

АВІАЦІЙНА ТА РАКЕТНО-КОСМІЧНА ТЕХНІКА

УДК 629.7.03:681.5.03(045)

Єнчев С.В.

Національний авіаційний університет

Таку С.О.

Національний авіаційний університет

РОЗРОБКА АДАПТИВНОГО НЕЙРОМЕРЕЖЕВОГО РЕГУЛЯТОРА ІНТЕЛЕКТУАЛЬНОЇ СИСТЕМИ КЕРУВАННЯ АВІАЦІЙНИМ ДВИГУНОМ

Проведено аналіз можливих схем включення нейронних мереж у системах автоматичного керування авіаційних двигунів, у результаті якого виявлено переваги та недоліки основних способів побудови систем керування двигунами з нейромережевими регуляторами. Розроблено алгоритм структурного синтезу багаторежимного нейромережевого регулятора ГТД на основі принципу мінімальної складності. Запропоновано узагальнення алгоритму структурного синтезу багаторежимних нейромережеских регуляторів на випадок багатовимірної системи керування ГТД. Показано, що застосування цього алгоритму дає змогу обґрунтовано вибрати клас одновимірних і багатовимірних структур нейромережеских регуляторів мінімальної складності.

Ключові слова: авіаційний двигун, інтелектуальна система автоматичного керування, нейронна мережа, регулятор, навчання.

Постановка проблеми. Відмінними ознаками сучасних авіаційних двигунів (далі – АД) є потреба одночасного регулювання одразу декількох вихідних параметрів, широкий діапазон зміни динамічних характеристик, зміна якісного та кількісного складу підсистем керування в процесі функціонування, нелінійність і нестационарність АД [1, с. 16]. Все це призводить до суттєвого ускладнення законів керування АД та, відповідно, систем автоматичного керування (далі – САК) з одночасним підвищенням вимог до якості і надійності їх функціонування, зручності їх експлуатації.

Одним з нових перспективних напрямів у галузі автоматичного керування є застосування інтелектуальних систем керування на основі штучних нейронних мереж (далі – НМ). Основна перевага такої системи керування полягає у використанні таких властивостей НМ, як можливість апроксимації довільних нелінійних залежностей [1, с. 16; 2, с. 181].

Аналіз останніх досліджень і публікацій. Сучасні методи багаторежимного керування АД беруть свій початок у працях таких учених, як: А.А. Шевяков, Б.А. Черкасов, О.С. Гуревич, В.І. Васильєв, В.Г. Кримський [3, с.10]. Інтелектуальним системам керування та прийняття рішень на основі НМ

присвячені роботи таких учених: С. Наренда, С. Омату, Р. Юсуф, В.А. Терехов, А.В. Тимофєєв.

Постановка завдання. Разом з тим аналіз сучасної літератури з нейронних мереж та нейромережеских систем керування [4, с. 39; 5, с. 86; 6, с. 57] вказує, що до цих пір не вирішені питання, пов'язані з розробкою алгоритмів і методик ідентифікації нелінійних об'єктів на основі нейромережеских моделей, синтезу структури і алгоритмів адаптації (навчання) параметрів нейромережеских регуляторів. Тому сформулюємо основне завдання дослідження – розробка адаптивного нейромережевого регулятора інтелектуальної системи автоматичного керування авіаційними газотурбінними двигунами.

Математичний опис роботи АД. Будемо вважати, що динаміка АД як об'єкта керування описується диференціальним рівнянням «вхід – вихід», заданим у неявному вигляді [3, с. 12]

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

де $y = y(t)$ та $u = u(t)$ – вихід і вхід АД відповідно; m і n – максимальні порядки похідних $u^{(i)}$, $y^{(i)}$ вхідної та вихідної змінних.

Потрібно побудувати такий регулятор (у класі нейромережеских структур), який забезпечував

би управління об'єктом (1) за дотримання таких вимог до синтезованої САК:

- астатизм (нульова статична похибка);
- фізична реалізація регулятора;
- стійкість і задана якість процесів керування на множині $M = \{ M_1, \dots, M_R \}$ режимів АД;
- мінімальна складність регулятора.

