대규모 언어 모델의 종합적 개요

Humza Naveed[a], Asad Ullah Khan[b,*], Shi Qiu[c,*], Muhammad Saqib[d,e,*], Saeed Anwar[f,g], Muhammad Usman[f,g], Naveed Akhtar[h,j], Nick Barnes[i], Ajmal 미안[j]

[a]*The University of Sydney, Sydney, Australia*
[b]*University of Engineering and Technology (UET), Lahore, Pakistan*
[c]*The Chinese University of Hong Kong (CUHK), HKSAR, China*
[d]*University of Technology Sydney (UTS), Sydney, Australia*
[e]*Commonwealth Scientific and Industrial Research Organisation (CSIRO), Sydney, Australia*
[f]*King Fahd University of Petroleum and Minerals (KFUPM), Dhahran, Saudi Arabia*
[g]*SDAIA-KFUPM Joint Research Center for Artificial Intelligence (JRCAI), Dhahran, Saudi Arabia*
[h]*The University of Melbourne (UoM), Melbourne, Australia*
[i]*Australian National University (ANU), Canberra, Australia*
[j]*The University of Western Australia (UWA), Perth, Australia*

추상적인

대규모 언어 모델(LLM)은 최근 자연어 처리 작업 및 그 이상에서 놀라운 역량을 보여주었습니다. LLM의 이러한 성공은 이 방향으로 많은 연구 기여를 이끌어냈습니다. 이러한 작업에는 아키텍처 혁신, 더 나은 교육 전략, 컨텍스트 길이 개선, 미세 조정, 멀티모달 LLM, 로봇공학, 데이터 세트, 벤치마킹, 효율성 등 다양한 주제가 포함됩니다. 기술의 급속한 발전과 LLM 연구의 정기적인 혁신으로 인해 이 방향으로의 발전에 대한 더 큰 그림을 인식하는 것이 상당히 어려워졌습니다. LLM에 대한 문헌이 빠르게 등장하고 있으므로 연구 커뮤니티가 이 분야의 최근 개발에 대한 간결하면서도 포괄적인 개요를 활용할 수 있어야 합니다. 이 기사는 광범위한 LLM 관련 개념에 대한 문헌 개요를 제공합니다. LLM에 대한 자체 포함형 포괄적 개요에서는 LLM 연구의 최전선에 있는 고급 주제를 다루는 것과 함께 관련 배경 개념을 논의합니다. 본 리뷰 논문은 체계적인 조사를 제공할 뿐만 아니라 연구자와 실무자가 기존 연구에 대한 광범위하고 유익한 요약에서 통찰력을 얻어 LLM 연구를 발전시킬 수 있는 빠르고 포괄적인 참고 자료를 제공하고자 합니다.

Keywords:
대규모 언어 모델, LLM, chatGPT, 증강 LLM, 멀티모달 LLM, LLM 교육, LLM 벤치마킹

1. 서론

언어는 인간과 기계 간의 상호 작용을 위한 의사소통과 자기 표현을 용이하게 하는 데 기본적인 역할을 합니다. 일반화된 모델에 대한 필요성은 번역, 요약, 정보 검색, 대화 상호 작용 등을 포함한 복잡한 언어 작업을 처리할 기계에 대한 수요가 증가함에 따라 생겨났습니다. 최근 언어 모델에서 중요한 혁신이 목격되었는데, 이는 주로 변환기[1], 향상된 계산 기능, 대규모 교육 데이터의 가용성에 기인합니다. 이러한 발전은 다양한 작업에서 인간 수준의 성능을 근사할 수 있는 LLM을 만들 수 있게 함으로써 혁신적인 변화를 가져왔습니다[2, 3]. 대형

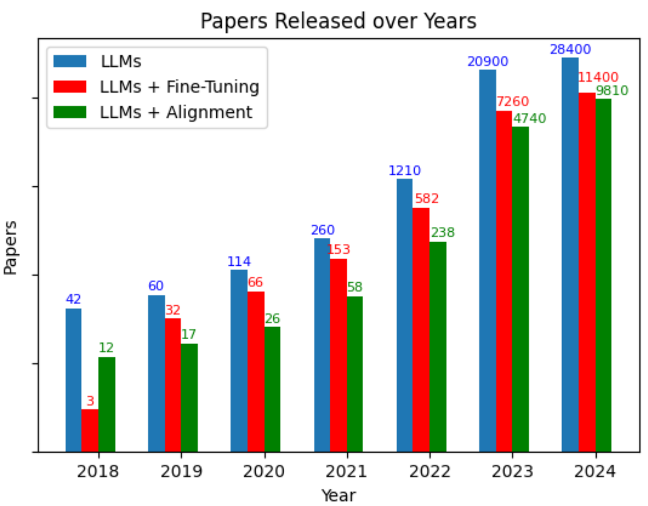

그림 1: "대규모 언어 모델", "대규모 언어 모델 + 미세 조정" 및 "대규모 언어 모델 + 정렬"이라는 키워드를 포함하는 논문이 수년간 발표된 추세입니다.

*Equal contribution

Email addresses: `humza_naveed@yahoo.com` (Humza Naveed), `aukhanee@gmail.com` (Asad Ullah Khan), `shiqiu@cse.cuhk.edu.hk` (Shi Qiu), `muhammad.saqib@data61.csiro.au` (Muhammad Saqib), `saeed.anwar@kfupm.edu.sa` (Saeed Anwar), `muhammad.usman@kfupm.edu.sa` (Muhammad Usman), `naveed.akhtar1@unimelb.edu.au` (Naveed Akhtar), `nick.barnes@anu.edu.au` (Nick Barnes), `ajmal.mian@uwa.edu.au` (Ajmal Mian)

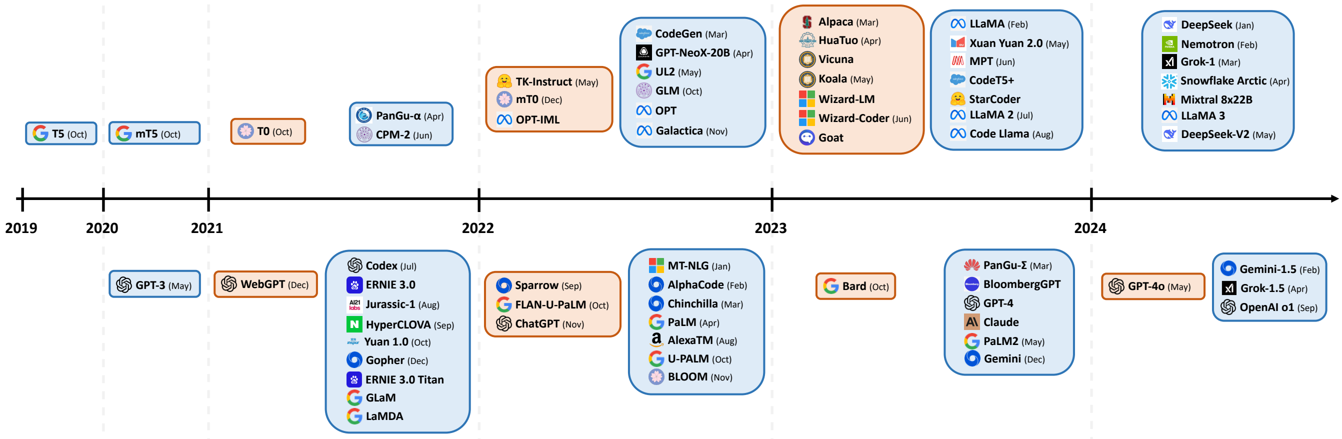

그림 2: LLM 릴리스의 연대순 표시: 파란색 카드는 '사전 훈련된' 모델을 나타내고, 주황색 카드는 '지시 조정된' 모델을 나타냅니다. 위쪽 절반의 모델은 오픈 소스 가용성을 나타내는 반면, 아래쪽 절반의 모델은 폐쇄형 소스입니다. 이 차트는 지시 조정 및 오픈 소스 모델에 대한 증가하는 추세를 보여주며, 자연어 처리 연구의 진화하는 풍경과 추세를 강조합니다.

언어 모델(LLM)은 일관된 의사소통을 통해 텍스트를 처리하고 생성하고 여러 작업으로 일반화할 수 있는 최첨단 인공 지능 시스템으로 등장했습니다[4].

자연어 처리(NLP)의 역사적 진보는 통계적 언어 모델링에서 신경 언어 모델링으로, 그리고 사전 학습된 언어 모델(PLM)에서 LLM으로 진화했습니다. 기존 언어 모델링(LM)이 지도 학습 환경에서 작업별 모델을 학습하는 반면, PLM은 다양한 NLP 작업에서 공유할 수 있는 일반적인 표현을 학습하는 것을 목표로 방대한 텍스트 코퍼스[7, 8, 9]에서 자체 지도 학습 환경에서 학습합니다. 다운스트림 작업에 대한 미세 조정 후 PLM은 기존 언어 모델링(LM)의 성능 향상을 능가합니다. 더 큰 PLM은 더 많은 성능 향상을 가져오며, 이로 인해 모델 매개변수(수십억에서 수천억 개)[10]와 학습 데이터 세트(수 GB 및 TB)[10, 11]를 크게 늘려 PLM을 LLM으로 전환하게 되었습니다. 이러한 발전에 따라 문헌에 수많은 LLM이 제안되었습니다[10, 11, 12, 6, 13, 14, 15]. 수년에 걸쳐 발표된 LLM 수의 증가 추세와 제안된 몇몇 중요한 LLM의 이름이 각각 그림 1과 그림 2에 나와 있습니다.

T5[10] 및 mT5[11]와 같은 LLM의 초기 작업은 GPT-3[6]에서 LLM이 미세 조정 없이 다운스트림 작업으로 제로샷 전환이 가능하다는 것을 보여줄 때까지 전이 학습을 사용했습니다. LLM은 작업 설명 및 예제가 표시되면 작업 쿼리에 정확하게 응답합니다. 그러나 사전 훈련된 LLM은 사용자 의도를 따르지 못하고 few-shot보다 zero-shot 설정에서 성능이 떨어집니다. 작업 지침 데이터[16, 17, 18, 19]로 미세 조정하고 인간의 선호도[20, 21]에 맞춰 조정하면 보이지 않는 작업에 대한 일반화가 향상되어 zero-shot 성능이 크게 향상되고 정렬 오류가 줄어듭니다.

더 나은 일반화와 도메인 적응 외에도 LLM은 추론, 계획, 의사 결정, 맥락 내 학습, 제로샷 설정에서 답변 등과 같은 새로운 능력을 가지고 있는 것으로 보입니다. 이러한 능력은 사전 훈련된 LLM이 이러한 속성을 소유하도록 특별히 훈련되지 않은 경우에도 거대한 규모로 인해 습득되는 것으로 알려져 있습니다[22, 23, 24]. 이러한 능력으로 인해 LLM은 멀티모달, 로봇공학을 포함한 다양한 설정에서 널리 채택되었습니다.

도구 조작, 질의 응답, 자율 에이전트 등. 이러한 영역에서는 작업별 교육[25, 26, 27, 28, 29, 30, 31]이나 더 나은 프롬프트[32]를 통한 다양한 개선 사항도 제안되었습니다.

다양한 작업을 인간 수준의 성능으로 해결할 수 있는 LLM의 능력은 느린 학습 및 추론, 광범위한 하드웨어 요구 사항 및 더 높은 실행 비용이라는 대가를 치릅니다. 이러한 요구 사항으로 인해 채택이 제한되었고 더 나은 아키텍처[15, 33, 34, 35]와 학습 전략[36, 37, 21, 38, 39, 40, 41]을 고안할 수 있는 기회가 열렸습니다. 매개변수 효율적 튜닝[38, 41, 40], 가지치기[42, 43], 양자화[44, 45], 지식 증류 및 컨텍스트 길이 보간[46, 47, 48, 49]은 효율적인 LLM 활용을 위해 널리 연구된 방법 중 일부입니다.

다양한 과제에서 LLM의 성공으로 인해 최근 연구 문헌은 LLM 관련 기여의 큰 유입을 경험했습니다. 연구자들은 LLM 문헌을 설문 조사[50, 51, 52, 53]와 주제별 설문 조사[54, 55, 56, 57, 58]로 구성했습니다. 이러한 설문 조사와 대조적으로, 우리의 기여는 LLM 연구의 일반적인 방향에 대한 포괄적이면서도 간결한 개요를 제공하는 데 중점을 둡니다. 이 기사는 사전 훈련된 LLM의 아키텍처 및 훈련 세부 정보를 요약하고 미세 조정, 멀티모달 LLM, 증강 LLM, 데이터 세트, 평가, 응용 프로그램, 과제 등과 같은 개념의 세부 정보를 더 깊이 파고들어 자체 포함형 포괄적 개요를 제공합니다. 우리의 주요 기여는 다음과 같이 요약됩니다.

- 우리는 LLM 연구의 발전에 대한 설문 조사를 제시하여 방향에 대한 간결하고 포괄적인 개요를 제공합니다.
- 우리는 아키텍처와 훈련 세부 사항에 대한 세부 사항을 포함하는 사전 훈련된 모델에 대한 광범위한 요약을 제시합니다.
- 우리는 대중적 기여에 대한 주요 결과를 요약하고 LLM의 주요 설계 및 개발 측면에 대한 자세한 논의를 제공하여 실무자가 이 기술을 효과적으로 활용할 수 있도록 돕습니다.
- 이 독립적인 기사에서는 배경, 사전 교육, 미세 조정을 포함하여 LLM의 일반적인 방향을 포괄적으로 제시하기 위한 다양한 개념을 다룹니다.

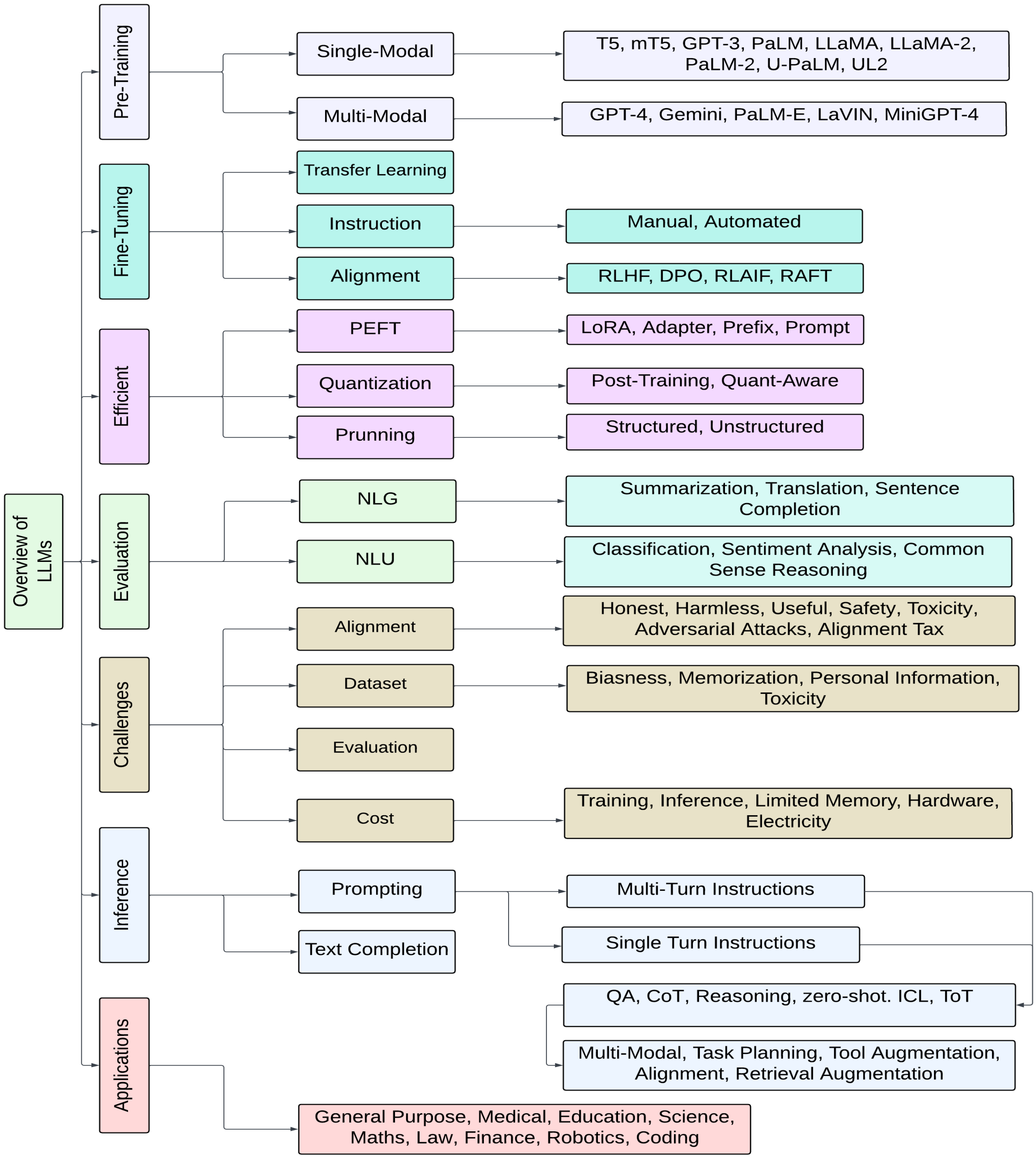

그림 3: LLM의 더 광범위한 개요, LLM을 7가지 분야로 구분: 1. 사전 훈련 2. 미세 조정 3. 효율성 4. 추론 5. 평가 6. 응용 프로그램 7. 과제

다중 모달 LLM, 증강형 LLM, LLM 기반 에이전트, 데이터 세트, 평가 등.

우리는 이 연구 방향에 대한 표준화된 전망을 보장하기 위해 기존 용어를 느슨하게 따릅니다. 예를 들어, [50]에 따라 우리 조사는 10B 이상의 매개변수가 있는 사전 훈련된 LLM을 논의합니다. 더 작은 사전 훈련된 모델에 관심이 있는 독자는 [51, 52, 53]을 참조하세요.
이 논문의 구성은 다음과 같습니다. 섹션 2에서는 LLM의 배경에 대해 논의합니다. 섹션 3에서는 LLM 개요, 아키텍처, 교육 파이프라인 및 전략, 미세 조정 및 다양한 도메인에서의 활용. 섹션 4는 이러한 모델의 기능에서 중요한 역할을 하는 구성 및 매개변수를 강조합니다. 요약 및 논의는 섹션 3.8에 제시됩니다. LLM 교육 및 평가, 데이터 세트 및 벤치마크는 섹션 5에서 논의되고, 이어서 과제 및 미래 방향, 결론은 각각 섹션 7 및 8에서 논의됩니다.

2. 배경

이 섹션에서는 LLM과 관련된 기본 사항을 이해하는 데 필요한 배경을 제공합니다. LLM에서 필요한 구성 요소를 간략하게 논의하고 세부 사항에 관심이 있는 독자는 원본 작품을 참조하세요.

2.1. Tokenization

토큰화[59]는 텍스트를 토큰이라는 분해되지 않는 단위로 구문 분석하는 LLM 교육의 필수적인 사전 처리 단계입니다. 토큰은 토큰화 프로세스에 따라 문자, 하위 단어[60], 기호[61] 또는 단어가 될 수 있습니다. LLM에서 일반적으로 사용되는 토큰화 체계에는 단어 조각[62], 바이트 쌍 인코딩(BPE)[61] 및 unigramLM[60]이 있습니다. 독자는 자세한 조사에 대해 [63]을 참조하는 것이 좋습니다.

2.2. Encoding Positions

변환기는 입력 시퀀스를 병렬로 서로 독립적으로 처리합니다.또한 변환기의 어텐션 모듈은 위치 정보를 캡처하지 않습니다.결과적으로 위치 인코딩이 변환기[64]에 도입되었으며, 여기서 토큰 임베딩에 위치 임베딩 벡터가 추가됩니다.위치 임베딩의 변형에는 절대적, 상대적 또는 학습된 위치 인코딩이 포함됩니다.상대적 인코딩 내에서 Alibi와 RoPE는 LLM에서 널리 사용되는 두 가지 위치 임베딩입니다.

Alibi [65]: 토큰 위치 간 거리에 따라 증가하는 주의 점수에서 스칼라 편향을 뺍니다. 이는 주의에 최근 토큰을 사용하는 것을 선호합니다.
RoPE [66]: 토큰의 절대 위치에 비례하는 각도로 쿼리와 키 표현을 회전시켜 토큰 간 거리에 따라 감소하는 상대적 위치 인코딩 방식을 생성합니다.

2.3. Attention in LLMs

주의는 중요도에 따라 입력 토큰에 가중치를 할당하여 모델이 관련 토큰에 더 많은 강조점을 부여하도록 합니다. 변환기의 주의[64]는 입력 시퀀스에 대한 쿼리, 키 및 값 매핑을 계산합니다. 여기서 주의 점수는 쿼리와 키를 곱하여 얻고 나중에 값에 가중치를 부여하는 데 사용됩니다. 아래에서 LLM에서 사용되는 다양한 주의 전략에 대해 설명합니다.
Self-Attention [64]: 동일한 블록(인코더 또는 디코더)의 쿼리, 키, 값을 사용하여 주의를 계산합니다.
Cross Attention: 인코더-디코더 아키텍처에서 사용되며, 인코더 출력은 쿼리이고 키-값 쌍은 디코더에서 제공됩니다.
Sparse Attention [67]: 셀프 어텐션은 $O(n^2)$ 시간 복잡도를 가지므로 대규모 시퀀스에서는 실행이 불가능합니다. 계산 속도를 높이기 위해 스파스 어텐션[67]은 속도 향상을 위해 슬라이딩 윈도우에서 어텐션을 반복적으로 계산합니다.
Flash Attention [68]: 메모리 액세스는 GPU를 사용하여 어텐션을 계산하는 데 있어 주요 병목 현상입니다. 속도를 높이기 위해 플래시 어텐션은 입력 타일링을 사용하여 GPU 고대역폭 메모리(HBM)와 온칩 SRAM 간의 메모리 읽기 및 쓰기를 최소화합니다.

2.4. Activation Functions

활성화 함수는 신경망의 곡선 맞춤 능력에서 중요한 역할을 합니다[69]. 이 섹션에서는 LLM에서 사용되는 활성화 함수에 대해 설명합니다.
ReLU [70]: 정류선형단위(ReLU)는 다음과 같이 정의됩니다.

$$ReLU(x) = max(0, x) \tag{1}$$

GeLU [71]: 가우시안 오차 선형 단위(GeLU)는 ReLU, 드롭아웃[72] 및 존아웃[73]의 조합입니다.
GLU variants [74]: 게이트 선형 유닛[75]은 다음과 같이 주어진 입력의 선형 변환과 시그모이드 변환(σ)된 선형 투영의 요소별 곱($\otimes$)인 신경망 계층입니다.

$$GLU(x, W, V, b, c) = (xW + b) \otimes \sigma(xV + c), \tag{2}$$

여기서 X은 계층의 입력이고 l, W, b, V 및 c은 학습된 매개변수입니다. LLM에서 사용되는 기타 GLU 변형[74]은 다음과 같습니다.

$$ReGLU(x, W, V, b, c) = max(0, xW + b)\otimes,$$
$$GEGLU(x, W, V, b, c) = GELU(xW + b) \otimes (xV + c),$$
$$SwiGLU(x, W, V, b, c, \beta) = Swish\beta(xW + b) \otimes (xV + c).$$

2.5. Layer Normalization

레이어 정규화는 더 빠른 수렴으로 이어지며 변환기의 통합 구성 요소입니다[64]. LayerNorm[76] 및 RMSNorm[77] 외에도 LLM은 다중 헤드 어텐션(MHA) 전에 적용하는 사전 레이어 정규화[78]를 사용합니다. 사전 정규화는 LLM에서 학습 안정성을 제공하는 것으로 나타났습니다. 또 다른 정규화 변형인 DeepNorm[79]은 사전 정규화에서 더 큰 그래디언트로 인한 문제를 해결합니다.

2.6. Distributed LLM Training

이 섹션에서는 분산 LLM 교육 접근 방식을 간략하게 설명합니다. 자세한 내용은 [13, 37, 80, 81]에서 확인할 수 있습니다.
Data Parallelism: 데이터 병렬성은 배치의 데이터가 여러 장치에 분할되는 여러 장치에서 모델을 복제합니다. 각 훈련 반복의 끝에서 가중치는 모든 장치에서 동기화됩니다.

Tensor Parallelism: 텐서 병렬성은 텐서 계산을 여러 장치에 분산시킵니다. 수평 병렬성 또는 계층 내 모델 병렬성이라고도 합니다.
Pipeline Parallelism: 파이프라인 병렬성 샤드는 여러 기기에 걸쳐 레이어를 모델링합니다. 이를 수직 병렬성이라고도 합니다.
Model Parallelism: 텐서 병렬성과 파이프라인 병렬성을 결합한 것을 모델 병렬성이라고 합니다.
3D Parallelism: 데이터, 텐서, 모델 병렬성의 조합을 3D 병렬성이라고 합니다.
Optimizer Parallelism: 제로 중복 최적화기라고도 알려진 최적화기 병렬 처리[37]는 메모리 소모를 줄이는 동시에 통신 비용을 최대한 낮게 유지하기 위해 장치 간에 최적화기 상태 분할, 그래디언트 분할 및 매개변수 분할을 구현합니다.

2.7. Libraries

LLM 교육에 일반적으로 사용되는 라이브러리는 다음과 같습니다. ***Transformers [82]:*** 이 라이브러리는 사용자 지정 모델을 교육, 미세 조정, 추론 및 개발하기 위한 API를 갖춘 다양한 사전 교육된 변환기 모델에 대한 액세스를 제공합니다.

DeepSpeed [36]: 딥 러닝 모델의 확장 가능한 분산 학습 및 추론을 위한 라이브러리입니다.

Megatron-LM [80]: LLM의 대규모 학습을 위한 GPU 최적화 기술을 제공합니다.

JAX [83]: 고성능 수치 컴퓨팅 및 확장 가능한 머신 러닝을 위한 Python 라이브러리입니다. 네이티브 Python 및 NumPy 함수를 구별하고 GPU에서 실행할 수 있습니다.

Colossal-AI [84]: 분산형 딥 러닝 모델을 작성하기 위한 구성 요소의 컬렉션입니다.

BMTrain [81]: 효율적인 독립형 LLM 교육 코드를 작성하기 위한 라이브러리입니다.

FastMoE [85]: PyTorch에서 MoE(혼합 전문가) 모델을 구축하기 위한 API를 제공합니다.

MindSpore [86]: 모바일, 엣지, 클라우드 컴퓨팅으로 확장 가능한 딥 러닝 훈련 및 추론 프레임워크입니다.

PyTorch [87]: Facebook AI Research Lab(FAIR)에서 딥러닝 모델을 구축하기 위해 개발한 프레임워크입니다. PyTorch의 주요 특징은 동적 계산 그래프와 파이썬 코딩 스타일입니다.

Tensorflow [88]: Google에서 작성한 딥러닝 프레임워크. TensorFlow의 주요 특징은 그래프 기반 계산, 즉시 실행, 확장성 등입니다.

MXNet [89]: Apache MXNet은 Python, C++, Scala, R 등을 포함한 여러 언어로 프로그램을 작성할 수 있도록 지원하는 딥 러닝 프레임워크입니다. 또한 동적 및 정적 계산 그래프도 지원합니다.

2.8. Data PreProcessing

이 섹션에서는 LLM 교육에 사용되는 데이터 전처리 기술을 간략하게 요약합니다.

Quality Filtering: 더 나은 결과를 위해, 훈련 데이터 품질이 필수적입니다. 데이터 필터링에 대한 몇 가지 접근 방식은 다음과 같습니다. 1) 분류기 기반 및 2) 휴리스틱 기반. 분류기 기반 접근 방식은 고품질 데이터에서 분류기를 훈련하고 필터링을 위한 텍스트의 품질을 예측하는 반면, 휴리스틱 기반은 언어, 메트릭, 통계 및 키워드와 같은 필터링을 위한 몇 가지 규칙을 사용합니다.

Data Deduplication: 중복된 데이터는 모델 성능에 영향을 미치고 데이터 기억을 증가시킬 수 있으므로 LLM을 훈련하기 위해 데이터 중복 제거는 전처리 단계 중 하나입니다. 이는 문장, 문서 및 데이터 세트와 같이 여러 수준에서 수행할 수 있습니다.

Privacy Reduction: LLM의 대부분 교육 데이터는 웹 소스를 통해 수집됩니다. 이 데이터에는 개인 정보가 포함되어 있으므로 많은 LLM은 휴리스틱 기반 방법을 사용하여 이름, 주소, 전화번호와 같은 정보를 필터링하여 개인 정보를 학습하지 않도록 합니다.

2.9. Architectures

여기서 우리는 LLM에서 사용되는 변압기 아키텍처의 변형에 대해 논의합니다. 차이점은 다음의 적용으로 인해 발생합니다.

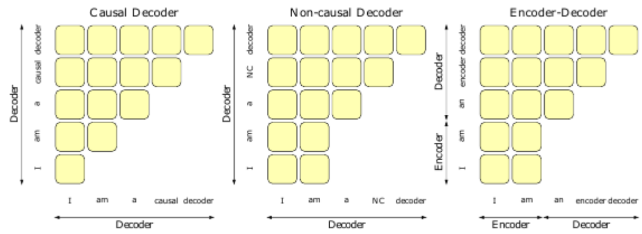

그림 4: 언어 모델의 주의 패턴의 예, 이미지는 [93]에서 가져왔습니다.

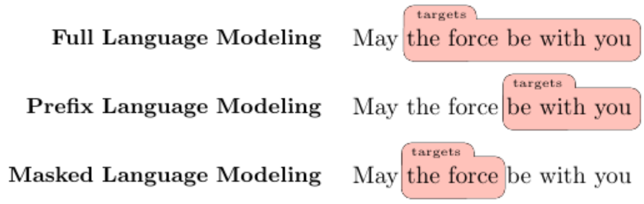

그림 5: 언어 모델 훈련 목표의 예, 이미지 출처 [93].

주의와 변압기 블록의 연결. 이러한 아키텍처의 주의 패턴에 대한 설명은 그림 4에 나와 있습니다.

Encoder Decoder: 이 아키텍처는 인코더를 통해 입력을 처리하고 중간 표현을 디코더에 전달하여 출력을 생성합니다. 여기서 인코더는 셀프 어텐션을 활용하여 전체 시퀀스를 보는 반면 디코더는 크로스 어텐션을 구현하여 시퀀스를 하나씩 처리합니다.

Causal Decoder: 인코더가 없고 디코더를 사용하여 출력을 처리하고 생성하는 유형의 아키텍처로, 예측 토큰은 이전 시간 단계에만 따라 달라집니다.

Prefix Decoder: 이는 비인과적 디코더로도 알려져 있으며, 여기서 주의 계산은 과거 정보에 엄격하게 의존하지 않고 주의는 양방향입니다. 비인과적 주의 마스크의 예는 그림 4에 나와 있습니다.

Mixture-of-Experts: 이는 병렬 독립 전문가와 토큰을 전문가에게 라우팅하기 위한 라우터를 갖춘 변압기 아키텍처의 변형입니다. 이러한 전문가는 주의 블록 이후의 피드포워드 계층입니다[90]. Mixture-of-Experts(MoE)는 한 번에 소수의 전문가만 활성화하여 계산 비용을 늘리지 않고도 밀집 모델과 비슷한 성능을 제공하는 효율적인 희소 아키텍처입니다[91, 92].

2.10. Pre-Training Objectives

이 섹션에서는 LLM 사전 교육 목표를 설명합니다. 자세한 내용은 논문[93]을 참조하세요.

Full Language Modeling: 이전 토큰을 기반으로 미래 토큰을 예측하도록 모델에 요구하는 자기회귀 언어 모델링 목표의 예가 그림 5에 나와 있습니다.

Prefix Language Modeling: 접두사가 무작위로 선택되고 남은 대상 토큰만 손실을 계산하는 데 사용되는 비인과적 훈련 목표입니다. 그림 5에 예가 나와 있습니다.

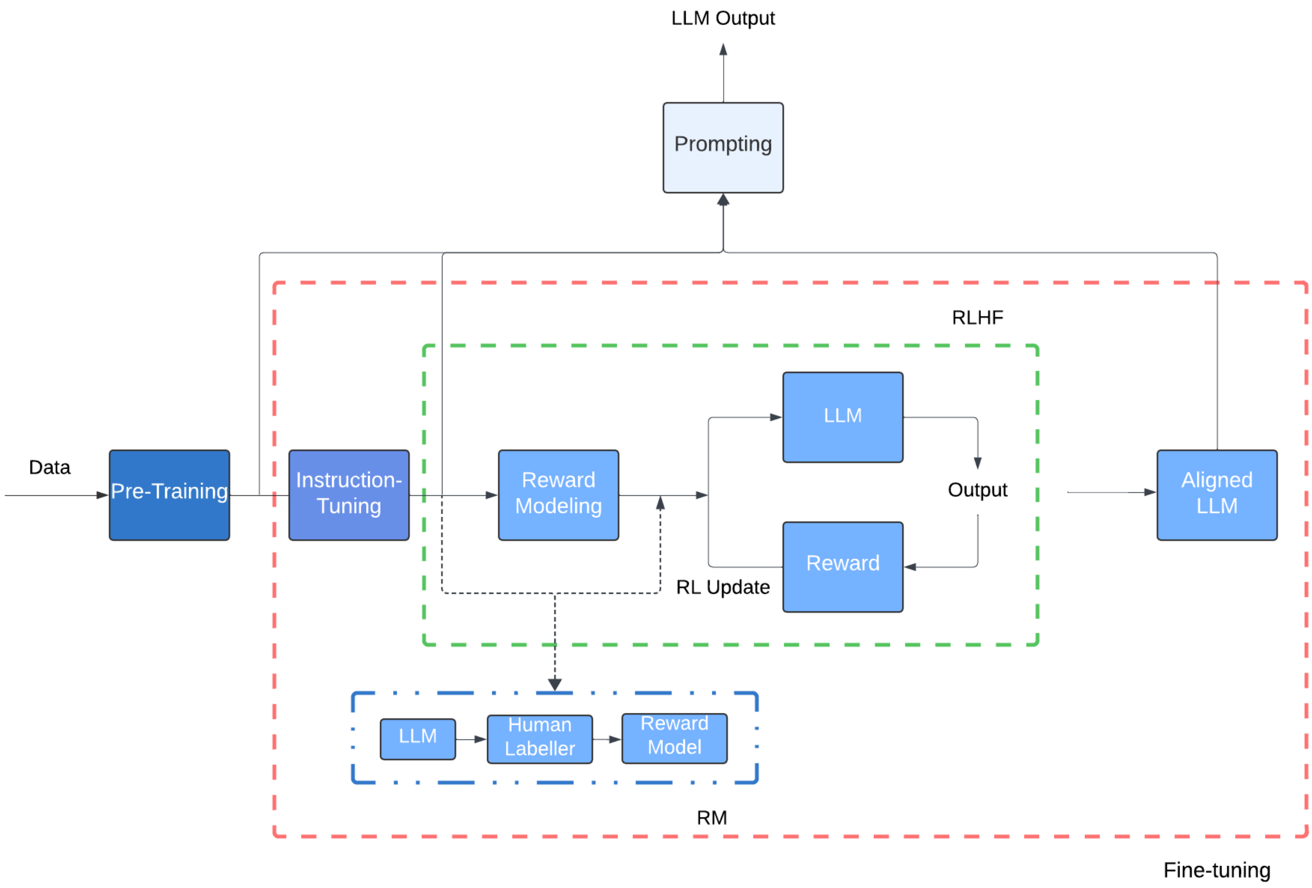

그림 6: 사전 훈련에서 프롬프팅/활용까지 LLM의 다양한 단계를 묘사한 기본 흐름도. 사전 훈련, 지시 튜닝 또는 정렬 튜닝과 같은 다양한 훈련 단계에서 LLM이 응답을 생성하도록 프롬프팅하는 것이 가능합니다. "RL"은 강화 학습을 의미하고, "RM"은 보상 모델링을 의미하며, "RLHF"는 인간의 피드백이 있는 강화 학습을 의미합니다.

Masked Language Modeling: 이 훈련 목표에서 토큰 또는 스팬(토큰 시퀀스)은 무작위로 마스크 처리되고 모델은 과거와 미래 맥락을 고려하여 마스크 처리된 토큰을 예측하도록 요청받습니다. 그림 5에 예가 나와 있습니다.
Unified Language Modeling: 통합 언어 모델링[94]은 인과적, 비인과적 및 가면 언어 훈련 목표의 조합입니다. 여기 가면 언어 모델링에서 주의는 양방향이 아니라 단방향이며 왼쪽에서 오른쪽 또는 오른쪽에서 왼쪽 맥락에 주의를 기울입니다.

2.11. LLMs Scaling Laws

스케일링 법칙은 모델 성능의 개선을 예측하는 모델 매개변수, 데이터 세트 크기 및 계산 리소스의 최적 조합을 연구합니다. 손실은 모델 크기, 데이터 세트 크기 및 계산 리소스에 따라 거듭제곱 법칙에 따라 확장되는 것으로 나타났습니다[95]. 이 연구는 더 나은 성능을 위해 더 큰 모델이 빅데이터보다 더 중요하다고 제안합니다. 스케일링 법칙의 또 다른 변형[96]은 모델 크기와 학습 토큰 수를 동등하게 확장해야 한다고 제안합니다.

2.12. LLMs Adaptation Stages

이 섹션에서는 사전 훈련에서 다운스트림 작업 및 활용을 위한 미세 조정까지 LLM 적응 단계의 기본 사항을 논의합니다. LLM의 다양한 훈련 단계와 추론의 예가 그림 6에 나와 있습니다. 이 논문에서 우리는 정렬 조정을 인간의 선호도에 맞춰 정렬하는 것으로 지칭하지만, 때때로 문헌에서는 정렬이라는 용어를 다른 목적으로 사용합니다.

2.12.1. Pre-Training

첫 번째 단계에서 모델은 입력을 고려하여 다음 토큰을 예측하기 위해 대규모 코퍼스에서 자체 감독 방식으로 학습됩니다. LLM의 설계 선택은 2.5, 2.4, 2.10절에서 서로 다른 빌딩 블록과 손실 함수를 사용하는 인코더-디코더에서 디코더 전용 아키텍처까지 다양합니다.

2.12.2. Fine-Tuning

LLM을 미세 조정하는 데는 다양한 스타일이 있습니다. 이 섹션에서는 미세 조정 접근 방식을 간략하게 설명합니다.
Transfer Learning: 사전 훈련된 LLM은 다양한 작업에 대해 좋은 성능을 발휘합니다[6, 15]. 그러나 성능을 개선하려면

다운스트림 작업의 경우 사전 학습된 모델이 작업별 데이터로 미세 조정됩니다. 이를 전이 학습이라고 합니다.[10, 11]

Instruction-tuning: 모델이 사용자 질의에 효과적으로 응답할 수 있도록 사전 학습된 모델은 명령어 형식 데이터, 즉 명령어와 입력-출력 쌍에 대해 미세 조정됩니다. 명령어는 일반적으로 일반 자연어로 된 다중 작업 데이터로 구성되어 모델이 프롬프트와 입력에 따라 응답하도록 안내합니다. 이러한 유형의 미세 조정은 제로 샷 일반화와 다운스트림 작업 성능을 개선합니다. 명령어 데이터와 다양한 스타일을 포맷하는 것에 대한 세부 사항은 [16, 50, 97]에서 제공됩니다.

Alignment-tuning: LLM은 거짓, 편향, 유해한 텍스트를 생성하는 경향이 있습니다. 모델을 유용하고 정직하며 무해하게 만들기 위해 인간의 피드백을 사용하여 정렬합니다. 정렬에는 LLM에게 예상치 못한 응답을 생성하도록 요청한 다음 이러한 응답을 피하기 위해 매개변수를 업데이트하는 것이 포함됩니다[20, 21, 98]. LLM의 행동이 인간의 의도에 따라 작동하도록 보장합니다. 모델이 도움이 됨, 정직함, 무해함 또는 "HHH"의 세 가지 기준을 충족하는 경우 해당 모델은 "정렬된" 모델로 정의됩니다[99].

연구자들은 모델 정렬을 위해 인간 피드백을 통한 강화 학습(RLHF)[100]을 사용합니다. RLHF에서 데모에 대한 미세 조정된 모델은 그림 6에 표시된 보상 모델링(RM) 및 강화 학습(RL)으로 추가로 학습됩니다. 아래에서 RLHF의 RM 및 RL 파이프라인에 대해 간략히 설명합니다.

Reward modeling: 분류 목표를 사용하여 인간의 선호도에 따라 생성된 응답을 순위를 매기는 모델을 훈련합니다. 분류기를 훈련하기 위해 인간은 HHH 기준에 따라 생성된 LLM 응답에 주석을 달았습니다.

Reinforcement learning: 보상 모델과 함께 다음 단계에서 정렬에 사용됩니다. 이전에 훈련된 보상 모델은 LLM에서 생성된 응답을 선호 vs. 비선호로 순위를 매기고, 이는 모델을 근위 정책 최적화(PPO)와 정렬하는 데 사용됩니다. 이 프로세스는 수렴할 때까지 반복적으로 반복됩니다.

2.12.3. Prompting/Utilization

프롬프팅은 그림 6에서 설명한 대로 훈련된 LLM에 대한 쿼리를 통해 응답을 생성하는 방법입니다. LLM은 다양한 프롬프팅 설정에서 프롬프팅될 수 있으며, 여기서는 미세 조정 없이 지침에 맞게 조정할 수 있고, 다른 경우에는 서로 다른 프롬프팅 스타일을 포함하는 데이터에 대한 미세 조정이 가능합니다[16, 101, 102]. 프롬프팅 엔지니어링에 대한 좋은 가이드는 [32]에서 제공됩니다. 아래에서는 널리 사용되는 다양한 프롬프트 설정에 대해 설명합니다.

Zero-Shot Prompting: LLM은 제로샷 학습자이며 한 번도 본 적이 없는 질문에 답할 수 있습니다. 이러한 스타일의 프롬프트는 LLM이 프롬프트에서 어떤 예도 보지 않고 사용자 질문에 답해야 합니다.

In-context Learning: 또한 few-shot learning이라고도 알려진 이 경우, 여러 입력-출력 데모 쌍이 모델에 표시되어 원하는 응답을 생성합니다. 이 적응 스타일은 few-shot learning이라고도 합니다. 컨텍스트 내 학습(ICL) 템플릿 서식에 대한 논의는 [54, 50, 18, 16]에서 제공됩니다.

Reasoning in LLMs: LLM은 zero-shot 추론자이며 추론을 통해 논리적 문제, 작업 계획, 비판적 사고 등에 대한 답을 생성하도록 유도될 수 있습니다. 이유를 생성하는 것은 다양한 프롬프트 스타일을 사용해야만 가능합니다. 반면 추론 과제에서 LLM을 더욱 개선하기 위해 많은 방법[16, 97]이 추론 데이터 세트에 대해 LLM을 훈련합니다. 아래에서 추론을 위한 다양한 프롬프트 기술에 대해 논의합니다.

Chain-of-Thought (CoT): 모델이 단계별 추론을 통해 결과를 생성하도록 입력 및 출력과 함께 집계된 추론 정보를 데모에 포함하는 프롬프팅의 특수한 경우입니다. CoT 프롬프트에 대한 자세한 내용은 [55, 103, 101]에서 제공됩니다.

Self-Consistency: 여러 응답을 생성하고 가장 빈번한 답변을 선택하여 CoT 성능을 향상시킵니다[104].

Tree-of-Thought (ToT): 문제 해결을 위해 앞을 내다보고 뒤로 되돌아가는 가능성을 갖춘 여러 추론 경로를 탐색합니다[105].

Single-Turn Instructions: 이 프롬프팅 설정에서 LLM은 프롬프트에 있는 모든 관련 정보를 사용하여 단 한 번만 쿼리됩니다. LLM은 제로샷 또는 퓨어샷 설정에서 컨텍스트를 이해하여 응답을 생성합니다.

Multi-Turn Instructions: 복잡한 작업을 해결하려면 LLM과 여러 번 상호 작용해야 하며, 다른 도구의 피드백과 응답은 다음 라운드를 위한 LLM의 입력으로 제공됩니다. 루프에서 LLM을 사용하는 이러한 스타일은 자율 에이전트에서 일반적입니다.

3. 대규모 언어 모델

이 섹션에서는 LLM을 검토하여 아키텍처, 교육 목표, 파이프라인, 데이터 세트 및 미세 조정 세부 사항을 간략하게 설명합니다.

3.1. Pre-Trained LLMs

여기서 우리는 NLP의 연구 개발 방향을 바꾸는 중요한 발견을 한 다양한 잘 알려진 사전 훈련된 LLM에 대한 요약을 제공합니다. 이러한 LLM은 NLU 및 NLG 도메인에서 성능을 상당히 개선했으며 다운스트림 작업에 대해 광범위하게 미세 조정되었습니다. 게다가 우리는 또한 성능을 개선하는 표 1과 2에서 사전 훈련된 LLM의 주요 발견과 통찰력을 식별합니다.

3.1.1. General Purpose

T5 [10]: 모든 NLP 문제에 대해 통합된 텍스트-텍스트 학습을 사용하는 인코더-디코더 모델이 그림 7에 나와 있습니다. T5는 기존 변환기 모델[64]에서 잔여 경로 외부에 계층 정규화를 배치합니다. 이는 각 토큰에 대한 개별 마스크 대신 스팬(연속 토큰)을 단일 마스크로 대체하는 사전 학습 목표로 마스크 언어 모델링을 사용합니다. 이러한 유형의 마스킹은 더 짧은 시퀀스를 생성하므로 학습 속도가 빨라집니다. 사전 학습 후 모델은 다운스트림 작업을 위해 어댑터 계층[106]을 사용하여 미세 조정됩니다.

GPT-3 [6]: GPT-3 아키텍처는 GPT-2 [5]와 동일하지만 Sparse Transformer [67]와 유사한 변환기 계층에서 dense 및 sparse attention을 사용합니다. 이는 대규모 모델이 학습 중에 배치 크기를 결정하기 위해 더 낮은 학습률로 더 큰 배치 크기에서 학습할 수 있음을 보여줍니다. GPT-3는 [107]과 같이 그래디언트 노이즈 스케일을 사용합니다. 전반적으로 GPT-3는 모델 매개변수를 175B로 늘려 대규모 언어의 성능이

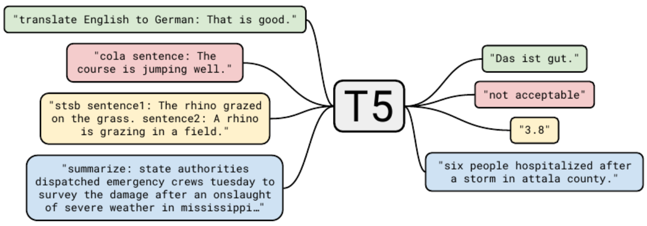

그림 7: 통합 텍스트-텍스트 교육 예제, 출처 이미지는 [10]에서 가져왔습니다.

