

УДК 629.375.017.1(045)

Шевчук Д.О., канд. техн. наук

МЕТОДИКА ВИЯВЛЕННЯ СТАНУ ЗОВНІШНЬОГО ОБВОДУ КРИЛА ЛІТАКА З ВИКОРИСТАННЯМ ШТУЧНИХ НЕЙРОННИХ МЕРЕЖ

Аерокосмічний інститут
Національного авіаційного університету

Проведено порівняльний аналіз можливості застосування штучних нейронних мереж для класифікації типових пошкоджень зовнішнього обводу крила літака, які раптово виникли у польоті

Вступ

Літальний апарат (ЛА) є складною системою багаторазового використання, на який діють зовнішні умови і внутрішні процеси деградації під впливом яких змінюється його технічний стан. Найбільш неосвоєною на цей час є діагностика стану зовнішньої поверхні (обводів) літального апарата у польоті, яка більше всього зазнає впливу зовнішніх механічних, біологічних, електромеханічних та електричних деградуючих факторів [1].

Мета

Науковому дослідженню підлягає проблема розробки методики виявлення стану зовнішнього обводу крила літака безпосередньо у польоті з використанням штучних нейронних мереж (ШНМ).

Виклад основного матеріалу дослідження

Раптові пошкодження зовнішньої поверхні ЛА приводять до миттєвої зміни аеродинамічних коефіцієнтів місцевих (у місці появи пошкоджень) сил і моментів. Множина станів літака і крила як складової його частини, може бути розподілена на підмножини типових станів, що характеризують справні (без пошкоджень), роботоздатні (при появі типових пошкоджень) та несправні стани.

Згідно із запропонованим підходом передбачається, що від початку тестування стану зовнішнього обводу крила ЛА (після проведення відповідних підготовчих операцій з настройки ШНМ, для класифікації типових пошкоджень) і до його завершення цей процес виконується ав-

томатично, без зовнішніх втручань. Це означає, що в процесі реалізації алгоритму діагностування штучна нейронна мережа, що використовується в якості класифікатора, в сукупності зі зміною аеродинамічних властивостей літака, які відображені математичними моделями $M_{ЛА}$ та $M_{ШНМ}$ відповідно, утворюють коло з об'єкти діагностичної інформації.

Взаємодія технічних засобів діагностування (іонно-міточні датчики) та класифікатора типових пошкоджень (ШНМ) з об'єктом діагностування (зовнішні обводи крила літака) в процесі діагностування відбувається на рівні тестових впливів та відповідних реакцій. Для адекватного відображення протікання процесу реалізації алгоритму тестового діагностування його математична модель передбачає потребу в наявності як засобів відображення поведінки взаємодіючих в цьому процесі складових (несучої поверхні літака, іонно-міточних датчиків та ШНМ), так і засобів відображення характерних особливостей процесу їх взаємодії. З цього можна зробити висновок, що для відображення особливостей функціонування іонно-міточних датчиків, ШНМ та ОД в ході діагностування математична модель цього процесу повинна включати множини розроблених для його реалізації тест-векторів та множини отримуваних в його ході векторів відповідних типових реакцій в залежності від стану несучої поверхні літака.

Оскільки вибір схеми реконфігурації неможливий, без відомостей про зміну аеродинамічного стану літака у польоті.

Тому для забезпечення достовірності діагностування при навчанні ШНМ повинні бути розглянуті типові можливі пошкодження та можливі схеми реконфігурації. Це потребує наявності на етапі навчання ШНМ множини, здатної відображати характерні особливості зміни значень аеродинамічних коефіцієнтів в умовах раптового виникнення пошкодження та відповідних реакцій для кожного з тест-векторів. Інакше кажучи, зазначена множина повинна відображати характерний для кожного з можливих технічних станів літака і крила такий спосіб керування, який забезпечує продовження безпечного польоту.

На підставі проведеного аналізу параметрів [1], необхідних для відображення особливостей взаємодії датчиків, ШНМ та зміни аеродинамічного стану літака в процесі тестового діагностування для моделювання цього процесу при навчанні ШНМ, сформулюємо узагальнену модель діагностування із використанням ШНМ в якості засобів реалізації методу виявлення стану зовнішнього обводу крила:

$$\dot{I}_{i\bar{A}} = \langle S, A, O, U \rangle,$$

де $M_{од}$ – математична модель об'єкта діагностування; $S = \{s_1, s_2, \dots, s_i\}$ – множина можливих технічних станів літака, де $s_i \in S$ – i -тий можливий технічний стан несучої поверхні (справний, роботоздатний, несправний); $A = \{a_1, a_2, \dots, a_i\}$ – множина вхідних контрольних точок (кількість датчиків розташованих на несучій поверхні літака); $O = \{o_1, o_2, \dots, o_i\}$ – множина типових пошкоджень; $U = \{u_1, u_2, \dots, u_i\}$ – множина необхідних керуючих впливів для запобігання розвитку особливої ситуації у польоті.

