УДК 629.735.035.3’7:681.51 (045)

С. В. ЄНЧЕВ

Національний авіаційний університет, Київ, Україна

WAVENET-ТЕХНОЛОГІЇ В ЗАДАЧАХ ІДЕНТИФІКАЦІЇ ПОМПАЖНИХ ЯВИЩ В КОМПРЕСОРАХ АВІАЦІЙНИХ ГТД

У статті розглядається проблема ідентифікації помпажних явищ в компресорах авіаційних газотурбінних двигунах. Обґрунтовується застосовність методу розпізнавання помпажу за допомогою вейвлет-нейронних мереж. Використання вейвлет-функцій забезпечує традиційній нейронній мережі локальну апроксимацію, що забезпечує швидке навчання мережі і знижує типову для багатошарових перцептронів залежність якості навчання від послідовності подачі навчальних даних. Розроблено стурктурну схему системи керування та ідентифікації й алгоритм визначення кількості вейвлет-базисів і розміру мережі.

Ключові слова: *помпаж, авіаційний газотурбінний двигун, вейвлет-нейронна мережа, система керування та ідентифікації.*

Вступ

Сучасні авіаційні газотурбінні двигуни (ГТД) – це складні теплові машини, які складаються з великої кількості зв'язаних систем і пристроїв, до яких висуваються вимоги отримання екстремальних значень параметрів в заданих умовах експлуатації (мінімальна питома витрата палива на номінальному режимі, максимальна тяга при зльоті тощо) [1, 2].

Ці фактори призводять до постійного ускладнення конструкцій сучасних ГТД, появи нових систем і пристроїв – регульованих направляючих апаратів, клапанів перепуску повітря з компресора, регульованих систем охолоджування турбіни тощо. Такі ускладнення конструкції викликають можливість виникнення коливань окремих параметрів, а також можливість впливу коливань в одних системах на роботу інших систем і появу багаточастотних коливань в ГТД [2-4]. Характерною особливістю всіх цих режимів є наявність періодичних складових.

1. Постановка проблеми

Як показують результати досліджень представлених в [1, 5, 6], помпажні явища в ГТД призводять до втрати тяги, супроводжуються зростанням температури газів перед турбіною і підвищенням рівня вібрацій в результаті великих амплітуд пульсацій тиску і масових витрат по тракту двигуна. Можливість появи цих явищ є серйозною перешкодою на шляху збільшення надійності ГТД зокрема і безпеки польотів загалом. Короткочасна втрата тяги в разі появи помпажу на одному з двигунів для багатомоторного літака або навіть для одномоторного в разі достатнього для повторного запуску запасів висоти і швидкості не призводить до катастрофічної ситуації [1]. Проте зростання температури в турбіні і збільшення рівня вібрацій може привести до прогару соплових апаратів турбіни і інших поломок [2]. Досвід експлуатації [1, 2, 5, 6] показує, що особливо небезпечним для двигуна є неприпустиме зростання температури газів перед турбіною.

Для збільшення запасів стійкості ГТД використовують: регулювання направляючих апаратів компресора, перепускання повітря з окремих ступенів компресора, регульоване дозування подачі палива на режимах запуску, прийомистості дроселювання і тощо. Ці заходи зменшують ймовірність виникнення помпажних явищ, але не можуть служити гарантією їх усунення, оскільки помпаж може бути наслідком відмов в самих системах, призначених для попередження зривів. Окрім цього, збільшення запасів стійкості призводить до значного зниження ККД компресора і, відповідно, економічності ГТД [5]. Тому доцільно допустити невелику виникнення помпажу, але обладнати ГТД аварійними системами антипомпажного захисту і забезпечити максимальну економічність двигунів [6].

2. Основна частина

Традиційно архітектура штучних нейронних мереж, методи навчання та теоретичні обґрунтування їх властивостей будувалися на основі моделі нейрона Мак-Каллока-Піттса. Однак на початку 2000-х років була запропонована нова схема тришарової штучної нейронної мережі, що використовує

© С. В. Єнчев

іншу модель нейрона прихованого шару. Як і багатошаровий перцептрон вейвлет-нейронна мережа (ВНС) є універсальним апроксиматором [1], тому будь-якому багатошаровому перцептрону можна зіставити вейвлет-нейронну мережу, яка здійснює аналогічне перетворення, і навпаки. Головна відмітна особливість вейвлет-нейронних мереж від традиційних штучних нейронних мереж полягає у використанні активаційних функцій побудованих на базі вейвлетів.

