

СЕТЬ ИНТЕРНЕТА ВЕЩЕЙ ДЛЯ ИТ-ДИАГНОСТИКИ ПАЦИЕНТОВ ПО ДАННЫМ «УМНЫХ ЧАСОВ»

¹Учреждение образования «Белорусский государственный университет информатики и радиоэлектроники», г. Минск, Республика Беларусь, доктор технических наук, профессор

²Учреждение образования «Белорусский государственный университет информатики и радиоэлектроники», г. Минск, Республика Беларусь, магистрант

В докладе разрабатывается и оценивается использование сверточных нейронных сетей (CNN) с длинным и коротким циклами для ИТ-диагностики. CNN использует различные наборы данных глубокого обучения и библиотеки для проектирования, обучения и тестирования. Скомпилированная модель показывает высокую среднюю точность – 91,23 %. Эта система опирается на данные умных часов (smart watch), оценивает и анализирует физическое состояние пациента с помощью алгоритмов (пульс, давление, температура и т. д.), а затем выводит информацию о состоянии здоровья пациента на смартфон. Каждый слой сети Интернета вещей (ИВ) диагностики имеет стандартную интерфейс. Сетевую архитектуру можно разделить на терминальный уровень, пограничный шлюз, уровни доступа к восприятию, обратной связи по сети, платформы и приложений [1, 2].

Терминальный уровень сети ИВ – медицинские терминалы такие как умные браслеты, часы для пациентов и т.д. Эти терминалы могут быть развернуты в различных сетевых средах, включая внутренние и наружные, стационарные и мобильные, с различными типами и различными протоколами, такими как Wi-Fi, RFID, ZigBee, Bluetooth и т.д., и может быть гибко подключен к сети Интернета вещей. Пограничный шлюз и уровень сенсорного доступа являются "нервными окончаниями" медицинской сети Интернета вещей. Он обеспечивает беспроводной доступ к базовым станциям "все в одном". Сетевой уровень используется для обеспечения эффективной, надежной и безопасной передачи данных. Уровень платформы реализует три функции: управление сетью, безопасностью и IoT. Прикладной уровень является "мозгом" всей медицинской сети ИВ, состоящей из различных приложений.

Предлагаемая система направлена на классификацию и анализ собранных данных, чтобы у пациента физическая активность обрабатывалась в режиме реального времени (пять этапов). Первым этапом является загрузка набора данных, при этом функция `to_categorical` кодирует вывод в однократную закодированную форму. Второй этап – использование классификатора `keras` для оптимизации нейронной модели, а затем просмотр результатов оптимизации и наилучшей

Инфокоммуникации и информационные технологии

комбинации параметров. Третий этап – использование `evaluate_model` для обработки входящих обучающих данных и возврата обучающих данных модели, проверки точности обученной модели. При этом происходит разделение обработанного набора данных на обучающий набор и тестовый набор и использовании двумерного тензора для построения модели. Четвертый этап – построение моделей LSTM и CNN. Функции построения LSTM и CNN в Керас. проводится многократное обучение до тех пор, пока не будут достигнуты наилучшие результаты (изменение эпохи, скорости обучения). Пятый этап заключается в записи процесса тестирования, чтобы визуально увидеть процесс обучения. Проект реализован на язык Python.

Используется Kaggle – онлайн-сообщество практиков. Kaggle позволяет пользователям находить и публиковать наборы данных, исследовать и строить модели в веб-среде data science, сотрудничать с другими специалистами по обработке данных и инженерами машинного обучения, а также участвовать в конкурсах для решения задач в области data science. Записную книжку в kaggle можно отлаживать онлайн, не занимая локальную память, и она работает быстро и может эффективно выполнять всю работу.

СПИСОК ИСПОЛЬЗОВАННЫХ ИСТОЧНИКОВ

1. Hamidreza, B., Maryam M., Masoud R.A.. Deep learning applications for IoT in health care: A systematic review. Informatics in Medicine Unlocked, 2021.
2. Yang, B. H., Rhee S., Asada H. H. A twenty-four hour tele-nursing system using a ring sensor. IEEE International Conference on Robotics and Automation, 2008, 1: 387–392.