

КОНТРОЛЬ І ДІАГНОСТИКА ПРОЦЕСІВ ТА СИСТЕМ В ПРИЛАДОБУДУВАННІ

УДК 004.032.26(043.2)

СИСТЕМА КЛАСИФІКАЦІЇ ДЕФЕКТІВ НА ОСНОВІ ШТУЧНИХ НЕЙРОННИХ МЕРЕЖ

¹⁾Переїденко А.В., ¹⁾Єременко В.С., ²⁾Павленко Ж.О., ¹⁾Національний авіаційний університет, м. Київ, Україна; ²⁾Національний технічний університет України «Київський політехнічний інститут», м. Київ, Україна

Запропоновано та досліджено застосування штучних нейронних мереж для вирішення задач класифікації дефектів стільникових панелей. Описано алгоритм побудови та принцип дії системи класифікації дефектів на основі багатомірного перцептрону. Приведено результати застосування розробленої системи для діагностики технічного стану стільникових панелей.

Ключові слова: нейронна мережа, стільникові панелі, система класифікації дефектів.

Вступ

Задача класифікації є задачею віднесення об'єкта до однієї з декількох попарно не пересічних множин. При вирішенні задач класифікації необхідно віднести наявні статичні об'єкти до певних класів. Можливі декілька способів представлення даних. Найбільш поширеним є спосіб, при якому об'єкт представляється вектором. Компонентами цього вектора є різні характеристики об'єкта, які впливають на прийняття рішення про те, до якого класу можна віднести даний об'єкт. Таким чином, на підставі деякої інформації про об'єкт контролю, необхідно визначити, до якого класу його можна віднести. Класифікатор таким чином відносить об'єкт до одного з класів відповідно до певного розбиття N -вимірного простору, який називається простором входів, і розмірність цього простору співпадає з кількістю компонент вектора.

В ідеальному випадку після попередньої обробки інформаційних параметрів отримуємо задачу класифікації лінійно роздільних множин, оскільки після цього значно спрощується побудова класифікатора. На жаль, при вирішенні реальних задач доводиться мати справу зі складними, лінійно нероздільними областями діагностичних ознак, а також має місце обмежена кількість зразків, на підставі яких і проводиться побудова класифікатора. При цьому неможливо провести таку класифікацію, при якій буде досягнута лінійна роздільність об'єктів. Отже, задача побудови системи класифікації, яка здатна проводити нелінійне розділення і класифікацію об'єктів за набором діагностичних ознак, що мають велику розмірність, є актуальною.

Постановка задачі

У даній статті пропонується вирішити поставлену задачу із застосуванням нейронних мереж. Здебільшого нейронні мережі виявляються найбільш ефек-

тивним способом класифікації, тому що генерують фактично велике число регресійних моделей (які використовуються у вирішенні задач класифікації статистичними методами).

Для побудови нейромережевого класифікатора була вибрана нейронна мережа «Багатошаровий перцептрон» [1]. Як відомо, при трьох і більше шарах у перцептроні область рішення може складатися з несуміжних областей, обмежених гіперплощиною. Багатошарові перцептрони дають можливість будувати складні розділювальні поверхні і тому мають широке застосування для вирішення задач класифікації. Ця модель нейронної мережі легко реалізується із застосуванням сучасних програмних та апаратних засобів. Отже, за допомогою багатошарового перцептрона можна вирішувати задачі довільної складності.

Для побудови системи класифікації дефектів в стільникових панелях був реалізований трьохшаровий перцептрон з різною кількістю нейронів у прихованих шарах і у вихідному шарі. Нейрони кожного шару з'єднуються з нейронами попереднього і подальшого шарів за принципом "кожен з кожним". Кількість нейронів у вихідному шарі залежить від кількості класів, а кількість нейронів у прихованих шарах обирається на основі складності поверхонь гіперплощин, що розділяють діагностичні ознаки, які описують ділянки з різним ступенем дефектності.

Кожен шар виконує нелінійне перетворення від лінійної комбінації вихідних сигналів попереднього шару. Розроблена багатошарова мережа формує на виході довільну багатовимірну функцію при відповідному виборі кількості шарів, діапазону зміни сигналів і параметрів нейронів. Почерговим розрахунком лінійних комбінацій і нелінійних перетворень досягається апроксимація довільної багатовимірної функції при відповідному виборі параметрів мережі.

