

УДК 629.735

DOI: 10.25140/2411-5363-2018-3(13)-152-160

Сергій Бойко, Євген Волканін,

Олексій Городній, Оксана Борисенко, Леонід Вершняк

ЗАСТОСУВАННЯ НЕЙРОННИХ МЕРЕЖ ПРИ АВТОМАТИЗАЦІЇ ДІАГНОСТИКИ СТАНУ АВІАЦІЙНОГО ГЕНЕРАТОРА ГВИНТОКРИЛА

Актуальність теми дослідження. З огляду на те, що за останні десятиліття кількість нещасних випадків, збоїв обладнання, у тому числі нещасних випадків на вертольотах, становило понад десять, актуальною науково-практичною задачею являється діагностика і прогнозування змін стану авіаційного генератора.

Постановка проблеми. Основна мета цієї роботи – розробка нейронної мережі, яка буде враховувати основні технічні та експлуатаційні характеристики авіаційного генератора вертольота з метою діагностики і подальшого прогнозування його стану, скорочуючи час обчислень і збільшуючи рівень достовірності результатів.

Аналіз останніх досліджень і публікацій. Проблема інформаційної діагностики авіаційної техніки описана в роботах, в яких застосовуються різні методи визначення несправностей авіаційної техніки. Використання нейронних мереж у вирішенні завдань управління динамічними системами вивчається вченими і дослідниками, робота яких демонструє високий потенціал об'єднання двох обчислювальних технологій – штучних нейронних мереж і генетичних алгоритмів для вирішення задач синтезу інтелектуальних систем керування.

Виділення недосліджених частин загальної проблеми. Нині є безліч підходів до проблеми діагностики складних динамічних об'єктів, у тому числі авіаційного генератора вертольота, найбільш поширеним з яких є інформаційна діагностика, одним із методів якої є використання нейронних мереж. Використання нейронних мереж управління дозволяє істотно усунути математичні проблеми аналітичного синтезу та аналізу властивостей досліджуваного об'єкта. Це пояснюється тим, що якість процесів управління в нейронних системах багато в чому залежить від фундаментальних властивостей багатопарових нелінійних нейронних мереж, а не від аналітичних розрахованих оптимальних законів. Багатопарові нейронні мережі мають ряд переваг, що дозволяє їх використовувати в задачах управління динамічними об'єктами.

Постановка завдання. Метою цієї роботи є створення нейронної мережі, яка буде враховувати основні технічні та експлуатаційні характеристики авіаційного генератора вертольота.

Виклад основного матеріалу. При діагностуванні авіаційного генератора вертольота повинні враховуватися такі параметри: теплові параметри генератора, рівень шуму генератора, частота обертання генератора, опір ізоляції контурів ротора, струм зворотної послідовності, рівень вібрації генератора, биття валу генератора, відхилення напруги, коливання напруги, коефіцієнт несинусоїдальності кривої напруги, коефіцієнт n -ї гармонійної складової напруги непарного (парного) порядку, коефіцієнти нульової послідовності, відхилення частоти імпульсної напруги. Водночас необхідно швидко обчислити вихідний стан генератора в поточному режимі роботи для даної функції. Найбільш оптимальним методом вирішення проблеми є використання нейронних мереж, що скоротить час обчислень, підвищить рівень надійності результатів.

Висновки відповідно до статті. У статті виконано синтез нейрорегулятора прогнозу NN Prediction Controller для вирішення завдання автоматизації діагностики стану авіаційного генератора вертольота в реальних режимах роботи шляхом розробки моделі нейромережевої системи в Simulink програмного пакету MATLAB. Також встановлено, які параметри істотно впливають на якість регулювання та визначено оптимальні значення параметрів. Використання нейромережевої моделі для автоматизації діагностики стану авіаційного генератора вертольота забезпечило високу якість ідентифікації параметрів нейрорегулятора. Це дозволило вибрати оптимальні значення параметрів нейрорегулятора, що забезпечить високі динамічні характеристики системи діагностики стану авіаційного генератора вертольота.

Ключові слова: система контролю стану; авіаційний генератор; нейронні мережі.

Рис.: 5. Бібл.: 15.

Постановка проблеми. Зважаючи на те, що за останні десятиліття кількість авіаційних подій, відмов обладнання, у тому числі аварій вертольота Мі-8МТВ, становило не один десяток, актуальним науково-практичним завданням є діагностика і прогнозування змін стану роботи авіаційного генератора. Нині існує велика кількість підходів до проблеми діагностики складних динамічних об'єктів, до яких відноситься й авіаційний генератор вертольота, найбільш поширеним з яких є інформаційна діагностика [1-4], одним із методів якої є застосування нейронних мереж.

Застосування нейронних мереж для управління дозволяє значною мірою спростити математичні проблеми аналітичного синтезу та аналізу властивостей досліджуваного об'єкта. Це пояснюється тим, що якість процесів управління в нейронних системах більшою мірою залежить від фундаментальних властивостей багатопарових нелінійних нейронних мереж, а не від аналітично розрахованих оптимальних законів. Багатопарові нейронні мережі мають певні переваги, що зумовлює їх застосування в задачах управління динамічними об'єктами [5].

