

УДК 621.396.69

DOI: [10.26102/2310-6018/2024.44.1.004](https://doi.org/10.26102/2310-6018/2024.44.1.004)

Акустико-эмиссионная диагностика латентных дефектов в многослойных печатных платах радиоэлектронных устройств

С.У. Увайсов, В.В. Черновверская✉, Нгуен Конг Дык, Лью Нгок Тиен, Тхе Хай Во
МИРЭА – Российский технологический университет, Москва, Российская Федерация

Резюме. В статье приведены результаты применения метода акустической эмиссии (АЭ) и алгоритмов машинного обучения в задаче диагностики дефектов расслоения структуры многослойной печатной платы (МПП). Для решения поставленной задачи применяется комбинация физического и вычислительного экспериментов. Для проведения натурных испытаний в исследовании используется вибростенд для формирования нагрузки на испытуемый объект и получения сигналов акустической эмиссии. Вычислительный эксперимент проводится с помощью математического моделирования в специализированной среде ABAQUS. Для получения наилучшего решения задачи в ходе эксперимента решается оптимизационная задача по определению частоты гармонического сигнала, формируемого вибростендом, для получения максимального отклика исследуемой МПП и однозначной идентификации дефекта расслоения. В численных экспериментах были промоделированы воздействия и реакции (сигналы АЭ) МПП при различных частотах входных вибросигналов, лежащих в диапазоне от 100 до 2000 Гц. Натурные эксперименты проводились в лаборатории контроля и испытаний радиоэлектронных средств кафедры КИРЭС РТУ МИРЭА. Результаты исследования показали, что наиболее эффективной для обнаружения дефекта расслоения является частота вибрационного воздействия, равная 1500 Гц (дефект почти прямоугольной формы размером 30×37 мм). В дальнейшем это было подтверждено корреляционным анализом, позволившим выявить максимальные различия между сигналами акустической эмиссии годного образца МПП и образца с внесенным дефектом расслоения для входного вибровоздействия заданной частоты. Вторая часть исследования посвящена обработке результатов физического и вычислительного экспериментов, установлению степени адекватности полученных математических моделей реальным образцам МПП и процессам, протекающим в них, а также применению алгоритмов машинного обучения для более достоверной диагностики дефектов МПП. В представленном исследовании в качестве алгоритмов машинного обучения применялись методы случайного леса и опорных векторов (SVM). По результатам их выполнения была оценена точность работы двух алгоритмов.

Ключевые слова: акустическая эмиссия, многослойная печатная плата, скрытые дефекты, расслоение структуры, моделирование, физический эксперимент, алгоритм машинного обучения, метод опорных векторов, метод случайного леса, неразрушающий контроль.

Для цитирования: Увайсов С.У., Черновверская В.В., Нгуен Конг Дык, Лью Нгок Тиен, Тхе Хай Во. Акустико-эмиссионная диагностика латентных дефектов в многослойных печатных платах радиоэлектронных устройств. *Моделирование, оптимизация и информационные технологии.* 2024;12(1). URL: <https://moitvvt.ru/ru/journal/pdf?id=1493> DOI: 10.26102/2310-6018/2024.44.1.004

Acoustic emission diagnostics of hidden defects of multilayer printed circuit boards in electronic devices

S.U. Uvaysov, V.V. Chernoverskaya✉, Nguyen Hong Duc, Lu Ngoc Tien, The Hai Vo
MIREA – Russian Technological University, Moscow, the Russian Federation

Abstract. The article presents the results of the acoustic emission method application (AE) and machine learning algorithms in the problem of diagnosing defects in the stratification of a multilayer printed

circuit board structure (MPB). A combination of physical and computational experiments is used to solve the problem. To conduct full-scale tests, the study uses a vibration stand to generate a load on the test object and receive acoustic emission signals. The computational experiment is carried out using mathematical modeling in a specialized ABAQUS environment. In order to obtain the best solution to the problem, an optimization problem is solved during the experiment to determine the frequency of the harmonic signal generated by the vibration stand with a view to receiving the maximum response of the MPB under review and unambiguous identification of the bundle defect. When conducting the numerical experiments, the effects and reactions (AE signals) of MPB were modeled at different frequencies of input vibration signals ranging from 100 to 2000 Hz. Full-scale experiments were conducted in the laboratory of control and testing of radioelectronic devices at the Department of KPRES of RTU MIREA. The results of the study have shown that the vibration frequency most effective for detecting a delamination defect equals 1500 Hz (a defect of almost rectangular shape with a size of 30×37 mm). Subsequently, this was confirmed by correlation analysis, which made it possible to identify the maximum differences between the acoustic emission signals of a suitable MPB sample and a sample with a delamination defect for the input vibration of a given frequency. The second part of the study deals with processing of the physical and computational experiment results, establishing the degree of adequacy of the obtained mathematical models to real samples of MPB and the processes occurring in them, as well as the use of machine learning algorithms for more reliable diagnosis of MPB defects. In the presented study, the random forest and the support vector machine learning (SVM) methods were employed as machine learning algorithms. Based on the results of their execution, the accuracy of the two algorithms was evaluated.

Keywords: acoustic emission, multilayer printed circuit board, hidden defects, structure stratification, modeling, physical experiment, machine learning algorithm, support vector machine method, random forest method, non-destructive testing.

For citation: Uvaysov S.U., Chernoverskaya V.V., Nguyen Hong Duc, Lu Ngoc Tien, The Hai Vo. Acoustic emission diagnostics of hidden defects of multilayer printed circuit boards in electronic devices. *Modeling, Optimization and Information Technology*. 2024;12(1). URL: <https://moitvvt.ru/ru/journal/pdf?id=1493> DOI: 10.26102/2310-6018/2024.44.1.004 (In Russ.).

Введение

В современной радиоэлектронной аппаратуре, независимо от ее назначения и условий эксплуатации, многослойная печатная плата (МПП) является основным конструктивным элементом, объединяющим электронные компоненты на плоскости и обеспечивающим их коммутацию посредством печатного монтажа и межслойных соединений. Качество изготовления печатной платы играет ключевую роль в обеспечении надежной и безотказной работы радиоэлектронного устройства (РЭУ), а малейшие нарушения технологического процесса производства могут привести к скрытым дефектам конструкции и, как следствие, неисправностям и отказам РЭУ.

Одним из наиболее распространенных видов дефектов МПП является расслоение – процесс разделения слоев материала печатной платы, что приводит к нарушению ее структуры и электрических свойств.

Причинами появления дефектов расслоения могут стать как производственные факторы (недостаточное сцепление, неравномерный поток смолы, загрязнения и пустоты между слоями), так и режимы эксплуатации РЭУ (тепловая нагрузка, проявляющаяся циклическими тепловыми расширениями и сжатиями между слоями печатной платы; механические нагрузки: физическое сгибание, вибрации, тряски, удары печатной платы также создают напряжения между слоями; чрезмерная влажность – наиболее частая причина расслоения печатной платы, поскольку даже небольшое количество влаги, попавшей в плату, под воздействием высоких температур может вызвать процессы ее парообразования и расширения и, как следствие, вздутие и растрескивание платы). Причиной проникновения влаги внутрь печатной платы может стать нарушение

технологического процесса, а именно, плохое соединение или недостаточный уровень клея между слоями.

В последнее время одним из методов неразрушающего контроля, активно применяемым для обнаружения и мониторинга дефектов в различных материалах и конструкциях, стал метод акустической эмиссии (АЭ). Принцип действия заключается в регистрации акустических волн, которые возникают в материале на его внутренних деформациях, неоднородностях, механических изменениях структуры, таких как трещины, пустоты, вздутия и др. Исследование процессов АЭ для обнаружения дефектов в печатных платах включает различные подходы и методы, такие как анализ акустических сигналов во временной области, спектральный анализ с последующим применением машинного обучения для автоматизации процесса идентификации дефектов [1].

Ряд работ, посвященных этой теме, позволяет сделать вывод, что данный метод неразрушающего контроля может успешно применяться и в диагностировании латентных дефектов структуры печатной платы. Так, генерация контролируемых вибрационных колебаний с заданными параметрами способствует усилению акустических сигналов, распространяемых от вторичных источников волн (дефектов структуры печатных плат) и повышает чувствительность метода. В работе [2] был представлен метод обнаружения дефектов расслоения в печатных платах с использованием АЭ, основанный на применении вибростенда. Авторы выяснили, что увеличение амплитуды вибраций усиливает акустические сигналы и позволяет более точно обнаружить дефекты.

В работе [3] было представлено исследование, в котором применялось быстрое преобразование Фурье (БПФ) для анализа акустических сигналов, излучаемых дефектами структуры печатных плат. Авторы выявили, что определенные частоты могут указывать на наличие расслоения и служат индикаторами дефектов.

Для автоматизации процесса обнаружения дефектов в печатных платах все активнее стали применяться технологии машинного обучения и интеллектуального анализа данных. В работе [4] был предложен подход, основанный на применении сверточной нейронной сети (CNN) для обнаружения дефектов расслоения при обработке АЭ сигналов. Метод продемонстрировал высокую точность и надежность идентификации дефектов, что делает его перспективным для промышленного применения.

БПФ применяется для преобразования акустических сигналов из временной области в частотную область, что облегчает анализ данных и выделение наиболее информативных частотных компонентов [5].

