Пояснительная записка

Тема проекта: Разработка и тестирование приложения для анализа текста в промышленности с использованием машинного обучения.

Наименование проекта: Интеллектуальный помощник взаимодействия с обществом для Федерального центра прикладного развития искусственного интеллекта Минпромторга России

Автор: Мухина Мария Дмитриевна

Оглавление

Введение	2
Предпосылки	2
Основная часть	Ошибка! Закладка не определена.
Постановка задачи	Ошибка! Закладка не определена.
Необходимо	Ошибка! Закладка не определена.
Обзор моделей	Ошибка! Закладка не определена.
Описание процесса решения	Ошибка! Закладка не определена.
Данные	Ошибка! Закладка не определена.
Результаты и выводы	Ошибка! Закладка не определена.
Ссылки на разработанные материалы	Ошибка! Закладка не определена.
Список использованной литературы	Ошибка! Закладка не определена.

Введение

Предпосылки

ФГАУ «Федеральный центр прикладного развития искусственного интеллекта» (далее — ФЦПР), учрежденный Министерством промышленности и торговли Российской Федерации, имеет более 7 стратегических направлений деятельности, ключевым из которых является развитие Центра коллективного пользования ИИ Минпромторга России.

С целью сближения ФЦПР и потенциальных партнеров, заказчиков, экспертов ведутся работы по запуску масштабного сайта учреждения.

С целью повышения качества взаимодействия с пользователями сайта учреждения стоит задача внедрения на сайт интеллектуального помощника в формате чат-бота. Задачами функционирования такого чата-бота должны стать:

- Помощь пользователям в ориентации по сайту (не столько по наименованию страниц и разделов, сколько по контенту).
- Семантический анализ вводимых пользователями запросов и предоставление релевантных ответов.

Разработка такого чат-бота для промышленного внедрения выполняется специализированной командой разработчиков ФЦПР.

Однако в рамках выполнения настоящей аттестационной работы будут разработаны альтернативные решения, которые:

- Позволят создать инструмент для дополнительного тестирования решения, разрабатываемого ФЦПР;
 - Позволит создать дополнительные дата-сеты;
- Позволит сформулировать критерии оценки качества разрабатываемой ФЦПР альтернативной модели;
- Позволит сформировать у автора данной отчетной работы необходимые компетенции для обоснованного проведения тестирования и приемослаточных испытаний аналогичных систем и моделей.

Тема проекта «Разработка и тестирование приложения для анализа текста в промышленности с использованием машинного обучения» будет детализирована до разработки и тестирования интеллектуального помощника взаимодействия с обществом для Федерального центра прикладного развития искусственного интеллекта Минпромторга России.

Таким образом, реализация настоящей работы будет иметь практический эффект и будет использоваться в реальной деятельности автора.

Цели и задачи

Целью настоящей работы являлась разработка и тестирование приложения для анализа текста в промышленности с использованием машинного обучения.

Для реализации данной цели требовалось решить следующие задачи:

- Разработать приложения для анализа текста с использование машинного обучения;
- Протестировать приложение для анализа текста с использованием машинного обучения.

С целью реализации данных задач, максимально эффективным для автора настоящей работы методом — возможное практические применение разрабатываемых решений — было принято решение реализовать приложение в формате чата-бота, отвечающего на вопросы по реальным данным.

Предварительный состав работ выполнения настоящей аттестации:

- Формулирование задачи;
- Предварительный анализ существующих решений, доступных наборов данных;
- Формирование наборов данных;
- Подготовка программной среды;
- Обработка данных под задачу;
- Обработка данных перед загрузкой в модель;
- Проведение тренировки алгоритма машинного обучение;
- До настройка алгоритма;
- Оценка реализованного алгоритма;
- Визуализация результатов работы;
- Сохранение данных для использования.

Реализация

Постановка задачи

Создать чат-бот, который будет отвечать на вопросы, в соответствии с подготовленным текстом на русском языке.

Описание решения: причинно-следственная связь, логический вывод, Natural Language Inference, NLP. Настройка классификации текстовых пар аналогична существующим задачам логического вывода (NLI)

Тип задачи: Логика, Commonsense.

