

Надійшла 9.5.2010 р.

УДК 004.3.: 004.891.3

Д.М. МЕДЗАТИЙ, М.О. КІЗЮН
Хмельницький національний університет

НАПРЯМКИ ІНТЕЛЕКТУАЛІЗАЦІЇ ПРОЦЕСУ ПРОГНОЗУВАННЯ ПРАЦЕЗДАТНОСТІ КОМП'ЮТЕРНИХ СИСТЕМ

В статті розглянуто методи прогнозування стану складних технічних об'єктів та досліджено можливість їх застосування щодо комп'ютерних пристроїв та систем. Проведено аналіз доцільності використання компонентів штучного інтелекту в процесі прогнозування технічного стану комп'ютерних пристроїв та систем. Запропоновано варіанти модифікації моделей комп'ютерних пристроїв та систем як об'єктів прогнозування.

This paper reviews methods of forecasting of complex technical objects and study their applicability to computer devices and systems. Analyzed the feasibility of using artificial intelligence components in the prediction of technical state of computer devices and systems. Propose to use modified model of computer systems in intelligent systems of forecasting.

Ключові слова: прогнозування, комп'ютерні системи, штучний інтелект.

Вступ

Широке використання обчислювальних засобів, зокрема комп'ютерних систем (КС), у різних галузях діяльності людини робить задачу забезпечення їх надійності актуальною. Цілком зрозуміло, що засоби забезпечення відповідного рівня надійності КС різняться з огляду на галузь застосування, покладені функції та рівень значущості рішень, які приймаються автоматизованими системами. Використання КС у критичних галузях зобов'язує проектувальників використовувати інформаційну, структурну або часову надлишковість, що незважаючи на додаткові апаратні затрати дає значне підвищення рівня надійності кінцевих систем [1].

Однак, менш критичні галузі діяльності людини, в яких застосовується комп'ютерна техніка теж вимагають певного рівня надійності та гарантоздатності. Разом з тим, використання надлишковості у таких системах не є виправданим кроком, оскільки це значно підвищує вартість кінцевої системи. В цьому випадку достатньо ефективним засобом забезпечення надійності КС є прогнозування їх технічного стану.

Сучасні комп'ютерні засоби мають ряд принципових особливостей, які вирізняють їх серед решти складних технічних об'єктів, для яких розроблено класичні методи прогнозування. Необхідно визначити особливості КС як об'єктів прогнозування та дослідити існуючі методи прогнозування технічного стану складних об'єктів на предмет доцільності їх застосування до сучасних комп'ютерних засобів.

Взявши до уваги те, що процес діагностування КС є важкоформалізованою задачею [2], а прогнозування є однією з задач технічної діагностики [1], логічно припустити, що процес прогнозування працездатності сучасних КС також є важкоформалізованою задачею. В цьому випадку, при пошуку нових підходів до прогнозування працездатності КС є сенс провести аналіз компонентів теорії штучного інтелекту, з метою виявлення доцільності їх застосування для підвищення ефективності процесу прогнозування.

Отже, метою даної роботи є виявлення та аналіз особливостей сучасних КС як об'єктів прогнозування, дослідження відомих методів прогнозування стану складних технічних об'єктів та аналіз можливості використання компонентів штучного інтелекту для підвищення ефективності процесу прогнозування працездатності КС.

Аналіз досліджень та публікацій

На нашу думку, в дослідженнях та літературних джерелах приділяється недостатньо уваги прогнозуванню технічного стану КС, хоча розв'язок цієї задачі є дуже важливим для забезпечення високих показників ефективності та надійності. Більшість публікацій присвячені розв'язанню задач діагностування та забезпечення надійності і гарантоздатності КС [3, 4, 5]. Разом з тим, прогнозування є третьою задачею технічної діагностики, і без розв'язку цієї задачі наступний вихід з ладу об'єкта діагностування є непередбачуваним у часі. В сучасних складних автоматизованих системах управління та керування технологічними процесами згадана непередбачуваність є неприпустимою і веде до значних фінансових втрат, знижуючи загальну надійність системи.

