- 출처: LangChain 공식 문서 또는 해당 교재명
- 원본 URL: https://smith.langchain.com/hub/teddynote/summary-stuff-documents

CH09 벡터저장소 (VectorStore)

- 벡터스토어 저장 단계 = RAG 의 4번째 단계
 - 이전 단계에서 **생성된 임베딩 벡터들을 효율적으로 저장하고 관리하는 과정**
 - 향후 검색 과정에서 벡터들을 빠르게 조회 하고, 관련 문서를 신속하게 찾아내는 데 필수적
- 벡터스토어 저장의 필요성

 - 스케일러빌리티
 - 데이터 지속적으로 증가 → 수용할 수 있는 충분한 스케일러빌리티 제공 해야 함
 - 효율적인 저장 구조 → 데이터베이스의 확장성 보장, 시스템의 성능 저하 없이 대규모 데 이터 관리 가능
 - 의미 검색 (Semantic Search) 지원 → 사용자의 질문과 의미상으로 유사한 단락 조회
 0 → 벡터스토어 지원 가능한 기능
 - 텍스트 자체가 저장되는 DB: [키워드 기반 검색]에 의존해야 하는 한계성 O
 - 벡터스토이 : 의미적으로 유사한 단락 검색 가능

• 벡터스토어 중요성

- 벡터스토어의 저장 단계 = RAG 시스템의 검색 기능과 직접적으로 연결됨
- o 전체 시스템의 응답 시간과 정확성에 큰 영향 미침
 - → 데이터 관리 용이 → 필요 시 즉시 접근 가능 → 사용자에게 신속하고 정확한 정보 제공 가능

• 코드 예시

from langchain_community.vectorstores import FAISS

단계 4: DB 생성(Create DB) 및 저장

벡터스토어 생성하기

vectorstore = FAISS.from_documents(documents=documents, embedding=embeddings

참고

- <u>Embedding</u>
- <u>LangChain VectorStores</u>

∨ 1. Chroma

- Chroma
 - ∘ 개발자의 생산성과 행복에 초점을 맞춘 AI 네이티브 오픈 소스 벡터 데이터베이스
 - Apahche 2.0 에 따른 라이이선스 부여
- 참고 링크
 - o Chroma LancChain 문서
 - Chroma 공식 문서
 - <u>LangChain 지원 VectorStore 리스트</u>

❤ 1) 설정

• 먼저 langchain-openai 설치 → 필요한 환경 변수 를 설정

API 키를 환경변수로 관리하기 위한 설정 파일 from dotenv import load_dotenv

```
from langsmith import Client
from langsmith import traceable
import os
# LangSmith 환경 변수 확인
print("\n--- LangSmith 환경 변수 확인 ---
langchain_tracing_v2 = os.getenv('LAN
langchain_project = os.getenv('LANGCH.
langchain_api_key_status = "설정됨" if
if langchain_tracing_v2 == "true" and
    print(f"♥ LangSmith 추적 활성화됨 (I
   print(f"▼ LangSmith 프로젝트: '{lar
    print(f" ✓ LangSmith API Key: {la
    print(" -> 이제 LangSmith 대시보드에
else:
    print("X LangSmith 추적이 완전히 활성
    if langchain_tracing_v2 != "true"
        print(f" - LANGCHAIN_TRACING
    if not os.getenv('LANGCHAIN_API_K
        print(" - LANGCHAIN API KEY기
    if not langchain_project:
```

"@traceable" 주석은 허용되지 않습니다. 허용되는 값은 다음과 같습니다. [@param, @title, @markdown]

