

С.М. Єсаулов, О.Ф. Бабічева, Д.О. Акіньшин

Харківський національний університет міського господарства імені О.М. Бекетова, Україна

СИНТЕЗ КОМПОНЕНТІВ ТЕПЛООВОГО ДІАГНОСТИЧНОГО ЕКСПЕРТА ЗІ ШТУЧНИМ НЕЙРОНОМ

У статті відзначена зростаюча популярність цифрової програмованої техніки в системах діагностичного контролю справності електромеханічного обладнання (ЕМО) різного призначення обумовлена можливістю контролювати технічний стан діючих пристроїв в реальному часі. Запропонована структура електронної моделі штучного нейрона (ШН) і алгоритм формування інформаційного вихідного сигналу, що залежить від швидкості зміни контрольованого параметра на технологічному об'єкті. Наводяться результати електронного моделювання в середовищі Simulink і фізичної реалізації електронної моделі ШН. Представлені результати експериментів та імітаційного моделювання, що підтверджують можливість розширення функціональних властивостей діагностичних приладів з нейромережевими системами.

Ключові слова: штучна нейронна мережа, дистанційний контроль, моделювання, перетворювач параметра, модулятор, транспорт, тяговий електродвигун, ідентифікація.

Постановка проблеми

Електромеханічне обладнання (ЕМО) різного призначення з вбудованою системою технічної діагностики (ТД), що здійснює контроль справності, як окремих частин, так і всього пристрою в цілому набуває популярності в зв'язку з розширенням доступного асортименту безконтактних теплових датчиків-перетворювачів [1, 2] і електронних вимірювальних засобів на базі мікроконтролерів (МК) і мікропроцесорів [3].

Популярність цифрової програмованої техніки в системах діагностичного контролю (СДК) обумовлена постійно зростаючими функціональними перевагами електронних інтелектуальних пристроїв, можливістю реалізувати їх в компактних варіантах безпосередньо в діючому обладнанні і перспективою подальшого вдосконалення електронних блоків за допомогою штучних нейронних мереж (ШНМ) [4, 5]. Досвід впровадження ШНМ розкрив також причини, що стримують застосування таких технічних рішень в муніципальній сфері. До них слід віднести стохастичні характеристики робочих циклів обладнання, залежність від навколишнього середовища, територіальне розосередження споруд, об'єктів, пристроїв, установок та ін., що негативно впливають, як на технологічні процеси, так і збір інформаційних вихідних даних про функціонування техніки.

Оскільки можливості застосування ШНМ тісно взаємопов'язані з пошуком найбільш ефективних методів апроксимації первинної інформації,

одержуваної з контрольованого об'єкта [4], то, очевидно, що без достовірних вихідних даних синтез діагностичних пристроїв завжди буде дуже складним або неможливим. Обумовлено це і тим, що вихідна інформація в ШНМ, застосовується в обсягах навчальних вибірок і складають основу подальшої ідентифікації результатів вимірювань з небажаними процесами, привертає до себе увагу тоді, якщо дозволяє виявляти події, які передували можливим несправностям в електромеханічних системах, а не як результат поломки, що сталася.

З огляду на особливості муніципальних об'єктів, очевидно, що технічна діагностика можливих неполадок за допомогою інтелектуальних експертів дуже залежить від якості вимірювання контрольованих величин, тому що незначні помилки можуть істотно спотворювати відомості про події та приводити до поломки дорогих пристроїв. Таким чином, завдання синтезу діагностичного експерта для ідентифікації несправностей по тепловому контролю є **актуальним**, яке передбачає отримання достовірних вихідних даних придатних для ідентифікації технічного стану обладнання в один із відомих можливих станів або у новостворений виявлений варіант [5].

Аналіз останніх досліджень і публікацій

При контролі нагріву частин ЕМО найбільш ефективним визнаний диференційний тепловий метод вимірювання температури нагріву обладнання щодо навколишнього середовища. При ідентифікації процесів генерації тепла в окремих блоках, вузлах та ін. З можливими несправностями в них знаходять

застосування в СДК на основі ШНМ. При цьому ШНМ синтезуються на принципах «наслідування», коли всі можливі неполадки в експлуатованій техніці представляються наборами навчальних вибірок, одержуваних за допомогою прийнятого методу апроксимації процесів активації неполадок в конкретному пристрої і в конкретних умовах [5, 6]. Від вибору виду апроксимації в істотній мірі залежать кількісні характеристики і якісні властивості опису теплових подій. При вивченні процесів припливу і відведення тепла важливо досягти необхідного узгодження прийнятого гіпотетичним описом спостережуваних результатів під час вимірювань температури з теоретичними, які є наслідками своєї моделі в межах заданої точності.

При цьому достовірність результатів вимірювання і подальша ідентифікація можливих несправностей дуже залежать від якості вихідних даних, одержуваних за допомогою електронних засобів вимірювання і перетворення інформаційних сигналів. У ЕМО зі стохастичним характером варіювання температури нагріву його частин при мінливих умовах експлуатації вирішити таке завдання завжди досить складно.

Аналіз світових технологічних розробок, що емулюють ШНМ і представляють собою програмні продукти, показує, що в таких пристроях питома вага апаратних рішень постійно зростає [6], що дозволяє масштабувати різні фізичні величини, створювати сумісні пристрої, які належать різним версіям, удосконалювати їх, використовуючи новинки електронних компонентів [4]. При наявності відомих переваг і недоліків розглянутих пристроїв, поки, на жаль, не представляється можливим однозначно говорити про взаємозамінність і доцільність вибору певних структур діагностичної техніки для визначення можливих неполадок в ЕМО. Тому в кожному окремому випадку найбільш прийнятно розглядати різні шляхи, що дозволяють досягти необхідний кінцевий результат на доступній елементній базі.

