

4. Висновок

З проведеного аналізу впливу термомеханічних процесів у мембрані тензOMETричного перетворювача динамічного тиску на його додаткову похибку при дії термоудару впливає вагомий факт, що дія стискувальних зусиль N значно "шкідливіша" ніж можлива теплова зміна радіуса. Отже, конструктивні удосконалення повинні йти у напрямку надання мембрані можливості термомеханічної деформації у своїй площині.

1. Тихан М.А. Тензометрические датчики переменного давления для систем автоматики с нестационарными термовлияниями. Автореф. дис. ... канд. техн. наук. – Пенза, 1995. – 18 с.
2. Tykhan M., Maryamova I., etc. Semiconductor Mechanical Sensors for Adverse and dynamic conditions. XIV IMEKO World Congress. V. IX A, p. 99-103. Tampere, Finland. 1997.

УДК 004.032.26

С.І. Шаповалова, Г.І. Шараєвський

Національний технічний університет України

“Київський політехнічний інститут”,

кафедра автоматизації проектування енергетичних процесів і систем

КОМП'ЮТЕРНЕ МОДЕЛЮВАННЯ КАРТИ САМООРГАНІЗАЦІЇ ДЛЯ РОЗВ'ЯЗАННЯ ЗАДАЧІ РОЗПІЗНАВАННЯ СИГНАЛІВ

© Шаповалова С.І., Шараєвський Г.І., 2007

Розроблено універсальну програмну систему на основі двомірних ґрат карти самоорганізації, яка дає змогу вирішувати завдання розпізнавання і класифікації.

Developed in the article the universal programmatic system on the basis of two-dimensional lattice of self-organization card, which allows to decide the recognition and classification tasks.

Вступ

З урахуванням сучасних високих вимог до безпеки головного обладнання ядерних енергоблоків високої потужності незаперечним пріоритетом є забезпечення високої надійності елементів та систем їх головного обладнання, зокрема, парових турбоагрегатів АЕС. Досвід їх експлуатації підтверджує той факт, що безаварійна експлуатація ядерних енергоблоків суттєво залежить від надійності їх підшипникових вузлів. Досягнення високого рівня використання встановленої потужності ядерного енергоблоку сьогодні стає вже неможливим без розроблення та впровадження принципово нових підходів до створення систем діагностики головного обладнання АЕС. Надзвичайно перспективним в цьому плані є використання штучних нейронних мереж.

Постановка проблеми

Існуюче програмне забезпечення моделювання штучних нейронних мереж має ряд недоліків. Так, зокрема, його інтеграція в систему, для якої задача розпізнавання є однією з багатьох, хоч і вирішальною, може спричинити втрату ефективності програмного комплексу. У більшості нейроімітаторів недостатньо представлені можливості моделювання нейронної мережі, перебудовування її архітектури, зміни параметрів налагодження й навчання. Концептуальним недоліком для вирішення промислових прикладних задач є універсальність нейропакетів, яка приводить до того, що не завжди можна відобразити всі особливості розв'язуваної задачі. Тому для вирішення задачі розпізнавання сигналів технічного обладнання необхідно розробити програмне забезпечення за такими вимогами:

1. Коректність отримуваних результатів.
2. Надійність за стійкістю обчислень.
3. Виведення рішень у реальному часі.
4. Достатня гнучкість і сумісність з іншими програмними засобами.

Розроблена система має використовуватися для визначення режимів тертя опорних підшипників валопроводу парового турбоагрегату К-220-44 ядерного енергоблоку з реактором ВВЕР-440.

Аналіз останніх досліджень

Стаття [1] містить порівняльний аналіз використання багатошарового перцептронну та мережі прямого поширення на основі радіальної базисної функції для розв'язання задачі класифікації режиму тертя за характеристичними ознаками. Експерименти виявили достатню надійність запропонованих архітектур у випадку використання більше двох десятків нейронів захованого шару. Однак постановка задачі була досить нескладною – кількість нейронів вхідного шару дорівнювала 10. Подання реального сигналу за апаратними показниками потребує декількох сотень значень, що значно ускладнить архітектуру подібних систем і необов'язково дозволить досягти необхідної надійності розпізнавання.

