

ЗАСТОСУВАННЯ НЕЙРОМЕРЕЖЕВИХ ТЕХНОЛОГІЙ У СИСТЕМАХ НЕРУЙНІВНОГО КОНТРОЛЮ

В. С. ЄРЕМЕНКО, канд. техн. наук, **А. В. ПЕРЕЇДЕНКО**, инж., **О. В. МОНЧЕНКО**, канд. техн. наук (Нац. авіац. ун-т)

Приведено результати використання нейронних мереж для вирішення задач неруйнівного контролю виробів з композиційних матеріалів. Описано структуру, алгоритми навчання та роботи нейронної мережі Кохонена, багатопараметрового перцептрон, гібридної нейронної мережі, а також мереж адаптивної резонансної теорії.

Use of neural networks for nondestructive testing of composite materials was introduced and investigated. Structures and principles of operation of Kohonen neural network, multilayer perceptron, hybrid neural network and neural networks of adaptive resonance theory are described.

Вироби з композиційних матеріалів, що використовуються в сучасному авіабудуванні, можуть мати різноманітні дефекти, які важко піддаються діагностиці, особливо на початкових стадіях їх розвитку. На процес діагностики композиційних матеріалів великий вплив мають випадкові чинники, що обумовлені змінами властивостей композитів, які виникають внаслідок складності процесів виготовлення, великої кількості типів можливих дефектів, що не піддаються формалізованому опису, недосконалості методик контролю та дефектоскопічного обладнання та ін. Проблемою при контролі виробів з композиційних матеріалів є складність виготовлення еталонних зразків об'єктів.

За таких умов достовірність діагностики композиційних матеріалів визначається не лише використаними фізичними методами отримання інформації про технічний стан виробу, але і математичними моделями, покладеними в основу методів діагностики, методиками обробки одержуваної інформації з метою формування просторів параметрів і прийняття діагностичних рішень.

В сучасних приладах і системах НК композиційних матеріалів використані, в основному, детерміновані моделі і відповідні їм методи обробки інформативних сигналів і прийняття діагностичних рішень, які не забезпечують необхідну завадостійкість, точність вимірювань і достовірність діагностики. Однак отримані під час контролю інформаційні сигнали несуть набагато більше інформації про стан об'єкту контролю (ОК), ніж використовується сучасними методами контролю для прийняття рішення про наявність або відсутність дефекту та його класифікації.

Одним з можливих напрямів підвищення ефективності систем НК виробів авіаційного призначення з композиційних матеріалів є аналіз множини інформативних параметрів сигналів, тобто проведення багатопараметрового контролю. Але статистичні критерії, що використовуються на да-

ний час при багатопараметровому контролі, призводять до формування надмірних і складних вирішальних правил. Якщо для побудови класифікаційного правила використовуються гіперплощини, то у випадку багатомірних лінійно неподільних просторів розподілу діагностичних ознак такі розділяючі гіперплощини будуються шляхом вирішення системи нелінійних рівнянь, що є занадто складним (з обчислювальної точки зору) і знижує ефективність роботи інформаційно-вимірювальної системи або в деяких випадках взагалі неможливим.

Альтернативним шляхом обробки експериментальних даних та побудови правил прийняття рішень при багатопараметровому контролі виробів з композиційних матеріалів є застосування штучних нейронних мереж (НМ). Існує багато наукових праць, що описують та підтверджують ефективність застосування нейронних мереж для первинної обробки інформаційних сигналів в НК: виділення сигналів на фоні завад або розділення сигналів тощо [1–3]. Проте це не єдиний напрямок їх можливого застосування в задачах НК: навчена нейронна мережа не тільки вмє розпізнавати (класифікувати) отримані під час контролю сигнали з датчиків, але і зберігає важливу інформацію про закономірності та взаємозв'язок форми сигналу і стану ОК. Це дозволяє нейронній мережі правильно класифікувати нові сигнали та можливі дефекти, що не були їй відомі раніше і не зустрічались під час навчання, дозволяє динамічно розширювати власну базу знань. Тому одним із напрямків застосування нейронних мереж є їх використання при багатопараметровому контролі для прийняття рішення про придатність виробу або класифікацію його дефектів, інтерпретацію експериментальних даних та формування вирішального правила діагностики.

