

## ІНТЕЛЕКТУАЛЬНЕ ДІАГНОСТУВАННЯ СКЛАДНИХ ТЕХНІЧНИХ СИСТЕМ



*Б.М. Герасимов,*  
докт. техн. наук,

*В.В. Камішин,*  
канд. техн. наук,

*І.В. Самойлов,*  
канд. техн. наук

Сучасний етап розвитку технічних систем характеризується великою функціональною складністю нових зразків техніки, новими принципами побудови функціональних блоків і вузлів, цифровою обробкою інформації, широким застосуванням великих та надвеликих інтегральних мікросхем, що висуває на передній план проблему забезпечення надійності їхнього функціонування на різних етапах життєвого циклу (проекування, виробництво та експлуатація). А це є можливим лише за умови інтенсивного розвитку методів і засобів технічної діагностики складних технічних систем [1, 2].

Отже, через згадані особливості цих систем значно ускладнюється процес діагностування та зменшується його ефективність у порівнянні з раніше використовуваними системами, побудованими на інтегральних схемах малого та середнього ступеня інтеграції.

У технічній діагностиці, зокрема діагностуванні мікропроцесорних пристроїв та систем вже певний час чітко проявляється намагання використати елементи і компоненти штучного інтелекту, а саме: самонавчання та експертні системи. Але щодо використання штучного інтелекту в

діагностиці складних технічних систем на сьогодні не вироблено чіткої методології та відповідних стратегій. Не розглядалось і питання взаємодоповнення компонентів штучного інтелекту в реалізації процесу тестового діагностування та оцінка ефективності їхнього використання.

Із загального переліку компонентів штучного інтелекту, а саме: подання знань, розв'язування задач, експертні системи, засоби спілкування з ЕОМ природною мовою, навчання, когнітивне моделювання, стратегічні ігри, обробка візуальної інформації, робототехніка та інші, для діагностування складних технічних систем найбільший інтерес становлять самонавчання, експертні системи, штучні нейронні мережі та теорія нечітких множин і логік [3].

Під час розробки систем штучного інтелекту необхідно враховувати всі елементи, що складають процес прийняття рішення людиною — цілі, факти, правила, механізми висновку та спрощення.

Що стосується цілей проектування засобів і процесу діагностування технічних систем, то на цьому етапі їх потрібно конкретизувати, виходячи з інформації про об'єкт діагностування (ОД), уточ-

нити, до якого класу належить задача, яку потрібно вирішити, вибрати форму і терміни опису. На етапі визначення фактів потрібно вибрати тільки найбільш потрібні з них, указати відносну важливість (вагу) фактів під час розв'язання задачі.

Після визначення загальних фактів, які необхідні для досягнення цілей, необхідно перейти до визначення конкретних даних про ОД і відомим змінним присвоїти значення. Факти надаються в певній формі. Ті факти, які містять конкретну інформацію, стають даними та заносяться в базу даних. Факти і правила, які будуть використовуватися в подальшому процесі діагностування складних технічних систем, зберігаються в комп'ютері, і вони являють собою базу знань.

Правила як складові штучного інтелекту допомагають системі діагностування вірно оцінити дані і досягти мети. Правило узагальнює декілька наявних фактів і спрощує їхнє використання.

Механізм висновку може реалізуватися за допомогою способів прямого та оберненого ряду суджень. У першому випадку судження йде від даних до логічного висновку, в другому — навпаки, тобто висновок використовується для пошуку даних, які його підтверджують.

Механізм спрощення керує пошуком додаткових правил для верифікації мети до того часу, поки не будуть перевірені всі можливі способи досягнення мети діагностування ОД. Крім того, цей механізм передбачає

ігнорування непотрібних для діагностування суджень.

На рис. 1 показані основні компоненти інтелектуалізації процесу діагностування складних технічних систем і взаємозв'язки між ними.

Розглянемо використання окремих компонентів штучного інтелекту щодо діагностування складних технічних систем.

