

DOI: <https://doi.org/10.30898/1684-1719.2026.4.3>

УДК: 621.391.82; 004.8

НЕЙРОСЕТЕВОЕ МОДЕЛИРОВАНИЕ ЭЛЕКТРОМАГНИТНОГО ИЗЛУЧЕНИЯ ОТ ЭЛЕКТРОННО-ВЫЧИСЛИТЕЛЬНЫХ СРЕДСТВ

З.М. Гизатуллин, И.Д. Фатыхов, Р.С. Нуртдинов

Казанский национальный исследовательский технический университет
им. А.Н. Туполева-КАИ,
420111, г. Казань, ул. К. Маркса, д.10

Статья поступила в редакцию 3 марта 2026 г.

Аннотация. Актуальность темы исследования электромагнитных излучений от электронно-вычислительных средств диктуется аспектами биологической безопасности, защиты информации и электромагнитной совместимости. Использование искусственных нейронных сетей для исследования электромагнитных излучений – это переход от классических детерминированных моделей к интеллектуальному анализу данных, который имеет определенные достоинства по сравнению с аналитическим подходом и физическими измерениями. В статье предложена и практически реализована методика построения нелинейной аппроксимирующей функции электромагнитного излучения от электронно-вычислительных средств, на примере персональных компьютеров, путем применения нейронной сети на основе данных физического измерения на дискретных частотах. Для демонстрации возможности использования данного инструмента создан тестовый экспериментальный стенд для подготовки обучающих и тестовых данных. Для оценки качества решения задачи по тестовой выборке используется средняя абсолютная процентная ошибка. Обучение выполнялось в течение 220 эпох, и средняя абсолютная процентная ошибка для тестовой выборки составило 22 %.

Приведены примеры прогнозирования напряженности электромагнитного излучения с использованием обученной нейронной сети. Полученные результаты демонстрируют возможности нейросетевого моделирования при решении задач электромагнитной совместимости.

Ключевые слова: искусственная нейронная сеть, электромагнитное излучение, электронно-вычислительное средство, эксперимент, обучение, моделирование.

Финансирование: работа выполнена в рамках государственного задания Министерства науки и высшего образования FZSU-2026-0007, рег. номер НИОКТР 126020516513-4

Автор для переписки: Гизатуллин Зиннур Марселевич, gzm_zinnur@mail.ru

Введение

Актуальность исследования электромагнитного излучения (ЭМИ) в современных условиях обусловлена стремительным увеличением количества радиоэлектронных и электронно-вычислительных средств (ЭВС), и их проникновением во все сферы жизни. Мы находимся в состоянии постоянного контакта с источниками ЭМИ, что создает электромагнитную нагрузку на людей и на другие электронные средства. Таким образом, актуальность темы диктуется аспектами биологической безопасности, защиты информации и электромагнитной совместимости [1,2,3]. Биологическая безопасность – это меры, направленные на защиту живых организмов от вредного воздействия ЭМИ техногенного происхождения [1]. С точки зрения электромагнитной совместимости, большое количество одновременно работающих устройств может приводить к сбоям в критически важном оборудовании (медицинские приборы, навигационные системы, системы безопасности) [3,4,5]. Также одним из аспектов ЭМИ является защита данных, где ЭМИ может использоваться как техничной канал для утечки конфиденциальной информации [6-8].

Использование искусственных нейронных сетей (ИНС) для исследования ЭМИ – это переход от классических детерминированных моделей к интеллектуальному анализу данных. Считается, что нейросетевое моделирование

позволяет [9,10]: эффективно аппроксимировать нелинейные зависимости без необходимости напрямую решать систему уравнений, т.к. классические аналитические уравнения требуют больших вычислительных мощностей и идеализированных условий [11,12]; восстанавливать более полную карту распределения электромагнитного поля, например по частоте, на основе ограниченного набора измерений; рассматривать сложные составные источники ЭМИ как единое целое, с учетом вклада каждого модуля; дообучать на новых данных (например, при замене комплектующих ЭВС), чего не могут обеспечить аналитические модели.

Цель работы – построение нелинейной аппроксимирующей функции величины ЭМИ от ЭВС в заданном диапазоне частот путем применения нейронной сети на основе данных физического измерения на дискретных частотах.

