Streamlit으로 웹 앱 구현하기

▼ 참고 강의

- 1. Streamlit과 LLM 모델을 사용해 서비스를 만드는 방법
 - https://www.youtube.com/watch?v=ZVmLe3odQvc
- 2. Streamlit과 RAG를 활용해 챗봇 서비스를 만들기
 - Youtube 다비드 스튜디오 | https://youtu.be/s6rX8LLgTFQ?
 si=TVxY2nJAdUfZhog7
 - Youtube 다비드 스튜디오 | https://youtu.be/YzIGaGfARpI?si=U_1HmfPVw4WWxL71

Streamlit



Cloud Gallery Components Generative AI Community Docs Blog

Sign in Sign up

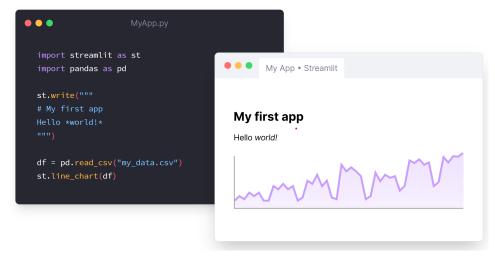
A faster way to build and share data apps

Streamlit turns data scripts into shareable web apps in minutes.

All in pure Python. No front-end experience required.

Try Streamlit now

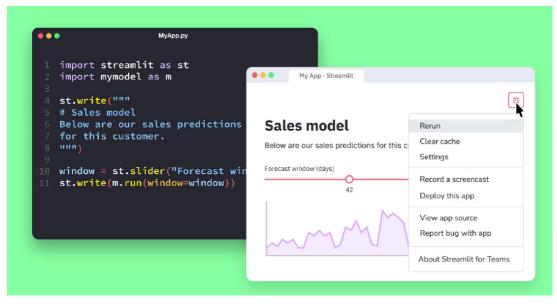
Deploy on Community Cloud (it's free!)



Steamlit 홈페이지 화면 캡쳐

Streamlit이란?

- Python으로 빠르고 간단하게 웹 애플리케이션을 만들 수 있는 오픈소스 프레임워크
- 복잡한 프론트엔드 개발 지식 없이 Python 코드만으로 인터랙티브 웹앱 제작 가능
 - 。 예) 사용자와 상호 작용할 수 있는 웹앱 제작



슬라이더, 버튼, 체크박스 등을 사용해 데이터세트 실시간 조작 가능한 스트림릿으로 만든 웹 앱

- 주로 데이터 사이언티스트, AI 엔지니어, 데이터 분석가가 AI 모델의 결과를 실시간으로 시각화하거나, 대규모 데이터 세트를 분석하여 인사이트를 추출하는 데 사용된다.
 - 。 이들은 주로 Python을 사용 → Streamlit은 Python으로 개발 가능하기 때문
 - 많은 경우, 프론트엔드 개발에 익숙치 않음 → 프론트엔드 개발 지식 없이도 서비스 배포 가능하기 때문

- 무료 오픈 소스 + 쉬운 사용 방법
 - → 빠르게 프로토타입 서비스를 만들어 공유하는데 적절하기 때문

Streamlit 활용 예시

• 인터랙티브 데이터 대시보드 만들기

```
##### 슬라이더에서 특정 값을 고르면, 그 제곱값을 알려주는 웹 앱 ##

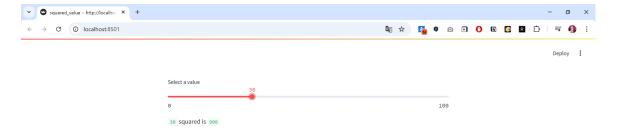
import streamlit as st

# 슬라이더 생성

x = st.slider("Select a value")

# 생성된 값 출력

st.write(x, "squared is", x*x)
```



