

КОМПЛЕКС ПРОГРАММ ДЛЯ НАВИГАЦИИ МОБИЛЬНЫХ УСТРОЙСТВ ВНУТРИ ПОМЕЩЕНИЙ С ПОМОЩЬЮ НЕЙРОННЫХ СЕТЕЙ

П. А. Новиков^а, аспирант

А. Д. Хомоненко^а, доктор техн. наук, профессор

Е. Л. Яковлев^б, начальник учебной лаборатории

^аПетербургский государственный университет путей сообщения Императора Александра I, Санкт-Петербург, РФ

^бВоенно-космическая академия им. А. Ф. Можайского, Санкт-Петербург, РФ

Введение: навигацию внутри помещений (на транспорте, в общественных заведениях и др.) затруднительно проводить с помощью существующих технологий. Рассматриваются компоненты, общая характеристика построения и подходы к навигации посредством мобильных устройств внутри помещений. **Цель:** реализация подхода к навигации на основе отпечатков радиосигналов точек доступа Wi-Fi и создание мобильного приложения, предназначенного для навигации мобильных устройств внутри помещений. **Результаты:** проведен сравнительный анализ современных подходов к навигации. Предложен механизм хранения и обработки радиоотпечатков с помощью искусственных нейронных сетей. При создании комплекса программ навигации мобильных устройств с помощью нейронной сети применены модули открытой библиотеки Fast Artificial Neural Network Library. Описаны используемый алгоритм обучения — упругого распространения ошибки RProp, диаграмма классов и технология работы с комплексом программ навигации. Приведены результаты сравнительного анализа основных алгоритмов обучения нейронной сети, используемой для навигации мобильных приложений внутри помещений, с позиции соотношения точности и трудоемкости в зависимости от числа нейронов скрытого слоя, обозначены направления дальнейших исследований. **Практическая значимость:** разработан программный комплекс для мобильных устройств, способный осуществлять навигацию внутри помещений на базе существующей инфраструктуры в виде Wi-Fi-сетей.

Ключевые слова — навигация внутри помещений, мобильные устройства, Wi-Fi, нейронная сеть, мобильное приложение, отпечатки радиосигналов.

Введение

Сегодняшний мир не может существовать без систем точной навигации. Спутниковые навигационные системы GPS и ГЛОНАСС [1] широко используются во множестве сфер деятельности, таких как навигация транспорта, строительство, геодезия, сотовая связь и пр. GPS-приемники потребительского уровня установлены практически во все современные телефоны. На открытой местности подобные приемники способны обеспечить точность определения местоположения в районе 1–5 м. Они могут быть применены внутри больших торговых комплексов, складских помещений или систем типа «умный дом», в которых различные домашние системы (отопления, освещения, кондиционирования и пр.) могут централизованно управляться в автоматическом режиме.

Наглядным аргументом необходимости навигации внутри помещений могут служить задачи навигации в транспортных системах, например в зданиях аэропортов и вокзалов [2]:

— для посетителей: определение местоположения; поиск стоек регистрации, касс, камер хранения, кафе, парковки, такси и пр.; прокладка маршрута с учетом этажности зданий; поиск коллег внутри аэропорта (вокзала);

— для аэропортов, вокзалов: обширная аналитика перемещений посетителей и персонала; сервис, основанный на знании положения посетителя (location-based service); геоконтекстная реклама (location-based advertising) товаров и услуг; рекламные акции с учетом местоположения людей.

Однако такие приемники не удовлетворяют существующей потребности выполнения навигации в закрытых помещениях. В подобных условиях GPS либо вообще не работает, либо предоставляет данные о местоположении с очень большой погрешностью около 100–150 м.

В настоящее время активно проводятся работы по совершенствованию и практическому использованию методов навигации мобильных устройств в помещениях. Рассмотрим кратко современные подходы к решению указанной задачи и предложения по обоснованию выбора алгоритмов обучения и подбору параметров нейронных сетей (НС).

Характеристика подходов к навигации мобильных устройств

Прежде всего, отметим, что современные мобильные устройства содержат множество различ-

ных датчиков и приемников. К основным из них относятся:

- 1) GPS;
- 2) Wi-Fi, работает с радиосигналом на частотах 2,4 и 5 ГГц;
- 3) Bluetooth, работает на тех же частотах;
- 4) акселерометр и гироскоп — инерционные датчики, измеряющие линейные и угловые ускорения;
- 5) магнитомер — датчик, измеряющий напряженность магнитных полей;
- 6) датчики влажности, освещенности, приближения; барометр и пр.

Датчики 1–5 широко представлены во многих современных мобильных устройствах, которые работают под управлением операционных систем iOS и Android. Эти системы предоставляют программный доступ к датчикам через собственные программные интерфейсы (API), и любые приложения могут получать данные с этих датчиков (с некоторыми несущественными ограничениями).

