

УДК 621.3: 004.93

А.В. Тименко, ассистент,  
Л.С. Скрупская, ст. преподаватель  
Запорожский национальный технический университет, г. Запорожье, Украина  
timenko.artur@gmail.com

## Нейросетевая модель прогнозирования вероятности безотказной работы CPU на основе измеряемых температурных показателей

*В статье решена задача повышения эффективности диагностирования CPU за счет того, что предложена модель прогнозирования вероятности безотказной работы процессора семейства Intel на основе измеряемых параметров, которые прямо влияют на его отказоустойчивость. Объект исследования – процесс диагностирования температурного состояния CPU. Предметом исследования является нейросетевая модель, при помощи которой выполняется диагностирование CPU. Выполнены эксперименты, подтверждающие адекватность предложенной модели.*

**Ключевые слова:** отказ, CPU, нейросетевая модель, температурные показатели.

DOI: 10.31474/1996-1588-2018-1-26- 106-111

### Введение

Выход CPU из строя по причине перегрева его компонентов занимает существенную роль в структуре отказов центральных процессоров [1, 2]. При этом после такого отказа кристалл CPU не подлежит ремонту. Поэтому актуально и важно своевременно выявлять тенденции к такому типу отказа и осуществлять превентивные действия, предотвращающие перегрев, например, замена системы охлаждения, термопасты, управление подаваемым напряжением, изменение частот и множителя и т.д.

Целью данной работы является прогнозирование вероятности безотказной работы CPU на основе измеряемых температурных показателей путем разработки нейросетевой модели.

### Постановка задачи

Пусть имеется упорядоченная во времени последовательность результатов измерений температурных параметров центрального процессора и соответствующих им значений выходного параметра, определяющего состояние ("работоспособный" или "отказавший"):

$$D = \langle X, Y \rangle, \quad (1)$$

где  $X = \{x_1, x_2, \dots, x_{N_x}\}$  – множество входных признаков, описывающих температурное состояние CPU;  $x_i = \{x_{i1}, x_{i2}, \dots, x_{iN_x}\}$  – множество значений

$i$ -го признака в обучающей выборке  $D$ ;  $x_{ij}$  – значение  $i$ -го признака для  $j$ -го CPU, соответствующее значению  $i$ -й характеристики  $j$ -го CPU;  $N_D$  – количество измерений в выборке  $D$ ;  $Y = \{y_1, y_2, \dots, y_{N_D}\}$  – множество значений выходного параметра.

На основе заданного множества  $D$  (1) необ-

ходимо построить модель  $M = M(D)$ , позволяющую выполнять диагностирование (определять значения выходного параметра  $y$ ) состояния CPU по измеренному набору характеристик  $\{x_{1q}, x_{2q}, \dots, x_{N_xq}\}$ .

В данной работе ставится задача экспериментально исследовать влияние температурных показателей на вероятность безотказной работы CPU (на примере семейства процессоров Intel "core i5" [3]) и разработать нелинейную модель, описывающую зависимости между типом нагрузки на процессор, температурой каждого ядра процессора, скоростью вращения вентилятора охлаждающей системы, рассеиваемой мощностью процессора и вероятностью его безотказной работы. Это позволит своевременно замечать тенденции к отказу CPU и выводить его из эксплуатации для выполнения превентивного ремонта, что должно существенно продлить срок службы и сократить затраты на ремонт.

### Обзор литературы

Если обобщить данные производителей процессоров о температуре CPU, то можно сказать, что критическая температура работы процессора – 100 градусов Цельсия [4–6]. Если же температура выше, то начинаются разрушительные процессы, и CPU рано или поздно выходит из строя. В среднем же рабочая температура работы процессора лежит в диапазоне 60...80 градусов, и около 40 градусов Цельсия при простое.

В [7, 8] указано, что для разных производителей рабочая температура процессора может отличаться: Intel – при нагрузке процессора его температура лежит в диапазоне от 60 до 70 градусов Цельсия (если процессор не загружен, то его температура должна быть около 35 градусов Цельсия); AMD – под нагрузкой процессоры этого производителя работают в диапазоне от 60 до 80

градусов Цельсия (в простое температура должна быть около 45 градусов Цельсия).

Разработчики материнских плат предусмотрели различные варианты эксплуатации ПК и предусмотрели специальные датчики для контроля различных параметров, и в том числе температуры процессора. Штатная система охлаждения представляет собой компактную конструкцию, которая состоит из алюминиевого радиатора, на основание которого нанесен термоинтерфейс, и небольшого осевого вентилятора. Для подачи питания используется 4-контактный разъем, поэтому скорость вращения лопастей можно регулировать с помощью ШИМ-метода.

