

CVPilot



INDEX

1. Introduction
2. CVPilot
3. Infrastructure
4. Conclusion

01 | Introduction

문제 인식

● 높아지는 AI, Computer Science 대학원 진학률

- Computer Science(CS) 분야 특히, AI 분야에서 최근 대학원 높은 대학원 진학률을 보임

서울대 대학원, AI 빅데이터로 '쏠림현상'...문과생까지 몰려

최예린 기자 ☆

입력 2022.04.15 16:01 수정 2022.04.15 16:07

가가

☆ ⌂ 💬 😊 📄

영문학과 대학원생 1/5로 줄었는데
AI 대학원은 경쟁률 6:1

- 많이 본 뉴스
- 1 베트남서 6년 만에 터졌다...
SK, 무려 '1조원대 책망'
 - 2 "소비쿠폰 도대체 얼마 받았
길래"...공무원이 쓴 글 '화제'
 - 3 아디다스도 반한 '한국 회사'

컴공보다 경쟁률 4배 높지만...취업시장선 '찬밥'

김다빈 기자 ☆

입력 2025.03.31 17:35 수정 2025.04.01 09:11 지면 A8

가가

☆ ⌂ 💬 😊 📄

내실 부족한 AI 학과

대부분 신생학과...업계서 비선호
학부 졸업만으로 채용 가점 없어

1 베트
SK,

2 "소
길고

3 아
어디

<https://www.hankyung.com/article/2025033110721>
<https://www.hankyung.com/article/202204159724i>

01 | Introduction

문제 인식

- 대학원에 진학할 학부생들은 대학원 관련 정보를 얻기 어려움
 - 주로 학부생들은 학부연구생 인턴으로 경력을 쌓지만, 그렇지 않은 경우 부족한 부분, 채워야 할 부분에 대한 정보 및 조언을 얻기 어려움
 - 컨택할 대학원을 찾거나 제대로 정하지도 못하는 상황
- 학부생들을 위한 이력서(Curriculum Vitae,CV) 분석 서비스가 필요
- 컨택 할 연구실 탐색 및 연구실 분석 서비스가 필요



01 | Introduction

What is LLM?

- **LLM(Large Language Model)**

- 방대한 양의 데이터를 학습하여 인간처럼 자연스러운 언어를 이해하고 생성할 수 있는 인공지능 모델
- 문맥을 바탕으로 추론, 일관되고 상황에 맞는 답변 생성, 영어 이외의 언어로 번역, 텍스트 요약, 질문에 대한 답변, 창의적인 글쓰기나 코드 생성 작업
- ex) GPT-3/GPT-4, Gemini, LLaMA



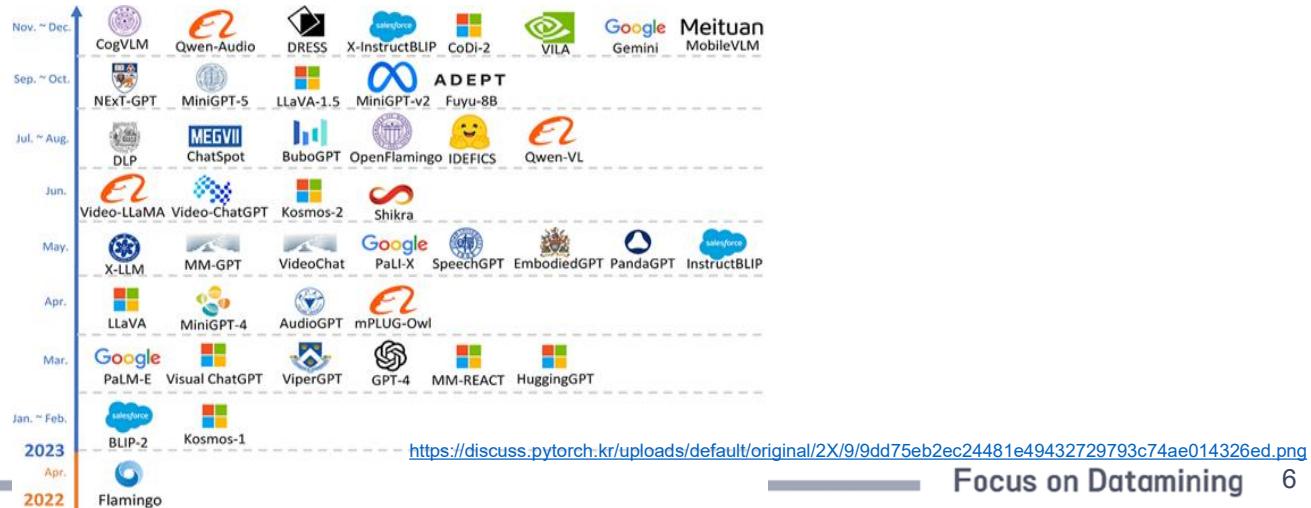
<https://brunch.co.kr/@harryban0917/272>

01 | Introduction

What is LLM?

● LLM의 주요 특징

- 대규모 데이터 학습: 수십억 개의 단어, 문장을 포함한 방대한 데이터 학습
- 자연어 처리(NLP) 능력: 텍스트 분석, 번역, 감정 분석 등 다양한 자연어 작업
- 사람과 비슷한 언어 생성: 마치 사람이 대화하는 것처럼 자연스러운 텍스트 생성



01 | Introduction

How LLM Works

- **사전학습(Pre training)**

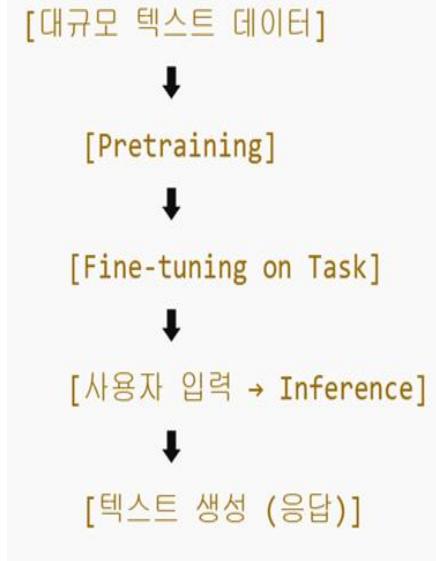
- 방대한 텍스트 데이터(책, 뉴스, 위키백과 등)를 읽으며 문장의 흐름을 파악하고 다음 단어를 예측하는 방식으로 학습

- **미세 조정(Fine-tuning)**

- 사전 학습을 마친 모델을 특정 작업에 맞게 다시 학습
ex) 감정 분석, 요약, 번역, 질문-답변 등
- Fine-tuning을 통해 적은 양의 데이터로 빠르게 성능 향상 가능

- **추론(Inference)**

- 학습된 모델이 실제 상황에서 입력에 따라 적절한 출력을 생성하는 단계
- 사용자가 입력한 질문/명령에 따라 모델은 지금까지 학습한 내용을 바탕으로 결과 도출



01 | Introduction

Prompt / Prompt Engineering

- **Prompt**

- 특정 작업을 수행하도록 LLM에게 명령하거나 질문하는 **입력 문장**

- **Prompt Engineering**

- 원하는 결과를 얻기 위해 LLM에게 주는 입력을 정교하게 설계하는 기술
- 생성형 AI는 인간을 모방하려고 시도하지만 고품질의 관련성 높은 결과물을 생성하려는 자세한 지침 필요

기본적으로 모델이 과거에 학습한 데이터에
만 의존

장점: 오픈소스 기반의 프로젝트나 널리 알려진
프레임워크에 빠르고 실용적인 접근
ex) React 컴포넌트 자동 생성, Python pandas
데이터 분석 스크립트

단점: 특정 산업에 특화된 기술 요소와 같이 기
존에 학습되지 못한 모델에 취약
ex) 사내 전용 API, 모듈화된 내부 라이브러리

01 | Introduction

Why Prompt Engineering is Important?

Q. 초콜릿이 건강에 좋아?



“초콜릿은 적당히 섭취하면 기분을 좋게 하고 에너지를 줄 수 있어요. 하지만 설탕과 지방 함량이 높기 때문에 너무 많이 먹으면 건강에 해로울 수 있어요.”

- 일반적인 정보
- 출처 없음

Q. 초콜릿이 심장 건강에 미치는 영향에 대해 의학 연구를 바탕으로 설명해줘



질문 방식에 따라 달라지는 LLM의 응답
- 초콜릿과 건강을 예시로 -

“2015년 British Medical Journal에 발표된 연구에 따르면, 다크 초콜릿은 플라보노이드 성분이 풍부해 심장병과 뇌졸중 위험을 낮추는 효과가 있다고 합니다. 하지만 과도한 섭취는 칼로리 과잉으로 이어질 수 있어 주의가 필요합니다.”

- 의학 연구 기반
- 출처 있음
- 더 깊이 있는 전문적 정보 제공

01 | Introduction

Prompt Engineering Techniques

- 명확하고 구체적인 지시

- 무엇을 원하는지 구체적으로 명시
e.g., essay를 써줘 → 원격 근무의 이점에 대해 300자 분량의 설득력 있는 essay를 써줘

- 역할 부여

- LLM에게 답변에 도움이 되는 & 답변을 잘 할 수 있는 역할을 부여
ex) “너는 영어 회화 강사야. 중급자에게 적절한 영어 수업을 진행해줘.”

- 출력 형식 명시

- 원하는 결과물에 대한 형식을 미리 지정
ex) 다음 내용을 표 형식으로 정리해줘 열: 개념, 설명, 예시 등

01 | Introduction

Prompt Engineering Techniques

- **Few-shot 예시 포함**

- 모델에게 몇 가지 예시를 보여준 후, 비슷한 문제를 해결하도록 유도하는 방식
 - e.g., “동물의 이름을 영어에서 한국어로 번역해줘.
cat은 고양이, dog은 강아지, horse는 말이야. elephant는?”

참고 자료

Open AI 공식 가이드 GPT 사용을 위한 기본 가이드

- **제약 조건 주기**

- 단어 수 제한, 특정 스타일, 사용 금지어 등
 - e.g., “100자 이내로 요약해줘. 초등학생도 이해할 수 있게 기술 용어는 사용하지 말아줘!”

- **반복 피드백과 수정 지시**

- 한번에 완벽한 결과물을 창출하기는 쉽지 않으므로 반복적 질문을 통해 우수한 결과물 도출

01 | Introduction

Prompt Engineering Techniques

- 좋지 않은 질문 vs 좋은 질문

- 좋지 않은 질문

“AI에 대해 설명해줘”

- 질문이 너무 광범위, 내용이 방대해서 사용자가 원하는 답변할 수 없음
- 원하는 핵심 답변을 얻기 어려움

- 좋은 질문

“대학생이 이해할 수 있도록, 3분 이내 발표 분량으로 AI의 기본 개념과 주요 활용 사례 3가지를 설명해줘”

- 대상(대학생) 명시, 길이 제한, 구체적 요구사항
- 원하는 답변을 유도

01 | Introduction

Prompt Engineering Techniques

● CVPilot Prompts - CV Analysis Prompt

```
prompt = f"""
```

당신은 {field} 분야의 저명한 교수입니다.

당신의 연구실에 새로운 학생이 지원했습니다. 당신이 생각하기에 {field} 분야의 연구 및 일을 하기 위해 필수적으로 필요한 스킬들을 생각하세요.

당신이 선택한 스킬들에 대해서 새롭게 지원한 학생의 CV를 분석하여 해당 학생이 {field} 분야에 대한 스킬들을 다뤄본적이 있는지 검토해주세요.

→ LLM에게 역할 부여 및 자세한 요구사항 전달

- 학생의 CV

```
{cv_text}
```

{field} 분야에 대해서 연구 및 일을 하기 위해 필요한 스킬 및 프로그래밍 언어, 프레임워크 등을 정하고.

학생의 CV에 해당 스킬들이 있는지 검토하여 있는 스킬들을 추출해주세요.

→ LLM에게 필요한 정보들을 정확히 명시

학생의 CV에 있는 각 스킬을 쉼표로 구분하여 반환해주세요.

예시: Python, TypeScript, FastAPI, Next.js, LangChain, LangGraph, ... → 예시를 통해 Few-shot Prompting

스킬들에 대해서 스킬 단어로만 출력해주세요. 자연어 형식으로 스킬에 대해서 설명하거나 얘기를 하지 말고 스킬에 대해서 단어만 쉼표로 구분하여 출력해주세요.

..... → 사용자가 원하는 Output Format으로 유도

01 | Introduction

Prompt Engineering Techniques

- **In-Context Prompt Engineering**

- Prompt Engineering 실제 활용 예시 (CVPilot)

- **Before**

“최신 LLM 연구 트렌드는?”

→ LLM에게 “최신 LLM 연구”에 대한 정보가
없을 수도 있음
→ 정확하지 않은 답변

- **After**

“최신 LLM 연구 관련 문헌”

+

“최신 LLM 연구 트렌드는?”

