

Разработка методов классификации объектов на базе маршрутизаторов Wi-Fi

М. А. Лопатин¹, С. А. Федоров², С. В. Завьялов³

Санкт-Петербургский политехнический университет Петра Великого
¹maksim.lopatin.spb@mail.ru, ²stanislav.fyodorov@ya.ru, ³zavyalov_sv@spbstu.ru

Аннотация. Currently, there is increasing interest in the problems of classifying objects using signals from widespread Wi-Fi networks. This article develops methods for classifying various objects based on standard Wi-Fi routers. We consider hardware and software issues of building a prototype for conduct an experiment, the specifics of training neural networks, and related difficulties that may arise during training and classification. The results of experimental studies with estimation of classification accuracy are presented.

Ключевые слова: Wi-Fi; CSI; classification; neural network

I. ВВЕДЕНИЕ

В настоящее время растет интерес к классификации объектов с помощью Wi-Fi, ведь устройства Wi-Fi есть почти в каждом доме и общественном месте; они доступны (относительно дорогого оборудования для мониторинга и наблюдения) и не нарушают приватность человека. Для классификации с помощью Wi-Fi часто используются обычные маршрутизаторы [3]. Можно привести множество примеров возможного использования Wi-Fi классификаторов на основе роутеров: сбор статистики и мониторинг опасных ситуаций в местах общественного пользования и массового скопления людей (метро, кафе и т.д.); как дополнение к охранной системе, которое почти не потребует вложений; в системах умного дома, и т. д. [1]. В этом докладе рассматривается специфика позиционирования маршрутизаторов и объектов исследования при снятии обучающих и тестовых выборок и выбор расстояния между маршрутизаторами.

В основе принципа классификации лежит анализ искажений Wi-Fi сигнала, вносимых физическим объектом, помещенным в канал Wi-Fi. Сбор данных о сигнале, позволяющих проводить классификацию, становится возможен благодаря CSI (Информация о состоянии канала – Channel state information). CSI – это матрица, описывающая амплитуды и фазы поднесущих OFDM-сигнала для каждой пары антенн роутеров (в существующем прототипе таких пар 4) [2].

Значения амплитуд и фаз поднесущих будут индивидуальны для различных физических объектов из-за эффектов отражения и интерференции при прохождении сигнала через различные предметы. Т. к. зависимости характеристик сигнала Wi-Fi от внешних условий сложны для анализа, то для классификации используются

нейронные сети, которые помогают справиться с анализом этих зависимостей [4].

II. МЕТОДИКА ПРОВЕДЕНИЯ ЭКСПЕРИМЕНТА

Для классификации используются два одинаковых роутера TP-LINK модели TL-WR842ND со специальной установленной прошивкой Atheros CSI Tool [5]. Основой этого ПО является операционная система OpenWrt с модифицированным драйвером сетевой карты, позволяющим отправлять и принимать пакеты с CSI, а также получать к ним доступ с помощью встроенных функций.

Обучение нейронных сетей, их тестирование и анализ полученных результатов производится в среде Matlab.

Для проведения эксперимента необходимо создать локальную сеть между двумя маршрутизаторами и компьютером, на котором будет происходить обработка полученных пакетов с CSI. Один из роутеров, например, может выступить в качестве точки доступа, к которой могут подключиться компьютер и второй маршрутизатор в режиме клиента. Это нужно для доступа к маршрутизаторам из командной строки и автоматизации процесса отправки и сбора пакетов.

Маршрутизаторы размещаются друг напротив друга на некотором фиксированном расстоянии, например, 50 сантиметров (рис. 1). Физический объект исследования в самом простом случае ставится посередине между роутерами. Далее происходит отправка пакетов с CSI с помощью встроенных функций с одного маршрутизатора на второй, а затем полученный файл скачивается на компьютер. Данная операция повторяется несколько раз для нужного количества объектов.

В Matlab запускается скрипт, который либо обучает нейронные сети, используя CSI-данные, либо тестирует уже обученные нейронные сети на этих данных. На основе используемых в исследовании маршрутизаторов был построен прототип, в котором с помощью скриптов процесс сбора пакетов CSI и последующей классификации объектов в канале Wi-Fi был полностью автоматизирован и происходил в реальном времени.



Рис. 1. Внешний вид установки, расстояние между роутерами 50 см

III. ОПИСАНИЕ ИСПОЛЪЗУЕМЫХ НЕЙРОННЫХ СЕТЕЙ И ВХОДНЫХ ДАННЫХ ДЛЯ НИХ

В каждом пакете передается 4 CSI-матрицы (h_{11} , h_{12} , h_{21} , h_{22}) для каждой пары антенн (рис. 2). На практике каждая такая матрица описывает путь прохождения сигнала. CSI-матрица состоит из 56 значений поднесущих принятого сигнала, в которых в виде комплексного числа записаны амплитуда и фаза поднесущей. В данной работе исследования проводились с использованием только амплитуд поднесущих сигнала (рис.3). Эти значения амплитуд поднесущих сигнала и подаются на вход нейронной сети.