**Самонавчання.** Елементи самонавчання автоматизованих систем діагностування почали використовуватися раніше, ніж інші компоненти штучного інтелекту. Самонавчання тісно пов'язане з навчанням і в системах технічного діагностування доповнює його. Реалізація принципу самонавчання у процесі діагностування надає можливість оптимізувати в певній мірі пошук дефектів шляхом накопичення знань, а також забезпечувати необхідну зміну алгоритмів функціонування системи.

Самонавчання систем діагностування здійснюється за певною стратегією, зокрема, стратегією індуктивного навчання на основі дерева прийняття рішень, аналітичного навчання, навчання з поясненням несправностей, навчання за аналогією, навчання, яке базується на теорії штучних нейронних мереж та ін. Найбільш ефективним є застосування комбінованої стратегії. Крім того, позитивний ефект дає поєднання суб'єктивних знань експерта про

несправності ОД із об'єктивними знаннями, закладеними в математичній моделі об'єкта.

У цілому, навчання і самонавчання систем діагностування складних технічних систем є ефективним засобом підвищення достовірності та зниження вартості процесу тестування. Але ще доцільніше застосовувати ці компоненти в комбінації з іншими компонентами і елементами штучного інтелекту.

Значному підвищенню ефективності діагностування складних технічних систем сприяє застосування експертних систем (ЕС) [4]. ЕС технічного діагностування, як правило, являють собою програмні продукти, що виконують класифікацію ОД та несправностей в них, проводять їхній аналіз, видають поради та консультації і прогнозують поведінку ОД в майбутньому. В умовах невизначеності щодо подальшого проходження процесу діагностування або неповноти знань про ОД, зокрема на структурному, функціональному чи алгоритмічному рівні, експертні системи можна використати для прийняття рішень. Вони можуть прискорити процес пошуку несправностей складних технічних систем в декілька разів.

В основу розробки ЕС діагностування складних технічних систем можуть бути покладені продукційні правила і фреймові або семантичні мережі, котрі

підтримують увесь обсяг доступних знань про ОД і процес діагностування. Знання в цьому випадку надаються в модульному вигляді і легко модифікуються [5]. Модифікація бази знань здійснюється без модифікації програми (алгоритму) діагностування, що спрощує процес тестування. У разі, коли здійснення точної ідентифікації несправностей неможливе через складність ОД, підвищується роль експертних оцінок. База знань ЕС повинна містити експертні знання, які використовуються для експертних оцінок стану ОД. База знань ЕС діагностування поповнюється також за рахунок зворотних зв'язків між ОД і системою діагностування.

Створення експертної системи технічного діагностування вимагає з'ясування цілей її функціонування та вибору:

способів надання фактів і знань з технічного діагностування конкретного зразка техніки;

способу опису функції, що виконує ОД під час тестування, та заходів спрощення цього опису;

способу взаємодії оператора з системою діагностування;

системи та мови програмування для реалізації експертної системи діагностування;

методів і способів розвитку експертної системи діагностування на основі виявлення нових та зміни існуючих правил.

Зібрані дані про діагностування ОД надаються у вигляді, зручному для наступної формалізації знань, зокрема у вигляді таблиць і графіків.

Особливістю таких складних технічних систем, як ОД є можливість використання під час діагностування найбільш досконалої моделі справного ОД, побудованої на основі проектної документації. Це дає можливість використовувати як базу суб'єктивних знань експертів, так і базу об'єктивних знань.

