

УДК 519.718.2

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

ДІАГНОСТИЧНА МОДЕЛЬ РОЗПІЗНАВАННЯ ТЕХНІЧНОГО СТАНУ МІКРОПРОЦЕСОРНИХ СИСТЕМ З ЕЛЕМЕНТАМИ ШТУЧНОГО ІНТЕЛЕКТУ

У статті запропонована діагностична модель розпізнавання технічного стану мікропроцесорних систем, в основу якої покладено ідеї штучного інтелекту. Проведено аналіз існуючих моделей та методів розпізнавання технічного стану, наведено недоліки та переваги. Доведено, що найбільш ефективними є дискретні моделі, які реалізовані у вигляді нейронних ансамблів та являють собою нелінійні перетворювачі аналогової інформації, що задається набором певних статистичних і динамічних характеристик. При цьому формування ансамблів у нейронній мережі відповідає запам'ятовуванню образів, ознак, об'єктів тощо. Обґрунтовано, що опис технічного стану мікропроцесорних систем шляхом застосування дискретно-подійної моделі, в якій причинно-наслідкові зв'язки являють собою дискретні випадкові марківські ланцюги, в сукупності зі штучною нейронною мережею відкривають нові можливості щодо інтелектуалізації процедури розпізнавання технічного стану мікропроцесорних систем. Взагалі дана стаття належить до серії наукових робіт, які пов'язані з вирішенням основних задач технічної діагностики, а саме: оцінкою технічного стану мікропроцесорних систем, а також виявленням та локалізацією несправностей за умови, що мікропроцесорні системи реалізовані на програмованих логічних інтегральних схемах та функціонують в умовах деструктивних несприятливих впливів.

Ключові слова: обчислювальна техніка, мікропроцесорна система, технічна діагностика, штучна нейронна мережа, нейроморфна система.

S. Shtanenko, S. Toliupa, Y. Samokhvalov. Diagnostic model for identifying the technical condition of microprocessor systems with elements of artificial intelligence

The article proposes a diagnostic model for recognizing the technical condition of microprocessor systems, which is based on the ideas of artificial intelligence. An analysis of existing models and methods of recognizing the technical condition is carried out, the disadvantages and advantages are given. It has been proven that the most effective are discrete models, which are presented in the form of neural ensembles, and are nonlinear converters of analog information specified by a set of certain statistical and dynamic characteristics. At the same time, the formation of ensembles in the neural network corresponds to the memorization of images, signs, objects, etc. It is substantiated that the description of the technical state of microprocessor systems through the use of a discrete-event model, in which cause-and-effect viscous systems represent discrete random Markov chains in combination with an artificial neural network, opens up new opportunities for the intellectualization of the procedure for recognizing the technical state of microprocessor systems. In general, this article is a series of works related to the consideration of the main tasks of technical diagnostics, namely: assessment of the technical condition of microprocessor systems, as well as detection and localization of malfunctions, provided that the microprocessor systems are implemented on programmable logic integrated circuits and function in the conditions of internal and external adverse influences.

Keywords: computer technology, microprocessor system, technical diagnostics, artificial neural network, neuromorphic system.

Постановка завдання. Створення апаратних і програмних засобів обчислювальної техніки, їх широке застосування в різних галузях виробничої діяльності людини висували на передній план одну з найактуальніших задач – контроль і діагностування мікропроцесорних систем, які є основою побудови сучасної обчислювальної техніки. Забезпечення високих показників надійності обчислювальної техніки, а також контроль і діагностування мікропроцесорних систем на різних етапах їх життєвого циклу неможливо без інтенсивного

розвитку теорії технічної діагностики й ефективного впровадження її результатів у практику [1].

Контроль і діагностування апаратних та програмних складових мікропроцесорних систем є, мабуть, одним із найскладніших технологічних процесів. Його складність обумовлена необхідністю глибоких знань як апаратної, так і програмної складових. Враховуючи те, що сучасні мікропроцесорні системи побудовані на мікросхемах різного ступеня інтеграції, доступ до контрольних точок ускладнений, а в деяких випадках і зовсім неможливий. Крім цього мікропроцесорні системи можуть включати в себе системні та прикладні додатки на мовах кількох рівнів, що теж суттєво ускладнює процес їх контролю та діагностування [2]. Тому проблеми, які постають на різних етапах життєвого циклу сучасних мікропроцесорних систем, потребують подальшого розвитку методології їх контролю та діагностування з урахуванням сучасної елементної бази, а також можливістю накопичення раніше отриманого досвіду. Таким чином, **актуальним науковим завданням** є розробка діагностичної моделі розпізнавання технічного стану мікропроцесорних систем, в основу якої покладено ідеї штучного інтелекту.

Аналіз останніх публікацій. На сьогодні питанням контролю та діагностування мікропроцесорних систем присвячено велику кількість наукових праць.

Так, робота [3] присвячена питанням тестового комбінаційного тестування мікропроцесорів сучасних персональних комп'ютерів. У статті [4] представлено методику фізичного діагностування цифрових пристроїв об'єктів радіоелектронної техніки, основою якої є енергодинамічні, енергостатичні та електромагнітні методи діагностування. В роботі [5] представлено порівняльний аналіз методологій технічного діагностування радіоелектронної техніки та визначено напрямки подальших досліджень в галузі технічної діагностики, які пов'язані з автоматизацією системи технічної діагностики. Стаття [6] продовжує серію робіт з обґрунтування створення автоматизованої системи діагностування та контролю сучасних апаратно-програмних засобів шляхом включення до складу діагностичної системи набору програмних модулів (програм), що реалізують методи непрямого контролю. В роботах [7; 8] запропоновано для вирішення основних задач технічної діагностики, а саме оцінки технічного стану складних технічних систем та прогнозування, застосувати штучні нейронні мережі. Але особлива увага щодо інтелектуалізації процедури діагностування мікропроцесорних пристроїв та систем приділена в роботі [9], де розглянуто основні компоненти штучного інтелекту, наведено переваги та недоліки застосування тих або інших компонентів.

Однак поява сучасної елементної бази для проектування мікропроцесорних систем, а також умови функціонування обчислювальної техніки при деструктивних впливах вимагають пошук нових методів контролю та діагностування з метою виявлення та локалізації несправностей, а також розробки діагностичних моделей розпізнавання технічного стану мікропроцесорних систем, реалізованих у базисі програмно-реконфігурованої логіки [10].

Зважаючи на сказане, **метою статті** є обґрунтування необхідності розробки діагностичної моделі розпізнавання технічного стану мікропроцесорних систем, в основу якої покладені ідеї штучного інтелекту.

Аналіз діагностичних моделей та методів. Під діагностичною моделлю розуміють формальний опис мікропроцесорної системи, що піддається діагностуванню та враховує можливі зміни її технічного стану [11]. Такі моделі можуть бути представлені в аналітичній, табличній, векторній, графічній та інших формах.