В останні роки, у вітчизняних та зарубіжних виданнях опубліковано ряд робіт присвячених використанню інтелектуальних компонентів при розв'язанні задачі прогнозування. У [6] описано принцип використання штучних нейронних мереж для індивідуального прогнозування стану радіоелектронних компонентів, який не може бути застосований при прогнозуванні технічного стану КС. Дана робота не містить загальної методології прогнозування працездатності, а скоріше зорієнтована на демонстрацію використання компонентів штучного інтелекту для розв'язку різних задач. В роботі [7] описано метод використання штучних нейронних мереж для ідентифікації стану КС та визначення напрямку його зміни. У

[8] авторами запропоновано нейромережний метод прогнозування працездатності мікропроцесорних засобів. В роботах [6, 7, 8] основним засобом прогнозування є штучні нейронні мережі, можливість використання інших компонентів теорії штучного інтелекту не розглядається, тому, на нашу думку, дослідження щодо доцільності використання інших компонентів штучного інтелекту в процесі прогнозування працездатності КС є актуальними.

Особливості сучасних КС як об'єктів прогнозування

Серед тенденцій у проектуванні та виготовленні компонентів сучасних КС, які призводять до особливостей КС як об'єктів прогнозування, можна виділити наступні: постійно зростаючий ступінь інтеграції компонентів, значне зростання тактових частот, використання інтегрованих компонентів, паралелізм, використання інтелектуальних технологій, використання вбудованих засобів діагностування та контролю стану апаратних складових системи, зростання значимості програмної частини обчислювальних систем пов'язані зі зростанням складності виконуваних функцій.

Перераховані особливості призводять до ускладнення процесу прогнозування працездатності сучасних КС, зокрема виникають наступні проблеми: проблема отримання вихідних даних про стан компонентів КС (ускладнення доступу до внутрішніх точок, значна питома вага динамічних несправностей та ін.), проблема визначення законів зміни стану системи, проблема кореляції зміни технічного стану системи зі зміною контрольованих параметрів, проблема впливу на технічний стан об'єкта прогнозування випадкових процесів та подій. Крім описаних проблем, кожен конкретний метод прогнозування вносить свої особливості, що призводить до розширення списку проблем пов'язаних із особливостями сучасних КС.

Аналіз методів прогнозування стану складних технічних об'єктів

Методи прогнозування є сенс розглядати у складі трьох основних груп: евристичні методи, математичні методи часової екстраполяції, математичні методи просторової екстраполяції.

Евристичне прогнозування в основному полягає в інтуїтивному виборі найважливіших та вирішальних обставин. Інтуїція полягає у підсвідомому порівнянні всіх варіантів, за допомогою чого все несуттєве та неважливе відкидається. Хоча експерт не завжди розуміє технології евристичного прогнозування, воно дає непоганий результат. Результати евристичного прогнозування – різні види експертних оцінок. Широко використовуються оцінки найбільш імовірного значення параметру, що прогнозується, а також оцінки можливих меж цього параметру.

Розрізняють методи індивідуальних експертних оцінок (інтерв'ю та аналітичні експертні оцінки) та методи колективних експертних оцінок (метод комісій, колективної генерації ідей, матричний метод та інші) [9]. Евристичні методи є суб'єктивними і можуть використовуватись тільки тоді, коли існують експерти, досконало знайомі з областю прогнозування.

Математичні методи часової екстраполяції, умовно, залежно від математичного апарату, що використовується та цільового направлення, поділяють на три групи: методи аналітичного прогнозування, методи імовірнісного прогнозування та методи статистичної класифікації.

При використанні методів аналітичного прогнозування контрольований процес, який характеризує стан, представляється у вигляді багатомірної функції $Q(x_1, x_2, \mathbf{K}, x_n)$, яка відслідковується в період часу від 0 до t_n , внаслідок чого визначаються відомі значення цієї функції $Q(t_0), Q(t_1), \mathbf{K}, Q(t_n)$, відповідно, в моменти часу $t_0, t_1, \mathbf{K}, t_n \in T_1$. Необхідно визначити значення цієї функції $Q(t_{n+1}), Q(t_{n+2}), \mathbf{K}, Q(t_{n+m})$ в моменти часу $t_{n+1}, t_{n+2}, \mathbf{K}, t_{n+m} \in T_2$. Дану задачу можна розв'язувати, як в явному вигляді, визначаючи $Q(x, t)$, так і непрямим шляхом, знаходячи кожен параметр x_s , а тоді вже $Q(x, t)$. Однак, така постановка задачі вірна лише за умови, коли значення $Q(x, t_0), Q(x, t_1), \mathbf{K}, Q(x, t_n)$ зумовлюють величини $Q(x, t_{n+1}), Q(x, t_{n+2}), \mathbf{K}, Q(x, t_{n+m})$, тобто процес зміни технічного стану має бути «інформативним» у часі [10]. До групи методів аналітичного прогнозування відносять градієнтний метод, операторний метод, метод узагальненого параметру та ін.

