

DOI: 10.18372/2310-5461.40.13283

УДК 629.7.03:681.5.03 (045)

С. В. Єнчев, канд. техн. наук, доц.
Національний авіаційний університет
orcid.org/0000-0001-6994-9378
e-mail: esw@ukr.net;

С. О. Таку
Національний авіаційний університет
orcid.org/0000-0003-0107-5437
e-mail: taku_777@ukr.net

СИНТЕЗ АЛГОРИТМІВ НАЛАШТУВАННЯ ПАРАМЕТРІВ НЕЙРОМЕРЕЖЕВОГО РЕГУЛЯТОРА АВІАЦІЙНОГО ГАЗОТУРБІННОГО ДВИГУНА

Вступ та постановка проблеми

Прикметними ознаками сучасних авіаційних газотурбінних двигунів (ГТД) є потреба одночасного регулювання відразу декількох вихідних параметрів, широкий діапазон зміни динамічних характеристик, зміна якісного та кількісного складу каналів керування в процесі функціонування, нелінійність і нестационарність ГТД [1, с.16]. Це призводить до суттєвого ускладнення законів керування ГТД та систем автоматичного керування (САК) відповідно, з одночасним підвищенням вимог до якості і надійності їх функціонування та зручності експлуатації.

Одним з перспективних напрямків в галузі автоматичного керування є застосування інтелектуальних систем керування на основі штучних нейронних мереж (НМ). Головною перевагою цієї системи керування є використання таких властивостей НМ, як можливість апроксимації довільних нелінійних залежностей [1, с. 16; 2, с. 181].

Аналіз останніх досліджень і публікацій

Сучасні методи багаторежимного керування авіаційними двигунами (АД) беруть початок у працях учених А. А. Шевякова, Б. А. Черкасова, О. С. Гуревич, В. І. Васильєва, В. Г. Кримського [3, с.10]. Інтелектуальність систем керування та прийняття рішень на основі НМ присвячені роботи таких учених як С. Наренда, С. Омату, Р. Юсуф, В. А. Терехов, А. В. Тимофєєв.

Постановка завдання

Разом із тим, аналіз сучасної літератури щодо нейронних мереж та нейромережових систем керування [4, с. 39; 5, с. 86; 6, с. 57], вказує, що досі не вирішенні питання пов'язані з розробкою алгоритмів і методик ідентифікації нелінійних об'єктів на основі нейромережових моделей, синтез структури і алгоритмів адаптації (навчання) параметрів нейромережових регуляторів

(НМР). Тому сформулюємо основне завдання дослідження — синтез алгоритмів налаштування нейромережових регуляторів авіаційними газотурбінними двигунами.

Синтез нейромережового регулятора авіаційного ГТД

Як приклад розглянемо одновальний ГТД, керувальним впливом для якого є G_n — витрата палива в камері згоряння, а керованою величиною n — частота обертання ротора турбокомпресора. Для опису зміни режимів роботи ГТД скористаємося нелінійною динамічною моделлю двигуна, наведеної в праці [1, с. 17].

Будемо вважати, що структурна схема системи керування ГТД відповідає рис. 1, де задавальний вплив визначається як \bar{n}_3 — необхідне (задане) значення частоти обертання \bar{n} ; $\bar{n}, \bar{G}_n, \bar{u}$ — нормовані (безрозмірні) значення координат n, G_n, u .

Передавальна функція ГТД, як об'єкта управління має вигляд:

$$W_{\text{ГТД}}(p) = \frac{\Delta \bar{n}(p)}{\Delta \bar{G}_n(p)} = \frac{k_d}{T_d p + 1},$$

де K_d і T_d залежать від вибору координат базового режиму n_0, G_{n0} .

Передавальна функція виконавчого механізму паливного насоса має вигляд:

$$W_{\text{п.н}}(p) = \frac{\Delta \bar{G}_n(p)}{\Delta \bar{u}(p)} = \frac{1}{\tau_{\text{п.н}} p + 1}.$$

Передавальна функція датчика частоти обертання:

$$K_d(p) = 1.$$

Згідно з [7, с.15], лінія сталих режимів роботи ГТД має вигляд кривої на рис. 2, а, значення коефіцієнтів передавальної функції ГТД зображені на рис. 2, б.

