

Программные системы и вычислительные методы*Правильная ссылка на статью:*

Лизнева Ю.С., Костюкович А.Е., Кокорева Е.В. Анализ возможностей определения местоположения в сети Wi-Fi с использованием алгоритмов нейронных сетей // Программные системы и вычислительные методы. 2024. № 4. DOI: 10.7256/2454-0714.2024.4.72107 EDN: CSDXDU URL: https://nbppublish.com/library_read_article.php?id=72107

Анализ возможностей определения местоположения в сети Wi-Fi с использованием алгоритмов нейронных сетей

Лизнева Юлия Сергеевна

ORCID: 0000-0001-9746-7413

кандидат технических наук

доцент; Институт телекоммуникаций; Сибирский государственный университет телекоммуникаций и информатики

630102, Россия, Новосибирская область, г. Новосибирск, ул. Кирова, 86



✉ ktm5r@rambler.ru

Костюкович Анатолий Егорович

кандидат технических наук

доцент; кафедра автоматической электросвязи; Сибирский государственный университет телекоммуникаций и информатики

Руководитель; Научно-образовательный центр для научомких промышленных предприятий г. Новосибирска

630102, Россия, Новосибирская область, г. Новосибирск, ул. Кирова, 86, оф. 404



✉ aek1954@gmail.com

Кокорева Елена Викторовна

ORCID: 0000-0002-4437-7251

кандидат технических наук

доцент, Сибирский государственный университет телекоммуникаций и информатики

630102, Россия, Новосибирская область, г. Новосибирск, ул. Кирова, 86, каб. 605



✉ elen.vik@gmail.com

Статья из рубрики "Математическое и программное обеспечение новых информационных технологий"

DOI:

10.7256/2454-0714.2024.4.72107

EDN:

CSDXDU

Дата направления статьи в редакцию:

28-10-2024

Дата публикации:

06-11-2024

Аннотация: Позиционирование внутри помещений в сети Wi-Fi относится к классу задач, в которых зависимость выходных характеристик от входных переменных подвержена влиянию многих параметров и внешних факторов. При решении таких задач необходимо учитывать, что в определении местоположения существенный интерес представляет не только определение статических координат объекта, но и прогнозирование вектора его перемещений. В случае, когда местоположение объекта определяется только по уровню мощности сигнала, принимаемого от нескольких точек доступа в сети Wi-Fi, использование моделей затухания сигнала, учитывающих условия распространения радиоволн внутри помещений, затруднено из-за необходимости в достоверных сведениях о материале перекрытий, пола и потолка, наличии фиксированных и мобильных затеняющих объектов и т.д. Поскольку электромагнитная обстановка внутри помещения меняется в зависимости от многих факторов, вышеупомянутые модели приходится подстраивать под эти изменения. Так как нахождение закономерностей в большом объеме данных требует нестандартных алгоритмов, для решения задачи позиционирования можно использовать искусственные нейронные сети. Важно выбрать архитектуру нейронной сети, способную учитывать изменения уровня сигнала, принимаемого мобильным устройством от точек доступа сети Wi-Fi. Перед обучением нейронной сети проводится предобработка статистических данных. Например, из набора данных для машинного обучения исключаются аномальные случаи, когда в одной измерительной точке устройство фиксирует сигнал менее чем от трех точек доступа. В результате анализа статистических данных было установлено, что одинаковое расстояние между измерительными точками приводит к тому, что нейронная сеть неверно определяет местоположение объекта. В работе показано, что в целях повышения точности позиционирования местоположения в условиях сложной радиообстановки при составлении радиокарт необходимо определить оптимальные варьирующиеся расстояния между измерительными точками. Проведённые экспериментальные исследования с учётом предложенного подхода к оптимизации расстояний между измерительными точками доказывают, что точность определения местоположения в подавляющем большинстве измерительных точек достигает 100%.