Вперше вейвлет-функції були застосовані до задач обробки складних сигналів - нестаціонарних, стохастичних, з хаотичною динамікою, породжуваних системами з нелінійної динамікою, - і зараз є однією з головних областей теоретичних досліджень в чисельному аналізі.

По суті, навчання вейвлет-нейронної мережі є апроксимаційною задачею знаходження багатовимірної поверхні, що забезпечує найкращий збіг з набором навчальних даних. На відміну від багатошарових нейромереж, які глобально апроксимують нелінійне перетворення вхід-вихід, вейвлет- нейронні мережі будують локальну апроксимацію. Через експоненціальне спадання активаційних функцій нейронів прихованого шару вихід вейвлет-нейронної мережі для вхідних даних, що лежать далеко від навчальних шаблонів, прямує до нуля. Така локальність забезпечує швидке навчання мережі і знижує типову для багатошарових перцептронів залежність якості навчання від послідовності подачі навчальних даних. З іншого боку, це призводить до необхідності використання більшого числа прихованих нейронів.

Архітектура вейвлет-нейронної мережі включає три шари нейронів (рис. 1).

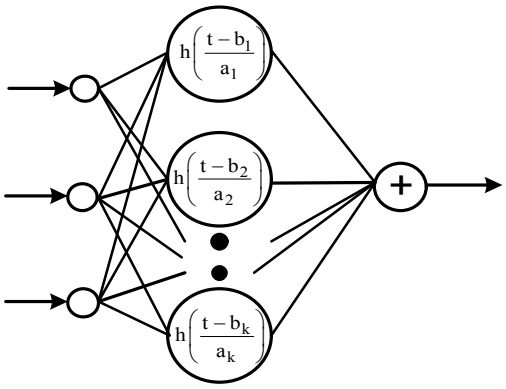

Рис. 1. Архітектура вейвлет-нейронної мережі

Перший шар служить для ретрансляції вхідних сигналів. Нейрони прихованого шару здійснюють нелінійне перетворення вхідних сигналів. Лінійні вихідні нейрони підсумовують сигнали з прихованого шару і формують вихід мережі, при цьому зсув рівний нулю. На відміну від багатошарового перцептрона, для прихованих нейронів вейвлет-нейронної мережі відсутнє поняття ваг синаптичних зв'язків. Метою навчання є налаштування параметрів активаційних вейвлет-функцій прихованих нейронів і ваг вихідних нейронів.

Архітектура вейвлет-нейронної мережі, має властивості традиційних штучних нейронних мереж (ШНМ), що дозволяє апроксимувати будь-який сигнал $y(t)$ [3, 4]. При цьому формується лінійна комбінація вторинних вейвлетів $h_{a,b}(t)$, де

$$h_{a,b}(t) = h\left[(t-b/a)\right],$$

з фактором розтягу $a > 0$.

Вихідний сигнал вейвлет-нейронної мережі представляється як скалярний добуток вхідного сигналу з функціями вейвлетів з урахуванням ваг вихідних нейронів

$$\hat{y}(t) = u(t)\sum_{k=1}^{K} w_k h_{a_k,b_k},$$

де K - кількість часових проміжків вейвлетів;

w_k - вагові коефіцієнти.

Алгоритм навчання вейвлет-нейронної мережі з активаційними вейвлет-функціями нейронів прихованого шару полягає в налаштуванні параметрів w_k, a_k, b_k. Результатом налаштування повинна з'явитися мінімізація функції енергії E за час t. Таким чином, позначаючи функцію похибки за час t

$$e(t) = y(t) - \hat{y}(t),$$

де $y(t)$ - цільова функція, функція енергії визначиться формулою

$$E = \frac{1}{2}\sum_{t=1}^{T} e^2(t).$$

Для мінімізації функції енергії E також як і для традиційних ШНМ використовуються градієнтні методи. Для оновлення кожного параметру мережі w_k, a_k і b_k обчислюються градієнти $\partial E/\partial w_k$, $\partial E/\partial a_k$ і $\partial E/\partial b_k$ відповідно.

