

ДОСЛІДЖЕННЯ НЕЙРОННИХ МЕРЕЖ ДЛЯ ІДЕНТИФІКАЦІЇ СИГНАЛІВ ВИХОРОСТРУМОВОЇ ДЕФЕКТОСКОПІЇ

Анотація. За допомогою комп'ютерного моделювання визначено оптимальний тип, параметри навчання та настройки нейронної мережі для ідентифікації сигналу дефекту у вихорострумівій дефектоскопії композитних матеріалів.

Ключові слова: нейронні мережі, вихорострумова дефектоскопія, композитні матеріали.

Вступ. Основною задачею при пошуках дефектів суцільності композитних матеріалів із використанням вихорострумівого методу є ідентифікація сигналу дефекту на фоні дії заважаючих факторів, спричинених особливостями поверхні композитних матеріалів (шум) та специфікою проведення досліджень [1].

Форма класичного модуляційного сигналу, який отримується від вихорострумівого перетворювача у випадку, коли його траєкторія сканування перетинає поверхневу тріщину, довжина якої значно менше діаметра вихорострумівого перетворювача, зображена на рис.1, а у порівнянні із штучно створеними шумами співрозмірної амплітуди - на рис. 2.

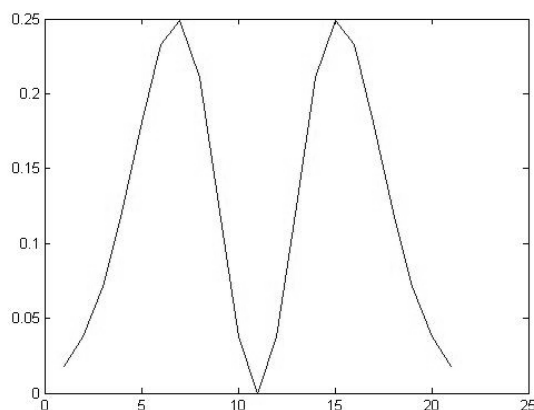


Рисунок 1 - Модуляційний сигнал при проходженні вихорострумівого перетворювача над точковим дефектом

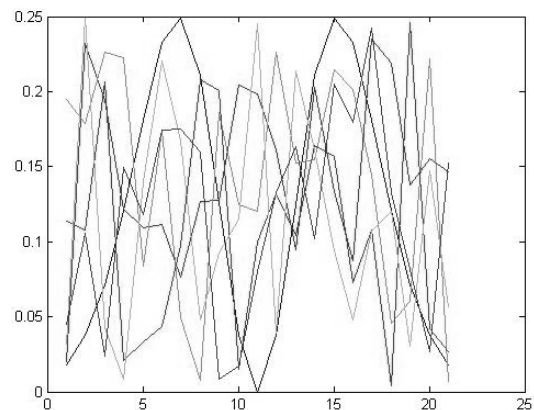


Рисунок 2 - Сигнал дефекту і вибірки шуму співрозмірної амплітуди

Для ідентифікації сигналу дефекту на фоні шуму, обумовленого складним рельєфом поверхні композитного матеріалу з армуючими вуглецевими волокнами, перспективним є дослідження можливостей нейронних мереж (НМ) [2].

Постановка завдання. Метою роботи був аналіз можливості використання НМ для ідентифікації сигналу дефекту, адитивно змішаного з білим гаусовим шумом, а також визначення оптимального типу НМ для проведення таких досліджень.

Основна частина. Для вирішення поставленого завдання було використано комп'ютерний математичний пакет Octave (freeware аналог пакету Matlab). В цьому пакеті була розроблена програма, алгоритм роботи якої представлений на рисунку 4, та яка оперувала із наступними вхідними даними:

- одномірною матрицею (1 стовпець) із 21 строками (рис.3), значення яких відповідають послідовним відлікам сигналу дефекту, показаному на рис.1 (відстань між відліками по осі абсцис дорівнює 0,2 мм по траєкторії сканування);

- заданою кількістю матриць, які містять вибірки шуму різної інтенсивності, що відповідають скануванню бездефектної поверхні композиту;

- багат шаровими нейронними мережами, що містять 2 шари нейронів із кількістю вхідних сигналів 21 (для подання послідовно на кожен вхід одного значення із матриць сигналів), та 1 вихідним сигналом (із значенням «1» - що відповідає наявності дефекту та «0» - його відсутності).

