

8. Кондратюк А. В., Мазурець О. В. Розробка системи адаптивного аналізу спектральної інформації для оптимізації розпізнавання зашумлених образів за допомогою нейронних схем // Збірник наукових праць за матеріалами другої всеукраїнської науково-технічної конференції “Актуальні проблеми комп’ютерних технологій 2008” – Хмельницький – ХНУ, 2008. – Т.1 – С.127-135.
9. Ковальчук С. С., Рыбак Л. П., Мазурець А. В. Создание системы для распознавания рукописных текстов на базе нейронных схем // Сборник трудов Международной научной конференции “Нейросетевые технологии и их применение”. – Краматорск, 2004. – С.89-103.
10. Арлазаров В. Л., Троянker В. В., Котович Н. В. Адаптивное распознавание символов // “Интеллектуальные технологии ввода и обработки информации”. – М.: Эдиториал УРСС, 1998.
11. Кубик О. О., Мазурець О. В. Технологія декомпозитивного розпізнавання символічної інформації з креслень на базі нейросхемних алгоритмів // Збірник наукових праць за матеріалами другої всеукраїнської науково-технічної конференції “Актуальні проблеми комп’ютерних технологій 2008”. – Хмельницький: ХНУ, 2008. – Т.1 – С.151-161.

It is designed new method of decompozitive recognitions of the drawings by way of the phased branch from them and recognitions of its parts. Described technology of division of the drawing on blocks of graphic and symbol information with use neural schemes. The organized analysis of perspective technologies of the artificial intelligence for the reason determinations of the optimum method of the recognition to symbol information on graphic images.

Key words: *recognitions, recognitions of the drawings, artificial intelligence, neural network, neural schemes.*

Отримано: 05.06.2008

УДК 621.396.218

П. Д. Лежнюк, О. Є. Рубаненко, М. І. Пиріжок

Вінницький національний технічний університет

ВИКОРИСТАННЯ ГЕНЕТИЧНИХ АЛГОРИТМІВ В ОПЕРАТИВНІЙ ДІАГНОСТИЦІ ОБЛАДНАННЯ ЕЕС

В статті розглянуто приклад використання генетичного алгоритму в формуванні бази даних для навчання нейронної мережі, яка використовується для оптимізації програмного забезпечення мікропроцесорного пристрою діагностики РПН силових трансформаторів.

Ключові слова: *нейронні мережі, автономне адаптивне діагностування, нейронне моделювання, генетичний алгоритм, методадаптивної діагностики, РПН, сукупність серії вимірів.*

Вступ. Основою електроенергетики країни є Об’єднана енергетична система (ОЕС) України, яка здійснює централізоване електро-

забезпечення внутрішніх споживачів, взаємодіє з енергосистемами суміжних країн, забезпечує експорт, імпорт і транзит електроенергії. Електроенергетичній галузі притаманні специфічні особливості, зумовлені одномоментністю вироблення і споживання енергії, надзвичайно складним технологічним циклом її одержання, необхідністю централізованого диспетчерського оперативного-технологічного керування всім комплексом у цілому, забезпечення надійності і безпеки функціонування обладнання. Усе це можливо лише за умови ефективного, надійного та якісного контролю силового обладнання такого як силові трансформатори та їх РПН. Що дозволить виявляти та прогнозувати їх технічний стан та його надійність в цілому. В свою чергу це дозволить не тільки своєчасно виводити обладнання в ремонт, а й значно ефективніше керувати перетоками потужностей в системі, враховуючи та прогножуючи технічний стан РПН силових трансформаторів в кожному вузлі окремо. Особливо актуально це питання постає в умовах неповноти отриманої інформації про РПН трансформатора та його стан. Саме для розв'язання подібних задач найкращим чином зарекомендували себе алгоритми що базуються на нейронних мережах та генетичних алгоритмах. Найважливішим моментом при проектуванні систем, що базуються на алгоритмах нейронних мереж, є визначення та встановлення параметрів навчання, а також вибір самої структури нейронної мережі. В останній час поширеним алгоритмом навчання нейронних мереж є алгоритм зворотнього поширення помилки, однак в нього є свої недоліки:

- можливість передчасної зупинки із-за попадання в область локального мінімуму;
- необхідність багаторазового потрапляння всієї навчальної множини для отримання заданої якості розпізнавання,
- відсутність прийнятних оцінок часу навчання.