У свою чергу діагностичний процес розпізнає технічний стан мікропроцесорної системи відповідно до зовнішніх проявів (симптомів), які реєструються системою технічного діагностування (СТД). При цьому по відношенню до симптомів СТД постає як система обробки діагностичної інформації для прийняття рішення про технічний стан

мікропроцесорної системи. Тому для створення СТД необхідна модель, що містить у своєму складі мікропроцесорну систему (далі ОД – об'єкт діагностування), симптоми та безпосередньо саму СТД, яка в подальшому і буде основою для побудови системи розпізнавання технічного стану.

Всі діагностичні моделі ОД можна поділити на три основні групи: безперервні, дискретні та спеціальні. Розглянемо їх більш детально.

Так, безперервні моделі представляють ОД у тому випадку, коли процеси протікають у часі, що безперервно змінюється, та є аргументом відповідних функцій. Вони використовуються при розробці діагностичного забезпечення для окремих пристроїв та приладів, що входять до ОД й описуються диференціальними лінійними та нелінійними рівняннями.

У свою чергу дискретні моделі (ДМ) визначають стан ОД лише послідовності дискретних значень незалежної змінної (часу), але не враховуючи характеру перебігу процесу у проміжках.

Якщо розглядати спеціальні моделі, то вони поділяються на три групи: інформаційні моделі, моделі характеристик об'єкта та функціональні моделі.

Інформаційні моделі описують інформаційні потоки, що циркулюють в ОД, які розглядаються як перетворювачі інформації, або подають інформаційну оцінку змін, що відбуваються у стані ОД.

Моделі показників можуть представляти як статичні, так і динамічні властивості ОД загалом чи його окремих елементів.

Функціональні моделі відображають операції, що виконуються ОД в режимах і можуть бути схемою зв'язків між окремими конструктивними блоками, або алгоритми виконання об'єктом або його частинами покладених на нього функцій.

Зазначимо, що будь-які з різновидів ДМ можуть використовуватися індивідуально або в комбінації відповідно до умов, в яких розробляється діагностичне забезпечення з урахуванням специфіки ОД.

Якщо розглядати методи, які використовуються при дослідженні діагностичних моделей, то вони поділяються на аналітичні, графічні та графо-аналітичні.

Аналітичні методи дозволяють застосовувати зручні способи оптимізації та отримати співвідношення, що характеризують об'єкт при зміні його стану.

До них належать методи малого параметра, теорії чутливості, математичної логіки, планування експерименту та розпізнавання образів. Аналітичні моделі досить ефективні при аналізі будь-якого ДМ, проте зі зростанням складності моделей рішення стає надто громіздким.

Графічні методи мають велику наочність і можуть служити як безпосередньо, так і для ілюстрації аналітичних методів. Серед графічних методів особливе місце посідають методи, засновані на теорії графів (орієнтованих та неорієнтованих).

Графо-аналітичні методи є різними комбінаціями графічних та аналітичних методів.

Так, при аналізі ДМ досить часто користуються апаратом математичної логіки, головним завданням якої є структурне моделювання об'єктів. За допомогою такого апарату може здійснюватись і аналіз спеціальних ДМ, що характеризуються кінцевим числом станів.

Однак відповідно до [12], найбільш перспективним напрямом у розробці ДМ є їх представлення у вигляді нейронних ансамблів. При цьому ансамбль може бути описаний як нелінійний перетворювач аналогової інформації, що задається набором певних статистичних і динамічних характеристик. Формування ансамблів у такій мережі відповідає запам'ятовуванню образів (ознак, об'єктів, подій, понять). Ансамблі формуються у процесі навчання під час подачі на мережу набору вхідних образів, тобто діагностичних портретів зовнішнього середовища.

Групи нейромереж, що мають зв'язок між собою і найбільш часто збуджуються одночасно, утворюють ядра ансамблів. У них накопичуються комбінації діагностичних ознак, що найчастіше зустрічаються в портретах, тому ядра можна розглядати як відображення образів діагнозів (класів) об'єктів, які об'єктивно існують у зовнішньому середовищі.

Більш рідкісні комбінації збуджених елементів нейромережі утворюють бахрому ансамблів, у якій фіксуються індивідуальні особливості об'єктів зовнішнього середовища. При подачі на навчену ансамблевую нейромережеву систему (НМС) деякого вхідного діагностичного портрета здійснюється відновлення найближчого до нього образу, з числа тих, що запам'ятовувалися в НМС (рис. 1).

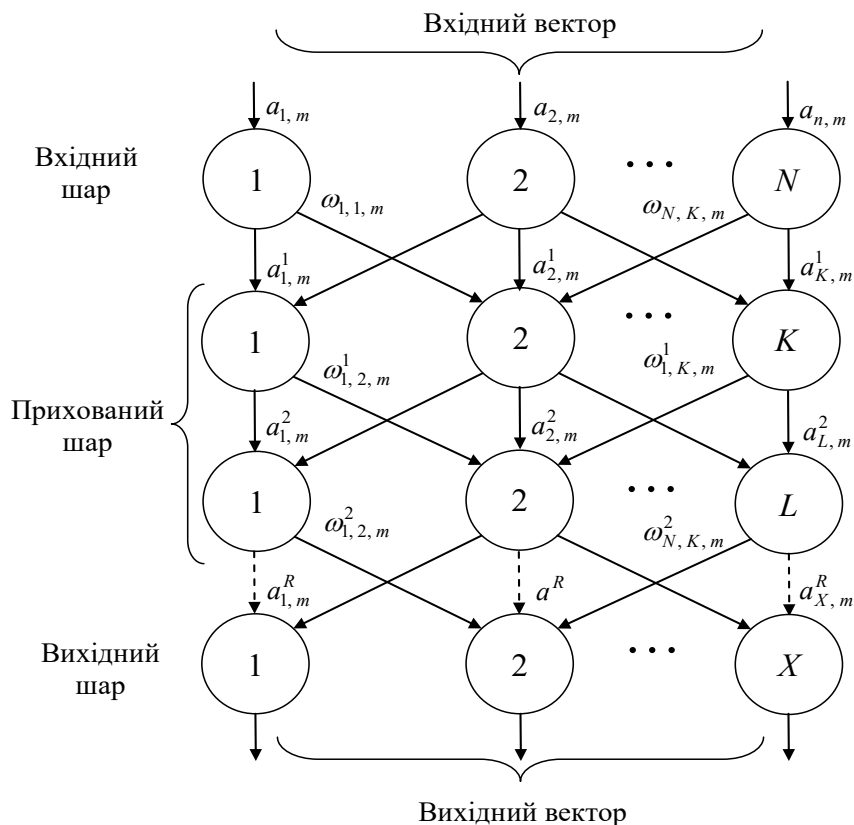


Рис. 1. Нейромережева система

Зазначимо, що при виборі ДМ необхідно виходити з того, що нейромережева система розпізнавання технічного стану (далі НМС РТС) повинна бути реалізована на основі прийнятої концепції комбінованих детермінованих самоорганізованих (адаптивних) систем. Ця вимога обумовлена тим, що СТД обов'язково повинна мати досить високу початкову структурну організацію. Крім того, НМС РТС має орієнтуватися на всю номенклатуру існуючого та перспективного парку ОД та на великий клас технічних станів, що функціонує в умовах апріорної статистичної невизначеності.