Ключевые слова:

Wi-Fi, позиционирование, измерительная точка, RSSI, нейронная сеть, мощность сигнала, скрытый слой, машинное обучение, обучающая выборка, набор обучающих данных

1. Введение

Большинство существующих Wi-Fi сетей планировались исходя из требований к качеству доставки широкополосного контента в конкретные помещения внутри зданий, при этом задача оптимизации частотно-территориального планирования при размещении точек доступа Wi-Fi для целей определения местоположения не ставилась.

Как следствие, в существующих сетях Wi-Fi передача данных в конкретные помещения внутри зданий выполняется вполне удовлетворительно, но реализовать возможность позиционирования с приемлемой точностью (до 5...7 м) в таких сетях невозможно.

Целью данной статьи являлась оценка потенциальных возможностей использования нейронных сетей для повышения точности определения местоположения в существующих неоптимально построенных Wi-Fi сетях.

Для проведения экспериментальных исследований была выбрана типичная для университетов сеть Wi-Fi, в которой точки доступа размещались владельцами помещений интуитивно, без какого-либо частотно-территориального планирования.

Характерной особенностью таких сетей Wi-Fi является отсутствие данных об уровне мощности передатчика по каждой точке доступа, отсутствие сведений о материалах стен, что не позволяет применять соответствующие модели распространения радиоволн при оценке расстояния от мобильных терминалов до этих точек доступа, например, при использовании алгоритмов трилатерации [\[1\]](#).

В этих условиях единственным способом позиционирования может быть способ, основанный на обработке результатов натурных измерений (метод построения образцовых карт) [\[2, 3\]](#). Учитывая большой разброс результатов измерений, задача данного исследования состояла в том, чтобы даже в этих неблагоприятных условиях оценить потенциально достижимую точность позиционирования с привлечением методов статистической обработки и элементов искусственного интеллекта в виде некоторых нейронных сетей [\[4, 5\]](#).

2. Анализ исходных данных

Экспериментальная часть состояла в проведении измерений уровня мощности сигнала RSSI по всем этажам одного из корпусов университета. На каждом этаже были отмечены измерительные точки (ИТ), расстояние между которыми изначально было выбрано равным 8 м.

Согласно [\[6, 7\]](#), метод позиционирования объекта по радиокарте состоит из двух этапов:

- построение радиокарты по результатам измерений;
- определение местоположения объекта по результатам статистической обработки экспериментальных данных.

В каждой измерительной точке были проведены замеры уровней RSSI от всех видимых точек доступа. Видимой считалась точка доступа, значение RSSI от которой фиксировалось на уровне не ниже -95 дБм.

Уровень сигнала в каждой измерительной точке фиксировался пятью мобильными устройствами, при этом каждым мобильным устройством выполнялось 10 измерений. Таким образом, в каждой измерительной точке фиксировалось 50 результатов измерений RSSI.

По множеству причин разброс значений RSSI был достаточно большим, поэтому для последующего использования экспериментальных данных в процессе определения местоположения, была проведена статистическая обработка экспериментальных данных, определены средние значения RSSI для каждой измерительной точки, а также отклонения от средних значений. На рис. 1 показано изменение среднего значения RSSI

при удалении от точки доступа №1 как для отдельных мобильных устройств, так и усредненные результаты по всем мобильным устройствам.

