

ИНТЕЛЛЕКТУАЛЬНЫЕ ИНФОРМАЦИОННЫЕ СИСТЕМЫ И ТЕХНОЛОГИИ

УДК 004.8

РАЗРАБОТКА МЕХАНИЗМА СБОРА И АНАЛИЗА ДАННЫХ ПО ОЦЕНКЕ УРОВНЯ ДОВЕРИЯ К ВЛАСТИ С ИСПОЛЬЗОВАНИЕМ ГОЛОСОВЫХ ПОМОЩНИКОВ

О. Д. Казаков, к.э.н., доцент, заведующий кафедрой ИТ БГИТУ, Брянск, Россия;
orcid.org/ 0000-0001-9665-8138, e-mail: it.kazakov@yandex.ru

А. К. Сологубов, магистрант, БГИТУ, Брянск, Россия;
orcid.org/0000-0001-7878-5838, e-mail: alex.5363@ya.ru

Рассматриваются технологии голосовых помощников для исследования общественного мнения. Целью работы является реализация механизма оценки уровня доверия к власти с использованием результатов анализа диалогов голосовых помощников на основе методов обработки естественного языка и простых многослойных полносвязных нейронных сетей прямого распространения. Для выполнения задачи формирования размеченного тренировочного и тестового набора данных, необходимого для обучения модели оценки общественного мнения и уровня доверия к органам государственной власти разработан навык виртуального ассистента от компании Яндекс – Алисы. Также реализован навык Яндекс.Алисы «Политический консультант» для систематизации и критического анализа данных по уровню доверия общества к органам государственной власти. Для решения задач обработки естественного языка, в том числе анализа тональности диалогов применяется модель ELMo из библиотеки DeepPavlov, обученная на базе RuSentiment. Вывод результатов оценки тональности диалогов и уровня доверия представлен в виде аналитической подсистемы, которая реализована в виде скриптов Python и отчета Microsoft Power Bi.

Ключевые слова: голосовой помощник, оценка уровня доверия к власти, обработка естественного языка, нейронные сети прямого распространения, анализ тональности текста.

DOI: 10.21667/1995-4565-2021-76-42-52

Введение

В настоящее время происходит процесс накопления опыта, освоения возможностей и понимания перспектив технологий голосовых помощников [1-3]. Исследование доверия общества к власти с помощью голосовых помощников позволит оперативно на основе массива данных, полученных в результате анализа диалога с виртуальным ассистентом, представить картину острых для населения тем и вопросов в разрезе возраста, уровня дохода, уровня образования, пола и т.п.

Использование анализа тональности ответов респондентов с использованием голосовых помощников в качестве способа измерения доверия к органам власти является менее ресурсозатратным методом получения эмпирических данных. Кроме того, это более привлекательно с точки зрения увеличения скорости обработки данных с помощью нейросетей и замера в строго определенный период времени с охватом большого количества респондентов.

Однако можно констатировать, что на данный момент отсутствует проработанный механизм получения и анализа эмпирических данных по оценке уровня доверия к власти на основе результатов анализа диалога с голосовым помощником.

Цель работы – на основе результатов анализа диалогов с голосовым помощником разработать механизм получения и анализа эмпирических данных по оценке уровня доверия к власти, построить модели машинного обучения для оценки уровня доверия к власти на основе анализа тональности диалогов с голосовым помощником.

Постановка задачи

Для оценки доверия к власти предлагается использовать следующий механизм получения и анализа эмпирических данных на основе результатов анализа диалогов с голосовым помощником с помощью методов машинного обучения.

1. Для сбора размеченных данных по оценке уровня доверия общества к власти происходит взаимодействие пользователя (респондента) с навыком Яндекс.Алисы «Политический консультант». Яндекс Диалоги посылают запрос нашему приложению, размещенному в Яндекс Функциях. Приложение обрабатывает запрос в зависимости от текущего состояния, сохраняет новое состояние в базе данных PostgreSQL и отправляет ответ.

2. С использованием нейронной сети Feedforward обучаем модели оценки доверия к власти.

3. Анализируем эмпирические данные по оценке уровня доверия общества к власти. Для последующего анализа данных создается снимок БД с помощью скрипта на NodeJS. Сразу происходит форматирование данных в удобный для анализа вид (CSV таблицу, в которой каждая строка отображает данные одного пользователя) (рисунок 1).

4. Проводим анализ ответов пользователей по тональности. Для анализа тональности диалогов применяем модель DeepPavlov – модель ELMo, обученную на базе RuSentiment.

5. Результат оценки уровня доверия общества к власти визуализируем в виде аналитического модуля, который построен с помощью Microsoft Power Bi и скриптов Python.

