

МОДЕЛИ РЕАЛИЗАЦИИ НАВИГАЦИИ ВНУТРИ ПОМЕЩЕНИЯ ПРИ ПОМОЩИ АНАЛИЗА БЕСПРОВОДНЫХ ИСТОЧНИКОВ ДАННЫХ

Овсянников Александр Александрович, Новиков Павел Андреевич

Аннотация

В данной статье рассмотрены две модели реализации навигации внутри помещения при помощи беспроводных технологий. Предложены алгоритмы систем навигации, основанные на базовых моделях.

Ключевые слова: *мобильные технологии, беспроводные технологии, алгоритмы навигации, искусственные нейронные сети.*

1. ВВЕДЕНИЕ

В настоящее время системы навигации все чаще используются для навигации внутри помещений, в том числе для навигации внутри больших торговых комплексов, в складских помещениях или различных системах «умный дом», в которых системы отопления, освещения, кондиционирования и пр. могут централизованно управляться в автоматическом режиме.

Основой для этого стало широкое распространение технологии Wi-Fi, которая используется в местах большого скопления людей, таких как торговые комплексы или жилые дома, и работает на частотах ~ 2,4 ГГц и 5 ГГц. Следствием большого количества точек доступа (Access Point; AP) внутри помещения является тот факт, что в большинстве мест внутри такого помещения можно одновременно «увидеть» сразу несколько активных точек. Поэтому с целью правильной навигации важно учитывать природу распространения радиосигнала на данных частотах, а именно особенности поглощения сигнала различными преградами (стенами, перегородками).

Определение взаимного расположения источников информации важно и в робототехнике, и в космической отрасли, где важно получать актуальную информацию об источнике сигнала удаленно. Существует несколько направлений решения этой задачи:

1. Использование GPS датчика на устройствах.
2. Определение местоположения относительно вышек сотовой сети (A-GPS).
3. Использование Bluetooth LE и Wi-Fi.

Несмотря на то, что в настоящее время почти каждое современное устройство оснащено приемником GPS, и существует множество уже готовых решений по его использованию, имеется ряд нерешенных проблем.

1. Время первого определения координат зависит от актуальности хранящегося в приемнике альманаха, который передается сигналом GPS, и от орбитальных данных (эфемерид). Чем дольше устройство не было активно, тем больше приемнику нужно получить информации, прежде чем определение позиции будет возможным (если устройство было неактивно от 2 до 6 часов, потребуется около 45 секунд; после нескольких дней неактивности или когда устройство движется, не получая информации, 300 км, — до 12,5 минут). В зависимости от того, устарели ли альманах и эфемериды, различают «холодный», «тёплый» и «горячий» старт GPS-приемника.
2. В условиях города видимость GPS спутников часто сильно ограничена, а в закрытых помещениях и туннелях даже невозможна.
3. Высокая потребляемая мощность GPS-приемника. Частично эти недостатки исправляются A-GPS (англ. Assisted GPS) — это технология, ускоряющая «холодный старт». Ускорение происходит за счет предоставления необходимой информации через альтернативные каналы связи.

Но есть определённые проблемы и в применении A-GPS.

1. Функция ускоренного старта A-GPS не действует вне зоны покрытия сотовой сети.
2. Некоторые приёмники с A-GPS объединены с радиомодулем (GSM) и не могут стартовать, если радиомодуль отключен. Наличие GSM (GPRS) покрытия для старта самого модуля A-GPS необязательно.
3. Модули A-GPS при старте потребляют небольшой трафик, который составляет 5–7 кБ, но при потере сигнала обычно требуется повторная синхронизация, что может привести к повышенным финансовым затратам, особенно при нахождении в роуминге.

2. ОСНОВНЫЕ ПРОБЛЕМЫ ТОЧНОСТИ. ПОСТАНОВКА ЗАДАЧИ

В ходе работы нами был проведен ряд экспериментов, которые показали, что точность маячков — беспроводных устройств, способных транслировать необходимые для анализа данные с некоторой периодичностью, зависит от приведенных ниже факторов (тут и далее под понятием точности будем принимать разницу в метрах между вычисленным значением расстояния между маяком и мобильным устройством и фактическим расстоянием).