Нейронні мережі являють собою нелінійні системи, що дозволяють в багатьох випадках набагато краще класифікувати дані, ніж математичні

та статистичні методи, що застосовуються на даний час. Відмінна особливість нейронних мереж полягає в тому, що вони не програмуються — не використовують ніяких правил виводу для прийняття рішення діагностики, а навчаються робити це на прикладах. Нейронні мережі дають можливість будувати складні розділяючі гіперплощини, проводити класифікацію лінійно нероздільних об'єктів, а також вивчати нову інформацію та доповнювати власну базу знань про номенклатуру можливих класів без втрати раніше вивченої інформації.

Застосування нейронних мереж в задачах НК виробів із композиційних матеріалів описано дуже мало, зокрема це роботи [3, 4], і тому задача розробки нейромережевого класифікатора для інформаційно-вимірювальної системи діагностики виробів з композитів є актуальною.

Для вирішення задач НК (проведення кластерного аналізу, визначення стану ОК, класифікація його дефектів, прогнозування розвитку дефекту під час експлуатації, розпізнавання образів дефектів тощо) було проведено дослідження таких архітектур нейронних мереж, як нейронна мережа Кохонена, багатошаровий персептрон (БШП), мережа радіальнобазисних функцій, гібридна нейронна мережа, мережі адаптивної резонансної теорії. Перелічені архітектури нейронних мереж відрізняються за алгоритмами роботи та їх навчання, що визначає коло задач, для яких вони використовуються.

В даній статті представлено та описано алгоритми роботи і навчання, переваги та недоліки, а також задачі, які можуть бути вирішені кожною із вказаних нейронних мереж.

Нейронна мережа Кохонена [5–7] призначена для вирішення задач кластерного аналізу та об'єднання множин діагностичних ознак у групи, формування класів дефектів ОК, визначення його стану тощо. Мережа складається з деякої кількості M адаптивних лінійних суматорів, що діють паралельно (лінійних формальних нейронів). Всі вони мають однакову кількість входів N і отримують на свої входи один і той же вектор вхідних сигналів $x = (x_1, \dots, x_N)$. Дані, що подаються на входи нейронної мережі Кохонена представляються у вигляді вектора діагностичних ознак в N -вимірному евклідовому просторі, а також мають бути правильно промасштабовані для подальшої їх обробки. В процесі функціонування нейрони мережі Кохонена визначають функцію відстані $\rho_k(X, W_k)$ [6] між вхідним вектором та власними центрами, де X — вхідний вектор, W_k — вагові коефіцієнти нейрона k . На підставі отриманого значення функції відстані мережею приймається рішення про належність даного вхідного вектору до певної групи (кластеру). Результатом роботи нейронної мережі Кохонена є побудова відображення набору

вхідних векторів високої розмірності на карту кластерів меншої розмірності, причому таким чином, що близьким кластерам на карті відповідають близькі один до одного вхідні вектори в початковому просторі. Таким чином, в результаті функціонування (самоорганізації) на виході мережі Кохонена формуються кластери (група активних нейронів певної розмірності), що характеризують певні категорії вхідних векторів, що відповідають однаковій вхідній ситуації (наприклад, певному класу можливих дефектів об'єкту контролю).

Навчання такої мережі відбувається за алгоритмом навчання без учителя одним із наступних правил конкуруючого навчання [7]: WTA (winner takes all), CWTA (conscience WTA), WTM (winner takes most) тощо. Алгоритм роботи та формування класів дефектів ОК за допомогою мережі Кохонена можна представити наступним чином:

- 1) ініціалізувати вагові коефіцієнти випадковими значеннями. Задати величину швидкості ε та часу навчання t_{max} ;
- 2) подати значення вхідних сигналів $X = (x_1, \dots, x_p)$ на вхід мережі;
- 3) визначити відстань ρ_k від вхідного сигналу X до кожного нейрона k мережі;
- 4) знайти нейрон-переможець, тобто знайти нейрон k , для якого відстань ρ_k є найменшою;
- 5) адаптувати вагові коефіцієнти нейрона-переможця;
- 6) оновити величину швидкості навчання $\varepsilon(t)$, якщо цього передбачає алгоритм навчання;
- 7) якщо $(t < t_{max})$, то перейти до пункту 2; якщо інше — СТОП.

Оскільки для настройки параметрів нейронної мережі Кохонена використовується алгоритм навчання без учителя, то за рахунок цього мережу можна використовувати для вирішення задач безеталонної діагностики, тому що вона не потребує початкової інформації про ОК. Однак у випадку складних лінійно-нероздільних просторів даних достовірність формування класів нейронною мережею Кохонена не перевищує показника 0,88...0,93 [6, 8].

