

# Министерство науки и высшего образования Российской Федерации Федеральное государственное бюджетное образовательное учреждение высшего образования

# «Московский государственный технический университет имени Н.Э. Баумана

(национальный исследовательский университет)» (МГТУ им. Н.Э. Баумана)

ФАКУЛЬТЕТ _	«Информатика и системы управления»		
КАФЕДРА	«Теоретическая информатика и компьютерные технологии»		

# РАСЧЕТНО-ПОЯСНИТЕЛЬНАЯ ЗАПИСКА К ВЫПУСКНОЙ КВАЛИФИКАЦИОННОЙ РАБОТЕ НА ТЕМУ:

# Разработка приложения-собеседника с возможностью идентификации пользователей

Студент <u>ИУ9-82Б</u> (Группа)	(Подпись, дата)	(И.О.Фамилия)
Руководитель ВКР	(Подпись, дата)	(И.О.Фамилия)
Консультант	(Подпись, дата)	(И.О.Фамилия)
Консультант	(Подпись, дата)	(И.О.Фамилия)
Нормоконтролер	(Подпись, дата)	(И.О.Фамилия)

# СОДЕРЖАНИЕ

BI	ВЕД	дение	4
П	OC.	ТАНОВКА ЗАДАЧИ	5
1	Ид	дентификация пользователей на основе распознавания лиц	6
2	Пр	риложения-собеседники	7
3	Не	ейронные сети, используемые для создания прилоз	жений
	co	беседников	8
3.2	1	Рекуррентные нейронные сети	10
3.2	2	Долгая краткосрочная память	13
3.3	3	Закрытый рекуррентный модуль	17
3.4	4	Механизм внимания	17
3.5	5	Нейронные сети трансформеры	24
3.6	5	Модель «последовательность к последовательности»	27
3.7	7	Представления двунаправленного энкодера от трансформеров	28
3.8	3	Генеративный предварительно обученный трансформер	29
4	Вь	ыбор модели нейронной сети для реализации диалога с ботом	30
5	Вь	ыбор стека технологий	31
6	Pe	еализация программы	32
6.	1	Реализация пользовательского интерфейса приложения	32
6.	1.1	Реализация интерфейса распознавания лиц и ввода имен	32
6.	1.2	Реализация интерфейса общения с ботом	33
6.2	2	Реализация базы данных	33
6.2	2.1	Создание модели «сущность-связь», описание сущностей	33
6.2	2.2	Преобразование модели «сущность-связь» в реляционную модель	35
6.2	2.3	Описание таблиц	36
6.3	3	Реализация распознавания лиц	37

6.4	Реализация чат-бота	.39
6.4.1	Выбор данных для обучения	.39
6.4.2	Предварительная обработка данных	.39
6.4.3	Реализация выбранной модели нейронной сети	.40
7 Pe	зультаты работы	.44
7.1	Результаты обучения нейронной сети	44
7.2	Пользовательский интерфейс приложения	45
7.3	Распознавание лиц и ввод имен	.47
7.4	Тестирование проведения диалога с ботом	.50
ЗАКЈ	ІЮЧЕНИЕ	53
СПИ	СОК ИСПОЛЬЗОВАННЫХ ИСТОЧНИКОВ	.54
ПРИЈ	ПОЖЕНИЕ А	.56

### **ВВЕДЕНИЕ**

Разработка приложений-собеседников стала одним из актуальных направлений в сфере информационных технологий в современном мире. Технологии искусственного интеллекта, машинного обучения и обработки естественного языка стремительно развиваются, обеспечивая возможность создания умных виртуальных ассистентов, способных взаимодействовать с пользователями.

Приложения-собеседники представляют собой инновационные решения, способные отвечать на вопросы пользователей, поддерживать разговор, помогать в решении задач и обеспечивать персонализированный опыт. Их разработка требует понимания потребностей пользователей, а также технических аспектов в области искусственного интеллекта.

В данной выпускной квалификационной работе рассматривается способ идентификации пользователей на основе распознавания лиц, различные виды моделей нейронных сетей, используемые для создания приложений-собеседников и реализация приложения-собеседника с возможностью идентификации пользователей.

### ПОСТАНОВКА ЗАДАЧИ

Целью выпускной квалификационной работы является реализация приложения-собеседника с возможностью идентификации пользователей при помощи распознавания лиц.

Для достижения поставленной цели необходимо решить следующие задачи:

- рассмотреть способ идентификации пользователей на основе распознавания лиц;
- рассмотреть различные виды нейронных сетей, используемых для создания приложений-собеседников;
- реализовать пользовательский интерфейс приложения отображение видеопотока с веб-камеры, интерфейс для распознавания лиц и ввода имен, а также интерфейс для общения с ботом;
- реализовать базу данных для хранения информации, необходимой для работы приложения;
- реализовать распознавание лиц и возможность ввода имен;
- реализовать нейронную сеть для работы чат-бота;
- реализовать возможность общения с ботом в пользовательском интерфейсе;
- провести тестирование приложения.

# 1 Идентификация пользователей на основе распознавания лиц

Распознавание лиц — это способ идентификации или подтверждения личности человека по его лицу. Систему распознавания лиц можно использовать для идентификации людей на фотографиях, видео или в режиме реального времени.

Рассмотрим основные принципы работы таких систем:

- 1. Захват изображения лица: изображение лица может быть получено с помощью камеры или другого устройства, способного захватывать изображения.
- 2. Предварительная обработка: изображение лица может быть подвергнуто предварительной обработке для улучшения качества изображения, удаления шумов и нормализации освещения.
- 3. Извлечение особенностей: для распознавания лиц изображение лица анализируется с целью извлечения уникальных особенностей, таких как расположение глаз, носа, рта, форма лица и другие характеристики.
- 4. Создание шаблона лица: на основе извлеченных особенностей создается уникальный шаблон лица, который представляет собой числовое представление характеристик лица.
- 5. Сравнение и идентификация: полученный шаблон лица сравнивается с заранее сохраненными шаблонами в базе данных для идентификации или верификации личности.
- 6. Принятие решения: на основе результатов сравнения система принимает решение о том, соответствует ли изображение лица зарегистрированной личности или нет.
- 7. Обработка ошибок и обучение: система может быть обучена улучшать свою точность распознавания лиц путем адаптации к новым образцам

лиц и учета различных условий освещения, углов обзора и других параметров.

8. Использование искусственных нейронных сетей: многие системы используют алгоритмы глубокого обучения, такие, как сверточные нейронные сети, для обработки изображений и извлечения признаков, что позволяет им достигать высокой точности распознавания лиц.

### 2 Приложения-собеседники

Приложения-собеседники — это инновационные приложения, разработанные для ведения разговоров с пользователями на естественном языке. Они обычно основаны на искусственном интеллекте и машинном обучении, что позволяет им постоянно улучшать свои навыки коммуникации. В последние годы приложения-собеседники приобрели огромную популярность и нашли широкое применение в различных областях.

Рассмотрим развитие приложений-собеседников:

- 1. Искусственный интеллект: с развитием технологий искусственного интеллекта, приложения-собеседники стали способны понимать и анализировать человеческую речь с высокой точностью.
- 2. Обработка естественного языка (NLP): приложения-собеседники используют технологии обработки естественного языка для понимания контекста разговора и формирования своих ответов.
- 3. Машинное обучение: благодаря машинному обучению они способны улучшать свои навыки коммуникации на основе обратной связи и опыта общения с пользователями.

Приложения-собеседники имеют следующее влияние на общество и бизнес:

1. Клиентские сервисы: многие компании используют приложениясобеседники для автоматизации обработки запросов клиентов и предоставления быстрой поддержки.

- 2. Здравоохранение: в медицинской сфере приложения-собеседники помогают пациентам получать информацию о состоянии здоровья, предупреждать заболевания и следить за режимом приема лекарств.
- 3. Образование: в сфере образования они могут быть использованы для обучения и помощи студентам в освоении учебного материала.

Приложения-собеседники имеют следующие преимущества:

- 1. Эффективность: приложения-собеседники способны обрабатывать большой объем запросов и обеспечивать постоянную доступность.
- 2. Персонализация: способность приложений-собеседников адаптироваться к индивидуальным потребностям пользователей.
- 3. Экономия ресурсов: автоматизация коммуникаций позволяет сократить затраты на управление клиентским сервисом.

При разработке приложений-собеседников необходимо учитывать следующие требования:

- 1. Качество обслуживания: необходимость внимательного контроля качества и точности ответов приложений-собеседников.
- 2. Приватность данных: защита конфиденциальности информации, передаваемой через приложения-собеседники.

Приложения-собеседники представляют собой мощный инструмент современных технологий, значительно изменяющий образ взаимодействия между человеком и компьютером. Они оказывают большое влияние на бизнес, образование, здравоохранение и другие сферы жизни общества.

# 3 Нейронные сети, используемые для создания приложенийсобеседников

В последнее время нейронные сети стали ключевым инструментом для создания приложений-собеседников. Различные типы нейронных сетей использовались для развития таких приложений. Рассмотрим основные из них и их роли в создании приложений-собеседников:

1. Рекуррентные нейронные сети (RNN): рекуррентные нейронные сети широко используются для создания приложений-собеседников в силу

- своей способности работать с последовательностями данных. Однако, у RNN есть ограничения в обработке длинных зависимостей из-за проблемы затухания или взрыва градиентов.
- 2. LSTM (Long Short-Term Memory): LSTM является одним из типов RNN. LSTM проблемы используется для решения затухания информацию на градиентов, позволяет сохранять протяжении длительных временных интервалов. LSTM является эффективным для моделей, где долгосрочные зависимости, важны таких как приложения-собеседники.
- 3. GRU (Gated Recurrent Unit): модель GRU основана на тех же принципах, что и LSTM, но использует меньше фильтров и операций для вычисления нового скрытого состояния. GRU также предназначен для работы с последовательностями и может быть использован в разработке приложений-собеседников.
- 4. Механизм внимания: механизм внимания позволяет нейронной сети фокусироваться на определенных частях входных данных в зависимости от контекста, что приводит к улучшению качества ответов в приложениях-собеседниках, делая их более точными и информативными.
- 5. Нейронные сети Transformer: трансформеры это модели нейронных сетей, которые обеспечивают параллельную обработку данных без необходимости учета порядка слов. Модели Transformer хорошо подходят для создания приложений-собеседников, так как могут распараллеливаться и способны обрабатывать большие объемы текста.
- 6. Модель sequence to sequence: модель sequence to sequence (seq2seq) применяется для преобразования последовательности входных данных в последовательность выходных данных. В приложениях-собеседниках seq2seq может использоваться для генерации ответов на основе входных запросов.

- 7. BERT (Bidirectional Encoder Representations from Transformers): BERT представляет собой модель Transformer, обученную на огромном объеме текста. BERT обладает способностью понимать контекст запроса и является эффективным инструментом для создания приложений-собеседников с высокой точностью ответов.
- 8. GPT (Generative Pre-trained Transformer): GPT это еще одна модель Transformer, предобученная на больших корпусах текста. GPT может использоваться в приложениях-собеседниках для генерации текста, включая ответы на запросы пользователей.

Использование комбинации вышеупомянутых типов нейронных сетей и моделей может значительно повысить качество приложений-собеседников, обеспечивая более точные и информативные ответы пользователям.

# 3.1 Рекуррентные нейронные сети

Рекуррентные нейронные сети (RNN) представляют собой класс нейронных сетей, разработанных для обработки и анализа последовательностей данных. Они имеют способность сохранять информацию о предыдущих состояниях и использовать ее для обработки новых входных данных.

Рекуррентные нейронные сети были спроектированы для работы с последовательными данными, такими как тексты, речь или временные ряды. Главным принципом рекуррентных нейронных сетей является передача информации от предыдущего этапа обработки данных к текущему. Данный процесс обеспечивается за счет обратных связей, которые дают возможность модели сохранять информацию о предыдущих состояниях и использовать ее при анализе следующих элементов последовательности данных [1].

Рассмотрим особенности рекуррентных нейронных сетей:

1. Память о предыдущих состояниях: рекуррентные нейронные сети обладают внутренней памятью, которая позволяет им сохранять информацию о предыдущих состояниях, поэтому они являются подходящими для анализа данных, где порядок имеет значение, например, текста, аудио и временных рядов.

- 2. Обработка последовательностей: рекуррентные нейронные сети способны работать с последовательностями переменной длины, такими как предложения в тексте или временные отметки во временных рядах.
- 3. Обратное распространение градиентов: рекуррентные нейронные сети используют обратное распространение градиентов для обучения, что позволяет им адаптироваться к данным и улучшать свои предсказательные способности.

На рисунке 1 представлена рекуррентная нейронная сеть и её развернутое представление.

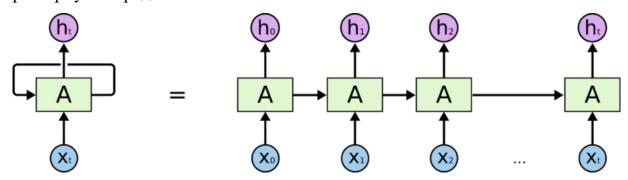


Рисунок 1 – RNN и её развернутое представление

Рассмотрим различные виды рекуррентных нейронных сетей [2].

Архитектура «один к одному» по сути является обычной нейронной сетью. На рисунке 2 изображена рекуррентная нейронная сеть «один к одному».

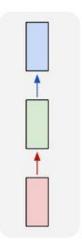


Рисунок 2 – RNN «один к одному»

Один вход ко многим выходам может применяться, например, для генерации аудиозаписи. На вход подается жанр музыки, на выходе получается последовательность аудиозаписи. На рисунке 3 изображена рекуррентная нейронная сеть «один ко многим».

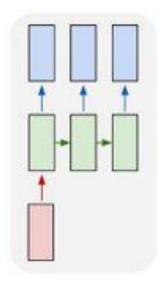


Рисунок 3 – RNN «один ко многим»

Много входов и один выход может применяться, например, для оценки тональности рецензии. На вход подаются слова рецензии, на выходе получается оценка ее тональности — позитивная рецензия или негативная. На рисунке 4 изображена рекуррентная нейронная сеть «многие к одному».

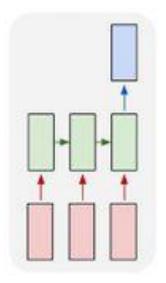


Рисунок 4 – RNN «многие к одному»

Архитектуру «многие ко многим» можно использовать для перевода текста с одного языка на другой. На рисунке 5 изображена рекуррентная нейронная сеть «многие ко многим».

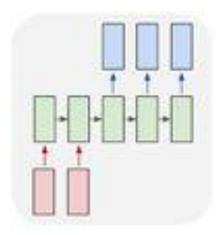


Рисунок 5 - RNN «многие ко многим»

Однако, рекуррентные нейронные сети обладают некоторыми ограничениями, такими как проблема затухающего градиента и неспособность эффективно учить долгосрочные зависимости. С целью преодоления данных проблем были разработаны более сложные архитектуры, такие как LSTM (Long Short-Term Memory) и GRU (Gated Recurrent Unit), они имеют дополнительные механизмы для борьбы с этими ограничениями.

# 3.2 Долгая краткосрочная память

Долгая краткосрочная память (Long short-term memory, LSTM) — особая разновидность архитектуры рекуррентных нейронных сетей, способная к обучению долговременным зависимостям [3].

LSTM-модули разработаны специально для избежания проблемы долговременной зависимости. Они запоминают значения как на короткие, так и на длинные промежутки времени. Происходит это из-за того, что LSTM-модуль не использует функцию активации внутри своих рекуррентных компонентов, хранимое значение не размывается во времени, и градиент не исчезает при использовании метода обратного распространения ошибки.

