

УДК 004.896

**О.В. ПОМОРОВА***Хмельницький національний університет, Україна***АПРІОРНА ДІАГНОСТИЧНА ІНФОРМАЦІЯ В СТРУКТУРІ  
НЕЙРОМЕРЕЖНИХ ЕКСПЕРТІВ ІДЕНТИФІКАЦІЇ СТАНУ  
КОМПОНЕНТІВ КОМП'ЮТЕРНИХ СИСТЕМ**

Описано спосіб внесення апріорної діагностичної інформації про надійнісні характеристики компонентів комп'ютерних систем у структуру штучних нейронних мереж ідентифікації стану компонентів.

**діагностування, комп'ютерна система, персептрон, функція активації, нейромережний експерт, ідентифікація**

**Вступ**

Визначальною вимогою на етапі експлуатації комп'ютерних систем (КС) є забезпечення надійності їх функціонування. Вихід з ладу КС та втрати інформації через їх несправності призводять до значних економічних збитків. Наприклад, за даними компанії ONTRACK, година простоювання КС через несправності для однієї з фірм, що займалася поштовими перевезеннями, призвела до збитків у 28 тис. доларів, а для брокерської компанії – у 645 тис.

Основними причинами виходу з ладу КС і втрат інформації на етапі експлуатації є :

56% – несправності апаратного та помилки системного програмного забезпечення;

26% – помилки користувачів;

9% – помилки у прикладному програмному забезпеченні;

7% – комп'ютерні віруси;

2% – природні катаклізми [1].

Отже, незважаючи на гарантії виробників та технічне обслуговування КС, несправності апаратного та системного програмного забезпечення були і залишаються вагомою причиною економічних збитків.

Одним із засобів уточнення надійнісних характеристик КС та їх компонентів на етапі експлуатації є технічне діагностування. Основною проблемою ор-

ганізації процесу діагностування КС є зростання вартості виявлення несправних компонентів КС на порядок при переході з нижчих рівнів на більш високі (НВІС – плата – КС) [2]. На сьогодні технічне обслуговування КС складає біля 50% їх вартості, що вказує на необхідність удосконалення існуючих та розроблення нових методів та засобів діагностування.

Для вирішення проблеми організації та підвищення ефективності процесу діагностування КС на етапі експлуатації доцільним є використання компонентів штучного інтелекту, зокрема, штучних нейронних мереж (ШНМ), генетичних алгоритмів, експертних систем і т.ін. [3 – 5]. Вони забезпечують врахування особливостей експлуатації КС та використання досвіду спеціалістів-діагностів у процесі діагностування.

**Нейромережні експерти ідентифікації  
стану компонентів КС**

Одним із сучасних підходів до вирішення задачі діагностування є використання нейромережних технологій для кластеризації та ідентифікації несправностей КС та їх компонентів [6, 7].

Нейромережним екпертом ідентифікації називатимемо ШНМ, котра вирішує задачу ідентифікації стану компонентів КС.

У якості нейромережних експертів ідентифікації

розглядатимемо тришарові перцептрони. Їх використання можливе за умови наявності достатніх об'ємів даних моніторингу станів компонентів КС та експертних оцінок цих станів для формування навчальних та тестових вибірок.

Елементами вхідного вектора перцептрона  $X = \{x_1, \dots, x_R\}$  є значення тих параметрів та характеристик компонента КС, котрі мають взаємозв'язок із станом цього компонента. Результатом функціонування перцептрона є ідентифікація стану компонента КС – справного чи несправного (типу його несправності).

Архітектура нейромережного експерта задовольняє такі структурні вимоги:

1) розмір вхідного шару визначається кількістю  $R$  параметрів та характеристик, що описують стан компонента КС;

2) розмір вихідного шару визначається кількістю  $S$  станів – справний та типи несправностей компонента КС, котрі ідентифікує нейромережа;

3) мережа є повнозв'язною;

4) кількість нейронів  $U$  внутрішнього шару обемо на основі евристичної оцінки наступним чином: послідовно моделюються перцептрони з  $q, q+1, q+2, \dots$  нейронами у внутрішньому шарі і для них визначаються залежності середньоквадратичної помилки на навчальній і тестовій вибірках від кількості нейронів у внутрішньому шарі. Обирається перцептрон з оптимальними характеристиками.