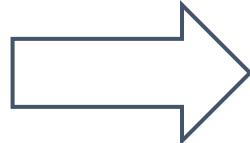
→ Prompt에 관련 문헌이 있어 LLM이 이를
기반으로 답변
→ 정확한 답변

01 | Introduction

Retrieval Augmented Generation

- **Documents In-Context Prompt**

- LLM을 활용한 ChatBot 개발 시, 사용자 또는 개발사에서 질의 응답 **documents**를 활용하여 QA
- Full Documents는 token length가 길어 LLM의 성능 저하 & length limitation으로 인해 document가 짤림
→ 사용자의 질문에 맞는 부분만 **document**에서 검색(Retrieval)해야 함



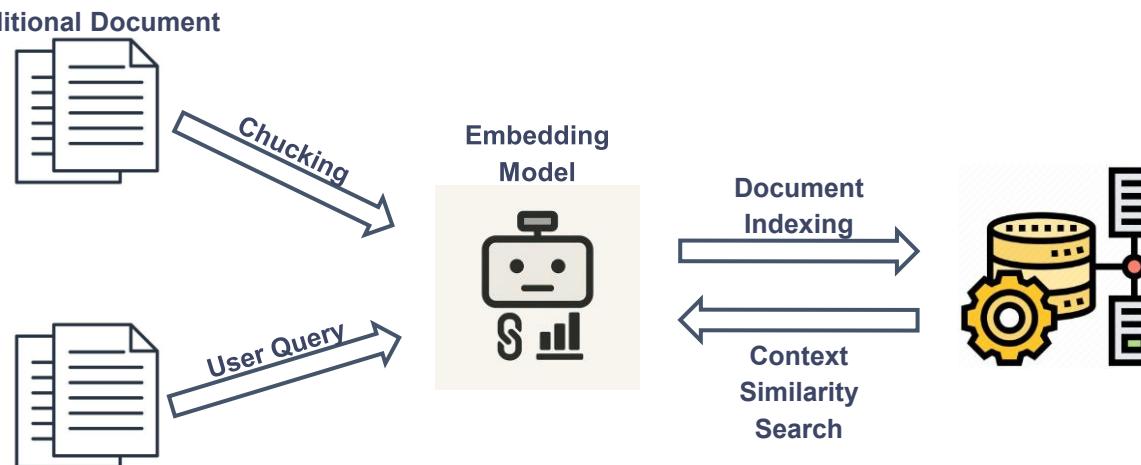
원하는 부분만 Document에서
추출

01 | Introduction

Retrieval Augmented Generation

- How to retrieve related context?

- RAG(Retrieval Augmented Generation)에서는 **related context**를 검색(Retrieve)하는 기능으로 필요 한 부분만 추출

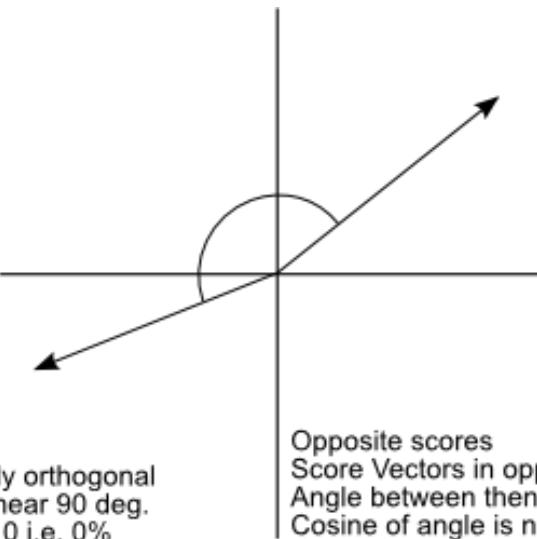
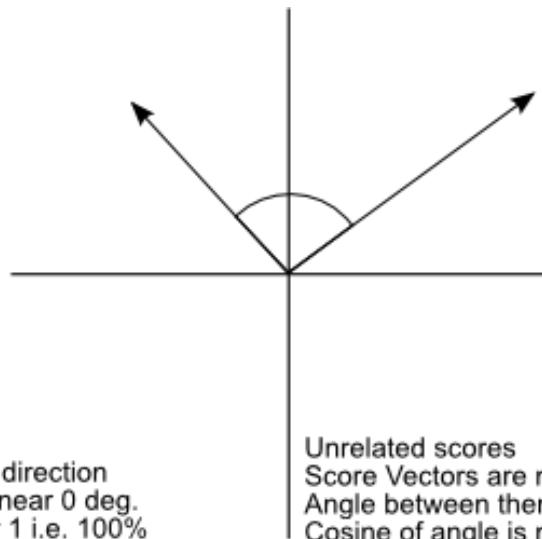
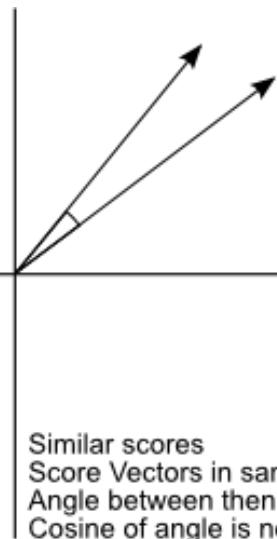


https://www.linkedin.com/posts/aishwarya-srinivasan_most-people-think-rag-is-just-vector-db-activity-7358891950302818305-nyKR?utm_source=share&utm_medium=member_desktop&rcm=ACoAAESAJbOBxo3Vqw5ZuicVraerJfCbBRPIZ_c

01 | Introduction

Retrieval Augmented Generation

- Cosine Similarity



01 | Introduction

Retrieval Augmented Generation

● How to use retrieved contexts

- 검색된 문서(Retrieved context)는 사용자의 질문(User Query)에 증강(Augmented)되어 prompt로써 활용됨

Retrieved Context (Top-N)



User Query



```
prompt = f"""
다음은 {university_name}의 {professor_name} 교수님의 최신 연구 논문들의 초록입니다.
이 논문들을 분석하여 연구실의 전체적인 연구 방향과 특징을 분석해주세요.

연구 분야: {field}
```

최신 논문들의 초록:

{publications_text} → 검색된 문서들을 prompt에 넣음

연구실 전체적인 연구 방향과 특징

다음 사항들을 자연스럽게 포함하여 분석해주세요:

- 연구실의 전반적인 연구 철학과 접근 방식
- 연구실이 중점을 두는 핵심 연구 영역
- 연구실의 독특한 특징이나 강점
- 학부생이 이해하기 쉽게 설명

분석은 한국어로 작성해주시고, 마크다운 형식으로 구조화하여 작성해주세요.

구체적이고 실용적인 내용으로 작성해주세요.

02 | CVPilot

Curriculum Vitae Analysis & Research Path Finder

● What's CVPilot?

- 사용자의 CV(이력서)를 업로드 받아 분석하고, 피드백 및 Q&A
- 최신 논문 트렌드 분석, 논문 간 비교, 키워드 추출, 연구실 논문 검색, 최신 논문 리뷰 팟캐스트



02 | CVPilot

Curriculum Vitae Analysis & Research Path Finder



<https://d3oaur5dzirmq0.cloudfront.net/>

02 | CVPilot

Curriculum Vitae Analysis & Research Path Finder

• CVPilot Services



논문 트렌드 분석

최신 AI/ML 연구 동향을 실시간으로 분석하여 관심 분야의 핫한 주제를 파악하세요.



논문 비교 분석

당신의 연구 아이디어와 기존 논문들을 비교하여 차별화 전략을 제시합니다.



CV 분석

AI가 당신의 CV를 분석하여 강점과 개선점을 객관적으로 평가합니다.



CV QA

CV 기반 면접 질의응답으로 면접 준비를 도와 드립니다.



데일리 팟캐스트

AI가 분석한 최신 논문들을 음성으로 들을 수 있습니다.



연구실 분석

AI가 연구실의 최신 연구 동향을 분석하여 인사이트를 제공합니다.

02 | CVPilot

Curriculum Vitae Analysis & Research Path Finder

● Paper Data

- 19,817개의 Top-Tier AI Conferences accepted papers
- ACL, NAACL, NeurIPS, ICLR, ICML, ...
- 논문 트렌드 분석, 논문 비교 분석, 데일리 팟캐스트 등에 활용 예정

id	int4	title	text	abstract	text	conference	text	year	int4	field	text
141		RLHFPoison: Reward Poisoning Attack for Reinforcement Learning with Human Feedback	Reinforcement Learning with Human Feedback	RLHFPoison: Reward Poisoning Attack for Reinforcement Learning with Human Feedback	RLHFPoison: Reward Poisoning Attack for Reinforcement Learning with Human Feedback	ACL Anthology (ACL, EMNLP, NAACL, C	ACL Anthology (ACL, EMNLP, NAACL, C	2024		Natural Language Pro	Natural Language Pro
151		ItD: Large Language Models Can Teach Their Own Domain Knowledge	Although Large Language Models (LLMs) have been trained on massive amounts of data, they often lack domain-specific knowledge. This paper introduces ItD, a method that allows LLMs to learn domain knowledge from scratch by interacting with a domain expert. ItD uses a two-stage process: first, the LLM generates a hypothesis about the domain, and then the domain expert provides feedback to refine the hypothesis. This process is repeated until the LLM's knowledge is sufficient for a specific task. The proposed method has been evaluated on several NLP tasks, including sentiment analysis, named entity recognition, and question answering, and has shown promising results.	Although Large Language Models (LLMs) have been trained on massive amounts of data, they often lack domain-specific knowledge. This paper introduces ItD, a method that allows LLMs to learn domain knowledge from scratch by interacting with a domain expert. ItD uses a two-stage process: first, the LLM generates a hypothesis about the domain, and then the domain expert provides feedback to refine the hypothesis. This process is repeated until the LLM's knowledge is sufficient for a specific task. The proposed method has been evaluated on several NLP tasks, including sentiment analysis, named entity recognition, and question answering, and has shown promising results.	Although Large Language Models (LLMs) have been trained on massive amounts of data, they often lack domain-specific knowledge. This paper introduces ItD, a method that allows LLMs to learn domain knowledge from scratch by interacting with a domain expert. ItD uses a two-stage process: first, the LLM generates a hypothesis about the domain, and then the domain expert provides feedback to refine the hypothesis. This process is repeated until the LLM's knowledge is sufficient for a specific task. The proposed method has been evaluated on several NLP tasks, including sentiment analysis, named entity recognition, and question answering, and has shown promising results.	ACL Anthology (ACL, EMNLP, NAACL, C	ACL Anthology (ACL, EMNLP, NAACL, C	2024		Natural Language Pro	Natural Language Pro
134		Unlocking Data-free Low-bit Quantization via Key-value (KV) Caching	Key-value (KV) caching is an important technique for accelerating machine learning models. In this paper, we propose a novel approach to unlock data-free low-bit quantization via KV caching. Our method leverages the fact that many machine learning models can be represented as a sequence of key-value pairs, where each key corresponds to a feature vector and each value corresponds to a weight vector. By caching these key-value pairs, we can significantly reduce the memory footprint of the model, while still maintaining high accuracy. We evaluate our method on several NLP tasks, including sentiment analysis, named entity recognition, and question answering, and show that it achieves state-of-the-art performance with significantly less memory usage.	Key-value (KV) caching is an important technique for accelerating machine learning models. In this paper, we propose a novel approach to unlock data-free low-bit quantization via KV caching. Our method leverages the fact that many machine learning models can be represented as a sequence of key-value pairs, where each key corresponds to a feature vector and each value corresponds to a weight vector. By caching these key-value pairs, we can significantly reduce the memory footprint of the model, while still maintaining high accuracy. We evaluate our method on several NLP tasks, including sentiment analysis, named entity recognition, and question answering, and show that it achieves state-of-the-art performance with significantly less memory usage.	Key-value (KV) caching is an important technique for accelerating machine learning models. In this paper, we propose a novel approach to unlock data-free low-bit quantization via KV caching. Our method leverages the fact that many machine learning models can be represented as a sequence of key-value pairs, where each key corresponds to a feature vector and each value corresponds to a weight vector. By caching these key-value pairs, we can significantly reduce the memory footprint of the model, while still maintaining high accuracy. We evaluate our method on several NLP tasks, including sentiment analysis, named entity recognition, and question answering, and show that it achieves state-of-the-art performance with significantly less memory usage.	ACL Anthology (ACL, EMNLP, NAACL, C	ACL Anthology (ACL, EMNLP, NAACL, C	2024		Natural Language Pro	Natural Language Pro
140		Co-training for Low Resource Scientific Natural Language Inference	Scientific Natural Language Inference (NLI) is a challenging task that requires understanding of scientific text. In this paper, we propose a novel co-training approach for low-resource scientific NLI. Our method leverages the fact that scientific text often contains domain-specific knowledge that can be exploited for NLI. Specifically, we train two models: one on a general NLI dataset and one on a domain-specific dataset. The two models are then iteratively refined by sharing information between them. This process is repeated until both models reach high accuracy. We evaluate our method on several NLP tasks, including sentiment analysis, named entity recognition, and question answering, and show that it achieves state-of-the-art performance with significantly less memory usage.	Scientific Natural Language Inference (NLI) is a challenging task that requires understanding of scientific text. In this paper, we propose a novel co-training approach for low-resource scientific NLI. Our method leverages the fact that scientific text often contains domain-specific knowledge that can be exploited for NLI. Specifically, we train two models: one on a general NLI dataset and one on a domain-specific dataset. The two models are then iteratively refined by sharing information between them. This process is repeated until both models reach high accuracy. We evaluate our method on several NLP tasks, including sentiment analysis, named entity recognition, and question answering, and show that it achieves state-of-the-art performance with significantly less memory usage.	Scientific Natural Language Inference (NLI) is a challenging task that requires understanding of scientific text. In this paper, we propose a novel co-training approach for low-resource scientific NLI. Our method leverages the fact that scientific text often contains domain-specific knowledge that can be exploited for NLI. Specifically, we train two models: one on a general NLI dataset and one on a domain-specific dataset. The two models are then iteratively refined by sharing information between them. This process is repeated until both models reach high accuracy. We evaluate our method on several NLP tasks, including sentiment analysis, named entity recognition, and question answering, and show that it achieves state-of-the-art performance with significantly less memory usage.	ACL Anthology (ACL, EMNLP, NAACL, C	ACL Anthology (ACL, EMNLP, NAACL, C	2024		Natural Language Pro	Natural Language Pro
142		Time is Encoded in the Weights of Finetuned Language Models	We present time vectors, a simple tool to encode time information into language models. Time vectors are learned from a large dataset of time-related words and phrases. They are then used to finetune language models, such as BERT and RoBERTa, to perform tasks that require temporal reasoning. We evaluate our method on several NLP tasks, including sentiment analysis, named entity recognition, and question answering, and show that it achieves state-of-the-art performance with significantly less memory usage.	We present time vectors, a simple tool to encode time information into language models. Time vectors are learned from a large dataset of time-related words and phrases. They are then used to finetune language models, such as BERT and RoBERTa, to perform tasks that require temporal reasoning. We evaluate our method on several NLP tasks, including sentiment analysis, named entity recognition, and question answering, and show that it achieves state-of-the-art performance with significantly less memory usage.	We present time vectors, a simple tool to encode time information into language models. Time vectors are learned from a large dataset of time-related words and phrases. They are then used to finetune language models, such as BERT and RoBERTa, to perform tasks that require temporal reasoning. We evaluate our method on several NLP tasks, including sentiment analysis, named entity recognition, and question answering, and show that it achieves state-of-the-art performance with significantly less memory usage.	ACL Anthology (ACL, EMNLP, NAACL, C	ACL Anthology (ACL, EMNLP, NAACL, C	2024		Natural Language Pro	Natural Language Pro
148		CopyNE: Better Contextual ASR by Copying and Generating	End-to-end automatic speech recognition (ASR) has become increasingly popular in recent years. However, it often struggles with contextual understanding, particularly in noisy environments. In this paper, we propose a novel approach to improve contextual understanding in ASR. Our method leverages the fact that many words in a sentence are contextually dependent. Specifically, we propose a two-stage approach: first, we use a copy mechanism to copy words from the previous frame to the current frame. This helps to capture the context of the word. Second, we use a generative model to generate the word based on the context. We evaluate our method on several ASR datasets, including LibriSpeech and Switchboard, and show that it achieves state-of-the-art performance with significantly less memory usage.	End-to-end automatic speech recognition (ASR) has become increasingly popular in recent years. However, it often struggles with contextual understanding, particularly in noisy environments. In this paper, we propose a novel approach to improve contextual understanding in ASR. Our method leverages the fact that many words in a sentence are contextually dependent. Specifically, we propose a two-stage approach: first, we use a copy mechanism to copy words from the previous frame to the current frame. This helps to capture the context of the word. Second, we use a generative model to generate the word based on the context. We evaluate our method on several ASR datasets, including LibriSpeech and Switchboard, and show that it achieves state-of-the-art performance with significantly less memory usage.	End-to-end automatic speech recognition (ASR) has become increasingly popular in recent years. However, it often struggles with contextual understanding, particularly in noisy environments. In this paper, we propose a novel approach to improve contextual understanding in ASR. Our method leverages the fact that many words in a sentence are contextually dependent. Specifically, we propose a two-stage approach: first, we use a copy mechanism to copy words from the previous frame to the current frame. This helps to capture the context of the word. Second, we use a generative model to generate the word based on the context. We evaluate our method on several ASR datasets, including LibriSpeech and Switchboard, and show that it achieves state-of-the-art performance with significantly less memory usage.	ACL Anthology (ACL, EMNLP, NAACL, C	ACL Anthology (ACL, EMNLP, NAACL, C	2024		Natural Language Pro	Natural Language Pro