Предварительный анализ существующих решений, доступных наборов данных

Так как реализация планируется по только что созданной странице сайта, понятно, что исходных доступных наборов данных в открытых источниках нет.

Необходимо создать все наборы данных.

В ходе прохождения обучения, стало понятно, что существует весьма ограниченное число решений по анализу текста на русском языке.

Безусловно существуют коммерческие решения.

Однако в ходе реализации настоящей работы исследовались следующие решения:

- 1. https://github.com/Koziev/NLP_Datasets
- 2. https://natasha.github.io/
- 3. https://www.kaggle.com/datasets/stackoverflow/stacksample?select=Answers.csv
- 4. https://www.kaggle.com/datasets/stanfordu/stanford-question-answering-dataset
- 5. https://colab.research.google.com/drive/1tIC6zvx8KYCz_4zTQ0fKnmjleXbKeJDY?usp=sharing

Ocoбое внимание было уделено данному кейсу: https://russiansuperglue.com/ru/tasks/task_info/DaNetQA .

В результате в ходе реализации решения применялись следующие доступные к применению на русском языке модели и библиотеки:

- WordNetLemmatizer
- SnowballStemmer
- WordListCorpusReader
- keras.models
- Модель Sequential
- Метод оптимизации нейронных сетей «Ускоренный градиент Нестерова»

Формирование наборов данных

В ходе реализации работы были сформировано несколько документов и наборов данных.

Исходный текст, по которому требовалось создать решение:

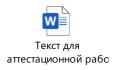
«Центр коллективного пользования Минпромторга России «Межведомственная платформа моделирования и применения технологий искусственного интеллекта» (далее

— ЦКП МПТ ИИ, Центр, Центр коллективного пользования) — структурное подразделение ФГАУ «ФЦПР ИИ» (Федеральное государственное автономное учреждение «Федеральный центр прикладного развития искусственного интеллекта») создано с целью повышения доступности аппаратного обеспечении, необходимого для решения задач в области ИИ, а также апробации отечественных АПК.

ЦКП МПТ ИИ по направлению создания модели «Искусственный интеллект, как сервис», предоставляет следующие решения:

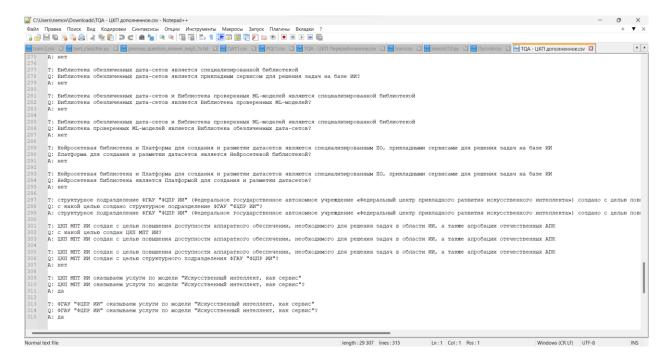
- 1. Специализированное ПО, прикладные сервисы для решения задач на базе ИИ, а именно:
 - Платформа для создания и разметки датасетов;
 - Нейросетевая библиотека.
- 2. Специализированные библиотеки, а именно:
 - Библиотека проверенных МІ-моделей;
 - Библиотека обезличенных дата-сетов;
- 3. Платформа взаимодействия с экспертами.

https://aigov.ru/centre »



Обучающий набор данных в формате Текст-Вопрос-Ответ в первой версии:





Исходный состав набора данных включал ответа в формате «да» / «нет», а также развернутые ответы.