Тому на даний час актуальною є задача вдосконалення методів та засобів діагностування РПН силових трансформаторів, визначення їх ресурсу мікропроцесорними пристроями в умовах неповноти вихідних даних. Перспективним для рішення цієї задачі є використання генетичних алгоритмів.

Постановка задачі (автономне адаптивне діагностування). Генетичний алгоритм є найвідомішим на даний момент представником еволюційних алгоритмів і за своєю суттю є алгоритмом для знаходження глобального екстремуму багатоекстремумної функції. Він полягає в паралельній обробці множини альтернативних рішень. При цьому пошук концентрується на найбільш перспективних з них. Це свідчить про можливість використання генетичних алгоритмів при вирішенні будь-яких завдань штучного інтелекту, оптимізації, ухвалення рішень.

Як відомо, автоматичні і автоматизовані пристрої складаються з апаратної та програмної частини. Традиційно автоматичні системи діагностування реалізовували математичні моделі діагностованих об'єктів та враховували специфіку зміни технічного стану цих об'єктів в конкретних умовах експлуатації та враховували особливості поведінки діагностованого об'єкту в умовах експлуатації. Останніми роками все більш широкого поширення набувають системи діагностування, чії принципи функціонування відносяться до області роботи з базою знань – до штучного інтелекту (ШІ). Такі системи використовують експертні системи, штучні нейронні мережі, системи з підкріплюючим навчанням, системи на основі нечіткої логіки, і т.п. Також перспективним для застосування в автоматичних та автоматизованих системах діагностування є метод автономного адаптивного діагностування (ААД).

Методологія ААД дозволяє створювати адаптивні системи діагностування для задач, в яких створення точних математичних моделей об'єкта діагностування ускладнене або неможливе. Система ААД використовує підсистеми (блок сенсорів, виконавчі органи, систему формування і розпізнавання образів дефектів, базу знань про можливі стани об'єкту діагностування, систему моделювання реакцій об'єкту діагностування на зміни стану, блок ухвалення рішень про реальний стан об'єкту та можливості його подальшої експлуатації), що входять до її складу, накопичує емпірично знайдені знання про стан об'єкту діагностування і знаходить спосіб впливати на подальшу експлуатацію цього об'єкту (обмеження навантажень трансформаторів, генераторів, обмеження кількості спрацювань комутаційних апаратів і т.п.). Підсистеми організовані у вигляді структури, загальної для всіх систем ААД. Підсистеми можуть бути реалізовані на основі різних підходів, у тому числі і на основі мереж нейроподібних елементів, розроблених для систем ААД. В наш час проблеми, пов'язані з останнім варіантом реалізації систем ААД, є актуальними для подальшого розвитку методу [3].

Однією з основних проблем, пов'язаних з методологією ААД, була відсутність чітких рекомендацій по синтезу і оптимізації параметрів систем діагностування, що розробляються для конкретних прикладних завдань. Наявність методики синтезу і оптимізації систем ААД дозволить отримувати ефективніші системи діагностування.

Системи ААД є новим видом нейроподібних систем діагностування [7]. Оскільки такого роду системи імітують роботу біологічних нервових систем, то дослідження в цій області спираються не лише на знання теорії управління, розпізнавання, статистики і інших необхідних розділів математичних наук, але і на знання основ нейрофізіології, генетики, біології розвитку. Концепція систем ААД спирається на уявлення про структуру і функції нервової системи, які логічно вимушено виходять з тих умов, в яких існують нервові системи. Згідно концепції ААД, така система діагностування повинна одночасно

вирішувати декілька складних задач, а саме: завдання автоматичної класифікації, розпізнавання дефектів, моделювання можливих реакцій на зміну станів, отримання висновку, ухвалення рішень і деякі інші. До властивостей, які характерні для системи ААД, відносяться: адаптивність, навчання, діагностування в одному процесі, багатокритеріальність визначення технічного стану, універсальність, придатність для адаптивного діагностування різних об'єктів.