- pandas DataFrame으로 정리된 데이터 시각화
 - 。 사용자가 지표별로 시각화 가능

```
import streamlit as st
import pandas as pd
```

```
import plotly.express as px
def model_performance_visualization():
   # 페이지 제목 설정
   st.title("대 LLM 모델 성능 비교")
   # 샘플 모델 성능 데이터 ( DataFrame을 불러온다.)
   model data = pd.DataFrame([
       {"모델": "GPT-3.5", "정확도": 0.85, "추론 속도": 0.
7, "메모리 사용량": 0.6},
       {"모델": "GPT-4", "정확도": 0.92, "추론 속도": 0.5,
"메모리 사용량": 0.8},
       {"모델": "Claude-3", "정확도": 0.89, "추론 속도": 0.
6, "메모리 사용량": 0.7},
       {"모델": "Llama-2", "정확도": 0.82, "추론 속도": 0.
8, "메모리 사용량": 0.5}
   ])
   # 성능 지표 선택
   performance_metric = st.selectbox(
       "비교할 성능 지표를 선택하세요",
       ("정확도", "추론 속도", "메모리 사용량")
   )
   # 바 차트 생성
   fig = px.bar(
       model_data,
       x="모델",
       y=performance_metric,
       title=f"모델별 {performance_metric} 비교"
   # 차트 표시
   st.plotly_chart(fig)
   # 상세 데이터 테이블
   st.dataframe(model data)
```

• LLM 챗봇 애플리케이션 배포

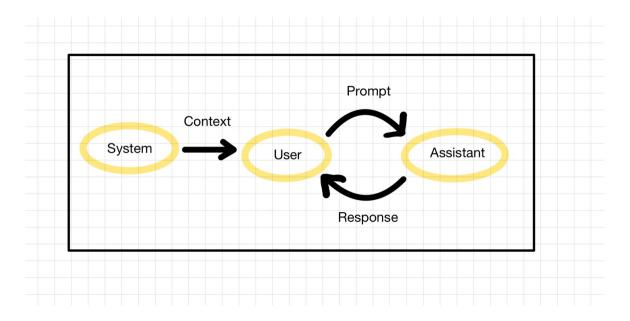
- 。 RAG를 사용해 LLM 모델의 한계를 보완하는 챗봇 구현 및 배포
- 。 웹에서 직접 docx 파일을 업로드
 - 사용자가 제공하는 외부지식과 결합해 그 지식 분야의 전문 챗봇 생성 가능

Streamlit으로 RAG를 사용하는 LLM 어플리케이션 구축하기

▼ [참고] Streamlit 챗봇 작동 원리 System , User , Assistant

▼ 참고

출처: Youtube 다비드 스튜디오 | https://youtu.be/s6rX8LLgTFQ?si=TVxY2nJAdUfZhog7



- chat GPT와 대화할 때를 생각해봤을 때,
 - 。 챗봇 → Assistant
 - 。 사용자 → User
 - 챗봇이 어떤 챗봇인지 상황 설정을 하는 것 → System Prompt
 - 예) '넌 파이썬 전문 개발자야. 파이썬 전문가의 입장에서 해당 코드를 리뷰 해줘. 너는 항상 반말을 하는 챗봇이니까 항상 반말로 친근하게 대답해줘.
 영어로 질문 받더라도 무조건 한글로 답변해줘...'
 - 보통 대화의 맨 앞에 들어가게 된다.
- 대화가 이어질수록 User, Assistant 간 대화가 계속 왔다 갔다 반복되며 messages 에 쌓인다.

```
import streamlit as st

st.session_state.messages.append({"role": "user", "conte
nt": prompt})

st.session_state.messages.append({"role": "assistant",
"content": response})
```