• 셀 출력

- --- LangSmith 환경 변수 확인 ---
- ☑ LangSmith 추적 활성화됨 (LANGCHAIN_TRACING_V2='true')
- ☑ LangSmith 프로젝트: 'LangChain-prantice'

print(" - LANGCHAIN_PROJECT기

- ☑ LangSmith API Key: 설정됨
- -> 이제 LangSmith 대시보드에서 이 프로젝트를 확인해 보세요.
- 샘플 데이터셋 로드하기
 - *오류 생길 경우*: 사전에 VS Code 터미널에 설치할 것

pip install langchain-chroma

```
from langchain.text_splitter import RecursiveCharacterTextSplitter
  from langchain_chroma import Chroma
 # 텍스트 분할
  text_splitter = RecursiveCharacterTextSplitter(chunk_size=600, chunk_overlap=0)
 # 텍스트 파일을 load → List[Document] 형태로 변환
  loader1 = TextLoader("../09_VectorStore/data/nlp-keywords.txt")
  loader2 = TextLoader("../09_VectorStore/data/finance-keywords.txt")
 print(type(loader1))  # <class 'langchain_community.document_loaders.text.TextL
print(type(loader2))  # <class 'langchain_community.document_loaders.text.TextL</pre>
 # 문서 분할
  split_doc1 = loader1.load_and_split(text_splitter)
  split_doc2 = loader2.load_and_split(text_splitter)
 print(type(split_doc1))  # <class 'list'>
print(type(split_doc2))  # <class 'list'>
 # 문서 개수 확인
 print(f"첫번째 문서의 개수: {len(split_doc1)}")
 print("\n", "="*25, "\n")
  print(f"두번째 문서의 개수: {len(split_doc2)}")

    셀 출력
```

✓ 2) VectorStore 생성

- 벡터 저장소 생성 (from_documents): 문서 리스트 → 벡터 저장소 생성
- 매개변수
 - (documents) (List[Document]): 벡터 저장소에 추가할 문서 리스트
 - embedding (Optional[Embeddings]): 임베딩 함수. 기본값은 None
 - (ids) (Optional[List[str]]): 문서 ID 리스트. 기본값은 None
 - o collection_name (str): 생성할 컬렉션 이름.

- o persist_directory (Optional[str]): 컬렉션을 저장할 디렉토리. 기본값은 None
- o client_settings (Optional[chromadb.config.Settings]): Chroma 클라이언트 설정
- o client (Optional[chromadb.Client]): Chroma 클라이언트 인스턴스
- o collection metadata (Optional[Dict]): 컬렉션 구성 정보. 기본값은 None

• 참고

- persist_directory
 - 지정 시 컬렉션이 해당 디력토리에 저장
 - 지정되지 않으면 데이터는 메모리에 임시로 저장됨
- from texts: 내부적으로 해당 메서드 호출 → 벡터 자장소 생성
- ㅇ 문서
 - page_content = text
 - (metadata) = metadata

• 반환값

- (Chroma)
 - 생성된 Chroma 벡터 자장소 인스턴스의 documents 매개변수로 Document 리스트 전달
 - embedding 에 활용할 임베딩 모델 지정
 - namespace 의 역할을 하는 collection_name 지정 가능

```
from langchain_google_genai import GoogleGenerativeAIEmbeddings

from dotenv import load_dotenv
import os

load_dotenv()

# API 키 확인
if not os.getenv("GOOGLE_API_KEY"):
    os.environ["GOOGLE_API_KEY"] = input("Enter your Google API key: ")
```

```
# DB 생성 (3.1s 소요)

db = Chroma.from_documents(
    documents=split_doc1, # 문서 리스트 전달
    embedding=embeddings, # 임베딩 모델 지정
    collection_name="my_db" # 생성할 컬렉션 이름 설정
)
```

• (persist_directory) 지정 시 → (disk)에 파일 형태로 저장

```
# 저장할 경로 지정
DB_PATH = "../09_VectorStore/chroma_db/"

# 문서를 디스크에 저장하기
# 저장시 persist_directory에 저장할 경로 지정하기
persist_db = Chroma.from_documents(
    split_doc1, embeddings, persist_directory=DB_PATH, collection_name="my_db"
)
```

• (DB_PATH)에 저장된 데이터 로드해보기

```
# 디스크에서 문서 로드하기

persist_db = Chroma(
    persist_directory=DB_PATH,
    embedding_function=embeddings,
    collection_name="my_db",
)
```