TECHNICAL SCIENCES AND TECHNOLOGIES

Аналіз останніх досліджень і публікацій. Проблематика інформаційної діагностики авіаційної техніки висвітлена в роботах [5-8], в яких застосовані різні методики визначення несправностей авіаційної техніки. Застосування нейронних мереж у вирішенні завдань управління динамічними системами виконуються вченими та дослідниками [7], у роботах яких продемонстровано високий потенціал об'єднання двох обчислювальних технологій – штучних нейронних мереж і генетичних алгоритмів для вирішення задач синтезу інтелектуальних систем керування.

Дослідження присвячені питанням управління нелінійними динамічними об'єктами за допомогою штучних нейронних мереж, у тому числі й у вітчизняних наукових центрах [8]. Особлива увага приділяється вдосконаленню методів навчання нейронних мереж, ідентифікації нелінійних нестационарних об'єктів за допомогою нейронних мереж, синтезу нейромережевих систем керування нелінійними об'єктами.

Визначення невирішених частин загальної проблеми. Таким чином, актуальним науково-практичним завданням є діагностика стану роботи авіаційного генератора вертольота.

Мета статті. Головною метою цієї роботи є розробка нейронної мережі, яка буде враховувати основні технічні та експлуатаційні характеристики авіаційного генератора вертольота, з метою діагностики та подальшого прогнозування його стану, при цьому скоротивши час розрахунків і збільшивши рівень достовірності результатів.

Виклад основного матеріалу. При діагностиці авіаційного генератора вертольота необхідно враховувати такі параметри: теплові параметри генератора (x_1), рівень шуму генератора (x_2), частота обертання генератора (x_3), електричний опір ізоляції ланцюгів ротора (x_4), струм зворотної послідовності (x_5), рівень вібрацій корпусу генератора (x_6), биття вала генератора (x_7), відхилення напруги ($\delta U, \%$) (x_8), розмах зміни напруги ($\delta U_t, \%$) (x_9), доза коливань напруги ($\psi, \%$) (x_{10}), коефіцієнт несинусоїдальності кривої напруги ($k_{nc} U, \%$) (x_{11}), коефіцієнт n -й гармонійної складової напруги непарного (парного) порядку ($kU_{(n)}, \%$) (x_{12}), коефіцієнт зворотної послідовності напруги ($k_2 U, \%$) (x_{13}), коефіцієнт нульової послідовності напруг ($k_0 U, \%$) (x_{14}), тривалість провалу напруги ($\Delta t_{пр}, c$) (x_{15}), імпульсна напруга ($U_{имп}, B$) (x_{16}), відхилення частоти ($\Delta f, Гц$) (x_{17}) [12]. При цьому, необхідно оперативно по заданій функції розрахувати вихідний стан генератора при поточному режимі роботи [9].

Найбільш оптимальним методом вирішення поставленого завдання є застосування нейронних мереж, що дозволить скоротити час розрахунків, при цьому збільшивши рівень достовірності результатів [10].

Приймається, що перераховані вище параметри утворюють багатозарову нейронну мережу з $n = 17$ входами й одним виходом (рис. 1). Кожен i -й нейрон першого шару ($i = 1, 2, \dots, m = 17$) має $n = 17$ входів, які прописані вагами $w_{1i}, w_{2i}, \dots, w_{ni}$.

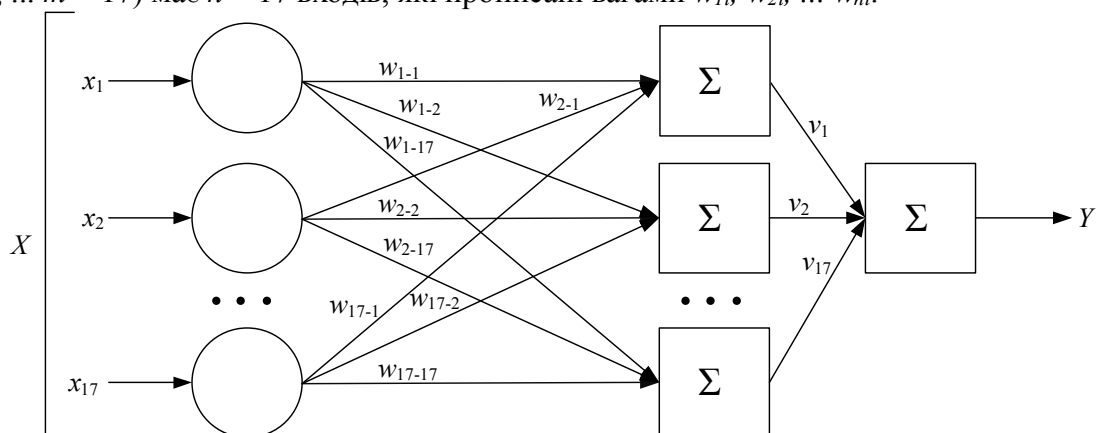


Рис. 1. Структура нейронної мережі для реалізації діагностики стану генератора вертольота