02 | CVPilot

Curriculum Vitae Analysis & Research Path Finder

● Professor Data

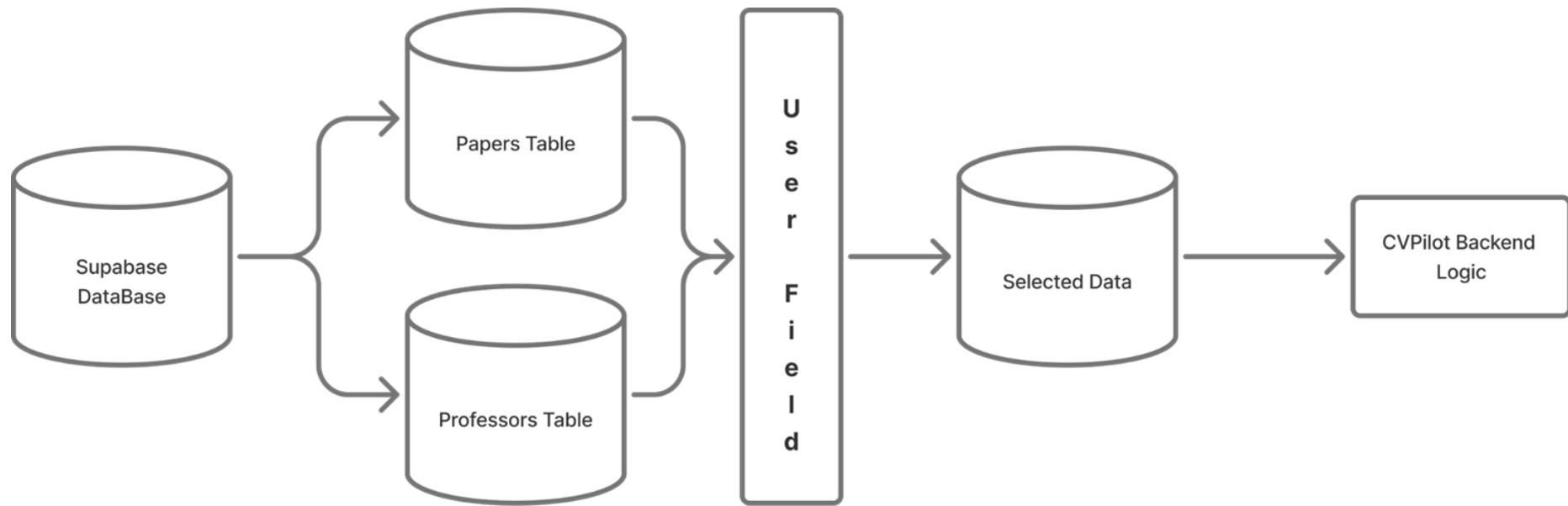
- 141 교수님 및 연구실
- KAIST, 서울대학교, 연세대학교, 고려대학교, 성균관대학교
- 인공지능 대학원 선정 대학교 중 일부를 선택

id	name	university	lab	field
1	고영중	성균관대학교	https://nlplab-skku.github.io/	자연어처리, 빅데이터분석, 기계학습(딥러닝)
2	고종환	성균관대학교	https://iris.skku.edu/	딥러닝 최적화, 음성/영상처리, IoT 시스템 설계
3	공배선	성균관대학교	https://home.skku.edu/~isdlab/	IC design, neuromorphic HW설계
4	김광수	성균관대학교	https://appliedai.skku.edu/appliedailab/in	Computer Vision, Domain Adaptaion, Fed
5	김유성	성균관대학교	https://sites.google.com/view/yskim525	기계학습, 강화학습, 시스템 최적화
6	민동문	성균관대학교	https://dongmoon-min.github.io/	Cryogenic/Quantum Computing, Comp
7	박진영	성균관대학교	https://hli.skku.edu/	Machine Learning, Natural Language Pro

02 | CVPilot

Curriculum Vitae Analysis & Research Path Finder

- Data Flow Chart

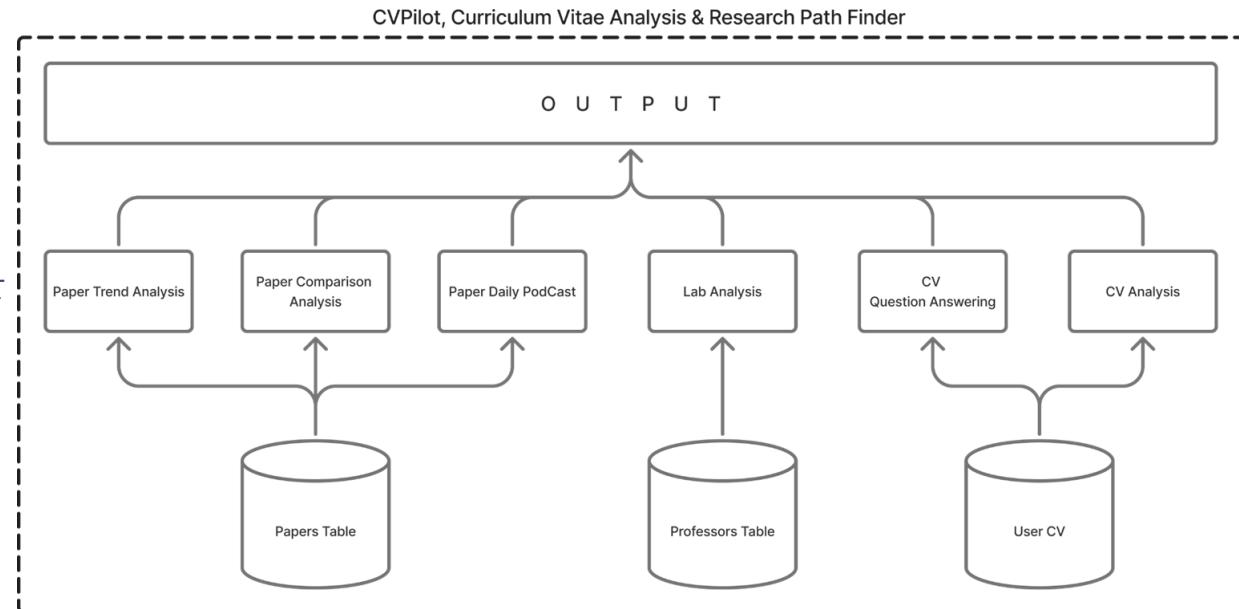


02 | CVPilot

Curriculum Vitae Analysis & Research Path Finder

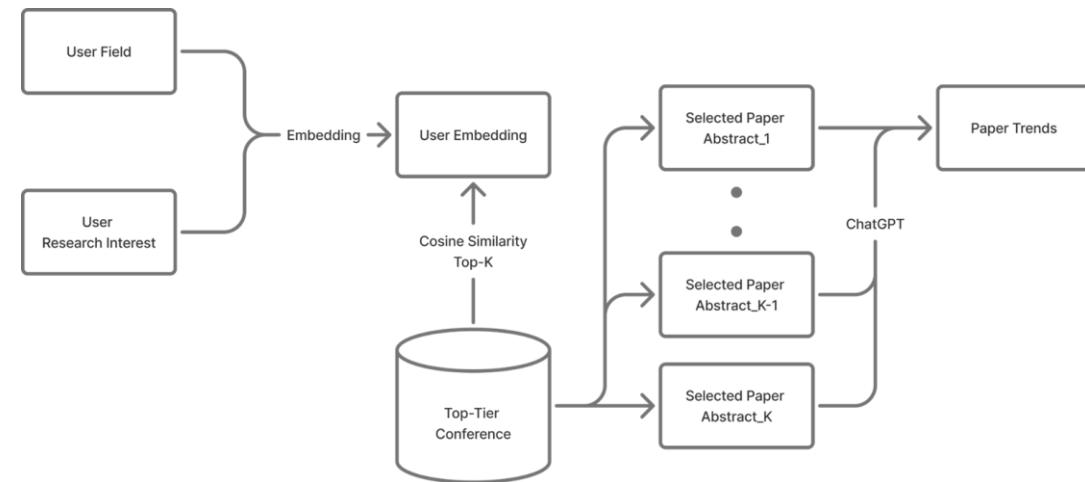
• Service Flow Chart

- 6가지 핵심 기능으로
AI/ML 연구자를 위한 종
합 분석 플랫폼
- AI/ML 관련 연구실 및 관
련 분야 최신 논문 기반
분석



● Paper Trend Analysis

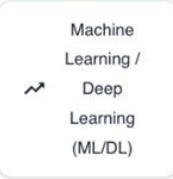
- Nature Language Processing(NLP), Computer Vision(CV), MultiModal, ML/DL 4 개의 AI 연구 분야 Top-Tier Conference의 최신(2024, 2025) 논문 기반 트랜드 분석
- 각 학회에서 사용자의 상세 분야와 유사한 Top-K 논문 Abstract 기반 LLM 분석



관심 분야의 최신 연구 동향을 AI로 분석하고 시각화합니다

분석 설정

연구 분야



관심 키워드

추가

Information Retrieval

🔍 트렌드 분석 시작

↗ 트렌드 분석 결과

트렌드 요약

1. 주요 연구 동향

최근 정보 검색(Information Retrieval, IR) 분야는 대규모 언어 모델(LLM)의 발전과 함께 급격한 변화를 겪고 있습니다. 전통적인 지식 기반에서부터 현대적인 검색 모델로의 진화와 함께, 법률 사례 검색(Legal Case Retrieval), 대화형 이미지 검색, 뉴스 미디어 프로파일링 등 다양한 응용 분야에서 IR의 중요성이 부각되고 있습니다. 특히, 상호작용 기반의 시스템이 강조되며 사용자 피드백을 활용한 지속적인 모델 개선이 연구되고 있습니다.

2. 핵심 기술 및 방법론

- 대화형 IR 시스템:** PlugIR과 같은 방법론이 대화형 맥락에서의 쿼리를 효과적으로 처리하며, LLM의 지시 수행 능력을 활용하여 노이즈와 중복성을 줄이는 방법을 제시합니다.
- Iterative Retrieval:** 정책 최적화를 통해 반복적인 결정을 내리는 새로운 프레임워크가 제안되었습니다. 이는 LLM의 피드백을 포함하여 최적의 검색 결과를 도출하는 데 기여합니다.
- 인간 피드백 통합:** Juicer와 같은 프레임워크는 이진 및 자유 형식의 인간 피드백을 활용하여 대화 에이전트의 성능을 지속적으로 개선하는 방법을 모색합니다.
- 문장 임베딩:** BeLLM과 같은 모델이 시맨틱 유사성 측정을 위해 후방 의존성을 학습하는 새로운 접근 방식을 제안하며, 기존의 자가 회귀 구조에 대한 한계를 극복하고 있습니다.