• 불러온 VectorStore 에서 저장된 데이터 확인하기

```
# 저장된 데이터 확인
persist_db.get()
```

```
{'ids': ['e2bcb7fd-40bf-4e86-8eeb-0b195ca8da5d',
    '614593b7-71fb-42e4-a954-e967f460c2e5',
    '15e1303c-c7dc-4872-a826-392223220c0a',
    '9e2d6752-2210-42c0-a2e1-0667f9b971ee',
    '38a6d754-0ee0-4aff-843f-f62a03663e18',
    'cea859e8-2584-4930-b82f-64abdf973757',
    '9aa2bf6a-bb4c-4160-b886-f6989dabd265',
    '9f805e9b-edc4-462e-871f-a627bd98f4d3',
    '1c057883-26c0-4b59-906e-0c55091716b7',
    '5706ef24-0425-4483-8578-cc7b26138b70',
    '977bf0ba-3bef-4029-a501-b9c0fedbf5e2'],
```

```
'embeddings': None,
'documents': ['Semantic Search\n\n정의: 의미론적 검색은 사용자의 질의를 단순한 키워드 매칭을 !
 '정의: 토크나이저는 텍스트 데이터를 토큰으로 분할하는 도구입니다. 이는 자연어 처리에서 데이터를 전처리
 '정의: CSV(Comma-Separated Values)는 데이터를 저장하는 파일 형식으로, 각 데이터 값은 쉼표로
 '정의: HuggingFace는 자연어 처리를 위한 다양한 사전 훈련된 모델과 도구를 제공하는 라이브러리입니다
 '정의: Word2Vec은 단어를 벡터 공간에 매핑하여 단어 간의 의미적 관계를 나타내는 자연어 처리 기술입니
 '정의: 오픈 소스는 소스 코드가 공개되어 누구나 자유롭게 사용, 수정, 배포할 수 있는 소프트웨어를 의미
 '정의: TF-IDF는 문서 내에서 단어의 중요도를 평가하는 데 사용되는 통계적 척도입니다. 이는 문서 내 딘
 "정의: DataFrame은 행과 열로 이루어진 테이블 형태의 데이터 구조로, 주로 데이터 분석 및 처리에 사용
 'GPT (Generative Pretrained Transformer)\n\n정의: GPT는 대규모의 데이터셋으로 사전 훈련
 '정의: 키워드 검색은 사용자가 입력한 키워드를 기반으로 정보를 찾는 과정입니다. 이는 대부분의 검색 엔진
 '정의: 멀티모달은 여러 종류의 데이터 모드(예: 텍스트, 이미지, 소리 등)를 결합하여 처리하는 기술입니다
'uris': None,
'included': ['metadatas', 'documents'],
'data': None,
'metadatas': [{'source': '../09 VectorStore/data/nlp-keywords.txt'},
 {'source': '../09 VectorStore/data/nlp-keywords.txt'},
 {'source': '../09 VectorStore/data/nlp-keywords.txt'},
 {'source': '../09 VectorStore/data/nlp-keywords.txt'},
 {'source': '.../09 VectorStore/data/nlp-keywords.txt'},
 {'source': '../09 VectorStore/data/nlp-keywords.txt'},
 {'source': '.../09 VectorStore/data/nlp-keywords.txt'},
 {'source': '../09 VectorStore/data/nlp-keywords.txt'},
 {'source': '.../09 VectorStore/data/nlp-keywords.txt'},
 {'source': '../09 VectorStore/data/nlp-keywords.txt'},
 {'source': '../09 VectorStore/data/nlp-keywords.txt'}]}
```

• collection name 을 다르게 지정할 경우: 아무런 결과 얻지 못함 (저장된 데이터가 없으므로)

```
# 디스크에서 문서 로드하기

persist_db2 = Chroma(
    persist_directory=DB_PATH,
    embedding_function=embeddings,
    collection_name="my_db2",
)

# 저장된 데이터 확인해보기
persist_db2.get()

{'ids': [],
    'embeddings': None,
    'documents': [],
    'uris': None,
    'included': ['metadatas', 'documents'],
    'data': None,
    'metadatas': []}
```

```
{'ids': [],
'embeddings': None,
'documents': [],
'uris': None,
'included': ['metadatas', 'documents'],
'data': None,
'metadatas': []}
```