Ключевые части LSTM-модуля — это состояние ячейки и различные фильтры. Состояние ячейки представляет из себя память сети, при помощи которой информация передается по всем модулям. Информация из ранних временных шагов может быть получена на более поздних.

В течение обучения состояние ячейки изменяется, информация добавляется или удаляется из состояния ячейки структурами, которые называются фильтрами. Фильтры контролируют поток информации на входах и на выходах модуля на основании некоторых условий, они состоят из слоя сигмоидальной нейронной сети и операции поточечного умножения.

Сигмоидальный слой возвращает числа в диапазоне от 0 до 1, они обозначают, какую долю каждого блока информации следует пропустить дальше по сети. Умножение на это значение используется для того, чтобы пропустить или запретить передачу потока информации внутрь и наружу памяти. Например, входной фильтр осуществляет контроль меры вхождения нового значения в память, а фильтр забывания осуществляет контроль меры сохранения значения в памяти. Выходной фильтр осуществляет контроль меры того, в какой степени значение, находящееся в памяти, используется при расчёте выходной функции активации [4].

На рисунке 6 представлена модель LSTM.

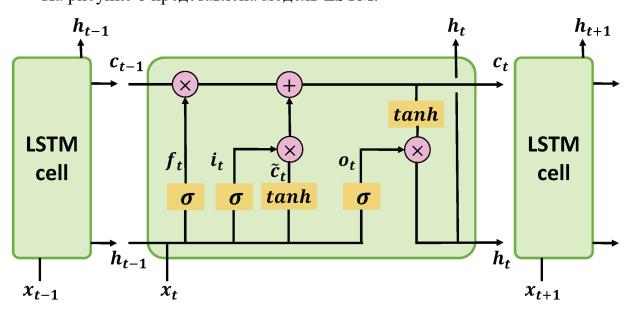


Рисунок 6 – Модель LSTM

Рассмотрим принцип работы LSTM. На первом этапе «слой фильтра забывания» определяет, какую информацию можно забыть. Значения предыдущего выхода  $h_{t-1}$  и текущего входа  $x_t$  пропускаются через сигмоидальный слой. На рисунке 7 представлено вычисление  $f_t$ .  $W_f$  — матрица весов,  $b_f$  — вектор смещений.

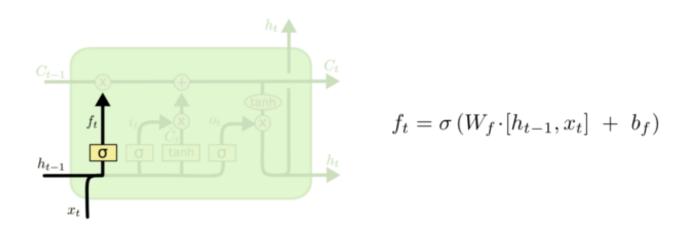


Рисунок 7 – Вычисление «слоя фильтра забывания» в LSTM

Далее решается то, какая новая информация будет храниться в состоянии ячейки. Этот этап состоит из двух частей. Сначала сигмоидальный слой, «слой входного фильтра», определяет то, какие значения следует обновить. Затем tanh-слой строит вектор новых значений-кандидатов  $\tilde{C}_t$ , которые можно добавить в состояние ячейки. На рисунке 8 представлено вычисление  $i_t$  и  $\tilde{C}_t$ .  $W_i$ ,  $W_C$  – матрицы весов,  $b_i$ ,  $b_C$  – векторы смещений.

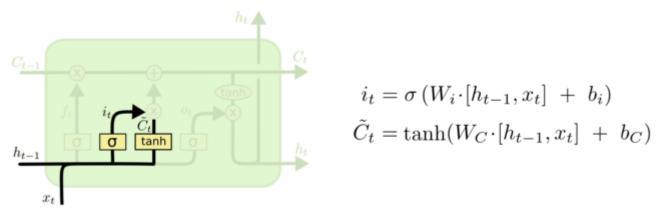


Рисунок 8 – Вычисление «слоя входного фильтра» и tanh-слоя в LSTM

Чтобы заменить старое состояние ячейки  $C_{t-1}$  на новое состояние  $C_t$ , нужно умножить старое состояние на  $f_t$ . При этом забывается то, что решили забыть ранее. Далее прибавляется  $i_t * \tilde{C}_t$ . Это новые значения-кандидаты, умноженные на  $i_t$  — на сколько обновляется каждое из значений состояния. На рисунке 9 представлено вычисление  $C_t$ .

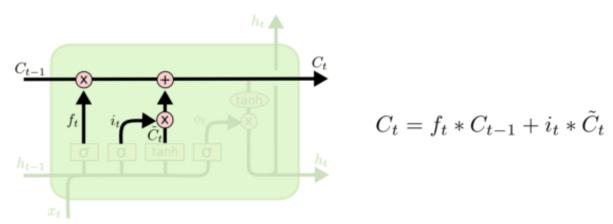


Рисунок 9 – Вычисление нового состояния ячейки в LSTM

На последнем этапе определяется то, какая информация будет получена на выходе. Выходные данные основываются на нашем состоянии ячейки, к ним применяются некоторые фильтры. В начале значения предыдущего выхода  $h_{t-1}$  и текущего входа  $x_t$  пропускаются через сигмоидальный слой, он решает, какая информация из состояния ячейки будет выведена. Далее значения состояния ячейки проходят через tanh-слой и перемножаются с выходными значениями сигмоидального слоя, это позволяет выводить только требуемую информацию. На рисунке 10 представлено вычисление  $h_t$ .  $W_o$  — матрица весов,  $b_o$  — вектор смещений.

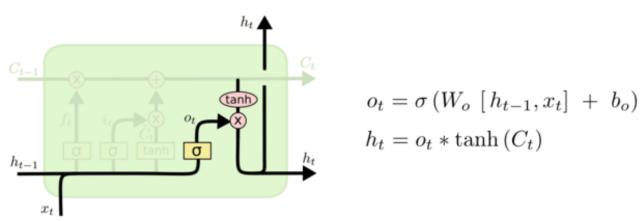


Рисунок 10 – Вычисление выходного значения ячейки в LSTM

Полученные таким образом  $h_t$  и  $C_t$  передаются далее по цепочке.

# 3.3 Закрытый рекуррентный модуль

Закрытый рекуррентный модуль (Gated Recurrent Unit, GRU) является одним из видов рекуррентных нейронных сетей, аналогичных LSTM. Эта архитектура предназначена для упрощения и ускорения обучения по сравнению с LSTM. Она при этом сохраняет большую часть ее эффективности, особенно в задачах обработки последовательностей данных. Модель GRU основывается на тех же принципах, что и LSTM, но использует меньше фильтров и операций для вычисления нового скрытого состояния [5].

У GRU на один фильтр меньше, и фильтры несколько иначе соединены. Фильтры «забывания» и «входа» объединяются в один фильтр «обновления». Данный фильтр определяет, сколько информации сохраняется от последнего состояния и сколько информации получается от предыдущего слоя. Состояние ячейки объединяется со скрытым состоянием. Фильтр сброса состояния работает почти так же, как фильтр забывания, но расположен несколько иначе. Полная информация о состоянии отправляется на следующие слои. Выходной фильтр отсутствует. На рисунке 11 представлена модель GRU. W<sub>z</sub>, W<sub>r</sub>, W – матрицы весов.

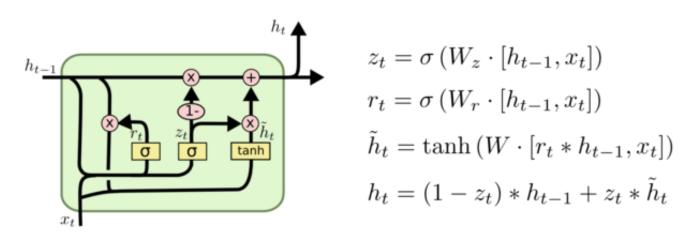


Рисунок 11 – Модель GRU

#### 3.4 Механизм внимания

В основе механизма внимания лежит идея разделения операции оценки значимости вектора и получения информации из него. На вход механизма внимания поступает матрица размерности «длина текста» на «размер эмбеддинга». Эмбеддинг токена — это числовой вектор, содержащий информацию о признаках токена. В начале к вектору каждого слова независимо применяется некоторая нейронная сеть, имеющая один выход – оценку значимости соответствующего элемента текста, например, слова. Эта оценка является вещественным числом, которое для более значимых слов – больше, а для менее значимых слов – меньше. Термин «релевантность» применяется для обозначения оценки значимости слова, релевантность — это число, чем больше это число, тем слово более значимо. Часто релевантности слов рассчитываются с помощью однослойной нейронной сети, но может использоваться и более преобразование. Релевантность ДЛЯ всех элементов рассчитывается с помощью одной и той же нейронной сети, веса которой не конкретного слова. Далее оценки релевантности каждого нормируются так, чтобы их сумма равнялась одному, для этого можно функцию активации softmax. Затем оценки релевантности использовать домножаются на соответствующие значения входных векторов и, таким образом, получается результирующий вектор. Размерность результирующего вектора такая же, как размерность эмбеддингов слов на входе. Эту операцию можно записать через матричное произведение.

На рисунке 12 представлен пример механизма внимания. Words — матрица признаков токенов, Conv1d — однослойная нейронная сеть, имеющая один выход — оценку значимости соответствующего токена, Logits — вектор значений релевантностей токенов до применения softmax, Softmax — функция активации, Attention scores — вектор оценок релевантностей после применения функции softmax, сумма элементов данного вектора равняется единице, Result — результирующий вектор, его размерность такая же, как и размерность эмбеддингов слов на входе.

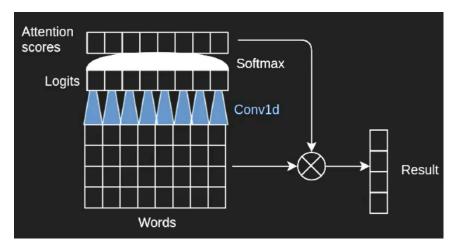


Рисунок 12 – Механизм внимания

Механизм внимания состоит из следующих основных компонентов. Вопервых, на вход может подаваться не только матрица слов, но и вектор-запрос, на которого будут рассчитываться релевантности слов. основе компонент – механизм расчёта релевантности. Третий компонент – это механизм вычисления значений, то есть векторов, которые будут складываться с весами, полученными в результате расчёта значимости слов. Четвёртый компонент – это механизм получения единого вектора, то есть агрегация. Обычно оценки релевантности сначала нормируются с помощью функции активации softmax, а затем входные вектора домножаются на эти оценки и поэлементно складываются. В результате получается гораздо большая гибкость по сравнению с обычной агрегацией, значения выходного вектора более не являются независимыми, теперь одни элементы входных векторов работают на привлечение внимания, а другие на передачу полезной информации [6].

Существует множество вариантов механизма внимания. Рассмотрим некоторые из них. Для получения результирующего вектора можно использовать не исходные векторы, а векторы, преобразованные с помощью другой нейронной сети. При этом веса у нейронных сетей, отвечающих за получение значений и за оценку релевантности, отличаются, что даёт больше гибкости.

Пример такого механизма внимания представлен на рисунке 13. Words – матрица признаков токенов, Conv1d – однослойные нейронные сети, нижняя отвечает за получение значений, верхняя – за оценку релевантностей, их веса различаются, Values – матрица значений, полученная с помощью нейронной сети, данная матрица будет перемножаться с вектором оценок релевантности, Logits – вектор значений релевантностей токенов до применения softmax, Softmax – функция активации, Attention scores – вектор оценок релевантности после применения функции softmax, сумма элементов данного вектора равняется единице, Result – результирующий вектор, его размерность такая же, как и размерность эмбеддингов слов на входе.

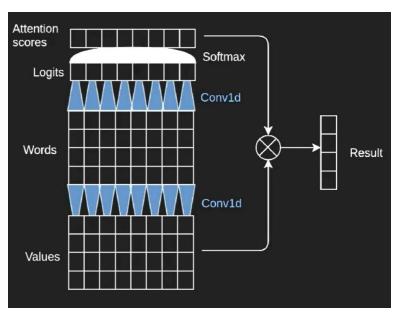


Рисунок 13 – Механизм внимания с преобразованием исходных векторов

Также задача может быть поставлена так, что слова во входной последовательности не являются релевантными или не релевантными сами по себе, их релевантность оценивают относительно запроса, то есть в контексте конкретной потребности пользователя. В таких случаях релевантность может оцениваться скалярным произведением вектора запроса и векторов из входной матрицы. Также это можно записать в виде матричного произведения. Чем ближе векторы входных слов к вектору запроса в смысле некоторой метрики, тем более они значимы.

На рисунке 14 приведен механизм внимания с запросом. Words – матрица признаков токенов, Query – вектор-запрос, Logits – вектор значений релевантностей токенов до применения softmax, Softmax – функция активации, Attention scores – вектор оценок релевантностей после применения функции softmax, сумма элементов данного вектора равняется единице, Result – результирующий вектор, его размерность такая же, как и размерность эмбеддингов слов на входе.

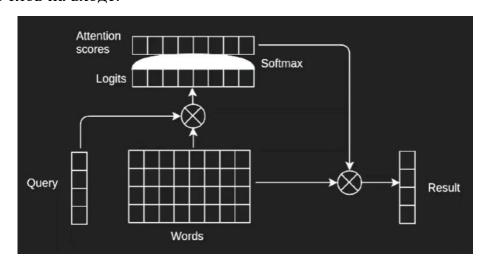


Рисунок 14 – Механизм внимания с запросом

Также можно не брать запрос извне, а вычислить самостоятельно — например, с помощью глобального пулинга с выбором максимума. Тогда оценка значимости каждого слова будет обусловлена на весь текст. Механизмы внимания, которые используют элементы одного и того же текста в качестве ключей и значений, называются механизмами «самовнимания» («self-attention»).

Рассмотрим механизм внутреннего внимания. В механизме внутреннего внимания на вход принимается матрица признаков токенов. Столбцы соответствуют токенам, а строки соответствуют признакам токенов. В результате применения внимания получается матрица, которая имеет такой же размер, что и входная матрица, но в ней уже каждый вектор содержит информацию о значении соответствующего токена в контексте всех остальных токенов. Алгоритм работы внутреннего внимания практически ничем не

отличается от обычного внимания, особенность заключается в том, что и в качестве запросов, и в качестве ключей, используются одни и те же данные, сами токены. В начале рассчитывается квадратная матрица попарного сходства каждого токена с каждым. Далее эта матрица, с помощью функции активации softmax, нормируется по строкам или по столбцам таким образом, чтобы сумма весов по строке или столбцу была равна одному. Затем исходные векторы выступают в роли значений. Они взвешиваются с помощью полученных весов и складываются, эту операцию можно записать с помощью матричного произведения.

Модель механизма внутреннего внимания представлена на рисунке 15. Words — матрица признаков токенов, Logits — квадратная матрица попарного сходства каждого токена с каждым, Softmax — функция активации, Scores — матрица, полученная из матрицы Logits нормированием при помощи функции softmax по строкам или по столбцам так, чтобы сумма весов по строке или столбцу равнялась единице, Result — результирующая матрица того же размера, что и входная матрица, в которой каждый вектор содержит информацию о значении соответствующего токена в контексте всех остальных токенов.