В рамках данной работы в качестве ЭВС рассматриваются персональные компьютеры в условиях эксплуатации в учебной лаборатории университета. Данные объекты представляет собой сложный составной источник с низкочастотными и высокочастотными модулями.

Научная новизна исследования заключается в разработке и применении методики на основе нейросетевой модели, позволяющей с достаточной точностью моделировать уровни ЭМИ ЭВС в заданном частотном диапазоне без проведения трудоемких полномасштабных измерений в специальных условиях.

1. Подготовка набора данных для машинного обучения

Для подготовки обучающего и тестового набора данных для ИНС создан тестовый экспериментальный стенд измерения ЭМИ от персональных компьютеров (рис. 1).

Стенд включает в себя:

- источник ЭМИ – три персональных компьютера на расстоянии 3 метров от измерительной антенны. Компьютеры построены на процессоре Intel Core

i3-8100 имеющие базовую частоту 3,6 ГГц и частоту в режиме малой нагрузки 800 МГц. Процессор имеет интегрированное графическое ядро UHD Graphics 630, работающее на базовой частоте 350 МГц и способное разгоняться до 1150-1200 МГц. Оперативная память DDR4 8 Гб, частота шины 1066 МГц. Металлический корпус компьютеров в формате Midi-Tower с блоком питания 450 Вт. Мониторы BenQ GL2250, подключенные по интерфейсу DVI-D;



Рис. 1. Стенд для измерения ЭМИ от персональных компьютеров.

- измерительная антенна ЛПА-1 с диапазоном рабочих частот от 300 до 1800 МГц. Пределы допускаемой погрешности не более ± 2 дБ. При измерениях антенна принимает горизонтальное и вертикальное положение [13];

- приемник измерительный РИАП 1.8 с диапазоном рабочих частот от 9 кГц до 1,8 ГГц. Основная погрешность измерения уровня не более $\pm 2,5$ дБ. В соответствии с требованиями нормативных документов в области измерения ЭМИ от оборудования информационных технологий, в диапазоне частот от 300 до 1000 МГц используется квазипиковый детектор с шириной полосы

пропускания 120 кГц; в диапазоне частот от 1050 до 1800 МГц используется пиковый детектор с шириной полосы пропускания 1 МГц [13].

Методика измерения ЭМИ от исследуемых ЭВС на месте их эксплуатации основывается на подходе, предложенном в [10,14]. Данный подход предполагает измерение фонового ЭМИ и электромагнитного излучения при включенных исследуемых ЭВС. Считается, что разница этих показаний и являются ЭМИ от исследуемых источников. Конечно, необходимым условием для реализации данного подхода является отсутствие сильных изменений внешней электромагнитной обстановки в течение выполнения измерений. При этом, данная методика позволяет снизить систематические погрешности измерения, в том числе из-за ошибки измерительного оборудования. С целью реализации данных условий, измерения ЭМИ проводились в ночное время, при отсутствии работающих рядом или в других соседних лабораториях компьютеров или других источников излучения. Для устранения влияния оператора на этапе измерения идет видеозапись показаний с передней панели приемника РИАП 1.8 с последующим считыванием значений методами обработки видеоданных [15-18]. Таким образом, в результате физических измерений получены значения ЭМИ от ЭВС для горизонтального и вертикального положения антенны для частот от 300 МГц до 1800 МГц с шагом 50 МГц (31 дискретная частота). В каждой дискретной частоте зафиксировано 30 значений, т.е. всего получено 1860 значений величины ЭМИ.

2. Моделирование ЭМИ путем применения нейронной сети

На основании опыта авторов [10,20,21] предлагается следующая методика моделирования ЭМИ от ЭВС путем применения нейронной сети:

- 1) Подготовлен набор данных с 1860 значениями ЭМИ для машинного обучения и тестирования (раздел 1). При необходимости, если из измеренных данных можно выявить закон распределения величины помех, обучающую выборку можно дополнить синтетическими данными [21].