Структури адаптивних НМ-регуляторів АД. Потрібно побудувати адаптивний регулятор у класі нейромережових структур, який забезпечував би стабілізацію режимів роботи одновимірного об'єкта (1) за дотримання вимог до синтезованої САК АД з можливістю автоматичного (on-line) налаштування параметрів регулятора у разі зміни параметрів (або режимів роботи) об'єкта.

Найбільш очевидний варіант побудови такої системи базується на використанні НМ як пристрою адаптації параметрів лінійного ПІ-регулятора (рис. 1 а) [3, с. 12]. Метою алгоритму навчання тут є формування таких коефіцієнтів посилення K_1 і K_2 регулятора, за яких досягається наближення виходу об'єкта до виходу еталонної моделі (ЕМ): $y(t) \rightarrow y_{EM}(t)$.

Недолік цієї схеми – обмеженість її застосування за високих порядків диференціального рівняння (1), тобто неможливість отримання в цьому разі заданих показників якості шляхом впливу тільки на два параметри системи K_1 і K_2 . Наведена на рис. 1 б схема має більші можливості, оскільки НМ тут виконує не тільки функції обчислення коефіцієнтів підсилення по сигналу похибки e й інтеграла від сигналу похибки x , але і формування інверсної моделі АД. Варто зауважити, що для вирішення останнього завдання необхідно вибирати структуру НМ у класі динамічних нейронних мереж, причому складність цієї структури має співвідноситися зі складністю АД.

Мета навчання НМ – забезпечити близькість (в ідеалі збіг) перехідних процесів $y(t)$ і $y_{EM}(t)$.

Ще один перспективний варіант побудови адаптивної системи показаний на рис. 1 в. На відміну від схем на рис. 1 а і б, еталонна модель системи тут присутня лише в неявному вигляді і задається за допомогою коефіцієнта зворотного зв'язку τ . Справді, зменшуючи похибку навчання НМ до нуля, добиваємося виконання умови:

$$\varepsilon(t) = \tau \cdot y(t) - \int e(t) dt \rightarrow 0. \quad (2)$$

Аналогічна умова виконується і для похідної:

$$\varepsilon(t) = \tau \cdot y(t) - e(t) \rightarrow 0,$$

звідки, враховуючи вираз для сигналу похибки

$$e(t) = g(t) - y(t),$$

отримуємо остаточно:

$$\tau \cdot y(t) + y(t) = g(t). \quad (3)$$

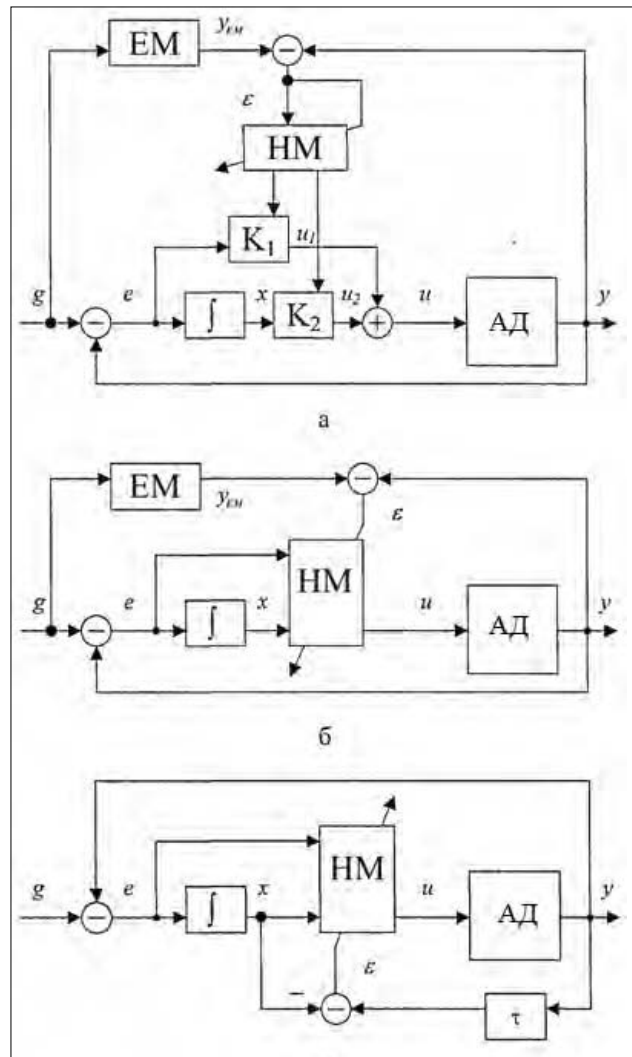


Рис. 1. Варіанти побудови адаптивних нейромережових регуляторів

Таким чином, величина коефіцієнта τ визначає бажаний час регулювання $t_{per} = (3..4)\tau$ у разі обробки ступінчатого задаючого впливу $\Delta g(t)$.

За мінімізації похибки навчання виду:

$$\varepsilon(t) = \tau_1 \cdot y(t) + \tau_2 \cdot y(t) - \int e(t) dt \rightarrow 0, \quad (4)$$

отримуємо інше співвідношення між виходом і входом системи:

$$\tau_1 \cdot y(t) + \tau_2 \cdot y(t) + y(t) = g(t) \quad (5)$$

що відповідає еталонній моделі другого порядку.

Розробка структури НМ-регулятора АД. Після вибору схеми побудови адаптивної САК ГТД проводиться синтез структури НМ-регулятора [6, с. 56]. Деякі результати вирішення завдання структурного синтезу НМ-регулятора для АД, описуваного функцією передачі загального вигляду $W_0(z)$, що має порядок чисельника m і порядок знаменника n , наведені в табл. 1.

Зауважимо, що 1-й рядок табл. 1 ($p = q = 0$) відповідає двоходовому ПІ-регулятору, який може бути реалізований або в лінійному варіанті з нейромережовим налаштуванням (рис. 1 а), або шляхом прямого увімкнення НМ у каналі управління (рис. 1 б).

Таблиця 1

Варіанти структур адаптивного нейромережового регулятора

n	m ₁	σ	p	q	(КП)
1	0	1	0	0	2
2	0	2	1	1	4
2	1	1	1	1	4
3	1	2	2	2	6
3	2	1	2	2	6

Навчання параметрів НМ-регулятора.

Переходимо до етапу on-line-навчання параметрів НМ-регулятора, будемо вважати, що цьому навчанню передують процедура ініціалізації, тобто отримання попередніх значень ваг НМ. Це можна зробити шляхом такого навчання НМ, коли на її входи подаються значення [3, с.13]:

$$x[k] = u[k-1] = \dots = u[k-q] = u_0;$$

$$e[k] = e[k-1] = \dots = e[k-q] = \Delta g_0,$$

де u_0 – значення входу об’єкта на базовому (сталому) режимі; $\Delta g_0 = g - g_0$ приріст сигналу уставки; а як бажана реакція НМ також приймається величина u_0 .

Власне, процедура on-line-навчання полягає в такій настройці ваг НМ, яка мінімізує похибку навчання нейромережового регулятора. Можливі варіанти завдання інтегральної похибки навчання E (для будь-якої зі схем на рис. 1 а–в):

$$E_1[k] = \sum_{l=0}^L \varepsilon^2[k-l], \quad (k = L, K+1, \dots), \quad (6)$$

$$E_2[k] = \sum_{l=0}^L \varepsilon[k-l], \quad (k = K_0, K_0+1, \dots), \quad (7)$$

$$E_3[k] = \max_{0 \leq l \leq L} |\varepsilon[k-l]|, \quad (k = K_0, K_0+1, \dots), \quad (8)$$

