

С.М. Єсаулов, О.Ф. Бабічева, В.О. Закурдай

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

ПРОЕКТУВАННЯ ТЕПЛООВОГО ДІАГНОСТИЧНОГО ЕКСПЕРТУ ЗІ ШТУЧНОЮ НЕЙРОННОЮ МЕРЕЖЕЮ

У статті виконано аналіз засобів автоматики зі штучними нейронними мережами. Запропоновано модульну структуру програмного забезпечення нейронної мережі, алгоритм формування швидкості зміни температури, модуль штучного нейрона та ін. Використання експериментальних даних дозволило отримати таріювальну характеристику для оцінки тенденції розвитку можливих ненормованих теплових подій в окремих частинах діючого обладнання. Наведено приклади розроблених компонентів теплового діагностичного експерта зі штучною нейронною мережею.

Ключові слова: електронна модель нейрона, штучна нейронна мережа, дистанційний контроль, моделювання, перетворювач параметра, модулятор, транспорт, тяговий електродвигун, ідентифікація, програмування, алгоритм, візуалізація подій.

Постановка проблеми та аналіз останніх досліджень і публікацій

Величезний досвід експлуатації та ремонту електричних двигунів (ЕД), що широко застосовуються в найрізноманітнішому електромеханічному обладнанні (ЕМО), постійно супроводжується пошуком вирішення задачі ресурсозбереження за допомогою модернізації технічного обслуговування досить складних пристроїв. Дуже часто ефективним та визнаним методом вирішення такого завдання є застосування технічної діагностики при обслуговуванні електрообладнання на основі врахування фактичного стану його в реальному часі. Технічна діагностика ЕД полягає у вирішенні задачі класифікації – визначенні належності вхідного набору діагностичних ознак до одного з кількох наперед відомих класів технічного стану електричної машини. Для створення аналізатора справності компонентів ЕМО знаходять застосування інтелектуальні електронні пристрої. Серед них виділяються штучні нейронні мережі (ШНМ), що є ефективним математичним апаратом для вирішення задач класифікації, апроксимації, прогнозування, керування та ідентифікації електромеханічних систем будь-якої складності. Різноманітний перелік функцій став можливим у результаті бурхливого розвитку інформаційних технологій, що сприяють проникненню нейромереж практично у всі сфери життєдіяльності людини [1–3].

Структури ШНМ при вирішенні завдань класифікації можливих станів об'єктів та пристроїв створюються на базі багатошарового персептрона з одним прихованим шаром. Кількість нейронів вхідного шару ШНМ зазвичай визначається

кількістю діагностичних ознак, а вихідного шару – кількістю діагностованих технічних станів. При цьому ШНМ добре апроксимують нелінійні залежності стійкі до шумів у навчальних даних. Важливою особливістю систем діагностики на базі ШНМ є перспектива розширення діагностованих класів аварійних і небезпечних ситуацій шляхом додаткового навчання нейронної мережі [3, 4].

На жаль, всі зазначені переваги нейромереж досягаються за допомогою великого обсягу обчислювальних ресурсів, а зростання вимог до них неминуче тягне за собою збільшення розмірності мережі. При цьому важливо зауважити, що розрекламовані переваги нейромереж на практиці в обов'язковому порядку вимагають спеціальної підготовки вихідної інформації про об'єкт без чого складно сподіватися на успішний результат, що очікується в умовах заважальних факторів. Особливо проблематичне вирішення завдання апроксимації подій у технологічному об'єкті, коли вхідна інформація має стохастичну властивість. Тому зазначені та інші причини перешкоджають застосуванню ШНМ при діагностиці ЕМО навіть при відомому асортименті можливих неполадок, оскільки аномальні теплові режими виявляються ідентично, одноразово, у тісному взаємозв'язку між собою, що спостерігається в об'єктах комунального господарства [5, 6].

Використання ШНМ при зазначених параметричних взаємозв'язках часто неможливе або пов'язано з витратним вдосконаленням нейромережових алгоритмів, які намагаються знизити, застосовуючи, наприклад, додаткові апаратні комплекси [7–9].

У апаратних рішеннях помітне місце часто належить штучним нейронам, створюваним за

допомогою доступної елементної бази. Локальні штучні нейрони (ЛШН) з односпрямованими синапсами і одним аксоном є хорошим вихідним матеріалом для формування з них груп, що становлять ШНМ з будь-якою структурою [2–4]. Вихідна функція (вихідний сигнал) такої ШНМ залежатиме від поточного стану кожного елемента, а можливість досягти уніфікації інформаційних повідомлень, виконати масштабування сигналів, позбутися широкого спектру перешкод та ін., стають привабливими для широкого кола розробників. При цьому в кожному нейроні не потрібно визначення вагових коефіцієнтів або величин синоптичних зв'язків, що формуються еквівалентними сигналами електричної провідності в реальних біологічних нейронах. Застосування ЛШН сприяє також адаптації їх до різних умов, облік яких вдається виконувати при моделюванні за допомогою ряду відомих та освоєних прийомів [9].

Крім того, прикладне застосування апаратних засобів дозволяє спрощувати алгоритми базового програмного продукту, скорочувати обчислювальні цикли, уніфікувати кінцеві результати і знижувати витрати на фізичну реалізацію таких комбінованих пристроїв [6–8]. Таким чином, апаратні рішення сприяють зростанню їхньої питомої ваги в ШНМ, що особливо важливо враховувати при синтезі засобів контролю та діагностики за допомогою малопотужних мікроконтролерів (МК).

З апаратними рішеннями у основних програмних продуктах ШНМ звільняються ресурси для проєктування додаткових функціональних властивостей доступних на інтерфейсі користувача. Тому дуже багато програмних продуктів даної спрямованості стали відповідати принципу «usability» – наочність, інтуїтивна доступність, простота освоєння. З популярного переліку функцій, що застосовується тепер, слід виділити пов'язані із завданням налаштувань мережі, вибором конкретних параметрів, підготовкою вхідних даних та ін., які допомагають оператору освоїти роботу з нейромережею, не витрачаючи багато часу на вивчення документації. Звичайно, у кожному конкретному випадку краще застосовувати персональний комп'ютер або ноутбук, зростання продуктивності яких з кожним роком вражає, але не завжди це зручно і прийнятно в прикладній сфері діяльності, особливо, на об'єктах комунального господарства.

У гібридному комплексі ШНМ з МК апаратна частина може бути дуже помітною і важливою, а виконувані функції нею повинні відрізнятися надійністю. Тому завжди потрібні спеціальні параметричні дослідження, на підставі яких і приймаються рішення про доцільність реалізації штучних нейромереж.

За відсутності загальноприйнятих рекомендацій щодо вибору елементної бази, компонентів та програмних рішень для синтезу, наприклад, діагностичного експерта багато етапів значною мірою залежать від успішних експериментів та прийнятих напрямів пошуку позитивних результатів, які обирають розробники. При цьому всі проміжні успіхи, досягнуті при розробці компонентів, становитимуть внесок у базу рекомендацій щодо синтезу такої електронної техніки для технологічних об'єктів та установок із різними властивостями.

