г — график зміни коефіцієнта ваг від кількості навчання

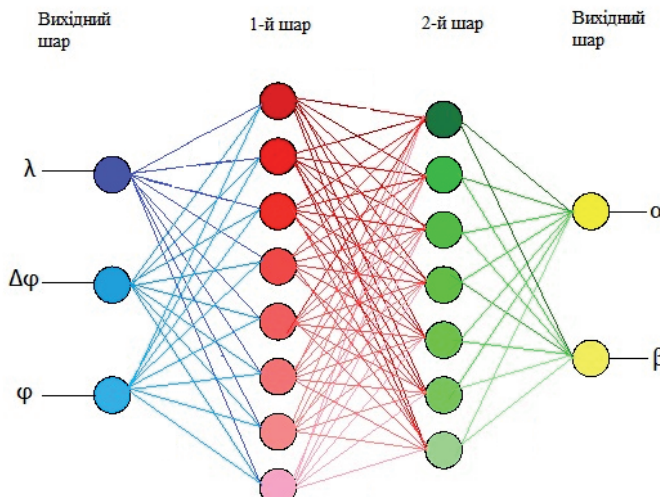
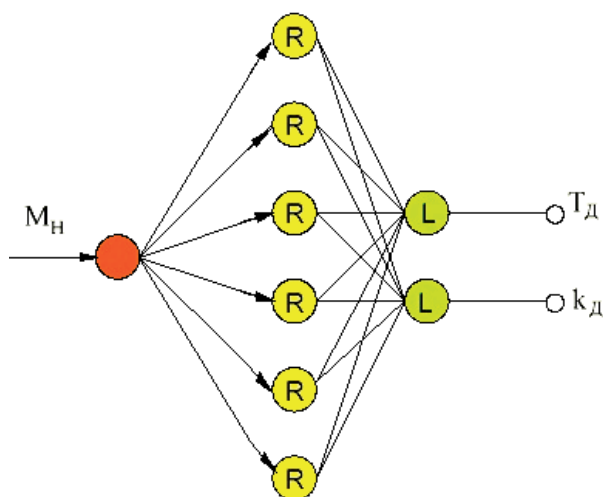


Рис. 3. Апроксимация функций $T_d(M_n)$, $K_d(M_n)$: M_n — входной сигнал; T_d — рухомий склад; K_d — ресурси

Рис. 4. Структура одного модуля НМ-модели

На рис. 5 показана нейронная сеть для вычисления параметров модели транспортного предприятия, которая складывается из нескольких слоев.

На рис. 6 представлены результаты кусочно-линейной и нейронной интерполяции для одного из коэффициентов η (6) (I, II, III, IV — узлы интерполяции).

При нейронной интерполяции количество нейронов скрытого слоя N изменялось от 1 до 10. При постановке задачи синтеза, вымоги до структуры синтезированного НМ-регулятора изменялись. Припустимо, що динаміка ТП описується диференціальними рівняннями «вхід-вихід», заданих в неявному вигляді:

$$\varphi(y^{(n)}, y^{(n-1)}, \dots, y; u^m, u^{(m-1)}, \dots, u) = 0, \quad (2)$$

де $u = u(t)$ та $y = y(t)$ — відповідно керуючий вплив та управління ТП; m і n — максимальні порядки похідних $i(t)$.

Найбільш простий варіант побудови інтегратора, що реалізує операцію чисельного інтегрування в дискретному часі $k = 1, 2, \dots$ дискретного інтегратора, або «дiгратора», описується різницеvim рівнянням [16]:

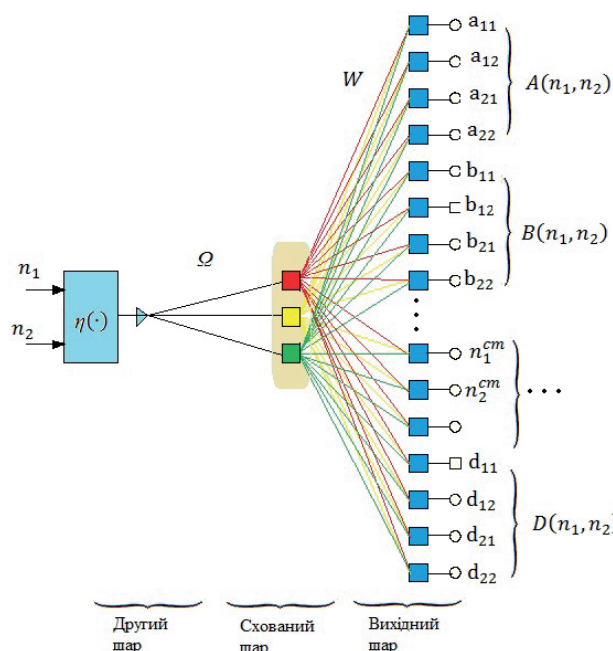


Рис. 5. НМ для обчислення параметрів моделі ТП

$$v[k] = v[k-1] + T_0 \cdot e[k-1], \quad (3)$$

або дискретною передавальною функцією:

$$W_{\text{инт}}(z) = \frac{v(z)}{E(z)} = \frac{T_0}{1-z^{-1}}, \quad (4)$$

де $z^{-1} = e^{-sT_0}$; T_0 – період дискретизації:

$$W_{\text{ТП}}^k(z) = \frac{\Delta Y^{(r)}(z)}{\Delta v^{(r)}(z)} = \frac{a_0^{(r)}z^{-m} + \dots + a_{m-1}^{(r)}z^{-1} + a_m^{(r)}}{b_0^{(r)}z^{-n} + \dots + a_{n-1}^{(r)}z^{-1} + a_n^{(r)}}, \quad (5)$$

$$W_{\text{ТП}}^k(z) = \frac{\Delta U^{(r)}(z)}{\Delta v^{(r)}(z)} = \frac{a_0^{(r)}z^{-p} + \dots + a_{p-1}^{(r)}z^{-1} + a_p^{(r)}}{b_0^{(r)}z^{-q} + \dots + a_{q-1}^{(r)}z^{-1} + a_q^{(r)}}. \quad (6)$$

З урахуванням вищевикладеного, характеристичне рівняння лінеаризованої САК ТП, отримане для r -го режиму функціонування M_r , допускаємо у вигляді (для визначеності будемо розглядати структурну схему, наведену на рис. 7):

$$1 + \frac{T_0}{1-z^{-1}} \cdot W_{\text{ТП}}^{(r)}(z) \cdot W_{\text{НМ}}^{(r)}(z) = 0, \quad (7)$$

де дискретні передавальні функції $W^{(r)}_{\text{ТП}}(z)$ і $W_{\text{НМ}}(z)$ визначаються рівняннями (7) і (8) [17].

Для забезпечення стійкості і заданої якості перехідних процесів на i -му базовому режимі роботи САК вимагатимемо виконання умови:

$$H^{(R)}(z) = H_+^{(R)}(z). \quad (8)$$

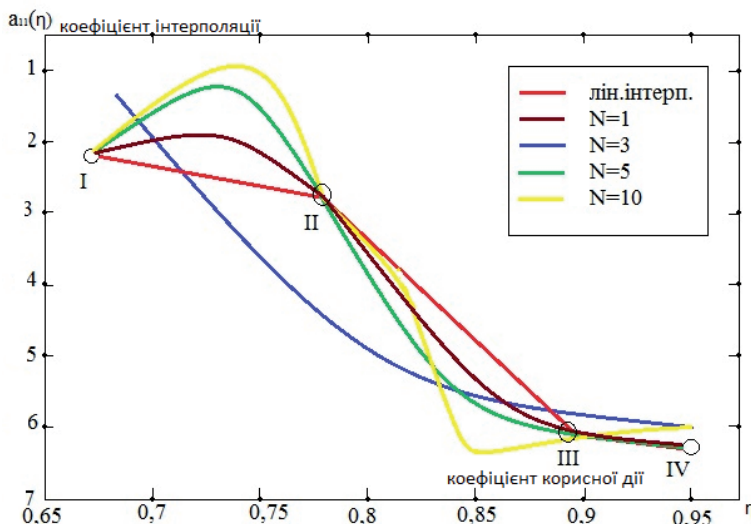


Рис. 6. Результати кусочно-лінійної та нейромережевої інтерполяції коефіцієнта η динамічної моделі транспортного підприємства. Коефіцієнт враховує економію ресурсів ТП