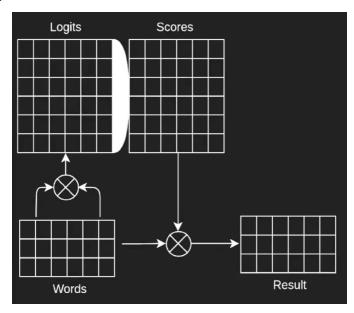


Рисунок 15 – Механизм внутреннего внимания

Рассмотренный вариант — это самый простой вариант внутреннего внимания, он показывает основной принцип работы. На практике обычно

используют более сложную схему. Отличие заключается в том, что перед тем, как считать попарное сходство токенов, исходные признаки токенов преобразуются, это делается двумя независимыми нейронными сетями. Часто используется простое линейное преобразование — домножение на матрицу. Матрицы проекции — это квадратные матрицы, и длина их стороны равна размеру эмбеддинга токена. Это позволяет получить намного больше гибкости. При расчёте релевантности токен будет иметь разные признаки, в зависимости от того, выступает он в качестве запроса или в качестве ключа.

Схема механизма внутреннего внимания с разделением запросов, ключей и значений представлена на рисунке 16. Words — матрица признаков токенов, Queries — матрица запросов, Keys — матрица ключей, Values — матрица значений, Logits — квадратная матрица попарного сходства каждого токена с каждым, Softmax — функция активации, Scores — матрица, полученная из матрицы Logits нормированием при помощи функции softmax по строкам или по столбцам так, чтобы сумма весов по строке или столбцу равнялась единице, Result — результирующая матрица того же размера, что и входная матрица, в которой каждый вектор содержит информацию о значении соответствующего токена в контексте всех остальных токенов.

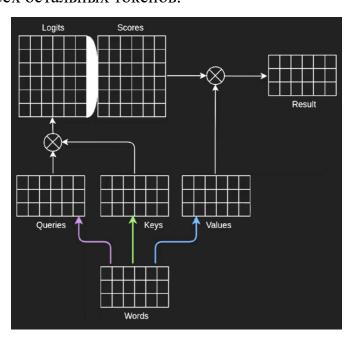


Рисунок 16 – Механизм внутреннего внимания с разделением запросов, ключей и значений

# 3.5 Нейронные сети трансформеры

Трансформер (Transformer) — архитектура глубоких нейронных сетей, основанная на механизме внимания. Основным преимуществом трансформеров по сравнению с рекуррентными нейронными сетями является их высокая эффективность в условиях параллелизма. Впервые модель трансформера была предложена в статье Attention is All You Need от разработчиков Google в 2017 году [6].

В трансформерах используется механизм внимания с несколькими «головами». «Головы» – это механизмы внутреннего внимания. Для получения проекций в разных «головах» используются разные веса, нормирование выполняется независимо в каждой «голове», что позволяет строить результирующий вектор признаков, учитывая множество аспектов, а не только один, как если бы использовался обычный механизм внутреннего внимания. Каждая «голова» работает с пространством признаков меньшего размера. Потом, на выходе, они конкатенируются. Размер выходной матрицы остаётся прежним – таким же, каким и был на входе.

На рисунке 17 представлен механизм внимания с несколькими «головами». Words – матрица признаков токенов, Queries – вектор запросов, Keys – вектор ключей, Values – вектор значений, Logits – квадратная матрица попарного сходства каждого токена с каждым, Softmax – функция активации, Scores – матрица, полученная из матрицы Logits нормированием при помощи функции softmax по строкам или по столбцам так, чтобы сумма весов по строке или столбцу равнялась единице, Multi-Head Self-Attention – механизм внутреннего внимания с несколькими «головами», Result – результирующая матрица.

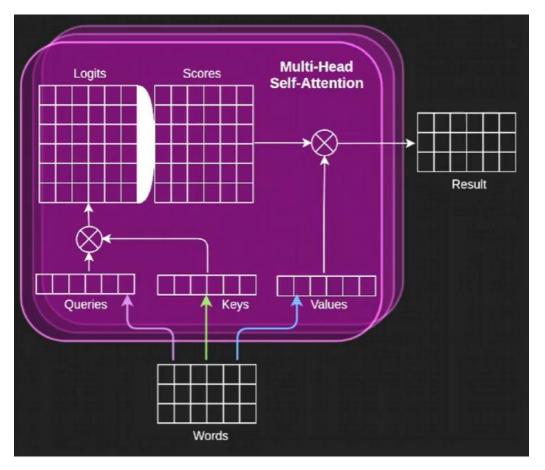


Рисунок 17 – Механизм внимания с несколькими «головами»

Ключевой идеей трансформера является внутреннее внимание с несколькими «головами». Но трансформер состоит не только из этих блоков. Он состоит из нескольких слоёв следующего вида: в начале используется внимание для учёта глобального контекста. Далее признаки каждого токена преобразовываются независимо с помощью двухслойной нейронной сети. Сеть применяется с одними и теми же параметрами ко всем токенам. Также есть связи в обход нелинейностей, что ускоряет процесс обучения за счёт лучшего протекания градиентов. Таких слоёв ставится несколько, один поверх другого [7]. Размерность данных эти слои не меняют.

На рисунке 18 представлена архитектура трансформера-кодировщика. Multi-Head Self-Attention — механизм внутреннего внимания с несколькими «головами», LayerNorm — применение функции активации softmax для нормирования значений.

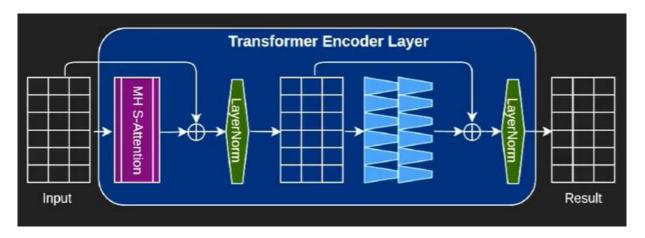


Рисунок 18 – Архитектура трансформера-кодировщика

На рисунке 19 представлена общая архитектура трансформера.

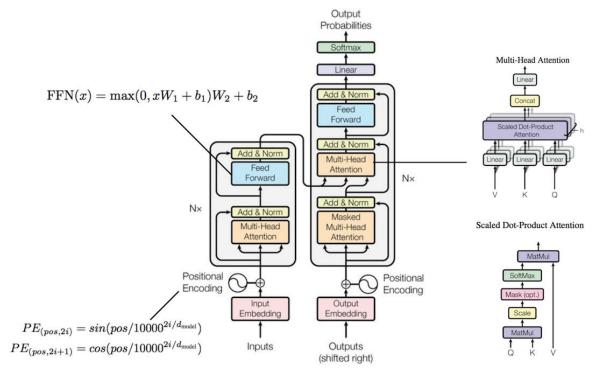


Figure 1: The Transformer - model architecture.

Рисунок 19 – Общая архитектура трансформера

Общая архитектура трансформера состоит из энкодера и декодера. Декодер отличается тем, что в нём используются маски. В него подаются выходы энкодера.

#### 3.6 Модель «последовательность к последовательности»

Идея модели «последовательность к последовательности» (sequence to sequence) заключается в том, чтобы принимать последовательность переменной длины в качестве входных данных и возвращать последовательность переменной длины в качестве выходных данных, используя модель фиксированного размера.

Данную задачу можно выполнить, используя вместе две отдельные рекуррентные нейронные сети. Одна рекуррентная нейронная сеть действует как энкодер, который кодирует входную последовательность переменной длины в контекстный вектор фиксированной длины. Этот контекстный вектор (последний скрытый слой RNN) содержит семантическую информацию о предложении запроса. Вторая рекуррентная нейронная сеть — это декодер, который принимает входное слово и вектор контекста и возвращает предположение о следующем слове в последовательности и скрытое состояние для использования на следующей итерации [8]. На рисунке 20 изображен пример модели sequence to sequence.

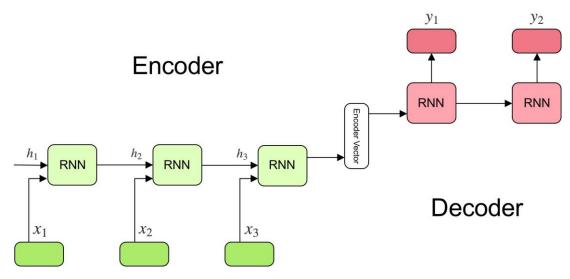


Рисунок 20 – Пример модели sequence to sequence

Энкодер RNN выполняет итерацию входного предложения по одному токену, например, слову за раз, на каждом временном шаге выводя вектор «вывода» и вектор «скрытого состояния». Затем вектор «скрытого состояния»

передается на следующий временной шаг, выходной вектор записывается. Энкодер преобразует контекст, который он видел в каждой точке последовательности, в набор точек в многомерном пространстве, декодер будет использовать их для генерации вывода для данной задачи.

Декодер RNN генерирует ответное предложение поэтапно. Для генерации следующего слова в последовательности он использует контекстные векторы энкодера и внутренние скрытые состояния. Декодер RNN продолжает генерировать слова до тех пор, пока не выдаст EOS token, который представляет собой конец предложения. Распространенная проблема с декодером vanilla sequence to sequence, представляющим собой базовую модель декодера, заключается в том, что, если мы будем полагаться исключительно на контекстный всей вектор ДЛЯ кодирования значения входной последовательности, вполне вероятно, что мы потеряем информацию. Это особенно актуально при работе с длинными входными последовательностями, что значительно ограничивает возможности декодера.

Для борьбы с этим используется механизм внимания, который позволяет декодеру обращать внимание на определенные части входной последовательности, а не использовать весь фиксированный контекст на каждом шаге [9].

Для вычисления внимания используется текущее скрытое состояние декодера и выходные данные энкодера. Значения коэффициентов внимания на выходе имеют ту же форму, что и входная последовательность, что позволяет умножать их на выходные данные энкодера, получая взвешенную сумму, которая указывает, на какие части выходных данных энкодера следует обратить внимание [10].

# 3.7 Представления двунаправленного энкодера от трансформеров

Представления двунаправленного энкодера от трансформеров (Bidirectional Encoder Representations from Transformers, BERT) – это мощная нейронная сеть, разработанная Google для обработки естественного языка. ВЕRТ построена на архитектуре трансформер, но с увеличенным числом и

размером слоев, отсутствующей декодирующей частью и глубокой двунаправленностью, то есть рассмотрением контекста с двух сторон [11].

Рассмотрим архитектуру BERT:

- 1. BERT основан на трансформере, который является моделью глубокого обучения для понимания контекста в тексте.
- 2. BERT использует двунаправленный подход, что означает, что он способен понимать контекст как слева направо, так и справа налево.

BERT имеет следующие преимущества:

- 1. Понимание контекста: BERT способен учитывать контекст предложения для более точного понимания значения слов.
- 2. Предварительное обучение: BERT предварительно обучается на больших объемах текста, что позволяет ему лучше понимать язык.
- 3. Универсальность: BERT может использоваться для различных задач NLP, таких как классификация, извлечение информации, вопросноответные системы и другие.

BERT находит применение в следующих областях:

- 1. Понимание текста: BERT может использоваться для понимания смысла текстов на естественном языке.
- 2. Автоматическая обработка языка: BERT используется для автоматической обработки языка, что полезно в поисковых системах, чат-ботах и других областях.

ВЕКТ представляет собой значительный прорыв в области NLP, благодаря своей способности понимать контекст и обрабатывать тексты на естественном языке более эффективно. Его универсальность и предварительное обучение делают его одним из самых мощных инструментов для работы с текстовыми данными в настоящее время.

# 3.8 Генеративный предварительно обученный трансформер

Генеративный предварительно обученный трансформер (Generative Pretrained Transformer, GPT) — это модель нейронной сети, разработанная компанией OpenAI для выполнения различных задач обработки естественного

языка. Она способна генерировать текст, отвечать на вопросы, завершать предложения и многое другое.

Оригинальный GPT и GPT-2 являются адаптациями Transformer – алгоритма 2017 года от Google. GPT-3 имеет ту же архитектуру, что и предыдущий алгоритм GPT-2. Главное отличие — количество параметров, используемых в модели, увеличили до 175 миллиардов. GPT-3 обучали на 570 гигабайтах текста или 1,5 триллионах слов [12].

GPT основана на технологии трансформеров, которая позволяет модели обрабатывать последовательности данных с учётом их контекста. GPT состоит из множества слоёв, каждый из которых обрабатывает информацию последовательно и передаёт её следующему слою для дальнейшей обработки.

GPT проходит через этап предварительного обучения на огромных объёмах текстовых данных, что позволяет ей улавливать широкий спектр языковых закономерностей. Это предварительное обучение позволяет модели в дальнейшем успешно выполнять различные задачи.

После предварительного обучения, GPT может быть дообучена под конкретную задачу, например, генерация текстов, ответы на вопросы в чатботах и многое другое.

GPT обладает способностью генерировать качественный и связный текст, соответствующий контексту, а также улавливать длинные зависимости в текстах, что делает её мощным инструментом для обработки естественного языка.

Нейронная сеть GPT представляет собой мощный инструмент для обработки естественного языка, способный генерировать высококачественные тексты и успешно выполнять разнообразные задачи в этой области.

# 4 Выбор модели нейронной сети для реализации диалога с ботом

Для реализации диалога с ботом была выбрана модель нейронной сети sequence to sequence, состоящая из энкодера RNN и декодера RNN, соединенных при помощи механизма внимания. Энкодер суммирует входную последовательность в набор векторов, а декодер воздействует на

закодированную входную последовательность с помощью механизма внимания и генерирует выходную последовательность по одному токену. В качестве RNN как в энкодере, так и в декодере, были выбраны блоки GRU.

Рассмотрим преимущества выбранной модели:

- 1. Гибкость последовательной генерации. Эта модель позволяет генерировать выходную последовательность по одному токену, обеспечивая гибкость в обработке входных и выходных данных.
- 2. Улучшенная способность перевода входной последовательности в выходную. Благодаря использованию механизма внимания в декодере, модель способна воздействовать на закодированную входную последовательность с учетом важности различных элементов, что улучшает способность модели к точному переводу.
- 3. Блоки GRU для эффективной обработки последовательностей. Выбор блоков GRU в качестве RNN как в энкодере, так и в декодере способствует эффективной обработке последовательностей и позволяет модели улавливать долгосрочные зависимости в данных.
- 4. Обучение на парных последовательностях. Модель sequence to sequence позволяет обучаться на парах входных и выходных последовательностей, что способствует обучению модели на задачах, таких как генерация текста или машинный перевод.

Эти преимущества делают модель sequence to sequence с энкодером RNN GRU, декодером RNN GRU и механизмом внимания эффективным инструментом для обработки последовательностей и решения различных задач обработки естественного языка, таких, как, например, создание приложений-собеселников.

# 5 Выбор стека технологий

Для написания программы был выбран язык программирования Python и его библиотеки и модули:

– PyTorch – фреймворк глубокого обучения, он включает в себя набор

- инструментов для работы с моделями [13];
- ОрепCV библиотека компьютерного зрения, которая предназначена для анализа, классификации и обработки изображений;
- face\_recognition библиотека распознавания лиц [14];
- speech\_recognition библиотека распознавания речи [15];
- psycopg2 модуль для подключения к PostgreSQL, выполнения SQLзапросов и других операций с базой данных [16];
- os модуль для работы с операционной системой;
- time модуль для работы со временем;
- tkinter библиотека для разработки графического интерфейса;
- PIL библиотека Python Imaging Library для работы с изображениями;
- shutil модуль для высокоуровневых операций с файлами и коллекциями файлов;
- pickle модуль, который реализует двоичные протоколы для сериализации и десериализации структуры Python объекта;
- sys модуль, который обеспечивает доступ к некоторым переменным и функциям, взаимодействующим с интерпретатором Python;
- re модуль для работы с регулярными выражениями.