- 벡터 저장소 생성 ②
- 참고
 - ids: 미제공 → (UUID) 자동 생성
- 반환값
 - ㅇ 생성된 벡터 저장소 인스턴스

```
# 문자열 리스트로 생성
db2 = Chroma.from_texts(
    ["안녕하세요. 정말 반갑습니다.", "제 이름은 앨리스입니다."],
    embedding=embeddings,
)
```

데이터 조회해보기 db2.get()

```
{'ids': ['78f79150-0676-4bf1-a434-31d2e84a12ba',
'2af7b3f8-94bd-46c3-b6e7-8ce90797e97c'],
'embeddings': None,
'documents': ['안녕하세요. 정말 반갑습니다.', '제 이름은 앨리스입니다.'],
'uris': None,
'included': ['metadatas', 'documents'],
'data': None,
'metadatas': [None, None]}
```

- (similarity_search) 메서드
 - Chroma 데이터베이스에서 유사도 검색 수행
 - 주어진 쿼리와 가장 유사한 문서 들을 반환

• 매개변수

- **query** (str): 검색할 쿼리 텍스트
- (int), (선택적): 반환할 결과의 수 (기본값 = 4)
- **filter** (Dict[str, str], 선택적): 메타데이터로 필터링 (기본값 = None)

• 참고

- **k** 값 조절: 원하는 수의 결과 얻을 수 있음
- ∘ **filter 사용**: 특정 메타데이터 조건에 맞는 문서만 검색 가능
- o 이 메서드는 점수 정보없이 문서만 반환함
- 점수 정보도 필요한 경우: similarity_search_with_score 직접 사용
- 반환값: List [Document] = 쿼리 텍스트와 가장 유사한 문서의 리스트

db.similarity_search("TF IDF 에 대하여 알려줘")

• 셀 출력 (0.6s)

```
[Document(id='57005c56-b9a8-4d48-9dd1-c8e093be0bac', metadata={'source': '../09} Document(id='213aac84-a1cd-401d-94f5-fd0f1236bdb6', metadata={'source': '../09} Document(id='adb0e0c1-7787-4c8a-92fc-18ee6089d482', metadata={'source': '../09} Document(id='d464f668-71ee-40a7-af5a-52de76c525f0', metadata={'source': '../09} Document(id='d464f668-71ee-40a7-af5a-52de76c525f0')
```

• k 값에 따라 검색 결과의 개수 지정 가능

db.similarity_search("TF IDF 에 대하여 알려줘", k=2)

• 셀 출력 (O.4s)(2개만 검색)

```
[Document(id='57005c56-b9a8-4d48-9dd1-c8e093be0bac', metadata={'source': '../09
Document(id='213aac84-a1cd-401d-94f5-fd0f1236bdb6', metadata={'source': '../09_\)
```

• filter 에 metadata 정보를 활용해 검색 결과 필터링해보기

```
# filter 사용

db.similarity_search(
    "TF IDF 에 대하여 알려줘", # query = 검색 쿼리 텍스트
    filter={"source": "../09_VectorStore/data/nlp-keywords.txt"}, # metad
    k=2 # k = 검색 결과 개수 지정
)
```

• 셀 출력 (0.3s) (metadata 필터링까지 적용)

```
[Document(id='57005c56-b9a8-4d48-9dd1-c8e093be0bac', metadata={'source': '../09
Document(id='213aac84-a1cd-401d-94f5-fd0f1236bdb6', metadata={'source': '../09
```

• filter 에서 다른 source 를 사용해 검색한 결과 확인해보기

```
# filter 사용

db.similarity_search(
    "TF IDF 에 대하여 알려줘",
    filter={"source": "../09_VectorStore/data/finance-keywords.txt"}, # 다른 텍스트 k=2
) # []
```

