

электронный журнал

МОЛОДЕЖНЫЙ НАУЧНО-ТЕХНИЧЕСКИЙ ВЕСТНИК

Издатель: ФГБОУ ВПО «Московский государственный технический университет им. Н.Э. Баумана»

УДК 004.021

Алгоритмы определения положения в локальных беспроводных сетях

Студент,

кафедра «Информационные системы и телекоммуникации»: В.В. Дудник

Научный руководитель: А.Н. Алфимцев,

к. т. н., доцент кафедры «Информационные системы и телекоммуникации»

МГТУ им. Н.Э. Баумана

v_v_dudnik@mail.ru

Системы локального позиционирования получают все большее распространение по мере увеличения зоны покрытия локальными сетями. Неоспоримое преимущество подобных систем над системами глобального позиционирования GPS состоит в возможности использовать их внутри зданий. Одной из важных проблем приложения технологий беспроводных сетей является разработка методов определения местоположения клиентского оборудования.

Область применения локальных систем позиционирования также достаточно обширная: от проводников по торговым центрам до высокоточных промышленных систем.

Возможность определения положения в локальной беспроводной сети позволяет владельцу мобильного устройства обнаружить свое местоположение на карте или плане здания. С другой стороны, позволяет создать точки привязки устройств с модулями беспроводной связи к координатам местности для отображения на ГИС картах, например, для решения задач мониторинга систем инженерных коммуникаций, транспортных систем. Подобные системы широко востребованы в сфере предоставления потребительских услуг, рекламы и торговли.

Следует отметить, что системы позиционирования в Wi-Fi сетях востребованы во многих странах западной Европы и США, как технические средства позиционирования на роботизированном производстве, а также в крупных медицинских учреждениях.

Каждый объект, за которым производится наблюдение, помечается специальной меткой. После этого можно наблюдать за перемещением объекта по территории на карте, а также сохранять историю перемещений для последующего анализа. Для определения местоположения объекта в помещении по периметру контролируемых помещений в фиксированных точках размещаются базовые станции Wi-Fi.

Вся территория комплекса делится на логические зоны, при переходе объекта из одной зоны.

Преимущества системы:

- быстрая интеграция в уже существующую и работающую сеть Wi-Fi;
- хранение истории перемещения объектов;

- быстрая и легкая масштабируемость системы;
- обеспечивает точное позиционирование, как в помещении, так и на открытом пространстве;
- позволяет разрешить проблемы, связанные с местонахождением сотрудников и имущества организации;

В системах позиционирования, разрабатываемых фирмой EkaHau[5], обеспечивается точность до одного метра. Применение подобных систем позволяет улучшить координацию в работе сотрудников больших медицинских центров, осуществлять диспетчеризацию действий персонала в экстренных ситуациях.

Методы определения положения в беспроводной локальной сети можно классифицировать по параметрам сигналов, используемых для определения мобильного устройства в зоне действия локальной сети. Существует три основных метода[4]:

Angle of Arrival (AOA) – измеряются углы прихода сигналов от стационарных узлов с известными координатами;

Time of Arrival (TOA) – измеряется задержка в распространении сигнала от передатчика к приемнику;

Received Signal Strength (RSS) – определение положения по силе измеряемого сигнала. Среди алгоритмов RSS можно выделить подкласс алгоритмов Fingerprinting, в которых положение объекта определяется исходя из опорных точек с заданными уровнями сигналов и известными координатами в пространстве.

Определение положения объекта может осуществляться в зоне действия беспроводных сетей стандарта IEEE 802.11 или IEEE 802.15.4.

В статье рассматриваются результаты экспериментального исследования следующих алгоритмов: двуслойная нейронная сеть и метод К-ближайших соседей.

В ходе эксперимента было выбрано три постоянно функционирующие в помещении сети IEEE 802.11. На площади около 90 кв.м. была сформирована выборка из пятидесяти опорных точек, которые использовались как обучающая выборка для нейронной сети и алгоритма К-ближайших соседей.

Искусственная нейронная сеть представляет собой математическую модель взаимосвязанной системы нейронов. Каждый искусственный нейрон описывается выражением:

$$S = \sum_{i=1}^n x_i * w_i + b ,$$

где x_i – значение i -го входа нейронной сети w_i – настраиваемые весовые коэффициенты, b – величина смещения для данного нейрона.