1. *Производитель.* В зависимости от производителя точность может колебаться до 10 метров, при том что сам маячок способен распространять сигнал на расстояние до 50 метров.
2. *Рабочая частота.* Рабочая частота маячка равна 2.4 ГГц — это открытая частота, на которой работает множество современных устройств, таких как Wi-Fi-роутеры, микроволновые печи. Соответственно, все, что работает на этой частоте, будет влиять на точность (см. рис. 6).
3. *Расположение маячка.* В зависимости от того, где маячок расположен, результаты могут отличаться. Сила сигнала определенной точки доступа будет зависеть от количества поглощающих поверхностей, которые разделяют точку доступа и приемник:
 - (а) присутствие крупных экранирующих объектов (человек таковым тоже является) по направлению от маячка до устройства;

- (b) расположение приемника в мобильном устройстве; эксперименты были проведены на разных устройствах с разным приборным расположением антенны;
- (c) наличие поблизости поверхностей из материалов, хорошо отражающих радиосигнал, а также большое скопление BLE-маячков на одной территории за счёт многолучевой интерференции с основным лучом.

В качестве примера возьмем этаж здания, который разделен на четыре комнаты, и в каждой комнате расположено по одной точке доступа. Приемник, помещенный в какую-либо комнату, будет видеть сразу все четыре AP, но:

- (a) сигнал от AP, расположенной в этой же комнате, будет самым сильным, так как между источником и приемником не будет поглощающих поверхностей;
- (b) каждый сигнал от AP, расположенных в соседних комнатах, будет поглощен одной стеной;
- (c) сигнал от AP, расположенной в дальней комнате, будет поглощаться минимум двумя преградами, следовательно, он будет самым слабым из всех четырех.

Далее будет проведен анализ существующих моделей построения навигации внутри помещений, а также реализация на их основе двух систем для апробации и сравнения.

3. СУЩЕСТВУЮЩИЕ МОДЕЛИ РЕАЛИЗАЦИИ НАВИГАЦИИ ВНУТРИ ПОМЕЩЕНИЙ

Основной задачей является создание такой модели, которая бы с некоторой точностью позволяла определять местоположение пользователя в данный момент времени.

Существующие подходы основываются на двух вычислительных моделях [2].

1. *Измерение силы сигнала (RSSI) от источника.* Проблема состоит в том, что точность замеров RSSI сигнала весьма невысока. Для увеличения точности необходимо разработать дополнительные алгоритмы уточнения.
 - (a) Использование шаблонов (Fingerprints). Это экспериментально полученные зависимости силы сигнала от расстояния.
 - (b) Использование алгоритмов на графах. Это позволит не только использовать в дальнейшем алгоритмы нахождения путей, но и существенно уменьшить ошибки, возникающие при использовании первых двух моделей.
2. *Искусственная нейронная сеть.* Использование искусственных нейронных сетей (ИНС) для запоминания конфигураций помещений и последующее распознавание помещений по видимым в них сигналам.

4. ИЗМЕРЕНИЕ СИЛЫ СИГНАЛА ОТ ИСТОЧНИКА. ШАБЛОНЫ. ТРИАНГУЛЯЦИЯ И ГРАФЫ

Данная модель основана на измерении силы сигнала от источника до клиента и его последующей обработке. Таким образом, можно выделить три этапа построения системы, основанной на этой модели:

1. Сбор данных (получение RSSI).
2. Интеллектуальный анализ данных (шаблоны).
3. Позиционирование (триангуляция, графы).

Величина $RSSI$ измеряется в дБм и определяется как

$$RSSI = -10n \log(d) + A,$$

где d — дистанция, A — txPower (мощность передатчика), n — постоянная распространения сигнала. (Примечание: в свободном пространстве $n = 2$, но это значение меняется в зависимости от локальной геометрии, например стена снизит $RSSI$ от $\sim 3\text{dBm}$ и, соответственно, повлияет на n [1]).

Из-за особенностей технологии BLE, а также из-за физических свойств волн (затухание) описанная выше формула не дает достаточной точности, поэтому, для вычисления расстояния по значению силы сигнала используется модель затухания:

$$P(r)_{dBm} = P(r_0)_{dBm} + 10 \cdot d \cdot \log \frac{r_0}{r} + \varepsilon,$$

где $P(r)_{dBm}$ — значение $RSSI$ на расстоянии r , $P(r_0)_{dBm}$ — значение $RSSI$ на заданном расстоянии r_0 , d — коэффициент затухания сигнала (приблизительно равен 2), а ε — добавка, обусловленная внешними факторами и имеющая, соответственно, случайный характер. Как правило, предполагается нормально распределенной величиной [2].

