

С.М. Єсаулов, О.Ф. Бабічева, Х.О. Рогожина

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

ДОСЛІДЖЕННЯ, МОДЕЛЮВАННЯ І ПРОЕКТУВАННЯ КОМПОНЕНТІВ ШТУЧНОГО НЕЙРОМЕРЕЖЕВОГО МОДУЛЯ ДЛЯ ДИСТАНЦІЙНОЇ ТЕПЛОВОЇ ДІАГНОСТИКИ ЕЛЕКТРОДВИГУНІВ

У статті проаналізовано переваги та недоліки популярних методів теплової діагностики електричних двигунів. Розглянуто варіант застосування перцептрона з одним прихованим шаром при синтезі штучного нейромережевого експерта для класифікації можливих неполадок на базі вхідних і вихідних ознак ненормованої теплової реакції електродвигуна при конкретній поломі.

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

Постановка проблеми

Двигуни постійного струму (ДПС) давно знайшли застосування в різних зразках електричного транспорту. Цілодобова експлуатація міського електротранспорту (МЕТ) з тяговими електродвигунами (ТЕД) можлива при справному електрообладнанні, що діагностується при щоденному його технічному обслуговуванні (ЩТО). У зв'язку з цим завдання вдосконалення систем діагностичного контролю (СДК) справності компонентів МЕТ залишається *актуальною*.

Доступність і можливість застосування цифрової програмованої техніки в СДК дозволяє виконувати ЩТО на маршрутах експлуатації трамваїв, тролейбусів та ін. Всі сучасні інтелектуальні СДК тісно пов'язані з поняттям моделювання можливих несправностей. Продовжують розвиватися СДК на основі штучних нейронних мереж (ШНМ) прямого поширення – *перцептрона*, в яких апроксимація залежностей вихідних технологічної величини від вхідних ефективно допомагає виявляти дефекти в обладнанні, що експлуатується [1]. Нейромережеві СДК синтезуються на принципах «наслідування» і знаходять застосування в ролі експерта неполадок при діагностиці пристроїв [2, 3].

Вибір методу апроксимації об'єкта для перцептрона в ШНМ експерта залежить від складу і обсягу навчальної вибірки і завжди вимагає проведення великого числа експериментів. При цьому достовірність результатів вимірювання та ідентифікація можливих несправностей залежить від якості вихідної інформації, що вимагає до себе особливої уваги при проектуванні діагностичних пристроїв [3 – 5].

Аналіз останніх досліджень і публікацій

Діагностика електродвигунів полягає у вирішенні задачі класифікації неполадок в них за певною прина-

лежністю вхідного набору діагностичних ознак, які спостерігаються в конкретних умовах експлуатації обладнання [1, 6, 7]. Діагностичний експрес-аналіз технічного стану електромеханічного обладнання майже завжди є досить складним завданням. Причиною тому є тісний взаємозв'язок підсистем (блоки, вузли, агрегати), що знаходяться під впливом великої кількості різних факторів. Тому непрямі прийоми оцінки справності обладнання завжди відрізняються ексклюзивністю пошуку інженерного рішення задачі класифікації набору вихідних ознак певного класу можливих поломок в обладнанні [5, 8].

До ефективних методів оцінки технічного стану електричних машин відноситься їх тепловий контроль при експлуатації [7 – 9], коли фактичний нагрів окремих елементів в реальному часі дозволяє виявити характерні стани, що передують відмовам пристрою, економічну недоцільність або небезпеку подальшої експлуатації його в транспортному засобі на маршрутах з пасажирями.

Відомо, що дотримання встановлених заводом-виробником обмежень за допустимою температурою нагріву (паспортні дані двигуна) забезпечує нормативний термін служби ТЕД в межах 15 – 20 років [1, 9]. Перевищення припустимої температури веде до передчасного старіння ізоляції обмоток і непередбачуваності виходу з ладу електродвигуна. Для ізоляції класу А перевищення допустимої температури нагріву (105°C) на 8 – 10 °C скорочує термін служби ТЕД вдвічі. На підставі відомих класів ізоляції (табл. 1) розробляються всі технічні засоби для контролю двигунів по нагріванню. Суть роботи пристроїв полягає в зіставленні допустимої для ТЕД температури з тією, яку він має при експлуатації [1, 7, 9]. При цьому зазвичай оцінюється температура ТЕД щодо навколишнього середовища.

Таблиця 1

Допустимі температури нагріву і перевищення температури електродвигуна для різних класів ізоляції

Параметри	Клас ізоляції			
	E	B	F	H
Допустима температура нагріву ізоляційного матеріалу, °C	120	135	155	180
Допустима температура нагріву обмоток електродвигуна, °C	–	120	140	165
Допустиме перевищення температури, °C	75	80	100	125

Визнані методи теплового контролю ТЕД із застосуванням тепловізорів, терморезисторів і термопар [6, 8, 9]. Тепловізори в інфрачервоній частині спектра дозволяють візуально контролювати нагрів окремих частин електричних машин і побічно судити про несправні і перевантажені елементи обладнання. Нажаль, тепловізійна оцінка розподілу температури завжди має випадковий характер, тому що на якість знімків впливають вологість навколишнього середовища, відстань між камерою і об'єктом вимірювання, відносна випромінююча здатність матеріалів та ін. Незважаючи на можливість вести теплової контроль дистанційно, без демонтажу і попередньої підготовки об'єкта [7, 9] використовувати тепловізори на маршрутах без дотримання спеціальних умов виявляється завданням нерозв'язним. До недоліків методу відносяться також обмеження по нижній межі робочої температури, можливість теплової візуалізації тільки працюючого (нагрітого) ТЕД, висока інерційність теплових процесів [6, 8], паразитні складові від нагрітих сторонніх блоків. Очевидно, що зазначені вище фактори носять випадковий характер і суттєво ускладнюють застосування тепловізорів при автоматизації діагностичної експертизи справності ТЕД в реальному часі.