На вход нейронной сети подавались значения уровней сигнала в dB. Выходной слой нейронов представлял собой координаты на двухмерной плоскости. Предварительно для обучающей выборки была проведена нормировка. Число нейронов во внутреннем слое сети подбиралось экспериментально. В ходе предыдущих исследований применимости нейронных сетей к данной задаче[1],[2], наилучший результат был получен при использовании нейронной сети с десятью нейронами во внутреннем слое сети. Однако при этом объем обучающей выборки составил 1 500 опорных точек. В условиях ограниченной выборки наилучший результат показала нейронная сеть с тремя нейронами во внутреннем слое. В качестве функции активации была выбрана сигмоидальная функция вида:

$$f(x) = \frac{1}{1+e^{-x}},$$

где $f(x)$ – функция активации, x – взвешенная сумма входов нейронной сети.

Для внешнего слоя использовалась линейная функция.

В ходе экспериментов рассматривались нейронные сети с пятью и десятью нейронами, но их применение оказалось менее результативным.

На рисунке 1 представлен график среднеквадратичной ошибки нейронной сети на каждой итерации обучения.

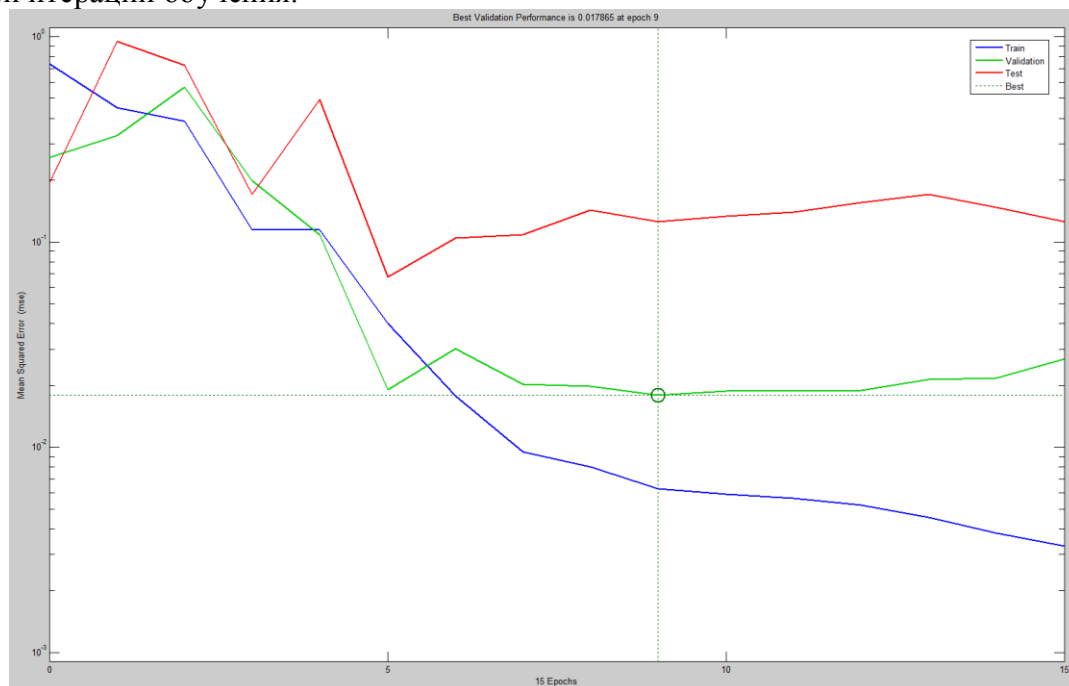


Рис. 1. Среднеквадратичная ошибка при обучении нейронной сети

Обучающая выборка случайным образом разделяется на три группы:

60 % - для обучения;

20 % - для валидации результата в процессе обучения (позволяет осуществлять контроль за переобучением сети);

20 % для финальной проверки работы сети.

Обученная нейронная сеть обеспечивает среднюю ошибку до двух метров. В диссертационной работе[1] проводились исследования алгоритмов определения положения объекта в локальных сетях, в результате которых удалось обеспечить ошибку в пределах 150 см. В условиях ограниченной выборки не удалось обеспечить ошибку нейронной сети менее двух метров.