Метою цієї роботи є моделювання, дослідження та розробка алгоритмів обчислювальних та логічних циклів, придатних для синтезу теплового діагностичного експерта зі штучною нейронною мережею, здатного ідентифікувати несправності в електромеханічному обладнанні.

Виклад основного матеріалу

1. Розробка структури діагностичного експерта зі штучною нейронною мережею

Для програмної реалізації теплового діагностичного експерта справності ЕМО необхідно передбачити адаптацію його до різних стохастичних рівнів контрольованої температури, що зумовлює високі вимоги до вимірювальної частини пристрою, виконаної у вигляді окремого апаратного засобу [3, 4].

Якщо є тарірувальна залежність [10], то її доцільно використовувати для аналізу результатів перетворення випадкових значень температури нагріву і розрахункової швидкості зміни цієї величини при змінних теплових процесах, що виникають в окремих частинах обладнання. При помірній інерційності теплових подій, що взаємопов'язані з теплоємністю частин ЕМО, найбільш ефективним джерелом первинної інформації може бути багатоканальний датчик перетворювач «температура-частота» (ДПТЧ) із балансним модулятором [5]. Прикладне використання перетворювачів інформаційних сигналів від ДПТЧ для отримання вихідної ординати U_N [6], придатної для ідентифікації теплових подій в ЕМО, потребує реалізації декількох самостійних алгоритмів.

При цьому весь обсяг обчислювальних ресурсів накладає вимоги до обчисленої системи, особливо якщо передбачається застосування малопотужного мікроконтролера. Виконання обмеження вимог, при розробці моделей датчиків з окремими компонентами діагностичного приладу [6, 10], дозволяє знизити обчислювальну потужність МК, перенісши частину навантаження для обробки сигналів з ДПТЧ на локальні мікроконтролери, чисельність яких визначиться вхідними ординатами параметричної моделі процесу. Такий підхід привабливий тим, що може дозволити обробку вихідних даних відповідно

до алгоритмів Start-1 і Start-2 [10] паралельно в асинхронному режимі в міру прояву теплових аномальних подій в окремих частинах ЕМО.

Проаналізувавши доступні безкоштовні універсальні програмні пакети [11], розроблені для різних нейромереж, виявилось, що їх застосування з МК ускладнене багатьма причинами. Тому для створення нейронної мережі діагностичного експерта було сформульовано основні персональні функціональні вимоги: реалізувати лінійний нейрон, персептрон; передбачити налаштування параметрів, навчання нейромережевої моделі та алгоритми навчання; зберігати параметри програми у файлі налаштувань; завантажувати параметри із файлу; відображати результати діагностичної експертизи у графічному вигляді; масштабувати вихідні дані у периферійних компонентах; спостерігати зміну параметрів за допомогою доступних візуальних засобів (штрих-індикатор, кольорові смуги, аббревіатура, лаконічний текст та ін.); доступ до тестування (реперні величини та теплові режими); можливість навчання в автоматичному та ручному варіантах; зручний, простий, наочний та інтуїтивно зрозумілий для освоєння інтерфейс користувача.

Обґрунтування складу, структури та функцій програмного засобу виконувалось на підставі позитивних результатів, отриманих за допомогою алгоритму апроксимації масивів вихідних даних, обліку матеріалів, що застосовуються в обладнанні, ідентифікації класів можливих несправностей, відображення результатів технічної діагностики візуальними методами.

Модульна структура програмного забезпечення нейронної мережі наведено на рисунку 1.

Модуль введення даних повинен виконувати всі заходи, передбачені алгоритмами Start-1 і Start-2, особливості яких обґрунтовані раніше проведеними дослідженнями [10]. Цей модуль також забезпечує обробку сортованої інформації після Start-2 за допомогою Д-формула швидкості зміни температури (рис. 2).



Рис. 1. Модульна структура програмного забезпечення

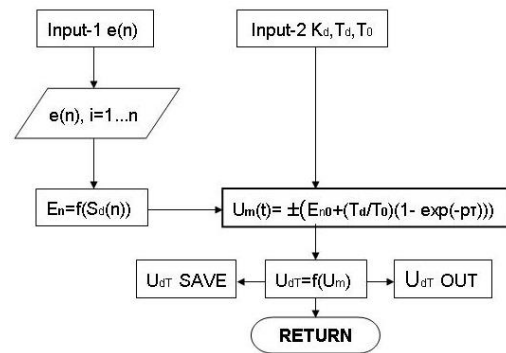


Рис. 2. Алгоритм визначення швидкості зміни температури

Алгоритм визначення швидкості зміни температури (рис. 2) передбачає введення (Input-1) сортованого масиву даних $\pm M_n$ та (Input-2) постійних коефіцієнтів – налаштовувальних параметрів модуля, що враховують конструкцію ЕМО та інші фактори, пов'язані з результатами обробки вихідних даних. Отримані в модулі рівні сигналів U_{ni} виводяться для подальшого використання та тимчасово зберігаються для перегляду або повторної обробки їх у разі потреби. Після виконаних розрахунків алгоритм завжди перебуває у режимі очікування наступних масивів вихідних даних (Return).

Оскільки в цьому модулі проводяться обчислення зі збереженням та подальшим використанням проміжних поточних результатів, то в МК повинен передбачатися обсяг пам'яті для тимчасового зберігання всіх розрахункових масивів у форматі int [10]. При цьому слід враховувати, що використовувані дані, завжди відносяться до передостанніх обчислених наборів величин обмеженого обсягу, що відрізняються певними властивостями.

Модуль штучного нейрона, що виконує формування інформаційного сигналу U_N , показано на рисунку 3. Алгоритмом цього модуля передбачено перетворення вхідного сигналу U_{dt} (Input U_{dt}) на інформаційне повідомлення U_N . Завершується даний алгоритм виведенням та записом дискретних величин U_{Ni} для їх подальшого застосування та перегляду історії теплових подій в ЕМО.

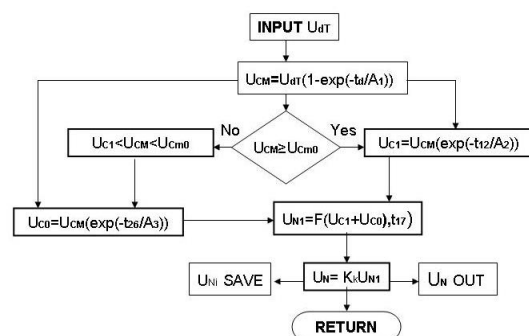


Рис. 3. Модуль штучного нейрона:
A1-A3, Kk – налаштовувальні параметри

Оскільки в моделі штучного нейрона передбачені налаштування або перевірка їх при включенні пристрою, в реальному модулі передбачається доступ до вибору величин $A1-A3$, Kk [10], що варіюються, за допомогою, наприклад, Label – елементи прихованих функцій ComboBox, ListBox та ін., що розміщуються на інтерфейс головного вікна програми користувача. Вибираються елементи з урахуванням зручності практичного використання їх, але, вилучальні редакцію відомих наборів параметрів, за допомогою функцій false для всіх введених завдань.