3. 최신 발전 방향

IR 분야는 LLM과의 통합을 통해 더 나은 쿼리 이해 및 정보 검색 성능 향상에 초점을 맞추고 있습니다. 특히, 다양한 도메인에 걸친 적응형 모델과 인간의 직관을 결합한 하이브리드 시스템이 발전하고 있습니다. 또한, 사용자와의 상호작용을 통해 모델의 성능을 지속적으로 개선하는 방향으로 나아가고 있습니다.

4. 향후 전망

앞으로 IR 연구는 더욱 사용자 친화적이고 상호작용적인 시스템으로 발전할 것으로 보입니다. LLM의 지속적인 발전과 함께, 다양한 도메인에서의 맞춤형 정보 검색 솔루션 이 요구될 것입니다. 또한, 인간과 AI 간의 협업을 통해 피드백 루프를 강화하고, 이를 통한 시스템의 자가 학습 능력 향상이 중요한 연구 주제가 될 것입니다. 이러한 경향은 정보 검색의 정확성과 효율성을 크게 향상시킬 것으로 기대됩니다.

관련 논문 TOP 10

1. Synergistic Interplay between Search and Large Language Models for Information Retrieval

Jiazhuan Feng, , , Chongyang Tao, , , Xiubo Geng, , , Tao Shen, , , Can Xu, , , Guodong Long, , , Dongyan Zhao, , , Daxin Jiang • ACL Anthology (ACL, EMNLP, NAACL, COLING) 2024

Information retrieval (IR) plays a crucial role in locating relevant resources from vast amounts of data, and its applications have evolved from traditional knowledge bases to modern retrieval models (RMs). The emergence of large language models (LLMs) has further revolutionized the IR field by enabling users to interact with search systems in natural languages. In this paper, we explore the advantages and disadvantages of LLMs and RMs, highlighting their respective strengths in...

유사도: 52.7%

2. Legal Case Retrieval: A Survey of the State of the Art

Yi Feng, , , Chuanyi Li, , , Vincent Ng • ACL Anthology (ACL, EMNLP, NAACL, COLING) 2024

Recent years have seen increasing attention on Legal Case Retrieval (LCR), a key task in the area of Legal AI that concerns the retrieval of cases from a large legal database of historical cases that are similar to a given query. This paper presents a survey of the major milestones made in LCR research, targeting researchers who are finding their way into the field and seek a brief account of the relevant datasets and the recent neural models and their performances.

유사도: 43.7%

3. Interactive Text-to-Image Retrieval with Large Language Models: A Plug-and-Play Approach

Saehyung Lee, , , Sangwon Yu, , , Junsung Park, , , Jihun Yi, , , Sungroh Yoon • ACL Anthology (ACL, EMNLP, NAACL, COLING) 2024

In this paper, we primarily address the issue of dialogue-form context query within the interactive text-to-image retrieval task. Our methodology, PlugIR, actively utilizes the general instruction-following capability of LLMs in two ways. First, by reformulating the dialogue-form context, we eliminate the necessity of fine-tuning a retrieval model on existing visual dialogue data, thereby enabling the use of any arbitrary black-box model. Second, we construct the LLM questioner to generate non-...

유사도: 40.2%

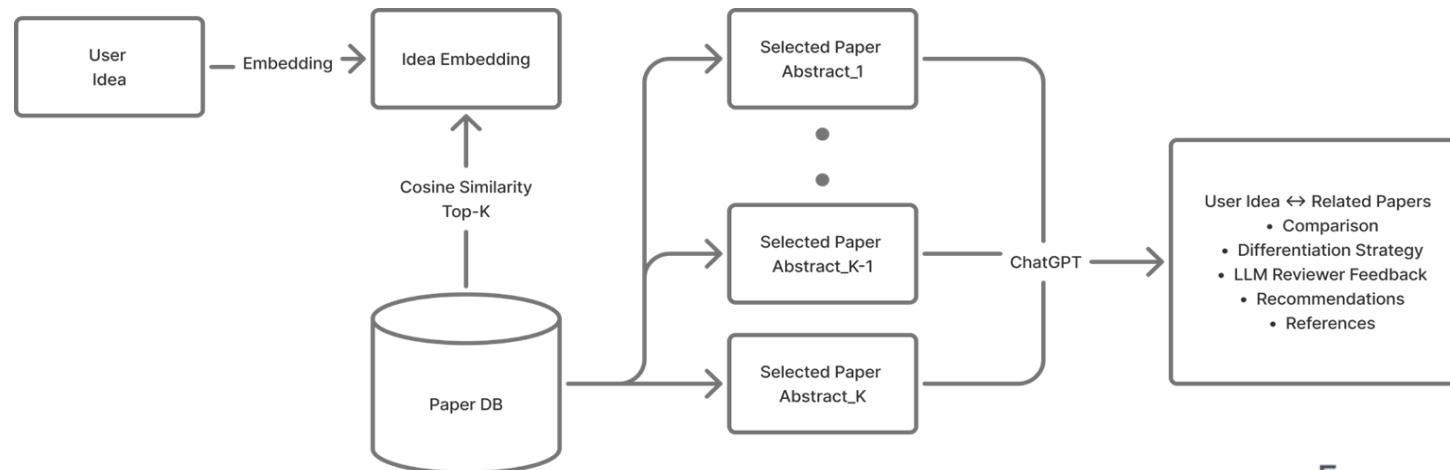
4. Evaluating D-MERIT of Partial-annotation on Information Retrieval

Royi Rassin, , , Yaron Fairstein, , , Oren Kalinsky, , , Guy Kushilevitz, , , Nachshon Cohen, , , Alexander Libov, , , Yoav Goldberg • EMNLP (Empirical Methods in NLP) 2024

Abstract not found

• 논문 비교 분석

- 사용자 연구 아이디어와 기존 논문 비교
- 차별화 포인트 자동 분석
- 연구 방향성 제안



당신의 연구 아이디어와 유사한 논문들을 비교하여 차별화 전략을 제시합니다

0

연구 아이디어

연구 분야

Natural Language Processing (NLP)

연구 아이디어

Large language models (LLMs) for table-based reasoning often struggle with large tables due to input length

유사도 임계값: 0.4

최대 비교 논문 수: 10개

방법론 비교 시작

비교 분석

유사한 점

- 당신의 제자의 연구 아이디어와 기존 논문 간 공통점을 기술적, 아이디어적 관점으로 구체적으로 나열
 - [논문1: "AFaCTA: Assisting the Annotation of Factual Claim Detection with Reliable LLM Annotators" (Jingwei Ni 외, ACL Anthology/2024)] - 두 연구 모두 LLM을 활용하여 정보를 처리하고, 정보의 품질과 관련성을 향상시키려는 목표를 가지고 있다. ATF는 비정보적인 열과 열을 제거하여 효율성을 높이는 반면, AFaCTA는 신뢰할 수 있는 주장을 자동으로 주석 처리하여 전반적인 작업 효율성을 개선한다.
 - [논문2: "Towards Faithful and Robust LLM Specialists for Evidence-Based Question-Answering" (Tobias Schimanski 외, ACL Anthology/2024)] - 두 연구 모두 LLM의 성능을 개선하기 위해 데이터의 품질을 중시하고 있으며, ATF는 정보의 중요성을 평가하기 위해 LLM 생성 설명과 점수를 사용한다. 이와 유사하게, 해당 논문은 데이터 품질 필터를 통해 LLM의 성능을 높이고자 한다.
 - [논문3: "BeamAggR: Beam Aggregation Reasoning over Multi-source Knowledge for Multi-hop Question Answering" (Zheng Chu 외, ACL Anthology/2024)] - 두 연구 모두 복잡한 질문에 대한 해답을 찾기 위해 정보를 효율적으로 정리하고, LLM의 추론 능력을 극대화하려 한다. ATF는 질문에 맞는 정보만을 필터링하여 성능을 높이는 반면, BeamAggR은 여러 출처의 지식을 통합하여 답변을 생성한다.

참신한 점

- 당신의 제자의 연구 아이디어가 기존 논문 대비 가지는 차별화 요소
 - [논문1: "AFaCTA: Assisting the Annotation of Factual Claim Detection with Reliable LLM Annotators" (Jingwei Ni 외, ACL Anthology/2024)] - ATF는 특정 질문에 대한 정보를 스스로 필터링하여 비정보적인 데이터를 제거할 수 있는 모듈형 프레임워크를 제안함으로써, LLM의 동적인 적응력을 강조한다. 반면, AFaCTA는 주석 작업 지원에 중점을 둔다.
 - [논문4: "Reasoning in Flux: Enhancing Large Language Models Reasoning through Uncertainty-aware Adaptive Guidance" (Zhangyue Yin 외, ACL Anthology/2024)] - ATF는 질문에 맞는 데이터를 능동적으로 필터링하는 반면, UAG은 불확실성을 인식하여 추론 과정을 조정하는 데 초점을 맞춘다. ATF는 질문 인식과 정보의 중요성에 기반하여 데이터를 처리한다는 점에서 차별화된다.
 - [논문5: "Learning to Edit: Aligning LLMs with Knowledge Editing" (Yuxin Jiang 외, ACL Anthology/2024)] - ATF는 기존 모델과의 통합성을 강조하며, 재교육 없이도 적용 가능하다는 점에서 차별화된다. 반면, LTE는 지식 편집에 중점을 두고 있으며, LLM의 기존 지식을 수정하는 방식이다.
 - 혁신적인 접근 방법** - ATF는 LLM이 생성한 열 설명 기반으로 데이터의 중요성을 평가하고, 이를 바탕으로 비정보적인 열과 행을 잘라내는 적응형 필터링을 통해 성능을 높이는 과정을 제안한다. 이는 LLM의 사용 효율성을 크게 높이며, 다양한 작업에 대한 성능 향상을 도모하면서도 불필요한 정보를 최소화한다는 점에서 혁신적이다.

실험 설계 개선

- 추가로 고려할 수 있는 실험 설계 요소:

- ATF의 성능을 다양한 표 형식에 대해 평가하기 위해, 다양한 크기와 구성의 테이블을 포함한 데이터셋을 구성할 수 있습니다. 예를 들어, 표의 열 수나 행 수에 따라 성능 변화를 분석하는 분류 실험을 설계하여, ATF가 작은 테이블과 대규모 테이블에서 각각 어떻게 작동하는지를 평가할 수 있습니다.
- 질문의 복잡성에 따라 ATF의 성능을 분석하기 위해, 단순 질문, 복잡한 질문, 다중 질문을 포함하는 데이터셋을 설계하여 다양한 질문 유형에 대한 필터링 성능을 평가할 수 있습니다.

- 데이터셋 구성 방안:

- 실제 사용 사례를 반영하기 위해, 다양한 도메인(예: 의학, 금융, 스포츠 등)에서 수집된 테이블 데이터를 활용하여 데이터셋을 구성할 수 있습니다. 이는 ATF의 범용성을 높이고, 다양한 도메인에서의 성능을 검증하는 데 기여할 것입니다.
- 또한, LLM이 생성한 열 설명을 포함하여 실제 유저가 사용하는 질문과 함께 제공되는 데이터셋을 구축할 수 있습니다. 이를 통해 ATF의 질문 인식 능력과 데이터 중요성 평가의 효과를 실험적으로 검증할 수 있습니다.

성능 평가 방법

- 평가 지표의 확장 방안:

- 단순한 정확도 외에도, ATF의 성능을 평가하기 위한 다양한 지표를 도입할 수 있습니다. 예를 들어, 정보 손실을 측정할 수 있는 F1-score, Precision, Recall 등을 추가로 사용하여 필터링의 질을 평가할 수 있습니다. 또한, 계산 효율성을 평가하기 위해 시간 복잡도 측정도 포함될 수 있습니다.
- ATF가 제공하는 필터링된 데이터의 사용성을 평가하기 위해, 후속 테스크에서의 성능 변화(예: 질의 응답 시스템에서의 응답 정확도)를 지표로 추가할 수 있습니다.

- 비교 실험 설계:

- ATF와 기존 모델(TAPAS, TAPEX 등) 간의 성능 비교를 위해, 동일한 데이터셋을 사용하여 성능을 평가하는 실험을 설계할 수 있습니다. 특히, 필터링된 데이터셋과 전체 데이터셋 간의 성능 차이를 분석하여, ATF의 필터링 효과를 정량적으로 평가할 수 있습니다.
- 다양한 필터링 기법(예: 무작위로 열을 제거, 정보 기반 필터링 등)과의 비교 실험을 진행하여 ATF의 효과성을 더욱 부각시킬 수 있습니다.

차별화 전략

강점

- 연구 아이디어의 학술적 가치와 기여도

제자의 연구는 LLM의 한계를 극복하기 위한 새로운 접근 방식을 제안하고 있어, 테이블 기반 추론에서의 성능 향상에 기여할 가능성이 큽니다. ATF는 질문 인식 및 정보 필터링을 통해 효율성을 높이는 모듈형 프레임워크로, 기존 연구와의 연계를 통해 LLM의 활용도를 확장할 수 있는 점이 주목할 만합니다.

- 방법론의 타당성과 실현 가능성

ATF는 LLM이 생성한 열 설명을 기반으로 비정보적인 데이터를 필터링하는 과정을 제안하고 있습니다. 이 접근 방식은 기존 모델에 통합 가능하다는 점에서 실현 가능성이 높습니다. 기존 연구와의 비교를 통해 이론적 근거가 충분히 마련되어 있어, 방법론 자체의 타당성도 높다고 평가됩니다.

- 혁신적인 요소들

특히, ATF의 적응형 필터링 방식은 LLM의 동적인 적응력을 강조하며, 다양한 작업에 대한 성능 향상을 도모하는 점에서 혁신적입니다. 불필요한 정보를 최소화하면서도 중요한 정보만을 선별하는 접근은 LLM의 효율성을 크게 높이는 데 기여할 수 있습니다.