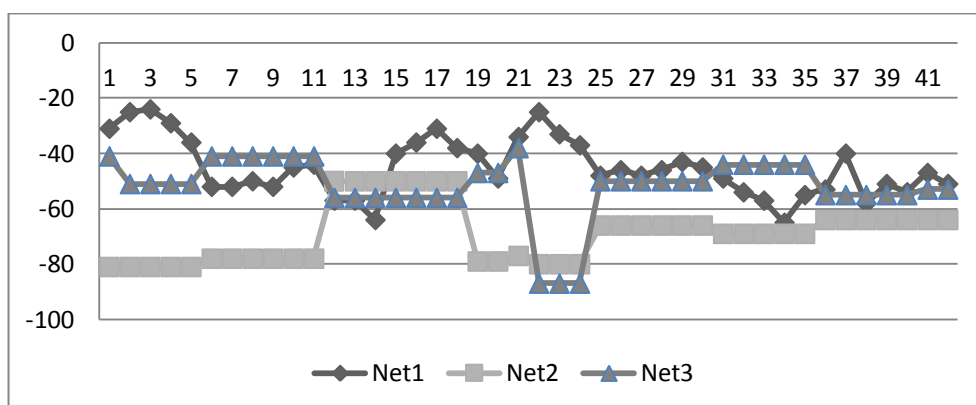


Рис. 2. Изменение уровней сигналов опорных точек

Из графиков на рисунке 2 видно, что наиболее существенно изменяются значение сети Net1, точка доступа которой располагалась непосредственно в помещении. Местоположение двух оставшихся сетей не было установлено. Сигналы двух других точек доступа находятся на сравнительно низком уровне и изменяются в меньшей степени при

перемещении в пространстве, по сравнению с ближайшей точкой доступа. Увеличение плотности точек доступа в помещении позволит улучшить качество определения положения объекта.

С целью увеличения точности определения положения объекта целесообразно разделить помещение на замкнутые области (например, аудитории) и первоначально определить принадлежность объекта к одной из этих областей. Подобная классификация положения позволит локализовать область поиска и исключить влияние единичных выбросов в выборке опорных точек.

Метод ближайшего соседа[3] является простейшим методом классификации объекта к одному из классов.

Пусть задана обучающая выборка (набор опорных точек), предварительно разбитая на классы (каждый класс соответствует одной из аудиторий):

$$X^m = \{(F_1, C_1), (F_2, C_2), \dots (F_m, C_m)\},$$

где $F_i = \{p_1, p_2, \dots, p_N\}$ - вектор уровней сигналов, C_i - соответствующая вектору F_i область.

Пусть на множестве объектов задана функция расстояния $\rho(x, x')$. Чем больше значение этой функции, тем менее схожими являются два объекта x, x' .

Для произвольного объекта u расположим объекты обучающей выборки F_i в порядке возрастания расстояния до u :

$$\rho(u, F_{1,u}) \leq \rho(u, F_{2,u}) \leq \dots \leq \rho(u, F_{m,u}),$$

где $F_{i,u}$ обозначается i -й сосед объекта u

В общем виде алгоритмы классификации можно описать:

$$a(u) = \operatorname{argmax}_{c \in C} \sum_{i=1}^m [F_{i,u} = c] w(i, u),$$

Где $w(i, u)$ – заданная весовая функция, которая оценивает степень важности i -го соседа для классификации объекта u . Данная функция неотрицательна и не возрастает по i .

$w(i, u) = [i = 1]$ - простейший метод ближайшего соседа

$w(i, u) = [i \leq k]$ -метод k -ближайших соседей.

При $k=1$ алгоритм ближайшего соседа неустойчив к шумовым выбросам: он даёт ошибочные классификации не только на самих объектах-выбросах, но и на ближайших к ним объектах других классов. При $k=m$, наоборот, алгоритм чрезмерно устойчив и вырождается в константу. Таким образом, крайние значения k нежелательны.

Помещение было разделено на четыре замкнутые области, каждая из которых была представлена соответствующим классом.

В качестве метрики для определения расстояния до опорных векторов была выбрана евклидова метрика.

Для $F_i = \{p_1, p_2, \dots, p_N\}$, можно определить

$$d_i(F_i, S_i) = \sqrt{\sum_{k=1}^n (p_k - s_k)^2},$$

где $S_i = \{s_1, s_2, \dots, s_N\}$ – вектор сигналов для каждой опорной точки

Наименьшая ошибка классификации была достигнута при $k=5$ и составила 90 %. Таким образом, алгоритм K -ближайших соседей позволяет локализовать положение объекта.

Целесообразно использовать два рассмотренных выше метода комплексно. На первом этапе методом К-ближайших соседей определяется область пространства, в которой вероятнее всего располагается объект. В данном случае области не пересекались и включали в себя все наблюдаемое пространство в помещении. Для каждой из областей была сформирована собственная нейронная сеть с той же топологией, что и сеть, рассмотренная выше.