Система ААД складається з декількох функціональних підсистем, відповідальних за виконання кожного з перерахованих вище завдань. А саме таких підсистем, як: блок сенсорів, система формування і розпізнавання образів, база знань і система її формування, система ухвалення рішення про подальшу експлуатацію, блок виконавчих органів.

Всі основні підсистеми можуть бути реалізовані на основі мереж нейроподібних елементів [7].

Зараз однією з основних проблем в рамках методології ААД є необхідність розвитку формалізованої методики синтезу систем діагностування для прикладних завдань. Тому, при синтезі прикладних систем ААД, використовуються евристичні методи і прості математичні моделі.

Синтез системи ААД є завданням великої розмірності, вирішити яке аналітично на даному етапі складно. Для її вирішення потрібно знати точну модель взаємозв'язків всіх параметрів, які характеризують систему (РПН трансформатора: параметри контактора, параметри елементів шафи управління, параметри вибирача і т.п.). З причини відсутності повної математичної моделі РПН, яка зв'яже всі ці параметри з критеріями якості функціонування, задачу синтезу необхідно вирішувати методом вибору найбільш інформативних з цих параметрів, або найбільш інформативних серій вимірів цих параметрів.

Завдання синтезу систем ААД можна розглядати як завдання, яке складається з двох складових:

- завдання підбору оптимальних контрольованих параметрів, які надходять з блоку сенсорів і блоку виконавчих органів в комплексі;
- завдання підбору оптимальних параметрів підсистем, що входять до складу системи ААД.

Одна з задач передбачає оптимізацію кількості даних. Які зберігаються в БД. При малій кількості зростає похибка визначення технічного стану через неповноту інформації. При занадто великій базі, вагові коефіцієнти правил в базі знань можуть бути не виправдано завищені або занижені, що також призводить до зростання похибки. Невиправдане зростання інформації в БД призводить до уповільнення роботи систем ААД та до зростання її вартості. Тому задача оптимізації кількості і якості вимірювань, які заносяться в базу даних і по яким формується база знань є досить актуальною.

Тому задача полягає в розробці автономної адаптивної системи діагностування РПН трансформатора, яка б дозволяла прогнозувати залишковий ресурс РПН в умовах неповноти вихідних даних.

Метод оптимізації БД системи АДД РПН. Пропонуємо використовувати метод генетичного алгоритму з метою оптимізації БД системи ААД РПН трансформаторів. Одним з показників технічного стану РПН є залишковий ресурс. Під час управління режимом ЕЕС диспетчер енергосистеми враховує стан РПН трансформаторів, але визначає його по результатам постійного моніторингу та по результатах попередніх вимірювань, наприклад під час ремонту. За таких умов значення параметрів, які в даний момент не вимірювались фактично є прогнозованими. Тому і залишковий ресурс РПН, на момент прийняття диспетчером рішень по підтриманню параметрів режиму ЕЕС, є прогнозованим.

Похибка прогнозування ресурсу РПН трансформатора повинна бути мінімальною. Використання генетичного алгоритму направлене на мінімізацію цієї похибки.

Для цього формуємо популяція серій вимірів, які є базою початкових даних параметрів (CO , CO_2 , C_2H_4 , C_2H_6 , C_2H_2 , $tg\delta$, I , W , R , K_f), де CO , CO_2 , C_2H_4 , C_2H_6 , C_2H_2 – гази, які містяться в баку вибирача РПН, R – опір обмоток, $tg\delta$ – тангенс кута діелектричних втрат масла в баку трансформатора, I – струм споживання привода РПН, W – вміст вологи в маслі.