Методи імовірнісного прогнозування пов'язані із визначенням імовірності невиходу процесу за встановлені межі. До методів імовірнісного прогнозування відносяться: метод статистичного градієнта, метод, що використовує критерій Байєса, метод статистичної регресії та інші.

Методи статистичної класифікації передбачають віднесення апаратури, стан якої прогнозується, до одного з часових, параметричних чи інших класів. Задача прогнозування формулюється наступним чином [10]: нехай, в момент часу t_0 , чи в обмежений початковий період часу, отримані параметри апаратури, технічний стан якої прогнозується $x_1, x_2, \mathbf{K}, x_k$, які характеризують функцію стану $Q(x)$. Необхідно за сукупністю параметрів x_s , координат багатомірної функції $Q(x)$ прийняти рішення про віднесення апаратури до того чи іншого класу R_l . В процесі навчання встановлюється, які вектори $x = x_1, x_2, \mathbf{K}, x_k$ формують клас з запасом працездатності R_1 , які – з запасом працездатності R_2 і т.д. Тобто, виконуючи статистичну та імовірнісну обробку векторів $x \in R_1, x \in R_2, \mathbf{K}$, всередині кожного класу можна описати $R_l, l = 1, 2, \mathbf{K}, m$ за допомогою еталонного вектора $x_{1e}, x_{2e}, \mathbf{K}, x_{me}$ чи функції щільності розподілу

$f_1(x), f_2(x), \mathbf{K}, f_m(x)$. Залежно від того, як описані класи, чи як того вимагає постановка задачі, вектори ξ класифікують детермінованими чи імовірнісними методами.

Як в методах аналітичного, так і в методах імовірнісного прогнозування, екстраполяція функції часу закладена у явному вигляді. Це значно ускладнює задачу прогнозування, оскільки необхідність використання достатньої кількості прогностичних параметрів (менша їх кількість зменшує достовірність прогнозу) призводить до отримання громіздких функцій, які складно використовувати на практиці. Не враховується також різнотипність параметрів, обов'язковою умовою є часте діагностування об'єкту прогнозування, з метою визначення зміни параметрів, оскільки, саме їх зміна і є основою процесу прогнозування. Натомість, методи статистичної класифікації вільні від недоліків методів аналітичного та імовірнісного прогнозування, які обмежують можливість їх використання в системах прогнозування технічного стану МПП. Методи статистичної класифікації не вимагають постійного контролю об'єкта прогнозування (достатньо одного знімання прогностичних параметрів), відповідно, необов'язковим є накопичення інформації про минулі стани системи (множина векторів X). Один раз навчивши систему прогнозування, можна використовувати її практично без змін.

Просторова екстраполяція пов'язана з прогнозуванням в просторі характеристик та полягає в оцінці значень векторного поля за окремими спостереженнями. Задача просторової екстраполяції характеристик технічного стану складного об'єкта формулюється наступним чином. Нехай є скінчена множина ситуацій – точок у просторі ситуацій X , де визначені певні рішення Y . Тобто існує множина векторів $\{Z\}_{i=1}^n$, де $Z_i = [X_i, Y_i]$, $i = 1, \dots, n$. Компоненти вектора X характеризують параметри ситуації, що спостерігається. До них входять параметри технічного стану системи в момент спостереження, фактори прогнозного фону та керуючі дії. Компоненти вектора Y характеризують прогностичні параметри технічного стану системи. Тоді задача просторової екстраполяції буде полягати в оцінці компонентів вектора Y_{n+1} з врахуванням знання

X_{n+1} в ситуації Z_{n+1} , інформація про це у неявному вигляді закладена в множині $\{Z\}_{i=1}^n$. Розв'язання задачі прогнозування в такій постановці може розглядатися як результат n спостережень невідомої функції $Y = F(X)$, де: $Y = (y_1, \dots, y_m)$ – вектор прогностичних параметрів технічного стану складного об'єкта; $X = (x_1, \dots, x_k)$ – вектор поточних параметрів технічного стану, факторів прогнозного фону. Відповідно, задача побудови прогнозованої моделі зводиться до відновлення невідомої векторної функції F векторного аргументу X за скінченою кількістю спостережень. Вибір способу вирішення залежить від кількості наявної інформації про відновлювальну функцію.