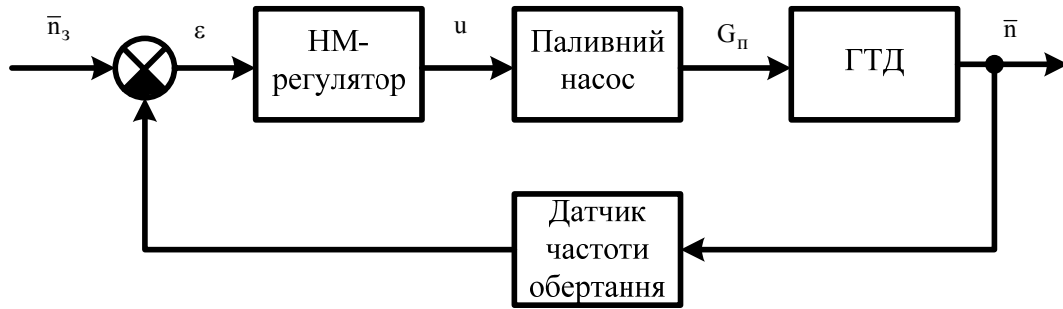


Рис. 1. Структурна схема САК авіаційного ГТД

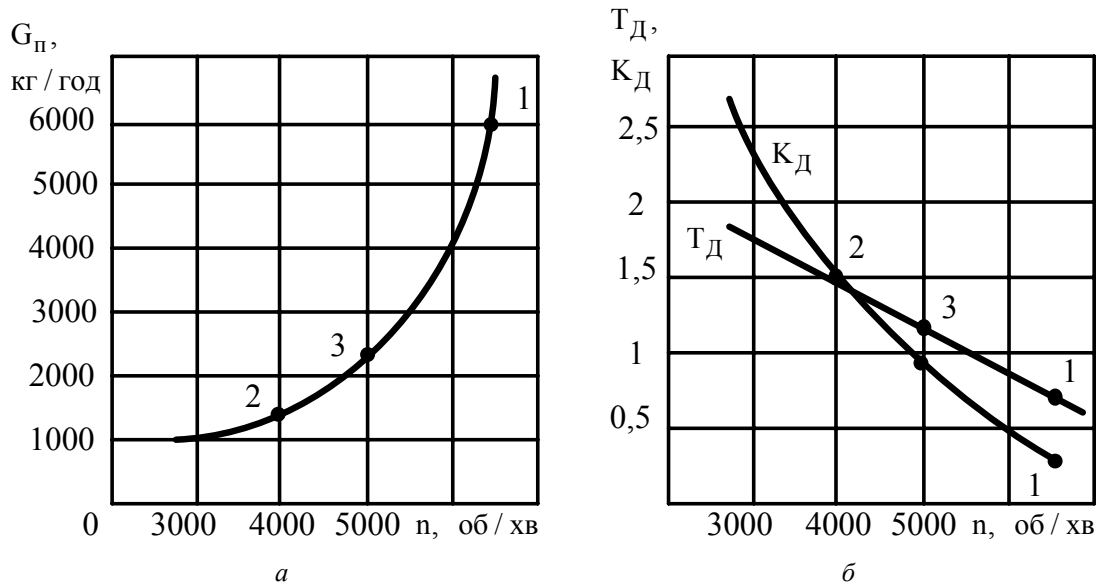


Рис. 2. Лінія сталих режимів роботи ГТД (а) і значення коефіцієнтів передатної функції (б)

Як базові режими роботи ГТД прийемо статичні режими, позначені точками 1, 2, 3 на характеристиці рис. 2, а. Значення координат \bar{n} , \bar{G}_i і коефіцієнтів K_d , T_d наведені в табл. 1.

Таблиця 1

Режими роботи авіаційного ГТД

Режим	\bar{n}	\bar{G}_i	T_d с	K_d
I	1	1	0,7	0,3
II	0,6	0,25	1,5	1,5
III	0,8	0,37	1,2	0,9

Метою синтезу є побудова такого нейрорегулятора, який забезпечив би виконання заданих вимог до процесів керування на кожному з трьох зазначених режимів роботи ГТД (I, II, III).

Динаміка авіаційного ГТД описується нелінійним диференціальним рівнянням вигляду [6, с. 55]

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

де $m = 0$, $n = 1$.

Нехтуючи малою інерційністю виконавчого механізму, відповідно до [4, с. 39] маємо:

$$(p+2)\sigma + q(\sigma-3) \geq 6.$$

Знаходимо числа p, q, σ , що забезпечують мінімальне значення параметру КП = 6 [3, с. 12]:

$$1: p=1, q=0, \sigma=2; \quad 2: p=q=0, \sigma=3.$$

Варіанти побудови регулятора наведені на рис. 3, а, б. Зауважимо, що варіант 1 на рис. 3, а, є кращим, оскільки він, по суті, являє собою нелінійний ПІ-регулятор, вагові коефіцієнти якого налаштовуються за умови отримання заданих показників якості на зазначених вище режиму. В якості входів НМ тут, крім входу $v[k]$ — виходу дискретного інтегратора, використовується і вхід $e[k]$ оскільки останній несе інформацію про затриманий сигнал $v[k-l]$. Для того, щоб показати це, достатньо переписати співвідношення [3, с. 12] у вигляді

