

УДК 621.007.5

канд. техн. наук Штаненко С. С. ORCID: 0000-0001-9776-4653 (ВІТІ ім. Героїв Крут)
д-р техн. наук Самохвалов Ю. Я. ORCID: 0000-0001-5123-1288 (КНУ ім. Тараса Шевченка)
д-р техн. наук Толюпа С. В. ORCID: 0000-0002-1919-9174 (КНУ ім. Тараса Шевченка)

ПІДХІД ДО ВИЗНАЧЕННЯ ТЕХНІЧНОГО СТАНУ МІКРОПРОЦЕСОРНИХ СИСТЕМ, РЕАЛІЗОВАНИХ НА ПРОГРАМНО-РЕКОНФІГУРОВАНІЙ ЛОГІЦІ

У статті запропоновано підхід до визначення технічного стану мікропроцесорних систем, реалізованих на програмованих логічних інтегральних схемах. Проведено аналіз існуючих методів та способів визначення технічного стану мікропроцесорних систем, реалізованих на одній або декількох великих/надвеликих інтегральних схемах (далі – ВІС/НВІС) з жорсткою внутрішньою архітектурою, наведено недоліки та переваги. З метою підвищення ефективності визначення технічного стану мікропроцесорних систем, реалізованих на програмно-реконфігурованій логіці, у статті запропоновано інтелектуалізувати процедуру контролю, виявлення та локалізації несправностей шляхом застосування нейронної мережі, реалізуючи при цьому концепцію створення нейромережевої системи розпізнавання технічного стану. Зазначимо, що задача визначення технічного стану складних технічних систем, якими є мікропроцесорні системи, за багатьма критеріями збігається із задачею розпізнавання образів, тому, використовуючи нейронну мережу, можна досягти більш високих результатів у процесі діагностування несправностей мікропроцесорних систем порівняно з класичними системами діагностування. Передбачається, що запропонована діагностична система з елементами штучного інтелекту буде безпосередньо вбудована в мікропроцесорну систему, реалізуючи при цьому концепцію вбудованих систем контролю та діагностування. Реалізація запропонованого підходу завдяки застосуванню інтелектуальних систем дозволить значно підвищити достовірність визначення технічного стану мікропроцесорних систем і, як наслідок, може стати основою під час проєктування високонадійних, живучих, резильєнтних, кіберстійких складних технічних систем.

Ключові слова: мікропроцесорна система, програмно-реконфігурована логіка, технічний стан, інтелектуальна система, нейронна мережа.

S. Shtanenko, Y. Samokhvalov, S. Toliupa. Approach to determining the technical state of microprocessor systems implemented on software-reconfiguration logic.

The article proposes an approach to determining the technical state of microprocessor systems implemented on programmable logic device (PLD). An analysis of the existing methods and ways of determining the technical condition of microprocessor systems implemented on one or more large/very large integrated circuits (LSI/VLSI) with a rigid internal architecture is carried out, the disadvantages and advantages are given. In order to improve the efficiency of determining the technical state of microprocessor systems implemented on software-reconfigurable logic, the article proposes to intellectualize the procedure of control, detection and localization of faults by using a neural network, while implementing the concept of creating a neural network system for recognizing the technical state. Note that the task of determining the technical condition of complex technical systems, which are microprocessor systems, coincides with the passing of pattern recognition according to many criteria, therefore, using a neural network, it is possible to achieve higher results in diagnosing malfunctions of microprocessor systems compared to classical diagnostic systems. It is assumed that the proposed diagnostic system with elements of artificial intelligence will be directly embedded in the microprocessor system, while implementing the concept of embedded control and diagnostic systems. The implementation of the proposed approach thanks to the application of intelligent systems will allow to significantly increase the reliability of determining the technical state of microprocessor systems and, as a result, can become the basis for the design of highly reliable, durable, resilient, cyber-resistant complex technical systems.

Keywords: microprocessor system, software-reconfigurable logic, technical condition, intelligent system, neural network.

Постановка завдання. Сучасні мікропроцесорні системи ґрунтовно увійшли в наше повсякденне життя, пройшовши шлях від обчислювальних пристроїв на інтегральних схемах з малим та середнім ступенем інтеграції, а також універсальних та управляючих електронно-обчислювальних машин, побудованих на функціональних елементах (логічні, запам'ятовуючі, індикаційні тощо), до багатопроцесорних систем із *CISC*, *RISC*, *MISC* архітектурами, реалізуючи при цьому концепцію «Система на кристалі» [1].

На сьогодні мікропроцесорні системи широко використовуються в різних галузях діяльності, таких як: машинобудування та верстатобудування, авіація, автомобілебудування, атомна енергетика, банківська сфера, військово-промисловий комплекс. Крім цього, широке застосування мікропроцесорні системи знайшли в якості основи побудови автоматичних, автоматизованих систем різного призначення, а також в якості системи управління технологічними процесами.

Слід зазначити, що сучасні мікропроцесорні системи характеризуються великою різноманітністю функціональних можливостей, ступенем складності та специфікою технологій, що застосовуються для їхньої розробки та виготовлення. Крім цього, кожна зі складових мікропроцесорної системи (апаратна або програмна частина) має свої особливості та характерні властивості, які обумовлюють існування досить специфічних різновидів несправностей її стану загалом. Так, наведені специфічні особливості мікропроцесорних систем, а також поява сучасної елементної бази у вигляді програмно-реконфігурованих інтегральних схем викликали значні зміни, як у процесі створення мікропроцесорних систем, так і в процесі розробки методів та засобів контролю й діагностування з метою виявлення та локалізації несправностей, пов'язаних як з хіміко-фізичними процесами елементної бази, так і з навмисними та ненавмисними несприятливими впливами. **Отже, актуальним науковим завданням** є створення сучасної системи технічного діагностування мікропроцесорних систем, здатної оцінювати та прогнозувати технічний стан, а також виявляти та локалізувати несправності, виходячи з того, що мікропроцесорні системи реалізовані відповідно до концепції «Система на кристалі», а в якості елементної бази використовується програмно-реконфігурована логіка.