У роботі [2] описано реалізацію діагностики неруйнівного оперативного контролю підшипникових вузлів за допомогою нейронної мережі Хеммінга. Тестування показало надійність правильної ідентифікації прикладів у діапазоні 94–97%. Найважливішою особливістю нейронної мережі Хеммінга є фактична відсутність значного обсягу апріорних статистичних даних для навчання цієї системи. Завдяки цьому було обрано саме цю архітектуру. Для навчання використовували по єдиному зразку для кожного з розпізнавальних класів. Крім того, для підвищення надійності розпізнавання до зазначеного рівня застосовувалася попередня обробка («згладжування») поточного сигналу перед його поданням до нейронної мережі. (Такі самі «згладжені» сигнали складають навчальну виборку.) Недолік цього підходу полягає у зниженні швидкодії системи розпізнавання через додаткові обчислення щодо фільтрації сигналу.

Запропонований у цій статті підхід заснований на картах самоорганізації за моделлю Кохонена. Надалі карту самоорганізації позначатимемо аббревіатурою SOM (англ.: Self-Organizing Map). У літературних джерелах також використовується SOFM (англ.: Self-Organizing Feature Map – особлива карта самоорганізації [3]). Традиційно SOM використовують для кластеризації зразків, основні принципи якої описані в [4]. Правило навчання мереж із самоорганізацією засновано на принципі WTM (англ.: *Winner Takes Most* – переможець одержує більше), використовується в багатьох нейромережних архітектурах й широко представлене в спеціальній літературі зі штучного інтелекту, наприклад, у [5].

Комп'ютерне моделювання одно- та двовимірних ґраток нейронів для розв'язання задачі класифікації множин наведено в [6].

У роботі створена програмна реалізація карти самоорганізації. Алгоритм SOM адаптований для розв'язання задачі розпізнавання сигналів. Проведені випробування підтвердили вищу вірогідність результатів порівняно з моделюванням за допомогою мереж Хеммінга.

Мета статті: Обґрунтування вибору карт самоорганізації для розв'язання задачі розпізнавання сигналів. Визначення особливостей формування цієї нейронної мережі.

Задача розпізнавання сигналів

Розпізнавання сигналів – процес, під час якого одержуваний сигнал повинен бути віднесений до одного із заданих класів. Сигналом вважається множина спектральних значень діагностованих характеристик з однаковою кроком по осі абсцис.

Апробація проводилася на задачі розпізнавання режимів тертя підшипникових вузлів на основі вимірів сигналів акустичної емісії пари тертя. У [2] описана ця задача, її постановка для оператора-людини й формалізація для нейронної мережі.

Вхідними образами слугують нормовані амплітудно-частотні спектри, зареєстровані під час руйнування захисної мастильної плівки в опорному підшипнику парового турбоагрегату АЕС. Оператор шукає аналогію поточного спектра з еталонним і на її підставі визначає один з режимів тертя.

Проблема розпізнавання ускладнена тим, що еталонний сигнал представляє «згладжену» залежність, а в реальній ситуації сигнал дуже зашумлений. Характерну структуру розподілу спектральної щільності сигналу акустичної емісії в аварійному режимі сухого тертя наведено на рис. 1. На рис. 1, а зображено зразок, що визначає цей режим в нейронній мережі, а на рис. 1, б наведений приклад сигналу, стосовно цього ж класу, отриманий в реальних умовах.

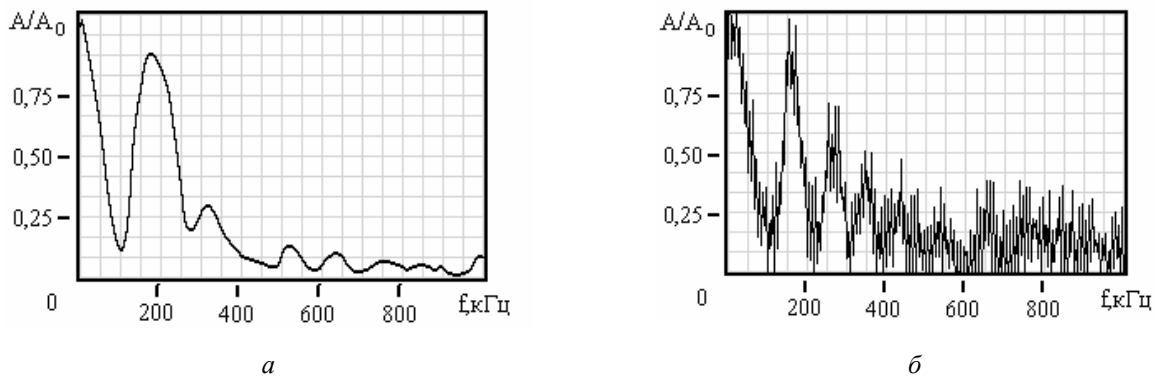


Рис. 1. Структура розподілу спектральної щільності сигналу акустичної емісії в аварійному режимі сухого тертя: а – зразок, що визначає аварійний режим; б – приклад сигналу, отриманого в реальних умовах