При повторно-короткочасних режимах роботи ТЕД термодатчики різної конструкції дозволяють оперативну і досить точно вимірювати нагрів частин електромеханічного обладнання [4, 7, 9] з високою відтворюваністю виміряних величин при змінних умовах експлуатації обладнання. Ефективна обробка первинної інформації [4, 9] допомагає ідентифікувати несправність з задовільною точністю. До визначених неполадок в ТЕД по теплового контролю з термодатчиками відносять виходи з ладу [1, 9]: підшипників – 51%, обмоток статорів 15,8% і роторів – 4,7%, сполучних валів, муфт – 2,4%, зовнішніх пристроїв – 15,6% та ін. Основні дефекти виявляються в обмотках і підшипниках. Нажаль, розглянутий тепловий контроль часто обмежений неможливістю дистанційної реалізації його на транспорті без за-

стосування традиційних діагностичних роз'ємів, що поширені на автомобілях [10].

Метою цієї роботи є дослідження дистанційного методу теплового контролю в реальному часі для моделювання можливих несправностей і реалізації виявлення їх за допомогою штучного нейронного експерта технічного стану силового електрообладнання електротранспорту.

Виклад основного матеріалу.

Дослідження термодетектора для дистанційного контролю нагріву електрообладнання

З огляду на високі вимоги до джерел первинної інформації при теплового контролі електричних машин в основу дослідження термодетектора були покладені результати диференціального вимірювання температури частин електродвигуна [11] за допомогою перетворювача «температура-частота» (Т-Ч). Можливість бездротової передачі уніфікованого вихідного сигналу $S_{TЧ}$ на відстань була прийнята в якості базової для дистанційного контролю нагріву частин ТЕД. Як передавальний пристрій зручно застосовувати несучу частоту високочастотного генератора (ВЧГ) з низькочастотних інформаційним гармонійним коливанням

$$U_n(t) = U_m \cos \omega_0 t. \quad (1)$$

яке змінюється в залежності від контрольованої температури об'єкта $\omega_0 = f(S_{TЧ})$. При різних значеннях (1, ... N) опорних частот $\omega_{o1}, \omega_{o2} \dots \omega_{oN}$ трапляється нагода отримати N інформаційних повідомлень:

$$U_{S_{TЧ}}(t) = 2k_{AM} U_m \cos \left[\left(\sum_{i=1}^N S_{TЧ_i} \right) - \Omega \right] t. \quad (2)$$

де N – кількість інформаційних низькочастотних генераторів (НЧГ).

Для перевірки лінійності інформаційного сигналу $F_{TЧ}$ перетворювача «Т-Ч» були проведені експерименти з використанням «Т-Ч» в інтервалі температур для ТЕД з ізоляцією класу А (табл. 1).

$$F_{Tq} = f(S_{Tq}, F_i), \quad (3)$$

де S_{Tq} – нормований вихідний сигнал перетворювача «Т-Ч», що залежить від коефіцієнта передачі K_i ;

F_i – опорна частота балансного модулятора «Т-Ч».

На рисунку 1 представлений спостережуваний інформаційний сигнал від одного перетворювача «Т-Ч», обробка якого виконана комп'ютерним приймальним пристроєм зі звуковою картою і програмою експериментального аналізатора частоти в смузі огляду від 200 до 3000 Гц, що входить в навчальний пакет Windows-додатків SinSys v. 1.12.55.



Рис.1. Аналіз частоти інформаційного сигналу від перетворювача «температура-частота»

Оскільки вихідні характеристики перетворювача «Т-Ч» можна змінювати, то додаткові експерименти були проведені при різних рівнях нормованого сигналу S_{Tq} (рис. 2).

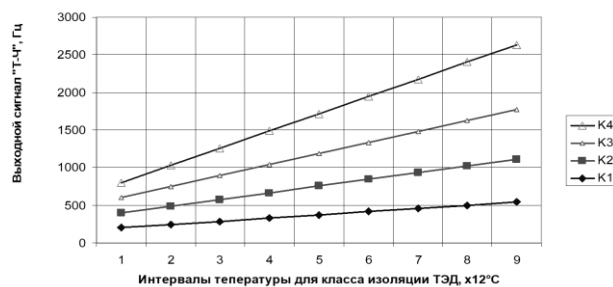


Рис. 2. Вихідний сигнал перетворювача «Т-Ч» при різних настройках: K_i – коефіцієнт передачі перетворювача ($K1 < K2 < K3 < K4$)

З графічних залежностей (рис. 2) видно, що при зміні чутливості перетворювача «Т-Ч» лінійність вихідних характеристик залишається задовільною.

На підтвердження висновків [11] про можливість використання декількох термоперетворювачів «Т-Ч» з одним модулятором, були проведені дистанційні експерименти з ВЧГ (433 МГц – частота для дистанційного керування експериментальними моделями і роботами), що ілюструється на рисунках 3, 4.

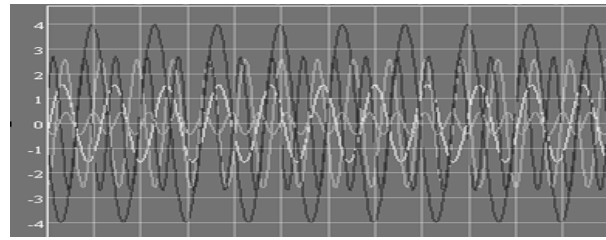


Рис. 3. Прийом сигналів від декількох датчиків «Т-Ч» за допомогою осцилографа

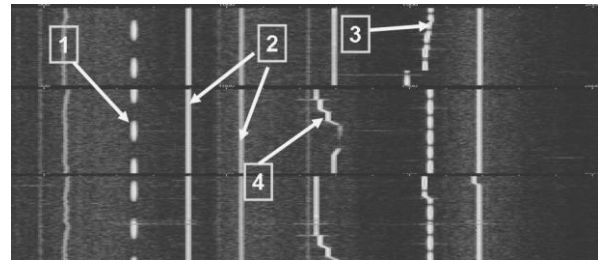


Рис. 4. Фрагменти частотного аналізу сигналів від перетворювачів «Т-Ч» при різних режимах експлуатації їх: 1 – періодичне включення; 2 – безперервна робота; 3 – безперервна робота при підвищенні температури; 4 – періодичне включення при зниженні температури

Ілюстрація експериментальних режимів роботи перетворювачів «Т-Ч» (рис. 4-1,2) дозволяє зробити висновок, що при стабільних теплових режимах, подібні контрольно-вимірювальні пристрої можуть експлуатуватися в періодичному режимі, забезпечуючи тим економію апаратних і енергетичних показників передавального пристрою. З рисунку 4-3,4 можна зробити висновок, що зміни частоти $dF = \pm 1$ Гц реєструються при нагріванні й охолодженні об'єкта контролю, відповідно. З огляду на можливість зміни налаштувань перетворювача «Т-Ч» (рис. 2), в експериментальному комплекті приладу з прецизійними радіоелементами [12] помилка вимірювання температури варіювала від $\pm 0,25$ до $\pm 0,07$ °C. Очевидно, що такий комплект приладу володіє хорошими властивостями і може використовуватися для дистанційного вимірювання нагріву різних частин ТЕД в безперервному або дискретному режимах.

