Module Project

RAG (Retrieval-Augmented Generation) sử dụng LangChain

Đinh Nhật Thành

Ngày 7 tháng 7 năm 2025

Mục lục

Giải thích thuật ngữ

Khi trong bài có từ ngữ chuyên ngành khó hiểu, bạn có thể xem giải thích chi tiết một số thuật ngữ quan trọng dưới đây:

- **Parse (Phân tích cú pháp):** Là quá trình chuyển chuỗi ký tự thành cấu trúc dữ liệu. Parse (Phụ lục)
- **Protocol (Giao thức):** Tập hợp quy tắc giao tiếp giữa các hệ thống. Protocol (Phụ lục)
- **Synchronous vs. Asynchronous:** Liên quan đến thời điểm thực hiện tác vụ. Synchronous Asynchronous (Phụ lục)

Mở Đầu

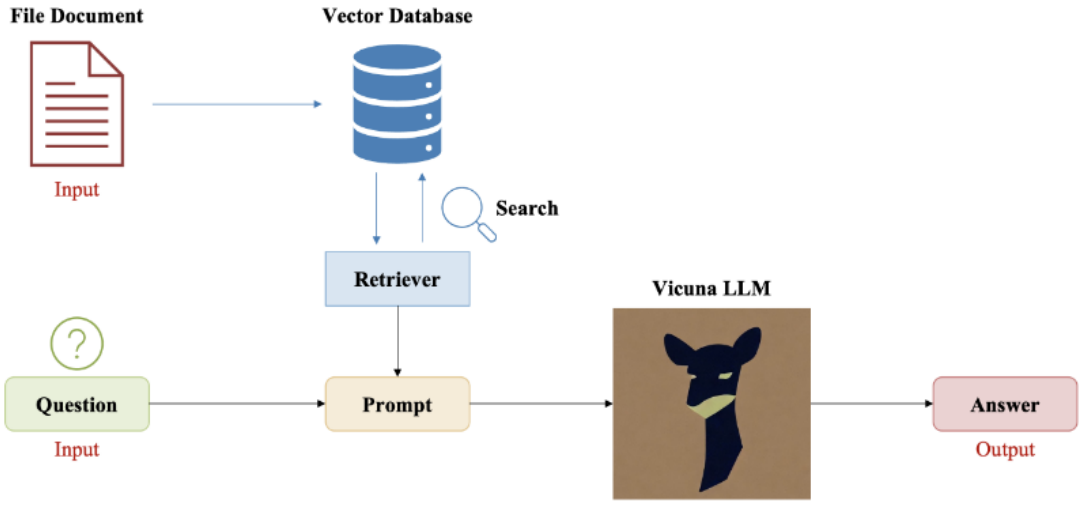
1 Mô tả bài toán

Trong kỷ nguyên của mô hình ngôn ngữ lớn (LLM), việc xây dựng hệ thống hỏi–đáp thông minh từ tài liệu cá nhân hoặc doanh nghiệp đang trở nên phổ biến. Tuy nhiên, các LLM như GPT-4 hay Gemini vốn không có quyền truy cập trực tiếp vào tài liệu riêng lẻ (như notes học tập, báo cáo tuần, hợp đồng nội bộ, v.v.). Điều này dẫn đến nhu cầu xây dựng các hệ thống truy hồi kết hợp sinh (Retrieval-Augmented Generation – RAG), giúp LLM "nhớ" đúng những gì người dùng cung cấp.

2 Nội dung bài viết

Trong bài viết này, chúng ta xây dựng một Web App đơn giản, sử dụng **Streamlit**, 1 thư viện giúp xây dựng UI 1 cách nhanh chóng và mô hình **RAG**, 1 kỹ thuật xử lý ngôn ngữ cho phép người dùng hỏi đáp dựa trên nội dung từ các Notes (ví dụ: `M1W1_Wednesday.pdf`) thuộc chương trình học **AIO Conquer 2025**. Các bước thực hiện bao gồm:

- Người dùng tải tài liệu PDF lên giao diện `Streamlit`.
- Hệ thống sử dụng `PyPDFLoader` để phân tích nội dung văn bản.
- Văn bản được chia nhỏ thành các đoạn (chunk) khoảng 500 tokens bằng `SemanticChunker`.
- Mỗi đoạn được mã hoá thành vector bằng `HuggingFaceEmbeddings`, lưu trong vector DB `Chroma`.
- Khi người dùng đặt câu hỏi, hệ thống truy hồi các đoạn liên quan, kết hợp vào một prompt, rồi gửi đến LLM để sinh ra câu trả lời phù hợp theo ngữ cảnh.



