

УДК 621.396.69

DOI: [10.26102/2310-6018/2022.38.3.012](https://doi.org/10.26102/2310-6018/2022.38.3.012)

Применение искусственной нейронной сети в задаче тепловой диагностики печатного узла бортового устройства контроля разбега самолета

С.У. Увайсов, В.В. Черноверская✉, Нгуен Вьет Данг, Нгуен Ван Туан

МИРЭА – Российский технологический университет, Москва, Российская Федерация
chernoverskaya@mirea.ru✉

Резюме. Техническая диагностика и контроль радиоэлектронного устройства являются неотъемлемой частью его жизненного цикла, поскольку позволяют оценить не только техническое состояние узлов и модулей в текущий момент времени, но также дают возможность выявить скрытые дефекты, возникшие в процессе производства или эксплуатации устройства, и сделать прогноз об остаточном ресурсе изделия. Можно сказать, что в процессе технического диагностирования осуществляется оценка надежностных показателей исследуемого устройства и степень соответствия заложенного и реализуемого функционала, что неразрывно связано с качественной характеристикой изделия. Современные радиоэлектронные устройства, характеризующиеся высокой схмотехнической, конструктивной и технологической сложностью, требуют дополнительной проработки существующих методов диагностики и поиска новых подходов, позволяющих повысить разрешающую способность, достоверность и эффективность диагностических процедур. В последнее время в этой сфере наряду с традиционными, проверенными на практике методами, активно используются достижения из области искусственного интеллекта, машинного обучения, аппарата нейронных сетей. Кроме этого, применение моделирования и вычислительного эксперимента в конструкторском проектировании позволили на ранних этапах разработки, еще до изготовления опытного образца, объединить проектные и диагностические процедуры, провести разноплановые исследования виртуального двойника устройства и своевременно внести необходимые изменения, предупредив тем самым проявление негативных эффектов в готовом изделии. В статье приведены результаты исследования, направленного на создание тепловой модели проектируемого узла и разработку искусственной нейронной сети для распознавания конструктивных дефектов устройства по его тепловому полю. В ходе исследования активно применялись специализированные системы автоматизированного проектирования, включающие средства инженерного анализа и расчетов, а также высокоуровневый язык программирования Python. Результаты исследования имеют практическую направленность и могут использоваться разработчиками радиоэлектронных устройств с целью достижения высоких показателей надежности и эксплуатационных характеристик изделия на всех стадиях его жизненного цикла.

Ключевые слова: радиоэлектронное устройство, бортовое устройство, контроль динамики разбега самолета, тепловой режим, тепловое моделирование, искусственная нейронная сеть, база неисправностей, система автоматизированного проектирования, техническая диагностика.

Для цитирования: Увайсов С.У., Черноверская В.В., Нгуен Вьет Данг, Нгуен Ван Туан. Применение искусственной нейронной сети в задаче тепловой диагностики печатного узла устройства контроля разбега самолета. *Моделирование, оптимизация и информационные технологии*. 2022;10(3). Доступно: <https://moitvvt.ru/ru/journal/pdf?id=1218> DOI: 10.26102/2310-6018/2022.38.3.012

The use of an artificial neural network in thermal diagnostics of the printed node of the on-board take-off control device of an aircraft

S.U. Uvaysov, V.V. Chernoverskaya[✉], Nguyen Viet Dang, Nguyen Van Tuan

MIREA – Russian Technological University, Moscow, Russian Federation
chernoverskaya@mirea.ru[✉]

Abstract. Technical diagnostics and monitoring of an electronic device are integral parts of its life cycle since they help to assess not only the technical condition of components and modules in real time, but also make it possible to identify hidden defects that have arisen during the production or operation of the device, and make a forecast about the residual life of the product. It can be said that in the process of technical diagnostics, the reliability indicators of the device under study and the compliance degree of the embedded and implemented functionality are evaluated, which is inextricably linked with the qualitative characteristics of the product. Modern radio-electronic devices characterized by high circuit, structural and technological complexity require additional study of the existing diagnostic methods and the search for new approaches to increasing the resolution, reliability, and effectiveness of diagnostic procedures. In this area, achievements from the field of artificial intelligence, machine learning, and neural networks along with traditional, proven methods have been actively used recently. In addition, the use of modeling and computational experiment in design made it possible to combine design and diagnostic procedures, conduct diverse studies of the virtual twin of the device and make the necessary changes in a timely manner, thereby preventing the manifestation of negative effects in the finished product at the early stages of development even before the production of a prototype. The article presents the results of a study aimed at creating a thermal model of the designed node and developing an artificial neural network for recognizing structural defects of the device by its thermal field. In this research, specialized computer-aided design systems were actively employed, including engineering analysis and calculation tools, as well as the high-level Python programming language. The findings have a practical importance and can be utilized by developers of radio-electronic devices in order to achieve high reliability and operational characteristics of the product at all stages of its life cycle.

Keywords: radio-electronic device, on-board device, control of aircraft take-off dynamics, thermal mode, thermal modeling, artificial neural network, fault database, computer-aided design system, technical diagnostics.

For citation: Uvaysov S.U., Chernoverskaya V.V., Nguyen Viet Dang, Nguyen Van Tuan. The use of an artificial neural network in thermal diagnostics of the printed node of the on-board take-off control device of an aircraft. *Modeling, Optimization and Information Technology*. 2022;10(3). Available from: <https://moitvvt.ru/ru/journal/pdf?id=1218> DOI: 10.26102/2310-6018/2022.38.3.012 (In Russ.).

