

Нейросети как инструмент для оптимизации расположения базовых станций в локальных системах позиционирования

М. А. Вдовичев

Санкт-Петербургский государственный
электротехнический университет
«ЛЭТИ» им. В.И. Ульянова (Ленина)

mcvdoc1@gmail.com

Д. В. Богданов

Санкт-Петербургский государственный
электротехнический университет
«ЛЭТИ» им. В.И. Ульянова (Ленина)

dvbogdanov@etu.ru

Аннотация. В статье предлагается подход с использованием нейронных сетей, в качестве помощника для оптимизации размещения базовых станций. Описывается, как нейронные сети могут повлиять на быстродействие работы системы для расстановки излучателей, учитывая особенности помещений и геометрический фактор.

Ключевые слова: геометрический фактор, нейронная сеть, карта радиопокрытия, ослабление сигнала, исчерпывающий поиск

I. ВВЕДЕНИЕ

С развитием технологий и радиотехники в современном мире определение точного местоположения становится неотъемлемой задачей в радиотехнических системах локального позиционирования объектов. В рамках этой статьи рассматривается задача оптимального расположения базовых станций снаружи здания, для обеспечения качественного радиопокрытия внутри здания и высокой точности локального позиционирования. Строение зданий и архитектура, а также, внутренние перегородки непосредственно влияют на ослабление сигнала и при расположении излучателей с учетом «теневых зон» внутри помещения, у нас ухудшается эллипс ошибок локального позиционирования [1]. В данной работе предлагается альтернативный метод решения проблемы с расположением базовых станций, с использованием нейронных сетей для помощи в подборе координат базовых станций. Это решение обусловлено тем, что сложность алгоритма у метода исчерпывающего поиска зависит от размеров карты, и время выполнения расчётов растёт по закону $O(S)^3$, где S , количество точек для расчета, определяемое площадью карты и выбором единичного элемента, чем меньше такой элемент, тем выше точность определения оптимальных координат, но больше время расчета. А нейронные сети в свою очередь дают выигрыш во времени, ускоряя процесс расстановки базовых станций.

II. ИСПОЛЪЗУЕМЫЙ МАТЕМАТИЧЕСКИЙ АППАРАТ

A. Оценивание геометрического фактора

Характеристикой влияния взаимного расположения трех базовых станций на точность определения местоположения является геометрический фактор. В рамках предложенного подхода геометрический фактор оценивается через стандартное отклонение эллипса ошибок, который формируется при оценке ошибки

позиционирования внутри здания. Эффективность системы локального позиционирования напрямую зависит от размера эллипса: чем меньше среднеквадратичное отклонение (СКО) эллипса ошибок, тем точнее определяется положение объекта внутри здания.

Для оценки качества локального позиционирования принимается за критерий оптимальности, что СКО эллипса ошибок должно быть строго меньше 1,5 метра в каждой точке внутри здания. И при определении конфигурации базовых станций основное внимание уделяется тому, чтобы СКО этого эллипса, рассчитываемого для внутреннего пространства здания в каждой точке на заданный единичный элемент, не превышало порог в 1,5 метра. На рис. 1 представлена карта распределения СКО эллипса ошибок внутри здания, позволяющая визуально оценить, ошибку позиционирования в каждой точке. Эта карта, представляет собой матрицу со значениями СКО, которое оценивается в метрах в каждой точке здания соответственно, а из сформированных матриц, для каждого случая с расстановкой трех базовых станций будет выбрана и использована в качестве данных для обучения нейронной сети, та которая удовлетворяет предложенному критерию с порогом в 1,5 метра. Рис. 2 отражает зависимость среднего значения максимального СКО от различных вариантов расположения базовых станций по удалённости от здания на разное расстояние d , устанавливаемое в метрах, с дискретом в 1 метр, что позволяет определить оптимальную конфигурацию, удовлетворяющую введённому ограничению по точности позиционирования внутри помещения.

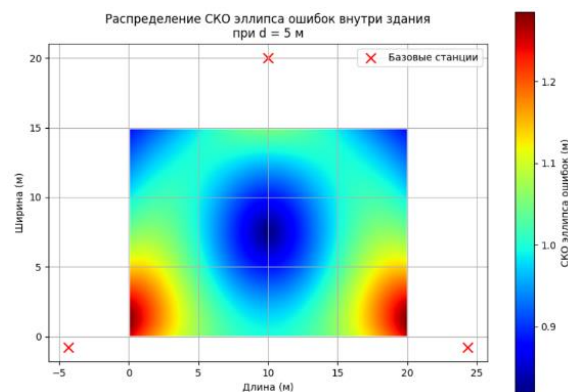


Рис. 1. Представление распределения СКО эллипса ошибок на примере прямоугольного здания 15 на 20 метров