Крім цього, представлення ДМ у вигляді нейромережевих ансамблів обумовлено низкою унікальних властивостей нейромережі, а саме:

яскраво виражена паралельність поширення активності через мережу та обробка всієї інформації у вигляді локальних взаємодій між сусідніми вузлами, тобто паралельність обробки інформації у нейромережі;

агрегатна розподіленість – властивість, що визначає здатність зберігання фрагментів знань у кількох вузлах мережі, кожен із яких може разом з іншими елементами використовувати зберігання декількох фрагментів;

асоціативність, тобто здатність НМС РТС відновлювати інформацію, що зберігається в них, за наявною частковою (фрагментальною) інформацією;

здатність нейромережі до навчання та самонавчання, що є основною «інтелектуальною» властивістю, та здійснювати функціонування без жорстких зовнішніх програм. Ця властивість нейромережі визначає можливість її параметричної адаптації до задач, що розв'язуються;

надійність – відмінна властивість НМС РТС, вихід з ладу деякої частини її елементів не призводить до відмови у роботі всієї мережі.

Так, сукупність перерахованих властивостей нейромережі призводить до появи в ній здатності довільного виникнення інтелектуальних якостей, внаслідок чого вона об'єктивно може стати основою для побудови нового покоління високоефективних інтелектуальних діагностичних систем.

На підставі проведеного в роботах [12; 13] аналізу особливостей вирішення задачі діагностування МПС, а також виходячи з розглянутих загальних вимог до НМС РТС та на основі принципу її адекватності зовнішньому середовищу, сформулюємо загальні вимоги до діагностичної моделі.

1. Діагностична модель має бути дискретною, лінійною, стаціонарною системою, якій властива безперервність та дискретність зміни стану у часі.

2. Модель має бути ймовірнісною, тому що технічний стан ОД є ланцюжком ймовірнісних подій.

3. Модель має бути динамічною, здатною описувати поведінку ОД у часі, оскільки значна частина діагностичної інформації з'являється саме у процесі перемикавання, у перехідному режимі, на малих інтервалах часу.

4. Модель повинна бути зв'язковою (коннекціоністською), оскільки фізично ОД є мережевою структурою, яка (виходячи з принципу адекватності) і повинна бути покладена в основу моделі.

На сьогодні згідно з [14] переліченим вимогам задовольняє детерміновано-стохастична діагностична модель, яка може бути представлена у графо-аналітичному вигляді. Причому ступінь її детермінізму визначається, з одного боку, необхідністю задоволення всього різноманіття ОД і, з іншого боку, – застосовністю дискретно-подійного методу синтезу структури НМС РТС. При цьому дискретно-подійний синтез здійснюється адекватним відображенням детермінованої частини діагностичної моделі на структуру та параметри детермінованої частини НМС РТС. Стохастична частина діагностичної моделі відображається на структуру індетермінованої частини НМС РТС у процесі структурної та параметричної самоорганізації.

Слід зазначити, що графо-аналітичний підхід до діагностичної моделі має на увазі коннекціоністську (пов'язану) модель (рис. 2) переходу з технічного стану A_i в стан A_j із щільністю ймовірності переходу a_{ij} .

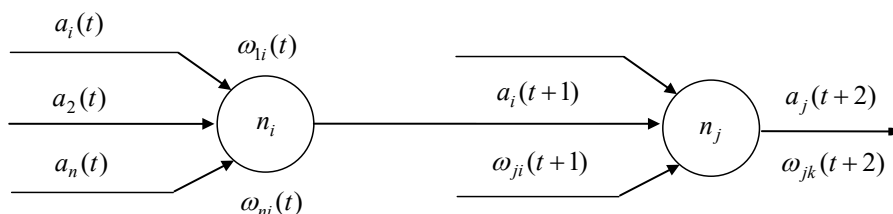


Рис. 2. Коннекціоністська модель переходу з одного технічного стану в інший

Імовірності переходу можна знайти у загальному вигляді шляхом розв'язання диференціального рівняння (1):

$$\frac{dP_i(t)}{dt} = \sum_{j=1}^n \alpha_{ij} P_j(t) - P_i(t) \sum_{i=1}^m \alpha_{ij}, \quad (1)$$

де m, n – розмірність простору технічного стану ОД.

У загальному вигляді закон, який описує можливість перебування ОД у стані A_i , невідомий. Однак діагностична модель може бути представлена сукупністю переходів ОД із стану в стан, що підпорядковуються пуассонівському потоку подій. Під подіями розуміються зміни технічного стану у дискретні моменти часу ОД, які підлягають розпізнаванню. Зміни технічного стану ідеалізуються як миттєві, а еволюційні зміни, які відбуваються, не беруться до уваги. Так як динаміка технічного стану ОД розвивається від події до події, то фазова траєкторія такої динамічної дискретно-подійної системи описується кусковою лінією. Відрізки такої кусково-ламанної лінії відображають послідовність технічних станів ОД, а їх тривалість відображає час перебування у відповідному стані. Між переходами A_i та A_j існує причинно-наслідковий зв'язок, тобто стани є зв'язаними (коннекціоністськими). Як випливає з виразу (1), еволюція дискретно-подійних систем, що розпізнають, в просторі технічних станів ймовірно визначена.

Основою коннекціоністської діагностичної моделі є реалізація причинно-наслідкового зв'язку між подіями: здійснення першої події є достатньою підставою для очікування того, що станеться друга подія, потім третя і так далі по всій фазовій траєкторії. Причинно-наслідкові зв'язки у всьому просторі технічних станів ОД описуються операторами, які складаються з операторних компонентів і описують перехід із одного технічного стану до іншого. Поділ та об'єднання причинно-наслідкових зв'язків створює можливість ієрархічної структуризації та аналізу технічного стану ОД на будь-якому рівні деталізації.

Поняття зв'язності технічних станів дискретно-подійної діагностичної моделі можна сформулювати наступним чином. Дві події A_i та A_j у просторі технічних станів ОД будуть зв'язаними, якщо існує процес (оператор) L , що дозволяє спостерігати (виявляти) існуючий зв'язок. Прояв (реєстрація) існуючого зв'язку може відбуватися безпосередньо (за явними діагностичними ознаками дефекту) або опосередковано (через симптоми дефекту). Крім цього, зв'язок між подіями повинен бути ймовірно визначений, а процес (оператор) – реалізований у часі (2):

$$\exists L[P_i(t)(f : R_i(A_i, X))] \rightarrow (R_j(A_j, X)). \quad (2)$$

Зв'язаність проявляється як між подіями A_i , A_j , так і в середині події (між символами і станом) через предикати зв'язку $R_i(A_i, X)$, $R_j(A_j, X)$, тобто зв'язність схильна до ієрархічної структуризації. Вираз (2) свідчить про таке: для того щоб пов'язати події – необхідні обставини прояву зв'язку. Події, які мають наслідки, повинні бути узгоджені з обставинами зв'язку у часі. Оскільки еволюція технічних станів ОД у часі представляється фазовою траєкторією у просторі технічного стану, має сенс говорити про зв'язок не лише двох подій, а про зв'язок множини подій. Це означає, що оператор зв'язку (2) необхідно застосовувати багаторазово.