**Штучна нейронна мережа** [6] — це універсальний апроксиматор, що складається із взаємо-

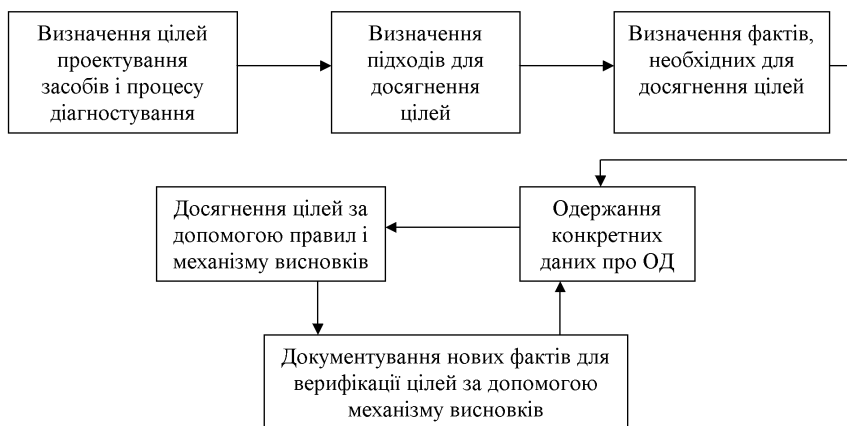


Рис. 1. Компоненти інтелектуалізації процесу діагностування складних технічних систем

зв'язаної сукупності простих обчислювальних елементів — нейронів. Кожен елемент мережі функціонує за простими правилами. У більшості типів мереж вихідний сигнал нейрона залежить від зваженої суми вхідних сигналів. У деяких нейронних мережах, наприклад у багатошаровому перцептроні, кожний елемент імітує поведінку окремої клітини головного мозку. У нейронних мережах інших типів, наприклад у радіально-базисних, функціонування елементів не пов'язано з поведінкою нервових клітин. Фундаментальною властивістю нейронної мережі є здатність до навчання. Нейронну діагностичну модель будують через навчання мережі за вибіркою експериментальних даних. Кількість входів нейронної мережі дорівнює числу параметрів стану. Кількість нейронів на вихідному шарі дорівнює числу можливих причин появи несправності.

Щодо використання штучних нейронних мереж у процесі діагностування, то вони найбільш ефективно можуть бути застосовані для розробки апаратних і програмних генераторів тестових впливів. У технічній діагностиці складних технічних систем можна використати штучні нейронні мережі як з оберненими зв'язками, так і без них.

**Теорія нечітких множин і логік** є зручним засобом формалізації експертної інформації у разі моделювання причинно-наслідкових зв'язків у задачах діагностики. Експертні знання можуть бути зображені у вигляді нечітких правил і нечітких відношень (рис.2).

Нечіткі правила ЯКЩО — ТО зв'язують лінгвістичні оцінки вхідних і вихідних змінних (причин і наслідків). Лінгвістичні оцінки задаються функціями належності нечітких термів. Модель ОД будується на базі нечітких логічних рівнянь, які з'єднують функції належності вхідних і вихідних змінних. Нечітка модель "багато

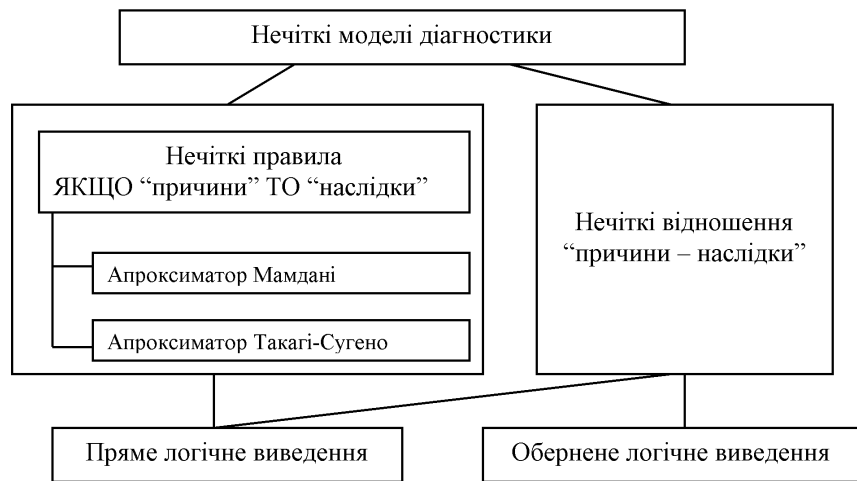


Рис. 2. Нечіткі моделі діагностики

входів — багато виходів" розглядається як сукупність моделей "багато входів — один вихід". Найбільш поширеними в інженерній практиці є нечіткі системи Мамдані і Такагі-Сугено.