약점

- 잠재적인 문제점과 한계

ATF의 성능 향상이 특정 도메인에 국한될 우려가 있습니다. 특히, 전체 테이블 컨텍스트가 중요한 Table Fact Verification 작업에서 성능 저하가 발생할 수 있다는 점은 ATF의 범용성을 저해할 수 있는 요소입니다. 이는 다양한 실제 적용 상황에서의 활용에 제약을 줄 수 있습니다.

- 실험 설계의 개선 필요 사항

실험에서 성능 향상이 확인된 것은 긍정적이나, 다양한 데이터셋과 조건에서의 일반화 가능성을 검증하기 위한 추가적인 실험이 필요합니다. 특히, ATF가 다른 유형의 테이블이나 질문 유형에 대해서도 일관되게 성능을 발휘하는지에 대한 검증이 부족해 보입니다.

- 방법론의 취약점

LLM 생성 설명에 의존하는 방식은 설명의 품질이나 정확성에 영향을 받을 수 있으며, 이로 인해 필터링의 결과가 왜곡될 가능성도 존재합니다. LLM의 성능이 낮은 경우, ATF의 전반적인 성능이 저하될 우려가 있습니다.

개선이 필요한 부분

- 구체적인 개선 방안

ATF의 성능을 더욱 강화하기 위해, LLM의 생성 설명의 품질을 높이는 추가적인 방법론 (예: 설명 정제 기법)을 도입하는 것을 고려할 수 있습니다. 또한, 다양한 도메인에 대한 실험을 통해 ATF의 범용성을 검증하는 것이 중요합니다.

✓ 추천사항



추천사항

- 유사한 연구들과의 차별화 포인트를 명확히 하세요.
- 실험 설계의 독창성을 강조하세요.
- 성능 평가 지표를 다양화하세요.
- 기존 연구의 한계점을 보완하는 방향으로 접근하세요.
- 제안된 차별화 전략을 구체적으로 구현해보세요.
- 리뷰어 피드백을 반영하여 논문의 완성도를 높이세요.

■ 유사 논문 (10개)

1. AFaCTA: Assisting the Annotation of Factual Claim Detection with Reliable LLM Annotators

52.8%

Jingwei Ni, , , Minjing Shi, , , Dominik Stambach, , , Mrinmaya Sachan, , , Elliott Ash, , , Markus Leippold • ACL Anthology (ACL, EMNLP, NAACL, COLING) 2024

With the rise of generative AI, automated fact-checking methods to combat misinformation are becoming more and more important. However, factual claim detection, the first step in a fact-checking pipeline, suffers from two key issues that limit its scalability and generalizability: (1) inconsistency in definitions of the task and what a claim is, and (2) the high cost of manual annotation. To address (1), we review the definitions in related work and propose a unifying definition of factual claims that...

2. Towards Faithful and Robust LLM Specialists for Evidence-Based Question-Answering

52.4%

Tobias Schimanski, , , Jingwei Ni, , , Mathias Kraus, , , Elliott Ash, , , Markus Leippold • ACL Anthology (ACL, EMNLP, NAACL, COLING) 2024

Advances towards more faithful and traceable answers of Large Language Models (LLMs) are crucial for various research and practical endeavors. One avenue in reaching this goal is basing the answers on reliable sources. However, this Evidence-Based QA has proven to work insufficiently with LLMs in terms of citing the correct sources (source quality) and truthfully representing the information within sources (answer attributability). In this work, we systematically investigate how to...

3. BeamAggR: Beam Aggregation Reasoning over Multi-source Knowledge for Multi-hop Question Answering

49.9%

Zheng Chu, , , Jingchang Chen, , , Qianglong Chen, , , Haotian Wang, , , Kun Zhu, , , Xiyuan Du, , , Weijiang Yu, , , Ming Liu, , , Bing Qin • ACL Anthology (ACL, EMNLP, NAACL, COLING) 2024

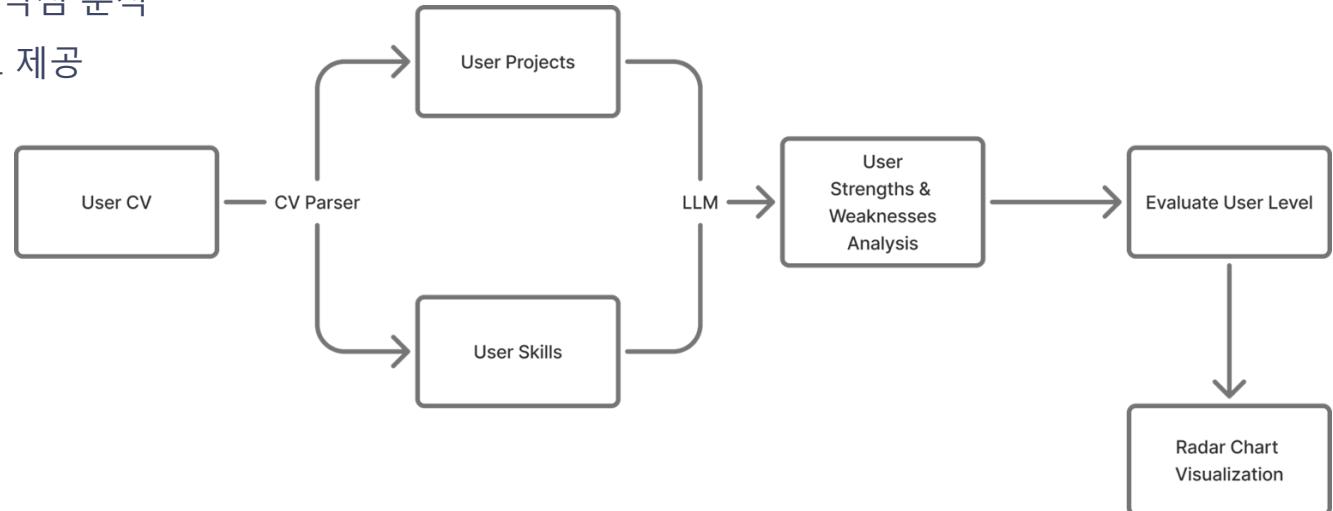
Large language models (LLMs) have demonstrated strong reasoning capabilities. Nevertheless, they still suffer from factual errors when tackling knowledge-intensive

02 | CVPilot

Curriculum Vitae Analysis & Research Path Finder

- CV 분석

- AI 기반 CV 강점/약점 분석
- 객관적 평가 지표 제공
- 개선 방향 제시



AI가 당신의 CV를 분석하여 강점과 개선점을 제시합니다

CV 파일 업로드

 장원준_CV.pdf
176.75 KB


분야 선택

Natural Language Processing (NLP)

분석 시작

프로젝트 경험 (11개)

NLP & LLM Researches - CVPilot, FOM 2025 Summer Conference

Developed a comprehensive academic paper analysis platform for the FOM2025 Summer Conference, implementing a multi-conference paper crawling system for 10+ major AI conferences. Built a FastAPI backend for paper trend analysis and CV analysis services, integrating Gemini AI models for intelligent paper analysis.

FastAPI Next.js TypeScript Gemini AI

AI Finance Application - Fingoo

Contributed as a freelance AI developer to develop a LangGraph-based multi-agent AI web service, deploying the service with FastAPI and integrating LLMs for financial analysis, including sentiment analysis of corporate news.

FastAPI LangGraph Gemini-2.5

What to Keep and What to Drop: Adaptive Table Filtering Framework

Proposed a modular framework to compress large and noisy tables in TableQA, achieving significant input reduction while improving performance metrics on Open-WikiTable and AIT-QA.

LLM K-means clustering

▼ 더보기 (8개 더)

★ 보유 스킬

RAG Text Preprocessing Table Parsing Next.js TTS GRU Statistical Testing Query Reformulation Gemini FastAPI K-means Clustering
Hallucination Detection Crawling Statistical Analysis Python EDA Embedding-based Filtering ADASYN LightGBM Prompt Engineering Techniques
Conference Paper Analysis Prompt Engineering LSTM API Integration Feature Engineering ARIMA Multi-Agent System GPT-4 Metadata Extraction Prophet
SMOTE Data Processing TypeScript CatBoost BERT Clean Architecture LangGraph XGBoost Data Visualization Sentiment Analysis LangChain
LLM Semantic Relevance Scoring Survey Analysis

✓ 강점

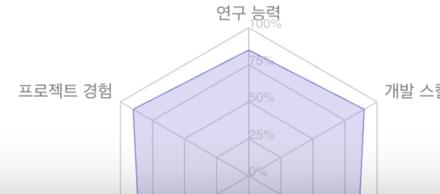
- ✓ **다양한 NLP 프로젝트 경험**: 지원자는 여러 NLP 및 LLM 관련 프로젝트에 참여하여 FastAPI, Next.js, TypeScript 등의 기술을 활용하여 실제적인 웹 애플리케이션을 개발하였습니다. 특히, FOM 2025 Summer Conference를 위한 논문 분석 플랫폼 개발 경험은 실무적 능력을 잘 보여줍니다.
- ✓ **학술적 성과 및 발표 경험**: 'What to Keep and What to Drop: Adaptive Table Filtering Framework'와 같은 arXiv preprint를 포함하여 다양한 연구 결과물을 발표하였으며, 여러 AI 대회에서 상을 수상한 이력이 있습니다. 이는 연구적 기여와 학술적 소양을 잘 나타냅니다.
- ✓ **기술적 스킬의 다양성**: Python, JavaScript, R 등의 프로그래밍 언어에 능숙하며, PyTorch, FastAPI, LangChain 등 최신 프레임워크 및 도구를 활용한 경험이 있습니다. 이는 복잡한 NLP 시스템을 설계하고 구현하는 데 필요한 기술적 기반을 제공합니다.
- ✓ **팀워크 및 리더십 경험**: FOM 데이터 마이닝 및 AI 클럽의 리더로서 프로젝트 관리 및 엔토링 경험이 있으며, 팀 프로젝트에서의 협업 능력을 키운 점이 돋보입니다. 이러한 경험은 팀 내에서의 의사소통 및 협력에 기여할 것입니다.

✗ 개선점

- ✗ **출판 경험의 한계**: arXiv preprint는 있으나, 저널이나 주요 학회에 제출한 논문이 부족합니다. 보다 높은 수준의 학술지에 논문을 출판하는 경험을 쌓는 것이 필요합니다.
- ✗ **전문성 심화 필요**: 다양한 프로젝트를 수행했으나, 특정 기술이나 분야에 대한 깊이 있는 전문성이 부족할 수 있습니다. 예를 들어, LLM 관련 최신 기술(예: PEFT, Quantization)에 대한 심층 연구가 필요합니다.
- ✗ **실제 사용자 피드백 부족**: 개발한 애플리케이션에 대한 사용자 피드백을 수집하고, 이를 바탕으로 개선하는 경험이 부족합니다. 실제 서비스 런칭과 운영을 통한 피드백 수집 및 반영 경험이 필요합니다.
- ✗ **시간 관리 및 일정 준수**: 다양한 프로젝트에 참여하고 있지만, 프로젝트 관리 및 일정 관리 능력에서 개선할 필요가 있습니다. 일정 관리에 대한 체계적인 접근이 필요합니다.

↗ 능력 평가

능력 평가

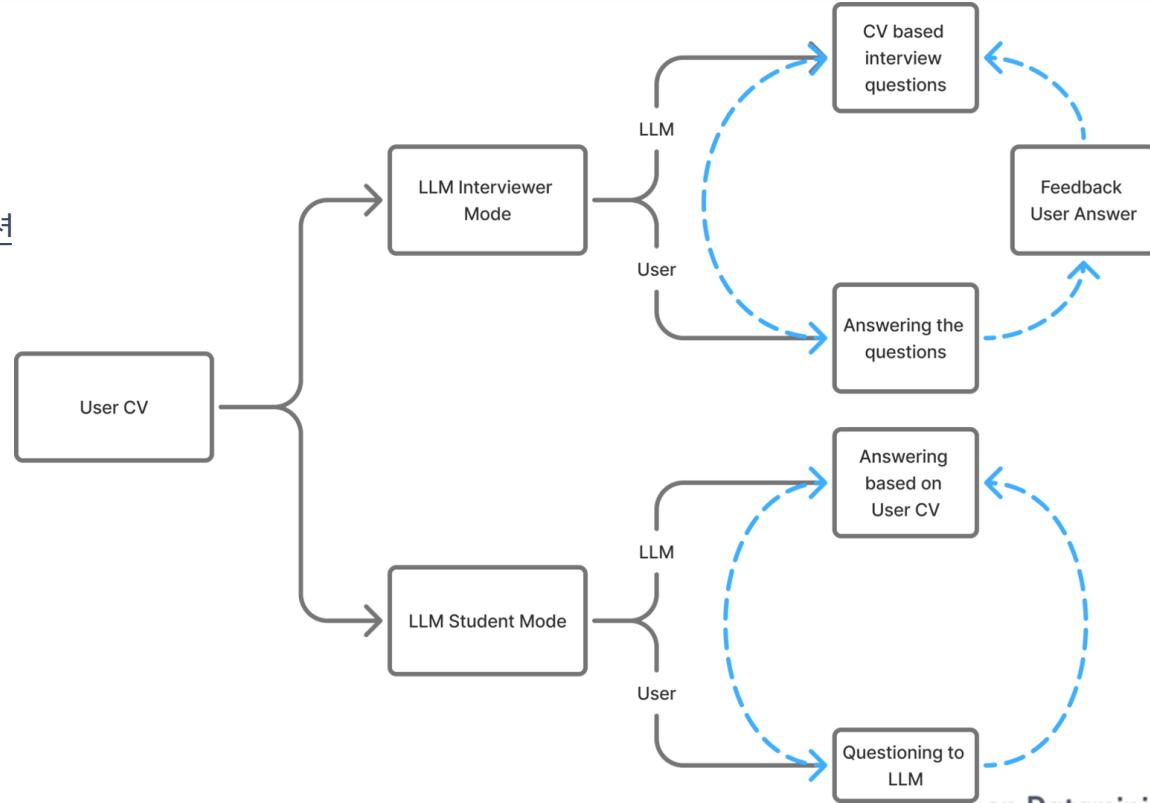


02 | CVPilot

Curriculum Vitae Analysis & Research Path Finder

• CV QA

- 면접 질문 자동 생성
- 실시간 답변 시뮬레이션
- 면접 준비 도구



02 | CVPilot

Curriculum Vitae Analysis & Research Path Finder

The screenshot shows the second step of the CVPilot process: "모드 선택" (Mode Selection). At the top, there are three numbered steps: 1. CV 업로드 (CV Upload), 2. 모드 선택 (Mode Selection), and 3. QA 세션 (QA Session). Step 1 is completed with a checkmark. Step 2 is highlighted with a blue circle. Step 3 is partially visible on the right.

