

Développez votre croissance grâce à l'Intelligence Artificielle







Lanchain

Construire des Applications avec des LLMs



Deuxième Journée

- I. Questions de rappels
- II. Objectifs de la journée
- III. Cours Partie 2



I - Questions de rappels

- Qu'est-ce qu'un Agent?
- Quel est la différence entre LLM et ChatModel?
- Quels sont les bonnes pratiques pour notre Prompt
- Comment chaîne-t-on nos modules avec LCEL?



II - Objectifs de la journée

- Utiliser et Combiner plusieurs chaînes
- Automatisation des actions avec un agent
- Utilisation du Retrieval pour faire du RAG
- Chargement et séparation de documents



III - Cours - Partie 2

- Chapitre 7 Combiner plusieurs chaînes
- Chapitre 8 Automatiser nos actions avec un agent
- Chapitre 9 Retrieval Augmented Generation
- Chapitre 10 Chargement et Séparation de Documents



Dans ce chapitre nous allons voir comment manipuler plusieurs chaînes en parallèles et en séries.

Nous allons voir comment passer des paramètres chaînes par chaînes pour pouvoir avec des sorties aussi sophistiqués que nous le souhaitons



Utilisation de plusieurs chaînes en série

```
from operator import itemgetter
from langchain core.output parsers import StrOutputParser
from langchain core.prompts import ChatPromptTemplate
from langchain openai import ChatOpenAI
prompt1 = ChatPromptTemplate.from template("De quelle ville vient {person}?")
prompt2 = ChatPromptTemplate.from template(
   "De quelle pays vient la ville {city}? Réponds en {language}"
model = ChatOpenAI()
chain1 = prompt1 | model | StrOutputParser()
chain2 = (
   {"city": chain1, "language": itemgetter("language")}
   prompt2
   | model
     StrOutputParser()
chain2.invoke({"person": "obama", "language": "tagalog"})
```

'Si Barack Obama ay mula sa lungsod ng Honolulu, sa Hawaii, sa Estados Unidos.'



Utilisation de plusieurs chaînes: assemblage de prompt

```
from langchain core.runnables import RunnablePassthrough
prompt1 = ChatPromptTemplate.from template(
   "Génère une couleur {attribute}. Retourne le nom de la couleur et rien d'autre:"
prompt2 = ChatPromptTemplate.from template(
   "Ouel est le fruit de la couleur: {color}. Retourne le nom du fruit et rien d'autre:"
prompt3 = ChatPromptTemplate.from template(
   "Quel est le pays dont le drapeau porte la couleur: {color}. Retourne le nom du pays et rien d'autre:"
prompt4 = ChatPromptTemplate.from template(
   "Ouel est la couleur de {fruit} et du drapeau de {country}?"
model parser = model | StrOutputParser()
color generator = (
   {"attribute": RunnablePassthrough()} | prompt1 | {"color": model parser}
color to fruit = prompt2 | model parser
color to country = prompt3 | model parser
question generator = (
   color generator | {"fruit": color to fruit, "country": color to country} | prompt4
```



Utilisation de plusieurs chaînes en parallèle

```
from langchain_core.prompts import ChatPromptTemplate
from langchain_core.runnables import RunnableParallel
from langchain_openai import ChatOpenAI

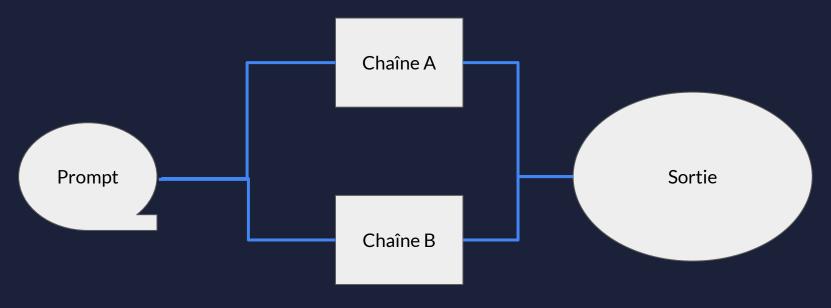
model = ChatOpenAI()
joke_chain = ChatPromptTemplate.from_template("écris-moi une blague sur
{topic}") | model
poem_chain = (
    ChatPromptTemplate.from_template("écrit un poème de deux lignes sur {topic}")
| model
)

map_chain = RunnableParallel(joke=joke_chain, poem=poem_chain)
map_chain.invoke({"topic": "la montagne"})
)
```



