

УДК 681.5:689.7(045)

В.В. ПАНІН<sup>1</sup>, С.В. ЄНЧЕВ<sup>2</sup>, С.О. ТАКУ<sup>2</sup><sup>1</sup> Київська державна академія водного транспорту ім. П. Сагайдачного, Київ, Україна<sup>2</sup> Національний авіаційний університет, Київ, Україна

## ФОРМУВАННЯ СТРУКТУРИ ІНТЕЛЕКТУАЛЬНОЇ СИСТЕМИ АВТОМАТИЧНОГО КЕРУВАННЯ АВІАЦІЙНИМ ГТД

Стаття присвячена одному з перспективних напрямків у галузі автоматичного керування складними динамічними об'єктами, якими є авіаційні газотурбінні двигуни, застосуванні інтелектуальних систем керування на базі штучних нейронних мереж. Аналізуються основні схеми управління двигуном з нейронною мережею: послідовна, комбінована, розімкнено-замкнена, паралельна, з налаштування параметрів. На основі проведеного аналізу розроблено три варіанти інтелектуальної системи керування з нейронною мережею. Для розроблених варіантів проведено розрахунки щодо складності та складу нейронної мережі в залежності від порядку диференціально-різницевої рівнянь, що описують динаміку газотурбінного двигуна.

**Ключові слова:** система автоматичного керування, інтелектуальна система керування, газотурбінний двигун, нейронна мережа, нейромережевий регулятор, адаптивне керування.

### Вступ

Швидкий розвиток авіації, безперервне підвищення вимог до льотно-тактичних характеристик повітряних суден (ПС), ускладнення умов їх польоту викликають потребу покращення характеристик газотурбінних двигунів (ГТД) – підвищення питомої та абсолютної тяги, зменшення питомої витрати палива, питомої маси та габаритів ГТД, забезпечення стійкого функціонування в широкому діапазоні робочих режимів. Відмінними ознаками сучасних ГТД є потреба одночасного регулювання відразу декількох вихідних параметрів, широкий діапазон зміни динамічних характеристик, зміна складу підсистем керування у процесі функціонування, нелінійність і нестационарність характеристик ГТД.

Ці та інші фактори приводять до суттєвого ускладнення законів автоматичного керування авіаційними двигунами, а, відповідно, до ускладнення їх систем автоматичного керування (САК) ГТД, з одночасним підвищенням вимог до якості та надійності їх функціонування тощо.

### 1. Постановка проблеми

Одним із нових перспективних напрямків в галузі автоматичного керування складними динамічними об'єктами є застосування інтелектуальних систем керування на базі штучних нейронних мереж (НМ). Основною перевагою таких систем керування є використання таких властивостей НМ, як можливість апроксимації нелінійних залежностей довільного вигляду, здатність до навчання, висока швид-

кодія зумовлена паралельністю самої НМ, більш висока завадостійкість та відвостійкість.

Разом з тим, побудова нейромережевої САУ багаторежимних ГТД вимагає вирішення наступних завдань:

1. Вибір способу включення НМ в якості регулятора в систему управління ГТД.
2. Вибір топології (архітектури) НМ.
3. Вибір структури НМ на основі принципу мінімальної складності для вирішення поставлених завдань управління ГТД.
4. Визначення складу навчальної вибірки з метою навчання НМ-регулятора в складі замкнутої САУ ГТД.
5. Вибір критеріїв та алгоритму навчання (настройки) параметрів НМ-регулятора ГТД.

Зупинимося детальніше на вирішенні зазначених завдань.

### 2. Основна частина

Проаналізуємо основні способи застосування НМ в інтелектуальних системах управління динамічними об'єктами:

**Послідовна схема управління.** Послідовна схема управління об'єктом показана на рис. 1. Для неї характерно безпосереднє включення НМ в якості регулятора в замкнутий контур управління об'єктом керування (ОК). При цьому на вхід НМ подається сигнал похибки управління  $e(t) = g(t) - y(t)$ , вихід мережі  $u(t)$  одночасно є входом об'єкта.