Для классификации используется нейронная сеть прямого распространения с методом обратного распространения ошибки [6]. На вход подаются CSI-значения амплитуд поднесущих сигнала, на выходе выдается решение в виде наибольшего числа в одном из выходных нейронов. Такая сеть более наглядна, проста в устройстве, быстро и гибко обучается и способна выдавать достаточно высокую точность классификации. Для анализа могут использоваться различные комбинации описанных выше нейросетей с разным количеством скрытых слоев, но тип и устройство любых нейронных сетей в данной работе остается неизменным. Количество выходов нейронных сетей соответствует количеству классифицируемых объектов.

В данном исследовании используются 2 схемы построения нейросетей: «каскадная» сеть и «общая». Каскадная сеть представляет собой четыре отдельных нейронных сети, по одной на каждую пару антенн. На вход каждой сети подаются 56 значений амплитуд поднесущих. Затем соответствующие вещественные значения всех четырех выходных слоев складываются, и из этих значений в качестве ответа выбирается максимальное.

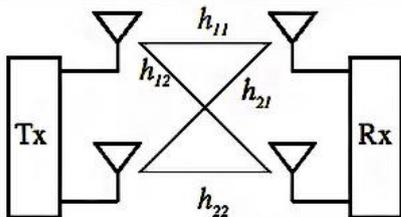


Рис. 2. Принципиальная схема передачи пакетов с CSI

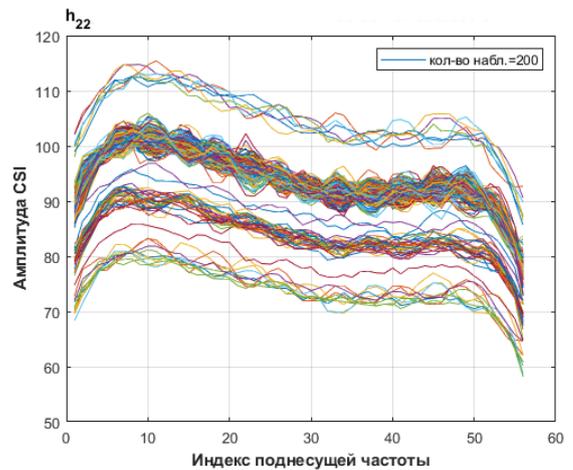


Рис. 3. График амплитудного распределения поднесущих. Каждая линия – это один пакет для пары антенн h_{22} . Объектом исследования выступает бутылка воды объемом 0.5 л

Такой подход позволяет уменьшить ошибки классификации, вызванные зависимостями между значениями амплитуд для разных пар антенн, что приводит к увеличению стабильности, так как значения пакетов CSI могут сильно меняться в зависимости от физической обстановки. Однако при таком подходе падает чувствительность нейронной сети, что негативно сказывается с повышением расстояния между роутерами при классификации (например, до 150 см).

Под общей сетью понимается единственная нейронная сеть на 220 входов (4 по 56), на которые подаются значения амплитуд поднесущих для всех четырех пар антенн в неизменном порядке. На выходе ответом является нейрон с максимальным значением. Этот подход противоположен предыдущему в том смысле, что общая сеть имеет более высокую чувствительность, но меньшую стабильность за счет пересечения входных данных в виде амплитуд для разных пар антенн внутри нейронной сети. Она, наоборот, хуже работает на небольших расстояниях (50 см) и лучше на более высоких расстояниях (100–150 см).

Необходимо учитывать количество скрытых слоев нейронной сети. Для каскадной сети оптимальное число слоев – от 1 до 3, причем если такая сеть имеет всего 1 скрытый слой, то ее точность классификации будет ниже, чем у такой же сети, но с большим числом слоев, однако эта сеть будет стабильнее (чаще) выдавать хорошую точность классификации. При количестве слоев большем, чем 3, каскадная сеть начинает довольно часто ошибаться, точность классификации в среднем заметно уменьшается за счет снижения стабильности. Для общей сети количество скрытых слоев никак не коррелирует с точностью классификации.