Подаючи на входи будь-які числа x_1, x_2, \dots, x_{17} , отримаємо на виході значення деякої функції $Y = F(x_1, x_2, \dots, x_{17})$, яке є відповіддю (реакцією) мережі. Відомо, що відповідь мережі залежить як від вхідного сигналу, так і від значень її внутрішніх параметрів – ваг нейронів, тобто:

$$F(x_1, x_2, \dots, x_{17}) = \sum_{i=1}^{m=17} v_i \sigma \left(\sum_{j=0}^{n=17} x_j w_{ji} \right), \quad (1)$$

де $F(x_1, x_2, \dots, x_{17})$ – будь-яка безперервна функція, певна на обмеженій множині.

$$\sigma(s) = \frac{1}{1 + e^{-\alpha s}}, \quad (2)$$

де $\sigma(s)$ – сигмоїдальна функція.

$$F(x_1, x_2, \dots, x_n) = \sum_{i=1}^{2n+1} g_i \left(\sum_{j=1}^n h_{ij}(x_j) \right). \quad (3)$$

Застосувавши теорему Колмогорова (3), де g_i і h_{ij} – безперервні функції, причому h_{ij} не залежить від функції F для змінних, визначено, що для реалізації функції змінних досить операцій підсумовування і композиції функції однієї змінної.

Оскільки найважливішою властивістю нейронних мереж є їх можливість навчатися на основі даних про об'єкт дослідження й у результаті навчання підвищувати свою функціональність, пропонується застосувати адаптивний крок навчання нейронної мережі, який реалізується у вигляді градієнтного методу [11], в якому зміна ваг описується залежністю:

$$\vec{w}_{k+1} = \vec{w}_k + \eta_k p_k, \quad (4)$$

де η_k – розмір кроку на k -ій ітерації, p_k – вектор, який задає напрямок руху й обчислюється за формулою:

$$\vec{p}_k = \vec{g}_k + \sum_{i=1}^{\min(k-1, m)} \beta_i \vec{g}_{k-1}, \quad (5)$$

де g_j – вектор, який задає напрямок антиградієнта на j -ій ітерації; β_i – коефіцієнт, який визначає вагу i -го градієнта; m – визначає кількість запам'ятовуваних градієнтів; k – порядковий номер поточної ітерації.

Градієнтний метод навчання з (5) виходить при $m = 0$, а методи спряжених градієнтів, які найбільш часто використовуються при навчанні нейронних мереж, виходять шляхом підсумовування всіх попередніх напрямків (при $m = \infty$).

Такий метод зводить до мінімуму втручання людини в навчання нейронних мереж, спрощуючи їх налаштування, оскільки не кожен користувач нейромережових технологій володіє знаннями у сфері методів оптимізації.

Навчання ж нейронної мережі з постійним кроком здійснюється за допомогою правила Хебба, яке полягає в тому, що навчання відбувається в результаті збільшення сили зв'язку (синаптичної ваги) між одночасно активними нейронами. З огляду на вищевказане часто використовувані в мережі зв'язки посилюються, що пояснює феномен навчання шляхом повторення і звикання. Правило навчання Хебба записується в такий спосіб [12]:

$$w_{ij}(t+1) = w_{ij}(t) + x_i y_j, \quad (6)$$

де t – час; x_i і y_j – відповідно вихідне значення i -го і j -го нейронів, при цьому передбачається, що $w_{ij}(0) = 0$.

Постійний крок навчання нейронної мережі також реалізується за допомогою процедури навчання Розенблатта (навчання персептрона), яка характеризується тим, що

TECHNICAL SCIENCES AND TECHNOLOGIES

вагові коефіцієнти нейронної мережі змінюються тільки в тому випадку, якщо вихідна реакція мережі y не збігається з еталонною d , і містить швидкість навчання a і не змінює вагові коефіцієнти, якщо вихідні сигнали мережі збігаються з еталонними. Правило навчання Розенблатта в загальній формі має вигляд [15]:

$$W(t+1) = W(t) - a(y-t)X = W(t) + a(t-y)X. \quad (7)$$

Для навчання розробленої нейронної мережі недостатньо сформулювати навчальні набори входів-виходів. Необхідно також визначити помилку прогнозувань мережі. Помилка мережі представляється у вигляді функції від синаптичних коефіцієнтів і мінімізується одним з градієнтних методів. Традиційно використовують середньоквадратичну помилку (підсумовування проводиться за всіма виходами):

$$E = \frac{1}{2}(y-d)^2, \quad (8)$$

де y – вихід нейронної мережі, d – бажане значення виходу.

Таким чином, застосування адаптивного алгоритму є більш гнучким рішенням при навчанні розробленої нейронної мережі.

Синтез нейромережевої системи управління генератора вертольота проводився за допомогою пакета прикладних програм Neural Network Toolbox системи MATLAB.

Для вирішення поставленого завдання було вибрано регулятор NN Predictive Controller, який використовує модель керованого об'єкта у вигляді нейронної мережі для того, щоб спрогнозувати його майбутню поведінку. Крім того, регулятор обчислює сигнал управління, який оптимізує поведінку об'єкта на заданому інтервалі часу. Отже, проектування нейрорегулятора складається з двох етапів: етап ідентифікації авіаційного генератора як керованого об'єкта й етапу синтезу закону керування. На етапі ідентифікації розробляється модель керованого об'єкта у вигляді нейронної мережі, яка на етапі синтезу використовується для синтезу регулятора [13].

