

Заключение. В результате работы разработаны рекомендации по применению нечеткой нейронной сети для распознавания биологических объектов по цифровым изображениям.

1. Мироненко, В.М. Использование нейронных сетей для идентификации ооцист эймерий крупного рогатого скота/ В.М. Мироненко, Е.А. Корчевская // Веснік Віцебскага дзяржаўнага ўніверсітэта. – 2014. – №2(80), С. 54-59.

2. Паразитозы животных в Национальном парке «Припятский» и меры борьбы с ними с использованием IT-технологий: монография / Е.А. Корчевская [и др.]. - Витебск: ВГУ имени П.М. Машерова, 2014. – 42с.

СВЕРТОЧНЫЕ И РЕКУРРЕНТНЫЕ НЕЙРОННЫЕ СЕТИ ДЛЯ КЛАССИФИКАЦИЙ ИНСТРУКЦИЙ ВЕБ-ДРАЙВЕРА

*А.В. Кухарев, В.А. Евневич
Витебск, ВГУ имени П.М. Машерова*

Задача обработки текстов на естественном языке возникает во многих практических приложениях: автоматический перевод, фильтрация спама, классификация новостей, анализ тональности, вопросно-ответные и поисковые системы, а также в процессе взаимодействия пользователей с компьютером на уровне пользовательского интерфейса. Например, к этому относится обработка запросов пользователей мобильных устройств [1].

Selenium – это инструмент для тестирования веб-приложений. Одним из его компонентов является веб-драйвер, который позволяет выполнять операции над веб-приложением, имитируя действия пользователя. Для выполнения команд необходимо вызывать функции библиотеки Selenium из скриптов, написанных на языке Python. Таким образом, создание тестов требует от тестировщика определенных знаний языков программирования.

Для упрощения создания тестов могут использоваться методы машинного обучения. В работе [2] предложен подход автоматизации тестирования на основе обработки текстов на естественном языке. Тестировщик пишет инструкции на английском языке, после чего они преобразуются в спецификации на формальном языке. Подход включает в себя распознавание частей речи и семантический анализ текста.

До недавнего времени рекуррентные нейронные сети LSTM и GRU считались наиболее подходящей архитектурой для работы с последовательностями, в частности с текстовыми данными. Сверточные же нейронные сети использовались преимущественно в задачах распознавания изображений, где они добились высоких результатов благодаря использованию операции двумерной свертки. В работе [3] было предложено использовать сверточные нейронные сети с одномерной сверткой для классификации текстов.

В настоящей работе мы проведем сравнение эффективности сверточных и рекуррентных нейронных сетей в задаче классификации инструкций веб-драйвера, написанных на английском языке.

Материалы и методы. Набор данных для обучения и тестирования моделей был сгенерирован на основе документации к командам веб-драйвера Selenium [3]. Набор данных включает в себя 35 классов. Каждый класс соответствует определенному виду операции над веб-сайтом, например CLICK, ENTER, SELECT, OPEN, WAIT, SET_WINDOW_SIZE и другие. Часть этих операций повторяет команды Selenium, однако взаимно-однозначного соответствия нет. Разные команды Selenium могут относиться к одному классу. И наоборот, одна инструкция может соответствовать последовательности различных команд Selenium.

Отметим, что на естественном языке одна и та же инструкция может быть записана множеством способов, используя, в частности, замену слов синонимами или добавление второстепенных слов, не изменяющих смысл предложения. Например, инструкции «Open google.com» и «Navigate to the website google.com» относятся к одному классу OPEN. В то же время один и тот же глагол может использоваться в инструкциях, относящихся к разным классам. Например, инструкция «Assert that the current URL is google.com» относится к классу ASSERT_URL, а инструкция «Assert that alert exists» – к классу ASSERT_WINDOW.

Для классификации инструкций будем использовать две архитектуры нейронных сетей: 1) рекуррентная нейронная сеть архитектуры LSTM, и 2) сверточная нейронная сеть CNN.