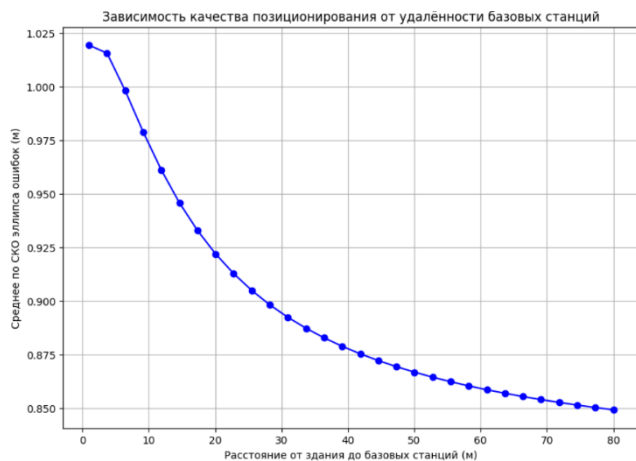


Рис. 2. Зависимость СКО эллипса ошибки от удаленности базовых станций от центра здания (в случае идеального геометрического фактора)

Как видно из графика, представленного на рис. 2, чем дальше размещаем базовые станции, тем меньше разброс в СКО эллипсов ошибки локального позиционирования. Однако, в рамках рассматриваемой задачи, помимо учета геометрического фактора и выдерживания заданной точности позиционирования, так же нужно учитывать ослабление сигнала, которое вносят стены и перегородки здания, вокруг которого расставлены базовые станции. При учете перегородок и геометрического фактора, очевидно, что задача будет решаться не при идеальной расстановке, а при учете суперпозиции, поскольку придется перемещать базовые станции, в случае большого обилия «теневых» областей или при плохом радиопокрытии. Таким образом, переходим к составлению модели для оценки распространения радиосигнала в пространстве с учетом ослабления, вносимого стенами и перекрытиями, чтобы модель имела больше априорных данных для принятия решения о расстановке базовых станций [2].

В. Модель оценивания ослабления сигнала

Чтобы комплексно охватить задачу, следующим шагом является разработка модели оценки ослабления сигнала при его прохождении через препятствия. В классическую модель распространения радиосигнала в свободном пространстве, также добавляется влияние материалов стен, учитывая их погонное ослабление, которое они прибавляют к традиционной модели распространения радиосигнала в пространстве. Обозначим ослабление радиосигнала при распространении в пространстве за $L(f, d_1, d_2, \dots, d_n, l_1, l_2, \dots, l_n)$, где f это частота несущей сигнала, d расстояние от объекта до точки, а l это ослабление, которое вносят стены и перегородки, через которые проходит радиосигнал. Общая формула имеет вид:

$$L = 32,4 + 20 \log(f) + 20 \log(d) + l_1 \cdot d_1 + \dots + l_n \cdot d_n$$

Программная реализация этой модели позволяет визуализировать карту ослабления, в которой рассматривается суперпозиция, от трёх излучателей в каждой точке выбирается наибольшее значение ослабления, это гарантирует, что выбранное значение обеспечивает требуемый уровень ослабления по 80 % области внутри здания.

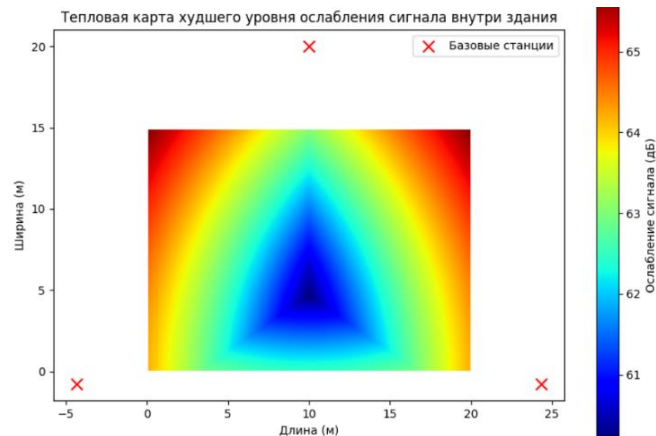


Рис. 3. Представление распределения СКО эллипса ошибок на примере прямоугольного здания 15 на 20 метров

Критерием оптимального уровня ослабления принимается уровень сигнала, не превышающий заданного значения в 80 % площади помещения. Так как требования к уровню ослабления зависят от типа сигнала (например, 40 дБ или 80 дБ). Для того, чтобы нейронная сеть помогала оператору в расстановке базовых станций и находила лучшее местоположения для трех базовых станций, ограничимся тем, чтобы 80 % карты ослабления имело уровень не ниже, чем 80 дБ, при выборе расположения из всех возможных комбинаций перестановок базовых станций [3].