Зміна кожного коефіцієнта дорівнює від'ємному значенню його градієнта:

$$\Delta w = -\partial E/\partial w, \quad \Delta b = -\partial E/\partial b, \quad \Delta a = -\partial E/\partial a.$$

Таким чином, кожен коефіцієнт w, a, b мережі оновлюється згідно з правилом

$$\underline{w}(n+1) = \underline{w}(n) + \eta_w \Delta \underline{w};$$

$$\underline{b}(n+1) = \underline{b}(n) + \eta_b \Delta \underline{b};$$

$$\underline{a}(n+1) = \underline{a}(n) + \eta_a \Delta \underline{a},$$

де η_w, η_b, η_a - постійні параметри навчання, які вибираються заздалегідь.

Даний алгоритм навчання ВНМ ніяк не визначає ширини вікон активаційних вейвлет-функцій, залишаючи вибір за дослідником. Значення цих па-

раметрів впливає на гладкість перетворення, яке здійснюється мережею, і має бути досить великим. У випадку дуже вузьких вікон апроксимаційна поверхня перетворюється в набір пагорбів, вершини яких співпадають з вихідними шаблонами. Для гарантованого отримання необхідного рівня узагальнення у вейвлет-нейронній мережі описаний алгоритм навчання необхідно доповнити пошуковою процедурою вибору параметрів. Хоча для задач невеликої розмірності цей вибір може здійснюватися і вручну.

Оберемо функцію $\phi(x) \in L^2(R)$, яку називають материнський вейвлет і задовольняє наступним умовам:

- умова кінцевої енергії:

$$\int_{-\infty}^{\infty} |\phi(t)|^2 dt < \infty;$$

- допустимий стан:

$$\int_R \frac{|\hat{\phi}(\omega)|}{|\omega|} d\omega < \infty,$$

де $\hat{\phi}(\omega)$ - Фур'є перетворення $\phi(x)$. Потім, відповідне сімейство розтягнених і перетворених вейвлетів може визначатися:

$$\left\{\phi_{j,k}(x) = a^{-2/j}\phi(a^{-j}x - kb), (j,k) \in Z^2\right\},$$

де a і b, відповідно, параметри розтягу і перетворення. Вибираючи коректно a і b, $\left\{\phi_{j,k}(x)\right\}$ може називатись "очищеним" вейвлетом, який включає рамку $L^2(R)$.

$$A\|f\|^2 \le \sum_{(j,k)\in Z^2} \left|\left\langle \phi_{j,k}, f\right\rangle\right|^2 \le B\|f\|^2,$$

де $f \in L^2(R)$, $\left\langle \phi_{j,k}, f\right\rangle = \int_R \phi_{j,k}(t) f(t) dt$ є внутрішнім добутком і $A > 0$ і $B > 0$ - межі рамки. Якщо $A = B$, $\left\{\phi_{j,k}(x), (j,k) \in Z^2\right\}$ - жорстка рамка. В цьому випадку, це призводить до:

$$f(x) = A^{-1} \sum_{(j,k)\in Z^2} \left\langle \phi_{j,k}, f\right\rangle \cdot \phi_{j,k}(x)$$

в той час як $A = B = 1$, $\left\{\phi_{m,n}(x), (m,n) \in Z^2\right\}$ стає ортонормованим базисом. Тоді

$$f(x) = \sum_{(j,k)\in Z^2} \left\langle \phi_{j,k}, f\right\rangle \cdot \phi_{j,k}(x).$$

Слід відмітити, що вейвлет-перетворення має властивість часово-частотної локалізації змінної. Точки сітки материнського вейвлету $\left\{\phi_{j,k}(x)\right\}$ розташовані на $(kbaj, \pm a\text{-}j\omega o)$; тому ширина часового вікна $\phi_{j,k}(x)$ може бути змінена зі зміною частоти. Таким чином, ця властивість дуже корисна для аналізу нестаціонарних сигналів і навчання нелінійних функцій. Часто використовуваний приклад вейвлету - друга похідна функції Гауса:

$$\phi(x) = (1\text{-}x^2)e^{-\frac{x^2}{2}} \Leftrightarrow \phi(\omega) = \sqrt{2\pi\omega^2}\, e^{-\frac{\omega^2}{2}}.$$

Ця функція має відмінну локалізацію за часом і частотою і задовольняє умову допустимого стану.