Введение

Функциональная и конструктивная сложность современных радиоэлектронных устройств (РЭУ) является причиной появления в них скрытых дефектов с длительным латентным периодом. Такие дефекты могут остаться незамеченными на стадии выходных испытаний, а их проявление в период эксплуатации неизбежно приведет к неисправностям и отказам в узлах и модулях РЭУ и, как следствие, – к невозможности дальнейшего использования устройства. Обнаружить такие дефекты на стадии производства достаточно сложно, а их вероятностные оценки не всегда точны, поскольку зависят от многих показателей и факторов.

В связи с этим перед инженерами-разработчиками РЭУ встает задача предупреждения появления подобных дефектов и обеспечение наилучших надежностных показателей проектируемых РЭУ. Это стало возможным за счет детальной проработки схмотехнических и конструктивных решений, обеспечения оптимальных электрических и тепловых режимов, механических нагрузок на узлы и модули устройства. Немаловажную роль в деятельности современного инженера играют специализированные средства проектирования и инженерного анализа, которые имеют широкий инструментарий для моделирования и проведения виртуальных экспериментов. По сути, создав цифровой двойник электронного устройства, разработчик имеет

возможность провести с ним разноплановые исследования и диагностические процедуры, своевременно внося изменения в конструкцию. Результаты проведения модельных экспериментов накапливаются, анализируются, систематизируются, сохраняются в базе данных, становясь при этом новыми знаниями, на которые опирается инженер при проведении диагностики и исследований реальных узлов РЭУ на физических установках. При этом инструментарий средств технического диагностирования также развивается, расширяется новыми методами и методиками исследований, пополняется современной исследовательской аппаратурой, обеспечивающей необходимую чувствительность, разрешающую способность и позволяющей получить результаты исследования с высокой степенью достоверности.

Как правило, отдельные методы диагностирования не дают полной картины о техническом состоянии исследуемого узла, поэтому применяются их сочетания и комплексирование. Не последнее место здесь отводится методам тепловой диагностики, которые в течение ряда лет активно развивались, совершенствовались и нашли свое применение в диагностике узлов РЭУ. Известно, что при подаче питания в любом функциональном узле РЭУ начинают протекать теплофизические процессы, изменяющие его температурное поле. Анализ тепловых изображений печатных узлов (ПУ) РЭУ активно применяется при исследовании конструктивных дефектов радиоэлектронных устройств [10,11]. Отклонение от нормальной картины рассеивания тепла или нормального контура является признаком возникновения неисправности. Если, например, компоненты неправильно смонтированы, они могут сильно нагреваться. Эти и другие проблемы можно обнаружить с помощью тепловизионной установки сразу после монтажа печатной платы. Сравнивая тепловые изображения тестируемой печатной платы с результатами исследования ее цифрового двойника, проведенными на стадии проектирования, можно выявить любое отклонение от нормы и сделать заключение о техническом состоянии узла. Для повышения достоверности диагностирования на этапе обработки и анализа тепловых изображений исследуемого РЭУ все чаще применяются искусственные нейронные сети (ИНС), реализующие определенные алгоритмы распознавания в соответствии с заложенной архитектурой и технологией обучения. Анализ работы такой ИНС позволяет сделать вывод о практически безошибочном распознавании дефекта, точность которого составляет 97-99 %.

Данная статья продолжает освещение результатов исследования, начатое в работе [1] по проектированию печатного узла бортового устройства контроля разбега самолета, и посвящена рассмотрению вопросов применения искусственной нейронной сети в задаче тепловой диагностики и анализе температурных полей проектируемого узла.

Структурная схема бортового устройства контроля разбега самолета

Устройство предназначено для мониторинга движения воздушного судна по взлетно-посадочной полосе (ВПП) при разбеге, прогнозирования момента достижения им скорости отрыва и выдачи сигнала предупреждения в случае недостаточного ускорения для отрыва от земной поверхности. Печатный узел бортового устройства контроля разбега самолета был представлен в работе [1].

Структурная схема устройства (Рисунок 1) включает следующие модули:

- вычислительный модуль (на базе Atmega2560-16AU);
- модуль сигнализации (светодиод, динамик);
- модуль сопряжения (на базе HC-05);
- приемник глобальной навигационной спутниковой системы ГНСС (UBLOX NEO-7M);

- акселерометр (MPU 6050);
- источник питания (преобразователь MP3401A).



Рисунок 1 – Структурная схема бортового устройства контроля разбега самолета

Figure 1 – Block diagram of the on-board take-off control device of an aircraft

Для снижения массогабаритных показателей печатного узла при его проектировании применялась SMD элементная база для технологии поверхностного монтажа, что также позволило повысить плотность размещения электрорадиоэлементов (ЭРЭ) на поверхности печатной платы [2]. На Рисунке 2 представлена 3D-модель печатного узла устройства.

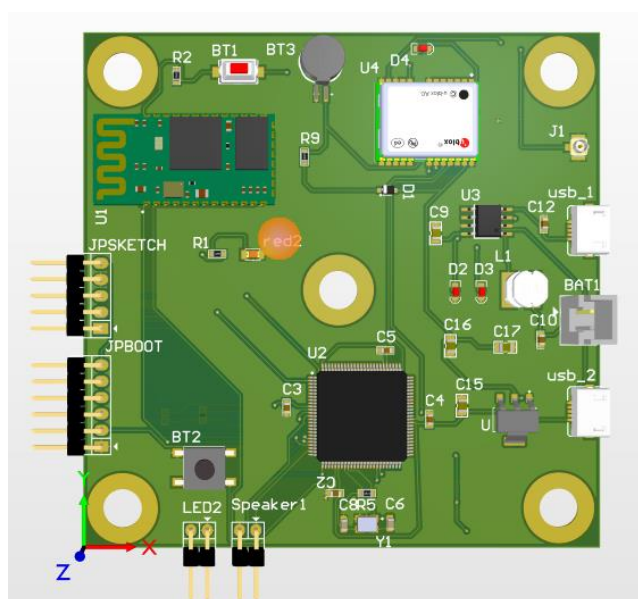


Рисунок 2 – 3D-модель печатного узла бортового устройства

Figure 2 – 3D-model of the on-board device printed assembly

Для каждого модуля, согласно паспортным данным, регламентированы свои диапазоны допустимых температур, позволяющие им работать в штатном режиме [12]. Температурные значения представлены в Таблице 1.