Навчання перцептрона здійснюється «з учителем» за алгоритмом оберненого поширення помилки [8]. Нехай для навчання використовується вибірка з  $m$  пар вхід ( $x_i$ ) – вихід ( $d_i$ ),  $i = \overline{1, m}$ . У процесі навчання приклади з навчальної вибірки  $\{x_i, d_i\}$  опрацьовуються циклічно:

1. Ініціалізація синаптичних ваг та порогових значень нейромережного експерта здійснюється за допомогою генератора рівномірно розподілених

чисел з середнім значенням 0.

2. У мережу подаються зразки з навчальної вибірки. Для кожного зразка послідовно виконуються прямий та обернений проходи.

2.1. Прямий хід. Вираховується індукційне локальне поле нейрона  $j$  шару  $p$ :

$$v_j^{(h)}(n) = \sum_{i=0}^{m_0} w_{ij}^{(h)}(n) y_i^{(h-1)}(n),$$

де  $y_i^{(h-1)}(n)$  – вихідний сигнал  $i$ -го нейрона шару  $h-1$ ;  $n$  – номер ітерації;  $w_{ij}^{(h)}(n)$  – синаптична вага зв'язку нейрона  $j$  шару  $h$  з нейроном  $i$  шару  $h-1$ .

Для  $i=0$ :  $y_0^{(h-1)}(n) = 1$ , а  $w_{j0}^{(h)}(n) = b_j^h(n)$ , де  $b_j^h(n)$  – поріг  $j$ -го нейрона  $h$ -го шару.

В залежності від функції активації визначається вихідний сигнал нейрона:

$$y_j^{(h)}(n) = \phi_j(w_j(n)), \quad (1)$$

де  $\phi_j$  – функція активації, що обмежує амплітуду вихідного сигналу.

Якщо  $j$ -й нейрон знаходиться у 1-му шарі, то:

$$y_j^{(0)}(n) = x_j(n),$$

де  $x_j(n)$  –  $j$ -й елемент вхідного вектора  $x$ .

Якщо  $j$ -й нейрон знаходиться у вихідному шарі  $H$ :

$$y_j^{(H)}(n) = o_j(n),$$

де  $o_j(n)$  –  $j$ -й елемент вихідного вектора.

Обчислюється значення помилки:

$$e_j(n) = d_j(n) - o_j(n),$$

де  $d_j(n)$  –  $j$ -й елемент вектора бажаного відгуку  $d(n)$ .

2.2. Обернений хід. Обчислюються локальні градієнти нейромережного експерта:

$$\delta_j^{(l)}(n) = \begin{cases} e_j^{(H)}(n) \phi_j'(v_j^{(H)}(n)), & \text{для шару } H; \\ \phi_j'(v_j^{(h)}(n)) \cdot \sum_k \delta_k^{(h+1)}(n) \cdot \delta_{kj}^{(h+1)}(n), & \text{для } h, \end{cases} \quad (2)$$

де  $\phi'_j(\cdot)$  - диференціювання функції активації нейрона за аргументом;  $k = j + 1$  - шар нейромережі.

Синаптичні ваги  $h$ -го шару мережі змінюються за узагальненим дельта-правилом:

$$w_{ij}^{(h)}(n+1) = w_{ij}^{(h)}(n) + \alpha [w_{ij}^{(h)}(n-1)] + \eta \delta_j^{(h)}(n) y_j^{(h-1)}(n), \quad (3)$$

де  $\eta$  - параметр швидкості навчання;  $\alpha$  - постійна моменту, що є керуючою дією при реалізації оберненого зв'язку,  $\alpha > 0$ .