Під час розробки нейронної мережі необхідно визначити спосіб представлення вхідних даних для нейронної мережі, тобто визначити спосіб нормування. Нормування є необхідним, оскільки нейронні мережі працюють з даними, представленими числами в діапазоні 0..1 або іншому (залежно від функції активації нейронів), а початкові дані можуть мати довільний діапазон або взагалі бути нечисловими даними. При цьому можливі різні способи, починаючи від простого лінійного перетворення в необхідний діапазон і закінчуючи багатовимірним аналізом параметрів і нелінійним нормуванням залежно від впливу параметрів один на одного.

Для навчання багатошарового перцептрону використовувався метод зворотнього розповсюдження помилки [2]. Необхідною умовою використання даного методу є неперервність похідної функції активації нейронів мережі. Саме тому в розробленій нейронній мережі в якості функції активації використовується три функції із сімейства сигмоїдальних функцій:

1) Проста сигмоїдальна функція активації $\sigma(\text{NET})$ – гладка монотонна нелінійна S-подібна функція. Дана функція описується аналітично виразом:

$$\text{OUT} = \frac{1}{1 + e^{-\text{NET}}}, \text{ де NET – зважена сума усіх входів нейрона.}$$

2) Функція Фермі або експоненціальна сигмоїда $F(\text{NET})$ –

$$\text{OUT}=F(\text{NET})=\frac{1}{1+e^{-2\alpha\times\text{NET}}}.$$

3) Гіперболічний тангенс $\text{th}(\text{NET})$ – $\text{OUT}=\text{th}(\text{NET})=\frac{e^{\text{NET}}-e^{-\text{NET}}}{e^{\text{NET}}+e^{-\text{NET}}}.$

Для оцінки якості навчання нейронної мережі використовувалась сумарна квадратична помилка

$$E=\frac{1}{2}\sum_s\sum_j(d_j^s-y_j^s)^2,$$

де d_j^s – еталонна відповідь; y_j^s – відповідь нейронної мережі.

Алгоритм побудови класифікатора на основі нейронних мереж

1. Робота з даними:

- скласти базу даних з навчальних прикладів, характерних для даної задачі;
- розбити всю сукупність даних на дві множини: навчальну і тестову.

2. Попередня обробка:

– вибрати систему ознак, характерних для даної задачі, і перетворити дані відповідним чином для подачі на вхід мережі. В результаті бажано отримати лінійно відокремлюваний простір множини даних;

- вибрати систему кодування вихідних значень.

3. Конструювання, навчання і оцінка якості мережі:

- вибрати топологію мережі: кількість шарів, число нейронів в шарах тощо;
- вибрати функцію активації нейронів;
- вибрати алгоритм навчання мережі;
- оцінити якість роботи мережі на основі контрольної множини або іншого критерію, оптимізувати архітектуру;
- вибрати оптимальний варіант мережі, який забезпечує найкращу здібність до узагальнення, і оцінити якість роботи за тестовою множиною.

4. Застосування та діагностика:

- з'ясувати ступінь впливу різних чинників на прийняття рішення;
- переконатися, що мережа дає необхідну достовірність класифікації;
- при необхідності повернутися на етап 2, змінивши спосіб представлення об'єктів або змінивши базу даних;
- практично використовувати мережу для вирішення поставленої задачі.

Результати досліджень

Розробка програмного забезпечення системи класифікації стану об'єктів контролю виконувалась у програмному пакеті NI LabVIEW 2009. Використання цього середовища програмування дозволило розробити багатофункціональну систему контролю композиційних матеріалів. Великий набір вбудованих математичних перетворень, легкість підключення зовнішніх компонентів, набір ін-

струментів для створення графічного інтерфейсу користувача дали можливість швидко отримати багатофункціональний програмний продукт. Наявність інтерпретатора коду мови програмування C/C++, організована на високому рівні інтеграція з мовою математичного програмування MatLAB, можливість роботи з динамічними бібліотеками dll дозволили з максимальною ефективністю застосувати вже існуючі програмні модулі та блоки, виключивши при цьому трудомісткий процес їх перекладу на єдину мовну платформу.