Таблица 1 – Рабочие диапазоны основных модулей бортового устройства
Table 1 – Operating ranges of the on-board device main modules

№ п/п	Элементная база	Диапазон рабочих температур, °С	№ п/п	Элементная база	Диапазон рабочих температур, °С
1	Микроконтроллер, ATmega2560-16AU	-40...+85	4	Чип Bluetooth, HC-05	-20...+75
2	Акселерометр, MPU 6050	-40...+85	5	Преобразователь, MP3401A, 5В/1А	-40...+125
3	ГЛОНАСС/GPS приемник, UBLOX NEO-7M	-40...+85	6	Линейный регулятор, AMS1117-3.3	-40...+125

Однако при проектировании устройства важно обеспечить оптимальные тепловые режимы не только для каждого модуля, но и для всех электрорадиоэлементов печатного узла, уделив особое внимание менее устойчивым компонентам, поскольку отказ любого из них в результате перегрева влечет неисправность и невозможность эксплуатации устройства [4], что напрямую влияет на безопасность полета.

Для предупреждения подобных случаев в процессе эксплуатации устройства была предложена методика тепловой диагностики проектируемого узла, выполняемая на ранних этапах проектирования и заключающаяся в анализе температурных полей РЭУ. Для этого проведена серия вычислительных экспериментов с построением тепловых моделей исследуемого узла в различных технических состояниях – одном исправном и пяти с дефектами, проявление которых статистически наиболее вероятно.

Построение тепловой модели печатного узла бортового устройства

Реализация метода тепловой диагностики бортового устройства предполагает выполнение вычислительного и физического эксперимента и включает следующие этапы:

- моделирование электрических и теплофизических процессов в устройстве;
- формирование базы данных неисправностей узла;
- построение и обучение искусственной нейронной сети;
- физическое исследование печатного узла при помощи тепловизионной установки и идентификация технического состояния устройства.

Схемотехническое проектирование и тепловое моделирование узла выполнялось в специализированных САПР NI Multisim и Solidworks [13]. NI Multisim позволяет анализировать электрические процессы, протекающие в исследуемой цепи. С помощью САПР Solidworks построена 3D-модель печатного узла бортового устройства и проведен анализ его теплового режима в различных технических состояниях.

В ходе исследования были разработаны тепловые модели для исправного (образцового) состояния узла и пяти состояний с дефектами, появление которых статистически наиболее вероятно, а именно: обрыв в цепи источника питания, обрыв контактов резисторов R2, R8, R9, неисправность микросхемы IC2. Тепловое поле печатного узла бортового устройства в исправном состоянии представлено на Рисунке 3.

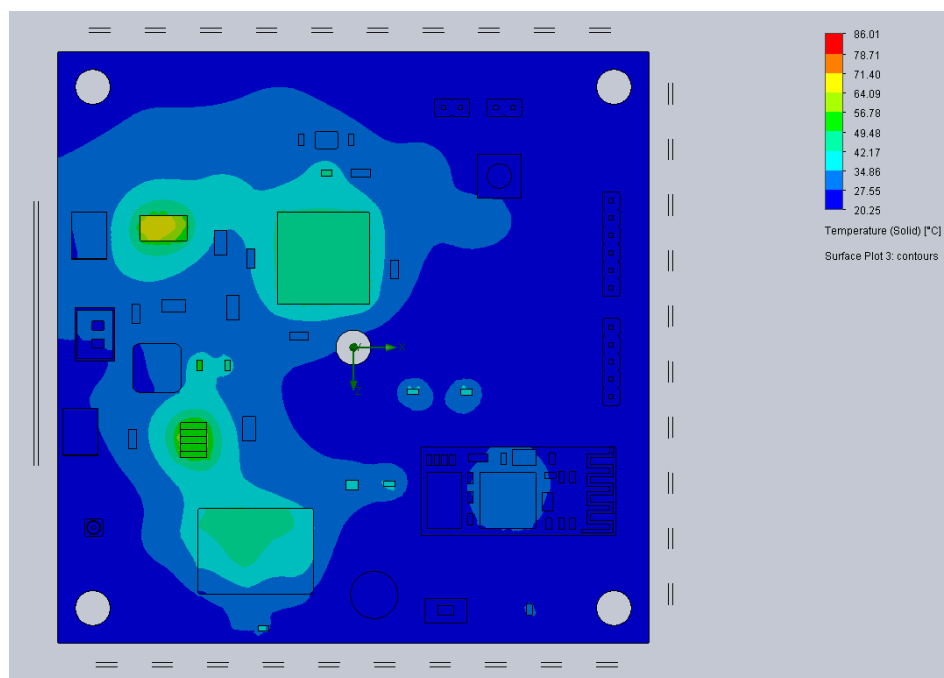


Рисунок 3 – Тепловое поле печатного узла бортового устройства в исправном состоянии
Figure 3 – The thermal field of the on-board device printing unit in good condition

Кроме этого, по результатам теплового моделирования были получены численные значения температур ЭРЭ для каждого рассматриваемого состояния узла. Эти значения представлены в Таблице 2.