Аналіз останніх публікацій. На сьогодні питанням технічного діагностування складних технічних систем, якими є мікропроцесорні системи, присвячено велику кількість наукових праць. Так, у роботі [2] проведено досить повний аналіз існуючих видів контролю, як універсальних, так і спеціалізованих обчислювальних систем, застосування яких дозволить виявляти несправності мікропроцесорних систем. У роботі [3] представлено методи тестового та функціонального діагностування цифрових пристроїв, які є основою мікропроцесорної системи, при цьому застосування цих методів дозволить оперативно локалізувати несправності. У роботі [4] запропоновано перспективний безконтактний, індукційний метод діагностування радіоелементів технічно-складних радіоелектронних блоків, що дозволяє розпізнавати як технічний стан контрольованого об'єкта, так і виявляти радіоелектронний компонент, який спровокував його несправність. Робота [5] розглядає підходи щодо прогнозування технічного стану, які ґрунтуються на теорії дефектоутворення та стохастичних процесах зміни струму в напівпровідникових структурах залежно від часу напрацювання радіоелектронного обладнання. В роботах [6; 7] розглянуто можливість застосування штучних нейронних мереж щодо вирішення задач технічної діагностики складних технічних систем, а саме: визначення та прогнозування технічного стану електромеханічних систем, а також виявлення і локалізації несправностей в стабілізаторах напруги змінного струму. Робота [8] присвячена застосуванню нейронної мережі в сукупності з експертною системою в медичній сфері для діагностування хвороб, моніторингу стану пацієнтів, прогнозування результатів лікування, а також підтримки прийняття рішення щодо діагностування та лікування хворих.

Проте, проведений аналіз свідчить, що традиційні методи визначення технічного стану мікропроцесорних систем орієнтовані, як правило, на конкретну архітектуру мікропроцесорної системи, що не завжди є прийнятним для використання щодо інших типів архітектур. Також має місце оцінка технічного стану не самої мікропроцесорної системи, а її складових (процесора, модулів пам'яті, модулів введення/виведення даних, периферійного обладнання), які являють собою окремі інтегральні мікросхеми, на відміну від програмованих логічних інтегральних схем (далі – ПЛІС), на яких можлива реалізація концепції «Система на кристалі». До відома, «Система на кристалі» являє собою обчислювальну систему, архітектура якої розробляється цільовим чином для вирішення прикладної задачі (або класу задач) і реалізується у вигляді комплексу функціонально спеціалізованих апаратних і програмних компонент на базі мікроелектронної реконфігурованої платформи [9]. Крім цього, якщо розглядати нейронні мережі як сучасні системи технічного діагностування, то, як правило, вони орієнтовані на сферу медичної діагностики. Якщо розглядати з точки зору технічного діагностування складних технічних систем, то останні мають сталий стан, на відміну від мікропроцесорних систем, реалізованих в базисі ПЛІС, які мають властивість реконфігурації внутрішньої алгоритмічної структури внаслідок несприятливих впливів. Так, згідно з [10] властивість реконфігурації алгоритмічної структури безумовно підвищує надійність, живучість, резильєнтність та кіберстійкість складної технічної системи в процесі функціонування, але при цьому висуває питання щодо розробки та застосування методів технічного діагностування систем, які перебувають у динамічному стані та реалізовані на програмно-реконфігурованій логіці.

Враховуючи вказане, **метою статті** є підхід до визначення технічного стану мікропроцесорних систем, реалізованих в базисі ПЛІС, в основі якого лежить нейромережева технологія, яка реалізує концепцію вбудованих систем контролю та діагностування і здатна адаптуватися до зміни алгоритмічної структури мікропроцесорної системи внаслідок несприятливих впливів.

Задача визначення технічного стану та шляхи її вирішення. Визначення технічного стану мікропроцесорних систем нині проводиться системами контролю та діагностування (далі – СКД). При цьому під контролем розуміється процес отримання інформації, що дозволяє визначити технічний стан мікропроцесорної системи шляхом застосування апаратних, програмних і комбінованих методів й засобів контролю, а також відповідність отриманої інформації вимогам, що висуваються до системи [11].

Діагностування, зі свого боку, є сукупністю задач перевірки правильного функціонування мікропроцесорної системи, а також задач пошуку та локалізації несправностей, що порушують правильне функціонування [12]. У більшості випадків всі ці задачі вирішуються вбудованими системами контролю та діагностування (далі – ВСКД) мікропроцесорних систем, а також системами діагностування сервісних центрів.

Слід зауважити, що існуючі СКД розробляються на стохастичних та детермінованих принципах. Стохастичні СКД будуються на основі ймовірнісних моделей об'єктів контролю та випадкових стимулюючих впливів. Детерміновані СКД засновані на детермінованих моделях об'єктів контролю та регулярних методах побудови стимулюючих впливів у інтегрованому середовищі систем автоматизованого проектування (далі – САПР). Враховуючи, що детерміновані СКД вимагають значних обчислювальних ресурсів, найбільш перспективними є СКД, побудовані на стохастичних принципах.

Зазначимо, що визначення технічного стану мікропроцесорних систем стохастичними методами виконується як у процесі їхнього функціонування, так і в перервах між роботою [13]. Так, на першому етапі в якості систем контролю і пошуку несправності, як правило, використовуються ВСКД. На наступних етапах з метою локалізації несправності можуть використовуватися як ВСКД, так і спеціалізовані діагностичні засоби вбудованого та

зовнішнього виконання. При цьому вирішується задача пошуку та локалізації несправностей. Зазначимо, що для діагностичних засобів необхідно також забезпечити збирання та обробку діагностичної інформації, пошук несправності при цьому здійснюється перевіркою ознаки наявності несправності. Так, для мікропроцесорних систем ознаками наявності несправності є відхилення діагностичних параметрів від номіналу, вихід характеристик за допустимі межі, відсутність логічних сигналів перемикавання тощо. Загалом наявність несправності визначається перевіркою виконання умов:

$$x_i = \begin{cases} 1 & \text{при } y_i > y_{i0} \\ 0 & \text{при } y_i < y_{i0}; \end{cases} \quad \bar{x}_i = \begin{cases} 1 & \text{при } y_i < y_{i0}; \\ 0 & \text{при } y_i > y_{i0}; \end{cases}$$

де x_i , \bar{x}_i – ознаки i -несправності; y_i , y_{i0} – поточне та еталонне значення діагностичного параметру.

Діагностична інформація про технічний стан мікропроцесорної системи визначається у контрольних точках у вигляді значень діагностичних параметрів, тобто у вигляді векторів діагностичних ознак у просторі технічного стану мікропроцесорної системи. Наприклад, для мікропроцесорних систем діагностичними параметрами є: параметри на постійному струмі, динамічні параметри, а також функціональна поведінка [14]. При цьому задача визначення технічного стану полягає у розпізнаванні двох станів: правильного (A_1) та неправильного функціонування об'єкту контролю (A_2). Ситуація A_2 є об'єднанням великої кількості ймовірнісних подій (несправностей):

$$A_2 = \bigcup_{\mu=1}^N A_{\mu},$$

де $|N|$ – потужність простору технічного стану мікропроцесорної системи.