$$e[k] = \frac{v[k] - v[k-l]}{T_0}.$$

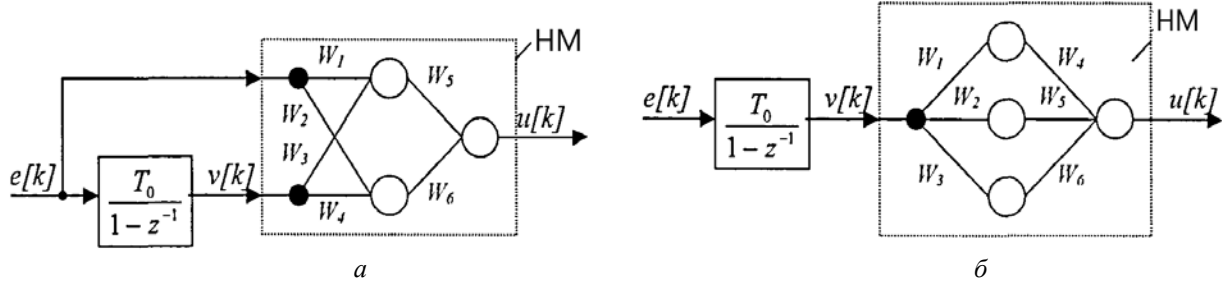


Рис. 3. Варіанти побудови нейромережевого регулятора авіаційного ГТД

Алгоритми налаштування параметрів нейромережевого регулятора

Загальна схема процедури навчання (настройки параметрів) нейромережевого регулятора складається з декількох етапів (кроків) [5, с. 88]:

1. *Ініціалізація НМ.* Ініціалізація НМ, або привласнення початкових значень ваг НМ, є дуже важливим етапом з точки зору досягнення кінцевого результату. Випадковий вибір точки початкового наближення (зазвичай рекомендується вибирати як початкові значення ваги деякі малі, випадковим чином розподілені числа) не враховує структуру цільової функції. Це призводить до того, що обрана випадкова точка може лежати далеко від області тяжіння оптимуму (синтезована САК при цих параметрах може навіть виявитися нестійкою) і застосування алгоритмів оптимізації може не привести до відшукування необхідного рішення задачі.

Попереднє навчання НМ полягає в ізолюваному її навчанні, поза складом замкненої САК, шляхом апроксимації значень деякої функції в заданих точках, наприклад, отримання відповідності $v_0^{(r)} \rightarrow u_0^{(r)}$, де $v_0^{(r)}, u_0^{(r)}$ — задані значення входу та виходу НМ для r -го усталеного режиму роботи САК. Можливі два підходи до завдання навчальної вибірки з $[v_0^{(r)}, u_0^{(r)}]$ метою попереднього навчання НМ.

Перший підхід полягає в такому завданні навчальної вибірки, щоб коефіцієнти підсилення навченої НМ брали задані значення, наприклад, рівні 1. Це дозволить уникнути сильних «сплесків» сигналів в системі при її подальшому навчанні та досягти необхідної точності навчання характеристик САК.

Другий підхід полягає у визначенні наближених значень сталих значень входів і виходу НМ у складі САК на кожному з заданих R режимів роботи системи і використанні цих значень в якості навчальної вибірки.

Розглянемо структуру НМ-регулятора ГТД, показану на рис. 3, а. Запишемо умову рівності

передавальної функції замкнутої САК і бажаної передавальної функції $W_{\text{баж}}(p)$

$$W_{\text{баж}}(p) = \frac{W_{\text{пер}}(p)W_{\text{ГТД}}(p)}{1 + W_{\text{пер}}(p)W_{\text{ГТД}}(p)}$$

де $W_{\text{пер}}(p)$ і $W_{\text{ГТД}}(p)$ — передавальні функції регулятора та ГТД.

Прийmemo $W_{\text{баж}}(p) = 1/(p + 1)$, що забезпечує монотонність перехідного процесу і час регулювання $t_{\text{пер}} = 3$ с. Тоді отримуємо:

$$W_{\text{пер}}(p) = \frac{1}{pW_{\text{ГТД}}(p)} = \frac{T_d}{k_d} + \frac{1}{k_d p}$$

У табл. 2 наведені передавальні функції відповідного прототипу НМР для кожного з розглянутих режимів I, II, III. За відомої передавальної функції НМР, можна знайти значення входів (e_0, v_0) і виходу u_0 складових навчальної вибірки НМ (табл. 3).

Після отримання навчальної вибірки для НМ-регулятора (тобто значень входу і виходу НМ для кожного з R -го режимів або для всіх розглянутих режимів роботи ГТД) проводиться попереднє навчання НМ, з використанням будь-якого з відомих методів навчання (оптимізації).

Експерименти показали, що для цієї мети досить використовувати такий метод, як метод градієнтного спуску з моментом [7, с. 15]:

$$W_{t+1} = W_t - \alpha \nabla E(W_{t+1}) + m \Delta W_{t-1}$$

де $\alpha = \text{const}$ — швидкість навчання; $\nabla E(W_{t+1}) = \partial E_{t+1} / \partial W_{t+1}$ — градієнт цільової функції, сумарно-квадратичної похибки (СКП) навчання НМ; $\partial E_t = E_t - E_{t-1}$ — приріст сумарної квадратичної похибки на t -му кроці; $\partial W_t = W_t - W_{t-1}$ — приріст вектора коефіцієнтів регулятора на t -му кроці; $\Delta W_{t-1} = W_{t-1} - W_{t-2}$ — приріст вектора коефіцієнтів (ваги синаптичних зв'язків) НМ регулятора на $(t - 1)$ ому кроці; $m = \text{const}$ — момент інерції.