Таблица 2 – Значения температуры ЭРЭ для каждого технического состояния узла (°C)
Table 2 – Values of the ERU temperature for each technical condition of the node (°C)

№ п/ п	ЭРЭ	Температура ЭРЭ в зависимости от технического состояния узла, °C					
		1_Без дефектов	2_Обрыв питания	3_Обрыв R9	4_Обрыв R8	5_Обры в R2	6_Обры в IC2
1	Atmega 2560	45,94	45,88	45,90	45,95	45,94	45,94
2	Blutoot h	36,61	36,56	36,49	36,57	36,41	36,58
3	GPS	49,12	49,09	49,04	48,91	49,07	48,84
4	Asm11 7	74,81	74,74	74,57	74,76	74,79	74,81
5	Mp340 1	85,98	85,94	85,92	85,89	85,90	85,86
6	Led1	53,99	53,93	53,84	53,92	53,98	53,94
7	Led2	58,38	58,33	58,26	58,34	58,39	58,30
8	D1	43,95	43,68	43,03	43,91	43,87	43,84
9	R1	37,67	37,61	37,49	37,66	37,65	37,66
10	R5	46,21	46,15	46,16	46,19	46,19	46,2
11	R9	39,28	38,99	24,83	39,24	39,24	39,23
12	R2	33,92	33,93	33,90	33,93	21,57	33,92

Таблица 2 (продолжение)
Table 2 (continued)

№ п/ п	ЭРЭ	Температура ЭРЭ в зависимости от технического состояния узла, °С					
		1_Без дефектов	2_Обрыв питания	3_Обрыв R9	4_Обрыв R8	5_Обрыв R2	6_Обрыв IC2
13	R8	37,59	37,58	37,57	23,98	37,59	37,55
14	R10	36,90	36,82	36,88	36,8	36,89	36,89
15	R7	47,11	47,11	47,11	47,10	47,12	47,10
16	R6	48,72	48,71	48,70	48,69	48,73	48,70
17	R4	40,82	40,78	40,75	40,80	40,80	40,80
18	R3	51,64	51,59	51,59	51,63	51,63	51,63
19	IC2	48,37	48,35	48,34	48,23	48,37	28,57
20	BT3	23,21	21,69	23,17	23,20	23,20	23,21

Далее, для реализации метода тепловой диагностики необходимо создать базу данных неисправностей узла, которая, в свою очередь, будет использоваться в качестве входных данных для обучения ИНС [3]. Процесс ее формирования осуществляется на основе применения метода статистических испытаний Монте-Карло. Применение этого метода позволяет получить диапазон допустимых значений температур для каждого ЭРЭ относительно номинального значения:

$$[q^{ном} - 0,05q^{ном}; q^{ном} + 0,05q^{ном}] \quad (1)$$

где $q^{ном}$ – номинальное значение параметра ЭРЭ.

Фрагмент полученного массива численных значений температур ЭРЭ приведен в Таблице 3. Размерность базы данных неисправностей узла составляет 18000×20 (для каждого из 20 оцениваемых ЭРЭ сформировано 18000 значений температуры).

Таблица 3 – Массив численных значений температур ЭРЭ из базы неисправностей печатного узла бортового устройства

Table 3 – Array of numerical values of the ERU temperature from the database of the on-board device printing unit malfunctions

№ п/п	Значение температуры ЭРЭ, °С								
	ЭРЭ_1	ЭРЭ_2	ЭРЭ_3	ЭРЭ_4	...	ЭРЭ_7	ЭРЭ_8	ЭРЭ_9	ЭРЭ_10
1	46,54	36,41	49,08	74,79	...	51,59	48,53	23,44	38,43
2	44,91	36,80	48,98	74,65	...	52,91	48,31	23,62	38,15
3	46,23	35,59	48,58	74,53	...	51,93	49,25	23,21	38,49
4	45,65	36,48	49,07	75,09	...	52,03	48,52	23,20	39,02
5	45,47	35,30	49,76	74,24	...	51,22	48,23	23,02	38,57
6	46,01	36,74	48,90	74,74	...	52,46	48,83	23,04	39,21
7	46,01	36,27	49,60	74,73	...	51,09	48,07	23,82	38,81
8	45,50	36,78	48,92	74,56	...	51,52	48,18	23,32	38,50
9	45,51	36,92	49,43	74,73	...	51,80	48,79	23,32	37,56
10	45,27	36,47	48,89	74,75	...	52,36	47,59	23,54	37,83
...
17991	46,07	37,36	48,37	75,56	...	52,12	29,22	23,43	38,20

Таблица 3 (продолжение)
Table 3 (continued)

№ п/п	Значение температуры ЭРЭ, °С								
	ЭРЭ_1	ЭРЭ_2	ЭРЭ_3	ЭРЭ_4	...	ЭРЭ_7	ЭРЭ_8	ЭРЭ_9	ЭРЭ_10
1799 2	45,66	36,46	48,65	75,45	...	51,22	28,77	23,75	38,39
1799 3	46,15	36,81	48,95	75,20	...	50,78	28,91	23,77	38,43
1799 4	45,15	36,13	49,21	75,46	...	52,64	29,01	22,47	38,87
1799 5	45,66	36,92	49,47	74,38	...	51,88	28,06	22,26	38,14
1799 6	45,80	36,38	48,54	74,59	...	51,96	28,72	22,65	38,65
1799 7	45,68	36,11	48,79	75,50	...	51,79	28,00	23,34	38,62
1799 8	45,52	36,76	48,44	75,12	...	52,39	28,06	23,44	38,16
1799 9	46,41	35,63	48,19	74,65	...	51,79	28,87	23,47	38,35
1800 0	45,65	36,68	48,82	75,80	...	50,87	28,69	22,77	38,69

На следующем этапе для решения задачи тепловой диагностики и идентификации технического состояния исследуемого узла разработана искусственная нейронная сеть (ИНС) с выходным слоем, реализуемым функцией Softmax Regression для обработки данных [6, 9]. Структура нейронной сети с такой функцией активации содержит внутренний (скрытый) слой (Рисунок 4).