База початкових даних створюється за результатами попередніх періодичних вимірювань, випробовувань, контролю під час різних видів ремонтів РПН. По ним навчається початкова нейрона мережа. Результати навчання корегуються шляхом врахування думки спеціалістів – експертів, які займаються ремонтами, обслуговуванням та експлуатацією РПН. Такі моделі будуються для РПН однотипних трансформаторів, які створюють популяцію РПН. Під час експлуатації в контролер РПН будуть надходити нові дані від сенсорів, які характеризують стан РПН.

Для кожної такої серії вимірів (з популяції РПН) обчислюється функція пристосованості для використання цієї серії в новій базі даних та в перенавчанні мережі. Це необхідно для того щоб забезпечити доповнення існуючої бази даних лише такими результатами, які не погіршують похибку навчання.

В подальшому ця база даних використовується в перенавчанні нейронної мережі з метою адаптації нейромоделі до реальних умов експлуатації. За допомогою функції пристосованості проводиться відбір серій вимірювань, які мають найкращі властивості, для визначення наступного покоління подібних серій вимірювань на основі операцій схрещування і мутації, які описуються нижче.

Інформація надходить в мікропроцесорний контролер від сенсорів, які встановлені на РПН. Під “правдивістю” розуміємо узгодже-

ність (з заздалегідь прийнятою похибкою) отриманих в результаті моделювання значень коефіцієнта залишкового ресурсу трансформатора зі значеннями цього ж коефіцієнта з бази даних.

Значення функції пристосованості даної серії вимірів для її застосування в перенавчанні нейронної мережі обчислюється шляхом інтегрування функції похибки навчання мережі по кількості серій вимірів в новій базі даних. Нова БД була створена шляхом додавання до існуючої БД нової серії вимірів. Якщо значення функція пристосованості зростає, то нова БД відкидається і залишається передостання БД.

Зона інтегрування визначається інтервалом від 0 до $N + 1$, де N – кількість серій вимірів в передостанній БД.

Для реалізації запропонованого методу в зону інтеграції періодично надходять значення кожної наступної серії вимірів. Ці дані отримують від сенсорів в режимі ON-Line під час експлуатації РПН.

Для кожного випадку надходження значень параметрів нової серії вимірів в БД, обчислюється значення штрафної функції, яка характеризує середньоквадратичну похибку навчання мережі.

Така процедура надходження нових серій вимірів і підрахунку значень штрафної функції проводиться багато (N) раз, наприклад $N = 100$ (100 серій в одній сукупності тобто для одного РПН).

Далі розраховується значення функції пристосованості нової сукупності серій вимірів до існуючої БД за виразом:

$$F = \int_0^N [1 - MSE(i)] di \approx N \times \overline{MSE}, \quad (1)$$

де N – кількість серій вимірів в новій сукупності, i – поточний номер серії вимірів в новій сукупності серій вимірів, MSE – середньоквадратична похибка навчання мережі за умови додавання до існуючої БД поточної серії вимірів із сукупності серій, яка розраховується шляхом порівняння результатів моделювання з результатами в БД.

MSE для кожної серії вимірів розраховується за формулою:

$$\sigma = \sqrt{\frac{\sum_{j=1}^N (P_j - \bar{P})^2}{N}}. \quad (2)$$

Наступні 100 вимірів розраховуються так само.

Після обробки одночасно отриманих (для різних РПН з популяції) серій вимірів вони ранжуються за зростанням значення функції пристосованості.

Використання методу генетичних алгоритмів. Метод генетичних алгоритмів передбачає наступні етапи: формування батьківських пар, схрещування, мутація, селекція.