▼ [참고] Langchain 특징 | 추상화, 표준화, 체이닝

▼ 참고

https://youtu.be/m8tIOcMcwno?si=ioFYR_Y7gkdlZfXN

• 01 추상화

- 。 복잡한 작업을 간결하게 표현
- 。예)
 - RAG 챗봇을 만들 때, PDF를 읽어와 텍스트를 불러오고 / 텍스트를 쪼개고 임베딩하고 / 벡터 DB에 저장하는 과정들은 하나하나 Python 코드로 짜면 길어지지만, Langchain을 활용하면 매우 간결하게 표현 가능

02 표준화

- 。 코드를 재활용 가능하게 만든다.
- 비슷한 기능이 있으면, 새로 코드를 만들지 않고, 기존에 만들어 놓은 것을 똑같은 형식으로 재사용한다.
- 。예)
 - 여러 회사의 모델을 사용하는 경우 → Langchain의 CHATMODEL 사용 가능
 - ChatAntropic
 - ChatOpenAl
 - ...
 - → Langchian을 사용하면, 각 모델들의 사용법을 모두 각 사이트에 들어가 확인할 필요가 없다.
 - 여러 형식의 문서를 읽어오는 경우 (PDF, docx, drive, ...) → Langchain
 의 Document
 사용 가능

• 03 체이닝

- 컴포넌트를 쉽게 연결할 수 있다. Input을 넣으면 Output이 나오는 형태.
- 。 주요 컴포넌트
 - Chat model
 - Chat prompt
 - Document Loader
 - Retriever
 - Embedding model
 - **...**

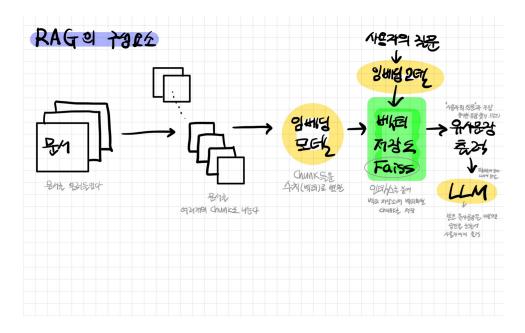
○ □ 을 사용해서 쉽게 연결 가능하다

```
from langchain.prompts import PromptTemplate
from langchain.llms import OpenAI
from langchain.chains import LLMChain, SimpleSequenti
alChain
# 첫 번째 프롬프트 템플릿: 음식 추천
food_prompt = PromptTemplate(
   input variables=["cuisine"],
   template="오늘의 {cuisine} 요리 추천 메뉴 하나만 알려주
세요."
)
# 두 번째 프롬프트 템플릿: 레시피 설명
recipe_prompt = PromptTemplate(
   input_variables=["dish"],
   template="{dish}의 간단한 조리 방법을 3줄로 설명해주세
요."
)
# LLM 모델 초기화
11m = OpenAI(temperature=0.7)
# 각각의 체인 생성
food_chain = LLMChain(llm=llm, prompt=food_prompt)
recipe_chain = LLMChain(llm=llm, prompt=recipe_promp
t)
# 방법 1: 순차적으로 체인 연결
overall_chain = SimpleSequentialChain(
   chains=[food_chain, recipe_chain],
   verbose=True
)
response = overall chain.run("한식")
# 방법 2: | 연산자를 사용한 체이닝
```

```
response = food_chain | recipe_chain
result = response.run("한식")
```

▼ 참고

- CODE:
 https://github.com/HarryKane11/langchain/blob/main/streamlit_refer.py
- 설명 및 출처: Youtube 모두의 연구소 | https://www.youtube.com/watch?
 v=xYNYNKJVa4E



01 문서를 어떻게 불러올 것인지?

from langchain.document_loaders import Docx2txtLoader

02 문서를 어떻게 chunk로 조각낼 것인지?