Іншим поширеним класом нейронних мереж, що може бути використана у НК, є багатошаровий персептрон (БШП). Даний тип нейронної мережі вирішує такі задачі, як визначення стану ОК, класифікація можливих дефектів, прогнозування розвитку дефекту з часом, розпізнавання образів дефектів, інтерполяція даних (визначення характеру залежності між вхідними даними та станом ОК).

Багатошаровий персептрон являє собою мережу з L шарами нейронів та J_l нейронами на кожному шарі, l — номер шару ($1 \in l \dots L$) та n входами нейронів першого шару. Нейрони кожного шару з'єднуються з нейронами попереднього і подаль-

шого шарів за принципом «кожен з кожним». Кожен шар виконує нелінійне перетворення від лінійної комбінації вихідних сигналів попереднього шару. Таким чином, БШП формує на виході довільну багатовимірну функцію при відповідному виборі кількості шарів, діапазону зміни сигналів і параметрів нейронів. За рахунок почергового розрахунку лінійних комбінацій і нелінійних перетворень досягається апроксимація довільної багатовимірної функції при відповідному виборі параметрів мережі. Вихідні сигнали першого шару нейронів обмежують у попередньому наближенні ділянку розпізнавальних сигналів і потрапляють на другий шар мережі. Нейрони другого шару додають ще одну площину, що розділяє інформаційний простір. Нормаль даної площини є лінійною комбінацією нормалей першого шару нейронів. Таким чином, кожен нейрон другого шару виділяє фрагмент інформаційного простору. Далі сигнали потрапляють на третій шар, де виконується ще більш детальне розділення простору діагностичних ознак. За такою схемою послідовно виконується фрагментація інформаційного простору. Вихідний нейрон здійснює об'єднання виділених на попередніх етапах фрагментів простору. Нейронна мережа в результаті утворює множину площин, що розділяє інформаційний простір і здатна виокремлювати ділянки простору зі складною конфігурацією, що залежить від взаємного розташування розділяючих площин та від послідовності накладення обмежень. Представлена мережа виконує нелінійне розділення та класифікацію об'єктів за набором діагностичних ознак, що дуже часто мають великі розмірності. Класифікатор на основі БШП є універсальним засобом апроксимації функцій, що дозволяє використовувати її для вирішення задач класифікації різного ступеня складності.

На відміну від мережі Кохонена, БШП навчається з учителем, тобто їй потрібна навчальна вибірка, що містить набір можливих вхідних сигналів (векторів даних) та відповідних їм вихідних сигналів мережі. Через це її не можна застосовувати для безеталонної діагностики ОК. Але БШП має показники достовірності класифікації [9], що значно перевищують показники мережі Кохонена, дозволяє класифікувати об'єкти навіть у випадку лінійно-нероздільних класів, а також дозволяє працювати з векторами діагностичних ознак великої розмірності і класифікувати сигнали на фоні завад.

Для навчання БШП використовуються градієнтні [7] методи, що враховують помилку нейронів кожного шару та виконують корекцію вагових коефіцієнтів нейронів в залежності від їхньої помилки. В процесі навчання мережа змінює свої параметри і вчиться давати потрібне відображення множини вхідних векторів X у множину потрібних значень виходів мережі Y . За ра-

хунок здібності до узагальнення мережею можуть бути отримані правильні результати, якщо подати на вхід вектор, який не зустрічався при навчанні. При вирішенні більшості задач для навчання БШП використовується метод зворотнього розповсюдження помилки (back propagation error) [7], згідно з яким наступний крок направлений в сторону антиградієнта функції помилки. Відповідно до цього методу функція помилки E представляється у вигляді складної функції і послідовно розраховуються частинні похідні за формулою для складної функції.

Недоліком БШП є той факт, що він не може динамічно розширювати власну базу знань і адаптуватися до появи об'єктів, які відносяться до невідомих раніше класів. Таким чином, при появі сигналу, що характеризує невідомий мережі клас, даний сигнал буде віднесено не до нового класу, а до одного з наявних класів у пам'яті мережі (які були сформовані при її навчанні), тобто виникає помилка класифікації.

Проведені дослідження [6,8,9] показали, що окремо нейронні мережі Кохонена та БШП не можуть бути використані при діагностиці виробів з композиційних матеріалів, оскільки для БШП обов'язково необхідна початкова навчальна вибірка (ап'іорна інформація про ОК та можливу номенклатуру його дефектів, що є досить складним у випадку композиційних матеріалів), а мережа Кохонена не здатна виконати достовірну класифікацію дефектів у випадку існування лінійно-нероздільних просторів діагностичних ознак.