В настоящее время существует несколько способов навигации с применением мобильных устройств на основе следующих технологий.

1. GPS (Global Positioning System) и ГЛОНАСС (Глобальная навигационная спутниковая система) [1, 3] — спутниковая навигация. Хорошо подходит для определения местоположения на открытых пространствах. Из-за необходимости быть в поле видимости как минимум трех спутников плохо подходит для закрытых помещений, так как они сильно ухудшают спутниковый сигнал. Первоначальный поиск спутников может занимать порядка нескольких минут.

2. AGPS (Assisted GPS) — навигация с использованием радиосигналов от вышек сотовой связи в комбинации с GPS. Ускоряет первоначальное определение координат за счет обработки данных об обслуживающих мобильное устройство сотовых вышках.

3. Навигация с использованием радиомаячков, работающих на технологии Bluetooth Low Energy (iBeacons) [3]. Относительно молодая технология, толчком к развитию которой послужил последний стандарт технологии Bluetooth 4.0(+) с низким энергопотреблением. Маячок представляет собой микросхему с радиомодулем, который с заданной частотой посылает радиопакеты с информацией о себе. Приемник, зная карту расположения маячков и силу сигнала до ближайших из них, вычисляет свое относительное местоположение.

4. Навигация на основе отпечатков (fingerprints) радиосигналов точек доступа Wi-Fi [4]. Подобные системы навигации носят, скорее, исследовательский характер, так как из-за относительной новизны данного подхода еще не вы-

работаны проверенные способы осуществления точной навигации.

5. Инерциальная система навигации [5] по данным с инерциальных датчиков устройства, на основе которых строится модель положения устройства в пространстве.

Приведем сравнительную характеристику наиболее распространенных технологий навигации с применением мобильных устройств [2] (табл. 1).

Можно отметить работы, в которых развиваются идеи рассматриваемых нами технологий и приводятся сравнительно новые способы навигационных систем. Статья [6] посвящена интеграции Wi-Fi и инерциальной навигационной системе. В работе [7] описаны мобильные навигационные сервисы и применение технологии OpenCellID для определения местоположения мобильных устройств. Сравнительно новый подход к позиционированию мобильных устройств в помещениях на основе двумерных штрихкодов предложен в работе [8]. В статье [9] представлена модель контекстно-зависимых вычислений (контекстно-зависимый браузер), основанная на сетевой близости. При этом мобильный телефон используется как сенсор близости, и геопозиционная информация заменена сетевой близостью. Приведен алгоритм вычисления траекторий в мобильных сетях на базе информации о сетевой близости.

■ Таблица 1. Сравнительная характеристика технологий

Система	Достоинства	Недостатки
GPS	Средняя точность (5 м) Удобство использования Хорошая совместимость	Невозможность работы внутри помещения
GSM	Удобство использования Хорошая совместимость	Низкая точность (100 м)
Wi-Fi	Средняя точность (5 м) Работа внутри помещений	Необходимость развертывания Wi-Fi-сети Ограниченная совместимость (на iOS ввиду запрета компании Apple) Высокое энергопотребление
iBeacon	Высокая точность (1–2 м) Удобство использования Хорошая совместимость (iOS, Android) Низкое энергопотребление	Необходимость развертывания BLE-сети

О навигации мобильных устройств с помощью нейронных сетей

Работа системы навигации с помощью отпечатков радиосигналов от точек доступа Wi-Fi состоит из двух частей:

- 1) составление базы данных известных отпечатков радиосигналов с сопоставленными им известными координатами;
- 2) получение новых координат из базы данных по новым отпечаткам радиосигналов.

В качестве механизма хранения и обработки радиоотпечатков рассматривается модель искусственных нейронных сетей (ИНС). При этом нами используется ИНС со скрытым слоем (рис. 1), которая в настоящее время получила широкое применение.

Рассматриваемый подход интересен по следующим причинам [10]:

— задача определения местоположения на основе ранее заданных радиоотпечатков может быть рассмотрена как задача классификации многомерных данных;

— основная вычислительная нагрузка этого метода приходится на процесс обучения, который выполняется однократно и может быть проведен на независимом вычислительном комплексе;

— данные об окружающих Wi-Fi-точках можно дополнять данными от других источников, например от Bluetooth LE маячков.

Возможности современных ИНС являются предметом активных исследований. Подход к использованию ИНС для решения названной задачи рассмотрен в нескольких публикациях, например [11–14]. В отличие от указанных работ,

в настоящей статье предлагается решать задачу навигации мобильных устройств на основе ИНС и программного комплекса, реализуемого в виде *мобильного приложения*.