IV. ИССЛЕДОВАНИЕ ВЛИЯНИЯ ПОЗИЦИОНИРОВАНИЯ РОУТЕРОВ НА ТОЧНОСТЬ КЛАССИФИКАЦИИ

Во время обучения и классификации большую роль играет наклон антенн маршрутизаторов. Подразумевается именно наклон (разведение в стороны) согнутых антенн, а

не их степень разгибания, которая, к слову, также оказывает сильное влияние на классификацию, но вручную ее легко контролировать, в отличие от угла наклона антенн. При обучении нейронных сетей важно то, каким образом будет собрана выборка: будет ли поддерживаться положение антенн роутеров и их самих неизменным, или же на протяжении процесса снятия обучающей выборки положение роутеров и наклон их антенн будут меняться. Дистанция между роутерами всегда фиксируется.

В случае постоянства положения антенн и роутеров можно снимать меньше выборок. Однако в дальнейшем при классификации с помощью нейронных сетей, обученных на данных выборках, понадобится установить маршрутизаторы строго в то же положение с тем же наклоном антенн, при котором происходило обучение, а также на ту же выбранную дистанцию. При таком подходе достаточно лишь небольшого изменения угла наклона антенн (5 градусов уже будет достаточно), чтобы точность классификации начала заметно падать (на 10–15 %), причем, чем сильнее меняется угол наклона антенн, тем больше падает точность классификации. Определенный угол наклона антенн маршрутизаторов вручную («на глаз») выставить трудно, а поставить роутеры ровно довольно легко, как и легко контролировать расстояние между ними, поддерживая его равным выбранному значению. Отсюда вытекает, что главную «опасность» при таком подходе представляет именно угол наклона антенн.

Более предпочтителен второй вариант, при котором наклон антенн (и, может быть, положение роутеров) меняется в процессе сбора обучающих выборок, что нивелирует опасность влияния на точность классификации со стороны параметра угла наклона антенн маршрутизаторов. В таком случае требуется собрать больше обучающих выборок. При распознавании с точки зрения точности классификации этот подход показывает себя не хуже, а зачастую и лучше, первого, а с точки зрения удобства сильно превосходит первый. Главным его преимуществом является то, что он не требует сохранения точного положения антенн и позволяет менять его в некотором диапазоне (в том, в котором собраны обучающие выборки) без потери точности классификации, что облегчает размещение маршрутизаторов. С увеличением фиксированной дистанции между роутерами, на которой проводится эксперимент, актуальность второго варианта повышается.

При постановке условий работы Wi-Fi классификатора на основе роутеров необходимо выбрать и строго зафиксировать расстояние между роутерами, сохраняя его постоянным как при обучении, так и во время классификации. Во время проведения исследования использовались следующие расстояния 50 см, 100 см и 150 см. Также нужно заранее решить, сколько объектов будут классифицироваться с помощью роутеров. На протяжении времени работы над данным исследованием в качестве объектов выступали воздух (то есть отсутствие объекта) и бутылка с водой объемом 0.5 л; объектов может быть и больше, основным критерием выбора объекта

является факт создания им искажений в канале Wi-Fi (например, вода, металл).

В итоге удалось получить высокую точность классификации: 95-100% верных ответов как общей, так и каскадной нейронной сети при расстоянии между маршрутизаторами в 50см. В качестве объектов исследования выступали воздух и бутылка с водой объемом 0.5 л (рис. 4–5). При увеличении расстояния точность падала (у общей сети сильнее), но объекты по-прежнему удавалось классифицировать. При расстоянии в 100 см точность классификации снижалась до 90 % и переставала быть стабильной.

На самом деле, одной из главных проблем, связанных с большим расстоянием между роутерами, является высокая вероятность того, что при повторном размещении роутеров на этом расстоянии и сборе тестовых выборок обученные нейронные сети могут не сработать правильно. На расстоянии 50 см такой проблемы не наблюдается.

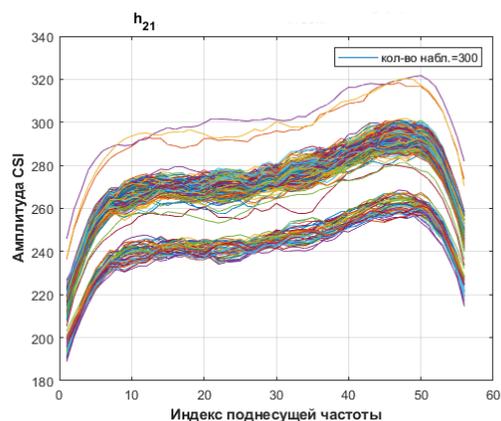


Рис. 4. Амплитуды поднесущих сигнала для пары антенн h_{21} , объект – воздух

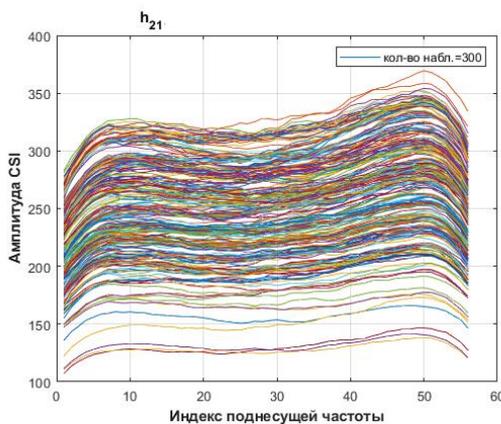


Рис. 5. Амплитуды поднесущих сигнала для пары антенн h_{21} , объект – бутылка с водой