# 6 Реализация программы

# 6.1 Реализация пользовательского интерфейса приложения

Сначала был создан пользовательский интерфейс приложения. Для его создания использовалась библиотека tkinter.

В пользовательском интерфейсе приложения сверху отображается видеопоток с веб-камеры. Ниже находятся кнопки для переключения между интерфейсом для распознавания лиц и ввода имен и интерфейсом для общения с ботом.

#### 6.1.1 Реализация интерфейса распознавания лиц и ввода имен

В интерфейсе для распознавания лиц и ввода имен находится строка для вывода сообщений от приложения, поле для ввода имени человека, находящегося перед камерой, кнопка для голосового ввода имени человека, находящегося перед камерой, поля для изменения имени – поля ввода текущего имени и нового имени, кнопка для очистки базы данных.

# 6.1.2 Реализация интерфейса общения с ботом

В интерфейсе для общения с ботом находится строка для вывода сообщений от приложения, пролистывающееся текстовое поле для отображения диалога с ботом, поле для ввода сообщения боту, кнопка для голосового ввода сообщения боту и кнопка для очистки диалога.

# 6.2 Реализация базы данных

# 6.2.1 Создание модели «сущность-связь», описание сущностей

Сначала была создана модель «сущность-связь». В данной модели базы данных содержится информация об изображениях, идентифицированных людях, не идентифицированных людях и диалогах.

На рисунке 21 представлена созданная модель «сущность – связь».

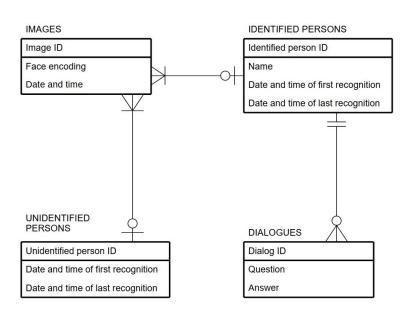


Рисунок 21 – Модель «сущность-связь»

Рассмотрим описание сущностей:

1. IMAGES – сущность, являющаяся абстракцией изображения.

### Атрибуты:

- ImageId идентификатор;
- FaceEncoding кодировка лица;
- DateAndTime дата и время сохранения изображения.
- 2. IDENTIFIED PERSONS сущность, являющаяся абстракцией идентифицированного человека.

# Атрибуты:

- IdentifiedPersonId идентификатор;
- Name имя;
- DateAndTimeOfFirstRecognition дата и время первого распознавания камерой;
- DateAndTimeOfLastRecognition дата и время последнего распознавания камерой.
- 3. UNIDENTIFIED PERSONS сущность, являющаяся абстракцией неидентифицированного человека.

# Атрибуты:

- UnidentifiedPersonId идентификатор;
- DateAndTimeOfFirstRecognition дата и время первого распознавания камерой;
- DateAndTimeOfLastRecognition дата и время последнего распознавания камерой.
- 4. DIALOGUES сущность, являющаяся абстракцией диалога идентифицированного человека с ботом.

#### Атрибуты:

- DialogId идентификатор;
- Question вопрос;
- Answer ответ.

Рассмотрим связи между сущностями:

- 1. Рассмотрим связь между сущностями IMAGES и IDENTIFIED PERSONS. Изображению может соответствовать один идентифицированный человек, а может не соответствовать ни одного. У идентифицированного человека может быть 1 или более изображений.
- 2. Рассмотрим связь между сущностями IMAGES и UNIDENTIFIED PERSONS. Изображению может соответствовать один неидентифицированный человек, а может не соответствовать ни одного. У неидентифицированного человека может быть 1 или более изображений.
- 3. Рассмотрим связь между сущностями IDENTIFIED PERSONS и DIALOGUES. У идентифицированного человека может быть 0 или более диалогов. Диалогу соответствует ровно один идентифицированный человек.

# 6.2.2 Преобразование модели «сущность-связь» в реляционную модель

Далее модель «сущность-связь» была преобразована в реляционную модель. На рисунке 22 представлена реляционная модель базы данных.

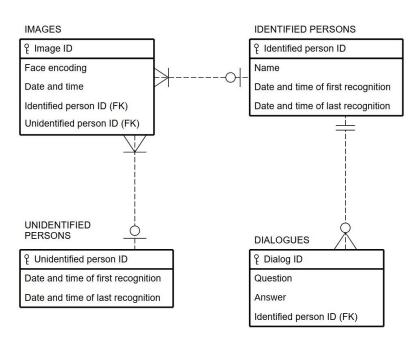


Рисунок 22 – Реляционная модель базы данных

# 6.2.3 Описание таблиц

Опишем таблицы реляционной модели.

В таблице 1 представлены описания столбцов для IMAGES.

Таблица 1 – IMAGES

Column name	Туре	Key	NULL Status	Remarks
ImageId	SERIAL	PRIMARY	NOT NULL	
		KEY		
FaceEncoding	BYTEA	No	NOT NULL	
DateAndTime	TIMESTAMP	No	NOT NULL	
IdentifiedPersonId	INTEGER	FOREIGN	NULL	
		KEY		
UnidentifiedPersonId	INTEGER	FOREIGN	NULL	
		KEY		

В таблице 2 представлены описания столбцов для IDENTIFIED PERSONS.

Таблица 2 – IDENTIFIED PERSONS

Column name	Туре	Key	NULL	Remarks
			Status	
IdentifiedPersonId	SERIAL	PRIMARY	NOT	
		KEY	NULL	
Name	varchar(50)	No	NOT	UNIQUE
			NULL	
DateAndTimeOfFirstRecognition	TIMESTAMP	No	NOT	
			NULL	
DateAndTimeOfLastRecognition	TIMESTAMP	No	NOT	

	NULL	

В таблице 3 представлены описания столбцов для UNIDENTIFIED PERSONS.

Таблица 3 – UNIDENTIFIED PERSONS

Column name	Type	Key	NULL	Remarks
			Status	
UnidentifiedPersonId	SERIAL	PRIMARY	NOT	
		KEY	NULL	
DateAndTimeOfFirstRecognition	TIMESTAMP	No	NOT	
			NULL	
DateAndTimeOfLastRecognition	TIMESTAMP	No	NOT	
			NULL	

В таблице 4 представлены описания столбцов для DIALOGUES.

Таблица 4 – DIALOGUES

Column name	Type	Key	NULL Status	Remarks
DialogId	SERIAL	PRIMARY	NOT NULL	
		KEY		
Question	varchar(150)	No	NULL	
Answer	varchar(150)	No	NULL	

# 6.3 Реализация распознавания лиц

Вверху интерфейса отображается видеопоток, получаемый с камеры компьютера. Распознавание и идентификация лиц осуществляется в функции face\_rec(). Сначала эта функция производит обнаружение лица в видеопотоке,

получаемом с камеры компьютера. При обнаружении лицо выделяется прямоугольником. Далее функция проходит по всем местоположениям и кодировкам лиц текущего кадра и сравнивает текущую кодировку лица с кодировками лиц на изображениях, сохраненных в таблицу IMAGES. Если кодировка лица совпадает с кодировкой лица изображения из таблицы IMAGES, то внизу прямоугольника пишется имя человека или, если человек не идентифицирован, которой TO строка «person», следует неидентифицированного человека. Если лиц с текущей кодировкой не было найдено в таблице IMAGES, то, значит, камера обнаружила нового человека. Информация о нём добавляется в таблицу UNIDENTIFIED PERSONS. Значениями DateAndTimeOfFirstRecognition и DateAndTimeOfLastRecognition становится текущий момент времени. Каждые 3 секунды информация об изображении сохраняется в таблицу IMAGES, а само изображение сохраняется в папке dataset в папку с именем человека, которому принадлежит эта фотография. На рисунках 23 – 24 изображена часть кода функции face\_rec().

Рисунок 23 – Код функции face\_rec()

Рисунок 24 – Код функции face\_rec()

#### 6.4 Реализация чат-бота

#### 6.4.1 Выбор данных для обучения

Для обучения нейронной сети были выбраны наборы данных диалогов из художественной литературы.

Для обучения нейронной сети был выбран набор из 1000000 пар предложений и ответов на них.

## 6.4.2 Предварительная обработка данных

В начале была проведена предварительная обработка данных. Диалоги были считаны из файлов, были сохранены пары вопросов и ответов. Предложения были приведены к нижнему регистру, были удалены знаки препинания, кроме основных. Были удалены диалоги, содержащие предложения, которые длиннее определенного количества символов. Затем был создан словарь для отображения слов в индексы. Были подсчитаны частоты

встречаемости каждого слова в диалогах, были удалены слишком редкие слова и диалоги, которые их содержат. Затем наборы данных для обучения были преобразованы в числовые тензоры.

### 6.4.3 Реализация выбранной модели нейронной сети

Для реализации чат-бота была выбрана модель нейронной сети sequence to sequence с энкодером RNN GRU, декодером RNN GRU и механизмом внимания. Данная модель обладает такими преимуществами, как гибкость последовательной генерации, улучшенная способность перевода входной последовательности в выходную, благодаря использованию механизма **GRU** блоков эффективной обработки внимания, использование ДЛЯ последовательностей, возможность обучения на парных последовательностях.

Энкодер RNN выполняет итерацию входного предложения по одному токену, например, слову за раз, на каждом временном шаге выводя вектор «вывода» и вектор «скрытого состояния». Затем вектор «скрытого состояния» передается на следующий временной шаг, выходной вектор записывается. Энкодер преобразует контекст, который он видел в каждой точке последовательности, в набор точек в многомерном пространстве, декодер будет использовать их для генерации вывода для данной задачи.

В данной работе был реализован энкодер, состоящий из двунаправленных GRU. Код класса, реализующего энкодер, представлен на рисунке 25.

Рисунок 25 – Код класса, реализующего энкодер

Класс EncoderRNN, представляющий собой реализацию энкодера, является подклассом nn.Module. В методе \_\_init\_\_ класса определяются основные параметры: hidden\_size — размер скрытого состояния, embedding — векторные представления слов, n\_layers — количество слоев GRU, dropout — коэффициент для дропаута. Затем инициализируется GRU слой с параметрами hidden\_size, n\_layers, dropout и флагом bidirectional=True для создания двунаправленного GRU. Метод forward определяет проход вперед через энкодер. Сначала векторы input\_seq проходят через слой embedding. Затем они упаковываются в padded sequence с помощью раск\_padded\_sequence из nn.utils.rnn. Далее запускается слой GRU с упакованным входом и текущим скрытым состоянием. Результаты и скрытое состояние извлекаются из GRU, и далее производится операция по приведению размерности и объединению для получения окончательных выходных значений outputs. Метод возвращает outputs и последнее скрытое состояние.

Декодер RNN генерирует ответное предложение поэтапно. Он использует контекстные векторы энкодера и внутренние скрытые состояния для генерации следующего слова в последовательности. Слова продолжают генерироваться до тех пор, пока декодер не выдаст EOS\_token, который представляет собой конец предложения. Распространенная проблема с базовой моделью декодера заключается в том, что, если мы будем полагаться исключительно на контекстный вектор для кодирования значения всей входной последовательности, вполне вероятно, что мы потеряем информацию.

Для борьбы с этим используется механизм внимания, который позволяет декодеру обращать внимание на определенные части входной последовательности, а не использовать весь фиксированный контекст на каждом шаге. Внимание вычисляется с использованием текущего скрытого состояния декодера и выходных данных энкодера. Веса внимания на выходе имеют ту же размерность, что и входная последовательность, что позволяет умножать их на выходные данные энкодера, получая взвешенную сумму,

которая указывает, на какие части выходных данных энкодера следует обратить внимание.

В данной работе была реализована усовершенствованная модель механизма внимания — «глобальное внимание». Основное отличие заключается в том, что при использовании «глобального внимания» учитываются все скрытые состояния энкодера, в отличие от «локального внимания», которое учитывает скрытое состояние энкодера только с текущего временного шага. Ещё одно отличие состоит в том, что при использовании «глобального внимания» рассчитываются весовые коэффициенты внимания с использованием скрытого состояния декодера только на текущем временном шаге.

Код класса, реализующего механизм внимания, представлен на рисунке 26.

```
def __init__(self, hidden_size):
    super(Attn, self).__init__()
    self.hidden_size = hidden_size

def dot_score(self, hidden, encoder_output):
    return torch.sum(hidden * encoder_output, dim=2)

def forward(self, hidden, encoder_outputs):
    attn_energies = self.dot_score(hidden, encoder_outputs)
    attn_energies = attn_energies.t()
    return F.softmax(attn_energies, dim=1).unsqueeze(1)
```

Рисунок 26 – Код класса, реализующего механизм внимания

Класс Attn, реализующий механизм внимания, является подклассом nn.Module. В конструкторе этого класса осуществляется инициализация размера скрытого состояния. Метод dot\_score принимает на вход скрытое состояние и вывод энкодера, вычисляет скалярное произведение между ними с помощью функции torch.sum. В методе forward происходит вычисление энергий внимания путем применения dot score к скрытому состоянию и выводу

энкодера, затем эти значения транспонируются, и к ним применяется функция softmax для получения весов внимания.

На рисунке 27 представлен код класса, реализующего декодер.

```
class DecoderRNN(nn.Module):
   def __init__(self, embedding, hidden_size, output_size, n_layers=1, dropout=0.1):
       super(DecoderRNN, self).__init__()
       self.hidden_size = hidden_size
       self.output_size = output_size
       self.n_layers = n_layers
       self.dropout = dropout
       self.embedding = embedding
       self.embedding_dropout = nn.Dropout(dropout)
       self.gru = nn.GRU(hidden_size, hidden_size, n_layers, dropout=(0 if n_layers == 1 else dropout))
       self.out = nn.Linear(hidden_size, output_size)
       self.attn = Attn(hidden_size)
   def forward(self, input_step, last_hidden, encoder_outputs):
       embedded = self.embedding(input_step)
       embedded = self.embedding_dropout(embedded)
       rnn_output, hidden = self.gru(embedded, last_hidden)
       context = attn_weights.bmm(encoder_outputs.transpose(0, 1))
       rnn_output = rnn_output.squeeze(0)
       concat_input = torch.cat((rnn_output, context), 1)
       concat_output = torch.tanh(self.concat(concat_input))
       output = self.out(concat_output)
       return output, hidden
```

Рисунок 27 – Код класса, реализующего декодер

Класс DecoderRNN, реализующий декодер нейронной сети, является подклассом nn.Module. В конструкторе \_\_init\_\_ определены параметры, необходимые для построения декодера RNN, такие, как размерность скрытого слоя, размерность выхода, количество слоев и коэффициент дропаута. В методе forward определен прямой проход через декодер RNN. Сначала вход передается через слой эмбеддинга, после чего применяется дропаут. Затем вход передается через слой GRU, и полученные результаты применяются к механизму внимания для получения весов внимания. Далее выполняется конкатенация полученных величин. И в конце применяется функция softmax для получения итогового вывода.

## 7 Результаты работы

## 7.1 Результаты обучения нейронной сети

Для обучения нейронной сети был выполнен цикл из 100000 итераций, были посчитаны значения функции потерь на каждой итерации.