де під $\Delta t = K_0 - T_0$ розмір «часового вікна», в межах якого оцінюється близькість перехідних процесів $y[k]$ і $y_{EM}[k]$, викликаних зміною сигналу уставки $\Delta g_0 = g - g_0$ ($k = 1, 2, \dots$); T_0 – період дискретизації. Як показують дослідження, рекомендована величина часового вікна Δt може становити:

$$(5 \dots 10) T_0 \leq \Delta t \leq \frac{t_{per}}{(10 \dots 20)}. \quad (9)$$

Налаштування ваг НМ здійснюється на кожному такті роботи нейромережового регулятора, починаючи з моменту $K = K_0$, і закінчується досягненням сигналу похибки $e[k]$ деякої заздалегідь заданої величини еход (порогу точності):

$$W_x, W_{Ei}, W_{Ui} = \begin{cases} \text{var, при } |\varepsilon[k]| > \varepsilon_{дод}; \\ \text{const, при } |\varepsilon[k]| \leq \varepsilon_{дод}. \end{cases} \quad (10)$$

Введення зазначеної «мертвої зони» забезпечує робастність алгоритму навчання, оскільки відсутність такої умови може призвести до погіршення результатів навчання для малих значень $\mu[k]$, тобто на етапі завершення перехідних процесів, коли $\mu[k] \rightarrow 0$.

Як показали експерименти, як алгоритм налаштування ваг НМ у процесі on-line-навчання можна використовувати метод градієнтного спуску з моментом. У разі якщо об’єкт керування – АД є багатовимірним (тобто має n входів і m виходів), схема включення НМ у систему керування аналогічна, з лише тією різницею, що замість скалярних змінних $g, e, x, u, y, \varepsilon$ розглядаються відповідні вектори, кожен з яких має N компонент.

Процедура on-line-навчання для багатовимірного випадку є узагальненням одновимірного випадку. Інтегральна квадратична підраховується як:

$$E_1[k] = \sum_{i=1}^N \sum_{l=0}^L \varepsilon^2[k-l], \quad (k = L, K+1, \dots), \quad (11)$$

або із використанням багатовимірних аналогів формул (7 і 8). Розмір «часового вікна» $\Delta t = K_0 \cdot T_0$ тут визначається аналогічно (11).

З метою більш наочного представлення отриманих результатів розглянемо такий приклад.

Синтез НМ-регулятора двовального АД. Об’єктом керування є двовальний АД, вектор входів (керуючих впливів) для якого набуває вигляду $U = (C_p, F_c)^T$, а вектор стану і вектор виходів (керуваних змінних) АД записуються відповідно як $X = (n_1, n_2)^T$ і $Y = (n_1, T_4^*)^T$. Для опису зміни режимів роботи АД скористаємося нелінійною динамічною моделлю двигуна, наведеною в [1, с. 18].

Будемо вважати, що структурна схема адаптивної САК АД відповідає рис. 2, де $g = (\bar{n}_1^0, (\bar{T}_4^*)^0)^T$ – вектор уставок (задаючих впливів) САК.

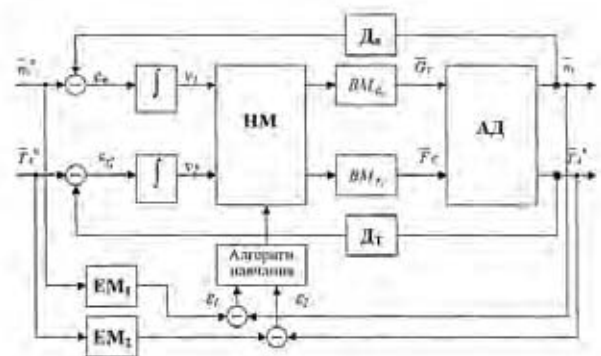


Рис. 2. Структурна схема адаптивної САК двовального АД

Прийемо як базові режими статичні режими роботи ГТД, наведені в табл. 2.