Таблиця 2

Передавальні функції НМР авіаційного ГТД

Режим	I	II	III
$W_{\text{рег}}(p)$	$2,9 + \frac{4,9}{p}$	$1 + \frac{0,7}{p}$	$1,6 + \frac{1,3}{p}$

Таблиця 3

Навчальна вибірка нейронної мережі

Режим	I	II	III
e_0	0,05	0,03	0,04
v_0	0,22	0,25	0,2
u_0	1,3	0,3	0,5

Розглянемо процес попереднього навчання нейромережевого регулятора для першого і другого випадку отримання навчальної вибірки.

На рис. 4, а показано графік зміни сумарної квадратичної похибки навчання мережі при попередньому навчанні (ініціалізації) НМ методом градієнтного спуску з моментом для навчальної

вибірки, отриманої першим способом. Чисельні значення ваг НМ наведені в табл. 4.

На рис. 4, б показано графік зміни СКП при попередньому навчанні (ініціалізації) НМ методом градієнтного спуску з моментом при другому способі отримання навчальної вибірки.

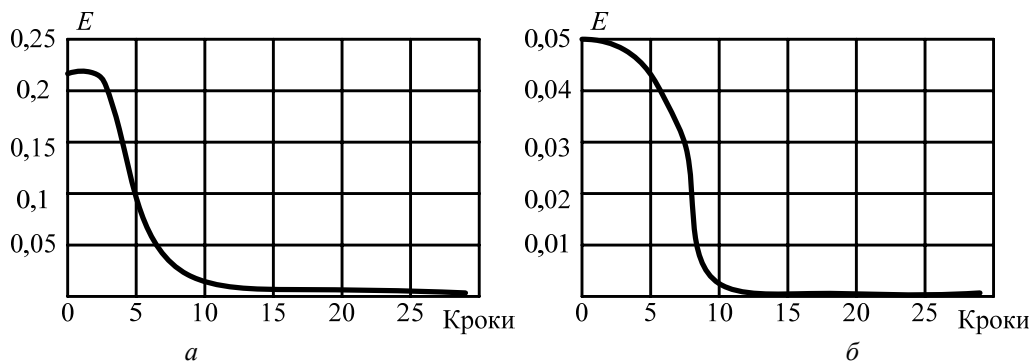


Рис. 4. Графік зміни СКП навчання НМ при ініціалізації:
а — перший спосіб; б — другий спосіб

Таблиця 4

Значення ваг НМ після попереднього навчання

Номер ваги синаптичного зв'язку	W_1	W_2	W_3	W_4	W_5	W_6
Варіант 1	0,46	0,58	0,46	0,36	0,51	0,58
Варіант 2	0,31	0,35	0,31	0,3	0,33	0,4

Порівнюючи два підходи до побудови навчальної вибірки для ініціалізації параметрів НМ, можна зробити висновок про те, що незважаючи на деякі їх якісні відмінності, можна застосовувати обидва підходи, оскільки на даному етапі проводиться лише попереднє навчання НМ, яка потім буде донавчатися, а метою попереднього навчання є лише мінімізація простору пошуку оптимуму цільової функції.

Після попередньої ініціалізації НМ можна переходити до навчання НМ-регулятора в складі замкненої САК ГТД.

Для цього:

1. Фіксується 1-й з базових режимів роботи САК:

$$g[0] = g_0^{(1)}; v[0] = v_0^{(1)}; u[0] = u_0^{(1)}; y[0] = y_0^{(1)}$$

подається мале відхилення за уставкою, наприклад, $\Delta g^{(1)}[k] = 0,05g_0^{(1)}, k = 0,1,2, \dots$ та обчислюється реакція системи $y^{(1)}[k]$ на задавальний вплив $g^{(1)}[k] = g_0^{(1)} + 0,05g_0^{(1)}$, а також незгодженість між виходом об'єкта і виходом еталонної моделі

$$\varepsilon^{(1)}[k] = y^{(1)}[k] - y_*^{(1)}[k],$$

де $y_*^{(1)}[k]$ — бажана реакція САК на задавальний вплив $g^{(1)}[k]$ (рис. 5).

Як еталонну модель приймають ланку з передавальною функцією $W_{\text{ем}}(p) = \frac{1}{\tau p + 1}$.

Знаходять СКП $E^{(1)}$ відносно бажаної вихідної реакції САК на режимі I:

$$E^{(1)} = \sum_{k=1}^K (\varepsilon^{(1)}[k])^2$$

де $K \cong (3...4)t_{\text{пер}}/T_0$.

