

УДК 629.735.035.3'7:004.67(045)

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

## КОМБІНОВАНІ МОДЕЛІ ОБРОБКИ ІНФОРМАЦІЇ В ЕЛЕКТРОННИХ СИСТЕМАХ КЕРУВАННЯ АВІАЦІЙНИХ ДВИГУНІВ

Стаття присвячена розробці сучасних моделей і алгоритмів з використанням вейвлетів і нейронечітких мереж для обробки інформації в електронних системах керування авіаційних газотурбінних двигунів. Розглядається комбінація нейронних мереж і систем нечіткого логічного виводу для навчання нечіткої вейвлет-нейронної мережі; структура вейвлет-нейрона, а також алгоритм його навчання, використовуючи градієнтну процедуру. На основі алгоритму Сугено наведено застосування нечіткого логічного виводу при вейвлет-аналізі сигналів для початкового вибору материнського вейвлету.

**Ключові слова:** ідентифікація, електронна система керування, газотурбінний двигун, нейронечіткі мережі, вейвлет-аналіз, апроксимація, вейвлет-нейрон, нечітка вейвлет-нейронна мережа.

### Вступ

Сучасний розвиток електронних систем керування авіаційними газотурбінними двигунами (ГТД) характеризується зростанням у них інформаційної складової [1]. В даний час структура інформаційної складової така, що отримання на її основі строгої математичної моделі за допомогою методів інтерполяції або екстраполяції, що зводяться до задачі побудови регресійних рівнянь, досить складно, а в деяких випадках неможливо. В умовах не детермінованої системи (де відсутній чіткий функціональний зв'язок між причиною і наслідком) накладаються значні обмеження на використання поширених методів системного аналізу – наприклад, статистики. У таких умовах добре зарекомендували себе інтелектуальні системи, побудовані на основі теорії нечітких множин і нейронних мереж [2]. Паралельно з інтелектуальними системами розвивався апарат вейвлетів [4], що є досить ефективним засобом локального представлення сигналів як в часовій, так і в частотній областях.

### 1. Постановка проблеми

Кожен з методів інтелектуальних систем має свої переваги і недоліки, що в окремо дозволяє з їх допомогою ефективно вирішувати різні задачі. Останнім часом спостерігається тенденція до об'єднання різних підходів у гібридні інтелектуальні системи, які дозволяють посилити ефективність застосування. На стику цих концепцій з'явилися нові конструкції, що отримали назву нечітких нейронних мереж [2] та вейвлет-нейронних мереж [3],

які поєднують в собі гнучкість і здатність до навчання нейронних мереж, можливості компактного опису сигналів, властиве вейвлетам і можливість побудови прозорих правил виводу рішень на основі апарату нечіткої логіки.

Слід зазначити, що в роботах науковців не приділяється увага вейвлет-оцінюванню випадкових послідовностей та формалізації вибору вейвлету при вейвлет-аналізі, в наслідок чого вейвлет підбирається «вручну», буквально під кожну конкретну ситуацію; не достатньо висвітлена математична задача ідентифікації користувача інформаційної системи; процедури навчання гібридних мереж, які традиційно використовуються, мають низьку швидкість збіжності, що в свою чергу обмежує їх використання, особливо при роботі в реальному часі.

У зв'язку з цим актуальною є задача розробки методів і алгоритмів обробки інформації на основі спільного використання теорії нейронних мереж, теорії вейвлетів і теорії нечітких систем, що мають підвищену швидкість навчання, здатних функціонувати в умовах апріорної та поточної невизначеності.

### 2. Основна частина

**Комбінація нейронних мереж і систем нечіткого логічного виводу.** Систему нечіткого логічного виводу можна представити у вигляді нейронечіткої мережі – нейронної мережі прямого поширення сигналу особливого типу. Історія нейронечітких мереж починається з 1991 р., коли Янг запропонував ANFIS-модель [5]. Архітектура нейронечіткої мережі ізоморфна нечіткій базі знань. У нейронечітких мережах використовується диференційовані реалізації

трикутних норм (множення і ймовірнісне АБО), а також гладкі функції приналежності. Це дозволяє застосовувати для нейронечітких мереж алгоритми навчання нейронних мереж, засновані на методі зворотного поширення похибки.

