

УДК 621.3

Н.О. МАТВЄЄВА, Л.Я. МАРТИНОВИЧ, Ю.В. ЛАЗОРЕНКО

Дніпропетровський національний університет імені Олеся Гончара

ВИБІР ОПТИМАЛЬНОЇ НЕЙРОННОЇ МЕРЕЖІ ДЛЯ ВИЗНАЧЕННЯ ДЕФЕКТІВ В КОМПОЗИТНИХ МАТЕРІАЛАХ

Представлені результати дослідження нейронних мереж: каскадної, шаблонної та мережі з прямим розповсюдженням сигналу для визначення дефектів в композитних матеріалах. Моделювання виконувалося в середовищі MATLAB за допомогою функцій тренування Левенберга-Марквардта, регуляризації Байєса, у перерахунку сполучених (стражених) градієнтів, тренування цільного зворотного поширення.

Ключові слова: нейронні мережі, алгоритми навчання, розширення, композитні матеріали.

N.A. MATVEEVA, L.Y. MARTYNOVYCH, U.V. LAZORENKO

Oles Honchar Dnipropetrovs'k National University

CHOICE OF THE OPTIMAL NEURAL NETWORK FOR DETERMINING DEFECTS IN COMPOSITE MATERIALS

Annotation

In this article the possibility of using artificial neural networks to detect defects in composite materials are discussed. The aim is to analyze and evaluate the potential of neural networks to identify bundles of defects in composite materials.

We used such a neural network: feedforward neural network, cascade-forward neural network, pattern recognition network.

At first formed many input vectors, which included 300 samples and 300 defective samples without defects. Then successively for the training they were served on the investigated neural networks. Training was performed using such algorithms: Levenberg-Marquardt backpropagation, Bayesian regularization backpropagation, Scaled conjugate gradient backpropagation, Resilient backpropagation.

To determine the effectiveness of each network used mean square error.

The best results for all neuron networks showed by the algorithm of Levenberg-Marquardt, then with regularization on Bayesian. Comparison of results showed that the probed neuron networks can be applied for determination of defects in composite materials

Keyword: neuron networks, training algorithm, the stratifications defects, composition materials.

Постановка проблеми та аналіз публікацій. Останнім часом авіаційно-космічна галузь, так само як і інші галузі, усе більше й більше вимагає застосування високотехнологічних матеріалів, використання компонентів, які мають багатшарову композитну структуру. Завдяки високим стандартам якості й вимогам відповідності нормам безпеки, неруйнівні методи контролю незамінні у виробництві й технічному обслуговуванні об'єктів зі складною композитною структурою [1, 2].

Неруйнівний контроль композитів можливо виконувати за допомогою вихорострумowego методу, який заснований на реєстрації зміни густини вихрових струмів, а тому застосовуються в основному для контролю якості електропровідних об'єктів: металів, сплавів, графіту, напівпровідників [3]. Незначна глибина зони контролю обумовлена обмеженим проникненням електромагнітного поля в провідне середовище. Тому виявляють дефекти типу несучільностей, які виходять на поверхню або залягають на невеликій глибині, наприклад: різноманітні тріщини, розшарування, плівки, раковини, непровідні вклучення тощо, але саме вони являються первопричиною подальших руйнувань виробу [4].

Задача визначення тріщин і розшарувань та ухвалення рішення щодо придатності виробів до недавнього часу цілком була покладена на людину, яка здійснює контроль виробів. Існують характерні риси форми сигналу від дефектів різного типу. Досвідчені фахівці часто використовують цю інформацію для ухвалення рішення щодо наявності браку – розпізнають сигнали приладу неруйнівного контролю.

Для розв'язання таких задач останнім часом використовують штучні нейронні мережі [5, 6], які володіють універсальними та адаптивними властивостями й забезпечують високу ефективність розпізнавання. Але, у свою чергу, характеризуються такими недоліками, як тривалість і складність процесу навчання, складність підбора параметрів нейронної мережі для впевненого розв'язання задачі.

