

# SLAM-метод навигации внутри помещений на основе определения местоположения маяков Bluetooth\*

М. С. Щекотов

Федеральное государственное бюджетное учреждение науки «Санкт-Петербургский Федеральный исследовательский центр Российской академии наук», г. Санкт-Петербург, Россия

**Аннотация.** Разрабатываемый SLAM-метод навигации внутри помещений на основе определения местоположения маяков Bluetooth обеспечивает навигацию пользователя внутри помещения и одновременно с этим позволяет строить карты радиосигналов и наносить на карту помещения маяки Bluetooth. Навигация пользователя внутри помещения обеспечивается с помощью комбинации методов мультilaterации, радиопечатков и метода счисления координат на основе встроенных датчиков смартфона. Для решения задачи определения местоположения маяка Bluetooth используется алгоритм Random forest, использующий в качестве обучающей выборки уровни сигналов, углы поворота пользователя и расстояние до маяка Bluetooth. На основе полученных карт радиосигналов и местоположений маяков Bluetooth происходит оценка геометрических параметров помещения. Данный метод позволяет обойтись без трудоёмкой процедуры предварительной настройки оборудования для навигации внутри помещений.

**Ключевые слова:** определение местоположения внутри помещений, машинное обучение, SLAM-метод, краудсорсинг.

DOI 10.14357/20718632210307

## Введение

Процесс цифровизации затрагивает все больше сфер общественной жизни, из-за чего меняется сама постановка задачи определения местоположения внутри помещений, которая может представлять собой не только процесс определения местоположения человека, пользующегося мобильным устройством внутри зданий, но и точки доступа [1], робота [2-4], транспортного средства [5] и т.п. В качестве пространств, где происходит процесс определения местоположения, рассматриваются аэро-

порты, музеи [6], торговые центры [7-9], офисные помещения [10-12], а также фабрики и другие инженерные сооружения [13, 14]. Кроме того, в число рассматриваемых задач входят не только навигация, сбор статистики и обеспечение пользователя контекстной информацией, но и логистика предприятия [13], безопасность посетителей [15] и информационная безопасность [16]. В настоящее время также развиваются сами технологии беспроводной передачи данных, становясь более удобными для использования в задачах определения местоположения внутри помещений [17, 18].

\* Представленные результаты исследований являются частью научного проекта № 19-07-00886, финансируемого Российским фондом фундаментальных исследований. Оценка алгоритма была выполнена в рамках бюджетной темы № 0073-2019-0005

Создание систем определения местоположения внутри помещений, основанных на обработке радиосигналов, остаётся сложной задачей в аспектах реализации и внедрения, несмотря на существенную проработку со стороны исследователей. Основными проблемами, с которыми сталкиваются разработчики подобных систем, являются проблемы многолучевого распространения сигнала, его отражения и преломления; необходимость размещения и калибровки инфраструктуры для локализации, а именно точек доступа Wi-Fi или маячков Bluetooth; зависимость точности локализации от количества и расположения точек доступа, а также распространения сигнала в зоне прямой видимости. Следует отметить, что для локализации внутри помещений используются методы, основанные на фиксации уровня принятого сигнала, времени прихода радиосигналов от передатчиков [19–21], разнице времени прибытия радиосигналов [22], времени прохождения сигнала от передатчика к приемнику [23, 24], угла приема сигнала [25, 26] и направлении приема [27].

Более широкое распространение получили метод радиоотпечатков (fingerprinting) и метод мультилатерации. Метод радиоотпечатков основывается на измерении уровней сигналов в определенных заранее точках, которое производится специалистом в фазе настройки или офлайн-фазе. В онлайн-фазе или фазе навигации производится оценка местоположения объекта путем сопоставления измерений, проведенных в онлайн-фазе, с предварительно собранными измерениями в офлайн-фазе [28, 29]. Данный метод позволяет достичь точности локализации порядка 2,5–3 м [30]. Метод мультилатерации уровней сигналов оперирует моделью распространения сигнала в помещении, на основе которой может быть произведена оценка расстояний до источников сигнала. Трудоёмкость реализации систем навигации внутри помещений, основанных на данных методов, характеризуется необходимостью измерения уровней сигналов для того, чтобы составить базу радиоотпечатков или откалибровать параметры модели распространения сигнала. Подобные шаги существенно усложняют процедуру развертывания систем определения местоположения и приводят к существенному ро-

сту стоимости их внедрения. Использование SLAM-методов, позволяющих одновременно строить карту помещения и осуществлять навигацию, позволило бы решить данную задачу гораздо эффективнее.

Системы определения местоположения, основанные на SLAM-алгоритмах, т.е. одновременной навигации и составления карты, позволяют, например, при использовании лазерного дальномера, определять расстояние до стен помещения и таким образом строить карту помещений, одновременно позволяя осуществлять навигацию. Однако для пользователей смартфонов подобный подход не применим, так как предполагается, что пользователь не должен тратить время на сложные измерения, и смартфон пользователя, естественно, не оснащен лазерным дальномером. В связи с этим создание методов ограничено применением имеющихся датчиков смартфонов.

Для решения задачи одновременного определения местоположения внутри помещений на основе использования беспроводных сетей передачи данных и составления карты помещения могут быть использованы различные методы. Так, например, метод, предложенный в [31], использует априорное знание о распространении сигнала в помещении и оценивает стохастические возмущения, используя EM-алгоритм для построения карты распространения сигналов и многочастотный фильтр (последовательный метод Монте-Карло) для фильтрации измерений уровней сигнала. Метод WiFi-SLAM [32] использует гауссовский процесс скрытой переменной для определения местоположения пользователя, и рассматривает процесс локализации, как задачу уменьшения размерности исходного пространства измеренных значений уровней сигнала в пространство координат. Для повышения точности локализации используется динамическая модель движения и обученная на основе гауссовского процесса модели уровней сигналов Wi-Fi. Метод SignalSLAM [33] обеспечивает решение задачи построения карты наблюдений с помощью коллаборативного сбора данных от нескольких экспериментаторов, свободно проходящих через здание: радиоотпечатков Wi-Fi, 4G LTE RSRP, магнитного поля, координат GPS на открытом воздухе, значений NFC

на конкретных ориентирах и траекторий движения на основе инерциальных данных. В данном методе используется модифицированная версия метода GraphSLAM, включающая оптимизации для координат пользователей с помощью наборов абсолютных местоположений и попарных ограничений, которые включают в себя многомодальное сходство сигналов.