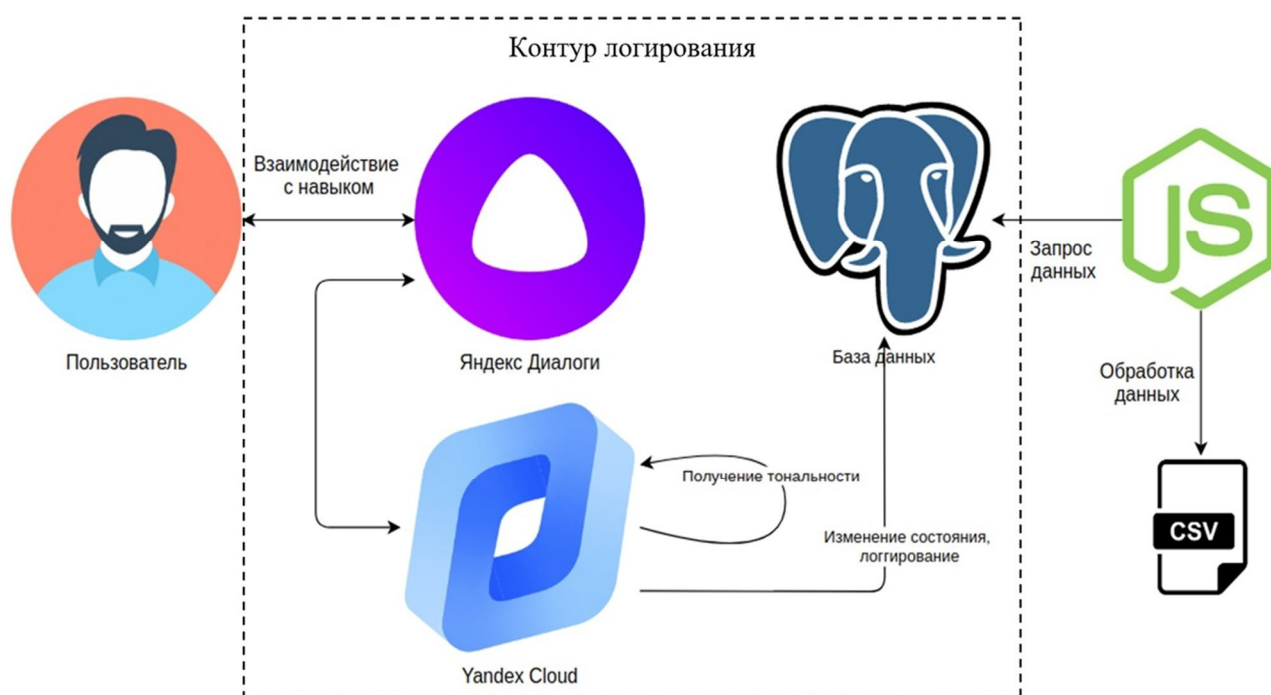


Рисунок 1 – Голосовой помощник как инструмент сбора эмпирических данных при оценке уровня доверия к власти

Figure 1 – Voice assistant as a tool for collecting empirical data in assessing the level of trust in authority

В данной работе ставится задача описания разработанного механизма оценки уровня доверия к власти с использованием результатов анализа диалогов голосовых помощников на

основе методов NLP и простых многослойных полносвязанных нейронных сетей прямого распространения.

Для реализации поставленной задачи необходимо применить следующий стек технологий.

1. Голосовой помощник реализуется на программной платформе Node.js. Node.js – платформа на языке программирования JavaScript движке V8, предлагающая асинхронное API для работы с сетью и диском. Использование данной платформы дает преимущества, связанные с большим количеством внешних библиотек и высокой производительностью.

2. Для логирования и хранения текущего состояния диалога используется реляционная база данных PostgreSQL.

3. Для разметки данных, полученных во время опроса с целью определения уровня доверия общества к власти, применяется простая полно связанная сеть прямого распространения Feedforward.

4. Для решения задач NLP, в том числе анализа тональности диалогов, применяется модель DeepPavlov – модель ELMo, обученная на базе RuSentiment.

5. Вывод результатов представляется в виде аналитического модуля, который построен с помощью Microsoft Power Bi и скриптов Python.

Теоретическая часть

Голосовые помощники (voice assistant), или виртуальные помощники, – программные компоненты, встроенные в персональные устройства пользователей, основная задача которых – поддерживать разговор с человеком на произвольную тему. Голосовые помощники могут поддерживать диалоги на конкретную заранее определенную тему (closed domain) или произвольную тему (open domain). Голосовой помощник Яндекс.Алиса в режиме «болталка» поддерживает разговор с пользователем на любые темы. Голосовой помощник Яндекс.Алиса в режиме «Аудиокниги Литрес» позволяет выбрать для прослушивания любую аудиокнигу, а используя навык «День Победы», можно поговорить об исторических событиях, связанных с Великой Отечественной войной.