Для выделения «шаблонных» расстояний производится замер на определенных расстояниях в течение фиксированного времени (например на расстояниях от 1 до 7 метров с шагом 1 метр в течении 90 секунд каждый).

После этого становится возможным геометрическое решение поставленной задачи позиционирования через триангуляцию и использование алгоритмов на графах (рис. 1).

Далее будем считать только усредненные значения сигнала от маячков (красное (А), зеленое (С) и синее (В) кольцо на рис. 1). За центр каждого кольца примем координаты маячков. Пусть $A(x_1, y_1)$, $B(x_2, y_2)$, $C(x_3, y_3)$ — источники сигнала с заданными координатами в прямоугольной системе координат, а R_1, R_2, R_3 — радиусы, соответствующие силе сигнала. Система уравнений для каждого маячка будет состоять из уравнений вида:

$$(x - x_n)^2 + (y - y_n)^2 = R_n^2.$$

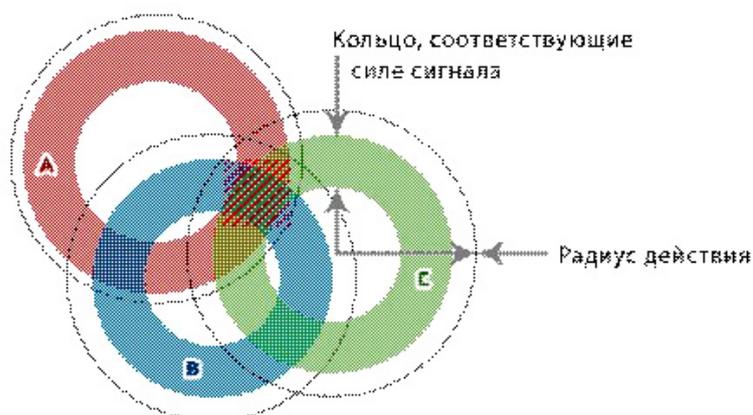


Рис. 1. Определение координат объекта через построение колец действия беспроводной связи вокруг объектов с уже известными координатами, основываясь на силе получаемого сигнала

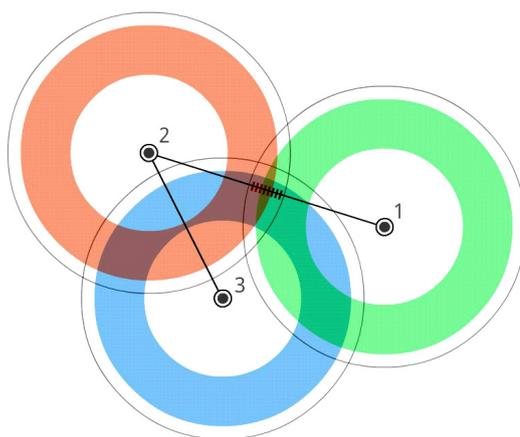


Рис. 2. Уменьшение разброса значения за счет использования графов

Так как разброс значений уровня сигнала очень высок, а также для реализации в дальнейшем алгоритмов путей, необходимо карту разметить при помощи графов, где вершины — точное местоположение маячков (рис. 2).

5. ИСКУССТВЕННАЯ НЕЙРОННАЯ СЕТЬ (ИНС)

Второй моделью построения навигации является использование ИНС.

Искусственные нейронные сети представляют собой математические модели и их аппаратно-программные реализации, которые основаны на принципе организации функционирования биологических нейронных сетей нервных клеток живых организмов. С точки зрения структурного построения, искусственная нейронная сеть представляет собой систему взаимодействующих искусственных нейронов.

Под искусственным нейроном, или просто нейроном, подразумевается ячейка нейронной сети. По аналогии с нервными клетками головного мозга, которые могут быть возбуждены или заторможены, нейрон характеризуется текущим состоянием. Искусственный нейрон (рис. 3), как и биологический, состоит из синапсов, связывающих входы нейрона с ядром, ядра нейрона, которое осуществляет обработку входных сигналов, и аксона, который связывает нейрон с нейронами следующего слоя. Каждый синапс имеет вес, который определяет, насколько соответствующий вход нейрона влияет на его состояние.