Переваги даної схеми - можливість компенсації нелінійних характеристик об'єкта за рахунок суто

нелінійного характеру НМ; перехід від синтезу параметрів регулятора до навчання ваг синаптичних зв'язків НМ на основі деякої навчальної вибірки, що відповідає специфіці керування багаторежимним об'єктом.

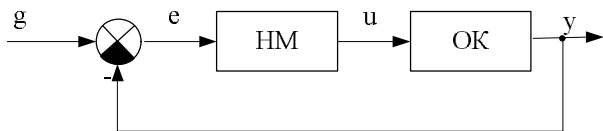


Рис. 1. Послідовна схема управління об'єктом

Перспективними є також варіанти побудови комбінованого регулятора, з поділом його на лінійний регулятор (ЛР) і власне нейронну мережу (рис. 2-3).

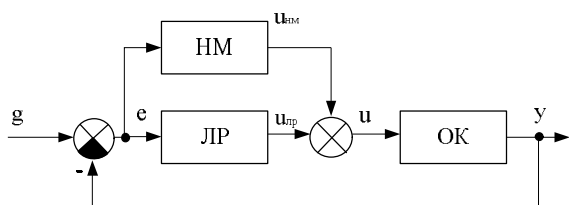


Рис. 2. Варіант I побудови комбінованого регулятора

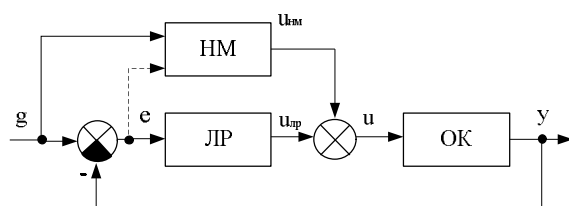


Рис. 3. Варіант II побудови комбінованого регулятора

У цих випадках на НМ покладається функція компенсації нелінійних характеристик об'єкта, а лінійний регулятор (наприклад, І-, ІІ- або ІІД-регулятор) забезпечує бажані динамічні властивості замкненої САУ.

**Розімкнуто-замкнуте включення НМ в контур управління об'єктом.** На відміну від попереднього варіанту, на вхід НМ, крім сигналу похибки  $e(t)$ , подається також уставка  $g(t)$ , що дозволяє враховувати фактичний режим роботи ОК і, отже, більш ефективно використовувати НМ для управління багаторежимним об'єктом (рис. 4).

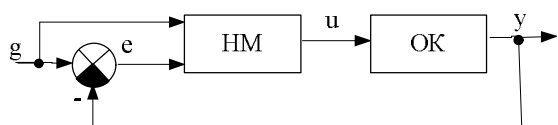


Рис. 4. Розімкнуто-замкнуте включення НМ в контур управління об'єктом

**Паралельна схема управління.** НМ включається паралельно лінійному регулятору (ЛР) і використовується для формування додаткового сигналу  $u_{нс}$ , додаючи до керуючого впливу, що задається лінійним регулятором (ЛР).

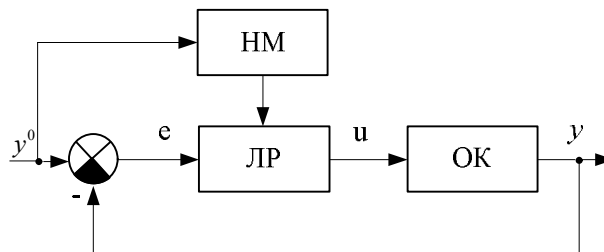


Рис. 5. Варіант I паралельної схеми управління

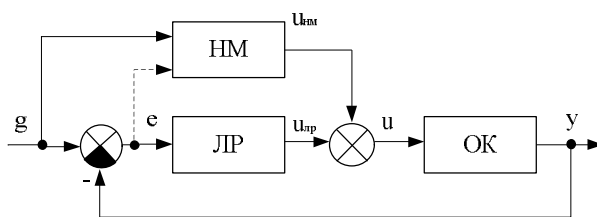


Рис. 6. Варіант II паралельної схеми управління

Функція НМ тут така ж: забезпечити компенсацію нелінійностей ОК таким чином, щоб вихідний сигнал системи управління  $y(t)$  підтримувався як можна ближче до бажаної реакції системи (заданий час регулювання, перерегулювання). На вхід НМ може подаватися похибка управління  $e(t)=g(t)-y(t)$  (рис. 5) або уставка  $g(t)$  (одночасно з похибкою управління  $e(t)$  або без неї) (рис. 6).