Структурну схему роботи розробленої системи зображено на рис. 1.



Рис. 1. Робота системи класифікації технічного стану об'єктів на основі багатошарового персептрона

Основними вузлами розробленої системи є:

1) Блок зчитування даних. Дозволяє зчитувати експериментальні дані з первинного приладу (в даному випадку дефектоскопу) в режимі реального часу або з носіїв даних.

2) Блок ініціалізації нейронної мережі. Відповідає за формування нейронної мережі. Оператору надається можливість вибору кількості шарів мережі, а також кількість нейронів у кожному шарі, вибір типу функції активації, темп та алгоритм навчання мережі. Для навчання мережі можливо вибрати алгоритм швидкого розповсюдження помилки та його модифікації, а саме QuickProp, метод спряжених градієнтів, а також метод Rprop (Resilient Propagation).

3) Блок вибору діагностичних параметрів. Даний модуль дозволяє вибрати найбільш інформативні параметри із сукупності діагностичних ознак та сформувати відповідний вектор вхідних даних. У низці випадків можна обмежитись векторами даних невеликої розмірності.

4) Блок формування навчальної вибірки. Для роботи нейронної мережі її треба навчити. Саме для цієї мети необхідно сформувати репрезентативну навчальну вибірку, яка містить множину пар векторів $\{x^s, d^s\}, s=1 \dots S$, де $\{x^s\} = \{x^1 \dots x^S\}$ – формалізована умова задачі, а $\{d^s\} = \{d^1 \dots d^S\}$ – відоме рішення для цієї умови. Кількість елементів в навчальній вибірці має бути доста-

тнім для навчання, щоб сформувати набір параметрів мережі, що дає потрібне відображення $X \rightarrow Y$.

5) Блок навчання нейронної мережі. Виконує послідовний ітеративний процес навчання сформованої нейронної мережі за обраним алгоритмом навчання. Даний модуль дозволяє візуалізувати функцію помилки процесу навчання багатошарового персептрону. Критерієм зупинки процесу навчання є задане порогове значення помилки.

6) Блок класифікації із використанням багатошарового персептрону. Сформована та навчена нейронна мережа виконує класифікацію стану об'єкту контролю за векторами діагностичних ознак.

7) Блок самотестування системи. Є важливою складовою системи, дозволяє проводити тестування та валідацію роботи розробленої системи. Цей модуль може використовуватись для перевірки працездатності системи, а також зберігати еталонну вибірку даних та значення вагових коефіцієнтів нейронної мережі для даної вибірки, що використовуються для валідації розробленої системи.

Інтерфейс користувача розробленої системи (рис. 2) містить наступні елементи керування:

1) Вибір параметрів нормування за інформаційними ознаками. Даний блок дозволяє привести вхідні дані до заданого діапазону значень, що є необхідним для належної роботи розробленої системи, і залежить від конкретного типу нейронних мереж та функції активації нейронів.

2) Вибір матриці вагових коефіцієнтів нейронів мережі. Дозволяє вибирати матриці вагових коефіцієнтів, що зберігаються у вигляді файлів на фізичному носії даних (жорсткий диск, flash-пам'ять, CD/DVD носії даних тощо). Подібний підхід є зручним, оскільки дає можливість використовувати розроблену архітектуру нейронної мережі для вирішення широкого кола задач діагностики та неруйнівного контролю вузлів авіаційних конструкцій. Отже, сформувавши відповідну матрицю вагових коефіцієнтів для розв'язку конкретної задачі (класифікації, прогнозування, розрахунок необхідних параметрів та характеристик тощо), перенастроювання розробленої мережі на новий режим роботи полягатиме тільки у підключенні відповідної матриці вагових коефіцієнтів, а не у повній зміні архітектури мережі та її перепрограмуванні.

3) Вибір кількості нейронів на кожному шарі нейронної мережі. Дозволяє змінювати в разі необхідності архітектуру мережі, виставляти параметри кожного шару окремо і ефективно використовувати розроблену мережу для вирішення поставлених задач. У випадку необхідності можна видалити з мережі надлишкові нейрони, тим самим спрощуючи розрахунки і підвищуючи швидкість роботи.

