УДК 004.8
DOI: 10.26102/2310-6018/2026.62.11.003

Оценка качества позиционирования внутри помещений на основе маяков Bluetooth Low Energy и машинного обучения

А.Д. Шнейдер[1], В.М. Гриняк[1], А.С. Девятисильный[2]

[1]Владивостокский государственный университет, Владивосток, Российская Федерация
[2]Институт автоматики и процессов управления Дальневосточного отделения РАН, Владивосток, Российская Федерация

Резюме. Статья посвящена проблеме позиционирования внутри помещений в условиях отсутствия сигнала спутниковых навигационных систем с использованием Bluetooth Low Energy (BLE) маяков. Задачей исследования является оценка точности позиционирования, обеспечиваемой системой BLE-маяков в сочетании с методами машинного обучения. Для определения 2D координат объекта используется нейронная сеть прямого распространения с двумя скрытыми слоями. Рассматриваются три способа формирования обучающей выборки: регулярная сетка, случайная сетка и сетка на основе отрезков. Для моделирования уровня принимаемого сигнала применяется логарифмическая модель затухания радиосигнала с учетом инструментальных шумов. Экспериментальные исследования проведены для помещений различных размеров и при различном числе маяков. Результаты показывают, что достижимая точность позиционирования составляет 20–30 см, а наилучшие результаты достигаются при использовании регулярной сетки или сетки на основе отрезков. Установлено, что машинное обучение не повышает точность позиционирования в статистическом смысле, а задача остается в рамках фундаментальных понятий наблюдаемости и устойчивости. Практическая значимость работы заключается в возможности применения предложенного подхода для навигации сервисных роботов, дронов, автоматизации складских комплексов и построения систем обеспечения безопасности.

Ключевые слова: позиционирование внутри помещений, наблюдаемость, навигация, Bluetooth, машинное обучение, нейросетевая регрессия, мобильный робот.

Финансирование: Работа выполнена в рамках государственного задания ИАПУ ДВО РАН (тема № FWFW-2026-0009).

Для цитирования: Шнейдер А.Д., Гриняк В.М., Девятисильный А.С. Оценка качества позиционирования внутри помещений на основе маяков Bluetooth Low Energy и машинного обучения. *Моделирование, оптимизация и информационные технологии.* 2026;14(11). URL: https://moitvivt.ru/ru/journal/article?id=2582 DOI: 10.26102/2310-6018/2026.62.11.003

Assessment of indoor positioning quality based on Bluetooth Low Energy beacons and machine learning

A.D. Schneider[1], V.M. Grinyak[1], A.S. Devyatisilnyi[2]

[1]Vladivostok State University, Vladivostok, the Russian Federation
[2]Institute of Automation and Control Processes of the Far Eastern Branch of the Russian Academy of Sciences, Vladivostok, Russia

Abstract. The paper addresses indoor positioning using Bluetooth Low Energy (BLE) beacons in environments where satellite navigation signals are unavailable. The study evaluates the positioning accuracy that can be achieved by combining BLE beacons with machine learning methods. A feedforward neural network with two hidden layers is used to estimate the 2D coordinates of an object.

© Шнейдер А.Д., Гриняк В.М., Девятисильный А.С., 2026

Three approaches to generating the training dataset are considered: a regular grid, a random grid, and a line-based grid. Signal propagation is modeled using a logarithmic path loss model with measurement noise. Experimental studies are conducted for indoor environments of different sizes and with different numbers of beacons. The results demonstrate that the proposed approach achieves a positioning accuracy of 20–30 cm, with the best performance obtained using regular or line-based training grids. It is shown that machine learning does not improve positioning accuracy in a statistical sense, and the problem remains within the framework of the fundamental concepts of observability and stability. The proposed method can be applied to indoor navigation of service robots, drones, automated warehouse systems, and safety monitoring applications.

Keywords: indoor positioning, observability, navigation, Bluetooth, machine learning, neural network regression, mobile robot.

Funding: The work was carried out within the state assignment of the IAPU FEBRAS (topic FWFW-2026-0009).

For citation: Schneider A.D., Grinyak V.M., Devyatisilnyi A.S. Assessment of indoor positioning quality based on Bluetooth Low Energy beacons and machine learning. *Modeling, Optimization and Information Technology.* 2026;14(11). (In Russ.). URL: https://moitvivt.ru/ru/journal/article?id=2582 DOI: 10.26102/2310-6018/2026.62.11.003

Введение

Позиционирование объектов внутри помещений (другой устоявшийся термин – внутренняя навигация, indoor positioning, indoor navigation) представляет собой самостоятельный класс задач навигации и управления движением, постоянно привлекающий внимание исследователей [1, 2]. Помимо оборонных и специальных задач [3] традиционными сферами приложения методов позиционирования внутри помещений являются контекстная реклама, автоматизированные аудиогиды [4, 5], обеспечение безопасности в чрезвычайных ситуациях, контроль потоков людей в зданиях, доставка небольших грузов [6]. В последнее время отмечается интерес к навигации мобильных роботов, решающих сервисные задачи (уборщики, доставщики, информаторы) в том числе антропоморфных [7].

Позиционирование внутри помещений исходит из тезиса о недоступности, недостаточности или искажении информации спутниковых навигационных систем и необходимости использования дополнительных источников навигационных данных. Типичными такими источниками являются точки доступа Wi-Fi, маяки Bluetooth Low Energy (BLE), видеоизображения с камер, расположенных на объекте [8, 9]. Дополнительными источниками данных являются датчики атмосферного давления, акселерометры, магнитометры, лазерные или акустические измерители расстояний; их использование позволяет уточнить данные о местоположении объекта [10, 11] или решить дополнительные задачи, например, избежать столкновения с препятствиями [12].