from langchain.text_splitter import RecursiveCharacterTextS
plitter

```
def tiktoken_len(text):
# token개수를 기준으로 text를 Chunk로 split해주기 위한 함수
tokenizer = tiktoken.get_encoding("cl100k_base")
```

```
tokens = tokenizer.encode(text)
return len(tokens)

def get_text_chunks(text):
    text_splitter = RecursiveCharacterTextSplitter(
        chunk_size=900, # 900개 토큰을 기준으로 chunk를 자른다.
        chunk_overlap=100, # chunk들이 맥락을 어느정도 파악할 수

있도록 100개의 토큰을 앞뒤로 겹치도록 자른다.
    length_function=tiktoken_len # chunk를 세는 기준
    )
    chunks = text_splitter.split_documents(text)
    return chunks
```

• 문자 개수 기준 - token 개수

03 chunk들을 어떻게 수치화 할 것인지?

• 한글 특화 임베딩 모델 - Huggingface 모델 사용

```
from langchain.embeddings import HuggingFaceEmbeddings

embeddings = HuggingFaceEmbeddings(
    model_name="jhgan/ko-sroberta-multitask", # 사용할 모

델 이름 (HuggingFace 모델 허브에서 모델을 불러옴)
    model_kwargs={'device': 'cpu'}, # 모델을 실행할 디바이
스 설정 ('cpu' 또는 'cuda' 등)
    encode_kwargs={'normalize_embeddings': True} # 임베
딩 결과를 정규화할지 여부 (True로 설정하면 임베딩을 정규화)
```

04 벡터로 수치화 된 chunk들을 어디에, 어떻게 저장할 것인지?

- faiss
 - 저장 기간을 짧지만, 임시로 저장 + 로컬에 구축하는 것 보다 조금 더 빠른 속도

from langchain.vectorstores import FAISS

05 유사한 문장을 어떻게 찾을 것인지

```
from langchain.chains import ConversationalRetrievalChain
conversation chain = ConversationalRetrievalChain.from_llm(
   llm=llm, # 이전에 정의한 LLM 인스턴스를 전달 (대화형 응답 생성
을 담당)
   chain_type="stuff", # 체인의 유형 ('stuff'는 응답을 생성할
때 관련된 정보를 모두 사용. 즉, 검색된 모든 정보를 모델에게 넘기고, 그
정보를 바탕으로 응답을 생성)
   retriever=vetorestore.as_retriever(search_type='mmr', v
ervose=True), # 검색기 정의
   # retriever: 벡터 저장소를 검색하여 관련 정보를 반환하는 역할 (M
MR 방식으로 검색, verbose=True로 디버깅 출력 활성화)
      # MMR: 검색 결과에서 중복을 최소화하면서 가장 관련성 높은 문
서를 선택하는 방법
   memory=ConversationBufferMemory(memory key='chat histor
y', return_messages=True, output_key='answer'),
   # memory: 대화의 기록을 저장하고 불러오는 메모리 관리 객체
   # memory_key: 메모리에서 대화 기록을 찾을 때 사용하는 키
   # return messages: True로 설정하면 메시지들을 반환
   # output_key: 대화를 나눈 내용 중 답변에 해당하는 것만 history
에 담겠다는 의미
   get chat history=lambda h: h, # 대화 기록을 가져오는 함수
(그대로 반환)
   return_source_documents=True, # 응답과 함께 관련된 원본 문
서도 반환
   verbose=True # 디버깅을 위해 자세한 로그를 출력
)
```

06 어떤 LLM을 사용할 것인지

from langchain.chat_models import ChatOpenAI

```
llm = ChatOpenAI(openai_api_key=openai_api_key, model_name
='gpt-3.5-turbo', temperature=0)
```

- # ChatOpenAI 인스턴스를 생성하고 OpenAI API 키와 모델명을 전달
- # openai_api_key: OpenAI API 키 (환경 변수 등으로 관리)
- # model_name: 사용할 모델 이름 ('gpt-3.5-turbo' 사용, GPT-3.5 모델)
- # temperature: 생성되는 응답의 창의성 정도 설정 (0이면 결정적이고 정확한 응답, 1이면 더 창의적인 응답)