Hình 1: Luồng dữ liệu và thành phần chính của ứng dụng RAG trên Streamlit

Nội dung bài viết không chỉ dừng lại ở việc xây dựng ứng dụng, mà còn tập trung vào việc giải thích tổng quan mô hình RAG – các thành phần cốt lõi, những khó khăn khi xây dựng RAG bằng công cụ cơ bản, và vì sao cần một framework như LangChain để đơn giản hóa và chuẩn hóa quy trình.

Mục tiêu bài viết là giúp người đọc – đặc biệt là người mới bắt đầu – tiếp cận RAG một cách căn bản, có hệ thống, dựa trên tư duy *First Principle Thinking*: bắt đầu từ bài toán thực tế, xác định vấn đề tồn tại, rồi từng bước đi đến giải pháp tối ưu với LangChain.

LangChain framework cho xây dựng hệ thống RAG

1 Các thành phần cốt lõi của RAG

Để hiểu vì sao LangChain lại hữu ích trong việc xây dựng hệ thống RAG, trước tiên ta cần nắm rõ các thành phần cốt lõi của mô hình này.

- **Retrieval** (Truy hồi): Sau khi người dùng hoàn tất việc tải tài liệu lên Vector Database và bắt đầu hỏi. RAG sẽ truy vấn các đoạn văn bản liên quan nhất tới câu hỏi sử dụng thông tin của văn bản được Embedding trong Vector Database.
- **Augmentation** (Tăng cường ngữ cảnh): Giúp mô hình LLM hiểu hơn về ngữ cảnh bằng cách kết hợp các đoạn text được truy hồi trong bước Retrieval, ví dụ đầu ra hoặc yêu cầu đi kèm người dùng muốn vào prompt.
- **Generation** (Sinh ngôn ngữ): Mô hình ngôn ngữ lớn (LLM) nhận prompt có kèm ngữ cảnh trong bước Augmentation và sinh ra câu trả lời.

Tại sao dùng RAG? RAG cho phép câu trả lời được truy vấn **dựa trên dữ liệu thực tế**, giảm **hallucination** và hỗ trợ **cập nhật thông tin mới** mà không cần fine-tuning lại toàn bộ mô hình.

Một hệ thống RAG cơ bản thường bao gồm:

1. **Text Loader:** trích xuất văn bản từ các nguồn như PDF, TXT, DOCX, v.v.

2. **Text Splitter:** chia nhỏ văn bản thành các đoạn ngắn, không quá dài để phù hợp với giới hạn đầu vào của mô hình.
3. **Embedding Model:** mã hóa mỗi đoạn thành vector bằng mô hình học máy (vd: `all-MiniLM`, `Instructor`, v.v.).
4. **Vector Database:** lưu trữ các vector để có thể truy hồi nhanh những đoạn gần nhất với câu hỏi.
5. **Retriever:** tìm các đoạn liên quan nhất dựa trên câu hỏi của người dùng.
6. **Prompt + LLM:** ghép các đoạn được tìm thấy vào một mẫu prompt, rồi gửi đến mô hình ngôn ngữ để tạo câu trả lời.

2 Vấn đề tồn tại khi xây dựng mô hình RAG (không dùng framework)

Mặc dù ý tưởng của RAG khá đơn giản, nhưng nếu Ta là người mới và tự xây dựng hệ thống từ đầu, Ta sẽ gặp nhiều khó khăn. Dưới đây là các vấn đề phổ biến mà nhiều người mới gặp phải:

1. **Thiếu chuẩn hóa quy trình:**
   - Không có ”hướng đi rõ ràng”nên dễ bị lạc giữa việc: nên xử lý văn bản trước hay làm embedding trước? Nên lưu vector ở đâu?
   - Dễ viết code rời rạc, khó kiểm soát pipeline tổng thể.
2. **Lỗi khi kết nối các bước thủ công:**
   - Mỗi bước (load → split → embed → lưu → truy vấn → prompt → gọi LLM) cần thư viện riêng.
   - Ví dụ: dùng `PyPDF2` để load, `sentence_transformers` để embed, `FAISS` để lưu vector → khó đồng bộ.
   - Việc truyền dữ liệu giữa các bước cũng dễ bị lỗi do định dạng không đồng nhất.
3. **Viết prompt thủ công tốn thời gian:**
   - Ta phải tự viết prompt để đảm bảo LLM hiểu ngữ cảnh, tránh trả lời ngoài lề.
   - Khi tăng số đoạn truy hồi, prompt cũng phải được chỉnh lại — dễ gây lỗi hoặc rối logic.
4. **Khó mở rộng hoặc tái sử dụng pipeline:**
   - Nếu Ta muốn thay thế embedding model, hoặc chuyển từ Chroma sang FAISS, Ta phải chỉnh lại nhiều đoạn code.
   - Việc tái sử dụng workflow trong project khác gần như phải viết lại từ đầu.
5. **Không dễ chạy song song hoặc debug từng bước:**
   - Ta không thể theo dõi đầu ra từng bước (ví dụ sau khi chunk, sau khi embed, sau khi truy hồi).
   - Khi có lỗi (ví dụ truy hồi sai đoạn), khó biết nguyên nhân nằm ở bước nào.

3 Giải pháp mà LangChain đưa ra

Một trong những điểm mạnh nổi bật của LangChain là việc xây dựng mỗi thành phần trong RAG thành một **Modular Component** – nghĩa là mỗi bước như:

- Tải tài liệu (`DocumentLoader`)
- Chia nhỏ văn bản (`TextSplitter`)
- Mã hoá thành vector (`Embeddings`)
- Lưu trữ/truy vấn (`VectorStore`, `Retriever`)
- Khai báo LLM (`LLM`)
- Tạo sinh câu trả lời sử dụng LLM (`LLMChain`)

đều được đóng gói dưới dạng một `Class riêng biệt`. Điều này mang lại 3 lợi ích quan trọng:

- **Tái sử dụng:** Dễ tái sử dụng từng thành phần trong nhiều ứng dụng khác nhau.
- **Kiểm thử dễ dàng:** Có thể test từng bước độc lập (vd: kiểm tra chỉ `TextSplitter` hoặc `Retriever`).
- **Thay thế linh hoạt:** Chỉ cần thay 1 class là có thể chuyển từ mô hình OpenAI sang HuggingFace hoặc thay FAISS bằng Chroma mà không ảnh hưởng toàn bộ hệ thống.

Ngoài ra LangChain đơn giản hóa và tối ưu quy trình xây dựng hệ thống bằng cách sử dụng 1 lớp xây dựng gọi là **Runnable: lớp bao bọc (wrapper)** Thay vì chỉ viết các hàm thủ công như Python thông thường, LangChain sử dụng Object `Runnable` như một lớp bao (wrapper) giúp Ta:

- Biến mọi thao tác (dù đơn giản như một hàm ‘lambda‘) thành một “khối logic” có thể:
  - chạy độc lập, (‘RunnableLambda‘)
  - xâu chuỗi các hàm sử dụng RunnableSequence sử dụng ký hiệu (‘|‘), nó hoạt động tương tự như Pipe trong UnixLinux. (ví dụ: func1 | func 2)
  - chạy song song (‘RunnableMap‘) cho phép xử lý các hàm 1 cách **đồng bộ (synchronous)** hoặc **bất đồng bộ (asynchronous)** mà Ta không cần viết thêm logic phức tạp.
- Việc đối gộp các hàm như 1 khối logic, cho phép người phát triển tư duy theo luồng (pipeline) rõ ràng.

Khác với cách viết hàm truyền thống, `Runnable` giống như “*block LEGO thông minh*”: dễ lắp, dễ thay, dễ mở rộng. Ngoài ra, Ta cũng có thể xem thêm phần giải thích về synchronous và asynchronous trong phụ lục để hiểu rõ vì sao việc chuyển đổi giữa 2 kiểu thực thi này là quan trọng trong xây dựng ứng dụng quy mô lớn.

Ví dụ:

```
# Hàm ểtruyn ốthng
def upper(text):
    return text.upper()

# Hàm ớvi LangChain Runnable
from langchain.schema.runnable import RunnableLambda

runnable_upper = RunnableLambda(lambda x: x.upper())
runnable_upper.invoke("langchain")  # Output: LANGCHAIN
```

Listing 1: So sánh cách viết thường vs dùng Runnable trong LangChain

Tuy đoạn code nhìn có vẻ dài hơn, nhưng khi ta muốn kết hợp nhiều bước thành pipeline, chạy đồng thời trên nhiều input, hoặc debugging từng bước giữa chain, thì hệ thống 'Runnable' trở thành công cụ cực kỳ hữu ích và dễ mở rộng.