Среди традиционных подходов к позиционированию внутри помещений выделяется два класса методов. Первый основан на измерении расстояний от объекта до опорных точек (координаты которых известны) и решении задачи мультилатерации [6, 7]. Идея второго – предварительно построить карту помещения (отпечаток, fingerprint) на основе измерений сигналов устройств, используемых для навигации и в дальнейшем оценивать местоположение объекта путем соотнесения актуальных измерений сигналов с имеющейся картой [13, 14]. Оба этих подхода имеют фундаментальный недостаток – чувствительность к искажениям сигналов, которые могут быть связаны с выходом из строя навигационных устройств и их источников питания, появлением в помещении новых объектов, изменяющих распространение

радиосигнала, изменением освещенности и набора фоновых объектов помещения при навигации на основе видеоизображения и т. п.

Развитие в последнее время методов машинного обучения обусловило интерес к позиционированию внутри помещений на их основе. Суть предлагаемых подходов состоит в формировании обучающей выборки путем сбора данных с навигационных устройств при расположении позиционируемого объекта в той или иной точке и настройке нейросети того или иного типа, используемой в дальнейшем для определения координат [15, 16]. Считается, что методы позиционирования на основе машинного обучения менее чувствительны к искажениям данных отдельных датчиков. Вместе с тем, являясь по сути глубоко модернизированным методом отпечатка, они оставляют актуальными проблемы разрешимости и точности определения координат в условиях инструментальной погрешности измерений. Настоящая работа посвящена исследованию этих вопросов. Целью статьи является оценка характерной точности систем позиционирования внутри помещений, создаваемых на основе маяков BLE и методов машинного обучения.

Материалы и методы

Введем двумерную систему координат x, y, параллельную плоскости пола помещения. Положим, что в помещении имеется N Bluetooth-маяков, координаты которых известны. Каждый маяк излучает сигнал, который принимается на позиционируемом объекте, характеризуясь при этом уровнем принимаемого сигнала (Received Signal Strength Indicator – RSSI) u_i, так что $i = 1, \dots, N$. Считается, что объект движется в одной плоскости (например, на постоянной высоте от пола помещения). Ставится задача непосредственной оценки координат объекта по вектору измерений RSSI:

$$u = [u_1, u_2, \dots, u_N]^\top \longrightarrow (\hat{x}, \hat{y}).$$

Таким образом, задача позиционирования формулируется как задача регрессии: по вектору u требуется аппроксимировать неизвестное отображение $f: \mathbb{R}^N \to \mathbb{R}^2$, минимизируя среднеквадратичную ошибку между истинными и предсказанными координатами. В настоящей работе в роли аппроксиматора используется многослойная нейронная сеть прямого распространения. Использование нейросети позволяет учесть нелинейный характер затухания и многолучевого распространения сигнала, а также – неявно – геометрию помещения. В некоторых случаях нейросеть возможно обучать на синтетических данных, избегая трудоемкой процедуры формирования обучающей выборки по данным реальных измерений.

В качестве базового признакового пространства используется вектор RSSI-измерений от всех доступных маяков в момент времени t:

$$u(t) = [u_1(t), u_2(t), \dots, u_N(t)]^\top.$$

Для нейросетевой модели важен порядок и масштаб входных признаков. В настоящей работе делаются следующие шаги по предварительной обработке данных измерений.

1. *Задание фиксированного порядка маяков* в соответствии с их координатами или идентификаторами. Это обеспечивает однозначное сопоставление элементов вектора u с физическими маяками.

2. *Нормализация признаков*. Абсолютные значения RSSI находятся в диапазоне примерно от –30 до –100 дБм, все компоненты вектора u приводятся к

нормализованному диапазону. Используется линейная нормализация либо стандартизация:

$$\tilde{u}_i = \frac{u_i - \mu_i}{\sigma_i},$$

где μ_i и σ_i – среднее и стандартное отклонение по признаку i на обучающей выборке. Нормализация ускоряет обучение и повышает устойчивость к шумам.

3. *Многократные измерения.* При фиксированном положении объекта и статическом позиционировании возможно выполнить несколько последовательных измерений RSSI от каждого маяка. Для формирования входного вектора используется усредненное значение измерений. Таким образом, частично компенсируются случайные инструментальные ошибки измерений. В случае позиционирования движущегося объекта ошибки измерений могут быть сглажены путем решения задачи фильтрации (например, на основе фильтров Винера, Калмана и т. п.).

4. *Обработка пропусков данных.* В случае временного отсутствия измерений от отдельного маяка соответствующее значение может быть либо заменено минимальным порогом RSSI, либо интерполировано. В дальнейших расчетах в данной работе предполагалось, что все маяки доступны, поэтому обработка пропусков не рассматривалась, но при необходимости она естественно вписывается в общую схему решения задачи.

Для решения задачи используется нейронная сеть прямого распространения с двумя скрытыми слоями, включающая в себя:

1) *входной полносвязный слой*, осуществляющий отображение входного пространства размерности N в пространство скрытых признаков размерности 128; считается, что общее навигационное пространство разбито на отдельные участки и число BLE маяков, одновременно используемых для позиционирования, невелико;

2) *нелинейную функцию активации* ReLU, применяемую к выходу первого слоя и обеспечивающую аппроксимацию нелинейной зависимости между RSSI и координатами объекта;

3) *слой нормализации*, используемый для стабилизации распределения активаций скрытого слоя и повышения устойчивости обучения нейронной сети при наличии шумов во входных данных;

4) *второй полносвязный слой*, уменьшающий размерность скрытого представления со 128 до 64 нейронов;

5) *нелинейную функцию активации* ReLU, повышающую выразительную способность модели и предотвращающую вырождение отображения в линейную регрессию;

6) *выходной полносвязный слой*, формирующий двумерный выходной вектор координат без применения функции активации.