Саме в таких випадках може використовуватись спеціально побудована гібридна нейронна мережа, що складається з шару Кохонена та БШП або радіально-базисної мережі. Подібна архітектура гібридної нейронної мережі дозволяє визначати та класифікувати дефекти виробів з композиційних матеріалів з високою достовірністю, будувати нелінійні розділяючі гіперплощини, проводити кластерний аналіз та навчатися без учителя [8].

Алгоритм роботи (рис. 1) такої мережі полягає в наступному. Шар нейронів Кохонена групує близькі вхідні сигнали X , а необхідна функція відображення множини вхідних векторів X у множину потрібних значень виходів мережі $Y = F(X)$ будується на основі звичайної нейронної мережі прямого розповсюдження (БШП або радіально-базисної мережі), що приєднана до виходів нейронів Кохонена. Нейрони шару Кохонена навчаються без учителя, на основі самоорганізації, а нейрони шарів, що використовуються для розпізнавання та класифікації, навчаються з учителем ітераційними методами. Навчальна вибірка для мережі прямого розповсюдження формується шаром Кохонена.

Таким чином, у складі розробленої гібридної нейронної мережі обидві її складові (шар Кохо-

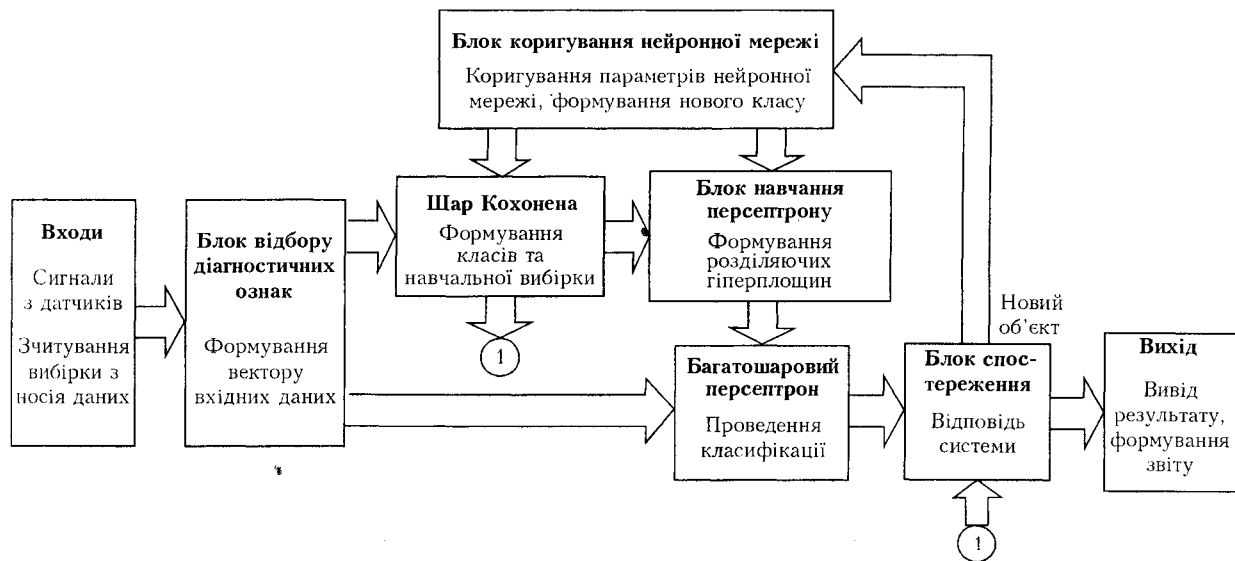


Рис. 1. Алгоритм роботи гібридної нейронної мережі

нена та БШП) функціонують як дві незалежні нейронні мережі. Мережа Кохонена використовується для вирішення задачі кластерного аналізу (попереднього розбиття множини об'єктів на класи) та формування навчальної вибірки для подальшого навчання БШП або інших мереж прямого розповсюдження і надає інформацію для виявлення нового об'єкту. БШП, що входить до складу розробленої гібридної нейронної мережі, навчається на основі створеної мережею Кохонена навчальної вибірки, використовується для вирішення задачі класифікації, дозволяє будувати складні нелінійні розділяючі гіперплощини і формує відповідь мережі щодо результату класифікації. На рис. 2 показано розподіл діагностичних ознак від дефектних і бездефектної ділянок досліджуваного зразка стільникової панелі із стільниковим заповнювачем типу ІСП-1 і обшивкою на основі склотканини Т42/1-76 [10], де 1 — виділена область діагностичних ознак, що характерні для конкретного класу; 2 — область діагностичних ознак, що не відносяться для даного класу (характерні для інших класів). Із рисунка видно, що розроблена гібридна нейронна мережа здатна апроксимувати функцію розподілу діагностичних ознак, які характерні для кожного класу, може проводити нелінійну класифікацію і виділяти області зі складною структурою (нелінійними границями).