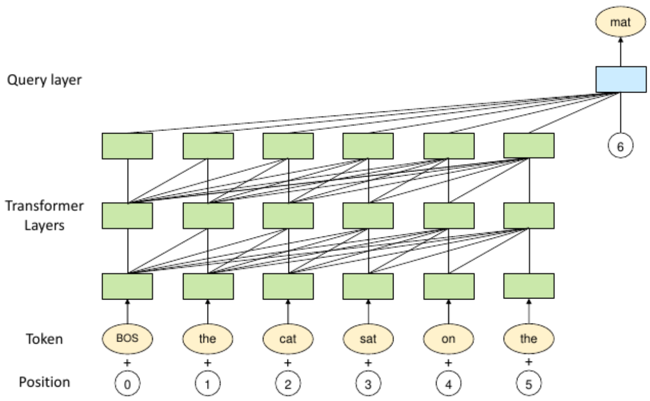

그림 8: 이미지는 PanGu-α 아키텍처의 예를 보여주는 [108]의 기사입니다 .

모델은 규모에 따라 개선되며 미세 조정된 모델과 경쟁력이 있습니다.

mT5 [11]: 101개 언어가 있는 mC4 데이터 세트에서 학습된 다국어 T5 모델[10]. 데이터 세트는 공개 공통 크롤 스크랩에서 추출되었습니다. 이 모델은 여러 언어를 포괄하기 위해 250,000개의 더 큰 어휘 크기를 사용합니다. 언어에 대한 과대적합이나 과소적합을 피하기 위해 mT5는 데이터 샘플링 절차를 사용하여 모든 언어에서 샘플을 선택합니다. 이 논문에서는 영어 언어 데이터를 사용하여 작업을 미세 조정할 때 모든 언어를 포함하여 소량의 사전 학습 데이터 세트를 사용할 것을 제안합니다. 이를 통해 모델은 올바른 비영어 출력을 생성할 수 있습니다.

PanGu-α [108]: 그림 8에 표시된 예와 같이 표준 변환기 레이어 끝에 쿼리 레이어가 있는 자기 회귀 모델로, 다음 토큰을 예측합니다. 구조는 변환기 레이어와 유사하지만, Eq. 3에 나와 있는 어텐션 메커니즘의 다음 위치에 대한 추가 임베딩이 있습니다.

$$a = p_n W_h^q W_h^k T H_L^T \tag{3}$$

CPM-2 [12]: 비용 효율적인 사전 훈련된 언어 모델(CPM-2)은 WuDaoCorpus [109] 데이터 세트에서 이중 언어(영어와 중국어) 11B 및 198B 혼합 전문가(MoE) 모델을 사전 훈련합니다. 토큰화 프로세스는 문장 조각 토크나이저에서 "_" 공백 토큰을 제거합니다. 모델은 지식 상속을 통해 훈련되며, 첫 번째 단계에서는 중국어로만 시작한 다음 영어와 중국어 데이터를 추가합니다. 이 훈련된 모델은 198B MoE 모델을 초기화하기 위해 여러 번 복제됩니다. 또한 다운스트림 작업에 모델을 사용하기 위해 CPM-2는 두 가지 복합 [40]에서처럼 완전한 미세 조정 및 프롬프트 미세 조정은 프롬프트와 관련된 매개변수만 다양한 위치(앞, 중간, 뒤)에 프롬프트를 삽입하여 업데이트합니다. CPM-2는 또한 100B 규모에서 추론을 위해 매개변수를 CPU로 동적으로 오프로드하는 전략을 갖춘 메모리 효율적인 프레임워크인 INFMOE를 제안합니다. 추론 시간을 줄이기 위해 데이터 이동과 추론 계산을 겹칩니다.

ERNIE 3.0 [110]: ERNIE 3.0은 Transformer-XL[111]을 백본으로 사용하여 모듈형 아키텍처를 구축하기 위해 다중 작업 학습에서 영감을 얻었습니다. 범용 표현 모듈은 모든 작업에서 공유되며, 이는 작업별 표현 모듈의 기본 블록 역할을 하며, 모두 자연어 이해, 자연어 생성 및 지식 추출을 위해 공동으로 훈련됩니다. 이 LLM은 주로 중국어에 초점을 맞춥니다. LLM 훈련을 위해 가장 큰 중국어 텍스트 코퍼스에서 훈련을 주장하며 54개 중국어 NLP 작업에서 최첨단을 달성했습니다.

Jurassic-1 [112]: 7B 매개변수 J1-Large 모델과 178B 매개변수 J1-Jumbo 모델을 포함한 한 쌍의 자기 회귀 언어 모델. Jurassic-1의 훈련 어휘는 단어 조각, 완전한 단어 및 단어 경계가 없는 다중 단어 표현으로 구성되며, 가능한 어휘 밖 인스턴스는 유니코드 바이트로 해석됩니다. GPT-3 대응 모델과 비교하여 Jurassic-1 모델은 보다 균형 잡힌 깊이 대 너비 자기 주의 아키텍처[113]와 더 광범위한 리소스를 기반으로 한 빠른 예측을 위한 개선된 토크나이저를 적용하여 제로 샷 학습 과제에서 비슷한 성능을 달성하고 프롬프트로 더 많은 예를 제공할 수 있는 기능을 감안할 때 퓨어 샷 학습 과제에서 더 우수한 성능을 달성합니다.

HyperCLOVA [114]: GPT-3 아키텍처를 적용한 한국어 모델.

Yuan 1.0 [115]: 인터넷에서 수집한 5TB의 고품질 텍스트가 있는 중국어 코퍼스에서 학습했습니다. Spark에 기반한 대규모 데이터 필터링 시스템(MDFS)이 거친 필터링 및 미세 필터링 기술을 통해 원시 데이터를 처리하도록 개발되었습니다. 에너지 비용과 탄소 배출을 절감하기 위해 Yuan 1.0의 학습 속도를 높이기 위해 분산 학습의 성능을 개선하는 다양한 요소가 아키텍처와 학습에 통합되었습니다. 예를 들어, 숨겨진 상태 크기를 늘리면 파이프라인 및 텐서 병렬 처리 성능이 개선되고, 더 큰 마이크로 배치는 파이프라인 병렬 처리 성능을 개선하고, 더 큰 글로벌 배치 크기는 데이터 병렬 처리 성능을 개선합니다. 실제로 Yuan 1.0 모델은 텍스트 분류, Winograd Schema, 자연어 추론 및 독해 이해 작업에서 좋은 성과를 거두었습니다.

Gopher [116]: Gopher 모델 패밀리는 LLM 성능에 대한 *scale*의 효과를 연구하기 위해 크기가 44M~280B 매개변수에 이릅니다. 280B 모델은 평가된 작업의 81%에서 GPT-3[6], Jurrasic-1[112], MT-NLG[117] 등을 능가합니다.

ERNIE 3.0 TITAN [35]: ERNIE 3.0 Titan은 후자의 매개변수 수의 26배인 더 큰 모델을 학습시켜 ERNIE 3.0을 확장합니다. 이 더 큰 모델은 68개 NLP 작업에서 다른 최첨단 모델보다 성능이 우수했습니다. LLM은 잘못된 사실이 있는 텍스트를 생성합니다. 사실적 일관성을 유지하면서 생성된 텍스트를 제어하기 위해 ERNIE 3.0 Titan은 다중 작업 학습 설정에 또 다른 작업인 *Credible and Controllable Generations*을 추가합니다.

ERNIE 3.0 Titan은 사전 학습 단계에 추가적인 자기 감독적 적대적 및 제어 가능한 언어 모델링 손실을 도입하여 수동으로 선택한 사실적 QA 작업 세트 평가에서 다른 LLM보다 우수한 성과를 낼 수 있습니다.

GPT-NeoX-20B [118]: 영어: 아키텍처 설계에서 약간의 편차가 있는 GPT-3를 크게 따르는 자기 회귀 모델로, 데이터 중복 제거 없이 Pile 데이터 세트에서 학습했습니다.GPT-NeoX는 Eq. 4에 주어진 트랜스포머 블록에 병렬 어텐션 및 피드포워드 레이어가 있어 처리량이 15% 증가합니다. 회전 위치 임베딩[66]을 사용하여 [119]에서와 같이 임베딩 벡터 차원의 25%에만 적용합니다.이렇게 하면 성능 저하 없이 계산이 줄어듭니다.밀집 및 희소 레이어를 사용하는 GPT-3와 달리 GPT-NeoX-20B는 밀집 레이어만 사용합니다.이 규모에서 하이퍼파라미터 튜닝은 어렵기 때문에 모델은 방법[6]에서 하이퍼파라미터를 선택하고 20B 모델에 대해 13B와 175B 모델 사이의 값을 보간합니다.모델 학습은 텐서 및 파이프라인 병렬 처리를 모두 사용하여 GPU에 분산됩니다.

$$x + Attn(LN_1(x)) + FF(LN_2(x)) \tag{4}$$

OPT [14]: GPT-3의 성능을 복제하는 모델을 오픈 소스로 공개하기 위해 개발된 GPT-3의 복제본입니다. OPT의 훈련은 동적 손실 스케일링[120]을 사용하고 손실 발산이 관찰될 때마다 더 낮은 학습률로 이전 체크포인트에서 다시 시작합니다. 전반적으로 OPT-175B 모델의 성능은 GPT3-175B 모델과 비슷합니다.

BLOOM [13]: LLM을 오픈 소스화하기 위해 ROOTS 코퍼스에서 학습한 인과 디코더 모델. BLOOM의 아키텍처는 그림 9에 나와 있으며, ALiBi 위치 임베딩, bitsandbytes[1] 라이브러리에서 제안한 임베딩 계층 뒤에 추가 정규화 계층과 같은 차이점이 있습니다. 이러한 변경 사항은 다운스트림 성능을 개선하여 학습을 안정화합니다.

GLaM [91]: Generalist Language Model(GLaM)은 희소하게 활성화된 디코더 전용 혼합 전문가(MoE) 구조[121, 90]를 사용하는 언어 모델 패밀리를 나타냅니다. 계산을 줄이는 동시에 더 많은 모델 용량을 얻기 위해 전문가는 희소하게 활성화되어 각 입력 토큰을 처리하는 데 가장 우수한 두 전문가만 사용됩니다. 가장 큰 GLaM 모델인 GLaM(64B/64E)은 GPT-3[6]보다 약 7× 더 크지만 입력 토큰당 일부 매개변수만 활성화됩니다. 가장 큰 GLaM(64B/64E) 모델은 GPT-3의 학습 에너지의 1/3만 소모하면서 GPT-3에 비해 전반적인 결과가 더 좋습니다.

MT-NLG [117]: GPT-2 아키텍처를 기반으로 하는 530B 인과 디코더는 약 3× GPT-3 모델 매개변수를 가지고 있습니다. MT-NLG는 다양한 공개 데이터세트에서 수집한 필터링된 고품질 데이터로 학습되고 단일 배치에서 다양한 유형의 데이터세트를 혼합하여 여러 평가에서 GPT-3를 능가합니다.

Chinchilla [96]: Gopher[116]와 동일한 데이터 세트에서 학습된 인과 디코더이지만 데이터 샘플링 분포가 약간 다릅니다(MassiveText에서 샘플링). 모델 아키텍처는 Adam 대신 AdamW 최적화기를 제외하고는 Gopher에 사용된 것과 유사합니다. Chinchilla는 다음을 식별합니다.

[1] https://github.com/TimDettmers/bitsandbytes

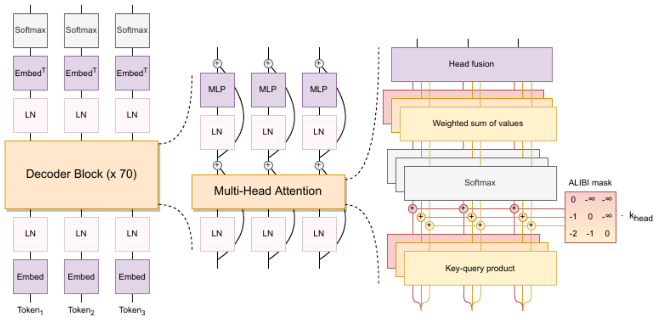

그림 9: [13]에서 가져온 BLOOM 아키텍처 예제.

모델 크기는 학습 토큰이 두 배로 늘어날 때마다 두 배로 늘어나야 한다는 관계. 50억에서 5000억 토큰에 대해 7,000만에서 160억 이상의 매개변수에 이르는 400개 이상의 언어 모델이 주어진 예산에서 최적의 컴퓨팅 학습을 위한 추정치를 얻기 위해 학습됩니다. 저자는 Gopher(280B)와 동일한 컴퓨팅 예산으로 70B 모델을 학습하지만 데이터는 4배 더 많습니다. 미세 조정 후 다양한 다운스트림 작업에서 Gopher[116], GPT-3[6] 및 기타 모델보다 성능이 우수합니다.

AlexaTM [122]: 인코더-디코더 모델로, 인코더 가중치와 디코더 임베딩이 사전 훈련된 인코더로 초기화되어 훈련 속도가 빨라집니다. 인코더는 초기 100k 단계 동안 고정된 상태로 유지되고 나중에 엔드투엔드 훈련을 위해 고정이 해제됩니다. 이 모델은 노이즈 제거 및 인과 언어 모델링(CLM) 목표의 조합으로 훈련되며, 모드 전환을 위해 처음에 [*CLM*] 토큰을 연결합니다. 훈련하는 동안 CLM 작업이 시간의 20% 동안 적용되어 컨텍스트 내 학습 성능이 향상됩니다.

PaLM [15]: 영어: Eq. 4와 유사한 병렬 어텐션 및 피드포워드 레이어를 갖춘 인과 디코더는 학습 속도를 15배 높입니다. 기존 변환기 모델에 대한 추가 변경 사항으로는 SwiGLU 활성화, RoPE 임베딩, 디코딩 중 계산 비용을 절감하는 다중 쿼리 어텐션 및 공유 입력-출력 임베딩이 있습니다. 학습 중 손실 스파이크가 관찰되었고 이를 수정하기 위해 스파이크 주변의 200~500개 배치를 건너뛰어 100단계 앞선 체크포인트에서 모델 학습을 다시 시작했습니다. 게다가 이 모델은 540B 모델 규모에서 학습 데이터의 약 2.4%를 기억하는 것으로 나타났지만, 이 숫자는 더 작은 모델에서는 더 낮았습니다.

PaLM-2 *[123]:* 더 나은 품질의 데이터 세트에서 더 큰 반복을 위해 훈련된 PaLM의 더 작은 다국어 변형. PaLM-2는 PaLM보다 상당한 개선을 보이며, 더 작은 크기로 인해 훈련 및 추론 비용을 줄입니다. 독성과 기억을 줄이기 위해 사전 훈련 데이터의 일부에 특수 토큰을 추가하여 유해한 응답을 생성하는 것을 줄입니다.

U-PaLM [124]: 이 방법은 UL2(UL2Restore라고도 함) 목표[125]를 사용하여 0.1% 추가 계산을 위해 PaLM을 훈련합니다. 이는 동일한 데이터 세트를 사용하여 제로 샷, 퓨어 샷, 상식적 추론, CoT 등을 포함한 다양한 NLP 작업에서 기준선보다 상당히 우수한 성능을 보입니다. UL2R을 사용한 훈련에는 인과 디코더 PaLM을 비인과 디코더 PaLM으로 변환하고 50% 순차적 노이즈 제거, 25% 일반 노이즈 제거, 25% 극단 노이즈 제거 손실 함수를 사용하는 작업이 포함됩니다.

UL2 [125]: Denoisers(MoD) 목표를 혼합하여 학습한 인코더-디코더 아키텍처. Denoisers에는 1) R-Denoiser: 일반적인 스팬 마스킹, 2) S-Denoiser: 큰 시퀀스의 연속 토큰을 손상시키고 3) X-Denoiser: 많은 수의 토큰을 무작위로 손상시키는 것이 포함됩니다. 사전 학습 중에 UL2는 *R, S, X* 의 Denoiser 토큰을 포함하여 Denoising 설정을 나타냅니다. 이는 작업을 업스트림 학습 모드 중 하나에 바인딩하는 다운스트림 작업에 대한 미세 조정 성능을 개선하는 데 도움이 됩니다. 이 MoD 스타일의 학습은 많은 벤치마크에서 T5 모델보다 성능이 뛰어납니다.

GLM-130B [33]: GLM-130B는 GLM[126]과 유사한 자기 회귀 마스크 채우기 사전 훈련 목표를 사용하여 훈련된 이중 언어(영어 및 중국어) 모델입니다. 이 훈련 스타일은 단방향인 GPT-3에 비해 모델을 양방향으로 만듭니다. GLM과 달리 GLM-130B의 훈련에는 자체 감독 마스크 채우기와 함께 소량의 다중 작업 지침 사전 훈련 데이터(전체 데이터의 5%)가 포함됩니다. 훈련을 안정화하기 위해 임베딩 계층 그래디언트 축소를 적용합니다.

LLaMA [127, 21]: 7B에서 70B 매개변수까지 다양한 디코더 전용 언어 모델 세트. LLaMA 모델 시리즈는 매개변수 효율성과 명령어 튜닝으로 커뮤니티에서 가장 유명합니다.

***LLaMA-1** [127]:* 마스크된 주의 가중치와 키/쿼리 점수를 저장 및 계산하지 않음으로써 효율적인 인과 주의[128]를 구현합니다. 또 다른 최적화는 [129]에서와 같이 역방향 패스에서 재계산되는 활성화 수를 줄이는 것입니다.

***LLaMA-2** [21]:* 이 연구는 대화 생성을 위한 더 안전하고 더 나은 LLaMA-2-Chat 모델을 미세 조정하는 데 더 중점을 두고 있습니다. 사전 훈련된 모델은 더 긴 컨텍스트 길이와 그룹화된 쿼리 어텐션을 통해 40% 더 많은 훈련 데이터로 개선되었습니다.

***LLaMA-3/3.1** [130]:* LLaMA-2에 비해 7배 더 큰 데이터 세트에서 학습된 모델 컬렉션으로 컨텍스트 길이가 2배 더 길어 이전 변형 및 기타 모델보다 성능이 우수합니다.

PanGu-Σ [92]: PanGu-α에서 복사한 매개변수를 사용하여 RRE(Random Routed Experts)를 사용하여 1조 규모로 확장한 자기 회귀 모델, 아키텍처 다이어그램은 그림 10에 나와 있습니다. RRE는 MoE 아키텍처와 유사하지만, 토큰이 학습 가능한 게이팅 방법을 사용하는 대신 도메인의 전문가에게 무작위로 라우팅되는 2차 수준에서 차이점이 있습니다. 이 모델은 하위 계층이 모든 도메인에서 조밀하게 활성화되고 공유되는 반면, 상위 계층은 도메인에 따라 희소하게 활성화됩니다. 이러한 학습 스타일을 사용하면 작업별 모델을 추출할 수 있으며 지속적인 학습의 경우 치명적인 망각 효과를 줄일 수 있습니다.

***Mixtral8x22b** [131]:* 8명의 서로 다른 전문가로 구성된 전문가 혼합(MoE) 모델은 각 토큰을 각 계층의 두 명의 전문가에게 라우팅하고 출력을 첨가적으로 결합합니다.

***Snowflake Arctic** [132]:* Arctic LLM은 밀집 및 전문가 혼합(MoE) 아키텍처의 하이브리드입니다. MoE(128×3.66B MLP 전문가)는 두 명의 전문가만 활성화된 밀집 변환기(10B)와 병렬입니다. 이 모델은 다른 MoE LLM[131, 133]에 비해 많은 전문가를 보유하고 있어 모델 용량을 늘리고 다양한 구성을 위해 많은 전문가 중에서 선택할 수 있는 기회를 제공합니다. 이 모델은 480B 매개변수를 갖고 있으며, 순방향 패스 중에 17B만 활성화되어 계산이 상당히 중요해졌습니다.

***Grok** [133, 134]:* Grok은 XAI가 출시한 Grok-1과 Grok-1.5를 포함하는 LLM 제품군입니다.

***Grok-1** [133]:* Grok-1은 토큰당 두 명의 전문가가 활성화되는 314B 매개변수 언어 MoE 모델(전문가 8명)입니다.

***Grok-1.5** [134]:* Grok-1.5는 더 긴 컨텍스트 길이와 향상된 성능을 갖춘 멀티모달 LLM입니다.

***Gemini** [135, 136]:* Gemini는 다중 모달 기능과 상당한 언어 모델링 성능 개선을 통해 Bard(PaLM 기반)를 대체합니다.

***Gemini-1** [135]:* MMLU 벤치마크에서 인간 수준의 성능을 달성한 최초의 자기 회귀 모델입니다.

***Gemini-1.5** [136]:* MoE 아키텍처를 갖춘 멀티모달 LLM은 Gemini-1의 결과를 기반으로 구축되었습니다. 이 모델은 2M 컨텍스트 창을 가지고 있으며 최대 10M 토큰의 정보에 대해 추론할 수 있습니다. 이처럼 큰 컨텍스트 창은 이전에 달성된 적이 없으며 성능 향상에 큰 영향을 미치는 것으로 나타났습니다.

***Nemotron-4 340B** [137]:* 98% 합성 데이터와 2%만 수동으로 주석 처리한 데이터에 정렬된 디코더 전용 모델입니다. 합성 데이터를 대량으로 활용하면 모델 성능이 크게 향상됩니다. 이 논문에서는 모델 사전 학습의 후반 단계에서 이전에 본 데이터의 더 작은 하위 집합으로 정렬 데이터를 도입하여 사전 학습 단계에서 최종 학습 단계로 원활하게 전환할 것을 제안했습니다. 더 나은 명령어 추종 모델을 학습하기 위해 약한 모델을 반복적으로 학습하여 더 강한 모델로 만듭니다. 약한 명령어 조정 모델에서 생성된 합성 데이터는 기본 모델을 학습하는 데 사용되며, 이 기본 모델은 나중에 감독을 받아 미세 조정되어 약한 모델보다 성능이 우수합니다.

***DeepSeek** [138]:* DeepSeek은 LLM 스케일링 법칙을 자세히 연구하여 최적의 비임베딩 모델 크기와 학습 데이터를 결정합니다. 실험은 $1e^{17}$에서 $3e^{20}$ 학습 FLOP 범위의 8개 예산에 대해 수행되었습니다. 각 컴퓨팅 예산은 10개의 다른 모델/데이터 스케일에 대해 테스트되었습니다. 배치 크기와 학습률도 주어진 컴퓨팅 예산에 맞춰 적용되었으며, 배치 크기는 컴퓨팅 예산이 증가함에 따라 증가하고 학습률은 감소해야 한다는 것을 발견했습니다. 다음은 최적의 배치 크기(B), 학습률(η), 모델 크기(M) 및 데이터(D)에 대한 방정식입니다.

$$\begin{aligned}
B_{opt} &= 0.2920.C^{0.3271} \\
\eta_{opt} &= 0.3118.C^{-0.1250} \\
M_{opt} &= M_{base}.C^{a} \\
D_{opt} &= D_{base}.C^{b}
\end{aligned} \tag{5}$$

$$M_{base} = 0.1715, D_{base} = 5.8316, a = 0.5243, b = 0.4757$$

***DeepSeek-v2** [139]:* 추론 비용을 줄이기 위해 키-값(KV) 캐시를 잠재 벡터로 압축하여 다중 헤드 잠재 주의(MLA)를 도입하는 MoE 모델입니다. MLA는 다중 헤드 주의(MHA) 및 그룹화된 쿼리 주의(GQA), 다중 쿼리 주의(MQA) 등과 같은 다른 효율적인 주의 메커니즘보다 더 나은 성능을 달성합니다. MLA 덕분에 DeepSeek-v2는 DeepSeek에 비해 5.76배 더 빠른 추론 처리량을 달성합니다[138].

3.1.2. *Coding*

CodeGen [140]: CodeGen은 PaLM[15]과 유사한 아키텍처, 즉 병렬 어텐션, MLP 레이어, RoPE 임베딩을 갖추고 있습니다. 이 모델은 자연어 및 프로그래밍 언어 데이터에서 순차적으로 학습됩니다(첫 번째 데이터 세트에서 학습한 다음 두 번째 데이터 세트로 학습하는 식으로). 다음 데이터 세트 1) PILE, 2) BIGQUERY, 3) BIGPYTHON에서 학습합니다. CodeGen은 코드 합성을 위한 다단계 접근 방식을 제안했습니다. 그 목적은 이전 프롬프트와 생성된 코드가 입력으로 제공되고 다음 프롬프트가 다음 코드 시퀀스를 생성하는 긴 시퀀스의 생성을 간소화하는 것입니다. CodeGen은 다단계 프로그램 합성을 평가하기 위한 Multi-Turn Programming Benchmark(MTPB)를 오픈 소스로 제공합니다.

Codex [141]: 이 LLM은 docstring에서 코드를 생성하기 위해 공개 Python Github 저장소의 하위 집합에서 학습합니다. 컴퓨터 프로그래밍은 요구 사항을 충족하기 전에 프로그램이 종종 디버깅되고 업데이트되는 반복적인 프로세스입니다. 마찬가지로 Codex는 주어진 설명에 대한 반복적 샘플링을 통해 프로그램의 100개 버전을 생성하여 단위 테스트를 통과하는 문제의 77.5%에 대한 작동 솔루션을 생성합니다. 강력한 버전은 Github Copilot[2]을 구동합니다.

AlphaCode [142]: 경쟁 수준의 코드 생성 작업을 위해 설계된 300M~41B 매개변수 범위의 대규모 언어 모델 세트입니다. 다중 쿼리 어텐션[143]을 사용하여 메모리 및 캐시 비용을 줄입니다. 경쟁 프로그래밍 문제는 심층적인 추론과 복잡한 자연어 알고리즘에 대한 이해가 매우 필요하기 때문에 Alpha-Code 모델은 인기 있는 언어로 필터링된 GitHub 코드에서 사전 학습한 다음 CodeContests라는 새로운 경쟁 프로그래밍 데이터 세트에서 미세 조정합니다. CodeContests 데이터 세트에는 주로 Codeforces 플랫폼[3]에서 수집한 문제, 솔루션 및 테스트 사례가 포함되어 있습니다. 사전 학습은 표준 언어 모델링 목표를 사용하는 반면, 템퍼링[145]이 포함된 GOLD[144]는 CodeContests 데이터에 대한 미세 조정을 위한 학습 목표로 사용됩니다. AlphaCode의 성능을 평가하기 위해 Codeforces 플랫폼에서 모의 프로그래밍 대회를 개최했습니다. 전반적으로 AlphaCode는 5,000개 이상의 경쟁자 중 상위 54.3%를 차지했고, Codeforces 평점은 최근 참여한 사용자 중 상위 28%에 속합니다.

CodeT5+ [34]: CodeT5+은 CodeT5[146]를 기반으로 하며, 얕은 인코더와 깊은 디코더를 사용하여 처음에는 단일 모드 데이터(코드)로, 나중에는 이중 모드 데이터(텍스트-코드 쌍)로 여러 단계로 학습합니다. 각 학습 단계는 서로 다른 학습 목표를 가지고 있으며 작업에 따라 다른 모델 블록 인코더, 디코더 또는 둘 다를 활성화합니다. 단일 모드 사전 학습에는 스팬 디노이징 및 CLM 목표가 포함되는 반면, 이중 모드 사전 학습 목표에는 텍스트-코드 쌍에 대한 대조 학습, 매칭 및 CLM이 포함됩니다. CodeT5+은 작업 모드를 활성화하기 위해 텍스트에 특수 토큰을 추가합니다. 예를 들어, 대조 손실의 경우 [CLS], 텍스트-코드 매칭의 경우 [$Match$] 등이 있습니다.

StarCoder [147]: SantaCoder 아키텍처를 갖춘 디코더 전용 모델로, Flash attention을 사용하여 컨텍스트 길이를 8k로 확장합니다. StarCoder는 인코더를 훈련하여 이름을 필터링합니다.

[2]https://github.com/features/copilot
[3]https://codeforces.com/

이메일 및 기타 개인 데이터를 훈련 데이터에서 추출합니다. 미세 조정된 변형은 HumanEval 및 MBPP 벤치마크에서 PaLM, LLaMA 및 LAMDA보다 성능이 뛰어납니다.

3.1.3. *Scientific Knowledge*

Galactica [148]: 4,800만 건의 논문, 교과서, 강의 노트, 수백만 개의 화합물과 단백질, 과학 웹사이트, 백과사전 등이 포함된 방대한 큐레이트된 인간 과학 지식 코퍼스는 PyTorch와 fairscale[149]을 기반으로 구축된 metaseq 라이브러리3를 사용하여 학습됩니다. 이 모델은 추론 데이터 세트를 $< work >$ 토큰으로 래핑하여 모델에 단계별 추론 컨텍스트를 제공하는데, 이는 추론 작업의 성능을 향상시키는 것으로 나타났습니다.

3.1.4. *Dialog*

LaMDA [150]: 공개 대화 데이터, 공개 대화 발화, 공개 웹 문서에 대해 사전 학습된 디코더 전용 모델로, 사전 학습 데이터의 90% 이상이 영어입니다. LaMDA는 높은 수준의 품질, 안전성, 근거성을 보이는 응답을 생성하는 목표로 학습됩니다. 이를 달성하기 위해 차별적이고 생성적인 미세 조정 기술을 통합하여 모델의 안전성과 품질 측면을 향상시킵니다. 결과적으로 LaMDA 모델은 다양한 작업을 수행하는 일반 언어 모델로 활용될 수 있습니다.

3.1.5. *Finance*

BloombergGPT [151]: 재무 데이터 세트(Bloomberg 아카이브의 "FINPILE")와 범용 데이터 세트를 모두 사용하여 학습된 비인과적 디코더 모델입니다. 이 모델의 아키텍처는 BLOOM [13] 및 OPT [14]와 유사합니다. 이 모델은 [113] 접근 방식을 사용하여 모델의 여러 블록에 50B 매개변수를 할당합니다. 효과적인 학습을 위해 BloombergGPT는 최대 시퀀스 길이를 사용하기 위해 $< |endoftext| >$과 함께 문서를 패킹하고, 1024에서 2048까지 시작하는 워밍업 배치 크기를 사용하고, 학습 중에 수동으로 학습률을 여러 번 줄입니다.

Xuan Yuan 2.0 [152]: BLOOM의 [13] 아키텍처를 갖춘 중국 금융 채팅 모델은 일반 용도, 금융, 일반 용도 지침 및 금융 기관 데이터 세트의 조합으로 학습되었습니다. Xuan Yuan 2.0은 사전 학습과 미세 조정 단계를 결합하여 치명적인 망각을 방지했습니다.

3.2. *Fine-Tuned LLMs*

사전 훈련된 LLM은 보이지 않는 작업에 대한 우수한 일반화 능력을 가지고 있습니다. 그러나 일반적으로 다음 토큰 예측의 목표로 훈련되기 때문에 LLM은 사용자 의도를 따르는 데 제한이 있으며 비윤리적, 유해하거나 부정확한 응답을 생성하기 쉽습니다[20]. 효과적인 활용을 위해 LLM은 지침을 따르고[16, 17, 97] 안전한 응답을 생성하도록 미세 조정됩니다[20]. 이로 인해 최소한의 컴퓨팅 증가로 제로샷, 퓨어샷 및 교차 작업 일반화[97, 16, 18]가 증가합니다. 예를 들어 PaLM 540B의 경우 전체 사전 훈련의 0.2%입니다[16].
이 섹션에서는 다양한 미세 조정 LLM과 효과적인 미세 조정 전략을 검토합니다.

표 1: *pre-trained* 대규모 언어 모델의 주목할 만한 결과 및 통찰력.

Models	Findings & Insights
T5	• Encoder and decoder with shared parameters perform equivalently when parameters are not shared • Fine-tuning model layers (adapter layers) work better than the conventional way of training on only classification layers
GPT-3	• Few-shot performance of LLMs is better than the zero-shot, suggesting that LLMs are meta-learners
mT5	• Large multi-lingual models perform equivalently to single language models on downstream tasks. However, smaller multi-lingual models perform worse
PanGu-α	• LLMs have good few shot capabilities
CPM-2	• Prompt fine-tuning requires updating very few parameters while achieving performance comparable to full model fine-tuning • Prompt fine-tuning takes more time to converge as compared to full model fine-tuning • Inserting prompt tokens in-between sentences can allow the model to understand relations between sentences and long sequences • In an analysis, CPM-2 finds that prompts work as a provider (additional context) and aggregator (aggregate information with the input text) for the model
ERNIE 3.0	• A modular LLM architecture with a universal representation module and task-specific representation module helps in the finetuning phase • Optimizing the parameters of a task-specific representation network during the fine-tuning phase is an efficient way to take advantage of the powerful pre-trained model
Jurassic-1	• The performance of LLM is highly related to the network size • To improve runtime performance, more operations can be performed in parallel (width) rather than sequential (depth) • To efficiently represent and fit more text in the same context length, the model uses a larger vocabulary to train a SentencePiece tokenizer without restricting it to word boundaries. This further benefits in few-shot learning tasks
HyperCLOVA	• By employing prompt-based tuning, the performances of models can be improved, often surpassing those of state-of-the-art models when the backward gradients of inputs are accessible
Yuan 1.0	• The model architecture that excels in pre-training and fine-tuning cases may exhibit contrasting behavior in zero-shot and few-shot learning
Gopher	• Relative encodings enable the model to evaluate for longer sequences than training.
ERNIE 3.0 Titan	• Additional self-supervised adversarial loss to distinguish between real and generated text improves the model performance as compared to ERNIE 3.0
GPT-NeoX-20B	• Parallel attention + FF layers speed-up training 15% with the same performance as with cascaded layers • Initializing feed-forward output layers before residuals with scheme in [153] avoids activations from growing with increasing depth and width • Training on Pile outperforms GPT-3 on five-shot

Table Continued on Next Page

Models	Findings & Insights
OPT	• Restart training from an earlier checkpoint with a lower learning rate if loss diverges • Model is prone to generate repetitive text and stuck in a loop
Galactica	• Galactica's performance has continued to improve across validation set, in-domain, and out-of-domain benchmarks, even with multiple repetitions of the corpus, which is superior to existing research on LLMs • A working memory token approach can achieve strong performance over existing methods on mathematical MMLU and MATH benchmarks. It sets a new state-of-the-art on several downstream tasks such as PubMedQA (77.6%) and MedMCQA dev (52.9%)
GLaM	• The model capacity can be maintained at reduced computation by replacing the feed-forward layer in each transformer layer with a mixture-of-experts (MoE) • The model trained on filtered data shows consistently better performances on both NLG and NLU tasks, where the effect of filtering is more significant on the former tasks • Filtered pretraining corpora play a crucial role in the generation capability of LLMs, especially for the downstream tasks • The scaling of GLaM MoE models can be achieved by increasing the size or number of experts in the MoE layer. Given a fixed budget of computation, more experts contribute to a better performance
LaMDA	• The model can be fine-tuned to learn to call different external information resources and tools
AlphaCode	• For higher effectiveness and efficiency, a transformer model can be asymmetrically constructed with a shallower encoder and a deeper decoder • To achieve better performances, it is necessary to employ strategies such as massively scaling upsampling, followed by the filtering and clustering of samples into a compact set • The utilization of novel sampling-efficient transformer architectures designed to facilitate large-scale sampling is crucial • Simplifying problem descriptions can effectively improve the model's performance
Chinchilla	• The model size and the number of training tokens should be scaled proportionately: for each doubling of the model size, the number of training tokens should be doubled as well
PaLM	• English-centric models produce better translations when translating to English as compared to non-English • Generalized models can have equivalent performance for language translation to specialized small models • Larger models have a higher percentage of training data memorization • Performance has not yet saturated even at 540B scale, which means larger models are likely to perform better
AlexaTM	• Encoder-decoder architecture is more suitable to train LLMs given bidirectional attention to the context than decoder-only • Causal Language Modeling (CLM) task can be added to benefit the model with efficient in-context learning • Placing layer norm at the beginning of each transformer layer improves the training stability

Table Continued on Next Page

Models	Findings & Insights
U-PaLM	• Training with a mixture of denoisers outperforms PaLM when trained further for a few more FLOPs • Training with a mixture of denoisers improves the infilling ability and open-ended text generation diversity
UL2	• Mode switching training enables better performance on downstream tasks • CoT prompting outperforms standard prompting for UL2
GLM-130B	• Pre-training data with a small proportion of multi-task instruction data improves the overall model performance
CodeGen	• Multi-step prompting for code synthesis leads to a better user intent understanding and code generation
LLaMA	• A constant performance improvement is observed when scaling the model • Smaller models can achieve good performances with more training data and computing time
PanGu-Σ	• Sparse models provide the benefits of large models at a lower computation cost • Randomly Routed Experts reduces catastrophic forgetting effects which in turn is essential for continual learning • Randomly Routed Experts allow extracting a domain-specific sub-model in deployment which is cost-efficient while maintaining a performance similar to the original
BloombergGPT	• Pre-training with general-purpose and task-specific data improves task performance without hurting other model capabilities
XuanYuan 2.0	• Combining pre-training and fine-tuning stages in single training avoids catastrophic forgetting
CodeT5+	• Causal LM is crucial for a model's generation capability in encoder-decoder architectures • Multiple training objectives like span corruption, Causal LM, matching, etc complement each other for better performance
StarCoder	• HHH prompt by Anthropic allows the model to follow instructions without fine-tuning
LLaMA-2	• Model trained on unfiltered data is more toxic but may perform better on downstream tasks after fine-tuning • Model trained on unfiltered data requires fewer samples for safety alignment
PaLM-2	• Data quality is important to train better models • Model and data size should be scaled with 1:1 proportions • Smaller models trained for larger iterations outperform larger models
LLaMA-3/3.1	• Increasing batch size gradually stabilizes the training without loss spikes • High-quality data at the final stages of training improves the model performance • Increasing model context length windows step-wise allows it to better adapt to various sequence lengths
Nemotron-40B	• Model aligned iteratively on synthetic data with data generated from the previously aligned model achieves competitive performance
DeepSeek	• Batch size should increase with the increase in compute budget while decreasing the learning rate
DeepSeek-v2	• Mult-head latent attention (MLA) performs better than multi-head attention (MHA) while requiring a significantly smaller KV cache, therefore achieving faster data generation

표 2: *instruction-tuned* 대규모 언어 모델 연구의 주요 통찰력 및 결과.

Models	Findings & Insights
T0	• Multi-task prompting enables zero-shot generalization and outperforms baselines • Even a single prompt per dataset task is enough to improve performance
WebGPT	• To aid the model in effectively filtering and utilizing relevant information, human labelers play a crucial role in answering questions regarding the usefulness of the retrieved documents • Interacting a fine-tuned language model with a text-based web-browsing environment can improve end-to-end retrieval and synthesis via imitation learning and reinforcement learning • Generating answers with references can make labelers easily judge the factual accuracy of answers
Tk-INSTRUCT	• Instruction tuning leads to a stronger generalization of unseen tasks • More tasks improve generalization whereas only increasing task instances does not help • Supervised trained models are better than generalized models • Models pre-trained with instructions and examples perform well for different types of inputs
mT0 and BLOOMZ	• Instruction tuning enables zero-shot generalization to tasks never seen before • Multi-lingual training leads to even better zero-shot generalization for both English and non-English • Training on machine-translated prompts improves performance for held-out tasks with non-English prompts • English only fine-tuning on multilingual pre-trained language model is enough to generalize to other pre-trained language tasks
OPT-IML	• Creating a batch with multiple task examples is important for better performance • Only example proportional sampling is not enough, training datasets should also be proportional for better generalization/performance • Fully held-out and partially supervised tasks performance improves by scaling tasks or categories whereas fully supervised tasks have no effect • Including small amounts i.e. 5% of pretraining data during fine-tuning is effective • Only 1% reasoning data improves the performance, adding more deteriorates performance • Adding dialogue data makes the performance worse
Sparrow	• Labelers' judgment and well-defined alignment rules help the model generate better responses • Good dialogue goals can be broken down into detailed natural language rules for the agent and the raters • The combination of reinforcement learning (RL) with reranking yields optimal performance in terms of preference win rates and resilience against adversarial probing
Flan	• Finetuning with CoT improves performance on held-out tasks • Fine-tuning along with CoT data improves reasoning abilities • CoT tuning improves zero-shot reasoning • Performance improves with more tasks • Instruction fine-tuning improves usability which otherwise is challenging for pre-trained models • Improving the model's performance with instruction tuning is compute-efficient • Multitask prompting enables zero-shot generalization abilities in LLM
WizardCoder	• Fine-tuning with re-written instruction-tuning data into a complex set improves performance
LLaMA-2-Chat	• Model learns to write safe responses with fine-tuning on safe demonstrations, while additional RLHF step further improves model safety and make it less prone to jailbreak attacks
LIMA	• Less high quality data is enough for fine-tuned model generalization

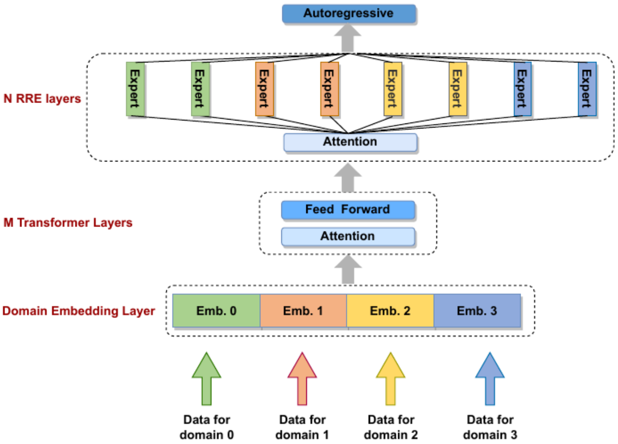

그림 10: 이 예는 [92]에서 가져온 이미지에 나타난 PanGu-∑ 아키텍처를 설명합니다.

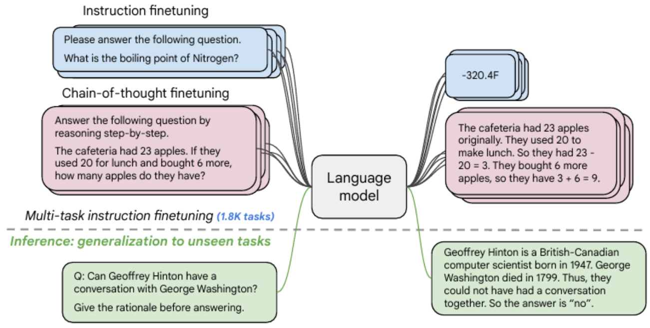

그림 11: [16]에서 가져온 Flan 교육 패러다임의 인스턴스를 보여주는 예시 이미지.

3.2.1. *Instruction-Tuning with Manually Created Datasets*

문헌에는 LLM을 지시 조정하기 위해 다양한 설계 선택이 있는 수많은 수작업 지시 조정 데이터 세트가 제안되어 있습니다. 미세 조정된 LLM의 성능은 데이터 세트, 지시 다양성, 프롬프트 템플릿, 모델 크기, 훈련 목표와 같은 여러 요인에 따라 달라집니다. 이를 염두에 두고, 수작업으로 만든 데이터 세트를 사용하는 다양한 미세 조정 모델이 문헌에 등장했습니다.

모델 T0[17] 및 mT0(다국어)[154]는 템플릿을 사용하여 기존 데이터 세트를 프롬프트 데이터 세트로 변환합니다. 이들은 제로샷 및 보류 작업에 대한 일반화에서 개선을 보였습니다. Tk-Instruct[18]는 테스트 시간 동안 컨텍스트 내 지침이 제공될 때 보이지 않는 작업에 대한 일반화를 연구하기 위해 컨텍스트 내 지침으로 T5 모델을 미세 조정했습니다. 이 모델은 크기가 더 작음에도 불구하고(즉, GPT-3의 175B에 비해 11B 매개변수) Instruct-GPT보다 성능이 우수했습니다.

Increasing Tasks and Prompt Setups: Zero-shot 및 few-shot 성능은 작업 수집 및 프롬프트 스타일을 확장하여 상당히 개선됩니다. OPT-IML[97] 및 Flan[16]은 각각 더 큰 2k 및 1.8k 작업 데이터 세트를 큐레이팅했습니다. 작업 크기를 늘리는 것만으로는 충분하지 않지만 OPT-IML과 Flan은 데이터 세트에 더 많은 프롬핑 설정, zero-shot, few-shot 및 CoT를 추가합니다. 이어서 CoT Collection[101]은 1.88M CoT 샘플에서 Flan-T5를 더욱 미세 조정합니다. 또 다른 방법[102]은 T0, Flan 등의 작업이 있는 심볼릭 작업을 사용합니다.

3.2.2. *Instruction-Tuning with LLMs Generated Datasets*

명령어 튜닝 데이터 세트를 생성하려면 종종 사람이 작성하고 크기가 작으며 다양성이 떨어지는 명령어와 입출력 쌍을 신중하게 작성해야 합니다.이를 극복하기 위해 self-instruct[19]는 사용 가능한 LLM이 명령어 튜닝 데이터 세트를 생성하도록 촉구하는 접근 방식을 제안했습니다.Self-instruct는 수동으로 생성된 데이터 세트 SUPER-NATURALINSTRUCTIONS(1600+ 작업이 있는 데이터 세트)[18]에서 학습된 모델보다 33% 더 우수한 성과를 보였습니다.175개 작업, 1개 명령어, 작업당 1개 샘플의 시드로 시작하여 반복적으로 다음을 사용하여 새 명령어(52k)와 인스턴스(82k 입출력 쌍)를 생성합니다.

GPT-3 [6]. 이와 반대로 Dynosaur [155]는 Huggingface의 데이터 세트의 메타데이터를 사용하여 LLM이 다중 작업 지침 튜닝 데이터 세트를 생성하도록 촉구합니다.

LLaMA Tuned: 문헌에서 다양한 모델은 GPT-3[6] 또는 GPT-4[157]에서 생성된 데이터 세트를 사용하여 LLaMA[156]를 조정합니다. 이 중 Alpaca[158], Vicuna[159], LLaMA-GPT-4[160]는 몇 가지 범용 미세 조정 모델로, Alpaca는 텍스트-davinci-003에서 52k 샘플로, Vicuna는 ShareGPT.com에서 70k 샘플로, LLaMA-GPT-4는 GPT-4에서 Alpaca 명령어를 다시 생성하여 훈련합니다. Goat[161]은 ChatGPT에서 데이터를 생성하여 산술 작업(100만 개 샘플)을 위해 LLaMA를 미세 조정하고 GPT-4, PaLM, BLOOM, OPT 등을 능가하며, 성공을 LLaMA의 일관된 숫자 토큰화에 기인합니다. HuaTuo[162]는 8k 명령어의 생성된 QA 데이터 세트로 미세 조정된 의료 지식 모델입니다.

Complex Instructions: Evol-Instruct[163, 164]는 LLM이 주어진 명령어를 더 복잡한 세트로 변환하도록 촉구합니다. 명령어는 복잡한 단어로 명령어를 다시 작성하고 새로운 명령어를 생성하면서 반복적으로 진화합니다. 이러한 스타일의 자동화된 명령어 생성을 통해 WizardLM[163](250k 명령어에 대한 미세 조정된 LLaMA)은 Vicuna와 Alpaca보다 성능이 뛰어나고 WizardCoder[164](미세 조정된 StarCoder)는 Claude-Plus, Bard 등을 능가합니다.