Выбор данной архитектуры обусловлен следующими факторами:

– небольшая размерность входного пространства;

– два скрытых слоя обеспечивают достаточную аппроксимационную способность для моделирования нелинейной зависимости между уровнем сигнала и координатами объекта;

– компактность модели позволяет использовать ее в системах реального времени и на вычислительных платформах с ограниченными ресурсами, что существенно при позиционировании автономных дронов.

Проведенные эксперименты (частично представленные далее в работе) показали, что усложнение архитектуры нейронной сети (увеличение числа слоёв или нейронов)

приводит лишь к незначительному улучшению точности при существенном росте вычислительной сложности и требованиям к обучающей выборке, тогда как упрощенные модели демонстрируют ухудшение качества позиционирования. Таким образом, выбранная архитектура представляет собой компромисс между точностью позиционирования, устойчивостью обучения и вычислительными затратами.

Оценка характерной точности позиционирования, дающая представление о погрешности выбранного метода, проводилась на синтетических данных, получаемых на основе математической модели затухания радиосигнала.

Для каждой точки пространства и каждого Bluetooth-маяка уровень принимаемого сигнала рассчитывается по формуле:

$$u = u^* - 10 \cdot n \cdot \lg(d/d^*) + f, \quad (1)$$

где u – измеряемый уровень радиосигнала RSSI; u^* – уровень сигнала на опорном расстоянии d^*; n – коэффициент затухания, характеризующий среду распространения; d – расстояние между маяком и точкой измерения; f – случайная инструментальная погрешность измерения (шумовая составляющая).

Примем два способа выбора узловых точек для построения обучающей выборки. В первом случае точки выбираются на основе регулярной или случайной сетки, их число невелико, однако для каждой узловой точки по формуле (1) моделируется несколько обучающих записей вида:

$$([u_1, u_2, \dots, u_N], (x, y)). \quad (2)$$

Во втором случае узловые точки «выстраиваются» вдоль прямых линий, покрывающих помещение, точек много, соседние точки расположены близко друг к другу, для каждой точки моделируется одна обучающая запись вида (2). Первый способ формирования обучающей выборки предпочтителен для открытых помещений (свободные холлы, коридоры), в которых радиосигнал распространяется без искажений. Второй способ – в помещениях со сложной конфигурацией и множеством предметов. При втором способе в случае обучения сети на реальных данных обучающая выборка формируется при равномерном движении датчика вдоль выбранных отрезков, координаты каждой точки определяются расчетным путем по известным координатам точек начала и конца отрезка. Четыре Bluetooth-маяка расположены по углам помещения (Рисунок 1).

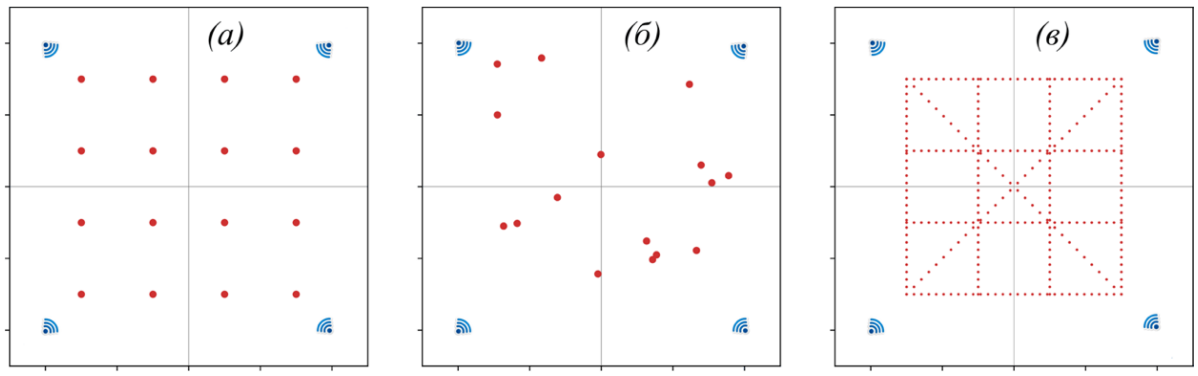


Рисунок 1 – Формирование множества узловых точек обучающей выборки – красные точки: *а* – регулярная сетка; *б* – случайная сетка; *в* – сетка на основе отрезков

Figure 1 – Formation of the training set node points – red dots: *a* – regular grid; *b* – random grid; *c* – grid based on line segments

Обучение нейронной сети проводилось с использованием наборов синтетических данных как без шумов ($f = 0$), так и с шумами. В последнем случае были приняты вероятностные характеристики инструментальных погрешностей измерений, оцененные при калибровке Bluetooth-маяков. На Рисунке 2 приведен пример таких данных.