Важливо також відзначити, що інформаційні сигнали від НЧГ в контрольованій смузі частот експериментального аналізатора займають дуже мало місця (рис. 4). Очевидний факт дозволяє застосувати умовно частотний розподіл оглядової смуги аналізатора для ідентифікації теплових процесів в електричних машинах з різними класами ізоляції (табл. 1). Обмеживши смугу огляду для кожного датчика інтервалом 60 – 80 Гц чисельність спостережуваних активних датчиків може досягати декількох десятків для кожного класу ТЕД (рис. 5).

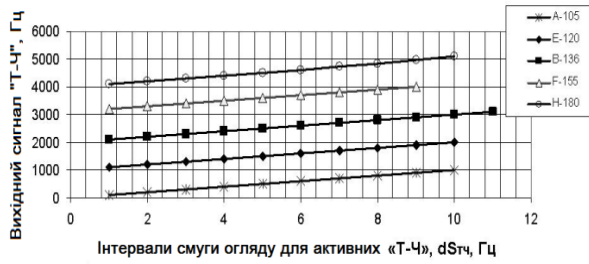


Рис. 5. Приклад розподілу смуги частотного аналізу сигналів при тепловому контролі електроприводів з різними класами ізоляції

Пропонований апаратний прийом спрощує процедуру розпізнавання датчиків і автоматизації обліку класу ізоляції при аналізі інформаційних повідомлень, що надходять від багатьох перетворювачів «Т-Ч» на різних рухомих одиницях. Зазначена властивість задається вибором будь-яких опорних частот, але обов'язково входять в умовно фіксований інтервал оглядової смуги, що відноситься до конкретного класу ізоляції ТЕД. Вищевказана умова реалізує селективні властивості діагностичного приладу і виключає помилкові експертні висновки про перегрів електричних машин.

Ілюстрації на рисунку 4 підтверджують привабливість даного комплексу вимірювального засобу в умовах перешкод, тому що всі фрагменти інформаційних сигналів фіксувалися в реальних умовах при відстані між передавальною і приймальною частинами, що перевищує 300 метрів (потужність ВЧГ – 250 мВт з круговою діаграмою спрямованості випромінювання). Працездатність комплексу приладу при експериментах зберігалася, коли рівень прийнятого сигналу становив менш $-14dB$, що в 5,5 разів слабкіше рівня реальних перешкод (рис. 6) в місці прийому повідомлень [11].

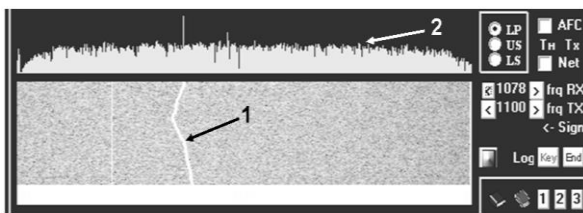


Рис.6. Спектрограма контролю температури в умовах перешкод: 1 – інформаційний сигнал; 2 – рівень перешкод в смузі частот аналізатора

Виявлені переваги розглянутого дистанційного засобу вимірювання температури електродвигуна дозволяє зробити висновок, що за допомогою декількох датчиків «Т-Ч» нескладно визначити швидкості нагріву і охолодження різних частин обладнання (статора, підшипника, елементів трансмісії та ін.), градієнти, інтегральні та інші величини, що харак-

теризують теплові процеси з великою вірогідністю у реальному часі.

Моделювання та контроль несправностей в силовому електрообладнанні

Найефективнішим засобом для моделювання можливих несправностей в ТЕД є їх експериментальне вивчення. Сукупність операцій, що здійснюються над об'єктом дослідження, що містить реальні дефекти, дозволяє отримати достовірну інформацію про властивості несправностей і теплової реакції ТЕД на конкретну поломку.

Найважливішим завданням будь-якого методу обробки експериментальної інформації є побудова математичної моделі досліджуваного явища придатної для ідентифікації події, що діагностується в ТЕД. Тільки добре апроксимуюча подію математична модель допоможе синтезувати діагностичний пристрій з заданими властивостями. Оскільки будь-який математичний опис несправностей обладнання є екстремальною сукупністю багатьох взаємопов'язаних факторів, то він завжди буде потребувати подальшого коригування, що ефективно реалізується в нейронних мережах з діагностичними експертами [2, 3, 11].

Привабливим для моделювання можливих несправностей в ТЕД можна вважати планування експериментів для отримання апріорної інформації і працездатних рівнянь регресії. На основі результатів дослідження нормованих режимів сукупного робочого циклу ТЕД з ізоляцією кл. А [3], виконаного за допомогою плану повного факторного експерименту (ПФЕ) [11, 13] типу 24 з паралельними дослідженнями, було отримано рівняння регресії виду, що відображає нормовані теплові режими ТЕД:

$$S_{Tч_p} = b_0 + b_1I + b_2U + b_3R + b_4V + \dots + b_nN + b_{12}IU + \dots + b_{(n-1)n}N_{n-1}N_n + b_{11}I_1^2 + b_{22}U_2^2 + \dots + b_{nn}N_n^2 + \dots \quad (4)$$

де I, R – величини струмів ТЕД і електрогальм, відповідно;

U – напруга на клеммах електроприводу;

V – швидкість потоку охолоджуючого повітря;

$S_{Tч_p}$ – розрахункова частота вихідного сигналу перетворювача «температура-частота»,

b_{mn} – апроксимуючі коефіцієнти.