Іншим способом формалізації експертної інформації є побудова матриці нечітких відношень "причини — наслідки". Причину будемо розглядати як деяку лінгвістичну оцінку вхідної змінної, а наслідок — як лінгвістичну оцінку вихідної змінної. Передбачається, що існує множина причин, які в тій чи іншій мірі викликають множину наслідків. При цьому діагностичні ознаки зображаються у вигляді відношень між причинами і наслідками. Нечітке відношення — як міра впливу причини на виникнення наслідку. Модель ОД будується на базі рівнянь нечітких відношень, які з'єднують міри значимості причин і наслідків. Міра значимості причини (наслідку) може бути визначена як ступінь належності конкретного значення вхідної (вихідної) змінної до нечіткого терму причини (наслідку).

Задача діагностики може формулюватись у формі прямого і оберненого нечіткого логічного виведення. Пряме логічне виведення передбачає знаходження наслідків для відомих причин. У випадку оберненого логічного виведення відбувається віднов-

лення причин на основі наслідків. У багатьох випадках використання нечіткої логіки до задач діагностики застосовується пряме логічне виведення. При цьому для побудови моделі можуть бути використані як нечіткі правила ЯКЩО — ТО, так і нечіткі відношення "причини — наслідки". Розв'язання задачі оберненого логічного виведення вимагає побудови моделі на базі нечітких відношень.

У разі проектування систем діагностики виникає необхідність моделювання та мінімізації наслідків невизначеності.

Невизначеність є результатом певної відсутності інформації. Інформація може бути неповною, фрагментарною, не в повній мірі надійною, розпливчастою, неточною, суперечною. У загальному випадку це є різними ознаками недостатності інформації. У процесі побудови моделей діагностики можуть виникати такі джерела невизначеності щодо [7]:

значень слів, які використовуються в побудові нечітких баз знань (слова мають різні значення для різних людей, такими словами є лінгвістичні оцінки, що описують причини і наслідки);

наслідкових частин експертних тверджень;

результатів вимірювань, які є вхідними даними нечіткої системи.

Наявність джерел невизначеності висуває особливі вимоги до

розробників систем діагностики. Необхідно таким чином спроектувати систему, щоб якість її функціонування була високою, незважаючи на вплив невизначеності. Описані вище типи невизначеності можуть бути враховані в системах на базі нечіткої логіки. Засоби, які спроможні оперувати всіма трьома типами невизначеності, є нечіткі системи другого типу (в нечітких системах першого типу невизначеність, пов'язана із значенням слів, повністю ігнорується).

Розглянемо загальну постановку задачі діагностики:

Нехай:

$P = (p_1, \dots, p_q)$  — множина об'єктів діагностики;

$D = (d_1, \dots, d_n)$  — множина причин;

$S = (s_1, \dots, s_m)$  — множина наслідків;

$M_{P \times D}$  — матриця нечітких відношень "об'єкти діагностики — причини";

$M_{D \times S}$  — матриця нечітких відношень "причини — наслідки";

$M_{P \times S}$  — матриця нечітких відношень "об'єкти діагностики — наслідки".

Моделювання причинно-наслідкових зв'язків здійснюється шляхом інтерпретації композиційного правила Заде [8]:

$$\begin{matrix} p_1 \\ \dots \\ p_q \end{matrix} \begin{bmatrix} d_1 & \dots & d_n \\ \dots & & \\ \dots & & \end{bmatrix} \circ \begin{matrix} d_1 \\ \dots \\ d_n \end{matrix} \begin{bmatrix} s_1 & \dots & s_m \\ \dots & & \\ \dots & & \end{bmatrix} = \begin{matrix} p_1 \\ \dots \\ p_q \end{matrix} \begin{bmatrix} s_1 & \dots & s_m \\ \dots & & \\ \dots & & \end{bmatrix}$$

де  $\circ$  — операція max-min композиції.