Метою роботи є порівняльний аналіз використання різноманітних нейронних мереж, у тому числі, мережі прямого поширення, каскадної мережі з прямим розповсюдженням сигналу та зворотним поширенням помилки та шаблонної мережі, які навчалися за допомогою функцій тренування Левенберга-Марквардта, регуляризації за Байєсом, у перерахунку сполучених градієнтів, тренування граничного зворотного поширення для розпізнавання дефектності композитних матеріалів.

Основна частина. При використанні модуляційного методу вихорострумовой дефектоскопії виділення інформації досягається переміщенням вихорострумowego перетворювача (ВСП) відносно

об'єкта з деякою швидкістю. Якщо відома залежність сигналу від положення дефектної ділянки відносно ВСП, то виходячи з швидкості взаємного переміщення можна визначити форму сигналу.

Для підвищення якості й оперативності розпізнавання дефектності виробів з композитних матеріалів необхідно виконувати попередній автоматизований аналіз отриманої інформації. Виникає задача – аналізуючи оброблювані сигнали, потрібно отримати інформацію щодо наявності та розмірів дефектів

Для ідентифікації пошкоджень на поверхні композитного матеріалу використовувались нейронні мережі. Кожна штучна нейронна мережа являє собою множину простих елементів – нейронів, які сполучені певним чином. Задача нейронної мережі полягає у перетворенні інформації. Конкретний вигляд виконуваної мережею перетворення даних обумовлюється не тільки характеристиками нейронів, які входять до її структури, але і особливостями її архітектури, а саме топологією міжнейронних зв'язків, напрямом і способами передачі інформації між нейронами, а також засобами навчання мережі.

В роботі запропоновано використовувати такі типи нейронних мереж: каскадна мережа із прямим поширенням сигналу й зворотним поширенням помилки; мережа із прямим поширенням сигналу й зворотним поширенням помилки; мережі розпізнавання образів із прямим поширенням сигналу.

Ці мережі належать до багатосарових. Вхідний шар нейронних елементів виконує розподільні функції, вихідний шар служить для обробки інформації від попередніх шарів і отримання результату. Шари, розташовані між вхідним і вихідним шарами є проміжними або схованими. І вихідний, і сховані шари є оброблюваними. Іншим важливим питанням є число нейронних елементів у схованих шарах. З одного боку, при зростанні їхнього числа росте точність, з іншої, при занадто великій розмірності схованих шарів виникає явище перетренування мережі, що погіршує узагальнюючі здатності нейронних мереж. Тому число нейронних елементів у схованому шарі повинне бути менше числа тренувальних зразків.

Отримані модуляційні характеристики оброблювались за допомогою обчислювального середовища MATLAB R2010b з використанням Neural Network Toolbox [7].

Структурні схеми досліджуваних мереж представлені на рис. 1–3.