Таким чином, розпізнавання події в просторі технічних станів можна уявити полем (ланцюгом) причинно-наслідкових зв'язків, що беруть початок на операторах, які їх

формують. При цьому будь-які події у просторі технічних станів можуть вважатися зв'язковими, якщо перше має змінене поле, що досягає другої події. Такі дискретно-подійні системи можуть у подальшому бути представлені у вигляді дискретних діагностичних моделей.

Марківська модель системи технічного діагностування. Діагностичний процес, що протікає в СТД, розпізнає технічний стан у більшості випадків опосередковано (зовнішніми проявами, симптомами дефекту). Явні діагностичні ознаки призводять до тривіальних рішень у процесі розпізнавання технічного стану та практичного інтересу не становлять. Симптоми дефекту, як елемент дискретно-подійного процесу, пов'язані з технічним станом предикатів зв'язку. Фізично симптоми у СТД видаються стаціонарними діагностичними ознаками (портретами). По відношенню до діагностичних ознак СТД виступає як система обробки діагностичної інформації для прийняття рішення про технічний стан ОД.

Діагностична система, що складається з ОД, в кожен довільний момент часу $t_k, t_k \in T$ може перебувати в одному зі станів $S_i, \dots, S_\alpha, \dots, S_r, S_\alpha \in S$. У дискретні моменти часу система зазнає змін стану відповідно до ймовірнісного правила (2). При цьому як стан системи загалом, так і ОД, однозначно визначають сукупність діагностичних ознак (портретів):

$$A_2 = \bigcup_{\mu=1}^N A_\mu, \quad (3)$$

де (A_1) – стан правильного функціонування ОД;

(A_2) – стан неправильного функціонування ОД;

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

Таким чином, повний детерміновано-стохастичний опис такої дискретно-подійної системи $\mu, \mu = 1, \dots, M$ вимагає визначення початкового стану системи $S_\alpha \in S$ в момент часу $t = 0$ і ймовірнісного опису поточного стану q_t в момент часу t .

При описі процесу переходу СТД зі стану S_i до стану S_j необхідно зберегти марківську властивість еволюції технічного стану ОД в якості фазової траєкторії у просторі технічного стану.

Поле причинно-наслідкових зв'язків у дискретно-подійній діагностичній моделі є дискретним випадковим марківським полем (ланцюгом), тому що необхідно лише ймовірно визначати поточний та попередній стани, а для інтервалів $t = t_j - t_i, t_{i(j)} \in T$ ймовірність збереження попереднього стану значно перевищує ймовірність зміни стану.

Перехідна ймовірність при цьому не залежить від часу t , а залежить лише від номера спостереження стану (4):

$$\alpha_{i,j} = P(q_t = S_j / q_t = S_i - 1), i, j = 1, 2, \dots, k. \quad (4)$$

Вона має наступні властивості:

$$\alpha_{i,j} > 0 \text{ і } \sum_{j=1}^k \alpha_{i,j} = 1,$$

оскільки задовольняє звичайним ймовірнісним обмеженням. Це марківська модель, яка спостерігається, тому що в кожен момент часу спостерігається поточний технічний стан, який пов'язаний із конкретним діагностичним портретом. Однак при діагностуванні поряд із контролем технічного стану проводиться пошук дефекту, який здійснюється послідовністю

спостережень (перевірок). Імовірність виявлення дефекту через d спостережень $0 = \{S_{i1}, S_{i2}, \dots, S_{id}, S_{i(d+1)} \neq S_i\}$ при рівноймовірних переходах, отримаємо

$$P_i(d) = (\alpha_{i,j})^{d-1} (1 - \alpha_{i,j}). \quad (5)$$

Ця експоненційна функція є характеристикою тривалості даного стану в ланцюзі Маркова. Використовуючи $P_i(d)$, можна обчислити очікувану кількість повторень стану (6):

$$d_i = \sum_{d=1}^{\infty} d p_i(d) = \sum_{d=1}^{\infty} d (\alpha_{i,j})^{d-1} (1 - \alpha_{i,j}) = 1 / (1 - \alpha_{i,j}). \quad (6)$$

Зазначимо, що при розпізнаванні технічного стану ОД доводиться мати справу зі складним стохастичним процесом, що складається з кількох випадкових процесів, один із яких є основним і не спостерігається, тобто є прихованим (про нього можна лише судити за допомогою іншого випадкового процесу). Прихований дефект виявляється стохастичними методами, наприклад, подачею шумоподібних тестів, орієнтованих не на конкретний дефект, а на отримання реакцій від цього дефекту, а також ланцюжком послідовних спостережень діагностичних портретів, кількість яких визначається на підставі виразу (6). А це вже є прихований марківський процес, для опису якого необхідно задавати наступні елементи моделі, а саме:

1. Число прихованих станів у моделі – M . Воно визначається числом можливих дефектів структурних елементів ОД та їхньою комбінацією, оскільки будь-який із цих елементів може бути дефектним. Це число класів технічних станів A_μ , що розпізнаються, $\mu = 1, \dots, M$ – алфавіт діагностичних ознак (класів).

2. Число різних знаків спостереження N , які можуть народжуватися моделлю, тобто розмір дискретного алфавіту, який визначається числом символів у діагностичному портреті $X = \{x_i, \dots, x_n\}$.

3. Розподіл ймовірностей переходів між станами, матрицю перехідних ймовірностей $A = \{\alpha_{i,j}\}$. Тут $\alpha_{i,j} = P(S_j | S_{j-1}, \dots, S_i)$ – ймовірність події у дискретно-подійній моделі.

Вона визначає той факт, що в момент часу t_i стан СТД буде S_j за умови, що відбулися переходи $S_{\alpha 1} \wedge S_{\alpha 2} \wedge \dots \wedge S_i$. Простір станів $S_\alpha \in S$ є зв'язаний, тому що ймовірність події в момент t_j залежить від стану системи в момент часу t_i .

4. Розподіл ймовірностей появи символів спостереження в стані j :

$$B = \{b(k)\}, b(k) = P(X_k | q_t = S_j), j = 1, \dots, M, k = 1, \dots, N.$$

5. Початковий розподіл ймовірностей станів:

$$\Pi = \{\Pi_i\}, \Pi_i = P(q_1 = S_i) = P(S_1, \dots, S_{v-1}),$$

де V – число, що визначає складність станів.

Таким чином, процедура побудови прихованої марківської моделі (ПММ) полягає в наступному:

1. Вибирається початковий стан $q_1 = S_i$ відповідно до розподілу та зв'язності Π .
2. Встановлюється початковий час $t = 1 (t = t_1)$.
3. Вибирається X відповідно до розподілу ймовірностей появи символів алфавіту в стані S_i , тобто відповідно до $d_i(k)$.
4. Здійснюється перехід до нового стану $q_{t+1} = S_i$ відповідно до перехідних ймовірностей α_{ij} .

5. Встановлюється значення $t = t + 1$ і, якщо $t < T$, здійснюється перехід до кроку 3, інакше процедура закінчується.

Так, згідно з [15] еволюція технічного стану ОД в просторі станів, що мають конфігурацію $\Omega = S^T$, може бути описана із застосуванням дискретно-подійної моделі СТД у вигляді ПММ.