Це співвідношення зводиться до розв'язання  $q$  задач виду:

$$\begin{matrix} d_1 & \dots & d_n \\ \dots & & \\ \dots & & \end{matrix} \begin{bmatrix} s_1 & \dots & s_m \\ \dots & & \\ \dots & & \end{bmatrix} = \begin{matrix} s_1 & \dots & s_m \\ \dots & & \\ \dots & & \end{matrix}$$

Це задача прямого логічного виведення, тобто необхідно знайти нечіткий вектор наслідків  $M_S$  за умови відомих нечіткого вектора причин  $M_D$  і матриці нечітких відношень  $M_{D \times S}$ . У даному випадку задача діагностики розв'язується тривіально. Задача оберненого логічного виведення формулюється в такий спосіб. Необхідно відновити нечіткий вектор причин  $M_D$  за умови відомих нечіткого вектора наслідків  $M_S$  і матриці нечітких відношень  $M_{D \times S}$ . У цьому випадку задача відновлення причин по наслідках, що спостерігаються, зводиться до розв'язання рівнянь нечітких відношень, що

зв'язують міри значимості причин і наслідків.

Проектування системи діагностики на базі нечітких відношень передбачає вирішення задач, які схематично показані на рис. 3.

Розглянемо можливі методи та способи вирішення цих задач.

Побудова нечітких відношень. Носієм моделі діагностики є нечіткі відношення. Точні значення нечітких відношень досить рідко зустрічаються в літературі, тому для їхньої побудови використовуються експертні методи. Зокрема, нечіткі відношення можуть бути побудовані на основі експертних парних порівнянь або добути з нечітких правил ЯКЩО — ТО. Побудова нечітких відношень другого типу передбачає врахування лінгвістичної невизначеності і розбіжності в наслідкових частинах експертних тверджень.

Нечіткі відношення можуть бути добути з експериментальних даних. Дана задача формулюється у вигляді задачі нелінійної оптимізації, для розв'язання якої традиційно використовуються генетичні алгоритми або нейронні мережі. Генетичний алгоритм може бути використаний для добування нечітких відношень першого типу. Отриманий розв'язок є початковим наближенням для побудови нечітких відношень другого типу за допомогою нейронної мережі, яка також використовується для адаптації нечітких відношень у міру надходжень нових експериментальних даних.

**Методи розв'язання нечітких відношень.** Установлення причин по наслідках, що спостерігаються в умовах невизначеності потребує розв'язання рівнянь нечітких відношень другого типу. У зв'язку з відсутністю загальних аналітичних прийомів розв'язання цієї задачі пропонується вирішувати її шляхом комплексного використання генетичних алгоритмів і нейронних мереж. Генетичний алго-

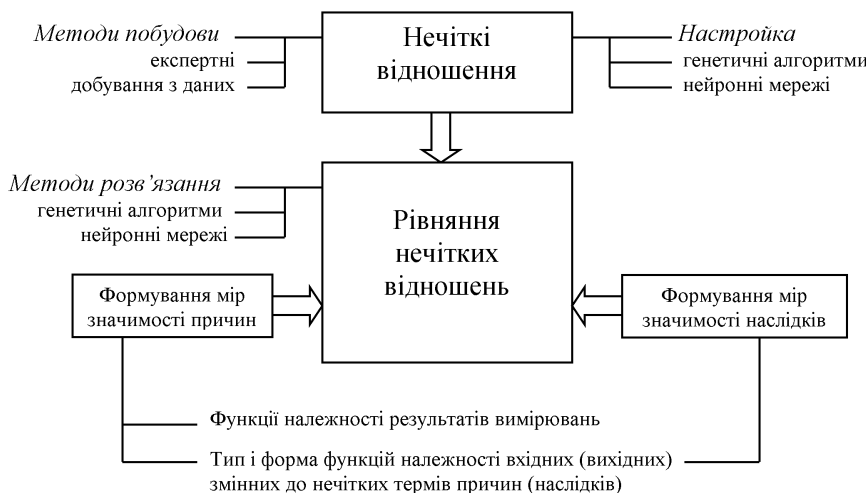


Рис. 3. Проектування системи діагностики на базі нечітких відношень

ритм використовується для знаходження розв'язку рівнянь нечітких відношень першого типу. За допомогою нейронної мережі здійснюється уточнення розв'язку рівнянь нечітких відношень другого типу і його адаптація відповідно до зміни параметрів моделі (мір значимості наслідків або нечітких відношень).