При вирішенні задач апроксимації вихідних масивів даних за допомогою моделі персептрона, з урахуванням раніше отриманих результатів [10], було передбачено використання кількох локальних джерел інформації, активація яких відбувається в асинхронному режимі. Тому переважною була прийнята модель нейронної мережі (рис. 1), що має кілька входів з ДПТЧ і лише один електричний вихід, що дублюється у візуальному форматі Image, Edit та ін.

Оскільки сортування та масштабування вихідних величин у розглянутих модулях введення та перетворення входних сигналів виконується електронними засобами, то в структурі самої моделі нейронної мережі ці етапи не відображені.

Для реального діагностованого ЕМО, настановні параметри передбачено було вводити ручним способом під час реєстрації, наприклад, облікового номера устаткування та ін. Такий прийом дещо спрощує структуру нейронної мережі, оскільки автоматизація зазначеного етапу вимагала б використання маркерів на корпусі та додаткові компоненти для зчитування та розпізнавання бортової інформації, що ускладнюють алгоритм роботи дистанційного діагностичного експерта.

Крім спеціалізованих особливостей програми, від яких залежить якість виконання всіх етапів, у ній передбачена реалізація функцій комфортності для користувача, що стосуються вибору та збереження налаштувань, спостереження результатів та візуального оцінювання за ними тенденцій процесу ідентифікації теплових подій та ін. [10].

З зазначених вище причин алгоритм апроксимації даних у модулі нейронної мережі має обмежений перелік функцій (рис. 1). Послідовність дій оператора після запуску програми «START NN» відображає алгоритм на рисунку 4.

Усі завантаження конфігурації (Load NN), даних, налаштувань мережі (Creat U_{Ni}), виробляються з головного вікна програми (Creat Soft Neural Network). При цьому передбачений вибір відомої (Creat NN) або створення нової (New NN) конфігурації мережі, тестування (Test NN) та навчання (Training NN) її, збереження (Save U_{Noi}) всіх

параметрів, необхідних для подальшої практичної експлуатації пристрою зі стохастичними входними величинами. Особливістю активації моделі в автоматичному режимі є надходження сигналу, хоча від одного ДПТЧ, з температурою нагрівання в контрольованій частині обладнання $\geq 70^\circ\text{C}$, але з подальшим аналізом тільки швидкості теплових подій.

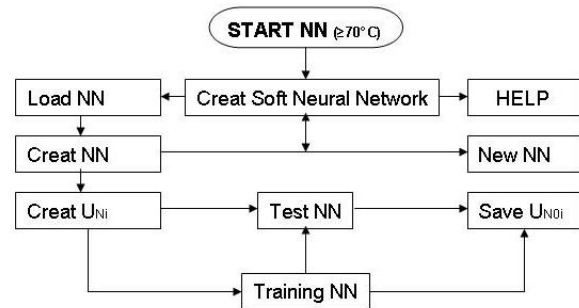


Рис. 4. Послідовність дій користувача штучної нейронної мережі

Оскільки при апроксимації даних за допомогою сигмоїдальної функції були отримані задовільні результати, вона разом з іншими розглядалася і в якості базової моделі нейронної мережі для ініціалізації вихідних сигналів в локальних штучних нейронах (ЛШН). Передбачена активація ЛШН лише за ненормованими тепловими режимами змушує алгоритми Start-1, Start-2 реалізувати циклічний принцип формування та запису сигналів U_{Ni} . При цьому сама модель активується, якщо сформовано масив даних U_{Ni} , що відповідає ненормованій тепловій події.

2. Синтез головної програми модуля нейронної мережі

Синтез головної програми модуля нейронної мережі здійснювався з урахуванням раніше розглянутої функціональної структури (рис. 1) з використанням прийомів апроксимації вихідних даних на базі полінома виду [6]

$$S_{Tq}(X) = p_n X^n + p_{n-1} X^{n-1} + \dots + p_2 X^2 + p_1 X + p_0, \quad (1)$$

де S_{Tq} – вектор вихідного сигналу;

X_n – нормовані входні змінні;

p_n – коефіцієнти полінома;

та експоненційної сигмоїди [10]

$$s(g_j(X)) = \frac{1}{1 + \exp(-g_j(X))}, \quad (2)$$

де

$$g_j(X) = \sum_{i=1}^n a_i \cdot x_i \quad (3)$$

є ваговою функцією, яку можна уявити приватною похідною $\mathcal{G}(X)$ по x_i

$$\frac{\partial \mathcal{G}}{\partial x_i} = a_i, \quad (4)$$

а саму похідну функцію активації записати у такому вигляді:

$$\frac{\partial s}{\partial x_i} = \frac{a_i \cdot \exp(-(\mathcal{G}_j(n)))}{1 + \exp(-(\mathcal{G}_j(n)))}, \quad (5)$$

з якої нескладно отримати вираз градієнта функції активації

$$D(y) = \frac{\exp(-(\mathcal{G}_j(n)))}{1 + \exp(-(\mathcal{G}_j(n)))} \cdot \{a_1, a_2, \dots, a_n\}$$

придатною для моделювання нейронного шару та оцінки можливостей моделі з одним шаром апроксимувати безперервну функцію із заданою точністю. З огляду на обмежені можливості нейронного шару (5) завжди слід передбачити небажані результати, які вимагають пошуку додаткових шляхів, що підвищують апроксимаційний потенціал моделі. Такий спосіб представляє можливість вводити приховані нейрони та формувати багатошарову структуру моделі. При цьому, на жаль, не всі етапи можна реалізуватися за допомогою малопотужних МК. Навіть у комп'ютерних випадках нарощування шарів зазвичай характеризується «штрафами» за складність, оскільки ускладнюється процедура вибору шару, куди слід додавати прихований нейрон. При чому зазначений фактор поводить дуже помітно на кожному кроці навчання ШНМ. Тому такі й аналогічні причини, що виявляються в подальшому, дуже ускладнюють адаптацію структури мережі та їх доцільно виключати з алгоритмів, застосовуючи циклічні етапи навчання зі зміною структури, переслідуючи, навпаки, ліквідацію зайвих синоптичних зв'язків і нейронів у шарі [2, 3, 9].

Застосування апаратних рішень ЛШН на стадії формування інформаційних входних повідомлень дозволяє розглядати їх як простір локальних ознак. При цьому процедуру навчання нейронної мережі можна виконувати за допомогою алгоритму зворотного поширення з раннім зупином.

Попереднє використання інструментальних засобів комп'ютерного середовища на основі математичного моделювання MATLAB 6,7 [12, 13], вище-зазначені прийоми використовувалися для дослідження функціональних властивостей отриманих моделей ШНМ. З ілюстрацій (рис. 5) неважко помітити суттєву різницю числа ітерацій при

апроксимації масивів величин температури (1) та швидкості зміни температури (2) нагріву.