Кроме того, в исходном наборе данных были подготовлены примеры с изменяющейся последовательностью слов.

```
T: UNIT MIT MN MANNER CARR https://aigov.ru/centre

7 C: THA SHAREN CARR UNIT MIT MN

8 A: A

8 T: Herty Monnertwanoro nonboobahua Munipomropra Foccus «Membedomctbenhas nnatgopma modenspobahus u npumenenus технологий искусственного интеллекта» имеет сайт https://aigov.ru/centre

9 C: THA SHAREN CARR UNIT MN

10 T: Herty monnertwanoro nonboobahua Munipomropra Foccus «Membedomctbenhas nnatgopma modenspobahus u npumenenus texnonorum uckycctbenhoro untennerta»?

10 T: Herty monnertwanoro nonboobahus umeer carr https://aigov.tu/centre

11 C: THA SHAREN CARR UNIT MN

12 T: Herty monnertwanoro nonboobahus umeer carr https://aigov.tu/centre

13 A: AB

14 T: Herty Monnertwanoro nonboobahus Munipomropra Foccus «Membedomctbenhas nnatgopma modenspobahus u npumenenus texnonorum uckycctbenhoro untennerta» umeer carr https://aigov.tu/centre

13 A: AB

14 T: Herty Monnertwanoro nonboobahus Munipomropra Foccus «Membedomctbenhas nnatgopma modenspobahus u npumenenus texnonorum uckycctbenhoro untennerta»?

15 C: Shakenb th carr Unity MN

16 T: Herty monnertwanoro nonboobahus Munipomropra Foccus «Membedomctbenhas nnatgopma modenspobahus u npumenenus texnonorum uckycctbenhoro untennerta»?

17 T: Herty monnertwanoro nonboobahus Munipomropra Foccus «Membedomctbenhas nnatgopma modenspobahus u npumenenus texnonorum uckycctbenhoro untennerta»?

18 A: AB

19 T: Herty monnertwanoro nonboobahus Member carr https://aigov.tu/centre

19 C: Shakenb th carr Hertypa Konnertwanoro nonboobahus Member carr https://aigov.tu/centre

20 C: Shakenb th carr Hertypa Konnertwanoro nonboobahus Member carr https://aigov.tu/centre

21 C: Herty Monnertwanoro nonboobahus Member carr https://aigov.tu/centre

22 T: Hun MIT NN shakenb that Carr https://aigov.tu/centre

23 C: Shakenb that carr Hertypa Konnertwanoro nonboobahus Mempomropra Foccus «Membedomctbenhas nnatgopma modenspobahus и применения технологий искусственного интеллекта» имеет carr https://aigov.tu/centre

24 C: Herty Monnertwanoro nonboobahus Mempomropra Foccus «Membedomctbenhas nnatgopma modenspob
```

По итогу первых попыток работы с таким набором данных, стало ясно, что был выбран не корректный подход.

Тогда набор данных был скорректирован в формате «Tag-Patterns- Responses». Были добавлены только развернутые ответы, способствующие побуждению будущего пользователя чат-бота к диалогу. Кроме того, стало понятно, что время на перестановку слов в предложениях при формировании предыдущего набора данных, было потрачено впустую.



```
| "cag": "comman", "parterns": ["many sero congan uentp?", "для vero congan uentp.", "для vero солдан иентp.", "для vero солдан и интрементр.", "для vero суммицомирует центр.", "для vero суммицомирует центр.", "для vero суммицомирует центр "для vero суммицомирует центр.", "для vero суммицомирует центр "для vero солдан и для интрементр.", "для vero суммицомирует центр "для vero суммицомирует центр.", "для vero суммицомирует цент
```

Все текстовые примеры были собраны вручную в соответствии с методологией сбора оригинального датасета.

Все вопросы были написаны автором без каких-либо искусственных ограничений.

Ответы на вопросы были сформированы вручную на основании имеющей экспертизы. При этом в качестве дополнительного контроля были привлечены коллеги в роли асессоров, которые оценили качество ответов в ручном режиме.

Исходные данные были сформированы в формате .csv.

В последствии для обучения модели данные были переведены в формат .json.

```
Пример: {
"tag": "специализированные библиотеки",
```

"раtterns": ["какое специализированное ПО предлагает Центр коллективного пользования Минпромторга России?", "какое специализированное программное обеспечение предлагает Центр коллективного пользования Минпромторга России?", "какое специализированное ПО есть в Центре коллективного пользования Минпромторга России?", "какое специализированное программное обеспечение есть в Центре коллективного пользования Минпромторга России?", "какое специализированное ПО можно получить в Центре коллективного пользования Минпромторга России?", "какое специализированное программное обеспечение можно получить в Центре коллективного пользования Минпромторга России?", "к какому специализированному ПО можно получить доступ в Центре коллективного пользования Минпромторга России?", "к какому специализированному программному обеспечению можно получить доступ в Центре коллективного пользования Минпромторга России?", "какое специализированное ПО предлагается в Центре коллективного пользования Минпромторга России?", "какое специализированное программное обеспечение предлагается в Центре коллективного пользования Минпромторга России?", "какое специализированное программное обеспечение предлагается в Центре коллективного пользования Минпромторга России?"],