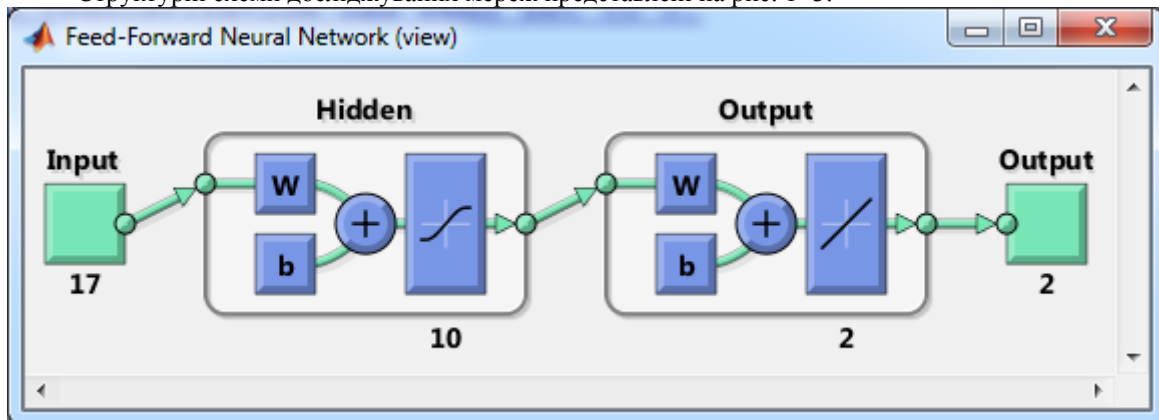


Рис. 1. Мережа прямого поширення сигналу

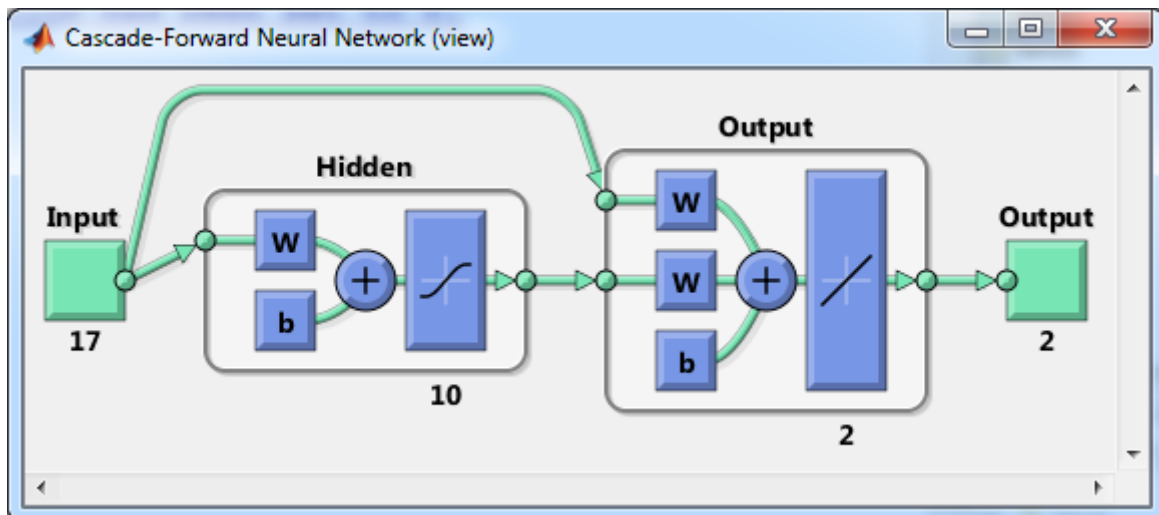


Рис. 2. Каскадна мережа

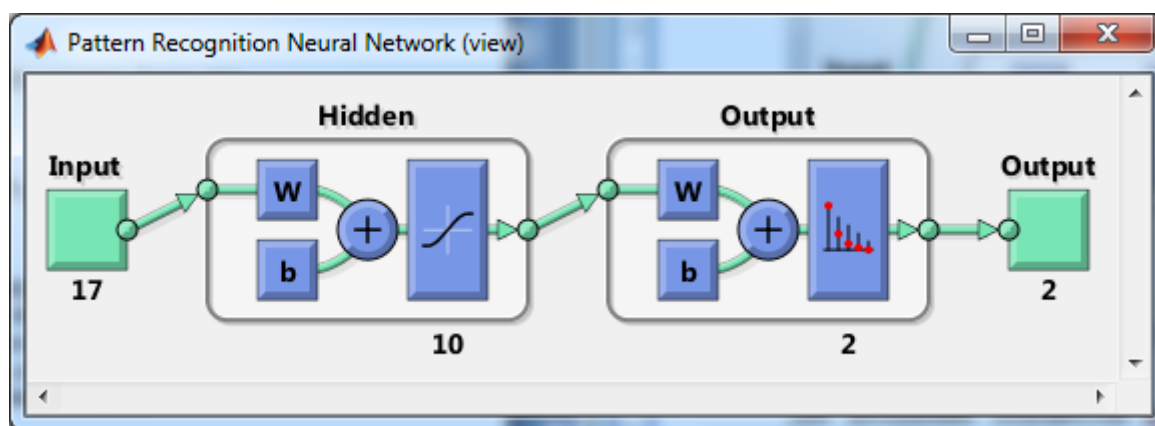


Рис. 3. Мережа розпізнавання образів

За своєю структурою представлені мережі схожі, використовують алгоритм зворотного розповсюдження помилки, котрий є ефективним методом для навчання нейронних мереж. Даний алгоритм мінімізує середньоквадратичну помилку нейронної мережі та функціонує до тих пір, поки сумарна середньоквадратична помилка мережі не стане менше заданої.

Алгоритм зворотного поширення помилки передбачає для кожного тренувального набору модифікацію синаптичних зв'язків всіх шарів