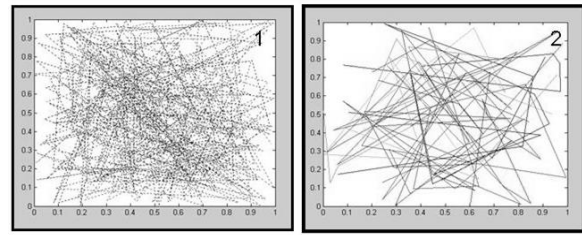


Рис. 5. Процес апроксимації випадкових масивів фізичних величин: 1 – температури нагрівання; 2 – швидкості зміни температури

фіксування кроків попередньої апроксимації вихідних масивів з помилкою $\pm 1\%$ (рис. 6) дозволяють зробити висновок, що швидкість зміни температури (2) має кращий результат, оскільки задану точність було досягнуто після 2–3 епох. Для температури нагрівання (1) аналогічний результат отримано при реалізації близько 100 епох. Крім цього, при необмеженій сукупності ітерацій для масивів даних швидкості зміни температури (2) помилка апроксимації досягала рівня 10^{-18} відн. од. після реалізації трохи більше ніж 30 епох.

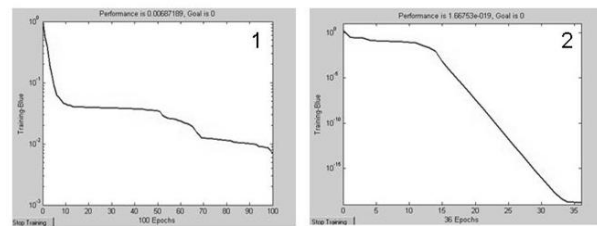


Рис. 6. Апроксимація масивів фізичних величин: 1 – температури нагріву; 2 – швидкості зміни температури

Результати моделювання та спостереження аномальних теплових подій, представлені на рисунку 7, ілюструють різну глибину флуктуації швидкості теплового процесу U_N , що добре узгоджується з раніше отриманими висновками.

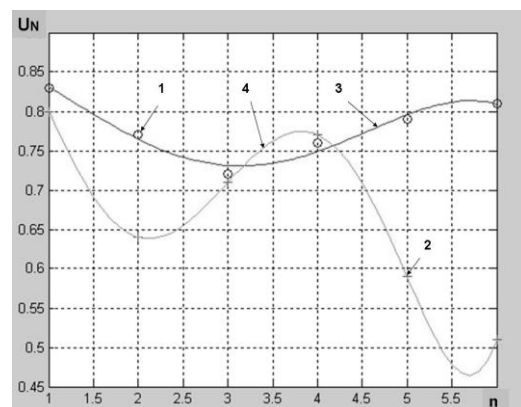


Рис. 7. Моделювання аномальних теплових режимів: 1, 2 – експеримент; 3, 4 – розрахунок

Для оцінки ефективності апроксимації обраного параметра U_{Ni} було проведено додаткові дослідження теплових режимів з експериментальною перевіркою на лабораторному стенді. Джерелами вихідної інформації були ДПТЧ встановлені на п'яти частинах ЕД: двох підшипниках, двох частинах корпусу та на вихідному каналі оболонки повітряного охолодження. На рисунку 8 наведені залежності, що підтверджують задовільну реакцію обраного параметра на зміни температури в різних частинах ЕД щодо встановленого теплового режиму (рис. 8.1).

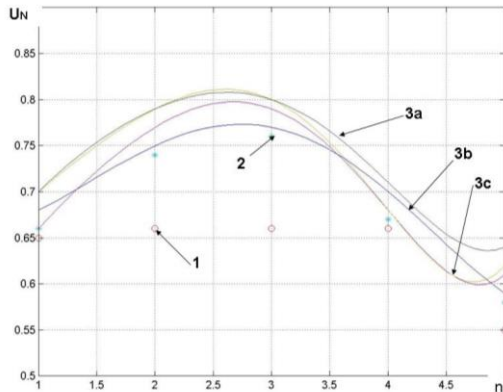


Рис. 8. Апроксимація теплових подій в ЕД:
1 – дослідний встановлений тепловий режим;
2 – номінальний тепловий режим; 3a, 3b, 3c – аномальні теплові події у різних частинах ЕД

Залежно від флуктуації експериментальних даних (рис. 8.1) та (рис. 8.2) змінювалися і математичні описи теплових процесів, які штучно задавалися у різних частинах (n) ЕД. При навчанні реєструвалися змінні коефіцієнти математичної моделі процесу, представлені в таблиці 1. Отримані розрахункові дані використовувалися для ідентифікації кожного експерименту, що підтвердило можливість виконувати зворотну функцію після апроксимації теплового режиму, яка в подальшому покладається на діагностичного експерта. Застосували раніше отриману характеристику тарування (рис. 9) [10] до даних таблиці 1, були визначені теплові режими («Режим») для кожного набору коефіцієнтів моделі апроксимації з урахуванням інтервалів варіювання коефіцієнтів.

Таблиця 1

Зміни коефіцієнтів моделі апроксимації при змінних теплових подіях

№	Коефіцієнти апроксимації, $\cdot 10^{-2}$				Помилка, відн.од.	Режим
	a1	a2	a3	a4		
1	0.11	1.11	-3.93	5.09	5.2074e-06	NORM
2	0.09	-0.73	0.41	4.39	6.5682e-06	NORM
3	0.10	-0.58	-1.17	8.30	5.3244e-06	H
4	0.14	-1.09	1.01	4.66	3.8459e-06	H
5	0.04	-0.06	-2.50	8.70	7.0217e-06	H

6	0.04	-0.26	-0.82	5.11	6.0809e-06	CLD
7	-1.65	-3.13	1.25	0.26	4.8951e-05	NORM
8	0.99	4.17	-15.42	-5.69	3.2520e-05	NORM
9	2.14	5.47	-18.44	-7.46	2.2453e-05	H
10	2.31	6.25	-18.75	-9.07	4.8061e-05	H
11	1.65	3.65	-13.96	-6.59	4.5776e-06	H
12	0.16	2.34	-12.19	-3.98	1.3136e-05	CLD

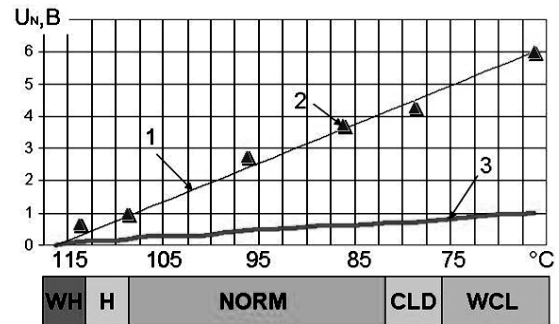


Рис. 9. Тарувальна характеристика справного ЕД:
1 – розрахунок; 2 – експеримент; 3 – інформаційний вхідний сигнал; WH – неприпустиме нагрівання; H – небезпечне нагрівання; NORM – нормальне нагрівання; CLD – холодний; WCL – небезпечно холодний

Отримані результати (табл. 1) дозволяють укласти також, що режим можна апроксимувати лінійною моделлю, а серед можливих вихідних даних U_{Ni} можуть виявитися масиви, апроксимовані поліномами низького порядку, що може спростувати виконуваний цикл обчислень доступний застосуванню для цього малопотужних МК.