Для цього передбачається завдання двох параметрів моделі N і M , множини допустимих символів спостереження, а також трьох ймовірнісних заходів A, B, P , тобто $L(A, B, P)$.

Оптимальний вибір параметрів моделі $L(A, B, P)$ здійснюється під час її створення, коли вона найкраще відповідає наявним спостереженням.

При цьому має існувати послідовність спостережень, яка використовується для створення моделі. Ця послідовність спостережень є стохастичною частиною моделі, яка навчається. Процес навчання дуже важливий, оскільки під час навчання відбувається параметрична самоорганізація системи за даними спостереження, внаслідок чого створюється модель СТД, що найкраще відповідає реальному стану.

Наведена ПММ використовується для синтезу структури класифікатора, що розпізнає невідомий технічний стан.

При цьому класифікатор на заданій послідовності спостережень $0 = 0_1, 0_2, \dots, 0_T$ обчислює ймовірність появи даної послідовності для конкретної моделі $P(O/L)$.

Далі для технічного стану, що розпізнається, вибирається такий стан, для моделі якого ця ймовірність найбільша, тобто проводиться оцінка методом максимальної правдоподібності.

Дискретно-подійна модель СТД в якості ПММ є вихідною при синтезі структури НМС РТС. Послідовність спостережень технічних станів ОД сприйматиметься матрицею рецепторів, синтезованою з урахуванням розподілу ймовірностей спостереження стану $B = \{b(k)\}$.

Якщо кількість помітних символів спостереження становить N , то марківське інформаційне поле технічних станів може бути ототожнено з вершинами N -мірного куба.

Задача матриці ймовірностей появи символів спостереження полягає в редукції марківських полів, при цьому простір технічних станів може бути представлений як n -мірний евклідів простір.

Висуваються $(M + 1)$ гіпотези $H_1, H_2, \dots, H_\mu, H_{N,M}$ про належність спостережуваних станів S_n – класу технічних станів.

Таким чином, задача розпізнавання технічного стану полягає в тому, щоб за результатами спостереження прийняти одну з гіпотез H_M про стан неправильного або правильного функціонування H_{M+1} та відхилити інші.

Для цього в n -мірному евклідовому просторі станів необхідно побудувати замкнуту поверхню, що поділяє ситуацію A_1 і A_2 .

Ситуація A_2 при цьому не задовольняє гіпотезі компактності. Навчальна послідовність свідомо не міститиме достатньої для якісної моделі числа спостережень. Рішення про прийняття гіпотези ґрунтується на вектор-відношенні правдоподібності, що несе всю інформацію про гіпотези, що перевіряються. Обчислювані в класифікаторі компоненти $(M + 1)$ -мірного вектора відносин правдоподібності є критерієм, який дозволить побудувати нелінійну поверхню, що розділяється. Тоді вирішальне правило можна записати:

$$S_\alpha \in A_1, \text{ якщо } f(A_1/S) > P_\mu P(X/H_\mu); S_\alpha \in A_2, \text{ якщо } f(A_2/S) > P_\mu P(X/H_\mu), \quad (7)$$

де $f(A_2/S)$ – функція ймовірності приналежності ситуації S_α до A_1 або A_2 , яка задовольняє умову

$$f(A_2/S_0) = P_0 P(X/H_0) \text{ при } f(A_1/S) = P_0 P(X/H_0).$$

Процедура розпізнавання технічного стану полягає в обчисленні функції $f(A_1/S)$ та виборі раціональної поверхні, яка розділяється $f(A_1/S) - P_\mu P(X/H_\mu) = 0$.

Її реалізація полягає у виконанні ітеративної процедури

$$\|S_\alpha\|_{r+1}^{-1} = \|S_\alpha\|_r^{-1} + \Gamma(Z) \|A_m\|_r \|S_\alpha^*\|_r^{-1},$$

де $\|S_\alpha\|_{r+1}$ – матриця ситуацій розмірності $(r+1)$;

Z – розмірність простору станів на $(r+1)$ кроці, $Z \in M$;

$\|A_m\|_r$ – неузгодженість ситуацій;

$\|S_\alpha^*\|$ – правильне значення станів, що визначається під час спостережень.

Зазначимо, що процес розпізнавання буде ітеративним, оскільки НМС РТС необхідно постійно донавчати. У цьому ситуація $S_\alpha \in S$ описується діагностичним портретом, виходячи з символів спостереження та матриці $B = \{b(h)\}$, а зв'язок станів у матриці ситуацій $\|S_\alpha\|_{r+1}^{-1}$ розмірності $(r+1)$ – матрицею перехідних ймовірностей $A = \|\alpha_{ij}\|$ ПММ.

Крім цього якість діагностичної інформації однозначно пов'язана з кількістю діагностичних параметрів і кількістю контрольних точок. Очевидно, що для збільшення кількості діагностичної інформації $I = \log N$ необхідно збільшити кількість символів спостережень N у дискретному алфавіті ПММ. Оскільки спостереження здійснюються за допомогою зняття діагностичних портретів при фіксованому алфавіті (числі контрольних точок ОД), то для збільшення кількості діагностичної інформації необхідно збільшувати відносну ентропію діагностичного портрета:

$$H = - \sum_{i=1}^k b_i \log b_i, \quad (8)$$

де k – число контрольних точок;

b_i – ймовірність появи символів спостереження з матриці $\|B\|$ у структурі ПММ.

При цьому діагностичний портрет повинен із більшим чи меншим ступенем достовірності відображати технічний стан ОД. В ідеальному випадку є можливість визначити технічний стан по одному діагностичному портрету та одному спостереженню.

Теоретично це можливо, оскільки ймовірності появи символів спостереження b_i не рівні, отже можуть існувати такі діагностичні параметри підвищеної якості, які у одному повідомленні (діагностичному портреті) несуть всю (чи майже всю) інформацію про технічний стан ОД.

Діагностичні параметри підвищеної якості однозначно (з імовірністю близькою до одиниці) пов'язані з технічним станом. Має сенс говорити про умовну ентропію появи спостереження $0_i, i = 1, \dots, N$ при технічному стані $S_i, i = 1, \dots, M$, оскільки в структурі ПММ спостерігаються два стохастичні процеси. Ця умовна ентропія на підставі формули Шеннона запишеться наступним чином:

$$\begin{aligned}
 H(S_i 0_j) &= \sum_{i=1}^M \sum_{j=1}^N P(S_i 0_j) \log P(S_i 0_j) = - \sum_{i=1}^M \sum_{j=1}^N P(S_i) P_{S_i}(0_j) \log [P(S_i) P_{S_i}(0_j)] = \\
 &= - \sum_{i=1}^M P(S_i) \log P(S_i) \sum_{j=1}^N P_{S_i}(0_j) - \sum_{i=1}^M P(S_i) \sum_{j=1}^N P_{S_i}(0_j) \log P_{S_i}(0_j),
 \end{aligned}$$

де $P(S_i 0_j) = P(S_i, 0_j) P_{S_i}(0_j)$ – ймовірність появи спостереження 0_j , $j = 1, \dots, M$ при технічному стані S_i , $j = 1, \dots, M$;

$P_{S_i}(0_j)$ – умовна ймовірність появи символів спостереження, що визначається b_i ;

$P(S_i)$ – ймовірність технічного стану S_i .