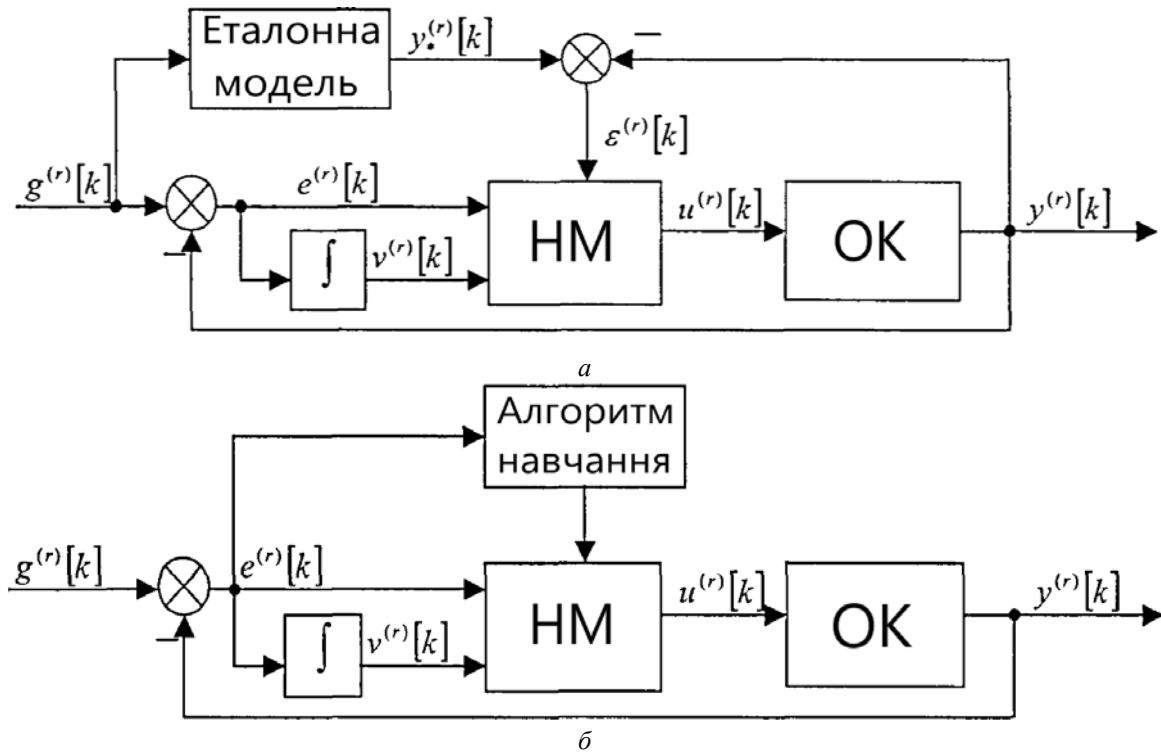


Рис. 5. Схема навчання НМР авіаційного ГТД:
 а — з явною еталонною моделлю; б — з неявною еталонною моделлю

2. Для фіксованого базового режиму II і $g^{(r)}[k]$ заданого відхилення по уставці на вході системи, обчислюється сумарна квадратична похибка:

$$E^{(2)} = \sum_{k=1}^K (\varepsilon^{(2-y^{(2)})[k]})^2,$$

де $\varepsilon^{(2)}[k] = y^{(2)}[k]$.

Аналогічно обчислюються значення $E^{(3)}, \dots, E^{(R)}$, а також сума знайдених компонентів $E = \sum_{r=0}^R E^{(r)}$, що являє собою похибку навчання НМР.

3. Відбувається коригування ваг НМ у бік зменшення похибки навчання E .

4. Повторюються пункти 1, 2, 3 доти доки похибка навчання E набуде досить малого значення.

Оскільки після успішного навчання НМ можна говорити про забезпечення стійкості та заданої якості перехідних процесів «у малому» на всій множині заданих режимів R , то результа-

том описаної вище процедури синтезу є багаторежимний нелінійний регулятор ГТД.

Склад навчальної вибірки для НМР можна поширити, включивши в число вимог до САК переведення об'єкта (ГТД) з заданими показниками якості з одного базового режиму роботи на інший, наприклад, з режиму I на режим III.

Таким чином, крім забезпечення заданої якості перехідних процесів «у малому», у даному разі ставиться за мету і отримання бажаної якості процесів керування «у великому», при зміні сигналу установки від $g = y_0^{(1)}$ до $g = y_0^{(3)}$.

З позиції навчання НМ, це зводиться до мінімізації сумарної квадратичної похибки

$$E = \sum_{k=1}^K (y^{1 \rightarrow 3}[k] - y_*^{1 \rightarrow 3}[k])^2,$$

де $y^{1 \rightarrow 3}[k]$ — вихід об'єкта, тобто реакція САК, у відповідь на вказану зміну уставки; $y_*^{1 \rightarrow 3}[k]$ — бажана (еталонна) реакція САК.

Крім мінімізації СКП навчання

$$E = \int_0^{T_K} [\varepsilon^{(r)}(t)]^2 dt \rightarrow \min,$$

де $T_K = (3...4)t_{\text{пер}}$, як критерій навчання, можна використовувати критерії, які не потребують використання в явному вигляді еталонної моделі, наприклад, покращений інтегральний квадратичний критерій [5, с. 89]. Формула для похибки навчання на r -му режимі має вигляд:

$$E^{(r)} = \int_0^{T_K} [\varepsilon^{(r)}]^2 + \tau^2 (\dot{\varepsilon}^{(r)})^2 dt,$$

де $\varepsilon^{(r)}[k] = y^{(r)}[k] - g^{(r)}[k]$ на r -режимі; $\dot{\varepsilon}^{(r)}[k]$ — похідна сигналу похибки керування.