На рис. 2 показана структурна схема запропонованої нейромережевої системи діагностики стану авіаційного генератора вертольота, розроблена в MATLAB Simulink. Ця структура включає блок керованого об'єкта (Subsystem) і блок регулятора NN Predictive Controller, а також блоки генерації еталонного ступеневої сигналу з випадковою амплітудою Random Reference, блок побудови графіків.

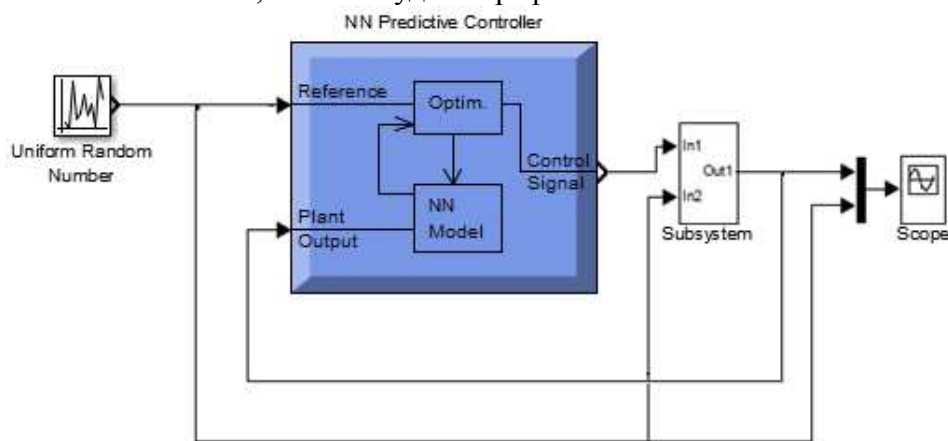


Рис. 2. Система діагностики стану авіаційного генератора вертольота з нейрорегулятором NN Predictive Controller

Програма генерації навчальної послідовності генерує навчальні дані шляхом впливу ряду випадкових східчастих сигналів на модель керованого об'єкта (генератора). Графіки вхідного і вихідного сигналів моделі автоматизованої системи діагностики стану авіаційного генератора вертольота виводяться на екран (рис. 3). Після закінчення генерації навчальної послідовності передбачається або прийняти згенеровані дані, або відмовитися від них.

Елементи нейронної мережі відповідають таким параметрам: розмір прихованого шару $S = 17$, кількість елементів запізнювання на вході моделі $N_i = 2$, кількість елементів запізнювання на виході моделі $N_j = 5$.

Відомо, що в процесі навчання нейронної мережі вектори входу представляються як числові масиви вибірок, що відповідає груповому представленню даних. Навчання здійснюється з використанням алгоритму Льовенберг-Марквардта. Динаміка зміни помилки навчання, а також перевірки на контрольній і тестовій множині відображаються у вікні, зображеному на рис. 4. Після завершення навчання результати відображаються на графіках, як це показано на рис. 5.

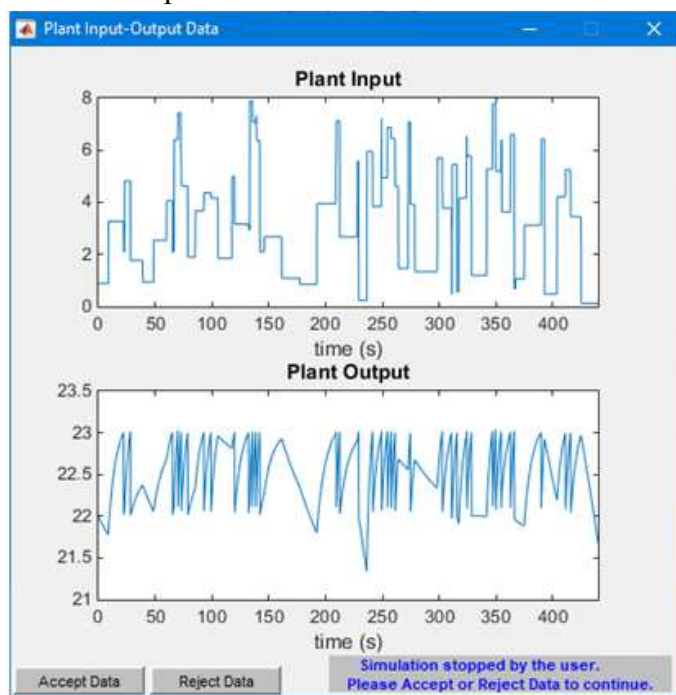


Рис. 3. Графіки входного і вихідного сигналів при генерації навчальної послідовності моделі автоматизованої системи діагностики стану авіаційного генератора вертольота