Така гібридна мережа має всі переваги її складових (мережі Кохонена та БШП), а саме можливість виконувати кластерний аналіз даних, високу достовірність контролю, здатність будувати складні нелінійні розділяючі гіперплощини, а також визначати нові об'єкти та розширювати власну базу знань (базу запам'ятованих класів). Однак для даної мережі характерні певні недоліки: необхідно більше часу для навчання, а також додатковий час на перенавчання (відбувається у ви-

падку формування нового класу під час контролю), у випадку появи нового об'єкту (класу) відбувається повне її перенавчання, тобто втрата раніше вивченої інформації. Також для роботи даної нейронної мережі необхідним є первинний відбір діагностичних ознак (амплітуда імпульсу, його тривалість, частота, фаза, спектральна щільність тощо), за якими відбувається контроль та формування діагностичного рішення.

В процесі вирішення задачі діагностики виробів з композиційних матеріалів виникає дилема: яким чином зробити так, щоб пам'ять нейронної мережі залишалась пластичною, здатною до сприйняття нових даних, і в той же час зберігала стабільність, яка гарантує, що інформація про вже відомі класи не знищиться і не зруйнується в процесі функціонування.

Дану задачу можна вирішити із застосуванням нейронних мереж адаптивної резонансної теорії (АРТ). Мережі й алгоритми АРТ [11, 12] зберігають пластичність, необхідну для вивчення нових класів об'єктів, у той же час запобігаючи зміні раніше запам'ятованих класів. Також мережі АРТ дозволяють виконувати аналіз форми отриманих інформаційних сигналів, тобто без попередньої обробки вхідних даних та формування набору діагностичних ознак, що значно розширює область їх застосування. АРТ-мережі можуть використовуватись для вирішення таких задач НК, як кластерний аналіз, класифікація дефектів ОК, розпізнавання образів тощо.

Теорія мереж АРТ включає декілька парадигм, кожна з яких визначається формою вхідних даних і способом їхньої обробки. АРТ-1 розроблена для обробки бінарних вхідних векторів, а мережі АРТ-2 і Fuzzy-ART можуть класифікувати як бінарні, так і неперервні вектори даних.

Мережі АРТ являють собою векторний класифікатор. Вхідний вектор класифікується в за-

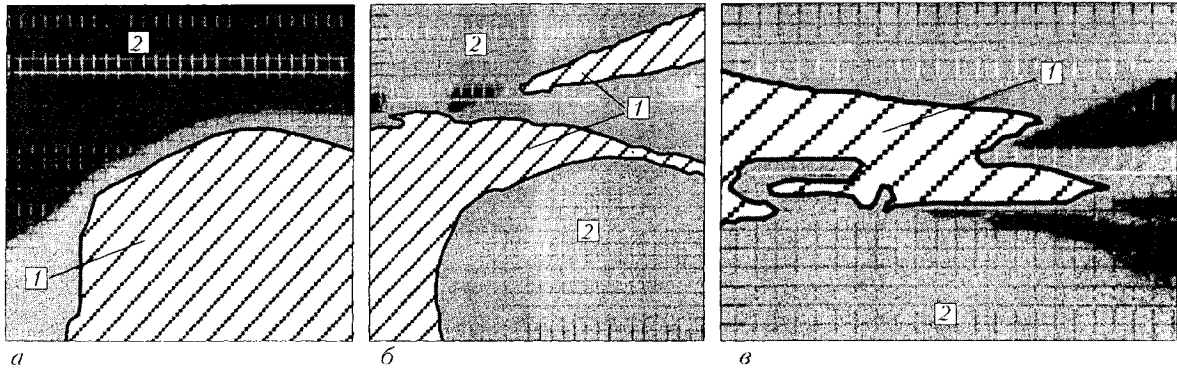


Рис. 2. Розподіл діагностичних ознак, характерних для бездефектної ділянки (а) і ділянок з різними пошкодженнями (б, в)

лежності від того, на який із раніше запам'ятованих мережею еталонних образів він схожий. Рішення щодо класифікації вхідного вектору мережа АРТ виражає у формі збудження одного з нейронів шару розпізнавання. Якщо вхідний вектор не відповідає жодному із запам'ятованих образів, створюється нова категорія (виділяється новий нейрон та запам'ятовується новий вектор), яка відповідає вхідному вектору. Якщо визначено, що вхідний вектор схожий на один з раніше запам'ятованих векторів за визначеним критерієм подібності, еталонний вектор в пам'яті нейронної мережі буде змінюватися (навчатися) під впливом нового вхідного вектора таким чином, щоб стати більш схожим на даний вхідний вектор.