З вище сказаного можна зробити висновок, що пошук шляху формування вихідної інформації про нагрівання устаткування, що експлуатується, найефективніше синтезувати комбінованим методом з використанням програмних і апаратних засобів [2–6], щоб підвищити достовірність подальшої ідентифікації можливих справностей в ЕМО.

Метою цієї роботи є моделювання та дослідження компонентів перетворення вихідних даних за допомогою штучного нейрона, придатних для ідентифікації можливих неполадок, що виникають при нагріванні частин електромеханічного обладнання в реальному часі.

Виклад основного матеріалу

1. Вибір методу апроксимації швидкості зміни температури

Отримані експериментальні і розраховані за математичною моделлю вихідні сигнали, що залежать від швидкості теплових процесів в експлуатованому електромеханічному обладнанні, дозволили зробити висновок, що швидкість нагріву можна використовувати в пристроях діагностичної експертизи неполадок спільно з декількома джерелами інформації, в якості яких доцільно застосувати датчики-перетворювачі «температура-частота» [2].

При теплової діагностики неполадок тема апроксимації вихідних даних відноситься до найбільш важливого завдання, яке за технічною реалізацією набуває особливого змісту, тому що становить базову основу можливого синтезу електронного діагностичного експерта.

Для масивів вихідних даних $\pm M_n$ [7] вибір виду апроксимації завжди визначає кількісні характеристики і якісні властивості опису теплових подій. Для досягнення необхідного узгодження прийнятих гіпотетичних описів спостережуваних результатів вимірювань температури з теоретичними наслідками моделі важливо отримати задану точність між цими величинами, яка визначається допустимою помилкою [5, 6].

З огляду на досвід задовільної апроксимації теплових подій в ЕМО [2, 4] для вирішення поставленого завдання застосовувався алгоритм (рис. 1) придатний не тільки для порівняння, але і вибору найкращого методу з усіх можливих для реалізації його за допомогою мікроконтролера.

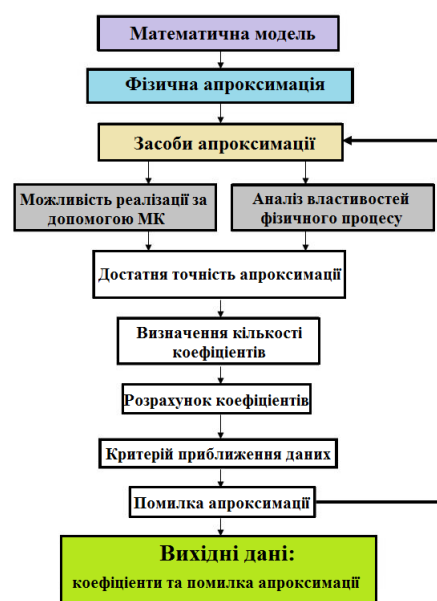


Рис. 1. Алгоритм апроксимації масивів даних

Алгоритмом апроксимації даних $\pm M_n$ (рис. 1) передбачалося: використання степеневих, поліноміальних, трансцендентних функцій і сплайнів; вибір ефективного шляху застосування математичного опису обчислювальними засобами з обмеженими функціональними можливостями; варіювання точності апроксимації і числа використовуваних коефіцієнтів; використання розрахункових коефіцієнтів в форматі *int*; визначити критерій наближення даних з урахуванням точності і складності моделі; отримати параметри для реалізації моделі апроксимації із заданою помилкою.

Таким чином попередньо в середовищі матричної системи *MATLAB* були отримані результати реалізації алгоритмів експериментальних моделей теплових процесів в ЕМО, наведені на рисунку 2.

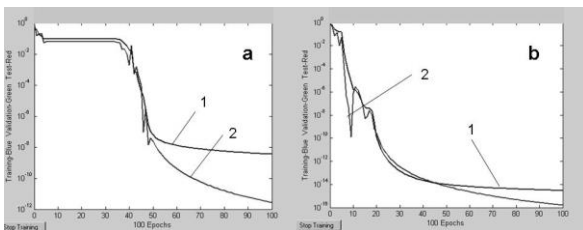


Рис. 2. Результати апроксимації випадкових контрольованих величин сигмоїдальними моделями: а – гіперболічний тангенс; б – логістична; 1 - цільові дані; 2 – апроксимуюча функція

Ілюстрації (рис. 2) відображають пошук коефіцієнтів моделей для досягнення найкращого результату збігу розрахункових величин з цільовими даними без обмеження цього процесу в часі. Результати дозволяють зробити висновок, що при заданій помилці з рівнем 0,01 логістична функція (рис. 2b) такий результат досягла швидше, ніж при використанні гіперболічного тангенсу (рис. 2a). Після апроксимації сама модель b-функції і отримані коефіцієнти були визнані більш придатними для реалізації за допомогою МК у вигляді

$$UM_n = \frac{A}{B + C \cdot \exp(-U_m + D)}, \quad (1)$$

де А, В, С, D – розрахункові коефіцієнти.

Аналітичним шляхом в середовищі програми MS Excel було виконано перевірочне експериментальне моделювання (1) та визначено вихідні величини U_{Mn} для змінних теплових подій (рис. 3).