З виразу (6) витікає, що для підвищення умовної ентропії (інформативності) спостережень необхідні неповторювані спостереження. У діагностичному портреті інформативність за деяким дефектом сприймається як визначення технічного стану, виявлене за допомогою симптомів цього дефекту. Очевидно, що максимальна інформативність матиме діагностичні портрети, зняті з максимальної кількості конкретних точок, що значно збільшує розмірність простору технічних станів. Мінімальна інформативність матиме діагностичні портрети, зняті в одній контрольній точці, проте при цьому важко приймати рішення про технічний стан (важко локалізувати місце дефекту через брак інформації про технічний стан).

Таким чином, діагностичні моделі, представлені ПММ, задовольняють концепції дискретних ланцюгів Маркова і є їх розвитком на випадок розпізнавання технічного стану. Отже, з великою ймовірністю можна використовувати математичний апарат ПММ для опису самообробних (нейроморфних) мереж, що представляють простір технічних станів ОД.

Нейромережева система розпізнавання технічного стану. Як вже було раніше зазначено, розпізнавання технічного стану визначається як комплекс задач, пов'язаних із перетворенням та обробкою вхідної інформації у вихідну. Вхідною інформацією служать портрети об'єкта контролю та діагностування (сигнали, параметри, ознаки об'єктів розпізнавання), а вихідною – прийняте рішення про віднесення об'єктів (образів), що розпізнаються, до деякого класу (діагнозу простору технічного стану). Також відомо, що розпізнавання базується на математичному апараті теорії прийняття рішення про технічний стан об'єкта контролю та діагностування, і задача розпізнавання є дискретним аналогом задачі пошуку оптимальних рішень. При цьому задача розпізнавання технічного стану може бути представлена у вигляді етапів її розв'язання (рис. 3).

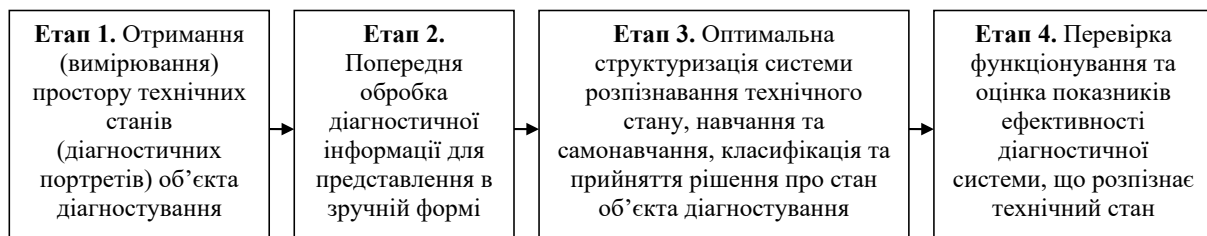


Рис. 3. Етапи вирішення задачі розпізнавання технічного стану

Так, враховуючи складність розпізнавання технічного стану мікропроцесорних систем, в технічній діагностиці вже певний час чітко проявляється тенденція щодо використання елементів та компонентів штучного інтелекту як діагностичних систем, а саме штучних нейронних мереж.

Штучні нейронні мережі – це універсальний апроксиматор [16], що складається зі взаємопов'язаної сукупності простих обчислювальних елементів – нейронів. В результаті аналізу роботи нейронних механізмів мозку може бути відбудована множина моделей, які відрізняються одна від одної вихідними концепціями, рівнем узагальнень, запропонованих спрощень тощо.

Так, згідно з [17; 18] новим витком розвитку та застосування штучних нейронних мереж стала поява ПЛІС, які своєю організацією дозволили не лише проєктувати адаптивні мікропроцесорні системи, а й апаратно-програмним шляхом реалізувати нейрони, об'єднуючи їх у мережу. Крім цього, архітектура ПЛІС дозволила за допомогою мов опису апаратури синтезувати нейронні процесори, а також реалізувати метод Built-Inself-Test (самодіагностування), шляхом розміщення нейронної мережі разом із мікропроцесорною системою на одному кристалі ПЛІС (рис. 4).

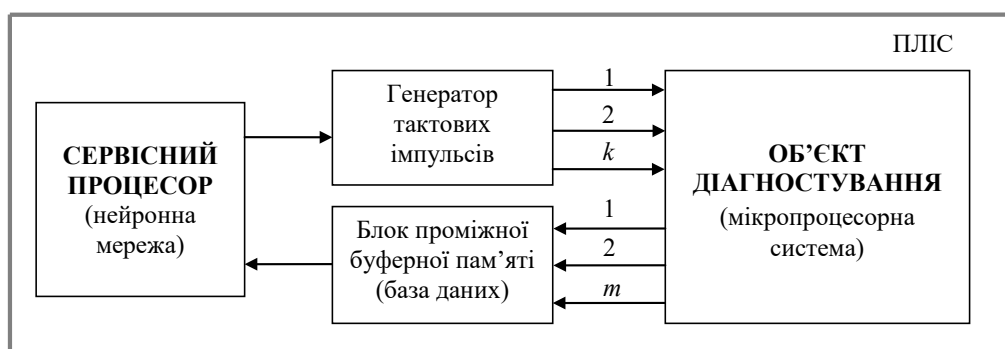


Рис. 4. Структурна схема системи самодіагностування

Зазначимо, що до складу системи самодіагностування мікропроцесорної системи входять: сервісний процесор, який формує блок тест-векторів і записує їх у генератор тактових імпульсів; блок проміжної буферної пам'яті для запам'ятовування відповідних реакцій; об'єкт діагностування. Принцип дії системи самодіагностування можемо інтерпретувати наступним чином. Генератор тактових імпульсів за сигналом сервісного процесора на основі записаного блоку тест-векторів формує тестові впливи, які через паралельні незалежні канали подаються на об'єкт діагностування. При подачі на об'єкт діагностування тестових впливів на його виходах з'являються сигнали відповідних реакцій, які в подальшому через канали фіксуються в блоці проміжної буферної пам'яті (база даних) та зчитуються сервісним процесором у вигляді векторів відповідних реакцій для подальшого аналізу. Так, у роботі [16] в якості сервісного процесора запропоновано використовувати нейронну мережу Хопфілда, фрагмент якої представлено на рисунку 5.

Таким чином, реалізована на ПЛІС система самодіагностування мікропроцесорної системи, в основі якої лежить штучна нейронна мережа, являє собою НМС РТС, принцип дії якої можемо інтерпретувати наступним чином.

У процесі розпізнавання технічного стану на вхід НМС РТС надходить діагностична інформація у вигляді набору симптомів (діагностичного портрета), що призводить до збудження нейронів. При цьому рівень збудження залежить від ймовірності зв'язку передачі збудження та визначається вагою $G_{\alpha}(K)$. І, як наслідок, на виходах нейроподібних елементів 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.