На рисунке 28 изображены значения функции потерь на первых 30 итерациях.

```
Итерация: 1; Среднее значение функции потерь: 11.1739
Итерация: 2; Среднее значение функции потерь: 11.0928
Итерация: 3; Среднее значение функции потерь: 10.9534
Итерация: 4; Среднее значение функции потерь: 10.7223
Итерация: 5; Среднее значение функции потерь: 10.3836
Итерация: 6; Среднее значение функции потерь: 9.9372
Итерация: 7; Среднее значение функции потерь: 9.4235
Итерация: 8; Среднее значение функции потерь: 8.7545
Итерация: 9; Среднее значение функции потерь: 8.9321
Итерация: 10; Среднее значение функции потерь: 8.9281
Итерация: 11; Среднее значение функции потерь: 8.8945
Итерация: 12; Среднее значение функции потерь: 8.8967
Итерация: 13; Среднее значение функции потерь: 8.3232
Итерация: 14; Среднее значение функции потерь: 8.2757
Итерация: 15; Среднее значение функции потерь: 7.7851
Итерация: 16; Среднее значение функции потерь: 7.5049
Итерация: 17; Среднее значение функции потерь: 7.3185
Итерация: 18; Среднее значение функции потерь: 6.7997
Итерация: 19; Среднее значение функции потерь: 7.0203
Итерация: 20; Среднее значение функции потерь: 6.9678
Итерация: 21; Среднее значение функции потерь: 6.9148
Итерация: 22; Среднее значение функции потерь: 6.3591
Итерация: 23; Среднее значение функции потерь: 6.2507
Итерация: 24; Среднее значение функции потерь: 6.0771
Итерация: 25; Среднее значение функции потерь: 6.3191
Итерация: 26; Среднее значение функции потерь: 6.6207
Итерация: 27; Среднее значение функции потерь: 6.2757
Итерация: 28; Среднее значение функции потерь: 6.3616
Итерация: 29; Среднее значение функции потерь: 6.4761
Итерация: 30; Среднее значение функции потерь: 6.2864
```

Рисунок 28 – Значения функции потерь на первых 30 итерациях

На рисунке 29 изображены значения функции потерь на последних 30 итерациях.

```
Итерация: 99971; Среднее значение функции потерь: 3.2933
Итерация: 99972; Среднее значение функции потерь: 3.3935
Итерация: 99973; Среднее значение функции потерь: 3.6950
Итерация: 99974; Среднее значение функции потерь: 3.4904
Итерация: 99975; Среднее значение функции потерь: 3.2125
Итерация: 99976; Среднее значение функции потерь: 3.7007
Итерация: 99977; Среднее значение функции потерь: 3.1472
Итерация: 99978; Среднее значение функции потерь: 3.2306
Итерация: 99979; Среднее значение функции потерь: 2.9305
Итерация: 99980; Среднее значение функции потерь: 3.5073
Итерация: 99981; Среднее значение функции потерь: 3.2650
Итерация: 99982; Среднее значение функции потерь: 3.6861
Итерация: 99983; Среднее значение функции потерь: 3.2249
Итерация: 99984; Среднее значение функции потерь: 3.0601
Итерация: 99985; Среднее значение функции потерь: 3.2131
Итерация: 99986; Среднее значение функции потерь: 3.3172
Итерация: 99987; Среднее значение функции потерь: 3.3658
Итерация: 99988; Среднее значение функции потерь: 3.0868
Итерация: 99989; Среднее значение функции потерь: 3.6707
Итерация: 99990; Среднее значение функции потерь: 3.0057
Итерация: 99991; Среднее значение функции потерь: 3.2834
Итерация: 99992; Среднее значение функции потерь: 3.4867
Итерация: 99993; Среднее значение функции потерь: 3.2626
Итерация: 99994; Среднее значение функции потерь: 3.1734
Итерация: 99995; Среднее значение функции потерь: 3.2017
Итерация: 99996; Среднее значение функции потерь: 3.5098
Итерация: 99997; Среднее значение функции потерь: 3.2328
Итерация: 99998; Среднее значение функции потерь: 3.4507
Итерация: 99999; Среднее значение функции потерь: 3.1465
Итерация: 100000; Среднее значение функции потерь: 3.3539
```

Рисунок 29 – Значения функции потерь на последних 30 итерациях

## 7.2 Пользовательский интерфейс приложения

В пользовательском интерфейсе приложения сверху отображается видеопоток с веб-камеры. Ниже находятся кнопки для переключения между интерфейсом для распознавания лиц и ввода имен и интерфейсом для общения с ботом.

В интерфейсе для распознавания лиц и ввода имен находится строка для вывода сообщений от приложения, поле для ввода имени человека, находящегося перед камерой, кнопка для голосового ввода имени человека, находящегося перед камерой, поля для изменения имени — поля ввода текущего имени и нового имени, кнопка для очистки базы данных. На рисунке 30 изображен интерфейс для распознавания лиц и ввода имен.

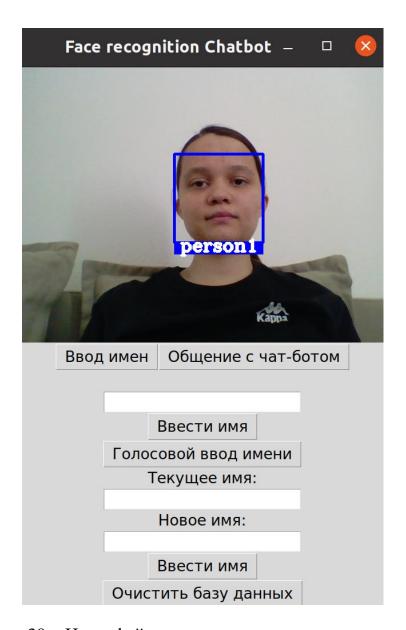


Рисунок 30 – Интерфейс для распознавания лиц и ввода имен

В интерфейсе для общения с ботом находится строка для вывода сообщений от приложения, пролистывающееся текстовое поле для отображения диалога с ботом, поле для ввода сообщения боту, кнопка для голосового ввода сообщения боту и кнопка для очистки диалога. На рисунке 31 изображен интерфейс для общения с ботом.

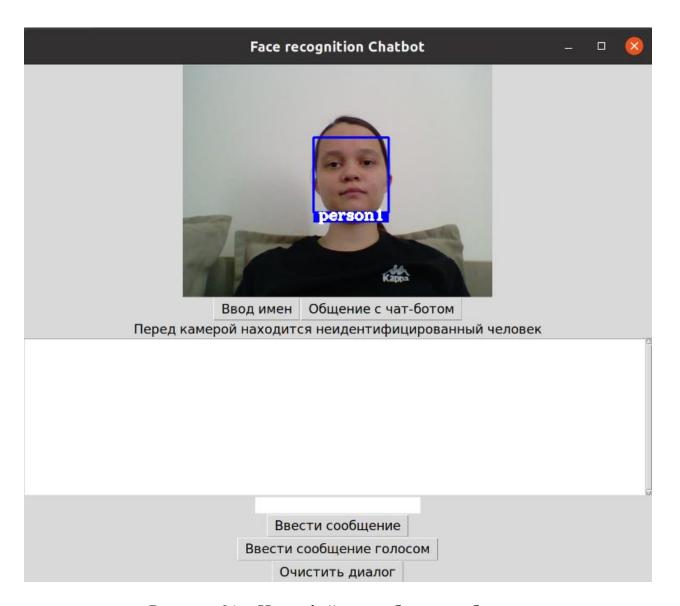


Рисунок 31 – Интерфейс для общения с ботом

## 7.3 Распознавание лиц и ввод имен

В приложении отображается видеопоток с веб-камеры. Происходит распознавание лиц людей, лица выделяются прямоугольниками, внизу подписывается имя человека, если оно было введено, или «person» и индекс человека, находящегося перед камерой, если имя не было введено. В интерфейсе распознавания лиц и ввода имен имена можно вводить текстом или голосом. На рисунках 32 — 33 изображен ввод имен людей, распознанных камерой.

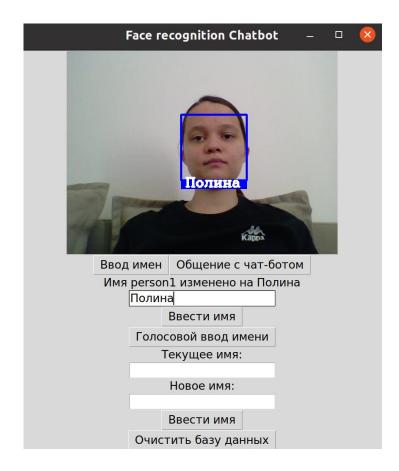


Рисунок 32 – Ввод имени человека, распознанного камерой

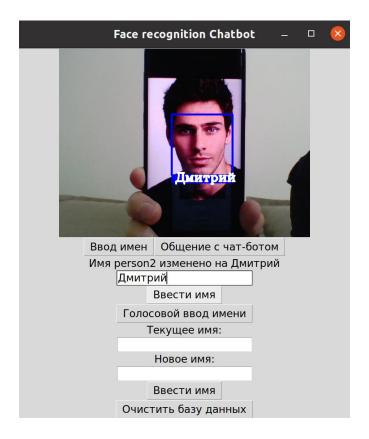


Рисунок 33 – Ввод имени человека, распознанного камерой

Изображения лиц разных людей сохраняются в разные папки. Сохранение фотографий разных людей в разные папки изображено на рисунках 34-36.

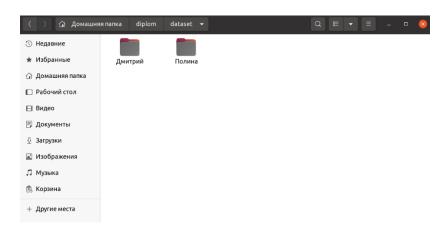


Рисунок 34 – Сохранение изображений лиц разных людей в разные папки

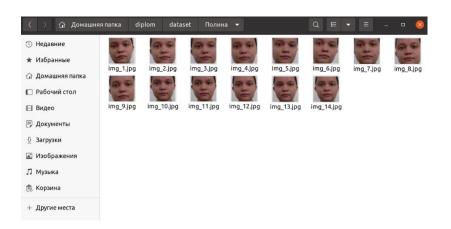


Рисунок 35 – Сохранение изображений лиц разных людей в разные папки

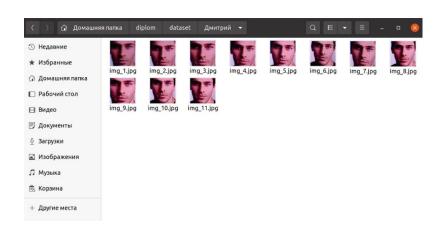


Рисунок 36 – Сохранение изображений лиц разных людей в разные папки

### 7.4 Тестирование проведения диалога с ботом

Когда человек подходит к камере, в интерфейсе общения с ботом отображается сохраненный диалог этого человека с ботом. Также можно вводить новые сообщения текстом или голосом.

На рисунках 37 и 38 изображены примеры диалогов двух людей с ботом. Когда человек подходит к камере, отображается сохраненный диалог этого человека с ботом.

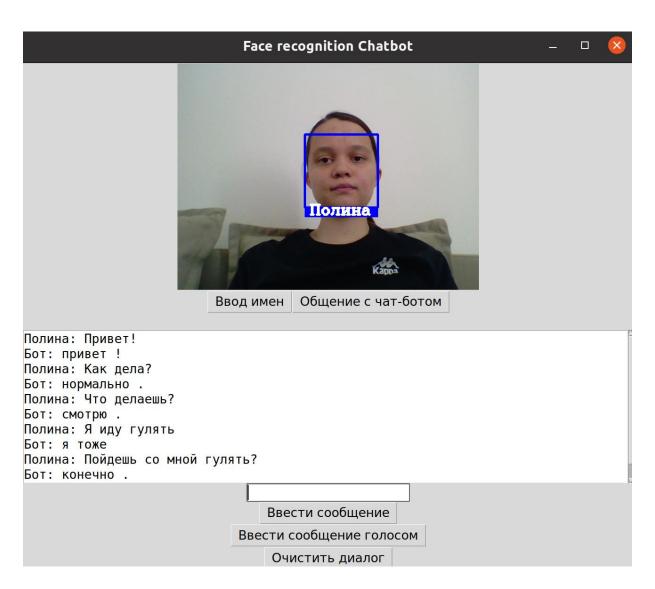


Рисунок 37 – Пример диалога человека с ботом

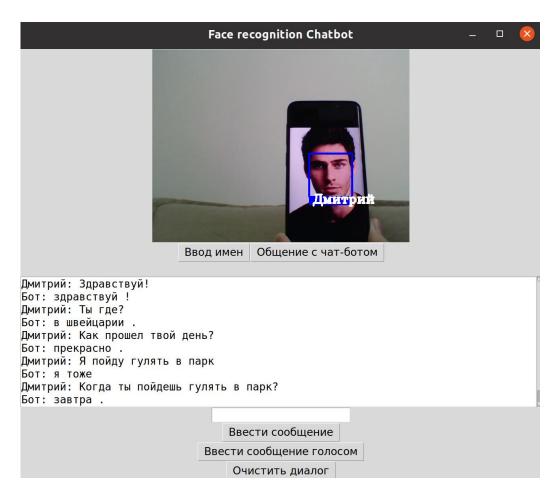


Рисунок 38 – Пример диалога человека с ботом

Если перед камерой никого нет, то отображается сообщение о том, что перед камерой нет людей, и диалоговое поле остается пустым. Такой пример изображен на рисунке 39.

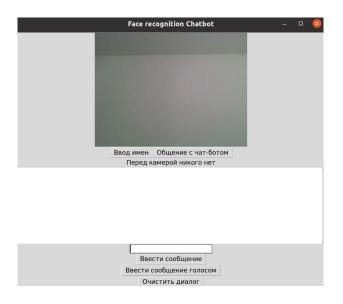


Рисунок 39 – Интерфейс общения с ботом, когда перед камерой никого

Если перед камерой находится более одного человека, отображается сообщение об этом, и диалоговое поле остается пустым. Такой пример изображен на рисунке 40.

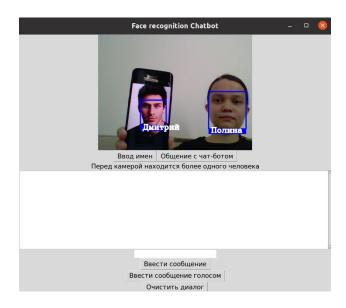


Рисунок 40 — Интерфейс общения с ботом, когда перед камерой находится более одного человека

Если перед камерой находится неидентифицированный человек, то есть человек, которому ранее не было введено имя, то отображается сообщение об этом, и диалоговое поле остается пустым. Такой пример изображен на рисунке 41.

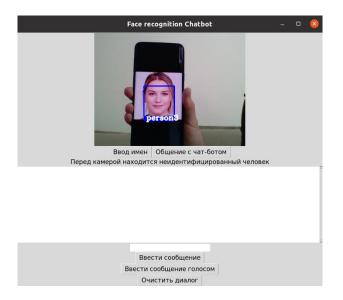


Рисунок 41 — Интерфейс общения с ботом, когда перед камерой находится неидентифицированный человек

#### ЗАКЛЮЧЕНИЕ

В результате выполнения выпускной квалификационной работы были выполнены следующие задачи:

- рассмотрен способ идентификации пользователей на основе распознавания лиц;
- рассмотрены различные виды нейронных сетей, используемых для создания приложений-собеседников;
- реализован пользовательский интерфейс приложения;
- реализована база данных для хранения информации, необходимой для работы приложения;
- реализовано распознавание лиц и возможность ввода имен;
- реализована нейронная сеть для работы чат-бота модель sequence to sequence с энкодером RNN GRU, декодером RNN GRU и механизмом внимания;
- реализована возможность общения с ботом в пользовательском интерфейсе;
- проведено тестирование приложения.

Задачи выполнены, цель выпускной квалификационной работы достигнута.