нейронної мережі. При цьому зміна вагових коефіцієнтів одного шару нейронної мережі відбувається без урахування зміни інших шарів. Це може призвести до нестабільності процесу навчання, що характеризується відсутністю тенденції до зниження середньоквадратичної помилки мережі.

Для вирішення поставленого завдання формувались спочатку вектори входів, основані на модуляційних кривих, отриманих при взаємодії вихорострумового перетворювача з композитним матеріалом без дефекту та з одним дефектом у вигляді розшарування. На рис. 4 наведено приклади сигналів з дефектом та без дефекту..

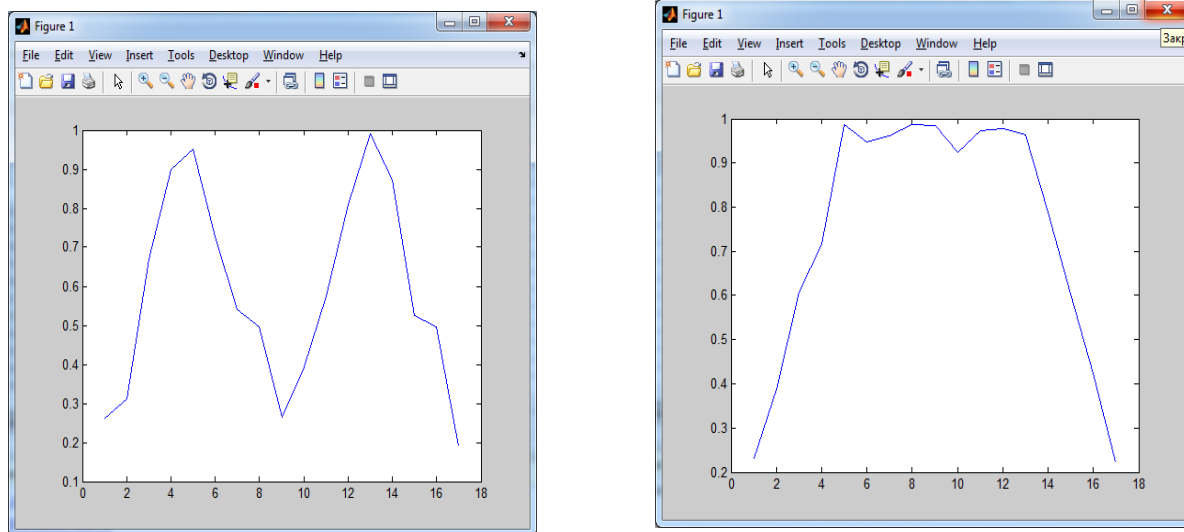


Рис. 4. Приклади сигналів: а) - з дефектом; б) – без дефекту.