III. СИНТЕЗ АЛГОРИТМОВ ОЦЕНИВАНИЯ

Ключевым в предложенном подходе является использование нейронных сетей, так как сложность алгоритма исчерпывающего поиска, или же полного перебора, растет по закону $O(S)^3$, а принятие решения нейронной сети значительно быстрее, в том числе на больших размерах карты. В рамках подхода нейронная сеть рассматривается в качестве вспомогательного инструмента, который несет исключительно консультационный характер.

А. Многофакторная оценка геометрического фактора и ослабления сигнала

По имеющимся моделям и алгоритмам, можно подготовить набор синтетических данных для обучения нейронной сети. К примеру, 50 000 различных зданий с разной внутренней структурой. После чего, руководствуясь описанными выше критериями, при помощи алгоритма исчерпывающего поиска конфигурации расположения базовых станций, удовлетворяющей критериям, обучить на этих данных нейронную сеть и провести оценку точности предсказания координат базовых станций. Предлагаемый метод позволит учитывать как геометрический фактор, так и ослабление сигнала, за счет накопления опыта нейронной сетью.

В. Моделирование производительности многофакторной оценки

Для того, чтобы убедиться в том, что метод имеет преимущество, проведем моделирование. Возьмем здание известной нам формы и попробуем просчитать для него оптимальное расположение базовых станций по заданным критериям. Далее сравним результаты для исчерпывающего поиска и нейронной сети. В ходе

проведенного моделирования и измерения скорости работы алгоритма исчерпывающего поиска, время его работы составило 6,12 секунд. После чего запустили нейронную сеть, чтобы оценить время ее работы. Вычисления проводились на видеокарте *NVIDIA Tesla P100* [4]. На рис. 4 представлено время работы нейронной сети, время её выполнения составляет порядка 0,12 секунд. Так же на рис. 4 представлены координаты, которые определил алгоритм исчерпывающего поиска и нейронная сеть, результат по определению координат оказался достаточно схожим для двух методов. А исходя из сложности алгоритма исчерпывающего поиска, при увеличении площади карты в 2 раза, время должно вырасти с 6 секунд до 48 секунд. В случае нейронной сети, скорость работы алгоритма вырастет не настолько значительно. Так же из представленных результатов видно, что ошибка в определении координат составляет 0,7 метра, эту ошибку можно минимизировать, усложнив архитектуру нейронной сети.

```

Средняя MSE на тестовом наборе: 0.6897
1/1 ————— 0s 83ms/step
Время нейросетевого прогнозирования (на тестовом наборе): 0.12268162 сек
RMSE по координатам (нейросеть vs полный перебор): 0.83 м
1/1 ————— 0s 134ms/step
Полный перебор:
Оптимальные базовые станции (координаты):
[[ 8.15660311 17.95442326]
 [-2.59807621  0.22649731]
 [21.23628527 -1.92836283]]
Нейросетевое предсказание:
Предсказанные базовые станции (координаты):
[[ 9.55343   19.270658 ]
 [-2.6491215  0.28742662]
 [21.457903  -0.14882702]]

```

Рис. 4. Моделирование работы нейронной сети для оценки времени ее выполнения

IV. ЗАКЛЮЧЕНИЕ

Предложенный метод отличается от классических методов, основанных на алгоритмах перебора [5], почти не уступает по точности и является более быстрым.

Данное преимущество обусловлено уменьшением объема вычислений за счет предопределенного набора операций при принятии решения о расположении базовых станций. Предполагается проведение дальнейших работ, которые будут посвящены обучению нейронной сети на синтетических данных, а также сравнению эффективности оценивания традиционного метода и нейронной сети и сравнение с ошибкой человека по допустимому проценту ошибок работы диспетчера.

СПИСОК ЛИТЕРАТУРЫ

- [1] Богданов Д.В., Гайворонский Д.В. Современное состояние и перспективы модернизации пользовательского радиointерфейса систем позиционирования в закрытых пространствах // Известия СПбГЭТУ ЛЭТИ. 2014. №. 8. С. 3-6.
- [2] Богданов Д.В. и др. Выбор и анализ структуры пользовательского радиointерфейса локальной системы позиционирования // Известия высших учебных заведений России. Радиоэлектроника. 2017. №. 1. С. 49-55.
- [3] Гришин Ю.П. и др. Радиотехнические системы /Под ред. Ю.М. Казаринова. М.: Высш. шк. 1990.
- [4] Лутц М. Программирование на Python, I том // СПб.: Символ-плюс. 2015. Т. 992.
- [5] Андреева О.М., Маругин А.С., Пыко С.А. Статистическая теория радиотехнических систем: учеб. пособие в 3 ч. Ч. 1 / под общ. ред. проф. В.П. Ипатова и проф. Ю.Д. Ульяницкого. СПб.: Изд-во СПбГЭТУ «ЛЭТИ», 2015. 146 с.