**Схеми управління з налаштуванням параметрів ЛР.** У даному випадку НМ налаштовує параметри, що визначають роботу звичайного лінійного регулятора (коефіцієнти П-, І-, Д-складових) таким чином, щоб вихідний сигнал об'єкта управління  $y(t)$  підтримувався як можна ближче до бажаного  $g(t)$ , мінімізуючи таким чином похибку управління  $e(t)$ . На вхід НМ при цьому подається похибка управління  $e(t) = g(t) - y(t)$  (рис. 7), або уставка  $g(t)$  і похибка управління  $e(t) = g(t) - y(t)$  одночасно (рис. 8).

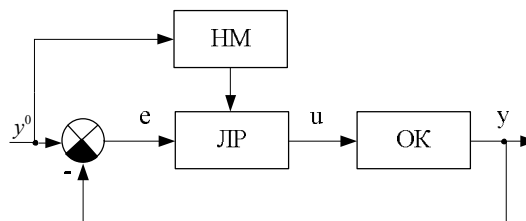


Рис. 7. Схема з налаштуванням параметрів ЛР

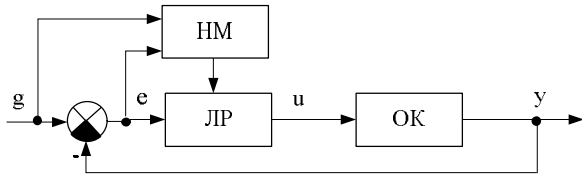


Рис. 8. Схема управління з налаштуванням параметрів ЛР з урахуванням похибки  $\epsilon(t)$

Можлива схема підстроювання коефіцієнтів регулятора за допомогою НМ в залежності від значення похибки  $\epsilon(t)$  між виходами еталонної моделі системи та ОК (рис. 9), або у функції від похибки  $\epsilon(t)$  і уставки  $g(t)$  на вході системи (рис. 10).

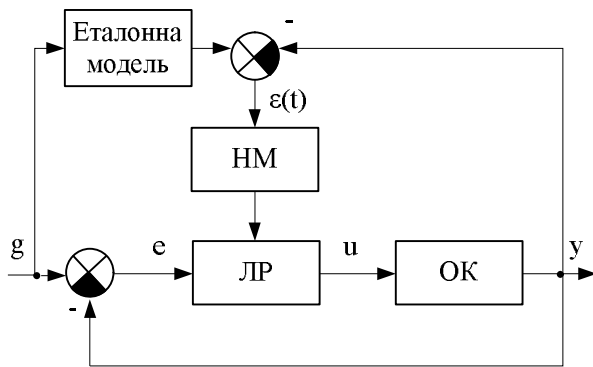


Рис. 9. Схема управління з налаштуванням параметрів ЛР з еталонною моделлю

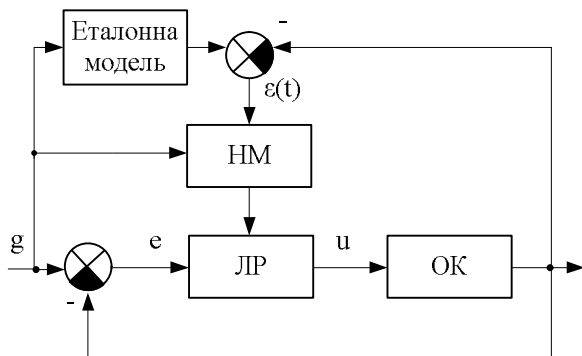


Рис. 10. Схема управління з налаштуванням параметрів ЛР з еталонною моделлю

Як показує аналіз, хоча кожна з перерахованих вище схем САК із застосуванням НМ (рис. 1 - 10) і володіє своїми певними особливостями, всі вони можуть в тій чи іншій мірі використовуватися для вирішення завдань управління ГТД як нелінійним багаторежимним динамічним об'єктом. Основні відмінності між наведеними способами управління полягають в тому, що НС використовується в них для безпосереднього (прямого) управління об'єктом, як це показано на рис. 1 - 4, або в режимі «обережного» управління, працюючи паралельно з лінійним