В представленной статье приведены результаты вычислительного эксперимента по определению скрытых дефектов расслоения МПП с применением программного обеспечения ABAQUS, а также результаты физических испытаний с применением лабораторного вибростенда M030/MA1-CE для генерации гармонических сигналов с заданными значениями частот вибраций и регистрации реакции испытуемого образца (акустических сигналов на выходе) МПП. Для определения оптимальной частоты сигнала при обработке результатов вычислительного и физического эксперимента применяется сочетание БПФ и методов корреляционного анализа. Кроме этого, для автоматизации процесса диагностики и идентификации дефектов расслоения МПП использованы алгоритмы машинного обучения.

Следует отметить, что в ходе исследования были выявлены сложности применения АЭ для обнаружения дефектов МПП. Так, возмущения окружающей среды и шумы, носящие случайный характер, могут исказить регистрируемые акустические сигналы, внося в них помехи и изменяя профиль распространения. Это существенно

затрудняет анализ и снижает достоверность результатов исследования, что, в свою очередь, требует применения более сложных алгоритмов обработки данных и улучшения методов фильтрации и шумоподавления [6].

Кроме того, для обеспечения универсальности предложенного метода важно учитывать многообразие линейных размеров и характеристик материалов МПП, вариации рабочих режимов и условий эксплуатации РЭУ. Это, в свою очередь, требует дополнительных исследований, систематизации диагностической информации и возможности ее применения для каждого конкретного случая.

Таким образом, дальнейшее развитие метода акустической эмиссии и алгоритмов машинного обучения представляется перспективным направлением в области диагностирования дефектов МПП, повышения качества и надежности электронной аппаратуры.

Моделирование вибрационного воздействия в среде ABAQUS

Моделирование выполняется с использованием программного комплекса ABAQUS, который предоставляет возможность численного моделирования поведения материалов и конструкций при различных условиях нагружения [7]. Целью моделирования является изучение поведения МПП при воздействии гармонических вибраций различной частоты в целях определения оптимальной частоты для обнаружения дефектов расслоения.

Для моделирования параметров и характеристик многослойной печатной платы (МПП) использовалась пластина размером $200 \times 150 \times 1,5$ мм. В качестве параметров задавались значения, характерные для фольгированного стеклотекстолита FR4: плотность 1850 кг/м^3 , модуль упругости 24 ГПа, коэффициент Пуассона 0,136.

Для моделирования вибрационного воздействия в виде гармонических синусоидальных колебаний, частота которых задавалась из диапазона 100 ... 2000 Гц, что соответствует рабочему диапазону лабораторного вибростенда, в среде ABAQUS был создан виртуальный вибростенд. Местоположение пьезодатчика было определено в центре исследуемой пластины, которая, в свою очередь, четырьмя винтами крепилась к вибростенду [8].

На начальном этапе моделирования анализировался процесс распространения акустической волны по структуре пластины, соответствующей годному (образцовому) состоянию заготовки МПП. Была проведена серия исследований для вибрационных воздействий различной частоты [9, 10].

Далее для симуляции дефекта расслоения в модели МПП вдоль ее нижней стороны была сформирована прямоугольная область размером 30×37 мм, для которой были заданы граничные условия. Модель МПП с датчиком и сформированным дефектом изображена на Рисунке 1.

Затем анализировался процесс распространения акустических волн по поверхности и объему пластины с заданными физическими характеристиками, а также реакция пьезодатчика на сигналы акустической эмиссии, сформированные дефектом расслоения структуры. Как и для годного образца, была проведена серия исследований с подачей на вход вибросигналов различной частоты.

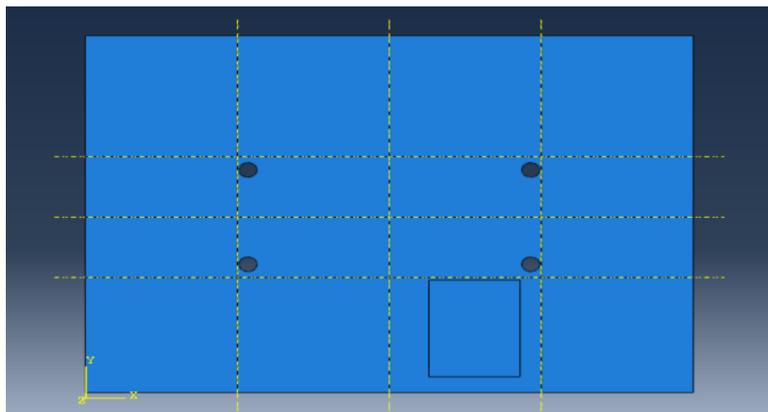


Рисунок 1 – Модель МПП со сформированным прямоугольным дефектом
 Figure 1 – Model of a multilayer printed circuit board with a rectangular defect formed

По результатам серии вычислительных экспериментов был проведен сравнительный анализ сигналов амплитудно-временной характеристики (АВХ), полученных для годного образца МПП и образца с дефектом расслоения.

На Рисунках 2–4 приведены графики сигналов – реакций на вибрационное воздействие с частотой 100, 1000 и 2000 Гц соответственно. По оси абсцисс указывается модельное время t (с), по оси ординат – амплитуда сигналов A (m).

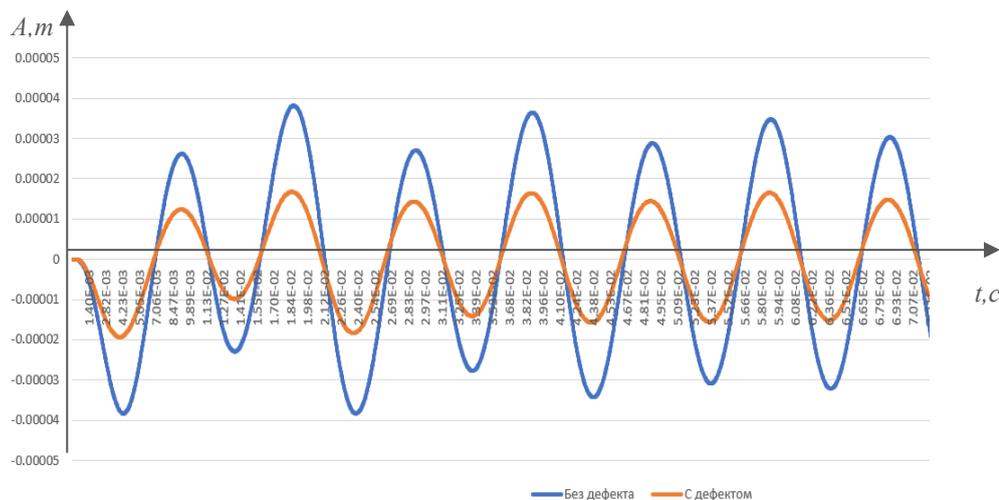


Рисунок 2 – Сигналы АВХ, регистрируемые пьезодатчиком при частоте вибрационного воздействия $F = 100$ Гц
 Figure 2 – Amplitude-time characteristic signals recorded by a piezoelectric sensor at a vibration frequency $F = 100$ Hz

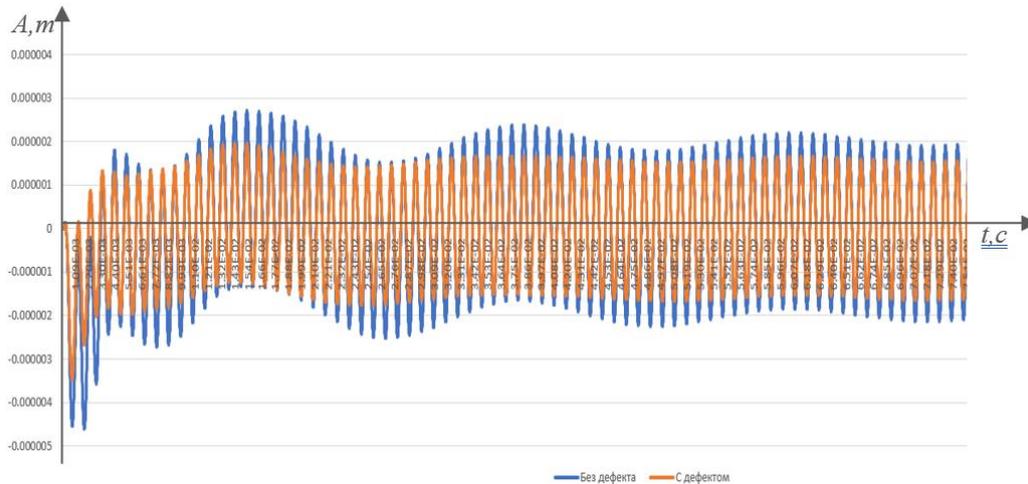


Рисунок 3 – Сигналы АВХ, регистрируемые пьезодатчиком при частоте вибрационного воздействия $F = 1000$ Гц

Figure 3 – Amplitude-time characteristic signals recorded by a piezoelectric sensor at a vibration frequency $F = 1000$ Hz