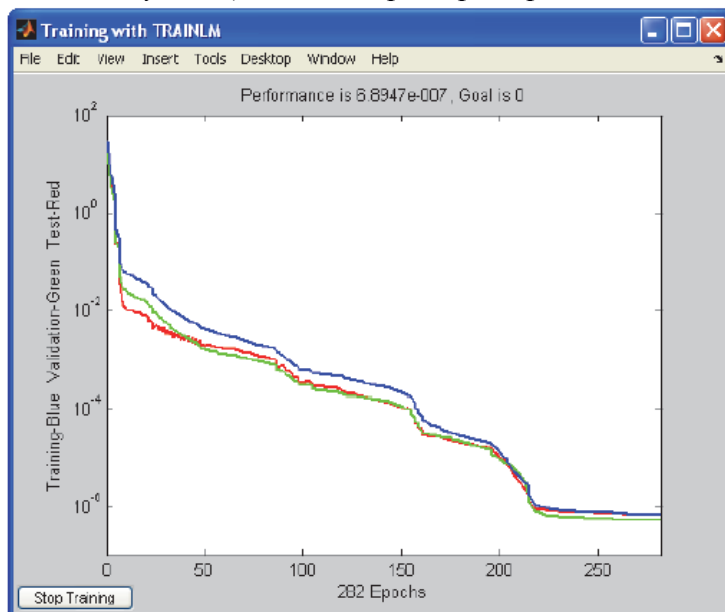


Рис. 4. Вікно контролю процесу навчання моделі автоматизованої системи діагностики стану авіаційного генератора вертольота

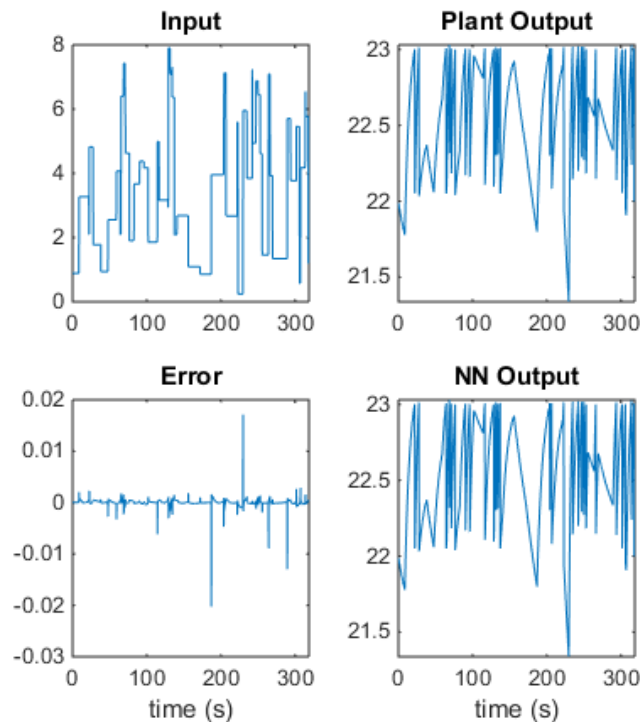


Рис. 5. Результати тренування моделі автоматизованої системи діагностики стану авіаційного генератора вертольота

Значення N_2 і γ істотно впливають на роботу системи [5]. При їх збільшенні точність зростає, однак обсяг обчислень на кожному такті дискретності істотно збільшується. Для розв'язуваної задачі оптимальні значення знаходяться в межах $N_2 = 15 \dots 25$ і $\gamma = 2 \dots 3$.

При ідентифікації авіаційного генератора найбільш важливим питанням є вибір кількості нейронів прихованого шару S . При малій кількості нейронів мережа не може виконувати поставлене завдання, а при великому – спостерігається явище перенавчання і зростає обсяг обчислень. Для цієї задачі оптимальні значення $S = 9 \dots 14$, при цьому помилка навчання, а також помилка ε на контрольній і тестовій множині не перевищує $10^{-5} \dots 10^{-4}$.

Успіх тренування мережі великою мірою залежить від довжини навчальної вибірки N_B і такту дискретності, що визначає інтервал між двома послідовними моментами знімання даних. Оптимальним у розв'язуваної задачі є: $N_B = 10000$ і $\Delta t = 0,05$ с. При збільшенні Δt знижується точність, яка визначається як різниця між помилкою навчання і помилкою, отриманою на контрольній і тестовій множині. Зменшення Δt викликає необхідність відповідного збільшення N_B і, як наслідок, значно збільшується час тренування мережі, при цьому істотного зниження ε не спостерігається [14].

Для отримання представницької вибірки необхідно правильно задати максимальне і мінімальне значення інтервалу ідентифікації. Розмір їх залежить від параметрів об'єкта Subsystem, у цій роботі прийнято $t_{\min} = 4 \dots 5$ с, $t_{\max} = 10 \dots 20$ с.

При синтезі моделі нейромережевої системи задається кількість елементів запізнювання на вході z_1 та виході z_2 моделі. Найкращі результати отримані при $z_1 = 2$, $z_2 = 2 \dots 4$.

Результат тренування мережі залежить від початкового значення ваг нейронної мережі w_{ij} і кількості циклів навчання $N_{\mathcal{U}}$. Для досягнення глобального мінімуму процес навчання необхідно повторювати багато разів при різних початкових значеннях w_{ij} і величини $N_{\mathcal{U}}$. У цій роботі для кожного варіанта мережі вибиралося кілька десятків початкових точок розрахунку. Кількість циклів навчання, після закінчення яких помилка навчання переставала зменшуватися, становило 300 ... 400 [15].