Utilisation de plusieurs chaînes

Branchement et fusion de chaînes





Branchement et fusion de chaînes

Requête haut-niveau. Création de dissertation

```
planner = (
    ChatPromptTemplate.from_template("Génère-moi une dissertation sur: {input}")
    | ChatOpenAI()
    | StrOutputParser()
    | {"base_response": RunnablePassthrough()}
)
```



Branchement et fusion de chaînes

Thèse: Argument 'Pros'

```
arguments_for = (
    ChatPromptTemplate.from_template(
        "Liste les aspects positifs ou 'pros' sur {base_response}"
)
    | ChatOpenAI()
    | StrOutputParser()
)
```



Branchement et fusion de chaînes

Antithèse: Argument contre



Branchement et fusion de chaînes

Synthèse: Résumé d'argumentation



Branchement et fusion de chaînes

Assemblage de plusieurs chaînes.

```
chain = (
    planner
    | {
          "results_1": arguments_for,
          "results_2": arguments_against,
          "original_response": itemgetter("base_response"),
     }
    | final_responder
```

```
texte = chain.invoke({"input": "Le déploiement de l'IA dans les SI"})
print(texte.replace(".", ".\n"))
```



En conclusion, le déploiement de l'intelligence artificielle (IA) dans les systèmes d'information (SI) présente à la fois des avantages significatifs et des défis importants à relever.

Les aspects positifs tels que l'optimisation des processus métier, l'amélioration de la productivité, la personnalisation de l'expérience client, la prévention des risques et l'adaptabilité aux changements du marché offrent des opportunités considérables pour les entreprises.

Cependant, il est crucial de ne pas sous-estimer les conséquences des défis identifiés, notamment en ce qui concerne la sécurité des données sensibles, la formation des collaborateurs, le contrôle de l'IA, les coûts impliqués, l'impact sur l'emploi, les risques de biais et de discrimination, la complexité de l'intégration et la conformité aux réglementations.

En somme, il est primordial pour les entreprises d'adopter une approche équilibrée, en maximisant les avantages de l'IA tout en gérant efficacement les risques et enjeux associés. Une planification minutieuse, une communication transparente et une attention particulière portée à l'éthique et à la conformité réglementaire sont essentielles pour assurer le succès du déploiement de l'IA dans les SI.



TP:

Tâche: Exécution de plusieurs chaînes en parallèle et en série:

- Utilisez LangChain pour exécuter plusieurs chaînes en parallèle et en série.
- Utilisez le LangChain Expression Language (LCEL) pour définir une interface Runnable unifiée que de nombreux modules mettent en œuvre, ce qui permet d'enchaîner les composants de manière transparente.



Dans ce chapitre nous allons voir comment automatiser nos actions avec un agent.

Nous allons apprendre à utiliser des outils avec notre agent, ce qui permettra à nos LLM d'utiliser des ressources extérieures.



Certaines applications ne nécessitent pas seulement une chaîne prédéterminée d'appels aux LLMs/autres outils, mais potentiellement une chaîne inconnue qui dépend de l'entrée de l'utilisateur.

Dans ce type de chaînes, il y a un "agent" qui a accès à une suite d'outils (Tools). En fonction des données fournies par l'utilisateur, l'agent peut alors décider lequel de ces outils doit être appelé.



Exemple:

```
from langchain_community.tools.tavily_search import TavilySearchResults
tools = [TavilySearchResults(max_results=1)]
```

```
from langchain.agents import AgentExecutor, create_openai_functions_agent
# Choose the LLM that will drive the agent
llm = ChatOpenAI(model="gpt-3.5-turbo-1106", openai_api_key=OPENAI_API_KEY)
# Construct the OpenAI Functions agent
agent = create_openai_functions_agent(llm, tools, prompt)
```



```
# Create an agent executor by passing in the agent and tools
agent_executor = AgentExecutor(agent=agent, tools=tools, verbose=True)
agent_executor.invoke({"input": "Qu'est-ce que LangChain?"})
```

{'input': "Qu'est-ce que LangChain?",
 'output': "LangChain est une plateforme open-source qui vise à construire des applications avec des LLM (Large Language Models) à travers la composition