### Материалы и методы

Основными температурными характеристиками испытываемой системы, влияющими на вероятность безотказной работы, являются: тип нагрузки (простой, потоковое видео, архивация, конвертация видео и т.д.), температура каждого из ядер процессора, на которых выполняется задача, количество оборотов охлаждающей системы и рассеиваемая мощность в момент измерения. В результате чего была сформирована обучающая выборка (2), содержащая 336 результатов измерений, каждый из которых характеризовался семью признаками:

$$D = \langle X, Y \rangle, \quad (2)$$

где  $X = \{x_1, x_2, x_3, x_4, x_5, x_6, x_7\}$ ,  $x_i = \{x_{i1}, x_{i2}, \dots, x_{iN}\}$ ,

Таблица 1 – Фрагмент нормированной обучающей выборки

Номер эксперимента	Значения признаков							Y
	$x_1$	$x_2$	$x_3$	$x_4$	X5	X6	X7	
1	0,0	0,1	0,0	0,0	0,1	0,7	0,0	1,0
2	0,0	0,2	0,2	0,2	0,1	0,8	0,0	1,0
3	0,0	0,1	0,1	0,1	0,1	0,7	0,0	1,0
4	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,8	0,0	1,0
5	0,0	0,1	0,0	0,0	0,1	0,7	0,1	1,0
...	...	...	...	...	...	...	...	...
116	0,3	0,2	0,3	0,2	0,3	0,7	0,1	1,0
117	0,3	0,3	0,3	0,2	0,3	0,7	0,1	1,0
118	0,3	0,2	0,3	0,2	0,3	0,8	0,2	1,0
119	0,3	0,8	0,8	0,8	0,6	0,4	0,4	0,0
120	0,3	0,2	0,3	0,2	0,3	0,8	0,2	1,0
...	...	...	...	...	...	...	...	...
183	0,7	0,4	0,5	0,6	0,6	0,8	0,5	1,0
184	0,7	0,4	0,5	0,6	0,5	0,8	0,5	1,0
185	0,7	0,6	0,9	0,8	0,8	0,5	0,8	0,0
186	0,7	0,4	0,5	0,5	0,5	0,9	0,5	1,0
187	0,7	0,3	0,6	0,5	0,6	0,9	0,5	1,0
...	...	...	...	...	...	...	...	...
322	1,0	0,6	0,7	0,7	0,8	0,9	0,8	1,0
323	1,0	0,6	0,7	0,7	0,7	1,0	0,8	1,0
324	1,0	0,8	1,0	0,8	0,8	0,6	1,0	0,0
325	1,0	0,5	0,8	0,8	0,8	1,0	0,7	1,0
326	1,0	0,6	0,8	0,8	0,8	1,0	0,8	1,0
...	...	...	...	...	...	...	...	...
336	1,0	0,6	0,7	0,8	0,8	1,0	0,8	1,0

$N=336$ ,  $Y=\{y_1, y_2, \dots, y_N\}$ .

В результате обучающая выборка представляла собой таблицу чисел, состоящую из 336 строк и 8 столбцов, содержащих значения семи входных признаков и одного выходного для каждого измерения температурного состояния CPU: X1 – тип нагрузки (простой – 1, просмотр видеофайла – 2, потоковое видео – 3, архивация – 4), X2 – температурный показатель 1го ядра, °C, X3 – температурный показатель 2го ядра, °C, X4 – температурный показатель 3го ядра, °C, X5 – температурный показатель 4го ядра, °C, X6 – скорость вращения вентилятора, оборотов в минуту, X7 – рассеиваемая мощность процессора, Вт, Y – вероятностью безотказной работы (1 – работает или 0 – отказал).

Для исключения влияния различного порядка значений признаков на синтезируемую модель выполнялось нормирование признаков, т.е. приведение диапазона их значений к единичному интервалу  $x_{in} \in [0; 1]$  по формуле (3):

$$x_{ij_n} = \frac{x_{ij} - x_{i_{\min}}}{x_{i_{\max}} - x_{i_{\min}}}, \quad (3)$$

где  $i=\overline{1;7}$ ,  $j=\overline{1;336}$ .

Фрагмент нормированной обучающей выборки приведен в табл. 1.