Возможно, с увеличением расстояния между роутерами увеличивается влияние посторонних помех, так как путь прохождения сигнала становится больше, и из-за этого труднее воспроизвести ту физическую и радио обстановку,

которая была при сборе обучающих выборок [2]. Однако если снять обучающие выборки, затем обучить нейронные сети и, не двигая роутеры с места, сразу же протестировать их работу, то результаты точности классификации при больших расстояниях (100 см и более) между роутерами будут довольно высокими, но все же ниже, чем при небольшом расстоянии.

V. ПОЗИЦИОНИРОВАНИЕ ОБЪЕКТА ПРИ КЛАССИФИКАЦИИ

По умолчанию объект исследования каждый раз размещается в центре пространства между роутерами. Однако, несмотря на то, что при обучении объект всегда находился в центре, при классификации допускается его смещение относительно центра без потери точности на некоторое расстояние. Если конкретизировать, то объект не должен вылезать за боковые границы, образуемые парами антенн h_{11} и h_{22} , и не должен находиться ближе, чем на 10 см к R_x или T_x (это было проверено экспериментально для значения расстояния между маршрутизаторами 50 см).

Стоит отметить, что нейронные сети не справляются с классификацией, если рядом с классифицируемым объектом (в пределах боковых границ, образуемых парами антенн h_{11} и h_{22} или сразу за ними) находится предмет, который может исказить Wi-Fi сигнал (например, металл). По этой же причине при различии начальной физической обстановки и физической обстановки, при которой происходит классификация, точность классификации значительно падает (или нейронные сети совсем не справляются с задачей классификации), если обучить сети на выборках, снятых в одном месте, а использовать на выборках, снятых уже в другом месте (например, в другой комнате).

VI. ВЫВОД

В задаче классификации объектов с помощью Wi-Fi с использованием нейронных сетей прямого распространения существенное значение имеет способ размещения маршрутизаторов и специфика снятия обучающих выборок. Путем изменения позиционирования роутеров во время снятия таких выборок можно добиться устойчивой высокой точности классификации при повторном размещении роутеров.

Основной интерес для дальнейшего исследования представляют более высокие расстояния между маршрутизаторами при классификации, а также классификация предметов, размещенных за пределами боковых границ, образуемых парами антенн h_{11} и h_{22} , что позволит существенно расширить пространство, в котором возможна классификация. Кроме того, планируется исследовать возможность классификации положения объекта.

СПИСОК ЛИТЕРАТУРЫ

- [1] P. Wang, B. Guo, T. Xin, Z. Wang and Z. Yu, "TinySense: Multi-user respiration detection using Wi-Fi CSI signals," *2017 IEEE 19th International Conference on e-Health Networking, Applications and Services (Healthcom)*, Dalian, 2017, pp. 1-6.
- [2] K. Wu, J. Xiao, Y. Yi, D. Chen, X. Luo and L. M. Ni, "CSI-Based Indoor Localization," in *IEEE Transactions on Parallel and Distributed Systems*, vol. 24, no. 7, pp. 1300-1309, July 2013.
- [3] C. Xu, Z. Jia, P. Chen and B. Wang, "CSI-based autoencoder classification for Wi-Fi indoor localization," *2016 Chinese Control and Decision Conference (CCDC)*, Yinchuan, 2016, pp. 6523-6528.
- [4] H. Chen, Y. Zhang, W. Li, X. Tao and P. Zhang, "ConFi: Convolutional Neural Networks Based Indoor Wi-Fi Localization Using Channel State Information," in *IEEE Access*, vol. 5, pp. 18066-18074, 2017.
- [5] Mo Li, Yaxiong Xie, Atheros CSI Tool // WANDS.SG: Nanyang Technological University. URL: <https://wands.sg/research/wifi/AtherosCSI/index.html> (дата обращения: 10.02.2020)
- [6] Синица А. Нейронная сеть прямого распространения в CNTK, 09.03.2017 URL: <https://digiratory.ru/484> (дата обращения: 19.02.2020)