#### СПИСОК ИСПОЛЬЗОВАННЫХ ИСТОЧНИКОВ

- Ши, В. Рекуррентные нейронные сети и их использование в задачах обработки естественного языка / В. Ши // Научный аспект. 2024. Т. 36, № 1. С. 4714-4718.
- 2. Сайт //
  - https://neerc.ifmo.ru/wiki/index.php?title=%D0%A0%D0%B5%D0%BA%D1%8
    3%D1%80%D1%80%D0%B5%D0%BD%D1%82%D0%BD%D1%8B%D0%B5
    \_%D0%BD%D0%B5%D0%B9%D1%80%D0%BE%D0%BD%D0%BD%D1%8
    B%D0%B5\_%D1%81%D0%B5%D1%82%D0%B8 (дата обращения 28.04.24)
- 3. Hochreiter, Sepp & Schmidhuber, Jürgen. (1997). Long Short-term Memory. Neural computation. 9. 1735-80. 10.1162/neco.1997.9.8.1735.
- 4. Сайт //
  https://neerc.ifmo.ru/wiki/index.php?title=%D0%94%D0%BE%D0%BB%D0%B
  3%D0%B0%D1%8F\_%D0%BA%D1%80%D0%B0%D1%82%D0%BA%D0%B
  E%D1%81%D1%80%D0%BE%D1%87%D0%BD%D0%B0%D1%8F\_%D0%B
  F%D0%B0%D0%BC%D1%8F%D1%82%D1%8C (дата обращения 28.04.24)
- 5. Будыльский, Д. В. GRU и LSTM: современные рекуррентные нейронные сети / Д. В. Будыльский // Молодой ученый. 2015. № 15(95). С. 51-54.
- 6. Vaswani, Ashish, et al. "Attention is all you need." Advances in neural information processing systems. 2017. https://papers.nips.cc/paper/7181-attention-is-all-you-need.pdf
- 7. Митина, О. А. генерация текста с помощью нейронных сетей / О. А. Митина, В. В. Жаров // Национальная Ассоциация Ученых. 2023. № 90-2. С. 19-27.
- 8. Sutskever I., Vinyals O., Le Q. V. Sequence to sequence learning with neural networks //Advances in neural information processing systems. 2014. C. 3104-3112.

- 9. Bahdanau, Dzmitry, Kyunghyun Cho, and Yoshua Bengio. "Neural machine translation by jointly learning to align and translate." arXiv preprint arXiv:1409.0473 (2014).
- 10. Сайт // https://pytorch.org/tutorials/beginner/chatbot\_tutorial.html (дата обращения 28.04.24)
- 11. Когай, И. Е. Особенности нейронной сети BERT и способы ее использования / И. Е. Когай, П. И. Маслакова, Е. В. Попова // Цифровизация экономики: направления, методы, инструменты: СБОРНИК МАТЕРИАЛОВ V ВСЕРОССИЙСКОЙ НАУЧНО-ПРАКТИЧЕСКОЙ КОНФЕРЕНЦИИ, Краснодар, 16–21 января 2023 года. Краснодар: Кубанский государственный аграрный университет имени И.Т. Трубилина, 2023. С. 365-367.
- 12. Тюрюмина, В. А. Разработка нейросети GPT-3 на базе NLP / В. А. Тюрюмина // СОВРЕМЕННЫЕ ДОСТИЖЕНИЯ МОЛОДЕЖНОЙ науки : сборник статей Международного научно-исследовательского конкурса, Петрозаводск, 11 мая 2021 года. Петрозаводск: Международный центр научного партнерства «Новая Наука» (ИП Ивановская Ирина Игоревна), 2021. С. 14-18.
- 13. Сайт PyTorch // https://pytorch.org/ (дата обращения 16.05.24)
- 14. Документация библиотеки face\_recognition: caйт // https://face-recognition.readthedocs.io/en/latest/index.html# (дата обращения 16.05.24).
- 15. Описание библиотеки speech\_recognition: сайт // https://pypi.org/project/SpeechRecognition/ (дата обращения 16.05.24).
- 16. Документация PostgreSQL: caйт // https://www.postgresql.org/docs/ (дата обращения 16.05.24).

#### ПРИЛОЖЕНИЕ А

В данном приложении представлен код программы.

В листинге 1 представлен код программы.

# Листинг 1 – Код программы

```
import torch
import torch.nn as nn
from torch import optim
import torch.nn.functional as F
import random
import re
import os
import itertools
import time
import cv2
import face recognition
import speech recognition
import psycopg2
from tkinter import *
import tkinter as tk
from tkinter import scrolledtext
from PIL import Image, ImageTk
import shutil
import pickle
import sys
host = "127.0.0.1"
user = "postgres"
password = "qwerty"
db name = "face recognition chatbot"
```

#-----SQL queries------

\_\_\_\_\_\_

```
def sql_query(query):
    try:
        connection = psycopg2.connect(
            host=host,
            user=user,
            password=password,
            database=db name
        )
        connection.autocommit = True
        with connection.cursor() as cursor:
            cursor.execute(query)
    except Exception as ex:
        print( ex)
    finally:
        if connection:
            connection.close()
def sql query with return fetchone (query):
    try:
        connection = psycopg2.connect(
            host=host,
            user=user,
            password=password,
            database=db name
        )
        connection.autocommit = True
        with connection.cursor() as cursor:
            cursor.execute(query)
            return cursor.fetchone()[0]
    except Exception as _ex:
        print( ex)
```

```
finally:
        if connection:
            connection.close()
def sql query with return fetchall (query):
    try:
        connection = psycopg2.connect(
            host=host,
            user=user,
            password=password,
            database=db name
        connection.autocommit = True
        with connection.cursor() as cursor:
            cursor.execute(query)
            return cursor.fetchall()
    except Exception as ex:
        print( ex)
    finally:
        if connection:
            connection.close()
def create table images():
    query = """CREATE TABLE if not exists IMAGES (
                    ImageId serial PRIMARY KEY,
                    FaceEncoding BYTEA NOT NULL,
                    IdentifiedPersonId integer NULL,
                    CONSTRAINT fk image identified person FOREIGN
KEY (IdentifiedPersonId) REFERENCES IDENTIFIED PERSONS
(IdentifiedPersonId) ON DELETE CASCADE,
                    UnidentifiedPersonId integer NULL,
                    CONSTRAINT fk image unidentified person
FOREIGN KEY (UnidentifiedPersonId) REFERENCES UNIDENTIFIED PERSONS
```

```
(UnidentifiedPersonId) ON DELETE CASCADE,
                    DateAndTime TIMESTAMP NOT NULL,
                    CONSTRAINT check ids CHECK
((IdentifiedPersonId IS NOT NULL AND UnidentifiedPersonId IS NULL)
or (IdentifiedPersonId IS NULL AND UnidentifiedPersonId IS NOT
NULL))
                    );"""
    sql query(query)
def create table identified persons():
    query = """CREATE TABLE if not exists IDENTIFIED PERSONS(
                    IdentifiedPersonId serial PRIMARY KEY,
                    Name varchar(50) UNIQUE NOT NULL,
                    DateAndTimeOfFirstRecognition TIMESTAMP NOT
NULL,
                    DateAndTimeOfLastRecognition TIMESTAMP NOT
NULL
                    );"""
    sql query(query)
def create table unidentified persons():
    query = """CREATE TABLE if not exists UNIDENTIFIED PERSONS(
                    UnidentifiedPersonId serial PRIMARY KEY,
                    DateAndTimeOfFirstRecognition TIMESTAMP NOT
NULL,
                    DateAndTimeOfLastRecognition TIMESTAMP NOT
NULL
                    );"""
    sql query(query)
def create_table_dialogues():
    query = """CREATE TABLE if not exists DIALOGUES(
```

```
DialogId serial PRIMARY KEY,
                    Question varchar(200) NOT NULL,
                    Answer varchar(200) NOT NULL,
                    IdentifiedPersonId integer NOT NULL,
                    CONSTRAINT fk dialog identified person FOREIGN
KEY (IdentifiedPersonId) REFERENCES IDENTIFIED PERSONS
(IdentifiedPersonId) ON DELETE CASCADE
                    );"""
    sql query(query)
def drop table images():
    query = "DROP TABLE IMAGES;"
    sql query(query)
def drop table identified persons():
    query = "DROP TABLE IDENTIFIED PERSONS;"
    sql query(query)
def drop table unidentified persons():
    query = "DROP TABLE UNIDENTIFIED PERSONS;"
    sql query(query)
def drop table dialogues():
    query = "DROP TABLE DIALOGUES;"
    sql query(query)
def insert identified person image into images (face encoding,
identified person id):
    try:
        connection = psycopg2.connect(
```

```
host=host,
            user=user,
            password=password,
            database=db name
        )
        connection.autocommit = True
        with connection.cursor() as cursor:
            cursor.execute(
                """INSERT INTO IMAGES (FaceEncoding,
IdentifiedPersonId, DateAndTime) VALUES (%s, %s, NOW());""",
                (face encoding, identified person id)
            )
    except Exception as ex:
        print( ex)
    finally:
        if connection:
            connection.close()
def insert unidentified person image into images (face encoding,
unidentified person id):
    try:
        connection = psycopg2.connect(
            host=host,
            user=user,
            password=password,
            database=db name
        )
        connection.autocommit = True
        with connection.cursor() as cursor:
            cursor.execute(
                """INSERT INTO IMAGES (FaceEncoding,
UnidentifiedPersonId, DateAndTime) VALUES (%s, %s, NOW());""",
                (face encoding, unidentified person id))
    except Exception as ex:
```

```
print( ex)
    finally:
        if connection:
            connection.close()
def insert into identified persons (name):
    query = "INSERT INTO IDENTIFIED PERSONS (Name,
DateAndTimeOfFirstRecognition, DateAndTimeOfLastRecognition)
VALUES ('" + name + "', NOW(), NOW());"
    sql query(query)
def insert into dialogues (identified person id, question, answer):
    query = "INSERT INTO DIALOGUES (IdentifiedPersonId, Question,
Answer) VALUES (" + str(identified person id) + ", '" + question +
"', '" + answer + "');"
    sql query(query)
def
insert into identified persons with date and time of first and las
t recognitions (name,
date and time of first recognition,
date and time of last recognition):
    query = "INSERT INTO IDENTIFIED PERSONS (Name,
DateAndTimeOfFirstRecognition, DateAndTimeOfLastRecognition)
VALUES ('" + name + "', '" +
str(date and time of first recognition) + "', '" +
str(date and time of last recognition) + "');"
    sql query(query)
```

```
def insert into unidentified persons():
    query = "INSERT INTO
UNIDENTIFIED PERSONS (DateAndTimeOfFirstRecognition,
DateAndTimeOfLastRecognition) VALUES (NOW(), NOW());"
    sql query(query)
def count images():
    query = "SELECT COUNT(*) FROM IMAGES;"
    res = sql query with return fetchone(query)
    return res
def count identified persons():
    query = "SELECT COUNT(*) FROM IDENTIFIED PERSONS;"
    res = sql query with return fetchone(query)
    return res
def count types of changes():
    query = "SELECT COUNT(*) FROM TYPES OF CHANGES;"
    res = sql query with return fetchone(query)
    return res
def count unidentified persons():
    query = "SELECT COUNT(*) FROM UNIDENTIFIED PERSONS;"
    res = sql query with return fetchone (query)
    return res
def count images of identified person (identified person id):
    query = "SELECT COUNT(*) FROM IMAGES WHERE IdentifiedPersonId
= " + str(identified person id) + ";"
    res = sql query with return fetchone(query)
```

```
def count images of unidentified person (unidentified person id):
    query = "SELECT COUNT(*) FROM IMAGES WHERE
UnidentifiedPersonId = " + str(unidentified person id) + ";"
    res = sql query with return fetchone(query)
    return res
def get id by name in table identified persons (name):
    query = "SELECT IdentifiedPersonId FROM IDENTIFIED PERSONS
WHERE Name = '" + name + "';"
    res = sql query with return fetchone (query)
    return res
def
get name by id in table identified persons (identified person id):
    query = "SELECT Name FROM IDENTIFIED PERSONS WHERE
IdentifiedPersonId = " + str(identified person id) + ";"
    res = sql query with return fetchone(query)
    return res
def
find identified person face encoding in table images (identified pe
rson id):
    query = "SELECT FaceEncoding FROM IMAGES WHERE
IdentifiedPersonId = " + str(identified person id) + ";"
    res = pickle.loads(sql query with return fetchone(query))
    return res
```

def

```
find unidentified person face encoding in table images (unidentifie
d person id):
    query = "SELECT FaceEncoding FROM IMAGES WHERE
UnidentifiedPersonId = " + str(unidentified person id) + ";"
    res = pickle.loads(sql query with return fetchone(query))
    return res
def is there this name in table identified persons (name):
    query = "SELECT EXISTS (SELECT 1 FROM IDENTIFIED PERSONS WHERE
Name = ''' + name + "');"
    res = sql query with return fetchone(query)
    return res
def
is there this id in table unidentified persons (unidentified person
id):
    query = "SELECT EXISTS (SELECT 1 FROM UNIDENTIFIED PERSONS
WHERE UnidentifiedPersonId = " + str(unidentified person id) +
");"
    res = sql query with return fetchone(query)
   return res
def
delete from table unidentified persons by id(unidentified person i
d):
    query = "DELETE FROM UNIDENTIFIED PERSONS WHERE
UnidentifiedPersonId = " + str(unidentified person id) + ";"
    sql query(query)
def delete from table dialogues by id(identified person id):
    query = "DELETE FROM DIALOGUES WHERE IdentifiedPersonId = " +
```

```
str(identified person id) + ";"
    sql query(query)
def
get date and time of first recognition in table unidentified perso
ns (unidentified person id):
    query = "SELECT DateAndTimeOfFirstRecognition FROM
UNIDENTIFIED PERSONS WHERE UnidentifiedPersonId = " +
str(unidentified person id) + ";"
    res = sql query with return fetchone(query)
    return res
def
get date and time of last recognition in table unidentified person
s (unidentified person id):
    query = "SELECT DateAndTimeOfLastRecognition FROM
UNIDENTIFIED PERSONS WHERE UnidentifiedPersonId = " +
str(unidentified person id) + ";"
    res = sql query with return fetchone(query)
    return res
def
get date and time of first recognition in table identified persons
(identified person id):
    query = "SELECT DateAndTimeOfFirstRecognition FROM
IDENTIFIED PERSONS WHERE IdentifiedPersonId = " +
str(identified person id) + ";"
    res = sql query with return fetchone(query)
    return res
```