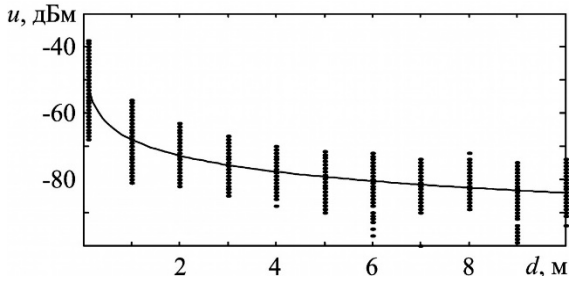


Рисунок 2 – Зависимость уровня сигнала от дальности
Figure 2 – Signal level versus range

Здесь по оси абсцисс отложена дальность «объект-маяк», а по оси ординат – уровень принимаемого сигнала. Точки соответствуют уровню реального сигнала (RSSI), сплошная линия – результатам определения величин u_* и n (т. е. калибровки) методом наименьших квадратов. Из Рисунка 2 видно, что величина f лежит в границах интервала, практически постоянного в диапазоне дальностей меньше 5 м. Эту дальность следует считать границей, где зависимость между ней и уровнем сигнала является хорошо идентифицируемой формулой (1). Вместе с тем, даже на небольших расстояниях погрешности измерений уровня сигнала и дальностей «объект-маяк» связаны нелинейно, что существенно влияет на точность определения координат объекта. Распределение величины f примерно соответствует нормальному распределению с дисперсией 25 дБм^2.

Результаты

На Рисунках 3–6 показаны результаты моделирования рассматриваемой задачи позиционирования при различных размерах помещения, способах формирования множества узловых точек и количествах маяков. Рассматриваются квадратные помещения размером 4×4 метра (Рисунки 3, 4) и 2×2 метра (Рисунки 5, 6). Маяки расположены по углам помещения (4 маяка, Рисунки 3, 5) или по углам и серединам стен (8 маяков, Рисунки 4, 6). Моделирование без шумов ($f = 0$, верхний ряд рисунков) проводилось с целью оценки погрешности метода. Моделирование с шумами проводилось при 50 измерениях от каждого маяка, которые осреднялись перед оценкой координат. Первая колонка рисунков (*а, г*) соответствует регулярной сетке узловых точек, вторая (*б, д*) – случайной сетке, третья (*в, е*) – сетке на основе отрезков (Рисунок 1). Красными точками показаны различные варианты местоположения наблюдаемого объекта, а зелеными крестиками – результат оценки его координат. Сводные данные результатов моделирования сведены в Таблицу 1.

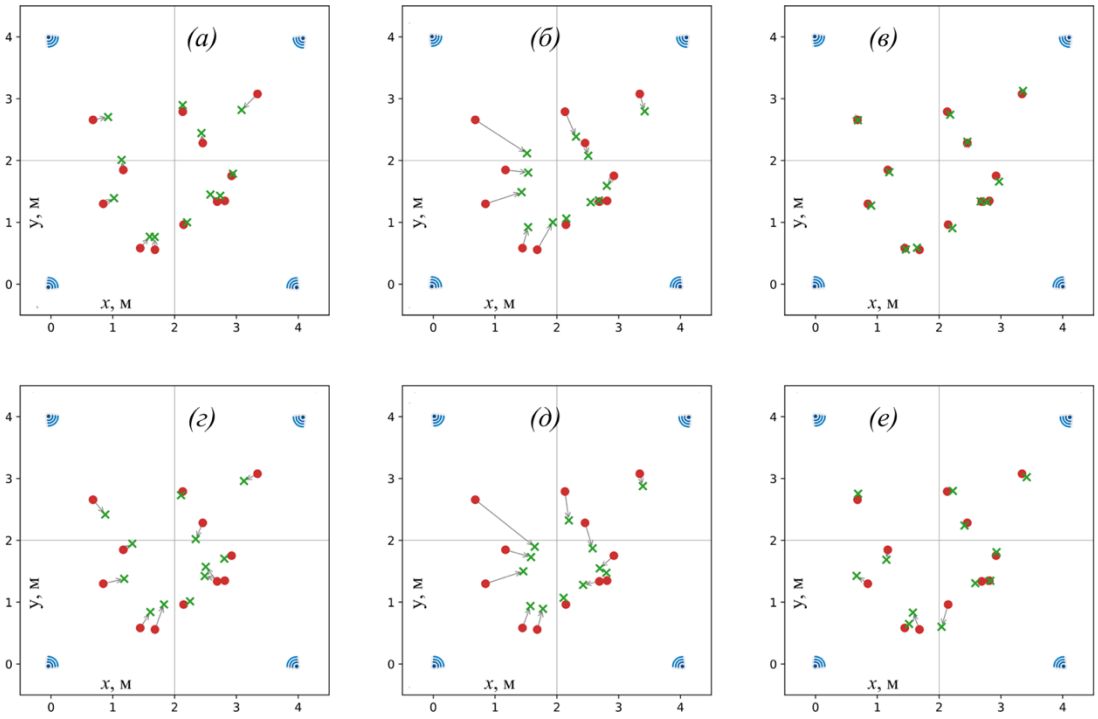


Рисунок 3 – Результаты позиционирования при четырёх маяках в «большой» комнате (4×4 м): верхний ряд рисунков (*а*, *б*, *в*) – без шумов; нижний ряд рисунков (*г*, *д*, *е*) – с шумами
Figure 3 – Positioning results for four beacons in a "large" room (4×4 m): top row (*a*, *b*, *c*) – without noise; bottom row (*d*, *e*, *f*) – with noise