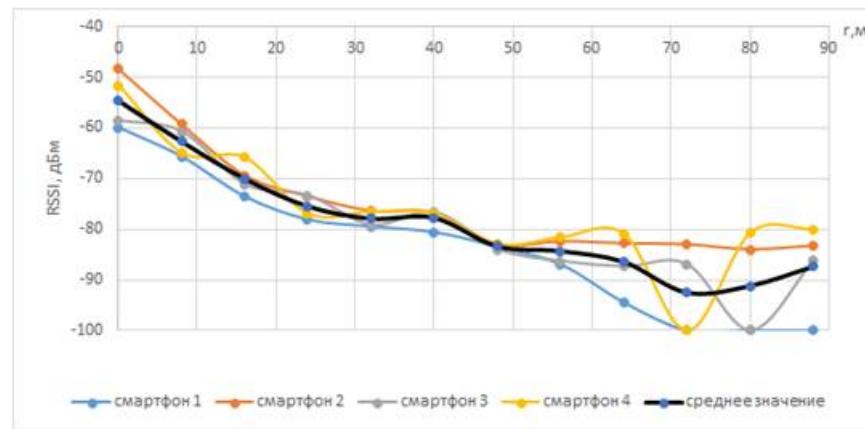


Рис. 1. Зависимость среднего RSSI (точка доступа №1), дБм

Анализ рисунка показал, что разброс значений уровня сигнала в каждой измерительной точке, в зависимости от смартфона, может достигать 20 дБм. Кроме того, на рис. 1 видно, что при удалении от точки доступа наблюдается плавное снижение величины размаха, а затем резкий рост. Поэтому, при построении радиокарты были использованы результаты измерений несколькими мобильными устройствами от разных вендоров. На основании того, что разброс уровней RSSI в каждой измерительной точке значительный, необходимо учитывать не только математическое ожидание, но и среднее квадратическое отклонение.

Для исключения из экспериментальных данных аномальных значений были построены графики доверительных интервалов.

В частности, на рис. 2 показаны границы доверительного интервала, по результатам статистической обработки экспериментальных данных, принятых от точки доступа №1 в разных измерительных точках.

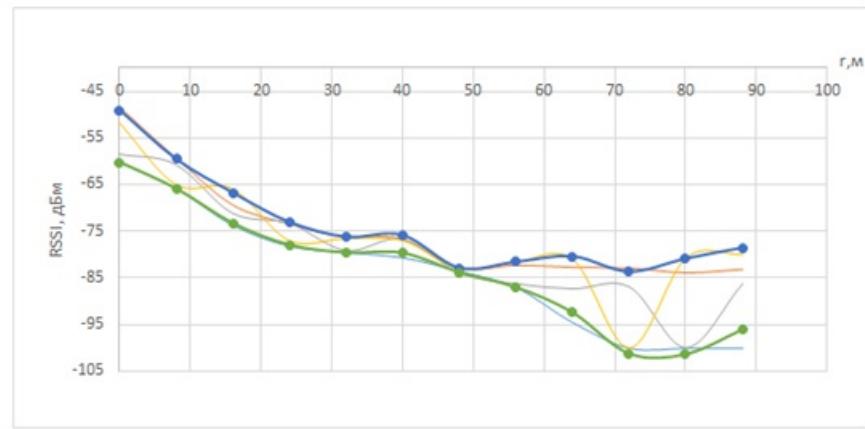


Рис. 2. Доверительный интервал (точка доступа №1), дБм

Анализ рисунка показал, что все данные, полученные в результате измерения уровня RSSI, находятся внутри доверительного интервала. То есть из дальнейшего анализа исключены аномальные значения, учет которых может влиять на определение местоположения объекта.

Аналогично был проведен статический анализ данных, полученных от остальных точек

доступа.

Уровень мощности сигнала в условиях сложной радиостановки, когда помехи создают точки доступа из близлежащих строений и клиентские устройства (смартфоны, в которых активирована функция точки доступа), может сильно отклоняться от среднего значения. Следовательно, одной из задач, решаемых в процессе составления радиокарты, является выбор координат измерительных точек.

Для определения оптимального размещения измерительных точек был проведен анализ радиостановки с взаимным влиянием точек доступа друг на друга. На рис. 3 показаны границы доверительного интервала, полученного при обработке статистических данных, принятых от точки доступа № 2, расстояние между измерительными точками 8 метров.