Результати апроксимації (при $A = B = 1$) дозволяють зробити висновок, що всі сигмоїдальні

залежності 1 – 3 (рис. 3) визначаються оригінальними наборами параметрів (А – D), які можна вважати *настройками* моделі. Відмітною властивістю налаштувань є приналежність їх тільки одному масиву даних 1d, 2d або 3d (рис. 3) при відповідних вхідних сигналах U_{mi} . Парний взаємозв'язок представлених графічних залежностей 1 і 1d – 3 та 3d (рис. 3) помітна із синхронного переміщення кривих уздовж осі n , з відхиленнями рівнів U_{Mn} в заданому інтервалі від 0 до 1. При цьому, чим контрастніше різниця між U_{mi} і нормованим рівнем U_{m0} , який приймається для умовного режиму нормованого балансу генерації і відведення тепла 2, 2d (рис. 3), тим помітніше сигмоїди будуть зміщуватися до осі U_{Mn} і початку координат. При цьому зміщення вправо завжди буде відбуватися при охолодженні, а вліво – нагріванні обладнання. При низькій швидкості 1d (рис. 3) теплового процесу $U_{m} \approx 0$ сигмоїда, як зазначалося раніше [4], буде апроксимувати процес стабілізації температури нагріву обладнання з траєкторією, що наближається до $U_{Mn} \approx 1$. Такий тепловий режим, описуваний раніше отриманої математичної залежністю [7], доцільно доповнити параметром пропорційності поточної температури нагріву, супроводжувачим величини U_{Mn} . Даний прийом допомагає не тільки спостерігати U_{Mn} поблизу рівня $U_{Mn} = 1$, а й оцінювати схильність теплового процесу до генерації або охолодження $\pm U_{Mn}$, відповідно.

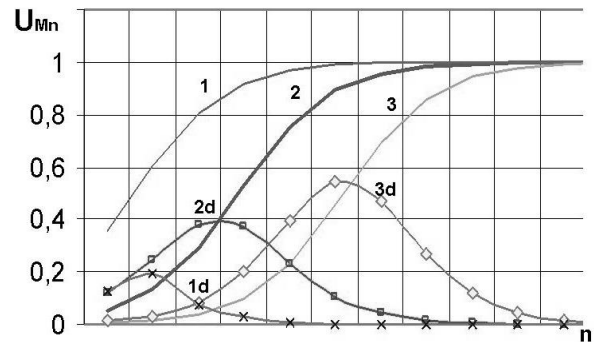


Рис. 3. Апроксимація швидкості теплових процесів

Аналіз отриманих сигмоїд підтвердив можливість використовувати отримані залежності як для графічної інтерпретації теплових процесів, так і для ідентифікації за їх допомогою відповідних неполадок в різних частинах ЕМО. На жаль, розглядувані графічні інтерпретації накладають додаткові функціональні вимоги до обираного МК, який повинен оснащуватися дисплеєм, а це не завжди може виявитися прийнятним і можливим, особливо, в мобільних варіантах реалізації діагностичного експерта.

2. Моделювання штучного нейрона

Нейронні мережі відносяться до потужних методів моделювання, що дозволяють відтворювати надзвичайно складні залежності за допомогою одиничних штучних нейронів [8, 9]. Розглядаючи теплові процеси в ЕМО, як сукупність подій генерації і відведення тепла в окремих частинах пристрою, очевидно, що всі вище викладені міркування можна поширити і на окремі нейрони в будь-якій ШНМ. Така особливість ШНМ представляє можливість дещо спростити і апроксимацію даних, особливо, якщо передбачається застосування великого числа вихідних даних і потрібно досягнення заданої помилки [4, 9].

Створення штучних нейронів (ШН) обумовлено також можливістю підвищити вибірковість розпізнавання подій в технологічних об'єктах і процесах без застосування вагового зважування вхідних сигналів, кодування номером нейрона, що відноситься до локального місця з ненормованою тепловою ситуацією, підвищення швидкості і надійності розпізнавання причин, що викликали аномальні явища [6, 10].

Привабливість ШН в техніці теплової діагностики справності електричних машин [4], обумовлена вищевикладеними причинами, дозволила запропонувати модель нейрона (рис. 4) [11], в якій міститься два прийомних елемента (ПЕ) 1, 2, з'єднані з відповідними граничними пристроями (ГП) 4 і 5.

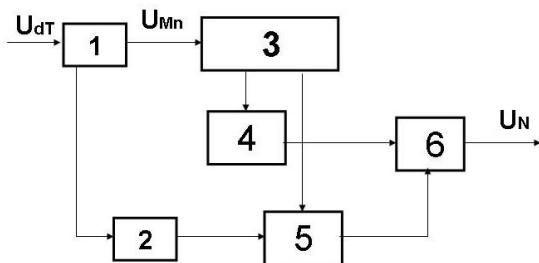


Рис. 4. Блок-схема моделі штучного нейрона

При надходженні сигналу U_{dT} від Д-формувача [7] в моделі ШН активується перший ПЕ 1 і формується сигнал U_{Mn} , керуючий процесом заряду накопичувача 3 електричної енергії, в якості якого може бути прецизійний конденсатор постійної ємності певної величини з автономним джерелом стабілізованого електричного живлення [12]. Перший приймальний пристрій (ПП) 4 пов'язаний з накопичувачем заряду 3 і керує процесом заряду 3. Другий ПП 2 активується при сталому значенні $U_{dT} = 0$ і керує роботою другого ПП 5. Завдяки сигналам з ПЕ 1, 2 активуються процеси накопичення і подальшого витрачання електричного заряду в 5. Передбачений в пристрої ПП виконує

два етапи розряду конденсатора до відповідних різних рівнів U_{C1} , U_{C0} (рис. 5). Глибина розряду задається компонентами, що входять до розрядного ланцюга ПП, мають індивідуальні постійні електричні параметри. Перший етап розряду накопичувача 5 активується тільки при максимальному рівні заряду U_{Cm} . Другий етапу активується незалежно від рівня накопиченої енергії, але завжди пов'язаний із завершенням перехідного процесу, що визначається швидкістю теплообміну, знижується до величини $dT \approx 0$ при досягненні умови сталого теплового процесу.