Нейронні мережі включали 17 елементів у вхідному шарі (за кількістю компонент вхідного вектора), 10 нейронами у прихованому шарі та 2 елементами у вихідному шарі. На вхід мережі подавались 300 вимірювань, отриманих при скануванні поверхні композиту з дефектами та 300 зразків даних без дефектів. Вектори навчальної множини послідовно пред'являлись на кожен нейронну мережу.

Для визначення ефективності досліджуваних нейронних мереж використовувалася середньоквадратична помилка, усереднена за кількістю вихідних змінних нейронної мережі та розрахована на основі прогнозованих і реальних значень тестової вибірки за формулою:

$$E = \frac{1}{N \cdot K} \sum_{i=1}^K \sum_{j=1}^N (y_{ij}^{реал} - y_{ij}^{прогн})^2,$$

де $y_{ij}^{реал}$ – значення i -ї вихідної змінної нейронної мережі для j -го навчального або тестового приклада; $y_{ij}^{прогн}$ – прогнозоване значення i -ї вихідної змінної нейронної мережі для j -го навчального або тестового приклада; N – кількість прикладів у навчальній або тестовій вибірці; K – кількість вихідних змінних нейронної мережі.

З метою отримання найбільш точного результату та враховуючи результати розрахунку середньоквадратичної помилки досліджувались нейронні мережі та їх функції навчання.

У експерименті використовувались такі алгоритми навчання: *trainlm* – найбільш швидкодіючий і придатний для навчання великих нейронних мереж з декількома сотнями налаштовуваних параметрів; *trainscg* – поєднує ідеї методу сполучених градієнтів із квазіньютонівими методами, і зокрема, використовує підхід, реалізований в алгоритмі Левенберга-Марквардта; *trainbr* – навчає нейронну мережу, використовуючи алгоритм Левенберга-Марквардта, доповнений регуляризацією за Байєсом; *trainrp* – навчає нейронну мережу, використовуючи граничний алгоритм зворотного поширення помилки.

Ці алгоритми навчання використовувались для таких нейронних мереж: каскадної із прямим поширенням сигналу й зворотним поширенням помилки; мережі із прямим поширенням сигналу й зворотним поширенням помилки; мережі розпізнавання образів із прямим поширенням сигналу.

За результатами експерименту було здійснено вибір оптимальної конфігурації нейронної мережі. Обрано алгоритм навчання методом Левенберга-Маркара й мережа із прямим поширенням сигналу та зворотним поширенням помилки з 17 нейронами у вхідному шарі, 10 нейронами у прихованому шарі з гіперболічною тангенціальною функцією активації та 2 нейронами у вихідному шарі з лінійною функцією активації, яка дає відповідь із відносною похибкою 0,079%.

Результати експерименту представлені на рис. 5, де *ff* – мережа із прямим поширенням сигналу, *cascade* – каскадна мережа із прямим поширенням сигналу, *pattern* – мережа розпізнавання образів, *trainlm* – функція тренування Левенберга - Марквардта, *trainbr* – функція тренування Левенберга-Марквардта доповнена регуляризацією за Байєсом, *trainscg* – функція тренування у перерахунку сполучених градієнтів, *trainrp* – функція тренування граничного зворотного поширення помилки.