При  $\alpha = 0$  одержимо не узагальнене, а звичайне дельта-правило. Використання  $\alpha$  має стабілізуючу дію у випадку, якщо у процесі навчання добуток  $\delta_j(n) y_j(n)$  змінює знак.  $\alpha$  призводить до прискорення градієнтного спуску, якщо цей добуток не змінює знак, якщо  $0 \leq |\alpha| < 1$ , то вона гарантує збіжність (3).

3. Ітерації. Для усіх прикладів з навчальної вибірки виконуються кроки 2.1 і 2.2, поки не буде досягнуто критерію зупинки процесу навчання.

Визначимо вплив функції активації  $\phi$  на процесі навчання та функціонування нейромережного експерта.

Обчислення локального градієнта  $\delta$  кожного нейрона за формулою (2) ґрунтується на визначенні похідної функції активації, що зв'язана з цим нейроном, тобто  $\phi$  має бути диференційованою. Помилка, що посилається назад у ШНМ при оберненому ході, є пропорційною похідній функції  $\phi$ , отже вид похідної може впливати на швидкість та якість навчання нейромережі.

Внутрішній шар нейромережного експерта виявляє основні ознаки вхідного вектора на основі нелінійного перетворення вхідних даних у новий простір ознак. У процесі функціонування перспетрона функція активації внутрішнього шару фактично відображає величину прояву таких ознак за рахунок коригування амплітуди вихідного сигналу внутріш-

нього шару (1).

Дослідимо можливість використання виявлених особливостей впливу функції активації у процесі навчання та функціонування нейромережного експерта для покращення його ідентифікаційних можливостей.

### Використання апіорної діагностичної інформації

Для спрощення архітектур та процесу навчання ШНМ використовується апіорна інформація про особливості вирішуваних задач. Такий підхід забезпечує спеціалізацію нейромереж, що в свою чергу надає ряд переваг: зменшення кількості параметрів мереж, котрі необхідно настроювати, зменшення об'ємів даних для навчання та часу навчання, покращення узагальнюючих можливостей мереж.

Розглянемо імовірнісну інтерпретацію ролі функції активації при навчанні нейромережних експертів для покращення їх узагальнюючих можливостей.

У процесі діагностування цінною інформацією є дані про надійнісні характеристики компонентів КС. Для встроювання таких даних у структуру нейромережного експерта використаємо інформацію про ймовірність часу безвідмовного функціонування компонентів КС та густину її розподілу.

Відповідно [9, 10] для електронних систем та систем, що складаються з електровиробів та механічних елементів, основним механізмом відмов котрих є процеси старіння, різні електропроцеси та процеси втоми, у якості такого розподілу використовується дифузійний немонотонний розподіл (DN). Згідно з DN розподілом ймовірність безвідмовного функціонування КС чи їх компонентів обраховують як:

$$P(t) = \Phi\left(\frac{\mu - t}{v\sqrt{\mu t}}\right) - \exp(2v^{-2}) \Phi\left(-\frac{\mu + t}{v\sqrt{\mu t}}\right), \quad (4)$$

де  $\mu$  - середній наробіток до відмови компонента, що обчислюють за формулою:

$$\mu = \left( \sum_{i=1}^N n_i t_{0i}^{-2} \right)^{1/2},$$

$v$  – параметр форми (коефіцієнт варіації наробітку до відмови виробів):

$$v = \left[ \frac{\sum_{i=1}^n n_i v_{0i}^2 t_{0i}^{-2}}{\sum_{i=1}^n n_i t_{0i}^{-2}} \right]^{1/2}.$$

У випадку, якщо інформація про  $v_{0i}$  відсутня, значення  $v$  приймається рівним одиниці ( $v=1$ );

$\Phi(Z)$  – функція Лапласа;

$n_i$  – кількість елементів чи компонентів  $i$ -го типу;

$N$  – загальна кількість елементів чи компонентів;

$t_{0i}$  – середній наробіток до відмови  $i$ -го елемента.