Стосовно до теплових подій в ЕМО, розглянутий алгоритм активації ПП завжди буде супроводжуватися мінливими перехідними процесами заряду / розряду конденсатора, що залежать від інтенсивності нагріву та охолодження в контрольованій частині об'єкта. При хаотичних теплових подіях заряд і розряд накопичувача 5 теж носитиме випадковий характер, для контролю якого доцільно застосовувати вимірювальний засіб 6 з високоомним входом (польовий транзистор та ін.), щоб виключити вплив останнього на електричні властивості моделі нейрона. В результаті активації пристрою вихідний сигнал U_N зі штучного нейрону завжди буде взаємозалежний з контрольованим тепловим процесом.

Під впливом вхідного сигналу (рис. 5,1А), коли заряд конденсатора досягає значення U_{Cm} , достатньо для збудження першого ПП 4, останній активується, відбувається розряд конденсатора (рис. 5,2А) і виникає інформаційний сигнал U_N який затухає по мірі розряду конденсатора до рівня U_{C1} .

При величині U_{C1} ПП 4 замикається зі збереженням залишкового заряду U_{C1} в накопичувачі 3.

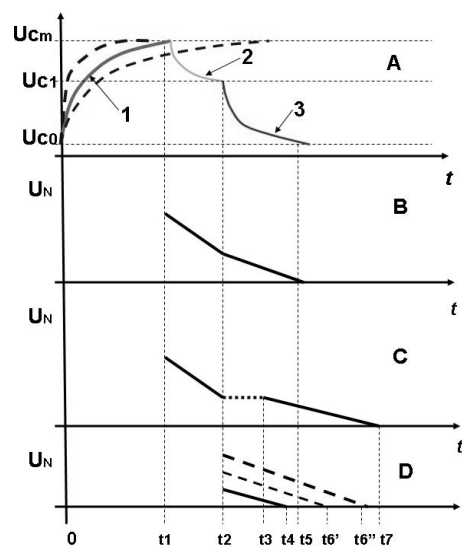


Рис. 5. Формування вихідного сигналу штучного нейрона

Коли за сигналом від другого ПЕ 2 активується другий ПП 5, що має свої електричні параметри, виконується етап більш глибокого розряду конденсатора в 3 з рівня U_{C1} до U_{C0} (рис. 5,3А). Другий етап супроводжується формуванням порядку спадання величини інформаційного сигналу U_N і завершується збереженням остаточного заряду U_{C0} . При коректних умовах заряду / розряду конденсатора між рівнями U_{Cm} і U_{C1} зміни вихідного сигналу U_N відбуваються з тривалістю в часі від $t1$ до $t5$ (рис. 5В). При можливій затримці другого етапу розряду конденсатора обов'язково відбувається часове переривання $t2-t3$ сигналу U_N (рис. 5С), а процес зниження U_{C1} до U_{C0} відбудеться після закінчення більш тривалого часового інтервалу $t1-t7$. Розглянутий змінний характер розряду енергії в накопичувачі 5 буде завжди пов'язаний з формуванням вхідних сигналів в ПП 1, 2, а вони є наслідком реальних теплових подій в контрольованому об'єкті.

При можливих некоректних параметрах вхідних величин нормованих U_{C*} заряд може бути $U_{C1} < U_{C*} < U_{C0}$. В цьому випадку ПП 4 ніколи не активується і виконання першого етапу розряду 5 буде виключено з алгоритму з відсутністю вихідного сигналу U_N протягом $t1-t2$ (рис. 5D). Передбачена обов'язкова реалізація другого етапу розряду при будь-якому рівні U_{C*} відбудеться з формуванням U_N , але з оригінальними параметрами його. Оскільки при будь-яких змінах вхідного сигналу U_{AT} вихідний U_N буде варіювати за рівнем і тривалістю у часі з $t2$ до $t6$ в задалегідь відомих межах, то зазначені властивості вихідного сигналу моделі завжди будуть повторюватися при аналогічних контрольованих теплових подіях.

При цьому активація ПЕ і ПП забезпечують фінальний характер поведінки складових сигналу U_N (рис. 5В, 5С), при інверсії якого контрольовані точки досить добре апроксимуються сигмоїдальною функцією (рис. 3). Отриману деформацію вихідного сигналу моделі ШН, можна застосовувати для ідентифікації реальних теплових аномалій в об'єкті. Цей висновок обумовлений можливістю вибору величин U_{Cm} , U_{C1} , U_{C0} - *настроювальних параметрів моделі*, зміни яких впливають на властивості і селективність моделі ШН до різних вхідних U_{AT} інформаційних повідомлень. При цьому нормованою умовою активності ШН з обраними настройками є режим, що відбувається при U_{ATn} - нормованому вхідному сигналі, коли формується вихідний сигнал U_N , що нагадує класичну сигмоїду (рис. 5В). З цієї причини всі налаштування ШН в реальному пристрої повинні бути доступні для перевірки та адаптації моделі до стохастичних умов формування величин U_{AT} . Традиційно такі настройки завжди доступні в аналогічних пристроях, але надійно сховані від широкого кола користувачів.