4) 벡터 저장소에 문서 추가해보기

- add_documents 메서드: 벡터 저자소에 문서를 추가 or 업데이트
- 매개변수
 - documents (List [Document]): 벡터 저장소에 추가할 문서 리스트
 - 아 kwargs : 추가 키워드 인자
 - \circ ids : 문서 ID 리스트 \rightarrow 제공할 경우 문서의 ID 보다 우선시됨
- 참고
 - add_texts 메서드 구현되어 있어야 함

- ㅇ 문서
 - page_content = textmetadata = metadata
- 문서의 ID
 - 문서의 (ID)가 사용되는 경우: 문서에 (ID)가 있고, (kwargs)에 (ID)가 제공되지 않는 경우
 - (kwargs)의 (ID)와 문서의 수가 일치하지 않는 경우 (ValueError) 발생
- 예외
 - NotImplementedError: add_texts 메서드가 구현되지 않은 경우 발생

```
from langchain_core.documents import Document

# page_content, metadata, id 지정
db.add_documents(

[
Document(
page_content="안녕하세요! 이번엔 도큐먼트를 새로 추가해 볼께요",
metadata={"source": "mydata.txt"},
id="1",
)

# ['1']
```

```
# id=1 로 문서 조회
db.get("1")
```

• 셀 출력 (0.1s)

```
{'ids': ['1'],
'embeddings': None,
'documents': ['안녕하세요! 이번엔 도큐먼트를 새로 추가해 볼께요'],
'uris': None,
'included': ['metadatas', 'documents'],
'data': None,
'metadatas': [{'source': 'mydata.txt'}]}
```

- add_texts 메서드 = 텍스트 임베딩, 벡터 저장소에 추가
- 매개변수

- **text** (Iterable [str]): 벡터 저장소에 추가할 텍스트 리스트
- metadates (Optional [List [dict]]): 메타데이터 리스트 (기본값 = None)
- ids (Optional [List[str]]): 문서 ID 리스트 (기본값 = None)

참고

- o ids 미제공시: UUID 사용 → 자동 생성
- 임베딩 함수 설정 시 텍스트를 임베딩함
- 메타데이터 제공된 경우:
 - (분리 처리): 메타데이터가 있는 텍스트, 없는 텍스트
 - 메타데이터가 없는 텍스트의 경우 = **빈 딕셔너리**
- 컬렉션에 (upsert) 수행 → [텍스트], (임베딩), (메타데이터) 추가
- (반환값): (List [str]) = 추가된 텍스트의 (ID) 리스트
- 에외
 - (ValueError): 복잡한 메타데이터로 인한 오류 발생시
 - 필터링 방법 안내 메시지와 함께 발생 기존 아이디에 추가하는 경우 upsert 가 수행
 - 기존의 문서는 대체됨

```
# 신규 데이터 추가
# 이때 기존의 id=1 의 데이터는 덮어씀

db.add_texts(
    ["이전에 추가한 Document 를 덮어쓰겠습니다.", "덮어쓴 결과가 어떤가요?"],
    metadatas=[{"source": "mydata.txt"}, {"source": "mydata.txt"}],
    ids=["1", "2"],

# ['1', '2']
```

```
# id=1 조회
db.get(["1"])
```

```
{'ids': ['1'],
'embeddings': None,
'documents': ['이전에 추가한 Document 를 덮어쓰겠습니다.'],
'uris': None,
'included': ['metadatas', 'documents'],
'data': None,
```

```
# id=2 조회
```

• 셀 출력

db.get(["2"])

```
{'ids': ['2'],
'embeddings': None,
'documents': ['덮어쓴 결과가 어떤가요?'],
'uris': None,
'included': ['metadatas', 'documents'],
'data': None,
'metadatas': [{'source': 'mydata.txt'}]}
```