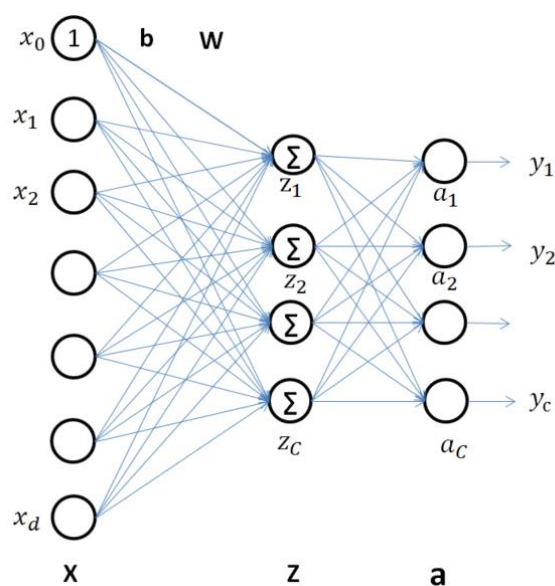


Рисунок 4 – Структура искусственной нейронной сети с функцией активации Softmax Regression

Figure 4 – The structure of an artificial neural network with Softmax Regression activation function

Здесь $\bar{\mathbf{x}}_i = [x_{i0}, x_{i1}, x_{i2}, \dots, x_{id}] \in R^{d+1}$ – входной вектор, являющийся расширенным входным слоем сети.

Совокупность входных векторов $\mathbf{X} = [\bar{\mathbf{x}}_1; \bar{\mathbf{x}}_2; \bar{\mathbf{x}}_3; \dots; \bar{\mathbf{x}}_N] \in R^{(d+1)*N}$ называется матрицей входных данных, где N – объем входного пространства [14].

\mathbf{b} – матрица *bias* входных векторов и скрытого слоя.

$\mathbf{W} \in R^{(d+1)*C}$ – матрица весовых коэффициентов между выходным и скрытым слоем, где C – количество классов, к которым могут относиться входные векторы.

Скрытый слой аналитически описывается следующим образом:

$$z_{ij} = w_j^T * \bar{\mathbf{x}}_i, \quad (2)$$

$$\mathbf{z}_i = \mathbf{W}^T * \bar{\mathbf{x}}_i \in R^C \quad (3)$$

Если скрытый слой имеет активную функцию $f(\cdot)$, то вектор \mathbf{a}_i определяется по формуле:

$$\mathbf{a}_i = f(\mathbf{z}_i) \in R^C \quad (4)$$

Для каждого входного вектора определяется выходной вектор:

$$\mathbf{y} = [y_1, y_2, \dots, y_C] \in R^C \quad (5)$$

Функция активации для выходного слоя Softmax Regression определяется по формуле:

$$f(z_{ij}) = \frac{\exp(z_{ij})}{\sum_{k=1}^C \exp(z_{ik})} \quad (6)$$

Для оценки правильности классификации входных данных по заданным классам используется функция потерь. В Softmax Regression функция потерь построена на основе кросс-энтропии (Cross Entropy). Если Softmax Regression имеет некоторое количество C классов на выходе, то функция потерь между ожидаемыми и полученными выходами с входным вектором $\bar{\mathbf{x}}_i$ определяется из соотношения:

$$J(\mathbf{W}; \bar{\mathbf{x}}_i; \mathbf{y}_i) = - \sum_{j=1}^C y_{ji} * \log(a_{ji}) \quad (7)$$

где y_{ij} и a_{ij} соответственно j -й элемент векторов \mathbf{y}_i и \mathbf{a}_i .

Тогда для всей матрицы справедливо:

$$J(\mathbf{W}; \mathbf{X}; \mathbf{Y}) = - \sum_{i=1}^N \sum_{j=1}^C y_{ij} \times \log(a_{ji}) = - \sum_{i=1}^N \sum_{j=1}^C y_{ji} \times \log\left(\frac{\exp(\mathbf{w}_j^T * \bar{\mathbf{x}}_i)}{\sum_{k=1}^C \exp(\mathbf{w}_k^T * \bar{\mathbf{x}}_i)}\right) \quad (8)$$

Для оптимизации функции (8) по \mathbf{W} применяется метод стохастического градиентного спуска (*Stochastic Gradient Descent, SGD*), результатом работы которого является формула для обновления матрицы весовых коэффициентов:

$$\mathbf{W} = \mathbf{W} + \mu * \bar{\mathbf{x}}_i (\mathbf{y}_i - \mathbf{a}_i)^T \quad (9)$$

где μ – скорость обучения системы (*learning rate*).

Искусственная нейронная сеть может быть и более многослойной, т. е. может содержать несколько внутренних слоев [5]. Взаимодействие между слоями такой сети представлено на Рисунке 5.