Густина такого розподілу  $f(t)$  обчислюється за формулою:

$$f(t) = \frac{\sqrt{\mu}}{vt\sqrt{2\pi t}} \exp\left(-\frac{(t-\mu)^2}{2v^2\mu t}\right). \quad (5)$$

Використаємо ймовірність безвідмовного функціонування КС та їх компонентів (4) у якості функції активації  $\phi$  нейронів внутрішнього шару нейромережних експертів ідентифікації (1). Тоді на виходах нейронів внутрішнього шару отримаємо ознаку, що враховує оцінку ймовірності часу безвідмовного функціонування компонента КС. Похідною функції активації  $\epsilon$  (5), використовуватимемо її у процесі навчання для обчислення локальних градієнтів (2).

### Ідентифікація стану жорсткого диску

Розглянемо процес ідентифікації стану жорсткого диску (ЖД) КС за допомогою нейромережних експертів, що мають різні функції активації внутрішнього шару – гіперболічний тангенс у вигляді:

$$\tan \operatorname{sig}(x) = 2/(1 + e^{-2x}) - 1$$

та ймовірність безвідмовного функціонування ЖД (4).

У якості елементів вхідного вектора перцептрона використаємо параметри та характеристики, що ві-

дображають поточний стан ЖД або мають взаємозв'язок з ним:

– *напруги компонентів системної плати:*

- 1) напруга +5 V,
- 2) напруга –5 V,
- 3) напруга +12 V,
- 4) напруга – 12 V;

– *SMART характеристики ЖД:*

- 5) частота помилок читання інформації з ЖД,
- 6) кількість помилок при запису інформації на ЖД;
- 7) кількість помилок при позиціонуванні головок зчитування/запису,
- 8) кількість інтерфейсних помилок,
- 9) кількість переназначених секторів на ЖД,
- 10) частота виникнення «програмних» помилок при зчитуванні інформації з ЖД,

11) повна кількість запусків / зупинок шпинделя,

12) кількість повторів стартування шпиндельного двигуна,

13) температура жорсткого диску,

– *параметри та характеристики компонентів КС:*

14) температура блоку живлення;

15) об'єм зайнятого місця на системному диску.

Додатково враховуватимемо діагностичну інформацію про наявність:

16) звуку запуску ЖД;

17) сторонніх звуків у процесі функціонування ЖД;

18) вібрації при роботі ЖД.

Типи станів та несправностей, що визначаються нейромережним експертом:

- 1) справний стан;
- 2) електромеханічні ушкодження;
- 3) несправність контролера;
- 4) пошкодження підшипника шпинделя;
- 5) обрив головок ЖД;
- 6) несправність завантажувального сектора;
- 7) пошкодження таблиці розділів ЖД;

8) загальне падіння надійності ЖД.

Отже, неймережа містить 18 нейронів у вхідному шарі та 8 нейронів у вихідному шарі. Навчальна вибірка складається з 420 векторів, тестова вибірка містить 80 векторів. Генерація навчальної і тестової вибірок здійснюється на основі результатів моніторингу стану ЖД та експертних оцінок взаємовпливів значень параметрів і характеристик ЖД та його несправностей. Перед початком навчання для кожного елемента вхідного вектора  $X$  визначається  $\min$  та  $\max$  значення і здійснюється нормування до інтервалу  $[-1, 1]$ :

$$x_i^{norm} = 2(x_i - \min) / (\max - \min) - 1.$$

Моделювання і навчання неймережного експерта ідентифікації стану ЖД проведемо у пакеті Matlab. Його архітектуру представлено на рис. 1.

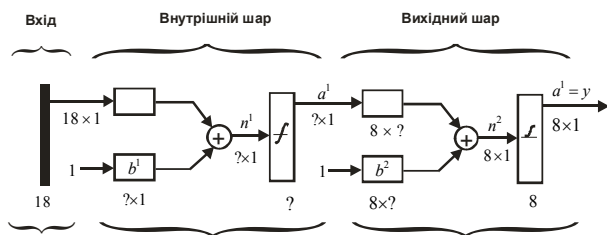


Рис. 1. Архітектура неймережного експерта ідентифікації у пакеті Matlab

Проведемо навчання і тестування неймережного експерта без та з використанням інформації про ймовірність безвідмовного функціонування елементів жорсткого диску.