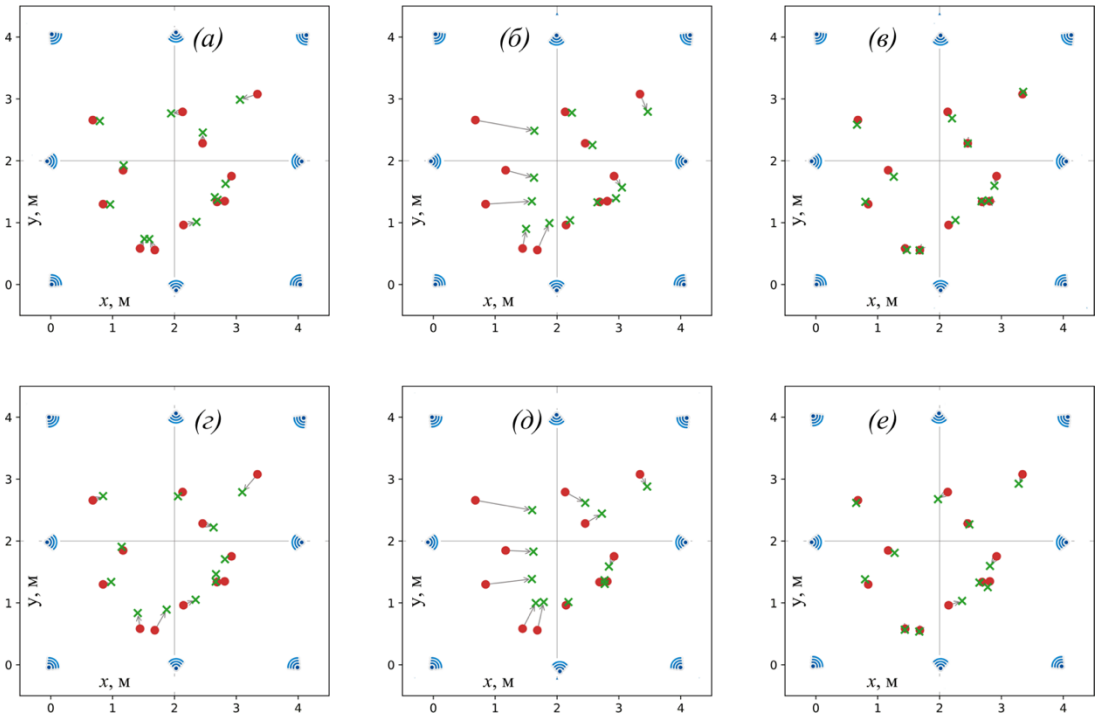


Рисунок 4 – Результаты позиционирования при восьми маяках в «большой» комнате (4×4 м): верхний ряд рисунков (*а*, *б*, *в*) – без шумов; нижний ряд рисунков (*г*, *д*, *е*) – с шумами
Figure 4 – Positioning results for eight beacons in a "large" room (4×4 m): top row (*a*, *b*, *c*) – without noise; bottom row (*d*, *e*, *f*) – with noise

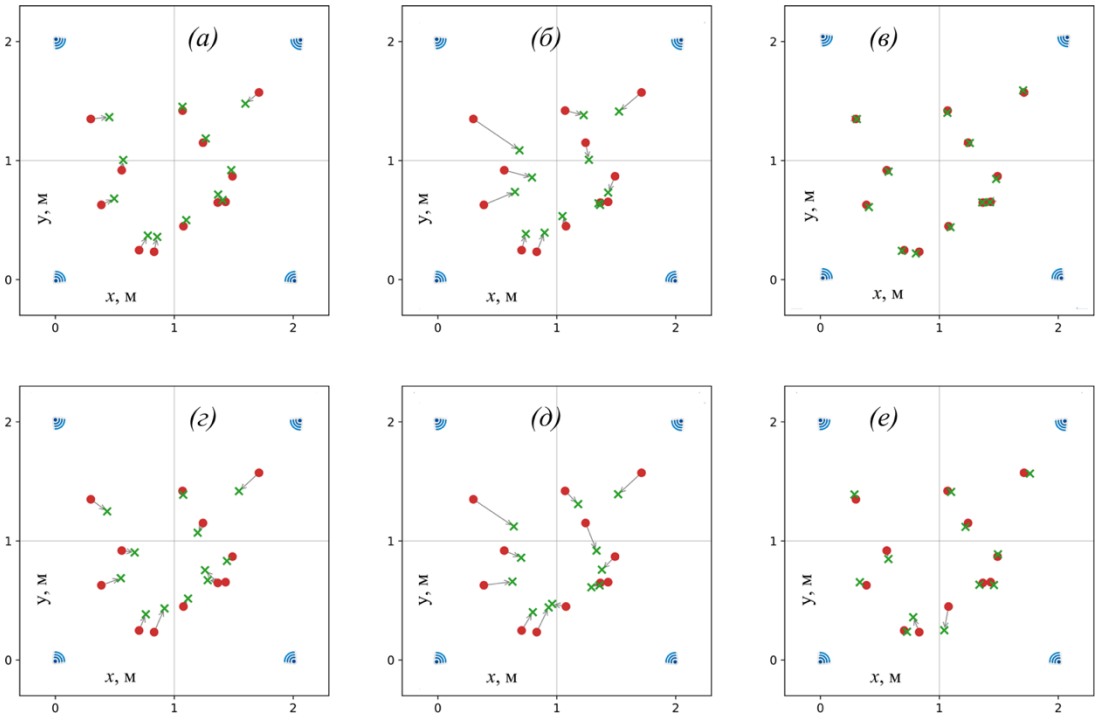


Рисунок 5 – Результаты позиционирования при четырех маяках в «маленькой» комнате (2×2 м): верхний ряд рисунков (*а*, *б*, *в*) – без шумов; нижний ряд рисунков (*г*, *д*, *е*) – с шумами
Figure 5 – Positioning results for four beacons in a "small" room (2×2 m): top row (*a*, *b*, *c*) – without noise; bottom row (*d*, *e*, *f*) – with noise