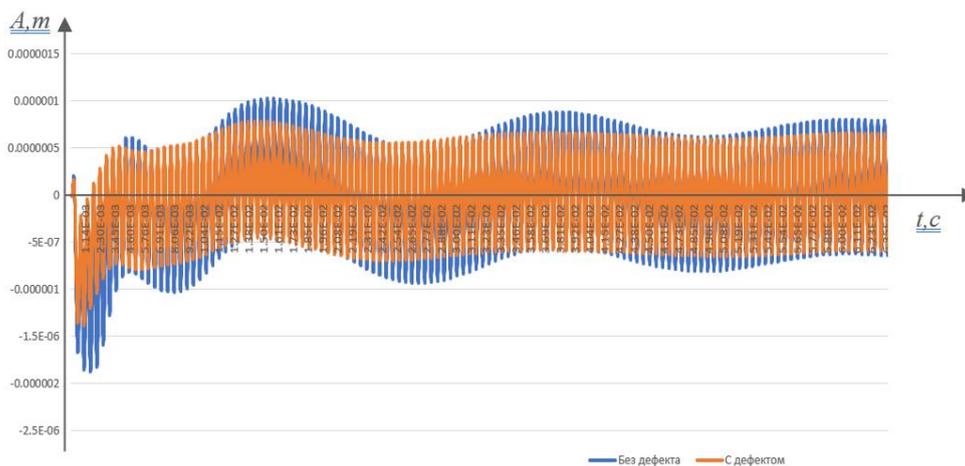


Рисунок 4 – Сигналы АВХ, регистрируемые пьезодатчиком при частоте вибрационного воздействия $F = 2000$ Гц

Figure 4 – Amplitude-time characteristic signals recorded by a piezoelectric sensor at a vibration frequency $F = 2000$ Hz

Из рисунков видно, что амплитуды сигналов (как для исправного состояния, так и для состояния с дефектом расслоения ПП) в начале исследования достигают своих максимальных значений, что связано с переходными процессами, протекающими в системе. Когда переходные процессы завершаются, а система приходит в установившееся состояние (по прошествии времени $t = 6$ мс), амплитуда сигналов сохраняется на постоянном уровне. При этом амплитуда сигнала для исправного состояния остается выше, чем для состояния с внедренным дефектом (при частоте $f = 100$ Гц она составляет $A_{и} = 3 \cdot 10^{-5}$ м; при частоте $f = 1000$ Гц $A_{и} = 2,5 \cdot 10^{-6}$ м; при частоте $f = 2000$ Гц $A_{и} = 0,75 \cdot 10^{-6}$ м). Амплитуда сигналов с внедренным дефектом, регистрируемая пьезодатчиком, также имеет постоянное значение после завершения переходного процесса. При частоте $f = 100$ Гц амплитуда $A_{д} = 1,5 \cdot 10^{-5}$ м; при частоте $f = 1000$ Гц $A_{д} = 1,5 \cdot 10^{-6}$ м; при частоте $f = 2000$ Гц $A_{д} = 0,5 \cdot 10^{-6}$ м. Максимальное снижение амплитуды сигнала с внесенным дефектом (до 50 %) наблюдается для низкочастотных

воздействующих вибросигналов с $f=100$ Гц. Для высокочастотных сигналов это соотношение меньше и составляет 40 % для $f=1000$ Гц и 30 % для $f=2000$ Гц. При этом абсолютное значение амплитуды регистрируемых сигналов на порядок выше для низкочастотных сигналов. Таким образом, можно сделать вывод, что модельный эксперимент по исследованию структуры МПП при помощи методов акустической эмиссии позволяет выявлять дефекты расслоения, что отражается на характеристиках выходных сигналов, регистрируемых датчиком. Также выявлено, что параметры выходных сигналов при низкочастотных входных воздействиях остаются выше аналогичных сигналов с высокочастотными входными воздействиями как для годного состояния, так и для состояния с внесенным дефектом.

Моделирование процессов акустической эмиссии в структуре МПП позволяет оценить, как дефекты расслоения влияют на форму и амплитуду выходных сигналов. Эти результаты имеют важное значение для последующего анализа и сравнения с данными, полученными в реальных экспериментах [11]. Кроме этого, они помогут решить оптимизационную задачу по определению наилучших значений частот входных вибрационных воздействий с целью получения максимального отклика исследуемого объекта и обнаружения скрытых дефектов в печатных платах.

Проведение натурального эксперимента с применением вибростенда

Моделирование процессов акустической эмиссии и распространения волн в структуре МПП, выполненное в среде ABAQUS, позволило получить представление о поведении акустических волн при различных входных воздействиях. Для проверки адекватности полученной модели были проведены натурные эксперименты. Физические эксперименты являются неотъемлемой частью любого исследования, поскольку они позволяют получить объективные данные о параметрах и характеристиках испытуемого объекта. В представленном исследовании применялся лабораторный вибростенд японского производства марки IMV, модель M030/MA1-CE, установленный в лаборатории контроля и испытаний электронных средств кафедры конструирования и производства РЭС РТУ МИРЭА. Технические характеристики вибростенда приведены в Таблице 1, параметры пьезоэлектрического датчика – в Таблице 2, внешний вид лабораторной испытательной установки показан на Рисунке 5, а ее структурная схема – на Рисунке 6. На Рисунке 7 приведен интерфейс настройки параметров вибростенда.

Таблица 1 – Технические характеристики вибростенда M030/MA1-CE

Table 1 – Technical characteristics of the vibration stand M030/MA1-CE

Наименование измеряемой характеристики	Численное значение	Наименование измеряемой характеристики	Численное значение
Диапазон рабочих частот, Гц	100 ... 2000	Максимальная скорость, м/с Максимальное перемещение, мм	1,6 30
Выталкивающее усилие: – синусоидальный профиль, Н; – профиль случайной вибрации, Н; – ударный профиль, Н	600 420 600	Максимальное ускорение: – без нагрузки, м/с ² ; – с нагрузкой 0,5 кг, м/с ²	500 352

Для проведения физических экспериментов была разработана специальная методика формирования вибрационных воздействий на МПП. Образцы МПП разделили на две категории: годные образцы и образцы с дефектами расслоения, что в дальнейшем

позволило провести сравнительный анализ выходных сигналов и определить, как физические дефекты влияют на характер акустической эмиссии.

В начале исследования проведена настройка вибростенда на рабочий диапазон частот от 100 до 2000 Гц с шагом 100 Гц. Далее проводилась серия экспериментов и оценивалось влияние различных частот воздействий на поведение МПП. Для каждого вибровоздействия определенной частоты проведен ряд равнозначных экспериментов с целью получения статистически достоверных данных.

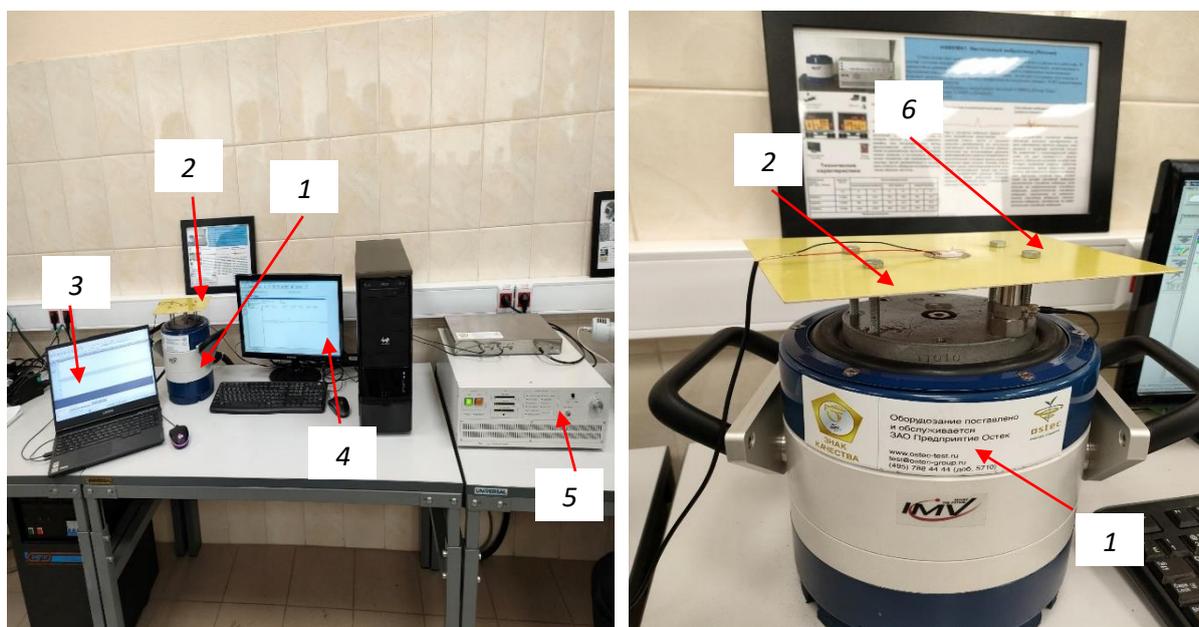


Рисунок 5 – Экспериментальная установка:

1 – вибростенд M030/MA1-CE; 2 – диагностируемый объект; 3 – ноутбук для приема акустического сигнала; 4 – ПК для управления вибростендом; 5 – задающий генератор; 6 – пьезокерамическая пластина диаметром 27 мм в качестве датчика

Figure 5 – Experimental setup:

1 – vibration stand M030/A1-CE; 2 – object to be diagnosed; 3 – laptop for reception acoustic signal; 4 – PC for controlling the vibration stand; 5 – master generator; 6 – piezoceramic plate with a diameter of 27 mm as a sensor