При проведенні дослідження, як перспективні типи НМ з точки зору відповідності задач вихорострумового методу дефектоскопії колу задач використання НМ [3,4,5], були розглянуті наступні багат шарові НМ:

- НМ прямої передачі із зворотнім напрямком поширення помилки;

- динамічна НМ прямої передачі із лініями затримки та зворотнім напрямком поширення помилки;

- рекурентна НМ Хопфілда із динамічним зворотнім зв'язком;

- самоорганізуюча НМ із картою Кохонена;

- ймовірнісна НМ;

- радіальна базисна НМ.

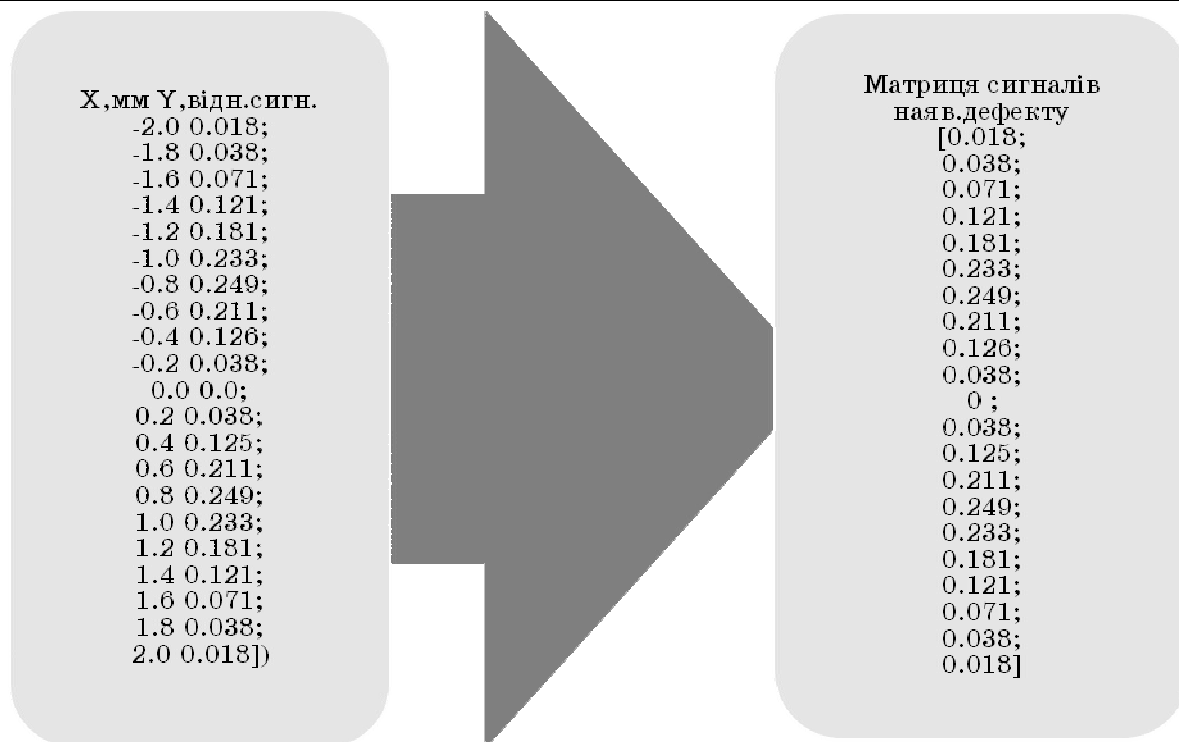


Рисунок 3 - Формування матриці відліків сигналу дефекту

У якості функцій активації НМ, були використані:

- гіперболічна тангенціальна функція;
для лінійних НМ (та на вихідний шар багатошарових мереж):
- лінійна функція активації;
для радіальних базисних НМ:
- гаусова радіальна базисна функція;
для самоорганізуючих НМ:
- конкуруюча функція активації.

Як алгоритми навчання були використані, перспективні щодо вивчення неформалізованих залежностей, наступні алгоритми:

- алгоритм градієнтного спуску із вибором параметра швидкості настройки;
- квазіньютонів алгоритм Левенберга - Марквардта;
- квазіньютонів алгоритм Левенберга - Марквардта, доповнений регуляризацією по Байесу;
- метод сполученого градієнта зі зворотним поширенням помилки в модифікації Флетчера – Ривса;
- метод сполученого градієнта зі зворотним поширенням помилки в модифікації Полак – Рібейри;

- комбінація методу сполученого градієнта з квазіньютонівим підходом в модифікації Моллера.