ANFIS реалізує систему нечіткого виводу Сугено у вигляді п'ятишарової нейронної мережі прямого розповсюдження сигналу:

- перший шар – терми вхідних змінних;
- другий шар – посилок нечітких правил;
- третій шар – нормалізація ступенів виконання правил;
- четвертий шар – виводи правил;
- п'ятий шар – агрегування результату, отриманого за різними правилами.

Входи мережі в окремий шар не виділяють. На рис. 1 зображена ANFIS-мережа з двома вхідними змінними ( $x_1$  і  $x_2$ ) і чотирма нечіткими правилами. Для лінгвістичної оцінки вхідної змінної  $x_1$  використовується три терми, для змінної  $x_2$  – дві терми.

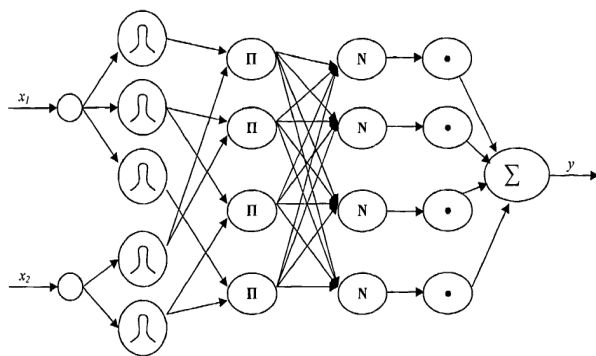


Рис. 1. Приклад нейронечіткої мережі

Використовуємо наступні позначення:

- $x_i, i = \overline{1, n}$  – входи мережі;
- $y$  – вихід мережі;
- $R_r$ : якщо  $x_1 = a_{1,r} \text{ I } \dots \text{ I } x_n = a_{n,r}$ , то  $y = bK_{0,r} + bK_{1,r}x_1 + \dots + bK_{n,r}x_n$  – нечітке правило з порядковим номером  $r$ ;
- $m_p$  – кількість правил,  $r = \overline{1, m_p}$ ;
- $a_{i,r}$  – нечіткий терм з функцією приналежності  $\eta_r(x_i)$ , застосовуваний для лінгвістичної оцінки змінної  $x_i$ , в  $r$ -ому правилі ( $r = \overline{1, m_p}, i = \overline{1, n}$ );
- $bK_{q,r}$  – коефіцієнти на виході  $r$ -го правила ( $r = \overline{1, m_p}, q = \overline{0, n}$ ).

ANFIS-мережа функціонує наступним чином.

*Шар 1.* Кожен вузол шару представляє один терм з певною функцією приналежності. Входи мережі  $x_i, i = \overline{1, n}$  з'єднані тільки зі своїми термами.

Кількість вузлів першого шару дорівнює сумі потужностей терм-множин вхідних змінних. На вихід подається ступінь приналежності значення вхідної змінної відповідній нечіткій термі:

$$\mu_r(x_i) = \frac{1}{1 + \left| \frac{x_i - c}{a} \right|^{2 \cdot b}},$$

де  $a, b, c$  – налаштовувані параметри функції приналежності.

*Шар 2.* Кількість вузлів другого шару рівне  $m_p$ . Кожен вузол цього шару відповідає одному нечіткому правилу. Вузол другого шару з'єднаний з тими вузлами першого шару, які формують посилок відповідного правила. Отже, кожен вузол другого шару може приймати від 1 до  $n$  сигналів. Виходом вузла є ступінь виконання правила, яка розраховується як добуток вхідних сигналів. Позначимо виходи вузлів цього шару через  $eX_r, r = \overline{1, m_p}$ .

*Шар 3.* Кількість вузлів третього шару також рівне  $m_p$ . Кожен вузол цього шару розраховує відносну ступінь виконання нечіткого правила за формулою:

$$eX_r^* = \frac{eX_r}{\sum_{j=1, m_p} eX_j}.$$

*Шар 4.* Кількість вузлів також рівне  $m_p$ . Кожен вузол з'єднаний з одним вузлом третього шару, а також з усіма входами мережі (на рис. 1 зв'язки з входами не показані). Вузол четвертого шару розраховує вклад одного нечіткого правила у вихід мережі за формулою:

$$y_r = eX_r^* (bK_{0,r} + bK_{1,r}x_1 + \dots + bK_{n,r}x_n).$$

*Шар 5.* Єдиний вузол цього шару підсумовує вклади всіх правил:

$$y = \sum_{j=1}^{m_p} y_j.$$

Типові процедури навчання нейронних мереж можуть бути застосовані для налаштування ANFIS-мережі, так як в ній використовуються тільки диференційовані функції. Зазвичай застосовується комбінація градієнтного спуску у вигляді алгоритму зворотного поширення похибки та методу найменших квадратів. Алгоритм зворотного поширення похибки налаштовує параметри посилок правил, тобто функцій приналежності. Методом найменших квадратів оцінюються коефіцієнти виходів правил, так як вони лінійно пов'язані з виходом мережі. Кожна ітерація процедури налаштування виконується в два етапи. На першому етапі на входи подається навчальна вибірка і по нев'язці між бажаною і дійсною поведін-

ною мережі методом найменших квадратів знаходяться оптимальні параметри вузлів четвертого шару. На другому етапі залишкова нев'язка передається з виходу мережі на входи і методом зворотного поширення похибки модифікуються параметри вузлів першого шару. При цьому знайдені на попередньому етапі коефіцієнти виходів правил не змінюються. Ітераційна процедура налаштування триває, поки нев'язка перевищує заздалегідь встановлене значення. Для налаштування функцій приналежності, крім методу зворотного поширення помилки, можуть використовуватися й інші алгоритми оптимізації, наприклад, метод Левенберга-Марквардта [2, 5].

Незважаючи на переваги штучних нейронних мереж, нечітких систем і гібридних мереж, використання даних математичних апаратів ускладнюється при обробці нестационарних стохастичних послідовностей. Гнучку техніку обробки сигналів дає теорія вейвлетів.

#### Комбінація нейронних мереж і вейвлетів.

Необхідність обробки інформації в реальному часі призвела до появи адаптивних вейвлет-нейронних мереж [3, 4], ефективність яких, визначається швидкістю збіжності використовуваних алгоритмів навчання, в якості яких, як правило, використовуються градієнтні процедури з підбираючими емпірично параметрами кроку. Але низька швидкість звичайних градієнтних алгоритмів і архітектурна громіздкість більшості вейвлет-нейронних мереж можуть викликати певні труднощі при обробці швидкоплинних процесів.

Розглянемо структуру вейвлет-нейрона, наведену на рис. 2. Як видно, вейвлет-нейрон досить близький по конструкції до стандартного «n-входового формального нейрона», однак замість звичайних настроюваних синаптичних ваг містить вейвлет-синапси  $WS_i, i = 1, 2, \dots, n$ , навчаючими параметрами яких є не тільки ваги  $w_{ji}$ , але й фактори розтягу та зсуву дочірніх вейвлетів  $\varphi_{ji}(x_i(k))$ .

При подачі на вхід вейвлет-нейрона векторного сигналу  $x(k) = (x_1(k), x_2(k), \dots, x_n(k))^T$  (тут  $k = 0, 1, 2, \dots$  – поточний дискретний час) на його виході з'являється скалярне значення  $y(k)$ :

$$y(k) = \sum_{i=1}^n f_i(x(k)) = \sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^{h_i} w_{ji}(k) \varphi_{ji}(x_i(k)).$$

яке визначається як налаштованими вагами  $w_{ji}(k)$ , так і використовуваними вейвлет-функціями  $\varphi_{ji}(x_i(k))$ .

В складі нейромереж в якості материнських вейвлетів доцільно використовувати сімейство поліноміальних віконних функцій POLYWOG-wavelets [4], найпростішою з яких є

$$\varphi_{ji}(x_i(k)) = \sqrt{e} x_i(k) \exp(-(x_i^2(k))/2). \quad (1)$$

Серед інших POLYWOG-вейвлетів слід зазначити також дуже популярну в теорії штучних нейронних мереж функцію «Мексиканський капелюх», яка має вигляд

$$\varphi_{ji}(x_i(k)) = (1 - x_i^2(k)) \exp(-(x_i^2(k))/2).$$

Основною особливістю POLYWOG-функцій є те, що всі їх похідні також є вейвлетами.

