Μάθημα : Ανάκτηση Πληροφορίας
Εργασία : R.A.G
Γιώργος Χατζηλίγος ΑΜ 4835 , Στάθης Ανδρεοπουλος ΑΜ 4630

https://github.com/StathisAn4/anakthsh

Περιγραφη Συστηματος : Βασικο pipeline RAG

Το pipeline χωριστικέ σε τμήματα για την κατανόηση της αρχιτεκτονικής του RAG τα οποία θα αναλυθούν μετέπειτα λεπτομερώς τα κυριά κομμάτια σε βήματα είναι:

Βήμα 1ο : download library & import dataset/corpus

Βήμα 2ο : chunking dataset/corpus

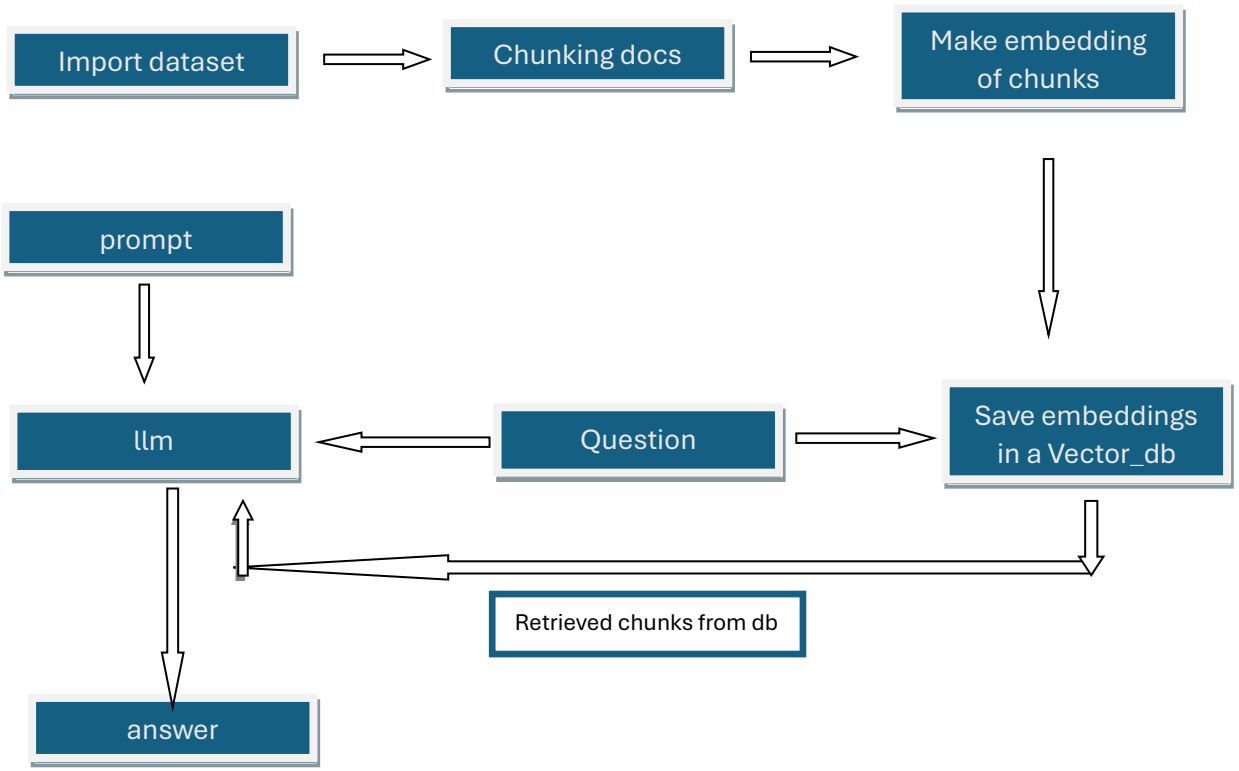
Βήμα 3ο: embedding model και vector database

Βήμα 4ο: set up llm model

Βήμα 5ο: set up prompt for llm and question-answer chain

Βήμα 6ο: make a set of question and llm answer it

Βήμα 7ο: evaluate retrieved chunks with the question.