На рис. 2 наведено етапи діагностики режиму тертя за спектральними параметрами акустичної емісії, проілюстровано вхід/вихід для кожного з них.

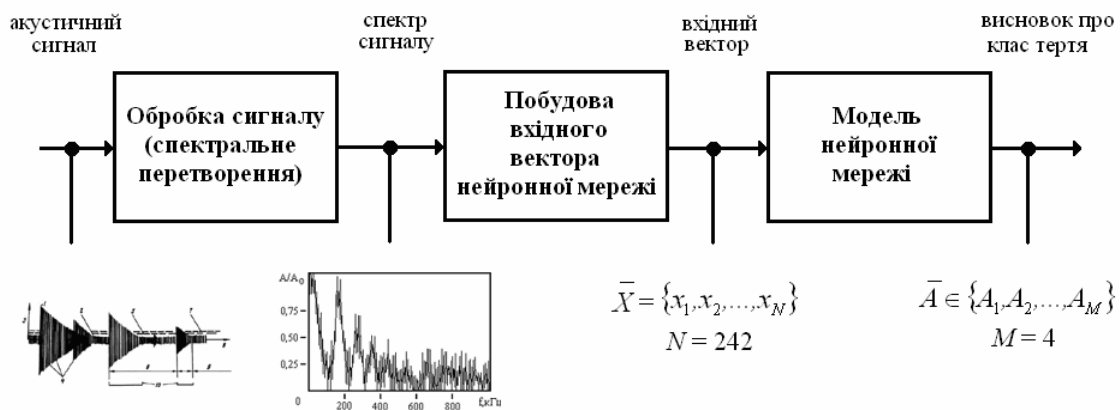


Рис. 2. Етапи діагностики режиму тертя за спектральними параметрами акустичної емісії

Для нейронної мережі задача формалізується так: вхідний вектор нейронної мережі представляє множину значень x_j , $j=1,2,\dots,N$, які дискретно задають сигнал, де N – кількість вимірів. Виходом є номер нейрона-переможця, що визначає клас належності поточного сигналу. Сукупність розпізнаваних режимів тертя A_i , $i=1,2,\dots,M$ утворює множину розпізнаваних класів $A=\{A_1, A_2, \dots, A_M\}$. Кожен елемент A_i є певним типом режиму тертя й задається множиною спектральних значень із однаковим кроком по осі абсцис. У розглянутій моделі розпізнавання таких класів – режимів чотири $M=4$:

- A_1 – прироблений стан (нормальний експлуатаційний режим);
- A_2 – початок руйнування мастильного шару (аномальний режим);
- A_3 – руйнування мастильного шару (початок аварійного режиму);
- A_4 – сухе тертя (аварійний режим).

Навчальна вибірка складається з 2000 зареєстрованих апаратурами зашумлених сигналів, режими тертя для яких визначені експертом. Кількість вхідних синапсів становить 242 і дорівнює розмірності вхідного вектора.

Етапи формування карти самоорганізації

Пропонована розробка є програмною системою, що візуалізує двомірні ґрати нейронів та надають можливість варіювати топологічні параметри, а також параметри налагодження й навчання

SOM. Сформована карта самоорганізації є результатом процесу навчання. Конкурентне навчання – це навчання без вчителя. Тому користувач має тільки визначити параметри алгоритму SOM, запропонованого Кохоненом.

На прикладі вирішення тестової задачі розпізнавання режимів тертя розглянемо всі етапи формування карти самоорганізації [6]:

1. Змагання. Дискретизація ґрат полягає у встановленні користувачем індексів нейронів-переможців. Попередньо задавши розмірність ґрат, користувач відзначає на їх зображенні центри топологічних околів, виходячи з міркувань максимально можливої відстані між ними й достатньої відстані до меж ґрат. Кількість центрів дорівнює кількості розпізнаваних образів. На рис. 3 показані двовірні ґрати нейронів із зазначеними центрами класів для тестової задачі.



