

З наведених графіків випливає, що у разі наближення параметра p до 1, форма обвідної спектра наближується до прямокутної форми, тоді як структура спектра в окрузі головного пелюстка є багатопелюстковою і залежить як від параметра p , так і від параметра N . Багатопелюстковість спектра можна використати для зменшення впливу завад у тих частинах спектра сигналу, де спостерігаються мінімуми обвідної.

Варто відзначити, що величина бокових пелюстків (за винятком піків неоднозначності) практично не залежить від p .

З наведених розрахунків випливає, що можливий компроміс між величиною піків неоднозначності та структурою спектра сигналу за різних значень p . У разі використання таких сигналів у системах з вгамуванням пасивних завад це може вплинути на якісні показники роботи системи.

УДК 621.3.018.1

С.Р. Пукіш, Р.М. Якимів

Національний університет “Львівська політехніка”,
кафедра електронних засобів інформаційно-комп’ютерних технологій

ПОБУДОВА ТА ЗАСТОСУВАННЯ ШТУЧНИХ НЕЙРОННИХ МЕРЕЖ ДЛЯ РОЗПІЗНАВАННЯ СИГНАЛІВ ДЕФЕКТОСКОПІ РЕЙОК

© Пукіш С.Р., Якимів Р.М., 2011

Дуже важливим з погляду безпеки залізничних перевезень є своєчасне виявлення небезпечних дефектів рейок, які можуть призводити до аварійних ситуацій. Одним з методів такої діагностики є метод електромагнітної дефектоскопії, який успішно використовується в Україні та на теренах СНД. У цій роботі розглядається підхід для виявлення дефектів у залізничній рейці на основі оброблення сигналів з вагона-дефектоскопа з використанням штучної нейронної мережі (ШНМ).

Ключові слова: штучна нейронна мережа, дефект рейок.

Very important in terms of the safety of rail transportation is the timely detection of dangerous defects in rails, which can lead to accidents. One of the methods of such diagnosis is the electromagnetic flaw detection method which is successfully used in Ukraine and the CIS countries. In this paper approach for the detection of defects in rail on the basis of signals processing from fault-detection carriage using artificial neural network (ANN) is considered.

Key words: artificial neural network, defects in rails.

1. Вступ

Найважливіше питання при магнітному методі швидкісного контролю рейок – це виділення інформації про дефекти з дефектоскопічного сигналу, знятого під час руху вагона-дефектоскопа. Відомо, що найпоширеніші і найнебезпечніші дефекти рейок спричиняють типову форму сигналу на вагонних реєстраторах. Актуальність завдань розроблення методів та алгоритмів комп’ютерної обробки сигналів рейкової дефектоскопії зумовлюється тим, що тепер процес аналізу цих сигналів звичайно здійснюється в напівручному режимі на основі візуальних експертних оцінок. Для підвищення ефективності роботи оператора-експерта необхідно здійснити автоматизацію аналізу сигналів. У роботі розглянуто підхід для виявлення дефектів у рейці на основі обробки сигналів заїздів вагона-дефектоскопа, використовуючи штучну нейронну мережу.

Мета роботи: автоматизація процесу розпізнавання сигналів магнітодинамічної дефектоскопії шляхом створення та навчання штучної нейронної мережі.

2. Постановка задачі процесу розпізнавання сигналів дефектоскопії

На рис.1 наведений приклад фрагменту дефектограми [1], на якому можна виділити коливання порівняно невеликої амплітуди, зумовлені шпальними підкладками, знакозмінні імпульси великої амплітуди від стикових зазорів, а також різнополярні імпульси, спричинені накладками, за допомогою яких з'єднуються рейки (ці імпульси відповідають початку і кінцю стикової накладки).