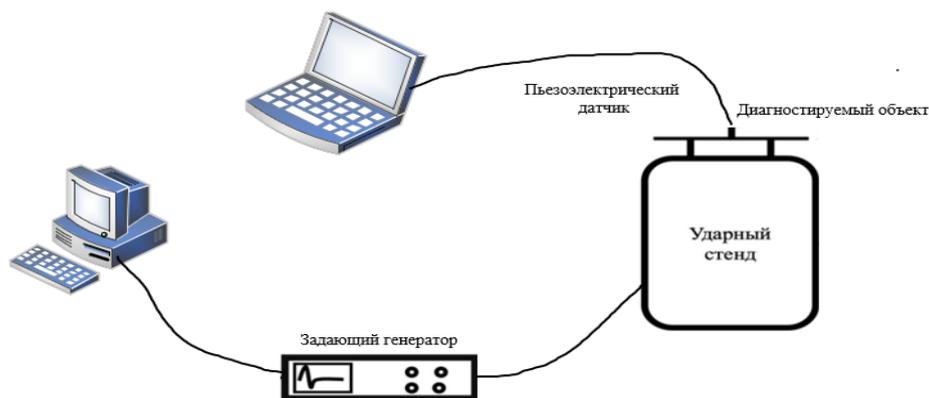


Рисунок 6 – Структурная схема испытательного вибростенда для исследования влияния частоты вибрации на величину акустической эмиссии

Figure 6 – Block diagram of a vibration test bench for studying the effect of vibration frequency on the magnitude of acoustic emission

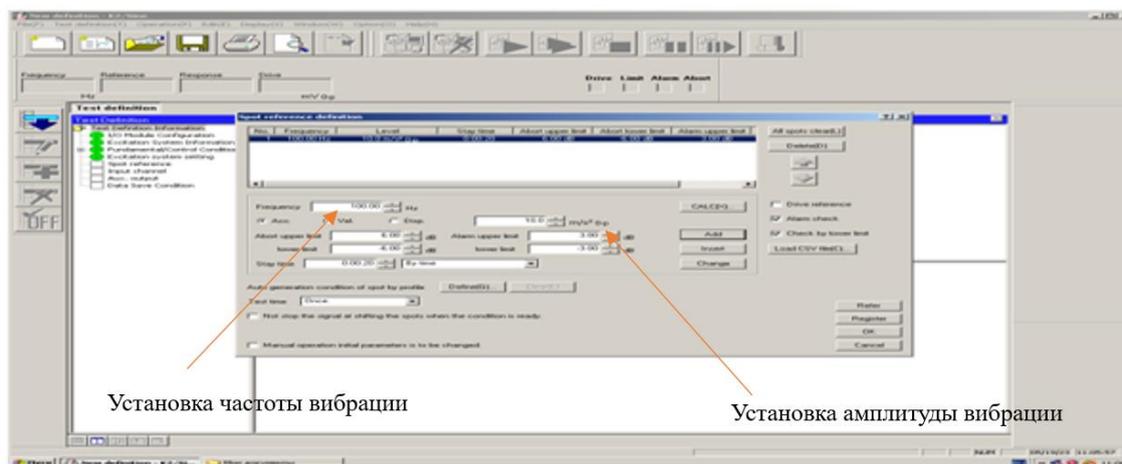


Рисунок 7 – Интерфейс настройки параметров вибростенда
Figure 7 – Interface for setting vibration stand parameters

Таблица 2 – Параметры датчика
Table 2 – Sensor Parameters

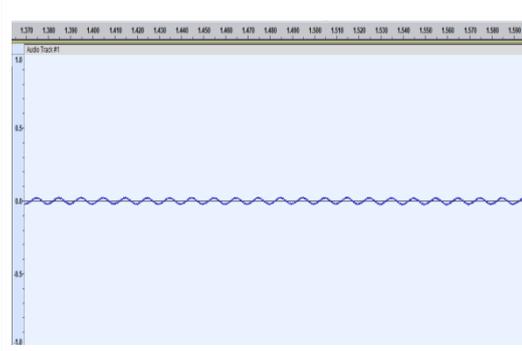
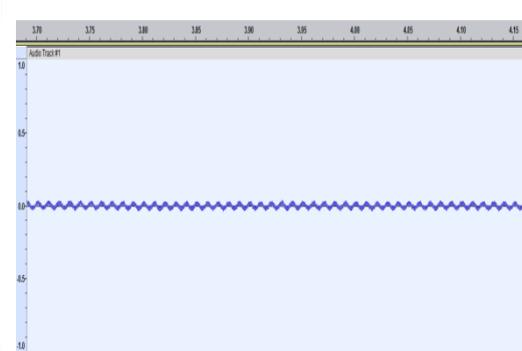
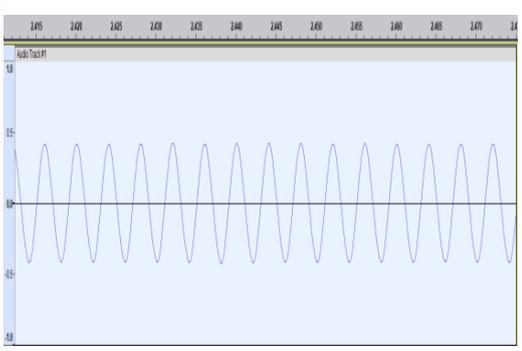
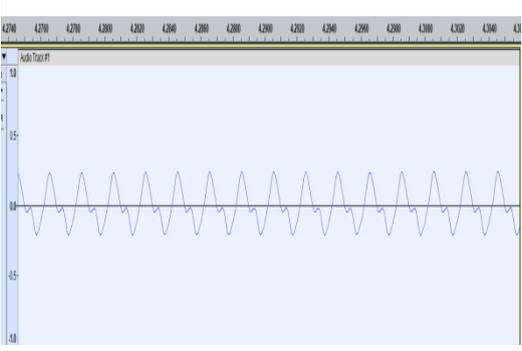
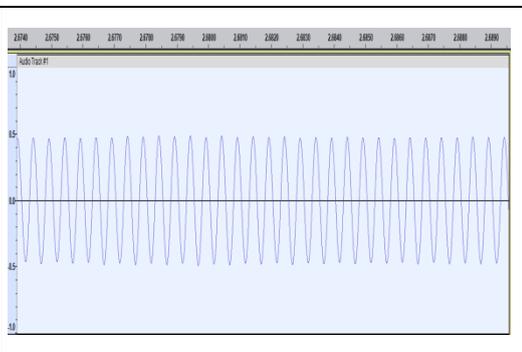
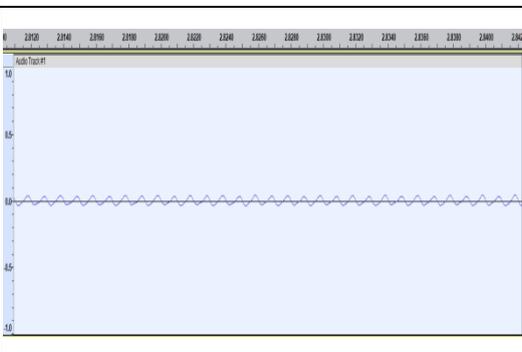
№ п/п	Наименование параметра	Значение параметра	№ п/п	Наименование параметра	Значение параметра
1	Резонансная частота	3,5 ± 0,5 кГц	6	Внешний диаметр	27 мм ± 0,1 мм
2	Резонансное сопротивление	<300 (Ом)	7	Внутренний диаметр	20 мм ± 0,2 мм
3	Статическая емкость	28000 (pF) ± 30 %	8	Толщина t	0,15 мм ± 0,05 мм
4	Температура хранения	от -30 °С до +70 °С	9	Толщина T	0,35 мм ± 0,05 мм
5	Материал пластины	Медь	-	-	-

В ходе экспериментального исследования пьезоэлектрический датчик, параметры которого приведены в Таблице 2, устанавливается на поверхности МПП и служит приемником акустических волн, возникающих в процессе работы вибростенда. Следует отметить, что реакция пьезодатчика возникает на механические колебания, генерируемые вибростендом. В случае их отсутствия генерация электрического сигнала не осуществляется. Этот факт позволяет снизить влияние внешних шумов, так как возможность регистрации сигнала возникает только в результате вибрационного воздействия на образец МПП.

Результаты натурных экспериментов

Полученные в ходе физических экспериментов данные содержат акустические сигналы, зарегистрированные с помощью датчиков, установленных на МПП. Эти сигналы были записаны и проанализированы с использованием специализированного программного обеспечения ABAQUS. Для каждого образца МПП (годного и с дефектом расслоения) была проведена серия натурных экспериментов, когда на образец подавались вибрационные воздействия различной частоты. Результаты испытаний были сохранены в базе экспериментальных данных. Некоторые примеры полученных экспериментальных сигналов, представляющих собой амплитудно-временные характеристики, приведены в Таблице 3.

Таблица 3 – Примеры экспериментально полученных сигналов АЭ
Table 3 – Examples of experimentally obtained acoustic emission signals

Частота, Гц	Сигнал, полученный от годного образца МПП	Сигнал, полученный от образца с дефектом расслоения МПП
100		
1000		
2000		

Проанализировав представленные зависимости, можно сделать вывод об их идентичности сигналам акустической эмиссии, полученным при моделировании в среде ABAQUS: все сигналы имеют синусоидальную (почти синусоидальную форму); сигналы годного образца без дефектов имеют **большую** амплитуду в сравнении с образцом, в который внесен дефект расслоения МПП; в установившемся режиме амплитуды всех сигналов постоянны.

