



5. Ерохин С.В. Технологии виртуальной реальности как инструмент повышения эффективности решений в системе образования // Ценности и смыслы. 2012. №2 (18). С. 58.

6. Дремлюга Р.И., Мамычев А.Ю., Крипакова А.В., Яковенко А.А. Нравственно-правовые риски использования виртуальной реальности в образовательной деятельности // АНИ: экономика и управление. 2020. №1 (30). С. 23.

7. Корнилов Ю.В. Иммерсивный подход в образовании // АНИ: педагогика и психология. 2019. №1 (26). С. 177.

8. Елесин С.С., Фещенко А.В. Виртуальная реальность в образовании: сомнения и надежды // Гуманитарная информатика. 2016. Вып. 10. С. 113.

9. Уваров А.Ю. Технологии виртуальной реальности в образовании // Наука и школа. 2018 №4. С. 115-116.

О.К. Головнин, С.Г. Комаров

## ГИБРИДНАЯ МОДЕЛЬ ВИРТУАЛЬНОГО СОБЕСЕДНИКА ДЛЯ СИСТЕМ ИМИТАЦИИ ОБЩЕНИЯ

(Самарский университет)

Виртуальные собеседники представляют собой интеллектуальные системы, способные имитировать общение с человеком с помощью текстовых или голосовых сообщений [1–4]. В данной работе предлагается гибридная модель, предназначенная для построения виртуального собеседника для совершенствования навыков общения на иностранном (английском) языке.

На сегодняшний день виртуальных собеседников классифицируют по типу домена (области знаний) и модели, на основе которой они работают: различают поисковые и генеративные модели [5]. Предлагаемая гибридная модель включает в себя как поисковые алгоритмы, так и методы искусственного интеллекта, в комбинации с механизмами обработки локального и глобального контекста диалога, что позволяет применять ее как в закрытых областях знаний, так и в открытых.

Полный цикл работы виртуального собеседника, построенного на основе такой гибридной модели, включает в себя 3 этапа:

1. Обработка локального и глобального контекстов диалога;
2. Поиск совпадения входящего сообщения с предопределенными сообщениями в базе знаний;
3. Вычисление ответных сообщений.

Под локальным контекстом в данной работе подразумевается группа тем, использованных в последних сообщениях диалога. Глобальным контекстом считается база знаний, которая пополняется новыми фактами по мере общения пользователя с виртуальным собеседником. Данные факты также могут быть использованы при выработке ответов.

Локальный контекст определяется с помощью механизмов



классификации текста с несколькими метками [6]. Метки определяют текущую тему (например, бизнес или спорт). При распознавании локального контекста определяется эмоциональный характер сообщения (негативный, позитивный или нейтральный) и фиксируется наличие вопросительного характера запроса пользователя [7]. Классификация реализуется с помощью нейросетевой модели, основанной на LSTM-ячейках. В качестве функции активации применяется функция Softmax, а в качестве функции потерь – категориальная перекрестная энтропия. Процесс обучения оптимизируется с помощью Adam.

Глобальный контекст диалога хранится в виде семантической сети (графа знаний), формализуемой в виде ориентированного графа, вершины которого представляют собой объекты, а ребра – отношения между ними [8].

В данной работе факты сформированы в простом формате, состоящем из триплетов: «объект-отношение-субъект». Отношение кодируется некоторым предикатом (например, WasBornIn). Чтобы получить факт из глобального контекста, требуется найти ветвь графа, соответствующую субъекту (пользователю), затем с помощью алгоритма поиска в ширину обнаружить семантически близкие отношения и сформировать список фактов-кандидатов. Степень семантической близости факта и локального контекста должна принадлежать некоторому диапазону допустимых значений, чтобы факт оказался в списке кандидатов. Результирующий факт выбирается случайным образом из списка кандидатов.

Для сохранения фактов в глобальный контекст, входящее сообщение преобразуется в граф знаний, который встраивается в общую семантическую сеть. Полученный граф знаний содержит объекты, субъекты и отношения между ними в текстовой форме. Преобразование текстового сообщения в граф выполняется с привлечением средств распознавания именованных сущностей, разрешения кореферентности и извлечения отношений между сущностями. Данные средства реализованы библиотеками Stanford NLP, NLTK и Spacy.

Определение степени сходства производится с помощью сиамской нейронной сети и косинусной меры [9]. Сиамская сеть обучается на парах текстовых последовательностей, для которых определено, похожи они или нет. Если текстовые последовательности похожи, паре соответствует значение  $k = 1$ , иначе  $k = 0$ . Текстовые последовательности преобразуются во входные векторы с помощью эмбедингов, т.е. каждому слову последовательности ставится в соответствие числовой вектор [10]. На выходе сиамской сети присутствует блок с функцией вычисления триплетной потери. Основная задача процесса обучения сиамской сети – минимизировать значение триплетной потери. Обученная модель преобразует 2 входных вектора, полученных с помощью эмбедингов, в 2 выходных вектора на основе вычисленных весовых коэффициентов. Полученные векторы могут быть сравнены с помощью косинусной меры сходства, которая эквивалентна косинусу угла между векторами. Из этого следует, что чем значение косинуса ближе к 1, тем выше степень сходства между 2 векторами, а значит и выше степень сходства между соответствующими им текстовыми



последовательностями.