Розраховані за (4) значення $S_{Tч_p}$ можуть використовуватися і для аналізу теплових процесів. На початковому етапі моделювання відомих несправностей трапляється нагода застосовувати класичні прийоми виявлення поломок силового обладнання обумовлені найбільшими рівнями вихідної ординати $S_{Tч_p}$. Тому з сукупності реалізованих теплових ре-

жимів (рис. 7) були обрані S_{Tq_p} , з найбільшою генерацією тепла (більше 70 °С) (рис. 8).

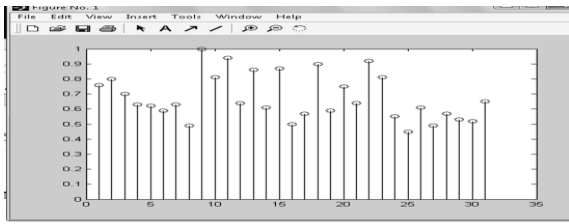


Рис.7. Нормовані теплові режими ТЕД при реалізації ПФЕ



Рис.8. Режими з найбільшою температурою нагріву ТЕД

Для контролю критичних значень S_{Tq} можна застосувати частотний компаратор і створити логічний пристрій, результати роботи якого представлені на рисунку 9.

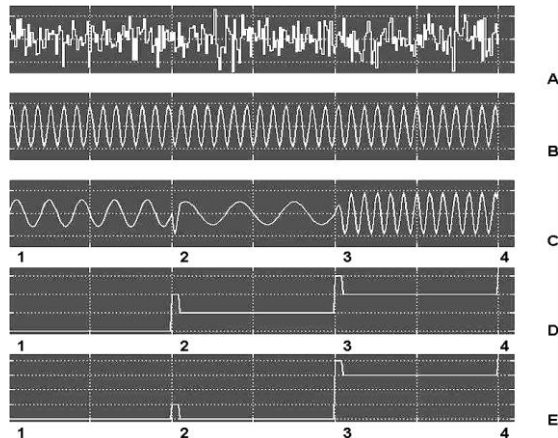


Рис.9. Обробка інформаційних сигналів в діагностичному компараторі з настройками для класу А: А – інформаційний сигнал з перешкодою; В – опорний сигнал верхнього граничного рівня S_{Tq} (1000 Гц); С – фрагменти інформаційних сигналів від різних «Т-Ч» (1-2 – довільна частота в смузі кл. А; 2-3 – нижній (200 Гц) і 3-4 верхній (1000 Гц) рівні S_{Tq} допустимого інтервалу варіювання ΔS_{Tq} ; D – дискретні вихідні сигнали логічного аналізатора (1-2 – «норма»; 2-3 – високий (200 Гц – «охолодження») і 3-4 високий (1000 Гц – «небезпечно»)); E – формування високого рівня сигналу для діагностичної ідентифікації події

Ілюстрації (рис. 9) отримані при використанні пакета візуального блокового імітаційного моделювання Simulink матричної системи Matlab [14 – 16]. Очевидно, що критичні величини частоти вихідного сигналу від «Т-Ч» при високих температурах нагріву ТЕД дозволяють застосовувати алгоритми теплової діагностики до різних частин обладнання з формуванням додаткових дискретних сигналів з рівнями 0 або 1.

Отримані задовільні результати були прийняті як базові при створенні діагностичного аналізатора несправностей за перегрівом частин ТЕД.

При селективному аналізі нормованих режимів нагріву ТЕД (рис. 8) в середовищі Matlab [14, 15] із застосуванням різних методів визначався ефективний спосіб апроксимації експериментальних теплових процесів. Найкращі результати (рис. 10) були отримані за допомогою spline – кубічного сплайна (1) і ступеневих поліномів (2) з найбільшими помилками $\pm 7,4\%$ і $4,6\%$, відповідно.

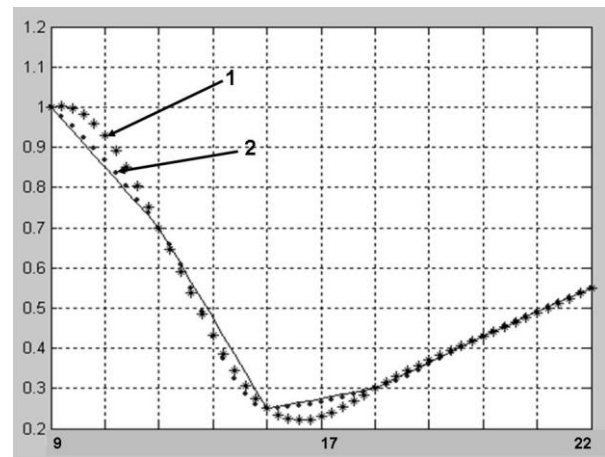


Рис. 10. Результати апроксимації теплових станів ТЕД

З огляду на задовільну похибку апроксимації теплових подій, очевидно, що поліноми 4 і 5 ступеня найбільш придатні для апроксимації несправностей у вигляді

$$S_{Tq}(X) = p_n X^n + p_{n-1} X^{n-1} + \dots + p_2 X^2 + p_1 X + p_0. \quad (5)$$

Створюючи штучним чином за допомогою лабораторних засобів типові несправності ТЕД можна формувати початкову базу бібліотеки поломок конкретного силового електрообладнання. Приклад складання зразків дефектів представлений в таблиці 2.

Процедуру поповнення зразків неполадок в подальшому ефективно можна проводити при вдосконаленні експериментального стенду і аналізі реальних теплових процесів, що передбачається навчанням штучного нейромережевого експерта СДК.

Розглянуті прийоми формування бібліотеки несправностей ТЕД істотно скорочують витрати часу для експериментальних досліджень взаємозв'язку

вхідних і вихідних величин, процедура формування яких спрощується за допомогою плавних ГНЧ, якими оснащується стенд для реалізації ПФЕ.

