# **LLM** In Production



24.03.22 그랩(이호연)

### 0. 목차

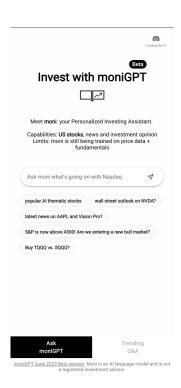
- 1. Intro
- 2. Super News (LLM Application)
- 3. Reducing Hallucination
- 4. Building Production LLM App
- 5. LLMOps

### 1. Intro > 소개



- 그랩(이호연)
- (現) Tech Lead @ Project Pluto
- (前) Software Engineer(Data) @ Socar
- (前) Software Engineer @ Class 101
- (前) Growth Engineer @ Market Fit Lab
- ...

### 1. Intro > 오늘 할 이야기



- LLM powered Application을 운영하면서 경험한 것들을 공유합니다.
  - RAG, Hallucination, LLMOps에 대해 주로 이야기할 예정입니다.
- Model Training, Fine Tuning 과 관련한 이야기는 안할(못할) 예정입니다 (인원 확충이 되서 뭔가를 좀 해본다면..)

2023.05 moniGPT (Finance Q&A Bot)



- LLM-Powered Financial News Platform
- 미국을 주요 타겟으로 US Equities, Macro, Crypto 등 각 분야별 콘텐츠 생성중
- 하루 최대 **1천 개**의 기사 생성

Super News



플랫폼에서 생성되는 모든 콘텐츠는 Fully LLm으로만

- 미국 증시 뉴스
- Chart Tracker(차트, 테이블 해석)
- Finance GPT(Q&A 旲)
- (WIP) Newsletter

Super News









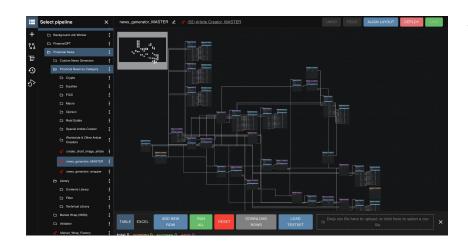






다양한 LLM

다양한 소스



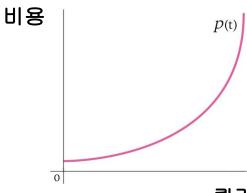
Internal LLMOps Platform

하나의 기사를 생성하기 까지

- 수십 개의 데이터 크롤링 -> 전처리 -> 임베딩 & Ingestion
- Multiple LLM API Call
- Multiple Embedding Vector Lookup (hybrid)
- External Apis
  - Google Search
  - Yahoo Finance
  - ..

### 2. RAG In Production > 운영하면서 느낀점

- 높은 퀄리티의 생성물을 얻기 위해서 정말 **비용**(사람, LLM, 인프라 구성 등)이 많이 듬
- 견고하게 운영하기 위해선 소프트웨어 엔지니어링에 대한 전체적인 이해도가 많이 중요함
- Domain Expertise가 필요한 서비스의 경우 Communication Cost 절감이 생각보다 중요함
- 퍼포먼스는 Agent < LLM Chaining (Rule Base + Prompt Engineering이 녹아진)
- Prompt Engineering이 중요하지만 이렇게 힘든지 몰랐지



### 2. RAG In Production > 문제

- 기사 생성 과정 혹은 결과물에서 LLM Hallucination이 발생하면?
- 잘못된 소스들을 바탕으로 기사가 생성되면? (Poor data retrieval)
- 생성물의 Quality를 제대로 정량화하고 싶다면?
- 기사 생성 중간에 **Technical Issues** 들이 발생하면?

### 3. Reducing Hallucinations > Workaround

### **Technical**

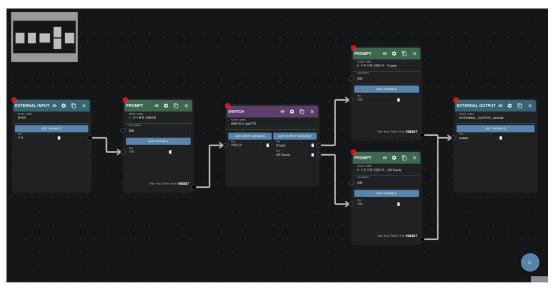
- LLM Chaining
- Retrieval 개선하기
- GuardRail 적용 (Online Evaluation)