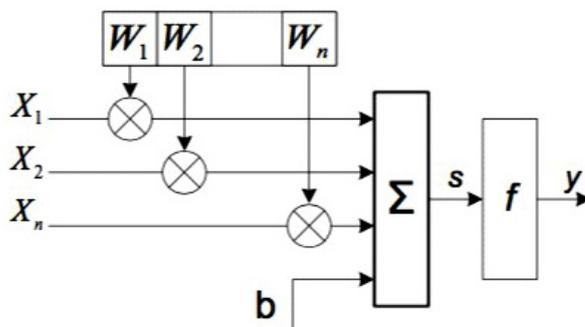


Рис. 3. Модель нейрона, где f — нелинейное преобразование (функция активации нейрона)

Состояние нейрона определяется по формуле

$$S = \sum_{i=1}^n x_i \cdot W_i + b,$$

где W_i — вес (weight) нейрона, $i = 1 \dots n$; b — значение смещения; S — результат суммирования; x_i — элемент входного вектора (входной сигнал), $i = 1 \dots n$; y — выходной сигнал нейрона; n — число синапсов (связей) нейрона.

Важно отметить, что возможно совместное использование сигналов от Wi-Fi точек доступа и от BLE-маячков. Это обусловлено тем, что, во-первых, большинство современных потребительских устройств содержит приемники сигналов обоих типов, а во-вторых, точки доступа Wi-Fi и Bluetooth обладают похожим набором параметров (имя, уникальный mac-адрес, сила видимого сигнала).

На основе вышеописанного в исследовательских целях были разработаны две системы, использующие разные модели.

6. АЛГОРИТМЫ РЕАЛИЗАЦИИ СИСТЕМ

В данном разделе рассмотрены алгоритмы, реализованные отдельно на основе рассмотренных выше моделей.

6.1. Алгоритм, основанный на использовании шаблонов и графов

Для реализации первого подхода была использована тестовая зона, состоящая из нескольких комнат. Для нее построен граф, состоящий из 21 вершины. Каждая его вершина — маячок. Маячки расположены в 3.5–4 метрах друг от друга (рис. 4).

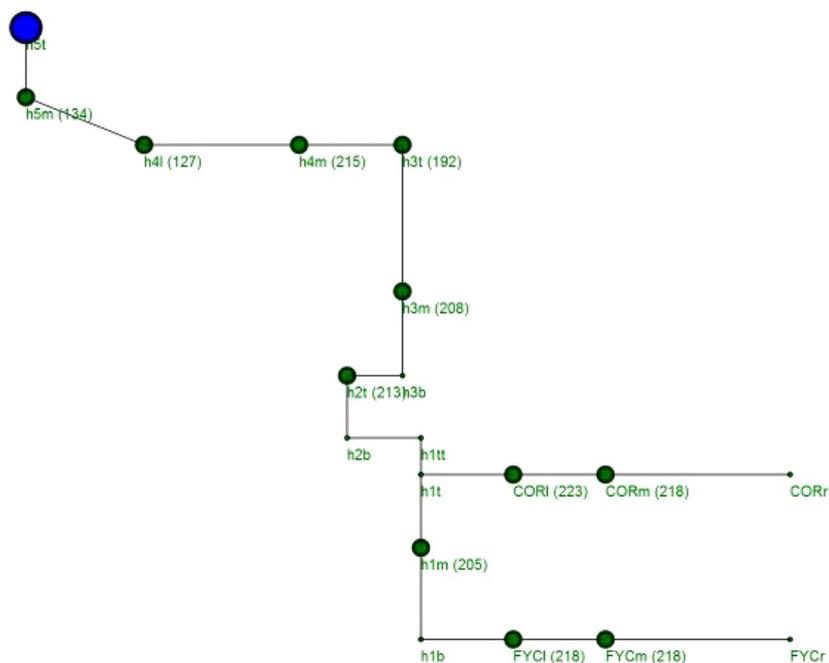
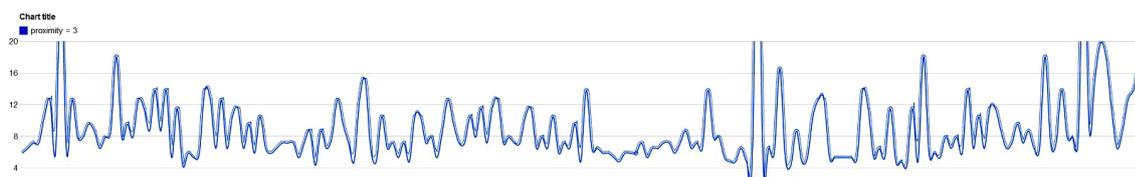