У даному разі значення сигналу похибки $\varepsilon^{(r)}[k]$ визначається шляхом порівняння $y^{(r)}[k]$ з уставкою $g^{(r)}[k]$, а не з виходом еталонної моделі. На рис. 5, б представлена можлива схема навчання НМ-регулятора з неявною еталонною моделлю.

Для коригування ваг НМ у бік зменшення похибки навчання E в складі САК ГТД може використовуватися вказаний вище метод градієнтного пошуку з моментом або звичайний метод градієнтного пошуку. Перевагою цих методів є простота їх програмної реалізації. Але дані методи часто показують свою неефективність у зв'язку з постійними зупинками в локальних мінімумах (ефект «зависання»), незважаючи на попередню ініціалізацію параметрів НМ-регулятора.

Кращих результатів вдається досягти при використанні методу випадкового градієнтного пошуку:

$$W_{t+1} = W_t - \alpha \nabla E(W_{t+1}) + \delta \zeta,$$

де $\alpha = \text{const}$ — швидкість навчання; $\nabla E(W_{t+1}) = \partial E_{t+1} / \partial W_{t+1}$ — градієнт цільової функції E на $(t+1)$ -му кроці; $\delta = \text{const}$ — момент інерції; $\delta \zeta = \delta \zeta(t)$ — «білий шум»; — похибка навчання НМ.

Найбільшу ефективність в процесі навчання показав метод послідовного симплексного пошуку [5, с. 58]. Зміст даного методу полягає в тому, що рух до оптимуму в n -вимірному просторі змінних параметрів x_i (параметрів нейромережевого регулятора W_i , тобто синаптичних зв'язків НМ), здійснюється шляхом послідовного відображення (щодо однієї з граней) вершин симплекса. Симплекс є фігурою в n -вимірному просторі, утворену $n+1$ точками (вершинами), що належать жодному з просторів меншої розмірності. В одновимірному просторі симплекс — це відрізок прямої, у двовимірному — трикутник, у

тривимірному — тетраедр. З будь-якого симплекса, відкинувши одну його вершину, можна отримати новий симплекс, якщо до решти вершин додати всього одну точку. Ця властивість і використовується для переміщення симплекса у бік мінімуму цільової функції.

Алгоритм послідовного симплексного пошуку виглядає таким чином.

1. Визначаємо координати

$W_{ji}, j = 1, \dots, n+1; i = 1, \dots, n$ вихідного (початкового) симплекса S_{n-1} . Це робиться за допомогою матриці

$$W = \begin{pmatrix} -r_1 & -r_2 & -r_3 & \dots & -r_{n-1} & -r_n \\ R_1 & -r_2 & -r_3 & \dots & -r_{n-1} & -r_n \\ 0 & R_2 & -r_3 & \dots & -r_{n-1} & -r_n \\ \cdot & \cdot & \cdot & \dots & \cdot & \cdot \\ 0 & 0 & 0 & \dots & R_{n-1} & -r_n \\ 0 & 0 & 0 & \dots & 0 & R_n \end{pmatrix},$$

де $r_i = B / \sqrt{2i(i+1)}$, $R_i = B\sqrt{i} / \sqrt{2(i+1)}$ — радіуси вписаної та описаної гіперсфери для i -вимірного симплекса з розміром B (B — задана величина ребра симплекса).

Матриця W визначає координати вершин симплекса (рядки матриці), симетричного відносно початку координат, тому до кожної координати W_{ij} такого симплекса необхідно додати початкове значення W_0 , отримане після попереднього навчання (ініціалізації) параметрів НМР авіаційного ГТД.

2. Відібрати найбільше значення цільової функції E_S зі значень E_1, E_2, \dots, E_{n+1} , обчислених в утворюючі симплекс S_0 вершинах.

3. Отримати новий симплекс S_1 , замінивши точку W_{si} , яка відповідає значенням E_S , точкою W_{si}^H за формулою:

$$W_{si}^H = \frac{2}{n} (W_{1i} + W_{2i} + \dots + W_{s-1,i} + W_{s,i} + \dots + W_{n+i,i}) - W_{s,i}.$$

4. Якщо значення E_S було найбільшим в симплексі S_{t-1} , а E_S^H виявилось найбільшим в симплексі S_t , то необхідно повернутися до симплексу S_{t-1} . Далі рухаємося з симплекса S_{t-1} , відкинувши вершину з другим найбільшим значенням E_i .

5. Повторювати пункти 2, 3, 4 доти, доки система симплексів не почне обертатися навколо вершини, що відповідає деякому значенню E , і після $k+1$ циклів припинити застосування пунктів 2, 3, 4.

Обертання симплекса навколо однієї з вершин використовується для зупинки пошуку. Можна відзначити такі переваги послідовного симплексного методу пошуку:

- пошук оптимальних параметрів НМР не потребує складних обчислень, всі операції формалізовані;
- даний метод поєднує пробні і робочі кроки пошуку, що дозволяє з кожним обчисленням цільової функції рухатися до мети;
- просто враховуються обмеження: вершина, що не задовольняє обмеженням, відкидається.