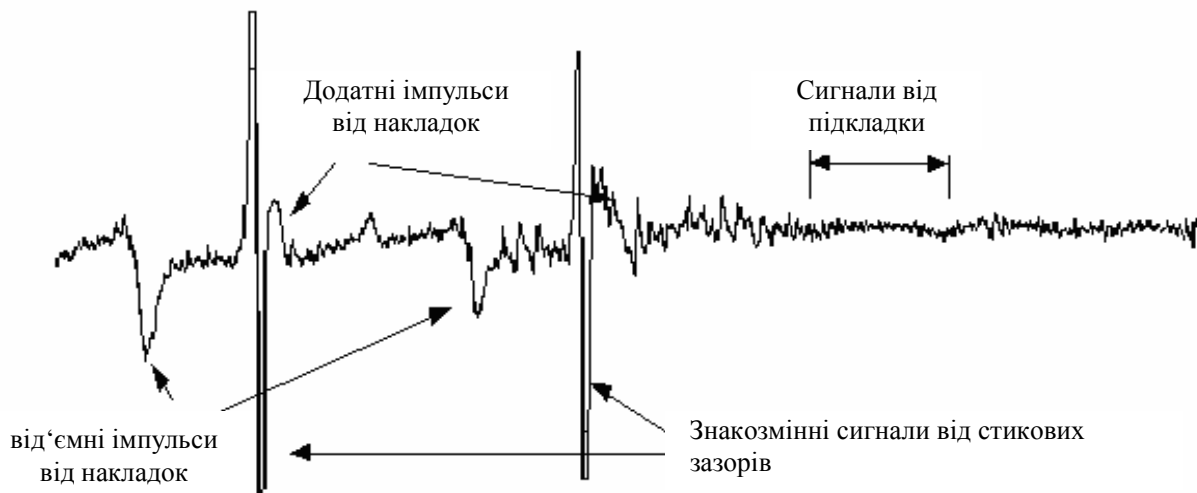


Рис. 1. Фрагмент дефектограми

Ідентифікація дефектів рейок на основі аналізу експериментальних сигналів вагона-дефектоскопа, отриманих магнітодинамічним методом, – це кількаетапний процес. Візуальний аналіз дефектограми оператором магнітного вагона-дефектоскопа здебільшого є і залишається єдиним способом виявлення та попередньої класифікації дефектів, які мають певні характерні ознаки. Оскільки під час пропуску оператором образу розвиненого дефекту на дефектограмі багаторазово зростає ймовірність зламу рейки під рухомим складом поїзда, потрібно автоматизувати цей процес частково чи повністю.

На рис. 2 наведені форми сигналів від дефекту типу 21 (поперечна тріщина) залежно від швидкості руху вагона-дефектоскопа. При цьому видно, що відносна амплітуда сигналу зростає зі збільшенням швидкості і це зростання має нелінійний характер.

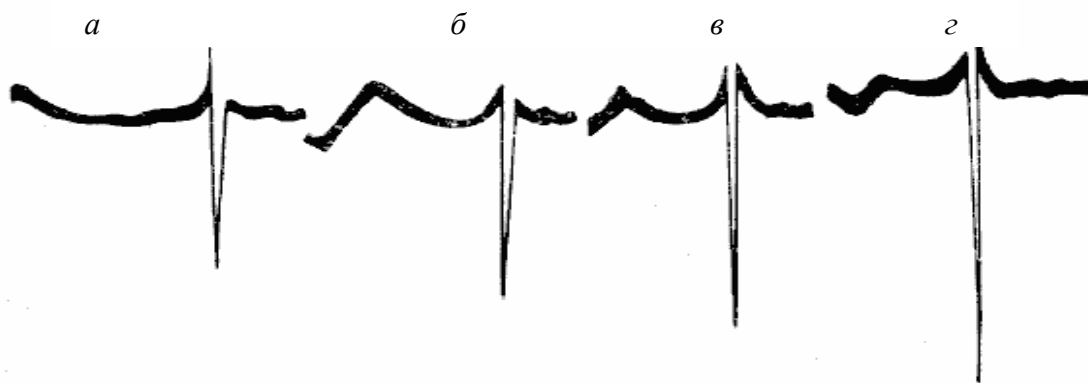


Рис. 2. Зміна форми сигналу в давачі від дефекту типу 21 залежно від швидкості руху: а – $V = 20$ км/год; б – $V = 30$ км/год; в – $V = 40$ км/год; г – $V = 50$ км/год