При реалізації моделі ШН роль ПП можуть виконувати оптичні елементи, за допомогою яких можна коректно відтворювати фізичні величини, забезпечуючи при цьому гальванічну ізоляцію технологічного об'єкта і вхідних ланцюгів електронного вимірювального пристрою [8, 9, 13].

У реальному електрообладнанні роль прийомних елементів можуть виконувати терморезистори і термопари, що розміщуються в безпосередній близькості до компонентів електричних принципових схем, обов'язковий нагрів яких при експлуатації пристроїв може бути непрямим параметром для оцінки справного стану блоку, вузла, каскаду тощо. ПЕ можуть бути також резистори, активні й баластні радіоелементи, засоби кріплення, радіатори, корпуси виконавчих елементів і багато інших частин монтажних схем, що виконують функцію локального тепловідведення, які нескладно знайти в чинному ЕМО. Такий спосіб застосування існуючих компонентів обладнання для теплової діагностики виключає доопрацювання оригінальних електричних і монтажних схем зі збереженням їх базових технічних функцій, в яких застосування локальних діагностичних пристроїв на стадії їх проектування не передбачалося.

3. Перевірка моделі штучного нейрона

Для перевірки придатності запропонованої моделі ШН для аналізу інформаційних сигналів та ідентифікації теплових процесів в контрольованому об'єкті, раніше отримані математичні описи були використані для моделювання та оцінки можливості використання їх в діагностичному аналізаторі. Попереднє моделювання пристрою виконувалося в середовищі Simulink пакета програм Matlab 6, 7 оскільки це комп'ютерний засіб придатний для візуалізації всіх раніше розглянутих математичних описів [4, 7, 14, 15]. Електронна модель на рис. 6 містить елементи для введення вихідних даних, контролю, візуального спостереження і записи змінних рівнів електричних сигналів, що формуються за допомогою функціональних блоків, що реалізують засоби обробки первинної інформації.

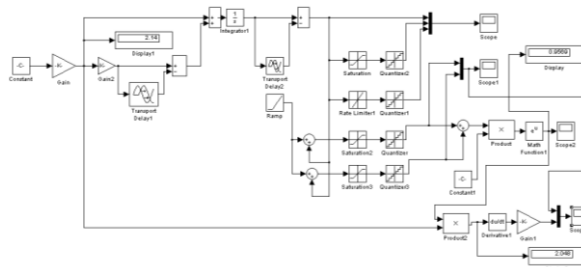


Рис. 6. Блокова імітаційна модель діагностичного аналізатора зі штучним нейроном в серед Simulink пакету програм Matlab 6, 7

Вхідні величини U_{dT} контролювалися за допомогою Display, а вихідні U_N спостерігалися за допомогою осцилографа Score.

Повторні експерименти, виконані за допомогою розробленої електронної моделі, дозволили спостерігати і фіксувати випадковий характер сигналів, взаємопов'язаних з контрольованими тепловими процесами.

На рисунку 7 представлені ілюстрації сигналів U_{dT} , що відбивають початкову швидкість температури, яка визначається по кривій розгону цієї події. Зміни величин $U_{dTА} (3,4В) > U_{dTВ} (1,09В) > U_{dTС} (0,29В)$ обраних на підставі експериментальних досліджень фізично реалізованого електронного ПП, підтверджують спроможність математичного моделювання цієї розрахункової величини для змінювальних теплових режимів в ЕМО.

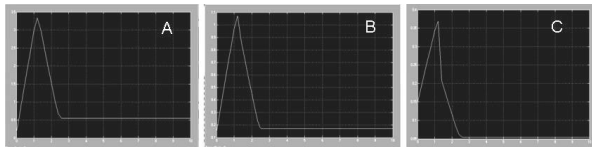


Рис. 7. Формування сигналу U_{dT} при різних теплових режимах: $U_{dTА} > U_{dTВ} > U_{dTС}$.

Робота порогових пристроїв представлена ілюстраціями на рисунку 8.

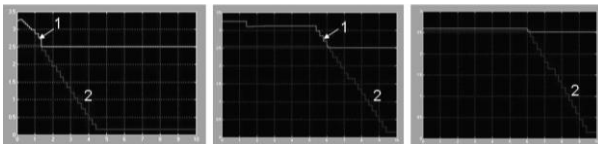


Рис. 8. Двоетапний розряд накопичувача енергії при змінній активності порогових елементів:
1 - перший пороговий елемент; 2 - другий пороговий елемент

Результати двоетапного розряду енергії в накопичувачі, що акумулюється залежно від перехідних теплових процесів в ЕМО, відображають змінні умови виконання 1 етапу і повторювані досить стабільні умови розряду, що відбуваються на 2 етапі функціонування моделі. Ілюстрації розглянутих подій добре узгоджуються з висновками, отриманими при аналітичному синтезі даного технічного засобу (рис. 4).

На 9 представлені результати функціонування моделі штучного нейрона з вихідним сигналом U_N , призначеним для подальшої апроксимації теплових аномалій в ЕМО.

Змінний характер рівня вихідного сигналу U_N , що відбувається в обмежених межах, дозволяє апроксимувати його з використанням раніше розглянутої сигмоїдальної функції, що узгоджується

з висновками аналітичного моделювання штучного нейрона (рис. 5).