Розглянемо перший етап – формування батьківських пар. Відбір сукупностей серій вимірів в батьківські пари відбувається у відповідності зі значеннями функції пристосовуваності. Розраховується середнє значення функції пристосованості всієї популяції \bar{F} . Для кожної сукупності серії вимірів (ССВ) визначаємо параметр $p_{i \text{ розр}}$, який дорівнює відношенню функції пристосованості ССВ до сумарної пристосованості всієї популяції (складається з ССВ різних РПН). Для тих ССВ, в яких значення функції пристосованості $F_i < \bar{F}$ ймовірність вибору приймаємо такою, яка дорівнює $0,9p_{i \text{ розр}}$. Підраховуємо кількість M_1 таких ССВ і паралельно розраховуємо суму

$$\tilde{p}_{iM-M_1} = \sum_{i=1}^{M-M_1} 0,9p_{i \text{ розр}}, \quad (3)$$

де M – кількість ССВ (а значить і контрольованих РПН). Для тих ССВ в яких функція пристосованості $F_i \geq \bar{F}$ ймовірність вибору приймаємо такою, яка дорівнює

$$p_{iM-M_1} = p_{i \text{ розр}} + \frac{\tilde{p}}{M - M_1}, \quad (4)$$

де через M позначена чисельність всієї популяції. Після цього відповідно до значення “вірогідності вибору” формуються батьківські пари. Кожна пара складається з двох різних ССВ з найбільшими сумарними значеннями вірогідності вибору. Допускається входження однієї і тієї ж серії в декілька батьківських пар [8].

Якщо чисельність популяції дорівнює M , то формується $M - 1$ батьківська пара. Кожна батьківська пара утворює одного нащадка. Серія вимірів з якнайкращими значенням функції пристосованості додається до наступного покоління автоматично.

Таким чином, при переході від покоління до покоління чисельність популяції M (кількість РПН) не змінюється.

Розглянемо другий етап генетичного алгоритму – схрещування. Як тільки батьківські пари вибрані, до них застосовується оператор схрещування. Існує багато різних версій цього оператора [5], серед яких простим, є однорідний оператор. По результатах вимірів, які містяться в ССВ_i та ССВ_j (одного – i та іншого – j батьків) він буде рішення ССВ_{ij} нащадка, надаючи кожному параметру цього вектора (ССВ_{ij}) з вірогідністю 0,5 відповідне значення одного з батьків. Якщо вектора параметрів ССВ_i та ССВ_j співпадали скажемо по першій серії вимірів, то вектор параметрів ССВ_{ij} “успадкує” це значення. Геометрично, оператор схрещування вибирає в гіперкубі вершину ССВ_{ij}, яка належить мінімальній грані, що містить вершини ССВ_i та ССВ_j. Оператор схрещування вибирає нове рішення ССВ_{ij} між ССВ_i та ССВ_j.

Таким рішенням CCV_{ij} буде оптимальне рішення початкової задачі на відповідній грані гіперкуба.

Результатом схрещування CCV_i та CCV_j буде сукупність параметрів CCV_{ij} , яка містить в собі параметри серій вимірів CCV_i та CCV_j . Де CCV_i та CCV_j сукупність параметрів серії вимірів РПН_i та РПН_j відповідно. Допускається входження однієї і тієї ж серії в декілька батьківських пар.

Параметри CCV_j дописуються до існуючої БД по кожній серії вимірів окремо. Потім мережа перенавчається. Якщо похибка навчання зростає порівняно з похибкою попереднього навчання, то така серія вимірів з CCV_j відкидається.

Розглянемо третій етап генетичного алгоритму – мутацію. Кожна CCV_{ij} з популяції з вірогідністю p_{mut} може піддатися мутації. В результаті мутації утворюється CCV_m , якій надаються нові значення серій вимірів, змінені випадковим чином з області допустимих значень. Нові параметри серії вимірів, які піддалися мутації, вибираються, виходячи з нормального закону розподілу $N(\mu, \sigma^2)$, у якого μ рівно початковому значенню параметра в серії вимірів, а $\sigma^2 = 2p$, де p – відстань між значеннями параметрів серії вимірів, що піддалися мутації, і серії вимірів з покоління “батьків” з якнайкращими значенням функції пристосованості.