Режими роботи двовального авіаційного двигуна

Режим роботи	$n_1^{(1)}$	$n_2^{(1)}$	$T_T^{*(1)}$	$G_T^{(1)}$	$F_T^{(1)}$
M_1 (номінальний режим)	0.71	1.20	0.09	0.1	0.19
M_2 (максимальний режим)	1.11	1.53	0.24	0.42	0.21

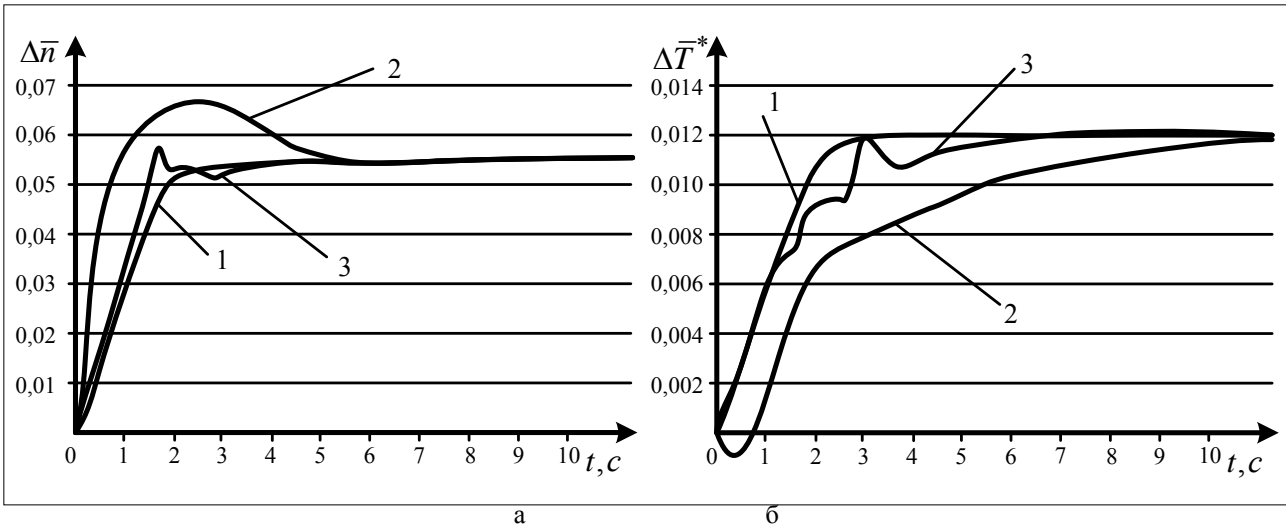


Рис. 4. Результати моделювання адаптивної САК двовального ГТД:

1 – бажані перехідні процеси (з виходу ЕМ); 2 – перехідні процеси після попереднього навчання (ініціалізації) параметрів НМ; 3 – перехідні процеси для режиму on-line-навчання НМ (де $\Delta t=1c, T_0=0,1c$)

Враховуючи, що в цьому разі:

$$N = 2, n = 2, m_{11} = m_{12} = m_{22} = 1, m_{21} = 2, \sigma_1 = \sigma_2 = 1,$$

доходимо до необхідності вирішення такої оптимізаційної задачі: знайти p_i, q_i , що задовольняють обмеження:

$$2 \cdot \sum_{i=1}^2 p_i + 3 \cdot \sum_{j=1}^2 q_j - \sum_{i=1}^2 \max\{p_i; q_1 + q_2\} \geq -4$$

і складають мінімум функції (кількість невідомих параметрів):

$$(КП) = 2 \cdot \sum_{i=1}^2 p_i + 3 \cdot \sum_{j=1}^2 q_j + 8.$$

Вважаючи $p_i \geq 0, q_i \geq 0$ знаходимо шукане рішення, яке в цьому разі є тривіальним: $p_1 = p_2 = q_1 = q_2 = 0$. Неважко переконатися, що за $(КП) = 8$, кількість рівнянь $(КР) = 4$, тобто отримана повнозв'язна структура НМ є надмірною і містить $8-4 = 4$ «зайві» параметри, які без збитку для досягнення заданої якості можна виключити з розгляду. Один з варіантів подібної спрощеної структури нейрорегулятора, що має $(КП) = 4$, наведено на рис. 3.

Оскільки порядок характеристичного рівняння системи при цьому, як і раніше, дорівнює $L = 4$, це означає, що всі коефіцієнти цього рівняння (а значить, і все полюси дискретної передавальної функції системи) залишаються «керованими»,

що забезпечує коректність постановки завдання налаштування ваг НМ.

