Мохамед Али Рефаее Абделлах. Прогнозирование характеристик трафика для сетей 5G на основе технологий искусственного интеллекта;[Место защиты: ФГБОУ ВО «Санкт-Петербургский государственный университет телекоммуникаций им. проф. М.А. Бонч-Бруевича»], 2021

МИНИСТЕРСТВО ЦИФРОВОГО РАЗВИТИЯ,

СВЯЗИ И МАССОВЫХ КОММУНИКАЦИЙ РОССИЙСКОЙ ФЕДЕРАЦИИ

Федеральное государственное бюджетное образовательное учреждение

высшего образования

«Санкт-Петербургский государственный университет телекоммуникаций

им. проф. М.А. Бонч-Бруевича»

На правах рукописи

Мохамед Али Рефаее Абделлах

ПРОГНОЗИРОВАНИЕ ХАРАКТЕРИСТИК ТРАФИКА ДЛЯ СЕТЕЙ 5G НА

ОСНОВЕ ТЕХНОЛОГИЙ ИСКУССТВЕННОГО ИНТЕЛЛЕКТА

2.2.15. Системы, сети и устройства телекоммуникаций

Диссертация на соискание ученой степени

кандидата технических наук

Научный руководитель

доктор технических наук, профессор

Кучерявый Андрей Евгеньевич

Санкт Петербург - 2022

ОГЛАВЛЕНИЕ

ВВЕДЕНИЕ 5

ГЛАВА 1. АНАЛИЗ ИСПОЛЬЗОВАНИЯ ТЕХНОЛОГИЙ ИСКУССТВЕННОГО ИНТЕЛЛЕКТА В СЕТЯХ 5G 12

1.1. Анализ развития сетей мобильной связи 12

1.2. Сети связи пятого поколения 16

1.3. Перспективы использования технологий искусственного интеллекта в

сетях 5G 18

1.4. Машинное обучение 20

1.5. Искусственные нейронные сети (ANNs) 27

1.6. Глубокое обучение 29

1.7. Выводы 31

ГЛАВА 2. ПРИМЕНЕНИЕ МАШИННОГО ОБУЧЕНИЯ С ИСПОЛЬЗОВАНИЕМ РОБАСТНЫХ M-ОЦЕНОК ДЛЯ СЕТЕЙ VANET 32

2.1. Введение 32

2.2. Задачи, решаемые в главе 34

2.3. Автомобильные сети 38

2.4. Моделирование окружающей сети VANET 41

2.5. Обучение искусственной нейронной сети 43

2.6. М-оценки 52

2.7. Робастный алгоритм обучения с обратным распространением 56

2.8. Приложения в сетях VANET и результаты моделирования 58

2.9. Выводы 70

ГЛАВА 3. ПРОГНОЗИРОВАНИЕ ПОТЕРЬ И ЗАДЕРЖКИ В СЕТЯХ СВЯЗИ ПЯТОГО И ПОСЛЕДУЮЩИХ ПОКОЛЕНИЙ НА ОСНОВЕ МАШИННОГО ОБУЧЕНИЯ 72

3.1. Введение 72

3.2. Машинное обучение для прогнозирования временных рядов 79

3.2.1. Нейронная сеть NARX 81

3.2.2. Прогнозирование на к-шагов вперед 83

3.3. Формулировка задачи и модель системы 85

3.3.1. Модель системы IoT 86

3.3.2. Обучение искусственной нейронной сети 88

3.3.3. Алгоритмы обучения искусственных нейронных сетей 91

3.3.4. Оценка эффективности прогнозирования 95

3.4. Результаты моделирования 96

3.4.1. Прогнозирование потерь пакетов для Интернета Вещей и Тактильного

Интернета на основе рекуррентной нейронной сети NARX использованием прогнозирования на несколько шагов вперед 96

3.4.2. Прогнозирование задержки для Интернета Вещей и Тактильного

Интернета на основе рекуррентной нейронной сети NARX использованием прогнозирования на один шаг и на несколько шагов вперед 99

3.5. Выводы 102

ГЛАВА 4. ПРОГНОЗИРОВАНИЕ ПРОПУСКНОЙ СПОСОБНОСТИ В СЕТЯХ СВЯЗИ ПЯТОГО И ПОСЛЕДУЮЩИХ ПОКОЛЕНИЙ НА ОСНОВЕ ГЛУБОКОГО ОБУЧЕНИЯ 103