Як функції настройки параметрів НМ для обчислення збільшень ваг і зсувів при навчанні були використані відповідні обраним типам НМ наступні функції:

- функція для налаштування параметрів за методом Відроу – Хоффа;
- функція настройки методом градієнтного спуску;
- функція настройки методом градієнтного спуску із збурюванням;
- функція настройки ваг LVQ-мережі за правилом LVQ1;
- функція настройки ваг карти Кохонена.

У якості критерію якості навчання були використані стандартні методи оцінки мінімізації помилок НМ, т. е. різниці між бажаним і реальним сигналами на виході НМ. З метою генерації навчаючих вибірок використовувався білий шум розподілу Гауса із обмеженням амплітуди шуму до рівня максимальної амплітуди сигналу дефекту (надалі - $A_{\text{деф}}$) [6]. Проводилося навчання НМ заданого типу з заданими параметрами з використанням: ідеального сигналу дефекту, ідеального сигналу дефекту з доданим до нього максимальним рівнем шуму, ідеального сигналу із доданням до нього половини максимального рівня шуму і так далі.

Після навчання НМ проводилися наступні дослідження з її використанням:

- генерувалися вибірки шуму з амплітудою, яка послідовно збільшувалась на 1% від 0% до 100% рівня $A_{\text{деф}}$, що додавалися до значень сигналу дефекту;

- згенеровані сигнали щодо наявності та відсутності сигналу дефекту подавалися на входи НМ і перевірялась правильність ідентифікації сигналу дефекту та правильність ідентифікації відсутності дефекту;

- отримані залежності кількості випадків правильної ідентифікації сигналу дефекту та ідентифікації відсутності сигналу дефекту від рівня шуму, доданого до сигналу, використовувалися для визначення оптимальної НМ та її параметрів.

Для автоматизації досліджень була розроблена програма (рис.4), яка створювала НМ, навчала їх та послідовно аналізувала відсоток правильної ідентифікації сигналів при зміні типу та параметрів НМ.