В качестве примера системы, использующей каруд-вычисления для решения задачи определения местоположения внутри помещений, можно рассматривать систему PiLoc [34, 35]. PiLoc использует каруд-вычисления для сбора траекторий перемещений пользователей с помощью встроенных датчиков смартфонов и радиоотпечатков сигналов сетей Wi-Fi. Для объединения значений уровня сигнала Wi-Fi и траекторий перемещения в непересекающиеся наборы, используется кластеризация. Сгенерированные непересекающиеся наборы используются для поиска похожих сегментов, на основе совпадений векторов перемещения и сигналов точек доступа Wi-Fi. Полученные траектории объединяются для построения поэтажных планов помещений.

Предлагаемый в данной статье метод позволяет обойтись без трудоемкой процедуры измерения уровней сигналов в офлайн-фазе, так как предлагается использовать коллаборативное измерение уровней сигналов внутри помещений, построение карт радиосигналов и карт самих помещений. Применение данного метода предполагается в помещениях, геометрия которых и расположение маячков Bluetooth не известны. Объектом локализации является человек с мобильным устройством, а областью локализации – это здание, посещаемое широким кругом лиц. Исходной информацией для построения карт помещений служат оценки местоположения меток Bluetooth Low Energy, определение момента входа пользователя в помещения, определение траектории движения с помощью датчиков смартфона, сбор измеренных уровней сигнала в различных точках траектории движения пользователя для создания обучающей выборки. Полученные данные используются для навигации пользователя внутри помещения с помощью методов мультлатерации и радиоотпечатков.

## 1. SLAM-метод навигации внутри помещений

Одной из проблем построения систем определения местоположения внутри помещений является трудоемкая процедура настройки оборудования и его калибровки, которая удорожает развертывание подобных систем и усложняет их эксплуатацию. Например, владельцы торговых центров не заинтересованы покупать системы определения местоположения внутри помещений из-за высоких накладных расходов и низкой экономической эффективности подобных внедрений. Кроме того, расставленные по внутренним пространствам указатели и информационные киоски способны помочь решить проблему определения местоположения посетителя в торговом центре. Предлагаемый метод является основой для системы навигации и коллаборативного построения карт помещений множеством людей, использующих смартфоны и позволяет обойтись без процедуры настройки оборудования перед развертыванием системы позиционирования внутри помещений.

Исходным положением для разрабатываемого метода навигации является то, что расположение маячков Bluetooth, а также геометрия пространства, заранее не известны. Также ключевым моментом при использовании данного метода является определение местоположения самих маячков Bluetooth с помощью оценки расстояния до источника сигнала и определения угла приёма сигнала. Предположим, что в помещении, где производится локализация, например, в магазине внутри торгового центра, уже имеется необходимая инфраструктура, т.е. маячки Bluetooth, однако настройка и калибровка не производились. Для того, чтобы осуществлять определение местоположения пользователя в таком помещении, необходимо установить его приблизительную геометрию и расположение точек доступа, и произвести калибровку. Как уже упоминалось ранее, данная процедура может быть проделана самими пользователями в автоматическом или полуавтоматическом режиме с вовлечением пользователя в игровой процесс для получения данных, которые по объективным причинам не могут быть установлены с достоверной точностью с помощью датчиков смартфона и программного

обеспечения, реализующего алгоритмы навигации и определения местоположения.

Как известно, сигнал от маячков Bluetooth, гораздо сильнее в том помещении, в котором они расположены. Можно использовать это знание для детектирования момента входа внутрь помещения, карту которого необходимо составить. Для детектирования данного события предлагается использовать следующее правило: если уровень сигнала некоторых точек доступа становится качественно выше, а именно более  $-90$  dBm, то произошёл вход в новое помещение.

Как известно, в частности для маячков Bluetooth Low Energy, есть несколько зон близости, в которых значение уровня сигнала принимает определенный диапазон значений. Поэтому единственное, что возможно установить в начальный момент времени – это точку входа в помещение, условные оси  $x$  и  $y$ , относительно которых будет вестись отсчёт координат, и силы сигнала от маячков, которые находятся в помещении (Рис. 1 и 2). Необходимо узнать относительные углы направлений на маячки ( $\alpha_1, \alpha_2, \dots, \alpha_n$ ) и оценить расстояние до них ( $d_1, d_2, \dots, d_n$ ). Для определения расстояния для источника сигнала можно использовать существующие методы оценки расстояния в помещениях. В качестве модели распространения сигнала принимается модель потерь сигнала, зависящая от логарифма расстояния (log-distance path loss):

$$PL = P_{Tx} - P_{Rx} = PL(d_0) + 10n \lg \frac{d}{d_0} + X_{\sigma_{RSS}} \quad (1)$$

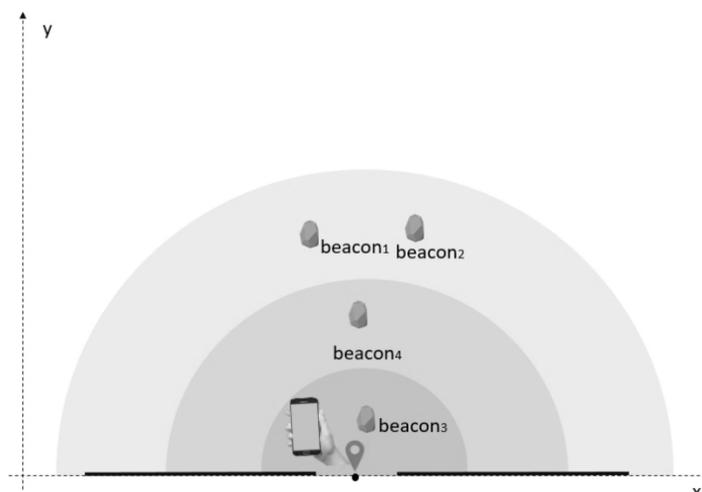


Рис. 1. Информация доступная при входе в помещение

где  $PL$  – показатель потерь мощности сигнала (dB),  $P_{Tx}$  – передаваемая мощность (dBm),  $P_{Rx}$  – принимаемая мощность, уровень сигнала (dBm),  $d$  – реальное расстояние между передатчиком и приёмником,  $n$  – экспонента потерь сигнала,  $P_t$  – мощность передатчика (dBm),  $PL(d_0)$  – потери сигнала (dBm) на расстоянии  $d_0$ . Величина  $X_{\sigma_{RSS}}$  (dBm) – случайная величина ошибки.