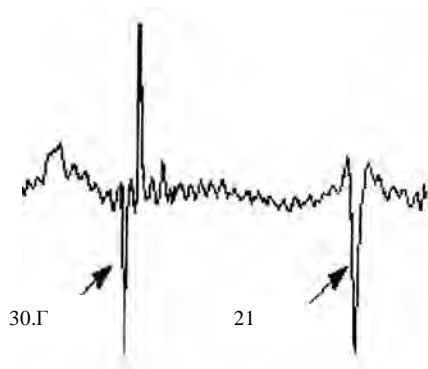


Рис. 3. Фрагмент дефектограми з якісно вираженими дефектами 30.Г і 21

Крім розглянутих форм сигналів від дефекту типу 21, вагон-дефектоскоп виявляє дефекти типу 30.Г – поздовжнє наведена форма сигналу у вигляді різнополярних від’ємного і додатного імпульсів, амплітуда і тривалість яких залежить від ступеня розвитку і довжини поздовжньої горизонтальної тріщини [2]. При великій довжині тріщини в середньому фрагменті образу сигналу дефекту між різнополярними імпульсами сигнал приймає значення, що приблизно дорівнює значенню фону від рейкових підкладок. Довжина цього фрагменту сигналу пропорційна довжині тріщини.

Закінчуючи розгляд образів сигналів від різних видів дефектів, які виявляються вагоном-дефектоскопом, потрібно зазначити, що крім сигналів від дефектів, підкладок, стикових з’єднань рейок на дефектограмі фіксують сигнали від різного роду незначних пошкоджень і дефектів головки рейки.

3. Виділення фрагментів сигналів, що відповідають рейковим стикам

Для дослідження були використані експериментальні сигнали, отримані магнітодинамічним методом за допомогою вагона-дефектоскопа, на основі яких здійснюється діагностика стану залізничних рейок. Ці сигнали отримують за допомогою моніторингової апаратури вагона-дефектоскопа апаратно-програмного комплексу (АПК) “Дефектоскоп”, розробленого НКФ “Логіка”, м. Київ [3].

Для ідентифікації імпульсів з великою амплітудою потрібно зафіксувати координати всіх максимумів з амплітудою, вищою, ніж 200. Кожному максимуму виділяється фрагмент сигналу тривалістю 101 відлік, тобто по 50 відліків в обидва боки, це відповідає відстані, приблизно, 1 м. Внаслідок того, що в більшості імпульсів кількість максимальних значень більша за 1, кількість виділених імпульсів перевищує реальну їх кількість. Для усунення зайвих імпульсів розглядаємо умову

$$x_i[p] > x_{i-1}[k], \quad (1)$$

де $x_i[p]$ – початковий індекс i -го імпульсу; $x_{i-1}[k]$ – кінцевий індекс $(i-1)$ -го імпульсу.

Кореляційна матриця нормованих коефіцієнтів кореляції всіх імпульсів між собою визначається виразом:

$$R_{ij} = \sum_{k=1}^n s_i[k]s_j[k] / \sqrt{\left(\sum_{k=1}^n s_i^2[k] \right) \left(\sum_{k=1}^n s_j^2[k] \right)}, \quad (2)$$

де $s_i[k]$, $s_j[k]$ – відліки i -го та j -го фрагментів сигналу; n – кількість відліків.

4. Можливості застосування штучних нейронних мереж для розпізнавання сигналів

Оператор може розшифровувати дефектограми магнітного вагона-дефектоскопа, оскільки за певних умов контролю сигнали від дефектів можуть набувати характерні ознаки, що дають змогу візуально відрізнити їх від сигналів, спричинених безпечними поверхневими uszkodженнями. Істотне значення в точності та достовірності оцінки об’єктів дефектограми має величина відхилення сигналу від середнього рівня (відносна амплітуда сигналу). Так, чим більша відносна амплітуда сигналів, тим яскравіше в них проявляються ознаки, характерні для цього типу об’єкта на дефектограмі. Зі зменшенням величини сигналів ці відмінності починають згладжуватися і при відносній амплітуді, близькій до одиниці (сигнали співрозмірні з фоном), однозначне розділення сигналів від дефектів і безпечних поверхневих uszkodжень за ознакою форми стає практично неможливим.