Hỗ trợ sẵn hàng chục thư viện phổ biến:

- Ví dụ: Ta có thể dùng FAISS, Chroma, Weaviate,... chỉ với vài dòng code thay vì cấu hình thủ công.
- Tương tự với OpenAI, HuggingFace, Claude, v.v.

Tối ưu khả năng mở rộng: Ta có thể mở rộng từ một ứng dụng RAG đơn giản sang hệ thống đa tác nhân, phân nhánh, tích hợp phản hồi người dùng (feedback loop) mà không phải viết lại toàn bộ code.

Tích hợp dễ dàng với các framework UI như Streamlit, Gradio: Ta có thể kết nối backend LangChain với frontend dễ dàng qua API hoặc trực tiếp embed trong app Streamlit.

Tóm lại: LangChain không phải là công cụ "thay thế" các thư viện cơ bản, mà là framework kết nối chúng theo một cách mạch lạc, mở rộng được, và giúp Ta tập trung vào logic thay vì xử lý từng bước nhỏ. Nhờ đó, chỉ với 5–10 dòng code Ta đã có được full RAG pipeline, dễ maintain và mở rộng thêm tính năng (chaining, branching, agents…).

4 Giải thích các syntax cơ bản của LangChain

Trong LangChain, các **Runnable** là những khối xây dựng cơ bản, mỗi Runnable đại diện cho một tác vụ hoặc hoạt động đơn lẻ. Về bản chất, một Runnable là một đối tượng Python được thiết kế để tối ưu hóa hàm của Ta bằng cách sử dụng tính song song.

4.1 Khái niệm chính về Runnables trong LangChain

- **Tính mô đun (Modularity):**

  Mỗi `Runnable` là một khối xây dựng đại diện cho một nhiệm vụ hoặc thao tác đơn lẻ. Các nhiệm vụ này có thể bao gồm chạy một LLM (Mô hình Ngôn ngữ Lớn), xử lý dữ liệu hoặc xâu chuỗi nhiều hoạt động lại với nhau.

- **Tính kết hợp (Composability):**

  Nhiều `Runnable` có thể được liên kết với nhau để hình thành một chuỗi (pipeline). Điều này cho phép xây dựng các quy trình làm việc phức tạp từ các thành phần nhỏ hơn, có thể tái sử dụng.

- **Tính tái sử dụng (Reusability):**

  Các `Runnable` có thể được tái sử dụng trong các quy trình làm việc khác nhau.

- **Thực thi bất đồng bộ (Asynchronous Execution):**

  Các `Runnable` có khả năng thực hiện các tác vụ một cách song song, tăng hiệu suất cho các ứng dụng.

4.2 Các thành phần API cốt lõi

1. **Runnable: Lớp cơ sở (Object)**

`Runnable` là lớp cơ sở cho tất cả các thành phần có thể thực thi trong LangChain. Ta có thể kế thừa từ lớp này để tạo các thao tác tùy chỉnh của mình.

```
from langchain.schema.runnable import Runnable

class MyRunnable(Runnable):
    def invoke(self, input):
        return input.upper()

# ạTo ộmt ểth ệhin ủca MyRunnable
runnable = MyRunnable()

# ểKim tra ớvi ộmt input ẫmu
result = runnable.invoke("hello world")
print(result)  # Output: HELLO WORLD

# ửTh ộmt ví ụd khác
result = runnable.invoke("LangChain is awesome")
print(result)  # Output: LANGCHAIN IS AWESOME

```

Listing 2: Ví dụ về Runnable cơ bản

2. **RunnableMap:**

Tương tự như hàm `map()` trong Python, `RunnableMap` thực thi nhiều `Runnable` bên trong nó một cách song song và tổng hợp kết quả của chúng. Điều này hữu ích khi Ta muốn áp dụng nhiều hàm độc lập cho một chuỗi đầu vào và nhận các kết quả khác nhau cho từng hàm.

```
from langchain.schema.runnable import RunnableMap

runnable_map = RunnableMap({
    "uppercase": lambda x: x.upper(),
    "reverse": lambda x: x[::-1],
})

result = runnable_map.invoke("langchain")
# Output: {'uppercase': 'LANGCHAIN', 'reverse': 'niahcnagL'}