Висновки відповідно до статті. У статті виконано синтез нейрорегулятора прогнозу NN Prediction Controller для вирішення завдання автоматизації діагностики стану авіаційного

генератора вертольота в реальних режимах роботи шляхом розробки моделі нейромережевої системи в Simulink програмного пакета MATLAB. Також встановлено, які параметри істотно впливають на якість регулювання та визначено оптимальні значення їх параметрів.

Використання нейромережевої моделі для автоматизації діагностики стану авіаційного генератора вертольота забезпечило підвищення якості ідентифікації параметрів нейрорегулятора. Це дозволило вибрати оптимальні значення параметрів нейрорегулятора, що забезпечило високі динамічні характеристики системи діагностики стану авіаційного генератора вертольота.

Список використаних джерел

1. Синчук О. Н. Нейронные сети и управление процессом управления электроснабжением объектов от комбинированных электрических сетей / О. Н. Синчук, С. Н. Бойко // *Технічна електродинаміка*. – 2014. – № 5. – С. 53–55.
2. Машошин О. Ф. Информационное обеспечение процессов диагностирования авиационной техники / О. Ф. Машошин, А. В. Бигус // *Научный вестник МГТУ ГА*. – 2002. – № 49. – С. 44–48.
3. Машошин О. Ф. Диагностика авиационной техники : учебное пособие / О. Ф. Машошин. – М. : МГТУ ГА, 2007. – 141 с.
4. Синтез нейрорегулятора NN Predictive Controller для управління трьохмасовою електро-механічною системою / Т. Ю. Василець, О. О. Варфоломійєв, Р. В. Тютюн, Ю. О. Алфьоров, А. О. Власов // *Системи обробки інформації*. – 2017. – Вип. 3 (149). – С. 88–95.
5. Машошин О. Ф. Инструментальные методы диагностики авиационной техники : учебное пособие / О. Ф. Машошин. – М. : МГТУГА, 2010. – 88 с.
6. Головкин В. А. Нейронные сети: обучение, организация и применение. Книга 4 : учебное пособие для вузов / В. А. Головкин. – М. : ИПРЖР, 2001. – 256 с.
7. Клепиков В. Б. Применение методов нейронных сетей и генетических алгоритмов в решении задач управления электроприводами / В. Б. Клепиков, К. В. Махотило, С. А. Сергеев // *Электротехника*. – 1999. – № 5. – С. 2–6.
8. Нейро-фаззи регулятор для электроприводов с проскальзыванием / В. Б. Клепиков, А. В. Клепиков, О. Ю. Глебов, П. Л. Моисеенко, И. С. Полянская // *Вісник Національного технічного університету «Харківський політехнічний інститут»*. – 2002. – Т. 4, № 9. – С. 47–52.
9. Руденко О. Г. Основы теории искусственных нейронных сетей / О. Г. Руденко, Е. В. Бодянский. – Х. : ТЕЛТЕХ, 2002. – 317 с.
10. Лиля В. Б. Алгоритм и программная реализация адаптивного метода обучения искусственных нейронных сетей / В. Б. Лиля // *Инженерный вестник Дона*. – 2012. – Т. 19, № 1. – С. 55–59.
11. Пивоваров В. А. Применение аппарата теории статистической классификации к задачам диагностирования авиационной техники / В. А. Пивоваров, О. Ф. Машошин // *Научный вестник МГТУ ГА*. – 1999. – № 20. – С. 25–30.
12. Острейковский В. А. Теория надежности / В. А. Острейковский. – М. : Абрис, 2012. – 463 с.
13. Input Current Parameters Analysis for PFC based on Quasi-Resonant and Conventional Boost / Denisov Y. O., Stepenko S. A., Gorodny A. N., Kravchenko V. A. // *International Scientific Conference on Electronics and Nanotechnology(ELNANO): Thirty-Fourth Annual IEEE, 2014*. – P. 393–397.
14. Switch operation power losses of quasi-resonant pulse converter with parallel resonant circuit / Denisov Y., Gorodny A., Gordienko V., Yershov R., Stepenko S., Kostyrieva O., Prokhorova A. // *International Scientific Conference on Electronics and Nanotechnology(ELNANO): Thirty-Fourth Annual IEEE, 2016*. – P. 327–332.
15. Impact of Supply Voltage Change on the Energy Performance of Boost Quasi-Resonant Converter for Radioelectronic Equipment Power Supplies / Gorodny O., Gordienko V., Stepenko S., Boyko S., Sereda O. // *Modern Electrical and Energy Systems (MEES)*. – 2017. – P. 232–235.

References

1. Sinchuk O. N., Boiko S. N. (2014). Neironnyye seti i upravlenie protsessom upravleniia elektrosnabzheniem obektov ot kombinirovannykh elektricheskikh setei [Neural networks and management of the process of power supply control of facilities from combined electric networks]. *Tekhnichna elektrodinamika - Technical electro-dynamics*, 5, 53-55 [in Russian].
2. Mashoshin, O. F., Bigus, A. V. (2002). Informatsionnoe obespechenie protsessov diagnostirovaniia avia-tcionnoi tekhniki [Information support of processes of diagnosing aviation equipment]. *Nauchnyi vestnik MGTU GA – Scientific Bulletin of the Moscow State Technical University*, 49, 44–48 [in Russian].