Математичні методи потребують наявності чітко сформульованої математичної моделі поведінки параметрів технічного стану об'єкта прогнозування. Вибір та обґрунтування математичної моделі є вузловим питанням даних методів. Часто це нетривіальна задача, що потребує спеціальних досліджень. Задача оцінки невідомих параметрів моделі значно ускладнюється, якщо інформація про динаміку параметрів технічного стану системи є недостатньою. За допомогою більшості математичних методів не можна спрогнозувати стрибки значень параметрів технічного стану, тобто різку якісну зміну технічного стану. Суттєвим недоліком є також необхідність тривалого дослідження історії функціонування системи для побудови точної прогностичної моделі. При цьому інформація іншого роду на початковому етапі функціонування системи прогнозування не використовується.

Отже, аналізуючи особливості сучасних КС та наявні методи прогнозування, можна зробити висновок, що їх використання є недоцільним внаслідок наступних факторів: громіздкість математичних виразів, не враховується особливості сучасних КС (взаємозв'язок компонентів, програмна частина та інше), для ефективної роботи методів необхідний доступ до внутрішніх точок схеми, що не завжди можливо реалізувати, велика кількість методів розроблена для прогнозування надійності пристроїв на етапі виробництва, і не підходять для періоду експлуатації, орієнтація на електро-фізичні параметри та задані функції надійності компонентів.

Використання компонентів штучного інтелекту в процесі прогнозування працездатності КС

На сучасному етапі розвитку теорії штучного інтелекту (ШІ) її компоненти отримали практичне застосування у багатьох галузях, де необхідно швидко розв'язати важкоформалізовані задачі. Причому, використовуються системи як для підтримки прийняття рішень (в цьому випадку останнє слово лишається за оператором), так і в автономному режимі, коли система самостійно приймає остаточне рішення.

Що стосується технічної діагностики і, зокрема, прогнозування стану КС, то, на нашу думку, найбільш виправданим з точки зору ефективності є використання таких компонентів теорії ШІ, як штучні нейронні мережі, експертні системи (ЕС), нечітка логіка (нечіткий висновок).

Штучні нейронні мережі (ШНМ) є досить ефективним засобом прогнозування не тільки в галузі технічної діагностики, але й у інших галузях. Щодо прогнозування працездатності КС, то використання ШНМ для розв'язання цієї задачі описано у [7, 8]. В даних роботах запропоновано методики підготовки даних, вибору архітектури та структури ШНМ, доведено ефективність використання ШНМ у процесі прогнозування працездатності КС. Використання ШНМ в якості засобу прогнозування дозволяє значно підвищити ефективність методів статистичної класифікації та градієнтних методів, які є базовими в даному випадку. Процес прогнозування при реалізації нейромережного підходу поділяється на два етапи. Перший етап

– навчання ШНМ. Ефективність навчання напряму залежить від якості та повноти вихідних даних. Саме якість вихідних даних є вирішальною для кінцевого прогнозу при використанні ШНМ. Другий етап – безпосередньо прогнозування. Для проведення прогнозування необхідно зафіксувати поточні показники технічного стану, подати їх на вхід мережі та отримати вихідні значення, які і будуть результатом прогнозування.

В цілому використання нейромереж в процесі прогнозування дає змогу підвищити його точність і достовірність за рахунок таких властивостей ШНМ: здатність робити багато параметричний прогноз, враховуючи емерджентність процесів, що прогноуються; можливість прогнозування стрибків та подій, що не спостерігалися раніше у навчальній вибірці; нечутливість до нестачі апріорної інформації; здатність до донавчання; здатність розв'язувати важко формалізовані задачі, зокрема виявлення прихованих аналогій у вихідних даних; можливість обробки даних, що представлені у різнотипних шкалах. Разом з тим, запропоновані підходи мають і недоліки, наприклад, у роботі [8] використовуються дані лише про поточний технічний стан і не враховано інформацію про зміну технічного стану. Тому, дослідження в даному напрямку необхідно продовжувати.

На відміну від ШНМ, використання експертних систем та нечіткої логіки в процесі прогнозування є недослідженим. На сьогодні, досліджено та запропоновано методики використання експертних систем в технічній діагностиці. Експертні системи використовуються для розв'язку задач перевірки працездатності об'єкта діагностування та пошуку дефектних компонентів. Використання ЕС в процесі прогнозування можливе на різних стадіях як окремо, так і сукупно з ШНМ та апаратом нечіткого висновку.