3.2.3. *Aligning with Human Preferences*

LLM에 인간의 선호도를 통합하면 바람직하지 않은 행동을 완화하고 정확한 출력을 보장하는 데 상당한 이점이 있습니다. InstructGPT[20]와 같은 정렬에 대한 초기 작업은 3단계 접근 방식, 지침 조정, 보상 모델링 및 강화 학습(RL)을 통한 미세 조정을 사용하여 GPT-3를 정렬합니다. 데모에 대한 감독 미세 조정 GPT-3는 응답을 생성하기 위해 쿼리되고 인간 레이블러는 인간 가치에 따라 순위를 매기고 보상 모델은 순위가 매겨진 데이터에서 학습됩니다. 마지막으로 GPT-3는 보상 모델에서 생성된 데이터에 대한 보상을 사용하여 근위 정책 최적화(PPO)로 학습됩니다. LLaMA 2-Chat[21]은 보상 모델링을 도움성 및 안전 보상으로 나누고 PPO 외에도 거부 샘플링을 사용하여 정렬을 개선합니다. LLaMA 2-Chat의 초기 네 가지 버전은 거부 샘플링으로 미세 조정한 다음 PPO로

기각 샘플링의 상단.

Aligning with Supported Evidence: 이러한 정렬 스타일을 사용하면 모델이 증거와 사실을 사용하여 응답을 생성하고 환각을 줄이며 인간을 보다 효과적으로 지원하여 모델 출력에 대한 신뢰를 높일 수 있습니다.RLHF 훈련 스타일과 유사하게 보상 모델은 질문에 대한 답변에서 웹 인용이 포함된 생성된 응답을 순위를 매기도록 훈련되며, 이는 나중에 GopherCite[165], WebGPT[166] 및 Sparrow[167]에서와 같이 모델을 훈련하는 데 사용됩니다.Sparrow[167]의 순위 모델은 선호도 보상과 규칙 보상의 두 가지 분기로 나뉘며, 인간 주석자는 규칙을 어기기 위해 모델을 적대적으로 탐색합니다.이 두 가지 보상은 함께 RL로 훈련하기 위해 응답의 순위를 매깁니다.

Aligning Directly with SFT: RLHF 파이프라인의 PPO는 복잡하고 메모리 집약적이며 불안정하여 여러 모델, 보상, 가치, 정책 및 참조 모델이 필요합니다. 이 정교한 정렬 파이프라인을 피하려면 [168, 169, 170]에서와 같이 감독 미세 조정(SFT) 파이프라인에 최소한의 변경을 통합하여 PPO보다 더 좋거나 비슷한 성능을 얻을 수 있습니다. 직접 선호도 최적화(DPO)[168]는 샘플별 중요도 가중치를 사용하여 선호되지 않는 응답에 대한 선호도의 가능성을 최대화하기 위해 인간이 선호하는 응답에 대해 직접 모델을 학습합니다. 보상 순위 미세 조정 RAFT[169]는 보상 모델에 의해 순위가 매겨진 응답에 대해 모델을 미세 조정합니다. 선호도 순위 최적화(PRO)[171] 및 RRHF[170]는 인간 선호도와 감독 손실로 응답을 순위를 매기도록 모델에 페널티를 부여합니다. 반면, 사후지식 사슬(CoH)[172]은 보상보다는 언어로 모델에 피드백을 제공하여 좋은 반응과 나쁜 반응을 학습합니다.

Aligning with Synthetic Feedback: LLM을 인간 피드백에 맞추는 것은 느리고 비용이 많이 듭니다.문헌에서는 LLM이 질의에 대해 도움이 되고 정직하며 윤리적인 응답을 생성하도록 촉구하고 새로 생성된 데이터 세트를 사용하여 미세 조정하여 LLM을 맞추는 반자동 프로세스를 제안합니다.Constitutional AI[173]는 RLHF의 인간 피드백을 AI로 대체하여 RL from AI feedback(RLAIF)이라고 합니다.AlpacaFarm[174]은 LLM API를 사용하여 인간 피드백을 모방하는 프롬프트를 설계합니다.Constitutional AI와 반대로 AlpacaFarm은 피드백에 노이즈를 주입하여 인간의 실수를 복제합니다.Self-Align[98]은 ICL 예제로 LLM을 촉구하여 유용하고 윤리적인 것으로 간주되기 위해 응답에 무엇이 포함되어야 하는지 LLM에 지시합니다.같은 LLM은 나중에 새 데이터 세트로 미세 조정됩니다.

Aligning with Prompts: LLM은 훈련 없이도 바람직한 응답을 생성하기 위한 프롬프트를 통해 조종될 수 있습니다[175, 176]. [176]의 자체 수정 프롬프트는 지시와 CoT를 질문과 연결하여 모델이 실제 답변 전에 도덕적 안전을 보장하는 전략에 따라 지시에 답하도록 안내합니다. 이 전략은 생성된 응답의 피해를 크게 줄이는 것으로 나타났습니다.

Red-Teaming/Jailbreaking/Adversarial Attacks: LLM은 적대적 탐색을 통해 유해한 행동, 환각, 개인 정보 유출 및 기타 단점을 보입니다. 모델은 안전을 위해 정렬되어 있더라도 유해한 응답을 생성할 수 있습니다[177, 178]. 레드팀은 불법 출력을 처리하기 위한 일반적인 접근 방식으로, LLM이 유해한 출력을 생성하도록 촉구합니다[178, 179]. 레드팀을 통해 수집된 데이터 세트는 안전을 위한 모델을 미세 조정하는 데 사용됩니다. 레드팀은 주로 인간 주석자에 의존하는 반면, 다른 작업[180]은 레드팀 LLM을 사용하여 다른 LLM에 해로운 출력으로 이어지는 프롬프트를 찾습니다.

3.2.4. Continue Pre-Training

미세 조정은 모델의 성능을 높이지만 이전에 학습한 정보를 망각하는 재앙을 초래합니다. 모든 반복에서 무작위로 선택된 몇 개의 사전 학습 샘플로 미세 조정 데이터를 연결하면 네트워크 망각을 방지할 수 있습니다[181, 152]. 이는 미세 조정 데이터가 적고 원래 용량을 유지해야 하는 경우에 LLM을 적용하는 데도 효과적입니다. 프롬프트 기반 지속적 사전 학습(PCP)[182]은 작업과 관련된 텍스트와 지침으로 모델을 학습한 다음 마지막으로 다운스트림 작업에 대한 지침 조정을 수행합니다.

3.2.5. Sample Eciency

미세 조정 데이터는 일반적으로 사전 학습 데이터보다 몇 배나 작지만 여전히 허용 가능한 성능[16, 97, 18]을 위해 충분히 커야 하며 비례적인 컴퓨팅 리소스가 필요합니다. 적은 데이터로 성능에 미치는 영향을 연구한 기존 문헌[183, 184]은 적은 데이터로 학습한 모델이 많은 데이터로 학습한 모델보다 성능이 우수할 수 있음을 발견했습니다.[183]에서 총 다운스트림 데이터의 25%가 최첨단 성능에 충분한 것으로 나타났습니다.전체 명령어 조정 데이터의 코어셋 기반 0.5%를 선택하면 전체 데이터 조정에 비해[184] 모델 성능이 2% 향상됩니다.정렬을 위해 적을수록 더 좋습니다(LIMA)[185]는 신중하게 만든 데모 1000개만 사용하여 모델을 미세 조정하고 GPT-4와 비슷한 성능을 달성했습니다.

3.3. Increasing Context Window

LLM은 값비싼 주의와 높은 메모리 요구 사항으로 인해 제한된 컨텍스트 창으로 훈련됩니다. 제한된 시퀀스 길이로 훈련된 모델은 추론 시간에 보이지 않는 길이로 일반화하는 데 실패합니다[186, 49]. 또는 ALiBi[65] 위치 인코딩이 있는 LLM은 제로 샷 길이 외삽을 수행할 수 있습니다. 그러나 ALiBi는 표현력이 떨어지고[66] 여러 벤치마크에서 성능이 떨어지며[46] 많은 LLM은 제로 샷 외삽을 수행할 수 없는 RoPE 위치 임베딩을 사용합니다. 더 긴 컨텍스트 길이는 더 긴 문서에 대한 더 나은 이해, 컨텍스트 내 학습에서 더 많은 샘플, 더 큰 추론 프로세스 실행 등의 이점이 있습니다. 미세 조정 중에 컨텍스트 길이를 확장하는 것은 느리고 비효율적이며 계산 비용이 많이 듭니다[49]. 따라서 연구자들은 아래에 논의된 다양한 컨텍스트 창 외삽 기술을 사용합니다.

Position Interpolation: 외삽보다는 [49]는 사전 훈련된 컨텍스트 창 내에서 위치 인코딩을 보간하는 것이 더 효과적임을 보여줍니다. 이 작업은 1000단계의 미세 조정만으로 원래 컨텍스트 크기에 비해 성능을 저하시키지 않고 더 큰 창에서 더 나은 결과를 얻는 데 충분함을 보여줍니다. Giraffe [46]는 RoPE에서 파워 스케일링을 사용하고 YaRN [47]은 NTK 인식 보간을 제안했습니다.

Efficient Attention Mechanism: 고밀도 글로벌 어텐션은 더 큰 컨텍스트 윈도우 LLM을 훈련하는 데 있어 주요 제약 중 하나입니다. 로컬, 스파스 및 확장 어텐션과 같은 효율적인 어텐션 변형을 사용하면 계산 비용이 크게 줄어듭니다. LongT5[48]는 로컬 및 글로벌 토큰에 어텐션을 적용하는(윈도우 토큰 평균화) 일시적 글로벌 어텐션(TGlobal)을 제안합니다. 이 모델은 T5[10]의 어텐션을 TGlobal 어텐션으로 대체하고, 4098 시퀀스 길이에서 모델을 사전 훈련하고, 최대 16k와 같이 더 큰 윈도우 크기에서 미세 조정하고, 더 긴 입력에서 작업 성능을 개선합니다. 이는 미세 조정만으로 TGlobal 어텐션의 외삽 능력을 보여줍니다. COL T5[187]는 가벼운 어텐션과 무거운 어텐션 및 피드포워드 계층이 있는 두 개의 분기를 사용합니다. 모든 토큰은 가벼운 분기에서 처리되고 중요한 토큰만 무거운 가중치 분기로 라우팅됩니다. LongNet[188]은 표준 주의를 확장된 주의로 대체하여 시퀀스 길이를 10억 토큰으로 확장합니다. LongLoRA[189]는 미세 조정 중에 사용되는 시프트-단기 주의를 제안하여 고밀도 주의 비용을 줄입니다. 그러나 추론 중 모델은 고밀도 주의를 사용하고 전체 주의 미세 조정과 유사한 성능을 달성합니다.

Extrapolation without Training: LM-Infinite[186] 및 병렬 컨텍스트 창(PCW)[190]은 사전 훈련된 LLM을 사용하여 길이 외삽이 가능함을 보여줍니다. LM-Infinite는 원래 컨텍스트 창 한계 내에 적용된 Λ 모양의 주의를 제안했습니다. 마찬가지로 PCW는 더 큰 입력을 사전 훈련된 컨텍스트 길이로 청크하고 각 청크에 동일한 위치 인코딩을 적용합니다.

3.4. Augmented LLMs

LLM은 컨텍스트 증강, 컨텍스트 내 학습(ICL) 또는 퓨어샷 프롬핑이라고 알려진 입력과 연결된 예제에서 학습할 수 있습니다. 이들은 퓨어샷 프롬핑으로 보이지 않는 작업에 대한 뛰어난 일반화를 보여주어 LLM이 훈련 중에 습득한 용량을 넘어서는 질의에 답할 수 있게 합니다[6, 55]. 이러한 새로운 능력은 미세 조정 없이 모델을 조정할 수 있게 하는데, 이는 비용이 많이 드는 과정입니다. 이 외에도 LLM에서는 환각, 즉 부정확하거나 안전하지 않거나 사실과 다른 응답을 하는 일이 흔하며, 이는 컨텍스트 데이터를 증강함으로써 방지할 수 있습니다. 사용자는 질의에서 컨텍스트 내 샘플을 제공할 수 있지만[54, 32], 여기서는 외부 저장소에 프로그램적으로 액세스하는 방법을 특별히 지칭하며 증강된 LLM이라고 합니다.
문헌에서는 LLM을 증강하기 위해 장기[191, 192, 193, 194], 단기[195], 상징적[196], 비상징적[197, 198] 등 다양한 외부 메모리 설계를 제안합니다. 메모리는 문서, 벡터 또는 데이터베이스와 같은 다양한 형식으로 유지될 수 있습니다. 일부 시스템은 여러 반복에서 정보를 유지하기 위해 중간 메모리 표현을 유지하는 반면[194, 192], 다른 시스템은 데이터 세트에서 중요한 정보를 추출하여 회수를 위해 메모리에 저장합니다[199]. 메모리 읽기 및 쓰기 작업은 LLM 협력 여부에 관계없이 수행되며[192, 200, 194, 201], [195]에서 피드백 신호 역할을 합니다. 아래에서 다양한 유형의 증강된 LLM에 대해 설명합니다.

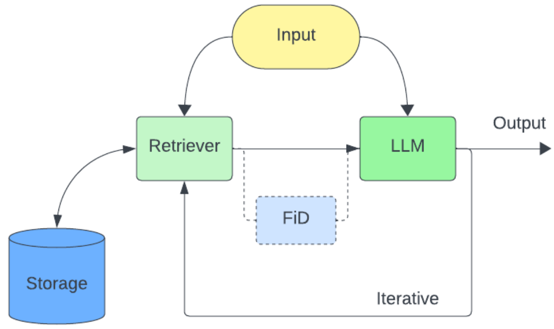

그림 12: 검색 증강 LLM의 흐름도. 검색기는 입력과 유사한 컨텍스트를 추출하여 간단한 언어로 또는 Fusion-in-Decoder(FiD)를 통해 인코딩하여 LLM에 전달합니다. 작업에 따라 검색과 생성이 여러 번 반복될 수 있습니다.

3.4.1. Retrieval Augmented LLMs

LLM은 메모리가 제한적이고 정보가 오래되어 부정확한 응답이 발생할 수 있습니다. 최신 외부 저장소에서 관련 정보를 검색하면 LLM이 참조로 정확하게 답변하고 더 많은 정보를 활용할 수 있습니다. 검색 증강을 통해 더 작은 모델이 더 큰 모델과 동등한 성능을 보이는 것으로 나타났습니다. 예를 들어, 11B 모델은 [25]에서 540B PaLM과 [193]에서 7.5B가 280B Gopher와 경쟁할 수 있습니다. 검색 증강 언어 모델링(RALM)에는 그림 12에 표시된 두 가지 주요 구성 요소, 즉 1) 검색기와 2) 언어 모델이 있습니다. RALM에서 검색기는 LLM 응답을 주도하는 데 중요한 역할을 하며, 잘못된 정보는 LLM을 잘못된 동작으로 이끌 수 있습니다. 이로 인해 정확한 정보를 검색하고 더 나은 성능을 위해 쿼리와 융합하는 다양한 방법이 개발되었습니다.

Zero-Shot Retrieval Augmentation: 이러한 종류의 증강은 원래 LLM 아키텍처와 가중치를 변경하지 않고 검색기로 BM25[202], 최근접 이웃 또는 Bert[7]와 같은 동결된 사전 학습된 모델을 사용합니다.검색된 정보는 응답 생성을 위한 모델에 입력으로 제공되며 검색 없이 LLM보다 성능이 향상되는 것으로 나타났습니다[198, 203].일부 시나리오에서는 작업을 완료하기 위해 여러 번의 검색 반복이 필요합니다.첫 번째 반복에서 생성된 출력은 유사한 문서를 가져오기 위해 검색기로 전달됩니다.전향적 활성 검색(FLARE)[197]은 처음에 응답을 생성하고 응답에 신뢰도가 낮은 토큰이 포함되어 있는 경우 관련 문서를 검색하여 출력을 수정합니다.마찬가지로 RepoCoder[204]는 코드 완성을 위해 코드 조각을 재귀적으로 가져옵니다.

Training with Retrieval Augmentation: 검색 증강 생성(RAG)의 실패를 줄이기 위해 연구자들은 검색 증강 파이프라인을 사용하여 검색자와 LLM을 훈련하거나 미세 조정합니다. 우리는 파이프라인의 각각의 훈련 프로세스에 초점을 맞춘 아래 문헌을 논의합니다.
Training LLM: 검색 향상 변환기(RETRO) [193]는 RAG 파이프라인을 사용하여 더 작은 LLM을 사전 학습하는 것이 RAG 없이 학습된 GPT-3와 같은 더 큰 LLM보다 더 우수한 성능을 보인다는 것을 보여줍니다. RETRO는 MassiveText의 2조 토큰 하위 집합을 사용합니다.

데이터베이스. 검색 파이프라인은 입력 쿼리를 하위 집합으로 나누고 각 하위 집합에 대한 관련 청크를 데이터베이스에서 검색하여 토큰을 생성하기 위한 입력 중간 표현과 함께 인코딩합니다. 이는 교차 청크 주의를 사용하여 이전 청크를 자동 회귀적으로 처리합니다. RETRO[205]에 대한 연구에 따르면 RAG 없이 사전 학습했지만 RAG를 사용하여 미세 조정한 모델은 RAG로 사전 학습하여 얻은 성능 향상이 없습니다.
Training Retriever: LLM에서 생성된 응답의 품질은 컨텍스트 내 예제에 크게 의존합니다. 따라서 [206, 207, 208, 209]는 LLM을 생성을 위해 동결한 채로 정확한 소수 샘플을 검색하도록 검색기를 훈련합니다. 검색된 샘플은 [206, 208]에서 대조 학습을 통해 검색기를 훈련하기 위한 기준 진실 데이터를 구축하기 위해 순위가 매겨집니다. RoBERTa는 [207]에서 ICL 샘플 검색을 위한 다운스트림 작업을 위해 훈련됩니다. REPLUG [209]는 동결된 LLM 생성 출력의 감독 신호로 검색기를 훈련합니다.
Training Retriever and LLM: [25, 210, 211]에서 검색기와 모델을 모두 훈련하면 추가적인 이점을 얻을 수 있습니다. 이 경우 오류가 검색기로 다시 전파되어 언어 모델과 검색기가 모두 업데이트됩니다. 마스크 언어 모델링(MLM)이 일반적인 사전 훈련 목표인 반면[25, 211], 검색 사전 훈련 변환기(RPT)[210]는 긴 텍스트 모델링을 위한 사전 훈련 목표로 문서 청크 예측을 사용했습니다.

Encoded Context Augmentation: 검색된 문서를 쿼리와 연결하는 것은 시퀀스 길이와 샘플 크기가 커짐에 따라 실행 불가능해집니다. 컨텍스트를 인코딩하고 교차 주의를 사용하여 디코더와 융합(Fusion-in-Decoder)하면 계산 비용을 크게 증가시키지 않고도 더 많은 샘플을 증가시킬 수 있습니다[212, 193, 210, 25].
Web Augmented: 로컬에 저장된 메모리이지만 LLM 외부에 있는 메모리는 정보가 제한적입니다. 그러나 인터넷에는 정기적으로 업데이트되는 많은 양의 정보가 있습니다. 정보를 로컬에 저장하는 대신 다양한 방법은 웹 검색을 통해 쿼리 관련 컨텍스트를 검색하여 LLM에 전달합니다[213, 214, 166].

3.4.2. Tool Augmented LLMs

RAG가 LLM에 질의에 답하기 위해 검색기에 의존하는 반면, 도구 증강 LLM은 작업을 하위 작업으로 나누고, 필요한 도구를 선택하고, 작업을 완료하기 위한 조치를 취함으로써 반복적으로 계획하기 위해 LLM의 추론 능력을 활용합니다[215, 216, 217, 27]. 도구 증강 LLM의 일반적인 파이프라인은 그림 13에 나와 있으며, 그림 13의 다른 모듈은 작업이 완료될 때까지 루프에서 선택됩니다.

Zero-Shot Tool Augmentation: LLM의 맥락 내 학습 및 추론 능력은 훈련 없이도 도구와 상호 작용할 수 있게 해줍니다. 자동 추론 및 도구 사용(ART)[217]은 추론 단계의 데모와 외부 도구 호출을 통해 작업 라이브러리를 구축합니다. 유사한 작업 예를 검색하고 추론을 위한 LLM에 컨텍스트를 제공합니다. 이 외에도 [218]은 도구 설명서가 LLM이 데모 없이도 도구를 사용하도록 가르치기에 충분함을 보여줍니다. RestGPT[219]는 작업을 계획으로 분해하여 LLM을 RESTful API와 통합합니다.

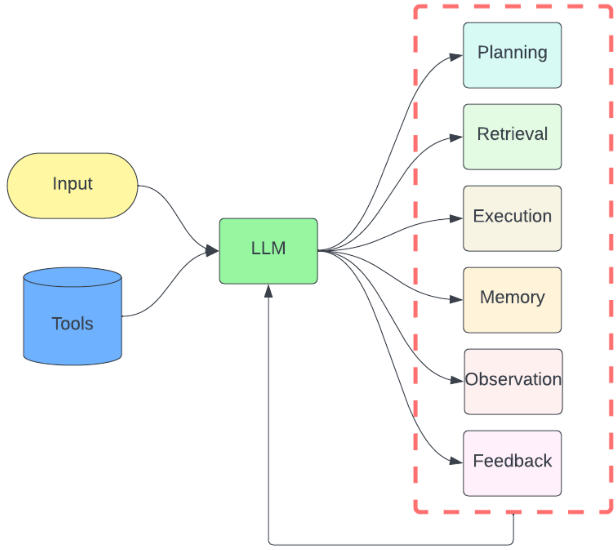

그림 13: 도구 증강 LLM의 기본 흐름도. 입력과 사용 가능한 도구 세트가 주어지면 모델은 작업을 완료하기 위한 계획을 생성합니다. 도구 증강 LLM은 작업에 따라 검색기, 도구 실행, 메모리에 대한 읽기-쓰기, 피드백 등과 같은 다양한 모듈을 반복적으로 활용합니다.

및 API 선택 단계. API 선택기는 API 문서를 이해하여 작업에 적합한 API를 선택하고 실행을 계획합니다. ToolkenGPT[220]는 도구 임베딩을 다른 토큰 임베딩과 연결하여 도구를 토큰으로 사용합니다. 추론 중에 LLM은 도구 호출을 나타내는 도구 토큰을 생성하고 텍스트 생성을 중지한 다음 도구 실행 출력을 사용하여 다시 시작합니다.

Training with Tool Augmentation: LLM은 다양한 도구와 상호 작용하도록 훈련되어 제로샷 도구 증강의 한계를 극복하기 위한 계획 능력을 향상시킵니다[221, 27, 222, 223]. Gorilla[221]는 API 문서에서 정보를 검색하여 LLaMA를 명령 조정합니다. API 문서에서 검색한 컨텍스트 내 예를 제공하여 GPT-4와 함께 자체 지시[19] 데이터 생성 파이프라인을 사용합니다. 도구 증강 언어 모델(TALM)[27]은 자체 재생 방식으로 도구 사용을 위해 T5[10]를 미세 조정하여 도구 조작 작업을 반복적으로 완료하고 이를 교육 세트에 다시 포함합니다. ToolLLM[223]은 RapidAPI에서 16k API를 수집합니다. 목록에서 API를 샘플링하여 단일 도구 및 다중 도구 시나리오에서 ChatGPT를 사용하여 명령 조정 데이터 세트를 생성합니다. 고품질 데이터 세트의 경우, ToolLLM은 다양한 추론과 계획을 통해 기준 진실을 생성하는 깊이 우선 탐색 기반 의사 결정 트리(DFSDT) 방식을 제안했습니다.
Multimodal Tool Augmentation: LLM의 구성적 추론 능력은 다중 모달 설정에서 도구를 조작할 수 있게 해줍니다[215, 216, 224]. 그림 13에 표시된 파이프라인에 따라 LLM은 일반적으로 다음 순서로 실행되는 계획을 설명합니다. 계획 → 도구 선택 → 실행 → 검사 → 생성하여 사용자 쿼리에 응답합니다. 여기서 도구 데이터베이스는 텍스트, 이미지 등을 포함하여 모달리티가 풍부합니다. 다중 모달 도구 증강 시스템 중 다수는 다중 모달 LLM[31, 225, 224, 216]을 사용하는 반면, 다른 시스템은 단일 모달리티를 활용합니다.

LLM 및 다중 모달 쿼리를 해결하기 위해 다양한 모달 도구를 사용하는 계획을 생성합니다[226].

3.5. LLMs-Powered Agents

AI 에이전트는 복잡한 목표를 달성하기 위해 계획, 의사 결정 및 작업을 수행할 수 있는 자율적 개체입니다.초창기 AI 에이전트는 규칙 기반이었고 좁은 작업을 위해 설계되었으며 Clippy[227] 및 Deep Blue[228]와 같이 기능이 제한적이었습니다.이와 대조적으로 LLM은 동적 시나리오에 대응하는 능력으로 인해 LLM이 에이전트의 두뇌 역할을 하는 LLM 기반 에이전트[224, 216]를 포함한 다양한 애플리케이션에 통합할 수 있었습니다.LLM은 웹 에이전트[166, 167], 코딩 에이전트[229], 도구 에이전트[27, 223], 구체화된 에이전트[26] 및 대화형 에이전트[195]에 통합되어 미세 조정이 거의 필요하지 않거나 전혀 필요하지 않았습니다.아래에서 LLM 기반 자율 에이전트에 대한 연구를 요약합니다.더 자세한 논의는 [230, 231]을 참조하십시오.

LLMs Steering Autonomous Agents: LLM은 자율 에이전트의 인지적 컨트롤러입니다. 이들은 계획을 생성하고, 작업에 대한 추론을 하고, 작업을 완료하기 위해 메모리를 통합하고, 환경으로부터의 피드백에 따라 개요를 조정합니다. LLM의 습득 능력에 따라 많은 방법이 미세 조정을 하고, 더 나은 촉진 접근 방식을 제안하거나, 에이전트의 성과를 향상시키기 위해 다양한 모듈을 활용합니다. 자율 에이전트에서 사용되는 모듈과 전략은 아래에서 간략하게 설명합니다.
Planning and Reasoning: 복잡한 작업을 완료하려면 인간과 같은 논리적 사고, 필요한 단계 계획, 현재 및 미래 방향에 대한 추론이 필요합니다.생각의 사슬[103], 생각의 나무[105], 자기 일관성[104]과 같은 촉구 방법은 에이전트에게 핵심이며, LLM이 작업을 추론하고 작업 완료를 위한 다양한 경로 중에서 선택하도록 유도합니다.LLM이 작업 설명과 일련의 작업으로 촉구되면 미세 조정 없이도 계획 작업을 정확하게 생성할 수 있습니다[232].계획을 통한 추론(RAP)[233]은 재사용된 LLM을 세계 모델로 통합하여 미래 결과에 대해 추론하고 작업 완료를 위한 대체 경로를 탐색합니다.Retroformer[234]는 회고적 LLM을 사용하여 유용한 작업 단서를 제공하여 주요 LLM 계획 및 추론 기능을 개선합니다.

Feedback: 개방 루프 시스템의 LLM은 계획을 생성하고 에이전트가 이를 성공적으로 완료할 것이라고 가정합니다. 그러나 실제 시나리오는 실패와 환경의 가변적인 응답으로 인해 다릅니다.작업을 올바르게 완료하기 위해 많은 방법에서 폐쇄 루프에서 LLM을 사용하여 작업 응답이 LLM에 피드백으로 제공되어 필요에 따라 계획을 재평가하고 업데이트합니다[235, 236, 237, 195].연구의 또 다른 방향은 LLM을 보상 기능으로 활용하여 인간 대신 강화 학습(RL) 정책을 훈련합니다[238].
Memory: LLM은 프롬프트에서 제공된 컨텍스트에서 학습할 수 있습니다. 내부 메모리 외에도 다양한 시스템은 외부 메모리를 사용하여 응답 기록을 저장합니다. Reflexion[195]은 이전 응답을 피드백으로 사용하여 미래의 의사 결정을 개선하기 위해 에피소드 메모리를 유지합니다. Retroformer[234]는 단기 메모리를 사용하여 응답을 개선합니다. 단기 기억은 최근의 응답을 포함하고 장기 기억은 프롬프트에 추가하려는 실패한 시도를 요약하여 반성의 형태로 보관합니다.
Multi-Agents Systems: LLM은 사용자 정의 역할을 수행하고 특정 도메인 전문가처럼 동작할 수 있습니다. 다중 에이전트 시스템에서 각 LLM은 고유한 역할을 할당받아 인간 행동을 시뮬레이션하고 다른 에이전트와 협력하여 복잡한 작업을 완료합니다[229, 239].
LLMs in Physical Environment: LLM은 지시를 따르는 데 능숙하지만, 실제 세계 지식이 부족하기 때문에 물리적으로 근거가 있는 작업에 활용하려면 적응이 필요합니다. 이로 인해 특정 물리적 상황에 대해 비논리적인 응답이 생성될 수 있습니다[240, 26]. SayCan[240]은 LLM이 사용 가능한 저수준 작업 연산을 인식하도록 합니다. LLM(Say)은 작업을 완료하기 위한 고수준 계획을 수립하고 학습된 가능도 함수(Can)는 실제 세계에서 계획을 실행할 가능성을 탐색합니다. SayCan은 RL을 사용하여 언어 조건화 가능도 함수를 훈련합니다. PaLM-E는 LLM이 센서에서 직접 입력을 공급하는 다중 모달 LLM을 훈련하여 근거가 있는 작업을 해결할 수 있도록 합니다.
Manipulation: 조작 분야[236, 241]에서 LLM은 로봇의 손재주와 적응력을 향상시켜 물체 인식, 파악, 협업과 같은 작업에서 탁월함을 발휘합니다. 그들은 시각적, 공간적 정보를 분석하여 물체와 상호 작용하는 가장 효과적인 접근 방식을 결정합니다.
Navigation: LLM은 로봇이 정밀하고 적응력 있게 복잡한 환경을 탐색하는 능력을 향상시킵니다[242, 243, 244, 245]. 이들은 복잡한 환경 세부 사항을 고려하여 로봇에 대한 실행 가능한 경로와 궤적을 생성합니다[246]. 이 능력은 창고, 운송, 의료 시설, 주거지와 같은 환경에서 정밀하고 동적으로 적응 가능한 탐색이 필요한 시나리오에서 가치가 있습니다.

3.6. Ecient LLMs (으)로 번역됨

프로덕션에 LLM을 배포하는 것은 비용이 많이 듭니다. 성능을 유지하면서 운영 비용을 줄이는 것은 매력적인 연구 분야입니다. 이 섹션에서는 LLM의 효율성을 높이기 위해 제안된 접근 방식을 요약합니다.

3.6.1. Parameter Efficient Fine-Tuning

GPT-3(175B), BLOOM(176B), MT-NLG(540B) 등과 같이 수십억 또는 수천억 개의 매개변수를 갖는 LLM을 미세 조정하는 것은 계산 집약적이고 시간이 많이 걸립니다. 완전한 모델 미세 조정을 피하기 위해 수많은 매개변수 효율적 미세 조정(PEFT) 기술[40, 247, 41, 38, 39]이 비용을 절감하여 허용 가능한 모델 미세 조정 성능을 달성하려고 시도합니다. 완전한 미세 조정[248]과 비교할 때 PEFT는 리소스가 적은 설정에서 더 나은 성능을 발휘하고, 리소스가 중간 수준인 시나리오에서는 비슷한 성능을 발휘하며, 리소스가 많은 가용성에서는 완전한 미세 조정보다 성능이 떨어집니다. 다양한 PEFT 접근 방식에 대한 개요가 그림 14에 나와 있습니다.
Adapter Tuning: 변압기 블록 내에 몇 가지 훈련 가능한 매개변수를 추가합니다. 어댑터 계층은 기능 축소, 비선형성 및 확대의 시퀀스입니다[106]. 어댑터 튜닝의 변형은 어댑터 계층을 순차적으로[106] 및 병렬로[38] 주입하는 반면 어댑터(AdaMix)의 혼합은[249]

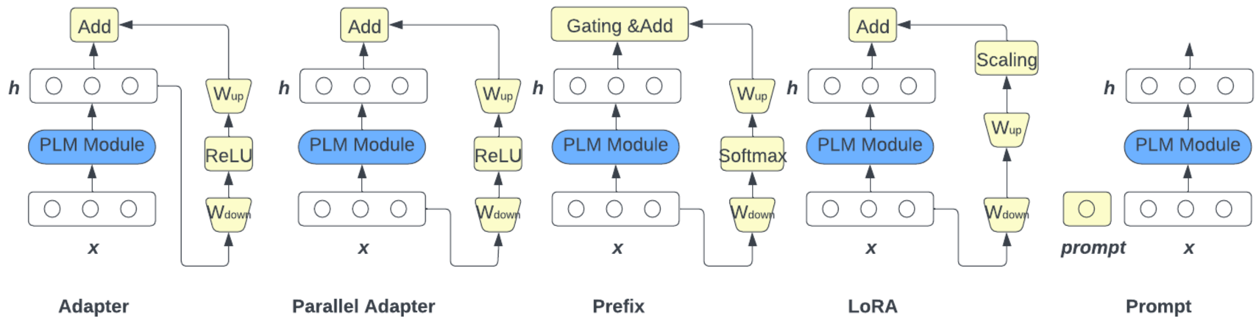

그림 14: x가 입력이고 h이 숨겨진 상태인 매개변수 효율적 미세 조정 패러다임의 예, 그림 제공 [38]. 병렬 어댑터와 LoRA는 어댑터 조정 범주에 속합니다.

단일 레이어에서 여러 어댑터 모듈을 사용합니다. AdaMix는 입력 인스턴스를 여러 다운스케일 및 업스케일 모듈 중 하나로 무작위로 라우팅합니다. 어댑터의 혼합물은 추가 지연을 방지하기 위해 추론을 위해 평균화됩니다. 저랭크 적응(LoRA)[250]은 저랭크 분해 행렬을 학습하여 원래 가중치를 고정합니다. 학습된 가중치는 추론을 위해 원래 가중치와 융합되어 지연을 방지합니다.

Prompt Tuning: 프롬프팅은 다운스트림 작업에 사전 훈련된 LLM을 적용하는 효과적인 방법입니다. 그러나 수동 프롬프트는 단일 단어가 변경되어 성능이 떨어지는 모델 예측에 불확실성을 가져옵니다[247]. 프롬프트 튜닝은 0.001%-3%의 추가 매개변수만 미세 조정하여 이 문제를 완화합니다[251]. 훈련 가능한 프롬프트 매개변수를 모델 임베딩과 연결합니다[247, 40, 251]. 작업별 고정 이산 프롬프트는 [40]에서 입력 임베딩과 연결됩니다. 이산 프롬프트는 불안정성을 가져오므로 프롬프트는 P-Tuning[247]에서 학습 가능한 매핑을 통해 인코딩되어 이산 프롬프트에 추가된 연속 프롬프트의 이름을 지정합니다. 모델에서 프롬프트 인코더만 훈련 가능합니다. P-Tuning의 확장에서 연속 프롬프트는 [251]에서 네트워크의 각 계층과 연결됩니다. 진행형 프롬프트[252]는 치명적인 망각을 방지하고 이전에 학습한 지식을 이전에 고정된 작업 임베딩에 순차적으로 학습 가능한 프롬프트 임베딩을 추가하여 이전에 학습한 지식을 전달합니다.

Prefix Tuning: 학습 가능한 작업별 접두사 벡터 세트는 접두사 튜닝[41]에서 동결된 변환기 계층에 추가됩니다. 접두사 벡터는 오른쪽의 컨텍스트 토큰이 참여하는 가상 토큰입니다. 또한, 적응형 접두사 튜닝[253]은 게이팅 메커니즘을 적용하여 접두사와 실제 토큰의 정보를 제어합니다.

Bias Tuning: 소규모에서 중규모 교육 데이터에서만 편향 항목만 미세 조정하는 것이 BitFit에서 효과적인 것으로 나타났습니다[254]. 이 방법은 교육 데이터가 적은 작업에서는 전체 미세 조정 성능을 달성하고 교육 데이터가 많은 작업에서는 비슷한 성능을 달성합니다.

3.6.2. *Quantization*

LLM은 추론을 위해 광범위한 컴퓨팅과 메모리가 필요합니다. 175B 매개변수 GPT-3 모델을 배포하려면 최소 5개의 80GB A100 GPU와 350GB 메모리가 필요합니다. FP16 형식[44]. LLM 배포에 대한 이러한 까다로운 요구 사항으로 인해 소규모 조직이 이를 활용하기가 더 어렵습니다. 모델 압축은 효과적인 솔루션이지만 특히 6B보다 큰 대규모에서는 성능이 저하되는 단점이 있습니다. 이러한 모델은 소규모 모델에는 존재하지 않는 매우 큰 크기의 이상치를 나타내므로[255] 도전적이며 LLM을 양자화하기 위한 특수한 방법이 필요합니다[44, 256].

Post-Training Quantization: 이 유형의 양자화에서는 최소한의 훈련이나 전혀 훈련이 필요하지 않으며 모델 성능에 큰 영향을 미치지 않습니다.LLM-8비트[255]는 이상치 피처와 관련된 가중치에 대해 전체 정밀도 행렬 곱셈을 사용하고 나머지 피처에는 8비트를 사용합니다.정밀도가 낮은 곱셈 출력은 FP-16으로 변환되어 다른 출력과 연결됩니다.양자화된 모델은 성능이 저하될 수 있는 동질적인 단어 임베딩을 갖습니다.이를 해결하기 위해 [45]에서 다양한 가중치 분포로 인해 각 모듈에 대한 독립적인 양자화 스케일링 요인과 함께 토큰 수준 지식 증류가 사용됩니다.피처 분포는 비대칭이며 다른 채널에 나타납니다.이상치 억제[257]는 효과적인 양자화를 위해 채널당 활성화 분포를 이동하고 확장합니다.SmoothQuant[44]는 활성화를 부드럽게 하고 양자화 난이도를 가중치로 마이그레이션하여 활성화 및 가중치를 INT8 형식으로 양자화합니다. 평활화 계수의 역수를 가중치와 곱하는데, 이는 가중치에 몇 개의 이상치를 도입하지만 평활화되지 않은 활성화보다 정량화하기 쉽습니다.OPTQ[256]는 최적 뇌 압축(OBC)[258] 알고리즘을 사용하여 모델을 계층별로 양자화하고 양자화 오류를 보상하기 위해 가중치를 업데이트합니다.속도와 성능을 개선하기 위해 OPTQ는 임의의 순서로 가중치를 업데이트하고, 지연 업데이트를 사용하고, 더 나은 콜레스키 커널을 사용합니다.이상치 인식 가중치 양자화(OWQ)[259]는 양자화를 위해 OPTQ 알고리즘을 사용하지만 취약한 가중치에 더 높은 정밀도를 할당하여 이상치를 발생시키고 다른 가중치에 대한 정밀도를 낮춥니다.

Quantization-Aware Training: 성능 저하를 보상하기 위해 양자화된 모델은 양자화 인식 훈련(QAT)에서 미세 조정됩니다[260, 261, 262]. 알파 튜닝은 이진 코딩 양자화(BCQ)[263]를 사용하여 모델을 양자화하고 양자화 스케일링 요소만 미세 조정합니다. 이 접근 방식은 다음보다 성능을 개선합니다.

사전 훈련된 모델의 매개변수 효율적 미세 조정. 마찬가지로 매개변수 효율적 및 양자화 인식 적응(PEQA)[264]은 완전 연결 계층의 정확도를 낮추고 양자화 스케일링 매개변수만 미세 조정합니다. LLM-QAT[262]는 사전 훈련된 네트워크에서 훈련 데이터를 생성하고 지식 증류를 통해 양자화된 학생 모델을 훈련합니다. QLoRA[261]는 4비트 정수 및 부동 소수점을 사용하여 LoRA[250]로 4비트 양자화된 사전 훈련된 LLM을 미세 조정합니다. 이는 4비트 정수 및 부동 소수점보다 더 나은 성능을 보여줍니다.

3.6.3. Pruning

가지치기는 모델 크기를 압축하여 LLM 배포 비용을 크게 줄이는 양자화에 대한 대안적 접근 방식입니다.작업 독립적인 가지치기와 비교할 때, 작업별 가지치기는 다운스트림 작업에서 모델을 미세 조정하고 더 빠른 추론을 위해 가지치는 방식으로 우수한 성능으로 쉽게 달성할 수 있습니다.개별 작업에 대해 LLM을 가지치는 것이 가능하지만 작업별 모델을 가지치고 배포하는 비용이 높습니다.이를 극복하기 위해 모든 작업에서 합리적인 성능을 유지하면서 모델 크기를 줄이기 위해 LLM에 대한 많은 구조적 및 비구조적 가지치기 방법이 제안되었습니다[265, 42, 266].

Unstructured Pruning: 이러한 종류의 가지치기는 구조를 유지하지 않고 덜 중요한 가중치를 제거합니다.기존 LLM 가지치기 방법은 작은 모델에서는 흔하지 않은 LLM의 고유한 특성을 활용하는데, 여기서 숨겨진 상태의 작은 하위 집합이 큰 크기로 활성화됩니다[255].가중치 및 활성화에 따른 가지치기(Wanda)[265]는 입력의 규범에 가중치를 곱하여 계산한 중요도에 따라 모든 행의 가중치를 가지칩니다.가지치기된 모델은 미세 조정이 필요하지 않으므로 계산 비용이 절감됩니다.이상치 가중 계층별 희소성(OWL)[267]은 비균일 계층 가지치기로 Wanda를 확장합니다.이는 이상치의 수가 계층마다 다르다는 것을 보여줍니다.따라서 모델은 모든 계층에서 더 나은 성능을 위해 가변적인 가지치기 비율을 가져야 합니다. 대조적 가지치기(CAP)[43]는 사전 학습된 모델, 미세 조정된 모델, 이전 희소 모델의 스냅샷 간의 대조적 손실을 사용하여 희소 모델을 반복적으로 가지치고 작업별 및 작업과 무관한 지식을 학습합니다.

Structured Pruning: 여기에서 매개변수는 그룹, 행, 열 또는 행렬로 제거되어 효과적인 하드웨어 텐서 코어 활용으로 인해 추론 속도가 빨라집니다[265].LLM-Pruner[42]는 3단계 구조적 가지치기 전략을 사용하여 전방 패스 동안 서로를 활성화시키는 숨겨진 상태 그룹을 식별하고 중요한 그룹을 유지하고 덜 중요한 그룹을 제거하며 LoRA로 가지치기된 모델을 미세 조정합니다.희소성 유도 마스크 학습(SIMPLE)[268]은 학습 가능한 마스크를 사용하여 네트워크를 가지칩니다.마찬가지로, 다른 방법은 마스크를 학습하고 인수분해된 가중치 행렬의 중요하지 않은 랭크 1 구성 요소를 제거하여 LLM을 가지칩니다[266].

3.7. Multimodal LLMs

자연어 처리 응용 프로그램에서 LLM의 성공에 영감을 받아 점점 더 많은 연구 작업이 진행되고 있습니다. 이제 LLM이 이미지[269, 270, 271], 비디오[272, 273, 274], 오디오[275, 274, 276] 등과 같은 다양한 정보 양식을 인식하도록 촉진합니다. 다중 모달 LLM(MLLM)은 텍스트만 처리하는 표준 LLM에 비해 상당한 이점을 제공합니다. 다양한 양식의 정보를 통합함으로써 MLLM은 맥락에 대한 더 깊은 이해를 달성하여 다양한 표현이 주입된 보다 지능적인 응답으로 이어질 수 있습니다. 중요한 점은 MLLM이 인간의 지각 경험과 긴밀하게 일치하여 다중 감각 입력의 상승적 특성을 활용하여 세상에 대한 포괄적인 이해를 형성한다는 것입니다[276, 26]. 사용자 친화적인 인터페이스와 결합된 MLLM은 직관적이고 유연하며 적응 가능한 상호 작용을 제공하여 사용자가 다양한 입력 방법을 통해 지능형 도우미와 상호 작용할 수 있도록 합니다. 모델을 구성하는 방법에 따르면, 현재 MLLM은 일반적으로 사전 학습, 미세 조정 및 프롬프트의 세 가지 스트림으로 나눌 수 있습니다. 이 섹션에서는 이러한 주요 스트림에 대한 자세한 내용과 시각적 추론에서 MLLM의 중요한 응용 프로그램에 대해 논의합니다.

Pre-training: 이 MLLM 스트림은 통합된 엔드투엔드 모델을 사용하여 다양한 모달리티를 지원하려고 합니다.예를 들어, Flamingo[269]는 게이트형 교차 주의를 적용하여 시각 및 언어 모달리티를 융합합니다.이는 각각 사전 훈련된 및 동결된 시각 인코더와 LLM에서 수집됩니다.또한 BLIP-2[270]는 시각 및 언어 모달리티 간의 정렬을 위해 Querying Transformer(Q-Former)를 사전 훈련하는 2단계 전략을 제안합니다.첫 번째 단계에서 시각-언어 표현 학습은 동결된 시각 인코더에서 부트스트랩됩니다.두 번째 단계에서 동결된 LLM은 제로 샷 이미지-텍스트 생성을 위해 시각-언어 생성 학습을 부트스트랩합니다. 마찬가지로 MiniGPT-4[277]는 사전 훈련되고 동결된 ViT[278], Q-Former 및 Vicuna LLM[159]을 배포하여 비전 및 언어 모달리티 정렬을 위한 선형 투영 계층만 훈련합니다.

Fine-tuning: 영어: NLP 작업[20, 16, 97]을 위한 지침 튜닝[16]에서 파생된 연구자들은 다중 모달 지침을 사용하여 사전 훈련된 LLM을 미세 조정합니다. 이 방법에 따라 LLM은 다중 모달 챗봇[277, 271, 29] 및 다중 모달 작업 솔버[279, 30, 280]로 쉽고 효과적으로 확장될 수 있습니다. 이 MLLM 스트림의 핵심 문제는 미세 조정[58]을 위해 다중 모달 지침 따르기 데이터를 수집하는 것입니다. 이 문제를 해결하기 위해 벤치마크 적응[279, 281, 282], 자기 지침[19, 31, 283] 및 하이브리드 구성[284, 280]의 솔루션이 각각 사용됩니다. 원래 언어 모달리티와 추가 모달리티 간의 격차를 완화하기 위해 학습 가능한 인터페이스가 도입되어 동결된 사전 훈련된 모델의 다양한 모달리티를 연결합니다. 특히, 학습 가능한 인터페이스는 매개변수 효율적인 튜닝 방식으로 작동할 것으로 예상됩니다. 예를 들어, LLaMA-Adapter[285]는 훈련을 위해 효율적인 변압기 기반 어댑터 모듈을 적용하고 LaVIN[284]은 혼합 모달리티 어댑터를 사용하여 다중 모달 기능 가중치를 동적으로 학습합니다. 학습 가능한 인터페이스와 달리 전문가 모델은 다중 모달리티를 언어로 직접 변환할 수 있습니다. 예를 들어, 음성 인식 전문가 모델인 VideoChat-Text[272] in-corporates Whisper[286]는 다음 LLM이 이해할 수 있도록 주어진 비디오의 캡션을 생성합니다.