Для определения угла приёма сигнала предлагается использовать алгоритм машинного обучения Random Forest. Данный метод предполагает формирование обучающих выборок для помещений, для которых строится карта, непосредственно пользователями во время их перемещений по зданию. Сформированные выборки используются для формирования модели определения угла приёма сигнала конкретных маячков Bluetooth. Предполагается, что при обучении данной модели пользователь будет участвовать в процессе создания обучающей выборки, указывая углы направлений на маячки ( $\alpha_1, \alpha_2, \dots, \alpha_n$ ). При этом попадание в зону близости источника сигнала позволяет провести полуавтоматическую калибровку [36] модели распространения сигнала и нанести на карту помещения сам источник сигнала в качестве ориентира. Нахождение хотя бы трёх источников сигнала позволит производить мультilaterацию сигналов для уточнения координат точек локализации, получаемых с помощью метода счисления координат (Рис. 3).

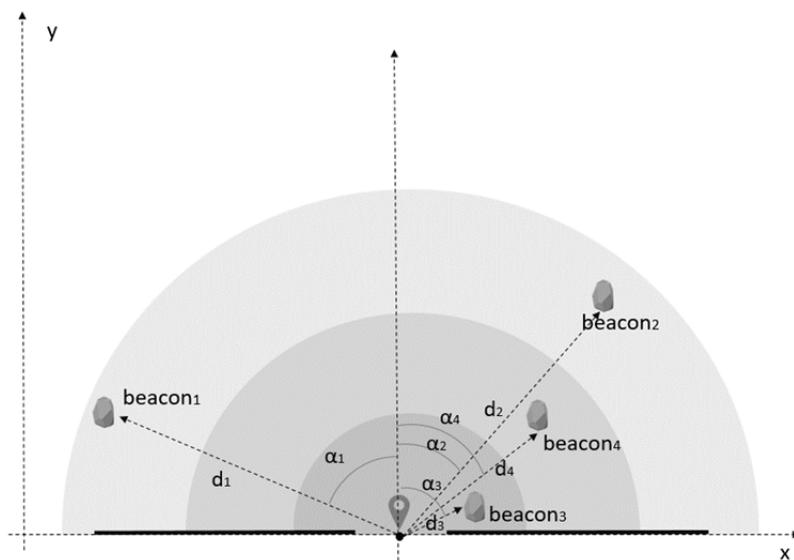


Рис. 2. Информация доступная после предварительной оценки

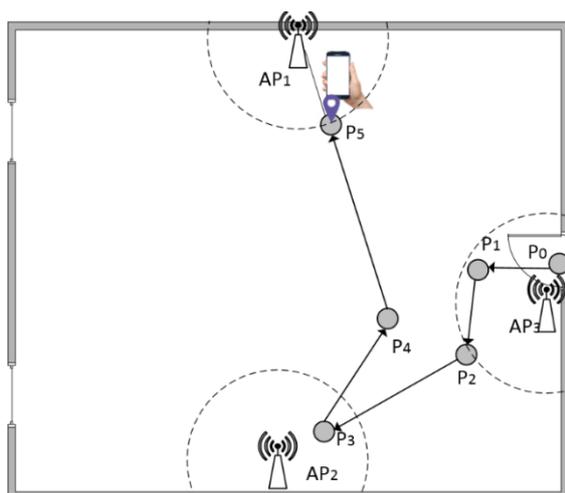


Рис. 3. Автоматическая калибровка модели распространения сигнала на основе зон близости

Полуавтоматическая калибровка необходима для того, чтобы в дальнейшем наиболее точным образом оценивать расстояния до маячка, рядом с которым находился пользователь. Кроме того, нахождение в зоне близости маячка позволяет собрать сырые данные для обучения модели определения направления на маячок. Данная модель может использоваться для последующего определения направления на маячок того же стандарта и производителя без участия пользователя.

Для определения местоположения в фазе построения обучающей выборки используется метод счисления координат (Pedestrian Dead Reckoning — PDR), использующий данные встроенных сенсоров смартфона. Данный процесс не требует непосредственного контроля со стороны пользователей, но служит в качестве дополнительного способа уточнения актуальных значений местоположения пользователя и углов поворота его смартфона для того, чтобы производить навигацию внутри помещения, пока не будет уточнена его геометрия и расположения всех источников сигналов.

Таким образом, последовательность действий при определении местоположения после входа в комнату сводится к:

- 1) детектирование входа в комнату;
- 2) первичная оценка расстояний до источников сигнала и построение относительных осей координат;
- 3) навигация с помощью метода счисления координат;
- 4) при попадании в зону близости маяка, уточнение его положения пользователем;
- 5) при дальнейшем движении автоматическая калибровка модели распространения сигнала для этого маячка;
- 6) уточнение направлений на остальные маячки и расстояний до них.