Принциповою перевагою використання експертних систем в процесі прогнозування є їх можливість на пряму, без адаптації, використовувати евристичні методи прогнозування. Знання та досвід експертів з прогнозування працездатності КС можуть використовуватись, накопичуватись та доповнюватись засобами ЕС. На сьогодні, експертні системи є одним з найбільш досліджених та компонентів теорії штучного інтелекту, що використовуються. Існуючі засоби розроблення ЕС дозволяють швидко створювати якісні програмні продукти, здатні опрацювати великі бази знань та формувати логічний висновок.

Використання експертних систем при прогнозуванні працездатності КС дає ряд переваг перед ШНМ, зокрема, знання експертів мають такі властивості, як правило, стосуються КС в цілому, а не конкретної конфігурації, тому їх можна узагальнювати; можуть використовуватись для формування класів КС; містять нечітку інформацію, яка може оброблятися апаратом нечіткої логіки та підвищувати достовірність прогнозування; можуть вказувати на ступінь значимості подій, що дозволяє робити прогноз навіть у випадку відсутності менш значимої інформації про об'єкт прогнозування та інше. Крім переваг, використання ЕС має і недоліки: збільшений час отримання прогнозу (система опитує користувача), підвищені вимоги до кваліфікації користувача, обмеженість автоматизації процесу прогнозування та таке інше. Однак, більшість недоліків є незначними, наприклад, збільшення часу прогнозування не є суттєвим, оскільки прогноз не є оперативним, і термін, на який робиться прогноз в значній мірі перевищує час необхідний на його отримання.

Перераховані переваги ЕС прогнозування робото здатності вказують на доцільність проведення додаткових досліджень в даному напрямку з метою порівняння ефективності використання ЕС та ШНМ прогнозування.

Модифікована модель КС як об'єкту прогнозування

Ефективність інтелектуальних методів прогнозування працездатності КС залежить від адекватності та повноти моделі об'єкта прогнозування (ОП). Слід зазначити, що внаслідок використання різних принципів отримання прогнозів при використанні різних компонентів штучного інтелекту, до об'єкту прогнозування висуваються особливі вимоги, що унеможливило використання однієї моделі.

Розглянемо один з варіантів модифікації моделі КС як об'єкту прогнозування для використання у ЕС. За базову модель візьмемо модель ОП, яка використовувалась у нейромережному методі, описаному в [8]: $M_{ОП} = \langle M_{ВФ}, M_{УЕ}, M_{К}, P_{заг}, P_{конкр}^j \rangle$, де $M_{ВФ}$ – множина виконуваних функцій; $M_{УЕ}$ – множина показників умов експлуатації; $M_{К}$ – множина компонентів, з яких складається ОП; $P_{заг}$ – матриця загальних та системних характеристик ОП; $P_{конкр}^j$ – матриця параметрів конкретного ОП, визначених у час t_j . В запропонованій моделі множини $M_{ВФ}$, $M_{УЕ}$ та $M_{К}$ визначають клас об'єктів, для прогнозування працездатності яких буде використовуватись одна і та ж штучна нейронна мережа (ШНМ). Матриці $P_{заг}$ та $P_{конкр}^j$ – визначають вихідні параметри, що будуть подаватися на входи ШНМ прогнозування. Серед недоліків даної моделі можна виділити наступні: технічний стан ОП визначається тільки в один (поточний) момент і повністю відсутня інформація про динаміку зміни технічного стану. Для часткового виправлення цього недоліку пропонується розширити модель ОП, ввівши додатково матрицю $P_{конкр}^{worst}$, яка буде відображати найгірші значення параметрів та час їх досягнення. Оскільки нейромережний метод прогнозування передбачав використання однієї ШНМ для прогнозування працездатності будь-якого ОП заданого класу, то існувала необхідність подавати на входи мережі значення параметрів, які не змінювались з часом, а лише характеризували ОП ($P_{заг}$). ЕС прогнозування буде вільною від цього обмеження, вона

надає можливість експертам задати фіксовані класи об'єктів, а користувачам спростити процедуру віднесення КС до певного класу. Це дає можливість винести за рамки моделі процедуру формування класів.

Тоді модифікована модель буде мати вигляд: $M'_{OP} = \langle CL, P_{конкр}^j, P_{конкр}^{worst} \rangle$, де CL – множина допустимих класів КС, $P_{конкр}^j$ – матриця конкретних значень технічних параметрів КС в поточний момент часу, $P_{конкр}^{worst}$ – матриця найгірших значень прогностичних параметрів за весь час роботи КС. Така модель, є більш зручною для використання у ЕС прогнозування працездатності КС.