Запам'ятований еталонний образ не буде змінюватися, якщо поточний вхідний вектор не виявиться схожим на нього. У такий спосіб вирішується дилема стабільності-пластичності. Новий образ може створювати додаткові класифікаційні категорії, однак новий вхідний образ не може змусити змінитися або затерти існуючу пам'ять. Алгоритм, за яким працюють розроблені АРТ-мережі зображено на рис. 3.

Нейронні мережі АРТ-2 і Fuzzy-ART мають такі переваги над описаними раніше гібридною нейронною мережею, БШП та мережею Кохонена: можливість працювати з інформаційними сигналами без попередньої обробки (відбір та форму-

вання простору діагностичних ознак), в якості інформаційного параметру може використовуватись форма сигналу, стабільність запам'ятованої інформації та можливість динамічно розширювати власну базу знань, висока роздільна здатність при класифікації даних, добра заводозахисність, інваріантність відносно порядку пред'явлення вхідних векторів, існує можливість змінювати швидкість навчання мережі, при повторному пред'явленні навчальної вибірки нейронна мережа здатна сама виправити помилки, які були допущені на попередньому етапі роботи, можливість працювати з аналоговими сигналами. Також існує можливість навчати АРТ-мережу в процесі контролю, отже відпадає необхідність у формуванні великої кількості еталонних зразків для первинного налаштування мережі, що дозволяє використовувати її для вирішення широкого кола задач.

Характерними відмінностями нейронної мережі Fuzzy-ART від АРТ-2 є наявність в ній лише однієї матриці вагових коефіцієнтів замість двох як у АРТ-2 та використання нечітких логічних операцій. Таким чином, реалізація нейронної мережі Fuzzy-ART на персональному комп'ютері займає менше пам'яті ніж АРТ-2, але АРТ-2 має кращі показники достовірності розпізнавання вхідних векторів даних.

Для проведення НК виробів авіаційного призначення з композиційних матеріалів із застосуван-

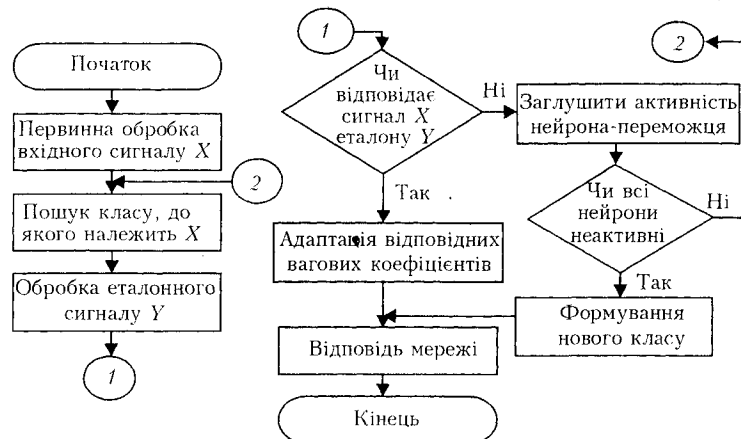


Рис. 3. Алгоритм роботи АРТ-мережі

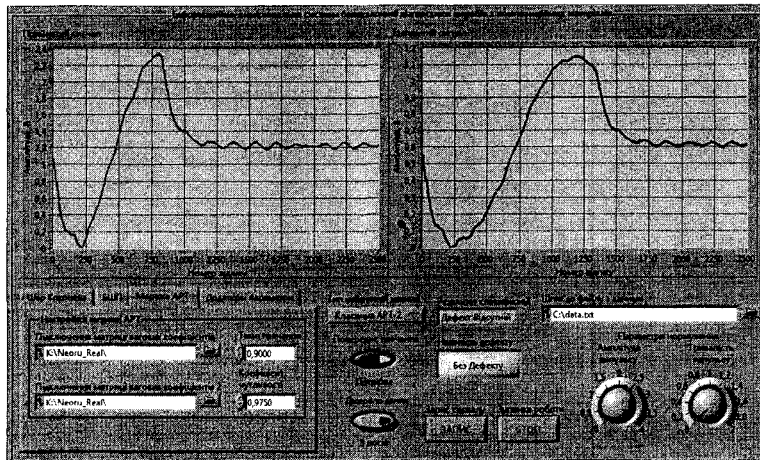


Рис. 4. Інтерфейс програмного забезпечення для роботи з нейронними мережами АРТ

ням розроблених гібридної нейронної мережі та мереж АРТ-2 і Fuzzy-ART було розроблено спеціальне програмне забезпечення (рис. 4), що дозволяє візуалізувати вхідний та еталонний сигнали, відображає множину сформованих класів та відповідь мережі щодо результату контролю. Вибір необхідної архітектури мережі відбувається за допомогою перемикача, на якому потрібно вибрати відповідну архітектуру НМ (гібридна НМ, АРТ-2 або Fuzzy-ART).