```

Listing 3: Ví dụ về RunnableMap

3. **RunnableSequence:**

`RunnableSequence` áp dụng từng `Runnable` một cách tuần tự vào đầu vào. Đơn giản hơn `RunnableMap`, đầu vào được xử lý tuyến tính qua từng `Runnable`.

```
from langchain.schema.runnable import RunnableSequence

runnable_sequence = RunnableSequence([
    lambda x: x.lower(),
    lambda x: x[::-1],
])

result = runnable_sequence.invoke("LangChain")
# Output: 'niahcnag'

```

Listing 4: Ví dụ về RunnableSequence

4. **RunnableLambda:**

`RunnableLambda` là `Runnable` đơn giản nhất, về cơ bản là định nghĩa một hàm lambda làm `Runnable`. Nó áp dụng một hàm duy nhất cho chuỗi đầu vào.

```
from langchain.schema.runnable import RunnableLambda

uppercase_runnable = RunnableLambda(lambda x: x.upper())
result = uppercase_runnable.invoke("langchain")
# Output: 'LANGCHAIN'

```

Listing 5: Ví dụ về RunnableLambda

4.3 Ví dụ: Hướng tư duy cho bài toán phân biệt cảm xúc xử dụng LangChain

Bài toán: Xử lý phản hồi của khách hàng, phân loại cảm xúc và tóm tắt nó.

1. Đầu tiên mình cần tạo 1 hàm để phân loại cảm xúc (nếu "good"thì là Positive, ngược lại là Negative). Vì đây là 1 hàm độc lập, mình có thể sử dụng `RunnableLambda`.
2. Bước tiếp theo là truy xuất ngữ cảnh, sau đó cung cấp hướng dẫn và ngữ cảnh cho LLM bằng cách sử dụng `PromptTemplate`. Bước này nghe có vẻ tuần tự và cần gộp 2 hàm với nhau, vì vậy ta sử dụng `RunnableSequence`.
3. Bây giờ, chúng ta muốn kết hợp cả bước 1 và 2 để nhận được hai đầu ra riêng biệt: một cho cảm xúc và một cho bản tóm tắt của mô hình. Bước này cần gộp các Runnable lại với nhau, nên mình sẽ sử dụng `RunnableMap`.

```
from langchain.prompts import PromptTemplate
from langchain.llms import OpenAI
from langchain.schema.runnable import Runnable, RunnableSequence, RunnableMap,
    RunnableLambda

# Định ĩngha các Runnables riêng ẻl
sentiment_analysis_runnable = RunnableLambda(lambda text: "Positive" if "good" in
    text.lower() else "Negative")

# ửS ụdng OpenAI làm LLM ví ụd (ầcn cài đặt và ấcu hình khóa API)
llm = OpenAI(openai_api_key="YOUR_OPENAI_API_KEY")

summarization_runnable = PromptTemplate(input_variables=["text"], template="Tóm ắtt
    đạon ăvn này: {text}") | llm # | đại ệdin cho RunnableSequence

# ếKt ợhp các Runnables thành ộmt ỗchui (pipeline)
pipeline = RunnableMap({
    "sentiment": sentiment_analysis_runnable,
    "summary": summarization_runnable
})

# ọGi pipeline
feedback = "ấCht ượlng ảsn ẩphm ấrt ốtt và ượvt quá mong đợi."
result = pipeline.invoke(feedback)

print(result)
# Output (có ểth khác tùy ộthuc vào LLM):
# {
#    "sentiment": "Positive",
#    "summary": "ấCht ượlng ảsn ẩphm ấxut ắsc."
# }
```

Listing 6: Ví dụ về quy trình làm việc kết hợp các Runnable

Xây dựng mô hình RAG sử dụng LangChain

1 Xác định vấn đề cơ bản

> "Làm thế nào để hệ thống LLM có thể trả lời chính xác dựa trên nội dung tài liệu PDF mà không phải fine-tune toàn bộ mô hình?"

2 Phân tích các vấn đề của từng thành phần của RAG

2.1 Chunking (Chia nhỏ văn bản)

Mục tiêu: Chia mỗi tài liệu dài thành các đoạn nhỏ phù hợp với Context Window của mô hình LLM (khoảng 400–600 tokens) sao cho mỗi đoạn vẫn giữ nguyên một ý chính hoàn chỉnh, để LLM dễ nắm bắt và không vượt quá giới hạn đầu vào.

Vấn đề thường gặp:

- Chia theo số ký tự cứng nhắc: cắt ngang câu, làm mất ngữ nghĩa.
- Chia theo câu mỗi lần một: nếu một câu quá dài, vẫn vượt token; nếu quá ngắn, mất ngữ cảnh.