Враховуючи вищесказане, визначення технічного стану можна представити як задачу розпізнавання образів – прийняття рішення про належність поточної ситуації із заданим вектором діагностичних ознак до того чи іншого класу діагнозів A_{μ} , $\mu = 1, N$. При цьому пошук рішень у просторі станів ґрунтується на перевірці статистичних гіпотез та математично формулюється наступним чином.

За вектором діагностичних ознак $X = \{x_1, \dots, x_n\}$, де x_i – значення i -ї ознаки, необхідно знайти максимальне значення функції, що вирішується $A_k : H_k$, яка відноситься до класу A_{μ} , якщо вектор діагностичних ознак X належить до класу A_{μ} ,

$$\exists_{\max}(A_{\mu} : H_k) \supseteq (X \in A_{\mu}).$$

За такого підходу основна мета діагностування полягатиме у визначенні класу діагнозу, до якого належить ситуація A . Так, під час розпізнавання мають справу з ситуаціями A_{μ} , поділеними на множини (несправності) та відповідні множини технічних станів (множини несправностей або їх відсутності). При цьому вирішення задачі розпізнавання, тобто визначення технічного стану, зводиться до знаходження значень вирішальної функції, на основі якої вибирається гіпотеза про віднесення ситуації до того чи іншого класу технічних станів.

Отже, під діагностуванням розуміється вирішення задачі перевірки (контролю) правильного функціонування мікропроцесорної системи, а також задачі пошуку (виявлення) та локалізації несправностей, що порушують правильне функціонування. За такої постановки задача діагностування передбачає, по-перше, задання простору можливих технічних станів (найбільш ймовірна несправність) і, по-друге, наявність формалізованих методів побудови

засобів діагностування, реалізація яких забезпечить виявлення (розпізнавання) несправностей із заданого простору з необхідною достовірністю правильного діагностування.

Розпізнавання технічного стану мікропроцесорних систем на основі нейронної мережі. Так, останнім часом, згідно з [15; 16] набирає популярності принципово новий підхід до побудови систем розпізнавання, які визначають технічний стан складних технічних систем, що функціонують в умовах неповної, нечіткої та суперечливої інформації, і полягає цей підхід у застосуванні інтелектуальних систем. На відміну від експертних систем та систем підтримки прийняття рішень, в яких використовується досвід (інтелект) фахівців (експертів), інтелектуальні системи мають здатність до навчання та самонавчання (використовуючи власні знання та досвід). Зазначимо, що до категорії інтелектуальних систем належать нейронні мережі, основна ідея яких полягає у наслідуванні дії біологічних нейронів, з метою створення комп'ютерної системи, здатної обробляти інформацію так, як обробляє мозок людини. Нейронна мережа являє собою сукупність вузлів (нейронів), які організовані у велику кількість взаємодіючих шарів з метою обробки вхідних даних, виділення патернів та генерації вихідних результатів. Кожен нейрон отримує вхідні сигнали, обчислює їхню вагу та застосовує певну активаційну функцію для генерації вихідного сигналу. Цей процес розгортання взаємодії між нейронами повторюється через всі шари мережі, що дозволяє нейронній мережі вирішувати задачі розпізнавання, класифікації, передбачення та інші задачі у сфері штучного інтелекту.

Так, на рисунку 1 зображено модель розпізнавання технічного стану об'єкта діагностування, яку можна представити у вигляді сукупності підсистем.

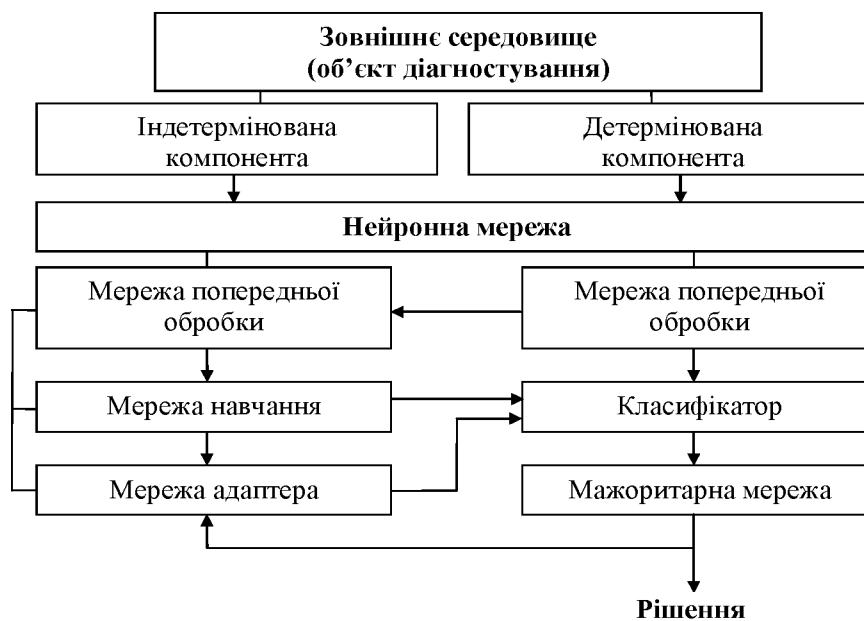


Рис. 1. Узагальнена модель розпізнавання технічного стану

Розв'язання задачі розпізнавання у загальному вигляді дозволяє визначити шляхи та методи вирішення задачі підвищення ефективності діагностичної системи визначення технічного стану [17]. Розглянемо задачу більш детально. Нехай ϵ множина об'єктів діагностування $W = \{\omega_i\}$, $i = 1, \dots, \rho$, яка розбивається на кінцеве число підмножин, які

являють собою технічні діагнози (класи) $L = \{A_\mu\}$, $\mu = 1, \dots, M$. Сукупність $L = \bigcup_{\mu=1}^M A_\mu$

називається простором технічних станів, як правило, визначена не в повному обсязі, задана

лише деяка апріорна інформація $J(M)$ про неї, тобто кількість діагнозів M – невідома. Об'єкти діагностування $W_i \in$ сукупністю значень деяких вимірювань, що становлять діагностичний портрет об'єкта розпізнавання. Сукупність N значень ознак, що визначають словник діагностичних ознак $X = \{x_j\}$, $j=1, \dots, N$, за якими власне проводиться розпізнавання, може бути знайдена за допомогою перетворення (попередньої обробки) $J(\omega_i)$, тобто $x_j = J(\omega_i) \omega_i$. Вимірювання (спостереження) об'єктів діагностування W_i пов'язані зі значними дестабілізуючими факторами (несприятливими впливами), а отже, ознаки об'єктів діагностування, що розпізнаються, та їхні портрети будуть ймовірнісними, що може бути враховано функцією щільності ймовірності (ФЩІ) $f(x)$ – сумішшю розподілів ознак за всіма класами:

$$f(x) = \sum_{\mu=1}^M f(A_\mu) f(x/A_\mu),$$

де $f(A_\mu)$ – ФЩІ появи μ -го класу; $f(x/A_\mu)$ – ФЩІ умовних ймовірностей ознак x_i при появі μ -го класу.