Порівняльний аналіз описаних архітектур нейронних мереж проводився на основі досліджень [6, 8, 9, 11, 12] із використанням експериментальних даних, отриманих при проведенні контролю зразків стільникових панелей методом низькошвидкісного удару [10]. Необхідно зазначити, що розроблене програмне забезпечення для роботи з нейронними мережами дозволяє працювати і з іншими методами діагностики: імпедансним (в якості інформаційних ознак використовуються амплітуда сигналу, частота, фаза), вихрострумовим (амплітуда, фаза), ультразвуковим (форма обвідної луна-сигналу) тощо. Дослідний зразок композитної панелі із стільниковим заповнювачем типу ІСП-1 і обшивкою на основі склотканини Т42/1-76 мав п'ять характерних ділянок — бездефектну і чотири ділянки з різним ступенем пошкодження. Моделями дефектів служили ділянки, по яким попередньо за допомогою сталевий кульки

було завдано точкового удару з нормованою енергією $A_{уд}$, рівною 2,3 кДж (дефект 1), 2,8 кДж (дефект 2), 3,2 кДж (дефект 3) та 5,1 кДж (дефект 4), який спричиняв руйнацію поверхні зразка в області контакту.

Для кожного з чотирьох отриманих зразків з дефектами та бездефектного зразка було отримано по 100 реалізацій імпульсів ударної взаємодії. В якості діагностичних ознак використовувалися такі параметри як амплітуда, тривалість імпульсу, а також форма інформаційного сигналу. Зміна вказаних параметрів дає можливість визначати наявність дефекту стільникової панелі і класифікувати його тип за ступінню пошкодження.

В процесі контролю на вхід мережі в випадковому порядку подавався один з отриманих сигналів. Після цього він видалявся з вибірки і на вхід мережі подавався новий сигнал з вибірки. Дана процедура повторювалася до тих пір, поки всі сигнали з вибірки не були пред'явлені нейронній мережі. Сформувавши базу класів, для дослідження достовірності формування класів та результатів НК мережі було пред'явлено по 100 нових сигналів, характерних для кожної ділянки досліджуваних зразків. Після пред'явлення всієї контрольної вибірки сигналів було проаналізовано отримані результати роботи для кожної архітектури нейронної мережі (таблиця).

Порівняльний аналіз розроблених нейронних мереж

Показник	Тип нейронної мережі				
	Мережа Кохонена	БШП	Гібридна мережа	АРТ-2	Fuzzy-ART
Необхідність навчальної вибірки	Ні	Так	Ні	Ні	Ні
Швидкість навчання, с	5,3	0,2	5,7	1,5	2,1
Достовірність контролю	0,88...0,93	0,98...0,99	0,96...0,98	0,98...0,99	0,97...0,99
Можливість визначити нові (аномальні) об'єкти	Ні	Ні	Так	Так	Так
Час класифікації вибірки, мс	1740	2210	2210	1530	2103
Обсяг пам'яті для зберігання мережі, кб	64	81	219	203	115



З таблиці видно, що нейронна мережа АРТ-2 має найкращі показники, може автоматично розширювати власну базу знань про можливі дефекти досліджуваних об'єктів, а також характеризується найбільшою достовірністю контролю — 99 %. Даний тип нейронної мережі рекомендується застосовувати у спеціальних системах НК композитів.

Висновок

Розглянуто найбільш відомі архітектури та типи нейронних мереж, а саме такі нейронні мережі, як БШП, мережа Кохонена, гібридна нейронна мережа та мережі сімейства АРТ, та їх можливість застосування в системах НК. Описано їх структуру, алгоритми роботи та навчання.

Зазначимо, що нейронні мережі мають такі особливі властивості, як самоорганізація, здатність до навчання в процесі роботи, узагальнення, імітування процесів та явищ, в тому числі і нелінійних, формування складних залежностей в просторі діагностичних ознак і в просторі класів, ефективність роботи з ознаками великої розмірності, що обумовлюють доцільність їх використання для вирішення задач діагностики та НК виробів, зокрема композиційних матеріалів.