Рис. 3. Двовірні ґрати нейронів

2. Кооперація. Топологічну околицю нейронів-переможців визначають за функцією Гауса, параметр σ (ефективну ширину околу) якої користувач може задати в пропонованому діапазоні або залишити встановленою за умовчанням (рис. 4).

3. Синаптична адаптація. Синаптична адаптація складається з двох підетапів. На підетапі самоорганізації приймають таку кількість ітерацій, що дорівнює кількості прикладів у навчальній виборці. Параметр швидкості навчання η користувач вибирає із запропонованого діапазону. На цьому етапі цей параметр обирається близьким до значення 0,1. З перебігом часу він повинен зменшуватись, але не більш ніж на один порядок. Впорядкування закінчується тоді, коли значення η зменшується до заданої межі. Функція околу може дорівнювати раніше заданому розміру ґрат.

На підетапі збіжності користувач перевстановлює параметри η и σ . У цьому випадку параметр швидкості навчання повинен становити число порядку 0,01. Функція околу повинна охоплювати нейрони, що безпосередньо стикаються з нейроном – переможцем. Зазвичай кількість ітерацій на цьому підетапі приблизно в 500 разів перевищує кількість нейронів мережі.

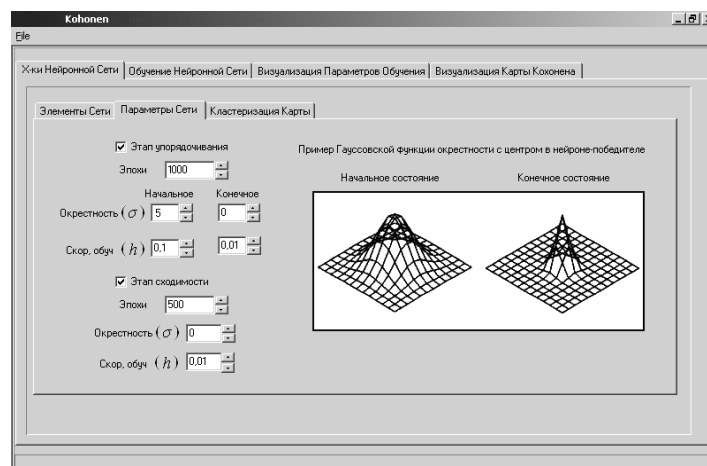


Рис. 4. Параметри алгоритму Кохонена

Візуалізація двомірних ґрат SOM

Для візуалізації даних реалізована діаграма розсіювання (рис. 5) і тривимірна поверхня відгуку (рис. 6), що допомагають користувачеві зрозуміти «поводження» мережі.

При завданні нового прикладу, який може належати або не належати до навчальної вибірки, результат буде отримано у вигляді проєкції крапки в деякий топологічний окіл, що визначає шуканий режим тертя.

Образи візуалізації можна від'єднати – тоді результат розпізнавання буде видаватися у вигляді ідентифікатора відповідного класу.



Рис. 5. Діаграма розсіювання



Рис. 6. Тривимірна поверхня відгуку

Висновок

Розроблено універсальну програмну систему на основі двомірних ґрат карти самоорганізації, яка дає змогу розв'язувати задачі розпізнавання й класифікації. Її було апробовано в Інституті технічної теплофізики НАН України (відділ високофорсованого теплообміну), Інституті проблем безпеки атомних електростанцій (відділ надійності теплоенергетичного устаткування АЕС).

Випробуванням підтверджено, що в умовах маскуючого впливу широкополосних технологічних шумів (зашумленість становить до 60% від максимального значення спектральної щільності корисного сигналу) було забезпечено надійність правильної ідентифікації розпізнаваних режимів тертя опорних підшипників валопроводу парового турбоагрегату К-220-44 близько 100% як за навчальною, так і за контрольною вибіркою.

Випробування також виявили вищу надійність SOM порівняно з мережами Хеммінга. У таблиці наведено дані, які доводять, що мережа Кохонена значно стійкіша до випадкових шумів, які впливають на сигнал.