Якщо нові значення визначальних параметрів не потрапляють в область допустимих значень, то операція випадкового вибору нових параметрів проводиться знову. Створення CCV_m припиняється, коли кількість серій вимірів в ній дорівнюватиме кількості серій вимірів в інших CCV . Параметри з CCV_m дописуються в БД за раніше запропонованим алгоритмом.

Розглянемо четвертий етап генетичного алгоритму – селекцію (відбір). Одним з найважливіших еволюційних чинників є природний відбір. Він діє, перш за все, в межах кожної популяції, залишаючи (або знищуючи) ті або інші генотипи.

У генетичному алгоритмі відбір виконує три важливі функції:

1) виключення з популяції некоректних (неможливих) індивідів, які могли з'явитися в результаті застосування операторів схрещування і мутації;

2) видалення з популяції однакових індивідів, що дозволяє уникнути ситуації, коли нащадки одного індивіда з кращою пристосованістю заповнюють популяцію, зменшуючи, таким чином, різноманітність генетичного матеріалу;

3) обмеження розміру популяції, у випадку якщо заданий її максимальний розмір (а це доводиться часто робити, враховуючи апаратні та програмні обмеження систем діагностики та контролю РПН). В цьому випадку з популяції виключаються індивіди з найменшим значенням цільової функції.

Оператор відбору, вживаний до популяції $K_{pec\ i}$, записуватимемо як:

$$Selection(in : K_i, MaxSize, E_{abs}^{max}, E_{rel}^{max}), \quad (5)$$

де $MaxSize$ – максимальний розмір популяції, E_{abs}^{max} , E_{rel}^{max} – максимальні абсолютні і відносні похибки правила.

Запропонований генетичний алгоритм пропонуємо реалізувати за наступною структурою:

1. Створення початкової бази даних для кожного РПН з популяції.
2. Вибір декількох пар індивідів, призначених для схрещування (ССВ різних РПН).
3. Відбір в поточній ССВ_i – видалення найменш пристосованих серій вимірів (СВ).
4. Схрещування вибраних пар.
5. Дописування в БД кожного РПН ССВ_{схр,i} отриманих в результаті схрещування.
6. Мутації ССВ_{i,j}.
7. Дописування в БД кожного РПН ССВ_{мут,i} отриманих в результаті мутації.

Цей алгоритм застосовувався при розв’язанні задачі оптимізації баз даних різних РПН, що містять значення параметрів, які надходять від сенсорів, розташованих на РПН трансформаторів. Значення цих величин характеризують ресурс РПН. Данні про стан РПН надходили з чотирьох підстанцій 330 кВ, Вінницької, Хмельницької, Кам’янець-Подільської та Тернопільської.

Формування БД системи ААД одного окремого РПН потребує великого проміжку часу для набирання потрібної кількості статистичних даних. Генетичні алгоритми в загальному випадку добре піддаються розпаралелюванню. Створення адаптованої (для кожного РПН) БД здійснювалось на комп’ютері кожної підстанції де встановлено контрольований РПН. Це дозволило значно скоротити витрати часу, організувавши процес паралельних обчислень на всіх підстанціях. Тільки після цього дані надходять на центральний сервер на якому і ведуться подальші розрахунки.

При розпаралелюванні обчислень використовувалася так звана “острівна модель” генетичних алгоритмів. Острівна модель характеризується тим, що вся популяція РПН ділиться на декілька підпопуляцій, які характеризують РПН кожного трансформатора. Кожна ССВ розраховується на своєму процесорі. Процесори виконують генетичні операції, а результатами обмінюються за допомогою міграції (передачі) даних через центральний сервер. На кожному острові даних підпопуляція піддається в точності таким же генетичним операціям на такому ж генотипі, що і в послідовному алгоритмі, і, в результаті, знаходиться кращий ССВ з урахуванням особливостей всієї популяції [5].