Вычисление ответных сообщений осуществляется на основе информации о локальном контексте, фактах из глобального контекста и списка ответов-кандидатов (шаблонов), в которые будет вставлена найденная информация.

Апробация предлагаемой модели проведена на синтетических и реальных данных. С помощью синтетических данных, подаваемых на вход, достигнута стандартизация и упрощение. Так, подготовлены наборы данных, отвечающие требованиям алгоритмов к структуре и семантике предложений, благодаря чему проверена работоспособность алгоритмов в рамках определенных ограничений. Тестирование на реальных данных проводилось с целью выявления степени потери контекста, сильных и слабых сторон алгоритмов генерации сообщений.

Проведено сравнение полученных в ходе проведения экспериментов результатов с результатами, показанными виртуальными собеседниками AndyBot и John English Bot. Выявлено, что AndyBot и John English Bot не обрабатывают ни локальный, ни глобальный контекст диалога. При сравнении предложенной модели с генеративными моделями (в частности, sequence to sequence) обнаружено существенное превосходство по времени обучения – 1-2 часа для разработанной гибридной модели против более чем 6 часов для генеративной.

Ожидается, что внедрение и развитие виртуального собеседника на основе предложенной модели позволит повысить эффективность процесса обучения иностранным языкам. Дальнейшая работа будет направлена на конфигурирование модели для обработки вложенных триплетов «объект-отношение-субъект», т.е. для предложений с несколькими объектами, субъектами и/или отношениями между ними. Достичь этого предполагается путем предварительного разделения предложения на несколько подпредложений.

### Литература

1. From Books to Bots: Using Medical Literature to Create a Chat Bot / M. Fischer, M. Lam // 2016 IoT of Health '16: Proceedings of the First Workshop on IoT-enabled Healthcare and Wellness Technologies and Systems, 2016. – P. 23-28.
2. Chat-bot for college management system using AI / K. Bala, M. Kumar, S. Hulawale, S. Pandita // 2017 International Research Journal of Engineering and Technology (IRJET), vol. 4, 2017.
3. Система имитации общения с использованием технологии когнитивного ассистирования на основе нейронной сети с LSTM-ячейками / С.Г. Комаров, О.К. Головнин // Труды 63-й Всероссийской научной конференции МФТИ. – М. : МФТИ, 2020. – С. 14–15.
4. Интеллектуальная система обучения иностранному языку с использованием виртуального собеседника / Комаров С.Г. // Новые информационные технологии в научных исследованиях: материалы конф. – Рязань: РГРТУ, 2019. – С. 24-25.
5. Approaches to Chatbot Development [Электронный ресурс] // URL:



<https://www.haptik.ai/blog/how-does-a-chatbot-learn-on-its-own>.

6. Multi-class text classification [Электронный ресурс] // URL: <https://www.kaggle.com/ngyptr/multi-class-classification-with-lstm>.

7. How To Perform Sentiment Analysis in Python 3 Using the Natural Language Toolkit (NLTK) [Электронный ресурс] // URL: <https://www.digialocean.com/community/tutorials/how-to-perform-sentiment-analysis-in-python-3-using-the-natural-language-toolkit-nltk>.

8. Семантические сети [Электронный ресурс] // URL: [https://github.com/varun196/knowledge\\_graph\\_from\\_unstructured\\_text](https://github.com/varun196/knowledge_graph_from_unstructured_text).

9. Learning Text Similarity with Siamese Recurrent Networks / Paul Neculoiu, Maarten Versteegh, Mihai Rotaru // 2016 Proceedings of the 1st Workshop on Representation Learning for NLP, 2019. – P. 148-157.

10. Word embeddings [Электронный ресурс] // URL: [https://www.tensorflow.org/tutorials/text/word\\_embeddings](https://www.tensorflow.org/tutorials/text/word_embeddings).

А.Л. Дзюбенко, В.В. Лосева

## ФОРМИРОВАНИЕ ЦИФРОВЫХ КОМПЕТЕНЦИЙ В ОБЛАСТИ ЭЛЕКТРОННОГО ДОКУМЕНТООБОРОТА У СТУДЕНТОВ

(Финансовый университет при правительстве РФ, Москва)

Задача, стоящая сегодня перед современным образованием в нашем обществе – это повышение качества образования в высшей школе, с учетом возможностей решения всех проблем, возникших в результате происходящей пандемии. Еще раньше, в развитых странах мира начался процесс цифровой трансформации, которая затронула многие компании, что привело к тому, что российские компании вынуждены также сегодня рассматривать цифровую трансформацию как одну из приоритетных стратегий дальнейшего развития.

Сегодня цифровая трансформация под давлением внешних обстоятельств, таких, как повсеместный переход на удаленную работу и дистанционное обучение, вызванные суровыми реалиями сегодняшнего дня, происходит невиданными темпами, что приводит к поистине революционным изменениям бизнес-моделей на основе использования цифровых платформ.

ООО «Команда-А Менеджмент» в своих исследованиях за 2018 год отмечает, что инвестиции в цифру повсеместно увеличились.[1]

«Совершенно определенный тренд на будущее продемонстрировали результаты опроса об инвестициях в цифровые технологии. Согласно полученным данным, 57% компаний в этом году уже увеличили бюджет на цифровые технологии, а у 71% прогнозируется увеличение бюджета в следующем году. Самыми оптимистичными прогнозами по увеличению бюджета на «цифру» отличились представители IT-индустрии, промышленного производства и финансового сектора» [2]