Таблиця 2

Фрагменти варіювання розрахункових коефіцієнтів поліноміальної залежності при апроксимації несправностей

Коефіцієнт s полинома					Тепловий режим	Сигнал аналізатора	Несправність
P ₀	P ₁	P ₂	P ₃	P ₄			
0,7459	-0,0094	0,0188	-0,0029	0,0001	норма	немає	немає
0,9437	0,0123	0,0237	-0,0019	0,0018	нагрів корпусу статора	аналоговий	системи охолодження
0,8673	-0,0742	0,0361	-0,034	0,0026	нагрів корпусі підшипнику	дискретний	підшипника
0,0745	-0,0003	0,0034	0,0005	0	нижче норми	дискретний	джерело живлення
0	0	0	0	0	не визначений	дискретний	датчика-перетворювача

Розробка штучної нейронної мережі СДК

Розглянуті вище прийоми вирішення завдань апроксимації даних, що відносяться до відомих варіантів несправностей ТЕД, можна вирішувати нейромережею [17, 18], застосовність якої ефективна при стохастичному характері, мінливих технологічних величин.

Для штучної нейромережі за основу був узятий перцептрон прямого поширення – сукупність штучних нейронів, апроксимуючих різні нелінійні функціональні залежності входу і виходу з формуванням дещо вихідних сигналів.

Структура СДК зі штучним нейромережевим експертом (ШНЕ) наведена на рисунку 11.

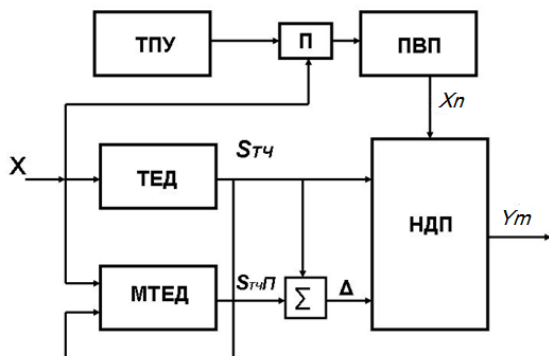


Рис.11. Структура СДК з штучними нейронами експертами: X – вектор вхідних сигналів; ТЕД – об’єкт спостереження; МТЕД – модель об’єкта спостереження; ПВП – перетворювач вхідних параметрів; П – перемикач учитель-діагностика; ТПУ – тест-плата вчителя; НДП – нейроексперт несправностей; S_{ТЧ} – вектор вихідного сигналу, S_{ТЧП} – очікуваний вектор вихідного сигналу, Σ – суматор; X_n – нормовані вхідні змінні, Y_m – нормовані вихідні сигнали, Δ – помилка передбачення несправності

Дана діагностична система з ШНЕ є математичним апаратом для вирішення завдань апроксимації, прогнозування та ідентифікації теплового стану компонентів електроприводу, що відноситься до певного класу.

Оскільки базовим модулем нейронних мереж завжди є штучний нейрон, то при моделюванні неполадок [11, 17] реалізувався параметр $S = \sum_{i=1}^n w_i x_i + b_0$, що залежить від b₀ – зміщення, w_i – ваги зв'язку і f(S) – активаційній функції (рис. 12).

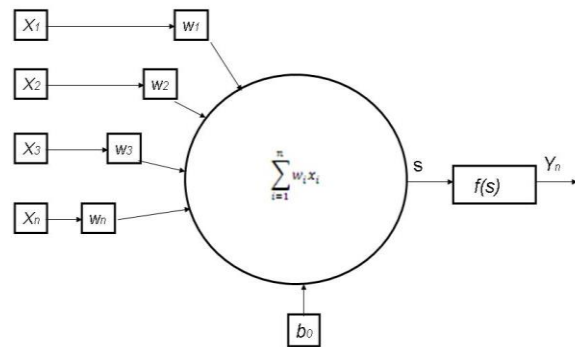


Рис.12. Базовий штучний нейрон

З огляду на особливість теплової діагностики несправностей ТЕД, при якій змінна S_{ТЧ} завжди позитивна, як f(S) для апроксимації розглядалася безперервна монотонно змінювальна величина сигмоида (від 0 до 1), що володіє простою формою похідної і зручним при програмуванні алгоритмом [17]. Сигмоид з налаштованими синапсами заслужив популярність і при навчанні мереж в градієнтних методах.

В основі структури ШНЕ аналізу теплового режиму ТЕД використовувалася мережа на базі персеプトрона з одним прихованим шаром, яка добре підходить для вирішення завдань класифікації можливих неполадок. Кількість нейронів вхідного шару визначалася кількістю діагностичних ознак X_n , а вихідного Y_m – кількістю діагностованих технічних станів (можливих неполадок) (рис. 13). Згідно евристичному правилу [18], початкова кількість нейронів в прихованому шарі приймалася дорівнюючою напівсумі числа вхідних і вихідних нейронів мережі з подальшим корегуванням їх чисельності.

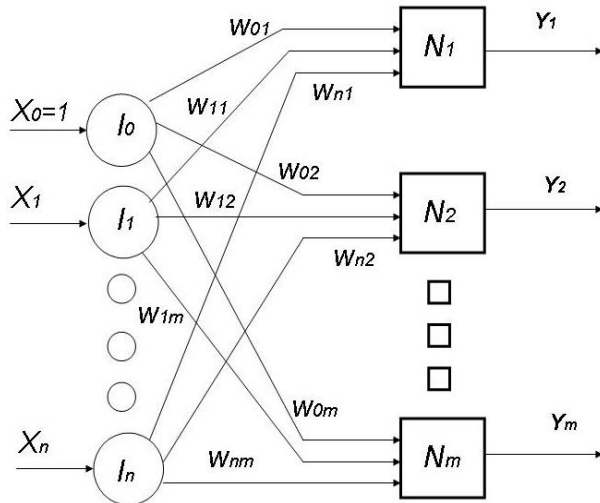


Рис. 13. Структура ШНЕ теплового режиму ТЕД:
 X_n – діагностичні ознаки (вхідний вектор);
 Y_m – технічний стан (вихідний вектор).

Оскільки окремих нейрон N_m може бути використаний для розпізнавання двох образів, тому що Y_m приймає два значення – 0 або 1, то одношарова нейронна мережа (рис. 13) теоретично здатна розпізнавати 2_m класів неполадок, але для прикладного підвищення надійності ШНЕ кожен нейрон використовувався тільки для однієї несправності з усього їх асортименту. Хоча теоретична чисельність шарів і нейронів у шарах може бути довільним, слід врахувати, що структурний вибір нейронмережі при реалізації її визначає потребу і витрати апаратних і програмованих засобів здатних забезпечити вирішення завдань в заданих масштабах.