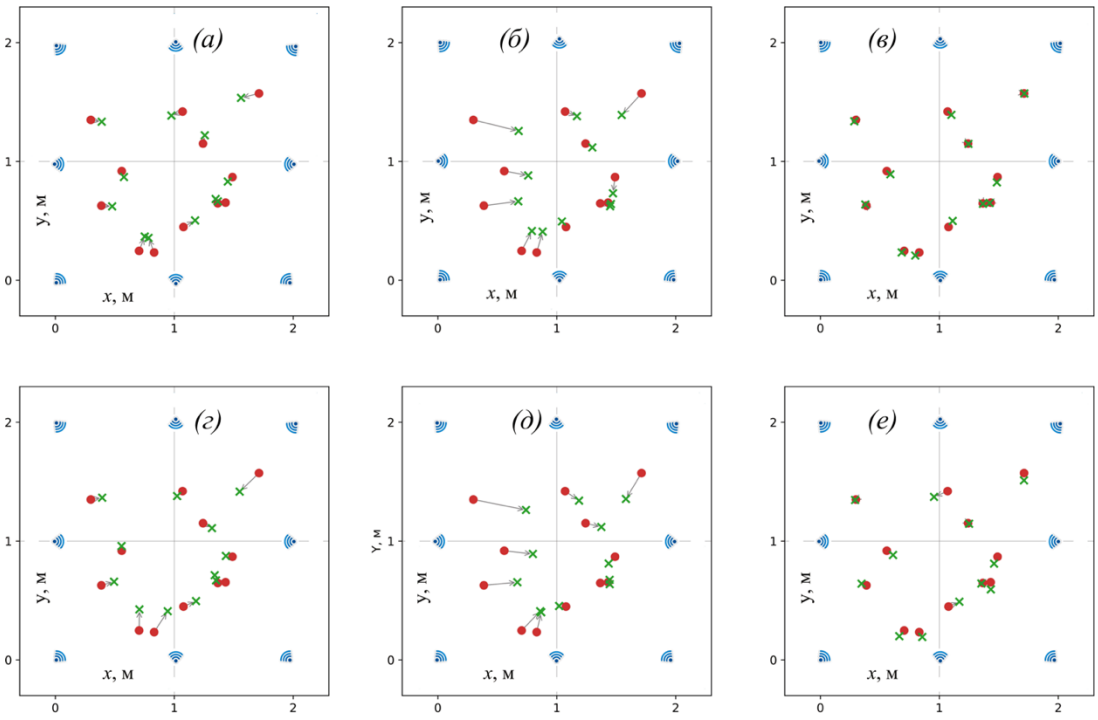


Рисунок 6 – Результаты позиционирования при восьми маяках в «маленькой» комнате (2×2 м): верхний ряд рисунков (*а*, *б*, *в*) – без шумов; нижний ряд рисунков (*г*, *д*, *е*) – с шумами
Figure 6 – Positioning results for eight beacons in a "small" room (2×2 m): top row (*a*, *b*, *c*) – without noise; bottom row (*d*, *e*, *f*) – with noise

Таблица 1 – Характерная (средняя) погрешность позиционирования
Table 1 – Characteristic (average) positioning error

	Размер помещения, м	Сетка точек обучающей выборки	Погрешность без шума, 4 маяка, м	Погрешность без шума, 8 маяков, м	Погрешность с шумом, 4 маяка, м	Погрешность с шумом, 8 маяков, м
1	2×2	Регулярная	0,09	0,09	0,19	0,17
2	2×2	Случайная	0,18	0,17	0,23	0,22
3	2×2	Отрезки	0,02	0,03	0,13	0,06
4	2×2	Регулярная	0,17	0,16	0,37	0,32
5	2×2	Случайная	0,36	0,34	0,53	0,46
6	2×2	Отрезки	0,05	0,07	0,28	0,15

Проведенное численное моделирование задачи дает хорошее представление о характерной точности позиционирования. Так, при оценке координат без инструментальных погрешностей измерений точности оценок при различном числе маяков очень близки и обусловлены погрешностью аппроксимации задачи нейронной сетью, это предельно достижимая точность метода. Видно, что наиболее точное позиционирование достигается в случае сетки опорных точек, формируемой на основе отрезков, что объясняется нелинейностью задачи. Если нет возможности сформировать сетку таким способом, то хороший результат дает сетка с регулярным расположением опорных точек. При последнем способе в случае небольшого расстояния между маяками и наблюдаемым объектом (< 2 м) погрешность позиционирования не превышает 20 см, что можно считать достаточным в том числе и для задач управления движением низкоскоростных дронов.

Обсуждение

В работах, опубликованных ранее, авторами рассматривался способ оценки характерной погрешности позиционирования объектов внутри помещений, позволяющий спроектировать навигационную систему, работающую с наперед заданной точностью [17, 18]. В основе способа лежала модель метода наименьших квадратов. Сравнивая данные Таблицы 1 с примерами оценок погрешности позиционирования [17, 18], можно сделать вывод о том, что они хорошо согласуются друг с другом. Это означает, что использование нейронной сети оставляет задачу в рамках фундаментальных представлений и общих математических методов статистики [19], и специфических методов статистически оптимальных оценок [20, 21]. Машинное обучение не приводит к повышению точности позиционирования в статистическом смысле.

Вообще, использование в обратных задачах аппроксимирующих моделей и методов – типа нейросетей или нечетких систем – не может происходить в отрыве от фундаментальных понятий наблюдаемости и устойчивости. В рассматриваемой задаче позиционирования наблюдаемость понимается как существование и единственность решения и обеспечивается количеством и относительным расположением маяков. Устойчивость понимается в смысле корректности задачи по Ж. Адамару – как разрешимость в условиях конечной точности измерений и вычислений. Указанный контекст, например, был проигнорирован в статьях [15, 16]. В этих работах авторы, используя машинное обучение, пытались определить координаты объекта в областях с плохими условиями наблюдения, что заведомо вело либо к высокой погрешности, либо к нерегулярности оценок. Наилучшие условия наблюдения в рассматриваемой задаче

обеспечиваются в случае, когда маяки как бы «окружают» позиционируемый объект [17, 18].