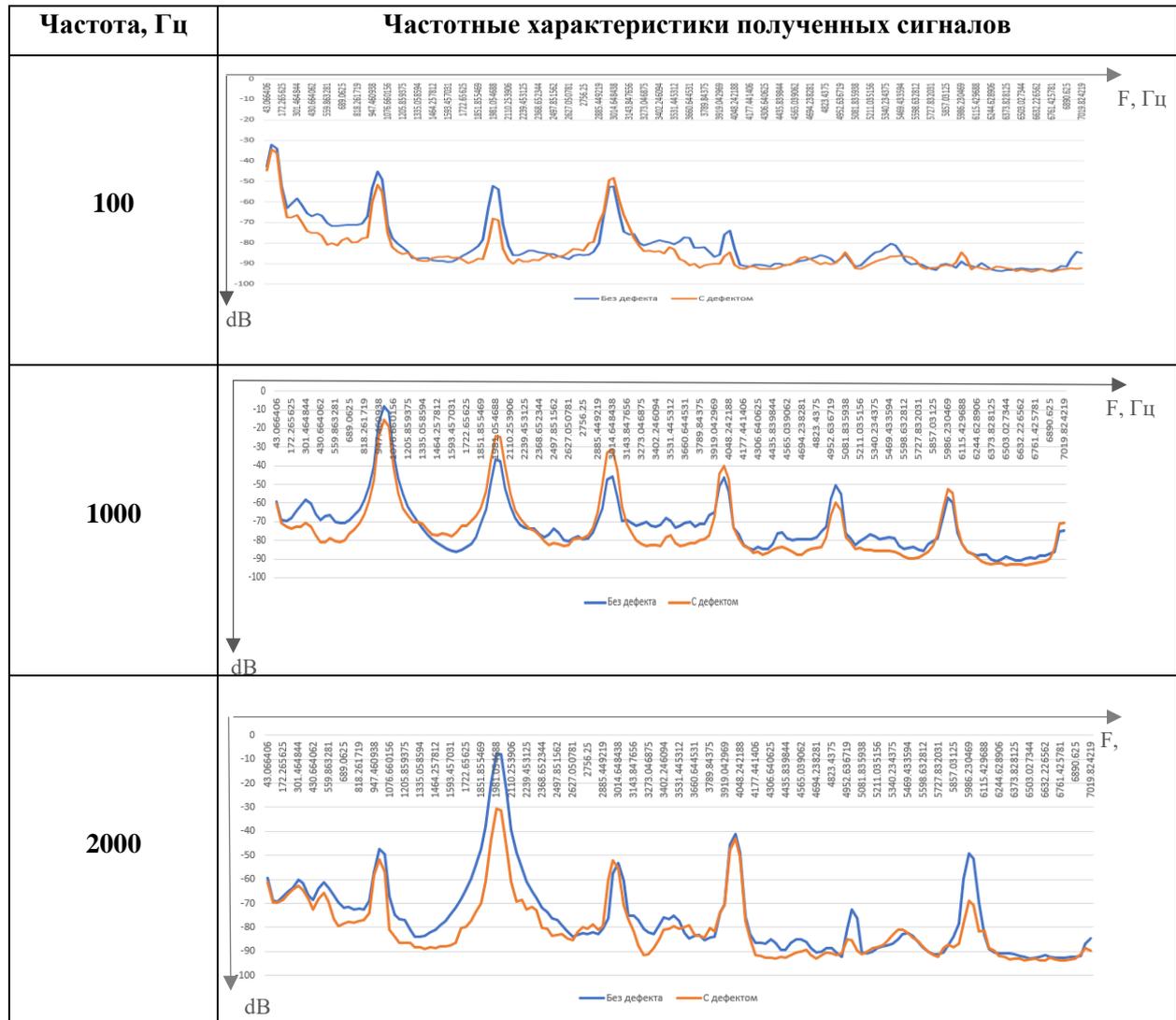
Для дальнейшего анализа экспериментальных данных необходимо было получить спектральные характеристики сигналов, поскольку для сигнала, представленного во временной области, выявление определенных закономерностей или различий может оказаться сложным и содержать множество деталей. Для получения спектральных характеристик сигналов применялось быстрое преобразование Фурье. В случае АЭ, где

дефекты могут менять спектральные характеристики сигнала, такой анализ становится ценным средством для выявления их присутствия.

В Таблице 4 приведены наиболее характерные результаты БПФ на примере выходных сигналов – реакций на вибровоздействия с частотой 100, 1000 и 2000 Гц соответственно. Подобные преобразования были проведены для всех сигналов, полученных в ходе экспериментального исследования.

Таблица 4 – Примеры частотных характеристик полученных сигналов с помощью БПФ и программного обеспечения AUDACITY

Table 4 – Examples of frequency characteristics of received signals using FFT and AUDACITY software



С целью определения наиболее эффективных частот вибрационных воздействий, на которые у исследуемого образца МПП формируется максимальная реакция, проводился корреляционный анализ.

В данном случае он основан на выявлении разницы между акустическими сигналами, полученными при наличии и отсутствии дефектов в образце МПП. Суть метода заключается в том, чтобы оценить степень схожести (различия) между этими сигналами.

Чем **б**ольшие различия выявляются между двумя сигналами, тем более выразительными они становятся для установления факта наличия или отсутствия дефектов. Корреляционный анализ позволяет выявить, какие частотные компоненты сигнала сильно изменяются при наличии дефектов, а какие остаются стабильными.

С помощью этого анализа можно идентифицировать наиболее чувствительные частоты, на которых различия между сигналами максимальны. Эти частоты становятся ключевыми для обнаружения дефектов в образце МПП и позволяют создать эффективную систему контроля качества.

Формула для расчета коэффициента корреляции имеет вид:

$$K = \frac{\sum_1^n XY - \frac{(\sum_1^n X)(\sum_1^n Y)}{n}}{\sqrt{\left(\sum_1^n X^2 - \frac{(\sum_1^n X)^2}{n}\right)\left(\sum_1^n Y^2 - \frac{(\sum_1^n Y)^2}{n}\right)}} \quad (1)$$

где X, Y – значения сигналов, соответствующие двум сравниваемым функциям, n – число переменных.

Чем ближе коэффициент корреляции к единице, тем более сильная положительная связь существует между двумя переменными. Когда $K = 1$, это указывает на то, что изменения одной переменной полностью соответствуют изменениям другой переменной. Если коэффициент корреляции отрицателен, это указывает на обратную зависимость: с увеличением одной переменной другая уменьшается. Когда коэффициент корреляции близок к нулю, это свидетельствует о том, что статистически значимой связи между двумя переменными практически нет. Результаты расчета коэффициента корреляции для экспериментальных сигналов представлены в Таблице 5, а график зависимости на Рисунке 8.

Таблица 5 – Значения коэффициентов корреляции исследуемых сигналов
Table 5 – Values of the correlation coefficients of the signals under study

Частота воздействия, Гц	Коэффициент корреляции К	Частота воздействия, Гц	Коэффициент корреляции К
100	К = 0,929679000	1100	К = 0,833474000
200	К = 0,895398203	1200	К = 0,945895000
300	К = 0,871554000	1300	К = 0,901312000
400	К = 0,863988222	1400	К = 0,906381000
500	К = 0,878297000	1500	К = 0,797057000
600	К = 0,837025965	1600	К = 0,939276000
700	К = 0,895726000	1700	К = 0,930090000
800	К = 0,834843582	1800	К = 0,934735000
900	К = 0,845907311	1900	К = 0,921375000
1000	К = 0,907689000	2000	К = 0,922800000

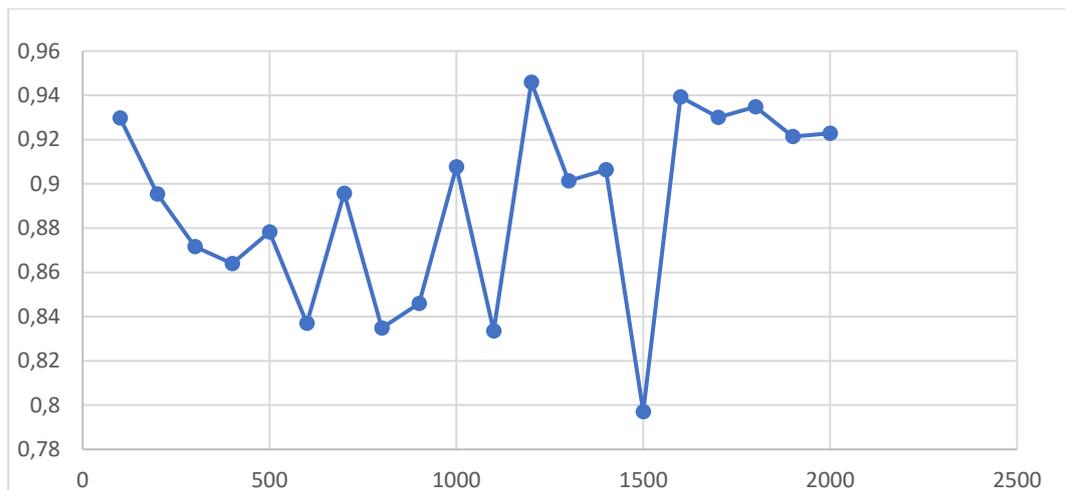


Рисунок 8 – График зависимости коэффициентов корреляционного анализа двух сигналов для различных частот вибрационных воздействий

Figure 8 – Dependence graph of the correlation analysis coefficients of two signals for different frequencies of vibration effects

В результате корреляционного анализа выявлено, что наибольшая разница между акустическими сигналами, полученными при наличии и отсутствии дефектов в образце МПП, наблюдается на частоте 1500 Гц. Это означает, что данная частота вибрационного воздействия является наиболее эффективной для обнаружения этого типа дефекта.