Відповідно, можна виділити дві групи операцій:

- локальні операції, що виконуються на кожному процесорі незалежно, які включають обчислення значень функцій пристосованості для кожного РПН трансформатора, вибір індивідуумів, операцію схрещування, мутацію і формування батьківських пар;
- обмін серіями вимірів між процесорами, що припускає комунікацію і синхронізацію.

Початкова популяція ССВ ділиться по можливості на однакові частини і в процесі розрахунків в кожній ітерації циклу проводиться обмін серією вимірів кожної ССВ для покращення властивостей ССВ кожного РПН та покращення роботи систем ААД всієї популяції РПН.

Процес розрахунків на кожній з підстанцій зводиться до ранжування кожної ССВ по функціям пристосованості. Серія вимірів з найменшим значенням функції пристосованості відкидається. Далі розраховується середнє значення функції пристосованості для кожної ССВ. Під популяції, в яких сума середніх значень функцій пристосованості найбільша, формують батьківські пари. Після проведення розрахунків функції пристосованості склали:

$$F_1 = 16.15, F_2 = 8.935, F_3 = 9.408, F_4 = 10.518.$$

Середнє значення функції пристосованості всієї популяції:

$$\bar{F} = 11,252.$$

Сумарне значення функцій пристосованості всієї популяції:

$$\sum F = 45.011.$$

Далі розраховується параметр $P_{i\text{роз}}$ для кожної популяції

$$P_{i\text{роз}} = \frac{F_i}{\sum F}, \quad (6)$$

$$P_{1\text{роз}} = 0,358; P_{2\text{роз}} = 0,198; P_{3\text{роз}} = 0,209; P_{4\text{роз}} = 0,233;$$

Далі розраховується M_1 , для $F_i < \bar{F}$.

$$M_1 = 0.1 \times P_{i\text{роз}}.$$

$$M_1 = 0.1 \times 0.198 = 0.0198;$$

$$M_1 = 0.1 \times 0.209 = 0.0209;$$

$$M_1 = 0.1 \times 0.233 = 0.0233.$$

Далі за формулами (2) і (3) розраховуємо ймовірність вибору:

$$\tilde{p}_{iM-M1} = \sum_{i=1}^{M-M1} 0.9 P_{i\text{роз}}, \quad (7)$$

$$\tilde{p}_2 = 0.018; \tilde{p}_3 = 0.019; \tilde{p}_4 = 0.021.$$

Для ССВ, де функція пристосованості $F_i \geq \bar{F}$ ймовірність вибору

$$P_{iM-M1} = P_{i\text{роз}} + \frac{\tilde{P}}{M - M_i}, \quad (8)$$

$$\tilde{p}_1 = 0.038.$$

Тобто батьківські пари формуються із значень, які найбільш адекватно описують ресурс контролюємого РПН. В нашому випадку батьківські пари сформували \tilde{p}_1 та \tilde{p}_4 БД з хмельницької та тернопільської підстанцій. Їх сумарні значення вірогідності вибору склали для *тернопільської* = 0,76 та *хмельницької* = 0,81.

Далі застосовується оператор схрещування. До бази $CCB_{\text{тернопіль}}$ (CCB_i) додається по черзі кожна строка (серія вимірів) $CCB_{\text{хмельницький}}$ (CCB_j),

$$(CCB_{i,j}) = (CCB_{i(k,n)}) + (CCB_{i(1,n)}), \quad (9)$$

де k – серія вимірів, n – параметри що вимірюються.

Після чого проводиться перенавчання мережі. Якщо похибка мережі зростає, така серія вимірів відкидається, якщо ж похибка зменшується, проводиться наступна ітерація схрещування, тобто додається наступна серія вимірів.