Характеристика программного комплекса навигации

Разработанный программный комплекс для навигации по Wi-Fi-сигналам с использованием мобильного телефона состоит из двух компонентов:

- 1) мобильного приложения, которое:

а) собирает данные об окружающих Wi-Fi-точках доступа;

б) использует обученную ИНС для определения текущего местоположения мобильного устройства на основе новых данных о Wi-Fi-сигналах;

- 2) настольного приложения, которое:

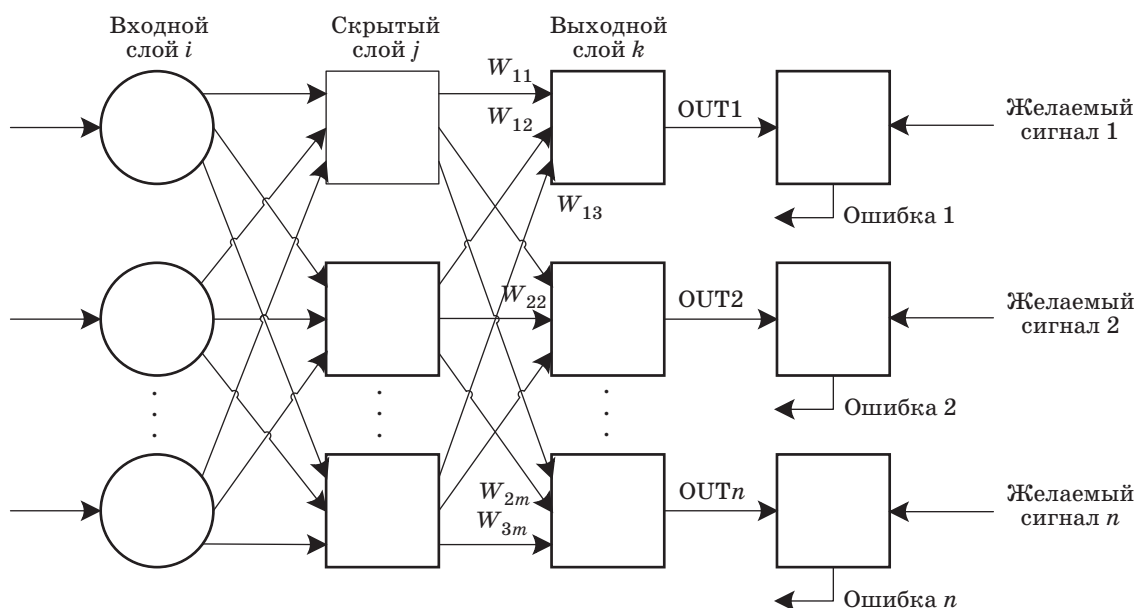
а) подготавливает данные о радиоотпечатках для последующего обучения ИНС;

- б) обучает и тестирует ИНС.

В качестве реализации ИНС в комплексе используется многослойная ИНС, представленная свободной библиотекой FANN (Fast Artificial Neural Network Library). Основные преимущества этой библиотеки заключаются в ее открытости, наличии нескольких алгоритмов обучения и простоте использования.

Для обучения ИНС используется алгоритм упругого распространения ошибки (Resilient Propagation — RProp) [15]. Такой выбор обусловлен тем, что алгоритм RProp превосходит алгоритм обратного распространения ошибки (Backprop) по следующим показателям:

- меньшее количество эпох обучения;



■ Рис. 1. Нейронная сеть со скрытым слоем

— большая надежность работы алгоритма при различных начальных параметрах.

В процессе обучения алгоритм RProp использует знаки частных производных для подстройки весовых коэффициентов. Для каждого весового коэффициента w_{ij} вводится отдельное значение-модификатор Δ_{ij} , и только оно служит для определения размера изменения связанного весового коэффициента. Это значение-модификатор изменяется в течение всего процесса обучения, и его изменение определяется по правилу [15]

$$\Delta_{ij}^{(t)} = \begin{cases} \eta^+ \Delta_{ij}^{(t-1)}, & \text{если } \frac{\partial E^{(t-1)}}{\partial w_{ij}} \frac{\partial E^{(t)}}{\partial w_{ij}} > 0; \\ \eta^- \Delta_{ij}^{(t-1)}, & \text{если } \frac{\partial E^{(t-1)}}{\partial w_{ij}} \frac{\partial E^{(t)}}{\partial w_{ij}} < 0, \end{cases}$$

где $0 < \eta^- < 1 < \eta^+$; $\frac{\partial E^{(t)}}{\partial w_{ij}}$ — частная производная активационной функции по весовому коэффициенту w_{ij} в момент времени t .

Каждый раз, когда частная производная соответствующего весового коэффициента w_{ij} меняет знак (это означает, что предыдущее изменение коэффициента было слишком большим, и алгоритм перешагнул через локальный минимум), значение-модификатор Δ_{ij} уменьшается на коэффициент η^- . Если производная сохранила свой знак, то значение-модификатор Δ_{ij} немного увеличивается для ускорения сходимости в пологих областях.