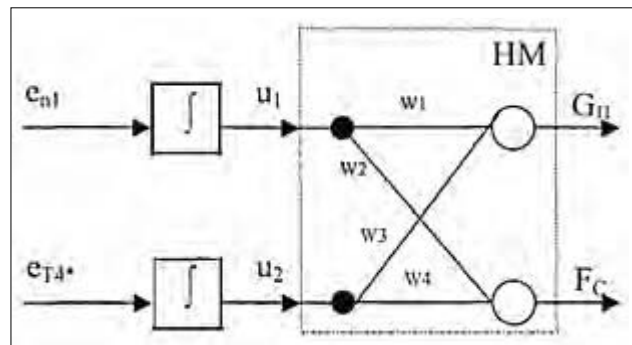


Рис. 3. Адаптивний неймережевий регулятор АД

Ініціалізацію НМ будемо проводити таким чином, щоб отримати одиничні значення коефіцієнтів передачі за каналами:

$$(v_1)0 \rightarrow (u_1)0; (v_2)0 \rightarrow (u_2)0;$$

Як значення v_1 і u_1 використовуємо величину витрат палива \bar{G}_T для 2-го режиму (табл. 2), як v_2 і u_2 – величину \bar{F}_C для режиму M_2 . Чисельні значення ваг (параметрів НМ-регулятора) після ініціалізації НМ зведені в табл. 3. Використовуючи алгоритм on-line-навчання, навчимо параметри цього НМ-регулятора, наприклад, на максимальному режимі. Перехідні процеси в досліджуваній

САК АД (після ініціалізації і в процесі on-line-навчання) показані на рис. 4 а і б.

Таблиця 3

Значення параметрів НМ-регулятора після ініціалізації

№ синаптичного зв'язку	W1	W2	W3	W4
Значення	-0,023	0,34	1,46	0,62

Як видно по перехідних процесах, синтезований адаптивний НМ-регулятор відповідає поставленим вимогам. On-line-навчання також можна застосовувати для попереднього навчання синтезованих багаторежимних регуляторів.

Висновки. Проведено аналіз можливих схем включення НМ у САК, у результаті якого виявлено переваги та недоліки основних способів побудови систем управління ГТД з нейромережевими регуляторами.

Розроблено алгоритм структурного синтезу багаторежимного НМ-регулятора ГТД на основі принципу мінімальної складності з урахуванням вимог до астатизму, фізичної можливості бути реалізованим, стійкості і якості перехідних процесів у замкнутій САК ГТД. Запропоновано узагальнення алгоритму структурного синтезу багаторежимних НМ-регуляторів на випадок багатовимірної системи управління ГТД. Показано, що застосування цього алгоритму дає змогу обґрунтовано вибрати клас одновимірних і багатовимірних структур НМ-регуляторів мінімальної складності (включаючи число шарів НМ, кількість нейронів і зв'язків між ними), адекватних розв'язуваній задачі і функціонуючих спільно з лінійними регуляторами ГТД.

Авторами розроблено алгоритм ініціалізації (попереднього навчання) НМ на основі аналізу лінеаризованої моделі першого наближення НМ-регулятора, застосування якого дає змогу гарантувати збіжність процесу навчання параметрів НМ і зменшити похибку навчання порівняно з процедурою випадкового вибору початкових параметрів НМ більш ніж у 2 рази. Проведено дослідження ефективності застосування різних алгоритмів навчання НМ-регуляторів, яке показало перевагу застосування методу симплексного пошуку.

Розроблено алгоритм on-line-навчання параметрів нейромережових регуляторів ГТД на основі вибору й оптимізації функціоналу якості управління, що обчислюється в межах ковзного «часового вікна» розміром 5...10 часових відліків видачі рішень. Показана працездатність цього алгоритму, сформульовані рекомендації щодо вибору параметрів алгоритмів навчання одновимірних і багатовимірних регуляторів ГТД.

Проведено порівняння синтезованих багаторежимних регуляторів на базі традиційного ПІ-алгоритму управління і в рамках нейромережевого підходу. Результати показують, що застосування нейромережових регуляторів дає змогу значно зменшити час регулювання (більш ніж у 2 рази) за рахунок природної нелінійності характеристик НМ-регуляторів на заданій множині режимів роботи ГТД.