Авторами разработан политический навык Яндекс.Алисы «Политический консультант». Он позволит поддерживать разговор на политические темы и проводить социологические опросы по оценке уровня доверия общества к власти. Наш виртуальный ассистент является инструментом проведения социологических исследований, а именно получения и анализа данных по оценке уровня доверия общества к власти. Авторский подход к масштабным социологическим исследованиям благодаря многомиллионной аудитории Яндекс.Алисы реализуется как анализ тональности диалогов (Sentiment Analysis) респондентов с голосовым помощником. Виртуальный ассистент позволяет получить размеченные данные для моделей машинного обучения.

Структура размеченных данных для обучения одной из 10-ти промежуточных моделей для оценки уровня доверия общества к власти на основе полносвязных нейронных сетей прямого распространения представлена в таблице 1.

Таблица 1 – Структура размеченных данных для модели 1

Table 1 – Labeled data structure for model 1

X1	Пол	Y _{1,1} Одобряете ли вы деятельность Губернатора области? [1...5]
X2	Образование	
X3	Доход, руб.	
X4	Возраст	
X5	Ключевой вопрос № 1 интента 1	
X6	Тональность ответа на Ключевой вопрос № 1	
	...	
Xn	Ключевой вопрос № n интента 1	
Xn+1	Тональность ответа на Ключевой вопрос № 2	

Структура размеченных данных для обучения модели оценки уровня доверия к институтам власти представлена в таблице 2

Таблица 2 – Структура размеченных данных для главной модели

Table 2 – Labeled data structure for main model

Структура размеченных данных для основной модели 3:

X1	Пол	Y_1 Насколько Вы доверяете институтам власти? [1...5]
X2	Образование	
X3	Доход, руб.	
X4	Возраст	
X5	Одобряете ли вы деятельность Губернатора области? Оцените по шкале от 1 до 5	
X6	Медиана тональности ответов	
X7	Одобряете ли вы деятельность нашего Президента? Оцените по шкале от 1 до 5	
X8	Медиана тональности ответов	
X9	Как вы считаете, сможет ли нынешнее правительство России в течение ближайшего года улучшить положение в стране? Оцените по шкале от 1 до 5	
X10	Медиана тональности ответов	
X11	Как вы оцениваете деятельность Государственной Думы за последний год? Оцените по шкале от 1 до 5	
X12	Медиана тональности ответов	
X13	Как вы оцениваете эффективность судебной системы России? Оцените по шкале от 1 до 5	
X14	Медиана тональности ответов	
X15	Как бы вы оценили эффективность работы полиции и других правоохранительных органов? Оцените по шкале от 1 до 5	
X16	Медиана тональности ответов	
X17	Как вы думаете, способна ли наша армия сейчас защитить Россию в случае реальной военной угрозы со стороны других стран? Оцените по шкале от 1 до 5	
X18	Медиана тональности ответов	
X19	Как вы оцениваете качество образования в России? Оцените по шкале от 1 до 5	
X20	Медиана тональности ответов	
X21	Как вы оцениваете качество медицинских услуг в России? Оцените по шкале от 1 до 5	
X22	Медиана тональности ответов	
X23	Как вы оцениваете экологическую ситуацию в вашем регионе/городе? Оцените по шкале от 1 до 5	
X24	Медиана тональности ответов	

Особенности процесса разработки навыка Яндекс.Алисы «Политический консультант» заключаются в следующем. Данный навык реализован на программной платформе Node.js. Для комфортной командной разработки использовалась система контроля версий Git. Для тестирования на этапе разработки использовался бесплатный хостинг Vercel, доступ к навыку предоставлялся с помощью одноразовых ссылок, сгенерированных платформой Яндекс Диалоги. Итоговая версия приложения размещена в виде функции на сервисе Yandex Cloud Functions.

Для логирования и хранения текущего состояния диалогов используется реляционная база данных PostgreSQL. Опишем структуру базы данных, она состоит из 5 таблиц (рисунок 2):