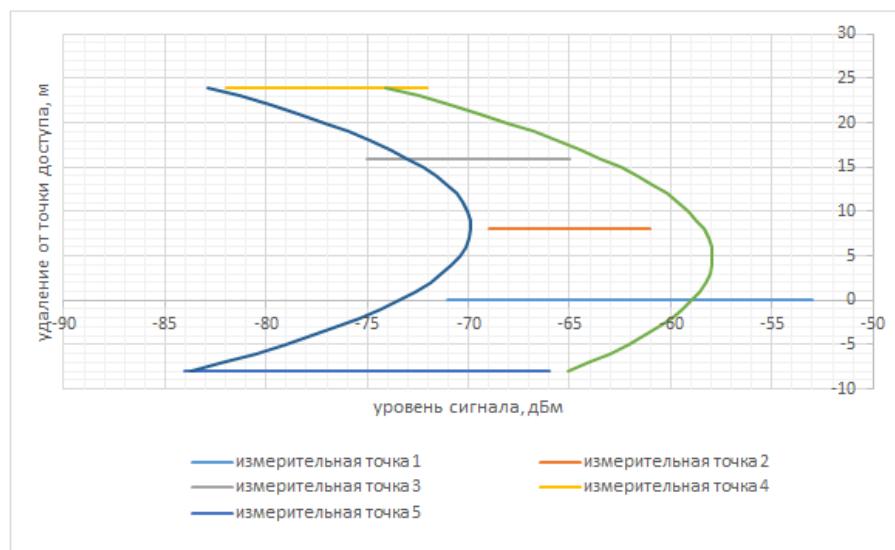


Рис. 3. Доверительный интервал (точка доступа № 2), дБм (так как точка доступа находится не в одной из крайних комнат здания и измерения проведены последовательно по всему коридору, плюс на графике означает приближение к точке доступа, минус – удаление от точки доступа, что важно для решения задач трекинга)

Так как в каждой измерительной точке смартфон получает сигнал от нескольких точек доступа, аналогичные графики доверительных интервалов были построены для всех точек доступа.

Анализ рис. 3 показывает, что выбранное расстояние между измерительными точками, равное 8 метрам, приводит к более частому «перекрытию» уровня принимаемых сигналов от разных точек доступа, что может влиять на точность позиционирования.

Принимая во внимание, что все изыскания проводятся в существующей инфраструктуре, изменение которой не рассматривалось в рамках данного исследования, дальнейшая задача заключается в оптимизации выбора расстояния между измерительными точками.

3. Оптимизация выбора расстояния между измерительными точками

Для выбора расстояния между измерительными точками были получены зависимости средних значений RSSI, полученных от каждой точки доступа отдельно. На рис. 4 показано, что для аппроксимации статистических данных, полученных от точки доступа № 3, наиболее подходящей является полиномиальная функция (коэффициент детерминации равен 0,913) [8–10]. То есть, изменяя величину X в уравнении тренда, можно получить такое расстояние между измерительными точками, при котором

«перекрытие» уровня сигналов будет минимальным или исчезнет.