4.1. Введение 103

4.2. Глубокое обучение на основе LSTM сети 106

4.3. Обучение L STM 113

4.3.1. Оценка производительности 115

4.4. Приложения и результаты моделирования 116

4.4.1. Глубокое обучение на базе LSTM для прогнозирования трафика

IoT 116

4.4.2. Глубокое обучение на базе LSTM для прогнозирования трафика VANET. 120

4.5. Выводы 127

ЗАКЛЮЧЕНИЕ 129

СПИСОК ЛИТЕРАТУРЫ 132

ПРИЛОЖЕНИЕ 144

**ЗАКЛЮЧЕНИЕ**

1. Анализ развития сетей мобильной связи и особенностей создания сетей связи пятого и последующих поколений показывает, что с переходом к сверхплотным сетям и сетям с ультра малыми задержками не только существенно возрастает сложность задач распределения ресурсов в сети, но и изменяются объемы данных, которые следует собирать и обрабатывать для прогнозирования трафика, что лежит в основе эффективного распределения ресурсов в сетях. При этом использование технологий искусственного интеллекта для прогнозирования характеристик трафика является не только рациональным, но и необходимым.
2. Проанализированы возможности машинного обучения и глубокого обучения для решения задач прогнозирования трафика, методы обучения с учителем, без учителя, с подкреплением, нейронные сети прямого распространения, рекуррентные нейронные сети обратного распространения и определен круг задач прогнозирования характеристик трафика, в которых возможно эффективное применение машинного и глубокого обучения в сетях связи пятого и последующих поколений. К этим задачам отнесены прогнозирование потерь пакетов в сети VANET, потерь пакетов в сетях связи 5G для Интернета Вещей и Тактильного Интернета, задержки в сетях связи 5G для Интернета Вещей и Тактильного Интернета и пропускной способности в сетях связи 5G для Интернета Вещей.
3. В таких сетях связи как автомобильные сети вследствие высоких скоростей перемещения узлов сети в сложных условиях городской застройки, а также в сетях Интернета Вещей вследствие возможности высокоплотного и сверх плотного размещения узлов собранные для прогноза данные могут содержать как данные гауссовского шума, так и случайные выбросы. В связи с этим необходимо в задачах прогнозирования характеристик трафика исследовать возможность и

эффективность использования робастных оценок максимального правдоподобия - М-оценок.

1. Предложено использовать набор робастных статистических оценок, называемых M-оценками, в качестве робастной функции потерь для замены традиционной функции потерь с целью улучшения процесса обучения и создания робастной модели машинного обучения, когда обучающие данные являются как чистыми, так и содержат гауссовский шум и выбросы.
2. Предложена многослойная нейронная сеть прямого распространения (MFNN) с M-оценками в качестве функции потерь для замены традиционной функции потерь MSE в случае чистых данных. Используется архитектура MFNN, состоящая из трехуровневой топологии прямого распространения со скрытым слоем, содержащим 20 скрытых нейронов. Предложенный метод использован в двух приложениях сети VANET:
* Оценка энергии для VANET на основе робастного обучения нейронной сети.
* Оценка потерь пакетов для VANET на основе робастного обучения нейронной сети.
1. Разработан метод прогнозирования потерь пакетов в сетях VANET на основе глубокого обучения и многослойной нейронной сети в условиях, когда данные искажены гауссовским шумом и случайными выбросами при использовании робастной справедливой оценки и робастной оценки Коши, который позволяет уменьшить среднеквадратичную ошибку более, чем в пять раз, а абсолютную ошибку примерно в 2 раза по сравнению с использованием метода наименьших квадратов.
2. Разработан метод прогнозирования потерь пакетов с использованием подхода многошагового прогнозирования (MSP) на основе временных рядов с использованием рекуррентной нелинейной авторегрессионной нейронной сети с внешними входами NARX-RNN.
3. Разработан метод прогнозирования задержки в сетях Интернета вещей и Тактильного Интернета с использованием прогнозирования на один и несколько шагов вперед на основе использования NARX-RNN. Точность прогноза оценивалась с использованием трех алгоритмов обучения нейронной сети: Trainlm, Traincgf, Trainrp и значений среднеквадратичной ошибки (RMSE) и абсолютной ошибки (MAPE).
4. Разработанный метод прогнозирования задержки и потерь в сетях Интернета вещей и Тактильного Интернета на основе нелинейной рекуррентной авторегрессионной нейронной сети NARX дает наилучшие результаты при его обучении алгоритмом Левенберга-Марквардта, превосходя при этом алгоритм обучения Флетчера-Ривса и устойчивый алгоритм обучения по значениям срднеквадратичной ошибки и абсолютной ошибки на порядок и более как при прогнозировании на один шаг, так и при прогнозировании на несколько шагов.
5. Разработан метод прогнозирования пропускной способности сетей 5G/6G для трафика Интернета Вещей на основе алгоритма долговременной краткосрочной памяти (LSTM), который обеспечивает результаты прогноза с приемлемой для практики точностью при 500 скрытых нейронах.
6. Разработан метод прогнозирования пропускной способности для сети VANET на основе глубокого обучения с применением долговременной краткосрочной памяти LSTM. Характеристик прогнозирования были исследованы в зависимости от числа отправленных пакетов: 4 пакета/с, 6 пакетов/с, 8 пакетов/с, 10 пакетов/с, 12 пакетов/с и 14 пакетов/с. Было установлено, что при использовании 4 пакетов/с точность прогнозирования наилучшая среди всех рассмотренных вариантов, а модель, прогнозируемая с использованием 14 пакетов/с, имеет самую низкую точность прогнозирования. Точность прогнозирования оценивалась по значениям RMSE и MAPE.