Погрешность позиционирования, вносимая аппроксимацией исходной модели задачи нейронной сетью (то есть при отсутствии инструментальных погрешностей измерений, $f = 0$) может быть довольно велика: в примерах, приведенных в Таблице 1, она достигает величины в 35 см. Это подчеркивает важность к созданию «правильной» обучающей выборки. Следует стремиться к высокой плотности расположения узловых точек, что позволяет «сглаживать» нелинейность задачи.

Характерная точность позиционирования в рассматриваемых примерах составляет около 20–30 см. Такая точность вполне достаточна для задач «статического» типа, когда наблюдаемый объект не движется, либо его движением в течение заданного интервала времени можно пренебречь. В том случае, если необходимо позиционировать движущийся объект и, тем более, обеспечить управление его движением, следует оснастить его дополнительными датчиками, например, измерителями расстояний, что позволит избегать столкновений с препятствиями. Вопросам управления движением внутри помещений авторы планируют посвятить отдельное исследование.

Заключение

Полученные результаты исследования показывают, что методы позиционирования внутри помещений, основанные на идеях машинного обучения, вполне перспективны для практических приложений. Формирование обучающей выборки для таких методов представляет собой несложную и технологичную процедуру. При этом нужно стремиться к тому, чтобы обучающий набор данных включал в себя как можно большее число прецедентов, как можно полнее покрывая ими навигационное пространство. Это позволяет повысить качество аппроксимации решения при нелинейности задачи.

Характерная точность позиционирования в 20–30 см, продемонстрированная в рассмотренных примерах, достаточна для обеспечения задач управления движением мобильных роботов внутри помещений. Повышение точности может быть достигнуто при увеличении числа маяков или изменении их типа (для более точного измерения расстояний).

Характеристики нейронных сетей, используемых для решения задачи, позволяют осуществлять позиционирование как «на земле», так и «на борту», с помощью стандартных вычислительных средств общего назначения, дают возможность управлять движением в автономном режиме и режиме, приближенном к реальному времени.

Дальнейшие исследования авторы планируют посвятить вопросам практической реализации систем позиционирования внутри помещений рассмотренного типа, их программно-аппаратным архитектурам, взаимодействию «земной» и «бортовой» частей системы при обеспечении различных режимов автономности управляемых устройств и изучению влияния на точность позиционирования особенностей распространения радиосигнала в неоднородной среде.

СПИСОК ИСТОЧНИКОВ / REFERENCES

1. Щекотов М.С., Кашевник А.М. Сравнительный анализ систем позиционирования смартфонов в помещениях. *Труды СПИИРАН*. 2012;(4):459–471. https://doi.org/10.15622/sp.23.26
Shchekotov M., Kashevnik A. Comparative analysis of indoor positioning systems for smartphones. *SPIIRAS Proceedings.* 2012;(4):459–471. (In Russ.). https://doi.org/10.15622/sp.23.26

2. Namiot D. On indoor positioning. *International Journal of Open Information Technologies*. 2015;3(3):23–26.
3. Дэвидсон П., Киркко-Яаккола М., Коллин Ю., Такала Я. Навигационный алгоритм с использованием планов зданий и данных автономных датчиков. *Гироскопия и навигация*. 2015;(1):29–42.
Davidson P., Kirkko-Jaakkola M., Collin J., Takala J. Navigation algorithm combining building plans with autonomous sensor data. *Giroskopiya i navigatsiya.* 2015;(1):29–42. (In Russ.).
4. Болотова С.Ю., Зонов А.В., Тютин А.П. Навигация внутри помещений в мобильных приложениях. *Программная инженерия*. 2018;9(1):29–34. https://doi.org/10.17587/prin.9.29-34
Bolotova S.Yu., Zonov A.V., Tutin A.P. Indoor navigation in mobile applications. *Software Engineering.* 2018;9(1):29–34. (In Russ.). https://doi.org/10.17587/prin.9.29-34
5. Щекотов М.С. SLAM-метод навигации внутри помещений на основе определения местоположения маяков Bluetooth. *Информационные технологии и вычислительные системы*. 2021;(3):70–81. https://doi.org/10.14357/20718632210307
Shchekotov M.S. SLAM method of indoor navigation based on bluetooth beacon localization. *Journal of Information Technologies and Computing Systems.* 2021;(3):70–81. (In Russ.). https://doi.org/10.14357/20718632210307
6. Евтушенко Е.А., Ковалец И.А., Сафарьян О.А. Разработка системы позиционирования внутри помещений. *Труды Северо-Кавказского филиала Московского технического университета связи и информатики*. 2025;(1):44–45.
Evtushenko E.A., Kovalets I.A., Safaryan O.A. Development of an indoor positioning system. *Trudy Severo-Kavkazskogo filiala Moskovskogo tekhnicheskogo universiteta sviazi i informatiki.* 2025;(1):44–45. (In Russ.).
7. Huang J., Junginger S., Liu H., Thurow K. Indoor Positioning Systems of Mobile Robots: A Review. *Robotics*. 2023;12(2):47. https://doi.org/10.3390/robotics12020047
8. Cao T. Generation of an indoor 2D map and track encryption based on mobile crowdsourcing. *International Journal of Engineering and Technology*. 2018;7(3):4–19. https://doi.org/10.14419/ijet.v7i3.19.16982
9. Кроненветт Н., Руппельт Я., Троммер Г.Ф. Прецизионное позиционирование пешехода в помещении на основе контроля за стадиями его походки. *Гироскопия и навигация*. 2017;25(1):33–48.
Kronenwett N., Ruppelt J., Trommer G.F. Motion monitoring based on a finite state machine for precise indoor localization. *Giroskopiya i navigatsiya.* 2017;25(1):33–48. (In Russ.).
10. Tomažič S. Indoor Positioning and Navigation. *Sensors*. 2021;21(14):4793. https://doi.org/10.3390/s21144793
11. Anbarasu B., Anitha G. Indoor Scene recognition for Micro Aerial Vehicles Navigation using Enhanced SIFT-ScSPM Descriptors. *Journal of Navigation*. 2020;73(1):37–55. https://doi.org/10.1017/S0373463319000420
12. Wu F., Liang Y., Fu Y., Geng C. A New Indoor Positioning System Using Artificial Encoded Magnetic Fields. *Journal of Navigation*. 2018;71(2):299–316. https://doi.org/10.1017/S0373463317000698
13. Li C., Huang H., Liao B. An Improved Fingerprint Algorithm with Access Point Selection and Reference Point Selection Strategies for Indoor Positioning. *Journal of Navigation*. 2020;73(6):1182–1201. https://doi.org/10.1017/S0373463319000730