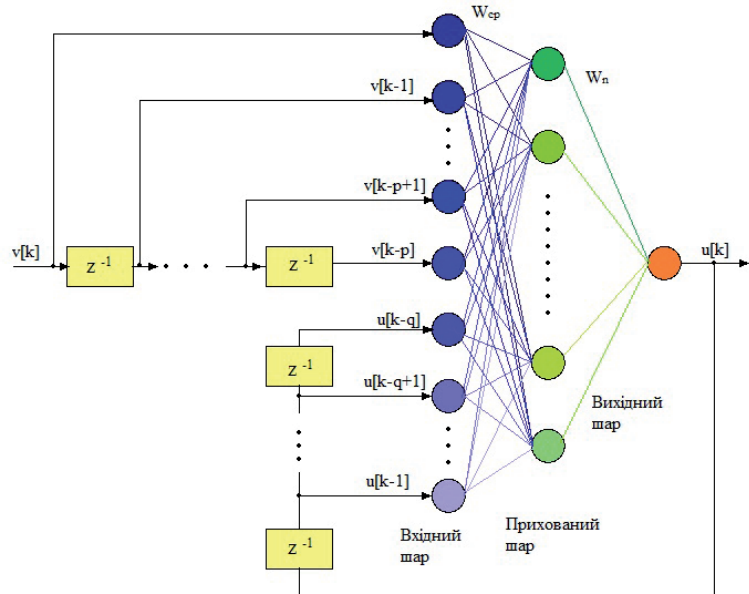


Рис. 7. Структура динамічного НМ-регулятора ТП

Розглядаючи сукупність з R базових режимів роботи САК ТП M_r , ($r = 1, 2, \dots, R$), для кожного з яких повинна виконуватися умова типу (8), приходимо до системи з r рівнянь:

$$\begin{cases} H^{(R)}(z) = H^{(R)}(z) \\ H^{(R)}(z) = H_+^{(R)}(z) \end{cases}, \quad (9)$$

де вибір поліномів $H^{(1)}(z), \dots, H^{(R)}(z)$ здійснюється з урахуванням можливої відмінності вимог до показників якості (час регулювання, перерегулювання) на кожному із заданих режимів роботи ТП [18].

5. Результати досліджень та розробки синтезу регуляторів нейронних мереж

Отримані результати фіксованого базового режиму M_2 і заданого відхилення від заданого значення на вході САК на цьому режимі, при обчисленні сумарної квадратичної помилки:

$$E^{(2)} = \sum_{K=1}^k (\epsilon^{(2)}[k])^2. \quad (10)$$

Склад навчаючої вибірки для НМ-регулятора можна розширити, включивши в число вимог до САК переклад ТП із заданими показниками якості з одного базового режиму роботи на інший. При цьому, крім забезпечення заданої якості перехідних процесів «в малому», в даному випадку ставиться метою і отримання бажаної якості процесів управління «у великому», при зміні сигналу уставки від $g = y$ до $g = y$. Навчання НМ зводиться в даному випадку до мінімізації сумарної квадратичної помилки [19, 20]:

$$E^2 = \sum_{K=1}^k (y^{(1-2)}[k] - y^{1-3}[k])^2. \quad (11)$$

6. Обговорення результатів дослідження розробки синтезу регуляторів нейронних мереж обробки інформації для прийняття рішення по критерію ресурсозбереження

Об'єкт управління ТП, вектор входів (управляючих впливів), для якого приймає вид $U = (G_T, \dots, F_c)^T$, де G_T – витрата ресурсів; F_c – площа критичного перетину, а вектор стану і вектор виходів (керованих змінних) ТП записуються відповідно як $X = (n_1, n_2)^T$ та $Y = (n_1, T_4)$, де n_1 та n_2 – частоти роботи ТП; T_4 – навантаження ТП. Для опису зміни режимів роботи ТП отримали нелінійну динамічну модель ТП [21].

Отримано синтез НМ-регулятора при побудові регулятора мінімальної складності, який забезпечив виконання вимог: астабілізації (нульова статична помилка); фізичної реалізованості; стійкості і необхідної якості процесів управління «в малом» на безлічі режимів $M = \{M_1, M_2\}$ роботи транспортного підприємства [22, 23].

Отримано рівняння:

$$(4 + p_1 + p_2) \cdot \delta + (q_1 + q_2)(\delta - 2) \geq 8. \quad (12)$$

В порівнянні це рішення даної нерівності, що мінімізує значення цільової функції, приймає вигляд $p_1 = p_2 = q_1 = q_2 = 2$.