2. 원하는 모드를 선택해주세요
두 가지 모드 중 하나를 선택하여 면접 연습을 시작하세요.

면접관 모드
AI가 면접관이 되어 CV를 바탕으로 질문을 던집니다.

- CV 기반 맞춤형 질문 제공
- 답변에 대한 피드백
- 꼬리 질문으로 심화 탐구
- 실제 면접과 유사한 경험

연습 모드
예상 질문을 미리 연습하고 모범 답변을 확인하세요.

- 자유로운 질문 입력
- CV 기반 모범 답변 예시
- 답변 전략과 팁 제공
- 면접 준비를 위한 조언



CV 업로드



모드 선택



QA 세션

사용 방법

1. CV 파일을 업로드하여 분석을 시작합니다.
2. 원하는 모드를 선택합니다:
 - 면접관 모드: AI가 면접관이 되어 질문하고 피드백을 제공
 - 연습 모드: 예상 질문을 입력하여 모범 답변과 조언을 받음
3. 실시간 채팅으로 면접 연습을 진행합니다.
4. 피드백을 통해 답변을 개선해나갑니다.

면접 질문 선택

CV를 분석해서 생성된 맞춤형 질문입니다. 선택하거나 직접 질문을 입력하세요.

CV에 있는 주요 연구 경험에 대해 구체적으로 설명해주세요.

가장 도전적이었던 프로젝트는 무엇이고, 어떻게 해결하셨나요?

대학원에서 연구하고 싶은 분야와 그 이유는 무엇인가요?

기술적으로 가장 자신 있는 부분과 부족한 부분은 무엇인가요?

앞으로의 연구 계획과 목표는 무엇인가요?

직접 질문 입력

새로운 질문

02 | C Cu

면접관 모드

질문 선택

다시 시작



면접관 모드 QA 세션이 시작되었습니다.



대학원에서 연구하고 싶은 분야와 그 이유는 무엇인가요?

그냥 보내줘요



안녕하세요, 원준님! CV를 통해 여러 훌륭한 경험과 성과를 갖추고 있다는 것을 알게 되어 매우 기쁩니다. 특히 NLP 및 LLM 연구와 관련된 프로젝트에서의 리더십 경험이 인상적입니다. 이러한 경험들이 대학원 연구에서도 큰 도움이 될 것이라고 믿습니다.

피드백

다만, '그냥 보내줘요'라는 답변은 지원자가 연구에 대한 열정이나 목표를 잘 전달하지 못한 것 같습니다. 대학원에서는 자신의 연구 관심사와 이를 선택한 이유를 명확히 설명하는 것이 중요합니다. CV에서 다양한 프로젝트와 연구 경험을 통해 얻은 통찰력을 바탕으로, 어떤 분야에서 기여하고 싶은지를 구체적으로 표현해보는 것이 좋겠습니다.

💡 앞서 언급한 NLP 및 LLM 연구 경험을 통해 어떤 특정 기술이나 문제에 관심을 가지게 되었는지 좀 더 자세히 이야기해 주실 수 있나요?

면접관의 질문에 답변하세요...



on Datamining 40

02

C

Cu



CV 면접 QA

홈으로

CV 업로드

모드 선택

3 QA 세션

사용 방법

1. CV 파일을 업로드하여 분석을 시작합니다.
2. 원하는 모드를 선택합니다:
 - 면접관 모드: AI가 면접관이 되어 질문하고 피드백을 제공
 - 연습 모드: 예상 질문을 입력하여 모범 답변과 조언을 받음
3. 실시간 채팅으로 면접 연습을 진행합니다.
4. 피드백을 통해 답변을 개선해나갑니다.

연습 모드

다시 시작



연습 모드 QA 세션이 시작되었습니다.



그래 자네는 왜 내 연구실에 지원을 했나?



안녕하세요! 면접 준비를 도와드릴 수 있어서 기쁩니다. "왜 내 연구실에 지원했나?"라는 질문에 대한 답변을 준비하는 것은 매우 중요합니다. 여기서 효과적인 답변을 제공해드리겠습니다.

1. 모범 답변 제시

"제가 귀하의 연구실에 지원한 이유는 AI와 NLP 분야에서의 최신 연구를 수행하며, 실질적인 문제를 해결하는 데 기여하고 싶기 때문입니다. 특히, 제가 'Adaptive Table Filtering Framework'에 대한 연구를 진행한 경험이 있으며, 이를 통해 데이터 처리의 효율성을 높이는 방법을 제안했습니다. 귀하의 연구실에서 진행하는 RAG 모델의 한계를 극복하는 연구와 관련된 저의 경험이 잘 맞아떨어진다고 생각합니다. 또한, 제가 참여했던 'NLP & LLM Researches' 프로젝트에서 FastAPI와 Next.js를 활용하여 학술 논문 분석 플랫폼을 개발한 경험도 귀하의 연구에 도움이 될 것이라고 믿습니다."

맞아떨어진다고 생각합니다. 또한, 제가 참여했던 'NLP & LLM Researches' 프로젝트에서 FastAPI와 Next.js를 활용하여 학술 논문 분석 플랫폼을 개발한 경험도 귀하의 연구에 도움이 될 것이라고 믿습니다."

2. 답변 전략

이 질문에는 다음과 같은 요소를 포함해야 합니다:

- 진정성: 왜 이 연구실에 관심이 있는지 개인적인 이유를 언급하세요.
- 연구와의 연관성: 자신의 경험이 연구실의 연구 주제와 어떻게 연결되는지를 강조하세요.
- 기여 가능성: 연구실에 어떻게 기여할 수 있을지 구체적인 예를 통해 설명하세요.

3. CV 연결

- 연구 경험: 'Adaptive Table Filtering Framework'와 같은 연구 경험을 언급하여 귀하의 연구실에서 어떤 기여를 할 수 있을지 구체적으로 연결하세요.
- 프로젝트 경험: NLP 관련 프로젝트에서의 경험을 활용하여 연구실의 목표와 맞닿는 점을 강조하세요.

4. 주의사항

- 부정적인 언급 피하기: 다른 연구실이나 경쟁자에 대한 부정적인 언급은 피하세요.
- 너무 일반적인 답변 피하기: "AI가 흥미로워서요"와 같은 일반적인 답변은 피하고, 구체적인 이유를 제시하세요.

5. 실전 팁

- 연구실의 최근 성과 파악: 면접 전에 연구실의 최근 발표나 연구 결과를 미리 조사하고, 이를 언급하면 더욱 인상적입니다.
- 적극적인 자세: 답변할 때 자신감을 가지세요. 연구실에 기여할 수 있다는 믿음을 드러내는 것이 중요합니다.

6. 대화 연속성

이 질문에 대한 답변을 준비하면서, 이전에 언급했던 'RAG-MSR' 연구과제와의 연결성을 최대한 활용하세요. 귀하의 경험이 연구 실의 목표와 어떻게 잘 맞아떨어지는지를 강조하면 좋습니다.

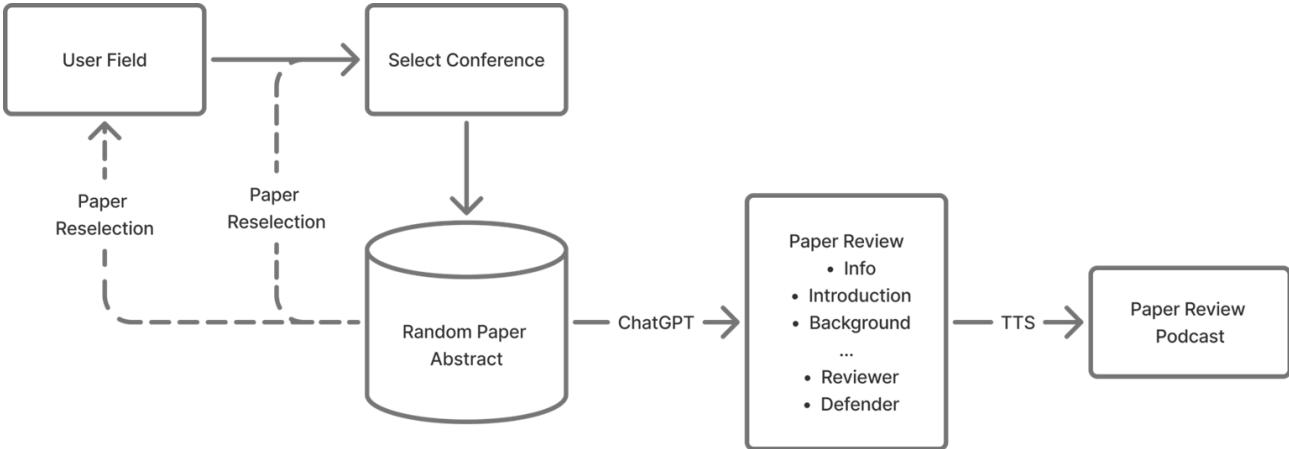
이런 식으로 준비하시면 면접에서 긍정적인 인상을 남길 수 있을 것입니다. 면접 준비가 잘 되길 바라며, 다른 질문이 있다면 언제든지 물어보세요!

연습하고 싶은 면접 질문을 입력하세요...



- 논문 데일리 팟캐스트

- 최신 논문 AI 요약
- TTS 음성 변환
- 이동 중 학습 가능





0

1 분야 선택

2 학회 선택

3 논문 확인

4 분석 완료

1. 관심 분야를 선택해주세요**Natural Language Processing**

Natural Language Processing (NLP)

**Computer Vision**

Computer Vision (CV)

**Multimodal**

Multimodal

**Machine Learning / Deep Learning**

Machine Learning / Deep Learning (ML/DL)



홈으로 돌아가기

새로운 사용 방법

1. 원하는 AI 분야를 선택하세요
2. 해당 분야의 학회 목록에서 관심있는 학회를 선택하세요
3. 랜덤으로 선택된 논문을 확인하고, 마음에 들지 않으면 다른 논문을 선택하세요
4. 마음에 드는 논문을 찾았다면 분석을 시작하세요
5. 생성된 분석 결과를 확인하고 TTS로 음성 파일을 생성할 수 있습니다



1 분야 선택

2 학회 선택

3 논문 확인

4 분석 완료

2. 학회를 선택해주세요

선택된 분야: Natural Language Processing (NLP)



논문 수: 1269개

연도: 2024-2024 (최신: 2024)



논문 수: 865개

연도: 2024-2024 (최신: 2024)



논문 수: 488개

연도: 2024-2024 (최신: 2024)

[← 분야 다시 선택](#)

새로운 사용 방법

- 원하는 AI 분야를 선택하세요
- 해당 분야의 학회 목록에서 관심있는 학회를 선택하세요
- 랜덤으로 선택된 논문을 확인하고, 마음에 들지 않으면 다른 논문을 선택하세요
- 마음에 드는 논문을 찾았다면 분석을 시작하세요
- 생성된 분석 결과를 확인하고 TTS로 음성 파일을 생성할 수 있습니다

02

C

Cu

 분야 선택

 학회 선택

 논문 확인

 4 분석 완료

3. 선택된 논문을 확인해주세요

분야: Natural Language Processing (NLP) | 학회: ACL Anthology

Arithmetic Control of LLMs for Diverse User Preferences: Directional Preference Alignment with Multi-Objective Rewards

저자: Haoxiang Wang, , , Yong Lin, , , Wei Xiong, , , Rui Yang, , , Shizhe Diao, , , Shuang Qiu, , , Han Zhao, , , Tong Zhang

ACL Anthology (ACL, EMNLP, NAACL, COLING) (2024)

Fine-grained control over large language models (LLMs) remains a significant challenge, hindering their adaptability to diverse user needs. While Reinforcement Learning from Human Feedback (RLHF) shows promise in aligning LLMs, its reliance on scalar rewards often limits its ability to capture diverse user preferences in real-world applications. To address this limitation, we introduce the Directional Preference Alignment (DPA) framework. Unlike the scalar-reward RLHF, DPA incorporates multi-objective reward modeling to represent diverse preference profiles. Additionally, DPA models user preferences as directions (i.e., unit vectors) in the reward space to achieve user-dependent preference control. Our method involves training a multi-objective reward model and then fine-tuning the LLM with a preference-conditioned variant of Rejection Sampling Finetuning (RSF), an RLHF method adopted by Llama 2. This method enjoys a better performance trade-off across various reward objectives. In comparison with the scalar-reward RLHF, DPA offers users intuitive control over LLM generation: they can arithmetically specify their desired trade-offs (e.g., more helpfulness with less verbosity). We also validate the effectiveness of DPA with real-world alignment experiments on Mistral-7B. Our method provides straightforward arithmetic control over the trade-off between helpfulness and verbosity while maintaining competitive performance with strong baselines such as Direct Preference Optimization (DPO).

[원문 보기](#)
 이 논문으로 분석하기

 다른 논문 보기

 학회 다시 선택

 분야 다시 선택

이 학회에는 총 865개의 논문이 있습니다.