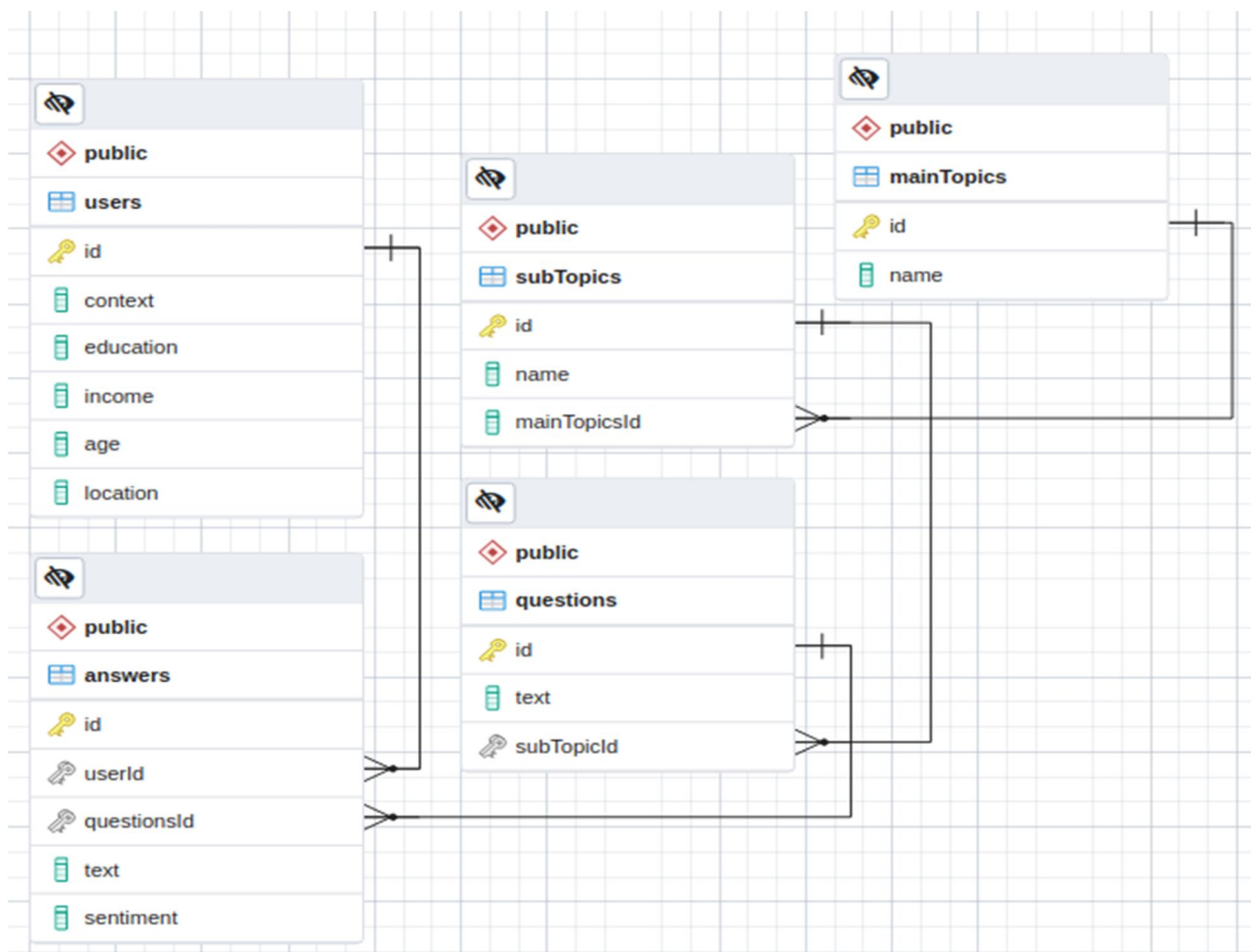


Рисунок 2 – ER-диаграмма БД
Figure 2 – ER Diagram Database

– **Answers** – таблица для хранения ответов, содержит id пользователя, id вопроса, его текст и маркер тональности (-1, 0, 1).

– **Users** – содержит основные данные пользователя (данные первичного анкетирования, такие как возраст, пол, образование, регион проживания и доход), а также переменные состояния, необходимые для работы навыка.

– **Questions** – таблица для хранения ключевых вопросов, содержит id вопроса, его текст и id подвопроса, к которому он относится.

– **subTopics** – таблица для хранения списка подвопросов, содержит id и название подвопроса, а также id главного вопроса, к которому он относится.

– **mainTopics** – таблица для хранения списка главных вопросов, содержит id и имя.

База данных разработана с помощью СУБД PostgreSQL и размещена на сервере Heroku.

Для разметки данных, полученных во время опроса с целью определения уровня доверия общества к власти, применяется простая полносвязная сеть прямого распространения Feedforward.

Количество весовых коэффициентов, настраиваемых в процессе обучения многослойного перцептрона с L скрытыми слоями по m_i нейронов в каждом, рассчитывается следующим образом [4]:

$$N_w = (M + 1) \times m_1 + \sum_{i=2}^L (m_{i-1} + 1) + (m_L + 1) \times K. \quad (1)$$

Для каждого нейрона сети помимо синаптических связей с элементами входного вектора настраивается связь с фиктивным единичным входом (коэффициент смещения).

Получение семантического представления запроса респондента – пользователя имеет три последовательных этапа.