2) Опытным путем выбрана структура и параметры ИНС для рассматриваемой задачи регрессии: полносвязная сеть с двумя входами (частота и ориентация антенны) и двумя скрытыми слоями. Количество нейронов в первом скрытом слое 32, во втором 16 и один выходной нейрон. Между скрытыми слоями использован dropout-слой для снижения переобучения, которая случайным образом отключая часть нейронов (вместе с их связями) на каждом шаге обучения. Активационная функция ReLU используется для нейронов скрытых слоев и Linear для выходного нейрона [9,20]. При выборе параметров стремились к минимально достаточным значениям для достижения требуемой точности в рассматриваемой области задачи. Также при выборе количества нейронов в скрытых слоях (m), скорости обучения (learning rate), значения функции потерь (training loss) можно ориентироваться на эмпирические формулы из [20].

```

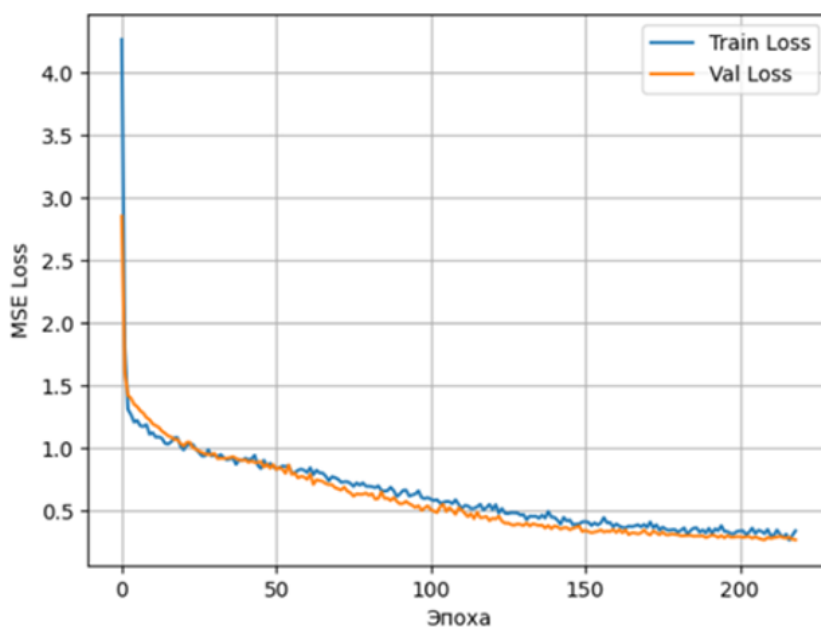
model = Sequential([
    Input(shape=(2,)),
    Dense(32, activation='relu'),
    Dropout(0.1),
    Dense(16, activation='relu'),
    Dense(1)
])

model.compile(optimizer='adam', loss='mse', metrics=['mae'])
model.summary()
early_stop = EarlyStopping(monitor='val_loss', patience=10, restore_best_weights=True)

```

Рис. 2. Фрагмент кода программы на Python.

3) Для обучения ИНС использовался классический алгоритм обратного распространения ошибки. Для оценки качества решения задачи по тестовой выборке используется средняя абсолютная процентная ошибка (MAPE) [9,10]. Обучение выполнялось в течение 220 эпох и MAPE для тестовой выборки составило 22 % (рис. 3).



Средняя абсолютная процентная ошибка (MAPE): 22.04%

Средняя абсолютная ошибка (MAE): 0.379

Рис. 3. Результат обучения ИНС на основе измеренных данных ЭМИ.

На рисунке 3 видно, что средний квадрат разности между фактическими значениями и предсказаниями модели (MSE Loss) для обучающей (Train Loss) и тестовой выборки (Val Loss) устойчиво падает до указанного количества эпох, что подтверждает успешное прохождение модели стадии обучения.

Качественно, реальные и прогнозируемые значения ЭМИ для значений тестовой выборки можно наблюдать на рис. 4.