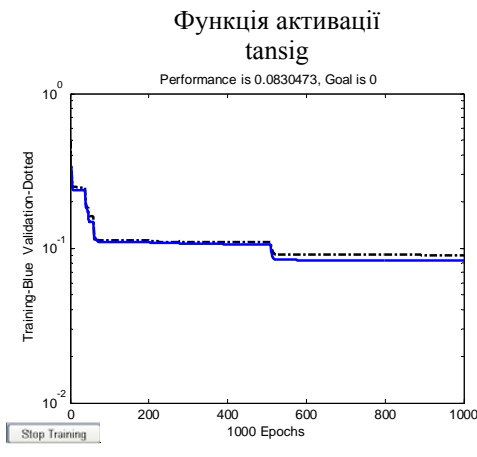
У процесі навчання визначимо необхідну кількість нейронів внутрішнього шару, здійснивши послідовно моделювання ШНМ з  $q = 2, \dots, q = 12$  нейронами у внутрішньому шарі та визначення середньоквадратичної помилки  $\epsilon$  на навчальній та тестовій вибірках.

Для навчання дослідним шляхом було обрано алгоритм *traincgp*, котрий використовує метод спряженого градієнта з оберненим поширенням помилки в модифікації Полака-Рибейри [11].

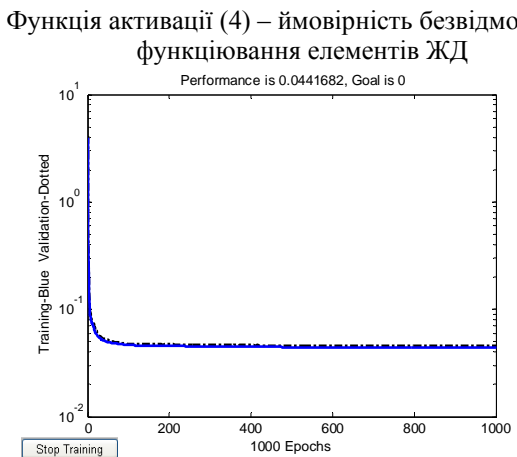
Функцією активації вихідного шару є логістична сигмоїдальна функція:  $\log \text{sig}(n) = 1 / (1 + e^{-n})$ .

При використанні у внутрішньому шарі функції активації *tansig* на навчальній вибірці найменшу помилку  $\epsilon = 0,0165$  одержано при  $q = 12$  (рис. 2, и)). Функція (4) забезпечила мінімізацію помилки до  $\epsilon = 0,0097$  при  $q = 9$  (рис. 2, ж)). Прийнятним є значення помилки  $\epsilon = 0,0101$  при  $q = 4$  (рис. 2, г)). Отже, при використанні функції (4) оптимальною кількістю нейронів внутрішнього шару є 4 нейрони.

За результатами навчання видно, що при внесенні апріорної діагностичної інформації у структуру неймережного експерта точність ідентифікації стану жорсткого диску підвищилась з  $\epsilon = 0,0615$  до  $\epsilon = 0,0101$  для однакових навчальних вибірок та однакової кількості ітерацій навчання при кількості 4 нейрони у внутрішньому шарі. Розходження між тестовою та навчальною вибіркою також зменшились.