def

```
get date and time of last recognition in table identified persons (
identified person id):
    query = "SELECT DateAndTimeOfLastRecognition FROM
IDENTIFIED PERSONS WHERE IdentifiedPersonId = " +
str(identified person id) + ";"
    res = sql query with return fetchone(query)
    return res
def
update unidentified person id to identified person id in table ima
ges (unidentified person id, identified person id):
    query = "UPDATE IMAGES SET IdentifiedPersonId = " +
str(identified person id) + ", UnidentifiedPersonId = NULL WHERE
UnidentifiedPersonId = " + str(unidentified person id) + ";"
    sql query(query)
def update name in identified persons (old name, new name):
    query = "UPDATE IDENTIFIED PERSONS SET Name = '" + new name +
"' WHERE Name = '" + old name + "';"
    sql query(query)
def
update date and time of last recognition in table identified perso
ns (identified person id):
    query = "UPDATE IDENTIFIED PERSONS SET
DateAndTimeOfLastRecognition = NOW() WHERE IdentifiedPersonId = "
+ str(identified person id) + ";"
    sql query(query)
def
update date and time of last recognition in table unidentified per
```

```
sons (unidentified person id):
   query = "UPDATE UNIDENTIFIED PERSONS SET
DateAndTimeOfLastRecognition = NOW() WHERE UnidentifiedPersonId =
" + str(unidentified person id) + ";"
   sql query(query)
def get ids from table identified persons():
   query = "SELECT IdentifiedPersonId FROM IDENTIFIED PERSONS;"
   res = sql query with return fetchall(query)
   return res
def get ids from table unidentified persons():
   query = "SELECT UnidentifiedPersonId FROM
UNIDENTIFIED PERSONS;"
   res = sql query with return fetchall(query)
   return res
def
get questions and answers by identified person id in table dialogu
es(identified_person id):
   query = "SELECT dialogues.question, dialogues.answer FROM
DIALOGUES WHERE IdentifiedPersonId = " + str(identified person id)
+ ";"
   res = sql query with return fetchall(query)
   return res
#-----Speech recognition-----
_____
def listen():
```

```
try:
       with speech recognition. Microphone () as mic:
           sr.adjust for ambient noise(source=mic, duration=0.5)
           audio = sr.listen(source=mic)
           query = sr.recognize google(audio data=audio,
language='ru-RU').lower()
       return query
   except speech recognition. Unknown Value Error:
       return None
#-----Delete dataset------
def delete dataset():
   folders = os.listdir("dataset")
   for folder in folders:
       shutil.rmtree("dataset/" + folder)
   drop table images()
   drop table dialogues()
   drop table identified_persons()
   drop table unidentified persons()
   create table identified persons()
   create table unidentified persons()
   create table images()
   create table dialogues()
#-----Changing names-----
```

```
def is name belongs to unidentified person(name):
    return name[:6] == "person" and name[6:].isdigit() and
is there this id in table unidentified persons(int(name[6:]))
def is name belongs to identified person(name):
    return is there this name in table identified persons (name)
def change name (old name, new name):
    if is name belongs to identified person(old name) and not
(is name belongs to identified person(new name)) and not (
    is name belongs to unidentified person(new_name)) and new_name
!= "":
        update name in identified persons (old name, new name)
        dialog label1.config(text="Имя " + old name + " изменено
на " + new name, width="50")
        dialog label1.update idletasks()
        if os.path.isdir("dataset/" + old name):
            os.rename("dataset/" + old name, "dataset/" +
new name)
    elif is name belongs to unidentified person(old name) and not
(
    is name belongs to identified person(new name)) and not (
    is name belongs to unidentified person(new name)) and new name
!= "":
        unidentified person id = int(old name[6:])
        date and time of first recognition =
get date and time of first recognition in table unidentified perso
ns(
            unidentified person id)
        date and time of last recognition =
get date and time of last recognition in table unidentified person
s(
            unidentified person id)
```

```
insert into identified persons with date and time of first and las
t recognitions (new name,
date and time of first recognition,
date and time of last recognition)
        identified person id = count identified persons()
update unidentified person id to identified person id in table ima
ges (unidentified person id,
identified person id)
delete from table unidentified persons by id(unidentified person i
d)
        dialog label1.config(text="Имя " + old name + " изменено
на " + new name, width="50")
        dialog label1.update idletasks()
        if os.path.isdir("dataset/" + old name):
            os.rename("dataset/" + old_name, "dataset/" +
new name)
    else:
        dialog label1.config(text="Имена введены некорректно",
width="50")
        dialog label1.update idletasks()
def change name from speech recognition():
    global name now, number of persons in front of the camera
    if number of persons in front of the camera == 0:
        dialog label1.config(text='Перед камерой никого нет',
width="50")
        dialog label1.update idletasks()
        return
```

```
if number of persons in front of the camera > 1:
        dialog label1.config(text='Перед камерой находится более
одного человека', width="50")
        dialog label1.update idletasks()
        return
    dialog label1.config(text='Скажите имя', width="50")
    dialog label1.update idletasks()
    query = listen()
    if query:
        change name(name now, query[0].upper() + query[1:])
    else:
        dialog label1.config(text='He получилось распознать имя',
width="50")
        dialog label1.update idletasks()
def change name from input person name in front of camera():
    global input person name in front of camera, dialog label1,
number of persons in front of the camera
    if number of persons in front of the camera == 0:
        dialog label1.config(text='Перед камерой никого нет',
width="50")
        dialog label1.update idletasks()
        return
    if number of persons in front of the camera > 1:
        dialog label1.config(text='Перед камерой находится более
одного человека', width="50")
        dialog label1.update idletasks()
        return
    old name = name now
    new name = input person name in front of camera.get()
    change name (old name, new name)
def change name from input now name and input new name():
```

```
global input now name, input new name
   old name = input now name.get()
   new name = input new name.get()
   change name (old name, new name)
def get identified person names():
   idenfified person ids =
get ids from table identified persons()
   identified person names = []
   for i in range(len(idenfified person ids)):
       idenfified person id = idenfified person ids[i][0]
identified person names.append(get name by id in table identified
persons(idenfified person id))
   return identified person names
#-----Output dialog------
_____
def fill dialog(name):
   global interface2 scroll
   delete dialog in scroll text()
   identified person id =
get id by name in table identified persons(name)
    identified person id dialogues =
get questions and answers by identified person id in table dialogu
es(identified person id)
   for i in range(len(identified person id dialogues)):
       question = identified person id dialogues[i][0]
       answer = identified person id dialogues[i][1]
       interface2 scroll.insert("end", name + ": " + question +
"\n")
```

```
interface2 scroll.insert("end", "BoT: " + answer + "\n")
   interface2 scroll.see("end")
def delete dialog in scroll text():
   global interface2 scroll
   interface2 scroll.delete('1.0', 'end')
def delete dialog():
   global names persons in front of the camera now
   if len(names persons in front of the camera now) == 1:
       identified person id =
get id by name in table identified persons (names persons in front
of the camera now[0])
       delete from table dialogues by id(identified person id)
       delete dialog in scroll text()
_____
def face rec():
   global last time, new time, name now,
number of persons in front of the camera,
names persons in front of the camera now,
names persons in front of the camera last, interface2 label
   success, image = cap.read()
   locations = face recognition.face locations(image)
   encodings = face recognition.face encodings(image, locations)
   is 3 sec passed = False
   number of persons in front of the camera = len(locations)
   names persons in front of the camera now = []
   for face location, face encoding in zip(locations, encodings):
```

```
name = ""
        recognized identified person id = 0
        recognized unidentified person id = 0
        identified person ids =
get ids from table identified persons()
        unidentified person ids =
get ids from table unidentified persons()
        if identified person ids:
            identified person number = len(identified person ids)
        else:
            identified person number = 0
        if unidentified person ids:
            unidentified person number =
len(unidentified person ids)
        else:
            unidentified person number = 0
        for i in range (identified person number):
            identified person id = identified person ids[i][0]
            identified person face encoding =
find identified person face encoding in table images (identified pe
rson id)
            if face recognition.compare faces([face encoding],
identified person face encoding) [0]:
                recognized identified person id =
identified person id
                name =
get name by id in table identified persons (identified person id)
                break
        for i in range (unidentified person number):
            unidentified person id = unidentified person ids[i][0]
            unidentified person face encoding =
find unidentified person face encoding in table images (
                unidentified person id)
            if face recognition.compare faces([face encoding],
unidentified person face encoding) [0]:
```

```
recognized unidentified person id =
unidentified person id
                name = "person" +
str(recognized unidentified person id)
                break
        top, right, bottom, left = face location
        left top = (left, top)
        right bottom = (right, bottom)
        color = [255, 0, 0]
        cv2.rectangle(image, left top, right bottom, color, 4)
        new time = time.time()
        if new time - last time >= 3:
            is 3 sec passed = True
            face img = image[top:bottom, left:right]
            face img = cv2.cvtColor(face img, cv2.COLOR BGR2RGB)
            pil img = Image.fromarray(face img)
            if recognized identified person id != 0:
                count =
count images of identified person (recognized identified person id)
+ 1
                pil img.save("dataset/" + name + "/"
f"img {count}.jpg")
insert identified person image into images (pickle.dumps (face encod
ing), recognized identified person id)
update date and time of last recognition in table identified perso
ns(recognized identified person id)
            elif recognized unidentified person id != 0:
                count =
count images of unidentified person (recognized unidentified person
id) + 1
                pil img.save("dataset/" + name + "/"
f"img {count}.jpg")
```

```
insert unidentified person image into images (pickle.dumps (face enc
oding),
recognized unidentified person id)
update date and time of last recognition in table unidentified per
sons (
                    recognized unidentified person id)
            else:
                count = identified person number +
unidentified person number + 1
                name = f"person{count}"
                os.makedirs("dataset/" + name)
                pil img.save("dataset/" + name + "/" +
f"img 1.jpg")
                insert into unidentified persons()
insert unidentified person image into images (pickle.dumps (face enc
oding), count)
        left bottom = (left, bottom)
        right bottom = (right, bottom + 20)
        name now = name
        names persons in front of the camera now.append(name)
        cv2.rectangle(image, left bottom, right bottom, color,
cv2.FILLED)
        cv2.putText(image, name, (left + 10, bottom + 15),
cv2.FONT HERSHEY COMPLEX, 1, (255, 255, 255), 4)
    if is 3 sec passed:
        last time = new time
    identified person names = get identified person names()
    if len(names persons in front of the camera now) == 0 and
len(names persons in front of the camera last) != 0:
        interface2 label.config(text="Перед камерой никого нет")
```

```
delete dialog in scroll text()
    elif (len(names persons in front of the camera now) ==
len(names persons in front of the camera last) == 1 and
names persons in front of the camera now[0] !=
names persons in front of the camera last[0] and
names persons in front of the camera now[0] in
identified person names) or
(len(names persons in front of the camera last) != 1 and
len(names persons in front of the camera now) == 1 and
names persons in front of the camera now[0] in
identified person names):
        interface2 label.config(text="")
        fill dialog(names persons in front of the camera now[0])
    elif (len(names persons in front of the camera now) ==
len(names persons in front of the camera last) == 1 and
names persons in front of the camera now[0] !=
names persons in front of the camera last[0] and
names persons in front of the camera now[0] not in
identified person names) or
(len(names persons in front of the camera last) != 1 and
len(names persons in front of the camera now) == 1 and
names persons in front of the camera now[0] not in
identified person names):
        interface2 label.config(text="Перед камерой находится
неидентифицированный человек")
        delete dialog in scroll text()
    elif len(names persons in front of the camera now) > 1:
        interface2 label.config(text="Перед камерой находится
более одного человека")
        delete dialog in scroll text()
    names persons in front of the camera last =
names persons in front of the camera now[:]
    frame = image
```

```
cv2image = cv2.cvtColor(frame, cv2.COLOR BGR2RGBA)
    img = Image.fromarray(cv2image)
    imgtk = ImageTk.PhotoImage(image=img)
    main label.imgtk = imgtk
    main label.configure(image=imgtk)
    main label.after(10, face rec)
def close program():
    sys.exit()
if not os.path.isdir("dataset"):
   os.makedirs("dataset")
create table identified persons()
create table unidentified persons()
create table images()
create table dialogues()
last time = time.time()
new time = time.time()
name now = ""
number of persons in front of the camera = 0
names persons in front of the camera now = []
names persons in front of the camera last = []
is dialog window on = False
sr = speech recognition.Recognizer()
sr.pause threshold = 0.5
```

```
#-----Chatbot-----
-----
USE CUDA = torch.cuda.is available()
device = torch.device("cuda" if USE CUDA else "cpu")
PAD token = 0
SOS token = 1
EOS token = 2
class Dictionary:
   def init (self):
       self.word to index = {}
       self.word to count = {}
       self.index to word = {PAD token: "PAD", SOS token: "SOS",
EOS token: "EOS"}
       self.num words = 3
   def add sentence(self, sentence):
       for word in sentence.split(' '):
           self.add word(word)
   def add word(self, word):
       if word not in self.word to index:
           self.word to index[word] = self.num words
           self.word to count[word] = 1
           self.index to word[self.num words] = word
           self.num words += 1
       else:
           self.word to count[word] += 1
```

```
def prepare string(s):
    s = s.lower().strip()
    s = re.sub(r"([.!?])", r" \1", s)
    s = re.sub(r"[^a-sA-s.!?]+", r" ", s)
    s = re.sub(r"\s+", r" ", s).strip()
    return s
# pairs = []
# max number of pairs = 1000000
# with open('dialogues1.txt', 'r') as file1:
      lines1 = file1.readlines()
# count = 0
# for i in range(len(lines1) - 1):
      lines1[i] = lines1[i].strip()
      lines1[i + 1] = lines1[i + 1].strip()
      if len(lines1[i]) > 0 and len(lines1[i + 1]) > 0 and
lines1[i][0] == "-" and <math>lines1[i + 1][0] == "-":
          pairs.append([prepare string(lines1[i][2:]),
prepare string(lines1[i + 1][2:])])
          count += 1
          if count >= max number of pairs:
#
              break
# with open('dialogues2.txt', 'r') as file2:
      lines2 = file2.readlines()
```

```
#
# for i in range(len(lines2) - 1):
      lines2[i] = lines2[i].strip()
      lines2[i + 1] = lines2[i + 1].strip()
      if len(lines2[i]) > 0 and len(lines2[i + 1]) > 0 and
lines2[i][0] == "-" and <math>lines2[i + 1][0] == "-":
          pairs.append([prepare string(lines2[i][2:]),
prepare string(lines2[i + 1][2:])])
          count += 1
          if count >= max number of pairs:
#
              break
def pairs smaller than max len(pairs):
    used pairs = []
    for pair in pairs:
        if len(pair[0].split(' ')) < MAX LENGTH and</pre>
len(pair[1].split(' ')) < MAX LENGTH:</pre>
            used pairs.append(pair)
    return used pairs
# pairs = pairs smaller than max len(pairs)
words dict = Dictionary()
# for pair in pairs:
      words dict.add sentence(pair[0])
      words dict.add sentence(pair[1])
MIN COUNT = 3
def trim rare words (words dict, pairs, MIN COUNT):
    used words = []
```

```
for k, v in words dict.word to count.items():
        if v >= MIN COUNT:
            used words.append(k)
   words dict.word to index = {}
   words dict.word to count = {}
   words dict.index_to_word = {PAD_token: "PAD", SOS_token:
"SOS", EOS token: "EOS"}
   words dict.num words = 3
   for word in used words:
       words dict.add word(word)
   used pairs = []
   for pair in pairs:
        input sentence = pair[0]
       output sentence = pair[1]
       use input sentence = True
       use output sentence = True
        for word in input sentence.split(' '):
            if word not in used words:
                use input sentence = False
                break
        for word in output sentence.split(' '):
            if word not in used words:
                use output sentence = False
                break
        if use input sentence and use output sentence:
            used pairs.append(pair)
   return used pairs
# pairs = trim rare words(words dict, pairs, MIN COUNT)
```

```
def indexes from sentence (words dict, sentence):
    return [words dict.word to index[word] for word in
sentence.split(' ')] + [EOS_token]
def zero padding(l):
    return list(itertools.zip longest(*1, fillvalue=PAD token))
def get binary matrix(1):
    m = []
    for i, seq in enumerate(1):
        m.append([])
        for token in seq:
            if token == PAD token:
                m[i].append(0)
            else:
                m[i].append(1)
    return m
def input var(l, words dict):
    indexes batch = [indexes from sentence(words dict, sentence)
for sentence in 1]
    lengths = torch.tensor([len(indexes) for indexes in
indexes batch])
    pad list = zero padding(indexes batch)
    pad var = torch.LongTensor(pad list)
    return pad var, lengths
def output var(l, words dict):
    indexes batch = [indexes from sentence(words dict, sentence)
```

```
for sentence in 1]
    max target len = max([len(indexes) for indexes in
indexes batch])
   pad list = zero padding(indexes batch)
    mask = get binary matrix(pad list)
   mask = torch.BoolTensor(mask)
    pad var = torch.LongTensor(pad list)
    return pad var, mask, max target len
def batch to train data(words dict, pair batch):
    pair batch.sort(key=lambda x: len(x[0].split(" ")),
reverse=True)
    input batch, output batch = [], []
    for pair in pair batch:
        input batch.append(pair[0])
        output batch.append(pair[1])
    inp, lengths = input var(input batch, words dict)
    output, mask, max target len = output var(output batch,
words dict)
    return inp, lengths, output, mask, max_target_len
class EncoderRNN(nn.Module):
    def init (self, hidden size, embedding, n layers=1,
dropout=0):
        super(EncoderRNN, self). init ()
        self.n layers = n layers
        self.hidden size = hidden size
        self.embedding = embedding
        self.gru = nn.GRU(hidden size, hidden size, n layers,
dropout=(0 if n layers == 1 else dropout), bidirectional=True)
    def forward(self, input seq, input lengths, hidden=None):
        embedded = self.embedding(input seq)
```

```
packed = nn.utils.rnn.pack padded sequence(embedded,
input lengths)
       outputs, hidden = self.gru(packed, hidden)
       outputs, = nn.utils.rnn.pad packed sequence(outputs)
        outputs = outputs[:, :, :self.hidden size] + outputs[:, :
, self.hidden size:]
       return outputs, hidden
class Attn(nn.Module):
   def init (self, hidden_size):
        super(Attn, self). init ()
        self.hidden size = hidden size
    def dot score(self, hidden, encoder output):
        return torch.sum(hidden * encoder_output, dim=2)
    def forward(self, hidden, encoder outputs):
        attn energies = self.dot score(hidden, encoder outputs)
       attn energies = attn energies.t()
        return F.softmax(attn energies, dim=1).unsqueeze(1)
class DecoderRNN(nn.Module):
   def init (self, embedding, hidden size, output size,
n layers=1, dropout=0.1):
        super(DecoderRNN, self).__init__()
        self.hidden size = hidden size
        self.output size = output size
        self.n layers = n layers
        self.dropout = dropout
        self.embedding = embedding
        self.embedding dropout = nn.Dropout(dropout)
```

```
self.gru = nn.GRU(hidden size, hidden size, n layers,
dropout=(0 if n layers == 1 else dropout))
        self.concat = nn.Linear(hidden size * 2, hidden size)
        self.out = nn.Linear(hidden size, output size)
        self.attn = Attn(hidden size)
    def forward(self, input step, last hidden, encoder outputs):
        embedded = self.embedding(input step)
        embedded = self.embedding dropout(embedded)
        rnn output, hidden = self.gru(embedded, last hidden)
        attn weights = self.attn(rnn output, encoder outputs)
        context = attn weights.bmm(encoder outputs.transpose(0,
1))
        rnn output = rnn output.squeeze(0)
        context = context.squeeze(1)
        concat input = torch.cat((rnn output, context), 1)
        concat_output = torch.tanh(self.concat(concat input))
        output = self.out(concat output)
        output = F.softmax(output, dim=1)
        return output, hidden
def maskNLLLoss(inp, target, mask):
    nTotal = mask.sum()
    crossEntropy = -torch.log(torch.gather(inp, 1, target.view(-1,
1)).squeeze(1))
    loss = crossEntropy.masked select(mask).mean()
    loss = loss.to(device)
    return loss, nTotal.item()
def train(input variable, lengths, target variable, mask,
max target len, encoder, decoder, embedding, encoder optimizer,
decoder optimizer, batch size, clip, max length=MAX LENGTH):
```

```
encoder optimizer.zero grad()
    decoder optimizer.zero grad()
    input variable = input variable.to(device)
    target variable = target variable.to(device)
    mask = mask.to(device)
    lengths = lengths.to("cpu")
    loss = 0
    print losses = []
    n totals = 0
    encoder outputs, encoder hidden = encoder(input variable,
lengths)
    decoder input = torch.LongTensor([[SOS token for in
range(batch size)]])
    decoder input = decoder input.to(device)
    decoder hidden = encoder hidden[:decoder.n layers]
    use teacher forcing = True if random.random() <</pre>
teacher forcing ratio else False
    if use teacher forcing:
        for t in range(max target len):
            decoder output, decoder hidden =
decoder (decoder input, decoder hidden, encoder outputs)
            decoder input = target variable[t].view(1, -1)
            mask loss, nTotal = maskNLLLoss(decoder output,
target_variable[t], mask[t])
            loss += mask loss
            print losses.append(mask loss.item() * nTotal)
            n totals += nTotal
```

```
else:
        for t in range (max target len):
            decoder output, decoder hidden =
decoder (decoder input, decoder hidden, encoder outputs)
            , topi = decoder output.topk(1)
            decoder input = torch.LongTensor([[topi[i][0] for i in
range(batch size)]])
            decoder input = decoder input.to(device)
            mask loss, nTotal = maskNLLLoss(decoder output,
target variable[t], mask[t])
            loss += mask loss
            print losses.append(mask loss.item() * nTotal)
            n totals += nTotal
    loss.backward()
    = nn.utils.clip grad norm (encoder.parameters(), clip)
    = nn.utils.clip grad norm (decoder.parameters(), clip)
    encoder optimizer.step()
    decoder optimizer.step()
    return sum(print losses) / n totals
def train iters (model name, words dict, pairs, encoder, decoder,
encoder optimizer, decoder optimizer, embedding, encoder n layers,
decoder n layers, save dir, n iteration, batch size, print every,
save every, clip, corpus name, load filename):
    training batches = [batch to train data(words dict,
[random.choice(pairs) for in range(batch size)]) for in
range(n iteration)]
    start iteration = 1
```

```
print loss = 0
    if load filename:
        start iteration = checkpoint['iteration'] + 1
    for iteration in range(start iteration, n iteration + 1):
        training batch = training batches[iteration - 1]
        input variable, lengths, target variable, mask,
max target len = training batch
        loss = train(input variable, lengths, target variable,
mask, max target len, encoder, decoder, embedding,
encoder optimizer, decoder optimizer, batch size, clip)
        print loss += loss
        if iteration % print every == 0:
            print loss avg = print_loss / print_every
            print ("Итерация: {}; Среднее значение функции потерь:
{:.4f}".format(iteration, print loss avg))
            print loss = 0
        if (iteration % save every == 0):
            directory = os.path.join(save dir, model name,
corpus name, '{}-{} {}'.format(encoder n layers, decoder n layers,
hidden size))
            if not os.path.exists(directory):
                os.makedirs(directory)
            torch.save({
                'iteration': iteration,
                'en': encoder.state dict(),
                'de': decoder.state dict(),
                'en opt': encoder optimizer.state dict(),
                'de opt': decoder optimizer.state dict(),
                'loss': loss,
                'words dict dict': words dict. dict ,
                'embedding': embedding.state dict()
```

```
}, os.path.join(directory,
'{} {}.tar'.format(iteration, 'checkpoint')))
class Decoder(nn.Module):
    def init (self, encoder, decoder):
        super(Decoder, self). init ()
        self.encoder = encoder
        self.decoder = decoder
    def forward(self, input seq, input length, max length):
        encoder outputs, encoder hidden = self.encoder(input seq,
input length)
        decoder hidden = encoder hidden[:decoder.n layers]
        decoder input = torch.ones(1, 1, device=device,
dtype=torch.long) * SOS token
        all tokens = torch.zeros([0], device=device,
dtype=torch.long)
        all scores = torch.zeros([0], device=device)
        for in range (max length):
            decoder output, decoder hidden =
self.decoder(decoder input, decoder hidden, encoder outputs)
            decoder scores, decoder input =
torch.max(decoder output, dim=1)
            all tokens = torch.cat((all_tokens, decoder_input),
dim=0)
            all scores = torch.cat((all scores, decoder scores),
dim=0)
            decoder input = torch.unsqueeze(decoder input, 0)
        return all tokens, all scores
def evaluate (encoder, decoder, searcher, words dict, sentence,
max length=MAX LENGTH):
    indexes batch = [indexes from sentence(words dict, sentence)]
```

```
lengths = torch.tensor([len(indexes) for indexes in
indexes batch])
    input batch = torch.LongTensor(indexes batch).transpose(0, 1)
    input batch = input batch.to(device)
    lengths = lengths.to("cpu")
    tokens, scores = searcher(input batch, lengths, max length)
    decoded words = [words dict.index to word[token.item()] for
token in tokens]
    return decoded words
model name = 'model'
hidden size = 500
encoder n layers = 2
decoder n layers = 2
dropout = 0.1
batch size = 64
checkpoint iter = 100000
# load filename = None
load filename = os.path.join(model name,
                             '{}-{} {}'.format(encoder n layers,
decoder n layers, hidden_size),
'{} checkpoint.tar'.format(checkpoint iter))
if load filename:
    checkpoint = torch.load(load filename,
map location=torch.device('cpu'))
    encoder sd = checkpoint['en']
    decoder sd = checkpoint['de']
    encoder optimizer sd = checkpoint['en opt']
    decoder optimizer sd = checkpoint['de opt']
    embedding sd = checkpoint['embedding']
```

```
embedding = nn.Embedding(words dict.num words, hidden size)
if load filename:
    embedding.load state dict(embedding sd)
encoder = EncoderRNN(hidden size, embedding, encoder n layers,
dropout)
decoder = DecoderRNN(embedding, hidden size, words dict.num words,
decoder n layers, dropout)
if load filename:
    encoder.load state dict(encoder sd)
    decoder.load state dict(decoder sd)
encoder = encoder.to(device)
decoder = decoder.to(device)
clip = 50.0
teacher forcing ratio = 1.0
learning rate = 0.0001
decoder learning ratio = 5.0
n iteration = 100000
print every = 1
save every = 10000
encoder.train()
decoder.train()
encoder optimizer = optim.Adam(encoder.parameters(),
lr=learning rate)
decoder optimizer = optim.Adam(decoder.parameters(),
lr=learning_rate * decoder_learning ratio)
if load filename:
```