Зазначені факти, що знижують обчислювальні функції, важливо враховувати розробки структури ШНМ, але завжди звертаючи увагу на достовірність даних, які мають знижувати точність ідентифікації контрольованих теплових подій.

3. Моделювання та перевірка компонентів нейронмережі

Для практичної реалізації діагностичного експерта з нейронною мережею суттєвою перешкодою може стати програмування у середовищах візуального та невізуального проектування [14, 15], оскільки не для будь-якого МК прийнятні такі можливості і слід враховувати при виборі комплектування.

Програмування алгоритмів Start-1, Start-2 виконувалося за допомогою популярних версій мови C, що набули поширення при створенні скетчів і стабільних програмних продуктів, створюваних для багатьох доступних в даний час МК. Під час створення головної програми користувача враховувалася версія ОС Windows, застосовувана у базовому ПК чи ноутбуку.

Коди для периферійних ЛШН на базі МК виконувались за допомогою мови C та забезпечували передачу лише аномальних даних у середу головної програми керування діагностичного експерта з ШНМ. Всі налагоджені компоненти проходили

тестування з головною програмою керування користувача, в якій передбачена функція змінного інтерфейсу. На рисунку 10 представлені інтерфейси, що змінюються, реалізовані за допомогою функції NoteBook, що забезпечує доступ до проміжних розрахунків, ілюстрацій (рис. 11) і прихованих функцій, доступ до яких був досягнутий на базі реалізованих раніше розглянутих алгоритмів.



Рис. 10. Варіанти інтерфейсів користувача електронного теплового експерта з ШНМ:
1 – головне вікно користувача; 2 – структура прийомних елементів та засобів оповіщення на допоміжному вікні користувача

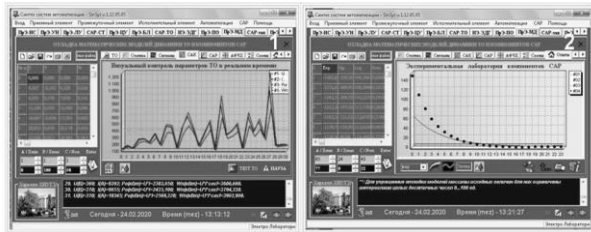


Рис. 11. Варіанти інтерфейсів користувача з візуалізацією проміжних розрахункових величин у теплового експерта справності ЕМО:
1 – теплові події у реальному часі; 4 – апроксимація масиву даних

Особливістю інтерфейсу головного вікна користувача (рис. 10.1) є наявність органів доступу до прихованих меню та через них до додаткових інтерфейсів (рис. 10.2; 11.3; 11.4) з передбаченими настройками ШН, ШНМ та ін. Застосування кнопок Label, Edit та ін. пояснювальними зрозумілими користувачеві аббревіатурами сприяють швидкому освоєнню алгоритмів керування, налаштуванню, виконанню тестування, навчанню та іншим функціям раніше передбачених при розробці компонентів діагностичного експерта.

Для підготовки вхідного та еталонного масивів використовувалися випадкові значення вхідних величин, отриманих насамперед при реалізації ділянок робочих циклів зі справним ЕД [5, 6, 10]. Повторення вибірових процедур L разів із штучно створеними тепловими режимами дозволило перевірити механізм формування масив вхідних векторів, які можна застосувати для навчання мережі. Перш ніж формувати навчальні масиви враховувалися деякі властивості ЕД, що включають діапазон зміни контрольованих параметрів та виключення елементів,

які не відповідають умові сортування вихідних даних у фінальному інформаційному масиві.

Якщо виміряні з перетворювачем величини не виходять за межі нормованого рівня (0,1...1), то всі налаштування ЛШН можна вважати задовільними. В іншому випадку процедуру нормування ШН слід повторювати з вибором налаштувань, наявність яких раніше було передбачено у схемах компонентів. Задовільні результати налаштування завершувалися збереженням всіх параметрів ЛШН, оскільки їх подальше повторення при включенні може забезпечити якісне функціонування всієї ШНМ.

Спочатку кількість вхідних та еталонних векторів вибиралася дорівнюючими 100. Оскільки тільки експериментальні результати можуть допомогти визначити мінімальну кількість вхідних даних, що гарантують достовірність вихідної інформації, цей параметр коригувався після проведення серії дослідів з конкретним ЕД. Така умова обумовлена індивідуальними масою та інерційністю при теплообміні, що відрізняються в ЕД навіть однієї серії випуску.

При теплопередачі в умовах нормальної температури навколишнього середовища прийнятне опитування приймальних елементів досягалося з частотою в інтервалі від 03 до 12 Гц. Сценарій формування масиву попередньо перевірявся серед Matlab з урахуванням: 5 точок контролю температури; тарировальної теплової характеристики ЕД (рис. 9) та 4 вихідних параметри (NORM виключався).

Приймаючи мінімальні та максимальні значення сигналів на кожному вході задавалася конфігурація мережі. Перед навчанням мережі попередньо також були прийняті параметри, отримані за допомогою оцінки функціонування sse, що визначається сумою квадратичних відхилень вихідної величини щодо еталона. Закінченням навчання вважалося досягнення помилки відхилення рівня вихідного сигналу $\pm 1\%$ (0,01), який насправді міг досягати значень $\pm 5\ldots 10\%$, наприклад, у сфері нормованих значень температур, ніяким чином не впливає на результати апроксимації даних. Процедура етапів навчання мережі із досягненням заданої помилки представлена на рисунку 12.

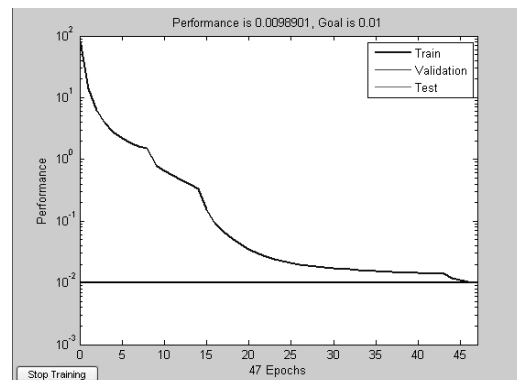


Рис. 12. Процес навчання мережі

Як випливає з рисунку 12, навчання мережі завершувалося раніше 50 епох.

Навчена мережа зберігалася у файлі, щоб її можна було за потреби повторити з відомими налаштуваннями.

Перед використанням нейронної мережі перевірялася ступінь достовірності результатів обчислень мережі тестовому масиві вхідних векторів. Як тест застосовувався масив з компонентами, що відрізняються від навчального масиву. Найбільш підходящими були набори даних регресійного аналізу [6, 10], які можна було навмисно змінювати або задавати для нових теплових ситуацій. Результати тестування вихідних величин представлені на рисунку 13.