Моделирование температурного состояния CPU в зависимости от выбранных параметров осуществлялось на основе построенной обучающей выборки с помощью трехслойного персептрона [9, 10], первый слой которого содержал четыре нейрона, второй слой – четыре нейрона, третий слой – один нейрон. Все нейроны имели сигмоидную функцию активации (4):

$$\psi(\phi) = \frac{1}{1 + e^{-\phi}}, \tag{4}$$

где  $\phi = \phi(w; x)$ .

При синтезе нейромодели в качестве дискриминантной функции [11] использовалась взвешенная сумма (5):

$$\phi(w; x) = w_0 + \sum_{i=1}^{|I|} w_i x_i, \tag{5}$$

где  $w_i$  определяет вес  $i$ -го входного параметра  $x_i$  в функции  $\phi(w; x)$ .

Таким образом, структура синтезируемой трехслойной нейромодели  $Y_{NN}$  может быть представлена следующим образом (6):

$$\begin{cases} Y_{NN} = \lambda_{(3,1)}(\phi_{(3,1)}(\lambda_{(3,1)}; \lambda_{(2)})); \\ \lambda_{(2)} = \{\lambda_{(2,1)}; \lambda_{(2,2)}; \lambda_{(2,3)}; \lambda_{(2,4)}\}; \\ \lambda_{(2,k)} = \lambda_{(2,k)}(\phi_{(2,k)}(w_{(2,k)}; \lambda_{(1)})), k = 1, 2, 3, 4; \\ \lambda_{(1)} = \{\lambda_{(1,1)}; \lambda_{(1,2)}; \lambda_{(1,3)}; \lambda_{(1,4)}\}; \\ \lambda_{(1,l)} = \lambda_{(1,l)}(\phi_{(1,l)}(w_{(1,l)}; X)), l = 1, 2, 3, 4, 5, 6, 7. \end{cases} \tag{6}$$

Для построения нейромодели и определения значений ее параметров (весовых коэффициентов и смещений каждого нейрона) на ее входы подавались значения пронормированных признаков, на выход – значение 0 или 1. В качестве целевой функции при обучении нейромодели использовался минимум среднеквадратичной ошибки.

Обучение нейронной сети выполнялось на основе метода обратного распространения ошибки [12]. Приемлемым считалось достижение среднеквадратичной ошибки, не превышающей 10-4. Фрагмент матрицы весовых коэффициентов  $w$  построенной модели приведен в табл. 2.

Таблица 2 – Фрагмент матрицы весовых коэффициентов построенной нейромодели

Номер слоя, $\mu$	Номер нейрона в слое, $\rho$	Значение смещения $w$	Связи (соединения)	
			узел, от которого идет соединение	значение весового коэффициента
1	1	2,81	признак x1	0.3
			признак x2	-5.32
			признак x3	-3.04
			признак x4	-1.92
			признак x5	1.44
			признак x6	7.83
			признак x7	-3.98
	2	3.37	признак x1	-1.69
			признак x2	0.05
			признак x3	-2.6
			признак x4	4.65
			признак x5	1.81
			признак x6	-8.39
			признак x7	0.3
	3	-1.65	признак x1	-4.58
			признак x2	2.47
			признак x3	0.26
			признак x4	-2.7
			признак x5	0.16
			признак x6	0.86
			признак x7	5.48
	4	5.99	признак x1	1.88
			признак x2	-3.38

			признак x3	-0.97
			признак x4	-1.86
			признак x5	0.33
			признак x6	-2.1
			признак x7	-1.98
...	...	...	...	...
3	1	-11.44	нейрон (2, 1)	19,78
			нейрон (2, 2)	-6.84
			нейрон (2, 3)	15.12
			нейрон (2, 4)	-5.44

После подстановки значений весовых коэффициентов и смещений в (6) с учетом функции активации (4) и дискриминантной функции (5) получаем математическое описание синтезированной нейросетевой модели, описывающей зави-

симости между температурными характеристиками CPU и его отказоустойчивостью. Графическая интерпретация синтезированной нейромодели приведена на рис. 1.