После того как обновлены значения-модификаторы для всех весовых коэффициентов w_{ij} , изменение самих коэффициентов происходит по следующему правилу: если производная положительна (при увеличивающейся ошибке), вес

уменьшается на значение-модификатор; если производная отрицательна, значение-модификатор добавляется к значению веса:

$$\Delta w_{ij}^{(t)} = \begin{cases} -\Delta_{ij}^{(t)}, & \text{если } \frac{\partial E^{(t)}}{\partial w_{ij}} > 0; \\ +\Delta_{ij}^{(t)}, & \text{если } \frac{\partial E^{(t)}}{\partial w_{ij}} < 0; \\ 0, & \text{иначе,} \end{cases}$$

$$w_{ij}^{(t+1)} = w_{ij}^{(t)} + \Delta w_{ij}^{(t)}.$$

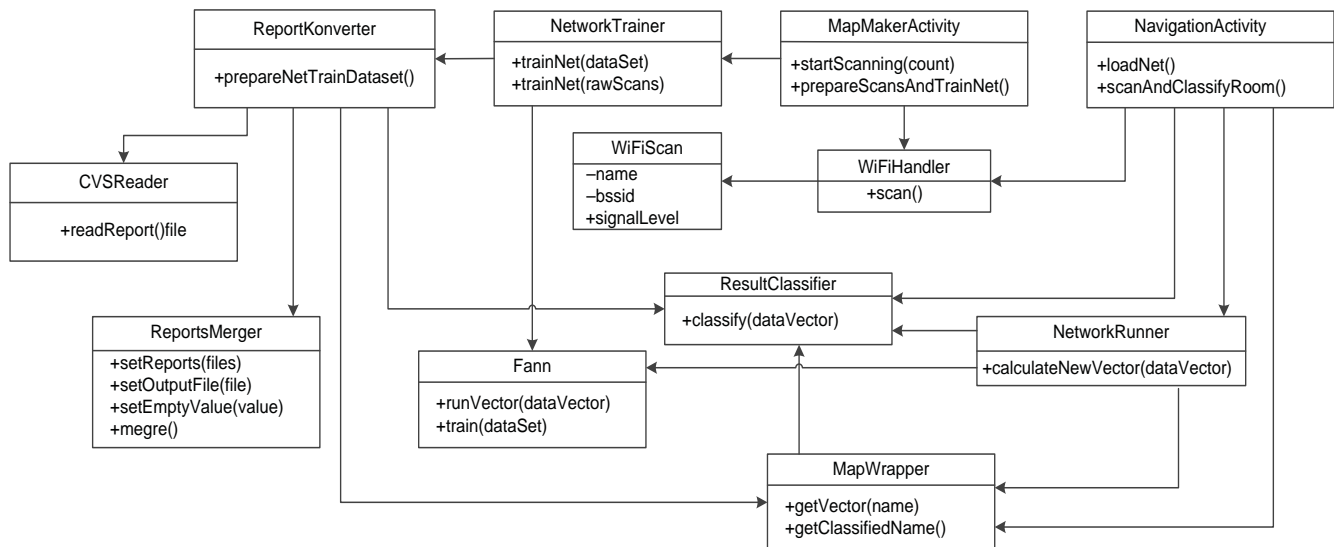
В работе [15] авторы предлагают и обосновывают использование следующих начальных параметров:

- начальное весовое значение-модификатор $\Delta_0 = 0,1$. Для рассматриваемого алгоритма выбор начального значения этого параметра не критичен и не влияет на скорость сходимости алгоритма;
- величина значения-модификатора ограничивается пределами $\Delta_{\min} = 1e^{-6}$ и $\Delta_{\max} = 50$;
- коэффициенты $\eta^- = 0,5$ и $\eta^+ = 1,2$.

Текущая реализация программного комплекса навигации представляет собой одномерный классификатор, который по новым радиотпечаткам способен определить помещение, в котором находится мобильное устройство. На рис. 2 показана упрощенная диаграмма классов программного комплекса.

Взаимодействие с пользователем происходит с помощью двух экранов, представленных классами MapMakerActivity и NavigationActivity.

Класс MapMakerActivity отвечает за создание карты для дальнейшей навигации. С помощью класса WiFiHandler производится сканирование



■ Рис. 2. Диаграмма классов программного комплекса

Wi-Fi-точек доступа. Далее полученный набор данных передается в класс ReportsConverter, который отвечает за преобразование исходных данных в обучающий набор в формате библиотеки FANN. Полученный обучающий набор передается в класс Fann, в котором происходит обучение ИНС.

Класс NavigationActivity отвечает за классификацию новых сканированных данных с помощью обученной ранее ИНС.

Работа с программным комплексом навигации

Работа с созданным программным комплексом навигации реализуется с использованием настольного и мобильного программного обеспечения и включает следующие этапы.