Проведемо навчання параметрів НМР авіаційного ГТД для схеми САК на рис. 3, а.

Як первісні значення ваг НМ приймемо значення з табл. 4.

Отримані після ініціалізації (попереднього навчання) НМ. На їх основі отримуємо початковий симплекс для подальшого навчання методом симплексного пошуку. Як критерій навчання НМ використовуємо сумарну квадратичну похибку.

Похибка навчання E при цьому досягає значення 0,001348 і більше не змінюється (це пов'язано з вибором величини кроку пошуку, який, у свою чергу, визначається розміром симплекса). Для досягнення оптимуму в даному випадку необхідно було зробити не менше 10 кроків навчання, що цілком узгоджується з отриманим результатом.

Результати моделювання САК ГТД з навченим НМР для зазначених в табл. 1 трьох режимів роботи двигуна наведені на рис. 6, а, в.

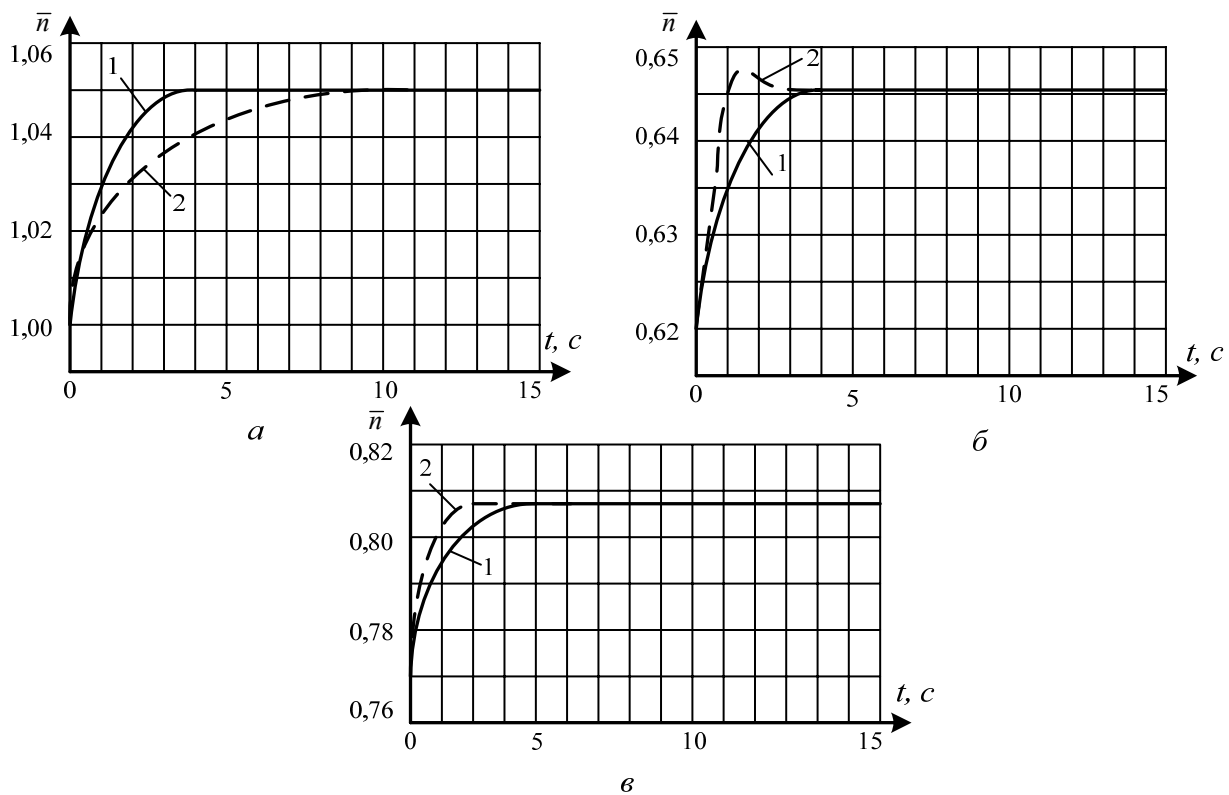


Рис. 6. Результати моделювання САК ГТД з навченим НМР

На рис. 6: 1 — бажані перехідні процеси (вихід еталонної моделі); 2 — перехідні процеси за частотою обертання ротора, отримані для 5%-го збільшення сигналу уставки, на кожному з трьох режимів роботи двигуна. Аналіз перехідних процесів в САК ГТД показує, що поставлені вимоги до показників якості процесів керування практично виконуються.

Висновки

Таким чином, у роботі запропоновано алгоритм ініціалізації (попереднього навчання) НМ, який базується на основі аналізу лінеаризованої

моделі першого наближення НМР авіаційного ГТД. Застосування запропонованого алгоритму дозволяє гарантувати збіжність процесу навчання параметрів НМ і зменшити сумарну квадратичну похибку навчання у порівнянні з процедурою випадкового вибору початкових значень НМ більш ніж у 2 рази.