регулятором (рис. 5 - 6), або ж як супервізора, для підстроювання параметрів традиційного лінійного регулятора (рис. 7 - 10).

В цілому, ситуація з вибором способу включення НМ в САУ схожа з ситуацією впровадження цифрових регуляторів в практику управління ГТД стримувалося через психологічні інерції розробників і відносно невисоку надійність елементної бази БЦВМ. На перших порах перевага віддавалася супервізорному варіанту використання БЦВМ (коли на неї поклалися функції обчислення уставок, контролю працездатності САУ, реєстрації результатів роботи САУ ГТД в польоті), потім з'явилися перші цифрові «компенсатори», що забезпечують підвищення статичної та динамічної точності процесів управління, і вже тільки потім настала черга повністтю цифрових САУ, що працюють в режимі прямого управління функціонуванням ГТД.

Нижче ми обмежимося розглядом в основному структурних схем, представлених на рис. 1.1-1.4, вважаючи, що в методологічному відношенні отримані результати проектування НМ-регуляторів можуть бути перенесені і на інші перераховані вище способи побудови САУ.

**Синтез структури інтелектуальної САК ГТД.** Будемо вважати, що динаміка ГТД як об'єкта управління описується диференціальним рівнянням "вхід - вихід", заданим в неявному вигляді

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

де  $u=u(t)$  і  $y=y(t)$  - відповідно вхід і вихід досліджуваного об'єкта;  $m$  і  $n$ -максимальні порядки похідних  $u^{(i)}, y^{(i)}$  для вхідної і вихідної змінних  $u(t)$  і  $y(t)$ , ( $m \leq n$ ).

Потрібно побудувати адаптивний регулятор в класі нейромережових структур, який забезпечував стабілізацію режимів роботи одновимірному об'єкта (1) при дотриманні вимог до синтезованої САУ ГТД з можливістю автоматичного (on-line) налаштування параметрів регулятора при зміні параметрів (або режимів роботи) об'єкта.

Найбільш очевидний варіант побудови такої системи базується на використанні НМ в якості пристрою адаптації параметрів лінійного ПР-регулятора (рис. 11, а). Метою алгоритму навчання тут є формування таких коефіцієнтів підсилення  $K_1$  і  $K_2$  регулятора, при яких досягається наближення виходу об'єкта до виходу еталонної моделі (ЕМ):  $y(t) \rightarrow y_{EM}(t)$ . Недолік даної схеми - обмеженість її застосування при високих порядках диференціального рівняння (1), тобто неможливість отримання в цьому випадку заданих показників якості шляхом впливу тільки на 2 параметри системи  $K_1$  і  $K_2$ .