Для ШНЕ в якості вхідних діагностичних ознак були прийняті вхідні змінні, використані при реалізації ПФЕ, які представляють масив вихідної інформації $X = [I \ R \ U \ V \ T_c \ T_p \ T_{oc}]^T$.

Статистичні характеристики ознак поломок в ТЕД мали набір n -мірних векторів, матриця яких для одного діагностованого пристрою [15, 18] мала вигляд:

$$X = \begin{pmatrix} x_{11} & x_{12} & \dots & \dots & x_{1m} \\ \dots & \dots & \dots & \dots & \dots \\ x_{n1} & x_{n2} & \dots & \dots & x_{nm} \end{pmatrix}, \quad (6)$$

$$m = (\mu_1, \mu_2, \dots, \mu_n): \mu_i = \frac{1}{m} \sum_{k=1}^m x_{ik}, \quad (7)$$

де m – число образів, що становлять оригінальний асортимент поломок з вектором середніх значень m .

З огляду на різницю діапазонів типових ознак несправностей для застосовуваних ТЕД в МЕТ, доцільно нормувати вхідні ознаки

$$x' = 1 - [(x_{\max} - x)/(x_{\max} - x_{\min})], \quad (8)$$

де x' – нормоване значення ознаки x ,

x_{\max} , x_{\min} – можливі максимальний і мінімальний рівні ознаки.

Такий прийом сприяє апроксимації всіх величин, але в одному бінарному діапазоні варіювання від 0 до 1.

Значення параметра відгуку S_{Tq} в ПФЕ – вихідні величини $Y = [Y_1 \ Y_2 \ Y_3 \ Y_4 \ Y_5]^T$ застосовувалися для непрямого визначення можливих несправностей (табл. 2), ознаки яких ідентифікували у вигляді: $Y_1 = [1 \ 0 \ 0 \ 0]^T$ – «норма»; $Y_2 = [0 \ 1 \ 0 \ 0]^T$ – «нагрів корпусу статора»; $Y_3 = [0 \ 0 \ 1 \ 0]^T$ – «нагрів корпусу підшипника»; $Y_4 = [0 \ 0 \ 0 \ 1]^T$ – «небезпечний нагрів»; $Y_5 = [0 \ 0 \ 0 \ 0 \ 1]^T$ – «охолодження» з формуванням додаткових сигналів керування або сповіщення. Більш складні вихідні ознаки можуть застосовуватися при великому наборі можливих поломок.

За аналогією з роботою «Т-Ч», як зазначено вище, вхідні ознаки неполадок задавалися за допомогою спеціальних плавних ГНЧ. Таким чином, використання ГНЧ спрощує синтез тест-плати вчителя (рис. 11), яка придатна і для формування запису вхідних і вихідних величин у вигляді аудіофайлів з подальшим застосуванням «аудіомакетів» при навчанні однотипних штучних нейронних експертів і повірочному тестуванні їх. Формування навчального масиву (бібліотеки) виконувалося шляхом завдання параметрів макетом можливих несправностей в ТЕД. Алгоритм роботи СДК синтезувався на позитивних результатах дослідження частотного компаратора, підтверджених моделюванням (рис. 9) дослідних даних.

Застосувавши алгоритм навчання мережі в середовищі Matlab 6,7 з використанням вбудованих функцій [15, 16] і методу зворотного поширення помилки, обчислювалися параметри персеプトрона. Вагові коефіцієнти синапсів w_{nm} (ваги) налашту-

валися градієнтним способом з метою максимального наближення вихідного сигналу мережі до бажаного результату з необмеженим числом ітерацій (епох). Застосування моделювання нейронного експерта при навчанні з помилкою (*SSE – Sum Squared Error, MSE – Mean Square Error*), що дорівнює 0,01, дозволило отримати задовільну апроксимацію всієї сукупності цільових експериментальних поломок ТЕД при реалізації менше 100 епох, з досягненням заданого рівня *SSE / MSE* після 46 ітерацій і менш.

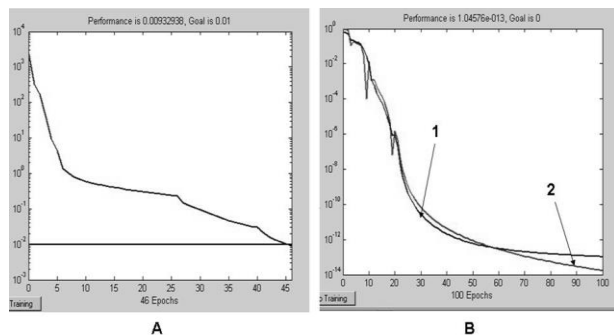


Рис. 15. Результати навчання нейроексперта несправності ТЕД:

А – навчання нейронної мережі; Б – моделювання несправності (1 – цільові дані, 2 – апроксимуюча функція).

Завершивши навчання, вчитель відключається і ШНЕ працює самостійно в діагностичному режимі з можливістю перевірки його тест-платою. Час апроксимації вихідних випадкових даних теплового контролю і ідентифікація технічного стану ТЕД за допомогою ШНЕ не перевищувала 0,5 сек.

Нормовані вихідні ознаки поломок \hat{Y}_m при необхідності можна перетворити в натуральні показники, передбачивши для цього процедуру декодування за формулою:

$$Y = Y_{\max} - \Delta S_{ПЧ} (1 - \hat{Y}), \quad (9)$$

де Y – значення елемента вихідної безлічі;

Y_{\max} – максимальне значення допустимого рівня вихідної безлічі;

$\Delta S_{ПЧ}$ – допустимий інтервал вихідної безлічі для класу ізоляції ТЕД;

\hat{Y} – кодоване значення елемента вихідної безлічі.