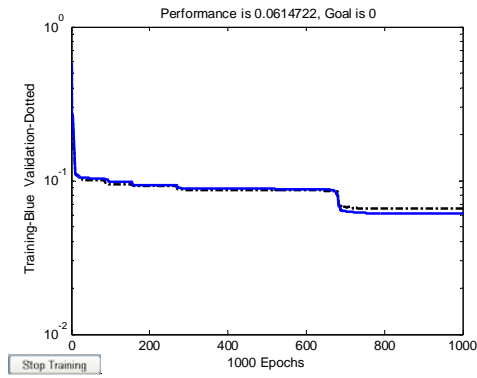


а

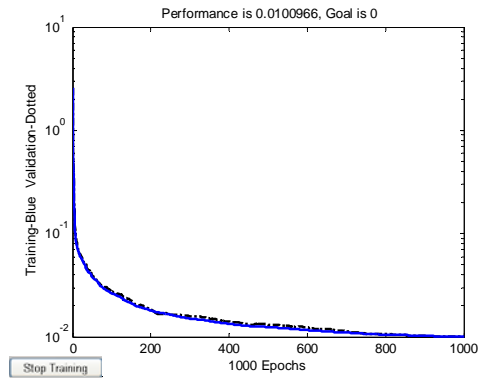


б

Рис. 2. а, б – 2 нейрони у внутрішньому шарі ШНМ

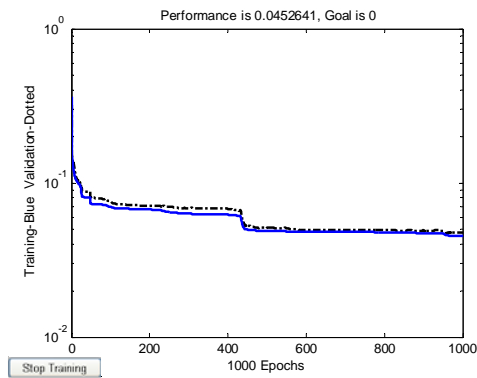


В

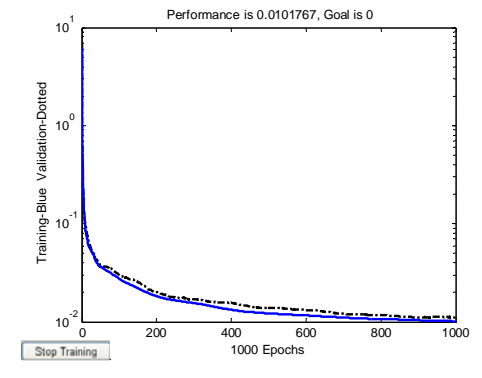


Г

в, г – 4 нейрони у внутрішньому шарі ШНМ

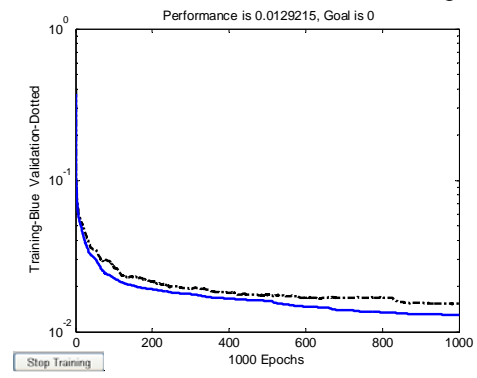


Д

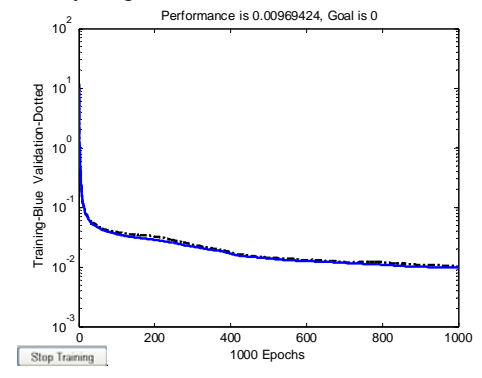


е

д, е – 5 нейронів у внутрішньому шарі ШНМ

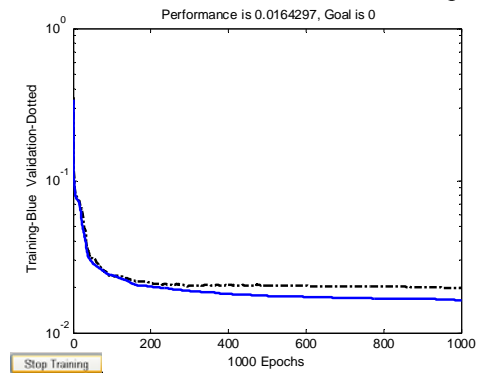


Є

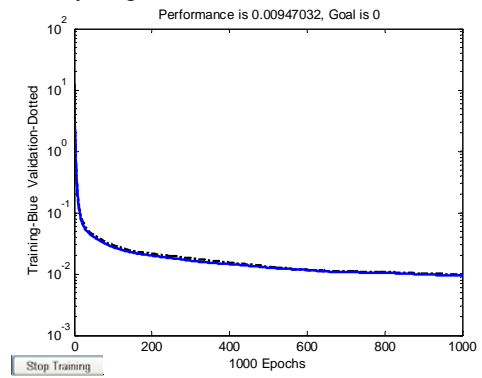


Ж

є, ж – 9 нейронів у внутрішньому шарі ШНМ



З



И

з, и – 12 нейронів у внутрішньому шарі ШНМ

Рис. 2. Результати навчання неймережного експерта за алгоритмом Полака-Рибейри

## Висновки

1. Функція активації внутрішнього шару нейромережних експертів ідентифікації стану компонентів комп'ютерних систем має суттєвий коригуючий вплив на якість навчання нейромережі та на вид залежності, котрій навчається мережа.

2. Задіювання ймовірності безвідмовного функціонування компонентів комп'ютерних систем у якості апріорної діагностичної інформації у структурі нейромережних експертів ідентифікації зменшує похибку навчання (у наведеному прикладі на 0,0514) при однаковій кількості ітерацій навчання та дає змогу зменшити кількість нейронів у внутрішньому шарі нейромережного експерта за рахунок врахування особливостей вирішуваної задачі.

## Література

1. Understanding Data Loss [Електр. ресурс]. – Режим доступу: <http://ontrack.com/understanding/dataloss/>
2. Мюллер С. Модернизация и ремонт ПК, 16-е изд.: Пер. с англ. – М.: Издательский дом «Вильямс», 2006. – 1328 с.