Μάθημα : Ανάκτηση Πληροφορίας
Εργασία : R.A.G
Γιώργος Χατζηλίγος ΑΜ 4835 , Στάθης Ανδρεοπουλος ΑΜ 4630

Το σύστημά μας αποτελεί μια εξελιγμένη Retrieval-Augmented Generation (RAG) αρχιτεκτονική που έχει σχεδιαστεί για να επιτρέπει την υποβολή σύνθετων ερωτήσεων σε φυσική γλώσσα σε μια εκτεταμένη συλλογή ειδησεογραφικών άρθρων από το CNN. Η αρχιτεκτονική μας συνδυάζει τεχνολογίες ανάκτησης πληροφορίας με μεγάλα γλωσσικά μοντέλα για να παράγει ακριβείς, συνεκτικές και τεκμηριωμένες απαντήσεις βασισμένες σε πραγματικά δεδομένα.

Το βασικό πλεονέκτημα της RAG προσέγγισής μας είναι ότι αποφεύγει τα προβλήματα hallucination που συχνά παρουσιάζουν τα LLMs όταν λειτουργούν αυτόνομα, εξασφαλίζοντας ότι όλες οι απαντήσεις βασίζονται σε αληθινό περιεχόμενο από αξιόπιστες πηγές. Επιπλέον, το σύστημα παρέχει πλήρη διαφάνεια σχετικά με τις πηγές που χρησιμοποιεί, επιτρέποντας στους χρήστες να επαληθεύσουν την ορθότητα των πληροφοριών.

Τεχνικές και παράμετροι αιτιολόγησής

| Παράμετρος | Τιμή | Αιτιολόγηση |

| Chunk Size | 1,000 chars | Optimal balance μεταξύ context completeness και processing efficiency |

| Chunk Overlap | 200 chars | Εξασφαλίζει continuity και αποφυγή information loss στα boundaries |

| Top-K Retrieval | 20 | Επαρκές context για comprehensive answers χωρίς noise introduction |

| Temperature | 0.0 ή 0.1| Εξασφαλίζει consistent, reproducible responses για evaluation |

| Embedding Model | all-mpnet-base-v2 ή sentence-transformers/all-MiniLM-L6-v2 | Superior semantic understanding για news domain |

| Vector DB | FAISS Flat | Maximum accuracy για research purposes |

| Παράμετρος | Τιμή | Αιτιολόγηση |

| Chunk Size | 500 chars | Optimal balance μεταξύ context completeness και processing efficiency |

| Chunk Overlap | 800 chars | Εξασφαλίζει continuity και αποφυγή information loss στα boundaries |

| Top-K Retrieval | 10 | Επαρκές context για comprehensive answers χωρίς noise introduction |

| Temperature | 0.0 ή 0.1| Εξασφαλίζει consistent, reproducible responses για evaluation |

| Embedding Model | all-mpnet-base-v2 ή sentence-transformers/all-MiniLM-L6-v2| Superior semantic understanding για news domain |

Μάθημα : Ανάκτηση Πληροφορίας
Εργασία : R.A.G
Γιώργος Χατζηλίγος ΑΜ 4835 , Στάθης Ανδρεοπουλος ΑΜ 4630

| Vector DB | FAISS Flat | Maximum accuracy για research purposes |

| Παράμετρος | Τιμή | Αιτιολόγηση |

| Chunk Size | 600 chars | Optimal balance μεταξύ context completeness και processing efficiency |

| Chunk Overlap | 120 chars | Εξασφαλίζει continuity και αποφυγή information loss στα boundaries |

| Top-K Retrieval | 10 | Επαρκές context για comprehensive answers χωρίς noise introduction |

| Temperature | 0.0 ή 0.1| Εξασφαλίζει consistent, reproducible responses για evaluation |

| Embedding Model | all-mpnet-base-v2 ή sentence-transformers/all-MiniLM-L6-v2| Superior semantic understanding για news domain |

| Vector DB | FAISS Flat | Maximum accuracy για research purposes |

ΑΝΑΛΥΣΗ ΒΗΜΑΤΩΝ

Βήμα 1ο : download library & import dataset/corpus

Χρησιμοποιήθηκαν τα συγκεκριμένα libraries τα οποία πρέπει να γίνουν install τοπικά σε κάθε υπολογιστή τα περισσοτερα με την εντολη pip install <lib_name>. Για την εγκατάσταση του ollama ακολουθήσαμε τις οδηγίες του εργαστήριου(εγκαταστήσαμε και τεστάραμε και τα 2) .