Рис. 4. Граф тестовой зоны

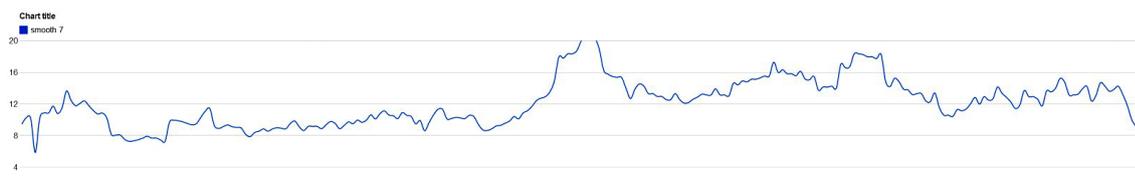
Для получения шаблонов в течение 90 секунд были измерены показатели маячков на разных расстояниях от 1 до 7 метров до мобильного устройства (с шагом 1 метр). Как видно из приведенных графиков (рис. 5а, 5д), имеет место большой разброс значений сигнала. (Замечание: на всех приведенные далее графиках по вертикали отражают расстояние в метрах, а по горизонтали время в секундах).



(а) Показатели маячков (расстояние 7 метров)



(б) Показатели маячков (расстояние 3 метра)



(в) Сглаженный график (расстояние 7 метров)



(г) Сглаженный график (расстояние 3 метра)



(д) Сглаженный график (расстояние 5 метров)

Рис. 5

Так как помимо затухания сигнала существует также проблема помех от сторонних источников, во время исследования были проведены испытания влияния работы Wi-Fi-роутера на получаемые от маячков значения. Тестирование было произведено на расстоянии 4 метров (график на рис. 6).

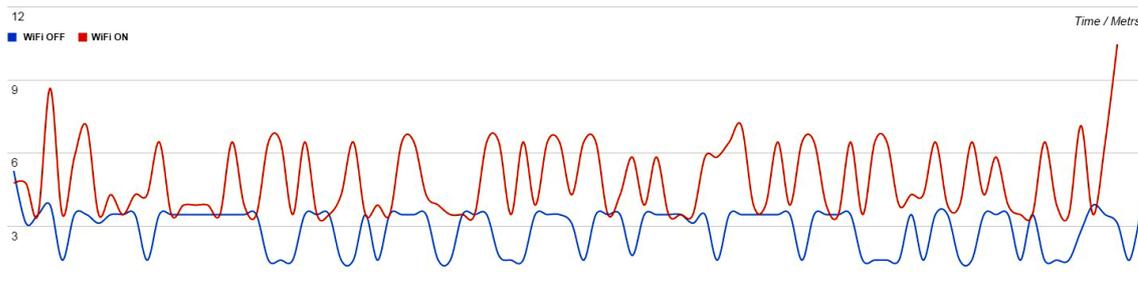


Рис. 6

Как видно из графиков на рис. 6, разница между данными, полученными при включенном роутере (верхняя кривая) и данными при выключенном (нижняя кривая) велика. В первую очередь, это происходит из-за схожести рабочей частоты волн ($\sim \pm 2.4$ ГГц).

На каждой итерации алгоритма (рис. 7) в класс-помощник приходят данные об уровне сигнала от всех видимых маячков. Для реализации триангуляционного подхода необходимо три или более маячков (если более — с их помощью происходит уточнение координат клиента). Каким бы хорошим ни казалось наличие большего числа «видимых» маячков, некоторые из них могут добавить ошибку в связи с большим разбросом значений (см. графики рис. 5а-5д). В связи с этим, зная среднее расстояние между маячками, становится возможна фильтрация по расстоянию (алгоритм не работает с маячками с расстоянием больше 7 метров).