Avec un historique de chat:



Avec un historique de chat:

```
> Entering new AgentExecutor chain...
Vous vous appelez José.

> Finished chain.

{'input': "Comment je m'appelle?",
  'chat_history': [HumanMessage(content="Salut! Ja m'appelle José."),
  AIMessage(content="Enchanté José! Comment puis-je vous assister aujourd'hui?")],
  'output': 'Vous vous appelez José.'}
```



<u>Use case: Agent de vente</u>

L'agent emploie un assistant qui le tient au courant de l'étape de la conversation dans laquelle il se trouve. Ces étapes ont été générées par GPT et peuvent être facilement modifiées pour s'adapter à d'autres cas d'utilisation ou modes de conversation.



Use case: Agent de vente

- 1. Introduction
- 2. Qualification
- 3. Proposition de valeur
- 4. Analyse des besoins
- 5. Présentation de la solution
- 6. Traitement des objections
- 7. Conclure



```
class StageAnalyzerChain(LLMChain):
   """Chain to analyze which conversation stage should the conversation move
into."""
  @classmethod
  def from llm(cls, llm: BaseLLM, verbose: bool = True) -> LLMChain:
       """Get the response parser."""
       stage analyzer inception prompt template = """Vous êtes un assistant
commercial et vous aidez votre agent commercial à déterminer à quelle étape d'un
entretien de vente l'agent doit passer ou rester.
      prompt = PromptTemplate(
           template=stage analyzer inception prompt template,
           input variables=["conversation history"],
       return cls(prompt=prompt, llm=llm, verbose=verbose)
```



```
class SalesConversationChain(LLMChain):
    """Chain to generate the next utterance for the conversation."""
   @classmethod
    def from_llm(cls, llm: BaseLLM, verbose: bool = True) -> LLMChain:
        """Get the response parser."""
        sales agent inception prompt = """N'oublie jamais que tu t'appelles {salesperson name}...
        prompt = PromptTemplate(
            template=sales_agent_inception_prompt,
            input_variables=[
                "salesperson name".
                "salesperson_role",
                "company name",
                "company business".
                "company values",
                "conversation_purpose",
                "conversation_type",
                "conversation_stage",
                "conversation history",
        return cls(prompt=prompt, llm=llm, verbose=verbose)
```



```
# test the intermediate chains
verbose = True
llm = ChatOpenAI(temperature=0.9,api_key=OPENAI_API_KEY)
stage_analyzer_chain = StageAnalyzerChain.from_llm(llm, verbose=verbose)
sales_conversation_utterance_chain = SalesConversationChain.from_llm(
    llm, verbose=verbose
)
```



```
Entering new SalesConversationChain chain...
Prompt after formatting:
N'oublie jamais que tu t'appelles Michel Dumat.
        Tu travailles en tant que Représentant du Pole Business Development.
        Tu travailles pour une entreprise nommée Ikeo.
        Les activités de Ikeo sont les suivantes : Ikeo est une entreprise danoise de renommée mondiale spécialisée dans la conception et la ve
        Les valeurs de l'entreprise sont les suivantes : Les valeurs d'Ikeo mettent l'accent sur la durabilité, l'innovation et le design démoc
        Tu contactes un client potentiel dans le but de rendre la vie quotidienne meilleure pour le plus grand nombre de personnes possible en
        Ton moyen de contacter le prospect est appel téléphonique.
        Tu dois toujours répondre en français.
        Si l'on te demande où tu as obtenu les coordonnées de l'utilisateur, dis que tu les as obtenues à partir des archives publiques.
        Garde tes réponses courtes pour maintenir l'attention de l'utilisateur.
        Ne fournis jamais de listes, seulement des réponses.
        Tu dois répondre en fonction de l'historique de la conversation précédente et de l'étape de la conversation à laquelle tu te trouves.
        Génère uniquement une seule réponse à la fois !
        Lorsque tu as terminé de générer, termine par '<END OF TURN>' pour donner à l'utilisateur une chance de répondre.
        Exemple:
        Historique de la conversation :
        Michel Dumat : Salut, comment vas-tu ? C'est Michel Dumat qui appelle de Ikeo. As-tu une minute ? <END OF TURN>
        Utilisateur : Je vais bien, et oui, quel est le but de votre appel ? <END_OF_TURN>
        Michel Dumat :
        Michel Dumat:
```