Обучение каждой из нейронных сетей производилось на выборке, соответствующей данной области (аудитории).

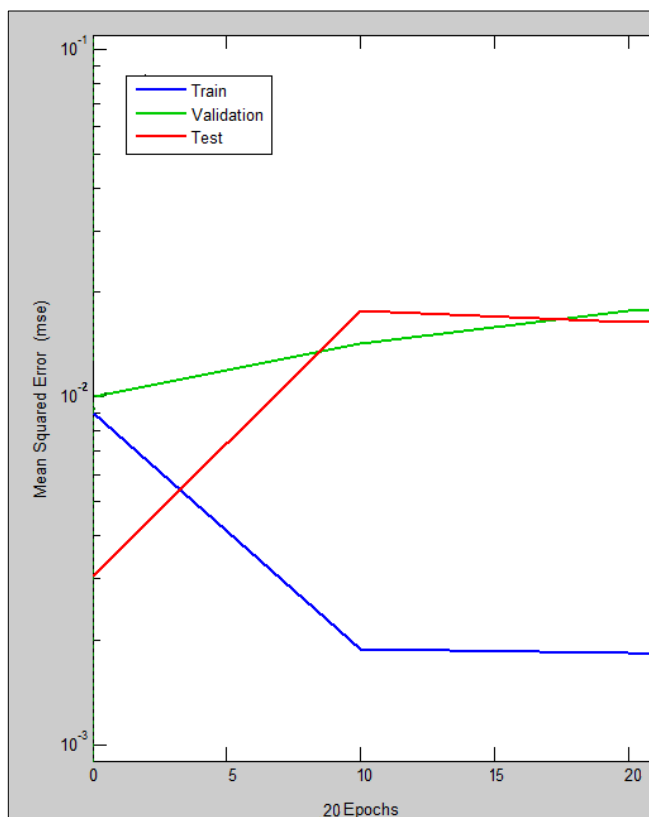


Рис. 3. Среднеквадратичное отклонение при обучении на данных локальной области

На рисунке 3 отражено изменение среднеквадратичного отклонения в процессе обучения, верификации и финального тестирования результатов работы сети на каждой из итерации обучения.

После настройки весовых коэффициентов нейронная сеть обеспечивает среднюю ошибку в 1,6 метра. Таким образом, благодаря применению предварительной классификации вектора сигналов от точек доступа удалось сократить ошибку определения положения на 20 %.

Рассмотренные выше результаты показали необходимость классификации искомой точки в пространстве локализованных областей. Для небольшой площади помещений метод К-ближайших соседей с евклидовой метрикой для определения расстояний между соседними точками оказался работоспособен.

Рассмотренные в данной статье алгоритмы определения положения отличаются малой вычислительной сложностью. Число математических операций линейно зависит от числа опорных точек, используемых для классификации, а также от длины вектора уровней сигналов. Число математических операций при использовании нейронной сети не зависит от числа опорных точек.

При значительном увеличении числа точек доступа размерность обрабатываемого вектора соответственно возрастет. Для векторов больших размерностей применение

евклидовой метрики увеличит ошибку классификации. Наиболее стабильные показатели в определении положения объекта были достигнуты при одновременной фиксации от трех до десяти точек доступа.

Следует отметить актуальность задачи оптимального, с точки зрения осуществления навигации, расположения точек доступа беспроводной сети Wi-Fi. Следует избегать случаев, когда большинство компонентов наблюдаемого вектора уровней сигналов не изменяются при перемещении объекта в пространстве.

Результат, полученный в ходе данной работы, сравним с результатами предыдущих исследований[1]. Чтобы сократить погрешность измерения менее чем до метра, использование одних только алгоритмов обработки опорных точек недостаточно.

Необходимо комбинировать алгоритмы RSS, AOA, TOA, использовать статистические модели распространения сигнала, учитывать отражения сигналов и т. д.

Использование априорных знаний о технических характеристиках точек доступа и их точные координаты не менее важно для создания высокоточной системы позиционирования в Wi-Fi сетях.

Литература

1. Kaemarungsi K. Design of indoor positioning systems based on location fingerprinting technique - University of Pittsburgh-2005, p. 193
2. Haykin S. Neural Networks and Learning Machines – 2008, p. 936
3. Воронцов К.В. Метрические методы классификации – 2011 – 31 с.
4. Ланцев Н.А. Позиционирование в беспроводных сетях Wi-Fi – 2011 – 4 с.
5. Официальный сайт компании Ekahau. URL: <http://www.ekahau.com/>