З точки зору результатів, показаних вище, вейвлет-базис функції (ВБФ) нейронної мережі може бути визначений як:

$$f(x) = \sum_{j=1}^{K} w_j \phi_j(x) = \sum_{j=1}^{K} w_j \phi_j(a_j x - b_j),$$

де $w_j \in R$, $a_j \in R^d$, $b_j \in R^d$, d - розмірність входу і K - число вейвлет базисів.

Для багатовимірного випадку, можна використовувати добуток одновимірного вейвлету:

$$\psi(x) = \psi(x_1, x_2, \ldots x_n) = \prod_{i=1}^{n} \phi(x_i).$$

Входи мережі є $x = \left[x_1, x_2, \ldots x_n\right]^T$. Взагалі, будь-яка функція може бути апроксимована вейвлет-мережею, вузли функцій активації якої масштабуються і перетворюються материнським вейвлетом, $\phi_{ab}(x)$:

$$\phi_{ab}(x) = \sqrt{a}\ \phi(ax - b).$$

Нормувальний множник $\sqrt{a}$ водиться таким чином, щоб енергія $\phi_{ab}(x)$ була така як і в $\phi(x)$

$$\phi_{a_j b_j}(x_i) = \sqrt{a_{ij}}\phi(a_{ij}x_i - b_{ij}); \qquad (1)$$

$$\psi_j(x) = \prod_{i=1}^{n} \phi_{a_j b_j}(x_i); \qquad (2)$$

$$f(x) = \sum_{j=1}^{K} w_j \psi_j(x).$$

Якщо вихід системи є багатовимірним $(y \in R^m)$:

$$y_i = \sum_{j=1}^{K} w_{ij}\psi_j(x) + e_i, \quad i = 1, 2, \ldots, m;$$

$$y_i \cong \sum_{j=1}^{K} w_{ij}\psi_j(x), \quad i = 1, 2, \ldots, m. \qquad (3)$$

Таким чином, вейвлет-мережа складається з трьох шарів: вейвлет-шару для обчислення вейвлет-функцій як функцій активації вузлів (1), шар добутку для обчислення вейвлет-базисів (2) і вихідного шару для визначення виходів (3).

Конфігурація системи керування та ідентифікації показана на рис. 2.

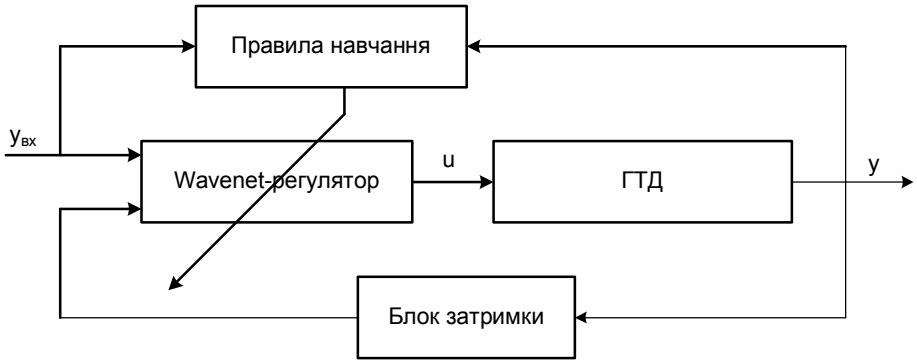

Рис. 2. Пропонована конфігурація системи керування та ідентифікації з Wavenet-регулятором