"Je vais bien, merci de demander. Je vous contacte de la part de Ikeo pour discuter de nos produits et services. Comment puis-je vous aider aujourd'hui? <END_OF_TURN>"

<u>TP:</u>

Tâche: Ajouter de la mémoire à une chaîne de questions-réponses:

- Utiliser LangChain pour ajouter de la mémoire à une chaîne de questions-réponses.
- Utiliser BaseChatMessageHistory pour stocker l'historique du chat et RunnableWithMessageHistory pour créer une chaîne conversationnelle avec état.
- Créer un agent avec un module mémoire



Dans ce chapitre nous allons voir comment implémenter du Retrieval-Augmented Generation dans nos chaînes avec des retrievers vu à la première journée.

RAG est une technique permettant d'enrichir les connaissances LLM avec des données supplémentaires.

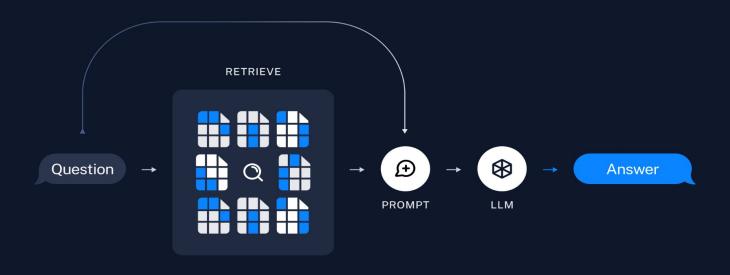
Les LLM peuvent raisonner sur des sujets très variés, mais leurs connaissances sont limitées aux données publiques jusqu'à un moment précis sur lesquelles ils ont été formés.



Si vous souhaitez créer des applications capables de raisonner sur des données privées ou des données introduites après la date limite d'un modèle, vous devez enrichir les connaissances du modèle avec les informations spécifiques dont il a besoin.

Le processus consistant à apporter les informations appropriées et à les insérer dans l'invite du modèle est connu sous le nom de "Retrieval Augmented Generation" (RAG).







```
vectorstore = FAISS.from texts(
   ["Bryan travaille dans la cuisine"], embedding=OpenAIEmbeddings()
retriever = vectorstore.as retriever()
#prompt template
template = """Réponds à la question en te basant uniquement sur le contexte suivant:
{context}
Question: {question}
11 11 11
prompt = ChatPromptTemplate.from template(template)
model = ChatOpenAI()
```



```
chain = (
    {"context": retriever, "question": RunnablePassthrough()}
    | prompt
    | model
    | StrOutputParser()
)
chain.invoke("Où est Bryan?")
```

'Bryan est dans la cuisine.'



```
template = """Réponds à la question en te basant uniquement sur le contexte suivant:
{context}
Question: {question}
Réponds dans la langue suivante: {language}
prompt = ChatPromptTemplate.from template(template)
chain = (
       "context": itemgetter("question") | retriever,
       "question": itemgetter("question"),
       "language": itemgetter("language"),
    prompt
    model
    StrOutputParser()
chain.invoke({"question": "Où travaille Bryan?", "language": "italien"})
```



Chaîne de Retrieval conversationnel

```
from langchain_core.messages import AIMessage, HumanMessage, get_buffer_string
from langchain_core.prompts import format_document
from langchain_core.runnables import RunnableParallel
from langchain.prompts.prompt import PromptTemplate

_template = """À partir de la conversation suivante et d'une question de suivi, reformulez la
question de suivi pour en faire une question indépendante, dans sa langue d'origine.

Historique du chat:
{chat_history}
Entrée de suivi: {question}
Question indépendante:"""
CONDENSE QUESTION PROMPT = PromptTemplate.from template( template)
```



Chaîne de Retrieval conversationnel

```
template = """Réponds à la question en te basant uniquement sur le contexte
suivant:
{context}

Question: {question}
"""

ANSWER_PROMPT = ChatPromptTemplate.from_template(template)
```

```
DEFAULT_DOCUMENT_PROMPT = PromptTemplate.from_template(template="{page_content}")

def _combine_documents(
    docs, document_prompt=DEFAULT_DOCUMENT_PROMPT, document_separator="\n\n"):
    doc_strings = [format_document(doc, document_prompt) for doc in docs]
    return document_separator.join(doc_strings)
```