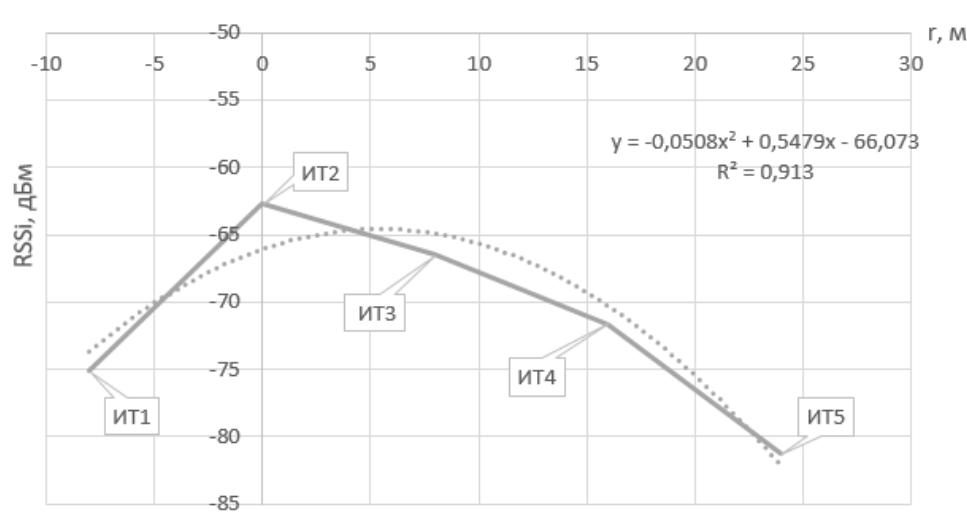


Рис. 4. Зависимость среднего RSSI (точка доступа №3), дБм

Далее были рассчитаны вероятности того, что уровень мощности не выходит за пределы заданного диапазона в рассматриваемых измерительных точках (табл. 1).

Таблица 1. Вероятность нахождения уровня мощности в заданном диапазоне

уровень мощности, дБм	измерительная точка				
	5	4	3	2	1
-88	-91	0,206			
-85	-88	0,147			
-82	-85	0,088	0,030		
-79	-82	0,147	0,061	0,032	
-76	-79	0,118	0,121	0,065	0,029
-73	-76	0,059	0,182	0,032	0,000
-70	-73	0,235	0,273	0,226	0,088
-67	-70		0,182	0,129	0,059
-64	-67		0,121	0,194	0,353
-61	-64		0,030	0,258	0,118
-58	-61			0,065	0,059
-55	-58				0,000
-52	-55				0,045
					0,088

Проведем попарное сравнение уровня мощности в соседних измерительных точках. Так, в табл. 1 видно, что наиболее вероятное «перекрытие» мощности для измерительных точек 5 и 4 начинается с -73 дБм. То есть расстояние между измерительными точками необходимо уменьшить до 4 метров (см. рис. 4). Аналогично попарно сравнивая уровни мощности для остальных точек доступа были получены новые расстояния: ИТ4-ИТ3 – 10 м, ИТ3-ИТ2 – 7,5 м, ИТ2-ИТ1 – 9 м.

Далее с помощью нейронной сети была подтверждена оптимальность выбора расстояния между измерительными точками.

4. Решение задачи определения местоположения с помощью нейронных сетей

Перед началом обучения нейронной сети экспериментальные данные формируются в блок обучающей выборки. В табл. 2 приведен фрагмент обучающей выборки, полученной для фиксированного расстояния между измерительными точками (8 метров).

Если сигнал от точки доступа слабый (приемное устройство не зафиксировало уровень мощности), то в базу данных был занесен уровень -100 дБм.

Таблица 2. Фрагмент обучающей выборки

		Точка доступа			
		3	2	1	4
измерительная точка	4	-76	-76	-78	-100
	4	-76	-76	-78	-100
	3	-77	-72	-71	-100
	3	-68	-89	-74	-100
	2	-59	-100	-60	-80
	2	-56	-100	-61	-92
	1	-64	-100	-59	-81

После того, как сформирована обучающая выборка, необходимо выбрать архитектуру нейронной сети, задать число нейронов в скрытом слое, присвоить весовым коэффициентам некоторые значения, задать допустимую величину ошибки и нормировать значения обучающего вектора.

Так как нейронные сети в основном работают с данными, представленными числами из интервала [\[-1, 1\]](#), то необходимо провести нормировку обучающих данных. Кроме того, если значения сосредоточены в относительно небольшой области единичного интервала, информационное содержание таких входных данных невелико. В пределе нулевой энтропии, когда все данные совпадают, эти входные данные не несут никакой полезной информации. Напротив, если значения данных распределены в единичном интервале по нормальному закону, информация таких данных максимальна [\[11–13\]](#).