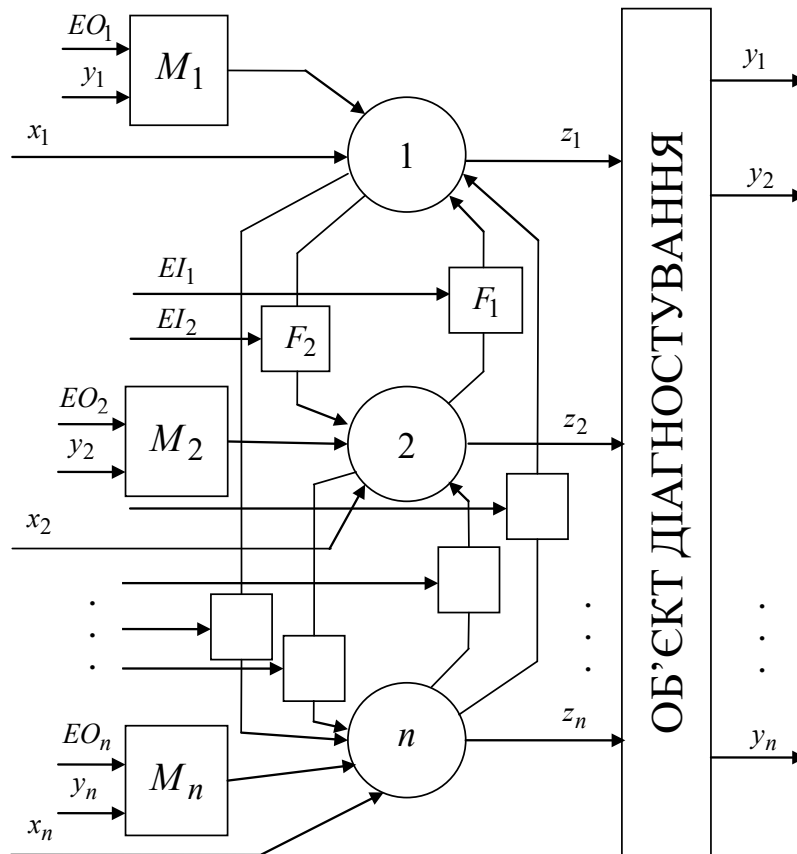


Рис. 5. Фрагмент структури генератора тактових імпульсів на нейронній мережі Хопфілда

Реакція нейрона в алгоритмі розпізнавання технічного стану визначається добутком попарних оцінок ймовірностей з виходів рецепторів та відповідних ваг синаптичних зв'язків і має вигляд:

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

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;

$G_{\alpha}(K)$ – величина ефективності синаптичного зв'язку α -входу нейрона;

U_{α} – еталонне значення α -симптомів.

При цьому $\sum_{k=1}^r d_{\alpha}(K) = 1$. В результаті на виході нейронного ансамблю формується сигнал

$$\Lambda_i(x) = \prod_{k=0}^n \prod_{\alpha=1}^r g_i(K).$$

Такі діагностичні нейронні мережі є спрощеною просторово-часовою моделлю, оскільки не враховують її нелінійність. Однак вони мають асоціативні властивості, які нагадують властивості біологічних систем. Інформація про технічний стан ОД представляється мережею пов'язаних станів-вузлів та впорядкованим поширенням активності через мережу. Це мережа одночасно активних елементів, які обробляються (станів та переходів-асоціацій), локальні взаємодії яких у часі визначають поведінку

діагностичної системи. Таку НМС РТС зручно розглядати як систему, що містить три основні частини: мережу або просторово-пов'язані стани, правила активації (збудження мережі) та правила навчання (переоцінки параметрів).

Запропонована НМС РТС складатиметься зі станів-вузлів, з'єднаних спрямованими зв'язками-асоціаціями. Діагностична модель представляється коннекціоністською моделлю, яка має справу з діагностичною інформацією та втілює ідею нейроморфного моделювання. Кожен вузол такої мережі є конкретним станом S_i з простору спостережуваних станів $S_1, S_2, \dots, S_n$. Він має певний рівень активності, що відповідає цьому вузлу на момент часу t .

Рівень активності вузла в коннекціоністській моделі відображає ступінь відповідності стану S_i послідовності спостережень O і є імовірнісною характеристикою $P(O/L)$, отриманою із ПММ $L(A, B, \Pi)$. Ця активність у кожний момент часу передається сусіднім вузлам згідно з правилом активації. Сумарна вхідна активність $(i-1)N_{i-1}(t)$, яку вузол N у кожний момент отримує від сусідніх вузлів, змінює власний рівень активності, що фіксується індикатором рівня збудження $d_\alpha(K)$. Зв'язкам у такій діагностичній моделі приписані певні характеристики їхньої сили, які використовуються при обчисленні оновлених значень активності вузлів.

Всі зв'язки від вузла N_i до вузла N_j є вагами синаптичного зв'язку $G_\alpha(K)$, отриманого на основі ймовірності переходів із ПММ – $A = \{a_{ij}\}$. Якщо активність вузла N_i прагне збільшити активність сусіднього вузла N_j , то з'єднання, що йде від вузла N_i до N_j вузла, є збуджуючим зв'язком $d_\alpha(K)=1$. І навпаки, якщо активність вузла N_i прагне зменшити чи змінює активність в N_j , то зв'язок гальмує, і відповідає $d_\alpha(K)=0$.

Правило активації є процедурою, за якою рівень активності кожного вузла змінюється залежно від впливів з боку сусідніх вузлів. Тут проявляється яскраво виражена паралельність поширення збудження по мережі та обробка всієї діагностичної інформації у вигляді локальних взаємодій між сусідніми вузлами.

Так, перші дві компоненти (мережа і правило активації) є класифікатором, третій компонент – НМС РТС – це правила навчання. Під навчанням НМС РТС розуміють всяку зміну поведінки мережі в результаті подій, що відбулися. У діагностичних моделях правила навчання зазвичай представляють процедуру параметричної самоорганізації, яка описує закономірність зміни ваги зв'язків $G_\alpha(K)$ залежно від спостережень.

У загальному вигляді структуру НМС РТС та алгоритм синтезу можемо описати виразом (9) за умови, що маємо m класів технічних станів.

$$\Lambda^{(0)} = \left\| \Lambda_i(X) = \prod_{k=1}^m \left[\prod_{k=1}^n \prod_{\alpha=1}^{\kappa} G_\alpha(K) \right] \right\| \quad (9)$$

Відповідно до (9) структура НМС РТС складатиметься з m нейронних ансамблів (мереж), кожна з яких містить $(n-1)$ нейронів, що має r зв'язків, кількість яких змінюється в процесі навчання.

Кінцевою метою НМС є розпізнавання технічного стану мікропроцесорної системи, який закінчується при ітераційному повторенні сталого стану нейронної мережі. При збіганні стану нейронної мережі зі станом для еталонної мікропроцесорної системи – мікропроцесорна система, яка діагностується, вважається справною, в іншому випадку вважається несправною. При цьому аналіз розбіжностей еталонного стану та стану

мікропроцесорної системи, яка діагностується, дає інформацію про тип і місце прояву несправності.