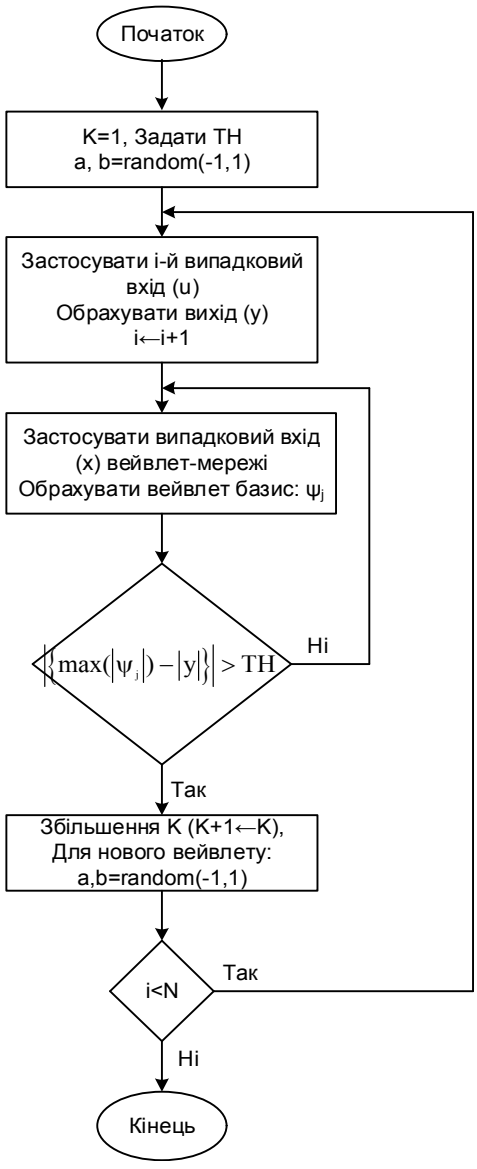

Рис. 3. Алгоритм визначення кількості вейвлет-базисів і розміру мережі

Вейвлет-нейронна мережа нелінійно відображає сигнали з вхідного простору в простір виходів нейронів прихованого шару (прихований простір). Вихідні нейрони є лінійними, а все вхідні дані можуть бути лінійно розділені лише при досить високій розмірності прихованого простору. Ця умова визначає головний недолік вейвлет-нейронних мереж, оскільки із збільшенням розмірності вхідного простору число необхідних нейронів прихованого шару зростає експоненційно. Результати досліджень показують [3], що запропонована вейвлет-нейронна мережа в 1,4 рази виграє у швидкості навчання, порівняно з традиційними ШНМ. Ефективність моделі вейвлет-нейронної мережі визначається типом активаційної функції, якій притаманні властивості вейвлет- функцій.

Висновки

Запропонований спосіб вирішення задач ідентифікації помпажу ГТД на основі Wavenet-системи припускає, що на відміну від існуючих класичних методів, які використовують жорсткі допуски на контролюючі параметри, а також жорсткі межі варіювання коефіцієнтів, застосовувати вейвлет-нейронні мережі, засновані на адаптації розрахункової математичної моделі реальному ГТД з урахуванням конкретних зовнішніх умов, покращує характеристики керування, а також знижує вартість оновлення параметрів зменшенням кількості регульованих параметрів.

Подальше дослідження пропонується розвивати в напрямку практичної реалізації даної методики для конкретних ГТД.

Література

1. Панин, В. В. Вейвлет-диагностика вибросостояния элементов газотурбинных двигателей [Текст] / В. В. Панин, С. В. Енчев, С. С. Товкач // Вісник двигунобудування. – 2014. – № 2. – С. 86-90.

2. Методи цифрової обробки сигналів для вібраційної діагностики авіаційних двигунів [Текст] : монографія / Н. І. Бурау, Л. Л. Яцко, О. М. Павловський та інші. – К. : НАУ, 2012. - 152 с.

3. Rutkowski, L. Computational Intelligence. Methods and Techniques [Text] / L. Rutkowski. – Berlin-

Heidelberg : Springer-Verlag, 2008. - 514 p.

4. Neural Systems for Control [Text] ; eds. by O. Omidvar, D. L. Ellion. – San Diego : Academic Press, 1997. – 358 p.

5. Волянська, Л. Г. Методи і засоби підвищення газодинамічної стійкості компресорів газотурбінних двигунів [Текст] : монографія / Л. Г. Волянська, В. В. Панін, С. Гаоюн. – К. : НАУ, 2005. – 200 с.

6. Панін, В. В. Аналіз методів побудови систем протипомпажного захисту авіаційних газотурбінних двигунів [Текст] / В. В. Панін, С. В. Єнчев // Інтелектуальні системи прийняття рішень і проблеми обчислювального інтелекту. ISDMCI'2010. – Херсон, 2010. – Т. 2. – С. 502-505.