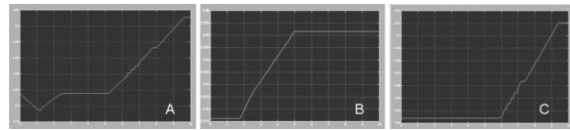


Рис. 9. Функціонування моделі штучного нейрона с вихідним сигналом U_N при різних теплових режимах: 1 – перегрів; 2 – норма; 3 – охолодження

Виявлена нестабільність U_N при високих температурах (рис. 9) пояснюється флуктуаціями цієї величини, при якій Д-формувач працює нестійко. Для усунення зазначеного недоліку і підвищення ефективності Д-формувача при високих температурах нагріву обладнання можна: 1 – застосовувати автоматичну систему регулювання посилення інформаційного сигналу від датчика перетворювача «температура-частота» (ДПТЧ), що потребують доопрацювання схеми діагностичного пристрою; 2 – обмежити інтервал контрольованої температури, змістивши його в область гранично допустимих і небезпечних значень (WH – Warning heat, небезпечний нагрів). Реалізація другого шляху досягається зміною налаштувань ШН і тому її можна визнати кращою, для чого слід передбачити доступ до налаштувань.

Для зручного сприйняття змін U_N при варіюванні температури нагріву ЕМО і, як наслідок, величини U_{dT} модель була доповнена модулятором вихідного сигналу. Такий прийом з U_N дозволив отримати ілюстрації (рис. 10), що підтверджують змінний характер поведінки рівня і місця розташування графічної залежності на екрані осцилографа при аномальних значеннях температури. Всі ілюстрації вказують на можливість використання U_N для візуальної оцінки теплових тенденцій, спостерігаючи траєкторії сигналу на екрані дисплея та ідентифікуючи теплові події в конкретній частині ЕМО.

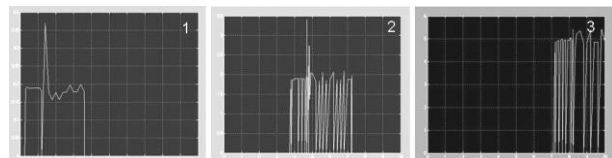


Рис. 10. Модульований вихідний сигнал U_N діагностичного експерта з моделлю штучного нейрона: 1 – перегрів; 2 – норма; 3 – охолодження

З рисунку 10 випливає, що при «холодному обладнанні» класу Е (близько 70°C) рівень U_N в моделі експериментального діагностичного експерта досягав $5,5 - 6\text{ В}$. При нагріванні обладнання до критичних температур ($115 - 120^{\circ}\text{C}$) U_N знижувався до рівня $0,5 - 0,25\text{ В}$. Природно, що проміжні величини між $0,5$ і $5,5\text{ В}$ можна вважати інтервалом

допустимих теплових режимів, але з виділенням значень, що передують небезпечним подіям або можливим несправностям в ЕМО. Умовний розподіл інтервалу величин U_N , може бути предметом подальших досліджень при навчанні ШНС, тому що величина U_N може виконувати роль «передвісника» можливих небажаних подій, пов'язаних з очікуваними несправностями та іншими причинами.

Таким чином, використовуючи контроль швидкості зміни температури з поведінки сигналу U_N на виході штучного нейрона, представляється можливим передбачити небажані теплові аномалії в частинах ЕМО. Даний приклад підтверджує можливість створення діагностичного пристрою, відмітною властивістю якого буде попередження про доцільність вжити заходів для усунення подальшого перегріву чинного обладнання, застосувавши, наприклад, заміну мастила, чистку, регулювання або ремонт окремого елемента устаткування.

Зазначена властивість величини U_N в діагностичному експерті відрізняє пропоноване технічне рішення від будь-яких аналогічних тим, що дозволяє оцінювати перспективу розвитку розпочатого відхилення теплового параметра від його нормованого рівня в зв'язку з певними умовами, які супроводжують ранні стадії майбутньої поломки обладнання.

Експериментальні дослідження окремих режимів робочих циклів (РЦ) з відповідними вхідними параметрами [2, 4], дозволили отримати тарувальну характеристику діагностичного експерта з ШН (рис. 11).

Спроможність представленої характеристики зберігається при певних налаштуваннях діагностичного експерта. Перевірку такої характеристики легко виконати по опорному вхідному сигналу, відповідному відомій несправності або нормованому режиму експлуатації справного ЕМО. Всі аналогічні заходи можна передбачити в автоматичному режимі при включенні діагностичного пристрою або в ручному - за бажанням оператора.

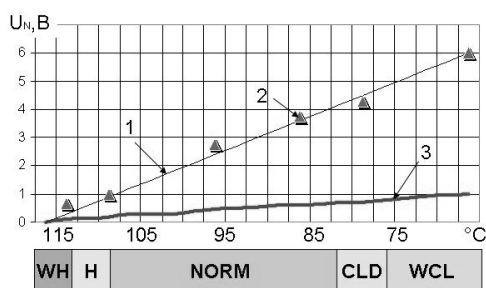


Рис. 11. Тарувальна характеристика справного ЕД: 1 – розрахунок U_{Mn} ; 2 – дослідні дані U_{Mn} ; 3 – $U_{гр}$; WH – неприпустимий нагрів; H – небезпечний нагрів; NORM – нормальний нагрів; CLD – холодний; WCL – небезпечно холодний

З огляду на досвід сервісних служб, систематично виконують діагностику обладнання по тепловим параметрам [1], весь інтервал допустимих температур нагрівання було прийнято розділити на ділянки, що умовно характеризують: NORM – нормальні умови, «H-Hot» – небезпечний нагрів, «WH-Warning heat» – неприпустимий нагрів, при якому експлуатація забороняється, «CLD-Cold» – «холодний», коли кошти охолодження справні й «WCL-Warning cold» – «небезпечний холодний», коли можлива відмова компонентів засобів примусового охолодження обладнання, забруднення повітряних каналів тощо. Дану тарувальну характеристику (рис. 11, 1) з помилкою $\pm 4-7\%$ підтвердили результати вибіркового експериментів (рис. 11, 2), виконаних відповідно до умов реалізації режимів на 9, 11, 13, 18 і 22 ділянках РЦ [7].