Перевірка ефективності використання генетичного алгоритму в діагностуванні РПН трансформатора. Перевірка алгоритму здійснювалась шляхом порівняння результатів визначення залишкового ресурсу РПН трансформаторів ПЗЕС. Порівнювались результати визначення ресурсу мікропроцесорними пристроями діагностування (які використовували та не використовували генетичний алгоритм) з оцінками залишкового ресурсу під час виведення трансформаторів в ремонт. Розбіжність в оцінках ресурсу РПН кваліфікованими спеціалістами зі значеннями наданими пристроями діагностування на 6% менше у випадку використання генетичного алгоритму і становить 8%.

Висновки. Використання генетичного алгоритму дозволяє зменшити похибку у визначенні залишкового ресурсу РПН, формувати базу даних з урахуванням найбільш інформативних серій вимірів, більш ефективно використовувати засоби зберігання результатів вимірів, шляхом відкидання мало впливових на визначення ресурсу, результатів вимірів.

Список використаних джерел:

1. Жданов А. А. Метод автономного адаптивного управління // Известия Академии Наук. Теория и системы управления. – 1999. – № 5. – С.127-134.
2. Жданов А. А., Крыжановский М. В., Преображенский Н. Б. Бионическая интеллектуальная автономная адаптивная система управления мобильным роботом // Мехатроника. – 2004. – №1. – С.21-30; №2. – С.17-22 (часть 2).
3. <http://www.ispras.ru/groups/ctt/ispran.html>
4. Victor Ivannikov, Serguei Gaissaryan, Arutyun Avetisyan, Vartan Padaryan. Improving properties of a parallel program in ParJava Environment // The 10th EuroPVM/MPI conference. LNCS 2840. – Sept. 2003, Venice. – P. 491-494.
5. Rajkumar Buyya. High Performance Cluster Computing // Prentice Hall PTR. – Vol. 2. – P. 331-349.

6. Лежнюк П. Д., Рубаненко О. Є., Пиріжок М. І. Прогнозування якості функціонування РПН трансформаторів в умовах нечітких результатів випробувань. – Вінниця: ВНТУ.
7. Саймон Хайкин. Нейронные сети: полный курс. – Издательский дом “Вильямс”, 2006. – 1104 с.
8. Дьяконов В. П., Круглов В. В. MATLAB 6.5 SP1/7/7 SP1/7 SP2 + Simulink 5/6. Инструменты искусственного интеллекта и биоинформатики // СОЛОН-ПРЕСС. – 2006. – 456 с.

In the article the example of the use of genetic algorithm is considered in forming of database for the studies of neuron network which is used for optimization of microprocessor device of diagnostics of RPN of power transformers software.

Key words: *neuron networks, autonomous adaptive diagnosticating, neuron design, genetic algorithm, metodadaptivnoy diagnostics, RPN, aggregate of series of measurings.*

Отримано: 27.06.2008

УДК 621.372.06

С. Н. Одокиенко

*Академия пожарной безопасности имени Героев Чернобыля,
г. Черкассы*

ОСОБЕННОСТИ МЕТОДОВ РЕШЕНИЯ ИНТЕГРАЛЬНЫХ УРАВНЕНИЙ ВОЛЬТЕРРА I РОДА

В роботі розглядаються особливості методів розв'язання інтегральних рівнянь Вольтерра першого роду. Відмітна особливість даного класу задач полягає в необхідності досліджень на стику традиційних чисельних методів і методів розв'язання некоректних задач.

Ключові слова: *чисельні методи, методи регуляризації, інтегральні рівняння Вольтерра I роду.*

Введение и постановка проблемы. Применение интегральных уравнений представляет собой самостоятельный метод математического моделирования как совокупность способов определения соотношений между известными исходными данными и определяемыми характеристиками изучаемого явления, а также приемов эквивалентных преобразований полученных интегральных уравнений и точного или приближенного их решения. При этом численные алгоритмы решения интегральных уравнений своеобразны и чаще всего не имеют аналогов среди алгоритмов решения других, эквивалентных по своей математической постановке, видов уравнений.