Для розділення сигналів від дефектів і безпечних поверхневих uszkodжень пропонується застосування штучної нейронної мережі. Після навчання штучна нейронна мережа здатна розділяти дефектні сигнали від безпечних поверхневих uszkodжень, сигналів від підкладок, стиків та стрілок навіть при відносно малій величині амплітуди цих сигналів, що є істотним для автоматизації процесу виявлення дефектів.

Задача 1. Виявлення та розділення сигналів від таких об'єктів залізничного шляху, як підкладка, стик та поперечна тріщина з використанням штучних нейронних мереж

На рис. 4 зображена штучна нейронна мережа прямого поширення, яка була побудована та використовувалася в цій роботі. Кількість нейронів вхідного шару мережі – 50 (визначається кількістю відліків фрагменту сигналу), у проміжному шарі 5 нейронів та 3 нейрони вихідного шару, які відповідають таким об'єктам залізничного шляху, як поперечна тріщина, болтовий стик рейок та фоновий сигнал від підкладок.

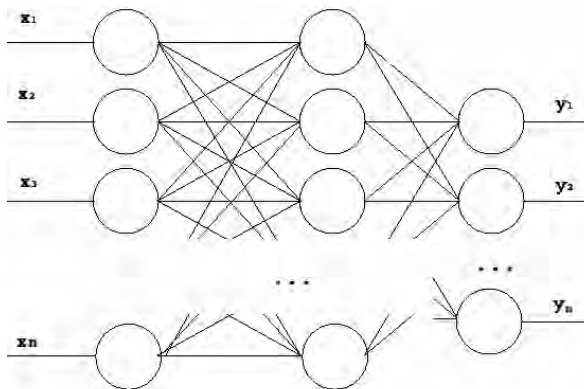


Рис. 4. Штучна нейронна мережа прямого поширення

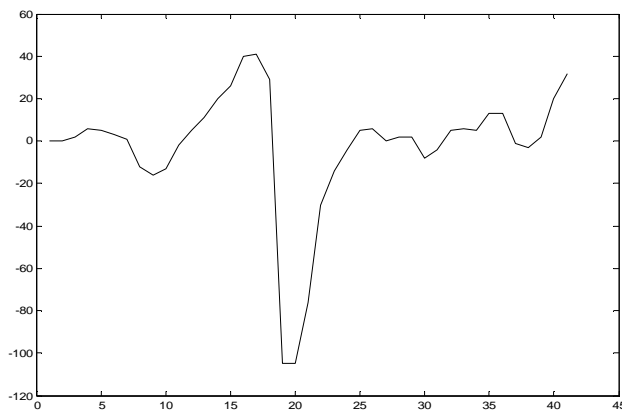


Рис. 5. Фрагмент сигналу для дефекту у вигляді поперечної тріщини

Побудова, навчання та функціонування штучної нейронної мережі здійснювалися засобами пакета прикладних програм Neural Network Toolbox системи MATLAB.

У зв'язку з тим, що для навчання нейронної мережі звичайно потрібно достатньо великі навчальні вибірки, однак набрати статистику дефектів складно, було використано формування для всіх трьох фрагментів сигналів тестових вибірок із застосуванням генератора псевдовипадкових чисел (функція `rand`) з рівномірним розподілом на інтервалі $(-8; 8)$. Обсяг кожної вибірки становив 50.

Навчання нейронної мережі здійснювалося функцією `trainngda` [4]. Результат навчання мережі (кількість ітерацій та досягнута похибка навчання) зображено на рис. 6.