Маючи теплові залежності (рис. 11), зручно проводити експерименти і з фізичними моделями, задаючи параметри можливих і ймовірних несправностей. Очевидно, що такі можливості доцільно мати для навчання нейронної мережі і виконання ідентифікації неполадок з урахуванням всіх особливостей експлуатації ЕМО.

Висновки

1. Виконано аналіз пристроїв з штучними нейронними мережами, визначено доцільність вдосконалення апаратної частини діагностичного пристрою з фізичною реалізацією моделі штучного нейрона (ШН).

2. Запропоновано електронна модель штучного нейрона, що формує інформаційний вихідний сигнал, що залежить від швидкості зміни контрольованого параметра на технологічному об'єкті.

3. Електронне моделювання в середовищі Simulink і фізична реалізація моделі ШН підтвердили придатність запропонованого пристрою в діагностичному тепловому експерті справності ЕМО.

4. Експерименти з ШН дозволили отримати тарувальну характеристику для практичної оцінки тенденції розвитку ненормованих теплових подій, які можуть бути обумовлені можливими несправностями в окремих частинах ЕМО.

5. Запропоновано варіанти застосування ШН в теплових діагностичних засобах для аналізу і оцінки подій, що передують можливим неполадкам в ЕМО.

6. Представлені результати експериментів та імітаційного моделювання підтверджують можливість розширення функціональних властивостей діагностичних приладів з нейромережевими системами.

Література

1. Носов В.В. Диагностика машин и оборудования: учебное пособие / В.В. Носов. – СПб.: Издательство «Лань», 2012. – 384 с.
2. Єсаулов С.М. Контроль і моделювання параметрів для теплової діагностики порушень силового електрообладнання / С.М. Єсаулов, О.Ф. Бабічева, М.М. Ковалик // Комунальне господарство міст. – Вип. 3(149). – 2019. – С.19–28.
3. Лутай С.Н. Методы и анализ диагностики асинхронных электродвигателей / С.Н. Лутай, В.В. Коломиец, Б.Б. Кобылянский, И.В. Булгакова // Электротехнические и компьютерные системы. – 2014. – № 15 (91). – С. 306–310.
4. Єсаулов С.М. Дослідження, моделювання і проектування компонентів штучного нейромережевого модуля для дистанційної діагностики електродвигунів / С.М. Єсаулов, О.Ф. Бабічева, Х.О. Рогожина // Комунальне господарство міст. – Вип. 5(151). – 2019. – С.13–22.
5. Круглов В.В., Дли М.И., Голунов Р.Ю. Нечеткая логика и искусственные нейронные сети / В.В. Круглов, М.И. Дли, Р.Ю. Голунов – М.: ФИЗМАТЛИТ, 2001. – 201 с.
6. Хайкин С. Нейронные сети: полный курс. 2-е издание. – М.: Издательский дом "Вильямс", 2006. – 1104 с.
7. Єсаулов С.М. Підвищення ефективності теплового діагностичного контролю справності електродвигунів / С.М. Єсаулов, О.Ф. Бабічева, М.М. Ковалик // Комунальне господарство міст: Серія: Технічні науки та архітектура. – 2020. – Том 4, № 157. – С. 163–171.
8. Artificial Neural Networks: Concepts and Theory, IEEE Computer Society Press, 1992.
9. Уоссермен Ф. Нейрокомпьютерная техника. – М.: Мир, 1992. – 275 с.
10. А. с. 1479944 СССР, МКІЗ G 06 F 7/650. Устройство для моделирования нейрона / Каляев А.В., Чернухин Ю.В., Брюхомицкий Ю.А., Галуев Г. А. (СССР). – №4296969/31-13; заявл. 24.08.87; опубл. 15.05.89, Бюл. № 18.
11. Патент 142979 Україна, МПК6 G06G 7/60 (2006.01). Модель нейрона / Єсаулов С.М.; Бабічева О.Ф.; Козлова О.С.; Закурдай С.О.; Кульбашина Н. І. – №u201911671; заявник і патентовласник ХНУМГ імені О. М. Бекетова, заявл. 05.12.2019; опубл. 10.07.2020, Бюл. № 13/2020.
12. Сафонов Л.Н. Прецизионные датчики угла с печатными обмотками / Л.Н. Сафонов, В.Н. Волнянский, А.И. Окулов, В.Н. Прохоров. – М.: Машиностроение, 1977. – 276 с.
13. Бабічева О.Ф. Автоматизоване проектування електромеханічних пристроїв, компонентів цифрових систем керування та діагностичних комплексів: навч. посібник / О.Ф. Бабічева, С.М. Єсаулов; Харків. нац. ун-т міськ. госп-ва ім. О. М. Бекетова. – Харків: ХНУМГ ім. О.М. Бекетова, 2018. – 355 с.
14. MATLAB. The Language of Technical Computing. Getting Started with MATLAB. The Math Works, Inc. USA, 2000.
15. Simulink. Model-Based and System-Based Design. Using Simulink. The Math Works, Inc. USA, 2002.