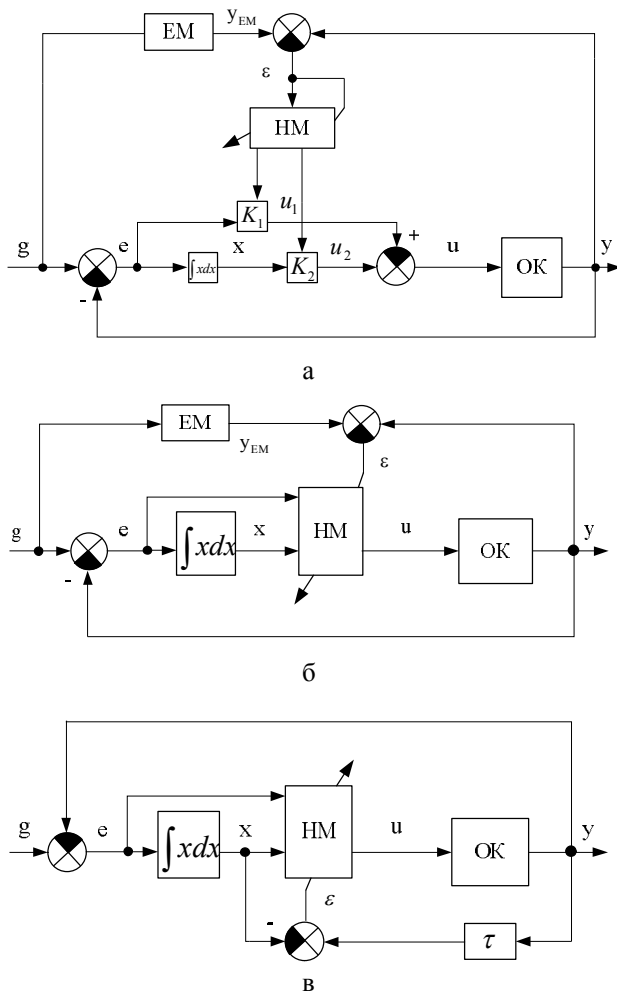


Рис. 11. Варіанти побудови інтелектуальної САК ГТД

Наведена на рис. 11, б схема має більшш можливості, оскільки НМ тут виконує не тільки функції обчислення коефіцієнтів підсилення по сигналу помилки  $e$  і інтеграла від сигналу помилки  $x$ , але й формування інверсної моделі об'єкта. Слід зауважити, що для вирішення останнього завдання необхідно вибирати структуру НМ в класі динамічних нейронних мереж, причому складність цієї структури повинна співвідноситися зі складністю ОК. Мета навчання НМ - та ж: забезпечити близькість (в ідеалі, збіг) перехідних процесів  $y(t)$  і  $y_{EM}(t)$ .

Ще один перспективний варіант побудови інтелектуальної системи показаний на рис. 11, в. На відміну від схем на рис. 11, а-б, еталонна модель системи тут присутня лише в неявному вигляді і задається за допомогою коефіцієнта зворотного зв'язку. Дійсно, зменшуючи похибку навчання НМ до нуля, добиваємося виконання умови:

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

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:

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

Таким чином, величина коефіцієнта  $\tau$  визначає бажаний час регулювання  $t_{per} = (3..4)\tau$  при обробці східчастого впливу  $\Delta g(t)$ , що задається.

При мінімізації похибки навчання виду

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

отримуємо інше співвідношення між виходом і входом системи:

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

що відповідає еталонній моделі другого порядку.

Після вибору схеми побудови інтелектуальної САК ГТД проводиться синтез структури НМ-регулятора.

Деякі результати вирішення завдання структурного синтезу НМ-регулятора для ОК, описуваного передатною функцією загального вигляду

$$W_{\Gamma E}^{(r)}(z) = \frac{\Delta Y^{(r)}(z)}{\Delta U^{(r)}(z)} = \frac{a_0^{(r)}z^{-m} + \dots + a_{m-1}^{(r)}z^{-1} + a_m^{(r)}}{b_0^{(r)}z^{-n} + \dots + b_{n-1}^{(r)}z^{-1} + b_n^{(r)}}$$

де коефіцієнти  $a_\rho^{(r)}$ , ( $\rho=0, 1, 2, \dots, m$ ) залежать від виду нелінійної функції  $\varphi(\cdot)$ , координат базового режиму  $u_0^{(r)}, y_0^{(r)}$  а також обраного періоду дискретизації  $T_0$ ;  $r$  – режим функціонування ОК, що має порядок чисельника  $m_1$  і порядок знаменника  $n$ , наведені у табл. 1.

Зауважимо, що 1-ий рядок табл.1 ( $p = q = 0$ ) відповідає двохходовому ПІ-регулятору, який може бути реалізований або в лінійному варіанті з нейромережевою настройкою (рис. 11, а), або шляхом прямого включення НМ в каналі управління (рис. 11, б).