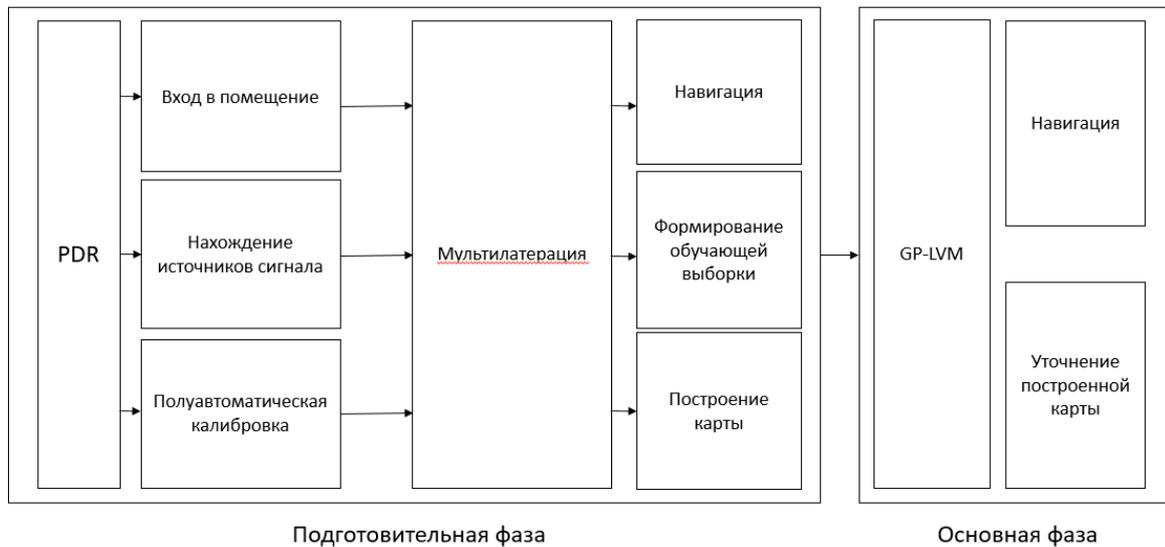


Рис. 4. Концептуальная схема SLAM-метода на основе определения местоположения маячков Bluetooth

Поскольку невозможно в каждом отдельном случае положиться на автоматическое определение направления на источник сигнала для создания обучающей выборки, то в данном случае предлагается вовлечь самого пользователя в процесс сбора данных с помощью выдачи ему определённых заданий в рамках процедуры геймификации процесса сбора данных. К таким заданиям будут отнесены поиск маячков Bluetooth и подтверждение входа в помещение. За успешное выполнение заданий предлагается начислять очки в соответствии с моделью вознаграждений, при которой за детектирование входа в помещение начисляется одно очко, а за нахождение маячков Bluetooth – 5 очков. За основу взята работа [37], предлагающая использование системы достижений, чтобы способствовать выполнению домашних заданий по курсу математики с помощью веб-приложения.

В разрабатываемом методе предлагается использовать систему достижений, при которой пользователи получают очки для перехода на новый уровень. При этом легче повышать уровень на ранней стадии и усложнять начисление очков на протяжении всей игры. Для мотивации пользователей имеются три вида достижений: заработанные в ходе обычного процесса, которые заработают все игроки, дополнительные достижения, которые можно заработать, выполняя стандартные действия в игре, и, наконец, достижение, вознаграждаемое на ос-

нове цели, не связанной со стандартным процессом. Предполагается наличие нескольких простых заданий:

- 1) определение направления на маячок;
- 2) обход всех зон распространения сигнала вблизи источников сигналов;
- 3) вовлечение в процесс других пользователей.

Таким образом, общую структуру метода можно свести к двум фазам: фазе подготовки обучающей выборки и основной фазе (Рис. 4). Во время фазы подготовки обучающей выборки соответственно производится детектирование входа в помещение, нахождение маячков Bluetooth, определение местоположения с помощью метода счисления координат, формирование базы радиопечатков (обучающей выборки), уточнение координат пользователя с помощью мультилатерации сигналов Bluetooth. В основной фазе производится полностью автоматическое построение карты радиосигналов и навигация пользователя.

## 2. Определение местоположения источников сигнала

Для определения местоположения источников сигнала предлагается использовать, на примере меток Bluetooth, алгоритм машинного обучения Random Forest, используемый для классификации и регрессионного анализа. Алгоритм использует

множество деревьев решений, которые представляют собой отдельные экземпляры классификации данных. Random Forest учитывает экземпляры по отдельности, принимая за результирующий прогноз тот, который набрал большинство голосов. Random Forest был выбран потому, что может обрабатывать большие данные с многочисленными переменными, автоматически балансировать наборы данных, когда класс встречается реже, чем другие классы, а также позволяет производить оценку важности переменных, что делает его подходящим для сложных задач классификации.

Для разрабатываемого метода используется ограниченный набор измерений для формирования обучающей выборки, который генерируется устройством пользователя во время предварительной фазы (Рис. 5).

$$D = (RSS, d, \alpha) \quad (2)$$

где  $D$  – обучающая выборка,  $RSS$  – модуль значения уровня сигнала,  $d$  – оцененное расстояние до точки доступа,  $\alpha$  – угол указанный пользователем.

Далее выборка разделяется на наборы учебных и проверочных данных:

$$\begin{aligned} X &= (RSS, d) \\ y &= \alpha \end{aligned} \quad (3)$$

В проведенных экспериментах данные разделяются в отношении 20% на 80%, далее данные масштабируются, так как они имеют разные единицы измерения. Для параметра угла, указанного пользователем, выбираются 4 значения: 0, 90, 180, 270. Размер обучающей выборки – 1200 измерений. Подобный малый размер обучающей выборки объясняется малым временем, которое пользователь может потратить на его формирование. Проверка осуществлялась с помощью измерений, взятых для того же маячка Bluetooth Low Energy, уровни сигнала которого собирались для обучающей выборки. Обучение модели производилось с помощью библиотеки scikit-learn [38] и инструментария Jupyter Notebook. После обучения модели была произведена оптимизация гиперпараметров модели. С помощью алгоритма RandomizedSearchCV [39] были исследованы диапазоны значений гиперпараметров и вы-

RSS	angle	distance	result_angle
63	270	0.5	270
61	270	0.5	270
53	180	0.5	180
53	180	0.5	180
78	0	0.5	0
...	...	...	...
41	90	0.5	90
55	180	0.5	180
60	270	0.5	270
67	0	0.5	0
54	180	0.5	180

Рис. 5. Пример данных, взятых для создания обучающей выборки

явлены лучшие значения для набора гиперпараметров (Рис. 6). Гиперпараметры, которые были подвергнуты анализу: `n_estimators` — число деревьев; `min_samples_split` — минимальное число объектов, необходимое для того, чтобы узел дерева мог бы расщепиться; `min_samples_leaf` — минимальное число объектов в листьях; `max_features` — число признаков для выбора расщепления; `max_depth` — максимальная глубина деревьев; `bootstrap` — параметр построения деревьев подвыборки.