Giải pháp LangChain:

- `SemanticChunker` dựa trên embedding để tìm "ngưỡng ngắt" tại nơi nội dung thay đổi chủ đề rõ ràng.
- Ví dụ: với tài liệu về "Lập trình hướng đối tượng", SemanticChunker sẽ ưu tiên cắt sau khi kết thúc mô tả một khái niệm (ví dụ: sau đoạn giải thích về tính đóng gói), thay vì giữa câu hoặc giữa danh sách thuộc tính.
- Tham số `breakpoint_threshold_amount=95%` nghĩa là chỉ tạo ngắt ở vị trí độ tương đồng ngữ nghĩa giảm xuống dưới 5% so với điểm cao nhất; giúp giữ mỗi chunk chứa ý liên quan.
- Tự động thêm metadata như `page_number` và `section_title` để bạn biết rõ chunk đó nằm ở đâu trong tài liệu gốc.

2.2 Retrieval (Truy hồi thông tin)

Mục tiêu: Tìm nhanh các đoạn chunk liên quan nhất tới truy vấn, dựa trên điểm tương đồng ngữ nghĩa giữa câu hỏi và chunk.

Vấn đề thường gặp:

- Dùng keyword matching (so khớp từ khóa) dẫn đến bỏ sót các câu văn dùng từ đồng nghĩa.
- Truy vấn toàn bộ kho dữ liệu lớn: tốn thời gian, độ trễ cao.

Giải pháp LangChain:

- Mã hóa chunk sử dụng mô hình Embedding tiếng việt và truy vấn thành vector bằng `HuggingFaceEmbeddings` (ví dụ `bkai-foundation-models/vietnamese-bi-encoder`), sau đó so sánh cosine similarity.

- Ví dụ: câu hỏi "Tại sao cần đóng gói (encapsulation)?" sẽ truy hồi được chunk chứa "Encapsulation giúp ẩn dữ liệu bên trong đối tượng, chỉ cho phép truy cập qua phương thức công khai." dù không có từ "đóng gói" nguyên văn.
- Sử dụng `Chroma.from_documents(...)` để xây dựng vector store; truy vấn qua `retriever = vectordb.as_retriever(top_k=5)` để chỉ lấy 5 kết quả gần nhất.
- Hỗ trợ filter metadata: ví dụ chỉ lấy chunk từ chương "Khái niệm OOP" hoặc chỉ lấy từ trang 2–5.

2.3 Generation (Sinh câu trả lời)

Mục tiêu: Kết hợp các chunk truy hồi và câu hỏi vào prompt, rồi dùng LLM để sinh ra câu trả lời chính xác, giữ định dạng mong muốn.

Vấn đề thường gặp:

- Đưa quá nhiều context khiến prompt tràn token.
- Prompt thiếu cấu trúc: LLM trả lời lạc đề hoặc không đúng định dạng.

Giải pháp LangChain:

- Dùng `PromptTemplate` để định nghĩa mẫu rõ ràng, ví dụ:

```
"Dựa trên các đoạn sau: {context}
Hỏi: {question}
Trả lời dưới dạng JSON với ba trường: {"context", "question", "answer"}."
```

- Chèn bước `RunnableMap(...)` để tách riêng xử lý context và question, sau đó nối với LLM qua ký hiệu `|`.
- Dùng `JsonOutputParser()` để đảm bảo kết quả LLM luôn ở định dạng JSON hợp lệ.
- Ví dụ kết quả trả về:

```
{"context": "...Encapsulation giúp ẩn dữ liệu...",
"question": "Tại sao cần đóng gói?",
"answer": "Đóng gói giúp bảo mật và modular hóa code."}
```

3 Quy trình thực hiện từng Module

3.1 Chọn thiết bị tính toán (`get_device`)

Vấn đề: Phải xác định xem GPU có thể tăng tốc hay không. Nếu dùng CPU mặc định, tốc độ sẽ rất chậm khi chạy embedding hay inference LLM.

Giải pháp: Tự động kiểm tra CUDA availability, ưu tiên GPU, nếu không có thì fallback về CPU.

```
def get_device():
    device = torch.device("cuda" if torch.cuda.is_available() else "cpu")
    print(f"Using device: {device}")
    return device
```

Listing 7: Chọn thiết bị tính toán

3.2 Tải mô hình embedding (`load_embeddings`)

Vấn đề: Cần biến mỗi đoạn văn thành vector để so sánh ngữ nghĩa, đồng thời chọn model embedding phù hợp với ngôn ngữ tiếng Việt.