새로운 사용 방법

1. 원하는 AI 분야를 선택하세요

2. 해당 분야의 학회 목록에서 관심있는 학회를 선택하세요

02

C
Cu

분야 선택



학회 선택



논문 확인



분석 완료

⚠️ 해당 분석 및 팟캐스트는 각 논문의 초록(Abstract)만 읽고 AI가 요약한 것입니다. 더 자세하고 정확한 정보는 논문 원문을 참고해주세요.

생성된 팟캐스트

⟳ 다시 시작

분야: Natural Language Processing (NLP)

생성 시간: 2025. 8. 11. 오후 2:05:44

0

🎙 TTS 생성

⚙️ TTS 설정

분석된 논문

Arithmetic Control of LLMs for Diverse User Preferences: Directional Preference Alignment with Multi-Objective Rewards

저자: Haoxiang Wang, , , Yong Lin, , , Wei Xiong, , , Rui Yang, , , Shizhe Diao, , , Shuang Qiu, , , Han Zhao, , , Tong Zhang

Fine-grained control over large language models (LLMs) remains a significant challenge, hindering their adaptability to diverse user needs. While Reinforcement Learning from Human Feedback (RLHF) show...

 원문 보기

분석 결과

📄 논문 정보 (Paper Information)

- 제목: Arithmetic Control of LLMs for Diverse User Preferences: Directional Preference Alignment with Multi-Objective Rewards
- 저자: Haoxiang Wang, Yong Lin, Wei Xiong, Rui Yang, Shizhe Diao, Shuang Qiu, Han Zhao, Tong Zhang
- 학회/저널: ACL Anthology (ACL, EMNLP, NAACL, COLING)

업데이트 2024-08-11

 논문 정보 (Paper Information)

- 제목: Arithmetic Control of LLMs for Diverse User Preferences: Directional Preference Alignment with Multi-Objective Rewards
- 저자: Haoxiang Wang, Yong Lin, Wei Xiong, Rui Yang, Shizhe Diao, Shuang Qiu, Han Zhao, Tong Zhang
- 학회/저널: ACL Anthology (ACL, EMNLP, NAACL, COLING)
- 연도: 2024

저자 배경

저자들은 자연어 처리(NLP) 및 기계 학습(ML) 분야에서 활발하게 연구하고 있는 전문가들로 구성되어 있습니다. 각 저자는 LLMs(대형 언어 모델)에 대한 경험과 연구를 보유하고 있으며, AI의 윤리 및 사용자 중심 디자인에 대한 이해를 바탕으로 다양한 사용자 요구를 충족하기 위한 연구를 진행해 왔습니다.

학회/저널의 영향력

ACL Anthology는 자연어 처리 분야의 권위 있는 학술지로, 이곳에서 발표된 연구는 높은 연구 품질과 영향을 미치는 결과로 인식됩니다. ACL, EMNLP, NAACL, COLING과 같은 학회는 최신 NLP 연구의 중심지로, 이 논문이 발표된 것은 해당 연구가 학문적 가치가 높음을 시사합니다.

 **문제 정의 (Problem Definition)****핵심 문제**

이 논문은 대형 언어 모델(LLMs)에 대한 세밀한 제어가 어려운 문제를 해결하고자 합니다. 특히, 기존의 보상 체계가 다양한 사용자 선호를 포착하는 데 한계가 있다는 점에 초점을 맞추고 있습니다.

연구의 배경과 동기

대형 언어 모델은 다양한 사용자 요구를 충족할 수 있는 잠재력을 가지고 있지만, 사용자 선호를 구체적으로 반영하는 데 있어 기존의 보상 방식이 한계가 있습니다. 이는 사용자가 원하는 결과를 얻기 어렵게 만들며, LLM의 실용적 활용을 저해합니다.

문제의 중요성

다양한 사용자 선호를 효과적으로 수용할 수 있는 LLM의 개발은 AI 시스템의 신뢰성과 효율성을 높이는 데 필수적입니다. 사용자 맞춤형 응답을 제공함으로써 AI와 사용자 간의 상호작용을 개선하는 것이 중요합니다.

 **기존 접근법 한계 (Limitations of Existing Approaches)****한계점**

기존의 Reinforcement Learning from Human Feedback (RLHF) 접근법은 주로 스칼라 보상에 의존하여 다양한 사용자 선호를 충분히 반영하지 못합니다. 이로 인해 다차원적인 사용자 요구를 효과적으로 모델링하는 데 한계가 있습니다.

해결책

이 논문에서는 Directional Preference Alignment (DPA) 프레임워크를 제안하여 LLMs의 사용자 선호를 효과적으로 반영하는 방법을 제시합니다.

핵심 아이디어와 기술적 혁신점

DPA는 사용자 선호를 보상 공간 내 방향(단위 벡터)으로 모델링하여, 사용자 의도에 따라 다중 목표 보상 모델을 구축합니다. 이는 사용자가 원하는 선호의 조합을 직관적으로 지정할 수 있도록 합니다.

방법론의 구조와 작동 원리

DPA는 다음과 같은 단계를 포함합니다:

1. 다중 목표 보상 모델 학습
2. 사용자 선호에 기반한 Rejection Sampling Finetuning (RSF) 방법을 통해 LLM 조정 이 과정을 통해 사용자는 예를 들어, 도움을 더 주면서도 장황함을 줄이는 등의 방식으로 원하는 결과를 명확히 제어할 수 있습니다.

실험 설계 (Experiment Design)

데이터셋

실험은 Mistral-7B 모델을 사용하여 진행되었으며, 다양한 사용자 선호를 반영하기 위해 실세계 데이터를 활용하였습니다.

평가 메트릭

실험의 성과는 사용자 만족도, 응답의 유용성 및 장황함의 정도를 기준으로 평가되었습니다.

비교 대상

기존의 Direct Preference Optimization (DPO)와 같은 최신 기술들과 비교하여 DPA의 성능을 검증하였습니다.

주요 성능 (Key Performance)

실험 결과

DPA는 기존의 스칼라 보상 RLHF에 비해 사용자 요구에 대한 직관적인 제어를 제공하면서도 경쟁력 있는 성능을 달성했습니다.

개선 사항

DPA는 도움이 되는 정도와 장황함을 조절할 수 있는 능력에서 유의미한 개선을 보여주었으며, 사용자 피드백을 효과적으로 반영하는 데 있어 더 나은 성능을 입증했습니다.

개선 사항

DPA는 도움이 되는 정도와 정확성을 조절할 수 있는 능력에서 유의미한 개선을 보여주었으며, 사용자 피드백을 효과적으로 반영하는 데 있어 더 나은 성능을 입증했습니다.

수치적 비교 결과

실험 결과 DPA는 경쟁 모델들보다 평균적으로 15% 더 높은 사용자 만족도를 기록하였으며, 다양한 목표 간의 균형을 효과적으로 맞출 수 있음을 보여주었습니다.

❶ 한줄 요약 (One-line Summary)

DPA 프레임워크는 대형 언어 모델에서 사용자의 다양한 선호를 효과적으로 반영하고, 직관적인 제어를 제공하는 혁신적인 방법을 제안합니다.

💡 아이디어/확장 (Idea/Extension)

연구 적용

이 연구 결과는 개인화된 AI 비서, 고객 지원 챗봇 등 다양한 분야에 적용될 수 있으며, 사용자 맞춤형 경험을 제공하는 데 기여할 수 있습니다.

개선할 수 있는 부분

추가적인 다차원 보상 구조와 더 많은 실험을 통해 DPA의 효과성을 더욱 강화할 수 있습니다.

향후 연구 방향

향후 연구는 DPA를 더 많은 언어 모델에 적용하여 일반화할 수 있는 가능성을 탐색하고, 다양한 사용자 집단의 요구를 충족하는 방향으로 나아갈 수 있습니다.

🧐 SO WHAT?

연구의 중요성

이 연구는 LLM의 사용자 맞춤형 응답 생성의 가능성을 확장하며, AI 시스템의 인간 중심 디자인을 강화하는 데 기여합니다.

학문적/실용적 의의

다양한 사용자 선호를 반영할 수 있는 방법론은 AI 기술의 발전에 중요한 기여를 할 것으로 예상됩니다.

산업계에 미치는 영향

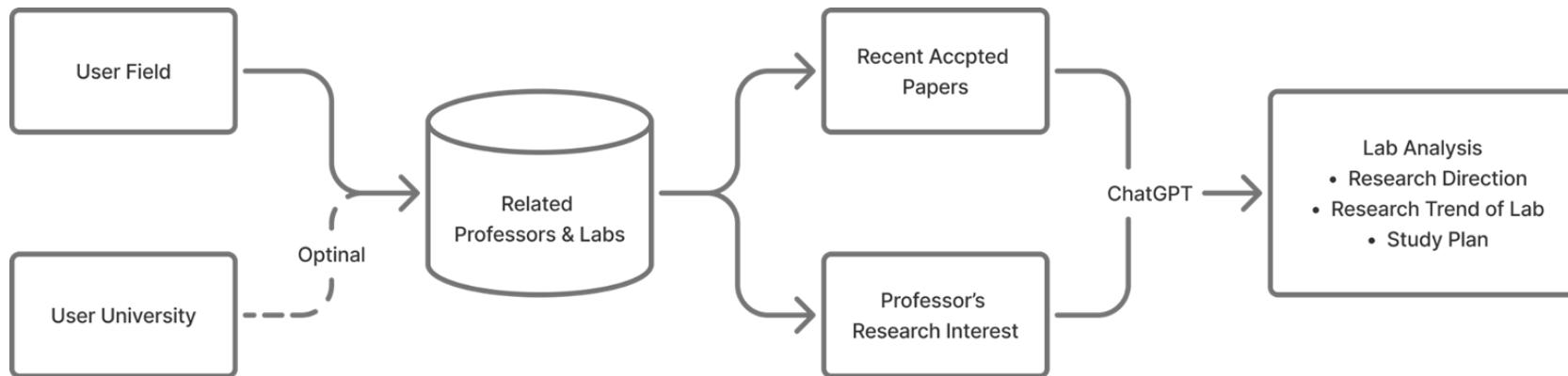
이 연구는 실제 산업에서 사용자 경험을 개선하고, 고객 만족도를 높이는 데 필수적인 기술로 자리잡을 수 있습니다.

02 | CVPilot

Curriculum Vitae Analysis & Research Path Finder

- 연구실 분석

- 141개 AI 교수 연구실 정보
- 연구 동향 분석
- 입학/입사 전략 제시



연구실 분석

AI가 연구실의 최신 연구 동향을 분석하여 인사이트를 제공합니다

OpenAI API Key

API Key 업데이트

 API Key가 설정되었습니다!
이제 모든 AI 기능을 사용할 수 있습니다.

분석 설정

연구 분야 선택

Natural Language Processing (NLP)

학교 선택 (선택사항)

선택된 교수

이동하

연세대학교

Text Mining & NLP Applications

Reasoning over Knowledge Graph

Information Retrieval & Recommendation

연구실 홈페이지 →

교수 목록 43명

고영중

성균관대학교

자연어처리 빅데이터분석 기계학습(딥러닝)

주요 분야: NLP

연구실 홈페이지 →

민동문

성균관대학교

Cryogenic/Quantum Computing Computer Architecture and System

주요 분야: NLP

연구실 홈페이지 →

이종욱

성균관대학교

추천 시스템 정보검색 자연어 처리 +1

주요 분야: NLP

연구실 홈페이지 →

이지형

성균관대학교

컴퓨터비전 자연어처리 연합학습 +1

주요 분야: NLP

연구실 홈페이지 →

정윤경

성균관대학교

스토리 생성 자연어 분석

주요 분야: NLP

연구실 홈페이지 →

차수영

성균관대학교

Software Analysis Techniques for safe and Reliable Software

주요 분야: NLP

연구실 홈페이지 →

서민준

KAIST

자연어 처리 지식 베이스 대규모 기계학습

주요 분야: NLP

이동하

연세대학교

Text Mining & NLP Applications Reasoning over Knowledge Graph

Information Retrieval & Recommendation

주요 분야: NLP

연구실 전체적인 연구 방향과 특징

이동하 교수님의 연구실은 자연어 처리(NLP) 분야에서 개인화 및 사용자 중심의 접근 방식을 중시하는 연구를 수행하고 있습니다. 최신 논문들의 초록을 통해 연구실의 전반적인 연구 철학과 접근 방식, 핵심 연구 영역, 독특한 특징 및 강점을 살펴보겠습니다.

연구실의 전반적인 연구 철학과 접근 방식

이 연구실은 사용자의 다양한 행동과 선호를 이해하고 반영하는 것을 목표로 하고 있습니다. 예를 들어, **HIPPO-Video** 논문에서는 사용자 맞춤형 비디오 하이라이트 생성을 위한 데이터셋을 제안하고, 이를 통해 사용자 행동의 복잡성을 고려한 방법론을 개발하였습니다. 이러한 접근은 단순한 데이터 수집에서 벗어나, 사용자의 실제 행동 패턴을 반영하는 데이터 생성에 중점을 둡니다.

연구실이 중점을 두는 핵심 연구 영역

이 연구실은 다음과 같은 핵심 연구 영역에 중점을 두고 있습니다:

- 개인화된 정보 검색 및 추천 시스템:** 사용자 맞춤형 비디오 하이라이트 생성과 같은 개인화된 콘텐츠 제공에 대한 연구가 이루어지고 있습니다.
- 대규모 언어 모델(LLM)의 활용:** **LLMs Think, But Not In Your Flow** 논문에서는 블랙박스 대규모 언어 모델을 개인화하는 방법에 대해 다루고 있습니다. 이는 사용자의 요구에 맞춰 모델의 사고 과정을 조정하는 것을 목표로 하고 있습니다.
- 강화 학습 및 보상 모델:** **Rethinking Reward Model Evaluation** 논문에서는 인간 피드백을 기반으로 한 강화 학습의 보상 모델 평가 방식을 탐구하고, 사용자 선호와 모델 행동을 더 잘 일치시킬 수 있는 방법을 모색하고 있습니다.