Prompting: 미세조정 기술과는 다릅니다

과제별 데이터세트가 주어지면 모델 매개변수를 직접 업데이트하는 프롬프팅 기법은 모델에 특정 맥락, 예제 또는 지침을 제공하여 모델 매개변수를 변경하지 않고도 특수 과제를 수행합니다.프롬프팅은 대규모 멀티모달 데이터의 필요성을 크게 줄일 수 있으므로 이 기법은 MLLM을 구성하는 데 널리 사용됩니다.특히 멀티모달 사고의 사슬(CoT) 문제[103]를 해결하기 위해 LLM은 추론 프로세스와 멀티모달 입력이 주어진 답변을 모두 생성하도록 프롬프팅됩니다[287].이 측면에서 실제로는 다양한 학습 패러다임이 활용됩니다.예를 들어, 멀티모달-CoT[287]는 근거 생성과 답변 추론의 두 단계를 포함하며, 두 번째 단계의 입력은 원래 입력과 첫 번째 단계의 출력의 조합입니다.그리고 CoT-PT[288]는 프롬프트 튜닝과 특정 시각적 편향을 모두 적용하여 추론 사슬을 암묵적으로 생성합니다. CoT 문제 외에도 LLM은 다중 모드 설명 및 도구를 사용하여 복잡한 작업을 효과적으로 하위 작업으로 나눌 수 있습니다[289, 290].

Visual Reasoning Application: 최근의 시각적 추론 시스템[291, 292, 216, 293]은 더 나은 시각적 정보 분석 및 시각 언어 통합을 위해 LLM을 적용하는 경향이 있습니다. 제한된 VQA 데이터 세트와 소규모 신경망에 의존하는 이전 연구[294, 295]와 달리 현재의 LLM 지원 방법은 더 강력한 일반화 능력, 출현 능력 및 상호 작용성의 이점을 제공합니다[58]. LLM의 도움으로 시각적 추론을 실현하기 위해 프롬프트 및 미세 조정 기술도 활용할 수 있습니다. 예를 들어, PointClip V2[292]는 LLM을 적용하여 3D 특정 프롬프트를 생성하고, 이는 텍스트 특징으로 인코딩된 다음 3D 인식을 위한 시각적 특징과 결합됩니다. 그리고 GPT4Tools[31]는 LoRA[250]를 사용하여 도구 관련 지침에 따라 LLM을 미세 조정합니다. 컨트롤러[293], 의사결정자[296] 또는 의미론 세분화자[291, 297] 역할을 하는 LLM은 시각적 추론 연구의 진행을 상당히 용이하게 합니다.

3.8. Summary and Discussion

3.8.1. Architecture

LLM의 거대한 규모로 인해 아키텍처와 훈련 전략의 사소한 변경이 성능과 안정성에 큰 영향을 미칩니다. 여기서는 다양한 LLM에서 사용되는 주요 아키텍처 모듈을 요약하여 더 나은 성능, 훈련 시간 및 메모리 감소, 더 나은 훈련 안정성으로 이어집니다.

Layer Normalization: LLM의 성능과 학습 안정성은 계층 정규화에 의해 상당한 영향을 받습니다.출력이 아닌 입력을 정규화하는 사전 규범은 학습을 안정화하는 LLM에서 더 일반적입니다[6, 127, 108].BLOOM[13]과 AlexaTM[122]은 대규모 모델의 학습을 안정화하기 위해 계층을 임베딩하기 전에 추가 계층 정규화를 활용하지만 모델의 제로샷 일반화 능력에 부정적인 영향을 미칠 수 있습니다[13].그러나 또 다른 연구[33]에 따르면 사전 규범은 사후 규범에 비해 미세 조정된 모델 성능을 저하시키고 100B 규모를 넘어서는 사전 규범의 안정성 이점이 없습니다.따라서 GLM-130B[33]는 미세 조정 후 다운스트림 작업 성능을 향상시키기 위해 사후 규범의 변형인 딥 규범을 사용했습니다.

Positional Encoding: 모델의 다른 구성 요소와 마찬가지로 위치 인코딩은 또한 LLM의 성능과 훈련 안정성에 영향을 미칩니다. BLOOM[13]은 ALiBi가 학습된 위치 인코딩과 회전 위치 인코딩보다 성능이 우수하다는 것을 발견했습니다. 이와 반대로 GLM-130B[33]는 회전 위치 인코딩이 ALiBi보다 더 우수하다고 식별합니다. 따라서 아직 문헌에는 위치 인코딩에 대한 결론이 없습니다.

Parallel Attention: 이 유형의 주의에서 피드포워드 및 주의 계층은 변압기 블록에서 순차적이기보다는 서로 평행합니다. 이것은 학습 시간을 15% 단축시키는 것으로 나타났습니다. 이 문헌의 변경으로 인한 성능 저하의 증거는 없으며 PaLM[15], GPT-NeoX[118] 및 CodeGen[140] 모델에서 사용됩니다.

Multi-Query Attention 변압기 블록에서 키와 값 어텐션 헤드를 공유하는 반면 쿼리 어텐션 헤드는 평소처럼 투영됩니다. 이를 통해 메모리 사용량이 줄어들고 자기 회귀 디코딩에서 샘플링 속도가 빨라집니다. 이 변경으로 인해 성능 저하가 관찰되지 않았으며 더 큰 배치 크기를 허용하여 학습이 효율적이 됩니다. 다중 쿼리 어텐션은 [15, 142]에서 사용됩니다.

Mixture of Experts: 이러한 유형의 아키텍처는 모델을 수조 개의 매개변수로 쉽게 확장할 수 있게 합니다[92, 91]. 계산 중에 활성화되는 전문가가 소수에 불과하므로 계산 효율성이 높습니다. MoE 모델의 성능은 동일한 양의 데이터에 대해 밀집 모델보다 뛰어나며 [91]에서 설명한 대로 밀집 모델과 유사한 성능을 달성하기 위해 미세 조정 중에 필요한 계산이 적습니다. MoE 아키텍처는 치명적인 망각에 덜 취약하므로 지속적인 학습에 더 적합합니다[92]. 성능을 잃지 않고 다운스트림 작업을 위해 더 작은 하위 모델을 추출할 수 있으므로 MoE 아키텍처는 하드웨어 친화적입니다[92].

Sparse vs Dense Activated: GPT-3[6]은 희소 변환기[67]를 사용하는 반면 GLaM[91]과 PanGu-∑[92]는 MoE[121] 아키텍처를 사용하여 계산 비용을 낮추고 모델 크기와 용량을 늘립니다. 문헌에 따르면 희소 모듈은 모델의 성능을 저하시키지 않습니다[67]. 그러나 이 진술을 확인하려면 더 많은 실험이 필요합니다.

3.8.2. Training Strategies

대규모 모델을 훈련하려면 훈련 비용을 줄이고 손실 발산을 피하고 더 나은 성과를 달성하기 위한 요령이 필요합니다. 우리는 다양한 LLM에서 사용되는 이러한 핵심 요령 중 일부를 요약하고 논의합니다.

Mixed Precision: LLM이 메모리 사용량을 줄이고 학습 효율성을 개선하는 유명한 방법입니다.혼합 정밀도에서 전방 및 후방 패스는 FP16 형식으로 수행되는 반면 최적화 상태와 마스터 가중치는 FP32 형식으로 유지됩니다[120]. 이 형식 변경과 관련된 단점은 손실 스파이크를 초래하는 더 작은 값 범위로 인한 학습 불안정성입니다[33].FP16의 대안은 비교적 더 넓은 범위를 가지고 FP32에서 그래디언트 축적 및 소프트맥스와 같은 정밀도에 민감한 작업을 수행하는 BF16입니다[13].BF16은 더 나은 성능과 학습 안정성을 가지고 있지만 더 많은 메모리를 사용하고 A100 GPU와 같은 특정 하드웨어에서 지원됩니다.따라서 LLM에서의 채택은 제한적입니다.

Training Instability: 손실 발산 또는 스파이킹은 훈련 중에 여러 번 발생하는 LLM의 일반적인 문제입니다.

그래디언트 클리핑이 있는 경우 발생합니다[15]. 이 문제를 완화하기 위해 많은 접근 방식에서 더 빠른 체크포인트에서 학습을 다시 시작하고[15, 33, 91], [15]에서 분기 지점에서 200~500개의 이전 데이터 배치를 건너뛰고 [91]에서 배치를 다시 섞는 것을 제안합니다. 임베딩 계층 그래디언트 축소는 그래디언트 표준이 다른 계층보다 훨씬 크기 때문에 학습을 더욱 안정화하는 것으로 입증되었습니다[33]. 더 큰 모델의 학습 안정성을 개선하기 위한 또 다른 제안은 [15]에서와 같이 밀집 계층과 표준 계층에서 편향을 사용하지 않는 것입니다.

Weight Initialization: 그것은 모델 수렴과 훈련 안정성에서 중요한 역할을 합니다.GPT-NeoX [118]는 [153]과 같이 $\frac{2}{L\sqrt{d}}$로 잔차 전에 피드포워드 레이어를 초기화하고 다른 레이어는 작은 초기화 방식 [298]으로 초기화합니다.이렇게 하면 깊이가 증가함에 따라 활성화가 기하급수적으로 증가하는 것을 방지할 수 있습니다.MT-NLG [117]는 가중치 초기화에 대한 분산이 높을수록 훈련이 불안정해진다는 것을 발견하여 작은 초기화 방식을 검증했습니다 [298].다양한 모델은 잘못된 초기화를 일으킬 수 있는 무작위 가중치 초기화를 수행하고 Galactica [148]는 효과를 무효화하기 위해 더 가[illegible] 제안합니다.

Learning Rate: 안정적인 학습을 위해서는 적절한 학습률이 중요합니다. 워밍업 및 감쇠(코사인 또는 선형)와 함께 더 낮은 값[13, 15, 124]을 사용하는 것이 제안됩니다. 일반적으로 학습률은 $1e^{-4}$~$8e^{-4}$ 범위 내에 있습니다. 또한 MT-NLG(530B)[117] 및 GPT-NeoX(20B)[118]는 13B~175B 사이의 GPT-3[6] 모델을 사용하여 모델 크기에 따라 학습률을 보간하는 것을 제안합니다. 이렇게 하면 학습률 하이퍼파라미터를 조정하지 않아도 됩니다.

Training Parallelism: 데이터, 파이프라인, 텐서 병렬 처리를 결합한 3D 병렬 처리가 LLM에서 가장 많이 사용되는 교육 병렬 처리 방식입니다[33, 15, 14, 13, 117, 115, 112]. 3D 병렬 처리 외에도 BLOOM[13]은 샤드 최적화기 상태에 제로 최적화기[37]를 사용합니다. PanGu-α[108] 및 PanGu-Σ[92]는 3D 병렬 처리를 넘어서 최적화기 병렬 처리와 재물질화를 추가로 포함하는 5D 병렬 처리를 적용합니다.

Mode Switching: 훈련 중 텍스트 시작 부분에 작업 관련 토큰을 추가합니다. 이러한 토큰은 [125, 124, 122]에서 다운스트림 작업 성능을 향상시키는 것으로 나타난 자연어 이해 및 자연어 생성 작업을 나타냅니다. 미세 조정 및 추론 중에 토큰은 다운스트림 작업을 기반으로 추가됩니다.

Controllable Text Generation: 사전 훈련된 모델에서 신뢰할 수 있고 제어된 텍스트를 생성하는 것은 어려운 일입니다. GPT-3[6] 및 기타 LLM은 컨텍스트 내 학습을 사용하여 생성된 텍스트를 제어합니다. 컨텍스트 내 학습은 생성된 텍스트를 제어하는 데 도움이 되는 반면, ERNIE 3.0 Titan[35]은 적대적 손실을 사용하여 생성된 텍스트의 신뢰성과 장르, 주제, 키워드, 감정 및 길이와 같은 소프트 프롬프트를 순위를 매겨 생성된 텍스트를 더 잘 제어하는 것을 제안합니다.

3.8.3. Supervised Models vs Generalized Models

일반화된 모델은 다양한 작업을 좋은 성능으로 수행할 수 있지만 아직은 지도 학습 환경에서 훈련된 모델보다 더 나은 성과를 내지는 못했습니다. 지도 학습된 모델은 [6, 15, 18]에서 볼 수 있듯이 다양한 NLP 작업에서 여전히 최첨단 수준입니다.

3.8.4. Zero-Shot vs Few-Shot

LLM은 제로샷 및 퓨어샷 설정에서 좋은 성능을 발휘합니다.그러나 사전 학습된 모델에서 제로샷과 퓨어샷 간의 성능 차이가 큽니다[6, 15].이는 LLM을 메타 학습기라고 명명합니다[6].LLM의 제로샷 평가는 신경망 기계 번역에서 비지도 방법보다 성능이 떨어집니다[6].문헌에 따르면 사전 학습만으로는 우수한 제로샷 성능을 발휘하기에 충분하지 않습니다[15, 16].문헌에서는 제로샷 성능을 개선하기 위해 제로샷 성능을 크게 개선하고 기준선보다 우수한 성능을 발휘하는 명령어 미세 조정을 사용할 것을 제안합니다.명령어 미세 조정은 보이지 않는 작업에 대한 제로샷 일반화도 개선하는 것으로 나타났습니다.또 다른 모델인 Flan-PaLM[16]은 CoT 학습으로 제로샷 추론의 잠금을 해제합니다.

3.8.5. Encoder vs Decoder vs Encoder-Decoder

전통적으로 이러한 아키텍처는 다양한 작업에 대해 좋은 성능을 발휘합니다.예를 들어, NLU 작업의 경우 인코더 전용, NLG의 경우 디코더 전용, sequence2sequence 모델링의 경우 인코더-디코더입니다.인코더 전용 모델은 Bert[7], RoBERTa[299] 등과 같은 더 작은 모델로 유명한 반면 LLM은 디코더 전용[6, 118, 13] 또는 인코더-디코더[10, 11, 122]입니다.디코더 전용 모델은 NLG 작업에 적합하지만 다양한 LLM인 PaLM[15], OPT[14], GPT-3[6], BLOOM[13], LLaMA[156]는 NLU 및 NLG 작업 모두에서 상당한 성능 향상을 보인 디코더 전용 모델입니다. 이와 반대로 T5[10] 및 UL2[125]는 디코더 전용 모델보다 성능이 더 뛰어난 인코더-디코더 모델을 식별합니다. 또 다른 연구에서 PaLM[15]은 디코더 전용 모델의 크기를 늘리면 디코더 전용 및 인코더-디코더 아키텍처 간의 성능 격차를 줄일 수 있음을 발견했습니다.

디코더 전용 아키텍처가 LLM의 트렌드가 되었지만, 최근 제안된 많은 접근 방식[125, 122]은 인코더-디코더 아키텍처와 함께 텍스트에서 모드 전환 토큰을 사용하여 작업별 모드를 활성화합니다.마찬가지로 CodeT5+[34]은 다양한 작업에 대한 여러 학습 목표가 있는 인코더-디코더 아키텍처를 사용하여 작업에 따라 인코더, 디코더 또는 둘 다를 활성화합니다.이러한 아키텍처와 학습 목표의 변형을 통해 모델은 다양한 설정에서 좋은 성능을 발휘할 수 있습니다.이러한 동적 구성으로 인해 LLM의 미래는 인코더-디코더 아키텍처에 기인할 수 있습니다.

4. 모델 구성

이 섹션에서는 사전 훈련된 모델과 명령어 조정된 모델의 다양한 통계를 제공합니다. 여기에는 표 3과 표 4에 출판 장소, 라이선스 유형, 모델 작성자, 훈련된 단계, 병렬 처리 등의 정보가 포함됩니다. 사전 훈련된 LLM의 아키텍처 세부 정보는 표 5에서 사용할 수 있습니다. 명령어 조정된 모델에 대한 이러한 세부 정보를 제공하는 것은 명령어 데이터 세트에 대한 사전 훈련된 모델을 미세 조정하기 때문에 불필요합니다. 따라서 아키텍처 세부 정보는 기준선과 동일합니다. 또한 다양한 LLM에 대한 최적화 설정은 표 6과 표 7에서 사용할 수 있습니다. 표 7에는 정밀도, 워밍업 및 가중치 감소에 대한 세부 정보가 포함되지 않습니다. 이러한 세부 정보는 명령어 조정된 모델에 대해 언급할 다른 정보만큼 중요하지 않으며 논문에서 제공하지 않습니다.

표 3: 사전 학습된 LLM 요약(>10B). 이전 섹션에서 개별적으로 논의한 LLM만 요약했습니다. "데이터/토큰"은 모델의 사전 학습 데이터로, 토큰 수 또는 데이터 크기입니다. "데이터 정리"는 데이터 정리를 수행하는지 여부를 나타냅니다. 여기에는 휴리스틱(Heur), 중복 제거(Dedup), 품질 필터링(QF), 개인 정보 필터링(PF)이 포함됩니다. "비용"은 GPU/TPU 시간당 요금에 GPU 수와 학습 시간을 곱하여 계산된 학습 비용입니다. 실제 비용은 사내 GPU 사용 또는 할인된 가격, 재교육, 문제를 다루는 직원 수 등 여러 가지 이유로 달라질 수 있습니다. "교육 병렬성"은 데이터 병렬성(D), 텐서 병렬성(T), 파이프라인 병렬성(P), 컨텍스트 병렬성(C), 모델 병렬성(M), 옵티마이저 병렬성(OP), 재물질화(R)를 사용한 분산 교육을 나타내며, 여기서 "라이브러리" 열의 경우 "DS"는 Deep Speed의 약자입니다. "상업적 사용" 열에서는 라이선스를 사용할 수 없는 경우 비상업적 목적의 모델이라고 가정했습니다.

Models	Publication Venue	License Type	Model Creators	Purpose	No. of Params	Commercial Use	Steps Trained	Data/ Tokens	Data Cleaning	No. of Processing Units	Processing Unit Type	Training Time	Calculated Train. Cost	Training Parallelism	Library
T5 [10]	JMLR'20	Apache-2.0	Google	General	11B	✓	1M	1T	Heur+Dedup	1024	TPU v3	-	-	D+M	Mesh TensorFlow
GPT-3 [6]	NeurIPS'20	-	OpenAI	General	175B	×	-	300B	Dedup+QF	-	V100	-	-	M	-
mT5 [11]	NAACL'21	Apache-2.0	Google	General	13B	✓	1M	1T	-	-	-	-	-	-	-
PanGu-α [108]	arXiv'21	Apache-2.0	Huawei	General	200B	✓	260k	1.1TB	Heur+Dedup	2048	Ascend 910	-	-	D+OP+P+O+R	MindSpore
CPM-2 [12]	AI Open'21	MIT	Tsinghua	General	198B	✓	1M	2.6TB	Dedup	-	-	-	-	D+M	JAXFormer
Codex [141]	arXiv'21	-	OpenAI	Coding	12B	×	-	100B	Heur	-	-	-	-	-	-
ERNIE 3.0 [110]	arXiv'21	-	Baidu	General	10B	×	120k*	375B	Heur+Dedup	384	V100	-	-	M*	PaddlePaddle
Jurassic-1 [112]	White-Paper'21	Apache-2.0	AI21	General	178B	✓	-	300B	-	800	GPU	-	-	D+M+P	Megatron+DS
HyperCLOVA [114]	EMNLP'21	-	Naver	General	82B	×	-	300B	Clf+Dedup+PF	1024	A100	321h	1.32 Mil	M	Megatron
Yuan 1.0 [115]	arXiv'21	Apache-2.0	-	General	245B	✓	26k*	180B	Heur+Clf+Dedup	2128	GPU	-	-	D+T+P	-
Gopher [116]	arXiv'21	-	Google	General	280B	×	-	300B	QF+Dedup	4096	TPU v3	920h	13.19 Mil	D+M	JAX+Haiku
ERNIE 3.0 Titan [35]	arXiv'21	-	Baidu	General	260B	×	-	300B	Heur+Dedup	-	Ascend 910	-	-	D+M+P+D*	PaddlePaddle
GPT-NeoX-20B [118]	BigScience'22	Apache-2.0	EleutherAI	General	20B	✓	150k	825GB	None	96	40G A100	-	-	M	Megatron+DS+PyTorch
OPT [14]	arXiv'22	MIT	Meta	General	175B	✓	150k	180B	Dedup	992	80G A100	-	-	D+T	Megatron
BLOOM [13]	arXiv'22	RAIL-1.0	BigScience	General	176B	✓	-	366B	Dedup+PR	384	80G A100	2520h	3.87 Mil	D+T+P	Megatron+DS
Galactica [148]	arXiv'22	Apache-2.0	Meta	Science	120B	×	225k	106B	Dedup	128	80GB A100	-	-	-	Metaseq
GLaM [91]	ICML'22	-	Google	General	1.2T	×	600k*	600B	Clf	1024	TPU v4	-	-	M	GSPMD
LaMDA [150]	arXiv'22	-	Google	Dialog	137B	×	3M	2.81T	Filtered	1024	TPU v3	1384h	4.96 Mil	D+M	Lingvo
MT-NLG [117]	arXiv'22	Apache-v2.0	MS.+Nvidia	General	530B	×	-	270B	-	4480	80G A100	-	-	D+T+P	Megatron+DS
AlphaCode [142]	Science'22	Apache-v2.0	Google	Coding	41B	✓	205k	967B	Heur+Dedup	-	TPU v4	-	-	M	JAX+Haiku
Chinchilla [96]	arXiv'22	-	Google	General	70B	×	-	1.4T	QF+Dedup	-	TPUv4	-	-	-	JAX+Haiku
PaLM [15]	arXiv'22	-	Google	General	540B	×	255k	780B	Heur	6144	TPU v4	-	-	D+M	JAX+T5X
AlexaTM [122]	arXiv'22	Apache v2.0	Amazon	General	20B	×	500k	1.1T	Filtered	128	A100	2880h	1.47 Mil	M	DS
U-PaLM [124]	arXiv'22	-	Google	General	540B	×	20k	-	-	512	TPU v4	120h	0.25 Mil	-	-
UL2 [125]	ICLR'23	Apache-2.0	Google	General	20B	✓	2M	1T	-	512	TPU v4	-	-	M	JAX+T5X
GLM [33]	ICLR'23	Apache-2.0	Multiple	General	130B	×	-	400B	-	768	40G A100	1440h	3.37 Mil	M	-
CodeGen [140]	ICLR'23	Apache-2.0	Salesforce	Coding	16B	✓	650k	577B	Heur+Dedup	-	TPU v4	-	-	D+M	JAXFormer
LLaMA [127]	arXiv'23	-	Meta	General	65B	×	350k	1.4T	Clf+Heur+Dedup	2048	80G A100	504h	4.12 Mil	D+M	xFormers
PanGuΣ [92]	arXiv'23	-	Huawei	General	1.085T	×	-	329B	-	512	Ascend 910	2400h	-	D+OP+P+O+R	MindSpore
BloombergGPT [151]	arXiv23	-	Bloomberg	Finance	50B	×	139k	569B	Dedup	512	40G A100	1272h	1.97 Mil	M	PyTorch
Xuan Yuan 2.0 [152]	arXiv23	RAIL-1.0	Du Xiaoman	Finance	176B	✓	-	366B	Filtered	-	80GB A100	-	-	P	DS
CodeT5+ [34]	arXiv'23	BSD-3	Salesforce	Coding	16B	✓	110k	51.5B	Dedup	16	40G A100	-	-	-	DS
StarCoder [147]	arXiv'23	OpenRAIL-M	BigCode	Coding	15.5B	✓	250k	1T	Dedup+QF+PF	512	80G A100	624h	1.28 Mil	D+T+P	Megatron-LM
LLaMA-2 [21]	arXiv'23	LLaMA-2.0	Meta	General	70B	✓	500k	2T	Minimal Filtering	-	80G A100	1.7Mh	-	-	-
PaLM-2 [123]	arXiv'23	-	Google	General	-	×	-	-	Ddedup+PF+QF	-	-	-	-	-	-
LLaMA-3.1 [130]	arXiv'24	LLaMA-3.0	Meta	General	405B	✓	1.2M	15T	Dedup+QF	16k	80G H100	30.84Mh	-	D+T+P+C	PyTorch
Mixtral 8x22B [131]	web'24	Apache-2.0	Mistral AI	General	141B	✓	-	-	-	-	-	-	-	-	-
Snowflake Arctic [132]	web'24	Apache-2.0	Snowflake	General	480B	✓	-	3.5T	-	-		-	-	T+P	DS
Nemotron-4 340B [137]	web'24	Nvidia	Nvidia	General	340B	✓	-	9T	-	6144	80G H100	-	-	D+T+P	-
DeepSeek [138]	arXiv'24	MIT	DeepSeek	General	67B	✓	-	2T	Dedup+QF	-	-	300.6Kh	-	D+T+P	DS
DeepSeek-v2 [139]	arXiv'24	MIT	DeepSeek	General	67B	✓	-	8.1T	QF	-	H800	172.8Kh	-	D+P	HAI-LLM

표 4: 지침 조정 LLM(>10B) 요약. 모든 약어는 표 3과 동일합니다. "S-"로 시작하는 "데이터/토큰" 항목은 숫자를 나타냅니다.
훈련의 샘플.

Models	Publication Venue	License Type	Model Creators	Purpose	No. of Params	Commercial Use	Pre-trained Models	Steps Trained	Data/ Tokens	No. of Processing Units	Processing Unit Type	Train. Time	Calculated Train. Cost	Train. Parallelism	Library
WebGPT [166]	arXiv'21	-	OpenAI	General	175B	×	GPT-3	-	-	-	-	-	-	-	-
T0 [17]	ICLR'22	Apache-2.0	BigScience	General	11B	✓	T5	-	250B	512	TPU v3	270h	0.48 Mil	-	-
Tk-Instruct [18]	EMNLP'22	MIT	AI2+	General	11B	✓	T5	1000	-	256	TPU v3	4h	0.0036 Mil	-	Google T5
OPT-IML [97]	arXiv'22	-	Meta	General	175B	×	OPT	8k	2B	128	40G A100	-	-	D+T	Megatron
Flan-U-PaLM [16]	ICLR'22	Apache-2.0	Google	General	540B	✓	U-PaLM	30k	-	512	TPU v4	-	-	-	JAX+T5X
mT0 [154]	ACL'23	Apache-2.0	HuggingFace+	General	13B	✓	mT5	-	-	-	-	-	-	-	-
Sparrow [167]	arXiv'22	-	Google	Dialog	70B	×	Chinchilla	-	-	64	TPU v3	-	-	M	-
WizardCoder [164]	arXiv'23	Apache-2.0	HK Bapt.	Coding	15B	×	StarCoder	200	S-78k	-	-	-	-	-	-
Alpaca [158]	Github'23	Apache-2.0	Stanford	General	13B	✓	LLaMA	3-Epoch	S-52k	8	80G A100	3h	600	FSDP	PyTorch
Vicuna [159]	Github'23	Apache-2.0	LMSYS	General	13B	✓	LLaMA	3-Epoch	S-125k	-	-	-	-	FSDP	PyTorch
LIMA [185]	arXiv'23	-	Meta+	General	65B	-	LLaMA	15-Epoch	S-1000	-	-	-	-	-	-
Koala [300]	Github'23	Apache-2.0	UC-Berkley	General	13B	×	LLaMA	2-Epoch	S-472k	8	A100	6h	100	-	JAX/FLAX

5. 데이터 세트 및 평가

LLM의 대규모 데이터 수요로 인해 훈련 및 평가 데이터 세트를 생성하는 것은 비용이 많이 듭니다. 따라서 이러한 모델을 훈련하고 벤치마킹하기 위한 데이터 세트는 핵심적으로 중요한 주제입니다. LLM에서 일반적으로 사용하는 데이터 세트에 대한 요약은 다음과 같습니다.

5.1. Training Datasets

LLM의 성능은 주로 훈련 데이터의 품질, 크기 및 다양성에 따라 달라집니다. 대규모로 고품질의 훈련 데이터 세트를 준비하는 것은 힘든 일입니다. 연구자들은 LLM 역량을 강화하기 위해 다양한 사전 훈련 및 미세 조정 데이터 세트를 제안했습니다. 이러한 노력을 표 8에 요약했습니다. 문헌에는 수많은 훈련 데이터 세트가 있지만 요약에서는 가장 널리 사용되는 데이터 세트를 다룹니다.

표 5: LLM의 아키텍처 세부 정보. 여기서 "PE"는 위치 임베딩이고, "nL"은 레이어 수이고, "nH"는 어텐션 헤드 수이고, "HS"는 숨겨진 상태의 크기입니다.

Models	Type	Training Objective	Attention	Vocab	Tokenizer	Norm	PE	Activation	Bias	nL	nH	HS
T5 (11B)	Enc-Dec	Span Corruption	Standard	32k	SentencePiece	Pre-RMS	Relative	ReLU	×	24	128	1024
GPT3 (175B)	Causal-Dec	Next Token	Dense+Sparse	-	-	Layer	Learned	GeLU	✓	96	96	12288
mT5 (13B)	Enc-Dec	Span Corruption	Standard	250k	SentencePiece	Pre-RMS	Relative	ReLU	-	-	-	-
PanGu-α (200B)	Causal-Dec	Next Token	Standard	40k	BPE	Layer	-	-	-	64	128	16384
CPM-2 (198B)	Enc-Dec	Span Corruption	Standard	250k	SentencePiece	Pre-RMS	Relative	ReLU	-	24	64	-
Codex (12B)	Causal-Dec	Next Token	Standard	-	BPE+	Pre-Layer	Learned	GeLU	-	96	96	12288
ERNIE 3.0 (10B)	Causal-Dec	Next Token	Standard	-	WordPiece	Post-Layer	Relative	GeLU	-	48	64	4096
Jurassic-1 (178B)	Causal-Dec	Next Token	Standard	256k	SentencePiece*	Pre-Layer	Learned	GeLU	✓	76	96	13824
HyperCLOVA (82B)	Causal-Dec	Next Token	Dense+Sparse	-	BPE*	Pre-Layer	Learned	GeLU	-	64	80	10240
Yuan 1.0 (245B)	Causal-Dec	Next Token	Standard	-	-	-	-	-	-	76	-	16384
Gopher (280B)	Causal-Dec	Next Token	Standard	32k	SentencePiece	Pre-RMS	Relative	GeLU	✓	80	128	16384
ERNIE 3.0 Titan (260B)	Causal-Dec	Next Token	Standard	-	WordPiece	Post-Layer	Relative	GeLU	-	48	192	12288
GPT-NeoX-20B	Causal-Dec	Next Token	Parallel	50k	BPE	Layer	Rotary	GeLU	✓	44	64	-
OPT (175B)	Causal-Dec	Next Token	Standard	-	BPE	-	-	ReLU	✓	96	96	-
BLOOM (176B)	Causal-Dec	Next Token	Standard	250k	BPE	Layer	ALiBi	GeLU	✓	70	112	14336
Galactica (120B)	Causal-Dec	Next Token	Standard	50k	BPE+custom	Layer	Learned	GeLU	×	96	80	10240
GLaM (1.2T)	MoE-Dec	Next Token	Standard	256k	SentencePiece	Layer	Relative	GeLU	✓	64	128	32768
LaMDA (137B)	Causal-Dec	Next Token	Standard	32k	BPE	Layer	Relative	GeGLU	-	64	128	8192
MT-NLG (530B)	Causal-Dec	Next Token	Standard	50k	BPE	Pre-Layer	Learned	GeLU	✓	105	128	20480
AlphaCode (41B)	Enc-Dec	Next Token	Multi-query	8k	SentencePiece	-	-	-	-	64	128	6144
Chinchilla (70B)	Causal-Dec	Next Token	Standard	32k	SentencePiece-NFKC	Pre-RMS	Relative	GeLU	✓	80	64	8192
PaLM (540B)	Causal-Dec	Next Token	Parallel+Multi-query	256k	SentencePiece	Layer	RoPE	SwiGLU	×	118	48	18432
AlexaTM (20B)	Enc-Dec	Denoising	Standard	150k	SentencePiece	Pre-Layer	Learned	GeLU	✓	78	32	4096
Sparrow (70B)	Causal-Dec	Pref.&Rule RM	-	32k	SentencePiece-NFKC	Pre-RMS	Relative	GeLU	✓	16*	64	8192
U-PaLM (540B)	Non-Causal-Dec	MoD	Parallel+Multi-query	256k	SentencePiece	Layer	RoPE	SwiGLU	×	118	48	18432
UL2 (20B)	Enc-Dec	MoD	Standard	32k	SentencePiece	-	-	-	-	64	16	4096
GLM (130B)	Non-Causal-Dec	AR Blank Infilling	Standard	130k	SentencePiece	Deep	RoPE	GeGLU	✓	70	96	12288
CodeGen (16B)	Causal-Dec	Next Token	Parallel	-	BPE	Layer	RoPE	-	-	34	24	-
LLaMA (65B)	Causal-Dec	Next Token	Standard	32k	BPE	Pre-RMS	RoPE	SwiGLU	-	80	64	8192
PanGu-Σ (1085B)	Causal-Dec	Next Token	Standard	-	BPE	Fused Layer	-	FastGeLU	-	40	40	5120
BloombergGPT (50B)	Causal-Dec	Next Token	Standard	131k	Unigram	Layer	ALiBi	GeLU	✓	70	40	7680
Xuan Yuan 2.0 (176B)	Causal-Dec	Next Token	Self	250k	BPE	Layer	ALiBi	GeLU	✓	70	112	14336
CodeT5+ (16B)	Enc-Dec	SC+NT+Cont.+Match	Standard	-	Code-Specific	-	-	-	-	-	-	-
StarCoder (15.5B)	Causal-Dec	FIM	Multi-query	49k	BPE	-	Learned	-	-	40	48	6144
LLaMA-2 (70B)	Causal-Dec	Next Token	Grouped-query	32k	BPE	Pre-RMS	RoPE	SwiGLUE	-	-	-	-
PaLM-2	-	MoD	Parallel	-	-	-	-	-	-	-	-	-
LLaMA-3.1 (405B)	Causal-Dec	Next Token	Grouped-query	128k	BPE	Pre-RMS	RoPE	SwiGLU	-	126	128	16384
Nemotron-4 (340B)	Causal-Dec	Next Token	Standard	256k	SentencePiece	-	RoPE	ReLU	×	96	96	18432
DeepSeek (67B)	Causal-Dec	Next Token	Grouped-query	100k	BBPE	Pre-RMS	RoPE	SwiGLU	-	95	64	8192
DeepSeek-v2 (67B)	MoE-Dec	Next Token	Multi-Head Latent	100k	BBPE	Pre-RMS	RoPE	SwiGLU	-	60	128	5120

5.2. Evaluation Datasets and Tasks

LLM 평가는 LLM의 능력과 한계를 측정하는 데 중요합니다. 이 프로세스는 다양한 작업에서 인간 언어를 이해하고, 생성하고, 상호 작용하는 모델의 능력을 측정합니다. 언어 모델(LM) 평가는 두 가지 더 광범위한 범주로 나뉩니다. 1) 자연어 이해(NLU) 및 2) 자연어 생성(NLG). NLU 및 NLG의 작업은 소프트하게 분류되며 종종 문헌에서 상호 교환하여 사용된다는 점이 강조됩니다.

Natural Language Understanding: LM의 언어 이해 능력을 측정합니다. 여기에는 감정 분석, 텍스트 분류, 자연어 추론(NLI), 질의응답(QA), 상식적 추론(CR), 수학적 추론(MR), 독해 이해(RC) 등 여러 작업이 포함됩니다.

Natural Language Generation: 제공된 입력 컨텍스트를 이해하여 LLM의 언어 생성 능력을 평가합니다. 여기에는 요약, 문장 완성, 기계 번역(MT), 대화 생성 등의 작업이 포함됩니다.
각 과제에 대해 다양한 특성에 대해 LLM을 평가하는 수많은 데이터 세트가 제안됩니다. 평가 데이터 세트에 대한 개요를 제공하기 위해 각 범주 내의 몇 가지 유명한 데이터 세트에 대해 간략히 설명하고 표 9에 데이터 세트의 포괄적인 목록을 제공합니다. 또한 다양한 학습 데이터 세트와 평가 과제 및 벤치마크에 대한 자세한 개요를 보여줍니다. 표 10에는 사전 훈련된 LLM이 많이 나와 있고 표 11에는 미세 조정된 LLM이 나와 있습니다. 또한 표 12에는 다양한 NLP 작업에서 가장 성능이 좋은 LLM을 비교했습니다.

5.2.1. Multi-task

MMLU [307]: 사전 학습 중에 모델이 습득한 지식을 측정하고 57개 주제에 대해 제로샷 및 퓨샷 설정에서 모델을 평가하여 세계 지식과 문제 해결 능력을 모두 테스트하는 벤치마크입니다.

SuperGLUE [2]: GLUE [309] 벤치마크에 비해 더욱 어렵고 다양한 후속 버전인 SuperGLUE에는 질문 답변, 자연어 추론, 공동 참조 해결과 같은 다양한 언어 이해 과제가 포함됩니다. 이것은 언어 이해에 대한 엄격한 테스트를 제공하도록 설계되었으며 샘플 효율성, 전이, 멀티태스크, 비지도 학습 또는 자기 지도 학습과 같은 영역에서 상당한 진전이 필요합니다.

BIG-bench [308]: BIG-bench(지능형 생성 모델 행동 벤치마크)는 추론, 창의성, 윤리, 특정 도메인에 대한 이해 등 광범위한 과제에 걸쳐 LLM의 능력을 테스트하기 위해 설계된 대규모 벤치마크입니다.

GLUE [309]: GLUE(General Language Understanding Evaluation) 벤치마크는 자연어 이해를 훈련, 평가 및 분석하기 위한 리소스 모음입니다.

표 6: 사전 훈련된 LLM에 사용된 최적화 설정 요약. 대부분의 LLM에 대해 가중치 감소, 그래디언트 클리핑 및 드롭아웃 값은 각각 0.1, 1.0 및 0.1입니다
.

Models	Batch Size	Sequence Length	LR	Warmup	LR Decay	Optimizers: AdaFactor	Optimizers: Adam	Optimizers: AdamW	Precision: FP16	Precision: BF16	Precision: Mixed	Weight Decay	Grad Clip	Dropout
T5 (11B)	2^{11}	512	0.01	×	inverse square root	✓			-	-	-	-	-	✓
GPT3 (175B)	32K	-	6e-5	✓	cosine		✓		✓			✓	✓	-
mT5 (13B)	1024	1024	0.01	-	inverse square root	✓			-	-	-	-	-	✓
PanGu-α (200B)	-	1024	2e-5	-	-	-	-	-	-	✓	-	-	-	-
CPM-2 (198B)	1024	1024	0.001	-	-	✓			-	-	-	-	-	✓
Codex (12B)	-	-	6e-5	✓	cosine		✓		✓			✓	-	-
ERNIE 3.0 (12B)	6144	512	1e-4	✓	linear		✓		-	-	-	✓	-	-
Jurassic-1 (178B)	3.2M	2048	6e-5	✓	cosine		✓		✓			✓	✓	-
HyperCLOVA (82B)	1024	-	6e-5	-	cosine			✓	-	-	-	✓	-	-
Yuan 1.0 (245B)	<10M	2048	1.6e-4	✓	cosine decay to 10%		✓		-	-	-	✓	-	-
Gopher (280B)	3M	2048	4e-5	✓	cosine decay to 10%		✓			✓		-	✓	-
ERNIE 3.0 Titan (260B)	-	512	1e-4	✓	linear		✓		✓			✓	✓	-
GPT-NeoX-20B	1538	2048	0.97e-5	✓	cosine			✓	✓			✓	✓	×
OPT (175B)	2M	2048	1.2e-4	-	linear			✓	✓			✓	✓	✓
BLOOM (176B)	2048	2048	6e-5	✓	cosine		✓			✓		✓	✓	×
Galactica (120B)	2M	2048	7e-6	✓	linear decay to 10%			✓	-	-	-	✓	✓	✓
GLaM (1.2T)	1M	1024	0.01	-	inverse square root	✓				FP32 + ✓		-	✓	×
LaMDA (137B)	256K	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-
MT-NLG (530B)	1920	2048	5e-5	✓	cosine decay to 10%		✓			✓		✓	✓	-
AlphaCode (41B)	2048	1536+768	1e-4	✓	cosine decay to 10%			✓		✓		✓	✓	-
Chinchilla (70B)	1.5M	2048	1e-4	✓	cosine decay to 10%			✓		✓		-	-	-
PaLM (540B)	2048	2048	0.01	-	inverse square root	✓			-	-	-	✓	✓	×
AlexaTM (20B)	2M	1024	1e-4	-	linear decay to 5%		✓			✓		✓	-	✓
U-PaLM (540B)	32	2048	1e-4	-	cosine	✓			-	-	-	-	-	-
UL2 (20B)	1024	1024	-	-	inverse square root	-	-	-	-	-	-	×	-	-
GLM (130B)	4224	2048	8e-5	✓	cosine			✓	✓			✓	✓	✓
CodeGen (16B)	2M	2048	5e-5	✓	cosine		✓		-	-	-	✓	✓	-
LLaMA (65B)	4M Tokens	2048	1.5e-4	✓	cosine decay to 10%			✓	-	-	-	✓	✓	-
PanGu-Σ (1.085T)	512	1024	2e-5	✓	-		✓				✓	-	-	-
BloombergGPT (50B)	2048	2048	6e-5	✓	cosine			✓			✓	✓	✓	×
Xuan Yuan 2.0 (176B)	2048	2048	6e-5	✓	cosine		✓		✓			✓	✓	-
CodeT5+ (16B)	2048	1024	2e-4	-	linear			✓			✓	✓	-	-
StarCoder (15.5B)	512	8k	3e-4	✓	cosine		✓			✓		✓	-	-
LLaMA-2 (70B)	4M Tokens	4k	1.5e-4	✓	cosine			✓		✓		✓	✓	-
LLaMA-3.1 (405B)	16M	8192	8e-5	✓	linear+cosine			✓		✓		-	-	-
Nemotron-4 (340B)	2304	4096	-	-	linear	-	-	-		✓		-	-	×
DeepSeek (67B)	4608	4096	3.2e-4	✓	cosine			✓		✓		✓	✓	-
DeepSeek-v2 (67B)	9216	4k	2.4e-4	✓	step-decay			✓	-	-	-	✓	✓	-

표 7: 명령어 조정 LLM에 사용된 최적화 설정 요약. 그래디언트 클리핑 및 드롭아웃 값은 사전 학습된 모델과 동일합니다.
르 노 모ID은 명령어 튜닝을 위해 가중치 감소를 사용합니다.

Models	Batch Size	Sequence Length	LR	Warmup	LR_Decay	Optimizers: AdaFactor	Optimizers: Adam	Optimizers: AdamW	Grad Clip	Dropout
WebGPT (175B)	BC:512, RM:32	-	6e-5	-	-		✓		-	-
T0 (11B)	1024	1280	1e-3	-	-	✓			-	✓
Tk-Instruct (11B)	1024	-	1e-5	-	constant	-	-	-	-	-
OPT-IML (175B)	128	2048	5e-5	×	linear		✓		✓	✓
Flan-U-PaLM (540B)	32	-	1e-3	-	constant	✓			-	✓
Sparrow (70B)	RM: 8+16, RL:16	-	2e-6	✓	cosine decay to 10%	✓			✓	×
WizardCoder (15B)	512	2048	2e-5	✓	cosine	-	-	-	-	-
Alpaca (13B)	128	512	1e-5	✓	cosine	-	-	✓	✓	×
Vicuna (13B)	128	-2048	2e-5	✓	cosine			✓	-	×
LIMA (65B)	32	2048	1e-5	×	linear			✓	-	✓

시스템. 여기에는 광범위한 언어 현상을 테스트하는 다양한 작업이 포함되어 있어 AI에서 언어 이해를 평가하는 포괄적인 도구가 됩니다.

5.2.2. Language Understanding

WinoGrande [354]: 원래 Winograd [357] 스키마 챌린지에서 영감을 받은 대규모 데이터 세트는 대명사 모호성을 해결하는 능력에 대한 모델을 테스트하고 자연에서 광범위한 맥락을 이해하는 모델 개발을 장려합니다.

언어 텍스트.

CoQA [316]: 대화형 질문-답변 데이터 세트인 CoQA는 대화 내역에 의존하고 자유형 텍스트 답변을 요구하는 질문으로 모델에 도전합니다. 7개 도메인의 다양한 콘텐츠로 인해 모델이 광범위한 주제와 대화 맥락을 처리할 수 있는 능력에 대한 엄격한 테스트가 됩니다.

WiC [317]: 이 데이터 세트는 맥락에 따라 단어 의미를 식별하는 모델의 능력을 평가하여 관련 작업에 도움을 줍니다.

표 8: 다양한 잘 알려진 사전 학습 및 미세 조정 데이터 세트의 세부 정보. 여기서 정렬은 인간의 선호도에 맞춰 정렬하는 것을 의미합니다.

Dataset	Type	Size/Samples	Tasks	Source	Creation	Comments
C4 [10]	Pretrain	806GB	-	Common Crawl	Automated	A clean, multilingual dataset with billions of tokens
mC4 [11]	Pretrain	38.49TB	-	Common Crawl	Automated	A multilingual extension of the C4 dataset, mC4 identifies over 100 languages using cld3 from 71 monthly web scrapes of Common Crawl.
PILE [301]	Pretrain	825GB	-	Common Crawl, PubMed Central, OpenWebText2, ArXiv, GitHub, Books3, and others	Automated	A massive dataset comprised of 22 constituent sub-datasets
ROOTs [302]	Pretrain	1.61TB	-	498 Hugging Face datasets	Automated	46 natural and 13 programming languages
MassiveText [116]	Pretrain	10.5TB	-	MassiveWeb, Books, News, Wikipedia, Github, C4	Automated	99% of the data is in English
Wikipedia [303]	Pretrain	-	-	Wikipedia	Automated	Dump of wikipedia
RedPajama [304]	Pretrain	5TB	-	CommonCrawl, C4, Wikipedia, Github, Books, StackExchange	Automated	Open-source replica of LLaMA dataset
PushShift.io Reddit	Pretrain	21.1GB	-	Reddit	Automated	Submissions and comments on Reddit from 2005 to 2019
BigPython [140]	Pretrain	5.5TB	Coding	GitHub	Automated	-
Pool of Prompt (P3) [17]	Instructions	12M	62	PromptSource	Manual	A Subset of PromptSource, created from 177 datasets including summarization, QA, classification, etc.
xP3 [154]	Instructions	81M	71	P3+Multilingual datasets	Manual	Extending P3 to total 46 languages
Super-NaturalInstructions (SNI) [18]	Instructions	12.4M	1616	Multiple datasets	Manual	Extending P3 with additional multi-lingual datasets, total 46 languages
Flan [16]	Instructions	15M	1836	Muffin+T0-SF+NIV2	Manual	Total 60 languages
OPT-IML [97]	Instructions	18.1M	1667	-	Manual	-
Self-Instruct [19]	Instructions	82k	175	-	Automated	Generated 52k instructions with 82k samples from 175 seed tasks using GPT-3
Alpaca [158]	Instructions	52k	-	-	Automated	Employed self-instruct method to generate data from text-davinci-003
Vicuna [159]	Instructions	125k	-	ShareGPT	Automated	Conversations shared by users on ShareGPT using public APIs
LLaMA-GPT-4 [160]	Instructions	52k	-	Alpaca	Automated	Recreated Alpaca dataset with GPT-4 in English and Chinese
Unnatural Instructions [305]	Instructions	68k	-	15-Seeds (SNI)	Automated	-
LIMA [185]	Instructions	1k	-	Multiple datasets	Manual	Carefully created samples to test performance with fine-tuning on less data
Anthropic-HH-RLHF [306]	Alignment	142k	-	-	Manual	
Anthropic-HH-RLHF-2 [178]	Alignment	39k	-	-	Manual	

단어 의미의 모호성을 해소합니다.

Wikitext103 [318]: Wikipedia의 상위 문서에서 1억 개가 넘는 토큰을 포함하는 이 데이터 세트는 언어 모델링 및 번역과 같이 장기 종속성을 이해해야 하는 작업을 위한 풍부한 리소스입니다.