References

1. Nosov, V.V. (2012). Diagnostics of machines and equipment: study guide. St. Petersburg : Publishing house «Lan», 384.
2. Esaulov, S.M. (2019). Control and modeling parameters for heat diagnostics of power electrical equipment failure – Urban services. Kiev: Technics, Iss. 3 (149), pp. 19–28.
3. Lutai, S.N. (2014). Methods and analysis of diagnostics of asynchronous electric motors – Electrical and computer systems. No. 15 (91). pp. 306–310.
4. Esaulov, S.M. (2019). Research, modeling and design of components of an artificial neural network module for remote diagnostics of electric motors – Urban services. Kiev: Technics, Iss. 5 (151). pp.13–22.
5. Kruglov, V.V. (2001). Fuzzy logic and artificial neural networks. Moscow : FIZMATLIT, 201.
6. Khaikin, S. (2006). Neural networks: a full course. Moscow : Williams, 1104.
7. Esaulov, S.M. (2020). Improving the efficiency of thermal diagnostic control of electric motors – Urban services. Kiev: Technics, Iss. 4 (157). pp.163–171.
8. Artificial Neural Networks: Concepts and Theory, IEEE Computer Society Press, 1992.
9. Wasserman, F. (1992). Neurocomputer technology – Moscow : Mir, 275
10. А.С. 1479944 USSR, MKІЗ G 06 F 7/650. Device for modeling a neuron / Kalyaev A.V., Chernukhin Yu.V., Bryukhomitsky Yu.A., Galuev G.A. (USSR). - No. 4296969 / 31-13; declared 08.24.87; publ. 05/15/89, Bul. No. 18.
11. Patent 142979 Ukraine, IPC6 G06G 7/60 (2006.01). Neuron model / Yesaulov S.M.; Babicheva O.F.; Kozlova O.S.; Zakurdai S.O. ; Kulbashna NI - 201u201911671; applicant and patent owner of KhNUMG named after O.M. Beketov, application. 12/05/2019; publ. 10.07.2020, Bull. № 13/2020.
12. Safonov, L.N. (1977). Precision angle sensors with printed windings – Moscow : Mechanical Engineering, 276.
13. Babicheva, O.F. (2018). Automated design of electromechanical devices, components of digital control systems and diagnostic systems: textbook. manual. Kharkiv : KhNUMG them. O.M. Beketova, 355.
14. MATLAB. The Language of Technical Computing. Getting Started with MATLAB. The Math Works, Inc. USA, 2000.
15. Simulink. Model-Based and System-Based Design. Using Simulink. The Math Works, Inc. USA, 2002.

Рецензент: д-р техн. наук, проф. В.Ф. Харченко, Харківський національний університет міського господарства імені О.М. Бекетова, Україна.

Автор: ЄСАУЛОВ Сергій Михайлович
кандидат технічних наук, доцент, доцент кафедри електричного транспорту
Харківський національний університет міського господарства імені О.М. Бекетова
E-mail – ut9li@ukr.net

Автор: БАБІЧЕВА Ольга Федорівна
кандидат технічних наук, доцент, доцент кафедри
електричного транспорту
Харківський національний університет міського
господарства імені О.М. Бекетова
E-mail – olgafedorovna@outlook.com

Автор: АКІНЬШИН Дмитро Олександрович
студент навчально-наукового інституту
енергетичної, інформаційної та транспортної
інфраструктури
Харківський національний університет міського
господарства імені О.М. Бекетова
E-mail – Dmytro.Akinshyn@kname.edu.ua

SYNTHESIS OF THERMAL DIAGNOSTIC EXPERT COMPONENTS WITH AN ARTIFICIAL NEURON

S. Yesaulov, O. Babicheva, D. Akinshyn

O.M. Beketov National University of Urban Economy in Kharkiv, Ukraine

The article notes the growing popularity of digital programmable technology in diagnostic monitoring systems of electromechanical equipment (EME) for various purposes due to the ability to monitor the technical condition of operating devices in real time. The main reasons that restrain the use of DMS with artificial neural networks in the municipal sphere are considered. It has been noted the directions of improvement of popular means of thermal parameters monitoring and hardware solutions to increase the initial data validity used in the possible EMO fault identification. The purpose of this work was to study and develop components for the formation of initial information, including artificial neurons, which make it possible to increase the reliability of possible fault identification accompanied by heating of individual parts of the operated electromechanical equipment. Based on the adopted algorithm for approximating the initial data arrays, the priority of using the logistic function for modeling the rate of temperature change in the EME was justified. It have been proposed the electronic model structure of an artificial neuron (AN) and an algorithm for generating information output signal, depending on the rate of change of a controlled parameter at a technological object. It have been presented the electronic modeling results in the Simulink environment and the physical implementation of the AN electronic model, which confirmed the suitability of the proposed device in the diagnostic thermal expert of the EME technical condition during its operation in real time. Electronic experiments with AN made it possible to obtain a calibration characteristic for a practical assessment of the tendency for the development of non-standardized thermal events that may cause possible faults in certain parts of the equipment. It have been considered possible options for using AN in local thermal diagnostic tools for the analysis and assessment of events indicating the feasibility of performing unscheduled maintenance or preceding possible and unknown electromechanical equipment faults. It has been presented the results of experiments and simulation of thermal processes, confirming the expandability of the functional diagnostic devices properties with neural network systems, which popularity is constantly growing.

Keywords: *electronic model of a neuron, synthesis of components, artificial neural network, remote control, modeling, parameter converter, modulator, transport, traction motor, identification, programming, algorithm.*