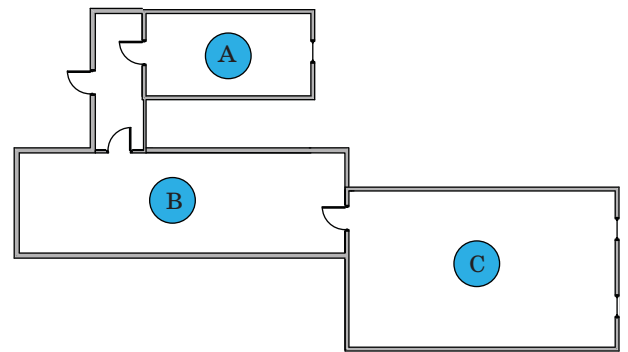
1. Сбор данных о радиопечатках в исследуемых помещениях. На выходе этого этапа получается набор файлов, каждый из которых содержит совокупность векторов (матрицу) измерений сигналов Wi-Fi-точек (табл. 2).

2. Объединение всех исходных файлов в один. В результате получается один общий файл с измерениями во всех исследуемых помещениях (табл. 3).

Пустые значения (0) заменяются на -100 (очень слабый сигнал).

Кроме того, создается файл "names.txt", в котором перечислены имена всех сетей в том порядке, в котором они располагаются в файле обучения (для этапа 4).

3. Обозначается карта сопоставления названий помещений (рис. 3) с их формальным числовым представлением: А [0]; В [0,5] и С [1].



■ Рис. 3. Схема помещений

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

```
3 15 1
-86.0 -100.0 -54.0 -69.0 -100.0 -100.0 -88.0 -100.0 ↵
-100.0 -100.0 -100.0 -100.0 -100.0 -100.0 -100.0
0.0
-89.0 -83.0 -56.0 -66.0 -100.0 -100.0 -91.0 -100.0 ↵
-100.0 -100.0 -100.0 -100.0 -100.0 -100.0 -100.0
0.5
-90.0 -71.0 -51.0 -67.0 -100.0 -100.0 -88.0 -100.0 ↵
-100.0 -100.0 -100.0 -100.0 -100.0 -100.0 -100.0
1.0
```

В первой строке указываются количество обучающих векторов, число нейронов входного слоя и число нейронов выходного слоя.

В следующих парах строк указываются значения входного вектора и значения, которым НС должна обучиться для этого вектора.

■ Таблица 2. Набор радиопечаток в одном помещении

№ измерения	Сила измеренного сигнала, дБм, до точки						
	Net1	Net2	Net3	Net4	Net5	Net6	Net7
1	-86	0	-54	-69	0	0	-88
2	-89	-83	-56	-66	0	0	-91
...

Значение 0 показывает, что точка была недоступна в этот момент времени.

■ Таблица 3. Объединенный набор радиопечаток нескольких помещений

№ измерения	Net1	Net2	Net3	Net4	Net5	Net6	Net7
Помещение А							
1	-86	-100	-54	-69	-100	-100	-88
2	-89	-83	-56	-66	-100	-100	-91
Помещение В							
1

Результатом этого этапа является файл “network”, представляющий собой обученную НС в формате библиотеки FANN. Имя сети выбирается произвольно.

Следующие этапы описывают процесс работы программного приложения, запущенного на мобильном устройстве.

5. Мобильное приложение запускает библиотеку FANN и передает ей файл с обученной НС.

6. 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 следующие два поля: «Название» и «Сила сигнала до заданной точки».

С помощью массива имен из файла “names.txt”, полученного на втором этапе, и массива текущих видимых точек доступа строится радиоотпечаток, который, по сути, является простым массивом чисел. Создание радиоотпечатка включает следующие шаги:

1) создать массив чисел (float[]) размером, определяемым числом элементов массива имен;

2) пройтись по массиву имен в цикле:

а) если в массиве точек доступа есть точка с текущим именем, то добавить в радиоотпечаток силу сигнала до этой точки по текущему индексу итерации;

б) иначе, добавить по текущему индексу итерации значение по умолчанию для отсутствующей точки, которое было принято на шаге 2 (–100).

На выходе итерации сканирования получается радиоотпечаток в виде вектора значений (–100, –50, –75, –100, ...).

7. Полученный вектор передается в НС, которая возвращает результирующий вектор (float[]). Так как НС была обучена на основе одномерных данных, то нас интересует только первый элемент результирующего вектора.

8. 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 его нахождения на экран выводится название текущего помещения, которому соответствует измеренный радиоотпечаток.

Одной из основных причин выбора алгоритма RProp обучения НС в программном комплексе стал ограниченный набор реализованных алгоритмов в библиотеке FANN. Для того чтобы в дальнейшем добиться большей скорости обучения в комплексе, далее проводится моделирование и сравнение других известных алгоритмов обучения на существующем наборе данных.