Результати синтезу і моделювання САК з багаторежимними НМ-регуляторами ГТД показали ефективність застосування НМ у задачах управління авіаційними двигунами, тому що синтезовані нелінійні регулятори на основі НМ мають простоту, легко навчаються і забезпечують необхідні показники якості на заданій кількості поставлених режимів роботи ГТД.

Список літератури:

1. Єнчев С.В., Таку С.О. Інтелектуальна система автоматичного керування авіаційними ГТД з використанням нейронних мереж. Наука і молодь. 2012. № 11–12. С. 16–19.
2. Панін В.В., Єнчев С.В., Таку С.О. Формування структури інтелектуальної системи автоматичного керування авіаційним ГТД. Авиационно-космическая техника и технология. 2013. № 7(104). С. 181–185.
3. Єнчев С.В., Гашко А.М. Синтез адаптивного нейромережевого регулятора авіаційного газотурбінного двигуна. Наукоємні технології. 2013. № 4(16). С. 10–13.
4. Єнчев С.В., Таку С.О. Формування нейромережевої моделі гвинтовентилятора двигуна Д-27. Сучасні енергетичні установки на транспорті, технології та обладнання для їх обслуговування: матеріали ІV Всеукр. наук.-практ. конф. СЕУТТОО-2013 (Херсон, 9–11 жовтня 2013 р.). Херсон: Вид-во Херсонської держ. морськ. академії, 2013. С. 39–41.
5. Панін В.В., Єнчев С.В., Таку С.О. Формування нейромережевої моделі гідромеханічної системи автоматичного керування авіаційними двигунами. Авиационно-космическая техника и технология. 2014. № 9(116). С. 86–90.
6. Єнчев С.В., Таку С.О. Синтез нейромережевого регулятора авіаційного двигуна. Інтелектуальні системи прийняття рішень і проблеми обчислювального інтелекту: матеріали Міжн. наук. конф. ISDMCI-2018 (Херсон, 21–27 травня 2018 р.). Херсон: ХНТУ, 2018. С. 55–57.

РАЗРАБОТКА АДАПТИВНОГО НЕЙРОСЕТЕВОГО РЕГУЛЯТОРА ИНТЕЛЛЕКТУАЛЬНОЙ СИСТЕМЫ УПРАВЛЕНИЯ АВИАЦИОННЫХ ДВИГАТЕЛЕЙ

Проведен анализ возможных схем включения нейронных сетей в системах автоматического управления авиационных двигателей, в результате которого выявлены преимущества и недостатки основных способов построения систем управления двигателями с нейросетевыми регуляторами. Разработан алгоритм структурного синтеза многорежимного нейросетевого регулятора ГТД на основе принципа минимальной сложности. Предложено обобщение алгоритма структурного синтеза много-режимных нейросетевых регуляторов в случае многомерной системы управления ГТД. Показано, что применение данного алгоритма позволяет обоснованно выбрать класс одномерных и многомерных структур нейросетевых регуляторов минимальной сложности.

Ключевые слова: авиационный двигатель, интеллектуальная система автоматического управления, нейронная сеть, регулятор, обучение.

DEVELOPMENT OF THE ADAPTIVE NEURAL NETWORK REGULATOR OF THE INTELLIGENT CONTROL SYSTEM AVIATION ENGINE

The analysis of possible schemes of inclusion of neural networks in the systems of automatic control of aviation engines is carried out. As a result, the advantages and disadvantages of the main methods of constructing engine control systems with neural network regulators have been identified. The algorithm of structural synthesis of a multi-mode neural network regulator GTE is developed on the basis of the principle of minimal complexity. The generalization of the algorithm of structural synthesis of multi-mode neural network regulators in the case of a multidimensional control system of the GTE is proposed. It is shown that the application of this algorithm allows to reasonably choose a class of one-dimensional and multidimensional structures of neural network regulators of minimal complexity.

Key words: aviation engine, intelligent automatic control system, neural network, regulator, training.