Тестирование работы модели показало, что точность модели составляет 73%. В ходе работы проводилось сравнение точности модели, основанной на алгоритме Random Forest, с моделью обученной методом опорных векторов (SVM). Сравнительный анализ показал, что модель на основе опорных векторов показывает меньшую точность (66%) на том же наборе данных. Модель на основе метода опорных векторов хуже определяет углы в 180 и 270 градусов (Рис. 7).

## Заключение

Предложенный SLAM-метод навигации внутри помещений на основе определения маячков Bluetooth отчасти опирается на предложенные ранее метод полуавтоматической калибровки модели распространения сигнала в помещении и метод одновременной навигации и составления карты на основе двух фаз,

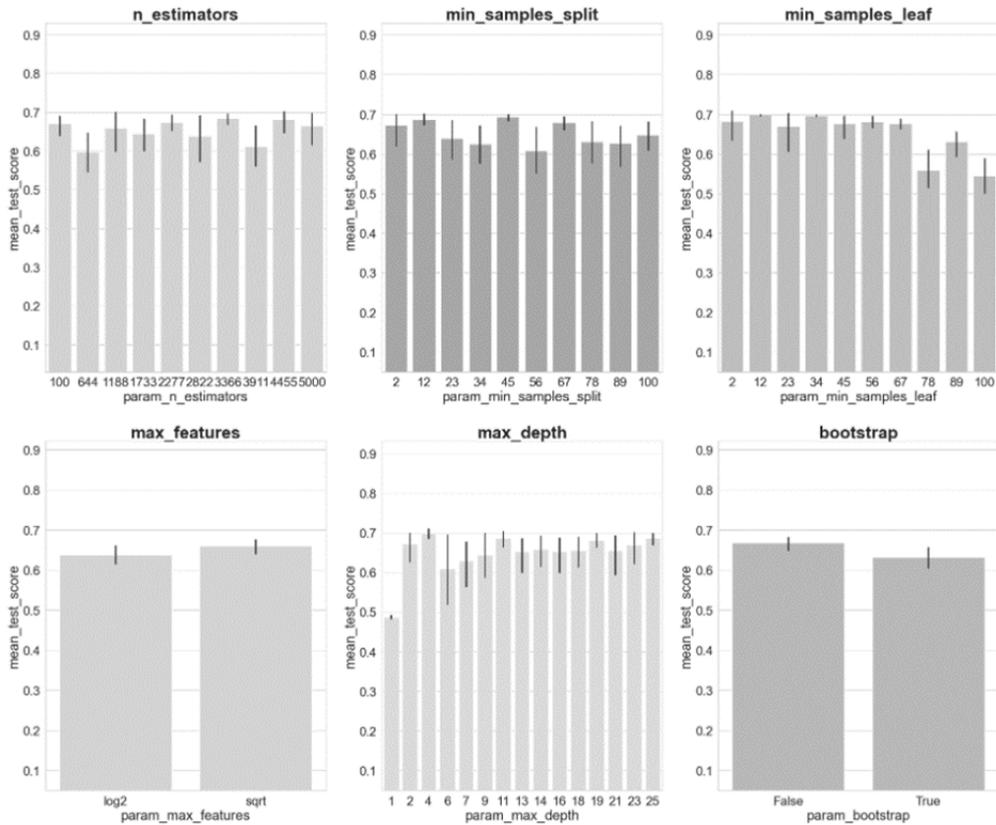


Рис. 6. Исследование значений гиперпараметров модели

	precision	recall	f1-score	support
0	0.72	0.76	0.74	63
90	0.78	0.59	0.67	64
180	0.52	0.68	0.59	63
270	0.59	0.52	0.55	69
accuracy			0.64	259
macro avg	0.65	0.64	0.64	259
weighted avg	0.65	0.64	0.64	259

Рис. 7. Анализ точности модели на основе метода опорных векторов

в основе которого лежит использование метода GP-LVM для решения задачи одновременных навигации и составления карты. Использование GP-LVM возможно благодаря предположению о том, что в соседних точках локализации значения уровней сигнала коррелируют. Определение местоположения пользователей основывается на использовании метода счисления координат. Метод также использует дополнительные подходы для уточнения местоположения пользователей: детектирование входа в помещение, поиск точек доступа Wi-Fi или маячков Bluetooth и использование мультила-

терации сигналов Bluetooth. Основным его отличием от известных комбинированных методов навигации является процедура определения местоположения маячков Bluetooth с помощью алгоритма машинного обучения Random Forest, который позволяет определить направление, в котором находится маячок. Оценка точности обученной модели показала, что ошибка при использовании этого метода не превышает 29%. Для применения данных подходов используется геймификация процесса поиска маячков Bluetooth, основанная на системе достижений. Разработанный метод позволяет

обойтись без трудоёмкой процедуры настройки и калибровки оборудования и сразу начать использовать существующую инфраструктуру для навигации внутри помещений.