Модель LSTM состоит из следующих слоев. Первый слой – это слой встраивания (эмбеддинга), который «вкладывает» слова в векторное пространство размерности 50. Второй слой SpatialDropout1D используется для регуляризации. Третий слой – это непосредственно слой LSTM, состоящий из 90 блоков долгой краткосрочной памяти. Последний полносвязный слой с функцией активации softmax используется для получения вероятности принадлежности входного текста к одному из 35 классов.

Модель CNN состоит из слоя встраивания, сверточного слоя и двух полносвязных нейронных слоев. В качестве слоя встраивания используется модель GloVe размерности 50. Этот слой уже предобучен на англоязычных текстах и остается фиксированным на время обучения (что отличает его от слоя встраивания в модели LSTM). В одном сверточном слое к входным данным применяются свертки с ядрами разного размера – 3, 5 и 7. Используется по 256 фильтров для ядра каждого размера. Получаемые в итоге карты признаков объединяются и подаются на два подряд идущих полносвязных слоя: первый содержит 300 нейронов с функцией активации ReLU, второй – выходной с функцией softmax. Кроме того, на входе каждого из этих полносвязных слоев использовался dropout с коэффициентом 0,2.

Результаты и их обсуждение. В таблице представлены результаты обучения нейросетевых моделей архитектур CNN (с GloVe) и LSTM после 40 эпох.

Таблица – Сравнение точности предсказаний моделей LSTM и CNN

п/п	Модель	Точность на обучающей выборке	Точность на тестовой выборке
1	LSTM	99,96 %	98,90 %
2	CNN (с GloVe)	99,89 %	99,66 %

Для обучения обеих нейросетевых моделей использовался оптимизатор Adam. При продолжении обучения для обеих моделей точность на валидационных данных не увеличивалась, и поэтому обучение останавливалось.

По полученным результатам видно, что модель CNN показала более высокую точность на тестовой выборке и более низкую точность на обучающей выборке. А именно количество ошибок на тестовой выборке у CNN примерно в три раза меньше, чем у модели LSTM. Более высокая разница в точности на обучающей и тестовой выборках в случае модели LSTM может говорить о её склонности к переобучению.

Вероятно, на точность классификации повлияло также использование слоя GloVe в модели CNN. Этот слой позволяет нейронной сети работать со словами, которые не использовались при её обучении, если эти слова семантически близки к словам из обучающей выборки.

Заключение. Из полученных результатов можно сделать вывод, что в задаче классификации инструкций веб-драйвера, написанных на английском языке, модель на основе сверточной нейронной сети CNN с использованием слоя встраивания GloVe показывает лучшую производительность по сравнению с рекуррентной нейронной сетью архитектуры LSTM (без слоя GloVe). А именно ошибка на тестовой выборке для модели LSTM составила 1,10%, а для модели CNN – всего 0,34%. Таким образом, сверточные сети с одномерной операцией свертки по точности классификации коротких текстовых последовательностей могут превосходить сети архитектуры LSTM. В последующих исследованиях планируется более детально изучить роль слоя GloVe и его влияние на точность предсказаний.

1. Li, Y. Mapping Natural Language Instructions to Mobile UI Action Sequences / Y. Li [et al.] // Proceedings of the 58th Annual Meeting of the Association for Computational Linguistics. – 2020. – P. 8198-8210.

2. Leitao, D. Motorola NLForSpec: Translating Natural Language Descriptions into Formal Test Case Specifications / D. Leitao, D. Torres, F. Barros // Proceedings of the Nineteenth International Conference on Software Engineering & Knowledge Engineering, Boston, July 9-11, 2007. – Boston, 2007. – P. 129-134.

3. Kim, Y. Convolutional neural networks for sentence classification / Y. Kim // Proceedings of the 2014 Conference on Empirical Methods in Natural Language Processing (EMNLP), Doha, Qatar, October 25–29, 2014. – Doha, 2014. – P. 1746–1751.

4. Selenium IDE commands // UI.Vision [Electronic resource]. – 2021. – Mode of access : <https://ui.vision/tpa/docs/selenium-ide/> – Date of access : 29.01.2021.