"responses": ["Центр коллективного пользования Минпромторга России предоставляет специализированные библиотеки в составе: Библиотека проверенных МСмоделей и Библиотека обезличенных дата-сетов. Ознакомиться с описанием библиотек и условиями подключения можно на странице https://aigov.ru/centre"]

}

Подготовка программной среды

Для реализации решения использовались инструменты, работе с которыми автор научился в процессе обучения, а именно:

- 1. Jupiter notebook;
- 2. NotePad++;
- 3. Visual Studio Code;
- 4. Github.

Обработка данных

До старта обучения алгоритма была произведена обработка данных:

- 1. Стемминг нахождение основы слова для заданного исходного слова (при этом изначально планировалось использовать лемматизацию, которая ранее была протестирована в домашних работах с документами на английском языке, но в итоге на русском языке стемминг сработал качественнее, чем лемматизация).
- 2. Токенизация разделение текста на токены (слова, предложения или другие более мелкие единицы), чтобы сделать текст более структурированным для последующей обработки
- 3. Очистка текста перед анализом: удаление стоп-слов и дополнительных лишних символов.
- 4. Преобразование текста: перевод в нижний регистр.
- 5. Попытка обработки естественного языка с помощью глубокого обучения (Deep Learning NLP) Применение глубоких нейронных сетей для вопросно-ответной системы.

До настройка программной среды

В дополнение к этому была произведена до настройка программной среды и до обработка данных:

- 1. Добавление возможности работы с json файлами
- 2. Добавление возможности чтения запись моделей
- 3. Добавление возможности работы с массивами
- 4. Обучение и до обучение нейронной сети Sequential для работы с текстом
- 5. Подключение дополнительных слоев для нейронной сети: Dense, Activation, Dropout

- 6. Подключение оптимизатора для нейронной сети: SGD
- 7. Добавление возможности работы со строками
- 8. Добавление возможности загрузки модели для разбиения текста на слова: nltk.download('punkt'), nltk.download('averaged_perceptron_tagger' .

Обработка и очистка данных:

```
# подключение готовых библиотек для обработки и очистки данных
import nltk
from nltk.stem import WordNetLemmatizer
from nltk.stem.snowball import SnowballStemmer
from nltk.tokenize import word tokenize, sent tokenize
from nltk.corpus import stopwords
import json
import pickle
import numpy as np
from keras.models import Sequential
from keras.layers import Dense, Activation, Dropout
from keras.optimizers import SGD
import random
import string
nltk.download('punkt')
nltk.download('averaged perceptron tagger')
nltk.download('stopwords')
lemmatizer = WordNetLemmatizer()
stemmer = SnowballStemmer("russian")
words=[]
classes = []
documents = []
ignore words = ['?', '!', '«','»']
stop words = set(stopwords.words('russian'))
data file = open('/content/drive/MyDrive/datasets/questions.json').read()
intents = json.loads(data file)
for intent in intents['intents']:
    for pattern in intent['patterns']:
        #tokenize each word
        w = nltk.word tokenize(pattern)
        words.extend(w)
        #add documents in the corpus
        documents.append((w, intent['tag']))
        # add to our classes list
        if intent['tag'] not in classes:
            classes.append(intent['tag'])
```

```
words lower = [word.lower() for word in words ]
# lemmatize, lower each word and remove duplicates
words = [stemmer.stem(w) for w in words lower if w not in stop words and w
not in string.punctuation and w not in ignore_words]
#stemmer.stem(w)
words = sorted(list(set(words)))
# sort classes
classes = sorted(list(set(classes)))
# documents = combination between patterns and intents
print (len(documents), "documents")
# classes = intents
print (len(classes), "classes", classes)
# words = all words, vocabulary
print (len(words), "unique stemmed words", words)
pickle.dump(words,open('words.pkl','wb'))
pickle.dump(classes, open('classes.pkl', 'wb'))
```