Характеристики роботи мереж Хеммінга й Кохонена

Тип тертя	Верхній рівень зашумлення сигналів, для якого відбувається правильна на 100% ідентифікація	
	Мережа Хеммінга	Мережа Кохонена
Прироблений стан	15 %	63 %
Початок руйнування мастильного шару	8 %	67 %
Руйнування мастильного шару	11 %	70 %
Сухе тертя	13 %	58 %

Штучна нейронна мережа на основі карт самоорганізації після відповідного навчання може стати складовою частиною системи безрозбірної діагностики технічного обладнання.

1. McCormick A.C., Nandi A.K. A comparison of artificial neural networks and other statistical methods for rotating machine classification. In Proceedings of the 1997 IEE colloquium on Modelling and

*Signal Processing for Fault Diagnosis, vol. 260, (1997) 2/1-2/6. 2. Шаповалова С.И., Шараевский Г.И. Диагностика подшипниковых узлов парового турбоагрегата АЭС при помощи нейронной сети // V Международная конференция "Интеллектуальный анализ информации ИАИ-2005": Киев, 17–20 мая 2005 г.: Сб. тр. под редакцией Т.А. Таран. – К.: Просвіта, 2005. – С. 296–301. 3. Kohonen, T. The self-organizing map. *Proceeding of the IEEE, vol. 78, no. 9, (1990), pp. 1464–1480.* 4. Каллан Р. Основные концепции нейронных сетей. – М.: Издательский дом "Вильямс", 2001. – 287 с. 5. Люгер Дж. Искусственный интеллект: стратегии и методы решения сложных проблем: Пер. с англ. – М.: Издательский дом "Вильямс", 2004. – 864 с. 6. Хайкин С. Нейронные сети: полный курс, 2-е издание. – М.: Издательский дом "Вильямс", 2006. – 1104 с.*

УДК 681.325

І.Я. Тишик

Національний університет "Львівська політехніка",
кафедра захисту інформації

ЗАСТОСУВАННЯ МЕТОДУ ВЕЙВЛЕТ-ПЕРЕТВОРЕННЯ ДЛЯ АНАЛІЗУ ЗОНДУЮЧИХ НАДШИРОКОСМУГОВИХ СИГНАЛІВ

© Тишик І.Я., 2007

Запропоновано обробляти зонduючий та відбитий надширокоосмугові сигнали у вейвлет-області з метою покращання точності оцінювання статичних та динамічних характеристик об'єктів. Наведено результати моделювання зонduючих надширокоосмугових сигналів у часовій та часо-частотній областях, наведено оцінку похибок.

The ultrawideband sounding and echo signals processing in a wavelet area is proposed with purpose the improvement of estimation accuracy for static and dynamic characteristic of objects. The results of design the ultrawideband soundings signal processing are resulted in time and time-frequency areas, an estimation is given to the errors.

Вступ

Використання надширокоосмугових сигналів у системах локації дає змогу значно збільшити роздільну здатність для виявлення об'єктів малих розмірів та розпізнавання об'єктів великих розмірів, розширяє нові можливості оцінювання їх статичних та динамічних характеристик [1]. Під час аналізу та оброблення таких сигналів виникає проблема забезпечення необхідної точності оцінювання вказаних характеристик унаслідок спотворення відбитого сигналу зовнішніми та внутрішніми завадами [2]. Мінімізувати вплив завад у багатьох випадках вдається підбором оптимальних значень зонduючих сигналів та використанням цифрової фільтрації [3]. Проте часто подолати вплив завад на корисний сигнал до прийнятного рівня не вдається, що погіршує точність оцінювання згаданих характеристик.

Аналіз досліджень та публікацій

Однією з основних вимог до локаційних систем є вимога забезпечення необхідної роздільної здатності рухомого об'єкта, що має малу ефективну площу розсіювання на тлі нерухомого або малорухомого об'єкта з великою ефективною площею розсіювання [1]. У традиційних вузькоосмугових системах з імпульсами великої тривалості роздільної здатності щодо віддалі досягають застосуванням частотної модуляції зонduючого імпульсу, що істотно розширює його ефективний спектральний діапазон [4]. При цьому відбитий сигнал обробляється за допомогою цифрових методів. Однак, у процесі цифрового оброблення виникають паразитні бічні смуги, через які до інформативного сигналу можуть підмішуватися відбиті сигнали від прилеглих об'єктів [5]. Отже,