Проведено дослідження ефективності застосування деяких алгоритмів навчання НМР авіаційних ГТД, що довів переваги застосування методу симплексного пошуку. Результати моделювання САК з НМР авіаційного ГТД показали ефективність застосування НМ в задачах багато-

режимного керування авіаційними двигунами, що пояснюється простотою, легкістю навчання та забезпеченістю необхідних показників якості.

ЛІТЕРАТУРА

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 IV 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.
7. Єнчев С. В., Гашко А. М. Динамічний синтез лінійної двомірної системи регулювання гвинтовентиляторів ТГВД Д-27. *Наукоємні технології*. 2013. №4(16). С. 14–19.

Єнчев С. В., Таку С. О.

СИНТЕЗ АЛГОРИТМІВ НАЛАШТУВАННЯ ПАРАМЕТРІВ НЕЙРОМЕРЕЖЕВОГО РЕГУЛЯТОРА АВІАЦІЙНОГО ГАЗОТУРБІННОГО ДВИГУНА

Стаття присвячена розробці алгоритмів налаштування параметрів нейромережевого регулятора авіаційного газотурбінного двигуна. Запропоновано алгоритм ініціалізації (попереднього навчання) нейронної мережі, який базується на основі аналізу лінеаризованої моделі першого наближення нейромережевого регулятора авіаційного газотурбінного двигуна. Застосування запропонованого алгоритму дозволяє гарантувати збіжність процесу навчання параметрів нейронної мережі та зменшити сумарну квадратичну похибку навчання у порівнянні з процедурою випадкового вибору початкових значень нейронної мережі більш ніж у 2 рази. Досліджено ефективність застосування алгоритмів навчання нейромережевих регуляторів авіаційних двигунів, що довів переваги застосування методу симплексного пошуку.

Результати моделювання системи керування з нейромережевим регулятором за контуром керування частотою обертання авіаційного газотурбінного двигуна показали ефективність застосування нейронних мереж в задачах багаторежимного керування авіаційними двигунами.

Ключові слова: регулятор; авіаційний газотурбінний двигун; нейронна мережа; алгоритм; система автоматичного керування; налаштування параметрів.

Yanchev S., Taku S.

SYNTHESIS ALGORITHM SETTING NEURAL NETWORK REGULATOR AVIATION GAS TURBINE ENGINE

One of the promising areas in the field of automatic control is the use of intelligent control systems based on artificial neural networks. The main advantage of this control system is the use of such properties of the neural network as the possibility of approximation of arbitrary non-linear dependencies. The main objective of the research is the synthesis of tuning algorithms for neural network regulators by aviation gas turbine engines. The algorithm of initialization (preliminary training) of the neural network is proposed, based on the analysis of the linearized model of the first approximation of the neural network regulator of an aircraft gas turbine engine. For this, two campaigns were used. The first approach consists in the following assignment of a training set so that the gains of a trained neural network take the specified values, for example, equal to 1. This will avoid strong "bursts" of signals in the system during its further study and achieve the required accuracy of learning the characteristics of the control system.

The second approach is to determine the approximate values of the constant values of the inputs and output of the neural network as part of the automatic control system for each of the specified R modes of operation of the system and use these values as a training set.

The application of the proposed algorithm allows you to guarantee the convergence of the learning process of the parameters of the neural network and reduce the total quadratic learning error compared with the procedure of randomly selecting the initial values of the neural network by more than 2 times. The effectiveness of the application of

learning algorithms for neural network regulators of aircraft engines was investigated, the advantages of using the simplex search method were proved. The results of the simulation of a control system with a neurosemotic controller along the control loop of the rotational speed of an aviation gas turbine engine have shown the effectiveness of using neural networks in problems of multimode control of aircraft engines.

Keywords: regulator; aviation gas turbine engine; neural network; algorithm; automatic control system; parameter settings.

Енчев С. В., Таку С. О.

СИНТЕЗ АЛГОРИТМОВ НАСТРОЙКИ НЕЙРОСЕТЕВОГО РЕГУЛЯТОРА АВИАЦИОННОГО ГАЗОТУРБИННОГО ДВИГАТЕЛЯ

Статья посвящена разработке алгоритмов настройки параметров нейросетевого регулятора авиационного газотурбинного двигателя. Предложен алгоритм инициализации (предварительного обучения) нейронной сети, базируется на основе анализа линеаризованной модели первого приближения нейросетевого регулятора авиационного газотурбинного двигателя. Применение предложенного алгоритма позволяет гарантировать сходимость процесса обучения параметров нейронной сети и уменьшить суммарную квадратичную погрешность обучения по сравнению с процедурой случайного выбора начальных значений нейронной сети более чем в 2 раза. Исследована эффективность применения алгоритмов обучения нейросетевых регуляторов авиационных двигателей, доказаны преимущества применения метода симплексной поиска. Результаты моделирования системы управления с нейросетевым регулятором по контуру управления частотой вращения авиационного газотурбинного двигателя показали эффективность применения нейронных сетей в задачах многорежимного управления авиационными двигателями.

Ключевые слова: регулятор; авиационный газотурбинный двигатель; нейронная сеть; алгоритм; система автоматического управления; настройки параметров.

Стаття надійшла до редакції 14.10.2018 р.

Прийнято до друку 04.12.2018 р.