PG19 [319]: 이것은 Project Gutenberg의 다양한 책으로 구성된 디지털 라이브러리입니다. 특히 장문 콘텐츠에 초점을 맞춰 비지도 학습 및 언어 모델링 연구를 용이하게 하도록 설계되었습니다.

C4 [10]: 깨끗하고 다국어 데이터 세트인 C4는 웹 크롤링된 데이터에서 수십억 개의 토큰을 제공합니다. 다양한 언어로 고급 Transformer 모델을 훈련하기 위한 포괄적인 리소스입니다.

LCQMC [320]: 대규모 중국어 질문 매칭 코퍼스(LCQMC)는 의미 매칭 작업에서 모델의 성능을 평가하기 위한 데이터 세트입니다. 여기에는 중국어 질문 쌍과 매칭 상태가 포함되어 있어 중국어 이해 연구에 귀중한 리소스가 됩니다.

5.2.3. Story Cloze and Sentence Completion

StoryCloze [334]: 스토리 이해, 생성 및 스크립트 학습을 평가하기 위한 상식적 추론 프레임워크인 새로운 "StoryCloze Test"를 소개합니다. 모델의 일관되고 합리적인 스토리를 이해하고 생성하는 능력 에스.

LAMBADA [335]: 이 데이터 세트는 단어 예측 작업을 통해 문맥적 텍스트 이해를 평가합니다. 모델은 구절의 마지막 단어를 예측해야 하는데, 이는 전체 구절이 주어졌을 때는 인간에게 쉽지만 마지막 문장만 주어졌을 때는 그렇지 않습니다.

5.2.4. Physical Knowledge and World Understanding

PIQA [340]: 모델의 물리적 지식을 조사하여 모델이 실제 세계에 대해 얼마나 잘 학습하고 있는지 이해하는 데이터 세트입니다.

TriviaQA [341]: 독해 능력과 오픈 도메인 질의응답(QA) 작업에 대한 모델을 테스트하는 데이터 세트로, 정보 검색(IR) 스타일의 QA에 초점을 맞춥니다.

ARC [342]: ARC-Challenge의 더 큰 버전인 이 데이터 세트에는 쉬운 문제와 어려운 초등학교 수준의 객관식 과학 문제가 모두 포함되어 있습니다. 이는 모델이 복잡한 질문을 이해하고 답할 수 있는 능력을 종합적으로 테스트하는 것입니다.

ARC-Easy [342]: ARC 데이터 세트의 하위 집합인 ARC-Easy에는 검색 기반 알고리즘이나 단어 동시 발생 알고리즘을 통해 올바르게 답변할 수 있는 질문이 포함되어 있습니다.

표 9: LLM 평가에 사용되는 분류된 평가 데이터 세트.

Type	Datasets/Benchmarks
Multi-Task	MMLU [307], SuperGLUE [2], BIG-bench [308], GLUE [309], BBH [308], CUGE [310], ZeroCLUE [311], FewCLUE [312], Blended Skill Talk [313], HELM [314], KLUE-STS [315]
Language Understanding	CoQA [316], WiC [317], Wikitext103 [318], PG19 [319], LCQMC [320], QQP [321], WinoGender [322], CB [323], FinRE [324], SanWen [325], AFQMC [311], BQ Corpus [326], CNSS [327], CKBQA 13 [328], CLUENER [311], Weibo [329], AQuA [330], OntoNotes [331], HeadQA [332], Twitter Dataset [333]
Story Cloze and Sentence Completion	StoryCloze [334], LAMBADA [335], LCSTS [336], AdGen [337], E2E [338], CHID [339], CHID-FC [312]
Physical Knowledge and World Understanding	PIQA [340], TriviaQA [341], ARC [342], ARC-Easy [342], ARC-Challenge [342], PROST [343], OpenBookQA [344], WebNLG [345], DogWhistle Insider & Outsider [346]
Contextual Language Understanding	RACE [347], RACE-Middle [347], RACE-High [347], QuAC [348], StrategyQA [349], Quiz Bowl [350], cMedQA [351],cMedQA2 [352], MATINF-QA [353]
Commonsense Reasoning	WinoGrande [354], HellaSwag [355], COPA [356], WSC [357], CSQA [358], SIQA [359], C^3 [360], CLUEWSC2020 [311], CLUEWSC [311], CLUEWSC-FC [312], ReCoRD [361]
Reading Comprehension	SQuAD [362], BoolQ [363], SQUADv2 [364], DROP [365], RTE [366], WebQA [367], CMRC2017 [368], CMRC2018 [369], CMRC2019 [370], COTE-BD [371], COTE-DP [371], COTE-MFW [371], MultiRC [372], Natural Questions [373], CNSE [327], DRCD [374], DuReader [375], $\text{Dureader}_{\text{robust}}$ [376], DuReader-QG [375], SciQ [377], Sogou-log [378], $\text{Dureader}_{\text{robust}}$-QG [376], QA4MRE [379], KorQuAD 1.0 [380], CAIL2018-Task1 & Task2 [381]
Mathematical Reasoning	MATH [382], Math23k [383], GSM8K [384], MathQA [385], MGSM [386], MultiArith [387], ASDiv [388], MAWPS [389], SVAMP [390]
Problem Solving	HumanEval [141], DS-1000 [391], MBPP [392], APPS [382], CodeContests [142]
Natural Language Inference & Logical Reasoning	ANLI [393], MNLI-m [394], MNLI-mm [394],QNLI [362], WNLI [357], OCNLI [311], CMNLI [311], ANLI R1 [393], ANLI R2 [393], ANLI R3 [393], HANS [395], OCNLI-FC [312], LogiQA [396], StrategyQA [349]
Cross-Lingual Understanding	MLQA [397], XNLI [398], PAWS-X [399], XSum [400], XCOPA [401], XWinograd [402], TyDiQA-GoldP [403], MLSum [404]
Truthfulness and Fact Checking	TruthfulQA [405], MultiFC [406], Fact Checking on Fever [407]
Biases and Ethics in AI	ETHOS [408], StereoSet [409], BBQ [410], Winobias [411], CrowS-Pairs [412]
Toxicity	RealToxicityPrompts [413], CivilComments toxicity classification [414]
Language Translation	WMT [415], WMT20 [416], WMT20-enzh [416], EPRSTMT [312], CCPM [417]
Scientific Knowledge	AminoProbe [148], BioLAMA [148], Chemical Reactions [148], Galaxy Clusters [148], Mineral Groups [148]
Dialogue	Wizard of Wikipedia [418], Empathetic Dialogues [419], DPC-generated [96] dialogues, ConvAI2 [420], KdConv [421]
Topic Classification	TNEWS-FC [312], YNAT [315], KLUE-TC [315], CSL [311], CSL-FC [312], IFLYTEK [422]

이는 고급 질의응답 탐색을 시작하는 모델에게 좋은 시작점입니다.

ARC-Challenge [342]: 엄격한 질의응답 데이터세트인 ARC-Challenge에는 간단한 검색을 넘어 추론을 요구하는 복잡한 초등학교 수준의 질문이 포함되어 있으며 모델의 진정한 이해 능력을 테스트합니다.

5.2.5. Contextual Language Understanding

RACE [347]: RACE 데이터 세트는 중국의 영어 시험에서 수집된 독해 능력 데이터 세트로, AI 모델이 길고 복잡한 문장에 대한 질문을 이해하고 답하는 능력을 벤치마킹하여 실제 시험의 어려움을 시뮬레이션합니다.

RACE-Middle [347]: RACE [347] 데이터 세트의 또 다른 하위 집합인 RACE-Middle에는 중학교 수준의 영어 시험 문제가 포함되어 있습니다. 이것은 모델의 이해 능력에 대한 약간 덜 어렵지만 학문적으로 지향적인 평가를 제공합니다.

RACE-High [347]: RACE [347] 데이터 세트의 하위 집합인 RACE-High는 고등학교 수준 영어 시험 문제로 구성됩니다. 더 학문적이고 도전적인 맥락에서 모델의 이해 능력을 평가하도록 설계되었습니다.

QuAC [348]: 이 데이터 세트는 숨겨진 위키피디아 텍스트를 사용하여 학생과 교사 간의 정보 탐색 대화를 시뮬레이션합니다. 기계 이해 데이터 세트에서는 찾을 수 없는 고유한 과제를 도입하여 대화 시스템을 발전시키는 데 귀중한 리소스가 됩니다.

5.2.6. Commonsense Reasoning

HellaSwag [355]: 모델이 맥락에 대한 최상의 결말을 선택하도록 요구하는 데이터 세트는 적대적 필터링을 사용하여 생성된 텍스트가 사람에게는 터무니없지만 모델에서는 종종 잘못 분류되는 '골디락스' 복잡성 영역을 생성합니다.

COPA [401]: 이 데이터 세트는 모델의 개방 도메인 상식적 인과 추론 진행 상황을 평가합니다. 각 질문은 전제와 두 가지 대안으로 구성되며, 모델은 더 그럴듯한 대안을 선택하여 모델의 원인과 결과에 대한 이해와 추론 능력을 테스트해야 합니다.

WSC [357]: Winograd Schema Challenge(WSC)는

표 10 : 사전 훈련된 LLM에서 사용하는 훈련 데이터 세트와 평가 작업의 예시. 여기서 "QA"는 질문 답변, "Clf"는 분류, "NL"은 나 ” 는 자연어 추론, “ MT ” 는 기계 번역, “ RC ” 는 독해 이해, “ CR ” 은 상식적 추론, “ MR ” 은 수학적 추론입니다. g, “ 메모. 암기입니다.

Models	Training Dataset	Benchmark												
		BIG-bench	MMLU	Super GLUE	**QA**	**Clf**	**NLI**	**MT**	**Cloze/ Completion**	**RC**	**CR**	**MR**	**Coding**	**Truthful/ Bias/ Toxicity/ Mem.**
T5	C4 [10]			✓	✓		✓	✓	✓	✓	✓	✓		
GPT-3	Common Crawl, WebText, Books Corpora, Wikipedia			✓	✓			✓	✓	✓				✓
mT5	mC4 [11]				✓		✓	✓						
PanGu-α	1.1TB Chinese Text Corpus				✓		✓		✓	✓	✓			
CPM-2	WuDaoCorpus [109]									✓		✓		
Codex	54 million public repositories from Github												✓	
ERNIE-3.0	Chinese text corpora, Baidu Search, Web text, QA-long, QA-short, Poetry and Couplet Domain-specific data from medical, law, and financial area Baidu knowledge graph with more than 50 million facts			✓	✓	✓	✓	✓	✓	✓		✓		
Jurassic-1	Wikipedia, OWT, Books, C4, Pile [301], arXiv, GitHub				✓		✓		✓	✓				
HyperCLOVA	Korean blogs, Community sites, News, KiN Korean Wikipedia, Wikipedia (English and Japanese), Modu-Corpus: Messenger, News, Spoken and written language corpus, Web corpus							✓						
Yuan 1.0	Common Crawl, SogouT, Sogou News, Baidu Baike, Wikipedia, Books				✓	✓	✓			✓				
Gopher	subsets of MassiveWeb Books, C4, News, GitHub and Wikipedia samples from MassiveText	✓	✓	✓	✓						✓	✓		✓
ERNIE-3.0 TITAN	Same as ERNIE 3.0 and ERNIE 3.0 adversarial dataset, ERNIE 3.0 controllable dataset				✓	✓	✓		✓	✓				
GPT-NeoX-20B	Pile [301]			✓	✓		✓		✓		✓	✓		
OPT	RoBERTa [299], Pile [301], PushShift.io Reddit [423]				✓	✓					✓			✓
BLOOM	ROOTs [13]			✓			✓	✓	✓				✓	✓
Galactica	arXiv, PMC, Semantic Scholar, Wikipedia, StackExchange, LibreText, Open Textbooks, RefSeq Genome, OEIS, LIPID MAPS, NASAExoplanet, Common Crawl, ScientificCC, AcademicCC, GitHub repositories Khan Problems, GSM8K, OneSmallStep	✓	✓		✓							✓		✓
GLaM	Filtered Webpages, Social media conversations Wikipedia, Forums, Books, News				✓		✓		✓	✓	✓			
LaMDA	Infiniset : Public documents, Dialogs, Utterances													✓
MT-NLG	Two snapshots of Common Crawl and Books3, OpenWebText2, Stack Exchange, PubMed Abstracts, Wikipedia, PG-19 [242], BookCorpus2, NIH ExPorter, Pile, CC-Stories, RealNews						✓		✓	✓	✓			✓
AlphaCode	Selected GitHub repositories, CodeContests: Codeforces, Description2Code, CodeNet												✓	
Chinchilla	MassiveWeb, MassiveText Books, C4, News, GitHub, Wikipedia	✓	✓		✓					✓	✓			✓
PaLM	webpages, books, Wikipedia, news, articles, source code, social media conversations	✓			✓			✓			✓		✓	✓
AlexaTM	Wikipedia, mC4			✓			✓	✓			✓			✓
U-PaLM	Same as PaLM	✓		✓	✓		✓		✓	✓	✓			
UL2	-			✓	✓	✓	✓					✓		✓
GLM-130B	-	✓	✓						✓					
CodeGen	Pile, BigQuery, BigPython												✓	
LLaMA	CommonCrawl, C4, Github, Wikipedia, Books, arXiv, StackExchange		✓		✓					✓	✓	✓	✓	✓
PanGu-Σ	WuDaoCorpora, CLUE, Pile, C4, Python code				✓	✓	✓	✓	✓				✓	
BloombergGPT	inPile, Pile, C4, Wikipedia	✓	✓				✓		✓	✓	✓			✓
CodeT5+	CodeSearchNet, Github Code											✓	✓	
StarCoder	The Stack v1.2		✓									✓	✓	✓
LLaMA-2	✓	✓		✓						✓	✓	✓	✓	
PaLM-2	Web documents, Code, Books, Maths, Conversation			✓	✓	✓	✓	✓	✓	✓	✓	✓	✓	✓

표 11: 미세 조정된 LLM에서 사용되는 훈련 데이터 세트와 평가 벤치마크의 예시. "SNI"는 Super-NaturalInsturctions의 약자입니다.

Models	**Training Dataset**	**BIG-bench**	**MMLU**	**BBH**	**RAFT**	**FLAN**	**SNI**	**PromptSource**	**TyDiQA**	**HumanEval**	**MBPP**	**Truthful/ Bias/ Toxicity**
T0	Pool of Prompts	✓										
WebGPT	ELI5 [424], ELI5 fact-check [166], TriviaQA [341], ARC-Challenge [342], ARC-Easy [342], Hand-written data, Demonstrations of humans, Comparisons between model-generated answers											✓
Tk-INSTRUCT	SNI [18]						✓					
mT0	xP3 [154]											
OPT-IML	PromptSource [17], FLAN [16], SNI [425], UnifiedSKG [426], CrossFit [427], ExMix [428], T5 [10], Reasoning		✓	✓	✓	✓	✓	✓				
Flan	Muffin, T0-SF, NIv2, CoT		✓	✓					✓			
WizardCoder	Code Alpaca									✓	✓	

시스템이 텍스트 내의 참조 내용을 해결해야 하는 독해 이해 과제로, 종종 세계적 지식과 텍스트에 대한 추론이 요구됩니다.

CSQA [358]: CommonsenseQA는 AI 모델이 질문을 이해하고 답할 수 있는 능력을 평가하기 위해 상식적 지식이 필요한 질의응답 데이터 세트입니다.

5.2.7. Reading Comprehension

BoolQ [363]: Google 검색 쿼리에서 파생된 데이터 세트인 BoolQ는 모델이 이진(예/아니요) 질문에 답하도록 도전합니다. 질문은 자연스럽게 발생하며 답변이 포함된 Wikipedia 기사의 단락과 짝을 이룹니다. 독해 능력과 추론 능력 테스트입니다.

SQUADv2 [364]: Stanford Question Answering Dataset(SQuAD) [362]은 Wikipedia 문서 세트에 대한 군중 작업자가 제기한 질문 모음으로, 각 질문에 대한 답변은 해당 독해 구절의 텍스트 세그먼트입니다. SQuADv2는 원래 SQuAD 1.1 데이터 세트와 50,000개가 넘는 답변 불가능한 질문을 결합합니다. 목표는 주어진 맥락에 따라 질문을 이해하고 답변할 수 있는 모델의 능력을 평가하고 질문에 답변할 수 없는 경우를 판별하는 것입니다.

DROP [365]: DROP, 또는 Discrete Reasoning Over the content of Paragraphs는 다양한 독해 현상을 이해하는 모델의 능력을 테스트하도록 설계되었습니다. 독해 능력에 대한 포괄적이고 신뢰할 수 있는 평가를 장려합니다.

RTE [366]: 텍스트적 함의 인식(RTE) 데이터 세트는 텍스트적 함의에 대한 일련의 연례 대회에서 나왔습니다. 텍스트적 함의는 주어진 문장이 다른 문장에서 논리적으로 이어지는지 예측하고 텍스트에서 논리적 관계에 대한 모델의 이해를 평가합니다.

WebQA [367]: 오픈 도메인 질의응답을 위한 데이터세트인 WebQA는 방대한 웹 기반 질의응답 쌍을 제공합니다. AI 모델이 웹 콘텐츠에 기반한 질문을 이해하고 답할 수 있는 능력을 평가하도록 설계되었습니다.

CMRC2018 [369]: 이 데이터 세트는 중국어 모델의 종합적 추론 능력을 테스트하는 것이며 경계를 넓히는 도전적인 스팬 추출 형식으로 설계되었습니다.

기계 성능의.

5.2.8. Mathematical Reasoning

MATH [382]: 이 데이터 세트는 AI 모델의 수학적 문제 해결 능력을 평가하기 위한 플랫폼입니다. 산수에서 미적분에 이르기까지 다양한 수학 문제가 포함되어 있으며, 복잡한 수학적 문제를 이해하고 해결하는 모델의 능력을 테스트하도록 설계되었습니다.

Math23k [383]: 이것은 모델의 수학적 단어 문제를 이해하고 해결하는 능력에 도전합니다. 여기에는 모델이 문제 설명에 따라 추론과 계산을 수행해야 하는 23,000개의 중국어 산수 단어 문제가 포함되어 있습니다.

GSM8K [384]: 다양한 초등학교 수학 문제 데이터 세트는 여러 단계의 수학적 추론을 수행하는 모델의 능력을 테스트합니다.

5.2.9. Problem Solving and Logical Reasoning

ANLI [393]: 자연어 추론(NLI)에서 머신 러닝 모델의 견고성을 테스트하도록 설계된 대규모 데이터 세트는 인간이 모델이 올바르게 분류할 수 없는 예를 생성하려고 시도하는 반복적이고 적대적인 프로세스를 통해 생성됩니다.

HumanEval [141]: AI 모델의 문제 해결 능력을 평가하기 위한 데이터 세트로, 다양한 인지 능력이 필요한 다양한 작업을 포함하고 있어 AI의 일반 지능을 평가하는 포괄적인 도구입니다.

StrategyQA [349]: AI 모델의 전략적 추론 능력을 평가하기 위해 여러 가지 증거에 대한 추론이 필요한 질의 응답 데이터 세트는 기계가 이해하고 답할 수 있는 경계를 넓혀줍니다.

5.2.10. Cross-Lingual Understanding

XNLI [398]: 교차 언어 벤치마크인 XNLI는 MultiNLI[429] 코퍼스를 우르두어와 같은 저자원 언어를 포함한 15개 언어로 확장합니다. 이것은 3가지 범주(함축, 모순, 중립)에 걸쳐 112,500개의 주석이 달린 쌍을 사용하여 교차 언어 문장 이해 모델을 테스트합니다.

PAWS-X [399]: PAWS-X 또는 Word Scrambling의 Cross-lingual Paraphrase Adversaries는 다국어 버전입니다.

PAWS[430]는 의역 식별을 위한 데이터 세트입니다. 여기에는 7개 언어의 예가 포함되어 있으며 교차 언어 의역 식별 모델의 성능을 평가하도록 설계되었습니다.

5.2.11. Truthfulness

Truthful-QA [405]: 답변을 생성할 때 언어 모델의 진실성을 측정하는 고유한 벤치마크입니다. 데이터 세트에는 건강, 법률, 정치와 같은 다양한 범주의 질문이 포함되어 있으며, 일부는 일반적인 인간의 오해에 대해 모델을 테스트하도록 설계되었습니다.

5.2.12. Biases and Ethics in AI

ETHOS [408]: ETHOS는 YouTube와 Reddit 댓글에서 구축된 증오 발언 감지 데이터 세트입니다. 온라인 증오 발언에 맞서 싸우는 도구로, 강력한 콘텐츠 조정을 위한 바이너리 및 다중 레이블 변형을 제공합니다.

StereoSet [409]: StereoSet은 언어 모델에서 고정관념적 편견의 존재를 측정하고 평가하도록 설계된 포괄적인 데이터 세트입니다. 성별, 직업, 인종 및 종교라는 네 가지 핵심 영역에 초점을 맞춥니다. 고정관념적 편견을 언어 모델링 능력과 대조하면 대규모 언어 모델에서 편견을 이해하고 완화하는 데 귀중한 도구가 됩니다.

6. 응용 프로그램

다양한 다운스트림 작업에 대규모 언어 모델(LLM)을 적용하는 것은 AI 관련 연구 커뮤니티와 산업 모두에서 인기 있는 추세가 되었으며, 매일 많은 새로운 용도가 발견되고 탐구되고 있습니다. 인간과 유사한 텍스트를 이해하고 생성할 수 있는 LLM은 다양한 분야에서 의미 있는 응용 프로그램을 찾았습니다. 이 섹션에서는 의학, 교육, 과학, 수학, 법률, 금융, 로봇 공학 및 코딩 분야에서 LLM 응용 프로그램에 대한 개요를 제공합니다. 이러한 각 도메인은 서로 다른 과제를 제기하지만 LLM은 일반화 가능성을 통해 이러한 도메인에 상당한 기여를 할 수 있는 기회를 열어줍니다.

General Purpose: LLM은 광범위한 작업을 위한 범용 도구로 널리 간주되고 있습니다[431]. 이는 문맥적으로 관련된 방식으로 인간과 유사한 텍스트를 이해, 생성 및 조작할 수 있는 고유한 능력 때문입니다. 이를 통해 간단한 언어 번역 및 질의 응답에서 요약, 텍스트 생성, 심지어 프로그래밍 지원과 같은 보다 복잡한 작업에 이르기까지 다양한 작업을 수행할 수 있습니다[432]. LLM의 유용성은 처리 중인 텍스트의 특정 스타일과 톤에 적응하여 출력을 보다 사용자 친화적이고 문맥 인식적으로 만드는 능력으로 더욱 향상됩니다. 일상적인 응용 프로그램에서 LLM은 개인 비서로 사용되어 사용자가 이메일을 초안하거나 약속을 예약하는 데 도움을 줄 수 있습니다[433]. 또한 고객 서비스에 배포하여 일반적인 질문을 처리하거나 제공된 프롬프트를 기반으로 인간과 유사한 텍스트를 만들어 웹사이트와 같은 디지털 플랫폼의 콘텐츠를 생성하는 데 적용할 수 있습니다[434]. 또한 LLM은 데이터 분석에서 중요한 역할을 합니다. LLM은 대량의 텍스트 데이터를 필터링하고 주요 요점을 요약하며 인간이 식별하는 데 훨씬 더 오랜 시간이 걸리는 패턴을 찾을 수 있습니다[435]. 광범위한 응용 분야에도 불구하고 LLM은 다음을 기억하는 것이 필수적입니다. 모든 AI 시스템과 마찬가지로, 학습에 사용된 데이터의 품질이 중요합니다.

Medicine: 의학 분야에서 LLM을 적용하면 의료 제공과 연구가 재편되고 있습니다. 예를 들어, LLM은 임상 의사 결정 지원 시스템에서 점점 더 많이 사용되어 의사에게 증거 기반 치료 권장 사항을 제공합니다[436, 437, 438]. 환자 데이터와 의학 문헌을 분석하여 잠재적 진단을 식별하고, 적절한 검사를 제안하고, 최적의 치료 전략을 권장하는 데 도움이 될 수 있습니다. 게다가 LLM은 환자와 의료 시스템의 상호 작용을 향상시킬 수도 있습니다. 예를 들어, 챗봇 애플리케이션[439, 440, 441]에서 사용하여 증상이나 약물에 대한 환자 질문에 답하고, 진료 일정을 잡고, 심지어 필수적인 건강 조언을 제공할 수도 있습니다. 의학 연구의 경우 LLM은 상당한 양의 의학 문헌에서 정보를 추출하고 필터링하고, 관련 연구를 식별하고, 결과를 요약하고, 심지어 미래 연구 동향을 예측하는 데 사용됩니다[442, 443, 444]. 의학 교육의 경우 LLM은 교육 자료를 만들고, 시험 문제를 생성하고, 복잡한 의학 주제에 대한 자세한 설명을 제공하고, 학생들에게 개인화된 피드백을 제공하는 데 도움이 될 수 있습니다[445, 446, 447, 448]. 또한 환자 상호 작용을 시뮬레이션하여 학생들이 임상 기술을 연습하고 개선할 수 있도록 할 수도 있습니다. 더 넓은 차원에서 LLM은 미디어 데이터를 분석하여 질병 발생을 탐지하고, 건강 정책에 대한 대중의 감정을 모니터링하고, 건강 정보를 명확하고 이해하기 쉬운 방식으로 전파함으로써 공중 보건 이니셔티브를 지원할 수 있습니다[449]. LLM은 데이터 개인 정보 보호, 설명 가능성의 필요성, 편견 확산의 잠재적 위험과 같은 관련 문제를 해결하여 공중 보건 이니셔티브를 지원하는 데 사용될 수 있습니다[450, 451].

Education: LLM을 교육 분야에 통합하면 학습 경험, 교사 지원 및 교육 콘텐츠 개발을 향상시킬 수 있는 기회가 제공됩니다. 학생의 경우 학습 스타일, 성과 및 선호도를 분석하여 LLM은 맞춤형 학습 자료와 연습 문제를 제공하여 개인화된 학습 경험을 개발할 수 있습니다[452]. 교사의 경우 LLM은 수업 계획을 작성하고 과제를 평가하며 다양하고 포괄적인 교육 콘텐츠를 생성하는 데 도움이 되어 가르치고 학생이 상호 작용하는 데 필요한 시간을 크게 절약할 수 있습니다[453, 454]. 언어 학습에서 LLM은 여러 언어로 대화를 시뮬레이션하고, 문법을 교정하고, 어휘력을 향상시키고, 연습에서 유창하게 발음할 수 있도록 돕는 고급 대화 파트너 역할을 합니다[455]. 또한 LLM은 장애가 있는 학생에게 지원을 제공하여 교육 접근성을 개선합니다. 청각 장애인을 위해 실시간 필사본을 생성하고, 시각 장애인을 위해 독서 지원을 제공하고, 학습 장애가 있는 사람을 위해 복잡한 텍스트를 간소화할 수 있습니다[451]. LLM이 계속 발전함에 따라 이를 교육에 적용하면 실무에서 다양한 관점에서 더 많은 학생과 교사에게 도움이 될 수 있습니다.

Science: 의료 응용 프로그램과 유사하게 LLM은 과학 문헌을 빠르게 분석하고 요약하여 연구 프로세스를 가속화할 수 있습니다. 이해하기 쉽고 접근 가능한 연구 요약을 브리핑함으로써 LLM은 연구자들이 전문 분야가 아닌 분야에서도 최신 연구 결과를 최신 상태로 유지하도록 도울 수 있습니다[456, 457]. 또한 LLM은 과학자들이

표 12 : 다양한 NLU 및 NLG 작업에서 가장 성과가 좋은 LLM의 성과 비교. 여기서 "N-Shots"는 제공된 예시 프롬프트의 수를 나타냅니다. ed to the m평가 중 odel은 few-shot 또는 zero-shot 학습 설정에서의 기능을 나타내며, "f"는 미세 조정된 버전을 나타내고 "B"는 t를 나타냅니다. 그는 벤치방주.

Task	Dataset/Benchmark	Top-1		Top-2		Top-3	
		Model (Size)	Score (N-shots)	Model (Size)	Score (N-shots)	Model (Size)	Score (N-shots)
Multi-Task	BIG-bench (B)	Chinchilla (70B)	65.1 (5-shot)	Gopher (280B)	53.97 (5-shot)	PaLM (540B)	53.7 (5-shot)
	MMLU (B)	GPT-4 (-)	86.4 (5-shot)	Gemini (Ultra)	83.7 (5-shot)	Flan-PaLM-2$_{(f)}$ (Large)	81.2 (5-shot)
Language Understanding	SuperGLUE (B)	ERNIE 3.0 (12B)	90.6 (-)	PaLM$_{(f)}$ (540B)	90.4 (-)	T5 (11B)	88.9 (-)
Story Comprehension and Generation	HellaSwag	GPT-4 (-)	95.3 (10-shot)	Gemini (Ultra)	87.8 (10-shot)	PaLM-2 (Large)	86.8 (one shot)
	StoryCloze	GPT3 (175B)	87.7 (few shot)	PaLM-2 (Large)	87.4 (one shot)	OPT (175B)	79.82 (-)
Physical Knowledge and World Understanding	PIQA	PaLM-2 (Large)	85.0 (one shot)	LLaMa (65B)	82.8 (zero shot)	MT-NLG (530B)	81.99 (zero shot)
	TriviaQA	PaLM-2 (Large)	86.1 (one shot)	LLaMA-2 (70B)	85.0 (one shot)	PaLM (540B)	81.4 (one shot)
Contextual Language Understanding	LAMBADA	PaLM (540B)	89.7 (few shot)	MT-NLG (530B)	87.15 (few shot)	PaLM-2 (Large)	86.9 (one shot)
Commonsense Reasoning	WinoGrande	GPT-4 (-)	87.5 (5-shot)	PaLM-2 (Large)	83.0 (one shot)	PaLM (540B)	81.1 (zero shot)
	SIQA	LLaMA (65B)	52.3 (zero shot)	Chinchilla (70B)	51.3 (zero shot)	Gopher (280B)	50.6 (zero shot)
Reading Comprehension	BoolQ	PaLM$_{(f)}$ (540B)	92.2 (-)	T5 (11B)	91.2 (-)	PaLM-2 (Large)	90.9 (one shot)
Truthfulness	Truthful-QA	LLaMA (65B)	57 (-)				
Mathematical Reasoning	MATH	Gemini (Ultra)	53.2 (4-shot)	PaLM-2 (Large)	34.3 (4-shot)	LLaMa-2 (65B)	13.5 (4-shot)
	GSM8K	GPT-4 (-)	92.0 (5-shot)	PaLM-2 (Large)	80.7 (8-shot)	U-PaLM (540B)	58.5 (-)
Problem Solving and Logical Reasoning	HumanEval	Gemini$_{(f)}$ (Ultra)	74.4 (zero shot)	GPT-4 (-)	67.0 (zero shot)	Code Llama (34B)	48.8 (zero shot)

새로운 가설과 연구 질문을 공식화하는 데 있어서 대규모 데이터 세트를 처리할 수 있는 능력 덕분에 인간 연구자에게는 즉시 드러나지 않을 수 있는 통찰력을 밝혀낼 수 있기 때문입니다[458]. 게다가 과학적 글쓰기의 경우 LLM은 연구자가 문서를 초안하고 개선 사항을 제안하며 특정 서식 지침을 준수하도록 도울 수 있습니다[459, 460]. 이를 통해 시간을 절약할 수 있을 뿐만 아니라 과학적 커뮤니케이션의 명확성을 높여 학제 간 팀이 보다 효과적으로 협력할 수 있습니다.

Maths: LLM은 수학적 연구와 교육 지원을 제공하는 것 외에도 단계별 설명을 제공하고 사용자에게 복잡한 증명과 계산을 안내하여 수학적 문제를 해결하는 데 도움을 줄 수 있습니다. 추론이나 계산의 오류를 식별하고 수정 사항을 제안하는 데 도움이 되며 학습과 검증 목적 모두에 귀중한 도구 역할을 합니다[461, 462]. LLM은 수학적 증명의 유효성을 확인하는 데 사용할 수 있으며 인간이 검토하기 전에 예비 필터를 제공합니다. 수학자의 꼼꼼한 작업을 대체할 수는 없지만 증명 검증 프로세스를 단순화하는 데 도움이 될 수 있습니다[463, 464]. 게다가 LLM은 복잡한 개념과 결과를 비전문가도 이해할 수 있는 언어로 번역하여 수학에 대한 접근성을 높여[465] 이론 수학과 물리학, 공학, 경제학과 같은 응용 맥락 간의 격차를 메울 수 있습니다.

Law: LLM은 데이터 세트에 대한 초기 코딩 생성, 주제 식별 및 이러한 주제에 따른 데이터 분류를 포함하여 법률 문서의 주제별 분석을 지원할 수 있습니다. 법률 전문가와 LLM 간의 이러한 협력적 노력은 도난에 대한 법원 의견과 같은 법률 텍스트를 분석하는 데 효과적인 것으로 입증되었으며 연구의 효율성과 품질을 모두 개선했습니다[466]. 또한 LLM은 판례의 문장을 통합하여 사실의 정확성과 관련성을 개선하는 데 중점을 두고 법률 용어에 대한 설명을 생성하는 능력에 대해 평가되었습니다. 관련 판례를 LLM에 입력함으로써 증강된 모델은 사실적으로 잘못된 정보가 적은 더 높은 품질의 설명을 생성할 수 있습니다[467]. 더욱이 LLM은 전문화된 도메인 지식으로 훈련될 수 있습니다. 법적 추론 작업[468]을 수행하고 법률적 질문에 답합니다[469].

Finance: BloombergGPT[151]와 같은 LLM은 광범위한 독점 재무 데이터 세트로 교육을 받았으며 재무 업무에서 뛰어난 성과를 보였습니다. 이는 산업별 언어와 개념을 보다 정확하게 이해하고 처리할 수 있는 LLM을 만드는 데 있어 도메인별 교육의 가치를 나타냅니다. 오픈 소스 모델인 FinGPT[470]의 도입은 로보 어드바이징, 알고리즘 트레이딩, 로코드 솔루션과 같은 새로운 애플리케이션을 개발하기 위한 투명하고 접근 가능한 리소스를 제공하여 궁극적으로 금융 서비스의 역량을 확장합니다. BloombergGPT와 FinGPT는 모두 LLM의 재무 도메인 적응성을 보여주는데, 전자는 사용자 정의 데이터 세트의 힘을 보여주고 후자는 사용자 정의를 위한 데이터 중심적 접근 방식과 저순위 적응 기술을 강조합니다. 게다가 LLM은 복잡한 재무 업무를 실행 가능한 계획으로 분해하여 이전에는 단일 모델로는 실행 불가능했던 종단 간 솔루션을 구현할 수 있는 능력을 보여줍니다[471].

Robotics: 로봇공학 연구에서 LLM은 인간-로봇 상호작용 향상[28, 472, 473, 474], 작업 계획[237], 동작 계획[246], 탐색[246, 475], 객체 조작[236], 개인화된 로봇[476] 등과 같은 유망한 응용 프로그램을 가지고 있습니다. LLM을 사용하면 로봇이 환경을 효과적으로 이해하고 협업적으로 작업을 완료하기 위한 계획을 생성할 수 있습니다[240, 26]. 로봇이 광범위한 소스의 정보에 액세스하고 통합하여 지속적인 학습을 촉진하고, 로봇이 새로운 기술을 습득하고 변화에 적응하고 경로를 개선하는 데 도움이 될 수 있습니다[224, 233, 234].

7. 과제와 미래 방향

GPT-4와 그 이전 모델과 같은 LLM은 자연어 처리를 상당히 발전시켰습니다. 그럼에도 불구하고, 그들은 또한 일련의 과제를 가지고 옵니다. 계산 비용, 적대적 견고성, 해석 가능성은 이러한 모델에 내재된 기술적 과제 중 일부입니다. 더욱이, 이러한 모델이 더 복잡한

과제를 수행하거나 더 복잡하거나 역동적인 환경에서 운영하기 위해 확장성, 프라이버시 및 실시간 처리에 대한 새로운 과제가 등장합니다. 기초 연구의 최전선에서 다중 모달리티와 전이 학습의 효과를 통합하는 것이 적극적으로 탐구되고 있습니다. 또한 시간이 지남에 따라 새로운 정보에 적응할 수 있는 모델을 목표로 하는 이러한 모델의 지속적인 학습 측면은 새로운 과제를 제시합니다. 이러한 과제는 관련된 기술적 복잡성을 강조할 뿐만 아니라 실제 응용 프로그램에서 LLM의 더 광범위한 영향과 미래 궤적을 강조합니다. 다음 섹션에서는 이러한 과제를 자세히 살펴보고 이를 해결하기 위한 진행 중인 노력과 잠재적인 노력에 대해 설명합니다.

Computational Cost: LLM을 훈련하려면 광범위한 계산 리소스가 필요하므로 생산 비용이 증가하고 대규모 훈련 중에 상당한 에너지가 소모되어 환경 문제가 발생합니다. 계산 리소스가 증가함에 따라 성능이 향상되지만 모델과 데이터 세트 크기가 모두 고정된 경우 수익이 감소하는 거듭제곱 법칙[477]에 따라 개선 속도가 점차 감소합니다.

Bias and Fairness: LLM은 훈련 데이터에서 사회적 편견을 상속하고 확대할 수 있습니다. 이러한 편견은 모델의 출력에 나타나 잠재적인 윤리 및 공정성 문제를 야기할 수 있습니다[478].

Overfitting: LLM은 상당한 학습 능력을 가지고 있지만 광범위한 훈련 데이터 내에서 노이즈가 많고 특이한 패턴을 과대적합하는 경향이 있습니다. 결과적으로 비논리적인 응답을 생성할 수 있습니다[479]. LLM에서 암기와 일반화에 대한 논쟁은 올바른 균형을 찾는 것입니다. 암기는 모델이 훈련 데이터에서 특정 세부 정보를 기억하여 정확한 질문에 정확한 답을 제공할 수 있도록 합니다. 그러나 일반화를 통해 모델은 추론을 하고 이전에 본 적이 없는 입력에 대한 응답을 생성할 수 있으므로 다양한 실제 작업을 처리하는 데 필수적입니다. 올바른 균형을 찾는 것이 과제입니다. 암기가 너무 많으면 과대적합으로 이어져 모델이 융통성이 없고 새로운 입력에 어려움을 겪을 수 있습니다[480].

Economic and Research Inequality: LLM의 교육 및 배치 비용이 높기 때문에 충분한 자금이 있는 조직 내에서 개발이 집중될 수 있으며, 이는 AI 분야의 경제적 및 연구적 불평등을 더욱 심화시킬 가능성이 있습니다[481].

Reasoning and Planning: 상식적 계획과 같이 겉보기에 간단해 보이는 일부 추론 및 계획 작업은 인간이 쉽게 여기는 작업이지만, 평가 프레임워크를 사용하여 평가하는 LLM의 현재 역량을 훨씬 뛰어넘습니다. 이는 LLM이 주로 가능성에 따라 텍스트 완성을 생성하고 추론 능력 측면에서 확실한 보장을 제공하지 않는다는 점을 고려하면 전혀 예상치 못한 일이 아닙니다[482].

Hallucinations: LLM은 "환각"을 보이는데, 이는 그럴듯하게 들리지만 부정확하거나 제공된 정보와 일치하지 않는 반응을 생성합니다[483]. 환각은 세 가지 범주로 분류할 수 있습니다.

- 입력 충돌 환각은 LLM이 사용자가 제공한 입력과 다른 콘텐츠를 생성하는 경우를 말합니다.
- LLM이 생성하는 맥락 충돌 환각 이전에 생성한 정보와 모순되는 콘텐츠.
- 사실과 모순되는 환각은 LLM이 확립된 세계 지식과 일치하지 않는 콘텐츠를 생성하는 것과 관련이 있습니다.

Prompt Engineering: 프롬프트는 LLM의 입력으로 사용되며, 프롬프트의 구문과 의미는 모델의 출력을 결정하는 데 중요한 역할을 합니다. 때때로 인간의 직관에 반하는 프롬프트 변형은 모델 출력에 상당한 변화를 가져올 수 있으며, LLM의 응답을 효과적으로 안내하기 위해 자연어 쿼리를 설계하는 프롬프트 엔지니어링을 통해 해결됩니다[484, 32].

Limited Knowledge: 사전 학습 중에 획득한 정보는 제한적이며 얼마 후에 쓸모없게 될 수 있습니다. 업데이트된 데이터를 사용하여 모델을 다시 학습하는 것은 비용이 많이 듭니다. 사실적으로 정확한 응답을 생성하기 위해 사람들은 검색 증강 파이프라인을 사용합니다[198]. 그러나 사전 학습된 모델은 검색 증강 생성(RAG)[6, 21]으로 학습되지 않으므로 학습 파이프라인을 조정해야 합니다[193, 25].

Safety and Controllability: LLM을 사용하면 우연히든 특정 프롬프트가 주어졌을 때든 유해하거나 오해의 소지가 있거나 부적절한 콘텐츠를 생성할 위험이 있습니다. 이러한 모델이 안전하게 활용되도록 하는 것은 중요한 문제입니다[485].

Security and Privacy: LLM은 개인 정보를 유출하고 거짓, 비윤리적, 정렬되지 않은 응답을 생성하기 쉽습니다. 연구자들은 백도어 공격, 제일브레이킹, 신속한 주입, 데이터 오염 등 LLM 보안을 깨는 다양한 보안 공격을 탐구했습니다. 따라서 복잡한 AI 애플리케이션에 대해 LLM이 안전하고 신뢰할 수 있으며 신뢰할 수 있도록 보장하기 위해 더 나은 방어 메커니즘을 개발하는 것이 필수적입니다[486].

Multi-Modality: 텍스트, 이미지, 비디오 등 다양한 데이터를 바탕으로 LLM을 훈련시키는 멀티모달 학습은 더욱 풍부한 이해력을 갖춘 모델을 만드는 것을 목표로 하지만, 데이터 정렬, 융합 전략, 더 높은 계산 요구 사항 측면에서 어려움에 직면합니다.

Catastrophic Forgetting: LLM은 종종 대규모 데이터 세트에서 사전 학습한 다음 도메인별 데이터에서 미세 조정하여 학습 리소스를 줄입니다. 그러나 도메인 적응 및 재앙적 망각과 같은 문제에 직면하여 새로운 작업을 학습할 때 원래 지식을 유지하는 데 방해가 됩니다.

Adversarial Robustness: 대규모 언어 모델(LLM)은 다양한 작업에서 뛰어난 역량을 보여주었지만, 경미하고 의도적인 입력 변경으로 인해 오도될 수 있는 적대적 공격에 취약합니다. 특히 BERT와 같은 모델의 경우 적대적 미세 조정은 견고성을 향상시킬 수 있지만 때로는 일반화를 손상시킵니다[487]. LLM이 더 복잡한 시스템에 통합됨에 따라 신뢰할 수 있는 ML 내에서 LLM에 대한 적대적 공격이라는 새로운 분야를 감안할 때 보안 속성을 검토하는 것이 중요해지고 있습니다[488]. 이 취약성은 안전이 중요한 도메인에서 두드러지므로 LLM 신뢰성을 보장하기 위해 강력한 적대적 평가 도구가 필요합니다[489].

Interpretability and Explainability: LLM의 "블랙박스" 특성은 더 폭넓은 수용과 신뢰를 위해 중요한 의사 결정을 이해하는 데 어려움을 줍니다.

특히 민감한 도메인에서 그렇습니다. 고급 기능에도 불구하고 작동에 대한 통찰력이 부족하여 효과성과 신뢰성이 제한됩니다[490, 491]. 사용자 신뢰를 촉진하고 책임감 있는 AI 사용을 보장하기 위해 LLM을 더 설명 가능하게 만들기 위한 노력이 이루어지고 있습니다. LLM의 응답 뒤에 있는 논리를 이해하는 것은 신뢰를 촉진하고 인간의 가치와 법적 기준에 부합하도록 하는 데 필수적입니다.

Privacy Concerns: 대규모 언어 모델(LLM)의 개인정보 보호 문제는 복잡성과 규모가 커짐에 따라 확대되었으며, 특히 데이터 공유 및 잠재적 오용과 관련하여 그렇습니다. 특히 고객 개인정보 보호가 중요한 전자상거래에서 악성 콘텐츠 생성, 필터 우회 및 데이터 개인정보 보호 문제가 발생할 위험이 있습니다. 모델이 개인 데이터로 학습된 경우 이러한 모델이 공개적으로 제공되면 추가적인 문제가 발생합니다. LLM은 학습 세트에서 문구를 기억하는 경향이 있으며, 적대자가 이를 악용하여 민감한 데이터를 추출하여 개인 개인정보 보호에 위협을 가할 수 있습니다[492, 493].

Real-Time Processing: 대규모 언어 모델(LLM)의 실시간 처리가 다양한 애플리케이션에 필수적이며, 특히 모바일 AI 애플리케이션의 인기 상승과 정보 보안 및 개인 정보 보호에 대한 우려로 인해 더욱 그렇습니다. 그러나 LLM은 종종 수백 개의 계층과 수백만 개의 매개변수를 갖고 있어, 특히 엣지 컴퓨팅 환경에서 하드웨어 플랫폼의 높은 계산 요구 사항과 제한된 가중치 저장소로 인해 실시간 처리를 방해합니다[494]. MobileBERT와 같은 특정 노력은 메모리 요구 사항을 줄이는 것을 목표로 하지만, 여전히 모델 계층의 수가 많아 상당한 실행 오버헤드가 발생하여 추론 지연 시간이 길어집니다.

Long-Term Dependencies: 대규모 언어 모델은 텍스트를 이해하고 생성하는 데 상당한 진전을 보였지만, 특히 복잡하고 여러 차례 전환되는 대화나 긴 문서에서 맥락을 보존하고 장기 종속성을 처리하는 데 어려움을 겪는 경우가 많습니다. 이러한 제한으로 인해 일관성이 없거나 관련성이 없는 응답이 나올 수 있습니다.

Hardware Acceleration: LLM의 성장은 이러한 모델을 훈련하고 배포하는 데 관련된 증가하는 계산 및 메모리 수요로 인해 상당한 하드웨어 과제를 제시합니다. GPU는 LLM 훈련을 위한 하드웨어 요구 사항을 충족하는 데 중요한 역할을 했으며 네트워킹 산업도 훈련 워크로드에 맞게 하드웨어를 최적화하기 위해 발전하고 있습니다. 그러나 하드웨어 진전을 앞지르고 있는 LLM의 크기가 커지면서 모델 추론 비용이 점점 더 많이 듭니다. 모델 양자화는 LLM 크기와 하드웨어 용량 간의 격차를 메우는 유망한 접근 방식입니다[495]. GPU나 TPU와 같은 특수 하드웨어 가속은 계산 비용을 크게 줄여 실시간 애플리케이션을 더욱 실현 가능하게 만들 수 있지만 모든 제한을 완전히 해결하지 못해 하드웨어 기술의 추가 발전이 필요할 수 있습니다.

Regulatory and Ethical Frameworks: 인공 지능의 급속한 발전으로 OpenAI의 GPT-4[157] 및 Google의 Bard와 같은 정교한 대규모 언어 모델(LLM)이 생겨났습니다. 이러한 발전은 LLM의 광범위한 사용과 함께 발생하는 윤리적, 사회적 과제를 관리하기 위한 규제 감독의 필수성을 강조합니다[496]. 예를 들어, LLM은 긍정적으로 사용될 수 있는 콘텐츠를 생성할 수 있습니다. 적극적으로 또는 부정적으로, 책임 있는 사용을 안내하고 결과에 대한 책임을 할당하기 위한 사전 예방적 윤리적 프레임워크와 정책 조치의 필요성을 강조합니다[497]. 감사는 LLM을 포함한 AI 시스템이 윤리적으로, 합법적으로, 기술적으로 견고하게 설계되고 배포되도록 보장하는 유망한 거버넌스 메커니즘으로 확인되었습니다[498].