words\_dict.\_\_dict\_\_ = checkpoint['words\_dict\_dict']

```
decoder optimizer.load state dict(decoder optimizer sd)
# for state in encoder optimizer.state.values():
     for k, v in state.items():
         if isinstance(v, torch.Tensor):
             state[k] = v.cuda()
# for state in decoder optimizer.state.values():
     for k, v in state.items():
         if isinstance(v, torch.Tensor):
             state[k] = v.cuda()
# train iters (model name, words dict, pairs, encoder, decoder,
encoder optimizer, decoder optimizer,
            embedding, encoder_n_layers, decoder_n_layers, '',
n iteration, batch size,
           print every, save every, clip, '', load filename)
encoder.eval()
decoder.eval()
searcher = Decoder(encoder, decoder)
root = tk.Tk()
root.title("Face recognition Chatbot")
main label = tk.Label(root)
```

encoder optimizer.load state dict(encoder optimizer sd)

```
interface btn frame = tk.Frame(root)
interface btn frame.pack()
interface1 btn = tk.Button(interface btn frame, text="Ввод имен")
interface1 btn.pack(side="left")
interface2 btn = tk.Button(interface btn frame, text="Общение с
чат-ботом")
interface2 btn.pack(side="left")
interface1 frame = tk.Frame(root)
dialog label1 = tk.Label(interface1 frame, text="")
dialog label1.pack()
input person name in front of camera = tk.Entry(interface1 frame)
input person name in front of camera.pack()
interface1 name btn = tk.Button(interface1 frame, text="Ввести
"RMN
command=change name from input person name in front of camera)
interface1 name btn.pack()
interfacel voice btn = tk.Button(interfacel frame, text="Голосовой
ввод имени", command=change name from speech recognition)
interface1 voice btn.pack()
interface1 previous label = tk.Label(interface1 frame,
text="Текущее имя:")
interface1 previous label.pack()
input now name = tk.Entry(interface1 frame)
input now name.pack()
interface1 new label = tk.Label(interface1 frame, text="Новое
(":RMN
interface1 new label.pack()
input new name = tk.Entry(interface1 frame)
input new name.pack()
interface1 submit btn = tk.Button(interface1 frame, text="Ввести
```

main label.pack()

```
имя", command=change name from input now name and input new name)
interface1 submit btn.pack()
interface1 clear btn = tk.Button(interface1 frame, text="Очистить
базу данных", command=delete dataset)
interface1 clear btn.pack()
interface2 frame = tk.Frame(root)
interface2 label = tk.Label(interface2 frame, text="")
interface2 label.pack()
interface2 scroll = scrolledtext.ScrolledText(interface2 frame,
height=10)
interface2 scroll.pack()
interface2 entry = tk.Entry(interface2 frame)
interface2 entry.pack()
interface2 send btn = tk.Button(interface2 frame, text="Ввести
сообшение")
interface2 send btn.pack()
interface2 voice btn = tk.Button(interface2 frame, text="Ввести
сообщение голосом")
interface2 voice btn.pack()
interface2 clear btn = tk.Button(interface2 frame, text="Очистить
диалог", command=delete dialog)
interface2 clear btn.pack()
interface1 frame.pack()
cap = cv2.VideoCapture(0)
face rec()
def show interface1():
    global dialog label1, input person name in front of camera,
input now name, input new name
    dialog label1.config(text="")
```

```
input person name in front of camera.delete(0, 'end')
    input now name.delete(0, 'end')
    input new name.delete(0, 'end')
    interface2 frame.pack forget()
    interface1 frame.pack()
def show interface2():
    interface1 frame.pack forget()
    interface2 frame.pack()
def send message():
    global names persons in front of the camera now
    names identified persons = get identified person names()
    if len(names persons in front of the camera now) == 1 and
names persons in front of the camera now[0] in
names identified persons:
        message = interface2 entry.get()
        interface2 entry.delete(0, "end")
        interface2 scroll.insert("end", name now + ": " + message
+ "\n")
        input sentence = message
        try:
            input sentence = prepare string(input sentence)
            output words = evaluate(encoder, decoder, searcher,
words dict, input sentence)
            output words[:] = [x for x in output words if not (x
== 'EOS' or x == 'PAD')]
```

```
identified person id now =
get id by name in table identified persons (name now)
            insert into dialogues (identified person id now,
message, ' '.join(output words))
            interface2 scroll.insert("end", "BoT: " + '
'.join(output words) + "\n")
        except KeyError:
            interface2 scroll.insert("end", "Бот: Я не знаю\n")
        interface2 scroll.see("end")
def send message voice():
    global names persons in front of the camera now
    names identified persons = get identified person names()
    if len(names persons in front of the camera now) == 1 and
names persons in front of the camera now[0] in
names identified persons:
        message = listen()
        interface2 entry.delete(0, "end")
        interface2_scroll.insert("end", name now + ": " + message
+ "\n")
        input sentence = message
        try:
            input sentence = prepare string(input sentence)
            output words = evaluate(encoder, decoder, searcher,
words dict, input sentence)
```

```
output words[:] = [x \text{ for } x \text{ in output words if not } (x)]
== 'EOS' or x == 'PAD')
            identified person id now =
get_id_by_name_in_table_identified_persons(name_now)
            insert into dialogues (identified person id now,
message, ' '.join(output words))
            interface2 scroll.insert("end", "BoT: " + '
'.join(output words) + "\n")
        except KeyError:
            interface2_scroll.insert("end", "Бот: Я не знаю\n")
        interface2 scroll.see("end")
interface1 btn.config(command=show interface1)
interface2 btn.config(command=show interface2)
interface2 send btn.config(command=send message)
interface2 voice btn.config(command=send message voice)
root.mainloop()
```