Для вибору оптимальної архітектури нейронної мережі, яку можна рекомендувати для використання у складі класифікатора системи НК виробів з композиційних матеріалів, проведено практичний аналіз результатів застосування перелічених нейронних мереж. В результаті визначено, що у випадку появи невідомого раніше нового об'єкту гібридній нейронній мережі потрібен додатковий час для формування нового класу і фактично відбувається повне її перенавчання. Застосування класифікатора на основі БШП не можливе при вирішенні задач безеталонної діагностики композиційних матеріалів, оскільки номенклатура можливих дефектів виробів з композитів невідома. Для БШП необхідна початкова навчальна вибірка, до того ж БШП не може динамічно розширювати власну базу знань і адаптуватися до появи об'єктів, які відносяться до невідомих раніше класів. Експериментально визначена достовірність роботи класифікатора на основі нейронної мережі Кохонена при вирішенні задач безеталонного контролю виробів із композиційних матеріалів не перевищує показника 93 %. Виходячи з результатів аналізу рекомендовано застосовувати в якості ядра класифікатора нейронні мережі АРТ-2 та Fuzzy-ART, оскільки дані мережі дозволяють усунути описані недоліки та забезпе-

чують високий показник достовірності контролю (0,98...0,99) по відношенню до таких мереж, як нейронна мережа Кохонена, БШП та гібридна нейронна мережа на основі мережі, Кохонена та БШП.

Розроблено спеціальне програмне забезпечення системи НК виробів з композиційних матеріалів з використанням розглянутих нейронних мереж, що може використовуватись з такими методами діагностики, як метод низькошвидкісного удару, імпедансний метод, ультразвуковий, вільних коливань, вихрострумний тощо.

Приведены результаты использования нейронных сетей для решения задач неразрушающего контроля изделий из композитных материалов. Описаны структура, алгоритмы обучения и работы нейронной сети Кохонена, многослойного персептрона, гибридной нейронной сети, а также сетей адаптивной резонансной теории.

1. Бархатов В. А. Обнаружение сигналов и их классификация с помощью распознавания образов // Дефектоскопия. — 2006. — № 4. — С. 14–27.
2. Бархатов В. А. Распознавание дефектов с помощью искусственной нейронной сети специального типа // Там же. — 2006. — № 2. — С. 28–39.
3. Найденко А. Г. Визначення надійності різців з алмазних композиційних НТМ шляхом реєстрації та аналізу акустичної емісії: Автореф. дис. ... канд. техн. наук. — Київ, 2009. — 20 с.
4. Зажицький О. В. Розпізнавання нейронними мережами стану лопаток авіаційних двигунів у процесі віброакустичного моніторингу: Автореф. дис. ... канд. техн. наук. — Київ, 2008. — 20 с.
5. Kohonen T. Self Organization and Associative Memory. — New York : Springer—Verlag, 1989. — 147 p.
6. Переїденко А. В., Єременко В. С. Дослідження алгоритмів проведення кластерного аналізу для вирішення задач неруйнівного контролю // Вост.-Европ. журн. передових технологій. — 2010. — № 1/5(43). — С. 40–43.
7. Хайкин С. Нейронные сети: 2-е изд. / Пер. с англ. — М.: Изд. дом «Вильямс», 2006. — 1104 с.
8. Переїденко А. В., Єременко В. С., Роганьков В. О. Нейромережева система діагностики виробів авіаційного призначення // Вісн. Нац. авіац. ун-ту. — 2011. — № 2(47). — С. 88–95.
9. Переїденко А. В., Єременко В. С., Павленко Ж. О. Система класифікації дефектів на основі штучних нейронних мереж // Вісн. НТУУ «Київ. політехн. ін-т». — 2010. — № 40. — С. 72–80.
10. Єременко В. С., Мокиччук В. М., Овсянкіна А. М. Обнаружение ударных повреждений сотовых панелей методом низкоскоростного удара // Техн. диагностика и неразруш. контроль. — 2007. — № 1. — С. 24–27.
11. Carpenter G. A., Grossberg S. ART 2: Stable self-organization of pattern recognition codes for analog input patterns // Applied Optics. — 1987. — № 26. — P. 4919–4930.
12. Carpenter G. A., Grossberg S., Rosen D. B. Fuzzy ART: Fast stable learning and categorization of analog patterns by an adaptive resonance system // Neural Networks. — 1991. — № 4. — P. 759–771.

Надійшла до редакції
22.10.2011