8. 결론

이 글은 LLM의 개발을 종합적으로 검토했습니다. 기존 문헌에서 LLM의 중요한 결과를 요약하는 데 기여하고 아키텍처, 데이터 세트, 교육 파이프라인을 포함한 설계 측면에 대한 자세한 분석을 제공합니다. 우리는 다양한 LLM에서 사용하는 중요한 아키텍처 구성 요소와 교육 전략을 식별했습니다. 이러한 측면은 글 전체에 걸쳐 요약과 논의로 제시됩니다. 또한, 우리는 제로샷 및 퓨샷 설정에서 LLM의 성능 차이를 논의하고, 미세 조정의 영향을 탐구하고, 감독 및 일반화 모델과 인코더 대 디코더 대 인코더-디코더 아키텍처를 비교했습니다. 다중 모달 LLM, 검색 증강 LLM, LLM 구동 에이전트, 효율적인 LLM, 데이터 세트, 평가, 응용 프로그램 및 과제에 대한 포괄적인 검토도 제공됩니다. 이 글은 연구자들에게 귀중한 리소스가 될 것으로 기대되며, LLM의 최근 발전에 대한 통찰력을 제공하고 더 나은 LLM을 개발하기 위한 기본 개념과 세부 정보를 제공합니다.

감사의 말: 저자는 SDAIA-KFUPM 인공지능 공동 연구 센터 보조금 번호 JRC-AI-RFP-11에 따라 사우디 데이터 및 AI 기관(SDAIA)과 킹 파드 석유 및 광물 대학(KFUPM)에서 받은 지원에 감사드리고자 합니다.

참고문헌

[1] A. Chernyavskiy, D. Ilvovsky, P. Nakov, Transformers: 자연어 처리를 위한 "역사의 종말"?, in: Machine Learning and Knowledge Discovery in Databases. 연구 분야: 유럽 컨퍼런스, ECML PKDD 2021, 스페인 빌바오, 2021년 9월 13일-17일, 회의록, Part III 21, Springer, 2021, 677-693쪽. 1 [2] A. Wang, Y. Pruksachatkun, N. Nangia, A. Singh, J. Michael, F. Hill, O. Levy, S. Bowman, Superglue: 범용 언어 이해 시스템을 위한 더욱 끈적끈적한 벤치마크, 신경 정보 처리 시스템의 발전 32(2019). 1, 26, 29 [3] D. Adiwardana, M.-T. Luong, D. R. So, J. Hall, N. Fiedel, R. Thoppilan, Z. Yang, A. Kulshreshtha, G. Nemade, Y. Lu, et al., 인간과 유사한 오픈 도메인 챗봇을 향하여, arXiv 사전 인쇄본 arXiv:2001.09977 (2020). 1 [4] B. A. y Arcas, 대규모 언어 모델이 우리를 이해할까?, Daedalus 151 (2) (2022) 183 – 197. 2 [5] A. Radford, J. Wu, R. Child, D. Luan, D. Amodei, I. Sutskever 외, 언어 모델은 비지도 멀티태스크 학습기입니다.OpenAI 블로그 1(8) (2019) 9. 2, 7 [6] T. Brown, B. Mann, N. Ryder, M. Subbiah, J. D. Kaplan, P. Dhariwal, A. Neelakantan, P. Shyam, G. Sastry, A. Askell 외, 언어 모델은 소수 학습기입니다.신경 정보 처리 시스템의 발전 33(2020) 1877 – 1901. 2, 6, 7, 8, 9, 16, 18, 23, 24, 25, 34 [7] J. Devlin, M.-W. Chang, K. Lee, K. Toutanova, Bert: 언어 이해를 위한 딥 양방향 트랜스포머의 사전 학습, arXiv 사전 인쇄본 arXiv:1810.04805(2018). 2, 18, 24

[8] M. E. Peters, M. Neumann, M. Iyyer, M. Gardner, C. Clark, K. Lee, L. Zettlemoyer, 심층적 맥락화된 단어 표현, NAACL-HLT, 계산언어학 협회, 2018, pp. 2227 – 2237. 2 [9] M. Lewis, Y. Liu, N. Goyal, M. Ghazvininejad, A. Mohamed, O. Levy, V. Stoyanov, L. Zettlemoyer, Bart: 자연어 생성, 번역 및 이해를 위한 시퀀스 간 사전 학습 노이즈 제거, arXiv 사전 인쇄본 arXiv:1910.13461(2019). 2 [10] C. Raffel, N. Shazeer, A. Roberts, K. Lee, S. Narang, M. Matena, Y. Zhou, W. Li, P. J. Liu, 통합 텍스트-텍스트 변환기를 사용한 전이 학습의 한계 탐구, 기계 학습 연구 저널 21(1)(2020) 5485 – 5551. 2, 7, 8, 18, 19, 24, 25, 28, 30, 31 [11] L. Xue, N. Constant, A. Roberts, M. Kale, R. Al-Rfou, A. Siddhant, A. Barua, C. Raffel, mt5: 대규모 다국어 사전 학습된 텍스트-텍스트 변환기, arXiv 사전 인쇄본 arXiv:2010.11934(2020). 2, 7, 8, 24, 25, 28, 30 [12] Z. Zhang, Y. Gu, X. Han, S. Chen, C. Xiao, Z. Sun, Y. Yao, F. Qi, J. Guan, P. Ke, et al., Cpm-2: 대규모 비용 효율적인 사전 훈련된 언어 모델, AI Open 2(2021) 216 – 224. 2, 8, 25 [13] T. L. Scao, A. Fan, C. Akiki, E. Pavlick, S. Ilić, D. Hesslow, R. Castagné, A. S. Luccioni, F. Yvon, M. Gallé, et al., Bloom: A 176b- 매개변수 개방형 액세스 다국어 언어 모델, arXiv 사전 인쇄 arXiv:2211.05100 (2022). 2, 4, 9, 11, 23, 24, 25, 30 [14] S. Zhang, S. Roller, N. Goyal, M. Artetxe, M. Chen, S. Chen, C. Dewan, M. Diab, X. Li, X. V. Lin, et al., Opt: 개방형 사전 학습된 변환기 언어 모델, arXiv 사전 인쇄 arXiv:2205.01068 (2022). 2, 9, 11, 24, 25 [15] A. Chowdhery, S. Narang, J. Devlin, M. Bosma, G. Mishra, A. Roberts, P. Barham, H. W. Chung, C. Sutton, S. Gehrmann, et al., Palm: 경로를 통한 언어 모델링 확장, arXiv 사전 인쇄 arXiv:2204.02311 (2022). 2, 6, 9, 11, 23, 24, 25 [16] H. W. Chung, L. Hou, S. Longpre, B. Zoph, Y. Tay, W. Fedus, E. Li, X. Wang, M. Dehghani, S. Brahma, et al., 명령어 미세 조정 언어 모델 확장, arXiv 사전 인쇄본 arXiv:2210.11416(2022). 2, 7, 11, 16, 17, 22, 24, 25, 28, 31 [17] V. Sanh, A. Webson, C. Raffel, S. H. Bach, L. Sutawika, Z. Alyafeai, A. Chaffin, A. Stiegler, T. L. Scao, A. Raja, et al., 멀티태스크 유도 학습을 통한 제로샷 태스크 일반화 가능, arXiv 사전 인쇄본 arXiv:2110.08207(2021). 2, 11, 16, 25, 28, 31 [18] Y. Wang, S. Mishra, P. Alipoormolabashi, Y. Kordi, A. Mirzaei, A. Naik, A. Ashok, A. S. Dhanasekaran, A. Arunkumar, D. Stap, et al., 초자연 지침: 1600에 대한 선언적 지침을 통한 일반화+ nlp 작업, in: 2022년 자연어 처리의 경험적 방법에 관한 컨퍼런스 진행, 2022, pp. 5085 – 5109. 2, 7, 11, 16, 17, 24, 25, 28, 31 [19] Y. Wang, Y. Kordi, S. Mishra, A. Liu, N. A. Smith, D. Khashabi, H. Ha- jishirzi, 자체 지시: 언어 모델을 자체 생성 지시와 정렬, arXiv 사전 인쇄본 arXiv:2212.10560(2022). 2, 16, 19, 22, 28 [20] L. Ouyang, J. Wu, X. Jiang, D. Almeida, C. Wainwright, P. Mishkin, C. Zhang, S. Agarwal, K. Slama, A. Ray, et al., 인간 피드백을 통한 지시를 따르도록 언어 모델 훈련, 신경 정보 처리 시스템의 발전 35(2022) 27730 – 27744. 2, 7, 11, 16, 22 [21] H. Touvron, L. Martin, K. Stone, P. Albert, A. Almahairi, Y. Babaei, N. Bashlykov, S. Batra, P. Bhargava, S. Bhosale, et al., Llama 2: 개방형 기반 및 미세 조정된 채팅 모델, arXiv 사전 인쇄 arXiv:2307.09288 (2023). 2, 7, 10, 16, 25, 34 [22] J. Wei, Y. Tay, R. Bommasani, C. Raffel, B. Zoph, S. Borgeaud, D. Yo-gatama, M. Bosma, D. Zhou, D. Metzler, et al., 대규모 언어 모델의 창발 능력, arXiv 사전 인쇄 arXiv:2206.07682 (2022). 2 [23] T. Webb, K. J. Holyoak, H. Lu, 대규모 언어 모델의 새로운 유추 추론, Nature Human Behaviour 7 (9) (2023) 1526 – 1541. 2 [24] D. A. Boiko, R. MacKnight, G. Gomes, 대규모 언어 모델의 새로운 자율적 과학 연구 역량, arXiv 사전 인쇄본 arXiv:2304.05332 (2023). 2 [25] G. Izacard, P. Lewis, M. Lomeli, L. Hosseini, F. Petroni, T. Schick, J. Dwivedi-Yu, A. Joulin, S. Riedel, E. Grave, 검색 증강 언어 모델을 사용한 Few-shot learning, arXiv 사전 인쇄본 arXiv:2208.03299 (2022). 2, 18, 19, 34 [26] D. Driess, F. Xia, M. S. Sajjadi, C. Lynch, A. Chowdhery, B. Ichter, A. Wahid, J. Tompson, Q. Vuong, T. Yu 등, Palm-e: 구현된 다중 모달 언어 모델, arXiv 사전 인쇄 arXiv:2303.03378 (2023). 2, 20, 22, 33 [27] A. Parisi, Y. Zhao, N. Fiedel, Talm: 도구 증강 언어 모델, arXiv 사전 인쇄 arXiv:2205.12255 (2022). 2, 19, 20 [28] B. Zhang, H. Soh, 인간-로봇 상호작용을 위한 제로샷 인간 모델로서의 대규모 언어 모델, arXiv 사전 인쇄 arXiv:2303.03548 (2023). 2, 33 [29] Q. Ye, H. Xu, G. Xu, J. Ye, M. Yan, Y. Zhou, J. Wang, A. Hu, P. Shi, Y. Shi, et al., mplug-owl: 모듈화는 다중 모달리티를 갖춘 대규모 언어 모델을 강화합니다, arXiv 사전 인쇄 arXiv:2304.14178 (2023). 2, 22 [30] W. Wang, Z. Chen, X. Chen, J. Wu, X. Zhu, G. Zeng, P. Luo, T. Lu, J. Zhou, Y. Qiao, et al., Visionllm: 대규모 언어 모델은 또한 비전 중심 작업을 위한 개방형 디코더입니다, arXiv 사전 인쇄 arXiv:2305.11175 (2023). 2, 22 [31] R. Yang, L. Song, Y. Li, S. Zhao, Y. Ge, X. Li, Y. Shan, Gpt4tools: 자기 학습을 통해 도구 사용을 위한 대규모 언어 모델 교육, arXiv 사전 인쇄본 arXiv:2305.18752(2023). 2, 19, 22, 23 [32] E. Saravia, Prompt Engineering Guide, https://github.com/dair- ai/Prompt-Engineering-Guide(12 2022). 2, 7, 18, 34 [33] A. Zeng, X. Liu, Z. Du, Z. Wang, H. Lai, M. Ding, Z. Yang, Y. Xu, W. Zheng, X. Xia, et al., Glm-130b: 개방형 이중어 사전 학습 모델, arXiv 사전 인쇄 arXiv:2210.02414 (2022). 2, 10, 23, 24, 25 [34] Y. Wang, H. Le, A. D. Gotmare, N. D. Bui, J. Li, S. C. Hoi, Codet5+: 코드 이해 및 생성을 위한 개방형 코드 대규모 언어 모델, arXiv 사전 인쇄 arXiv:2305.07922 (2023). 2, 11, 24, 25 [35] S. Wang, Y. Sun, Y. Xiang, Z. Wu, S. Ding, W. Gong, S. Feng, J. Shang, Y. Zhao, C. Pang 외, Ernie 3.0 titan: 언어 이해 및 생성을 위한 대규모 지식 강화 사전 학습 탐색, arXiv 사전 인쇄본 arXiv:2112.12731(2021). 2, 8, 24, 25 [36] J. Rasley, S. Rajbhandari, O. Ruwase, Y. He, Deepspeed: 시스템 최적화를 통해 1,000억 개 이상의 매개변수를 가진 딥 러닝 모델 학습 가능, 2020년 제26회 ACM SIGKDD 국제 지식 발견 및 데이터 마이닝 컨퍼런스 논문집, 3505-3506쪽. 2, 5 [37] S. Rajbhandari, J. Rasley, O. Ruwase, Y. He, Zero: 메모리 최적화를 통한 1조 개 매개변수 모델 학습, SC20: 고성능 컴퓨팅, 네트워킹, 저장 및 분석 국제 컨퍼런스, IEEE, 2020, 1-16쪽. 2, 4, 24 [38] J. He, C. Zhou, X. Ma, T. Berg-Kirkpatrick, G. Neubig, 매개변수 효율적 전이 학습에 대한 통합된 관점을 향하여, arXiv 사전 인쇄 arXiv:2110.04366 (2021). 2, 20, 21 [39] Z. Hu, Y. Lan, L. Wang, W. Xu, E.-P. Lim, R. K.-W. Lee, L. Bing, S. Po- ria, Llm-adapters: 대규모 언어 모델의 매개변수 효율적 미세 조정을 위한 어댑터 패밀리, arXiv 사전 인쇄 arXiv:2304.01933 (2023). 2, 20 [40] B. Lester, R. Al-Rfou, N. Constant, 매개변수 효율적 프롬프트 튜닝을 위한 스케일의 힘, arXiv 사전 인쇄본 arXiv:2104.08691(2021). 2, 8, 20, 21 [41] X. L. Li, P. Liang, 접두사 튜닝: 생성을 위한 연속 프롬프트 최적화, arXiv 사전 인쇄본 arXiv:2101.00190(2021). 2, 20, 21 [42] X. Ma, G. Fang, X. Wang, Llm-pruner: 대규모 언어 모델의 구조적 정리, arXiv 사전 인쇄본 arXiv:2305.11627(2023). 2, 22 [43] R. Xu, F. Luo, C. Wang, B. Chang, J. Huang, S. Huang, F. Huang, 밀도에서 희소로: 더 나은 사전 훈련된 언어 모델 압축을 위한 대조적 가지치기, AAAI 인공지능 컨퍼런스 논문집, 제36권, 2022년, 11547~11555쪽. 2, 22 [44] G. Xiao, J. Lin, M. Seznec, H. Wu, J. Demouth, S. Han, Smoothquant: 대규모 언어 모델을 위한 정확하고 효율적인 훈련 후 양자화, ICML, 기계 학습 연구 논문집 제202권, PMLR, 2023년, 38087~38099쪽. 2, 21 [45] C. Tao, L. Hou, W. Zhang, L. Shang, X. Jiang, Q. Liu, P. Luo, N. Wong, 양자화를 통한 생성적 사전 훈련된 언어 모델 압축, arXiv 사전 인쇄 arXiv:2203.10705 (2022). 2, 21 [46] A. Pal, D. Karkhanis, M. Roberts, S. Dooley, A. Sundararajan, S. Naidu, Giraffe: llms의 컨텍스트 길이 확장 모험, arXiv 사전 인쇄 arXiv:2308.10882(2023). 2, 17 [47] B. Peng, J. Quesnelle, H. Fan, E. Shippole, Yarn: 대규모 언어 모델의 효율적인 컨텍스트 창 확장, arXiv 사전 인쇄본 arXiv:2309.00071(2023). 2, 17 [48] M. Guo, J. Ainslie, D. Uthus, S. Ontanon, J. Ni, Y.-H. Sung, Y. Yang,

Longt5: 긴 시퀀스를 위한 효율적인 텍스트-텍스트 변환기, arXiv 사전 인쇄본 arXiv:2112.07916 (2021). 2, 18 [49] S. Chen, S. Wong, L. Chen, Y. Tian, 위치 보간을 통한 대규모 언어 모델의 컨텍스트 창 확장, arXiv 사전 인쇄본 arXiv:2306.15595 (2023). 2, 17 [50] W. X. Zhao, K. Zhou, J. Li, T. Tang, X. Wang, Y. Hou, Y. Min, B. Zhang, J. Zhang, Z. Dong, et al., 대규모 언어 모델 조사, arXiv 사전 인쇄본 arXiv:2303.18223 (2023). 2, 3, 7 [51] U. Naseem, I. Razzak, S. K. Khan, M. Prasad, 단어 표현 모델에 대한 포괄적 조사: 고전적 단어 표현 언어 모델에서 최신 단어 표현 언어 모델까지, 아시아 및 저자원 언어 정보 처리에 관한 거래 20(5) (2021) 1 – 35. 2, 3 [52] B. Min, H. Ross, E. Sulem, A. P. B. Veyseh, T. H. Nguyen, O. Sainz, E. Agirre, I. Heinz, D. Roth, 대규모 사전 학습된 언어 모델을 통한 자연어 처리의 최근 발전: 조사, arXiv 사전 인쇄 arXiv:2111.01243 (2021). 2, 3 [53] C. Zhou, Q. Li, C. Li, J. Yu, Y. Liu, G. Wang, K. Zhang, C. Ji, Q. Yan, L. He 외, 사전 학습된 기초 모델에 대한 포괄적 조사: bert에서 chatgpt까지의 역사, arXiv 사전 인쇄본 arXiv:2302.09419(2023). 2, 3 [54] Q. Dong, L. Li, D. Dai, C. Zheng, Z. Wu, B. Chang, X. Sun, J. Xu, Z. Sui, 맥락 내 학습을 위한 조사, arXiv 사전 인쇄본 arXiv:2301.00234(2022). 2, 7, 18 [55] J. Huang, K. C.-C. Chang, 대규모 언어 모델에서의 추론을 향하여: 조사, arXiv 사전 인쇄본 arXiv:2212.10403 (2022). 2, 7, 18 [56] Y. Wang, W. Zhong, L. Li, F. Mi, X. Zeng, W. Huang, L. Shang, X. Jiang, Q. Liu, 대규모 언어 모델을 인간과 일치시키기: 조사, arXiv 사전 인쇄본 arXiv:2307.12966 (2023). 2 [57] X. Zhu, J. Li, Y. Liu, C. Ma, W. Wang, 대규모 언어 모델을 위한 모델 압축에 대한 조사, arXiv 사전 인쇄본 arXiv:2308.07633 (2023). 2 [58] S. Yin, C. Fu, S. Zhao, K. Li, X. Sun, T. Xu, E. Chen, 다중 모달 대규모 언어 모델에 대한 조사, arXiv 사전 인쇄본 arXiv:2306.13549(2023). 2, 22, 23 [59] J. J. Webster, C. Kit, NLP의 초기 단계로서의 토큰화, COL-ING 1992 제4권: 제14회 국제 계산 언어학 컨퍼런스, 1992. 4 [60] T. Kudo, 하위 단어 정규화: 다중 하위 단어 후보를 사용한 신경망 번역 모델 개선, 계산 언어학 협회 제56회 연례 회의록(제1권: 장문 논문), 2018, 66-75쪽. 4 [61] R. Sennrich, B. Haddow, A. Birch, 하위 단어 단위가 있는 희귀 단어의 신경망 기계 번역, 2016년 제54회 계산언어학 협회 연례 회의록(제1권: 장문 논문), pp. 1715-1725. 4 [62] M. Schuster, K. Nakajima, 일본어 및 한국어 음성 검색, 2012년 IEEE 음향, 음성 및 신호 처리 국제 컨퍼런스(ICASSP), IEEE, 2012, pp. 5149-5152. 4 [63] S. J. Mielke, Z. Alyafeai, E. Salessky, C. Raffel, M. Dey, M. Gallé, A. Raja, C. Si, W. Y. Lee, B. Sagot, et al., 단어와 문자 사이: nlp의 개방형 어휘 모델링 및 토큰화에 대한 간략한 역사, arXiv 사전 인쇄 arXiv:2112.10508 (2021). 4 [64] A. Vaswani, N. Shazeer, N. Parmar, J. Uszkoreit, L. Jones, A. N. Gomez, Ł. Kaiser, I. Polosukhin, 관심만 있으면 됩니다. 신경 정보 처리 시스템의 발전 30(2017). 4, 7 [65] O. Press, N. Smith, M. Lewis, 짧은 학습, 긴 테스트: 선형 편향이 있는 주의는 입력 길이 외삽을 가능하게 함, International Conference on Learning Representations, 2022에서. URL https://openreview.net/forum?id=R8sQPpGCv0 4, 17 [66] J. Su, Y. Lu, S. Pan, A. Murtadha, B. Wen, Y. Liu, Roformer: 회전 위치 임베딩이 있는 향상된 변압기, arXiv 사전 인쇄 arXiv:2104.09864(2021). 4, 9, 17 [67] R. Child, S. Gray, A. Radford, I. Sutskever, 희소 변압기를 사용하여 긴 시퀀스 생성, arXiv 사전 인쇄 arXiv:1904.10509(2019). 4, 7, 23 [68] T. Dao, D. Fu, S. Ermon, A. Rudra, C. Ré, Flashattention: io-awareness를 갖춘 빠르고 메모리 효율적인 정확한 주의, 신경 정보 처리 시스템의 발전 35(2022) 16344 – 16359. 4 [69] K. Hornik, M. Stinchcombe, H. White, 다층 피드포워드 네트워크는 보편적 근사자입니다, 신경망 2(5)(1989) 359 – 366. 4 [70] V. Nair, G. E. Hinton, 정류 선형 단위는 제한 볼츠만 머신을 개선합니다, 제27회 국제 신경망 회의록에서 기계 학습(ICML-10), 2010, 807-814쪽. 4 [71] D. Hendrycks, K. Gimpel, 가우시안 오차 선형 단위(gelus), arXiv 사전 인쇄본 arXiv:1606.08415(2016). 4 [72] N. Srivastava, G. Hinton, A. Krizhevsky, I. Sutskever, R. Salakhutdinov, 드롭아웃: 신경망의 과적합을 방지하는 간단한 방법, 기계 학습 연구 저널 15(1)(2014) 1929-1958. 4 [73] D. Krueger, T. Maharaj, J. Kramár, M. Pezeshki, N. Ballas, N. R. Ke, A. Goyal, Y. Bengio, A. Courville, C. Pal, Zoneout: 숨겨진 활성화를 무작위로 보존하여 rns 정규화, arXiv 사전 인쇄본 arXiv:1606.01305(2016). 4 [74] N. Shazeer, Glu 변형은 변압기를 개선, arXiv 사전 인쇄본 arXiv:2002.05202(2020). 4 [75] Y. N. Dauphin, A. Fan, M. Auli, D. Grangier, 게이트 합성 신경망을 사용한 언어 모델링, 국제 기계 학습 컨퍼런스, PMLR, 2017, 933-941쪽. 4 [76] J. L. Ba, J. R. Kiros, G. E. Hinton, 계층 정규화, arXiv 사전 인쇄본 arXiv:1607.06450(2016). 4 [77] B. Zhang, R. Sennrich, 제곱 평균 제곱근 계층 정규화, 신경 정보 처리 시스템의 발전 32(2019). 4 [78] A. Baevski, M. Auli, 신경 언어 모델링을 위한 적응형 입력 표현, arXiv 사전 인쇄본 arXiv:1809.10853(2018). 4 [79] H. Wang, S. Ma, L. Dong, S. Huang, D. Zhang, F. Wei, Deepnet: 변환기를 1,000개 계층으로 확장, arXiv 사전 인쇄본 arXiv:2203.00555(2022). 4 [80] M. Shoeybi, M. Patwary, R. Puri, P. LeGresley, J. Casper, B. Catanzaro, Megatron-lm: 모델 병렬 처리를 사용하여 수십억 개의 매개변수 언어 모델 교육, arXiv 사전 인쇄본 arXiv:1909.08053(2019). 4, 5 [81] "bmtrain: 대규모 모델을 위한 효율적인 교육.". URL https://github.com/OpenBMB/BMTrain 4, 5 [82] T. Wolf, L. Debut, V. Sanh, J. Chaumond, C. Delangue, A. Moi, P. Cistac, T. Rault, R. Louf, M. Funtowicz, et al., Transformers: State-of-the-art natural language processing, in: Proceedings of the 2020 conference on empirical methods in natural language processing: system demons, 2020, pp. 38 – 45. 5 [83] J. Bradbury, R. Frostig, P. Hawkins, M. J. Johnson, C. Leary, D. Maclaurin, G. Necula, A. Paszke, J. VanderPlas, S. Wanderman-Milne, et al., Jax: python+ numpy 프로그램의 구성 가능한 변환(2018). 5 [84] S. Li, J. Fang, Z. Bian, H. Liu, Y. Liu, H. Huang, B. Wang, Y. You, Colossal-ai: 대규모 병렬 학습을 위한 통합 딥 러닝 시스템, arXiv 사전 인쇄 arXiv:2110.14883(2021). 5 [85] J. He, J. Qiu, A. Zeng, Z. Yang, J. Zhai, J. Tang, Fastmoe: 전문가 혼합의 빠른 학습 시스템, arXiv 사전 인쇄 arXiv:2103.13262(2021). 5 [86] L. Huawei Technologies Co., Huawei mindspore ai 개발 프레임워크, 인공지능 기술, Springer, 2022, pp. 137 – 162. 5 [87] A. Paszke, S. Gross, F. Massa, A. Lerer, J. Bradbury, G. Chanan, T. Killeen, Z. Lin, N. Gimelshein, L. Antiga, et al., Pytorch: 필수형 스타일의 고성능 딥러닝 라이브러리, 신경 정보 처리 시스템의 발전 32(2019). 5 [88] M. Abadi, P. Barham, J. Chen, Z. Chen, A. Davis, J. Dean, M. Devin, S. Ghemawat, G. Irving, M. Isard, et al., Tensorflow: 대규모 머신 러닝을 위한 시스템, Osdi, Vol. 16, Savannah, GA, USA, 2016, pp. 265 – 283. 5 [89] T. Chen, M. Li, Y. Li, M. Lin, N. Wang, M. Wang, T. Xiao, B. Xu, C. Zhang, Z. Zhang, Mxnet: 이기종 분산 시스템을 위한 유연하고 효율적인 머신 러닝 라이브러리, arXiv 사전 인쇄본 arXiv:1512.01274(2015). 5 [90] W. Fedus, B. Zoph, N. Shazeer, 스위치 변압기: 간단하고 효율적인 희소성을 갖춘 조 개 매개변수 모델로 확장, The Journal of Machine Learning Research 23(1)(2022) 5232 – 5270. 5, 9 [91] N. Du, Y. Huang, A. M. Dai, S. Tong, D. Lepikhin, Y. Xu, M. Krikun, Y. Zhou, A. W. Yu, O. Firat 외, Glam: 전문가 혼합을 통한 언어 모델의 효율적 스케일링, 국제기계학습회의, PMLR, 2022, 5547-5569쪽. 5, 9, 23, 24, 25 [92] X. Ren, P. Zhou, X. Meng, X. Huang, Y. Wang, W. Wang, P. Li, X. Zhang, A. Podolskiy, G. Arshinov 외, Pangu-∑: 희소 이기종 컴퓨팅을 통한 조개 매개변수 언어 모델로의 전환, arXiv 사전 인쇄본 arXiv:2303.10845(2023). 5, 10, 16, 23, 24, 25 [93] T. Wang, A. Roberts, D. Hesslow, T. Le Scao, H. W. Chung, I. Beltagy, J. Launay, C. Raffel, 어떤 언어 모델 아키텍처와 사전 학습

영어: ing objective works best for zero-shot generalization?, in: International Conference on Machine Learning, PMLR, 2022, pp. 22964 – 22984. 5 [94] L. Dong, N. Yang, W. Wang, F. Wei, X. Liu, Y. Wang, J. Gao, M. Zhou, H.-W. Hon, 자연어 이해 및 생성을 위한 통합 언어 모델 사전 학습, 신경 정보 처리 시스템의 발전 32(2019). 6 [95] J. Kaplan, S. McCandlish, T. Henighan, T. B. Brown, B. Chess, R. Child, S. Gray, A. Radford, J. Wu, D. Amodei, 신경 언어 모델을 위한 스케일링 법칙, arXiv 사전 인쇄본 arXiv:2001.08361(2020). 6 [96] J. Hoffmann, S. Borgeaud, A. Mensch, E. Buchatskaya, T. Cai, E. Rutherford, D. d. L. Casas, L. A. Hendricks, J. Welbl, A. Clark 등, 컴퓨팅 최적의 대형 언어 모델 훈련, arXiv 사전 인쇄 arXiv:2203.15556(2022). 6, 9, 25, 29 [97] S. Iyer, X. V. Lin, R. Pasunuru, T. Mihaylov, D. Simig, P. Yu, K. Shuster, T. Wang, Q. Liu, P. S. Koura, et al., Opt-iml: 일반화 렌즈를 통한 언어 모델 지침 메타 학습 확장, arXiv 사전 인쇄 arXiv:2212.12017 (2022). 7, 11, 16, 17, 22, 25, 28 [98] Z. Sun, Y. Shen, Q. Zhou, H. Zhang, Z. Chen, D. Cox, Y. Yang, C. Gan, 최소한의 인간 감독으로 처음부터 언어 모델의 원칙 기반 자체 정렬, arXiv 사전 인쇄본 arXiv:2305.03047 (2023). 7, 17 [99] A. Askell, Y. Bai, A. Chen, D. Drain, D. Ganguli, T. Henighan, A. Jones, N. Joseph, B. Mann, N. DasSarma, et al., 정렬을 위한 실험실로서의 일반 언어 보조원, arXiv 사전 인쇄본 arXiv:2112.00861 (2021). 7 [100] D. M. Ziegler, N. Stiennon, J. Wu, T. B. Brown, A. Radford, D. Amodei, P. Christiano, G. Irving, 인간 선호도에서 언어 모델 미세 조정, arXiv 사전 인쇄본 arXiv:1909.08593(2019). 7 [101] S. Kim, S. J. Joo, D. Kim, J. Jang, S. Ye, J. Shin, M. Seo, Cot 컬렉션: 사고의 사슬 미세 조정을 통해 언어 모델의 제로샷 및 퓨샷 학습 개선, arXiv 사전 인쇄본 arXiv:2305.14045(2023). 7, 16 [102] Q. Liu, F. Zhou, Z. Jiang, L. Dou, M. Lin, 0에서 영웅까지: 지시 조정에서 상징적 작업의 힘 조사, arXiv 사전 인쇄본 arXiv:2304.07995(2023). 7, 16 [103] J. Wei, X. Wang, D. Schuurmans, M. Bosma, F. Xia, E. Chi, Q. V. Le, D. Zhou, et al., 사고의 사슬 프롬프트는 대규모 언어 모델에서 추론을 이끌어냅니다, 신경 정보 처리 시스템의 발전 35(2022) 24824 – 24837. 7, 20, 23 [104] X. Wang, J. Wei, D. Schuurmans, Q. Le, E. Chi, S. Narang, A. Chowhery, D. Zhou, 자기 일관성은 언어 모델에서 사고의 사슬 추론을 개선합니다, arXiv 사전 인쇄 arXiv:2203.11171 (2022). 7, 20 [105] S. Yao, D. Yu, J. Zhao, I. Shafran, T. L. Griffiths, Y. Cao, K. Narasimhan, 사고의 나무: 대규모 언어 모델을 사용한 의도적인 문제 해결, arXiv 사전 인쇄 arXiv:2305.10601 (2023). 7, 20 [106] N. Houlsby, A. Giurgiu, S. Jastrzebski, B. Morrone, Q. De Laroussilhe, A. Gesmundo, M. Attariyan, S. Gelly, NLP를 위한 매개변수 효율적 전이 학습, 국제 기계 학습 컨퍼런스, PMLR, 2019, pp. 2790 – 2799. 7, 20 [107] S. McCandlish, J. Kaplan, D. Amodei, O. D. Team, 대량 배치 학습의 경험적 모델, arXiv 사전 인쇄본 arXiv:1812.06162(2018). 7 [108] W. Zeng, X. Ren, T. Su, H. Wang, Y. Liao, Z. Wang, X. Jiang, Z. Yang, K. Wang, X. Zhang 외, Pangu-α: 자동 병렬 계산을 사용한 대규모 자기 회귀 사전 학습된 중국어 언어 모델, arXiv 사전 인쇄본 arXiv:2104.12369(2021). 8, 23, 24, 25 [109] S. Yuan, H. Zhao, Z. Du, M. Ding, X. Liu, Y. Cen, X. Zou, Z. Yang, J. Tang, Wudaocorpora: 사전 학습 언어 모델을 위한 초대규모 중국어 코퍼스, AI Open 2(2021) 65 – 68. 8, 30 [110] Y. Sun, S. Wang, S. Feng, S. Ding, C. Pang, J. Shang, J. Liu, X. Chen, Y. Zhao, Y. Lu, et al., Ernie 3.0: 언어 이해 및 생성을 위한 대규모 지식 강화 사전 학습, arXiv 사전 인쇄본 arXiv:2107.02137 (2021). 8, 25 [111] Z. Dai, Z. Yang, Y. Yang, J. Carbonell, Q. V. Le, R. Salakhutdinov, Transformer-xl: 고정 길이 컨텍스트를 넘어서는 주의 깊은 언어 모델, arXiv 사전 인쇄본 arXiv:1901.02860 (2019). 8 [112] O. Lieber, O. Sharir, B. Lenz, Y. Shoham, Jurassic-1: 기술적 세부 사항 및 평가, 백서. AI21 Labs 1 (2021). 8, 24, 25 [113] Y. Levine, N. Wies, O. Sharir, H. Bata, A. Shashua, 자기 주의의 깊이 효율성 한계, 신경 정보 처리 시스템의 발전 33 (2020) 22640 – 22651. 8, 11 [114] B. Kim, H. Kim, S.-W. Lee, G. Lee, D. Kwak, D. H. Jeon, S. Park,

S. Kim, S. Kim, D. Seo, et al., 대규모 언어 모델은 어떤 변화를 가져올 수 있을까? Hyperclova에 대한 집중 연구: 수십억 규모의 한국어 생성적 사전 학습된 변압기, arXiv 사전 인쇄본 arXiv:2109.04650 (2021). 8, 25 [115] S. Wu, X. Zhao, T. Yu, R. Zhang, C. Shen, H. Liu, F. Li, H. Zhu, J. Luo, L. Xu, et al., Yuan 1.0: 제로 샷 및 퓨어 샷 학습에서 대규모 사전 학습된 언어 모델, arXiv 사전 인쇄본 arXiv:2110.04725 (2021). 8, 24, 25 [116] J. W. Rae, S. Borgeaud, T. Cai, K. Millican, J. Hoffmann, F. Song, J. Aslanides, S. Henderson, R. Ring, S. Young, et al., 언어 모델 확장: Gopher 훈련에서 얻은 방법, 분석 및 통찰력, arXiv 사전 인쇄본 arXiv:2112.11446(2021). 8, 9, 25, 28 [117] S. Smith, M. Patwary, B. Norick, P. LeGresley, S. Rajbhandari, J. Casper, Z. Liu, S. Prabhumoye, G. Zerveas, V. Korthikanti 외, deepspeed 및 megatron을 사용하여 대규모 생성 언어 모델인 megatron-turing nlg 530b 훈련, arXiv 사전 인쇄본 arXiv:2201.11990(2022). 8, 9, 24, 25 [118] S. Black, S. Biderman, E. Hallahan, Q. Anthony, L. Gao, L. Golding, H. He, C. Leahy, K. McDonell, J. Phang, et al., Gpt-neox-20b: 오픈 소스 자동 회귀 언어 모델, arXiv 사전 인쇄 arXiv:2204.06745 (2022). 9, 23, 24, 25 [119] W. Ben, K. Aran, Gpt-j-6b: 60억 매개변수 자동 회귀 언어 모델(2021). 9 [120] P. Micikevicius, S. Narang, J. Alben, G. Diamos, E. Elsen, D. Garcia, B. Ginsburg, M. Houston, O. Kuchaiev, G. Venkatesh, et al., 혼합 정밀도 훈련, arXiv 사전 인쇄 arXiv:1710.03740 (2017). 9, 23 [121] N. Shazeer, A. Mirhoseini, K. Maziarz, A. Davis, Q. Le, G. Hin-ton, J. Dean, 엄청나게 큰 신경망: 희소 게이트 혼합 전문가 계층, arXiv 사전 인쇄 arXiv:1701.06538 (2017). 9, 23 [122] S. Soltan, S. Ananthakrishnan, J. FitzGerald, R. Gupta, W. Hamza, H. Khan, C. Peris, S. Rawls, A. Rosenbaum, A. Rumshisky, et al., Alexatm 20b: 대규모 다국어 seq2seq 모델을 사용한 Few-shot 학습, arXiv preprint arXiv:2208.01448 (2022). 9, 23, 24, 25 [123] R. Anil, A. M. Dai, O. Firat, M. Johnson, D. Lepikhin, A. Passos, S. Shakeri, E. Taropa, P. Bailey, Z. Chen, et al., Palm 2 기술 보고서, arXiv 사전 인쇄 arXiv:2305.10403(2023). 9, 25 [124] Y. Tay, J. Wei, H. W. Chung, V. Q. Tran, D. R. So, S. Shakeri, X. Garcia, H. S. Zheng, J. Rao, A. Chowdhery, et al., 0.1% 추가 컴퓨팅으로 스케일링 법칙 초월, arXiv 사전 인쇄본 arXiv:2210.11399(2022). 9, 24, 25 [125] Y. Tay, M. Dehghani, V. Q. Tran, X. Garcia, J. Wei, X. Wang, H. W. Chung, D. Bahri, T. Schuster, S. Zheng, et al., Ul2: 언어 학습 패러다임 통합, 제11회 학습 표현 국제 회의에서, 2022. 9, 10, 24, 25 [126] Z. Du, Y. Qian, X. Liu, M. Ding, J. Qiu, Z. Yang, J. Tang, Glm: 자기 회귀 공백 채우기를 사용한 일반 언어 모델 사전 학습, 제60회 전산언어학 협회 연례 회의록(제1권: 장문 논문), 2022, 320-335쪽. 10 [127] H. Touvron, T. Lavril, G. Izacard, X. Martinet, M.-A. Lachaux, T. Lacroix, B. Rozière, N. Goyal, E. Hambro, F. Azhar, et al., Llama: 개방적이고 효율적인 기초 언어 모델, arXiv 사전 인쇄 arXiv:2302.13971 (2023). 10, 23, 25 [128] M. N. Rabe, C. Staats, 자기 주의에는 o(n^2) 메모리가 필요하지 않습니다, arXiv 사전 인쇄 arXiv:2112.05682 (2021). 10 [129] V. A. Korthikanti, J. Casper, S. Lym, L. McAfee, M. Andersch, M. Shoeybi, B. Catanzaro, 대형 변압기 모델에서 활성화 재계산 감소, Machine Learning and Systems 논문집 5(2023). 10 [130] A. Dubey, A. Jauhri, A. Pandey, A. Kadian, A. Al-Dahle, A. Letman, A. Mathur, A. Schelten, A. Yang, A. Fan, et al., 라마 3 모델 무리, arXiv 사전 인쇄본 arXiv:2407.21783(2024). 10, 25 [131] https://mistral.ai/news/mixtral-8x22b/. 10, 25 [132] https://github.com/Snowflake-Labs/snowflake-arctic. 10, 25 [133] https://github.com/xai-org/grok-1. 10 [134] https://x.ai/blog/grok-1.5. 10 [135] G. Team, R. Anil, S. Borgeaud, Y. Wu, J.-B. Alayrac, J. Yu, R. Soricut, J. Schalkwyk, A. M. Dai, A. Hauth, et al., Gemini: 매우 유능한 멀티모달 모델 패밀리, arXiv 사전 인쇄본 arXiv:2312.11805 (2023). 10 [136] M. Reid, N. Savinov, D. Teplyashin, D. Lepikhin, T. Lillicrap, J.-b.