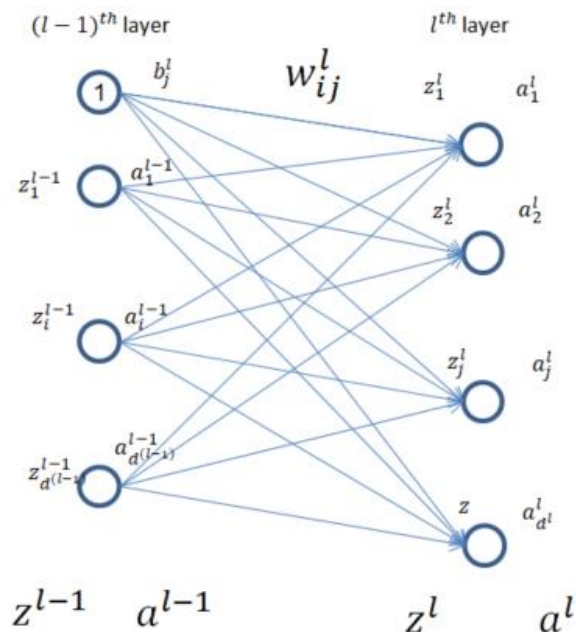


Рисунок 5 – Связь между внутренними слоями в многослойной нейронной сети
Figure 5 – The connection between the inner layers in a multilayer neural network

Матрица весов между предыдущим $(l-1)$ и текущим (l) слоями задается соотношением:

$$\mathbf{W}^{(l)} \in \mathbb{R}^{d^{(l-1)} \times d^l} \quad (10)$$

вектор *bias* обозначается $\mathbf{b}^l \in \mathbb{R}^{d^l}$.

Каждое значение a_i^l вектора \mathbf{a}^l рассчитывается по формуле:

$$a_i^l = f(w_i^{(l)T} * a^{(l-1)} + b_i^{(l)}) \quad (11)$$

где $f(\cdot)$ – функция активации.

Для вектора \mathbf{a}^l формула (8) преобразуется к виду:

$$\mathbf{a}^l = f(\mathbf{W}^{(l)T} * \mathbf{a}^{(l-1)} + \mathbf{b}^l) \quad (12)$$

В рамках проводимого исследования для решения задачи диагностирования конструктивных дефектов по тепловому полю печатного узла разработана ИНС, имеющая 3 слоя: входной, выходной и скрытый. Количество входных нейронов соответствует количеству исследуемых ЭРЭ на печатном узле (в данном случае, 20 нейронов). Количество выходных нейронов равно числу идентифицируемых технических состояний (6 нейронов) [7]. Результат процесса обучения ИНС представлен на Рисунке 6.

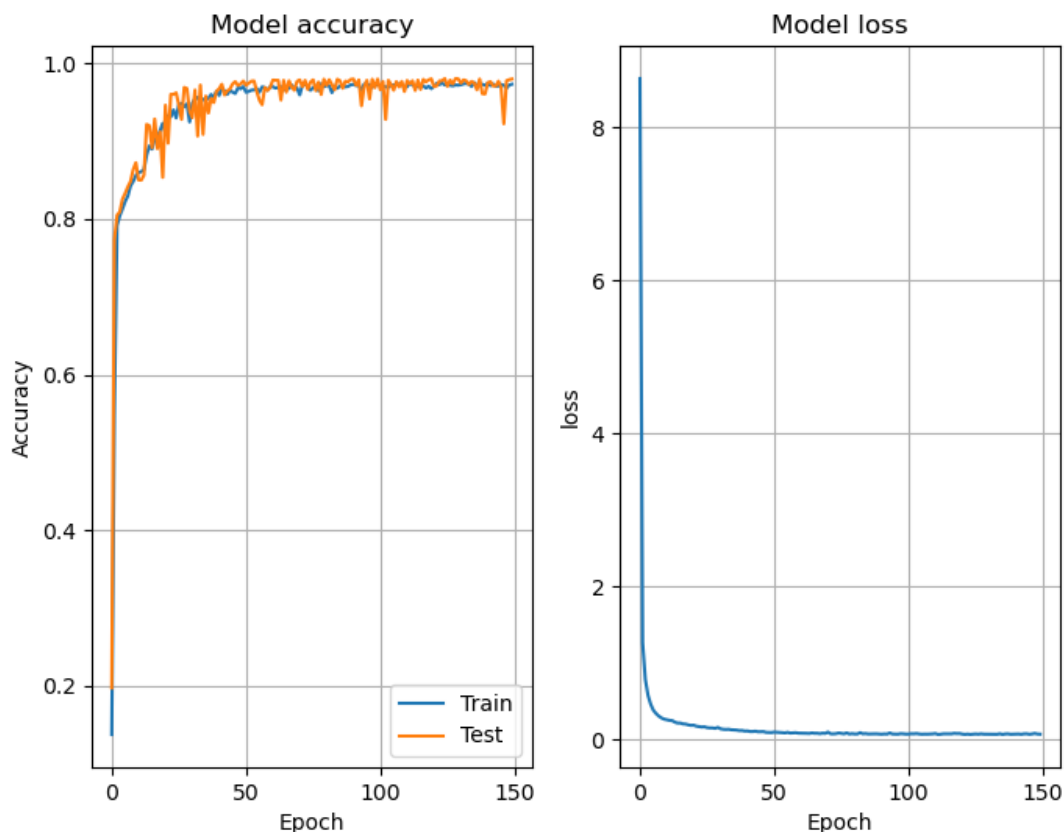


Рисунок 6 – Результат процесса обучения ИНС
Figure 6 – The result of the INS learning process

Из графиков видно, что при наличии в базе данных неисправностей печатного узла информации о 6-ти возможных технических состояниях, достоверность классификации данной нейронной сетью составляет 97-98 %.