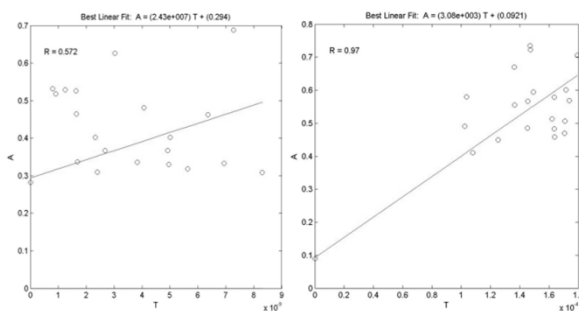


Рис. 13. Результати тестування масивів навчання:
А – дані температури; В – дані швидкості зміни температури

З ілюстрацій цілком очевидно, що це точки, отримані дослідним шляхом за різними тепловими станами ЕД, по-різному групуються поблизу прямої ($A=T$). Оскільки поведінка точок відображає різну кореляційну залежність параметрів контролю з вимірюваною величиною, можна укласти, що поведінка величин другого масиву (рис. 13.В) з коефіцієнтом кореляції, що перевищує 0,9, відображає задовільне виконання функцій запропонованого сортувальника вхідних інформаційних повідомлень. Очевидно, що і штучний вхідний нейрон з формувачем рівнів швидкості зміни температури придатний для підготовки вихідної інформації, що використовується в подальшому головною програмою ШНМ.

Заключні висновки добре узгоджуються з раніше отриманими аналітичними результатами, що сприяли створенню спроможної математичної моделі швидкості зміни контрольованої температури, яка використовувалася для практичного аналізу теплових процесів в ЕД. Отриманий математичний опис також застосовувався при моделюванні ненормованих теплових режимів для навчання ШНМ.

На рисунку 14 представлені результати роботи експериментальної ШНМ.

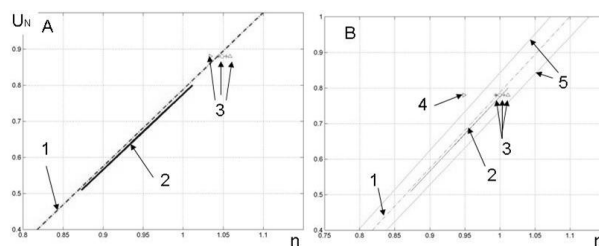


Рис. 14. Візуалізація поведінки контрольованих величин за допомогою графічних маркерів:

А – програмування базових елементів;

В – програмування базових та допоміжних елементів; 1 – вісь можливих нормованих відхилень параметра; 2 – тарувальна теплова характеристика для конкретного ЕД; 3 – маркери величин параметра у різних контрольних точках; 4 – ненормовані координати маркера; 5 – верхній та нижній нормовані рівні допустимої флуктуації параметра контролю

Експериментальні дані теплового режиму, що встановився в ЕД, які супроводжуються невеликою флуктуацією поточних параметрів (рис. 14.А3) в точках контролю температури. Переміщення графічних символів у горизонтальній площині засобу візуального спостереження – екрана дисплея або монітора, характеризують теплову активність в ЕМО, яку користувач може спостерігати у реальному часі. Функція візуалізації переміщення маркерів щодо осі (рис. 14.А1) можливих відхилень та допустимих значень температури (рис. 14.В5) нагріву ЕД істотно залежить від якості вимірювання та подальшого перетворення інформаційних даних. Як показали експерименти, найкращі результати ця функція досягала за помилки вимірювань $\pm 0,4 \dots 0,7^\circ\text{C}$. Важливо зауважити, що при підвищеній чутливості може виникати «брязкіт» контрольованих величин, що негативно позначається на фільтрації даних, а при підвищених рівнях помилки не виключаються збої у визначенні тенденції розвитку теплового процесу.

Тарувальна характеристика (рис. 14.2), навмисно наноситься на графік, допомагає користувачеві відстежувати небезпечні теплові режими та реакцію системи діагностики на всі аномальні події. Зазначені та інші розрахункові величини, характеристики та функції реалізуються програмними засобами ШНМ, але на екран дисплея викликаються за бажанням оператора при необхідності за допомогою кнопок активації їх з доступом та до коригування уставок $\pm \Delta T$. Усі ці можливості передбачені зрозумілими елементами керування в інтерфейсі спостереження теплових відхилень параметрів.

Як випливає з вищесказаного, за будь-якого порушення теплового режиму маркери (рис. 14.3)

точок контролю «розповзаються» по обидва боки від осі (рис. 14.1) залежно від інтенсивності теплових подій (рис. 14.4) пов'язаних з охолодженням або нагріванням різних частин обладнання.

Алгоритмом головної програми всі теплові ситуації в ЕМО не тільки відстежуються електронними засобами, а й супроводжуються формуванням сигналів сповіщення, попередження та підсумкового експертного висновку, що відображають перспективу розвитку аномальних подій. Оцінка тенденції прояву можливої неполадки є важливою особливістю аналізованого діагностичного експерта, що становить технічну та комерційну привабливість пристрою порівняно з відомими аналогічними діагностичними приладами.

4. Проектування компонентів головної програми нейромережі

Виходячи з отриманих результатів, які дозволяють укласти, що безліч функцій і засобів візуалізації розрахунків передбачених алгоритмами програми ШНМ сприяють розширенню можливостей електронного експерта справності ЕМО, тому всі вони розглядалися з позиції зручності та корисності застосування оператором.

Недоцільність активації багатьох функцій при включенні пристрою сприяло організації доступу до них через приховані меню головного (рис. 10) та допоміжних (рис. 11) вікон програми ШНМ, які, крім того, недоступні стороннім особам.

На відміну від нейронних мереж, призначених тільки для вирішення обчислювальних задач за допомогою математичних залежностей, у аналізованому діагностичному експерті вихідні дані є реальними змінними масивами, обробка яких залежить від ефективності логічних і обчислювальних алгоритмів до формування експертного висновку. Фінальну інформацію, що супроводжується сигналами оповіщення, зручно представляти графічними засобами, переваги яких підтверджуються на рисунком 14. У вікні візуалізації процесу апроксимації передбачено активацію зазначеної функції разом із кнопкою «Оцінка навчання мережі». Таке рішення дозволяє разом із ілюстрацією одночасно публікувати досягнуту помилку апроксимації з можливістю її оновити після коригування налаштувань.

Розглянута доцільність представлення користувачеві графічної інтерпретації ходу процесу, що фіксується також Image-файлами тощо, допомагає також виявляти помилкові кроки та аналізувати спроможність циклів пошуку моделі із заданою помилкою апроксимації.

Розглянутий варіант програмування ШНМ повторює покроково всі алгоритми отримання раніше досягнутих результатів при дослідженнях та експериментах, але комп'ютерні можливості

дозволяють додатково залучати й інші доступні прийоми для коригування алгоритмів та ілюстрацій їх виконання з кольоровими діаграмами, рядками, що біжать, і деформованими геометричними образами та ін. Наприклад рівносторонній куб з кольоровими сторонами при зміні електронних координат умовних маркерів може деформуватися і змінювати кольори окремих елементів, ілюструючи тим самим особливості теплових подій в ЕМО [16].