Зазначимо, що просторово-часові зміни параметрів об'єкта діагностування ω_i вимагають враховувати динаміку зміни $f(x)$ як часового процесу, що відображає динамічність діагностичного об'єкту. Крім цього, у процесі навчання сукупність випадкових відображень об'єктів $\Pi(x)$ об'єкта діагностування трансформуються на так званий ймовірнісний діагностичний портрет об'єкта $\Pi(x)$:

$$\Pi(x) = Y_{\text{навч.}}(x)x,$$

де $Y_{\text{навч.}}$ – оператор підсистеми навчання в системі розпізнавання, що визначає її цільове та функціональне призначення. При цьому ймовірнісний діагностичний портрет виконує роль узагальненого ймовірнісного еталону, що формується в процесі навчання та використовується у процесі розв'язання задачі визначення технічного стану [18].

Отже, задача діагностичного розпізнавання полягає в тому, щоб для даного об'єкта діагностування W_i , алфавіту технічних діагнозів $L = \{A_\mu\}$, $\mu=1, \dots, M$ (або апріорної інформації $J(M)$) та словника діагностичних ознак $X = \{x_j\}$, $j=1, \dots, N$ на підставі отриманого опису X_j та його ймовірнісного портрета $\Pi(x)$ прийняти рішення про відповідність об'єкта діагностування ω_i до одного з діагнозів A_μ , тобто

$$H(W_i/A_\mu) \rightarrow W_i \in A_\mu, \mu=1, \dots, M.$$

Можливість динамічної зміни структури об'єкта діагностування, тобто $\omega_i(t) \in W(t) \rightarrow \text{var}$, призводить до невідповідності значень ω_i та A_μ , у чому проявляється суперечливість інформації під час розпізнавання. При цьому приймається твердження, що система розпізнавання і об'єкт діагностування розглядаються як єдина антропогенна система. Цим обумовлюється адекватність властивостей системи розпізнавання, які відображають взаємні зв'язки елементів її структури.

З точки зору системного аналізу, ефективність системи розпізнавання залежить від параметрів (діагностичних ознак) об'єкта діагностування $X = \{x_j\}$, $j=1, \dots, N$ і параметрів структури самої системи $S = \{S_k\}$, $k=1, \dots, d$, причому параметри структури системи розпізнавання характеризуються як елементами структури, так і зв'язками між ними.

Відповідно, ефективність системи розпізнавання у загальному вигляді оцінюється функціоналом

$$E = E[\{x_j\}_{j=1, \dots, N}; \{S_k\}, k=1, \dots, d],$$

і вирішення задачі підвищення ефективності зводиться до пошуку його екстремуму при обмеженнях на витрати, які пов'язані з отриманням алфавіту діагнозів L , вимірюванням та обробкою словника діагностичних ознак X математичного забезпечення функціонування та апаратною реалізацією системи розпізнавання (r_0), тобто:

$$E_{\max} = \max_{\substack{x, s \\ j, k}} E[\{x_j\}_{j=1, \dots, N}; \{S_k\}, k=1, \dots, d]$$

при забезпеченні $C_{r_0} \leq C_{r_{\text{опн}}}$.

При цьому кожен елемент діагностичної системи розпізнавання можна представити послідовністю дій з відомими зв'язками між входом і виходом. На рисунку 2 представлено узагальнену модель системи розпізнавання у вигляді сукупності функціональних підсистем, кожній з яких відповідає деякий детермінований або стохастичний оператор.

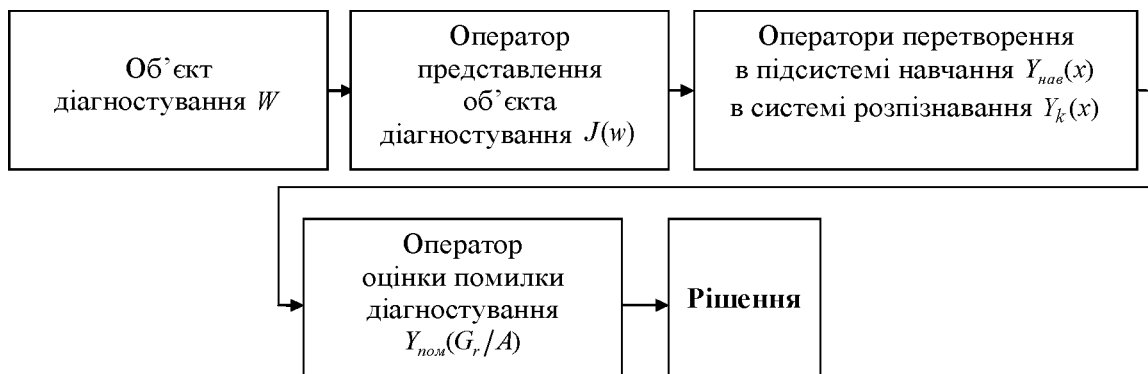


Рис. 2. Узагальнена модель розпізнавання стану у вигляді сукупності підсистем

Так, для побудови систем розпізнавання в [19] запропоновано дискретно-подійний підхід, в основі якого лежить нейронна мережа, яка є частиною об'єкта діагностування і базується на законі адекватності структури нейронної мережі об'єкту діагностування. При цьому синергізм об'єкта діагностування та нейронної мережі може бути представлений у вигляді сукупності технічних станів, що підлягають розпізнаванню, а також впливів, що заважають правильному функціонуванню. Крім цього, фазова траєкторія динамічної системи, яка реалізує дискретно-подійний підхід (далі дискретно-подійна система), є кусково-постійною і формується подіями у вигляді послідовності відрізків, які відображають послідовність станів системи, а тривалість кожного відрізка – час перебування у відповідному стані.