Исходя из этого, можно сделать вывод, что использование частоты вибрационного воздействия $f = 1500$ Гц в системе контроля качества МПП позволит однозначно идентифицировать подобный дефект. Эти данные могут быть использованы для оптимизации систем контроля и технической диагностики, повышения достоверности обнаружения дефектов различных типов и размеров.

Классификация сигналов с применением алгоритмов машинного обучения

Согласно результатам, полученным на предыдущем этапе, частота вибрационного воздействия $f = 1500$ Гц является наиболее эффективной частотой для определения дефекта расслоения МПП. При создании базы данных на основе экспериментально полученных акустических сигналов с применением метода статистических испытаний Монте-Карло формируются диапазоны допустимых значений параметров (разбросы значений). Эти данные нужны для последующего применения алгоритмов машинного обучения и использования искусственной нейронной сети для выявления и распознавания дефектов структуры МПП.

Метод Монте-Карло является вычислительным алгоритмом, который использует случайную выборку для получения численных значений параметров. Этот метод часто используется при решении сложных задач с множеством переменных, которые не могут быть решены детерминистическими алгоритмами [9].

Сигналы, полученные на частоте 1500 Гц, применяются для построения базы данных. На каждой реализации значения сигналов принимают случайные значения, определяемые по формуле:

$$X_i = X_{\text{ном}}(1 + \xi_k \delta_{xi}), \quad (2)$$

где

X_i – текущее значение i -го параметра сигнала на k -й реализации;
 $X_{\text{ном}}$ – номинальное значение i -го параметра;

ξ_k – случайная величина ($-1 < \xi_k < 1$), выдаваемая генератором случайных чисел;
 δ_{xi} – относительный допуск на i -й параметр.

Значения случайной величины ξ_k формируются в соответствии с заданным законом распределения. Как правило, это нормальный закон распределения.

Ошибки в экспериментальных данных могут составлять от 3 % до 10 % от объема всего исследования. Это создает определенную сложность для последующего применения моделей машинного обучения. Для учета ошибок был определен относительный допуск на i -й параметр δ_{xi} , установленный на уровне 10 %. Это значение было выбрано, чтобы обеспечить устойчивость модели и точность предсказаний.

Результатом применения метода Монте-Карло [12] является совокупность функций отклика на входное вибрационное воздействие заданной частоты, которые находятся внутри диапазона допустимого разброса параметров (Рисунок 9).

Применение метода Монте-Карло позволило сформировать массивы численных значений параметров, характерных для функции отклика (реакции) исследуемого образца МПП на входное вибрационное воздействие заданной частоты. Иллюстрация этих массивов приведена на Рисунке 10. Каждый массив содержит 5000 записей, выходной сигнал годного образца МПП имеет метку «0», сигнал образца с дефектом расслоения имеет метку «1».

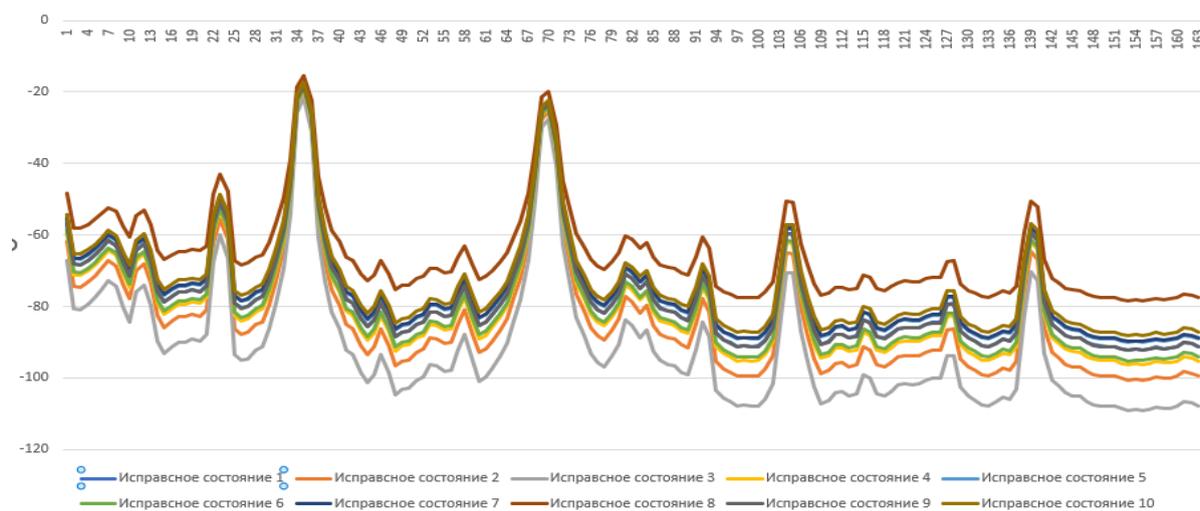


Рисунок 9 – Совокупность сигналов для исправного состояния образца МПП, полученных методом Монте-Карло

Figure 9 – Set of signals for the serviceable condition of a multilayer printed circuit board sample obtained by the Monte Carlo method

И.п./Частота	43 Гц	86 Гц	130 Гц	...	6934 Гц	6977 Гц	7020 Гц	Метка
1	-54.0206	-64.9033	-65.0512	...	-85.7415	-86.0321	-86.8168	0
2	-50.7655	-60.9924	-61.1315	...	-80.575	-80.8481	-81.5856	0
3	-62.6277	-75.2443	-75.4159	...	-99.4027	-99.7397	-100.649	0
4	-61.497	-73.8859	-74.0543	...	-97.6081	-97.939	-98.8323	0
5	-51.7014	-62.1169	-62.2585	...	-82.0605	-82.3386	-83.0897	0
6	-68.2486	-81.9977	-82.1846	...	-108.324	-108.692	-109.683	0
7	-62.748	-75.3888	-75.5607	...	-99.5936	-99.9312	-100.843	0
8	-62.3785	-74.945	-75.1159	...	-99.0073	-99.3429	-100.249	0
...
4995	-57.5563	-69.1513	-69.309	...	-91.3535	-91.6631	-92.4992	0
4996	-58.2444	-69.9781	-70.1376	...	-92.4456	-92.759	-93.6051	0
4997	-64.7186	-77.7564	-77.9337	...	-102.721	-103.07	-104.01	0
4998	-55.1216	-66.2261	-66.3771	...	-87.4891	-87.7857	-88.5864	0
4999	-52.0843	-62.577	-62.7196	...	-82.6683	-82.9485	-83.7051	0
5000	-63.0432	-75.7435	-75.9162	...	-100.062	-100.401	-101.317	0

И.п./Частота	43 Гц	86 Гц	130 Гц	...	6934 Гц	6977 Гц	7020 Гц	Метка
1	-59.699	-69.7528	-71.3494	...	-92.9551	-92.659	-92.031	1
2	-58.7633	-68.6595	-70.2311	...	-91.4982	-91.2067	-90.5885	1
3	-59.1321	-69.0904	-70.6718	...	-92.0724	-91.7791	-91.157	1
4	-63.3591	-74.0293	-75.7238	...	-98.6542	-98.3399	-97.6734	1
5	-68.5773	-80.1263	-81.9603	...	-106.779	-106.439	-105.718	1
6	-63.2746	-73.9306	-75.6228	...	-98.5226	-98.2088	-97.5431	1
7	-58.3193	-68.1407	-69.7004	...	-90.8068	-90.5175	-89.904	1
8	-66.9152	-78.1843	-79.9738	...	-104.191	-103.859	-103.155	1
...
4995	-61.1614	-71.4615	-73.0972	...	-95.2322	-94.9289	-94.2854	1
4996	-64.9284	-75.8628	-77.5992	...	-101.098	-100.776	-100.092	1
4997	-68.5801	-80.1295	-81.9636	...	-106.784	-106.443	-105.722	1
4998	-69.4113	-81.1007	-82.957	...	-108.078	-107.734	-107.003	1
4999	-55.8479	-65.2532	-66.7467	...	-86.9588	-86.6818	-86.0943	1
5000	-54.9796	-64.2385	-65.7089	...	-85.6067	-85.334	-84.7556	1

Рисунок 10 – Массивы численных значений параметров функции отклика образца МПП на входное вибрационное воздействие заданной частоты
Figure 10 – Arrays of numerical values of the response function parameters of a multilayer printed circuit board sample to an input vibration effect of a given frequency

Классификация сигналов с применением метода случайного леса

Для задачи идентификации дефектов структуры МПП было решено использовать алгоритмы машинного обучения и сравнить их эффективность при распознавании годных и неисправных образцов МПП. В качестве одного из них выбран алгоритм случайного леса, в качестве другого – метод опорных векторов SVM, который неплохо зарекомендовал себя в решении диагностических задач РЭУ и представленный в работе [13].

Метод случайного леса применялся для повышения общей производительности работы алгоритма. Он основан на объединении нескольких деревьев решений, каждое из которых обучается на случайном подмножестве признаков. Одним из преимуществ этого метода является возможность обрабатывать многомерные массивы данных со множеством функций, наличием пропущенных значений и выбросов, что позволяет эффективно применять его для классификации изображений, распознавания текста и при решении научных задач [14]. В связи с этим было решено применить его в задаче технической диагностики, контроля и обнаружения дефектов узлов РЭУ. Схема сформированных в ходе исследования деревьев решений представлена на Рисунке 11.