Alayrac, R. Soricut, A. Lazaridou, O. Firat, J. Schrittwieser, et al., Gemini 1.5: 수백만 개의 컨텍스트 토큰에 대한 다중 모드 이해 잠금 해제, arXiv 사전 인쇄 arXiv:2403.05530(2024). 10 [137] B. Adler, N. Agarwal, A. Aithal, D. H. Anh, P. Bhattacharya, A. Brundyn, J. Casper, B. Catanzaro, S. Clay, J. Cohen 등, Nemotron -4 340b 기술 보고서, arXiv 사전 인쇄 arXiv:2406.11704(2024). 10, 25 [138] X. Bi, D. Chen, G. Chen, S. Chen, D. Dai, C. Deng, H. Ding, K. Dong, Q. Du, Z. Fu, et al., Deepseek llm: 장기주의를 적용한 오픈 소스 언어 모델 확장, arXiv 사전 인쇄본 arXiv:2401.02954(2024). 10, 25 [139] DeepSeek-AI, A. Liu, B. Feng, B. Wang, B. Wang, B. Liu, C. Zhao, C. Deng, C. Ruan, D. Dai, D. Guo, D. Yang, D. Chen, D. Ji, E. Li, F. Lin, F. Luo, G. Hao, G. Chen, G. Li, H. Zhang, H. Xu, H. Yang, H. Zhang, H. Ding, H. Xin, H. Gao, H. Li, H. Qu, J. L. Cai, J. Liang, J. Guo, J. Ni, J. Li, J. Chen, J. Yuan , J. Qiu, J. Song, K. Dong, K. Gao, K. Guan, L. Wang, L. Zhang, L. Xu, L. Xia, L. Zhao, L. Zhang, M. Li, M. 왕, M. Zhang, M. Zhang, M. Tang, M. Li, N. Tian, P. Huang, P. Wang, P. Zhang, Q. Zhu, Q. Chen, Q. Du, R. J. Chen, R. L. Jin, R. Ge, R. Pan, R. Xu, R. Chen, S. S. Li, S. Lu, S. Zhou, S. Chen, S. Wu, S. Ye, S. Ma, S. Wang, S. Zhou , S. Yu, S. Zhou, S. Zheng, T. Wang, T. Pei, T. Yuan, T. Sun, W. L. Xiao, W. Zeng, W. An, W. Liu, W. Liang, W. Gao , W. Zhang, X. Q. Li, X. Jin, X. Wang, X. Bi, X. Liu, X. Wang, X. Shen, X. Chen, X. Chen, X. Nie, X. Sun, Deepseek-v2: 강력하고, 경제적이고 효율적인 전문가 혼합 언어 모델, CoRR abs/2405.04434(2024). 10, 25 [140] E. Nijkamp, B. Pang, H. Hayashi, L. Tu, H. Wang, Y. Zhou, S. Savarese, C. Xiong, Codegen: 다중 턴 프로그램 합성을 위한 코드용 개방형 대규모 언어 모델, arXiv 사전 인쇄본 arXiv:2203.13474(2022). 11, 23, 25, 28 [141] M. Chen, J. Tworek , H. Jun, Q. Yuan, H. P. d. O. Pinto, J. Kaplan, H. Edwards, Y. Burda, N. Joseph, G. Brockman 등, 코드로 훈련된 대규모 언어 모델 평가, arXiv 사전 인쇄본 arXiv:2107.03374(2021). 11 , 25, 29, 31 [142] Y. Li, D. Choi, J. Chung, N. Kushman, J. Schrittwieser, R. Leblond, T. Eccles, J. Keeling, F. Gimeno, A. Dal Lago, et al., alphacode를 사용한 경쟁 수준 코드 생성, Science 378(6624)(2022) 1092－1097. 11, 23, 25, 29 [143] N. Shazeer, 빠른 변압기 디코딩: 하나의 쓰기 헤드만 있으면 됩니다, arXiv 사전 인쇄본 arXiv:1911.02150(2019). 11 [144] R. Y. Pang, H. He, 텍스트 생성 데모로부터 학습, arXiv 사전 인쇄 arXiv:2009.07839(2020). 11 [145] R. Dabre, A. Fujita, 신경망 기계 번역 모델 훈련을 위한 Softmax 템퍼링, arXiv 사전 인쇄 arXiv:2009.09372(2020). 11 [146] Y. Wang, W. Wang, S. Joty, S. C. Hoi, Codet5: 코드 이해 및 생성을 위한 식별자 인식 통합 사전 학습 인코더-디코더 모델, arXiv 사전 인쇄본 arXiv:2109.00859(2021). 11 [147] R. Li, L. B. Allal, Y. Zi, N. Muennighoff, D. Kocetkov, C. Mou, M. Marone, C. Akiki, J. Li, J. Chim, et al., Starcoder: 출처가 당신과 함께합니다!, arXiv 사전 인쇄본 arXiv:2305.06161 (2023). 11, 25 [148] R. Taylor, M. Kardas, G. Cucurull, T. Scialom, A. Hartshorn, E. Saravia, A. Poulton, V. Kerkez, R. Stojnic, Galactica: 과학을 위한 대규모 언어 모델 , arXiv 사전 인쇄 arXiv:2211.09085 (2022). 11, 24, 25, 29 [149] FairScale 작성자, Fairscale: 고성능 및 대규모 교육을 위한 범용 모듈형 파이토치 라이브러리, https://github.com/facebookresearch/fairscale(2021). 11 [150] R. Thoppilan, D. De Freitas, J. Hall, N. Shazeer, A. Kulshreshtha, H.-T. Cheng, A. Jin, T. Bos, L. Baker, Y. Du, et al., Lamda: 대화 상자 애플리케이션을 위한 언어 모델, arXiv 사전 인쇄 arXiv:2201.08239(2022). 11, 25 [151] S. Wu, O. Irsoy, S. Lu, V. Dabravolski, M. Dredze, S. Gehrmann, P. Kambadur, D. Rosenberg, G. Mann, Bloomberggpt: 금융을 위한 대규모 언어 모델 , arXiv 사전 인쇄 arXiv:2303.17564 (2023). 11, 25, 33 [152] X. Zhang, Q. Yang, D. Xu, Xuanyuan 2.0: 수천억 개의 매개변수를 가진 대규모 중국 금융 채팅 모델, arXiv 사전 인쇄 arXiv:2305.12002(2023). 11, 17, 25 [153] W. Ben, Mesh-transformer-jax: jax를 사용한 변환기 언어 모델의 모델 병렬 구현(2021). 12, 24 [154] N. Muennighoff, T. Wang, L. Sutawika, A. Roberts, S. Biderman, T. L. Scao, M. S. Bari, S. Shen, Z.-X. Yong, H. Schoelkopf, et al., 멀티태스크 미세 조정을 통한 교차 언어적 일반화, arXiv 사전 인쇄본 arXiv:2211.01786(2022). 16, 25, 28, 31 [155] D. Yin, X. Liu, F. Yin, M. Zhong, H. Bansal, J. Han, K.-W. Chang, Dynosaur: 명령어 조정 데이터 큐를 위한 동적 성장 패러다임 ration, arXiv 사전 인쇄 arXiv:2305.14327 (2023). 16 [156] P. Gao, J. Han, R. Zhang, Z. Lin, S. Geng, A. Zhou, W. Zhang, P. Lu, C. He, X. Yue, et al., Llama-adapter v2: 매개변수 효율적 시각 교육 모델, arXiv 사전 인쇄 arXiv:2304.15010 (2023). 16, 24 [157] Openai. gpt-4 기술 보고서(2023). 16, 35 [158] R. Taori, I. Gulrajani, T. Zhang, Y. Dubois, X. Li, C. Guestrin, P. Liang, T. B. Hashimoto, Stanford 알파카: 지시를 따르는 라마 모델, https://github.com/tatsu-lab/stanford_alpaca (2023). 16, 25, 28 [159] W.-L. Chiang, Z. Li, Z. Lin, Y. Sheng, Z. Wu, H. Zhang, L. Zheng, S. Zhuang, Y. Zhuang, J. E. Gonzalez, I. Stoica, E. P. Xing, Vicuna: 90%* chatgpt 품질로 gpt-4를 감동시키는 오픈 소스 챗봇(2023년 3월). URL https://lmsys.org/blog/2023-03-30-vicuna/ 16, 22, 25, 28 [160] B. Peng, C. Li, P. He, M. Galley, J. Gao, gpt-4를 사용한 명령어 튜닝, arXiv 사전 인쇄본 arXiv:2304.03277(2023). 16, 28 [161] T. Liu, B. K. H. Low, 염소: 미세 조정된 라마는 산술 작업에서 gpt-4보다 성능이 우수함, arXiv 사전 인쇄본 arXiv:2305.14201(2023). 16 [162] H. Wang, C. Liu, N. Xi, Z. Qiang, S. Zhao, B. Qin, T. Liu, Huatuo: 중국 의학 지식을 활용한 라마 모델 조정, arXiv 사전 인쇄본 arXiv:2304.06975(2023). 16 [163] C. Xu, Q. Sun, K. Zheng, X. Geng, P. Zhao, J. Feng, C. Tao, D. Jiang, Wizardlm: 복잡한 지침을 따르도록 대규모 언어 모델 강화, arXiv 사전 인쇄본 arXiv:2304.12244(2023). 16 [164] Z. Luo, C. Xu, P. Zhao, Q. Sun, X. Geng, W. Hu, C. Tao, J. Ma, Q. Lin, D. Jiang, Wizardcoder: evol-instruct를 사용하여 대규모 언어 모델 코드 강화, arXiv 사전 인쇄본 arXiv:2306.08568(2023). 16, 25 [165] J. Menick, M. Trebacz, V. Mikulik, J. Aslanides, F. Song, M. Chadwick, M. Glaese, S. Young, L. Campbell-Gillingham, G. Irving 외, 검증된 인용문으로 답변을 지원하는 언어 모델 교육, arXiv 사전 인쇄본 arXiv:2203.11147(2022). 17 [166] R. Nakano, J. Hilton, S. Balaji, J. Wu, L. Ouyang , C. Kim, C. Hesse, S. Jain, V. Kosaraju, W. Saunders 외, Webgpt: 인간 피드백을 통한 브라우저 지원 질의응답, arXiv 사전 인쇄본 arXiv:2112.09332(2021). 17, 19, 20, 25, 31 [167] A. Glaese, N. McAleese, M. Tębacz, J. Aslanides, V. Firoiu, T. Ewalds, M. Rauh, L. Weidinger, M. Chadwick, P. Thacker 외 , 타깃 인간 판단을 통해 대화 에이전트의 정렬 개선, arXiv 사전 인쇄본 arXiv:2209.14375(2022). 17, 20, 25 [168] R. Rafailov, A. Sharma, E. Mitchell, S. Ermon, C. D. Manning, C. Finn, 직접 선호도 최적화: 귀하의 언어 모델은 비밀리에 보상 모델입니다, arXiv 사전 인쇄 arXiv:2305.18290 (2023). 17 [169] H. Dong, W. Xiong, D. Goyal, R. Pan, S. Diao, J. Zhang, K. Shum, T. Zhang, Raft: 생성 기반 모델 정렬을 위한 보상 순위 미세 조정, arXiv 사전 인쇄 arXiv:2304.06767 (2023). 17 [170] Z. Yuan, H. Yuan, C. Tan, W. Wang , S. Huang, F. Huang, Rrhf: 눈물 없이 언어 모델을 인간 피드백에 맞춰 정렬하기 위한 순위 응답, arXiv 사전 인쇄본 arXiv:2304.05302(2023). 17 [171] F. Song, B. Yu, M. Li, H. Yu, F. Huang, Y. Li, H. Wang, 인간 정렬을 위한 선호도 순위 최적화, arXiv 사전 인쇄본 arXiv:2306.17492(2023). 17 [172] H. Liu, C. Sferrazza, P. Abbeel, 언어는 보상입니다: 인간 피드백을 사용한 후견지식 미세 조정, arXiv 사전 인쇄본 arXiv:2302.02676(2023). 17 [173] Y. Bai, S. Kadavath, S. Kundu, A. Askell, J. Kernion, A. Jones, A. Chen, A. Goldie, A. Mirhoseini, C. McKinnon 외, 헌법적 ai: ai 피드백의 무해성, arXiv 사전 인쇄 arXiv:2212.08073(2022). 17 [174] Y. Dubois, X. Li, R. Taori, T. Zhang, I. Gulrajani, J. Ba, C. Guestrin, P. Liang, T. B. Hashimoto, Alpacafarm: 인간 피드백에서 학습하는 방법을 위한 시뮬레이션 프레임워크, arXiv 사전 인쇄 arXiv:2305.14387(2023). 17 [175] C. Si, Z. Gan, Z. Yang, S. Wang, J. Wang, J. Boyd-Graber, L. Wang, gpt-3의 신뢰성 향상, arXiv 사전 인쇄 arXiv:2210.09150(2022). 17 [176] D. Ganguli, A. Askell, N. Schiefer, T. Liao, K. Lukoš iūtė, A. Chen, A. Goldie, A. Mirhoseini, C. Olsson, D. Hernandez, et al., 대규모 언어 모델의 도덕적 자기 교정 능력, arXiv 사전 인쇄 arXiv:2302.07459 (2023). 17 [177] A. Wei, N. Haghtalab, J. Steinhardt, 탈옥: LLM 안전 교육은 어떻게 실패합니까?, arXiv 사전 인쇄본 arXiv:2307.02483(2023). 17

[178] D. Ganguli, L. Lovitt, J. Kernion, A. Askell, Y. Bai, S. Kadavath, B. Mann, E. Perez, N. Schiefer, K. Ndousse 외, 피해를 줄이기 위한 레드 팀 언어 모델: 방법, 스케일링 동작 및 얻은 교훈, arXiv 사전 인쇄본 arXiv:2209.07858(2022). 17, 28 [179] S. Casper, J. Lin, J. Kwon, G. Culp, D. Hadfield-Menell, 탐색, 설정, 활용: 처음부터 레드 팀 언어 모델, arXiv 사전 인쇄본 arXiv:2306.09442(2023). 17 [180] E. Perez, S. Huang, F. Song, T. Cai, R. Ring, J. Aslanides, A. Glaese, N. McAleese, G. Irving, 언어 모델을 사용한 레드 팀 언어 모델, arXiv 사전 인쇄본 arXiv:2202.03286(2022). 17 [181] T. Scialom, T. Chakrabarty, S. Muresan, 미세 조정된 언어 모델은 지속적인 학습자입니다. 2022 자연어 처리 경험적 방법에 대한 컨퍼런스 회의록, 2022, 6107-6122쪽. 17 [182] Z. Shi, A. Lipani, 사전 학습을 멈추지 마세요? 프롬프트 기반 미세 조정을 강력한 학습자로 만드세요, arXiv 사전 인쇄본 arXiv:2305.01711(2023). 17 [183] H. Gupta, S. A. Sawant, S. Mishra, M. Nakamura, A. Mitra, S. Mashtty, C. Baral, 교육 조정 모델은 빠른 학습자입니다. arXiv 사전 인쇄 arXiv:2306.05539(2023). 17 [184] H. Chen, Y. Zhang, Q. Zhang, H. Yang, X. Hu, X. Ma, Y. Yanggong, J. Zhao, 어쩌면 0.5%의 데이터만 필요할 수도 있습니다: 낮은 훈련 데이터 명령 조정에 대한 예비 탐색, arXiv 사전 인쇄 arXiv:2305.09246(2023). 17 [185] C. Zhou, P. Liu, P. Xu, S. Iyer, J. Sun, Y. Mao, X. Ma, A. Efrat, P. Yu, L. Yu, et al., 리마: 정렬은 적을수록 좋습니다, arXiv 사전 인쇄본 arXiv:2305.11206 (2023). 17, 25, 28 [186] C. Han, Q. Wang, W. Xiong, Y. Chen, H. Ji, S. Wang, Lm-infinite: 대규모 언어 모델을 위한 간단한 즉석 길이 일반화, arXiv 사전 인쇄본 arXiv:2308.16137 (2023). 17, 18 [187] J. Ainslie, T. Lei, M. de Jong, S. Ontañón, S. Brahma, Y. Zemlyan- skiy, D. Uthus, M. Guo, J. Lee-Thorp, Y. Tay, et al., Colt5: 조건부 계산을 통한 더 빠른 장거리 변환기, arXiv 사전 인쇄 arXiv:2303.09752 (2023). 18 [188] J. Ding, S. Ma, L. Dong, X. Zhang, S. Huang, W. Wang, F. Wei, Longnet: 변환기를 1,000,000,000개 토큰으로 확장, arXiv 사전 인쇄 arXiv:2307.02486(2023). 18 [189] Y. Chen, S. Qian, H. Tang, X. Lai, Z. Liu, S. Han, J. Jia, Longlora: 장문맥 대규모 언어 모델의 효율적인 미세 조정, arXiv 사전 인쇄본 arXiv:2309.12307(2023). 18 [190] N. Ratner, Y. Levine, Y. Belinkov, O. Ram, I. Magar, O. Abend, E. Karpas, A. Shashua, K. Leyton-Brown, Y. Shoham, 대규모 언어 모델을 위한 병렬 컨텍스트 창, 61회 연례 회의록(제1권: 장문 논문), 2023, 6383-6402쪽. 18 [191] W. Wang, L. Dong, H. Cheng, X. Liu, X. Yan, J. Gao, F. Wei, 장기 기억을 이용한 언어 모델 증강, arXiv 사전 인쇄본 arXiv:2306.07174(2023). 18 [192] X. Xu, Z. Gou, W. Wu, Z.-Y. Niu, H. Wu, H. Wang, S. Wang, 오랜만이야!장기 페르소나 기억을 이용한 오픈 도메인 대화, arXiv 사전 인쇄본 arXiv:2203.05797(2022). 18 [193] S. Borgeaud, A. Mensch, J. Hoffmann, T. Cai, E. Rutherford, K. Milli- can, G. B. Van Den Driessche, J.-B. Lespiau, B. Damoc, A. Clark 외, 수조 개의 토큰을 검색하여 언어 모델 개선, 국제 기계 학습 컨퍼런스, PMLR, 2022, pp. 2206 – 2240. 18, 19, 34 [194] W. Zhong, L. Guo, Q. Gao, Y. Wang, Memorybank: 장기 메모리를 사용하여 대규모 언어 모델 향상, arXiv 사전 인쇄본 arXiv:2305.10250(2023). 18 [195] N. Shinn, F. Cassano, B. Labash, A. Gopinath, K. Narasimhan, S. Yao, Reflexion: 언어 강화 학습을 갖춘 언어 에이전트, arXiv 사전 인쇄본 arXiv:2303.11366 14(2023). 18, 20 [196] C. Hu, J. Fu, C. Du, S. Luo, J. Zhao, H. Zhao, Chatdb: 데이터베이스를 기호 메모리로 사용하여 llms 증강, arXiv 사전 인쇄 arXiv:2306.03901(2023). 18 [197] Z. Jiang, F. F. Xu, L. Gao, Z. Sun, Q. Liu, J. Dwivedi-Yu, Y. Yang, J. Callan, G. Neubig, 활성 검색 증강 생성, arXiv 사전 인쇄 arXiv:2305.06983(2023). 18 [198] O. Ram, Y. Levine, I. Dalmedigos, D. Muhlgay, A. Shashua, K. Leyton-Brown, Y. Shoham, 문맥 내 검색 증강 언어 모델, arXiv 사전 인쇄본 arXiv:2302.00083(2023). 18, 34 [199] X. Li, X. Qiu, Mot: 사전 사고와 회상을 통해 chatgpt가 생각 기억을 통해 자기 개선 가능, arXiv 사전 인쇄본 arXiv:2305.05181

(2023). 18 [200] D. Schuurmans, 메모리 증강 대규모 언어 모델은 계산적으로 보편적입니다.arXiv 사전 인쇄 arXiv:2301.04589(2023). 18 [201] A. Modarressi, A. Imani, M. Fayyaz, H. Schütze, Ret-llm: 대규모 언어 모델을 위한 일반 읽기-쓰기 메모리를 향해, arXiv 사전 인쇄 arXiv:2305.14322 (2023). 18 [202] S. Robertson, H. Zaragoza 외, 확률적 관련성 프레임워크: Bm25 및 그 이상, 정보 검색의 기초 및 추세® 3(4)(2009) 333 – 389. 18 [203] X. Wang, J. Wei, D. Schuurmans, Q. Le, E. Chi, D. Zhou, 언어 모델의 Rationale-augmented ensembles, arXiv 사전 인쇄본 arXiv:2207.00747(2022). 18 [204] F. Zhang, B. Chen, Y. Zhang, J. Liu, D. Zan, Y. Mao, J.-G. Lou, W. Chen, Repocoder: 반복적 검색 및 생성을 통한 저장소 수준 코드 완성, arXiv 사전 인쇄본 arXiv:2303.12570(2023). 18 [205] B. Wang, W. Ping, P. Xu, L. McAfee, Z. Liu, M. Shoeybi, Y. Dong, O. Kuchaiev, B. Li, C. Xiao, et al., 검색을 통해 자기 회귀 언어 모델을 사전 학습해야 할까요? 포괄적 연구, arXiv 사전 인쇄본 arXiv:2304.06762(2023). 19 [206] L. Wang, N. Yang, F. Wei, 대규모 언어 모델에 대한 컨텍스트 내 예제를 검색하는 방법 학습, arXiv 사전 인쇄본 arXiv:2307.07164(2023). 19 [207] J. Liu, D. Shen, Y. Zhang, B. Dolan, L. Carin, W. Chen, gpt-3에 대한 좋은 컨텍스트 내 예제는 무엇일까요?, arXiv 사전 인쇄본 arXiv:2101.06804(2021). 19 [208] O. Rubin, J. Herzig, J. Berant, 문맥 내 학습을 위한 프롬프트 검색 학습, arXiv 사전 인쇄본 arXiv:2112.08633(2021). 19 [209] W. Shi, S. Min, M. Yasunaga, M. Seo, R. James, M. Lewis, L. Zettle-moyer, W.-t. Yih, Replug: 검색 증강 블랙박스 언어 모델, arXiv 사전 인쇄본 arXiv:2301.12652(2023). 19 [210] O. Rubin, J. Berant, 자체 검색을 통한 장거리 언어 모델링, arXiv 사전 인쇄본 arXiv:2306.13421(2023). 19 [211] K. Guu, K. Lee, Z. Tung, P. Pasupat, M. Chang, 검색 증강 언어 모델 사전 학습, 국제 기계 학습 컨퍼런스, PMLR, 2020, pp. 3929 – 3938. 19 [212] S. Hofstätter, J. Chen, K. Raman, H. Zamani, Fid-light: 효율적이고 효과적인 검색 증강 텍스트 생성, 정보 검색 연구 및 개발에 관한 제46회 국제 ACM SIGIR 컨퍼런스 회의록, 2023, pp. 1437 – 1447. 19 [213] M. Komeili, K. Shuster, J. Weston, 인터넷 증강 대화 생성, arXiv 사전 인쇄본 arXiv:2107.07566(2021). 19 [214] A. Lazaridou, E. Gribovskaya, W. Stokowiec, N. Grigorev, 오픈 도메인 질문 답변을 위한 몇 가지 샷 프롬프팅을 통한 인터넷 증강 언어 모델, arXiv 사전 인쇄본 arXiv:2203.05115(2022). 19 [215] D. Gao, L. Ji, L. Zhou, K. Q. Lin, J. Chen, Z. Fan, M. Z. Shou, Assist- gpt: 계획, 실행, 검사 및 학습이 가능한 일반적인 멀티모달 어시스턴트, arXiv 사전 인쇄본 arXiv:2306.08640(2023). 19 [216] P. Lu, B. Peng, H. Cheng, M. Galley, K.-W. Chang, Y. N. Wu, S.-C. Zhu, J. Gao, 카멜레온: 대규모 언어 모델을 사용한 플러그 앤 플레이 구성 추론, arXiv 사전 인쇄 arXiv:2304.09842(2023). 19, 20, 23 [217] B. Paranjape, S. Lundberg, S. Singh, H. Hajishirzi, L. Zettlemoyer, M. T. Ribeiro, 예술: 대규모 언어 모델을 위한 자동 다단계 추론 및 도구 사용, arXiv 사전 인쇄 arXiv:2303.09014 (2023). 19 [218] C.-Y. Hsieh, S.-A. Chen, C.-L. Li, Y. Fujii, A. Ratner, C.-Y. Lee, R. Kr- ishna, T. Pfister, 도구 문서화를 통해 대규모 언어 모델에서 제로샷 도구 사용 가능, arXiv 사전 인쇄본 arXiv:2308.00675(2023). 19 [219] Y. Song, W. Xiong, D. Zhu, C. Li, K. Wang, Y. Tian, S. Li, Restgpt: Restful API를 통해 대규모 언어 모델을 실제 애플리케이션과 연결, arXiv 사전 인쇄본 arXiv:2306.06624(2023). 19 [220] S. Hao, T. Liu, Z. Wang, Z. Hu, Toolkengpt: 도구 임베딩을 통해 대규모 도구로 동결된 언어 모델 증강, arXiv 사전 인쇄본 arXiv:2305.11554(2023). 19 [221] S. G. Patil, T. Zhang, X. Wang, J. E. Gonzalez, Gorilla: 대규모 API와 연결된 대규모 언어 모델, arXiv 사전 인쇄 arXiv:2305.15334(2023). 19 [222] Q. Xu, F. Hong, B. Li, C. Hu, Z. Chen, J. Zhang, 오픈 소스 대규모 언어 모델의 도구 조작 기능에 관하여, arXiv 사전 인쇄 arXiv:2305.16504(2023). 19 [223] Y. Qin, S. Liang, Y. Ye, K. Zhu, L. Yan, Y. Lu, Y. Lin, X. Cong, X. Tang, B. Qian, et al., Toolllm: 16000+ 실제 세계 API를 마스터하기 위한 대규모 언어 모델 촉진, arXiv 사전 인쇄본 arXiv:2307.16789(2023). 19, 20 [224] Y. Shen, K. Song, X. Tan, D. Li, W. Lu, Y. Zhuang, Hugging gpt: huggingface에서 chatgpt 및 친구들과 함께 ai 작업 해결, arXiv 사전 인쇄 arXiv:2303.17580 (2023). 19, 20, 33 [225] Y. Liang, C. Wu, T. Song, W. Wu, Y. Xia, Y. Liu, Y. Ou, S. Lu, L. Ji, S. Mao, et al., Taskmatrix.ai: 수백만 개의 api와 기초 모델을 연결하여 작업 완료, arXiv 사전 인쇄 arXiv:2303.16434 (2023). 19 [226] D. Surís, S. Menon, C. Vondrick, Vipergpt: 추론을 위한 Python 실행을 통한 시각적 추론, arXiv 사전 인쇄본 arXiv:2303.08128 (2023). 20 [227] A. Maedche, S. Morana, S. Schacht, D. Werth, J. Krumeich, 고급 사용자 지원 시스템, 비즈니스 및 정보 시스템 엔지니어링 58 (2016) 367 – 370. 20 [228] M. Campbell, A. J. Hoane Jr, F.-h. Hsu, 딥 블루, 인공지능 134 (1-2) (2002) 57 – 83. 20 [229] S. Hong, X. Zheng, J. Chen, Y. Cheng, J. Wang, C. Zhang, Z. Wang, S. K. S. Yau, Z. Lin, L. Zhou 외, Metagpt: 다중 에이전트 협업 프레임워크를 위한 메타 프로그래밍, arXiv 사전 인쇄본 arXiv:2308.00352(2023). 20 [230] Z. Xi, W. Chen, X. Guo, W. He, Y. Ding, B. Hong, M. Zhang, J. Wang, S. Jin, E. Zhou 외, 대규모 언어 모델 기반 에이전트의 부상과 잠재력: 조사, arXiv 사전 인쇄본 arXiv:2309.07864(2023). 20 [231] L. Wang, C. Ma, X. Feng, Z. Zhang, H. Yang, J. Zhang, Z. Chen, J. Tang, X. Chen, Y. Lin, et al., 대규모 언어 모델 기반 자율 에이전트에 대한 조사, arXiv 사전 인쇄본 arXiv:2308.11432(2023). 20 [232] W. Huang, P. Abbeel, D. Pathak, I. Mordatch, 제로샷 플래너로서의 언어 모델: 구체화된 에이전트를 위한 실행 가능한 지식 추출, 국제 기계 학습 컨퍼런스, PMLR, 2022, pp. 9118 – 9147. 20 [233] S. Hao, Y. Gu, H. Ma, J. J. Hong, Z. Wang, D. Z. Wang, Z. Hu, 언어 모델을 통한 추론은 세계 모델을 통한 계획, arXiv 사전 인쇄 arXiv:2305.14992 (2023). 20, 33 [234] W. Yao, S. Heinecke, J. C. Niebles, Z. Liu, Y. Feng, L. Xue, R. Murthy, Z. Chen, J. Zhang, D. Arpit, et al., Retroformer: 정책 그래디언트 최적화를 통한 회고적 대규모 언어 에이전트, arXiv 사전 인쇄 arXiv:2308.02151 (2023). 20, 33 [235] W. Huang, F. Xia, T. Xiao, H. Chan, J. Liang, P. Florence, A. Zeng, J. Tompson, I. Mordatch, Y. Chebotar, P. Sermanet, T. Jackson, N. Brown, L. Luu, S. Levine, K. Hausman, brian ichter, 내부 독백: 언어 모델을 사용한 계획을 통한 구체화된 추론, in: 로봇 학습에 관한 제6회 연례 회의, 2022. URL https://openreview.net/forum?id=3R3Pz5i0tye 20 [236] C. Jin, W. Tan, J. Yang, B. Liu, R. Song, L. Wang, J. Fu, Alphablock: 로봇 조작에서 비전 언어 추론을 위한 구체화된 미세 조정, arXiv 사전 인쇄 arXiv:2305.18898 (2023). 20, 33 [237] I. Singh, V. Blukis, A. Mousavian, A. Goyal, D. Xu, J. Tremblay, D. Fox, J. Thomason, A. Garg, Progprompt: 대규모 언어 모델을 사용하여 상황에 맞는 로봇 작업 계획 생성, 2023 IEEE 로봇 및 자동화 국제 컨퍼런스(ICRA), IEEE, 2023, pp. 11523 – 11530. 20, 33 [238] W. Yu, N. Gileadi, C. Fu, S. Kirmani, K.-H. Lee, M. G. Arenas, H.-T. L. Chiang, T. Erez, L. Hasenclever, J. Humplik 외, 로봇 기술 합성을 위한 보상에 대한 언어, arXiv 사전 인쇄 arXiv:2306.08647(2023). 20 [239] X. Tang, A. Zou, Z. Zhang, Y. Zhao, X. Zhang, A. Cohan, M. Gerstein, Medagents: 제로샷 의학적 추론을 위한 협력자로서의 대규모 언어 모델, arXiv 사전 인쇄 arXiv:2311.10537(2023). 20 [240] A. Brohan, Y. Chebotar, C. Finn, K. Hausman, A. Herzog, D. Ho, J. Ibarz, A. Irpan, E. Jang, R. Julian 외, 내가 말하는 대로 하지 말고 내가 할 수 있는 대로 하라: 로봇 활용 능력에서의 언어 기반, 로봇 학습 컨퍼런스, PMLR, 2023, 287-318쪽. 20, 33 [241] H. Ha, P. Florence, S. Song, 확장 및 정제: 언어 유도 로봇 기술 습득, arXiv 사전 인쇄본 arXiv:2307.14535(2023). 20 [242] A. Rajvanshi, K. Sikka, X. Lin, B. Lee, H.-P. Chiu, A. Velasquez, Say- nav: 새로운 환경에서 탐색을 위한 동적 계획을 위한 대규모 언어 모델 기반, arXiv 사전 인쇄본 arXiv:2309.04077(2023). 20 [243] C. H. Song, J. Wu, C. Washington, B. M. Sadler, W.-L. Chao, Y. Su, Llm-planner: 대규모 언어 모델을 사용한 구체화된 에이전트를 위한 Few-shot 기반 계획, arXiv 사전 인쇄본 arXiv:2212.04088(2022). 20 [244] V. S. Dorbala, J. F. Mullen Jr, D. Manocha, 구체화된 에이전트가 찾을 수 있습니까? "고양이 모양의 머그잔"? llm 기반 제로샷 객체 탐색, arXiv 사전 인쇄 arXiv:2303.03480(2023). 20 [245] C. Huang, O. Mees, A. Zeng, W. Burgard, 로봇 탐색을 위한 시각 언어 맵, 2023 IEEE 국제 로봇 및 자동화 컨퍼런스(ICRA), IEEE, 2023, pp. 10608 – 10615. 20 [246] Y. Ding, X. Zhang, C. Paxton, S. Zhang, 객체 재배열을 위한 대규모 언어 모델을 사용한 작업 및 동작 계획, arXiv 사전 인쇄 arXiv:2303.06247(2023). 20, 33 [247] X. Liu, Y. Zheng, Z. Du, M. Ding, Y. Qian, Z. Yang, J. Tang, Gpt도 arXiv 사전 인쇄 arXiv:2103.10385(2021)를 이해합니다. 20, 21 [248] G. Chen, F. Liu, Z. Meng, S. Liang, 매개변수 효율적인 조정 재검토: 아직 거기까지 도달했나요?, arXiv 사전 인쇄 arXiv:2202.07962(2022). 20 [249] Y. Wang, S. Mukherjee, X. Liu, J. Gao, A. H. Awadallah, J. Gao, Adamix: 대규모 언어 모델의 매개변수 효율적 튜닝을 위한 어댑터 혼합, arXiv 사전 인쇄본 arXiv:2205.124101 (2) (2022) 4. 20 [250] E. J. Hu, Y. Shen, P. Wallis, Z. Allen-Zhu, Y. Li, S. Wang, L. Wang, W. Chen, Lora: 대규모 언어 모델의 저순위 적응, arXiv 사전 인쇄본 arXiv:2106.09685 (2021). 21, 22, 23 [251] X. Liu, K. Ji, Y. Fu, W. Tam, Z. Du, Z. Yang, J. Tang, P-tuning: Prompt tuning can be comparable to fine-tuning across scales and task, in: Pro-ceedings of the 60th Annual Meeting of the Association for Comput-ational Linguistics (Volume 2: Short Papers), 2022, pp. 61 – 68. 21 [252] A. Razdaibiedina, Y. Mao, R. Hou, M. Khabsa, M. Lewis, A. Almahairi, Progressive prompts: Continual learning for language models, arXiv preprint arXiv:2301.12314 (2023). 21 [253] Z.-R. Zhang, C. Tan, H. Xu, C. Wang, J. Huang, S. Huang, Towards adaptive prefix tuning for parameters-efficient language model fine-tuning, arXiv preprint arXiv:2305.15212 (2023). 21 [254] E. B. Zaken, S. Ravfogel, Y. Goldberg, Bitfit: 변환기 기반 마스크 언어 모델을 위한 간단한 매개변수 효율적 미세 조정, arXiv preprint arXiv:2106.10199 (2021). 21 [255] T. Dettmers, M. Lewis, Y. Belkada, L. Zettlemoyer, Llm. int8(): 대규모 변환기를 위한 8비트 행렬 곱셈, arXiv preprint arXiv:2208.07339 (2022). 21, 22 [256] E. Frantar, S. Ashkboos, T. Hoefler, D. Alistarh, Gptq: 생성적 사전 학습된 변환기에 대한 정확한 사후 학습 양자화, arXiv 사전 인쇄 arXiv:2210.17323 (2022). 21 [257] X. Wei, Y. Zhang, Y. Li, X. Zhang, R. Gong, J. Guo, X. Liu, 이상치 억제+: 동등하고 최적의 이동 및 크기 조정을 통한 대규모 언어 모델의 정확한 양자화, arXiv 사전 인쇄 arXiv:2304.09145 (2023). 21 [258] E. Frantar, D. Alistarh, 최적의 뇌 압축: 정확한 훈련 후 양자화 및 가지치기를 위한 프레임워크, 신경 정보 처리 시스템의 발전 35(2022) 4475 – 4488. 21 [259] C. Lee, J. Jin, T. Kim, H. Kim, E. Park, Owq: 대규모 언어 모델의 가중치 양자화를 위한 활성화 이상치에서 얻은 교훈, arXiv 사전 인쇄본 arXiv:2306.02272(2023). 21 [260] S. J. Kwon, J. Kim, J. Bae, K. M. Yoo, J.-H. Kim, B. Park, B. Kim, J.- W. Ha, N. Sung, D. Lee, Alphatuning: Quantization-aware parameters- efficient adaptation of large-scale pre-trained language models, arXiv preprint arXiv:2210.03858 (2022). 21 [261] T. Dettmers, A. Pagnoni, A. Holtzman, L. Zettlemoyer, Qlora: Efficient finetuning of quantized llms, arXiv preprint arXiv:2305.14314 (2023). 21, 22 [262] Z. Liu, B. Oguz, C. Zhao, E. Chang, P. Stock, Y. Mehdad, Y. Shi, R. Kr- ishnamoorthi, V. Chandra, Llm-qat: 대규모 언어 모델을 위한 데이터 없는 양자화 인식 학습, arXiv 사전 인쇄본 arXiv:2305.17888(2023). 21, 22 [263] Y. Guo, A. Yao, H. Zhao, Y. Chen, 네트워크 스케치: 딥 CNN에서 이진 구조 활용, IEEE 컴퓨터 비전 및 패턴 인식 컨퍼런스 회의록, 2017, 5955-5963쪽. 21 [264] J. Kim, J. H. Lee, S. Kim, J. Park, K. M. Yoo, S. J. Kwon, D. Lee, 4비트 이하 정수 양자화를 통한 압축된 대규모 언어 모델의 메모리 효율적 미세 조정, arXiv 사전 인쇄본 arXiv:2305.14152(2023). 22 [265] M. Sun, Z. Liu, A. Bair, J. Z. Kolter, 대규모 언어 모델을 위한 간단하고 효과적인 가지치기 접근 방식, arXiv 사전 인쇄본 arXiv:2306.11695(2023). 22 [266] Z. Wang, J. Wohlwend, T. Lei, 대규모 언어 모델의 구조적 가지치기, arXiv 사전 인쇄본 arXiv:1910.04732(2019). 22

[267] L. Yin, Y. Wu, Z. Zhang, C.-Y. Hsieh, Y. Wang, Y. Jia, M. Pechenizkiy , Y. Liang, Z. Wang, S. Liu, 이상치 가중 계층별 희소성(올빼미): 높은 희소성으로 llms를 가지치기 위한 숨겨진 비밀 소스, arXiv 사전 인쇄본 arXiv:2310.05175(2023). 22 [268] C. Tao, L. Hou, H. Bai, J. Wei, X. Jiang, Q. Liu , P. Luo, N. Wong, 효율적인 생성적 사전 학습 언어 모델을 위한 구조적 가지치기, in: Findings of the Association for Computational Linguistics: ACL 2023, 2023, pp. 10880 – 10895. 22 [269] J.-B. Alayrac, J. Donahue, P. Luc, A. Miech, I. Barr, Y. Hasson, K. Lenc, A. Mensch, K. Millican, M. Reynolds, et al., Flamingo: a visual language model for few-shot learning, 신경 정보 처리 시스템의 발전 35(2022) 23716 – 23736. 22 [270] J. Li, D. Li, S. Savarese, S. Hoi, Blip-2: 동결된 이미지 인코더와 대규모 언어 모델을 사용한 언어 이미지 사전 학습 부트스트래핑, arXiv 사전 인쇄본 arXiv:2301.12597(2023). 22 [271] H. Liu, C. Li, Q. Wu, Y. J. Lee, Visual instruction tuning, arXiv 사전 인쇄본 arXiv:2304.08485(2023). 22 [272] K. Li, Y. He, Y. Wang, Y. Li , W. Wang, P. Luo, Y. Wang, L. Wang, Y. Qiao, Videochat: 채팅 중심 비디오 이해, arXiv 사전 인쇄본 arXiv:2305.06355(2023). 22 [273] M. Maaz, H. Rasheed, S. Khan, F. S. Khan, Video-chatgpt: 대규모 비전 및 언어 모델을 통한 세부적인 비디오 이해, arXiv 사전 인쇄본 arXiv:2306.05424(2023). 22 [274] H. Zhang, X. Li, L. Bing, Video-llama: 비디오 이해를 위한 명령 조정된 시청각 언어 모델, arXiv 사전 인쇄본 arXiv:2306.02858(2023). 22 [275] X. Mei, C. Meng, H. Liu, Q. Kong, T. Ko, C. Zhao, M. D. Plumbley, Y. Zou, W. Wang, Wavcaps: 오디오-언어 다중 모달 연구를 위한 chatgpt 지원 약하게 레이블이 지정된 오디오 캡션 데이터 세트, arXiv 사전 인쇄본 arXiv:2303.17395(2023). 22 [276] C. Lyu, M. Wu, L. Wang, X. Huang, B. Liu, Z. Du, S. Shi, Z. Tu, Macaw-llm: 이미지, 오디오, 비디오 및 텍스트 통합을 통한 다중 모달 언어 모델링, arXiv 사전 인쇄본 arXiv:2306.09093(2023). 22 [277] D. Zhu, J. Chen, X. Shen, X. Li, M. Elhoseiny, Minigpt-4: 고급 대규모 언어 모델을 통한 시각 언어 이해 향상, arXiv 사전 인쇄 arXiv:2304.10592 (2023). 22 [278] A. Dosovitskiy, L. Beyer, A. Kolesnikov, D. Weissenborn, X . Zhai, T. Unterthiner, M. Dehghani, M. Minderer, G. Heigold, S. Gelly, et al., 이미지는 16x16 단어의 가치가 있습니다: 대규모 이미지 인식을 위한 변환기, arXiv 사전 인쇄 arXiv:2010.11929(2020). 22 [279] W. Dai, J. Li, D. Li , A. M. H. Tiong, J. Zhao, W. Wang, B. Li, P. Fung, S. Hoi, Instructblip: 명령어 조정을 통한 범용 비전 언어 모델을 향해, arXiv 사전 인쇄본 arXiv:2305.06500(2023). 22 [280] Z. Xu, Y. Shen, L. Huang, Multiinstruct: 명령어 조정을 통한 다중 모달 제로 샷 학습 개선, arXiv 사전 인쇄본 arXiv:2212.10773(2022). 22 [281] Z. Zhao, L. Guo, T. Yue, S. Chen, S. Shao, X. Zhu, Z. Yuan, J. Liu, Chatbridge: 언어 촉매제로서 대규모 언어 모델을 사용한 모달리티 브리징, arXiv 사전 인쇄 arXiv:2305.16103 (2023). 22 [282] L. Li, Y. Yin , S. Li, L. Chen, P. Wang, S. Ren, M. Li, Y. Yang, J. Xu, X. Sun, et al., M3 it: 다중 모달 다중 언어 교육 튜닝을 향한 대규모 데이터 세트, arXiv 사전 인쇄 arXiv:2306.04387 (2023). 22 [283] R. Pi, J. Gao, S. Diao, R. Pan, H. Dong, J. Zhang, L. Yao, J. Han, H. Xu, L. K. T. Zhang, Detgpt: 추론을 통해 필요한 것을 감지, arXiv 사전 인쇄본 arXiv:2305.14167(2023). 22 [284] G. Luo, Y. Zhou, T. Ren, S. Chen, X. Sun, R. Ji, 저렴하고 빠름: 대규모 언어 모델을 위한 효율적인 시각 언어 교육 튜닝, arXiv 사전 인쇄본 arXiv:2305.15023(2023). 22 [285] R. Zhang, J. Han, A. Zhou, X. Hu, S. Yan, P. Lu, H. Li, P. Gao, Y. Qiao, Llama-adapter: zero-init attention을 통한 언어 모델의 효율적인 미세 조정, arXiv 사전 인쇄본 arXiv:2303.16199(2023). 22 [286] A. Radford , J. W. Kim, T. Xu, G. Brockman, C. McLeavey, I. Sutskever, 대규모 약한 감독을 통한 강력한 음성 인식, 국제 기계 학습 컨퍼런스, PMLR, 2023, pp. 28492 – 28518. 22 [287] Z. Zhang, A. Zhang, M. Li, H. Zhao, G. Karypis, A. Smola, 언어 모델에서의 다중 모달 사고 사슬 추론, arXiv 사전 인쇄본 arXiv:2302.00923(2023). 23 [288] J. Ge, H. Luo, S. Qian, Y. Gan, J. Fu, S. Zhan, 시각 언어 모델에서의 사고 사슬 프롬프트 튜닝, arXiv 사전 인쇄본 arXiv:2304.07919(2023). 23

[289] C. Wu, S. Yin, W. Qi, X. Wang, Z. Tang, N. Duan, 시각적 chatgpt: 시각적 기반 모델을 사용한 말하기, 그리기 및 편집, arXiv 사전 인쇄 arXiv:2303.04671 (2023) . 23 [290] Z. Yang, L. Li, J. Wang, K. Lin, E. Azarnasab, F. Ahmed, Z. Liu, C. Liu, M. Zeng, L. Wang, Mm-react: chatgpt 프롬프트 다중 모드 추론 및 행동에 대해서는 arXiv 사전 인쇄 arXiv:2303.11381 (2023). 23 [291] T. Wang, J. Zhang, J. Fei, Y. Ge, H. Zheng, Y. Tang, Z. Li, M. Gao, S. Zhao, Y. Shan 등, 캡션 무엇이든 : 다양한 멀티모달 컨트롤을 사용한 대화형 이미지 설명, arXiv 사전 인쇄본 arXiv:2305.02677(2023). 23 [292] X. Zhu, R. Zhang, B. He, Z. Zeng, S. Zhang, P. Gao, Pointclip v2 : 강력한 3D 오픈 월드 학습을 위한 클립 조정, arXiv 사전 인쇄본 arXiv:2211.11682(2022). 23 [293] T. Gupta, A. Kembhavi, 시각적 프로그래밍: 훈련 없이 구성적 시각적 추론, IEEE/CVF 컴퓨터 비전 및 패턴 인식 컨퍼런스 회의록, 2023, pp. 14953 – 14962. 23 [294] P. Gao, Z. Jiang, H. You, P. Lu, S. C. Hoi, X. Wang, H. Li, 시각적 질문 답변을 위한 내부 및 내부 모달리티 주의 흐름과의 동적 융합, IEEE 회의록에 포함됨 /CVF 컴퓨터 비전 및 패턴 인식 컨퍼런스, 2019, 6639-6648쪽. 23 [295] Z. Yu, J. Yu, Y. Cui, D. Tao, Q. Tian, 시각적 질문 답변을 위한 딥 모듈식 공동 주의 네트워크, IEEE/CVF 컴퓨터 비전 컨퍼런스 회의록 패턴 인식, 2019, 6281-6290쪽. 23 [296] H. You, R. Sun, Z. Wang, L. Chen, G. Wang, H. A. Ayyubi, K.- W. Chang, S.-F. Chang, Idealgpt: 대규모 언어 모델을 통해 시각과 언어 추론을 반복적으로 분해, arXiv 사전 인쇄본 arXiv:2305.14985(2023). 23 [297] R. Zhang, X. Hu, B. Li, S. Huang, H. Deng, Y. Qiao, P. Gao, H. Li, 프롬프트, 생성, 캐시: 기초 모델의 캐스케이드는 강력한 몇 가지를 만듭니다. -shot 학습자, IEEE/CVF 컴퓨터 비전 및 패턴 인식 컨퍼런스 회의록, 2023, pp. 15211 – 15222. 23 [298] T. Q. Nguyen, J. Salazar, 눈물 없는 변압기: 자기 주의의 정상화 개선 , CoRR abs/1910.05895(2019). 24 [299] Y. Liu, M. Ott, N. Goyal, J. Du, M. Joshi, D. Chen, O. Levy, M. Lewis, L. Zettlemoyer, V. Stoyanov, Roberta: 견고하게 최적화된 bert 사전 훈련 접근 방식, arXiv 사전 인쇄 arXiv:1907.11692(2019). 24, 30 [300] X. Geng, A. Gudibande, H. Liu, E. Wallace, P. Abbeel, S. Levine, D. Song, Koala: 학술 연구를 위한 대화 모델, 블로그 게시물(2023년 4월). URL https://bair.berkeley.edu/blog/2023/04/03/koala/ 25 [301] L. Gao, S. Biderman, S. Black, L. Golding, T. Hoppe, C. Foster, J . Phang, H. He, A . Thite, N. Nabeshima, et al., The pile: 언어 모델링을 위한 다양한 텍스트의 800gb 데이터 세트, arXiv 사전 인쇄본 arXiv:2101.00027(2020). 28, 30 [302] H. Laurençon, L. Saulnier, T. Wang, C. Akiki, A. Villanova del Moral, T . Le Scao, L. Von Werra, C. Mou, E. González Ponferrada, H. Nguyen , et al., 빅사이언스 루트 코퍼스: 1.6TB 복합 다국어 데이터 세트, 신경 정보 처리 시스템의 발전 35 (2022) 31809-31826. 28 [303] 위키피디아. URL https://en.wikipedia.org/wiki/Main_Page 28 [304] Together Computer, Redpajama: 라마 훈련 데이터 세트를 재현하기 위한 오픈 소스 레시피(2023년 4월). URL https://github.com/togethercomputer/ RedPajama-Data 28 [305] O. Honovich, T. Scialom, O. Levy, T. Schick, 비자연스러운 지침: 인간 노동이 거의 없는 언어 모델 조정, arXiv 사전 인쇄본 arXiv:2212.09689 (2022). 28 [306] Y . Bai, A. Jones, K. Ndousse, A. Askell, A. Chen, N. DasSarma, D. Drain, S. Fort, D. Ganguli, T. Henighan , et al., 인간 피드백을 통한 강화 학습을 통해 유용하고 무해한 조수 훈련, arXiv 사전 인쇄본 arXiv:2204.05862(2022). 28 [307] D. Hendrycks, C. Burns, S. Basart, A. Zou, M. Mazeika, D. Song, J. Steinhardt, 대규모 멀티태스크 언어 이해 측정, arXiv 사전 인쇄본 arXiv:2009.03300(2020). 26, 29 [308] A. Srivastava, A. Rastogi, A. Rao, A. A. M. Shoeb, A. Abid, A. Fisch, A. R. Brown, A. Santoro, A. Gupta, A. Garriga-Alonso 외, Beyond

모방 게임: 언어 모델의 기능 정량화 및 외삽, arXiv 사전 인쇄 arXiv:2206.04615 (2022). 26, 29 [309] A. Wang, A. Singh, J. Michael, F. Hill, O. Levy, S. R. Bowman, Glue: 자연어 이해를 위한 다중 작업 벤치마크 및 분석 플랫폼, arXiv 사전 인쇄 arXiv:1804.07461 (2018). 26, 29 [310] Y. Yao, Q. Dong, J. Guan, B. Cao, Z. Zhang, C. Xiao, X. Wang, F. Qi, J. Bao, J. Nie, et al., Cuge: 중국어 이해 및 생성 평가 벤치마크, arXiv 사전 인쇄 arXiv:2112.13610 (2021). 29 [311] L. Xu, H. Hu, X. Zhang, L. Li, C. Cao, Y. Li, Y. Xu, K. Sun, D. Yu, C. Yu, et al., Clue: 중국어 이해 평가 벤치마크, arXiv 사전 인쇄본 arXiv:2004.05986 (2020). 29 [312] L. Xu, X. Lu, C. Yuan, X. Zhang, H. Xu, H. Yuan, G. Wei, X. Pan, X. Tian, L. Qin, et al., Fewclue: 중국어 few-shot 학습 평가 벤치마크, arXiv 사전 인쇄본 arXiv:2107.07498 (2021). 29 [313] E. M. Smith, M. Williamson, K. Shuster, J. Weston, Y.-L. Boureau, Can you put it all together: Evaluating conversational agents ’ ability to blend skills, arXiv preprint arXiv:2004.08449 (2020). 29 [314] P. Liang, R. Bommasani, T. Lee, D. Tsipras, D. Soylu, M. Yasunaga, Y. Zhang, D. Narayanan, Y. Wu, A. Kumar, et al., Holistic evaluation of language models, arXiv preprint arXiv:2211.09110 (2022). 29 [315] S. Park, J. Moon, S. Kim, W. I. Cho, J. Han, J. Park, C. Song, J. Kim, Y. Song, T. Oh, et al., Klue: 한국어 이해 평가, arXiv preprint arXiv:2105.09680 (2021). 29 [316] S. Reddy, D. Chen, C. D. Manning, Coqa: 대화형 질문 답변 챌린지, 계산언어학 협회 거래 7(2019) 249 – 266. 27, 29 [317] M. T. Pilehvar, J. Camacho-Collados, Wic: 문맥에 민감한 표현을 평가하기 위한 10,000개 예제 쌍, arXiv 사전 인쇄본 arXiv:1808.09121 6 (2018). 27, 29 [318] S. Merity, C. Xiong, J. Bradbury, R. Socher, 포인터 센티넬 혼합 모델, arXiv 사전 인쇄본 arXiv:1609.07843(2016). 28, 29 [319] J. W. Rae, A. Potapenko, S. M. Jayakumar, T. P. Lillicrap, 장거리 시퀀스 모델링을 위한 압축 변환기, arXiv 사전 인쇄본 arXiv:1911.05507(2019). 28, 29 [320] X. Liu, Q. Chen, C. Deng, H. Zeng, J. Chen, D. Li, B. Tang, Lcqmc: 대규모 중국어 질문 매칭 코퍼스, 제27회 국제 계산 언어학 컨퍼런스 논문집, 2018, pp. 1952 – 1962. 28, 29 [321] S. Iyer, N. Dandekar, K. Csernai, 첫 번째 quora 데이터 세트 릴리스: 질문 쌍, https://quoradata.quora.com/ First-Quora-Dataset-Release-Question-Pairs. 29 [322] R. Rudinger, J. Naradowsky, B. Leonard, B. Van Durme, 공참조 해결의 성별 편향, arXiv 사전 인쇄본 arXiv:1804.09301(2018). 29 [323] M.-C. De Marneffe, M. Simons, J. Tonhauser, 커밋먼트뱅크: 자연스럽게 발생하는 담론에서의 투영 조사, Sinn und Bedeutung 회의록, 제23권, 2019년, 107-124쪽. 29 [324] Z. Li, N. Ding, Z. Liu, H. Zheng, Y. Shen, 다중 정보 및 외부 언어 지식을 통한 중국어 관계 추출, 2019년 제57회 전산언어학 협회 연례 회의록, 4377-4386쪽. 29 [325] J. Xu, J. Wen, X. Sun, Q. Su, 중국어 문학 텍스트를 위한 담화 수준 명명 엔터티 인식 및 관계 추출 데이터 세트, arXiv 사전 인쇄 arXiv:1711.07010(2017). 29 [326] J. Chen, Q. Chen, X. Liu, H. Yang, D. Lu, B. Tang, bq 코퍼스: 문장 의미 동등성 식별을 위한 대규모 도메인 특정 중국어 코퍼스, 자연어 처리 경험적 방법에 관한 2018년 컨퍼런스 회의록, 2018, 4946-4951쪽. 29 [327] B. Liu, D. Niu, H. Wei, J. Lin, Y. He, K. Lai, Y. Xu, 그래픽 분해 및 합성곱을 사용한 기사 쌍 매칭, arXiv 사전 인쇄본 arXiv:1802.07459(2018). 29 [328] P. Li, W. Li, Z. He, X. Wang, Y. Cao, J. Zhou, W. Xu, 오픈 도메인 사실 질문 답변을 위한 데이터 세트 및 신경 순환 시퀀스 레이블링 모델, arXiv 사전 인쇄본 arXiv:1607.06275(2016). 29 [329] N. Peng, M. Dredze, 공동으로 훈련된 임베딩을 사용한 중국 소셜 미디어의 명명된 엔터티 인식, 2015년 자연어 처리 경험적 방법에 관한 컨퍼런스 회의록, 2015, 548-554쪽. 29 [330] W. Ling, D. Yogatama, C. Dyer, P. Blunsom, 비율 생성을 통한 프로그램 귀납: 대수 단어 문제를 풀고 설명하는 법 배우기, arXiv 사전 인쇄본 arXiv:1705.04146(2017). 29