Важливою особливістю запропонованої СДК з нейронною мережею синтезованої на основі експериментальних досліджень відомих поломок в ТЕД, є можливість дистанційного виявлення дефектів в працюючому електрообладнанні на ранній стадії їх розвитку. Такі пристрої попереджають раптову зупинку транспортного засобу в результаті аварії,

сприяють збереженню нормованих термінів служби електрообладнання, знижують витрати на ЩТО, ремонт електродвигунів та ін. Можливість істотного розширення діагностованого асортименту неполадок і небезпечних режимів шляхом додаткового навчання ШНЕ може бути досягнуто використанням приймальних пристроїв для додаткового контролю: температури окремих частин комплектуючого обладнання; рівнів іскріння щіток і вібрації; задимленості нагрітих зон; нагрівання елементів комутації і компонентів в пристроях автоматики; варіювання числа обертів валів електроприводу, трансмісії, передавальних механізмів та ін. В таких СДК функціональні властивості можуть вийти за межі вирішуваних інженерних задач, тому що можуть задаватися побажаннями основних користувачів.

Для візуалізації роботи нейронної мережі експерта при оцінці технічного стану ТЕД застосовні програмовані індикатори та візуальні 3D-образи [19], але вимагають додаткових ресурсів цифрової техніки для обробки інформації. Віртуальна 3D-графіка в залежності від прогнозованих неполадок легко сприймається користувачами без спеціальних знань в області технічної діагностики. Очевидно, що подальше вдосконалення теплових нейронних СДК для дистанційної ідентифікації несправностей в електромеханічному обладнанні при експлуатації транспорту в реальному часі можуть істотно знизити витрати для виконання ЩТО в депо і вплинути на культуру обслуговування транспортних засобів.

Висновок

У статті проаналізовано переваги та недоліки популярних засобів теплової діагностики електричних двигунів і обумовлена актуальність розвитку дистанційних засобів теплової технічної діагностики за допомогою терморезисторів і термопар для тягових електродвигунів (ТЕД) на міському електротранспорті. Запропоновано шляхи моделювання теплових процесів і аналіз математичних описів з апроксимуючими параметрами для різних неполадок. Обумовлений вибір структури перцептрона для ШНЕ. Розглянуто синтез ШНЕ технічного стану ТЕД виконаного за допомогою типових нейронних елементів. Представлені результати експериментів з компонентами ШНЕ, що реалізують алгоритм роботи частотного компаратора інформаційних модульованих повідомлень від датчиків-перетворювачів типу «температура-частота». Розглядаються перспективи дослідження ШНЕ для діагностичних систем з розширеними функціональними властивостями, обумовленими вимогами користувачів і замовників.

Література

1. Носов, В. В. Диагностика машин и оборудования: учебное пособие [Текст] / В. В. Носов. – СПб. : Издательство «Лань», 2012. – 384 с.
2. Круглов, В. В. Нечеткая логика и искусственные нейронные сети. [Текст] / В. В. Круглов, М. И. Дли, Р. Ю. Голунов. – М. : ФИЗМАТЛИТ, 2001. – 201 с.
3. Хайкин, С. Нейронные сети: полный курс. 2-е издание [Текст] / С. Хайкин. – М. : Издательский дом «Вильямс», 2006. – 1104 с.
4. Гутников, В. С. Интегральная электроника в измерительных устройствах. [Текст] / В. С. Гутников. – Л. : Энергия, 1980. – 387 с.
5. Bellini, A. Bellini, A., Filippetti, F., Tassoni, C., Capolino G. A. (2008). Advances in diagnostic techniques for induction machines. *IEEE Transactions on Industrial Electronics*, Vol. 55, No. 12, pp. 4109 – 4126.
6. Есаулов, С. М. Автоматизация контроля исправности оборудования на объектах электротранспорта – Коммунальное хозяйство городов. [Текст] / С. М. Есаулов. – К. : Техніка. – Вып. 76. – 2007. – С. 359 – 363.
7. Левшина, Е. С. Электрические измерения физических величин: (Измерительные преобразователи). Учеб. пособие для вузов. [Текст] / Е. С. Левшина, П. В. Новицкий. – Л. : Энергоатомиздат, 1983. – 320 с.
8. Лутай, С. Н. Методы и анализ диагностики асинхронных электродвигателей. [Текст] / С. Н. Лутай, В. В. Коломиец, Б. Б. Кобылянский, И. В. Булгакова // *Электротехнические и компьютерные системы*. – 2014. – № 15 (91). – С. 306 – 310
9. Гольдберг, О. Д. Автоматизация контроля параметров и диагностика асинхронных двигателей. [Текст] / О. Д. Гольдберг, И. М. Абдуллаев, А. Н. Абиев.; под ред. О. Д. Гольдберга. – М. : Энергоатомиздат, 1991. – 160 с.
10. Есаулов, С. М. Проектирование компонентов для систем автоматического диагностирования транспорта. [Текст] / С. М. Есаулов, О. Ф. Бабичева, Н. П. Лукашова // *Восточно-европейский журнал передовых технологий*. – Вып. 5/3(41). – 2009. – С. 28–32.
11. Есаулов, С. М. Контроль і моделювання параметрів для теплової діагностики порушень силового електрообладнання. [Текст] / С. М. Есаулов, О. Ф. Бабичева, М. М. Ковалик. – *Комунальне господарство міст*. – К. : Техніка. – Вып. 3(149). – 2019. – С. 19 – 28.
12. Сафонов, Л. Н. Прецизионные датчики угла с печатными обмотками. [Текст] / Л. Н. Сафонов, В. Н. Волнянский, А. И. Окулов, В. Н. Прохоров. – М. : Машиностроение, 1977. – 276 с.
13. Семенов, М. Г. Введение в математическое моделирование. [Текст] / М. Г. Семенов. – М. : Солон-Р, 2002. – 319 с.
14. Дьяконов, В. П. MATLAB 6.5 SP1/7 + Simulink 5/6 в математике и моделировании. [Текст] / В. П. Дьяконов. – М. : Солон-Р, 2005. – 412 с.
15. MATLAB. The Language of Technical Computing. Getting Started with MATLAB. The Math Works, Inc. USA, 2000.
16. Simulink. Model-Based and System-Based Design. Using Simulink. The Math Works, Inc. USA, 2002.
17. Дьяконов, В. П. MATLAB 6.5 SP1/7/7 SP1/7 SP2 + Simulink 5/6v. Инструменты искусственного интеллекта и биоинформатики. [Текст] / В. П. Дьяконов, В. В. Круглов. – М. : Солон-Пресс, 2006. – 576 с.
18. Хайкин, С. Нейронные сети: полный курс. [Текст] / С. Хайкин – М. : Вильямс, 2006. – 1104 с.
19. Бабичева, О. Ф. Визуализация информационных сообщений мехатронных устройств на транспорте. [Текст] / О. Ф. Бабичева, С. М. Есаулов // *IV Міжнародній науково-практичній інтернет-конференції «Сучасний рух науки»*, 6–7 грудня 2018 року, м. Дніпро, 2018. – С. 42 – 47