**Настройка нечітких відношень.** Нечітка модель діагностики визначається параметрами функцій належності вхідних (вихідних) змінних до нечітких термів причин (наслідків) та параметрами концентрації нечітких множин наслідків. Задача настройки формулюється у вигляді задачі оптимізації, для вирішення якої пропонується комплексне використання генетичного алгоритму і нейронної мережі. Генетичний алгоритм використовується для настройки параметрів нечіткої моделі першого типу. Нейро-нечітка мережа використовується для підстройки параметрів моделі другого типу і їхньої адаптивної корекції в міру появи нових експериментальних даних.

Таким чином, підвищення ефективності процесу діагносту-

вання (шляхом зменшення витрат на розробку тестів, зменшення часу реалізації процесу діагностування, збільшення достовірності і глибини пошуку дефектів) складних технічних систем потребує використання найбільш прогресивних технологій штучного інтелекту, а саме: штучні нейронні мережі — методи несимвольного надання знань (штучні аналоги людського мозку, які моделюють здатність навчатись); системи, які побудовані на теорії нечітких множин і логіки — засоби формалізації природно-мовних висловлювань і нечіткого логічного висновку, а також методи еволюційного моделювання та генетичні алгоритми. Об'єднання цих інтелектуальних технологій з традиційною експертною системою, в якій знання зображуються символічно, надасть можливість створити інтелектуальні системи, які здатні вирішувати складні, слабоструктуровані або неструктуровані проблеми, що потребують обробки нечітких, неповних або суперечливих знань. Саме такі проблеми виникають у процесі діагностики складних технічних систем.

## ЛІТЕРАТУРА

1. *Пархоменко П.П., Согомонян Е.С.* Основы технической диагностики: Оптимизация алгоритмов диагностирования, аппаратурные средства. — М.: Энергия, 1981. — 236 с.
2. Основные вопросы эксплуатации сложных систем: Учебное пособие / В.К. Дедков, Н.А. Северцев. М.: Высшая школа — 1976. — 406 с.
3. *Поспелов Г.С.* Искусственный интеллект — основа новой информационной технологии. — М.: Наука, 1988. — 220 с.
4. *Тоценко В.Г.* Експертні системи діагностики і підтримки рішення. К: Наукова думка, 2004. — 124 с.
5. *Герасимов Б.М., Субач І.Ю., Нікіфоров Є.В.* Моделі надання знань для використання в системах підтримки прийняття рішень // НТІ, 2005р. — №1. — С.7–11.
6. *Мкртчян С.О.* Нейроны и нейронные сети. — М.: Энергия, 1989. — 178 с.
7. *Ротштейн А.П.* Интеллектуальные технологии идентификации: нечеткие множества, генетические алгоритмы, нейронные сети. — Винница: УНІВЕРСУМ — Вінниця. — 1999. — 320 с. zv
8. *Заде Л.* Понятие лингвистической переменной и её применение к принятию приближенных решений. — М.: Мир, 1976. — 167 с.

## ЕКОНОМІЧНА СВОБОДА — УМОВА ФОРМУВАННЯ ІНТЕЛЕКТУАЛЬНОГО КАПІТАЛУ



*Ю.В. Гава*

інших свобод. Так, якщо не забезпечені вільна трудова діяльність, особистий вибір, досить складним виявляється існування політичної чи громадянської свободи.

*Метою даної статті є виявлення взаємозалежності між економічною свободою, інтелектуалізацією діяльності людини та економічним зростанням.*

*Постановка завдання.* Перш за все, на нашу думку, потрібно визначити, що є інтелектуальним капіталом, оскільки в нашо-

му дослідженні саме він виступає відправною точкою кореляції між економічною свободою та економічним зростанням. Як зазначають провідні дослідники, інтелектуальний капітал є категорією, що поєднує в одне ціле ресурси: нематеріальні (людський капітал) та матеріальні (технологічний або структурний капітал) [1]. Виходячи із зростаючої ролі та значення інтелектуального капіталу не тільки в економічному, а й суспільному розвитку, на нашу думку, доцільно