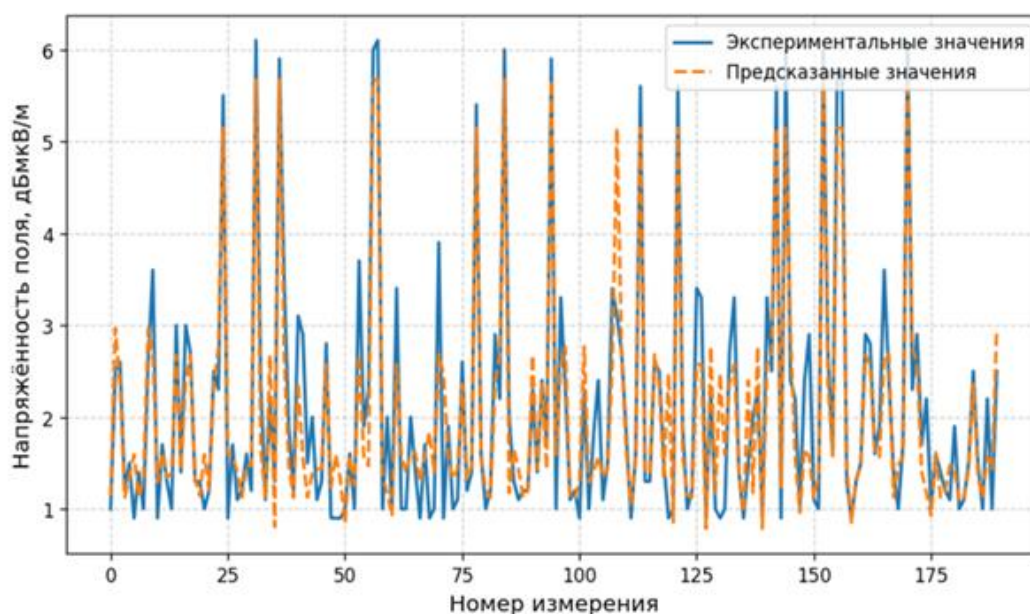


Рис. 4. Измеренные и предсказанные значения ПЭМИ в тестовой выборке.

4. Путем использования обученной ИНС построена нелинейная аппроксимирующая функции величины ЭМИ от ЭВС во всем диапазоне частот 300-1800 МГц (рис. 5).

Для примера для некоторых частот предсказываемые значения ЭМИ от ЭВС приведены в таблице 1.

Таблица 1. Значения ЭМИ от ЭВС.

№	Частота, МГц	Ориентация антенны (г – горизонтальная; в – вертикальная)	Напряженность, ДбмкВ/м
1	300	в	1,12
2	330	г	4,05
3	570	в	5,50
4	600	в	5,15
5	730	г	1,43
6	935	г	2,63
7	1066	в	1,41

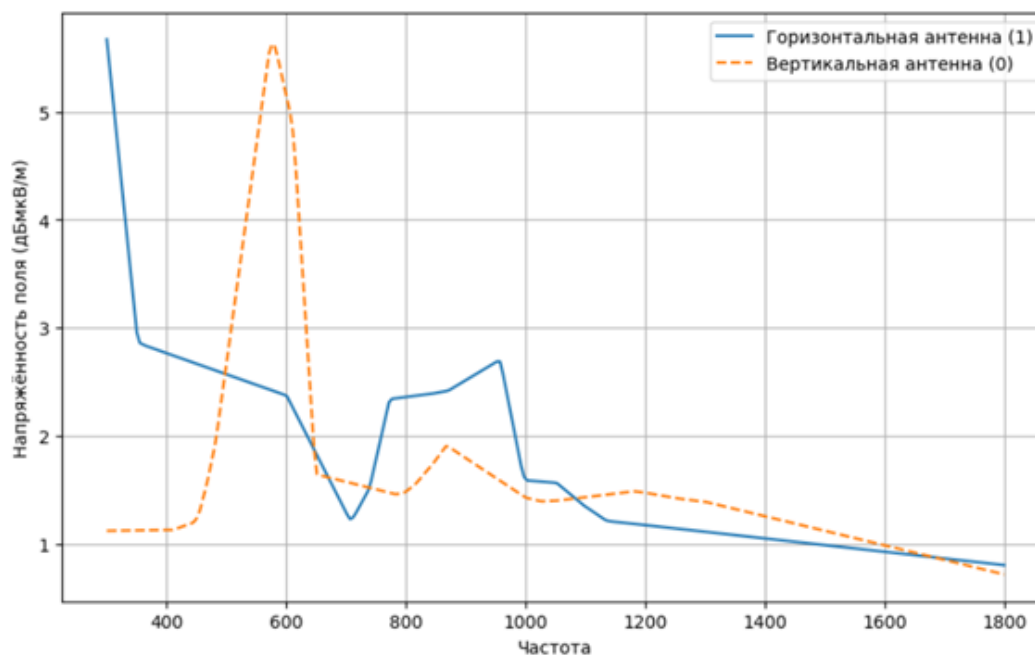


Рис. 5. Зависимости величины ЭМИ от ЭВС (300-1800 МГц).