Подготовка данных для обучения – приведение данных в формат для нейронной сети:

```
# приведение данных в формат для нейронки
# create our training data (приведение данных в формат для нейронки)
training = []
# create an empty array for our output ()
output empty = [0] * len(classes)
# training set, bag of words for each sentence
for doc in documents:
    # initialize our bag of words
    bag = []
    # list of tokenized words for the pattern
    pattern words = doc[0]
    # lemmatize each word - create base word, in attempt to represent
related words
    pattern words = [stemmer.stem(word.lower()) for word in pattern words]
    # create our bag of words array with 1, if word match found in current
pattern
    for w in words:
        bag.append(1) if w in pattern words else bag.append(0)
    # output is a '0' for each tag and '1' for current tag (for each
pattern)
    output_row = list(output empty)
    output row[classes.index(doc[1])] = 1
    training.append([bag, output row])
# shuffle our features and turn into np.array (перемешивание слов в
случайном порядке)
random.shuffle(training)
training = np.array(training)
# create train and test lists. X - patterns, Y - intents
```

```
train_x = list(training[:,0])
train_y = list(training[:,1])
print("Training data created")
```

Отдельное внимание хочется обратить на применение функции «random.shuffle», благодаря которой не потребовалось для финального дата сета подбирать все возможные последовательности слов, как было сделано с первым набором данным.

Создание модели, создание слоев, связей между ними:

```
# Создание модели
# Create model - 3 layers. First layer 128 neurons, second layer 64
neurons and 3rd output layer contains number of neurons (создание модели -
3 слоя и связи между ними)
# equal to number of intents to predict output intent with softmax
model = Sequential()
model.add(Dense(128, input shape=(len(train x[0]),), activation='relu'))
model.add(Dropout(0.5))
model.add(Dense(64, activation='relu'))
model.add(Dropout(0.5))
model.add(Dense(len(train y[0]), activation='softmax'))
# Compile model. Stochastic gradient descent with Nesterov accelerated
gradient gives good results for this model (компиляция модели)
sgd = SGD(learning rate=0.01, momentum=0.9, nesterov=True)
model.compile(loss='categorical crossentropy', optimizer=sgd,
metrics=['accuracy'])
#fitting and saving the model #обучение модели (200 циклов по 5 штук)
hist = model.fit(np.array(train x), np.array(train y), epochs=200,
batch size=5, verbose=1)
model.save('chatbot model.keras', hist) #сохранение модели в файл для
альтернативного использования
print("model created")
```

Запуск работы нейронной сети и обученной модели:

```
import nltk
from nltk.stem import WordNetLemmatizer
lemmatizer = WordNetLemmatizer()
import pickle
import numpy as np

from keras.models import load_model
model = load_model('chatbot_model.keras')
import json
import random
intents =
json.loads(open('/content/drive/MyDrive/datasets/questions.json').read())
```

```
words = pickle.load(open('words.pkl', 'rb')) #подготовленные моделью слова
classes = pickle.load(open('classes.pkl','rb')) #подготовленные моделью
классы
def clean up sentence(sentence):
    # tokenize the pattern - split words into array (разбивает введенные
слова на массивы)
   sentence words = nltk.word tokenize(sentence)
    # stem each word - create short form for word (создает краткую
исходную форму введенного слова)
    sentence_words = [stemmer.stem(word.lower()) for word in
sentence words]
   return sentence words
# return bag of words array: 0 or 1 for each word in the bag that exists
in the sentence (присваевает слову значение 0 или 1)
def bow(sentence, words, show details=True):
    # tokenize the pattern
   sentence words = clean up sentence(sentence)
    # bag of words - matrix of N words, vocabulary matrix
   bag = [0] *len(words)
   for s in sentence words:
       for i,w in enumerate(words):
            if w == s:
                # assign 1 if current word is in the vocabulary position
(значение 1 присваивается, если слово имеется в словаре)
                bag[i] = 1
                if show details:
                    print ("found in bag: %s" % w)
   return(np.array(bag))
# извлечение ответа от нейронки
def predict class(sentence, model):
    # filter out predictions below a threshold (фильтр прогнозов ниже
порогового значения)
   p = bow(sentence, words, show details=False)
   res = model.predict(np.array([p]))[0]
   ERROR THRESHOLD = 0.25
   results = [[i,r] for i,r in enumerate(res) if r>ERROR THRESHOLD]
    # sort by strength of probability (сортировка по степени вероятности)
   results.sort(key=lambda x: x[1], reverse=True)
   return list = []
   for r in results:
        return list.append({"intent": classes[r[0]], "probability":
str(r[1])})
   return return list
# подбор ответа нейронкой. random.choice применяется, если для введенного
текста возвожно несколько альтернативных ответов
def getResponse(ints, intents json):
tag = ints[0]['intent']
```

```
list_of_intents = intents_json['intents']
   for i in list_of_intents:
        if(i['tag'] == tag):
            result = random.choice(i['responses'])
           break
   return result
# печать ответа чат ботом
def chatbot response(text):
   ints = predict class(text, model)
   res = getResponse(ints, intents)
   return res
# Start chatbot (вечный цикл до остановки)
while True:
   question = input('You: ')
   if question == 'quit':
       break
   answer = chatbot_response(question)
   print('Chatbot:', answer)
```