4) Вибір функції активації нейронів мережі. Для вирішення конкретних задач можуть використовуватись різні функції активації, використання яких дає можливість отримати найвищу достовірність неруйнівного контролю. Даний блок дає можливість оперувати з найбільш поширеними функціями активації,

що використовуються в нейронній мережі типу «Багатошаровий перцептрон» (сигмоїдальна, гіперболічний тангенс, функція Фермі).

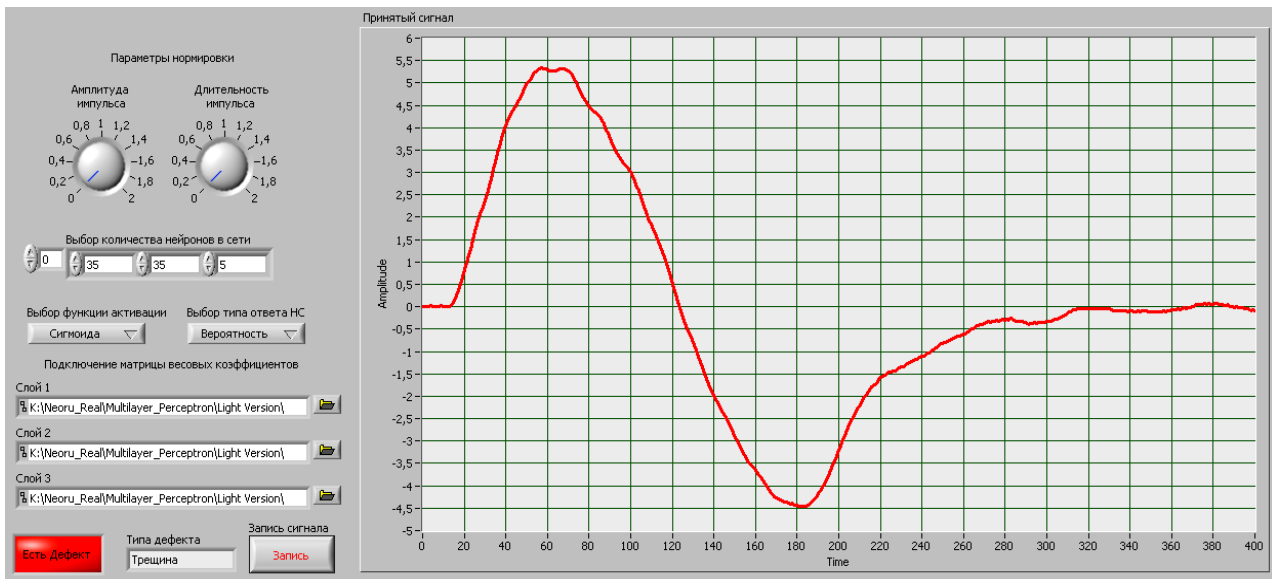


Рис. 2. Інтерфейс користувача розробленої системи

5) Вибір типу відповіді нейронної мережі. Нейронна мережа може видавати сигнал про наявність або відсутність дефекту в контрольованому об'єкті або видавати вірогідність наявності та типу певного відомого дефекту.

б) Запис отриманого сигналу. Існує можливість зберігати отриманий сигнал з первинного приладу для формування бази даних сигналів, подальшої обробки та аналізу або для формування звіту про результат діагностики та неруйнівного контролю вузлів авіаційних конструкцій.

Також присутні засоби індикації, що відображають візуалізований інформаційний сигнал з датчика, наявність дефекту та його тип.

Для дослідження розробленої системи класифікації були використані експериментальні дані, отримані при проведенні контролю зразків стільникових панелей методом низькошвидкісного удару [3]. Метод низькошвидкісного удару заснований на вимірюванні параметрів ударного впливу на контрольований об'єкт. При впливі на об'єкт контролю бойка виникає імпульс сили ударної взаємодії, який характеризується амплітудою, тривалістю та формою. Зразок, що досліджували, мав п'ять характерних зон – без дефектну і чотири зони з різним ступенем пошкодженості. Апробація розробленої системи проводилась із використанням двох діагностичних ознак: амплітуди та тривалості імпульсу інформаційного сигналу отриманого методом низькошвидкісного удару. Зміна вказаних параметрів дає можливість визначати наявність дефекту стільникової панелі та класифікувати його тип за ступенем пошкодженості. Отже, використання інших параметрів при вирішенні даних задач не обов'язкове, що спрощує архітектуру розробленої нейронної мережі, підвищує швидкодію системи та зменшує апаратні витрати.