## Литература

- Shen J., Huang B., Kang X., Jia B. and Li W. Localization of access points based on the Rayleigh lognormal model // 2018 IEEE Wireless Communications and Networking Conference (WCNC). 2018. pp. 1-6.
- Guangbing Z., Jing L., Shugong X., Shunqing Z., Shige M., Kui X. An EKF-based multiple data fusion for mobile robot indoor localization // *Assembly Automation*. 2021.
- Yucel, H., Elibol, G., Yayan U. Wi-Fi Based Indoor Positioning System For Mobile Robots By Using Particle Filter // *ArXiv*. 2020.
- Surmann H., Nüchter A., Hertzberg J. An autonomous mobile robot with a 3D laser range finder for 3D exploration and digitalization of indoor environments // *Robotics and Autonomous Systems*. 2003. № 45(3-4), pp. 181–198.
- Yunlei Z., Gong X., Liu K., Shuai Zhang S. Localization and Tracking of an Indoor Autonomous Vehicle Based on the Phase Difference of Passive UHF RFID Signals // *Sensors*. 2021. № 9.
- Kuusik A., Roche S., Weis F. SMARTMUSEUM: cultural content recommendation system for mobile users // *Proceedings of Fourth International Conference on Computer Sciences and Convergence Information Technology*. 2009. pp. 477-482.
- Indoo.rs official website, Available at: <http://indoo.rs/indoor-positioning-shopping-malls/> (accessed July, 2021).
- Bluepath official website, Available at: <http://www.bluepath.me/use-cases-indoor-navigation/retail.php> (accessed July, 2021)
- Веб-сайт Navigine, Available at: <https://nvgn.ru/> (accessed July, 2021)
- Meena B.S., Laskar R.U., Hemachandran K. Indoor Localization-Based Office Automation System Using IOT Devices // *Intelligent Computing in Engineering. Advances in Intelligent Systems and Computing*. 2020. № 1125.
- Interact official website, Available at: <https://www.interact-lighting.com/global/what-is-possible/interact-office/indoor-navigation> (accessed July, 2021).
- Insoft official website, Available at: <https://www.insoft.com/industries/offices-smart-buildings> (accessed July, 2021)
- Hesslein N., Wesselhöft M., Hinckeldeyn J., Kreutzfeldt J. Industrial Indoor Localization: Improvement of Logistics Processes Using Location Based Services // *Advances in Automotive Production Technology – Theory and Application*. 2021.
- Niu, Q., Yang, X., & Yin, Y. IPL: Image-Assisted Person Localization for Underground Coal Mines // *Sensors*. 2018. № 18(11).
- Jinyue Z., Jianing G., Haiming X., Xiangchi L., Daxin Z. A Framework for an Intelligent and Personalized Fire Evacuation Management System // *Sensors*. 2019. № 19.
- Tang Z., Zhao Y., Yang L., Qi S., Fang D., Chen X., Gong X., Wang Z. Exploiting wireless received signal strength indicators to detect evil-twin attacks in smart homes // *Mobile Information Systems*. 2017. № 4, pp. 1–14.
- Cisco official website, Available at: <https://www.cisco.com/c/en/us/solutions/enterprise-networks/hyperlocation-solution/index.html> (accessed July, 2021).
- Cisco official website, Available at: <https://www.cisco.com/c/en/us/products/collateral/wireless/mobility-services-engine/eos-eol-notice-c51-740795.html> (accessed July, 2021).
- Heidari M., Alsindi N. A., Pahlavan K. UDP identification and error mitigation in ToA-Based indoor localization systems using neural network architecture // *IEEE Transactions on Wireless Communications*. 2009. № 7, pp. 3597–3607.
- Kabir Md. H., Kohno R. A hybrid TOA-fingerprinting based localization of mobile nodes using UWB signaling for non line-of-sight conditions // *Sensors*. 2012. №12(8), pp. 11187-11204.
- Liu D., Wang Y., He P., Zhai Y., Wang H. TOA localization for multipath and NLOS environment with virtual station // *EURASIP Journal on Wireless Communications and Networking*. 2017. pp. 104.
- Xinrong L., Pahlavan K., Latva-aho M., Ylianttila M. Comparison of indoor geolocation methods in DSSS and OFDM wireless LAN systems sign in or purchase //  *Vehicular Technology Conference*. 2000.
- Sun Z., Farley R., Kaleas T., Ellis J., Chikkappa K. Cortina: collaborative context-aware indoor positioning employing RSS and RToF techniques // *Proceedings IEEE International Conference on Pervasive Computing and Communications Workshops (PERCOM Workshops)*. 2011. pp. 340–343.
- Sivers M., Fokin G., Dmitriev P., Kireev A., Volgushev D., Ali A. A. H. Indoor positioning in WiFi and NanoLOC networks // *Proceedings of International Conference on Next Generation Wired/Wireless Networking Conference on Internet of Things and Smart Spaces*. 2016.
- Hanssens B., Plets D., Tanghe E., Oestges C., Gaillot D. P., Liénard M., Martens L., Joseph W. An indoor localization technique based on ultra-wideband AoD/AoA/ToA estimation // *Proceedings of IEEE International Symposium on Antennas and Propagation (APSURSI)*. 2016. pp. 1445–1446.
- Yang S.-H., Kim H.-S., Son Y.-H., Han S.-K. Three-dimensional visible light indoor localization using AOA and RSS with multiple optical receivers // *Journal of Lightwave Technology*. 2014. №. 32 (14), pp. 2480–2485.
- Deliang L., Kaihua L., Yongtao M., Jiexiao Y. Joint TOA and DOA localization in indoor environment using virtual stations // *IEEE Communications Letters*. 2014. № 18(8), pp. 1423–1426.
- Zhao X., Xiao Z., Markham A., Trigoni N., Ren Y. Does BTLE measure up against WiFi? A Comparison of indoor location performance // *Proceedings of the European Wireless 2014: 20th European Wireless Conference*. 2014. pp. 1–6.
- Röbesaat J., Zhang P., Abdelaal M., Theel O. An improved BLE indoor localization with Kalman-based fusion: an experimental study // *Sensors*. 2017. № 17(5). doi:10.3390/s17050951.