Дискретно-подійні системи (далі – ДПС) можуть бути представлені тільки стохастичними у вигляді логічних, алгебраїчних чи орієнтованих на функціонування моделей. Математичний апарат для опису стохастичних моделей, орієнтованих на функціонування ДПС, обраний на основі ланцюга Маркова. Таке математичне представлення дозволяє описати функціонування ДПС в якості елемента об'єкта діагностування і оптимально відобразити його на структуру детермінованої частини нейронної мережі. При цьому число станів ДПС визначає точність кусково-постійної апроксимації неперервної фазової траєкторії динамічного об'єкта. Зазначимо, що підвищення точності кусково-постійної апроксимації фазової траєкторії безперервної системи вимагає введення простору технічних станів A великої розмірності, що ускладнює аналітичний опис. Виходом із ситуації є можливість збільшення

(склеювання) станів, тобто перехід від простору конфігурацій $\Omega = A^T$ до простору станів $\Omega_B = B^T$. При цьому нові макростани можуть бути отримані шляхом об'єднання попередніх станів таким чином:

$$B_k = \sum_{j \in \{K\}} A_j; k=1, \dots, p; j=1, \dots, r; p < r,$$

де $\{K\}$ – множина індексів станів системи $\{A_j\}$, об'єднаних у B_k .

Об'єкт діагностування для системи розпізнавання технічного стану на основі нейронної мережі може бути представлено у вигляді сукупності ДПС, що підлягають розпізнаванню, зі зв'язаними дискретними технічними станами.

Узагальнена модель системи розпізнавання технічного стану на основі нейронної мережі має структуру (рис. 3), яка містить: сенсорну матрицю, що сприймає ланцюг Маркова у вигляді сукупності спостережень; сукупність нейронних ансамблів (класифікаторів), визначається числом кластерів M ; нейронне поле, що враховує апріорну інформацію у вигляді ймовірностей гіпотез P ; нейронне поле, що враховує значення елементів платіжної матриці C ; мажоритарну мережу, що приймає рішення G про розпізнавання технічного стану; мережу навчання.

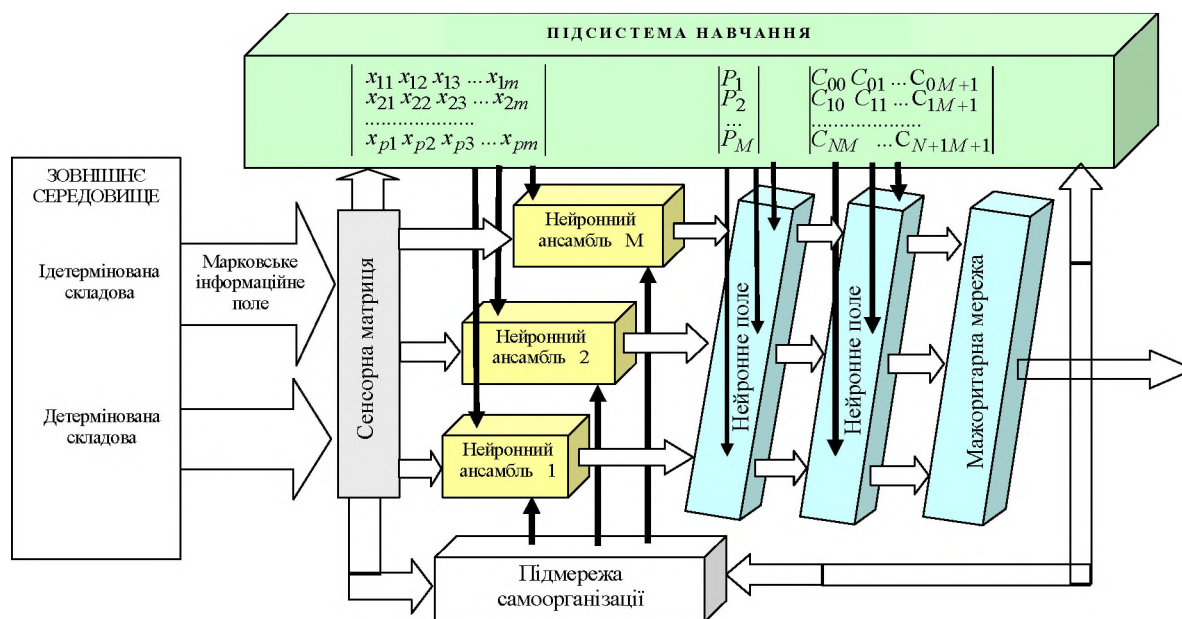


Рис. 3. Узагальнена модель системи розпізнавання технічного стану на основі нейронної мережі

Так, маючи множину вимірювань діагностичних ознак об'єкта діагностування, необхідно розробити таку процедуру обробки вимірювань, що дозволяє автоматично отримувати інформацію про технічний стан всіх його елементів.

Діагностичні ознаки сприймаються сенсорною матрицею у вигляді сукупності спостережень: $X = (X_1, X_2, \dots, X_m)$, $i=1, 2, \dots, n$, де $X_i = (X_{1i}, X_{2i}, \dots, X_{ij}, \dots, X_{pi})$. В окремому сенсорному каналі відбувається редукція вибіркового простору X , у результаті якої маємо послідовність дискретних змінних $U_k, k=1, 2, \dots, n-1$, які приймають значення Z_1, Z_2, \dots, Z_r . Далі необхідно синтезувати структуру нейроподібного класифікатора, що реалізує вирішальну функцію $\gamma(U)$ на редукованому вибіркового просторі U .

При цьому послідовність дискретних змінних $U_k, k=1, 2, \dots, n-1$, які приймають значення $z_a, a=1, 2, \dots, r$, можна апроксимувати векторами $\Xi, \Phi(0)_\mu$ та $\Xi, \Phi(k)_\mu$, де Ξ – деяка гранична функція.

Використовуючи векторні позначення, можна записати:

$$\ln l_\mu = (\Xi, \Phi(0)_\mu) + (\Xi, \Phi(k)_\mu) = |\Xi| |\Phi(0)_\mu| \cos(\Xi \wedge \Phi(0)_\mu) + |\Xi| |\Phi(k)_\mu| \cos(\Xi \wedge \Phi(k)_\mu)$$

де $|\Xi|, |\Phi(0)_\mu|, |\Phi(k)_\mu|$ – модулі векторів $\Xi, \Phi(0)_\mu, \Phi(k)_\mu$; $\Xi \wedge \Phi(0)_\mu, \Xi \wedge \Phi(k)_\mu$ – кути між цими векторами.

Зазначений вище вираз цілком визначає оптимальну структуру класифікатора при фіксованих j та i . Він дозволяє виконати інтерпретацію функціонування синтезованої структури наступним чином.