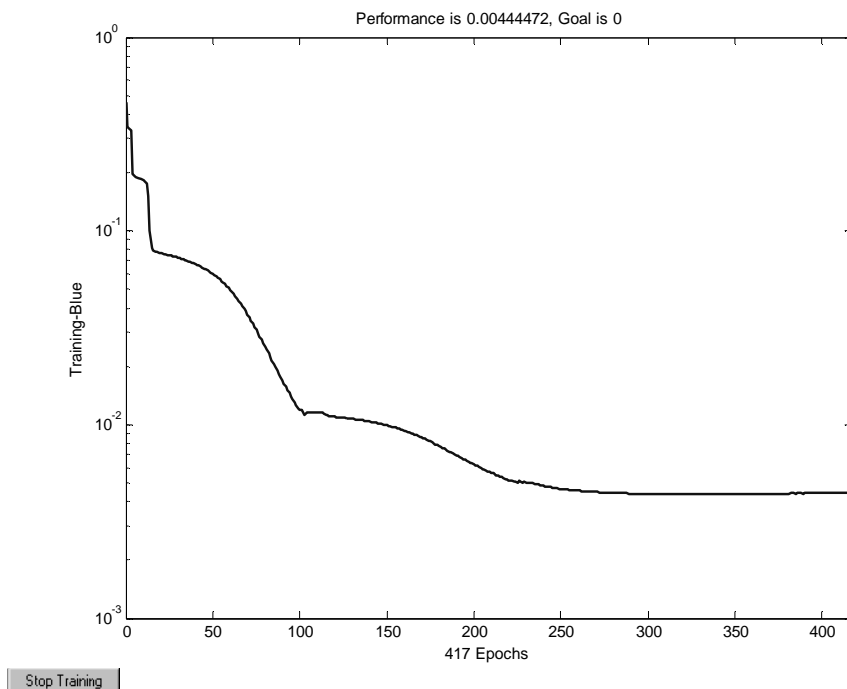


Рис. 6. Результати навчання нейронної мережі

У задачі отримано представлення попереднього автоматизованого комп'ютерного аналізу експериментальних дефектоскопічних сигналів, отриманих магнітодинамічним методом, для подальшої ідентифікації фрагментів сигналів, що відповідають дефектам.

Задача 2. Розпізнавання фрагментів сигналів електромагнітної дефектоскопії рейок, що відповідають дефекту типу 21 (поперечна тріщина), з використанням ШНМ

Для реалізації цієї задачі було створено вибірку з 50 різних сигналів, що відповідають дефекту “поперечна тріщина”, записаних від різних дефектів типу 21 на різних швидкостях та в різних напрямках [1], а також різних сигналів, що не відповідають ніяким дефектам.

Під час ідентифікації сигналів на основі ШНМ можна діяти двома способами, а саме: задати певний перелік ознак, які характерні для сигналу, що відповідає дефекту, і налаштувати мережу на обчислення та розпізнавання саме цих ознак, або ж розпізнавати сигнал повністю, тобто налаштувати ШНМ так, щоб вона розпізнавала дефект 21, враховуючи форму сигналу. У цій задачі розглядається варіант штучної нейронної мережі, призначеної для ідентифікації сигналів дефектоскопії, що відповідають дефекту 21, на основі форми сигналу, тобто на вхід нейронної мережі подаються не окремі ознаки, за якими можна було б ідентифікувати дефект, а сигнал повністю.

Для задачі ідентифікації сигналів від дефекту 21 було вибрано нейронну мережу прямого поширення зі зворотним поширенням похибки, яка містить вхідний, вихідний та один прихований шар нейронів. Нейрони організовані в пошарову структуру з прямим передаванням сигналу.

Кількість нейронів вхідного шару дорівнює кількості відліків, якими описується фрагмент сигналу для розпізнавання, кількість нейронів у прихованому шарі вибирається апріорно, а потім корегується (експериментальним шляхом було вибрано 15 нейронів внутрішнього шару). У вихідному шарі 2 нейрони за кількістю об'єктів, що може розпізнавати нейронна мережа.

Графік процедури навчання, кількість ітерацій та досягнута похибка видно з рис. 7.