У якості класифікатора типових пошкоджень розглянемо можливість застосування ШНМ Кохонена, ШНМ Хопфілда та ШНМ Хеммінга.

Мережа Кохонена призначена для поділу векторів, що описують класи типових пошкоджень. Мережа складається з

M нейронів, які утворюють прямокутні решітки на площині (рис. 1). Елементи вхідних сигналів від датчиків, подаються на входи всіх нейронів мережі. У процесі роботи алгоритму настроюються синоптичні ваги нейронів. Вхідні сигнали (вектора дійсних чисел) послідовно пред'являються мережі, при цьому необхідні вихідні сигнали не визначаються. Після пред'явлення достатнього числа вхідних векторів, синоптичні ваги мережі визначають тип пошкодження.

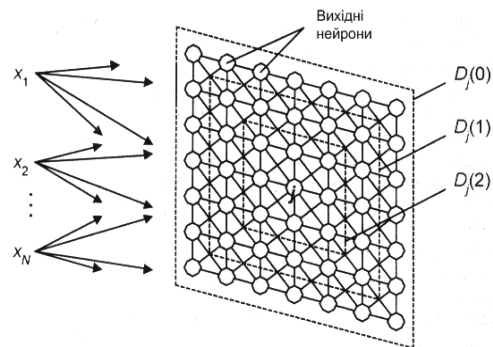


Рис. 1. Нейрона решітка Кохонена

Для реалізації алгоритму необхідно визначити міру сусідства нейронів (міру близькості). На рис. 1 показані зони топологічного сусідства нейронів у різні моменти часу. $D_j(t)$ – множина нейронів, які вважаються сусідами нейрона j у момент часу t . Розміри зони сусідства зменшуються із часом.

Алгоритм класифікації Кохонена [2, 3] складається з наступних етапів.

Крок 1. Ініціалізація мережі: ваговими коефіцієнтам мережі, загальне число яких рівно M_n , привласнюються малі випадкові значення. $D_j(0)$ – початкова зона сусідства.

Крок 2. Пред'явлення мережі нового вхідного сигналу, який характеризує типове пошкодження.

Крок 3. Обчислення відстані d_j від вхідного сигналу до кожного нейрона j по формулі:

$$d_j = \sum_{i=1}^N (x_i(t) - w_{ij}(t))^2,$$

де $x_j(t)$ – j -й елемент вхідного сигналу в момент часу t , $w_{ij}(t)$ – вага зв'язку від i -го елемента вхідного сигналу до нейрона j .

Крок 4. Вибір нейрона j , для якого відстань d_j є найменша.

Крок 5. Настроювання ваг для нейрона j і всіх нейронів з його зони сусідства $D_j(t)$:

$$w_{ij}(t+1) = w_{ij} + \eta(x_i(t) - w_{ij}(t)),$$

де (η – крок навчання ($0 < \eta < 1$)), що зменшується із часом до нуля.

Крок 6. Повернення до кроку 2.

Основним недоліком мережі Кохонена є те, що вона може бути використана для аналізу типових пошкоджень тільки у випадку, якщо заздалегідь відоме число класів цих пошкоджень. Однак вона нездатна функціонувати в умовах перешкод і адаптуватись до зміни польотної ситуації, тому що число класів типових пошкоджень фіксовано, ваги модифікуються повільно, а настроювання ваг закінчується після навчання.

Штучна нейрона мережа Хопфілда [4] реалізує властивість автоасоціативної пам'яті – відновлення сигналу з завадами до найближчого до нього класу типового пошкодження. У цьому випадку вхідний вектор використовується як початковий стан мережі, і далі мережа еволюціонує згідно зі своєю динамікою. Причому будь-який приклад, що перебуває в області притягнення збереженого зразка типового пошкодження, може бути використаний як показник для його відновлення. Вихідний (відновлений) зразок устанавлюється, коли мережа досягає рівноваги.

Мережа Хопфілда відрізняються наступними ознаками:

- наявністю зворотних зв'язків, що йдуть із виходів мережі на їхні входи за принципом «з усіх на всі»;

- розрахунок вагових коефіцієнтів нейронів проводиться на основі вихідної інформації лише перед початком функціонування мережі, і все навчання мережі

зводиться саме до цього розрахунку без навчальних ітерацій;

- при пред'явленні вхідного вектора, мережа «сходиться» до одного із еталонів типових ситуацій, що представляють множину класів типових пошкоджень, які є локальними мінімумами функції енергії, що містить у собі всю структуру взаємозв'язків у мережі.

Структура мережі Хопфілда наведено на рис. 2. Вона складається з одного шару нейронів, число яких визначає число входів і виходів мережі. Вихід кожного нейрона з'єднаний із входами всіх інших нейронів.