Результаты анализа уровней ЭМИ от персональных компьютеров в заданном диапазоне частот демонстрируют возможности нейросетевого моделирования при решении задач электромагнитной совместимости. В ходе исследований превышений допустимых норм излучения от оборудования информационных технологий зафиксировано не было [13], однако при необходимости могут быть предложены дополнительные меры защиты [22, 23].

Заключение

В статье предложена и практически реализована методика построения нелинейной аппроксимирующей функции величины ЭМИ от электронно-вычислительных средств, на примере персональных компьютеров, от частоты путем применения нейронной сети на основе данных физического измерения на дискретных частотах. Для демонстрации возможности использования данного инструмента создан тестовый экспериментальный стенд для подготовки обучающих и тестовых данных. Приведен пример обучения ИНС на основе экспериментальных данных со средней абсолютной процентной ошибкой в тестовых данных около 22 %. Приведены примеры прогнозирования напряженности ЭМИ с использованием обученной сети.

Таким образом, полученные результаты исследования подтверждают, что ИНС выступает в пространстве обучения эффективным инструментом аппроксимации. Ближайшие перспективы использования ИНС авторами видятся в задачах исследования электромагнитных помех по сети электропитания и качества электроэнергии [24,25].

Финансирование: работа выполнена в рамках государственного задания Министерства науки и высшего образования FZSU-2026-0007, рег. номер НИОКТР 126020516513-4

Литература

1. Мырова Л. О., Грачев Н. Н., Никитина В. Н. Влияние опасных излучений на человека // М. ООО" ВИЗАВИ. – 2017.
2. Keller R. B. Design for electromagnetic compatibility--in a nutshell: theory and practice. – Springer Nature, 2023. – 416 с.
3. Гизатуллин З.М., Шлеймович М.П. Исследование излучаемых электромагнитных помех от энергетических устройств самолета на этапе его модернизации // Известия высших учебных заведений. Авиационная техника. – 2023. – № 3. – С. 159-165.

4. Нуриев М.Г., Гизатуллин Р.М., Гизатуллин З.М. Физическое моделирование электромагнитных помех в беспилотном летательном аппарате при воздействии контактной сети электротранспорта // Известия высших учебных заведений. Авиационная техника. – 2018. – № 2. – С. 137-141.
5. Каляшина А. В., Фаткуллина Л. Ф. Математическое моделирование процесса обработки зашумленных сигналов // Научно-технический вестник Поволжья. – 2023. – №. 6. – С. 65-68.
6. Гатауллин Б. И., Хаерова Э. И., Тумбинская М. В. Разработка тренажера для виртуальной лаборатории инженерно-технической защиты информации // Правовая информатика. – 2025. – №. 4. – С. 46-53. – <https://doi.org/10.24412/1994-1404-2025-4-46-53>
7. Шарипов Р. Р., Халимов А. З., Перухин М. Ю. Разработка программно-лабораторного комплекса для изучения криптографии на эллиптических кривых // Computational nanotechnology. – 2025. – Т. 12. – №. 4. – С. 71-80. – <https://doi.org/10.33693/2313-223X-2025-12-4-71-80>
8. Шарипов Р. Р., Катасёв А. С. Анализ клавиатурного почерка пользователей инфокоммуникационных систем на основе полигауссового алгоритма // Информация и безопасность. – 2016. – Т. 19. – №. 4. – С. 587-590.
9. Brunton S. L., Kutz J. N. Data-driven science and engineering: Machine learning, dynamical systems, and control. – Cambridge University Press, 2022.
10. Гизатуллин З.М., Фатыхов И.Д., Нуртдинов Р.С. Прогнозирование побочного электромагнитного излучения от преобразователя электроэнергии с использованием искусственной нейронной сети // Журнал радиоэлектроники. – 2025. – № 8. <https://doi.org/10.30898/1684-1719.2025.8.13>
11. Куксенко С. П. и др. Разработка программного обеспечения для моделирования радиоэлектронных средств с учетом электромагнитной совместимости в ТУСУР // Наноиндустрия. – 2023. – Т. 16. – №. S9-1 (119). – С. 170.