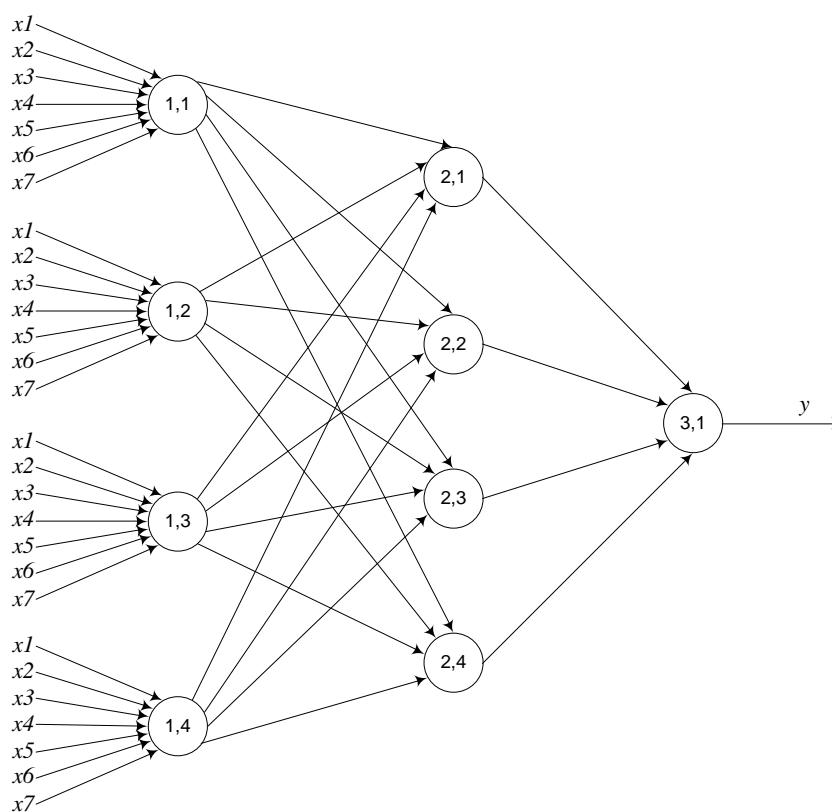


Рисунок 1 – Синтезированная нейросетевая модель

Таким образом, построенная нейросетевая модель представляет собой иерархическую структуру, содержащую нейроны, и позволяет рассчитывать вероятность безотказной работы процессора, прогнозируемую по температурным параметрам. При этом значение среднеквадратичной ошибки модели составило  $1,33 \cdot 10^{-14}$ , что является более чем приемлемым для подобного рода задач.

Для выполнения экспериментального исследования предложенной модели была сформирована тестовая выборка, состоящая из результа-

тов 62х экспериментов. Она включала экземпляры измерений температурных параметров, не входящие в обучающую выборку. Значение среднеквадратичной ошибки на тестовой выборке составило  $2,63 \cdot 10^{-5}$ , что значительно хуже, чем на обучающей выборке, но в приемлемых рамках. Таким образом, результаты экспериментов позволяет рекомендовать предложенную модель на практике для прогнозирования вероятности безотказной работы CPU по измеряемым температурным параметрам.

**Заключення**

В роботі підвищена ефективність діагностування CPU по вимрюваним температурним параметрам і решена задача дослідження впливу температурних показателів на ймовірність безотказної роботи CPU.

**Наукова новизна** заключається в тому, що запропонована нейросетєва модель, яка враховує тип навантаження CPU, температуру кожного з ядер, на яких виконується задача, швидкість обертання вентилятора охладительної системи і

розсіювану потужність в момент вимрювання. Модель дозволяє прогнозувати ймовірність безотказної роботи CPU по вимрюваним температурним параметрам.

**Практична цінність** отриманих результатів заключається в розробленій програмній моделі, яка реалізує запропоновану модель і дозволяє діагностувати стан CPU з метою виконання своєчасного зупинки і превентивного ремонту.