На вхід кожного шару, який складається з n -нейронів, надходить один і той самий вектор збудження. При цьому шари розрізняються ефективністю своїх зв'язків.

Якщо довжини векторів для всіх шарів однакові, то величина збудження шару при незмінному Ξ буде залежати тільки від кутів між $\Xi \wedge \Phi(0)_\mu$ та $\Xi \wedge \Phi(k)_\mu$. Це свідчить, що максимально збуджується той шар, вектори $\Phi(0)_\mu$ та $\Phi(k)_\mu$ якого колінеарні вектору Ξ . При цьому рішення приймається за номером максимально збудженого шару.

Структура найпростішої системи розпізнавання технічного стану на основі нейронної мережі являє собою набір $M+1$ шарів, які формують $M+1$ вихідних сигналів. При цьому шар складається з n -нейронів, рівень збудження яких визначається як

$$Y_\mu(k) = \sum_{\alpha=1}^n \Xi_\alpha(k) \Phi_\alpha(k)_\mu.$$

Зазначимо, що кожен нейрон здійснює кодування методом мічених ліній, при якому певним значенням процесу надаються відповідні визначені (мічені) лінії $Z_1, Z_2, \dots, Z_a, \dots, Z_k$ і, відповідно, певному значенню параметра процесу відповідає один максимально збуджений синоптичний зв'язок $\Xi_\alpha(k) = 1$. На відміну від типового нейрона, синоптичні зв'язки якого рівнозначні, у нейрона, що здійснює кодування методом мічених ліній, синоптичні зв'язки мають пріоритет. Синоптичному входу з більшим α номером відповідає більше значення інформативного параметра процесу. Крім цього, ще одна відмінність полягає у тому, що в k -й момент часу збуджується тільки один синоптичний зв'язок і, тим самим, значно спрощується задача введення і управління граничними значеннями Ξ за допомогою вагової функції W . Дійсно

$$Y_\mu(k) = \sum_{\alpha=1}^r \Xi_\alpha(k) \Phi_\alpha(k)_\mu - \Xi_\alpha(k)_\mu = \sum_{\alpha=1}^r \Xi_\alpha(k) \Phi_\alpha(k)_\mu. \quad (1)$$

При $\Xi_\alpha(k)_\mu = 0$ структура системи розпізнавання є квазілінійною, а при $\Xi_\alpha(k)_\mu > 0$ вона має нелінійні граничні властивості.

Зазначимо, що другий шар нейронів реалізує операцію

$$\ln l_\mu(k) = \sum_{k=0}^n Y_k(k). \quad (2)$$

При цьому він з'єднаний з першим шаром проєкційними зв'язками, які встановлюють однозначну відповідність між нейронами різних полів, тобто передають збудження з одного шару в інший. У свою чергу, вхідною інформацією для третього шару нейронів є вектор $\ln L(U) = (\ln l_0(U), \ln l_1(U), \dots, \ln l_m(U))$, який виконує роль мажоритарного логічного

пристрою. При цьому вирази (1) і (2) цілком визначають структуру системи розпізнавання технічного стану.

Далі введемо матрицю зв'язків k -ї групи сенсорів із k -м нейроном, склавши її з індикаторів збудження:

$$\Xi = \begin{Bmatrix} \xi_1 \\ \xi_2 \\ \vdots \\ \xi_k \end{Bmatrix}.$$

Крім цього введемо також поняття коефіцієнта міжнейронного зв'язку S у шарі:

$$S_{kl} = \begin{cases} 1, & \text{якщо є зв'язок між } k\text{-ю групою нейронів і } l\text{-м нейроном;} \\ 0, & \text{в іншому випадку.} \end{cases}$$

Утворимо матрицю міжнейронних зв'язків, яка складається з коефіцієнтів міжнейронних зв'язків:

$$S = \begin{Bmatrix} S_{00} & S_{01} & \cdots & S_{0n-1} \\ S_{10} & S_{11} & \cdots & S_{1n-1} \\ \cdots & \cdots & \cdots & \cdots \\ S_{n-1} & S_{nn} & \cdots & S_{n-1n-1} \end{Bmatrix}.$$

Матриці $\Xi(k)$ та S цілком визначають структуру зв'язків в шарі. Для випадку $Y=0$ матриця S вироджується в діагональну з розмірністю $n \times n$. При цьому синтезовані структури передбачають фіксований об'єм вибірки, тобто система розпізнавання технічного стану спостерігає відразу всю фазову траєкторію. В свою чергу, інформаційне поле сприймається сенсорною матрицею у вигляді сукупності спостережень:

$$X = \begin{Bmatrix} x_{11} & x_{12} & \cdots & x_{1i} & \cdots & x_{1n} \\ x_{21} & x_{22} & \cdots & x_{2i} & \cdots & x_{2n} \\ \cdots & \cdots & \cdots & \cdots & \vdots & \cdots \\ x_{p1} & x_{p2} & \cdots & x_{pi} & \cdots & x_{pn} \end{Bmatrix}.$$

Кожен стовпчик $x_i = (x_{i1}, x_{i2}, \dots, x_{pi})$, $i = 1, 2, \dots, n$ і рядок $x_j = (x_{j1}, x_{j2}, \dots, x_{ji})$, $j = 1, 2, \dots, p$ матриці X являє собою відповідно n - і p -мірні вектори процесів, які спостерігаються, з mp -мірними густинами ймовірностей. Можлива $M+1$ гіпотеза $H_0, H_1, \dots, H_\mu, H_M$ про належність інформаційного поля, що спостерігається, до μ -го класу. Крім цього відомі також апіорні ймовірності гіпотез $P = P\{H_\mu\}$, $\mu = 0, 1, \dots, M$ та платіжна матриця:

$$C = \begin{Bmatrix} C_{00} & C_{01} & C_{02} & \cdots & C_{0M+1} \\ C_{10} & C_{11} & C_{12} & \cdots & C_{1M+1} \\ \cdots & \cdots & \cdots & \cdots & \cdots \\ C_{M+10} & C_{M+11} & C_{M+12} & \cdots & C_{M+1M+1} \end{Bmatrix},$$

елемент C_{jm} якої є платою за рішення γ_μ , коли істинною була гіпотеза H_j , $j = \mu = 0, 1, \dots, M$. Простір рішень $G = (\gamma_0, \gamma_2, \dots, \gamma_M)$ складається з $M+1$ елемента, де γ_μ – рішення прийняти гіпотезу H_μ . Отже, задача системи розпізнавання технічного стану полягає в тому, щоб за результатами спостереження прийняти одну з гіпотез і відхилити інші.