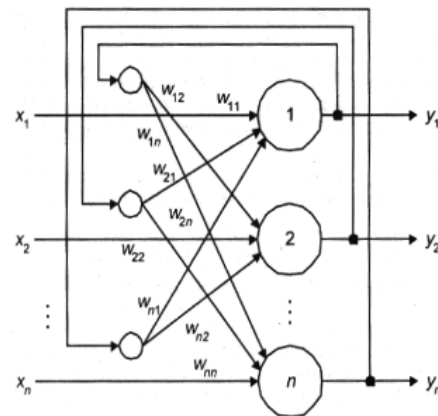


Рис. 2. Штучна нейрона мережа Хопфілда

Подача вхідних векторів, що характеризують типові пошкодження здійснюється через окремі входи нейронів.

Для кожного j -го нейрона вводиться ймовірність зміни його стану ρ_j , як функція від величини, на яку вихід нейрона y_j перевищує його поріг θ_j (для бінарної мережі Хопфілда):

$$\rho_j = \frac{1}{1 + \exp\left(\frac{-\Delta E_j}{\phi}\right)},$$

де $\Delta E_j = y_j - \theta_j$, ϕ – параметр, що змінюється у процесі стабілізації ШНМ.

Тоді після початкового завдання вагових коефіцієнтів нейронів процедура пошуку мінімуму енергії ШНМ і для встановленого вхідного вектора проходить наступним чином [4].

Крок 1. Задати велике значення параметра ϕ .

Крок 2. Установити на виході j -го нейрона значення «1» з f ймовірністю ρ_j і значення «0» з ймовірністю $1 - \rho_j$.

Крок 3. Поступово зменшувати значення параметра ϕ , до тих пір поки не буде досягнута рівновага.

Недоліком класичного варіанта ШНМ Хопфілда є їхня тенденція до стабілізації в локальних, а не глобальних мінімумах мережі. У випадку, якщо необхідно визначити номер класу типового пошкодження несучої поверхні літака у польоті, для цього застосуємо мережу Хеммінга [4, 5]. Перевагами цієї мережі в порівнянні з мережею Хопфілда є менші витрати на пам'ять і обсяг обчислень, що дуже важливо в умовах розвитку особливої ситуації у польоті.

Штучна нейронна мережа Хеммінга (рис. 3) складається із вхідного, прихованого та вихідного шарів нейронів. Прихований і вихідний шари містять по K нейронів, де K – число типових пошкоджень. Нейрони прихованого шару n синапсами з'єднані з виходами нейронів вхідного шару мережі. Виходи нейронів вихідного шару зв'язані із входами інших нейронів цього шару негативними зворотними зв'язками. Єдиний позитивний зворотний зв'язок подається з виходу для кожного нейрона вихідного шару на його ж вхід. Мережа вибирає клас з мінімальною «хеммінговою відстанню» від пред'явленого вхідного вектора шляхом активізації тільки одного виходу мережі (нейрона вихідного шару), відповідного до цього класу.

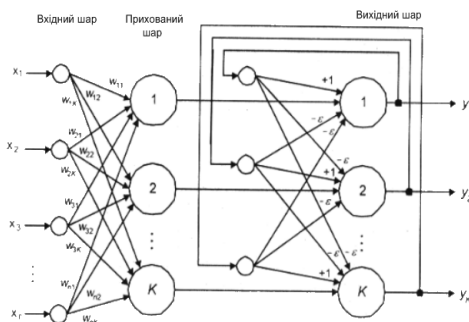


Рис. 3. Структура штучної нейронної мережі Хеммінга

На етапі настроювання мережі Хеммінга встановлюються наступні значення ваг нейронів схованого шару і порога їх активаційної функції:

$$W_{ik} = \frac{x_i^k}{2},$$

де x_i^k – i -й компонент k -го класу типових пошкоджень.

Коефіцієнти негативних зворотних зв'язків нейронів вихідного шару задають рівними деякої величині з інтервалу $0 < \varepsilon < \frac{1}{K} < 0$, а коефіцієнти позитивного зворотного зв'язку – +1.

Висновки

Порівняльний аналіз розглянутих у статті ШНМ, дозволили зробити наступний висновок, що мережі Хеммінга дозволяють просто і ефективно розв'язати завдання класифікації типових пошкоджень яки виникають у польоті. Разом з тим, легкість побудови програмних і апаратних моделей роблять ці мережі привабливими для практичного застосування у процесі діагностування зовнішнього обводу літака в умовах виникнення раптового пошкодження у польоті.

Список літератури

1. Казак В.М., Гальченко С.М. Застосування діагностичної матриці для дослідження технічного стану зовнішнього обводу крила літака у польоті // Вісник Північного наукового центру ТАУ. – 2006. – Вип.9. – С. 140–142.
2. Горбань А.Н. Россиев Д.А. Нейронные сети на персональном компьютере. – Новосибирск: Наука, 1996. – 234 с.
3. Ивахненко А.Г. Самообучающиеся системы распознавания и автоматического управления. – К.: Техника, 1969. – 392 с.
4. Короткий С. Нейронные сети Хопфилда и Хемминга // <http://www.neuropower.de/rus/books>.
5. Willshaw D. J., Malsburg C. How patterned neural connections can be set up by self-organization // Proceedings of the Royal Society of London. – 1976. – Series B. – №194. – P. 431–445.