1. Για την εγκατάσταση ενός LLM θα χρειαστεί να τρέξετε την παρακάτω εντολή στο terminal: ollama pull {model_name}
2. Για να χρησιμοποιήσετε το LLM που εγκαταστήσατε θα πρέπει το OLLAMA να βρίσκεται σε λειτουργία. ollama run {model_name}
3. Τα προτεινόμενα μοντέλα είναι: llama3.2:1b (1.3G) ή llama3.2:3b (2G)

Απαραίτητες βιβλιοθήκες :

```
import os

import pandas as pd

import numpy as np

from tqdm import tqdm
```

Μάθημα : Ανάκτηση Πληροφορίας
Εργασία : R.A.G
Γιώργος Χατζηλίγος ΑΜ 4835 , Στάθης Ανδρεοπουλος ΑΜ 4630

```
from langchain_text_splitters import RecursiveCharacterTextSplitter

from langchain_huggingface import HuggingFaceEmbeddings

from langchain_community.vectorstores import FAISS

from langchain_ollama import OllamaLLM

from langchain.chains import RetrievalQA

from langchain.prompts import PromptTemplate

from sklearn.metrics.pairwise import cosine_similarity
```

Εγκαταστουμε το dataset από το Kaggle διαβάζουμε το dataset σαν ένα csv το CNN_Articels_clean.csv

Βήμα 2ο : chunking dataset/corpus

Το chunking είναι ο διαχωρισμός του κειμένου σε μικρότερα τμήματα . Πιο συγκεκριμένα εμείς χρησιμοποιήσαμε RecursiveCharacterTextSplitter . Αυτό μας προσφέρει την ευκολία κατά το pre-processing και την προετοιμασία του κάθε chunk διότι διαχωρίζει με βάση το μέγεθος και την επικάλυψη που θα έχει το προηγούμενο με το επόμενο και σημεία που μπορούν να σπάσουν δηλαδή να γίνουν split.

Τα features που χρησιμοποιήσαμε από το corpus/dataset ήταν Headline + Article text για το κάθε chunk .

Μετέπειτα για καθένα από αυτά χρησιμοποιήσαμε ένα metadata_chunk ώστε να αποθηκεύουμε τα εξής features Headline , article_index , chunk_index .

Αρχικά, χρησιμοποιήσαμε *chunk_size*=1000, *chunk_overlap*=200,

```
Splitting articles into chunks: 100%|██████████| 4076/4076 [00:00<00:00, 5636.56it/s]
Total number of chunks: 32559
```

Figure 1:num_of_articles and num_of_chunks

Έπειτα, χρησιμοποιήσαμε *chunk_size*=600, *chunk_overlap*=120,

```
Splitting articles into chunks: 100%|██████████| 4076/4076 [00:00<00:00, 5775.61it/s]
Total number of chunks: 50993
```

Βήμα 3ο: embedding model και vector database

3.1 embedding model

Μάθημα : Ανάκτηση Πληροφορίας
Εργασία : R.A.G
Γιώργος Χατζηλίγος ΑΜ 4835 , Στάθης Ανδρεοπουλος ΑΜ 4630

Σε αυτό το βήμα προσπαθούμε για την μετατροπή chunks σε embeddings .Στην τελευταία έκδοση του RAG δουλέψαμε με το εξής sentence-transformers/all-mpnet-base-v2 για καλυτέρα αποτελέσματα με κόστος το χρόνο έναντι του sentence-transformers/all-MiniLM-L6-v2 που προτάθηκε και έβγαζε και αυτό ικανοποιητικά αποτελέσματα .Σημαντικό είναι να αναφέρουμε ότι τα διανύσματα εχουν κανονικοποιηθει .

3.2 vector_database

Χρησιμοποιήσαμε την διανυσματική βάση δεδομένων FAISS.

Χρησιμοποιεί το προηγούμενο embedding model = sentence-transformers/all-mpnet-base-v2 και δημιουργεί τα embeddings από τα chunked documents και αποθηκεύει τα embedding . Με παρόμοιο τρόπο δουλεύει και για τα metada που αναφέραμε .

Βήμα 4ο: set up llm model

Σε αυτό το βήμα μπορούμε να χρησιμοποιήσουμε ελευθέρα κάποιο free llm model . Εμείς χρησιμοποιήσαμε και τα δυο(llama3.2:1b , llama3.2:3b) που προτάθηκαν και μείναμε στο llama3.2:3b με tune στο temperature είτε στο 0 είτε στο 0.1 .