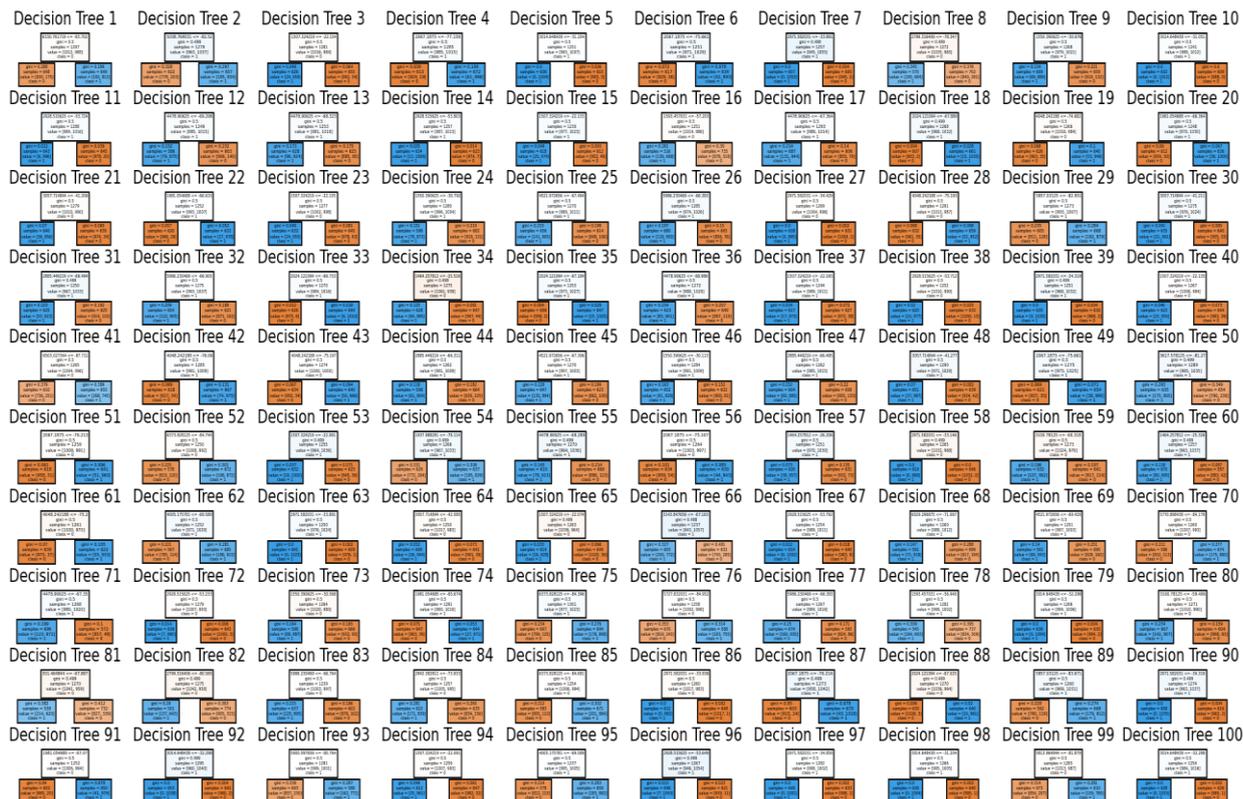


Рисунок 11 – Схема деревьев решений алгоритма случайного леса
Figure 11 – Scheme of the random forest algorithm decision trees

Ниже приведены алгоритмы обучения и тестирования случайного леса.

Алгоритм обучения случайного леса.

Дано:

T_r : обучающий набор данных с n образцами, m признаками и определенным классом.

K : общее количество классов.

S : количество классификаторов (предлагается 100).

Для $s=1$ до S :

1. Создать выборку T_{rs} из обучающего набора данных.
2. Создать дерево со случайным подмножеством признаков из выборки T_{rs} .

Для каждого нового узла, созданного дерева t :

- 2.1. Случайным образом выбрать $m=\sqrt{p}$ признаков (где p – общее количество признаков).
- 2.2. Найти лучшие признаки для разделения и точки разделения.
- 2.3. Передать данные нижнему узлу дерева, используя лучшее разделение и точку разделения.

Повторять шаги 2.1–2.3, пока не будет достигнута максимальная глубина дерева.

3. Создать обученные классификаторы RF_s .

Алгоритм тестирования случайного леса.

Дано:

T_e : тестовый набор данных с n образцами и m признаками.

S : количество классификаторов (предполагается 100).

1. Объединить обученные классификаторы RF_s с использованием принципа голосования большинства.

2. Для тестового образца $x \in T_e$ предсказанный класс от классификаторов RF_s определяется из соотношения:

$$RF_s(x) = \operatorname{argmax}_j \sum_{s=1}^S I(RF_s(x) = j), \text{ for } j = 1, \dots, K, \quad (3)$$

где k – классовая метка для тестового образца.

Одним из показателей эффективности работы любого алгоритма машинного обучения является точность (ассигасу) распознавания, определяемая как отношение правильных прогнозов к общему количеству поданных на вход образцов. Однако при ее расчете не учитывается вес (степень важности) различных типов ошибок, т. е. насколько важно правильно классифицировать образец из класса «0» или образец из класса «1». В несбалансированных наборах данных существует реальный риск того, что классификатор (независимо от его качества) будет иметь предвзятость в пользу класса-большинства, игнорируя класс-меньшинство. Решение этой проблемы возможно при использовании матрицы ошибок (confusion matrix), которая позволяет учитывать особенности решений, принимаемых классификаторами (Рисунок 12) [14]. В этом случае:

$$\text{Точность} = \frac{TP}{TP+FP}. \quad (4)$$

		Предсказанное	
		True	False
Фактическое	True	TP	FN
	False	FP	TN

TP (True Positive) – истинно положительные результаты, т. е. правильно классифицированные положительные случаи;

TN (True Negative) – истинно отрицательные результаты, т. е. правильно классифицированные отрицательные случаи;

FP (False Positive) – ложно положительные результаты, т. е. неправильно классифицированные положительные случаи, когда на самом деле они отрицательны;

FN (False Negative) – ложно отрицательные результаты, т. е. неправильно классифицированные отрицательные случаи, когда на самом деле они положительные

Рисунок 12 – Матрица ошибок для двух классов

Figure 12 – Error matrix for two classes

В представленном исследовании после обучения алгоритма случайного леса на статистических данных, полученных с использованием метода Монте-Карло и хранящихся в базе данных системы диагностирования дефектов расслоения МПП, получена матрица ошибок распознавания (Рисунок 13).

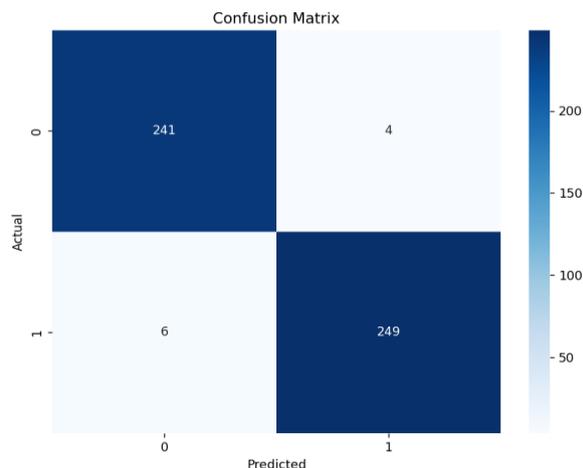


Рисунок 13 – Матрица ошибок для метода случайного леса
Figure 13 – Error matrix for the random forest method

Классификация сигналов с применением метода опорных векторов

В данном исследовании для сравнительной оценки эффективности классификации в дополнение к алгоритму случайного леса был применен метод опорных векторов (Support Vector Machine), который заключается в том, чтобы найти оптимальную разделяющую гиперплоскость и обеспечить однозначную классификацию объектов. Когда пространство признаков не является линейно разделимым, SVM отображает данные в пространство более высокой размерности с помощью нелинейного отображения и находит оптимальную классификационную гиперплоскость в этом пространстве признаков.

Сложность алгоритма SVM не зависит от размерности признаков, но ограничивается количеством образцов. SVM должен вычислить ядерные функции между каждой парой обучающих образцов, чтобы создать матрицу ядерных функций, которая имеет $n \times n$ элементов, где n – количество обучающих образцов.

По аналогии с алгоритмом случайного леса для алгоритма SVM была сформирована матрица ошибок распознавания, представленная на Рисунке 14. В Таблице 6 приведены сравнительные показатели эффективности распознавания двух алгоритмов.