Сравнение алгоритмов обучения нейронной сети

Сравнение алгоритмов обучения НС проведено в широко распространенной среде MatLab. Данные для обучения НС взяты из файла “train.txt”, используемого при проверке работоспособности программного комплекса навигации. Для проверки характеристик обучения НС исходный файл целесообразно разбить на два набора (обучения и проверки).

Сравнительный анализ основных алгоритмов обучения НС, используемой для навигации мобильных приложений внутри помещений, проведем по аналогии с работами [10, 16] — с позиции соотношения точности и трудоемкости в зависимости от числа нейронов скрытого слоя. Для анализа были выбраны часто используемые алгоритмы: алгоритм обучения Левенберга — Маркарта [17]; метод шкалированных связанных градиентов [18]; метод байесовской регуляризации, представляющий собой модернизированный алгоритм Левенберга — Маркарта [19]. Результаты сравнения алгоритмов обучения приведены в табл. 4.

На основе анализа табл. 4 можно сделать вывод, что оптимальное число нейронов скрытого слоя для данного набора исходных данных находится в диапазоне 15÷25. Наибольшую точность показал алгоритм байесовской регуляризации, но он значительно более трудоемок по сравнению с другими алгоритмами. Оптимальным по соотношению точности и сходимости оказался алгоритм Левенберга — Маркарта.

Отметим общую для всех алгоритмов низкую точность, что связано с исходными данными. Вероятно, следует уменьшить размерность входного вектора (использовались данные от 15 WiFi-

■ Таблица 4. Характеристики трудоемкости и точности алгоритмов обучения НС

Число нейронов	trainlm		trainscg		trainbr	
	MSE	Epochs(s)	MSE	Epochs(s)	MSE	Epochs(s)
5	0,11	12(0,1)	0,08	15(0,1)	0,03	592(25)
10	0,06	16(0,1)	0,09	20(0,2)	0,02	700(20)
15	0,07	9(0,1)	0,05	13(0,2)	0,013	800(23)
20	0,05	11(0,2)	0,13	14(0,2)	0,015	269(48)
30	0,13	6(0,2)	0,19	23(0,3)	0,018	889(120)
50	0,23	13(0,2)	0,21	30(0,5)	0,02	483(187)

trainlm — алгоритм обучения Левенберга — Маркарта; trainscg — метод шкалированных связанных градиентов; trainbr — метод байесовской регуляризации; MSE — средняя квадратическая ошибка; Epochs(s) — число циклов обучения, s в скобках — время в секундах.

точек, большая часть которых недоступна) и увеличить общее количество измерений. В то же время в исходных данных набор векторов измерений соответствовал всего трем разным помещениям, поэтому точность получилась достаточной.

Заключение

В качестве рекомендации к применению программного комплекса отметим важность использования mac-адреса точки доступа вместо ее имени, так как оно не является уникальным. Возникшие коллизии могут нарушить работу всего комплекса.

Достоинством программного комплекса является то, что он способен работать на существующей инфраструктуре Wi-Fi-сетей, развернутых в различных помещениях, вроде жилых домов и торговых комплексов.

К определенным недостаткам можно отнести особенность рассматриваемого подхода, заключающуюся в том, что перед его использованием

необходимо вручную составить карту радиоотпечатков.

Дальнейшие исследования, на наш взгляд, целесообразно продолжить в следующих направлениях:

- реализация многомерного классификатора для преобразования радиоотпечатков в многомерные координаты (x , y , высота);

- проведение исследований влияния других алгоритмов обучения ИНС (Quickprop, Batch, Incremental) на скорость обучения и точность навигации;

- разработка метода снижения размерности входного вектора радиоотпечатков;

- повышение качества навигации при комбинировании с инерционной системой навигации;

- добавление обработки сигналов от Bluetooth LE маячков к сигналам от Wi-Fi-точек доступа;

- определение оптимального числа n , размещения Wi-Fi-точек внутри каждого помещения (к примеру, по аналогии с подходом, предлагаемым в работе [20]).