Запропоновані методи структурного синтезу багаторежимних НС-регуляторів у класі одновимірних регуляторів і в класі багатовимірних регуляторів, що забезпечують астабілізацію, стійкість і задану якість процесів управління при мінімальній складності регуляторів [24]. Перевагами цього методу є те, що вирішення питання управління транспортним підприємством по критерію мінімальної складності та ресурсозбереженню з використанням нейронних мереж виконується в умовах написання алгоритмів навчання. Данні дослідження можна використати як для подальших наукових досліджень, так і для вдосконалення процесів управління на виробництві, а саме для управління транспортним підприємством по критерію ресурсозбереження [25]. Дана робота є продовженням раніше проведених досліджень у галузі транспорту на базі раніше отриманих результатів. Отримані результати визначають подальший тренд в розвитку створення штучного інтелекту на базі нейронних мереж для управління транспортними підприємствами, що потребує подальшого вдосконалення [26].

7. Висновки

1. Представлена інформаційна модель виконавчого рівня з навчанням ІСУ ТП, що дозволяє оцінити інформаційну складність виконавчого рівня, яка визначається складністю алгоритмів навчання і обсягом пам'яті. Її особливістю є вміння навчатися у процесі роботи та синтезувати нові алгоритми прийняття рішень.

2. В якості універсального підходу при синтезі регуляторів з навчання пропонується використовувати нейронні мережі, що дозволяє забезпечити навчання багаторежимного регулятора транспортного підприємства на базі стандартних алгоритмів. Так як базові, стандартні алгоритми не повністю можуть задовольняти потреби

управління транспортним підприємством, важливо мати адаптовані, синтезовані нові алгоритми.

3. Дана модель зберігає навчальну вибірку, використовувану для налаштування синаптичних ваг НМ-регулятора.

Література

1. Арцыбашев, А. Ю. Диагностирование приводов машин на основе нейронных сетей [Текст] / А. Ю. Арцыбашев, Ю. Р. Никитин // Acta Facultatis forestalis Zvolen. – 2014. – № 56(1). – С. 201–208.
2. Костин, Н. С. Место модульных нейронных сетей в классификации искусственных нейронных сетей [Текст] / Н. С. Костин // Интеллектуальный потенциал XXI века: ступени познания. – 2013. – № 19. – С. 91–95.
3. Синчук, О. Н. Нейронные сети и управление процессом управления электроснабжением объектов от комбинированных электрических сетей [Текст] / О. Н. Синчук, С. Н. Бойко // Технічна електродинаміка. – 2014. – № 5. – С. 53–55.
4. Манжула, В. Г. Нейронные сети Кохонена и нечеткие нейронные сети в интеллектуальном анализе данных [Текст] / В. Г. Манжула, Д. С. Федяшов // Фундаментальные исследования. – 2011. – № 4. – С. 108–114.
5. Тарков, М. С. Отображение параллельных программ на многоядерных компьютерах с рекуррентными нейронными сетями [Текст] / М. С. Тарков // Прикладная дискретная математика. – 2013. – № 2(20). – С. 50–58.
6. Колбасин, В. А. Параллельная обработка потока данных искусственными нейронными сетями на платформе CUDA [Текст] / В. А. Колбасин // Восточно-Европейский журнал передовых технологий. – 2011. – № 3/3(51). – С. 54–57. – Режим доступа: \www/URL: <http://journals.uran.ua/eejet/article/view/1560/1458>
7. Горбачев, С. В. Нейро-нечеткие методы в интеллектуальных системах обработки и анализа многомерной информации [Текст] / С. В. Горбачев, В. И. Сырякин. – Томск: Издательство Томского университета, 2014. – 441 с.
8. Семенов, А. М. Интеллектуальные системы [Текст] / А. М. Семенов и др. – Оренбург: ОГУ, 2014. – 236 с.
9. Васильев, А. Н. Нейросетевые методы и алгоритмы математического моделирования [Текст] / А. Н. Васильев, Д. А. Тархов. – Санкт-Петербург: Издательство Политехнического университета, 2014. – 581 с.
10. Эшби, У. Р. Введение в кибернетику [Текст]: пер. с англ. / У. Р. Эшби. – М.: УРСС: ЛЕНАНД, 2014. – 432 с.
11. Андрейчиков, А. В. Системный анализ и синтез стратегических решений в инноватике [Текст] / А. В. Андрейчиков, О. Н. Андрейчикова. – М.: URSS, 2014. – 304 с.
12. Гуляев, В. А. Техническая диагностика управляющих систем [Текст] / В. А. Гуляев. – К.: Наукова думка, 1993. – 208 с.
13. Денисов, А. А. Теория больших систем управления [Текст] / А. А. Денисов, Д. М. Колесников. – Л.: Энергоиздат, 1982. – 288 с.
14. Комарцова, Л. Г. Пейрокомпьютеры [Текст] / Л. Г. Комарцова, А. В. Максимов. – М.: МГТУ им. Баумана, 2002. – 320 с.
15. Кузовков, П. Т. Модальное управление и наблюдающие устройства [Текст] / П. Т. Кузовков. – М.: Машиностроение, 1976. – 184 с.
16. Садовский, М. Г. Нейроинформатика, её приложения и анализ данных [Текст] / под ред. М. Г. Садовского // Материалы 22 Всероссийского семинара, 26–28 сентября 2014 года. – Красноярск: ИВМ СО РАН, 2014. – 195 с.
17. Молчанов, И. Н. Машинные методы решения прикладных задач. Алгебра, приближение функций [Текст] / И. Н. Молчанов. – К.: Наукова думка, 1987. – 288 с.
18. Машкина, И. В. Регулятор переменной структуры частоты вращения ротора газотурбинного двигателя в системе управления реактивным соплом [Текст]: автореф. дис. ... к. т. н. / И. В. Машкина. – Уфа: УАИ, 1989. – 21 с.
19. Мелса, Д. Программы в помощь изучающим теорию линейных систем управления [Текст]: пер. с англ. / Д. Мелса, С. Джонс. – М.: Машиностроение, 1981. – 199 с.
20. Нетерсон, Д. Теория сетей Нетри и моделирование систем [Текст]: пер. с англ. / Д. Нетерсон. – М.: Мир, 1984. – 264 с.