**Список літератури**

1. Suzuki K. Artificial Neural Networks: Architectures and Applications / K. Suzuki. – New York : InTech, 2013. – 264 p. DOI: 10.5772/3409.
2. <https://www.intel.ru/content/www/ru/ru/support/articles/000005791/processors/intel-core-processors.html>
3. Salfner F. A survey of online failure prediction methods / F. Salfner, M. Lenk, M. Malek // ACM computing surveys. – 2010. – Vol. 42, Issue 3. – P. 1–42. DOI: 10.1145/1670679.1670680.
4. Shin Y.C. Intelligent systems : modeling, optimization, and control / C. Y. Shin, C. Xu. – Boca Raton: CRC Press, 2009. – 456 p. DOI: 10.1201/9781420051773.
5. Oliinyk A. Information technology of diagnosis models synthesis based on parallel computing / A. Oliinyk, S. Subbotin, S. Skrupsky, V. Lovkin, T. Zaiko // Radio Electronics, Computer Science, Control. 2017. - № 3 - pp. 139-151. (WOS)
6. Субботін С. О. Нейронні, еволюційні та мультиагентні методи синтезу нечіткологічних і нейронних моделей: монографія / С. О. Субботін, А. О. Олійник, О. О. Олійник ; під заг. ред. С. О. Субботіна. – Запоріжжя : ЗНТУ, 2009. – 375 с.
7. Price C. Computer based diagnostic systems / C. Price. – London: Springer, 1999. – 136 p. DOI: 10.1007/978-1-4471-0535-0.
8. Sobhani-Tehrani E. Fault diagnosis of nonlinear systems using a hybrid approach / E. Sobhani-Tehrani, K. Khorasani. – New York: Springer, 2009. – 265 p. – (Lecture notes in control and information sciences ; № 383). DOI: 10.1007/978-0-387-92907-1.
9. Michael Creel Multi-core CPUs, Clusters, and Grid Computing: A Tutorial / Michael Creel, William L. Goffe // Computational Economics, 2008. – volume 32, issue 4, PP. 353-382. DOI: 10.1007/s10614-008-9143-5
10. Sulistio A. Simulation of Parallel and Distributed Systems: A Taxonomy - and Survey of Tools / A. Sulistio, C.S. Yeo. R. Buyya // International Journal of Software Practice and Experience. Wiley Press. – 2002. - pp. 1–19.
11. Интеллектуальные информационные технологии проектирования автоматизированных систем диагностирования и распознавания образов : монография / S. A. Subbotin, An. A. Olejnik, E. A. Gofman, S. A. Zajcev, Al. A. Olejnik ; pod red. S. A. Subbotina. – Хар'ков : ООО "Компания Смит", 2012. – 317 p.
12. Rassel S. Iskusstvennyj intellekt: sovremennyy podhod / S. Rassel, P. Norvig. – М.: Vil'yams, 2006. – 1408 p.

Надійшла до редакції 12.05.2018

**А.В. ТИМЕНКО<sup>1</sup>, Л.С. СКРУПСЬКА<sup>1</sup>**

<sup>1</sup>Запорізький національний технічний університет (Україна)

**НЕЙРОМЕРЕЖЕВА МОДЕЛЬ ПРОГНОЗУВАННЯ ЙМОВІРНІСТІ БЕЗВІДМОВНОЇ РОБОТИ CPU НА ОСНОВІ ВИМІРЮВАННЯ ТЕМПЕРАТУРНИХ ПОКАЗНИКІВ**

У статті вирішено задачу підвищення ефективності діагностування CPU за рахунок того, що запропоновано модель прогнозування ймовірності безвідмовної роботи процесора сімейства Intel на основі вимрюваних параметрів, які прямо впливають на його відмовостійкість. Об'єкт дослідження – процес діагностування температурного стану CPU. Предметом дослідження є нейронна мережева модель, за допомогою якої виконується діагностування CPU. Виконано експерименти, що підтверджують адекватність запропонованої моделі.

**Ключові слова:** відмова, CPU, нейронна мережева модель, температурні показники.

---

**A.V.TIMENKO, L.S. SKRUPSKAYA<sup>1</sup>**<sup>1</sup> Zaporozhye National Technical University (Ukraine)**NEURAL NETWORK MODEL FOR PREDICTING THE PROBABILITY OF THE CPU FAILURE-FREE OPERATION BASED ON THE MEASURED TEMPERATURE INDICATORS**

The article solves the problem of increasing the CPU diagnosing efficiency due to the fact that the model for predicting the probability of the Intel family CPU failure-free operation based on the measured temperature indicators, which directly affect its resiliency, has been proposed.

The object of the study is the process of diagnosing the temperature state of the CPU. The subject of the study is the neural network model, which has been used to diagnose the CPU.

Scientific novelty lies in the fact that a neural network model that takes into account the type of CPU load, the temperature of each of the cores on which the task is performed, the speed of the cooling system fan and the dissipated power at the time of measurement has been proposed. The practical value of the results obtained is the developed software that implements the proposed model and allows diagnosing the state of the CPU in order to perform timely shutdown and preventive repairs.

The experiments confirming the adequacy of the proposed model have been performed. The test sample has been compiled, consisting of the results of 62 experiments. The mean square error on the test sample was  $2.63 \cdot 10^{-5}$ . Thus, the results of the experiments make it possible to recommend the proposed model in practice for predicting the probability of the CPU failure-free operation over measured temperature parameters.

***Key words: failure, CPU, neural network model, temperature parameters.***