Рис. 7. Алгоритм получения и обработки данных

1. Данные о «видимых» маячках попадают в Service (примерно раз в секунду).
2. Проверяется, известны ли они системе.
3. Обновление данных за счет «пришедших» маячков.
4. Фильтрация данных по расстоянию. Далее проходят только маячки с менее чем семиметровым расстоянием от клиентского устройства.

5. В классе-помощнике на каждый известный системе маячок хранится очередь `LinkedList`, состоящая из данных о расстоянии. Это необходимо для применения фильтрации Калмана.
6. На данных расстояния маячков находится точка пересечения при помощи алгоритма триангуляции. Если маячков больше 3 — триангулируется по 3 точки. Далее находится центрост.
7. Так как на карте построен граф, происходит поиск ближайшей дуги к точке триангуляции.
8. Находится ближайшая вершина, которую принимаем за точку нахождения клиента.
9. Данные передаются на карту.

Минусы алгоритма:

1. Небольшая точность. Из-за большого количества факторов, влияющих на качество получаемых данных (см. главу «Основные проблемы точности»).
2. Высокая себестоимость. Очевидно, что при увеличении точности за счет увеличения числа маячков-вершин увеличится стоимость подготовки рабочего помещения.
3. С ростом количества обрабатываемых одновременно маячков увеличивается объем данных для обработки.

Плюсы алгоритма:

1. Подходит для небольших помещений.
2. Простота реализации.

6.2. Алгоритм, основанный на искусственной нейронной сети

Идея рассматриваемого в данном разделе подхода состоит в использовании математической модели искусственных нейронных сетей (ИНС) для запоминания конфигураций помещений и дальнейшего распознавания помещений по видимым в них сигналам.

Основной задачей является создание модели, которая позволит определять примерное местоположение, основываясь на информации об окружающих Wi-Fi сетях и устройствах BLE.

Далее рассматривается пример программного комплекса для навигации по Wi-Fi и Bluetooth LE сигналам с использованием мобильного телефона. Он состоит из следующих компонент:

1. Мобильного приложения:
 - (a) сбор данных об окружающих Wi-Fi точках доступа и Bluetooth LE маячках;
 - (b) использование обученной нейронной сети для определения текущего местоположения мобильного устройства на основе новых данных о радиосигналах.
2. Настольного приложения, которое:
 - (a) подготавливает данные о радио-отпечатках для последующего обучения нейронной сети;
 - (b) обучает и тестирует нейронную сеть.

В качестве нейронной сети используется реализация многослойной ИНС, представленная открытой библиотекой FANN (Fast Artificial Neural Network Library). Для обучения ИНС используется алгоритм обучения Resilient Propagation (Rprop).

Рассматриваемая реализация программного комплекса навигации представляет собой одномерный классификатор, который по новым радио-отпечаткам способен определить помещение, в котором расположено мобильное устройство.

Задача обученной нейронной сети состоит в преобразовании входного многомерного вектора значений в выходной многомерный вектор. В рассматриваемом примере в качестве входного вектора выступает радио-отпечаток помещения, в котором находится устройство. Радио-отпечаток представляет собой массив чисел, в котором каждое значение означает силу соответствующего источника сигнала (Wi-Fi точки доступа или BLE маячка). Принцип соответствия номера элемента входного вектора источнику сигнала будет описан далее. Для упрощения принципа работы системы из результирующего вектора сети будет использоваться только первое значение, которое будет интерпретироваться (на этапах обучения и работы) как некий класс, к которому можно отнести текущий входной вектор.

6.3. Работа с программным комплексом навигации

Ниже описаны два этапа работы алгоритма.

Этап 1. Создание и обучение сети (рис. 8)



Рис. 8. Создание и обучение сети

1. Сбор данных о радио-отпечатках в исследуемых помещениях. На выходе этого этапа получается набор файлов, каждый из которых содержит набор векторов (матрицу) измерений сигналов Wi-Fi точек.

T1:

A	B	C
10	8	9
8	9	9
10	9	10
7	8	10
9	8	7
9	8	10

T2:

C	D	E
8	9	8
9	10	8
9	9	9

T3:

F	T	D	E
7	6	7	8
8	7	10	7
8	10	7	7
7	7	6	10

В первой строке расположены названия всех точек доступа, которые были видны в процессе сбора данных. В данном случае в первом помещении были видны три точки A,B,C и было произведено шесть измерений, во втором — точки C,D,E с тремя измерениями и в третьем —D,E,F,T с четырьмя измерениями.