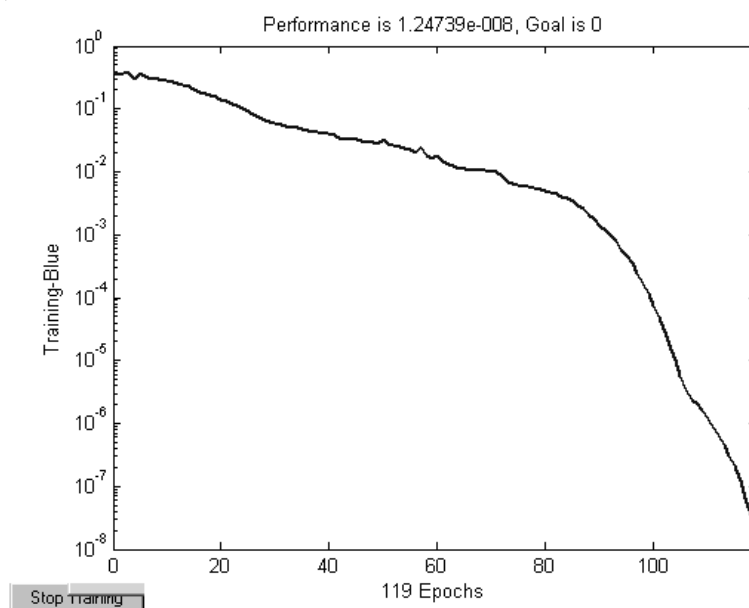


Рис. 7. Результати навчання нейронної мережі (задача 2)

У задачі представлено приклад штучної нейронної мережі прямого поширення, створеної для ідентифікації фрагментів сигналів, що відповідають одному з найбільш небезпечних дефектів залізничних рейок типу 21 (поперечна тріщина), після виявлення якого рейку потрібно негайно замінити [5].

Для дослідження були використані оцифровані зображення експериментальних сигналів, наведених в [1] за допомогою системи MATLAB з використанням функції `imread`. Для цього спочатку було проведено розділення графічних зображень з дефектами на окремі зображення стандартної розмірності 240 на 70 пікселів.

Висновки

У роботі проаналізовано сигнали датчиків від різних об'єктів залізничної колії, записаних системою “Дефектоскоп”, і побудованих на їх основі образів дефектограми. Вибрано тип штучної нейронної мережі, яку використано для автоматизації процесу розпізнавання сигналів магнітодинамічної дефектоскопії. Створено вибірку з 50 сигналів електромагнітної дефектоскопії, що відповідають дефекту 21 “поперечна тріщина”. Можливості впровадження в програмне забезпечення комплексу “Дефектоскоп” штучної нейронної мережі, що реалізує запропонований алгоритм, дасть змогу істотно полегшити роботу оператора і знизити ймовірність пропуску дефекту магнітним вагоном-дефектоскопом і підвищити безпеку руху залізничного транспорту.

1. Максимов М.Н., Алгоритмы обнаружения нерегулярных фрагментов сигнала от датчиков магнитного вагона-дефектоскопа, дис. ... канд. техн. наук. – Таганрог, 1999. – 169 с. 2. Нічога В.О., Дуб П.Б., Іванчук В.М., Романишин Ю.М. Дослідження сигналів магнітодинамічної дефектоскопії на Львівській залізниці // Фізичні методи та засоби контролю середовищ, матеріалів та виробів (серія), вип. 13: Теорія і практика неруйнівного контролю матеріалів і конструкцій: Зб. наук. праць. – Львів: Фізико-механічний інститут ім. Г.В. Карпенка НАН України, 2008. – С. 8-19. 3. Инструкция по использованию аппаратно-программного комплекса (АПК) “Дефектоскоп”, фирма “Логика”, Киев, 1995–1997. – 27 с. 4. Дьяконов В.П. MATLAB 6: Учебный курс. – СПб.: Питер, 2002. – 92 с. 5. Даниленко Е., Орловський А., Татуревич А., Уманов М., Сливець Д. Класифікація і каталог дефектів і пошкоджень елементів стрілочних переводів та рейок залізниць України. За ред. д.т.н., проф. Е. Даниленка. – Дніпропетровськ: Арт-Пресс, 2000. – 148 с.