30. Aleshly F., Mohd Sabri R., Sevak Z., Arslan T. Improving indoor positioning accuracy through a Wi-Fi handover algorithm // Proceedings of International Technical Meeting of the Institute of Navigation. 2010. pp. 822–829.
31. Wen L., Fu X., Zhongliang D. Coordinate-Based Clustering Method for Indoor Fingerprinting Localization in Dense Cluttered Environments // Sensors. 2016. №16. 10.3390/s16122055.
32. Ferris, B., Fox D., D. Lawrence N. WiFi-SLAM using Gaussian process latent variable models // Proceedings of IJCAI. 2007. №7. pp. 2480-2485.
33. Mirowski P., Tin H., Saehoon Y., William M. SignalSLAM: Simultaneous localization and mapping with mixed WiFi, Bluetooth, LTE and magnetic signals // 2013 International Conference on Indoor Positioning and Indoor Navigation. 2013. pp. 1-10. 10.1109/IPIN.2013.6817853.
34. Luo C., Hong H., Chan M. C., PiLoc: a Self-Calibrating Participatory Indoor Localization System // Proceedings of 13th International Symposium on Information Processing in Sensor Networks. 2014. pp.143-153. doi: 10.1109/IPSNS.2014.6846748.
35. Luo C., Hong H., Chan M. C., Li J. Zhang X., Ming Z. MPiLoc: Self-Calibrating Multi-Floor Indoor Localization Exploiting Participatory Sensing // IEEE Transactions on Mobile Computing. 2018. № 17(1), pp. 141 - 154. doi: 10.1109/TMC.2017.2698453\
36. Shchekotov M., Pashkin M., Smirnov A. Indoor Navigation Ontology for Smartphone Semi-Automatic Self-Calibration Scenario // FRUCT. 2019. pp. 388-394. 10.23919/FRUCT.2019.8711902.
37. Goehle, Geoff. Gamification and Web-based Homework // PRIMUS. 2013. № 23. 10.1080/10511970.2012.736451.
38. Scikit-learn website, Available at: <https://scikit-learn.org/stable/> (accessed July, 2021).
39. Scikit-learn website, Available at: [https://scikit-learn.org/stable/modules/generated/sklearn.model\\_selection.RandomizedSearchCV.html](https://scikit-learn.org/stable/modules/generated/sklearn.model_selection.RandomizedSearchCV.html) (accessed July, 2021).

**Щекотов Максим Сергеевич.** Институт информатики и автоматизации Федерального государственного бюджетного учреждения науки «Санкт-Петербургский Федеральный исследовательский центр Российской академии наук», г. Санкт-Петербург, Россия. Научный сотрудник. Область научных интересов: локализация внутри помещений, управление знаниями, онтологии. e-mail: max.schekotov@mail.ru

## SLAM Method of Indoor Navigation Based on Bluetooth Beacon Localization

M. S. Shchekotov

St. Petersburg Federal Research Center of the Russian Academy of Sciences

**Abstract.** One of the problems associated with the implementation of indoor location detection systems is the time-consuming procedure of equipment adjustment, which includes indoor map construction, radio signal map creation and calibrating signal propagation model. Thus, the equipment adjustment is a time-consuming and expensive process that must be performed again when there are changes in equipment configuration and allocation. The developed method provides navigation of the user inside a room and at the same time allows to build radio map and put Bluetooth beacons on the map of a room. The user's navigation inside the room is provided using a combination of PDR based on the built-in smartphone sensors, multilateration and fingerprinting. To solve the problem of determining the location of Bluetooth beacon, the Random Forest algorithm is used, which uses signal levels, user rotation angles and distance to Bluetooth beacon as a training dataset. Based on the radio map and Bluetooth beacon locations, the geometric parameters of a room are estimated.

**Keywords:** indoor localization, machine learning, SLAM, crowdsourcing.

**DOI** 10.14357/20718632210307

## References

1. Shen J., Huang B., Kang X., Jia B. and Li W. Localization of access points based on the Rayleigh lognormal model // 2018 IEEE Wireless Communications and Networking Conference (WCNC). 2018. C. 1-6.
2. Guangbing Z., Jing L., Shugong X., Shunqing Z., Shige M., Kui X. An EKF-based multiple data fusion for mobile robot indoor localization // Assembly Automation. 2021.
3. Yucel, H., Elibol, G., Yayan U. Wi-Fi Based Indoor Positioning System For Mobile Robots By Using Particle Filter // ArXiv. 2020.