Литература

1. Соловьев Ю. А. Системы спутниковой навигации. — М.: ЭКО ТРЕНДЗ, 2000. — 267 с.
2. <http://www.indoorsnavi.com/> (дата обращения: 20.10.2015).
3. *Навигация в помещениях с iBeacon и ИНС.* <http://habrahabr.ru/post/245325/> (дата обращения: 28.10.2015).
4. Kukulj D., Vuckovic M., Pletl S. Indoor Location Fingerprinting Based on Data Reduction: Proc. 2011 Intern. Conf. on Broadband and Wireless Computing, Communication and Applications (BWCCA 2011), Barcelona, Oct. 26–28, 2011. P. 327–332.
5. Бутаков Н. А. Применимость инерциальной навигации в мобильных устройствах//Intern. Journal of Open Information Technologies. 2014. Vol. 2. N 5. P. 24–32.
6. Evennou F., Marx F. Advanced Integration of WiFi and Inertial Navigation Systems for Indoor Mobile Positioning//EURASIP Journal on Applied Signal Processing. 2006. Vol. 2006. P. 1–11. doi:10.1155/ASP/2006/86706
7. Дворкина Н. Б., Намиот Д. Е., Дворкин Б. А. Мобильные навигационные сервисы и применение технологии OpenCellID для определения местоположения//Геоматика. 2010. № 2. С. 80–87.
8. Абдрахманова А. М., Намиот Д. Е. Использование двумерных штрихкодов для создания системы позиционирования и навигации в помещении// Прикладная информатика. 2013. № 1(43). С. 31–39.
9. Намиот Д. Е., Шнепс-Шнеппе М. А. Анализ траекторий в мобильных сетях на базе информации
- о сетевой близости // Автоматика и вычислительная техника. 2013. № 3. С. 48–60.
10. Novikov P. A., Khomonenko A. D., Yakovlev E. L. Justification of the Choice Learning Algorithms of Neural Networks for Indoor Mobile Positioning: Proc. of the 11th Central and Eastern European Software Engineering Conf. in Russia. Moscow, Oct. 22–23 (24), 2015 (in the press).
11. Mok E., Cheung Bernard K. S. An Improved Neural Network Training Algorithm for Wi-Fi Fingerprinting Positioning//ISPRS Intern. Journal Geo-Inf. 2013. N 2. P. 854–868.
12. Hamid Mehmood, Nitin K. Tripathi and Taravudh Tipdecho. Indoor Positioning System Using Artificial Neural Network//Journal of Computer Science. 2010. N 6(10). P. 1219–1225.
13. Gogolak L., Pletl S., Kukulj D. Neural Network-based Indoor Localization in WSN Environments//Acta Polytechnica Hungarica. 2013. Vol. 10. N 6. P. 221–235.
14. Fang S. H., Lin T. N. Indoor Location System Based on Discriminant-Adaptive Neural Network in IEEE 802.11 Environments//IEEE Trans. Neural Networks. 2008. Vol. 19. N 11. P. 1973–1978.
15. Riedmiller M., Braun H. A Direct Adaptive Method for Faster Backpropagation Learning: Proc. of the IEEE Intern. Conf. on Neural Networks. 1993. P. 586–591.
16. Хомоненко А. Д., Яковлев Е. Л. Нейросетевая аппроксимация характеристик многоканальных немарковских систем массового обслуживания // Тр. СПИИРАН. 2015. № 4(41). С. 81–93.
17. Hagan M. T., Menhaj M. Training Feedforward Networks with the Marquardt Algorithm//IEEE

- Transactions on Neural Networks. 1994. Vol. 5. N 6. P. 989–993.
18. Moller M. F. A Scaled Conjugate Gradient Algorithm for Fast Supervised Learning//Neural Networks. 1993. Vol. 6. P. 525–533.
19. Foresee F. D., Hagan M. T. Gauss-Newton Approximation to Bayesian Regularization: Proc. of the 1997 Intern. Joint Conf. on Neural Networks. 1997. P. 1930–1935.
20. Блаунштейн Н. Ш., Сергеев М. Б. Иерархия размещения фемтосот/пикосот/макросот в городской среде с плотным расположением абонентов, находящихся в помещениях и вне их // Информационно-управляющие системы. 2013. № 4(65). С. 36–47.

UDC 004.89+004.94

doi:10.15217/issn1684-8853.2016.1.32

Software for Mobile Indoor Navigation using Neural NetworksNovikov P. A.^a, Post-Graduate Student, imortan@gmail.comKhomonenko A. D.^a, Dr. Sc., Tech., Professor, khomon@mail.ruYakovlev E. L.^b, Head of the Training Laboratory, evgen-1932@yandex.ru^aPetersburg State Transport University, 9, Moskovskiy Pr., 190031 Saint-Petersburg, Russian Federation^bA. F. Mozhaiskii Military Space Academy, 13, Zhdanovskaia St., 197198, Saint-Petersburg, Russian Federation

Introduction: The paper discusses indoor mobile device navigation (on transport, in public institutions, etc.), giving comparative characteristics of conventional and modern technologies. **Purpose:** The navigation should be provided with an approach based on Wi-Fi access point radio fingerprints. One more goal is developing a mobile app for indoor navigation. **Results:** A mechanism is proposed to store and process radio fingerprints using artificial neural networks. For the development of neural-network navigation mobile software, we used modules from the public Fast Artificial Neural Network Library. The paper discusses the training algorithm we used (resilient propagation of an error), the class diagram and the navigation software technology. The basic neural network training algorithms for mobile indoor navigation have been compared in the aspect of accuracy/complexity ratio depending on the number of neurons in the hidden layer. Directions for further research have been designated. **Practical relevance:** Mobile software has been developed which is capable of indoor navigation on the base of the existing Wi-Fi network infrastructure.