Дочірнім вейвлетом функції (1) є

$$\begin{aligned} \varphi_{ji}(x_i(k)) &= \sqrt{e} \tau_{ji}(k) \exp(-\tau_{ji}^2(k)/2) = \\ &= t_{ji}(k) \exp(-\tau_{ji}^2(k)/2), \end{aligned}$$

де  $\tau_{ji}(k) = \frac{x_i(k) - c_{ji}(k)}{\sigma_{ji}(k)}$ ,  $c_{ji}(k), \sigma_{ji}(k)$  – параметри, що визначають положення центру (зсуву) і ширину (розтяг).

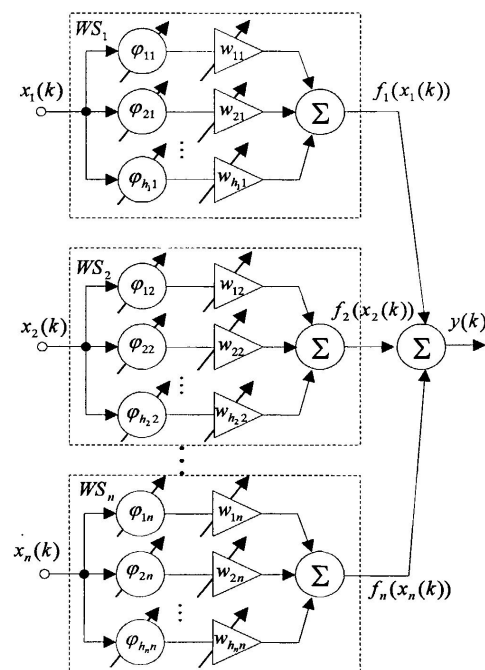


Рис. 2. Вейвлет-нейрон

В якості критерію навчання вейвлет-нейрона використовується традиційна квадратична функція похибки:

$$\begin{aligned} E(k) &= \frac{1}{2} (y^*(k) - y(k))^2 = \frac{1}{2} e^2(k) = \\ &= \frac{1}{2} \left( y^*(k) - \sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^{h_i} w_{ji} \varphi_{ji}(x_i(k)) \right)^2 \end{aligned} \quad (2)$$

де  $y^*(k)$  – зовнішній навчальний сигнал.

Застосовуючи для мінімізації (2) градієнтну процедуру, можна записати алгоритм навчання вейвлет-нейрона у вигляді

$$\begin{cases} w_{ji}(k+1) = w_{ji}(k) + \eta^w(k)e(k)t_{ji}(k) \exp\left(-\frac{\tau_{ji}^2(k)}{2}\right), \\ c_{ji}(k+1) = c_{ji}(k) + \eta^c(k)e(k)w_{ji}(k)t_{ji}^c(k) \exp\left(-\frac{\tau_{ji}^2(k)}{2}\right), \\ \sigma_{ji}^{-1}(k+1) = \sigma_{ji}^{-1}(k) + \eta^\sigma(k)e(k)w_{ji}(k)t_{ji}^\sigma(k) \exp\left(-\frac{\tau_{ji}^2(k)}{2}\right), \end{cases}$$

де скалярні коефіцієнти  $\eta^w(k)$ ,  $\eta^c(k)$ ,  $\eta^\sigma(k)$  визначають крок зсуву в просторі настроюваних параметрів.

**Застосування нечіткого логічного виводу при вейвлет-аналізі сигналів.** Обробка сигналів з використанням апарату вейвлетів ускладнюється початковим вибором виду материнського вейвлета. Звичайно як параметра, що визначає цей вибір, виступає зовнішня схожість виду досліджуваної функції та функції перетворення. Крім того, для розв'язку задачі шумоподавлення використовують порогову обробку (трешолдінг) вейвлет-коефіцієнтів, яка ускладнюється початковим вибором типу порогової обробки. Від цього типу залежить якість шумоподавлення сигналу, яке оцінюється у відношенні сигнал/шум. Для подолання зазначених недоліків у дослідженнях пропонується використовувати схему вейвлет-аналізу, в якій з використанням нечіткої системи визначається вид вейвлета і тип порогу при м'якому трешолдінгу, тобто пороговій обробці, при якій до нуля наближаються всі коефіцієнти за модулем менші значення порогу, а інші коефіцієнти зменшуються за модулем на величину порогу (рис. 3).