После того как входные данные приведены к интервалу [\[-1, 1\]](#), был проведен сравнительный анализ основных алгоритмов обучения для двух архитектур нейронной сети [\[14, 15\]](#). Для эксперимента была использована многослойная нейронная сеть с одним скрытым слоем (количество нейронов в этом слое определяется экспериментально). При выборе архитектуры нейронной сети обычно опробуется несколько конфигураций, поэтому в представленной работе был проведен сравнительный анализ двух вариантов: сеть прямой передачи и каскадная направленная сеть [\[16\]](#).

Перед использованием нейронной сети ее необходимо обучить. Так как соответствие между входами и выходами носит явно выраженный нелинейный характер, то была использована нейронная сеть с нелинейными функциями активации [\[17, 18\]](#).

Для выходного слоя была использована линейная функция, так как линейный уровень вывода позволяет сети производить значения вне диапазона [\[-1, 1\]](#).

Алгоритм обратного распространения эффективен в ситуациях, когда отношения между входом и выходом нелинейны, а количество обучающих данных велико [\[19\]](#). Недостатком классического алгоритма обратного распространения является большое число итераций для достижения минимума функции ошибки. Время, требуемое для вычисления производных от ошибки по весам на заданном тренировочном примере, пропорционально размерам сети, поскольку объем вычислений пропорционален количеству весов. Однако с увеличением размеров сети требуется большее количество тренировочных примеров, поэтому приходится модифицировать веса множество раз. Следовательно, время обучения растет значительно быстрее, чем размеры сети. С

другой стороны, большая скорость обучения приводит к неустойчивости процесса [\[20\]](#).

В данном исследовании был выбран алгоритм обучения Левенберга-Марквардта, который показал наилучший результат в условии сложной радиообстановки.

На рис. 5 наглядно показаны результаты работы нейронной сети по определению местоположения на одном этаже здания.



Рис. 5. Вероятность определения местоположения на одном этаже

На пересечении строк и столбцов цветом и цифрами указаны вероятности правильного определения местоположения для каждой измерительной точки через 8 метров.

В частности – зеленый цвет означает, что вероятность правильного определения равна 100%, красный цвет – вероятность ошибочного определения не равна 0%, что означает, что в этих местах зона неуверенного покрытия, поэтому точность определения местоположения будет более 8 метров, а цифрами указывается вероятность того, что мобильный терминал может находиться некоторой вероятностью в смежных и даже более удаленных точках какого-либо этажа.

Учитывая тот факт, что данные исследования проводились в сети Wi-Fi, построенной без частотно-территориального планирования, можно признать, что в этих условиях нейронная сеть показывает достаточно неплохие результаты – точность определения местоположения от 8 до 16 метров по большинству этажей, где радиопокрытие достаточное.

Далее был проведен анализ точности позиционирования с помощью обучающей выборки, полученной после оптимизации расстояний между измерительными точками (рис. 6).



Рис. 6. Вероятность определения местоположения после изменения координат ИТ

На рис. 6 показаны результаты работы нейронной сети после оптимизации расстояния между измерительными точками. На данном рисунке видно, что вероятность правильного определения местоположения практически во всех измерительных точках достигает 100%, что можно считать очень хорошим результатом для неоптимально построенной Wi-Fi сети.

Анализ результатов, представленных на данном рисунке, показал, что в условиях сложной радиообстановки, оптимизация расстояния между измерительными точками приводит к повышению точности позиционирования.

5. Заключение

В данной работе были исследованы потенциальные возможности повышения точности определения местоположения на основе применения алгоритмов нейронных сетей в радиосетях Wi-Fi, организованных без учета частотно-территориального планирования.

Полученные в процессе научной работы результаты показали, что применение нейронной сети прямой передачи (алгоритм обучения Левенберга-Марквардта) позволяет даже в условиях очень плохого радиопокрытия определять местоположение мобильного терминала с вполне приемлемой для конечного пользователя точностью и достоверностью.

Можно сделать вывод, что если строить любые радиосети с учетом размещения точек доступа (базовых станций) не только для качественной доставки интернет-контента абонентам мобильной сети, но и с целью оказания услуг определения местоположения, то использование алгоритмов нейронных сетей позволит добиться желаемых показателей точности при меньшем количестве точек доступа (базовых станций).