14. Zhao J., Gao X., Wang X., Li C., Song M., Sun Q. An Efficient Radio Map Updating Algorithm based on K-Means and Gaussian Process Regression. *Journal of Navigation*. 2018;71(5):1055–1068. https://doi.org/10.1017/S037346331800019X
15. Кокорева Е.В. Применение нейронной сети для позиционирования мобильного объекта внутри помещений. *Экономика и качество систем связи*. 2025;(1):84–92.
Kokoreva E.V. Application of neural network to position a mobile object indoors. *Ekonomika i kachestvo sistem sviazi.* 2025;(1):84–92. (In Russ.).
16. 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):1–12. https://doi.org/10.7256/2454-0714.2024.4.72107
Lizneva Y.S., Kostyukovich A.E., Kokoreva E.V. Analysis of the possibilities of determining location in a Wi-Fi network using neural network algorithms. *Software Systems and Computational Methods.* 2024;(4):1–12. https://doi.org/10.7256/2454-0714.2024.4.72107
17. Гриняк В.М. Позиционирование в трехмерном пространстве внутри помещений по данным Bluetooth-маяков. *Моделирование, оптимизация и информационные технологии*. 2020;8(3). https://doi.org/10.26102/2310-6018/2020.30.3.023
Grinyak V.M. 3D indoor positioning system based on Bluetooth beacons. *Modeling, Optimization and Information Technology.* 2020;8(3). (In Russ.). https://doi.org/10.26102/2310-6018/2020.30.3.023
18. Гриняк В.М., Девятисильный А.С., Шурыгин А.В. Оценка возможностей использования bluetooth-устройств для навигации внутри помещений. *Информационные технологии*. 2018;24(9):610–617. https://doi.org/10.17587/it.24.610-617
Grinyak V.M., Devyatisilny A.S., Shurygin A.V. Feasibility Study of Indoor Navigation with Bluetooth Beacons. *Information Technologies.* 2018;24(9):610–617. (In Russ.). https://doi.org/10.17587/it.24.610-617
19. Медич Дж. *Статистически оптимальные линейные оценки и управление.* Москва: Энергия; 1973. 440 с.
Meditch J.S. *Stochastic optimal linear estimation and control.* Moscow: Energiya; 1973. 440 p. (In Russ.).
20. Степанов О.А. *Основы теории оценивания с приложениями к задачам обработки навигационной информации. Часть 1. Введение в теорию оценивания.* Санкт-Петербург: Центральный научно-исследовательский институт «Электроприбор»; 2017. 509 с.
21. Степанов О.А. *Основы теории оценивания с приложениями к задачам обработки навигационной информации. Часть 2. Введение в теорию фильтрации.* Санкт-Петербург: Центральный научно-исследовательский институт «Электроприбор»; 2017. 428 с.

ИНФОРМАЦИЯ ОБ АВТОРАХ / INFORMATION ABOUT THE AUTHORS

Шнейдер Аркадий Дмитриевич, старший преподаватель кафедры Информационных технологий и систем, Владивостокский государственный университет, Владивосток, Российская Федерация.
e-mail: thebandik@outlook.com

Arkadiy D. Schneider, Senior Lecturer at the Department of Information Technologies and Systems, Vladivostok State University, Vladivostok, the Russian Federation.

Гриняк Виктор Михайлович, доктор технических наук, доцент, профессор кафедры Информационных технологий и систем, Владивостокский государственный университет, Владивосток, Российская Федерация.
e-mail: victor.grinyak@gmail.com
ORCID: 0000-0003-0549-230X

Victor M. Grinyak, Doctor of Engineering Sciences, Docent, Professor at the Department of Information Technologies and Systems, Vladivostok State University, Vladivostok, the Russian Federation.

Девятисильный Александр Сергеевич, доктор технических наук, профессор, главный научный сотрудник, Институт автоматики и процессов управления Дальневосточного отделения РАН, Владивосток, Российская Федерация.
e-mail: devayatis@iacp.dvo.ru

Alexander S. Devyatisilnyi, Doctor of Engineering Sciences, Professor, Chief Researcher, Institute of Automation and Control Processes of the Far Eastern Branch of the Russian Academy of Sciences, Vladivostok, the Russian Federation.

Статья поступила в редакцию 01.09.2026; одобрена после рецензирования 22.10.2026; принята к публикации 06.11.2026.

The article was submitted 01.09.2026; approved after reviewing 22.10.2026; accepted for publication 06.11.2026.