Проілюструємо запропоновану модель на простому прикладі. Була створена нечітка система з 5 входними змінними і 1 вихідною. В якості входних змінних виступають такі властивості вейвлетів: аналіз; симетрія; регулярність; компактний носій; нульові моменти. В якості терм-множини першої лінгвістичної змінної використовувалася множина  $T_1 = \{\text{«ортогональний»}, \text{«майже ортогональний»}, \text{«не ортогональний»}, \text{«біортогональний»}\}$ . В якості терм-множини другої лінгвістичної змінної використовувалася множина  $T_2 = \{\text{«вейвлети симетричні»}, \text{«вейвлети майже симетричні»}, \text{«вейвлети не симетричні»}\}$ . В якості терм-множини третьої лінгвістичної змінної використовувалася множина  $T_3 = \{\text{«слабка»}, \text{«середня»}, \text{«сильна»}\}$ .

В якості вихідної змінної виступає змінна «номер сімейства вейвлета» зі списку: 0) предвейвлети; 1) вейвлети Мейера, 2) вейвлети Добеши; 3) симлети; 4) койфлети; 5) біортогональні пари вейвлетів.

В якості алгоритму нечіткого виводу використовується алгоритм Сугено нульового порядку з постійними функціями належності вихідного блоку. Алгоритм Сугено першого порядку не використову-

ється, оскільки відсутні знання про лінійної залежності між входними і вихідними змінними.

Система нечіткого виводу містить 6 правил нечітких продукцій:

**ПРАВИЛО 1:** ЯКЩО «аналіз не ортогональний» І «вейвлети симетричні» І «немає компактного носія», ТО «вейвлети із сімейства предвейвлетів».

**ПРАВИЛО 2:** ЯКЩО «аналіз ортогональний» І «вейвлети симетричні» І «немає компактного носія», ТО «вейвлети з сімейства вейвлетів Мейера».

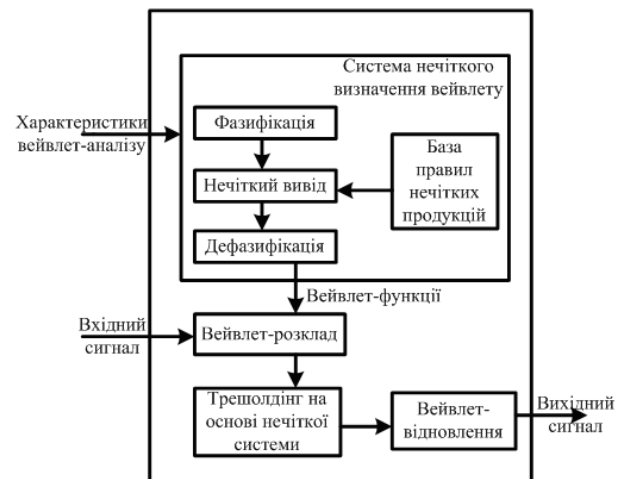


Рис. 3. Вейвлет-аналіз сигналу з використанням нечіткого виводу

**ПРАВИЛО 3:** ЯКЩО «аналіз ортогональний» І «вейвлети не симетричні» І «є компактний носій» І «слабка регулярність», ТО «вейвлети з сімейства вейвлетів Добеши».

**ПРАВИЛО 4:** ЯКЩО «аналіз ортогональний» І «вейвлети майже симетричні» І «є компактний носій» І «слабка регулярність» І «немає нульових моментів», ТО «вейвлети із сімейства симлетів».

**ПРАВИЛО 5:** ЯКЩО «аналіз ортогональний» І «вейвлети майже симетричні» І «є компактний носій» І «слабка регулярність» І «є нульові моменти», ТО «вейвлети із сімейства койфлетів».

**ПРАВИЛО 6:** ЯКЩО «аналіз біортогональний» І «вейвлети симетричні» І «середня регулярність» І «є компактний носій», ТО «вейвлети біортогональні».

Можливе використання моделі нечіткої вейвлет-нейронної мережі AWNFIS, яка реалізує систему нечіткого виводу Сугено у вигляді п'ятишарової нейронної мережі прямого розповсюдження сигналу (рис. 1). Головною відмінністю є використання вейвлет-функцій приналежності у першому шарі.