Библиография

1. Андреев Р.А., Остроумов С.И., Федоров А.С. Методы позиционирования в сетях Wi-Fi // Экономика и качество систем связи. 2021. № 3 (21). С 50-63
2. Кокорева Е.В., Костюкович А.Е., Дощинский И.В. Оценка погрешности измерений местонахождения абонента в сети Wi-Fi // Программные системы и вычислительные методы. 2019. № 4. С.30-38. DOI: 10.7256/2454-0714.2019.4.31316 URL: https://e-notabene.ru/itmag/article_31316.html
3. Kokoreva, E.V., Shurygina, K.I. Bragin, A.S. Impact of Wi-Fi network coverage planning on the logistics objects location accuracy // XV International Scientific Conference on Precision

- Agriculture and Agricultural Machinery Industry "State and Prospects for the Development of Agribusiness-INTERAGROMASH 2022". 2022. Vol. 363.
4. Kokoreva, E.V. & Shurygina, K.I. An Assessment of the Local Positioning System Effectiveness // Lecture Notes in Networks and Systems. 2022. Vol. 246. Pp. 436–443.
 5. Kokoreva E., Kostyukovich A., Shurygina K., Doshchinsky I. Experimental Study of the Positioning System in the Centralized Wi-Fi Network // Lecture Notes on Data Engineering and Communications Technologies. 2022. Vol. 107. Pp. 346–357.
 6. Киреев А.В., Фокин Г.А. Оценка точности локального позиционирования мобильных устройств с помощью радиокарт и инерциальной навигационной системы // Труды учебных заведений связи. 2017. №4. С. 54-62.
 7. Кучин И.Ю., Иксанов Ш.Ш., Рождественский С.К., Коряков А.Н. Разработка системы позиционирования и контроля объектов с помощью беспроводной технологии Wi-Fi // Научный вестник Новосибирского государственного технического университета. 2015. №3 (60). С. 130-146.
 8. Садовникова Н.А., Шмойлова Р.А. Анализ временных рядов и прогнозирование / М.: Евразийский открытый институт, 2024.
 9. Ахметханов Р.С., Дубинин Е.Ф., Куксова В.И. Анализ временных рядов в диагностике технических систем // Машиностроение и инженерное образование. 2013. № 2. С. 11–20.
 10. Chen W., Hussain W., Cauteruccio F., Zhang X. Deep Learning for Financial Time Series Prediction: A State-of-the-Art Review of Standalone and Hybrid Models // Computer Modeling in Engineering & Sciences. 2024. Vol. 139. № 1. Pp. 187–224.
 11. Ежов А.А., Шумской С.А. Нейрокомпьютинг и его применения в экономике и бизнесе / М.: ИНТУИТ, 2016.
 12. Karakida, R., Takase, T. Optimal layer selection for latent data augmentation // Neural Networks. 2024. Vol. 181.
 13. Sandnes, A.T., Grimstad, B., & Kolbjørnsen, O. Multi-task neural networks by learned contextual inputs // Neural Networks. 2024. Vol. 179.
 14. Хайкин С. Нейронные сети. Полный курс / М.: Вильямс, 2019.
 15. Zhou, X., You, Zh., Sun, W., Zhao, D., Yan, Sh. Fractional-order stochastic gradient descent method with momentum and energy for deep neural networks // Neural Networks. 2024. Vol. 181.
 16. Лизнева Ю.С. Исследование трафика ОКС N 7 и разработка методики его прогнозирования / Новосибирск: СибГУТИ, 2008.
 17. Marshoodulla S.Z, Saha G. A survey of data mining methodologies in the environment of IoT and its variants // Journal of Network and Computer Applications. 2024. Vol. 228.
 18. Zhou X., Du H., Xue Sh., Ma Zh. Recent advances in data mining and machine learning for enhanced building energy management // Energy. 2024. Vol. 307.
 19. Иванько А.Ф., Иванько М.А., Сизова Ю.А. нейронные сети: общие технологические характеристики // Научное обозрение. Технические науки. 2019. № 2. С. 17-23.
 20. Sevilla-Salcedo C., Gallardo-Antolín A., Gómez-Verdejo V., Parrado-Hernández E. Bayesian learning of feature spaces for multitask regression // Neural Networks. 2024. Vol. 179

Результаты процедуры рецензирования статьи

В связи с политикой двойного слепого рецензирования личность рецензента не раскрывается.