• id=1, id=2 조회한 결과

	코드	결과
id=1로 문서 조회	db.get("1")	('ids': ['1'], 'embeddings': None, 'documents': ['안녕하세요! 이번엔 도큐먼트를 새로 추가해 볼께요'], 'uris': None, 'included': ['metadatas', 'documents'], 'data': None, 'metadatas': [('source': 'mydata.txt'}]}
id=2로 문서 조회	db.get("2")	{'ids': ['2'], 'embeddings': None, 'documents': ['덮어쓴 결과가 어떤가요?'], 'uris': None, 'included': ['metadatas', 'documents'], 'data': None, 'metadatas': [{'source': 'mydata.txt'}]}

5) 벡터 저장소에서 문서 삭제

• **delete** 메서드: 벡터 저장소에서 지정된 ID의 문서 삭제

'metadatas': [{'source': 'mydata.txt'}]}

- 매개변수
 - **ids** (Optional [List [str]]): 삭제할 문서의 (ID) 리스트 (기본값 = None)
- 참고
 - 해당 메서드는 내부적으로 컬렉션의 (delete) 메서드 호출
 - \circ ids = None \rightarrow 아무 작업도 수행하지 않음

• 반환값 = None

```
# id=1 삭제

db.delete(ids=["1"])

# 문서 조회

db.get(["1", "2"])
```

• 셀 출력 (id=1의 값이 삭제된 것을 확인할 수 있음)

```
{'ids': ['2'],
'embeddings': None,
'documents': ['덮어쓴 결과가 어떤가요?'],
'uris': None,
'included': ['metadatas', 'documents'],
'data': None,
'metadatas': [{'source': 'mydata.txt'}]}
```

```
# where 조건으로 metadata 조회
db.get(where={"source": "mydata.txt"})
```

셀 출력

```
{'ids': ['2'],
'embeddings': None,
'documents': ['덮어쓴 결과가 어떤가요?'],
'uris': None,
'included': ['metadatas', 'documents'],
'data': None,
'metadatas': [{'source': 'mydata.txt'}]}
```

6) 초기화 (reset_colllection)

• reset_colltion 메스드 = 벡터 저장소의 컬렉션 초기화

```
db.reset_collection()

# 초기화 후 문서 조회

db.get()

{'ids': [],
  'embeddings': None,
  'documents': [],
  'uris': None,
  'included': ['metadatas', 'documents'],
  'data': None,
  'metadatas': []}
```

• 셀 출력 (아무것도 검색되지 않음)

컬렉션 초기화

```
{'ids': [],
'embeddings': None,
'documents': [],
'uris': None,
'included': ['metadatas', 'documents'],
'data': None,
'metadatas': []}
```

7) 벡터저장소를 검색기(Retriever)로 변환

- as_retriever 메서드 = 벡터 자장소를 기반으로 VectorStoreRetriever 생성
- 매개변수
 - kwargs
 검색 함수에 전달할
 키워드
 인자
 - ∘ **(search_type)** ((Optional) [(str)]): 검색 유형
 - similarity
 - mmr
 - similarity_score_threshold
 - search_kwargs (Optional [Dict]): 검색 함수에 전달할 추가 인자
 - (k): 반환할 문서 수 (기본값 = 4)
 - score_threshold: 최고 유사도 임계값

- **fetch_k**: MMR 알고리즘에 전달할 문서 수 (기본값 = 20)
- lambda mult: MMR 결과의 다양성 조절 (0~1, 기본값 = 0.5)
- **filter**: 문서 메타데이터 필터링
- 반환값: VectorStoreRetriever = 벡터 저장소 기반 검색기 인스턴스 DB 생성

```
# DB 생성 (1.4s 소요)

db = Chroma.from_documents(
    documents=split_doc1 + split_doc2,
    embedding=embeddings,
    collection_name="nlp",
)
```

• 기본 값으로 설정된 4개의 문서를 유사도 검색을 수행해서 조회해보기

```
retriever = db.as_retriever()
retriever.invoke("Word2Vec 에 대하여 알려줘")
```