1. Классификация предметной области входной реплики и ответ с учетом данного знания

2. Классификация интенга – определение намерения пользователя.

3. Заполнение интенга – получение слотов шаблона, заполнение полей семантического фрейма конкретного интенга для поддержания разговора с респондентом.

Пример 1: для реплики пользователя: «У меня прекрасно, я работаю».

Предметная область: утверждение – мнение положительное.

Интенг: Легко ли выпускникам вуза устроиться на работу?

Пример 2: для реплики пользователя «Всё сложно».

Предметная область: утверждение – мнение отрицательное.

Интенг: Легко ли выпускникам вуза устроиться на работу?

Пример 3: для реплики пользователя «Всё возможно».

Предметная область: утверждение – мнение нейтральное.

Интенг: Легко ли выпускникам вуза устроиться на работу?

В Яндекс.Алисе модулем обработки естественного языка (natural language processing, или NLP) решается ряд задач анализа реплики респондента (рисунок 3).

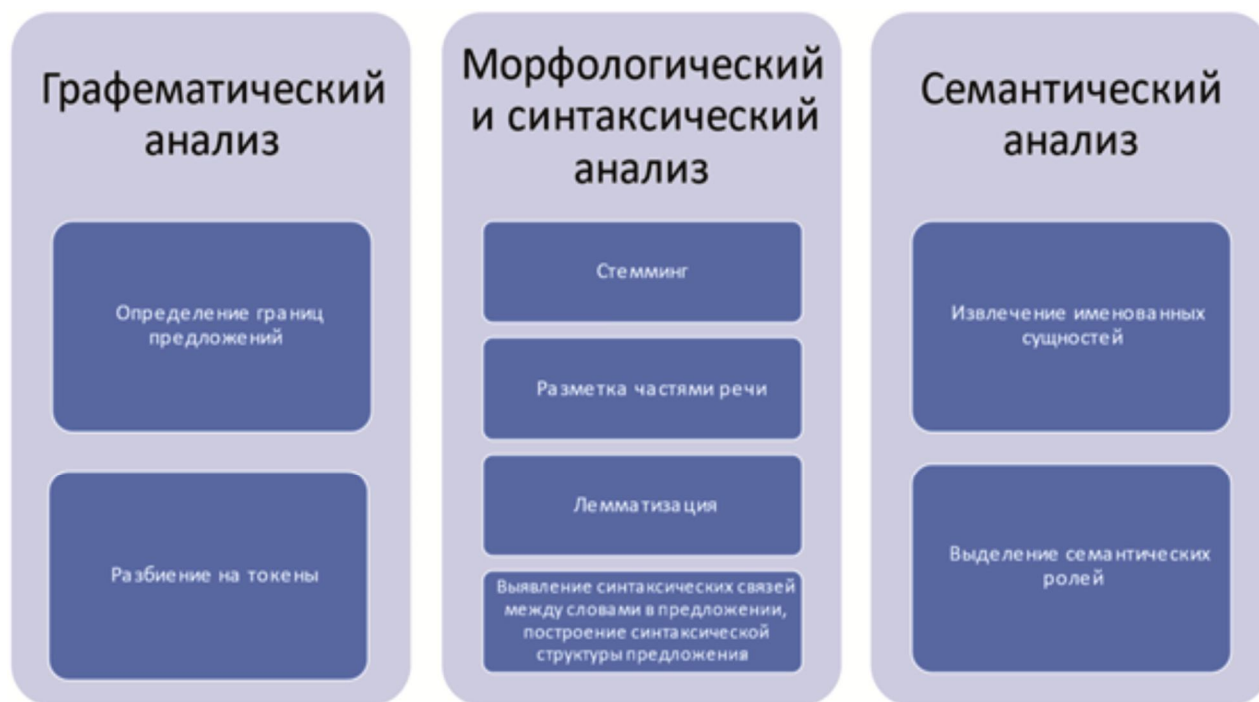


Рисунок 3 – Задачи NLP при анализе реплики пользователя

Figure 3 – NLP tasks when parsing a user replica

Оценки ответов пользователя (респондента) проводятся по тональности текста их ответов. Схема логирования при анализе тональности ответов респондентов включает следующую последовательность действий, реализованную в рамках контура логирования (рисунок 1).

1. Пользователь начинает взаимодействие с навыком.

2. Яндекс Диалоги посылают запрос нашему приложению, размещенному в Yandex Cloud Functions.

3. Для определения тональности пользовательского ответа происходит запрос к модели DeepPavlov, развернутой в Yandex Cloud Computing.

4. Ответ с тональностью записывается в БД, и диалог продолжается.