Експериментально досліджувалося декілька архітектур багатошарового персептрона з різною кількістю нейронів на першому і другому прихованих шарах. Результати дослідження представлені у табл. 1. Опис архітектури багатошарового персептрону наведено у форматі $XX|YY|ZZ$, де XX – кількість нейронів у першому шарі, YY – кількість нейронів у другому шарі, ZZ – кількість нейронів у вихідному шарі.

Таблиця 1. Достовірність класифікації із застосуванням багатошарового персептрону

Тип ділянки	Архітектура багатошарового персептрону						
	30 30 5	40 40 5	60 60 5	80 80 5	100 100 5	120 120 5	200 200 5
без дефекту	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00
дефект 1	0,94	0,96	0,97	0,98	0,98	0,98	0,98
дефект 2	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00
дефект 3	0,90	0,90	0,92	0,92	0,93	0,93	0,94
дефект 4	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00
Вірогідність контролю	0,96	0,97	0,98	0,98	0,98	0,98	0,98

Достовірність контролю при застосуванні багатошарового персептрону для класифікації дефектних ділянок різних типів складає від 96 до 98%, достовірність визначення бездефектної ділянки складає 100%. Отже даний тип нейронної мережі може точно виділити непридатний до подальшої експлуатації об'єкт контролю. Також слід відзначити, що достовірність результатів неруйнівного контролю із застосуванням багатошарового персептрону з кількістю нейронів у прихованих шарах більшою за 60 не призводить до значного підвищення показника достовірності, але істотно знижує швидкодію системи та підвищує потребу у додаткових ресурсах комп'ютера, тому їх застосування для вирішення поставлених задач є недоцільним.

На рис. 3 – 7 показано розподіл діагностичних ознак у площині амплітуда-тривалість імпульсу від дефектних і бездефектної ділянок досліджуємого зразка стільникової панелі. Літерою *a* позначена виділена область діагностичних ознак, що характерні для конкретного класу, літерою *b* – область діагностичних ознак, що не відносяться для даного класу (характерні для інших класів). Із рис. 3 – 7 чітко видно, що багатошаровий персептрон провів нелінійну класифікацію і виділив області зі складною структурою (нелінійними границями).

Висновки

Як наслідок проведеної роботи було розроблено систему класифікації технічного стану стільникових панелей, яка дозволяє визначити дефектні ділянки об'єкта контролю та провести їх класифікацію за ступенем пошкодженості. Застосування апарату штучних нейронних мереж для обробки отриманих експериментальних даних дає можливість автоматизувати цей процес та процес прийняття рішень за результатами неруйнівного контролю.