Βλέποντας σε πειράματα που κάναμε ότι γενικότερα το temperature = 0 έβγαζε ελλιπής απαντήσεις στα ερωτήματα μας βάση του prompt που του δίναμε .

Βλέποντας σε πειράματα που κάναμε ότι γενικότερα το temperature = 0.1 έβγαζε μια απάντηση βασιζομένη στο prompt .

Διαπιστώσαμε ότι το llama3.2:3b έχει καλύτερη κατανόηση context σε σχέση με το llama3.2:1b οπότε μπορεί να χρησιμοποιεί τα retrieved_chunks χωρίς να πέφτουμε σε κάποιο λάθος .

Βήμα 5ο: set up prompt for llm and question-answer chain

Κατασκευάσαμε ένα prompt το οποίο αρχικά δίνει μια ιδιότητα στο llm όπως αναφέρεται στις οδηγίες . Έπειτα ακολουθεί η ερώτηση που θέλουμε να απαντηθεί . Τέλος , το πως θέλουμε να απαντηθεί δηλαδή με βάση των retrieved_chunks . Επίσης διαπιστώσαμε κατά την πορεία της άσκησης ότι ήταν αρκετά χρήσιμο να χρησιμοποιήσουμε επιπρόσθετα instructions .

Στη συνέχεια κατασκευάζουμε question-answer chain το οποίο λειτουργεί

1. βάζοντας το llm της επιλογής μας .

2. επιστρέφει όλα τα τα retrieve documents με την εντολή *chain_type*="stuff" (μερικες ενδικτικες είναι "stuff": Όλα τα documents σε ένα prompt γρήγορο, απλό"map_reduce": Επεξεργασία κάθε document ξεχωριστά, μετά σύνθεση,"refine": Βελτίωση της απάντησης σταδιακά με κάθε document "map_rerank": Βαθμολόγηση απαντήσεων και επιλογή της καλύτερης) .

3. Επιστρέφει τα 10 πιο σχετικά documents από τη faiss με την εντολη retriever=vectorstore.as_retriever(search_kwargs={"k": 10}) . Η τιμή 10 εναντι της τιμης 20 διαπιστώθηκε μετά από πειράματα ότι το llm μπορεί να τα διαχειριστεί καλυτέρα των αριθμό των κείμενων

4. Τέλος χρησιμοποιει το prompt που έχουμε δημιουργήσει και πανω σε αυτό θα γινει το retrieve και θα παραχθεί και η απάντηση του llm .

Η χρήση αυτής της αλυσίδας γίνεται με τη χρήση της συνάρτησης invoke()

```
def query_with_rag(question):
    result = qa_chain.invoke({"query": question})
```

Figure 2 Χρηση της qa_chain

```
def query_without_rag(question):
    prompt = f"You are an artificial intelligence assistant who is an expert in analyzing from CNN article
    answer = llm.invoke(prompt)
```

Figure 3Λειτουργια με απλο περασμα prompt

Βήμα 6ο: make a set of question and llm answer it

Τα question αλλάζουν in code και έχουν γίνει κατά βάση με γεγονότα τα οποία ήταν επίκαιρα το έτος 2020- 2022 παγκοσμίως .Προσπαθήσαμε να καλύψουμε κάποια βασικά topic των άρθρων όπως football , economy , motosport , health .

Το σύστημα llm+rag χρησιμοποιεί την ερώτηση και τα retrieved chunks ώστε να παράξει μια απάντηση βάση των retrieved chunks

Προσθέσαμε και ένα llm το οποίο είναι σεταρισμένο με παρόμοιο prompt χωρίς το context μόνο με μια πανομοιότυπη ιδιότητα You are an artificial intelligence assistant who is an expert in analyzing from CNN articles 2020 – 2022 και να απαντάει στην ιδιά ερώτηση . Χρησιμοποιήθηκε απλώς για μια γρήγορη σύγκριση .

Βήμα 7ο: evaluate retrieved chunks with the question.

Σημαντικό για το evaluation question με chunk είναι ότι το question θα πρέπει να περάσει πρώτα από την διαδικασία να γίνει embedding μέσα από το μοντέλο το οποίο έχουμε χρησιμοποιήσει και εμείς για να κάνουμε τα chunks embeddings .