Середній ризик під час прийняття рішення системою розпізнавання технічного стану визначається так:

$$R = \sum_{j=0}^m \sum_{\mu=1}^m C_{j\mu} P_j \int_{G_\mu} w(x_1, x_2, \dots, x_m) H_0 / X.$$

Мінімальне значення середнього ризику досягається у тому випадку, якщо до області G_μ прийняття рішення γ_μ система розпізнавання віднесе точки X вибіркового простору, що задовольняють системі нерівностей:

$$\sum_{j=1}^m (C_{ij} - C_{j\mu}) \frac{P_i w(x_1, x_2, \dots, x_i, \dots, x_m) / H_i}{P_i w(x_1, x_2, \dots, x_i, \dots, x_m) / H_0} \geq C_{0\mu} - C_{0j}. \quad (3)$$

Якщо ввести вектор відносин правдоподібності $l(x) = [l_0(x), l_1(x), l_\mu(x), \dots, l_m(x)]$, де $l_\mu(x) = \frac{w(x_1, x_2, \dots, x_i, \dots, x_m) / H_\mu}{w(x_1, x_2, \dots, x_i, \dots, x_m) / H_0}$, тоді систему нерівностей (3) можна представити у вигляді:

$$\sum_{i=1}^m (C_{ij} - C_{j\mu}) \frac{P_i}{P_j} l_i(x) \geq C_{0\mu} - C_{0j}, \quad j \neq \mu.$$

При цьому вектор $l(x)$ несе всю інформацію про гіпотези, що перевіряються, і для прийняття рішення за результатом спостереження достатньо обчислювати компоненти M -мірного вектора відносин правдоподібності. Отже, задачу обчислення $l(x)$ і прийняття рішення в структурі системи розпізнавання технічного стану на основі нейронної мережі вирішує класифікатор (рис. 4).

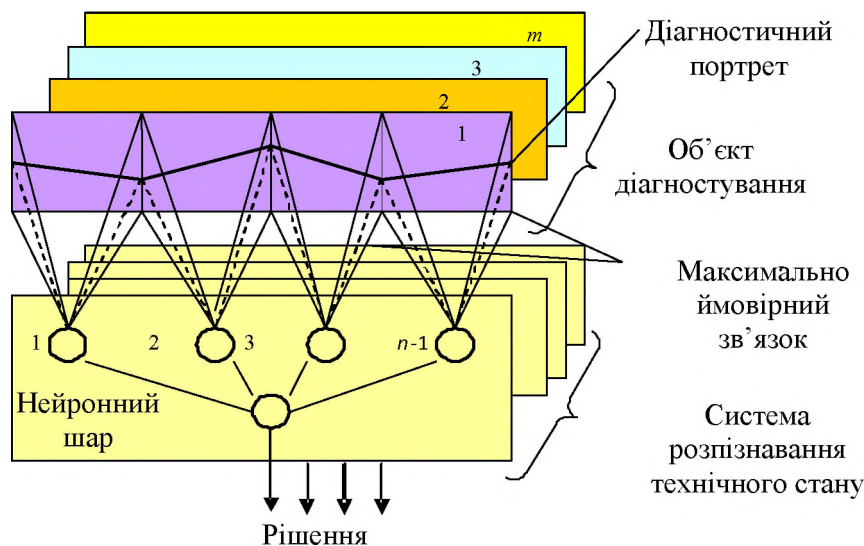


Рис. 4. Структура системи розпізнавання технічного стану

Наведена структура розпізнавання технічного стану містить m -нейронних шарів, які визначаються кількістю класів технічних станів, що розпізнаються. При цьому клас технічних станів відповідає нейронному шару, а кількість класів визначається глибиною пошуку несправності. Оскільки мікропроцесорна система містить множину можливих несправностей, що призводять до неправильного функціонування, простір технічних станів породжує нейронний шар статистичним описом класу через ймовірний діагностичний портрет

(ймовірнісну діагностичну матрицю). Отже, число шарів у структурі системи розпізнавання технічного стану визначатиметься числом класів, тобто числом структурних елементів, які мають ознаки неправильного функціонування.

Крім цього зазначимо, що число нейронів у шарі визначається обсягом статистичної вибірки (n). При цьому великі статистичні вибірки збільшують розмірність простору технічних станів, представлених діагностичним портретом (набором симптомів), а малі неможливо однозначно пов'язати як симптоми з діагнозом. Оптимальним буде такий діагностичний портрет, який дозволяє отримати необхідний обсяг діагностичної інформації у контрольних точках. При цьому число нейронів у шарі визначається діагностичним портретом (набором симптомів) та числом контрольних точок в об'єкті контролю та діагностування.

Враховуючи викладене, процес розпізнавання технічного стану можна інтерпретувати таким чином. На вхід системи розпізнавання технічного стану надходить діагностична інформація у вигляді набору симптомів (діагностичного портрета), при цьому частина нейронів збуджується. Рівень збудження залежить від ймовірності зв'язку передачі збудження і визначається вагою $G_\alpha(k)$. На виходах нейронів створюється відображення діагностичної інформації у вигляді розподілу збуджень. Залежно від рівня збудження (ваги) збуджується певний синаптичний зв'язок, який передає збудження з вагою $G_\alpha(k)$, що є ефективністю синапсу. Реакція нейрона в алгоритмі розпізнавання технічного стану визначається добутком попарних оцінок ймовірностей з виходів рецепторів та відповідних ваг синаптичних зв'язків, що записується у вигляді:

$$g_i(k) = \prod_{\alpha=1}^r G_\alpha(k) d_\alpha(k),$$

де $d_\alpha(k) = \begin{cases} 1, & \text{при } X_\alpha = U_\alpha \\ 0, & \text{при } X_\alpha \neq U_\alpha \end{cases}$ – індикатор рівня збудження нейрона.

При цьому $G_\alpha(k)$ – величина ефективності синаптичного зв'язку α -входу нейрона; U_α – еталонне значення α . В результаті на виході шару формується сигнал

$$A_i(X) = \prod_{k=1}^n \prod_{\alpha=1}^r g_i(k).$$

Підбиваючи підсумок, можемо констатувати, що сукупність шарів є нейронною мережею. Такі діагностичні нейронні мережі є спрощеною просторово-часовою моделлю, оскільки не враховують її нелінійність. При цьому вони мають асоціативні властивості, що нагадують властивість біологічних систем. Окрім цього, в цих системах інформація про технічний стан об'єкта контролю представляється мережею пов'язаних станів-вузлів та впорядкованим поширенням активності по мережі. Це мережа одночасно активних елементів, які обробляються (станів та переходів-асоціацій), локальні взаємодії яких у часі визначають поведінку діагностичної системи, складовою якої є об'єкт контролю.