Модель DeepPavlov – ELMo – Embeddings from Language Models (ELMo) – нейросеть, которая может создавать бесконечное число векторов из одного слова, двунаправленная лингвистическая модель. Применяется для решения следующих задач NLP:

SNLI – предобработка [частеречная разметка (part-of-speech tagging); морфологическая сегментация (morphological segmentation); стемминг (stemming); выделение границ слов и предложений];

NER – распознавание именованных сущностей;

SQuAD – вопросно-ответная система;

Coref – задача кореференций в представлении текста как гиперграфа, вершинами которого являются обозначения сущностей, встречающиеся в тексте, а ребрами – вероятностные связи между этими обозначениями;

SPL – мелкий семантический синтаксический анализ (или слот-наполнение) является процессом, который присваивает этикетки словам или фразам в предложении, что указывает на их семантическую роль в предложении, как, например, из агента, целей или результат. Разметка семантических ролей;

SST-5 – оценка тональности диалогов.

Архитектура ELMo представлена на рисунке 4.

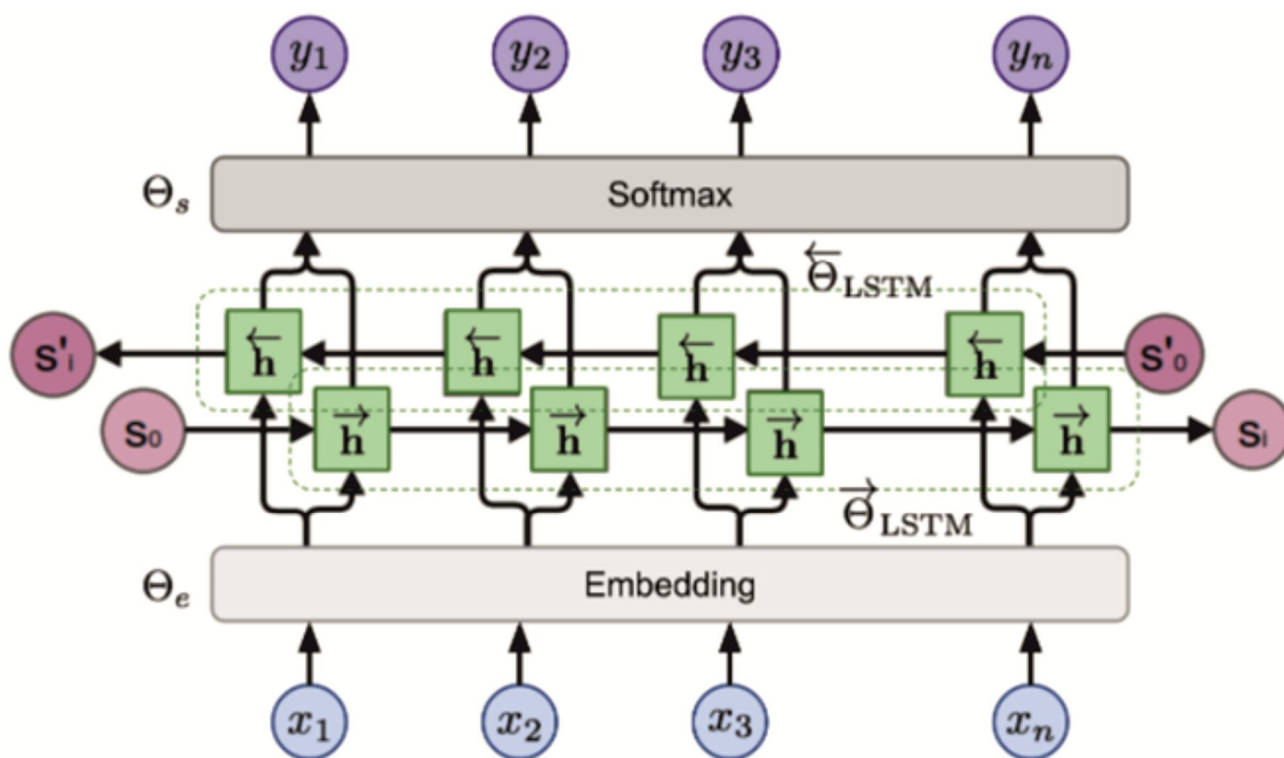


Рисунок 4 – Архитектура biLSTM ELMo [3]

Figure 4 – BiLSTM ELMo architecture

Двунаправленная языковая модель (**biLM**) является основой для ELMo.

Дана последовательность из N токенов ($X_1, X_2, \dots, X_N$), а прямая языковая модель вычисляет вероятность последовательности путем моделирования вероятности токена X_k с учетом истории ($X_1, \dots, X_{k-1}$) [3]:

$$p(x_1, x_2, \dots, x_n) = \prod_{k=1}^n p(x_k | x_1, x_2, \dots, x_{k-1}). \quad (2)$$

Далее происходит встраивание токенов в модель прямой LSTM с уровнем L .