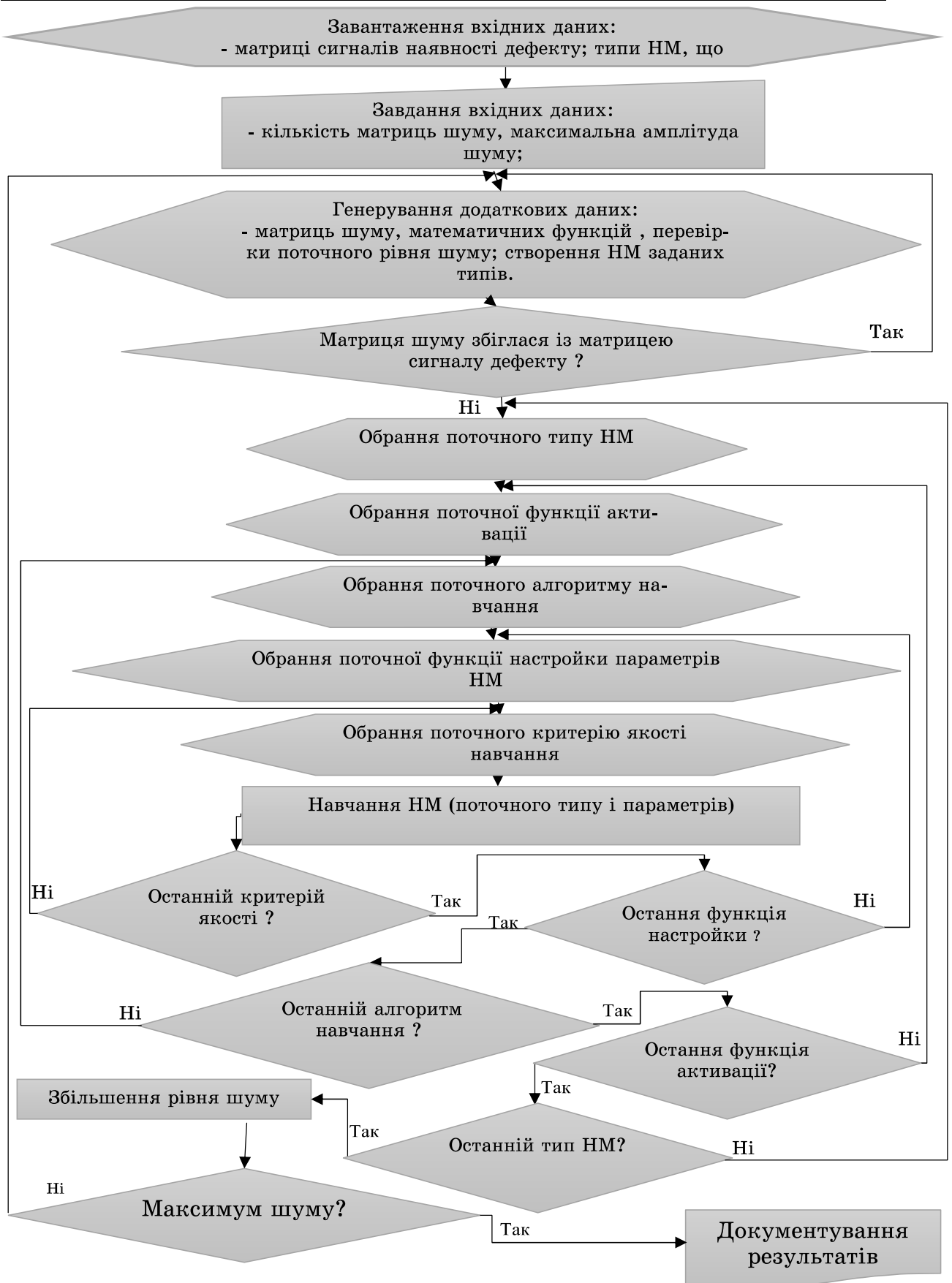


Рисунок 4 - Алгоритм роботи програми

Найбільш придатною для ідентифікації сигналу дефекту виявилась НМ прямої передачі із зворотнім напрямком поширення помилки. Результати її випробування відображені на рис.5 і в табл.1.

На рис. 5 на графіку із додатковим позначенням точок графіку символом «*» наведено дослідження НМ прямої передачі із зворотнім напрямком поширення помилки, гіперболічною тангенціальною функцією активації, квазіньютонівим алгоритмом навчання Левенберга – Марквардта, методом градієнтного спуску із збурюванням та комбінованим критерієм якості навчання (що показала найкращі результати при моделюванні) на фоні графіків НМ з іншими параметрами.

Достовірність ідентифікації сигналу тим вище, чим більше вона відрізняється від порогу у 50% випадків правильної ідентифікації, таким чином із графіку на рис.5 очевидно, що прийнятна достовірність ідентифікації досягається лише при рівні шуму до 30%.