Giải pháp: Dùng `HuggingFaceEmbeddings` với một mô hình bi-encoder đã tiền huấn luyện cho tiếng Việt để đảm bảo chất lượng vector tốt.

```
def load_embeddings():
    # ởKhi ạto HuggingFaceEmbeddings:
    # - model_name: tên mô hình bi-encoder trên HuggingFace Hub, ỗh ợtr ếting ệVit
    #   “(bkai-foundation-models/vietnamese-bi-”encoder)
    # - embeddings ẽs được dùng để mã hóa các chunk thành vector ững ĩngha
    return HuggingFaceEmbeddings(
        model_name="bkai-foundation-models/vietnamese-bi-encoder"
    )
```

Listing 8: Tải embedding model với comment giải thích

3.3 Tải và cấu hình LLM (`load_llm`)

Vấn đề: Muốn sinh câu trả lời, cần load mô hình causal LM đã huấn luyện sẵn, tối ưu bộ nhớ và gán token để xác thực với HuggingFace.

Giải pháp:

- Sử dụng cấu hình quantization 4-bit (`BitsAndBytesConfig`) để giảm footprint trên GPU/CPU.
- Tự động load token từ file `token.txt` để bảo mật API key.
- Dùng `transformers.pipeline` cho task `"text-generation"`.
- Bọc pipeline vào `HuggingFacePipeline` của LangChain để dễ tích hợp với các `Runnable`.

```
def load_llm(model_name):
    # ểKim tra file token và đọc HuggingFace token để xác ựthc
    token_path = Path("token.txt")
    if not token_path.exists():
        raise FileNotFoundError("Missing HuggingFace token.txt")
    hf_token = token_path.read_text().strip()

    # ấCu hình cho quantization 4-bit:
    # - load_in_4bit: ậbt ếch độ 4-bit
    # - bnb_*: các tham ố s tùy ichnh cho ấcht ượlng và ốtc độ
    bnb_config = BitsAndBytesConfig(
        load_in_4bit=True,
        bnb_4bit_use_double_quant=True,
        bnb_4bit_compute_dtype=torch.bfloat16,
        bnb_4bit_quant_type="nf4"
    )

    # Load mô hình causal LM đã ấhun ệluyn ẵsn:
    # - model_name: tên repo trên HuggingFace (ví ụd "google/gemma-2b-it")
    # - quantization_config: ấcu hình 4-bit ở trên
    # - low_cpu_mem_usage: ối ưu ộb ớnh khi load model
    # - device_map="auto": ựt động phân ổb model ữgia CPU/GPU
```

```
    # - token=hf_token: xác ựthc truy ậcp private repo ếnu ầcn
    model = AutoModelForCausalLM.from_pretrained(
        model_name,
        quantization_config=bnb_config,
        low_cpu_mem_usage=True,
        device_map="auto",
        token=hf_token
    )

    # Load tokenizer ươtng ứng và đặt pad_token trùng eos_token
    tokenizer = AutoTokenizer.from_pretrained(model_name)
    tokenizer.pad_token = tokenizer.eos_token

    # ạTo pipeline text-generation:
    # - max_new_tokens: ógii ạhn ốs token sinh ra
    # - pad_token_id: id dùng để padding
    # - device_map="auto": phân ốphi device cuda/cpu/gpu ựt động
    model_pipeline = pipeline(
        "text-generation",
        model=model,
        tokenizer=tokenizer,
        max_new_tokens=512,
        pad_token_id=tokenizer.eos_token_id,
        device_map="auto"
    )

    # ọBc vào HuggingFacePipeline ủca LangChain
    return HuggingFacePipeline(pipeline=model_pipeline)
```

Listing 9: Tải và cấu hình LLM với comment giải thích

Phụ lục giải thích thuật ngữ

- **Embedding (Nhúng):** Để thể hiện ngữ nghĩa của 1 từ 1 cách chính xác nhất, Embedding được sử dụng để chuyển đổi dữ liệu (thường là văn bản) thành các vector đa chiều, giúp máy tính hiểu và xử lý ngữ nghĩa của dữ liệu đó. Mục tiêu là tạo ra các vector sao cho các đối tượng có ý nghĩa tương tự sẽ gần nhau trong không gian vector.
- **Parse (Phân tích cú pháp):**

  Trong lập trình và xử lý dữ liệu, ”parse”là quá trình **chuyển đổi một dạng dữ liệu** (thường là một chuỗi văn bản, số, hoặc bất kỳ loại dữ liệu thô nào) **thành một cấu trúc dữ liệu có ý nghĩa**.