• 셀 출력 (기본 값으로 설정된 4개의 문서를 유사도 검색으로 조회)

```
[Document(id='9174a219-9bba-41d6-a08c-9c2fe712d441', metadata={'source': '../09Document(id='ec2f75fb-88fd-4936-b929-40ed4bdea955', metadata={'source': '../09Document(id='0762048e-c63b-4f3c-bf0c-2ca289c6f959', metadata={'source': '../09Document(id='b05272b0-7f0d-4917-9672-2bc53a6d1b6f', metadata={'source': '../09Document(id='b05272b0-7f0d-4917-9672-2bc53a6d1b6f', metadata={'source': '../09Document(id='b05272b0-7f0d-4917-9672-2bc53a6d1b6f')
```

- 다양성이 높은 더 많은 문서 검색해보기
 - (k): 반환할 문서 수 (기본값 = 4)
 - **fetch k**: (MMR) 알고리즘에 전달할 문서 수 (기본값 = 20)
 - **lambda mult**: MMR 결과의 다양성 조절 (0~1, 기본값 = 0.5)

```
retriever = db.as_retriever(
search_type="mmr", # 검색 유형
search_kwargs={"k": 6, # 반환할 문서 수
"lambda_mult": 0.25, # 결과의 다양성 조절
"fetch_k": 10} # MMR 알고리즘에 전달할 문서 수
)
retriever.invoke("Word2Vec 에 대하여 알려줘")
```

```
[Document(id='9174a219-9bba-41d6-a08c-9c2fe712d441', metadata={'source': '../09
```

```
Document(id='0762048e-c63b-4f3c-bf0c-2ca289c6f959', metadata={'source': '../09' Document(id='b05272b0-7f0d-4917-9672-2bc53a6d1b6f', metadata={'source': '../09' Document(id='1642794d-38de-4bde-a521-3b9606e768dd', metadata={'source': '../09' Document(id='1695c7d3-65e5-4b66-b9c4-a786e1a33787', metadata={'source': '../09' Document(id='1bc73306-0be6-4c34-8ce2-090d73fd04bb', metadata={'source': '../09' Document(id='1bc73306-0be6-4c34-8ce2-0be6-4c34
```

• (MMR) 알고리즘을 위해 더 많은 문서를 가져오되 (상위 2개만 반환)

```
retriever = db.as_retriever(
    search_type="mmr",
    search_kwargs={
        "k": 2,  # 상위 2개만 반환
        "fetch_k": 10})
retriever.invoke("Word2Vec 에 대하여 알려줘")
```

• 셀 출력 (상위 2개만 가져오도록 출력)

```
[Document(id='9174a219-9bba-41d6-a08c-9c2fe712d441', metadata={'source': '../09} Document(id='0762048e-c63b-4f3c-bf0c-2ca289c6f959', metadata={'source': '../09}
```

• 특정 임계값 이상의 유사도를 가진 문서만 검색해보기

```
retriever = db.as_retriever(
search_type="similarity_score_threshold", # 검색 유형 설정하기
search_kwargs={"score_threshold": 0.8} # 유사도 임계값 설정하기
)

# 출력해보기
retriever.invoke("Word2Vec 에 대하여 알려줘")
```

• 셀 출력 (특정 임계값 이상의 유사도)를 가진 문서만 검색)

```
[Document(id='9174a219-9bba-41d6-a08c-9c2fe712d441', metadata={'source': '../09
```

• 가장 유시한 단일 문서만 검색해보기

```
retriever = db.as_retriever(search_kwargs={"k": 1}) # 유사도가 높은 문서 1개단
```

• 셀 출력

```
[Document(id='9174a219-9bba-41d6-a08c-9c2fe712d441', metadata={'source': '..<u>/09</u>
```

• 특정 메타데이터 필터 적용해보기

• 셀 출력

```
[Document(id='135ddd04-f01c-4374-8888-aef61c932bad', metadata={'source': '../09
Document(id='cca43bd4-0754-426c-97d9-d16c02e8ffce', metadata={'source': '../09
```

• next: 멀티모달 이용해보기