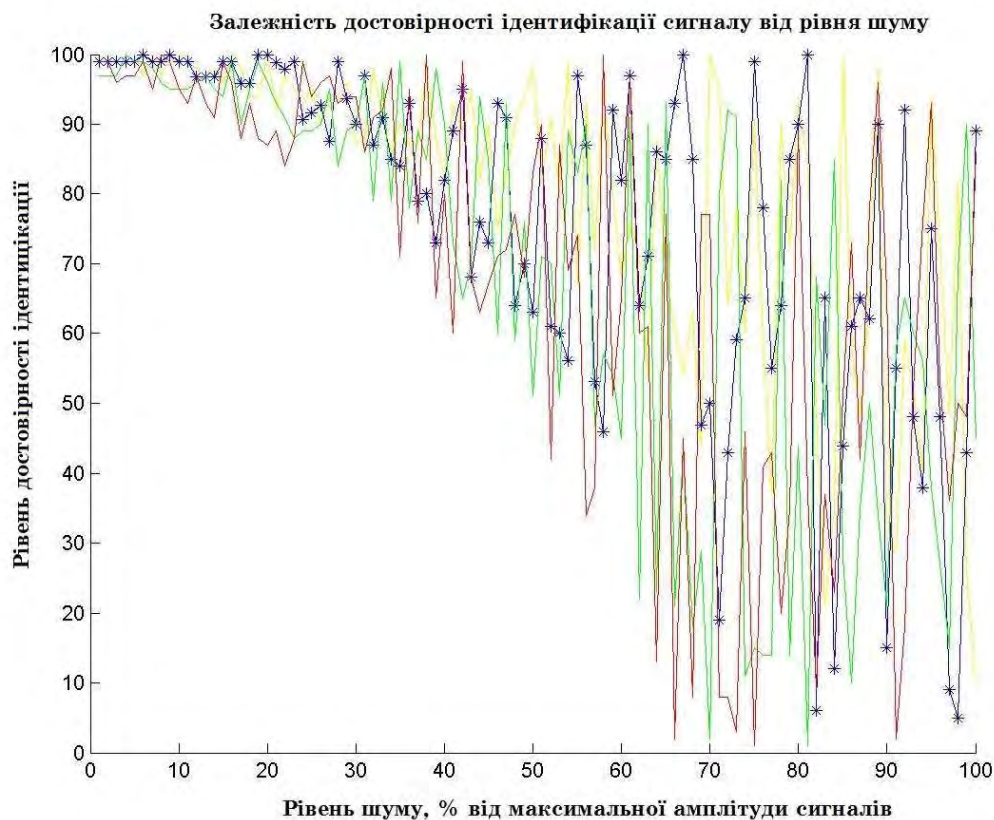


Рисунок 5 - Залежність достовірності ідентифікації сигналу дефекту від рівня шуму

Залежність правильності ідентифікації сигналу дефекту НМ прямої передачі із зворотнім напрямком поширення помилки в залежності від використаних параметрів мережі

Тип НМ	Функція активації	Алгоритм навчання	Настройки параметрів	Критерій якості навчання	% помилок визначення при шумі			
					0	10	20	30
НМ прямої передачі із зворотнім напрямком поширення помилки	гіперболічна тангенціальна функція	квазіньютонівий алгоритм Левенберга - Марквардта	метод градієнтного спуску із збурюванням	комбінований критерій якості навчання	0	2	4	13
				середня квадратична помилка	0	3	13	33
			метод градієнтного спуску	комбінований критерій якості навчання	0	4	12	17
			середня квадратична помилка	0	7	24	27	
		квазіньютонівий алгоритм Левенберга - Марквардта, доповнений регуляризациєю по Байесу	метод градієнтного спуску із збурюванням	комбінований критерій якості навчання	0	1	18	16
				середня квадратична помилка	0	1	21	28
	метод градієнтного спуску		комбінований критерій якості навчання	0	1	14	31	
	лінійна функція активації	квазіньютонівий алгоритм Левенберга - Марквардта	метод градієнтного спуску із збурюванням	комбінований критерій якості навчання	0	12	16	31
				середня квадратична помилка	0	7	12	30
			метод градієнтного спуску	комбінований критерій якості навчання	0	8	21	28
			середня квадратична помилка	0	5	23	31	

Висновки. Отримані результати моделювання свідчать про доцільність використання нейронних мереж для ідентифікації модуляційного сигналу поверхневої тріщини, отриманого при скануванні вихорострумовим перетворювачем поверхні виробів з композитних матеріалів на фоні інтенсивного шуму, обумовленого впливом шорсткості поверхні.

За результатами досліджень було визначено оптимальний тип мережі та її параметри. Це мережа прямої передачі із зворотнім напрямком поширення помилки із використанням у якості алгоритму навчання квазіньютонівий алгоритм Левенберга – Марквардта та настройкою параметрів методом градієнтного спуску із збурюванням.

Прийнятна, с практичної точки зору, достовірність ідентифікації дефекту отримується при рівні шуму до 30% від рівня амплітуди сигналу дефекту.

ЛІТЕРАТУРА

1. Хандецкий В.С., Герасимов В.В. Спектральная идентификация сигналов в дефектоскопии композитов с использованием теории статистических испытаний / Вісник ДНУ: Фізика. Радіоелектроніка. -Дніпропетровськ: - 2003. - №10 – С. 128-132.
2. Хандецкий В.С., Антонюк И.Н. Использование искусственных нейронных сетей для идентификации модуляционных импульсов дефектов / Дефектоскопия: РАН: Екатеринбург: - 2001. - №4 – С.49-57.
3. Ф. Уоссермен. Нейрокомпьютерная техника: Теория и практика. Пер.с англ./ Ф. Уоссермен-М.«Мир».1992
4. И. В. Заенцев. Нейронные сети: основные модели. Воронеж. 1999
5. Хайкин Саймон. Нейронные сети: полный курс, 2-е издание: Пер.с англ./ Хайкин Саймон-М.«Вильямс».2006.
6. Герасимов В.В. Спектральна ідентифікація модуляційних імпульсів різних амплітуд в дефектоскопії композитних матеріалів. / Системні технології. Регіональний міжвузівський збірник наукових праць. Дніпропетровськ, 2014. № 1(90) – С.69-74.