  – Ví dụ: Khi một chương trình ”parse”một chuỗi văn bản, nó sẽ phân tích và chia nhỏ chuỗi đó thành các phần nhỏ hơn, có ý nghĩa (gọi là ”tokens”) dựa trên một tập hợp các quy tắc (ngữ pháp). Mục đích là để máy tính có thể hiểu và làm việc với dữ liệu đó dễ dàng hơn.

  – Minh họa: Hãy xem xét biểu thức toán học ”4+10”. Đối với máy tính, đây chỉ là các ký tự riêng lẻ ’4’, ’+’, ’1’, ’0’. Để thực hiện phép tính, máy tính phải ”parse”biểu thức này. Một chương trình phân tích cú pháp sẽ nhận diện ’+’ là phép cộng, và từ đó biết rằng các ký tự đứng trước và sau nó là các chữ số biểu thị hai số cần cộng. Nó sẽ tạo ra một cấu trúc mới để biểu diễn thông tin này một cách tốt hơn cho phần tiếp theo của chương trình, ví dụ như chuyển ”4”thành số nhị phân 100 và ”10”thành 1010, và biểu thức ”4+10”thành một dạng dễ hiểu hơn cho máy tính như: ‘ADD 100 1010‘.

- **Protocol (Giao thức):** Là một tập hợp các quy tắc, định dạng và quy trình chuẩn mực **quy định cách dữ liệu được truyền tải và nhận giữa các thiết bị hoặc chương trình** trong một mạng. Giao thức đảm bảo rằng các bên tham gia có thể giao tiếp một cách hiệu quả và hiểu được thông điệp của nhau.
- **Synchronous (Đồng bộ) và Asynchronous (Bất đồng bộ):**

Đây là hai khái niệm thường gây nhầm lẫn vì chúng liên quan đến **thời gian thực hiện đồng thời** chứ không nhất thiết là luồng thực thi trong lập trình. Để dễ hiểu hơn, mình sẽ so sánh 2 khái niệm Lập trình Đồng bộ và Bất Đồng bộ:

- **Lập trình Đồng bộ (Synchronous Programming - "Từng tác vụ "):** Trong ngữ cảnh lập trình, **việc bắt đầu của một tác vụ được đồng bộ hóa với việc hoàn thành của tác vụ trước đó**. Nghĩa là các tác vụ thực thi nối tiếp nhau, **tác vụ 1 xong thì tác vụ 2 mới bắt đầu**
- **Lập trình Bất đồng bộ (Asynchronous Programming - "Đồng thời các tác vụ"):** Trong ngữ cảnh lập trình, **việc bắt đầu của một tác vụ không được đồng bộ hóa với việc hoàn thành của một tác vụ khác**. Nghĩa là chúng có thể chồng lấn trong quá trình thực thi, **tác vụ 1 hoạt động song song với tác vụ 2.**
  - Các hoạt động trong lập trình bất đồng bộ **cho phép một chương trình tiếp tục thực thi 1 hoặc nhiều tác vụ trong khi chờ đợi một tác vụ khác hoàn thành** (thường là các hoạt động tốn nhiều thời gian) mà không chặn luồng chính.
  - Lưu ý rằng khi chạy bất đồng bộ trên một luồng đơn (single thread), đó chỉ là việc 1 luồng chuyển đổi nhanh chóng giữa các tác vụ khác nhau, tạo ra ảo giác về nó đang xử lý song song.
  - Lợi ích của lập trình bất đồng bộ thường được nhận thấy rõ rệt nhất trong Giao diện người dùng (User Interface - UI), nó giúp UI không bị "đóng băng"khi một hoạt động nặng đang chạy ngầm.

- **LangChain Expression Language (LCEL)** LangChain Expression Language là một cú pháp được tạo ra để giúp chạy các chuỗi (chains) một cách tối ưu, dù là đồng bộ (song song) hay bất đồng bộ (không song song), bằng cách kết hợp các `Runnable` với nhau. LCEL rất phù hợp cho các chuỗi đơn giản (ví dụ: prompt + llm + parser). Tuy nhiên, LangGraph được khuyến nghị để mở rộng thêm khi Ta xây dựng các chuỗi phức tạp hơn (ví dụ: có phân nhánh, vòng lặp, nhiều tác nhân, v.v.). Lưu ý rằng LCEL vẫn có thể được sử dụng trong LangGraph.