Таблиця 1

Варіанти структур нейромережевого регулятора

n	m <sub>1</sub>	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

В табл. 1:  $\sigma$  - число нейронів в прихованому шарі;  $p$  – максимальна кількість тактів затримки по входу;  $q$  – максимальна кількість тактів затримки по виходу; (КП) – кількість невідомих параметрів

$$(КП) = (p + q + 1) \cdot \sigma + \sigma = (p + q + 2) \cdot \sigma.$$

**Висновок**

В статті було проведено аналіз можливих схем включення НМ в САК, в результаті якого виявлено переваги та недоліки основних способів побудови систем управління ГТД з нейромережевими регуляторами.

Результати синтезу та моделювання САК з багаторежимних НМ-регуляторами ГТД показали ефективність застосування НМ в завданнях управління авіаційними двигунами, тому що синтезовані нелінійні регулятори на основі НМ відрізняються простотою побудови, легко навчаються і забезпечують необхідні показники якості на заданому безлічі ustalених режимів роботи ГТД.

*Поступила в редакцію 31.05.2013, рассмотрена на редколлегии 12.06.2013*

**Рецензент:** д-р техн. наук, проф., декан механіко-енергетичного факультету О.В. Самков, Національний авіаційний університет, Київ.

**ФОРМИРОВАНИЕ СТРУКТУРЫ ИНТЕЛЛЕКТУАЛЬНОЙ СИСТЕМЫ  
АВТОМАТИЧЕСКОГО УПРАВЛЕНИЯ АВИАЦИОННЫМ ГТД**

*В.В. Панин, С.В. Енчев, С.О. Таку*

Статья посвящена одному из перспективных направлений в отрасли автоматического управления сложными динамическими объектами, которыми являются авиационные газотурбинные двигатели, применении интеллектуальных систем управления на базе искусственных нейронных сетей. Анализируются основные схемы управления двигателем с нейронной сетью: последовательная, комбинированные, разомкнуто-замкнутая, параллельная, настройкой параметров. На основе проведенного анализа разработаны три варианта интеллектуальной системы управления с нейронной сетью. Для разработанных вариантов проведены расчеты относительно сложности и состава нейронной сети в зависимости от порядка дифференциально-разностных уравнений, которые описывают динамику газотурбинного двигателя.

**Ключевые слова:** система автоматического управления, интеллектуальная система управления, газотурбинный двигатель, нейронная сеть, нейросетевой регулятор, адаптивное управление.

**FORMATION OF THE STRUCTURE OF INTELLECTUAL AUTOMATIC CONTROL SYSTEM  
OF GAS TURBINE ENGINES**

*V.V. Panin, S.V. Enchev, S.O. Taku*

The article is devoted to one of the promising areas in the industry automatic control of complex dynamic objects, which are the aero gas turbine engines, the use of intelligent control systems based on artificial neural networks. Analyzes the main control circuit motor with a neural network: sequential, combined, open loop is a closed, parallel, configuration parameters. Based on the analysis developed three versions of intellectual control system with a neural network. For developed variants were calculated relative to the complexity and structure of the neural network based on the order of difference-differential equations that describe the dynamics of the gas turbine engine.

**Keywords:** automatic control system, intellectual control system, a gas turbine engine, a neural network, neural network control, adaptive control.

**Панин Владислав Вадимович** – д-р техн. наук, професор, ректор Київської державної академії водного транспорту імені гетьмана П. Сагайдачного, Київ, Україна, e-mail: academy@maritime.kiev.ua.

**Енчев Сергій Васильович** – канд. техн. наук, доцент, доцент кафедри автоматизації та енергоменеджменту Аерокосмічного інституту Національного авіаційного університету, Київ, Україна, e-mail: esw@ukr.net.

**Таку Сергій Олегович** – аспірант кафедри автоматизації та енергоменеджменту Аерокосмічного інституту Національного авіаційного університету, Київ, Україна, e-mail: Taku\_777@ukr.net.