Оценка реализованного алгоритма

Вывод о качестве модели можно сделать, проанализировав вывод из результатов её обучения:

При начальных циклах обучения, значение «Loss» (представляет собой сумму ошибок в модели) более 2.8, а значение **Accuracy** (доля правильных ответов алгоритма) менее 0.03.

При этом к 100 циклу обучения, значения: loss: 0.2780 - accuracy: 0.8525.

А к 200 циклу обучения, значения: loss: 0.2072 - accuracy: 0.8770.

```
Epoch 1/200
Epoch 2/200
25/25 [============== ] - 0s 2ms/step - loss: 2.5916 - accuracy: 0.1393
Epoch 3/200
25/25 [============== ] - 0s 2ms/step - loss: 2.4590 - accuracy: 0.1967
Epoch 4/200
25/25 [============== ] - 0s 2ms/step - loss: 2.2493 - accuracy: 0.2459
Epoch 5/200
25/25 [============== ] - 0s 2ms/step - loss: 2.1145 - accuracy: 0.3115
Epoch 6/200
25/25 [============== ] - 0s 2ms/step - loss: 2.0603 - accuracy: 0.3525
Epoch 7/200
25/25 [============== ] - 0s 2ms/step - loss: 1.7757 - accuracy: 0.4508
Epoch 8/200
25/25 [=============== ] - 0s 3ms/step - loss: 1.6144 - accuracy: 0.5082
Epoch 9/200
25/25 [============== ] - 0s 2ms/step - loss: 1.5761 - accuracy: 0.5082
Epoch 10/200
Epoch 11/200
25/25 [============ ] - 0s 2ms/step - loss: 1.2609 - accuracy: 0.5984
Epoch 12/200
25/25 [============== ] - 0s 2ms/step - loss: 1.1193 - accuracy: 0.6475
Epoch 13/200
25/25 [==========] - 0s 2ms/step - loss: 0.9809 - accuracy: 0.6967
Epoch 14/200
25/25 [==========] - 0s 2ms/step - loss: 1.1162 - accuracy: 0.6803
Epoch 15/200
25/25 [========================] - 0s 2ms/step - loss: 0.9122 - accuracy: 0.6475
```

```
25/25 [=========== ] - 0s 3ms/step - loss: 0.1979 - accuracy: 0.8770
Epoch 185/200
25/25 [=========== ] - 0s 3ms/step - loss: 0.2063 - accuracy: 0.8689
Epoch 186/200
25/25 [========== ] - 0s 3ms/step - loss: 0.1869 - accuracy: 0.8607
Epoch 187/200
25/25 [============= ] - 0s 3ms/step - loss: 0.1669 - accuracy: 0.9016
Epoch 188/200
25/25 [========= ] - 0s 3ms/step - loss: 0.1920 - accuracy: 0.8852
Epoch 189/200
25/25 [========== ] - 0s 3ms/step - loss: 0.2001 - accuracy: 0.8934
Epoch 190/200
25/25 [========== ] - 0s 3ms/step - loss: 0.1830 - accuracy: 0.8934
Epoch 191/200
25/25 [=========== ] - 0s 3ms/step - loss: 0.2438 - accuracy: 0.8852
Epoch 192/200
25/25 [==========] - 0s 3ms/step - loss: 0.1932 - accuracy: 0.8689
Epoch 193/200
25/25 [========== ] - 0s 3ms/step - loss: 0.1587 - accuracy: 0.9016
Epoch 194/200
25/25 [========== ] - 0s 3ms/step - loss: 0.1762 - accuracy: 0.8770
Epoch 195/200
25/25 [=========== ] - 0s 3ms/step - loss: 0.1738 - accuracy: 0.8607
Epoch 196/200
25/25 [=========== ] - 0s 3ms/step - loss: 0.1947 - accuracy: 0.8443
Epoch 197/200
25/25 [========== ] - 0s 3ms/step - loss: 0.1780 - accuracy: 0.8689
Epoch 198/200
25/25 [==========] - 0s 3ms/step - loss: 0.1384 - accuracy: 0.9344
Epoch 199/200
25/25 [============ ] - 0s 3ms/step - loss: 0.1924 - accuracy: 0.8852
Epoch 200/200
25/25 [========= ] - 0s 3ms/step - loss: 0.2072 - accuracy: 0.8770
model created
```