21. Gregor, D. A methodology for structured ontology construction applied to intelligent transportation systems [Text] / D. Gregor, S. Toral, T. Ariza, F. Barrero, R. Gregor, J. Rodas, M. Arzamendia // Computer Standards & Interfaces. — № 47. — P. 108–119. doi:10.1016/j.csi.2015.10.002
22. Larue, G. S. Assessing driver acceptance of Intelligent Transportation Systems in the context of railway level crossings [Text] / G. S. Larue, A. Rakotonirainy, N. L. Haworth, M. Darvell // Transportation Research Part F: Traffic Psychology and Behaviour. — 2015. — № 30. — P. 1–13. doi:10.1016/j.trf.2015.02.003
23. Satunin, S. A multi-agent approach to Intelligent Transportation Systems modeling with combinatorial auctions [Text] / S. Satunin, E. Babkin // Expert Systems with Applications. — 2014. — Vol. 41, № 15. — P. 6622–6633. doi:10.1016/j.eswa.2014.05.015
24. Demin, D. A. Synthesis of optimal temperature regulator of electroarc holding furnace bath [Text] / D. A. Demin // Naukovyi Visnyk Natsionalnoho Hirnychoho Universytetu. — 2012. — № 6. — P. 52–58.
25. Mendes, J. An architecture for adaptive fuzzy control in industrial environments [Text] / J. Mendes, R. Araújo, P. Sousa, F. Apóstolo, L. Alves // Computers in Industry. — 2011. — Vol. 62, № 3. — P. 364–373. doi:10.1016/j.compind.2010.11.001
26. Wai, R.-J. Observer-based adaptive fuzzy-neural-network control for hybrid maglev transportation system [Text] / R.-J. Wai, M.-W. Chen, J.-X. Yao // Neurocomputing. — 2016. — № 175. — P. 10–24. doi:10.1016/j.neucom.2015.10.006

ИССЛЕДОВАНИЕ И РАЗРАБОТКА ТЕХНОЛОГИЙ СИНТЕЗА НЕЙРОСЕТЕВЫХ АЛГОРИТМОВ МНОГОРЕЖИМНОГО УПРАВЛЕНИЯ ТРАНСПОРТНЫМ ПРЕДПРИЯТИЕМ

Рассматривается проблема проектирования интеллектуальных систем управления (ИСУ) динамично-переменными объектами (ДО), функционирующих в условиях существенной априорной неопределенности. Представлен анализ существующих подходов к построению ИСУ ДО, методов, моделей и алгоритмов их построения на основе интеграции классических методов теории управления и методов искусственного интеллекта. В качестве примеров рассматриваются подвижной состав многорежимных предприятий (ТП).