4. Surmann H., Nüchter A., Hertzberg J. An autonomous mobile robot with a 3D laser range finder for 3D exploration and digitalization of indoor environments // *Robotics and Autonomous Systems*. 2003. № 45(3-4), pp. 181–198.
5. Yunlei Z., Gong X., Liu K., Shuai Zhang S. Localization and Tracking of an Indoor Autonomous Vehicle Based on the Phase Difference of Passive UHF RFID Signals // *Sensors*. 2021. № 9.
6. Kuusik A., Roche S., Weis F. SMARTMUSEUM: cultural content recommendation system for mobile users // *Proceedings of Fourth International Conference on Computer Sciences and Convergence Information Technology*. 2009. pp. 477–482.
7. Indoo.rs official website, Available at: <http://indoo.rs/indoor-positioning-shopping-malls/> (accessed July, 2021)
8. Bluepath official website, Available at: <http://www.bluepath.me/use-cases-indoor-navigation/retail.php> (accessed July, 2021)
9. Be6-сайт Navigine, Available at: <https://nvgn.ru/> (accessed July, 2021).
10. Meena B.S., Laskar R.U., Hemachandran K. Indoor Localization-Based Office Automation System Using IOT Devices // *Intelligent Computing in Engineering. Advances in Intelligent Systems and Computing*. 2020. № 1125.
11. Interact official website, Available at: <https://www.interact-lighting.com/global/what-is-possible/interact-office/indoor-navigation> (accessed July, 2021).
12. Insoft official website, Available at: <https://www.insoft.com/industries/offices-smart-buildings> (accessed July, 2021)
13. Hesslein N., Wesselhöft M., Hinckeldeyn J., Kreutzfeldt J. Industrial Indoor Localization: Improvement of Logistics Processes Using Location Based Services // *Advances in Automotive Production Technology – Theory and Application*. 2021.
14. Niu, Q., Yang, X., & Yin, Y. IPL: Image-Assisted Person Localization for Underground Coal Mines // *Sensors*. 2018. № 18(11).
15. Jinyue Z., Jianing G., Haiming X., Xiangchi L., Daxin Z. A Framework for an Intelligent and Personalized Fire Evacuation Management System // *Sensors*. 2019. № 19.
16. Tang Z., Zhao Y., Yang L., Qi S., Fang D., Chen X., Gong X., Wang Z. Exploiting wireless received signal strength indicators to detect evil-twin attacks in smart homes // *Mobile Information Systems*. 2017. № 4, C. 1–14.
17. Cisco official website, Available at: <https://www.cisco.com/c/en/us/solutions/enterprise-networks/hyperlocation-solution/index.html> (accessed July, 2021)
18. Cisco official website, Available at: <https://www.cisco.com/c/en/us/products/collateral/wireless/mobility-services-engine/eos-eol-notice-c51-740795.html> (accessed July, 2021)
19. Heidari M., Alsindi N. A., Pahlavan K. UDP identification and error mitigation in ToA-Based indoor localization systems using neural network architecture // *IEEE Transactions on Wireless Communications*. 2009. № 7, C. 3597–3607.
20. Kabir Md. H., Kohno R. A hybrid TOA-fingerprinting based localization of mobile nodes using UWB signaling for non line-of-sight conditions // *Sensors*. 2012. №12(8), pp. 11187–11204.
21. Liu D., Wang Y., He P., Zhai Y., Wang H. TOA localization for multipath and NLOS environment with virtual station // *EURASIP Journal on Wireless Communications and Networking*. 2017. C. 104.
22. Xinrong L., Pahlavan K., Latva-aho M., Ylianttila M. Comparison of indoor geolocation methods in DSSS and OFDM wireless LAN systems sign in or purchase // *Vehicular Technology Conference*. 2000.
23. Sun Z., Farley R., Kaleas T., Ellis J., Chikkappa K. Cortina: collaborative context-aware indoor positioning employing RSS and RToF techniques // *Proceedings IEEE International Conference on Pervasive Computing and Communications Workshops (PERCOM Workshops)*. 2011. C. 340–343.
24. Sivers M., Fokin G., Dmitriev P., Kireev A., Volgushev D., Ali A. A. H. Indoor positioning in WiFi and NanoLOC networks // *Proceedings of International Conference on Next Generation Wired/Wireless Networking Conference on Internet of Things and Smart Spaces*. 2016.
25. Hanssens B., Plets D., Tanghe E., Oestges C., Gaillot D. P., Liénard M., Martens L., Joseph W. An indoor localization technique based on ultra-wideband AoD/AoA/ToA estimation // *Proceedings of IEEE International Symposium on Antennas and Propagation (APSURSI)*. 2016. C. 1445–1446.
26. Yang S.-H., Kim H.-S., Son Y.-H., Han S.-K. Three-dimensional visible light indoor localization using AOA and RSS with multiple optical receivers // *Journal of Lightwave Technology*. 2014. №. 32 (14), C. 2480–2485.
27. Deliang L., Kaihua L., Yongtao M., Jiexiao Y. Joint TOA and DOA localization in indoor environment using virtual stations // *IEEE Communications Letters*. 2014. № 18(8), C. 1423–1426.
28. Zhao X., Xiao Z., Markham A., Trigoni N., Ren Y. Does BTLE measure up against WiFi? A Comparison of indoor location performance // *Proceedings of the European Wireless 2014: 20th European Wireless Conference*. 2014. C. 1–6.
29. Röbesaat J., Zhang P., Abdelaal M., Theel O. An improved BLE indoor localization with Kalman-based fusion: an experimental study // *Sensors*. 2017. № 17(5). doi:10.3390/s17050951
30. Aleshly F., Mohd Sabri R., Sevak Z., Arslan T. Improving indoor positioning accuracy through a Wi-Fi handover algorithm // *Proceedings of International Technical Meeting of the Institute of Navigation*. 2010. C. 822–829.
31. Wen L., Fu X., Zhongliang D. Coordinate-Based Clustering Method for Indoor Fingerprinting Localization in Dense Cluttered Environments // *Sensors*. 2016. №16. 10.3390/s16122055.
32. Ferris, B., Fox D., D. Lawrence N. WiFi-SLAM using Gaussian process latent variable models // *Proceedings of IJCAI*. 2007. №7. C. 2480–2485.
33. Mirowski P., Tin H., Saehoon Y., William M. SignalSLAM: Simultaneous localization and mapping with mixed WiFi, Bluetooth, LTE and magnetic signals // *2013 International Conference on Indoor Positioning and Indoor Navigation*. 2013. C. 1-10. 10.1109/IPIN.2013.6817853.

- 
34. Luo C., Hong H., Chan M. C., PiLoc: a Self-Calibrating Participatory Indoor Localization System // Proceedings of 13th International Symposium on Information Processing in Sensor Networks. 2014. C.143-153. doi: 10.1109/IPSIN.2014.6846748.
35. Luo C., Hong H., Chan M. C., Li J. Zhang X., Ming Z. MPiLoc: Self-Calibrating Multi-Floor Indoor Localization Exploiting Participatory Sensing // IEEE Transactions on Mobile Computing. 2018. № 17(1), C. 141 - 154. doi: 10.1109/TMC.2017.2698453.
36. Shchekotov M., Pashkin M., Smirnov A. Indoor Navigation Ontology for Smartphone Semi-Automatic Self-Calibration Scenario // FRUCT. 2019. pp. 388-394. 10.23919/FRUCT.2019.8711902.
37. Goehle, Geoff. Gamification and Web-based Homework // PRIMUS. 2013. № 23. 10.1080/10511970.2012.736451.
38. Scikit-learn website, Available at: <https://scikit-learn.org/stable/> (accessed July, 2021).
39. Scikit-learn website, Available at: [https://scikit-learn.org/stable/modules/generated/sklearn.model\\_selection.RandomizedSearchCV.html](https://scikit-learn.org/stable/modules/generated/sklearn.model_selection.RandomizedSearchCV.html) (accessed July, 2021).

**Shchekotov M. S.** St. Petersburg Federal Research Center of the Russian Academy of Sciences, 39, 14th Line V.O., St. Petersburg, 199178, Russia, e-mail: max.schekotov@mail.ru