3. Поморова О.В. Интеллектуальное диагностирование микропроцессорных устройств та систем: Навч. посібник для вузів / В.М. Локазюк, О.В. Поморова, А.О. Домінов. – Хмельницький–Київ: Такі справи, 2001. – 286 с.
4. Скобцов Ю.А. Применение генетических

алгоритмов при построении проверяющих тестов цифровых схем // Тезисы докладов международной конференции. – Саратов: Изд-во Саратовск. ун-та. – 2002. – С. 64-65.

5. Люгер Д. Искусственный интеллект: стратегии и методы решения сложных проблем, 4-е изд. – М.: Издательский дом «Вильямс», 2003. – 864 с.

6. AL-Jumah A.A., Arslan T., Artificial neural network based multiple fault diagnosis in digital circuits // Proc. ICCAS. – 1998. – Vol. 2. – P. 304-307.

7. Pomorova O.V. Neural nets method of computer system diagnosis // Радиоелектронні і комп'ютерні системи. – 2006. – №5 (17). – С. 155-160.

8. Хайкин С. Нейронные сети: полный курс, 2-е изд. – М.: Издательский дом "Вильямс", 2006. – 1104 с.

9. ДСТУ 2389-94. Технічне діагностування та контроль технічного стану. Терміни та визначення. Введ. 01.01.95. – К.: Держстандарт України, 1994. – 24 с.

10. ДСТУ 2992-95. Вироби електронної техніки. Методи розрахунку надійності. – К.: Держстандарт України, 1995. – 77 с.

11. Медведев В.С., Потемкин В.Г. Нейронные сети. МАТЛАВ6 / Под общ. ред. В.Г. Потемкина. – М.: ДИАЛОГ-МИФИ, 2002. – 496 с.

*Надійшла в редакцію 26.02.2007*

**Рецензент:** д-р техн. наук, проф. В.М. Локазюк, Хмельницький національний університет, Хмельницький.