Досвід експериментального застосування навчального пристрою з ШНМ показав, що всі етапи налаштування та використання програми періодично вимагають втручання оператора. Тому подробиці перевірочних та налагоджувальних заходів обов'язково представлені у документації, що супроводжує всі версії програми. Можливість активації довідкового файлу передбачається із прихованих меню будь-якого інтерфейсу натисканням рядка або кнопки Help. Доцільно помітити, що матеріали цього файлу постійно вдосконалюються, редагуються, оновлюються і тому можуть відрізнятися в різних версіях.

На рисунку 15 показані компоненти експериментально-навчального діагностичного теплового експерта з ШНМ. Периферійний блок (рис. 15.2) для попередньої обробки вхідних сигналів, що виконує сортування та масштабування масивів даних, містить різні органи налаштувань (рис. 15.3), користуючись якими легко визначити найважливіші з них. Тому експериментальний варіант діагностичного експерта навмисно містив зазначені при дослідженнях і додаткові можливі настройки, що становлять корисну сукупність їх, які забезпечують можливість найбільшого обсягу експериментів з апаратними засобами.



Рис. 15. Компоненти електронного теплового експерта справності ЕМО:

1 – лабораторні стенд та макет; 2 – периферійний апаратний блок

Отримані за допомогою комплекту приладу (рис. 15) експертні висновки задовільно ідентифікувалися з відомими несправностями при діагностиці їх аномальних теплових режимів в ЕМО. Всі навчальні приклади добре узгоджувалися з проміжними даними досліджень, фізичним та комп'ютерним моделюванням, що дозволили синтезувати окремі компоненти та на їх основі цілісного приладу з моделями штучних нейронів для діагностичної експертизи можливих несправностей.

Розроблений у навчальних цілях Windows-додаток виявився корисним для проведення різних навчальних експериментів, що може стати у нагоді як для тих, хто тільки починає вивчати нейронні мережі, так і для тих, кому потрібна побудова таких нейромережових моделей для обробки великого обсягу реальних технологічних параметрів. Незалежно від кількості факторів, що перешкоджають широкому використанню штучних нейронних мереж у реальних виробничих умовах, розглянуті матеріали статей [5, 6, 17–19] та досягнуті позитивні результати можуть викликати інтерес розробників до таких інтелектуальних пристроїв, що базуються на застосуванні мікропроцесорних комплектів електронного обладнання [17, 19] разом із оригінальними апаратними рішеннями окремих компонентів інтелектуальних систем автоматизації [18]. При цьому всі позитивні результати можуть скласти базу рекомендацій з проведення досліджень і виявлення факторів, які при вирішенні обчислювальних завдань виявити неможливо, а всі технічні переваги можуть знайти застосування в сучасних пристроях при автоматизації процесів електромеханічного, мехатронного і технологічного обладнання різного призначення.

Висновки

1. Виконано аналіз засобів автоматизації зі штучними нейронними мережами.
2. Розглянуто приклади ефективного використання апаратної частини із програмними варіантами штучних нейронів.
3. Запропоновано модульну структуру програмного забезпечення нейронної мережі, алгоритми формування швидкості зміни температури з функціональними моделями штучних нейронів.
4. Імітаційне моделювання у середовищі Simulink та фізична реалізація варіанту моделі штучного нейрона підтвердили придатність запропонованих рішень у діагностичному тепловому експерті справності електромеханічного обладнання.
5. Експериментально-імітаційне моделювання електронних компонентів дозволило отримати тарувальну характеристику для оцінки можливої тенденції розвитку ненормованої теплової події, що виявляється при несправностях в окремих частинах діючого обладнання.
6. Розглянуто реальні приклади синтезу головної програми користувача з доступом до вибору необхідних налаштувань апаратної та керуючої частин діагностичного приладу.
7. Представлені ілюстрації апаратної частини та змінних інтерфейсів головної програми відображають передбачені та супутні обчислювальні функціональні властивості діагностичного приладу під час його експлуатації.
8. Подано прикладні рішення та візуальні приклади експериментального та імітаційного моделювання розроблених компонентів теплового діагностичного експерта зі штучною нейронною мережею.

Література

1. Носов В.В. Диагностика машин и оборудования : учеб. пос. / В.В. Носов. – СПб. : Издательство «Лань», 2012. – 384 с.
2. Круглов В.В. Нечеткая логика и искусственные нейронные сети / В.В. Круглов, М.И. Дли, Р.Ю. Голунов. – М. : ФИЗМАТЛИТ, 2001. – 201 с.
3. Хайкин С. Нейронные сети: полный курс, 2-е изд. – М. : Издательский дом «Вильямс», 2006. – 1104 с.
4. Paul J. Werbos, Backpropagation Through Time: What It Does and How to Do It // Artificial Neural Networks: Concepts and Theory. – IEEE Computer Society Press, 1992, Pp. 309–319.
5. Єсаулов С.М. Дослідження, моделювання і проектування компонентів штучного нейромережового модуля для дистанційної діагностики електродвигунів / С.М. Єсаулов, О.Ф. Бабічева, Х.О. Рогожина // Комунальне господарство міст. – 2019. – Вип. 5(151). – С. 13–22.
6. Єсаулов С.М. Підвищення ефективності теплового діагностичного контролю справності електродвигунів / С.М. Єсаулов, О.Ф. Бабічева, М.М. Ковалик // Комунальне господарство міст. Сер.: Технічні науки та архітектура. – 2020. – Вип. 4(157). – С. 163–171. DOI: <https://doi.org/10.33042/2522-1809-2020-4-157-163-171>
7. Калинин А.В. Методы решения плохо обусловленных систем линейных уравнений на основе распределенных нейросетевых вычислений / А. В. Калинин, С.Л. Подвальный // Системы управления и информационные технологии. – 2004. – № 3(15). – С. 22–26.
8. Грибачев В.П. Настоящее и будущее нейронных сетей / В.П. Грибачев // Компоненты и технологии. – 2006. – № 5. – С. 34–40.
9. Бендат Дж. Прикладной анализ случайных данных / Дж. Бендат, А. Пирсол. – М. : Мир, 1989. – 304 с.
10. Єсаулов С.М. Синтез компонентів теплового діагностичного експерта зі штучним нейроном / С.М. Єсаулов, О.Ф. Бабічева, Д.О. Акіньшин // Комунальне господарство міст, Сер.: Технічні науки та архітектура. – 2021. – Вип. 1(161). – С. 148–156. DOI: <https://doi.org/10.33042/2522-1809-2021-1-161-148-156>
11. Ясницкий Л.Н. Введение в искусственный интеллект / Л.Н. Ясницкий. – М. : Издательский центр «Академия», 2008. – 176 с.
12. MATLAB. The Language of Technical Computing. Getting Started with MATLAB // The Math Works, Inc. USA. – 2000.
13. Simulink. Model-Based and System-Based Design. Using Simulink. The Math Works, Inc. USA, 2002.
14. Архангельский А.Я. Программирование в C++Builder 6 и 2006 / А.Я. Архангельский, М.А. Тагин – М. : Бином-Пресс, 2007. – 992 с.
15. Троелсен Э. Язык программирования C# и платформа .NET 4.5 / Э. Троелсен; 6-е издание. М. : – Вильямс, 2013. – 1311 с.
16. Єсаулов С.М. Підвищення ефективності теплового діагностичного контролю справності електродвигунів / С.М. Єсаулов, О.Ф. Бабічева, М.М. Ковалик // Комунальне