### Non-technical

- Prompt Engineering
- Evaluation Process 정립

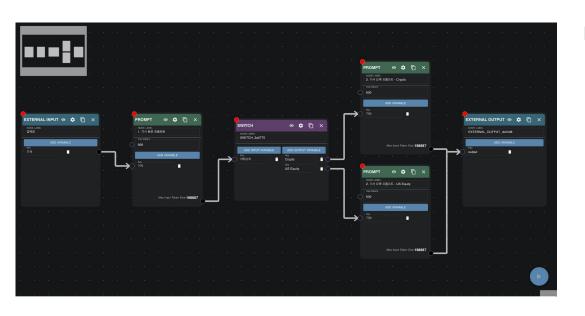


### 3. Reducing Hallucinations > LLM Chaining



- Chaining = Prompt 쪼개고 이어 붙이기
- 복잡한 명령을 수행할수록 Chaining은 필수
- 장점
  - 프롬프트가 명확해지고 작성이 쉬워짐
  - 재활용이 가능함
- . 단점
  - 소프트웨어 복잡도가 높아짐
  - 비용이 더 나감

# 3. Reducing Hallucinations > LLM Chaining



E.g., 테슬라 사야 돼 말아야 돼?

- 1. Bullish, Bearish View별 요청
- 2. 개별 결과들 바탕으로 Embedding lookup 진행
- 위 Prompt 결과들 + 검색 결과
   바탕으로 최종 요청

### 3. Reducing Hallucinations > Retrieval > PreProcessing

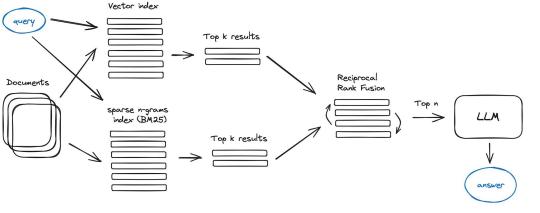
# Parent-child chunks retrieval Vector store of all child or leaf chunk vectors Top k relevant child chunks Top k relevant child chunks Documents Documents

- Embedding할 텍스트는 명확한 문맥이 있을수록 좋다
- Embedding PreProcessing 개인적인 팁
  - 길이 길게 + 적게 < 길이 짧게 + 많이</li>
     Chunking하기 (후처리가 용이함)
  - 텍스트에 Summary나 Tag 등의 부가 정보를 붙여서 임베딩하는 것도 괜찮음
  - Hierarchy를 깊게 두는게 그만한 효용이 있는지는 모르겠음
- **LlamaIndex** 가 Retrieval Data Chunking 관련해서는 가장 많이 지원해주는 듯

이미지 출처 : https://pub.towardsai.net/advanced-rag-techniques-an-illustrated-overview-04d193d8fec6

### 3. Reducing Hallucinations > Retrieval > Hybrid Search

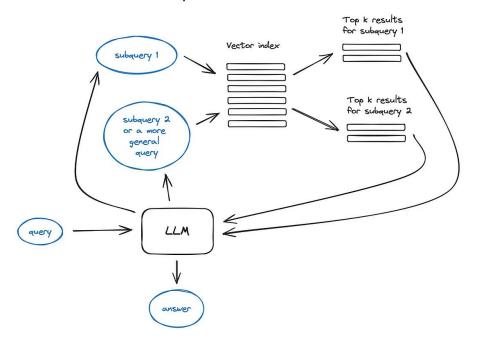
Fusion retrieval / hybrid search



- Hybrid Search: **Keyword & Semantic** 검색을 결합
  - Keyword 검색(BM25, SPLADE, etc)
  - Semantic (Embedding method)
- 일반적 RAG는 Keyword < Semantic < Hybrid
- Elastic Search, Pinecone, Weaviate 등이 지원

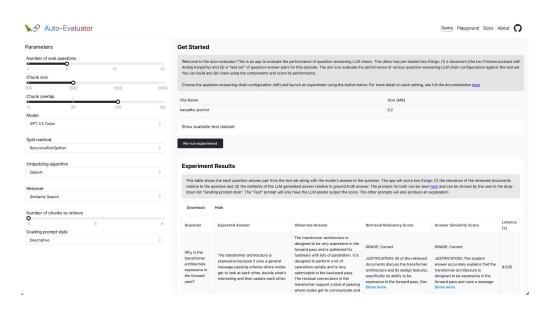
### 3. Reducing Hallucinations > Retrieval > Query Transformation

### Query transformation



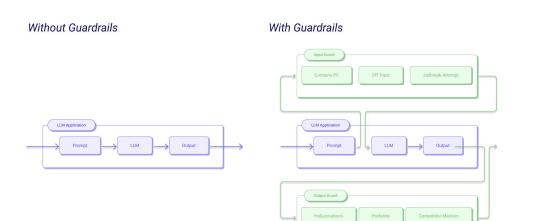
- 대부분의 Q&A 봇에 QT는 적용하면 좋다고 생각함
- 대표적으로 Hyde, Decompose, Step-back prompting 등이 있음
- **Decompose + Step-back prompting**을 결합하는 방식이 제일 괜찮다고 생각함

### 3. Reducing Hallucinations > Retrieval > Experiment



- 사실 Silver Bullet은 없어서 계속 실험이 필요
- Embedding Evaluation 작업도 LLM Evaluation 만큼이나 가치가 있다고 생각함
- score 뿐만 아니라 다양한 평가 지표 필요 (LLM, Answer Sheet 등)

# 3. Reducing Hallucinations > GuardRail



생성에 필요한 Input을 받는 단계나 생성 결과물에 대한 배포 여부를 결정하는 단계에 GuardRail 심기 E.g.,

- 특정 Regulations Violation 여부 확인 (formatting 같은)
- 'I'm sorry' 같은 특정 hallucination에 많이 발생하는 text기반 equal check하기
- Fact Check LLM 돌리기(소스 데이터를 Ground Truth로)
- ...