References

1. Nosov, V. V. (2012). Diagnostics of machines and equipment: study guide. St. Petersburg : Publishing house «Lan», 384.
2. Kruglov, V. V. (2001). Fuzzy logic and artificial neural networks. Moscow : FIZMATLIT, 201.
3. Khaikin, S. (2006). Neural networks: a full course. Moscow : Williams Publishing House, 1104.
4. Gutnikov, V. S. (1980). Integrated electronics in measuring devices. Leningrad: Energy, 387.
5. Bellini, A. Bellini, A., Filippetti, F., Tassoni, C., Capolino G. A. (2008). Advances in diagnostic techniques for induction machines. *IEEE Transactions on Industrial Electronics*, Vol. 55, No. 12, pp. 4109 – 4126.
6. Esaulov, S. M. (2007). Automation of equipment health monitoring at electric transport facilities - *Urban services*. Kiev: *Technics*, Iss. 76, pp. 359 – 363.
7. Levshina, E. S. (1983). Electrical measurements of physical quantities: (Measuring transducers). Textbook manual for universities. Leningrad: Energoatomizdat, 320.
8. Lutai, S. N. (2014). Methods and analysis of the diagnosis of asynchronous electric motors. *Electrical and computer systems*. No. 15 (91), pp. 306 – 310.
9. Goldberg, O. D. (1991). Automation of parameter control and diagnostics of induction motors. Moscow : Energoatomizdat, 160.
10. Esaulov, S. M. (2009). The design of components for systems for the automatic diagnosis of transport. *East European Journal of Advanced Technologies*. Issue 5/3 (41), pp. 28 – 32.
11. Esaulov, S. M. (2019). Control and modeling parameters for thermal diagnostics of the failure of the power range. *Communal gospodarstvo mist*. Kiev: *Technics*, Issue 3 (149), pp. 19 – 28.
12. Safonov, L. N. (1977). Precision angle sensors with printed windings. Moscow : Mechanical Engineering, 276.
13. Semenenko, M. G. (2002). Introduction to mathematical modeling. Moscow : Solon-R, 319.
14. Dyakonov, V.P. (2005). MATLAB 6.5 SP1 / 7 + Simulink 5/6 in mathematics and modeling. Moscow : Solon-R, 412.
15. MATLAB. The Language of Technical Computing. Getting Started with MATLAB. The Math Works, Inc. USA, 2000.
16. Simulink. Model-Based and System-Based Design. Using Simulink. The Math Works, Inc. USA, 2002.
17. Dyakonov, V.P. (2006). MATLAB 6.5 SP1 / 7/7 SP1 / 7 SP2 + Simulink 5 / 6v. Tools of artificial intelligence and bioinformatics. Moscow : Solon-Press, 576.
18. Khaikin, S. (2006). Neural networks: a full course. Moscow : Williams, 1104.
19. Babicheva, O. F. (2018). Visualization of information messages mechatronic devices in transport. *IV International*

Scientific-Practical Internet-Conference Conference «The present rush of science», 6–7 breasts 2018 rock, metro Dnipro, pp. 42 – 47

Рецензент: д-р техн. наук, проф. В. П. Шпачук, Харківський національний університет міського господарства імені О. М. Бекетова, Харків, 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: РОГОЖИНА Христина Олегівна
студентка факультету транспортних систем та технологій
Харківський національний університет міського господарства імені О. М. Бекетова
E-mail – olgafedorovna@outlook.com

CONTROL AND MODELING PARAMETERS FOR HEAT DIAGNOSTICS OF POWER ELECTRICAL EQUIPMENT FAILURE

S. Yesaulov, O. Babicheva, K. Rogozhina

O. M. Beketov National University of Urban Ecnjmy in Kharkov, Ukraine

It has been analyzed the advantages and disadvantages of the popular methods of thermal diagnostics of electric motors used in electric vehicles and public utilities. The research results of a remote sensor-transmitter for monitoring the heating temperature of various parts of the equipment relatively the ambient temperature are presented. It has been illustrated the examples of using a temperature sensor with a modulator for converting information messages according to the principle of "temperature-frequency", which made it possible to achieve measurement accuracy with an error of ± 0.25 to ± 0.07 °C.

It has been proposed a hardware path of the selective heating assessment of traction electric motors with various classes insulation. Examples of modeling the normalized thermal regimes of direct current traction electric motor and the identification of possible failures during abnormal components heating are illustrated. Using the Matlab package tools, it has been given examples of thermal processes approximation, used to analyze stochastic thermal conditions and form a primary audio library of possible failures for training a neural network expert of traction electric motors heating.

It has been considered the application of the forward propagation perceptron with one hidden layer in the synthesis of an artificial neural network expert for the heat generation problems classification in traction electric motors. It has been determined the algorithm for comparing input and output features using a frequency comparator, which modeling is performed in the Matlab environment. The training neural network expert methods using a test board with low-frequency generators and the teacher synthesis methods, reducing the time spent for experimental testing of a neural network system for thermal diagnostics of traction electric motors, which allowed with an error (SSE / MSE) of 0.01 to achieve this result with less 100 eras.

In the experimental artificial neural experts (ANE), the approximation time of the initial random data and the technical state identification of the TED did not exceed 0.5 s. This ANE allows to expand the diagnosed range of problems through additional training, using control tools: levels of brush sparking and vibration; smoke from heated zones, etc., specified by the user. The proposed real-time remote diagnosis system of vehicle failures can significantly reduce costs of daily maintenance on routes and affect the vehicle service culture.

Keywords: artificial neural network, perceptron, remote control, modeling, parameter converter, modulator, transport, traction electric motor, identification.