Со списком рецензентов издательства можно ознакомиться [здесь](#).

В статье рассматривается проблема повышения точности определения местоположения в существующих Wi-Fi сетях с помощью алгоритмов нейронных сетей. Объектом

исследования является типичная университетская сеть Wi-Fi, построенная без частотно-территориального планирования. Цель работы — оценка потенциальных возможностей использования нейронных сетей для улучшения точности позиционирования в подобных сетях.

Методология исследования включает проведение экспериментальных измерений уровня мощности сигнала (RSSI) по всей территории здания, использование статистической обработки данных и применение алгоритмов нейронных сетей для повышения точности определения местоположения. Экспериментальные данные собирались с помощью нескольких мобильных устройств в различных точках, после чего проводилась нормировка данных и обучение нейронной сети с использованием алгоритма Левенберга-Марквардта.

Тема исследования актуальна, так как с развитием технологий Wi-Fi возникает потребность в более точных и экономичных методах определения местоположения в беспроводных сетях. Применение нейронных сетей в этой области позволяет эффективно использовать существующую инфраструктуру без значительных дополнительных затрат, что делает данный подход особенно ценным для общественных учреждений, таких как университеты.

Научная новизна статьи заключается в применении нейронных сетей для повышения точности позиционирования в неоптимально построенных Wi-Fi сетях. Исследование показало, что даже в условиях отсутствия частотно-территориального планирования можно добиться удовлетворительных результатов по точности определения местоположения, что открывает новые возможности для использования существующей инфраструктуры.

Статья структурирована логично и последовательно. Введение содержит обоснование актуальности проблемы и цель исследования. Описание методологии детализировано и предоставляет достаточно информации для повторения экспериментов. Анализ данных и выводы представлены наглядно, с использованием графиков и таблиц, что способствует лучшему восприятию результатов. Стиль изложения научный, но доступный, что делает статью интересной как для специалистов, так и для широкой читательской аудитории.

Авторы делают вывод, что использование нейронных сетей позволяет повысить точность определения местоположения в Wi-Fi сетях, построенных без учета частотно-территориального планирования. Полученные результаты показывают перспективность применения подобных методов в реальных условиях. Работа будет интересна специалистам в области беспроводных технологий, разработчикам систем позиционирования, а также исследователям, занимающимся применением методов машинного обучения в задачах обработки сигналов.

Статья выполнена на высоком уровне и имеет существенную научную ценность. Материал изложен последовательно, результаты подтверждаются экспериментальными данными. Авторы представили детальный анализ, подтвержденный статистическими методами и визуализированный в виде графиков и таблиц, что подчеркивает достоверность выводов. Работа демонстрирует как теоретическую значимость, так и практическую применимость предложенного подхода, особенно в контексте оптимизации существующих сетей Wi-Fi для задач позиционирования.

Дальнейшее развитие данного направления может включать исследование других алгоритмов машинного обучения, их сравнительный анализ с используемыми методами, а также возможное применение гибридных моделей для повышения точности и устойчивости позиционирования. Кроме того, исследование может быть расширено для различных типов сетей и других сценариев использования, что позволит еще глубже оценить потенциал нейронных сетей в задачах позиционирования.

Рекомендую принять статью к публикации, так как она вносит значительный вклад в

развитие технологий позиционирования в беспроводных сетях и демонстрирует перспективность применения нейронных сетей для решения подобных задач.