господарство міст. Сер.: Технічні науки та архітектура. – 2020. – Вип. 4(157). – С. 163–171. DOI: <https://doi.org/10.33042/2522-1809-2020-4-157-163-171>

17. Патент на винахід 123842 Україна, МПК H05B 39/04 (2006.01). Пристрій для регулювання освітленості / С.М. Єсаулов, О.Ф. Бабічева. – № а201906430; заявник і патентовласник ХНУМГ імені О.М. Бекетова, заявл. 10.06.2019; опубл. 09.06.2021, Бюл. № 23/2021.

18. Патент 142979 Україна, МПК G 06G 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.

19. Патент № 41820 У.Україна, МПК G 05 B 13/02. Система керування технологічним об'єктом / Єсаулов С.М., Бабічева О.Ф., Шавкун В.М., Бабаков С.В. (Україна). – опубл. 2009, Бюл. № 11.

References

1. Nosov, V.V. (2012). *Diagnostics of machines and equipment*. St. Petersburg, Publishing house "Lan". [in Russian]
2. Kruglov, V.V. (2001). *Fuzzy logic and artificial neural networks*. Moscow, FIZMATLIT. [in Russian]
3. Khaikin, S. (2006). *Neural networks: a full course*. Moscow, Williams. [in Russian]
4. Paul, J., Werbos. (1992). Backpropagation Through Time: What It Does and How to Do It. *Artificial Neural Networks: Concepts and Theory*, IEEE Computer Society Press, 309–319.
5. Esaulov, S., Babicheva, O., Rogozhyna, H. (2019). Research, modeling and design of components of an artificial neural network module for remote diagnostics of electric motors. *Municipal Economy of Cities*, 5(151), 13–22. [in Ukrainian]
6. Esaulov, S., Babicheva, O., Kovalik, M. (2020). Increasing the efficiency of thermal diagnostic control of electric motors. *Municipal Economy of Cities*, 4(157), 163–171. [in Ukrainian] DOI: <https://doi.org/10.33042/2522-1809-2020-4-157-163-171>
7. Kalinin, A.V. (2004). Methods for solving ill-conditioned systems of linear equations based on distributed neural network computing. *Control systems and information technology*, 3(15), 22–26. [in Russian]
8. Gribov, V.P. (2006). Present and future of neural networks. *Components and technologies*, 5, 34–40. [in Russian]
9. Bendat, J. (1989). *Applied Random Data Analysis*. Moscow, Mir. [in Russian]
10. Yesaulov, S., Babicheva, O., Akinshyn, D. (2021). Synthesis of thermal diagnostic expert components with an artificial neuron. *Municipal economy of cities*, 1(161), 148–156. DOI: <https://doi.org/10.33042/2522-1809-2021-1-161-148-156>
11. Yasnitsky, L.N. (2008). *Introduction to artificial intelligence*. Moscow, Publishing Center "Academy". [in Russian]

12. MATLAB. *The Language of Technical Computing. Getting Started with MATLAB*. (2000). The Math Works, Inc. USA.
13. Simulink. *Model-Based and System-Based Design. Using Simulink*. (2002). The Math Works, Inc. USA.
14. Arkhangelsky, A.Ya. (2007). *Programming in C ++ Builder 6 and 2006*. Moscow, Binom Press. [in Russian]
15. Troelsen, E. *The C # Programming Language and the .NET 4.5 Platform*. Moscow, Williams. [in Russian]
16. Esaulov, S., Babicheva, O., Kovalik, M. (2020). Increasing the efficiency of thermal diagnostic control of electric motors. *Municipal Economy of Cities*, 4(157), 163–171. [in Ukrainian] DOI: <https://doi.org/10.33042/2522-1809-2020-4-157-163-171>
17. Esaulov, S., Babicheva, O. (2021). *Device for lighting control* (Patent for invention 123842 Ukraine, IPC H05B 39/04 (2006.01), No a201906430). [in Ukrainian]
18. Yesaulov, S.M., Babicheva, O.F., Kozlova, O.S., Zakurdai, S.O., Kulbashna, N.I. (2020). *Neuron model* (Patent 142979 Ukraine, IPC G 06G 7/60 (2006.01), No u201911671). [in Ukrainian]
19. Esaulov, S., Babicheva, O., Shavkun, V., Babakov, S. (2009). *Technological object control system* (Patent No 41820 Ukraine, МПК G 05 B 13/02). [in Ukrainian]

Рецензент: д-р техн. наук, професор 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: ЗАКУРДАЙ Вікторія Олегівна
студентка навчально-наукового інституту енергетичної, інформаційної та транспортної інфраструктури
Харківський національний університет міського господарства імені О.М. Бекетова
E-mail – ur2680@ukr.net

SYNTHESIS OF THERMAL DIAGNOSTIC EXPERT COMPONENTS WITH AN ARTIFICIAL NEURON

S. Yesaulov, O. Babicheva, V. Zakurdai

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

The article analyzes the automation tools in which artificial neural networks are used. It has been considered examples of effective use of hardware solutions with software versions of artificial neurons and other components, which allow to expand the functional properties of automation, while lowering the requirements for used computing facilities. On the example of electric motors intelligent technical diagnostics, it has been noted the possibility of assessing the technical state of complex electromechanical systems. The purpose of this work was to develop

algorithms for computing and logical cycles suitable for the synthesis of a thermal diagnostic expert with an artificial neural network capable of identifying expected faults in electromechanical equipment of any complexity. It has been proposed a modular structure of the neural network software, an algorithm for the rate of temperature change, an artificial neuron module and other components. Simulation modeling and hardware implementation of an artificial neuron confirmed the suitability of the proposed solutions for the implementation of a diagnostic thermal examination device. The use of experimental data in electronic components made it possible to obtain a calibration characteristic for its subsequent use in assessing the development trend of possible non-standardized thermal events that appear when malfunctions are activated in certain parts of the operating equipment. It has been given variants of diagnostic expertise and identification of thermal events, preceding possible faults in the elements of electromechanical devices. It has been considered real examples of the main user program synthesis, taking into account access to the necessary settings of the hardware and control parts of the diagnostic device. It has been presented the illustrations of changing interfaces, which visual advantages lead to increased perception of the provided and associated computational functional properties of the diagnostic device when operating by users without special training. The applied solutions and visual examples of experimental and simulation modeling of the developed components of a thermal diagnostic expert with an artificial neural network are presented in the work.

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