Висновки. Запропоновано підхід до визначення технічного стану мікропроцесорних систем за допомогою нейронної мережі, який в подальшому може виступати в якості конкурента вбудованим системам контролю та діагностування. Зазначено, що застосування існуючих методів і засобів технічного діагностування мікропроцесорних систем, які реалізовані на програмно-реконфігурованій елементній базі і функціонують в умовах несприятливого впливу, є малоефективним. Це пов'язано, перш за все, з неповною, нечіткою і суперечливою інформацією про технічний стан мікропроцесорних систем, із складністю отримання якісного діагностичного портрета, а також зі здатністю мікропроцесорної системи, реалізованої на програмно-реконфігурованій елементній базі, змінювати свою внутрішню

алгоритмічну структуру в процесі функціонування. Виходячи з цього, застосування нейронної мережі та програмно-реконфігурованої елементної бази відкриває нові можливості щодо проектування не лише адаптивних мікропроцесорних систем до несприятливих впливів, а й адаптивних вбудованих систем контролю та діагностування з елементами штучного інтелекту. Такий синергізм нейронної мережі та мікропроцесорної системи дає в подальшому поштовх інтелектуалізувати не лише процедуру визначення технічного стану, а і процедуру відновлення правильного функціонування мікропроцесорної системи шляхом реконфігурації її внутрішньої алгоритмічної структури.

СПИСОК ВИКОРИСТАНИХ ДЖЕРЕЛ

1. Furber S. Microprocessors: the engines of the digital age. *Proc Math Phys Eng Sci.* 2017 Mar; 473(2199):20160893. DOI: 10.1098/rspa.2016.0893. Epub 2017 Mar 15. Erratum in: *Proc Math Phys Eng Sci.* 2017 May; 473(2201):20170304. PMID: 28413353; PMCID: PMC5378251.
2. Локазюк В. М., Заєць О. М. Тестове комбіноване діагностування персональних комп'ютерів // Вимірювальна та обчислювальна техніка в технологічних процесах: зб. наук. пр. Хмельницький: ТУП, 2000. С. 160–163.
3. Shtanenko S., Samokhvalov Y., Iohov O., Maliuk V. Microprocessor systems based on programmable logic devices as an object of diagnostics // *Advanced Information Systems.* 2022. № 6 (1). P. 81–87. URL: <https://doi.org/10.20998/2522-9052.2022.1.14>.
4. Вишнівський В. В., Жердев М. К., Креденцер Б. П., Кузавков В. В., Редзюк Є. В. Безконтактний індукційний метод діагностування радіоелектронних блоків // *Збірник наукових праць ВІКНУ ім. Тараса Шевченка.* Київ. 2013. ип. 43. С. 17–23.
5. Кузавков В. В., Хусаїнов П. В. Прогнозування технічного стану однотипних програмно-апаратних засобів // *Інформатика та математичні методи в моделюванні.* 2018. Т. 8. № 1. С. 57–68.
6. Бабокин Г. И., Шпрехер Д. М. Применение нейронных сетей для диагностики электромеханических систем // *Горный информационно-аналитический бюллетень.* 2011. S 4. С. 132–139.
7. Горева Т. И., Портнягин Н. Н., Пюкке Г. А. Нейросетевые модели диагностики технических систем // *Вестник КРАУНЦ. Физ.-мат. Науки.* 2012. Вып. 1 (4). С. 31–43. DOI: <http://dx.doi.org/10.18454/2079-6641-2012-4-1-31-43>.
8. Мартинюк Т. Б., Круківський Б. І. Класифікаційний аналіз методів сортування // *Вісник ВПІ.* 2023. Вип. 3. С. 77–83.
9. Палагин А. В., Яковлев Ю. С. Особенности проектирования компьютерных систем на кристалле ПЛИС // *Математичні машини і системи.* 2017. № 2. С. 3–14. ISSN 1028-9763.
10. Shtanenko S., Samokhvalov Y., Toliupa S., Silko O. The Approach to Assessment of Technical Condition of Microprocessor Systems that Are Implemented on Integrated Circuits with a Programmable Structure. In: Klymash, M., Luntovskyy, A., Beshley, M., Melnyk, I., Schill, A. (eds) *Emerging Networking in the Digital Transformation Age. TCSET 2022. Lecture Notes in Electrical Engineering.* 2023. Vol 965. Springer, Cham.
11. Пинкевич В. Ю., Платунов А. Е. Тестирование и отладка встраиваемых вычислительных систем на основе уровневых моделей // *Scientific and Technical Journal of Information Technologies, Mechanics and Optics.* 2018. № 5 (117). Т. 18. С. 801–808.
12. Иыуду К. А. Надежность, контроль и диагностика вычислительных машин и систем. М.: Высшая школа, 1989. 216 с.
13. Jäger, Reinhold. Computer diagnostics – a survey: Practical applications of computerized assessment: Theoretical principles and perspectives. *European Review of Applied Psychology / Revue Européenne de Psychologie Appliquée.* 1991. № 41. P. 247–268.
14. Гуляев В. А. Техническая диагностика управляющих систем. Киев: Наукова думка, 1983. 208 с.
15. Поморова О. В. Теоретичні основи, методи та засоби інтелектуального діагностування комп'ютерних систем: монографія. Хмельницький: ТОВ «Триада-М», 2007. 253 с.

16. Герасимов Б. М. Інтелектуальні системи підтримки прийняття рішень / Б. М. Герасимов, В. М. Локазюк, О. Г. Оксіюк, О. В. Поморова. К: Видавництво Європейського університету, 2007. 335 с.
17. Philippe G. Schyns. Diagnostic recognition: task constraints, object information, and their interactions, *Cognition*. Vol. 67, Issues 1–2. 1998. P. 147–179. ISSN 0010-0277.
18. Креденцер Б. П., Толюпа С. В., Шкваб В. К., Штаненко С. С. Аналіз засобів тестування і діагностики телекомунікаційної мережі // Збірник наукових праць ВІКНУ ім. Тараса Шевченка. 2007. № 7. С. 117–121.
19. Лукова-Чуйко Н. В. Методи інтелектуального розподілу даних в системах виявлення мережових вторгнень та функціональна стійкість інформаційних систем до кібератак: монографія / Н. В. Лукова-Чуйко, С. В. Толюпа, В. С. Наконечний, М. М. Браїловський. К.: Формат, 2021. 370 с.