12. Сафина Р. М. Задача Келдыша для уравнения смешанного типа с сильным характеристическим вырождением и сингулярным коэффициентом //Известия высших учебных заведений. Математика. – 2017. – №. 8. – С. 53-61. – <https://doi.org/10.3103/S1066369X17080059>
13. ГОСТ Р. 51318.22-99. Совместимость технических средств электромагнитная. Радиопомехи промышленные от оборудования информационных технологий. Нормы и методы испытаний //М.: Изд-во стандартов. – 2001.
14. Гизатуллин З. М. и др. Простая методика исследования электромагнитного излучения от электронных средств //Журнал радиоэлектроники. – 2016. – №. 9. – С. 7-7.
15. Гизатуллин З. М. и др. Метод обнаружения контуров на основе весовой модели изображения //Компьютерная оптика. – 2020. – Т. 44. – №. 3. – С. 393-400. – <https://doi.org/10.18287/2412-6179-CO-615>
16. Гизатуллин З. М. и др. Повышение устойчивости детектора контуров Кэнни к воздействию помех //Научно-технический вестник Поволжья. Учредители: ООО «Рашин Сайнс. – 2023. – №. 7. – С. 25-28.
17. Андреев Н. В., Сытник А. С., Шлеймович М. П. Программно-аппаратный комплекс для обнаружения объектов на изображениях в интеллектуальной транспортной системе для сельхозтехники // Вестник НЦБЖД. – 2021. – №. 4(50). – С. 14-24.
18. Ляшева М. М. и др. Метод сжатия изображений на основе анализа весов детализирующих коэффициентов вейвлет-преобразования //Инженерный вестник Дона. – 2024. – №. 10 (118). – С. 230-238.
19. Luo M., Huang K. M. Prediction of the electromagnetic field in metallic enclosures using artificial neural networks //Progress In Electromagnetics Research. – 2011. – Т. 116. – С. 171-184. – <https://doi.org/10.2528/PIER11031101>
20. Khadse S. B., Chaudhari M. A., Borghate V. B. Electromagnetic compatibility estimator using scaled conjugate gradient backpropagation based artificial neural network //IEEE Transactions on Industrial Informatics. – 2016. – Т. 13. – №. 3. – С. 1036-1045. – <https://doi.org/10.1109/TII.2016.2605623>

21. Евдокимова Т. С., Шлеймович М. П. Оценка эффективности метода расширения наборов данных на основе глубокого обучения с подкреплением //Инженерный вестник Дона. – 2025. – №. 2 (122). – С. 232-241.
22. Гизатуллин З.М. Технология прогнозирования и повышения электромагнитной совместимости цифровых электронных средств при внешних высокочастотных импульсных электромагнитных воздействиях // Технологии электромагнитной совместимости. – 2010. – №3(34). – С. 22-29.
23. Квасников А. А., Куксенко С. П. Обзор экспертных систем по электромагнитной совместимости технических средств //Доклады Томского государственного университета систем управления и радиоэлектроники. – 2021. – Т. 24. – №4. – С. 7-18. – <https://doi.org/10.21293/1818-0442-2021-24-4-7-18>
24. Сафина Р. М., Шкиндеров М. С., Мубараков Р. Р. Помехоустойчивость систем контроля и управления доступом в здания при воздействии электромагнитных помех по сети электропитания // Журнал радиоэлектроники. – 2021. – №6. – <https://doi.org/10.30898/1684-1719.2021.6.9>
25. Гизатуллин З. М., Гизатуллин Р. М. Анализ качества электроэнергии в однофазной сети электропитания 220 Вольт 50 Герц //Известия высших учебных заведений. Проблемы энергетики. – 2012. – №. 7-8. – С. 63-71.

Для цитирования:

Гизатуллин З.М., Фатыхов И.Д., Нуртдинов Р.С. Нейросетевое моделирование электромагнитного излучения от электронно-вычислительных средств. // Журнал радиоэлектроники. – 2026. – № 4. <https://doi.org/10.30898/1684-1719.2026.4.3>