TECHNICAL SCIENCES AND TECHNOLOGIES

3. Mashoshin, O. F. (2007). *Diagnostika aviatcionnoi tekhniki [Diagnostics of Aviation Equipment]*. Moscow: In MSTU [in Russian].
4. Vasylets, T. Yu., Varfolomiiev, O. O., Tiutiun, R. V., Alforov, Yu. O., Vlasov, A. O. (2017). Syntez neirorehuliatora NN Predictive Controller dlia upravlinnia trokhmasovoiu elektromekhanichnoiou systemoiu [Synthesis of the NN Predictive Controller for controlling a three-mass electromechanical system]. *Systemy obrobky informatsii – Information processing systems*, 3 (49), 88–95 [in Ukrainian].
5. Mashoshin, O. F. (2010). *Instrumentalnye metody diagnostiki aviatsionnoi tekhniki [Instrumental methods of aviation equipment diagnostics]*. Moscow: In MSTU [in Russian].
6. Golovko V. A. (2001). Neironnye seti: obuchenie, organizatsiia i primenenie. Kniga 4 [Neural networks: training, organization and application. Book 4]. Moscow: In IPRZhR [in Russian].
7. Klepikov, V. B., Mahotilo, K. V., Sergeev, C. A. (1999). Primenenie metodov neironnykh setei i geneticheskikh algoritmov v reshenii zadach upravleniia elektroprivodami [Application of methods of neural networks and genetic algorithms in solving problems of control of electric drives]. *El-ektrotehnika – Electrical Engineering*, 5, 2–6 [in Russian].
8. Klepikov, V. B., Klepikov, A. V., Glebov, O. Iu., Moiseenko P. L., Polianskaia, I. S. (2002). Neuro-fazzi regulator dlia elektroprivodov sproskalzyvaniem [Neuro-Fuzzy controller for electric drives with slippage]. *Visnyk Natsionalnoho tehnicnoho universytetu «Kharkivskiy politechnychnyi instytut» – Bulletin of the National Technical University «Kharkiv Polytechnic Institute»*, 9, 47–52 [in Russian].
9. Rudenko, O. G. (2002). *Osnovy teorii iskusstvennykh neironnykh setei [Fundamentals of the theory of artificial neural networks]*. Kharkiv: TELETEKH [in Russian].
10. Lila, V. B. (2012). Algoritm i programmaia realizatsiia adaptivnogo metoda obucheniia iskusstvennykh neironnykh setei [Algorithm and software implementation of the adaptive method of learning artificial neural networks]. *Inzhenernyi vestnik Dona – The engineer's messenger of the Don*, 1, 55–59 [in Russian].
11. Pivovarov, V. A. (1999). Primenenie apparata teorii statisticheskoy klassifikatsii k zadacham diagnostirovaniia aviatsionnoi tekhniki [The application of the apparatus of the theory of statistical classification to the problems of diagnosing aviation equipment]. *Nauchnyi vestnik MGTU GA – Scientific Bulletin of the Moscow State Technical University*, 20, 25–30 [in Russian].
12. Ostreikovskii, V. A. (2012). *Teoriia nadezhnosti [Theory of reliability]*. Moscow: Abris [in Russian].
13. Denisov, Y. O., Stepenko, S. A., Gorodny, A. N., Kravchenko, V. A. (2014). Input Current Parameters Analysis for PFC based on Quasi-Resonant and Conventional Boost. *International Scientific Conference on Electronics and Nanotechnology (ELNANO): Thirty-Fourth Annual IEEE*.
14. Denisov, Y., Gorodny, A., Gordienko, V., Yershov, R., Stepenko, S., Kostyrieva, O., Prokhorova, A. (2016). Switch operation power losses of quasi-resonant pulse converter with parallel resonant circuit. *International Scientific Conference on Electronics and Nanotechnology (ELNANO): Thirty-Fourth Annual IEEE*.
15. Gorodniy, O., Gordienko, V., Stepenko, S., Boyko, S., Sereda, O. (2017). Impact of Supply Voltage Change on the Energy Performance of Boost Quasi-Resonant Converter for Radioelectronic Equipment Power Supplies. *Modern Electrical and Energy Systems (MEES)*.

UDC 629.735

*Serhii Boiko, Yevhen Volkanin, Oleksiy Gorodny, Oksana Borysenko, Leonid Vershniak***APPLICATION OF NEURAL NETWORKS WITH AUTOMATION OF DIAGNOSTICS OF THE HELICOPTER AVIATION GENERATOR STATUS**

Urgency of the research. Based on the fact that over the past decades, the number of accidents, equipment failures, including accidents of helicopters amounted to more than a dozen, the urgent scientific and practical task is to diagnose and predict changes in the state of the aviation generator.

Target setting. The main goal of this work is the development of a neural network that will take into account the main technical and operational characteristics of the helicopter's aviation generator, with a view to diagnosing and further predicting its state, while reducing the computation time and increasing the level of reliability of the results.

Actual scientific researches and issues analysis. The problem of informational diagnostics of aviation equipment is described in papers in which various methods for determining malfunctions of aviation equipment are applied. The use of neural networks in solving problems of managing dynamic systems is performed by scientists and researchers, whose work demonstrates the high potential of combining two computational technologies - artificial neural networks and genetic algorithms for solving problems of the synthesis of intelligent control systems.