## Висновок

В процесі дослідження комбінованих моделей обробки інформації в електронних системах керування авіаційних ГТД розроблено алгоритм вияв-

лення материнського вейвлету на основі апарату нечіткої логіки; модифіковано алгоритм навчання вейвлет-нейрона на основі градієнтних методів; розроблені математична модель і алгоритм реалізації нечіткої вейвлет-нейронної мережі. Запропонований підхід комбінованої обробки інформації може бути використано при побудові системи діагностування технічного стану ГТД, його елементів та системи керування.

### Література

1. Пашаев, А.М. Оценка технического состояния ГТД по полетной информации [Текст] / А.М. Пашаев, Р.А. Садыхов, Н.В. Макаров // Газотурбинные и комбинированные установки и двигатели: тез. докл. XI Всерос. межвуз. науч.-техн. конф. – М.: МГТУ, 2003. – С.35.

2. Амосов, О.С. Интеллектуальные информационные системы. Нейронные сети и нечеткие системы [Текст]: учеб. пособие / О.С. Амосов. – Комсомольск-на-Амуре: ГОУВПО «КНАГТУ», 2005. – 106 с.

3. Магола, Д.С. Модели и алгоритмы обучения вейвлет-нейронных сетей и нечетких вейвлет-нейронных сетей [Текст] / Д.С. Магола // Информатика и системы управления. – 2008. – № 3 (17). – С. 91-101.

4. Астафьева, Н.М. Вейвлеты и их использование [Текст] / Н.М. Астафьева, И.О. Дремин // Успехи физических наук. – 2001. – № 5. – С. 465-561.

5. Бодянский, Я.В. Искусственные нейронные сети: архитектуры, обучение, применения [Текст] / Е.В. Бодянский. – Х.: ТЕЛТЕХ, 2004. – 369 с.

Поступила в редакцию 31.05.2013, рассмотрена на редколлегии 13.06.2013

**Рецензент:** д-р техн. наук, проф., профессор кафедры М.М. Митрахович, Національний авіаційний університет, Київ.

### КОМБИНИРОВАННЫЕ МОДЕЛИ ОБРАБОТКИ ИНФОРМАЦИИ В ЭЛЕКТРОННЫХ СИСТЕМАХ УПРАВЛЕНИЯ АВИАЦИОННЫХ ДВИГАТЕЛЕЙ

**В.В. Панин, С.В. Енчев, С.С. Товкач**

Статья посвящена разработке современных моделей и алгоритмов с использованием вейвлетов и нейронно-нечетких сетей для обработки информации в электронных системах управления авиационных газотурбинных двигателей. Рассматривается комбинация нейронных сетей и систем нечеткого логического вывода для обучения нечеткой вейвлет-нейронной сети; структура вейвлет-нейрона, а также алгоритм его обучения, используя градиентную процедуру. На основе алгоритма Сугено приведены применения нечеткого вывода при вейвлет-анализе сигналов для первоначального выбора материнского вейвлета.

**Ключевые слова:** идентификация, электронная система управления, газотурбинный двигатель, нейронно-нечеткие сети, вейвлет-анализ, аппроксимация, вейвлет-нейрон, нечеткая вейвлет-нейронная сеть.

### COMBINED MODELS OF INFORMATION PROCESSING IN THE ELECTRONIC CONTROL SYSTEMS OF AIRCRAFT ENGINES

**V.V. Panin, S.V. Enchev, S.S. Tovkach**

The article is devoted to the development of advanced models and algorithms using wavelets and network-based fuzzy inference systems for information processing in electronic control systems of gas turbine engines. Considered the combination of neural networks and fuzzy logic inference systems for training the wavelet-network-based fuzzy inference system; the structure of wavelet neuron and its learning algorithm, using a gradient procedure. Described using fuzzy inference in wavelet analysis of signals for the initial choice of the mother wavelet based on Sugeno algorithm.

**Key words:** identification, electronic control system, gas turbine engine, network-based fuzzy inference systems, the wavelet analysis, approximation, wavelet neuron, wavelet-network-based fuzzy inference system.

**Панин Владислав Вадимович** – д-р техн. наук, профессор, ректор Київської державної академії водного транспорту ім. 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 «НАУ», Київ, Україна, e-mail: esw@ukr.net.

**Товкач Сергій Сергійович** – аспірант кафедри автоматизації та енергоменеджменту Аерокосмічного інституту Національного авіаційного університету «НАУ», Київ, Україна, e-mail: tcctit7@ukr.net.