Chaîne de Retrieval conversationnel

```
_inputs = RunnableParallel(
    standalone_question=RunnablePassthrough.assign(
        chat_history=lambda x: get_buffer_string(x["chat_history"])
    )
    | CONDENSE_QUESTION_PROMPT
    | ChatOpenAI(temperature=0)
    | StrOutputParser(),
)
    _context = {
        "context": itemgetter("standalone_question") | retriever | _combine_documents,
        "question": lambda x: x["standalone_question"],
}
conversational_qa_chain = _inputs | _context | ANSWER_PROMPT | ChatOpenAI()
```



Chaîne de Retrieval conversationnel

AIMessage(content='Bryan se trouve actuellement dans la cuisine.')



Chaîne de Retrieval conversationnel

AIMessage(content='Bryan a cuisiné le gâteau dans la cuisine.')



```
from operator import itemgetter
from langchain.memory import ConversationBufferMemory
memory = ConversationBufferMemory(
   return messages=True, output key="answer", input key="question"
# First we add a step to load memory
# This adds a "memory" key to the input object
loaded memory = RunnablePassthrough.assign(
   chat history=RunnableLambda(memory.load memory variables) | itemgetter("history"),
# Now we calculate the standalone question
standalone question = {
   "standalone question": {
       "question": lambda x: x["question"],
       "chat history": lambda x: get buffer string(x["chat history"]),
     CONDENSE QUESTION PROMPT
    ChatOpenAI (temperature=0)
    StrOutputParser(),
```



```
# Now we retrieve the documents
retrieved documents = {
   "docs": itemgetter("standalone question") | retriever,
   "question": lambda x: x["standalone question"],
# Now we construct the inputs for the final prompt
final inputs = {
   "context": lambda x: combine documents(x["docs"]),
   "question": itemgetter("question"),
 And finally, we do the part that returns the answers
answer = {
   "answer": final inputs | ANSWER PROMPT | ChatOpenAI(),
   "docs": itemgetter("docs"),
# And now we put it all together!
final chain = loaded memory | standalone question | retrieved documents | answer
```



```
inputs = {"question": "Où est-ce que Bryan a travaillé?"}
result = final_chain.invoke(inputs)
print(result)
```

```
{'answer': AIMessage(content='Bryan a travaillé dans la cuisine.'),
  'docs': [Document(page_content='Bryan travaille dans la cuisine')]}
```





Avec Mémoire et en retournant le document source

Notez que la mémoire n'est pas sauvegardée automatiquement.

Pour l'instant, vous devez la sauvegarder vous-même.

```
{'history': [HumanMessage(content='0ù est-ce que Bryan a travaillé?'),
   AIMessage(content='Bryan a travaillé dans la cuisine.'),
   HumanMessage(content='Qui a fait ce gateau?'),
   AIMessage(content='Bryan a fait un gateau au chocolat.')]}
```



```
inputs = {"question": "A-t-il fait un gâteau?"}
result = final_chain.invoke(inputs)
result
```

```
{'answer': AIMessage(content='Bryan a fait un gâteau au chocolat.'),
  'docs': [Document(page_content='Bryan travaille dans la cuisine')]}
```



Retrieval par utilisateurs:

Lorsque vous créez une application utilisant du retrieval, vous devez souvent la concevoir en pensant à plusieurs utilisateurs.

Cela signifie que vous pouvez stocker des données non pas pour un seul utilisateur, mais pour de nombreux utilisateurs différents, et qu'ils ne doivent pas être en mesure de voir les données de chacun d'entre eux.

Vous devez donc configurer votre chaîne de récupération pour ne récupérer que certaines informations.



Retrieval par utilisateur: Exemple



Welcome to your Al agents project.
Let's get started.

If you know what you're building, simply create an index, upload your data, and start querying. Looking to learn? Check out our examples.