Uninvestigated parts of general matters defining. Currently, there are a large number of approaches to the problem of diagnosing complex dynamic objects, which include the helicopter's aviation generator, the most common of which is infor-

mation diagnostics, one of the methods of which is the use of neural networks. The use of neural control networks makes it possible to substantially remove the mathematical problems of analytical synthesis and analysis of the properties of the object under study. This is explained by the fact that the quality of control processes in neural systems largely depends on the fundamental properties of multilayer nonlinear neural networks, and not on analytically calculated optimal laws. Multi-layer neural networks have a number of advantages, which leads to their use in the tasks of managing dynamic objects.

The research objective. The purpose of this work is the development of a neural network that will take into account the basic technical and operational characteristics of the helicopter's aviation generator.

The statement of basic materials. When diagnosing a helicopter's aviation generator, the following parameters should be taken into account: generator thermal parameters, generator noise level, generator rotation frequency, insulation resistance of rotor circuits, negative sequence current, generator vibration level, generator shaft beating, voltage deviation, voltage swing, voltage fluctuation dose, non-sinusoid coefficient of the voltage curve, coefficient of a harmonic component of the voltage of an odd (even) order, coefficient reverse voltages sequence coefficient zero sequence voltages, the voltage dip duration, the pulse voltage frequency deviation. At the same time, it is necessary to quickly calculate the output state of the generator in the current mode of operation for a given function.

The most optimal method for solving the problem is the use of neural networks, which will reduce the computation time, while increasing the level of reliability of the results

Conclusions. The article synthesizes the NN Prediction Controller neuro-regulator to solve the problem of automating the diagnostics of the state of the helicopter's aviation generator in real operation modes by developing the neural network system model in Simulink of the MATLAB software package. It was also established which parameters significantly influence the quality of regulation and the optimal values of the parameters are determined.

The use of the neural network model for automating the diagnostics of the state of the helicopter's aviation generator provided a high quality identification of the parameters of the neuro-regulator. This made it possible to choose the optimal values of the parameters of the neuro-regulator, which ensured high dynamic characteristics of the system for diagnosing the state of the helicopter's aviation generator.

Keywords: state monitoring system; aircraft generator; neural networks.

Fig.: 5. References: 15.

Бойко Сергій Миколайович – кандидат технічних наук, викладач кафедри енергозабезпечення і систем управління, Кременчуцький льотний коледж Національного авіаційного університету (вул. Перемоги, 17/6, м. Кременчук, 39605, Україна).

Boiko Serhii – PhD in Technical Sciences, teacher of the Department of Energy Supply and Management Systems, Kremenchuk Flight College of National Aviation University (17/6 Peremohy Str., 39605 Kremenchuk, Ukraine).

E-mail: bsn1987@i.ua

ORCID: <http://orcid.org/0000-0001-9778-2202>

Scopus Author ID: 56417478200

Волканін Євген Євгенійович – кандидат технічних наук, завідувач кафедри енергозабезпечення і систем управління, викладач кафедри енергозабезпечення і систем управління, Кременчуцький льотний коледж Національного авіаційного університету (вул. Перемоги, 17/6, м. Кременчук, 39605, Україна).

Volkaniin Yevhen – PhD in Technical Sciences, Head of the Department of Energy Supply and Management Systems, teacher of the Department of Energy Supply and Management Systems, Kremenchuk Flight College of National Aviation University (17/6 Peremohy Str., 39605 Kremenchuk, Ukraine).

E-mail: science.nv.klknau@gmail.com

ORCID: <http://orcid.org/0000-0003-3507-1987>

Городній Олексій Миколайович – кандидат технічних наук, старший викладач кафедри промислової електроніки, Чернігівський національний технологічний університет (вул. Шевченка, 95, м. Чернігів, 14035, Україна).

Gorodny Oleksiy – PhD in Technical Sciences, senior lecturer of the Industrial Electronics Department, Chernihiv National University of Technology (95 Shevchenka Str., 14035 Chernihiv, Ukraine).

E-mail: aleksey.gorodny@gmail.com

ORCID: <http://orcid.org/0000-0001-5303-9564>

Web of Science: H-1425-2016

Scopus Author ID: 55327980200; 56338229500; 57191829796.

Борисенко Оксана Миколаївна – спеціаліст I категорії, Кременчуцький льотний коледж Національного авіаційного університету (вул. Перемоги, 17/6, м. Кременчук, 39605, Україна).

Borysenko Oksana – specialist category I, Kremenchuk Flight College of National Aviation University (17/6 Peremohy Str., 39605 Kremenchuk, Ukraine).

E-mail: o.borisenko.klk@gmail.com

ORCID: <http://orcid.org/0000-0002-7858-1349>

Вершняк Леонід Володимирович – аспірант, Чернігівський національний технологічний університет (вул. Шевченка, 95, Чернігів, 14035, Україна).

Vershniak Leonid – PhD student, Chernihiv National University of Technology (95 Shevchenka Str., 14035 Chernihiv, Ukraine).

E-mail: L_Vershnyak@mail.ru

ORCID: <https://orcid.org/0000-0001-7178-7339>