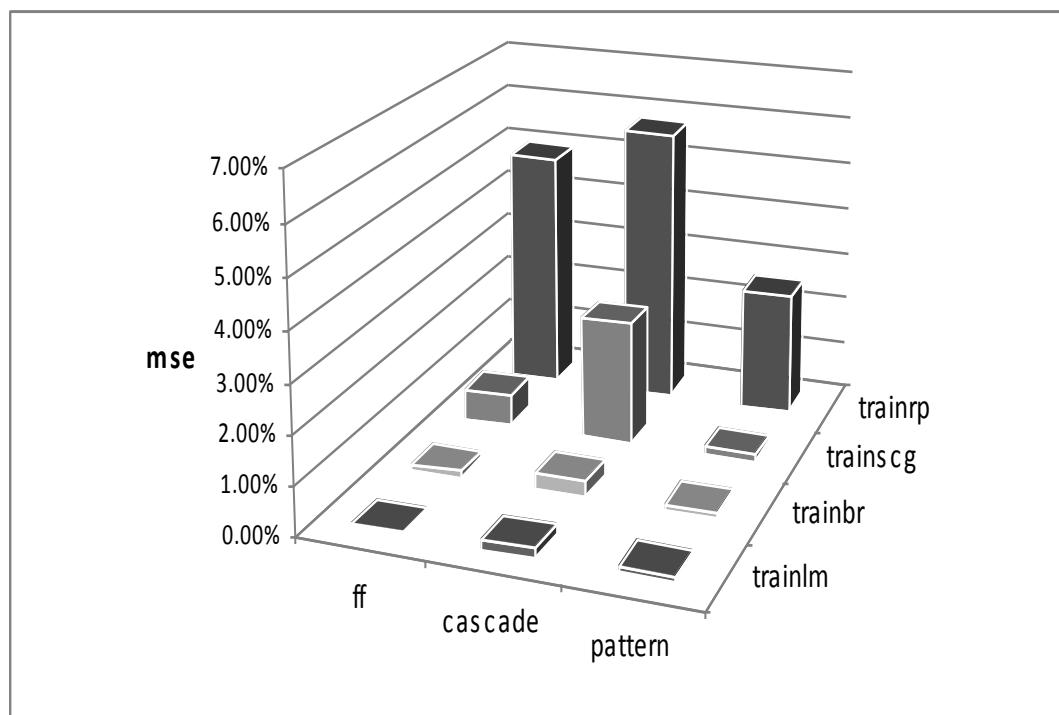


Рис. 5. Гістограми порівняльного дослідження

Висновки. Проведені дослідження показали принципову можливість застосування штучних нейронних мереж для визначення дефектів (розшарувань) у композитних матеріалах. Шаблонна мережа показує час навчання – 3.59 хвилини, мережа прямого поширення – 4.5 хвилини, мережа каскадного поширення – 2.93 хвилини. Найменшу похибку отримуємо при навчанні мережі прямого поширення за допомогою функції тренування Левенберга–Марквардта (0.07%) при середньому часі навчання та середній кількості епох (38), найбільшу похибку – при навчанні мережі каскадного поширення за допомогою функції тренування граничного зворотного поширення помилки – 5.76% при кількості епох навчання – 311 та похибку в 4.96% при максимальній кількості епох - 336. Найкращі результати показали нейронні мережі, які використовували алгоритм Левенберга-Марквардта. Основною перевагою даного контролю є можливість його дистанційного застосування.

Література

1. <http://www.mvmlant.com/materials/uglevolokno.html>
2. Виноградов А.П. Электродинамика композитных материалов. / А.П. Виноградов. – К.:Едиториал УРСС, 2001. – 208 с.
3. Соболев В.С. Накладные и экранные датчики. / В.С. Соболев, Ю.М. Шкарлет. – Новосибирск, 1967. – 144с.
4. Дорофеев А.Л. Электромагнитная дефектоскопия / А.Л. Дорофеев, Ю.Ф. Казаманов. – М. Машиностроение, 1980. –232с.
5. Хайкин Саймон. Нейронные сети: полный курс, 2-е издание.: Пер. с англ. / С. Хайкин – М.: Издательский дом «Вильямс», 2006
6. Аксенов С.В. Организация и использование нейронных сетей (методы и технологии) / С.В. Аксенов, В.Б. Новосельцев. – Томск: Изд-во НТЛ, 2006. – 128 с.
7. Медведев В.С. Нейронные сети. МАТЛАБ 6 / В.С. Медведев, В.Г. Потемкин. – М.: ДИАЛОГ-МИФИ, 2002. – 496 с.