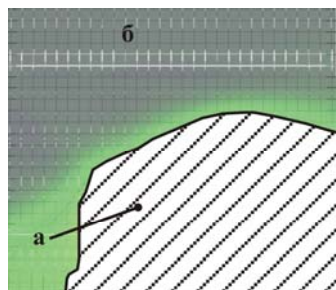


Рис. 3. Розподіл діагностичних ознак, характерних для бездефектної ділянки

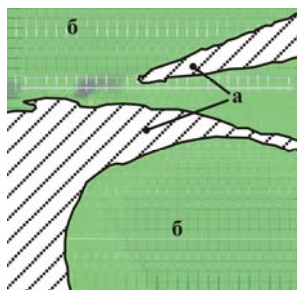


Рис. 4. Розподіл діагностичних ознак, характерних для дефектної ділянки типу 1

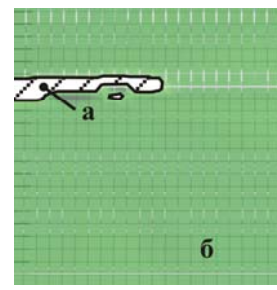


Рис. 5. Розподіл діагностичних ознак, характерних для дефектної ділянки типу 2

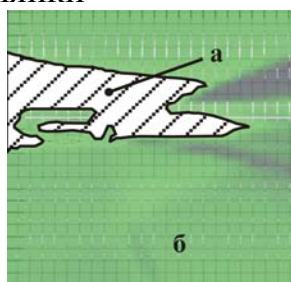


Рис. 6. Розподіл діагностичних ознак, характерних для дефектної ділянки типу 3

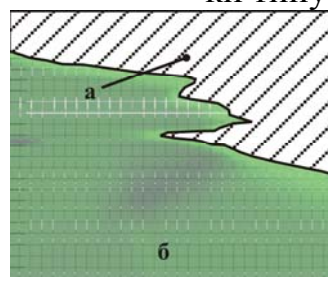


Рис. 7. Розподіл діагностичних ознак, характерних для дефектної ділянки типу 4

Розроблена нейронна мережа дозволяє виконувати нелінійне розділення та класифікацію об'єктів за набором діагностичних ознак, виділяти складну залежність між ступенем пошкодженості об'єкта контролю та значеннями інформативних параметрів. Під час навчання нейронна мережа може автоматично змінювати власні параметри, досягаючи при цьому найбільш високої достовірності контролю.

До недоліків системи можна віднести необхідність для навчання багатошарового перцептрону існування навчальної вибірки, що містить інформацію про можливі дефекти.

Внесення інформації про новий тип дефекту супроводжується повним перенавчанням мережі. Вирішити даний недолік можливо використанням гібридних нейронних мереж, або комбінації багатошарового перцептрону з іншими мережами, що навчаються без учителя та мають здатність змінювати свої параметри у процесі роботи і пристосовуватись до зміни вхідних даних.

Система класифікації на базі багатошарового перцептрона має високу достовірність контролю.

Отримані результати показали перспективність застосування нейронних мереж при проведенні неруйнівного контролю та класифікації дефектів.

Література

1. Хайкин С. Нейронные сети: полный курс, 2-е издание. – М.: Издательский дом «Вильямс», 2006. – 1104 с.
2. Короткий С. Нейронные сети: алгоритм обратного распространения. - <http://lii.newmail.ru>
3. Еременко В.С. Обнаружение ударных повреждений сотовых панелей методом низкоскоростного удара / В.С. Еременко, В.М. Мокийчук, А.М. Овсянкин // Техническая диагностика и неразрушающий контроль. – 2007. – № 1. – С. 24 - 27.

¹⁾ **А. В. Переиденко, ¹⁾ В. С. Еременко, ²⁾ Ж. А. Павленко**

¹⁾ *Национальный авиационный университет, г. Киев, Украина;*

²⁾ *Национальный технический университет Украины «Киевский политехнический институт», г. Киев, Украина*

СИСТЕМА КЛАССИФИКАЦИИ ДЕФЕКТОВ НА ОСНОВЕ ИСКУССТВЕННЫХ НЕЙРОННЫХ СЕТЕЙ

Предложено и исследовано использование искусственных нейронных сетей для решения задач классификации дефектов сотовых панелей. Описано алгоритм построения и принцип действия системы классификации дефектов на основе многослойного перцептрона. Приведены результаты использования разработанной системы для диагностики технического состояния сотовых панелей.

Ключевые слова: нейронная сеть, сотовые панели, система классификации дефектов.

¹⁾ **A. V. Pereyidenko, ¹⁾ V. S. Eremenko, ²⁾ J. O. Pavlenko**

¹⁾ *National aviation university, Kyiv, Ukraine;*

²⁾ *National technical university of Ukraine «Kyiv Polytechnic Institute», Kyiv, Ukraine*

DEMERIT RATING SYSTEM BASED ON ARTIFICIAL NEURAL NETWORKS

Use of artificial neural networks for classification of defects in cellular panels was introduced and investigated. Algorithm of construction and principles of operation demerit rating system which based on multilayer perceptron is described in the article. Results of practical use developed system for diagnostics of a cellular panels' technical condition was represented.

Keywords: neural network, cellular panels, demerit rating system.

*Надійшло до редакції
23 червня 2010 року*