Висновки

Проведений аналіз особливостей КС як ОП та аналіз відомих методів прогнозування стану складних технічних об'єктів вказують на те, що задача прогнозування працездатності КС є важкоформалізованою. Для її розв'язання доцільно скористатись компонентами теорії штучного інтелекту. Найбільш дослідженим компонентом щодо використання у системах прогнозування є ШНМ. Разом з тим, незважаючи на достатню ефективність ЕС, в задачах прогнозування їм не приділено належної уваги. Тому доцільним та актуальним є продовження досліджень в даному напрямку

Література

1. Локазюк В. М. Надійність, контроль, діагностика і модернізація ПК: [навч. посібник для вузів] / За ред. В. М. Локазюка, Савченко Ю. Г. – К.: Академія (Альма-матер), 2004. – 375 с.
2. Локазюк В.М. Інтелектуальне діагностування мікропроцесорних пристроїв та систем: [навч. посібник для вузів] / Локазюк В.М., Поморова О.В., Домінов А.О. – К.: Такі справи, 2001. – 286 с.
3. Поморова О.В. Теоретичні основи, методи та засоби інтелектуального діагностування комп'ютерних систем: [монографія] / О.В. Поморова– Хмельницький: Тріада-М, 2007. – 252 с.
4. Локазюк В. М. Інтелектуальні методи та засоби діагностування комп'ютерних систем / В. М. Локазюк // Проблеми інформатизації та управління: збірник наукових праць. – К.: НАУ. – 2008. – Вип. 1 (23). – С. 207 – 214.
5. Kharchenko V.S. Dependable Computing Systems: Problems and Results // Aviation and Space Technik & Technology, 2005, Num.1. – P.212-235.
6. Дубровин В.И. Индивидуальное прогнозирование надежности изделий электронной техники на основе нейронных сетей / Дубровин В.И., Субботин С.А. // Труды VII Всероссийской конференции "Нейрокомпьютеры и их применение". – М.: ИПУ РАН, 2001. – С. 228– 231.
7. Pomorova O. "Integration of Artificial Neural Networks for Identification of Computer Systems States" // Computing Vol. 5, Issue 2, 2006, pp. 31-42.
8. Victor Lokazyuk, Dmitro Medzatiy Neural Network Approach to Forecast Working Capacity of Microprocessor and Digital Devices. – Збірник праць за результатами роботи МНПК "ACSN-2007", 1, № 1, 2007. – С.94-99.
9. Назаров А.В. Нейросетевые алгоритмы прогнозирования и оптимизации систем / Назаров А.В., Лоскутов А.И. – СПб.: Наука и Техника, 2003. – 384 с.
10. Гаскаров Д.В. Прогнозирование технического состояния и надежности радиоэлектронной аппаратуры / Гаскаров Д.В., Голинкевич Т.А., Мозгалевский А.В. – М.: Сов. Радио, 1974. – 224 с.

Надійшла 14.5.2010 р.

УДК 004.832.34

Р. Б. ДУНЕЦЬ, Є. Г. ГНАТЧУК, С. В. РЯБИЙ
Хмельницький національний університет

ДОСЛІДЖЕННЯ МЕТОДІВ ТА ЗАСОБІВ ІНТЕЛЕКТУАЛЬНОГО ДІАГНОСТУВАННЯ КОМП'ЮТЕРНИХ ЗАСОБІВ З ВИКОРИСТАННЯМ АПАРАТУ НЕЧІТКОЇ ЛОГІКИ

В статті розглянуто методи і засоби надання та опрацювання діагностичної інформації на основі нечіткої логіки в інтелектуальних системах діагностування комп'ютерних засобів.

The article consider of the methods and means of presentation and treatment of fuzzy diagnostic information in the intellectual diagnosis systems of computer devices.

Ключові слова: інтелектуальні системи технічного діагностування, діагностична інформація, база знань, комп'ютерні засоби, нечітка логіка.

Вступ. Комп'ютерні засоби є складними системами, складовими яких є елементи та компоненти, побудовані на інтегральних схемах високого та надвисокого ступеня інтеграції. Програмна складова КЗ містить системні програмні додатки на мовах кількох рівнів, які можуть мати дефекти, що теж суттєво