- Объединение всех исходных файлов в один. В результате получается один общий файл с измерениями во всех исследуемых помещениях.

	A	B	C	D	E	F	T
T1	10	8	9	0	0	0	0
T1	8	9	9	0	0	0	0
T1	10	9	10	0	0	0	0
T1	7	8	10	0	0	0	0
T1	9	8	7	0	0	0	0
T1	9	8	10	0	0	0	0
T2	0	0	8	9	8	0	0
T2	0	0	9	10	8	0	0
T2	0	0	9	9	9	0	0
T3	0	0	0	7	8	7	6
T3	0	0	0	10	7	8	7
T3	0	0	0	7	7	8	10
T3	0	0	0	6	10	7	7

В первой колонке хранится название помещения, в котором было произведено измерение. Кроме того, создается файл “names.txt”, в котором перечислены имена всех сетей в том порядке, в котором они располагаются в файле обучения (шаг 4)

A,B,C,D,E,F,T

3. Обозначается карта сопоставления названий помещений с их формальным числовым представлением

T1[0]

T2[0.5]

T3[1]

4. На основе содержимого файлов предыдущих шагов 2 и 3 создается файл с данными для обучения сети:

13 7 1

10.0 8.0 9.0 0.0 0.0 0.0 0.0

0

8.0 9.0 9.0 0.0 0.0 0.0 0.0

0

10.0 9.0 10.0 0.0 0.0 0.0 0.0

0

7.0 8.0 10.0 0.0 0.0 0.0 0.0

0

9.0 8.0 7.0 0.0 0.0 0.0 0.0

0

9.0 8.0 10.0 0.0 0.0 0.0 0.0

0

0.0 0.0 0.0 7.0 8.0 7.0 6.0

1

0.0 0.0 0.0 10.0 7.0 8.0 7.0

1

0.0 0.0 0.0 7.0 7.0 8.0 10.0

1

0.0 0.0 0.0 6.0 10.0 7.0 7.0

1

0.0 0.0 8.0 9.0 8.0 0.0 0.0

0.5

0.0 0.0 9.0 10.0 8.0 0.0 0.0

0.5

0.0 0.0 9.0 9.0 9.0 0.0 0.0

0.5

В первой строке указываются: число нейронов скрытого слоя, число нейронов входного слоя и число нейронов выходного слоя. Далее указаны пары строк:

А. Входной вектор.

В. Значение, которым НС должна обучиться для этого вектора.

Результатом этого шага является файл “network”, представляющий собой обученную нейронную сеть в формате библиотеки “fann”. Имя сети выбирается произвольно. Следующие этапы описывают процесс работы программного приложения, запущенного на мобильном устройстве.

Этап 2. Работа с обученной сетью (рис. 9)

1. Мобильное приложение запускает библиотеку «fann» и передает ей файл с обученной нейронной сетью.



Рис. 9. Работа с обученной сетью

2. Мобильное приложение начинает сканирование окружающих Wi-Fi точек доступа. После завершения очередной итерации сканирования приложение получает массив доступных в текущее время точек доступа, к которым устройство может попробовать подключиться. Каждый объект этого массива, кроме прочего, содержит в своем составе следующие два поля:

- (a) Название.
- (b) Сила сигнала до заданной точки.

С помощью массива имен из файла «names.txt», полученного на втором этапе, и массива текущих видимых точек доступа строится радио-отпечаток, который, по сути, является простым массивом чисел. Создание радио-отпечатка включает следующие шаги:

1. Создать массив чисел (float[]) размером, определяемым числом элементов массива имен.
2. Пройтись по массиву имен в цикле:
 - (a) если в массиве точек доступа есть точка с текущим именем, то добавить в радио-отпечаток силу сигнала до этой точки по текущему индексу итерации;
 - (b) иначе добавить по текущему индексу итерации значение по умолчанию для отсутствующей точки, которое было принято на шаге 2 (0).
3. На выходе итерации сканирования получается радио-отпечаток в виде вектора значений (0, 7, 9, 8, ...).
4. Полученный вектор передается в нейронную сеть, которая возвращает результирующий вектор (float[]). Так как ИНС была обучена на основе одномерных данных, то нас интересует только первый элемент результирующего вектора.
5. Полученное значение сравнивается с данными из карты помещений. В используемой версии программного комплекса в карте ищется наиболее близкое значение

к текущему полученному из сети значению. После нахождения его на экран выводится название текущего помещения, которому соответствует измеренный радиопечаток.