Заключение

В рамках проведенного исследования был разработан и экспериментально проверен метод диагностики конструктивных дефектов печатного узла на основе анализа теплового поля этого узла. Метод предполагает выполнение как вычислительного, так и физического эксперимента. В ходе вычислительного эксперимента при помощи современных САПР и модулей инженерного анализа проводится схмотехническое проектирование и моделирование теплофизических процессов, характерных для конкретного технического состояния исследуемого узла. Затем формируется массив численных значений оцениваемых параметров, на основе которых создается база неисправностей радиоэлектронного устройства. Далее, для реализации диагностических процедур и идентификации технического состояния исследуемого объекта создается искусственная нейронная сеть, которая обучается и тестируется на данных, хранящихся в базе неисправностей электронного средства. При разработке ее структуры и реализуемых процедур используется высокоуровневый язык программирования Python и набор дополнительных библиотек. В рамках физического эксперимента тепловизионной установкой проводится термодиагностика печатного узла бортового устройства посредством измерения формируемого им теплового поля и сохранения численных значений температур ЭРЭ в реальном времени. Эти данные подаются на вход ИНС для дальнейшего анализа, идентификации и формирования отчета о техническом состоянии исследуемого устройства. Достоверность

идентификации конструктивных дефектов составляет (97-98) %, что находится в пределах допустимой погрешности распознавания ИНС.

Дальнейшее совершенствование предложенного метода тепловой диагностики может быть реализовано за счет более детального описания идентифицируемых состояний и возможных неисправностей исследуемого объекта, в т. ч. сочетанных, сложных дефектов. Это, в свою очередь, неизбежно приведет к увеличению объема базы данных и хранимых в ней значений параметров. Данный факт необходимо учитывать в процессе обучения и тестирования ИНС, не допуская ее переобучения и, как следствие, невозможности распознавания дефектов. Также следует понимать, что достоверность идентификации ИНС сложных дефектов РЭУ может снизиться, что потребует применения других алгоритмов [7] для ее обучения.

СПИСОК ИСТОЧНИКОВ

1. Увайсов С.У., Черноверская В.В., Нгуен Вьет Данг, Нгуен Ван Туан. Проектирование печатного узла устройства контроля процесса разбега самолета. *Динамика сложных систем*. 2022;23(2):31–43. DOI: 10.18127/j19997493-202202-02.
2. Богачек Г.Д., Букрин И.В., Иевлев В.И. *Технология поверхностного монтажа, автоматическая установка компонентов*: под общ. ред. В.И. Иевлева. Екатеринбург: Изд-во Урал. ун-та; 2018. 104 с.
3. Дао Ань Куан. Термодиагностика печатных узлов радиоэлектронных устройств: дисс. ... канд. техн. наук: 2.2.13. Москва; 2021. 136 с.
4. Меркухин Е.Н. Априорный критерий оценки эффективности оптимизации теплового режима путем рационального размещения электронных элементов. *Современные наукоемкие технологии*. 2018;10:77–81. Доступно по: <http://toptechnologies.ru/ru/article/view?id=37198>.
5. Андрейченков А.В., Андрейченкова О.Н. *Интеллектуальные информационные системы и методы искусственного интеллекта: учебник*. М.: ИНФРА-М; 2021. 530 с. DOI: 10.12737/1009595.
6. Вьюгин В.В. *Математические основы теории машинного обучения и прогнозирования*. М.; 2013. 387 с.
7. Увайсов С.У., Черноверская В.В., Дао Ань Куан, Нгуен Ван Туан, Занг Ван Тхань. Метод опорных векторов в задаче тепловой диагностики конструктивных дефектов радиоэлектронных устройств. *Вестник Концерна ВКО «Алмаз – Антей»*. 2022;1:58–70. Доступно по: <https://doi.org/10.38013/2542-0542-2022-1-58-70>.
8. Алямовский А.А., Собачкин А.А., Одинцов Е.В., Харитонович А.И., Пономарев Н.Б. SolidWorks. *Компьютерное моделирование в инженерной практике*. СПб.: БХВ-Петербург; 2005. 800 с.
9. Горбаченко В.И., Ахметов Б.С., Кузнецова О.Ю. *Интеллектуальные системы: нечеткие системы и сети: учебное пособие для вузов*. М.: Юрайт; 2019. 105 с.
10. Printed circuit boards (PCB) inspection by thermal imaging. Доступно по: https://www.butterfly.com/shop/en/blog-posts?journal_blog_post_id=12 (дата обращения: 04.06.2022).
11. Sexton J. Infrared Inspection Finds Elusive Faults. *Test & Measurement World*. 2001. Доступно по: https://www.academia.edu/30273154/PCB_Testing_Using_Infrared_Thermal_Signatures (дата обращения: 01.06.2022).
12. Data Sheets: GNSS modules – NEO-7, ATmega640/1280/1281/2560/2561, HC-05-Bluetooth, MPU-6000 and MPU-6050. Доступно по: <https://radiodetali.com/media/catalog/product/a/t/atmel-2549-8-bit-avr-microcontroller-atmega640-128-1065468.pdf> (дата обращения: 15.04.2022).

13. SOLIDWORKS Web Help, Simulation. Доступно по: https://help.solidworks.com/2020/English/SolidWorks/SWHelp_List.html?id=1830c8da5ad948ff893d9ffa6a59473d#Pg0 (дата обращения: 01.02.2022).
14. Beale M.H., Hagan M.T., Demuth H.B. *Neural Network Toolbox. User's Guide*. Natick: Math Works, Inc.; 2015. 406 p.