### 3. Reducing Hallucinations > Prompt Engineering

- MODEL \* AI Settings \* Template 조합으로 계속 돌려보기
- 항상 간결하게 작성하려고 하는 게 제일 중요함
- 말을 잘 듣는 선까지 Instruction을 키워보기 -> 잘 안되면 쪼개기 (Chaining)
- 사내에서 템플릿을 만들어두고 관리하는 중
- 거인 형님들(Model)의 어깨에 잘 올라탈 수 있도록 유연하게 구조 가져가기
  - Model API는 적극적으로 추가 후 실험
  - Gemini 1.5는 1백만 토큰까지 입력이 가능하다고?
    - -> 기존 PDF Reader RAG는 빠르게 손절 후 테스트

### 3. Reducing Hallucinations > Prompt Engineering

### 인사이트

- SNS에 공유되는 핫한 프롬프트 테크닉을 수십개 돌려서 Evaluation 해보면 그닥?
- 어느정도 퍼포먼스가 잘 나오는 시점부터는 프롬프트 자체를 수정하는 것보다 data retrieval에 더 신경쓰는 게 비용이 절감되는 효과가 있음
- 항상 최고 사양 모델이 좋은 건 아님
  - GPT 4는 더 똑똑하지만, 답변이 느리고 비쌈
  - 복잡한 추론이 필요하지 않다면 Claude 3 Haiku나 GPT 3.5로 대체 가능(비용, 속도 측면에서 이점)
- Model API들도 내부적으로 버저닝을 하고 비공개 업데이트도 여러번 진행하는 듯. 종종 안되던 게 잘되고, 잘되던게 안됨..
- 모든 팀원들의 Prompt Engineering의 수준을 어느정도 가지는 것도 중요한듯
  - 엔지니어도 가벼운 프롬프트는 직접 만듬

# 3. Reducing Hallucinations > Evaluation Process

- Prompt Engineering의 꽃은 Evaluation!
- Production 환경에서 LLM 서비스 운영하기 위해 절대적으로 중요함
- 실제로 우리 팀도 Prompt를 배포하기 까지 Evaluation(비교, 채점)하는 시간이 가장 많은 비중 차지
- HoneyHive, Deep Checks 등 LLM Evaluation에 초점을 둔 SaaS 서비스들이 요새 꽤 보임

### 3. Reducing Hallucinations > Evaluation Process

- 1. 자동화할 수 있는 것과 아닌 것을 분리하기
- 2. 주요 메트릭 선정하기
  - Hallucination
  - Answer Relevancy
  - Source Data Relevancy
- 3. Evaluation 방식 선정하기
  - Code (RegEx, ...) format같은 hard check에서 필요
  - LLM 가장 많이 사용함
  - Embedding Similarity 크게 유효한지는 모르겠음
  - ...
- 4. Evaluation Sheet(정답지) 구성하기

### 3. Reducing Hallucinations > Evaluation Process



- Prompt Engineering에 생각보다 많은 시간을 소요함
  - Prompt 작성 -> 결과 확인 -> 이전 결과와 비교 & 채점
  - Spread sheet같은 table view를 많이 활용하게 됨
- 프롬프트 수정 후 쉽게 결과를 비교하고,
   채점하는 일련의 과정을 지원하는 것은 중요

Prompt 비교/채점 실행 테이블 (Internal LLMOps)

### 3. 마무리 홍보 - 1



글로벌 LLM Powered News Platform을 만드는 **Project Pluto**에 조인하세요! **Software Engineer, ML Engineer** 애타게 찾습니다

소수의 인원으로 복잡한 RAG, LLM Ops, Model Tuning 등 이것저것 다 하고 있음! 런칭 한 달 만에 **MAU 10만** 달성!

구글 Tech Lead 출신 CTO와 뉴욕 주민 CEO 그리고 그랩과 함께!

# 3. 마무리 홍보 - 2



시간 관계상 다 하지 못한 이야기들을 조만간 **개인 공유회로 자세하게** 다룰 예정입니다. 위 QR코드로 **링크드인** 추가를 해두면 소식을 바로 팔로업할 수 있습니다.

# 감사합니다