Минусы алгоритма:

1. В текущей версии системы алгоритм работает в качестве одномерного классификатора, следствием чего является низкая точность определения местоположения.
2. Необходимость в этапах подготовки и обучения.
3. Сложность реализации.

Плюсы алгоритма:

1. Низкая вычислительная сложность работы обученной системы.
2. Возможность совмещения сигналов от BLE-маячков и Wi-Fi точек доступа для работы.

7. ВЫВОДЫ

В рамках проведенного исследования были проанализированы модели реализации навигации внутри помещения. Основываясь на этих моделях, были построены две независимые системы. Было выявлено следующее:

1. Зависимость от количества маячков при использовании ИНС-подхода очевидна только на этапе обучения системы.
2. При меньшей степени сложности построения модель, основанная на шаблонах и триангуляции, показывает большую точность.
3. Этап подготовки помещения в случае ИНС-подхода продолжительнее.
4. Для построения навигации достаточно 2 узлов — маячки (BLE и/или Wi-Fi) и клиент (мобильное устройство).
5. При ИНС-подходе местоположение маячков не имеет значения.
6. В отличие от подхода, основанного на триангуляции, ИНС-подход может производить корректировку рабочего массива маячков.

Учитывая отрицательные и положительные стороны построенных систем, можно говорить об основных задачах, которые будут ставиться перед разработчиком в дальнейшем. Таким образом, выбор подхода будет сводиться к начальным требованиям к системе. Если для системы не определены критерии расположения маячков, имеется достаточно времени для процесса настройки, а также требования к точности соотносены к определению помещения, то для реализации подойдет ИНС-модель. В других случаях предпочтительнее использовать модель шаблонов и графов.

Список литературы

1. Qian Dong, Walteneus Dargie. Evaluation of the reliability of RSSI for Indoor Localization. Technical University of Dresden, Germany // <http://www.rn.inf.tu-dresden.de/dargie/papers/icwcuca.pdf> (дата обращения 25.08.2015).
2. Гушин А.А. Использование беспроводных сетей при построении гибридного сервиса геолокации // Молодой ученый, 2013. № 4. С. 55–57.

3. Адаменко А.Н., Войцеховский С.В. и др. Системы искусственного интеллекта: учебное пособие / Под общ. ред. профессора А.Д. Хоменко. СПб.: ВКА имени А.Ф. Можайского. 2013.
4. Evempou F., Marx F. Advanced Integration of WiFi and Inertial Navigation Systems for Indoor Mobile Positioning // EURASIP Journal on Applied Signal Processing, 2006. № 17. P. 1–11.
5. Esmond Mok, Bernard K.S., Cheung. An Improved Neural Network Training Algorithm for Wi-Fi Fingerprinting Positioning // ISPRS Int. J. Geo-Inf., 2013. № 2. P. 854-868.
6. Battiti R., Nhat, T., Villani A. Location-Aware Computing: A Neural Network Model for Determining Location in Wireless LANs; Technical Report DIT-02-083; University of Trento, Trento, Italy, 2002.

IMPLEMENTATION OF THE INDOOR NAVIGATION ALGORITHM BASED ON BLUETOOTH LOW ENERGY 4.0. TECHNOLOGY

Alexandr Ovsyannikov, Pavel Novikov

Abstract

Some of the indoor-navigation implementational wireless models are described in this article. Algorithms, based on basic models, are proposed. Based on data from the beacons the impact of other wireless connections is analyzed.

Keywords: *mobile technology, wireless technology, navigation algorithms, artificial neural network.*

Овсянников Александр Александрович,
аспирант кафедры информатики
математико-механического факультета
СПбГУ,
ov.sasha@gmail.com

Новиков Павел Андреевич,
аспирант кафедры Информационные и
вычислительные системы факультета
Автоматизация и интеллектуальные
технологии ПбГУ ПС им. императора
Александра I,
imortan@gmail.com

© Наши авторы, 2015.
Our authors, 2015.