Τα πειράματα μας είχαν την εξής δομη :

Μάθημα : Ανάκτηση Πληροφορίας
Εργασία : R.A.G
Γιώργος Χατζηλίγος ΑΜ 4835 , Στάθης Ανδρεοπουλος ΑΜ 4630

1. Με βάση την ερώτηση πρώτα απαντάει llm+ RAG επιστρέφει τα πιο relevant chunk με πληροφορίες για το headline , chunk_id , doc_id από το dataset, Article text .Επίσης σημαντικό είναι το evaluation μέσω κάποιου similarity για αυτό το λόγο χρησιμοποιήσαμε cosine-similarity score μεταξύ ερώτησης(embedded) και του κάθε επιστρεφόμενου chunk .
2. μετέπειτα απαντάει το llm στο ερώτημα .
3. Κάποια χρήσιμα αποτελέσματα όπως ερώτηση , απάντηση llm+rag , απάντηση llm , min_similarity , max_similarity , mean_similarity αποθηκεύονται σε ένα csv.

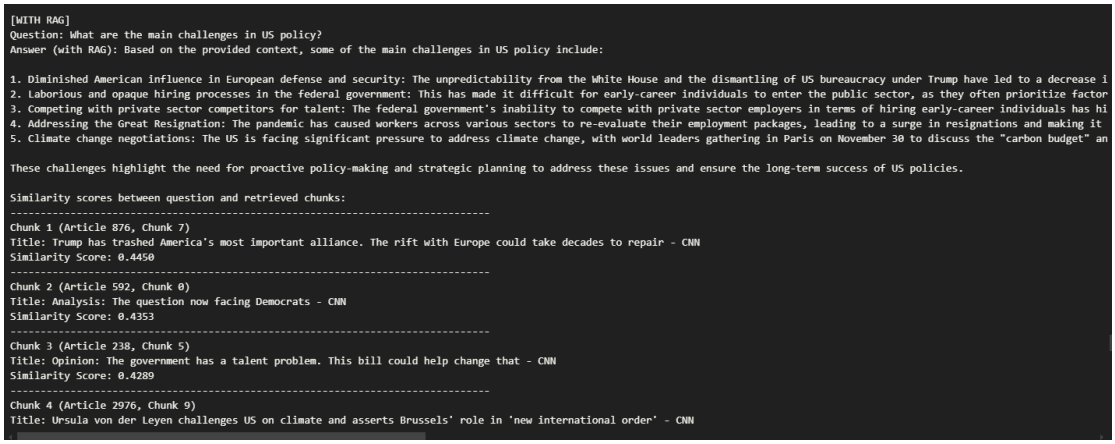


Figure 4 ενδεικτικό αποτέλεσμα answer-rag-llm

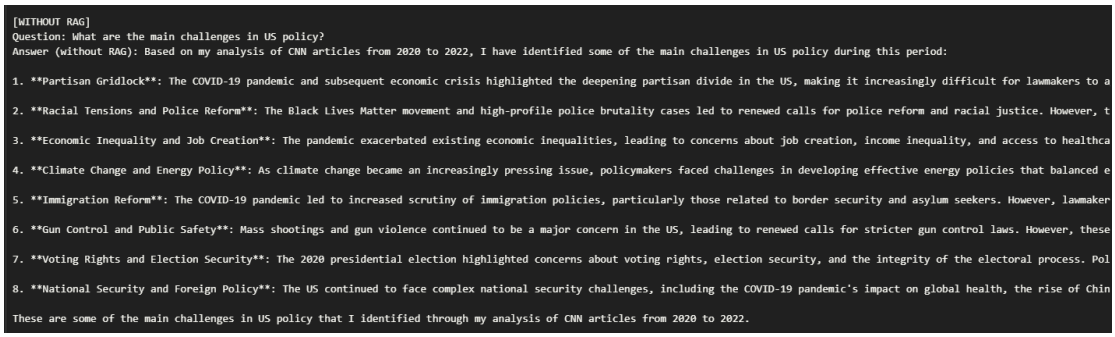


Figure 5 ενδεικτικό αποτέλεσμα answer-llm

Μάθημα : Ανάκτηση Πληροφορίας
Εργασία : R.A.G
Γιώργος Χατζηλίγος ΑΜ 4835 , Στάθης Ανδρεοπουλος ΑΜ 4630