Таким чином, розглянутий підхід до розпізнавання технічного стану, в основі якого лежить принцип самодіагностування в сукупності з нейронною мережею, значно підвищує ефективність процесу контролю і діагностування мікропроцесорної системи та відкриває нові можливості щодо автоматизації операції знаходження місця прояву несправностей, поповнення бази даних про несправності та прийняття рішення на відновлення функціонування мікропроцесорної системи.

Висновки. Представлено підхід до вирішення проблеми розпізнавання технічного стану та розробки діагностичних моделей мікропроцесорної системи на основі їх нейронного уявлення, що поєднує приховані марківські та коннекціоністські моделі діагностування. Зазначено, що об'єднання мережевих діагностичних моделей з методами теорії штучного інтелекту дозволить розглядати множину альтернатив інтерпретації діагностичного експерименту, множину спільних симптомів, сформулювати метод розпізнавання первинних симптомів (розпізнати дефект), і, зрештою, завдяки виділенню найімовірніших рішень, підвищити ефективність процедури діагностування. Запропоновано формальний метод представлення технічного стану мікропроцесорної системи, який базується на його описі у вигляді ланцюга причинно-наслідкових зв'язків. Такі ланцюги, які реалізовані у вигляді дискретної діагностичної моделі, є втіленням розробленого дискретно-подійного методу, що допускає детерміновано-стохастичну постановку задачі розпізнавання технічного стану мікропроцесорної системи.

Подальшим напрямом наукових досліджень є проектування в базисі ПЛІС відмовостійких мікропроцесорних систем із вбудованою системою контролю та діагностування з елементами штучного інтелекту, реалізуючи при цьому концепцію «Embedded System – вбудована система та System on Chip – система на кристалі».

СПИСОК ВИКОРИСТАНИХ ДЖЕРЕЛ

1. Локазюк В. М., Поморова О. В., Домінов А. О. Інтелектуальне діагностування мікропроцесорних пристроїв та систем: навч. посіб. для вузів. К.: «Такі справи», 2001. 286 с.
2. 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>.
3. Локазюк В. М. Тестове комбіноване діагностування персональних комп'ютерів / В. М. Локазюк, О. М. Заєць // *Вимірювальна та обчислювальна техніка в технологічних процесах: Зб. наук. пр. Хмельницький: ТУП, 2000. С. 160–163.*
4. Сакович Л. М., Глухов С. І., Бабій О. С., Гальоса А. О. Методика фізичного діагностування цифрових пристроїв об'єктів радіоелектронної техніки // *Системи озброєння і військова техніка*. 2020. № 2 (62). С. 93–101.
5. Глухов С. І. Порівняльний аналіз методологій технічного діагностування радіоелектронної техніки / С. І. Глухов, Л. М. Сакович, О. С. Бабій, А. О. Гальоса // *Scientific Collection «InterConf»*, (128): 13th International Scientific and Practical Conference «Science and Practice: Implementation to Modern Society», Manchester, Great Britain, 16-18 October 2022: proceedings. Manchester: Peal Press Ltd., 2022. P. 229–234.
6. Кузавков В., Янковський О., Болотнюк Ю. Обґрунтування вибору показників оцінки ефективності функціонування автоматизованої системи контролю // *Сучасні інформаційні технології у сфері безпеки та оборони*. 2022. № 44. С. 21–27. URL: <https://doi.org/10.33099/2311-7249/2022-44-2-21-27>.
7. Бабокин Г. И., Шпрехер Д. М. Применение нейронных сетей для диагностики электромеханических систем // *Горный информационно-аналитический бюллетень (научно-технический журнал)*. 2011. № S4. С. 132–139.

8. 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>.
9. Герасимов Б. М. Інтелектуальні системи підтримки прийняття рішень / Б. М. Герасимов, В. М. Локазюк, О. Г. Оксіюк, О. В. Поморова. К: Вид-во Європ. ун-ту, 2007. 335 с.
10. Shtanenko S., Samokhvalov Y., Toliupa S., Silko O. An Approach to Restore the Proper Functioning of Embedded Systems Due to Adverse Effects. In: Luntovskyy A., Klymash M., Melnyk I., Beshley M., Schill A. (eds) Digital Ecosystems: Interconnecting Advanced Networks with AI Applications. TCSET 2024. Lecture Notes in Electrical Engineering, vol 1198. Springer, Cham. URL: https://doi.org/10.1007/978-3-031-61221-3_28.
11. Mubaraali L., Kuppuswamy N., Muthukumar R. Intelligent fault diagnosis in microprocessor systems for vibration analysis in roller bearings in whirlpool turbine generators real time processor applications // Microprocessors and Microsystems. 2020. Vol. 76. ISSN 0141-9331. URL: <https://doi.org/10.1016/j.micpro.2020.103079>.
12. Штаненко С. С., Самохвалов Ю. Я., Толюпа С. В. Підхід до визначення технічного стану мікропроцесорних систем реалізованих на програмно-реконфігураційній логіці // Збірник наукових праць ВІТІ «Системи і технології зв'язку, інформатизації та кібербезпеки». 2023. № 4. С. 110–123.
13. Лукова-Чуйко Н. В. Методи інтелектуального розподілу даних в системах виявлення мережеских вторгнень та функціональна стійкість інформаційних систем до кібератак / Н. В. Лукова-Чуйко, С. В. Толюпа, В. С. Наконечний, М. М. Браїловський: монографія. К.: Формат, 2021. 370 с.
14. Toliupa S., Shtanenko S., Silko O., Khusainov P., Kulko A. An Approach to Restore the Proper Functioning of Embedded Systems Due to Cyber Threats. 2023. CEUR Workshop Proceedings, 3624. P. 301–316.
15. Theodor Freiheit. A discrete state Markov chain model and decomposition solution method for the transient behaviour of buffered long serial transfer lines // Journal of Manufacturing Systems. 2023. Vol. 68. P. 493–507. ISSN 0278-6125. URL: <https://doi.org/10.1016/j.jmsy.2023.05.010>.
16. Герасимов Б. М. Інтелектуальні системи підтримки прийняття рішень: навч. посіб. для студ. вищ. техн. навч. закл. / Б. М. Герасимов [та ін.]; Європейський ун-т. К.: Вид-во ЄУ, 2007. 335 с.
17. Палагин А. В. Особенности проектирования компьютерных систем на кристалле ПЛИС / А. В. Палагин, Ю. С. Яковлев // Науковий журнал «Математичні машини і системи». 2017. № 2. С. 3–14. ISSN 1028-9763.
18. Samokhvalov Y., Toliupa S., Buchyk S., Shtanenko S. Design of Robotic Systems in the Basis of CAD Intel Quartus Prime. 2021 IEEE 3rd International Conference on Advanced Trends in Information Theory (ATIT). Kyiv, Ukraine, 2021. P. 179–183. DOI: 10.1109/ATIT54053.2021.9678857.
19. Толюпа С., Самохвалов Ю., Хусаїнов П., Штаненко С. Самодіагностування як спосіб підвищення кіберстійкості термінальних компонентів технологічної системи // Електронне фахове наукове видання «Кібербезпека: освіта, наука, техніка». 2023. № 2 (22). С. 134–147.