REFERENCES

1. Uvaisov S.U., Chernoverskaya V.V., Nguen V'et Dang, Nguen Van Tuan. Proektirovanie pechatnogo uzla ustroystva kontrolya protsessa razbega samoleta. *Dinamika slozhnykh sistem*. 2022;23(2):31–43. DOI: 10.18127/j19997493-202202-02 (In Russ.).
2. Bogachek G.D., Bukrin I.V., Ievlev V.I. *Tekhnologiya poverkhnostnogo montazha, avtomaticheskaya ustanovka komponentov: pod obshch. red. V. I. Ievleva*. Ekaterinburg: Izd-vo Ural. un-ta; 2018. 104 p. (In Russ.).
3. Dao An' Kuan. Termodiagnostika pechatnykh uzlov radioelektronnykh ustroystv: diss. ... kand. tekhn. nauk: 2.2.13. Moskva; 2021. 136 p. (In Russ.).
4. Merkuhin E.N. Apriornyi kriterii otsenki effektivnosti optimizatsii teplovogo rezhima putem ratsional'nogo razmeshcheniya elektronnykh elementov. *Sovremennye naukoemkie tekhnologii*. 2018;10:77–81. Available at: <http://toptechnologies.ru/ru/article/view?id=37198> (In Russ.).
5. Andreichenkov A.V., Andreichenkova O.N. *Intellektual'nye informatsionnye sistemy i metody iskusstvennogo intellekta: uchebnik*. M.: INFRA-M; 2021. 530 p. DOI: 10.12737/1009595 (In Russ.).
6. V'yugin V.V. *Matematicheskie osnovy teorii mashinnogo obucheniya i prognozirovaniya*. M.; 2013. 387 p. (In Russ.).
7. Uvaisov S.U., Chernoverskaya V.V., Dao An' Kuan, Nguen Van Tuan, Zang Van Tkhan'. Metod opornykh vektorov v zadache teplovoi diagnostiki konstruktivnykh defektov radioelektronnykh ustroystv. *Vestnik Kontserna VKO «Almaz – Antei»*. 2022;1:58–70. Available at: <https://doi.org/10.38013/2542-0542-2022-1-58-70> (In Russ.).
8. Alyamovskii A.A., Sobachkin A.A., Odintsov E.V., Kharitonovich A.I., Ponomarev N.B. *SolidWorks. Komp'yuternoe modelirovanie v inzhenernoi praktike*. SPb.: BKhV-Peterburg; 2005. 800 p. (In Russ.).
9. Gorbachenko V.I., Akhmetov B.S., Kuznetsova O.Yu. *Intellektual'nye sistemy: nechetkie sistemy i seti: uchebnoe posobie dlya vuzov*. M.: Yurait; 2019. 105 p. (In Russ.).
10. Printed circuit boards (PCB) inspection by thermal imaging. Available at: https://www.butterfly.com/shop/en/blog-posts?journal_blog_post_id=12 (accessed on 04.06.2022).
11. Sexton J. Infrared Inspection Finds Elusive Faults. *Test & Measurement World*. 2001. Available at: https://www.academia.edu/30273154/PCB_Testing_Using_Infrared_Thermal_Signatures (accessed on 01.06.2022).
12. Data Sheets: GNSS modules – NEO-7, ATmega640/1280/1281/2560/2561, HC-05-Bluetooth, MPU-6000 and MPU-6050. Available at: <https://radiodetali.com/media/catalog/product/a/t/atmel-2549-8-bit-avr-microcontroller-atmega640-128-1065468.pdf> (accessed on 15.04.2022).
13. SOLIDWORKS Web Help, Simulation. Available at: https://help.solidworks.com/2020/English/SolidWorks/SWHelp_List.html?id=1830c8da5ad948ff893d9ffa6a59473d#Pg0 (accessed on 01.02.2022).
14. Beale M.H., Hagan M.T., Demuth H.B. *Neural Network Toolbox. User's Guide*. Natick: Math Works, Inc.; 2015. 406 p.

ИНФОРМАЦИЯ ОБ АВТОРАХ / INFORMATION ABOUT THE AUTHORS

Увайсов Сайгид Увайсович, доктор технических наук, профессор, заведующий кафедрой конструирования и производства радиоэлектронных средств Института радиоэлектроники и информатики МИРЭА – Российский технологический университет, Москва, Российская Федерация.

e-mail: uvajsov@mirea.ru

ORCID: [0000-0003-1943-6819](https://orcid.org/0000-0003-1943-6819)

Scopus Author ID: 55931417100

ResearcherID: H-6746-2015

Saygid Uvaysovich Uvaysov, Doctor of Technical Sciences, Professor, Head of the Department of Design and Production of Radioelectronic Devices, the Institute of Radio Electronics and Computer Science of MIREA – Russian Technological University, Moscow, Russian Federation.

Черноверская Виктория Владимировна, кандидат технических наук, доцент кафедры конструирования и производства радиоэлектронных средств Института радиоэлектроники и информатики МИРЭА – Российский технологический университет, Москва, Российская Федерация.

e-mail: chernoverskaya@mirea.ru

Victoria Vladimirovna Chernoverskaya, Candidate of Technical Sciences, Associate Professor at the Department of Design and Production of Radioelectronic Devices, the Institute of Radio Electronics and Computer Science of MIREA – Russian Technological University, Moscow, Russian Federation.

Нгуен Вьет Данг, аспирант кафедры конструирования и производства радиоэлектронных средств Института радиоэлектроники и информатики МИРЭА – Российский технологический университет, Москва, Российская Федерация.

e-mail: vietdang9944@gmail.com

Nguyen Viet Dang, Postgraduate Student, the Department of Design and Production of Radioelectronic Devices, the Institute of Radio Electronics and Computer Science of MIREA – Russian Technological University, Moscow, Russian Federation.

Нгуен Ван Туан, аспирант кафедры конструирования и производства радиоэлектронных средств Института радиоэлектроники и информатики МИРЭА – Российский технологический университет, Москва, Российская Федерация.

e-mail: tuannya2pkkq@gmail.com

Nguyen Van Tuan, Postgraduate Student, the Department of Design and Production of Radioelectronic Devices, the Institute of Radio Electronics and Computer Science of MIREA – Russian Technological University, Moscow, Russian Federation.

Статья поступила в редакцию 15.08.2022; одобрена после рецензирования 02.09.2022; принята к публикации 15.09.2022.

The article was submitted 15.08.2022; approved after reviewing 02.09.2022; accepted for publication 15.09.2022.