Keywords — Indoor Navigation, Neural Network, Wi-Fi, Mobile Application, Radio Fingerprints.

References

- Solov'ev Iu. A. *Sistemy sputnikovoi navigatsii* [Satellite Navigation Systems]. Moscow, EKO TRENDZ Publ., 2000. 267 p. (In Russian).
- Available at: <http://www.indoorsnavi.com/> (accessed 20 October 2013).
- Navigatsiia v pomeshcheniakh s iBeacon i INS* [Navigation in Areas with iBeacon and ANN]. Available at: <http://habrahabr.ru/post/245325/> (accessed 28 October 2015).
- Kukolj D., Vuckovic M., Pletl S. Indoor Location Fingerprinting Based on Data Reduction. *Proc. 2011 Intern. Conf. on Broadband and Wireless Computing, Communication and Applications (BWCCA 2011)*, Barcelona, October 26–28, 2011, pp. 327–332.
- Butakov N. A. Applicability of Inertial Navigation in Mobile Devices. *International Journal of Open Information Technologies*, 2014, vol. 2, no. 5, pp. 24–32 (In Russian).
- Evennou F., Marx F. Advanced Integration of WiFi and Inertial Navigation Systems for Indoor Mobile Positioning. *EURASIP Journal on Applied Signal Processing*, vol. 2006, pp. 1–11. doi:10.1155/ASP/2006/86706
- Dworkina N. B., Namiot D. E., Dvorkin B. A. Mobile Navigation Services and the use of Technology to Determine the Location OpenCellID. *Geomatika* [Geomatics], 2010, no. 2, pp. 80–87 (In Russian).
- Abdrakhmanova A. M., Namiot D. E. Using Two-Dimensional Bar Code to Create a System of Positioning and Navigation Inside. *Prikladnaia informatika* [Applied Informatics], 2013, no. 1(43), pp. 31–39 (In Russian).
- Namiot D. E., Shneps-Shneppe M. A. Analysis of the Trajectories in Mobile Networks on the Basis of Information about Network Proximity. *Avtomatika i vychislitel'naia tekhnika* [Automation and Computer Science], 2013, no. 3, pp. 48–60 (In Russian).
- Novikov P. A., Khomonenko A. D., Yakovlev E. L. Justification of the Choice Learning Algorithms of Neural Networks for Indoor Mobile Positioning. *Proc. of the 11th Central and Eastern European Software Engineering Conf. in Russia*, Moscow, October 22–23 (24), 2015 (in the press).
- Mok E., Cheung Bernard K. S. An Improved Neural Network Training Algorithm for Wi-Fi Fingerprinting Positioning. *ISPRS Intern. Journal Geo-Inf*, 2013, no. 2, pp. 854–868.
- Hamid Mehmood, Nitin K. Tripathi and Taravudh Tipdecho. Indoor Positioning System Using Artificial Neural Network. *Journal of Computer Science*, 2010, no. 6(10), pp. 1219–1225.
- Gogolak L., Pletl S., Kukolj D. Neural Network-based Indoor Localization in WSN Environments. *Acta Polytechnica Hungarica*, 2013, vol. 10, no. 6, pp. 221–235.
- Fang S. H., Lin T. N. Indoor Location System Based on Discriminant-Adaptive Neural Network in IEEE 802.11 Environments. *IEEE Trans. Neural Networks*, 2008, vol. 19, no. 11, pp. 1973–1978.
- Riedmiller M., Braun H. A Direct Adaptive Method for Faster Backpropagation Learning. *Proc. of the IEEE Intern. Conf. on Neural Networks*, 1993, pp. 586–591.
- Khomonenko A. D., Yakovlev E. L. Neural Network Approximation of Characteristics of Multi-Channel non-Markovian Queuing Systems. *Trudy SPIIRAN*, 2015, no. 4(41), pp. 81–93 (In Russian).
- Hagan M. T., Menhaj M. Training Feedforward Networks with the Marquardt Algorithm. *IEEE Transactions on Neural Networks*, 1994, vol. 5, no. 6, pp. 989–993.
- Moller M. F. A Scaled Conjugate Gradient Algorithm for Fast Supervised Learning. *Neural Networks*, 1993, vol. 6, pp. 525–533.
- Foresee F. D., Hagan M. T. Gauss-Newton Approximation to Bayesian Regularization. *Proc. of the 1997 Intern. Joint Conf. on Neural Networks*, 1997, pp. 1930–1935.
- Blaunshiteyn N. S., Sergeev M. B. A Hierarchy of Deployment of Femto/Pico/Macrocells in Urban Environment with Dense Distribution of Outdoor and Indoor Subscribers. *Informatsionno-upravliaiushchie sistemy* [Information and Control Systems], 2013, no. 4(65), pp. 36–47 (In Russian).