Визуализация результатов работы

Результаты работа алгоритма визуализированы в формате чат-бота, доступного в веб-интерфейсе.

Пред настройка и обучение модели в коде занимает 5 шагов.

Визуализация чата в коде занимает 1 шаг.

Дополнительно под чат-ботом опубликованы 2 текстовых окна:

- 1. Первый с информацией о том, как остановить работу чат-бота.
- 2. Второй с информацией о том, какой текст лег в основу обучения чатбота.

Интерфейса чат бота на старт	овом экране представляет	г собой диалоговое окн	о, куда
пользователь может написать текст:			

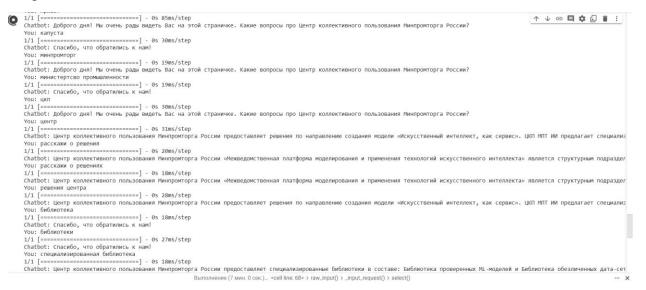
You:	

При введение пользователем запроса, который имеется в модели, чат-бот продолжает диалог, провоцируя пользователя на последующие вопросы:

You: III	ривет											
1/1 [==		=======]	- 0s 85r	ms/step								
Chatbot	t: Доброго дня!	Мы очень рады	видеть Ва	ас на этой	страничке.	Какие во	просы про	Центр	коллективного	пользования	Минпромторга	России?
You:												

В случае, если пользователь ввел запрос, ответ на который отсутствует в модели, чат-бот благодарит пользователя за проявленный интерес:

Помимо диалога, система также подсвечивает пользователю скорость выдачи ответа нейронной сетью.



Сохранение данных для использования

Все данные сохранены и доступны для использования: https://github.com/MukhinaMaria/FinalAttest

Обученная модель сохранена и доступна для использования:

https://github.com/MukhinaMaria/CB_CKP/blob/main/chatbot_model.keras

Набор данных сохранен и доступен для использования:

https://github.com/MukhinaMaria/CB_CKP/blob/main/questions.json

Инструкция работы с приложением также доступна по ссылке:

https://github.com/MukhinaMaria/CB_CKP/blob/main/Инструкция%20работы%20с%2 Оприложением.docx

Планируемое развитие проекта

Уровень автора работы объективно далек от уровня профессиональных разработчиков нейронных сетей.

Однако данный проект является крайне важен для промышленной реализации интеллектуального помощника взаимодействия с обществом для Федерального центра прикладного развития искусственного интеллекта Минпромторга России, так как автор работы освоил необходимые навыки для качественной постановки задачи и качественной оценки результатов работ.

При это подготовленный набор данных ляжет в основу промышленной системы и будет существенно доработан.