References

1. Panin, V. V. Enchev, S. V. Tovkach, S. S. Vejvlet-diagnostika vibrosostojanija jelementov gazoturbinnyh dvigatelej [Wavelet diagnostics of the vibration state of gas turbine engine elements]. *Visnyk dvyhunobuduvannya*, 2014, no. 2, pp 86-90.

2. Burau, N. I., Yatsko, L. L., Pavlovs′kyy, O. M. Sopilka Yu. V. *Metody tsyfrovoyi obrobky syhnaliv dlya vibratsiynoyi diahnostyky aviatsiynykh dvyhuniv* [Wawenet-diagnostics of the turbine engine elements' vibration state]. Kiev, NAU Publ., 2012. 152 p.

3. Rutkowski L. *Computational Intelligence. Methods and Techniques*. Berlin-Heidelberg, Springer-Verlag Publ., 2008. 514 p.

4. Omidvar, O., Ellion, D. L. *Neural Systems for Control*. San Diego, Academic Press Publ., 1997. 358 p.

5. Volyans'ka, L. H., Panin, V. V., Haoyun, S. *Metody i zasoby pidvyshchennya hazodynamichnoyi stiykosti kompresoriv hazoturbinnykh dvyhuniv* [Methods and tools for the turbine engine compressors gas-dynamic stability improvement]. Kiev, NAU Publ., 2005. 200 p.

6. Panin, V. V., Yenchev, S. V. Analiz metodiv pobudovy system protypompazhnoho zakhystu aviatsiynykh hazoturbinnykh dvyhuniv [Analysis of the methods of building anti-fire protection systems for aeronautical gas turbine engines]. *Intelektual'ni systemy pryynyattya rishen' i problemy obchyslyuval'noho intelektu* [*Intelligent systems of decision making and problems of computational intelligence*]. *ISDMCI'2010.* Kherson, 2010, vol. 2, pp. 502-505.

Надійшла до редакції 8.04.2017, розглянута на редколегії 9.06.2017

Рецензент: д-р техн. наук, проф., проф. В. В. Панін, Державна академія водного транспорту імені гетьмана П. Сагайдачного, Київ, Україна.

WAVENET-ТЕХНОЛОГИИ В ЗАДАЧАХ ИДЕНТИФИКАЦИИ ПОМПАЖНЫХ ЯВЛЕНИЙ В КОМПРЕССОРАХ АВИАЦИОННЫХ ГТД

С. В. Енчев

В статье рассматривается проблема идентификации помпажных явлений в компрессорах авиационных газотурбинных двигателях. Обосновывается применимость метода распознавания помпажа с помощью вейвлет-нейронных сетей. Использование вейвлет-функций обеспечивает традиционной нейронной сети локальною аппроксимацию, что обеспечивает быстрое обучение сети и снижает типичную для многослойных персептронов зависимость качества обучения от последовательности подачи учебных данных. Разработана структурная схема системы управления и идентификации и алгоритм определения количества вейвлет-базисов и размера сети.

Ключевые слова: помпаж, авиационный газотурбинный двигатель, вейвлет-нейронная сеть, система управления и идентификации.

WAVENET-TECHNOLOGIES IN TASKS FOR IDENTIFICATION OF SURGING PERFORMANCES IN AVIATION GAS-TURBINE ENGINE COMPRESSORS

S. V. Enchev

The article deals with the problem of identification of surging phenomena in compressors of aviation gas-turbine engines. The applicability of the method for detecting surging with the help of wavelet-neural networks is substantiated. The use of wavelet functions provides a traditional neural network of local approximation, which provides rapid network training and reduces the typical for multi-layer perceptrons dependence of the quality of training on the sequence of submission of training data. The structure of the control and identification system and the algorithm for determining the number of wavelet bases and the size of the network have been developed.

Keywords: surging, aviation gas-turbine engine, wavelet-neural network, control and identification system.

Єнчев Сергій Васильович – канд. техн. наук, доц., заступник директора з навчальної та наукової роботи навчально-наукового Аерокосмічного інституту Національного авіаційного університету, Київ, Україна, e-mail: esw@ukr.net.

Enchev Serhii Vasiliyevich – PhD, Assistant of Professor, Educational and Scientific Aerospace Institute, National Aviation University "NAU", Kyiv, Ukraine, e-mail: esw@ukr.net.