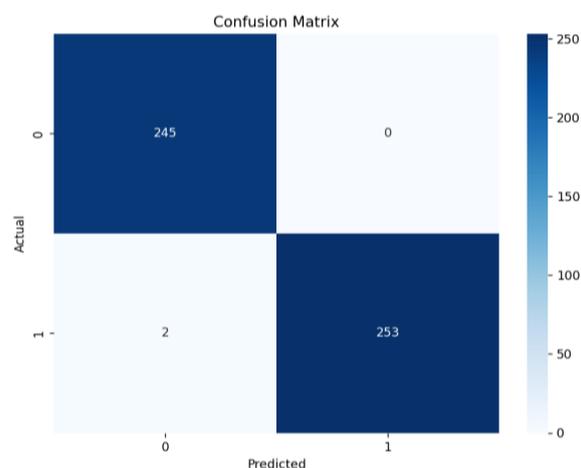


Рисунок 14 – Матрица ошибок для метода опорных векторов
Figure 14 – Error matrix for the support vector machine

Таблица 6 – Значения точности распознавания алгоритмов машинного обучения
Table 6 – Recognition accuracy values for machine learning algorithms

	Метод случайного леса	Метода опорных векторов
Точность метода, %	98	99

По данным, приведенным в Таблице 6, можно заключить, что оба алгоритма машинного обучения, примененные в исследовании, показали высокую точность классификации дефектов структуры МПП, полученных на основе акустико-эмиссионного метода. Алгоритм случайного леса продемонстрировал точность на уровне 98 %, а опорных векторов (SVM) – на уровне 99 %.

Заключение

Полученные в ходе исследования результаты свидетельствуют о возможности применения метода акустической эмиссии для диагностирования скрытых дефектов структуры МПП, а последующие алгоритмы обработки экспериментальных данных позволяют с высокой степенью достоверности идентифицировать эти дефекты и принять решение о возможности дальнейшей эксплуатации радиоэлектронного узла. Сравнение результатов вычислительного и физического экспериментов позволили сделать вывод об адекватности моделей МПП, разработанных с помощью специализированного программного комплекса как для годного образца МПП, так и для образца с внесенным дефектом расслоения. Дальнейшее исследование может быть направлено на детальную дифференциацию дефектов, возникающих в структуре МПП, созданию базы данных таких дефектов и разработке более чувствительных алгоритмов по их распознаванию методами машинного обучения.

СПИСОК ИСТОЧНИКОВ

1. Смирнов А.О., Фарафонов В.А., Картошкин А.Д. Акустическая эмиссия в материалах: механизмы генерации волн, применение и технологические особенности неразрушающего контроля. *Вестник науки*. 2023;5(4):828–833.
2. Marcas, J., Smith, A., Jones, R. Application of vibration table and acoustic emission to detect delamination defects in printed circuit boards. *Journal of Engineering Acoustics*. 2016;48(2):117–129.
3. Hu X., Yue Y., Cai C., Qi Z.M. Temperature-robust optical microphone with a compact grating interferometric module. *Applied Optics*. 2023;62(23):6072–6080 DOI: 10.1364/AO.489968.
4. Teng S., Chen X., Chen G., Cheng L., Bassir D. Structural damage detection based on convolutional neural networks and population of bridges. *Measurement*. 2022;202:17–47. DOI: 10.1016/j.measurement.2022.111747.
5. Слесарев Д.А. *Обработка и анализ сигналов в неразрушающем контроле* М.: МЭИ; 2013. 99 с.
6. Галлямов И.И. *Физические основы неразрушающего контроля и дефектоскопии*. Уфа: УГНТУ; 2015. 101 с.
7. Нуштаев Д.В., Тропкин С.Н. *Abaqus: пособие для начинающих*. М.: ООО «ТЕСИС»; 2010. 43 с.
8. Фам Лэ Куок Хань. *Диагностика радиоэлектронных устройств при испытаниях на ударные воздействия: дисс. ... канд. техн. наук*. М.: РТУ МИРЭА; 2021. 157 с.
9. Золочевский А.А., Беккер А.А. *Введение в ABAQUS. Методическое пособие*. Харьков: ТОВ «Бізнес Інвестор Груп»; 2011. 49 с.

10. Манилык Т., Ильин К. *Практическое применение программного комплекса ABAQUS в инженерных задачах. Версия 6.5*. М.: МФТИ, ООО «ТЕСИС»; 2006. 67 с.
11. Увайсов С.У., Черноверская В.В., Нгуен Конг Дык, Лыу Нгок Тиен. Применение искусственной нейронной сети в задаче ультразвуковой диагностики печатных плат радиоэлектронных устройств. *Моделирование, оптимизация и информационные технологии*. 2023;11(2). URL: <https://moitvvt.ru/ru/journal/pdf?id=1338>. DOI: 10.26102/2310-6018/2023.41.2.020ю
12. Ермаков С.М. *Метод Монте-Карло в вычислительной математике: вводный курс*. М.: БИНОМ. Лаборатория знаний; 2018. 192 с.
13. Увайсов С.У. Черноверская В.В. Данг Н.В. Туан Н.В. Применение искусственной нейронной сети в задаче тепловой диагностики печатного узла бортового устройства контроля разбега самолета. *Моделирование, оптимизация и информационные технологии*. 2022;10(3). URL: <https://moitvvt.ru/ru/journal/pdf?id=1218>. DOI: 10.26102/2310-6018/2022.38.3.012.7.
14. Ростовцев В.С. *Искусственные нейронные сети: учебник*. Киров: Изд-во ВятГУ; 2014. 208 с.

REFERENCES

1. Smirnov A.O., Farafonov V.A., Kartoshkin A.D. Acoustic emission in materials: wave generation mechanisms, application and technological features of non-destructive testing. *Vestnik nauki*. 2023;5(4):828–833. (In Russ.).
2. Marcas, J., Smith, A., Jones, R. Application of vibration table and acoustic emission to detect delamination defects in printed circuit boards. *Journal of Engineering Acoustics*. 2016;48(2):117–129.
3. Hu X., Yue Y., Cai C., Qi Z.M. Temperature-robust optical microphone with a compact grating interferometric module. *Applied Optics*. 2023;62(23):6072–6080 DOI: 10.1364/AO.489968.
4. Teng S., Chen X., Chen G., Cheng L., Bassir D. Structural damage detection based on convolutional neural networks and population of bridges. *Measurement*. 2022;202:17–47. DOI: 10.1016/j.measurement.2022.111747.
5. Slesarev D.A. *Processing and analysis of signals in non-destructive testing*. Moscow, MEI; 2013. 99 p. (In Russ.).
6. Gallyamov I.I. *Physical basis of nondestructive testing and flaw detection*. Ufa, UGNTU; 2015. 101 p. (In Russ.).
7. Nushtaev D.V., Tropkin S.N. *Abaqus: a textbook for beginners*. Moscow, ООО TESIS; 2010. 43 p. (In Russ.).
8. Fam Le Kuok Khan'. *Diagnostics of radioelectronic devices in impact testing*. Candidate of Engineering Sciences Thesis. Moscow, RTU MIREA; 2021. 157 p. (In Russ.).
9. Zolocheskii A.A., Bekker A.A. *Introduction to ABAQUS. A textbook*. Kharkov, TOV “Biznes Investor Grup”; 2011. 49 p. (In Russ.).
10. Manilyk T., Il'in K. *Practical application of ABAQUS in engineering problems. Version 6.5*. Moscow, MFTI, ООО TESIS; 2006. 67 p. (In Russ.).
11. Uvaysov S.U., Chernoverskaya V.V., Nguyen Hong Duc, Lu Ngoc Tien. The use of an artificial neural network in the task of ultrasonic diagnostics of printed circuit boards of electronic devices. *Modeling, Optimization and Information Technology*. 2023;11(2). URL: <https://moitvvt.ru/ru/journal/pdf?id=1338>. DOI: 10.26102/2310-6018/2023.41.2.020 (In Russ.).
12. Ermakov S.M. *The Monte Carlo method in computational mathematics: an introductory course*. Moscow, BINOM. Laboratoriya znanii; 2018. 192 p. (In Russ.).

13. Uvaysov S.U. Chernoverskaya V.V. Dang N.V. Tuan N.V. 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). URL: <https://moitvvt.ru/ru/journal/pdf?id=1218>. DOI: 10.26102/2310-6018/2022.38.3.012 (In Russ.).
14. Rostovtsev V.S. *Artificial neural networks: a textbook*. Kirov, Izd-vo VyatGU; 2014. 208 p. (In Russ.).

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

Scopus Author ID: 55931417100

ResearcherID: H-6746-2015

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

Saygid U. Uvaysov, Doctor of Engineering Sciences, Professor, Head of the Department of Design and Production of Radioelectronic Devices of the Institute of Radio Electronics and Computer Science, MIREA – Russian Technological University, Moscow, the 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: v_chernoverskaya@mail.ru

ORCID: [0009-0009-6311-7648](https://orcid.org/0009-0009-6311-7648)

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

Нгуен Конг Дык, аспирант, МИРЭА – Российский технологический университет, Москва, Российская Федерация.

e-mail: ngcongduc9x@gmail.com

Nguyen Hong Duc, Postgraduate Student, MIREA – Russian Technological University, Moscow, the Russian Federation.

Льу Нгок Тиен, аспирант, МИРЭА – Российский технологический университет, Москва, Российская Федерация.

e-mail: alex05vn@gmail.com

Lu Ngoc Tien, Postgraduate Student, MIREA – Russian Technological University, Moscow, the Russian Federation.

Тхе Хай Во, аспирант, МИРЭА – Российский технологический университет, Москва, Российская Федерация.

e-mail: thesai.ttrd@gmail.com

The Hai Vo, Postgraduate Student, MIREA – Russian Technological University, Moscow, the Russian Federation.

Статья поступила в редакцию 20.12.2023; одобрена после рецензирования 22.01.2024; принята к публикации 29.01.2024.

The article was submitted 20.12.2023; approved after reviewing 22.01.2024; accepted for publication 29.01.2024.