В каждой позиции k каждый уровень LSTM выводит контекстно-зависимое представление: $\rightarrow_{h,j}^{LM}$, где $j = 1, \dots, L$.

Верхний слой LSTM $\rightarrow_{h,k,j}^{LM}$, используется для прогнозирования следующего токена X_{k+1} со слоем Softmax.

Обратная LSTM проходит через последовательность в обратном направлении, предсказывая предыдущий токен с учетом будущего контекста [3]:

$$p(x_1, x_2, \dots, x_n) = \prod_{k=1}^n p(x_k | x_{k+1}, x_{k+2}, \dots, x_n). \quad (3)$$

Далее происходит встраивание токенов в модель обратной LSTM с уровнем L . В каждой позиции k каждый уровень LSTM выводит контекстно-зависимое представление: $\rightarrow_{h,k,j}^{LM}$, где $j = 1, \dots, L$, токены $(x_k, x_{k+1}, \dots, x_N)$.

Модель biLM сочетает в себе и прямую LSTM, и обратную LSTM. Модель обучена минимизировать отрицательное логарифмическое правдоподобие (максимизировать логарифмическое правдоподобие для истинных слов) в обоих направлениях [3]:

$$\sum_{k=1}^N (\log p(x_1, \dots, x_{k-1} | \theta_x, \overrightarrow{\theta_{LSTM}}, \theta_s) + \log p(x_k | x_{k+1}, x_N; \theta_x, \overrightarrow{\theta_{LSTM}}, \theta_s)). \quad (4)$$

Для каждого токена X_k уровня L biLM вычисляет набор представлений $2L+1$.

$$R_k = \{x_k^{LM}, \overrightarrow{h_{k,j}^{LM}}, \overleftarrow{h_{k,j}^{LM}} | j = 1, \dots, L\} = \{h_{kj}^{LM} | j = 0, \dots, L\}, \quad (5)$$

где $h_{k,0}^{LM}$ – слой токенов и для каждого слоя biLM верно $h_{k,j}^{LM} = [\overrightarrow{h_{k,j}^{LM}}; \overleftarrow{h_{k,j}^{LM}}]$ [3].

Для включения в последующую модель ELMo сворачивает все слои в один вектор R .

В простом случае ELMo выбирает просто верхний слой: $E(R_k) = h_{k,L}^{LM}$.

Однако обычно вычисляются веса всех слоев biLM [3]:

$$ELMo_k^{task} = E(R_k; \theta^{task}) = \gamma^{task} \sum_{j=0}^L S_j^{task} h_{k,j}^{LM}. \quad (6)$$

Исследователи [3] доказали, что верхний слой biLM лучше справляется с семантической задачей обработки диалогов голосового помощника. Первый слой biLM показывает более высокую точность в решении синтаксических задач.

Экспериментальные исследования

Структура промежуточных и основной обучаемых нейронных сетей представлена на рисунке 5.

Значение ассигату, полученной в результате применения трансферного обучения модели, составило 90 %.

Следующим этапом эксперимента является вывод результатов, полученных с использованием голосового помощника и нейросетей по оценке доверия к власти.

Вывод результатов осуществляется в аналитической подсистеме, которая реализована в виде скриптов Python и отчета Microsoft Power Bi (рисунок 6).

На основании анализа ответов респондентов нейросеть оценивает уровень доверия опрашиваемого и строит вывод по шкале от 1 до 5, где 1 – «абсолютно не доверяю», 5 – «безусловно доверяю», насколько респондент доверяет власти.

model.summary()

Model: "sequential_7"

Layer (type)	Output Shape	Param #
dense_18 (Dense)	(None, 7)	147
dense_19 (Dense)	(None, 7)	56
dense_20 (Dense)	(None, 3)	24
dense_21 (Dense)	(None, 1)	4
Total params: 231		
Trainable params: 231		
Non-trainable params: 0		

```
model.compile(loss='mean_squared_error',  
              optimizer=tf.keras.optimizers.Adam(0.1))
```

model.summary()

Model: "sequential_8"

Layer (type)	Output Shape	Param #
dense_22 (Dense)	(None, 7)	175
dense_23 (Dense)	(None, 7)	56
dense_24 (Dense)	(None, 3)	24
dense_25 (Dense)	(None, 1)	4
Total params: 259		
Trainable params: 259		
Non-trainable params: 0		

Рисунок 5 – Структура обучаемой нейронной сети
Figure 5 – The structure of a trained neural network



Рисунок 6 – Графический интерфейс аналитической подсистемы навыка «Политический консультант», страница «Уровень доверия к политическим и социальным институтам»
Figure 6 – Graphical interface of analytical subsystem of «Political consultant» skill, page «The level of trust in political and social institutions»

Заключение

Разработан механизм оценки уровня доверия к власти с использованием результатов анализа диалогов голосовых помощников на основе методов NLP и простых многослойных полносвязных нейронных сетей прямого распространения.