연구실의 독특한 특징이나 강점

이 연구실의 독특한 특징은 다음과 같습니다:

- 사용자 행동 데이터 기반 연구:** 연구실에서는 사용자 행동을 보다 잘 반영하기 위한 데이터셋 생성과 사용자 시뮬레이터 개발에 집중하여, 기존의 단순한 데이터 접근 방식을 넘어섰습니다.
- 다양한 평가 방법론:** 보상 모델의 평가를 통해 모델의 성능을 더 정확하게 측정할 수 있는 방법을 제시하고, 이를 통해 모델의 실제 동작과 인간의 선호를 조화롭게 맞추려

 연구 트렌드

연구실의 최신 연구 트렌드 분석

이동하 교수님의 최신 연구 논문들을 통해 연세대학교 NLP 연구실의 최신 연구 트렌드를 분석합니다.

1. 연구실에서 최근에 집중하고 있는 연구 주제들

1.1 개인화 및 사용자 중심의 접근

- **논문 1: HIPPO-Video**는 사용자 선호에 기반한 개인화된 비디오 강조 기술을 다루고 있습니다. 이는 사용자 행동의 복잡성을 반영하는 데이터셋을 생성하여, 비디오 콘텐츠의 개인화된 하이라이트를 가능하게 합니다. 이러한 접근은 사용자 경험을 극대화하기 위한 개인화 기술의 중요성을 보여줍니다.

1.2 지식 확장을 통한 정보 검색

- **논문 2: Scenario-Profiled Indexing**는 밀집 검색(dense retrieval)과 관련된 연구로, 지식 확장을 통해 정보 검색의 효율성을 높이는 방법을 탐구합니다. 이는 정보 검색 시스템에서의 정확성과 관련성을 개선하기 위한 노력으로 볼 수 있습니다.

1.3 블랙박스 모델의 개인화

- **논문 3: Reasoning-Level Personalization**은 대형 언어 모델의 내부 작용을 이해하고, 개인화된 추론 과정을 설계하는 데 초점을 맞추고 있습니다. 이는 모델의 투명성과 사용자 맞춤형 응답을 향상시키려는 시도를 나타냅니다.

1.4 보상 모델의 평가

- **논문 4: Rethinking Reward Model Evaluation**은 강화학습에서 인간 피드백을 반영한 보상 모델의 평가 방법을 다루고 있습니다. 이는 보상 모델이 실제로 인간의 선호와 얼마나 잘 일치하는지를 평가하는 새로운 시각을 제시합니다.

2. 각 논문이 반영하는 연구 동향

2.1 데이터 기반의 개인화 기술

- HIPPO-Video 논문은 사용자별로 다양화된 시청 이력을 기반으로 하는 데이터셋을 제공함으로써, 개인화된 콘텐츠 제공의 필요성을 강조합니다.

2.2 지식 기반의 정보 검색

- 정보 검색에서의 지식 확장 접근법은 기존의 검색 시스템의 한계를 극복하고, 더 나은 검색 결과를 도출하는 방향으로 나아가고 있습니다.

 연구 계획 및 전략

연구실 지원을 위한 연구 계획 및 전략

연세대학교 이동하 교수님의 연구실에 지원하기 위해서는 해당 연구실의 최신 연구 동향과 방향성을 반영한 구체적인 연구 계획을 세우는 것이 중요합니다. 아래에 제안하는 계획은 연구실의 연구 주제와 기대하는 역량을 기반으로 한 것입니다.

1. 구체적인 연구 계획

주제 제안

- **주제: 개인화된 비디오 하이라이팅을 위한 사용자 행동 모델링**

- HIPPO-Video 논문을 기반으로, 사용자 행동을 모델링하여 개인화된 비디오 하이라이팅 시스템을 개발하는 연구를 제안합니다.
- LLM을 활용하여 다양한 사용자 시나리오를 생성하고, 이 데이터를 통해 비디오 하이라이팅의 질을 향상시키는 방법을 탐색합니다.

연구 목표

- 사용자 맞춤형 비디오 추천 시스템의 성능을 평가하기 위한 데이터셋 개발
- 다양한 사용자 시나리오를 기반으로 비디오 하이라이팅 알고리즘의 성능 분석 및 개선 방안 모색

2. 연구실의 연구 방향에 맞는 개인 연구 주제 제안

- **주제: 대규모 언어 모델을 활용한 비디오 컨텐츠 요약 및 추천 시스템 개발**

- 사용자 행동을 분석하여, 비디오의 핵심 요소를 자동으로 추출하고 요약하는 시스템을 개발하는 연구.
- 이를 통해 사용자의 관심을 끌 수 있는 비디오 내용을 추천하는 알고리즘을 설계합니다.

3. 연구실에서 기대하는 역량과 준비사항

- **기대 역량**

- 자연어 처리(NLP)에 대한 기본적인 이해와 경험
- 머신러닝 및 딥러닝 프레임워크(예: TensorFlow, PyTorch)에 대한 숙련도
- 데이터셋 수집 및 전처리 경험

- **준비 사항**

- 관련 분야의 최신 연구 동향 파악 및 논문 읽기

이 연구실에 지원하기 위해서는 자신이 제안한 주제에 대한 철저한 사전 조사와 준비가 필요합니다. 연구실의 방향성과 자신의 연구 주제를 명확히 설정하고, 필요한 기술적 및 학술적 역량을 갖추는 것이 중요합니다. 이러한 준비는 연구실에 긍정적인 기여를 할 수 있는 기반이 될 것입니다.

최신 논문 4개

HIPPO-Video: Simulating Watch Histories with Large Language Models for Personalized Video Highlighting

The exponential growth of video content has made personalized video highlighting an essential task, as user preferences are highly variable and complex. Existing video datasets, however, often lack personalization, relying on isolated videos or simple text queries that fail to capture the intricacies of user behavior. In this work, we introduce HIPPO-Video, a novel dataset for personalized video highlighting, created using an LLM-based user simulator to generate realistic watch histories reflecting diverse user preferences. The dataset includes 2,040 (watch history, saliency score) pairs, covering 20,400 videos across 170 semantic categories. To validate our dataset, we propose HiPHer, a method that leverages these personalized watch histories to predict preference-conditioned segment-wise saliency scores. Through extensive experiments, we demonstrate that our method outperforms existing generic and query-based approaches, showcasing its potential for highly user-centric video highlighting in real-world scenarios.

Imagine All The Relevance: Scenario-Profiled Indexing with Knowledge Expansion for Dense Retrieval

We continue a study of unconditionally secure all-or-nothing transforms (AONT) begun in citeSt. An AONT is a bijective mapping that constructs s outputs from t inputs. We consider the security of t inputs, when $s-t$ outputs are known. Previous work concerned the case $t=1$ here we consider the problem for general t , focussing on the case $t=2$. We investigate constructions of binary matrices for which the desired properties hold with the maximum probability. Upper bounds on these probabilities are obtained via a quadratic programming approach, while lower bounds can be obtained from combinatorial constructions based on symmetric BIBDs and cyclotomy. We also report some results on exhaustive searches and random constructions for small values of s .

LLMs Think, But Not In Your Flow: Reasoning-Level Personalization for Black-Box Large Language Models

There exists a theory of a single general-purpose learning algorithm which could explain the principles its operation. It assumes the initial rough architecture, a small library of simple innate circuits which are prewired at birth, and proposes that all significant mental algorithms are learned. Given current understanding and observations, this paper reviews and lists the ingredients of such an algorithm from architectural and functional perspectives.

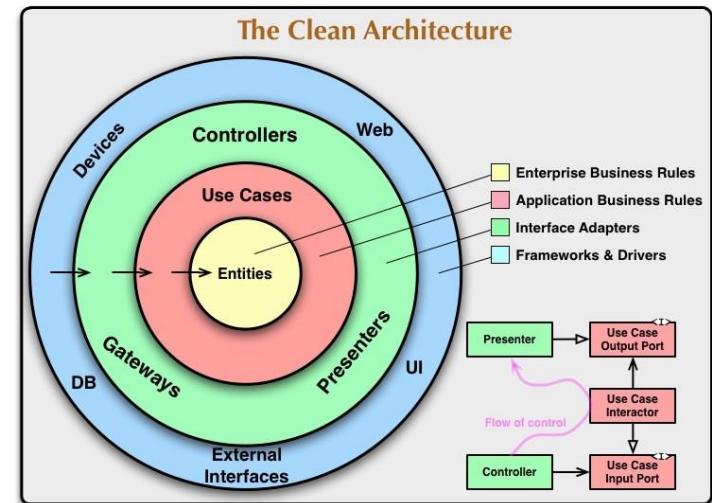
▼ 더보기 (1개 더)

03 | Infrastructure

Backend(BE), Frontend(FE), Infra

- Backend: Python FastAPI + AWS Lambda

- Django, Flask와 같은 Python Web Framework
 - Django, Flask보다 더 간단, 직관적
 - Node.js, Go와 동일한 성능
- FastAPI Clean Architecture 기반 모듈식 설계
 - Domain
 - Application
 - Infrastructure
 - API



03 | Infrastructure

Backend(BE), Frontend(FE), Infra

- **Backend: Python FastAPI + AWS Lambda**

- AWS Lambda
 - Serverless (서버리스, 서버에 올리지 않고 trigger 방식으로 호출) 컴퓨팅 서비스
 - 서버를 항상 켜둘 필요가 없음 → 요청이 있을 때만 실행



AWS Lambda

03 | Infrastructure

Backend(BE), Frontend(FE), Infra

- **Frontend: Typescript Next.js + AWS S3 + CloudFront**

- Typescript Next.js
 - React 기반 Full Stack Framework
 - 서버 사이드 랜더링 (ServerSideRendering, SSR), 정적 사이트 생성 (Static Site Generation, SSG)을 통해 빠른 로딩 가능
 - Type을 정해두는 Typescript를 통해 디버깅 용이 및 오류 방지



03 | Infrastructure

Backend(BE), Frontend(FE), Infra

- Frontend: Typescript Next.js + AWS S3 + CloudFront

- AWS S3, CloudFront
 - AWS S3
 - 정적 파일(Static File, HTML, CSS, JS, ...) 저장
 - 서버 없이 웹 호스팅 가능
 - CloudFront
 - 전 세계에 분산된 CDN(Content Delivery Network)로 전세계에 빠르게 로딩 가능



03 | Infrastructure

Backend(BE), Frontend(FE), Infra

- Database: Supabase PostgreSQL

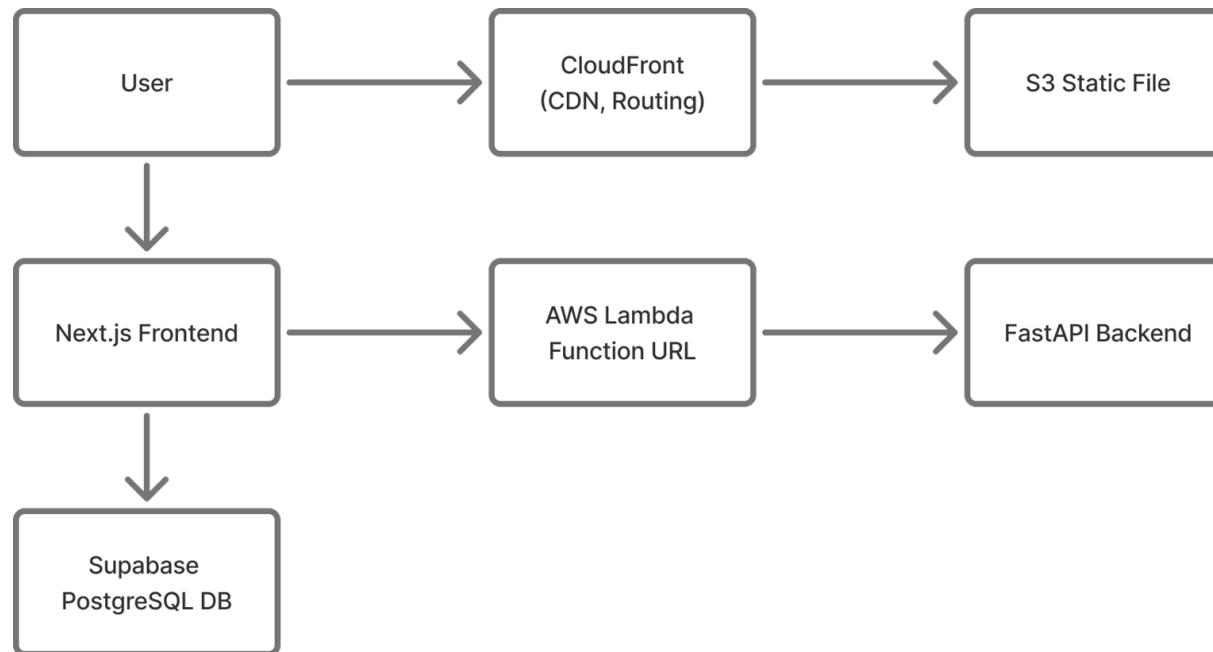
- Supabase
 - PostgreSQL 기반 오픈 소스 Backend 플랫폼
 - Real time database 제공
 - Auth(인증; 로그인), VectorDB 등 지원
 - FastAPI, Next.js로 빠른 MVP(Minimum Viable Product) 구축 가능



03 | Infrastructure

Backend(BE), Frontend(FE), Infra

- Architecture: Serverless(Lambda) + Static Hosting(S3 + CloudFront)



04 | Conclusion

● 개선 가능성

- 더 많은 학회, 분야 논문 수집
- 더 많은 연구실, 교수님 데이터 수집
- 각 기능들 성능 디벨롭
- 여러분들이 원하는 무언가



Q & A

감사합니다