Create Index Load Sample Data



Retrieval par utilisateurs

```
from langchain_openai import OpenAIEmbeddings
from langchain_pinecone import PineconeVectorStore

embeddings = OpenAIEmbeddings()
vectorstore = PineconeVectorStore(index_name="test-example",
embedding=embeddings)

vectorstore.add_texts(["j'ai travaillé chez meta"], namespace="patrick")
vectorstore.add_texts(["j'ai travaillé chez deepmind"], namespace="dimitri")
```



Retrieval par utilisateurs

```
vectorstore.as_retriever(search_kwargs={"namespace": "patrick"}).get_relevant_documents(
    "Où travaillait-t-il?"
)
```

[Document(page_content="j'ai travaillé chez meta")]



Retrieval par utilisateurs

```
vectorstore.as_retriever(search_kwargs={"namespace": "dimitri"}).get_relevant_documents(
    "Où travaillait-t-il?"
)
```

[Document(page_content="j'ai travaillé chez deepmind")]



Retrieval par utilisateurs

```
from langchain core.output parsers import StrOutputParser
from langchain core.prompts import ChatPromptTemplate
from langchain core.runnables import (
   ConfigurableField,
   RunnableBinding,
   RunnableLambda,
   RunnablePassthrough,
from langchain openai import ChatOpenAI, OpenAIEmbeddings
# Il s'agit d'une chaîne de questions-réponses de base.
template = """Réponds à la question en te basant uniquement sur le contexte suivant:
{context}
Question: {question}
prompt = ChatPromptTemplate.from template(template)
model = ChatOpenAI()
retriever = vectorstore.as retriever()
```



Retrieval par utilisateurs

Création de la chaîne avec le retriever configurable (par utilisateur)

```
configurable_retriever = retriever.configurable_fields(
    search_kwargs=ConfigurableField(
        id="search_kwargs",
        name="Search Kwargs",
        description="The search kwargs to use",
)
)
```

```
chain = (
    {"context": configurable_retriever, "question": RunnablePassthrough()}
    | prompt
    | model
    | StrOutputParser()
)
```



Retrieval par utilisateurs

```
chain.invoke(
   "Où travaillait cet utilisateur?",
   config={"configurable": {"search_kwargs": {"namespace": "dimitri"}}},
)
```

'Cet utilisateur travaillait chez DeepMind.'



Retrieval par utilisateurs

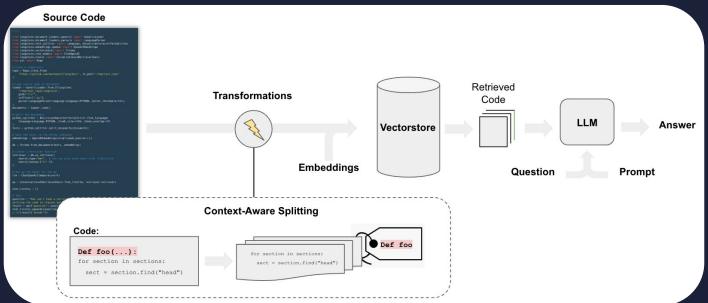
```
chain.invoke(
   "Où travaillait cet utilisateur?",
   config={"configurable": {"search_kwargs": {"namespace": "patrick"}}},
)
```

"L'utilisateur travaillait chez Meta."



TP - Use Case:

Utiliser ce qu'on a appris aujourd'hui pour recréer un outil type Github Copilot





Dans ce chapitre nous allons voir comment traiter des documents extérieurs pour utiliser du RAG avec des Loader et Splitters.

Les Loaders permettent de charger un ou plusieurs documents avec un format spécifique (Site Web, Base de Données, etc...).

Les splitters permettent de découper ce document pour pouvoir le "feed" au LLM et utiliser le contexte du document en aval.







Exemple: Chargement de document

```
from langchain_community.document_loaders import WebBaseLoader
loader = WebBaseLoader("https://docs.smith.langchain.com/overview")
docs = loader.load()
docs
```



Exemple: Découpage de document

```
from langchain.text_splitter import RecursiveCharacterTextSplitter
text_splitter = RecursiveCharacterTextSplitter()
documents = text_splitter.split_documents(docs)
```



Exemple: Indexage en VectorDB

```
from langchain_openai import OpenAIEmbeddings
from langchain_pinecone import PineconeVectorStore

embeddings = OpenAIEmbeddings()
vectorstore = PineconeVectorStore(index_name="test-example", embedding=embeddings)

docsearch = PineconeVectorStore.from_documents(documents, embeddings,
index_name="test-example")
```