Научная значимость полученного результата заключается в разработке методики проведения социологических опросов и исследования уровня доверия общества к власти с использованием навыка «Политический консультант» Яндекс.Алисы.

Прикладная значимость полученного результата состоит в разработке подхода к формированию подсистемы логирования голосового помощника для сбора детализированных данных по оценке уровня доверия общества к власти, в повышении эффективности оценки общественного мнения и уровня доверия общества к власти на основе присваивания эмоциональных оценок ответам пользователей.

Исследование выполнено при финансовой поддержке РФФИ и ЭИСИ в рамках научного проекта № 20-011-33008.

The reported study was funded by RFBR and EISR, project number 20-011-33008.

Библиографический список

1. **Василькова В. В., Легостаева Н. И.** Социальные боты в политической коммуникации // Вестник Рос. ун-та дружбы народов. Серия: Социология. 2019. № 19 (1). С. 121-133.
2. **Akhiamov O., Siegert I., Karpov A., Minker W.** Using complexity-identical human-and machine-directed utterances to investigate addressee detection for spoken dialogue systems // Sensors – 2020, vol. 20, no. 9, pp. 2740 <https://habr.com/ru/company/yandex/blog/349372/>.
3. **Harper T.** The big data public and its problems: Big data and the structural transformation of the public sphere. New Media and Society. 2017 Sep 1;19(9):1424-1439. <https://doi.org/10.1177/1461444816642167>
4. **Mangan S., Zaslaver A., Alon U.** The coherent feedforward loop serves as a sign-sensitive delay element in transcription networks // Journal of molecular biology. – 2003. – Т. 334. – №. 2. – С. 197-204.
5. **Peters M.E. et al.** Deep contextualized word representations // arXiv preprint arXiv:1802.05365. – 2018.

UDC 004.8

DEVELOPMENT OF A MECHANISM FOR COLLECTING AND ANALYZING DATA TO ASSESS THE LEVEL OF TRUST IN GOVERNMENT USING VOICE ASSISTANTS

O. D. Kazakov, Ph.D (in economic sciences), assistant professor, Head of the Department, BSETU, Bryansk, Russia;

orcid.org/ 0000-0001-9665-8138, e-mail: it.kazakov@yandex.ru

A. K. Sologubov, master student, BSETU, Bryansk, Russia;

orcid.org/0000-0001-7878-5838, e-mail: alex.5363@ya.ru

The technologies of voice assistants for public opinion research are considered. The aim of the work is to implement a mechanism for assessing the level of trust to the government using the results of voice assistants dialogue analysis based on natural language processing methods and simple multilayer fully connected feed forward neural networks. To complete the task of forming labeled training and test data set necessary for training a model to assess public opinion and the level of trust in government authorities, the skill of a virtual assistant from Yandex – Alice was developed. Also, Yandex.Alice's «Political Consultant» skill has been implemented for systematization and critical analysis of data on the level of public confidence in government bodies. To solve natural language processing problems, including the analysis of the sentiment of dialogues, ELMo model from DeepPavlov library, trained on the basis of RuSentiment, has been used. The

output of the results to assess the sentiment of dialogues and the level of trust is presented in the form of analytical subsystem implemented in the form of Python scripts and Microsoft Power Bi report.

Key words: voice assistant, assessment of the level of trust in authority, natural language processing, feed forward neural networks, text sentiment analysis.

DOI: 10.21667/1995-4565-2021-76-42-52

References

1. Vasil'kova V. V., Legostaeva N. I. Social'nye boty v politicheskoy kommunikacii. *Vestn. Ros. un-ta druzhby narodov. Seriya: Sociologiya*. 2019, no. 19 (1), pp. 121-133 (in Russian).
2. Akhtiamov O., Siegert I., Karpov A., Minker W. Using complexity-identical human-and machine-directed utterances to investigate addressee detection for spoken dialogue systems. *Sensors – 2020*, vol. 20, no. 9, pp. 2740 <https://habr.com/ru/company/yandex/blog/349372/> (in English).
3. Harper T. The big data public and its problems: Big data and the structural transformation of the public sphere. *New Media and Society*. 2017 Sep 1;19(9):1424-1439. <https://doi.org/10.1177/1461444816642167> (in English).
4. Mangan S., Zaslaver A., Alon U. The coherent feedforward loop serves as a sign-sensitive delay element in transcription networks. *Journal of molecular biology*. 2003, vol. 334, no. 2, pp. 197-204. (in English).
5. Peters M. E. et al. *Deep contextualized word representations*. arXiv preprint arXiv:1802.05365. – 2018. (in English).