Ключевые слова: интеллектуальные системы, динамично-переменные объекты, транспортные предприятия, нейросетевые алгоритмы, нейронные сети.

Зубенко Денис Юрійович, кандидат технічних наук, доцент, кафедра електричного транспорту, Харківський національний університет міського господарства ім. О. М. Бекетова, Україна, e-mail: Denis04@ukr.net.

Шавкун Вячеслав Михайлович, кандидат технічних наук, доцент, кафедра електричного транспорту, Харківський національний університет міського господарства ім. О. М. Бекетова, Україна.

Скурихін Владислав Ігоревич, кандидат технічних наук, доцент, кафедра електричного транспорту, Харківський національний університет міського господарства ім. О. М. Бекетова, Україна.

Донець Олександр Вадимович, кандидат технічних наук, доцент, кафедра електричного транспорту, Харківський національний університет міського господарства ім. О. М. Бекетова, Україна.

Лукашова Наталія Павлівна, асистент, кафедра електричного транспорту, Харківський національний університет міського господарства ім. О. М. Бекетова, Україна.

Зубенко Денис Юрьевич, кандидат технических наук, доцент, кафедра электрического транспорта, Харьковский национальный университет городского хозяйства им. А. Н. Бекетова, Украина.

Шавкун Вячеслав Михайлович, кандидат технических наук, доцент, кафедра электрического транспорта, Харьковский национальный университет городского хозяйства им. А. Н. Бекетова, Украина.

Скурихин Владислав Игоревич, кандидат технических наук, доцент, кафедра электрического транспорта, Харьковский национальный университет городского хозяйства им. А. Н. Бекетова, Украина.

Донец Александр Вадимович, кандидат технических наук, доцент, кафедра электрического транспорта, Харьковский национальный университет городского хозяйства им. А. Н. Бекетова, Украина.

Лукашова Наталья Павловна, ассистент, кафедра электрического транспорта, Харьковский национальный университет городского хозяйства им. А. Н. Бекетова, Украина.

Zubenko Denys, O. M. Beketov National University of Urban Economy in Kharkiv, Ukraine, e-mail: Denis04@ukr.net.

Shavkun Slava, O. M. Beketov National University of Urban Economy in Kharkiv, Ukraine.

Skyrihin Vlad, O. M. Beketov National University of Urban Economy in Kharkiv, Ukraine.

Donets Alexandr, O. M. Beketov National University of Urban Economy in Kharkiv, Ukraine.

Lukashova Nataliya, O. M. Beketov National University of Urban Economy in Kharkiv, Ukraine.

УДК 658.56

DOI: 10.15587/2312-8372.2016.71985

**Крицкий Д. Н.,
Погудина О. К.,
Дружинин Е. А.,
Ченарани А.**

МОДИФИКАЦИЯ МЕТОДА МОНИТОРИНГА СОДЕРЖАНИЯ ПРОЕКТА РАЗРАБОТКИ СЛОЖНОЙ ТЕХНИЧЕСКОЙ СИСТЕМЫ

Модифицирован метод мониторинга содержания проектов разработки сложной технической системы, который может быть использован для промежуточной оценки качества и финансового обоснования результата на всех этапах жизненного цикла. Усовершенствован метод освоенного объема, в частности введены дополнительные показатели количества гипотез и подтвержденных решений для анализа данных, предлагаемых конструкторами и технологами на разных стадиях разработки сложных технических систем.

Ключевые слова: метод освоенного объема, сложная техническая система, качество продукта проекта.

1. Введение

Сегодня, сложные технические системы (СТС) представляют собой особый вид продуктов, имеющие кри-

тическое значение для экономики и промышленности. Некоторые из наиболее важных характеристик СТС имеют существенное экономическое и качественное значение. Также СТС состоят из множества взаимосвязанных