[331] R. Weischedel, S. Pradhan, L. Ramshaw, M. Palmer, N. Xue, M. Mar- cus, A. Taylor, C. Greenberg, E. Hovy, R. Belvin 외, Ontonotes 릴리스 4.0, LDC2011T03, 필라델피아, 펜실베이니아: 언어 데이터 컨소시엄(2011). 29 [332] D. Vilares, C. Gómez-Rodríguez, Head-qa: 복잡한 추론을 위한 의료 데이터 세트, arXiv 사전 인쇄본 arXiv:1906.04701(2019). 29 [333] S. L. Blodgett, L. Green, B. O ’ Connor, 소셜 미디어의 인구 통계적 방언 변화: 아프리카계 미국 영어에 대한 사례 연구, arXiv 사전 인쇄본 arXiv:1608.08868(2016). 29 [334] N. Mostafazadeh, N. Chambers, X. He, D. Parikh, D. Batra, L. Van- derwende, P. Kohli, J. Allen, 상식적 이야기에 대한 보다 깊은 이해를 위한 코퍼스 및 평가 프레임워크, arXiv 사전 인쇄본 arXiv:1604.01696(2016). 28, 29 [335] D. Paperno, G. Kruszewski, A. Lazaridou, Q. N. Pham, R. Bernardi, S. Pezzelle, M. Baroni, G. Boleda, R. Fernández, 람바다 데이터 세트: 광범위한 담론 맥락을 요구하는 단어 예측, arXiv 사전 인쇄 arXiv:1606.06031(2016). 28, 29 [336] B. Hu, Q. Chen, F. Zhu, Lcsts: 대규모 중국어 짧은 텍스트 요약 데이터 세트, arXiv 사전 인쇄 arXiv:1506.05865(2015). 29 [337] Z. Shao, M. Huang, J. Wen, W. Xu, X. Zhu, 계획 기반 계층 변형 모델을 사용한 길고 다양한 텍스트 생성, arXiv 사전 인쇄본 arXiv:1908.06605(2019). 29 [338] J. Novikova, O. Du š ek, V. Rieser, e2e 데이터 세트: 종단간 생성을 위한 새로운 과제, arXiv 사전 인쇄본 arXiv:1706.09254(2017). 29 [339] C. Zheng, M. Huang, A. Sun, Chid: 빈칸 채우기 테스트를 위한 대규모 중국어 관용어 데이터 세트, arXiv 사전 인쇄본 arXiv:1906.01265(2019). 29 [340] Y. Bisk, R. Zellers, J. Gao, Y. Choi 외, Piqa: 자연어의 물리적 상식에 대한 추론, AAAI 인공지능 컨퍼런스 회의록, 제34권, 2020년, 7432~7439쪽. 28, 29 [341] M. Joshi, E. Choi, D. S. Weld, L. Zettlemoyer, Triviaqa: 독해 능력을 위한 대규모 원격 감독 챌린지 데이터 세트, arXiv 사전 인쇄본 arXiv:1705.03551(2017). 28, 29, 31 [342] P. Clark, I. Cowhey, O. Etzioni, T. Khot, A. Sabharwal, C. Schoenick, O. Tafjord, 질문 답변을 풀었다고 생각하십니까? try arc, ai2 추론 챌린지, arXiv 사전 인쇄본 arXiv:1803.05457(2018). 28, 29, 31 [343] S. Aroca-Ouellette, C. Paik, A. Roncone, K. Kann, Prost: 공간과 시간을 통한 물체의 물리적 추론, arXiv 사전 인쇄본 arXiv:2106.03634(2021). 29 [344] T. Mihaylov, P. Clark, T. Khot, A. Sabharwal, 갑옷이 전기를 전도할 수 있을까? 오픈북 질의응답을 위한 새로운 데이터 세트, arXiv 사전 인쇄본 arXiv:1809.02789(2018). 29 [345] T. C. Ferreira, C. Gardent, N. Ilinykh, C. Van Der Lee, S. Mille, D. Moussallem, A. Shimorina, 2020년 이중 언어, 양방향 webnlg+ 공유 작업 개요 및 평가 결과(webnlg+ 2020), 의미 웹에서 자연어 생성에 대한 제3회 국제 워크숍 회의록(WebNLG+), 2020년. 29 [346] C. Xu, W. Zhou, T. Ge, K. Xu, J. McAuley, F. Wei, 개 휘슬을 불어라: 상식과 세계 지식을 바탕으로 한 중국어 데이터 세트, arXiv 사전 인쇄본 arXiv:2104.02704(2021). 29 [347] G. Lai, Q. Xie, H. Liu, Y. Yang, E. Hovy, 인종: 시험에서 얻은 대규모 독해 이해 데이터 세트, arXiv 사전 인쇄본 arXiv:1704.04683(2017). 29 [348] E. Choi, H. He, M. Iyyer, M. Yatskar, W.-t. Yih, Y. Choi, P. Liang, L. Zettlemoyer, Quac: 맥락에서의 질문 답변, arXiv 사전 인쇄본 arXiv:1808.07036(2018). 29 [349] M. Geva, D. Khashabi, E. Segal, T. Khot, D. Roth, J. Berant, 아리스토텔레스는 노트북을 사용했을까? 암묵적 추론 전략을 사용한 질문 답변 벤치마크, 계산언어학 협회 논문집 9(2021) 346 – 361. 29, 31 [350] J. Boyd-Graber, B. Satinoff, H. He, H. Daumé III, 퀴즈 마스터를 이기기: 크라우드소싱 증분 분류 게임, 자연어 처리 및 계산 자연어 학습의 경험적 방법에 대한 2012년 공동 컨퍼런스 회의록, 2012, pp. 1290 – 1301. 29 [351] S. Zhang, X. Zhang, H. Wang, J. Cheng, P. Li, Z. Ding, 엔드투엔드 문자 수준 다중 스케일 CNN을 사용한 한의학 질문 답변 매칭, 응용 과학 7(8)(2017) 767. 29 [352] S. Zhang, X. Zhang, H. Wang, L. Guo, S. Liu, 한의학 질문 답변을 위한 다중 스케일 주의 상호 작용 네트워크 선택, IEEE

Access 6(2018) 74061 – 74071. 29 [353] C. Xu, J. Pei, H. Wu, Y. Liu, C. Li, Matinf: 분류, 질의응답 및 요약을 위한 공동 레이블이 지정된 대규모 데이터 세트, arXiv 사전 인쇄본 arXiv:2004.12302(2020). 29 [354] K. Sakaguchi, R. L. Bras, C. Bhagavatula, Y. Choi, Winogrande: 대규모의 적대적 Winograd 스키마 챌린지, ACM 커뮤니케이션 64(9)(2021) 99 – 106. 27, 29 [355] R. Zellers, A. Holtzman, Y. Bisk, A. Farhadi, Y. Choi, Hellaswag: 기계가 정말로 당신의 문장을 완성할 수 있을까?, arXiv 사전 인쇄본 arXiv:1905.07830(2019). 29 [356] M. Roemmele, C. A. Bejan, A. S. Gordon, 가능한 대안의 선택: 상식적 인과 추론의 평가, AAAI 봄 심포지엄: 상식적 추론의 논리적 형식화, 2011, 90-95쪽. 29 [357] H. Levesque, E. Davis, L. Morgenstern, Winograd 스키마 챌린지, 지식 표현 및 추론 원리에 관한 제13회 국제 컨퍼런스, 2012. 27, 29 [358] A. Talmor, J. Herzig, N. Lourie, J. Berant, Commonsenseqa: 상식적 지식을 표적으로 한 질문 답변 챌린지, arXiv 사전 인쇄본 arXiv:1811.00937(2018). 29, 31 [359] M. Sap, H. Rashkin, D. Chen, R. LeBras, Y. Choi, Socialiqa: 사회적 상호 작용에 대한 상식적 추론, arXiv 사전 인쇄본 arXiv:1904.09728(2019). 29 [360] K. Sun, D. Yu, D. Yu, C. Cardie, 중국어 기계 독해 이해에 도전하기 위한 사전 지식 조사, 계산언어학 협회 논문집 8(2020) 141 – 155. 29 [361] S. Zhang, X. Liu, J. Liu, J. Gao, K. Duh, B. Van Durme, 기록: 인간과 기계의 상식적 독해 이해 간 격차 해소, arXiv 사전 인쇄본 arXiv:1810.12885(2018). 29 [362] P. Rajpurkar, J. Zhang, K. Lopyrev, P. Liang, Squad: 텍스트에 대한 기계 이해를 위한 100,000+개의 질문, arXiv 사전 인쇄본 arXiv:1606.05250(2016). 29, 31 [363] C. Clark, K. Lee, M.-W. Chang, T. Kwiatkowski, M. Collins, K. Toutanova, Boolq: 자연스러운 예/아니오 질문의 놀라운 어려움 탐구, arXiv 사전 인쇄본 arXiv:1905.10044(2019). 29, 31 [364] P. Rajpurkar, R. Jia, P. Liang, 모르는 것을 아세요: Squad에 대한 답할 수 없는 질문, arXiv 사전 인쇄본 arXiv:1806.03822(2018). 29, 31 [365] D. Dua, Y. Wang, P. Dasigi, G. Stanovsky, S. Singh, M. Gardner, Drop: 문단에 대한 이산 추론을 요구하는 독해 이해 벤치마크, arXiv 사전 인쇄본 arXiv:1903.00161(2019). 29, 31 [366] I. Dagan, O. Glickman, B. Magnini, 텍스트적 함의를 인식하는 파스칼 챌린지, 머신러닝 챌린지 워크숍, Springer, 2005, pp. 177 – 190. 29, 31 [367] Y. Chang, M. Narang, H. Suzuki, G. Cao, J. Gao, Y. Bisk, Webqa: Multi-tihop 및 multimodal qa, IEEE/CVF 컴퓨터 비전 및 패턴 인식 컨퍼런스 회의록, 2022, pp. 16495 – 16504. 29, 31 [368] Y. Cui, T. Liu, Z. Chen, W. Ma, S. Wang, G. Hu, 중국어 기계 독해 이해에 대한 첫 번째 평가를 위한 데이터 세트, arXiv 사전 인쇄 arXiv:1709.08299(2017). 29 [369] Y. Cui, T. Liu, W. Che, L. Xiao, Z. Chen, W. Ma, S. Wang, G. Hu, 중국어 기계 독해 이해를 위한 범위 추출 데이터세트, arXiv 사전 인쇄 arXiv:1810.07366(2018). 29, 31 [370] Y. Cui, T. Liu, Z. Yang, Z. Chen, W. Ma, W. Che, S. Wang, G. Hu, 중국어 기계 독해 이해를 위한 문장 빈칸 채우기 데이터세트, arXiv 사전 인쇄 arXiv:2004.03116(2020). 29 [371] Y. Li, T. Liu, D. Li, Q. Li, J. Shi, Y. Wang, 중국 의견 대상 추출을 위한 pos 및 사전을 통합한 문자 기반 bilstm-crf, Asian Conference on Machine Learning, PMLR, 2018, 518-533쪽. 29 [372] D. Khashabi, S. Chaturvedi, M. Roth, S. Upadhyay, D. Roth, 표면 너머를 바라보기: 여러 문장에 대한 독해 이해를 위한 과제, 2018년 북미 컴퓨터 언어학 협회 회의록: 인간 언어 기술, 제1권(장편 논문), 2018, 252-262쪽. 29 [373] T. Kwiatkowski, J. Palomaki, O. Redfield, M. Collins, A. Parikh, C. Alberti, D. Epstein, I. Polosukhin, J. Devlin, K. Lee, et al., 자연스러운 질문: 질문에 답하는 연구를 위한 벤치마크, 계산언어학 협회 논문집 7(2019) 453 – 466. 29 [374] C. C. Shao, T. Liu, Y. Lai, Y. Tseng, S. Tsai, Drcd: 중국어 기계 독해 이해 데이터세트, arXiv 사전 인쇄 arXiv:1806.00920(2018). 29 [375] W. He, K. Liu, J. Liu, Y. Lyu, S. Zhao, X. Xiao, Y. Liu, Y. Wang, H. Wu, Q. She, et al., Dureader: 실제 세계 응용 프로그램의 중국어 기계 독해 이해 데이터 세트, arXiv 사전 인쇄 arXiv:1711.05073(2017). 29 [376] H. Tang, J. Liu, H. Li, Y. Hong, H. Wu, H. Wang, Dureaderrobust: 기계 독해 모델의 견고성을 평가하기 위한 중국 데이터 세트, arXiv 사전 인쇄본 arXiv:2004.11142(2020). 29 [377] J. Welbl, N. F. Liu, M. Gardner, 크라우드소싱 객관식 과학 질문, arXiv 사전 인쇄본 arXiv:1707.06209(2017). 29 [378] C. Xiong, Z. Dai, J. Callan, Z. Liu, R. Power, 커널 풀링을 통한 종단 간 신경 임시 순위, 정보 검색 연구 및 개발에 관한 제40회 국제 ACM SIGIR 컨퍼런스 회의록, 2017, 55-64쪽. 29 [379] A. Peñas, E. Hovy, P. Forner, Á. Rodrigo, R. Sutcliffe, R. Morante, Qa4mre 2011-2013: 기계 독해 평가를 위한 질문 답변 개요, Information Access Evaluation에 포함됨. 다국어성, 다모드성 및 시각화: CLEF 이니셔티브 4차 국제 컨퍼런스, CLEF 2013, 스페인 발렌시아, 2013년 9월 23-26일. Pro-ceedings 4, Springer, 2013, pp. 303-320. 29 [380] S. Lim, M. Kim, J. Lee, Korquad1.0: 기계 독해 이해를 위한 한국어 qa 데이터 세트, arXiv 사전 인쇄본 arXiv:1909.07005(2019). 29 [381] C. Xiao, H. Zhong, Z. Guo, C. Tu, Z. Liu, M. Sun, Y. Feng, X. Han, Z. Hu, H. Wang, et al., Cail2018: 판결 예측을 위한 대규모 법률 데이터세트, arXiv 사전 인쇄본 arXiv:1807.02478(2018). 29 [382] D. Hendrycks, S. Basart, S. Kadavath, M. Mazeika, A. Arora, E. Guo, C. Burns, S. Puranik, H. He, D. Song, et al., 앱을 사용한 코딩 과제 역량 측정, arXiv 사전 인쇄본 arXiv:2105.09938(2021). 29, 31 [383] Y. Wang, X. Liu, S. Shi, 수학 단어 문제를 위한 딥 뉴럴 솔버, 자연어 처리 경험적 방법에 관한 2017년 컨퍼런스 회의록, 2017, 845-854쪽. 29, 31 [384] K. Cobbe, V. Kosaraju, M. Bavarian, M. Chen, H. Jun, L. Kaiser, M. Plappert, J. Tworek, J. Hilton, R. Nakano, et al., 수학 단어 문제를 풀기 위한 검증자 훈련, arXiv 사전 인쇄본 arXiv:2110.14168(2021). 29, 31 [385] J. Austin, A. Odena, M. I. Nye, M. Bosma, H. Michalewski, D. Dohan, E. Jiang, C. J. Cai, M. Terry, Q. V. Le, C. Sutton, 대규모 언어 모델을 사용한 프로그램 합성, CoRR abs/2108.07732(2021). 29 [386] F. Shi, M. Suzgun, M. Freitag, X. Wang, S. Srivats, S. Vosoughi, H. W. Chung, Y. Tay, S. Ruder, D. Zhou, et al., 언어 모델은 다국어 사고 사슬 추론기, arXiv 사전 인쇄 arXiv:2210.03057(2022). 29 [387] S. Roy, D. Roth, 일반 산술 단어 문제 풀기, arXiv 사전 인쇄본 arXiv:1608.01413(2016). 29 [388] S.-Y. Miao, C.-C. Liang, K.-Y. Su, 영어 수학 단어 문제 솔버를 평가하고 개발하기 위한 다양한 코퍼스, arXiv 사전 인쇄본 arXiv:2106.15772(2021). 29 [389] R. Koncel-Kedziorski, S. Roy, A. Amini, N. Kushman, H. Hajishirzi, Mawps: 수학 단어 문제 저장소, 2016년 북미 전산언어학 협회 회의록: 인간 언어 기술, 2016, 1152-1157쪽. 29 [390] A. Patel, S. Bhattamishra, N. Goyal, NLP 모델이 정말 간단한 수학 단어 문제를 풀 수 있을까요?, arXiv 사전 인쇄본 arXiv:2103.07191(2021). 29 [391] Y. Lai, C. Li, Y. Wang, T. Zhang, R. Zhong, L. Zettlemoyer, W.-t. Yih, D. Fried, S. Wang, T. Yu, Ds-1000: 데이터 과학 코드 생성을 위한 자연스럽고 신뢰할 수 있는 벤치마크, International Conference on Machine Learning, PMLR, 2023, pp. 18319 – 18345. 29 [392] J. Austin, A. Odena, M. Nye, M. Bosma, H. Michalewski, D. Dohan, E. Jiang, C. Cai, M. Terry, Q. Le, et al., 대규모 언어 모델을 사용한 프로그램 합성, arXiv 사전 인쇄본 arXiv:2108.07732(2021). 29 [393] Y. Nie, A. Williams, E. Dinan, M. Bansal, J. Weston, D. Kiela, 적대적 nli: 자연어 이해를 위한 새로운 벤치마크, arXiv 사전 인쇄본 arXiv:1910.14599(2019). 29, 31 [394] A. Williams, N. Nangia, S. R. Bowman, 추론을 통한 문장 이해를 위한 광범위한 챌린지 코퍼스, arXiv 사전 인쇄본 arXiv:1704.05426(2017). 29 [395] R. T. McCoy, E. Pavlick, T. Linzen, 잘못된 이유로 옳은 것: 다이어그램

자연어 추론에서 구문적 휴리스틱을 찾아내기, arXiv 사전 인쇄본 arXiv:1902.01007 (2019). 29 [396] J. Liu, L. Cui, H. Liu, D. Huang, Y. Wang, Y. Zhang, Logiqa: 논리적 추론을 통한 기계 독해 이해를 위한 챌린지 데이터 세트, arXiv 사전 인쇄본 arXiv:2007.08124 (2020). 29 [397] P. Lewis, B. Oğuz, R. Rinott, S. Riedel, H. Schwenk, Mlqa: 언어 간 추출 질문 답변 평가, arXiv 사전 인쇄본 arXiv:1910.07475 (2019). 29 [398] A. Conneau, G. Lample, R. Rinott, A. Williams, S. R. Bowman, H. Schwenk, V. Stoyanov, Xnli: 언어 간 문장 표현 평가, arXiv 사전 인쇄본 arXiv:1809.05053(2018). 29, 31 [399] Y. Yang, Y. Zhang, C. Tar, J. Baldridge, Paws-x: 의역 식별을 위한 언어 간 적대적 데이터 세트, arXiv 사전 인쇄본 arXiv:1908.11828(2019). 29, 31 [400] S. Narayan, S. B. Cohen, M. Lapata, 자세한 내용은 말하지 말고 요약만 말해!, 극단적인 요약을 위한 주제 인식 합성 신경망. ArXiv, abs (1808). 29 [401] E. M. Ponti, G. Glava š , O. Majewska, Q. Liu, I. Vulić, A. Korhonen, Xcopa: 인과적 상식 추론을 위한 다국어 데이터 세트, arXiv 사전 인쇄본 arXiv:2005.00333 (2020). 29 [402] A. Tikhonov, M. Ryabinin, 모든 것은 머리에 있습니다: 상식 추론에서 교차 언어 전달을 위한 기준선으로 주의 헤드 사용, arXiv 사전 인쇄본 arXiv:2106.12066 (2021). 29 [403] J. H. Clark, E. Choi, M. Collins, D. Garrette, T. Kwiatkowski, V. Nikolaev, J. Palomaki, Tydi qa: 유형적으로 다양한 언어에서 정보 탐색 질문에 대한 답변을 위한 벤치마크, 계산언어학 협회 논문집 8(2020) 454 – 470. 29 [404] T. Scialom, P.-A. Dray, S. Lamprier, B. Piwowarski, J. Staiano, Mlsum: 다국어 요약 코퍼스, arXiv 사전 인쇄본 arXiv:2004.14900(2020). 29 [405] S. Lin, J. Hilton, O. Evans, Truthfulqa: 모델이 인간의 거짓말을 어떻게 모방하는지 측정, arXiv 사전 인쇄본 arXiv:2109.07958(2021). 29, 32 [406] I. Augenstein, C. Lioma, D. Wang, L. C. Lima, C. Hansen, C. Hansen, J. G. Simonsen, Multifc: 주장에 대한 증거 기반 사실 확인을 위한 실제 다중 도메인 데이터 세트, arXiv 사전 인쇄본 arXiv:1909.03242(2019). 29 [407] J. Thorne, A. Vlachos, C. Christodoulopoulos, A. Mittal, Fever: 사실 추출 및 검증을 위한 대규모 데이터 세트, arXiv 사전 인쇄본 arXiv:1803.05355(2018). 29 [408] I. Mollas, Z. Chrysopoulou, S. Karlos, G. Tsoumakas, Ethos: 온라인 증오 표현 감지 데이터 세트, arXiv 사전 인쇄본 arXiv:2006.08328(2020). 29, 32 [409] M. Nadeem, A. Bethke, S. Reddy, Stereoset: 사전 학습된 언어 모델에서의 고정관념적 편견 측정, arXiv 사전 인쇄본 arXiv:2004.09456(2020). 29, 32 [410] A. Parrish, A. Chen, N. Nangia, V. Padmakumar, J. Phang, J. Thomp-son, P. M. Htut, S. R. Bowman, Bbq: 질문 답변을 위한 수작업 편견 벤치마크, arXiv 사전 인쇄본 arXiv:2110.08193(2021). 29 [411] J. Zhao, T. Wang, M. Yatskar, V. Ordonez, K.-W. Chang, 공지시 해결의 성별 편향: 평가 및 편향 제거 방법, arXiv 사전 인쇄본 arXiv:1804.06876(2018). 29 [412] N. Nangia, C. Vania, R. Bhalerao, S. R. Bowman, Crows-pairs: 가면을 쓴 언어 모델에서 사회적 편향을 측정하기 위한 챌린지 데이터 세트, arXiv 사전 인쇄본 arXiv:2010.00133(2020). 29 [413] S. Gehman, S. Gururangan, M. Sap, Y. Choi, N. A. Smith, Realtoxicityprompts: 언어 모델에서 신경 독성 퇴화 평가, arXiv 사전 인쇄본 arXiv:2009.11462(2020). 29 [414] D. Borkan, L. Dixon, J. Sorensen, N. Thain, L. Vasserman, 텍스트 분류를 위한 실제 데이터로 의도치 않은 편향을 측정하기 위한 뉘앙스 메트릭, 2019년 월드 와이드 웹 컨퍼런스의 동반 회의록, 2019, 491-500쪽. 29 [415] O. Bojar, R. Chatterjee, C. Federmann, Y. Graham, B. Haddow, M. Huck, A. J. Yepes, P. Koehn, V. Logacheva, C. Monz, et al., 2016년 기계 번역 컨퍼런스 결과, 2016년 제1차 기계 번역 컨퍼런스 회의록: 제2권, 공유 작업 논문, 131-198쪽. 29 [416] B. Loïc, B. Magdalena, B. Ondřej, F. Christian, G. Yvette, G. Roman, H. Barry, H. Matthias, J. Eric, K. Tom, et al., 2020년 기계 번역 컨퍼런스 결과(wmt20), in: 제5회 기계 번역 컨퍼런스 회의록, Association for Compu- tational Linguistics „ 2020, pp. 1 – 55. 29 [417] W. Li, F. Qi, M. Sun, X. Yi, J. Zhang, Ccpm: 중국 고전 시 매칭 데이터 세트, arXiv 사전 인쇄 arXiv:2106.01979(2021). 29 [418] E. Dinan, S. Roller, K. Shuster, A. Fan, M. Auli, J. Weston, 위키피디아의 마법사: 지식 기반 대화 에이전트, arXiv 사전 인쇄 arXiv:1811.01241(2018). 29 [419] H. Rashkin, E. M. Smith, M. Li, Y.-L. Boureau, 공감적 오픈 도메인 대화 모델을 향하여: 새로운 벤치마크 및 데이터 세트, arXiv 사전 인쇄 arXiv:1811.00207(2018). 29 [420] E. Dinan, V. Logacheva, V. Malykh, A. Miller, K. Shuster, J. Urbanek, D. Kiela, A. Szlam, I. Serban, R. Lowe, et al., 두 번째 대화형 지능 챌린지(convai2), NeurIPS'18 경연 대회: 머신 러닝에서 지능형 대화까지, Springer, 2020, pp. 187 – 208. 29 [421] H. Zhou, C. Zheng, K. Huang, M. Huang, X. Zhu, Kdconv: 다중 턴 지식 기반 대화를 향한 중국어 다중 도메인 대화 데이터 세트, arXiv 사전 인쇄본 arXiv:2004.04100(2020). 29 [422] L. CO, Iflytek: 다중 범주 중국어 텍스트 분류기. 경연 대회 공식 웹사이트 (2019). 29 [423] J. Baumgartner, S. Zannettou, B. Keegan, M. Squire, J. Blackburn, pushshift reddit 데이터세트, 웹 및 소셜 미디어에 관한 국제 AAAI 컨퍼런스 회의록, 제14권, 2020년, 830-839쪽. 30 [424] A. Fan, Y. Jernite, E. Perez, D. Grangier, J. Weston, M. Auli, Eli5: 장문 질의응답, arXiv 사전 인쇄본 arXiv:1907.09190(2019). 31 [425] Y. Wang, S. Mishra, P. Alipoormolabashi, Y. Kordi, A. Mirzaei, A. Arunkumar, A. Ashok, A. S. Dhanasekaran, A. Naik, D. Stap, et al., 1,600+ 언어 작업에 대한 상황별 지침을 통한 벤치마킹 일반화, arXiv 사전 인쇄 arXiv:2204.07705 (2022). 31 [426] T. Xie, C. H. Wu, P. Shi, R. Zhong, T. Scholak, M. Yasunaga, C.-S. Wu, M. Zhong, P. Yin, S. I. Wang 외, Unifiedskg: 텍스트-텍스트 언어 모델을 사용한 통합 및 멀티태스킹 구조화된 지식 기반, arXiv 사전 인쇄본 arXiv:2201.05966(2022). 31 [427] Q. Ye, B. Y. Lin, X. Ren, Crossfit: NLP에서 교차 작업 일반화를 위한 몇 가지 샷 학습 과제, arXiv 사전 인쇄본 arXiv:2104.08835(2021). 31 [428] V. Aribandi, Y. Tay, T. Schuster, J. Rao, H. S. Zheng, S. V. Mehta, H. Zhuang, V. Q. Tran, D. Bahri, J. Ni 외, Ext5: 전이 학습을 위한 극단적인 멀티태스크 스케일링을 향하여, arXiv 사전 인쇄본 arXiv:2111.10952(2021). 31 [429] A. Williams, N. Nangia, S. Bowman, 추론을 통한 문장 이해를 위한 광범위한 챌린지 코퍼스, 2018년 북미 계산언어학 협회 회의록: 인간 언어 기술, 제1권(장문 논문), 계산언어학 협회, 루이지애나주 뉴올리언스, 2018, 1112-1122쪽. doi:10.18653/v1/ N18-1101. URL https://aclanthology.org/N18-1101 31 [430] Y. Zhang, J. Baldridge, L. He, PAWS: 단어 스크램블링에서 적대자를 의역, 2019년 북미 계산언어학회 회의록: 인간언어기술, 제1권(긴 논문과 짧은 논문), 계산언어학회, 미네소타주 미니애폴리스, 2019, 1298-1308쪽. doi:10.18653/v1/N19-1131. URL https://aclanthology.org/N19-1131 32 [431] C. Qin, A. Zhang, Z. Zhang, J. Chen, M. Yasunaga, D. Yang, GPT가 범용 자연어 처리 작업 솔버인가?, 2023 자연어 처리 경험적 방법에 관한 2023 컨퍼런스, 2023. URL https://openreview.net/forum?id=u03xn1COsO 32 [432] M. U. Hadi, R. Qureshi, A. Shah, M. Irfan, A. Zafar, M. B. Shaikh, N. Akhtar, J. Wu, S. Mirjalili, et al., 대규모 언어 모델: 응용 프로그램, 과제, 한계 및 미래 전망에 대한 포괄적인 조사, TechRxiv(2023). 32 [433] X. L. Dong, S. Moon, Y. E. Xu, K. Malik, Z. Yu, LLM 기술을 활용한 차세대 지능형 어시스턴트, 2023년 제29회 ACM SIGKDD 지식 발견 및 데이터 마이닝 컨퍼런스 논문집, 5792-5793쪽. 32 [434] K. Pandya, M. Holia, Langchain을 활용한 고객 서비스 자동화: 조직을 위한 맞춤형 오픈소스 GPT 챗봇 구축, arXiv 사전 인쇄본 arXiv:2310.05421(2023). 32 [435] J. Li, B. Hui, G. Qu, B. Li, J. Yang, B. Li, B. Wang, B. Qin, R. Cao, R. Geng 외, LLM이 이미 데이터베이스 인터페이스 역할을 할 수 있을까?

영어: 대규모 데이터베이스를 위한 대형 벤치, 텍스트-SQL 기반, arXiv 사전 인쇄 arXiv:2305.03111 (2023). 32 [436] A. Rao, J. Kim, M. Kamineni, M. Pang, W. Lie, M. D. Succi, 방사선학적 의사 결정을 위한 보조 도구로서 chatgpt 평가, medRxiv (2023) 2023 – 02. 32 [437] M. Benary, X. D. Wang, M. Schmidt, D. Soll, G. Hilfenhaus, M. Nas-sir, C. Sigler, M. Knödler, U. Keller, D. Beule, et al., 개인화된 종양학에서 의사 결정 지원을 위한 대규모 언어 모델 활용, JAMA Network Open 6 (11) (2023) e2343689 – e2343689. 32 [438] C. M. Chiesa-Estomba, J. R. Lechien, L. A. Vaira, A. Brunet, G. Camaroto, M. Mayo-Yanez, A. Sanchez-Barrueco, C. Saga-Gutierrez, 내시경 검사 임상 의사 결정 및 환자 정보 지원을 위한 지원 도구로서 chat-gpt의 잠재력 탐구, 유럽 이비인후과 기록 보관소(2023) 1 – 6. 32 [439] S. Montagna, S. Ferretti, L. C. Klopfenstein, A. Florio, M. F. Pengo, 만성 질환 자가 관리에서 llm 기반 챗봇 시스템의 데이터 분산화, 사회적 이익을 위한 정보 기술에 관한 2023 ACM 컨퍼런스 회의록, 2023, 205 – 212쪽. 32 [440] D. Bill, T. Eriksson, 치료 챗봇 애플리케이션을 위한 인간 피드백에서 강화 학습을 사용하여 LLM 미세 조정(2023). 32 [441] M. Abbasian, I. Azimi, A. M. Rahmani, R. Jain, 대화형 건강 에이전트: 개인화된 LLM 기반 에이전트 프레임워크, arXiv 사전 인쇄본 arXiv:2310.02374(2023). 32 [442] K. V. Lemley, chatgpt가 의학 문헌을 이해하는 데 도움이 될까요?, Journal of the American Society of Nephrology(2023) 10 – 1681. 32 [443] S. Pal, M. Bhattacharya, S.-S. Lee, C. Chakraborty, 생물의학 공학 및 연구에는 도메인별 차세대 대규모 언어 모델(llm) 또는 chatgpt가 필요합니다. Annals of Biomedical Engineering(2023) 1 – 4. 32 [444] Y. Du, S. Zhao, Y. Chen, R. Bai, J. Liu, H. Wu, H. Wang, B. Qin, calla 데이터 세트: 중국 의학 문헌에서 llm의 대화형 지식 습득 탐색, arXiv 사전 인쇄본 arXiv:2309.04198(2023). 32 [445] A. Abd-Alrazaq, R. AlSaad, D. Alhuwail, A. Ahmed, P. M. Healy, S. Latifi, S. Aziz, R. Damseh, S. A. Alrazak, J. Sheikh 등, 의학 교육의 대규모 언어 모델: 기회, 과제 및 미래 방향, JMIR 의학 교육 9(1)(2023) e48291. 32 [446] A. B. Mbakwe, I. Lourentzou, L. A. Celi, O. J. Mechanic, A. Dagan, Chatgpt는 의학 교육의 결점을 조명합니다(2023). 32 [447] S. Ahn, 의학 교육에 대한 대규모 언어 모델의 임박한 영향, 대한의학교육학회지 35(1) (2023) 103. 32 [448] E. Waisberg, J. Ong, M. Masalkhi, A. G. Lee, 신경안과 의학 교육을 위한 대규모 언어 모델(llm) 기반 챗봇, Eye (2023) 1 – 3. 32 [449] G. Deiana, M. Dettori, A. Arghittu, A. Azara, G. Gabutti, P. Castiglia, 인공지능과 공중 보건: 백신 신화와 오해에 대한 chatgpt 반응 평가, Vaccines 11(7)(2023) 1217. 32 [450] L. De Angelis, F. Baglivo, G. Arzilli, G. P. Privitera, P. Ferragina, A. E. Tozzi, C. Rizzo, Chatgpt와 대규모 언어 모델의 부상: 공중 보건의 새로운 AI 기반 정보전염병 위협, Frontiers in Public Health 11(2023) 1166120. 32 [451] N. L. Rane, A. Tawde, S. P. Choudhary, J. Rane, chatgpt 및 기타 대규모 언어 모델의 기여 및 성능 (llm) 과학 및 연구 발전을 위해: 양날의 검, 국제 연구 현대화 공학 기술 및 과학 저널 5(10) (2023) 875 – 899. 32 [452] W. Dai, J. Lin, H. Jin, T. Li, Y.-S. Tsai, D. Ga š ević, G. Chen, 대규모 언어 모델이 학생들에게 피드백을 제공할 수 있을까? chatgpt에 대한 사례 연구, 2023 IEEE 국제 고급 학습 기술 컨퍼런스(ICALT), IEEE, 2023, pp. 323 – 325. 32 [453] E. Kasneci, K. Seßler, S. Küchemann, M. Bannert, D. Dementieva, F. Fischer, U. Gasser, G. Groh, S. Günnemann, E. Hüllermeier, et al., 좋은 Chatgpt인가? 교육을 위한 대규모 언어 모델의 기회와 과제, 학습 및 개인 차이 103(2023) 102274. 32 [454] N. Rane, chatgpt 및 유사한 대규모 언어 모델을 통한 교육 및 학습의 질 향상: 교육 분야의 과제, 미래 전망 및 윤리적 고려 사항, 미래 전망 및 교육 분야의 윤리적 고려 사항(2023년 9월 15일)(2023). 32 [455] J. C. Young, M. Shishido, 외국어 학습을 위한 영어를 위한 챗봇 대화 생성에서 openai의 chatgpt 잠재력 조사, 국제 고급 컴퓨터 과학 및 응용 저널 14(6)(2023). 32 [456] J. Irons, C. Mason, P. Cooper, S. Sidra, A. Reeson, C. Paris, 미래 과학 작업에 대한 chatgpt의 영향 탐구, SocArXiv(2023). 32 [457] P. G. Schmidt, A. J. Meir, 문헌 검색 및 학술 쓰기에 생성 AI 사용: 과학적 담론의 무결성이 위태롭습니까?, arXiv 사전 인쇄본 arXiv:2311.06981(2023). 32 [458] Y. Zheng, H. Y. Koh, J. Ju, A. T. Nguyen, L. T. May, G. I. Webb, S. Pan, 과학적 합성, 추론 및 설명을 위한 대규모 언어 모델, arXiv 사전 인쇄본 arXiv:2310.07984(2023). 33 [459] B. Aczel, E.-J. Wagenmakers, 과학적 글쓰기에서 chatgpt 사용을 위한 투명성 지침, PsyArXiv(2023). 33 [460] S. Altmäe, A. Sola-Leyva, A. Salumets, 과학적 글쓰기에서의 인공지능: 친구인가 적인가?, Reproductive BioMedicine Online(2023). 33 [461] S. Imani, L. Du, H. Shrivastava, Mathprompter: 대규모 언어 모델을 사용한 수학적 추론, arXiv 사전 인쇄 arXiv:2303.05398(2023). 33 [462] Z. Yuan, H. Yuan, C. Li, G. Dong, C. Tan, C. Zhou, 대규모 언어 모델을 사용한 수학적 추론 학습에 대한 스케일링 관계, arXiv 사전 인쇄 arXiv:2308.01825(2023). 33 [463] K. Yang, A. M. Swope, A. Gu, R. Chalamala, P. Song, S. Yu, S. Godil, R. Prenger, A. Anandkumar, Leandojo: 검색 증강 언어 모델을 사용한 정리 증명, arXiv 사전 인쇄 arXiv:2306.15626(2023). 33 [464] K. M. Collins, A. Q. Jiang, S. Frieder, L. Wong, M. Zilka, U. Bhatt, T. Lukasiewicz, Y. Wu, J. B. Tenenbaum, W. Hart, et al., 상호 작용을 통한 수학을 위한 언어 모델 평가, arXiv 사전 인쇄본 arXiv:2306.01694(2023). 33 [465] Y. Liu, T. Han, S. Ma, J. Zhang, Y. Yang, J. Tian, H. He, A. Li, M. He, Z. Liu 외, chatgpt 관련 연구 요약 및 대규모 언어 모델의 미래에 대한 관점, Meta-Radiology (2023) 100017. 33 [466] J. Drápal, H. Westermann, J. Savelka, 경험적 법학 연구에서 주제 분석을 지원하기 위한 대규모 언어 모델 사용, arXiv 사전 인쇄본 arXiv:2310.18729 (2023). 33 [467] J. Savelka, K. D. Ashley, M. A. Gray, H. Westermann, H. Xu, 증강된 대규모 언어 모델(gpt-4)을 사용한 법적 개념 설명, arXiv 사전 인쇄본 arXiv:2306.09525 (2023). 33 [468] N. Guha, J. Nyarko, D. E. Ho, C. Ré, A. Chilton, A. Narayana, A. Chohlas-Wood, A. Peters, B. Waldon, D. N. Rockmore 외, Legal-bench: 대규모 언어 모델에서 법적 추론을 측정하기 위한 공동 구축 벤치마크, arXiv 사전 인쇄본 arXiv:2308.11462(2023). 33 [469] J. Cui, Z. Li, Y. Yan, B. Chen, L. Yuan, Chatlaw: 통합 외부 지식 기반을 갖춘 오픈소스 대규모 법률 언어 모델, arXiv 사전 인쇄본 arXiv:2306.16092(2023). 33 [470] H. Yang, X.-Y. Liu, C. D. Wang, Fingpt: 오픈소스 금융 대규모 언어 모델, arXiv 사전 인쇄 arXiv:2306.06031(2023). 33 [471] Y. Li, S. Wang, H. Ding, H. Chen, 금융의 대규모 언어 모델: 조사, 제4회 ACM 금융 AI 국제 학술 대회 논문집, 2023, 374-382쪽. 33 [472] A. Lykov, D. Tsetserukou, Llm-brain: 대규모 언어 모델을 기반으로 한 로봇 행동 트리의 Ai 기반 고속 생성, arXiv 사전 인쇄 arXiv:2305.19352(2023). 33 [473] E. Billing, J. Rosén, M. Lamb, 인간-로봇 상호작용을 위한 언어 모델, ACM/IEEE 인간-로봇 상호작용 국제회의, 2023년 3월 13-16일, 스웨덴 스톡홀름, ACM 디지털 라이브러리, 2023, 905-906쪽. 33 [474] Y. Ye, H. You, J. Du, chatgpt를 사용한 인간-로봇 협업의 신뢰 향상, IEEE Access(2023). 33 [475] Y. Ding, X. Zhang, C. Paxton, S. Zhang, 작업 및 동작 계획을 위한 대규모 언어 모델의 상식적 지식 활용, RSS 2023 작업 및 동작 계획을 위한 학습 워크숍, 2023. 33 [476] J. Wu, R. Antonova, A. Kan, M. Lepert, A. Zeng, S. Song, J. Bohg, S. Rusinkiewicz, T. Funkhouser, Tidybot: 대규모 언어 모델을 통한 개인화된 로봇 지원, arXiv 사전 인쇄본 arXiv:2305.05658(2023). 33 [477] E. Strubell, A. Ganesh, A. McCallum, NLP에서 딥 러닝을 위한 에너지 및 정책 고려 사항, arXiv 사전 인쇄본 arXiv:1906.02243(2019). 34 [478] E. M. Bender, T. Gebru, A. McMillan-Major, S. Shmitchell, 댄스에 관하여

영어: 확률적 앵무새의 법칙: 언어 모델이 너무 클 수 있을까?, 2021 ACM 공정성, 책임성 및 투명성 컨퍼런스 회의록, 2021, 610-623쪽. 34 [479] C. Zhang, S. Bengio, M. Hardt, B. Recht, O. Vinyals, 딥 러닝을 이해하려면(여전히) 일반화에 대한 재고가 필요함, ACM 커뮤니케이션 64(3)(2021) 107-115. 34 [480] M. Tänzer, S. Ruder, M. Rei, 사전 훈련된 언어 모델에서의 암기 대 일반화, arXiv 사전 인쇄본 arXiv:2105.00828(2021). 34 [481] S. M. West, M. Whittaker, K. Crawford, 차별 시스템, AI Now(2019) 1 – 33. 34 [482] K. Valmeekam, A. Olmo, S. Sreedharan, S. Kambhampati, 대규모 언어 모델은 여전히 계획할 수 없음(계획 및 변화 추론에 대한 llms의 벤치마크), arXiv 사전 인쇄 arXiv:2206.10498(2022). 34 [483] Y. Zhang, Y. Li, L. Cui, D. Cai, L. Liu, T. Fu, X. Huang, E. Zhao, Y. Zhang, Y. Chen, et al., AI 바다의 사이렌 노래: 대규모 언어 모델의 환각에 대한 조사, arXiv 사전 인쇄 arXiv: 2309.01219(2023). 34 [484] A. Webson, E. Pavlick, 프롬프트 기반 모델이 실제로 프롬프트의 의미를 이해합니까?, arXiv 사전 인쇄본 arXiv:2109.01247(2021). 34 [485] O. Shaikh, H. Zhang, W. Held, M. Bernstein, D. Yang, 다시 생각해 보니 단계별로 생각하지 맙시다!제로샷 추론의 편향과 독성, arXiv 사전 인쇄본 arXiv:2212.08061(2022). 34 [486] B. C. Das, M. H. Amini, Y. Wu, 대규모 언어 모델의 보안 및 개인 정보 보호 과제: 설문 조사, arXiv 사전 인쇄본 arXiv:2402.00888(2024). 34 [487] X. Liu, H. Cheng, P. He, W. Chen, Y. Wang, H. Poon, J. Gao, 대규모 신경 언어 모델을 위한 적대적 훈련, ArXiv(2020년 4월). URL https://www.microsoft.com/en-us/research/ 출판/adversarial-training-for-large-neural-언어-models/ 34 [488] E. Shayegani, M. A. A. Mamun, Y. Fu, P. Zaree, Y. Dong, N. Abu-Ghazaleh, 적대적 공격으로 밝혀진 대규모 언어 모델의 취약성 조사(2023). arXiv:2310.10844. 34 [489] X. Xu, K. Kong, N. Liu, L. Cui, D. Wang, J. Zhang, M. Kankanhalli, llm은 스스로를 속일 수 있다: 프롬프트 기반의 적대적 공격(2023). arXiv: 2310.13345. 34 [490] H. Zhao, H. Chen, F. Yang, N. Liu, H. Deng, H. Cai, S. Wang, D. Yin, M. Du, 대규모 언어 모델에 대한 설명 가능성: 조사(2023). arXiv:2309.01029. 35 [491] S. Huang, S. Mamidanna, S. Jangam, Y. Zhou, L. H. Gilpin, 대규모 언어 모델이 스스로를 설명할 수 있을까? llm에서 생성된 자기 설명에 대한 연구(2023). arXiv:2310.11207. 35 [492] H. Brown, K. Lee, F. Mireshghallah, R. Shokri, F. Tramèr, 언어 모델이 개인 정보를 보호한다는 것은 무엇을 의미합니까?2022 ACM 공정성, 책임성 및 투명성 컨퍼런스 회의록, 2022, 2280-2292쪽.35 [493] R. Plant, V. Giuffrida, D. Gkatzia, 당신이 쓰는 것이 바로 당신이다: 대규모 언어 모델 시대에 개인 정보 보호, arXiv 사전 인쇄본 arXiv:2204.09391(2022).35 [494] W. Niu, Z. Kong, G. Yuan, W. Jiang, J. Guan, C. Ding, P. Zhao, S. Liu, B. Ren, Y. Wang, 모바일에서 대규모 언어 모델의 실시간 실행(2020). arXiv:2009.06823. 35 [495] C. Guo, J. Tang, W. Hu, J. Leng, C. Zhang, F. Yang, Y. Liu, M. Guo, Y. Zhu, Olive: 하드웨어 친화적 이상치-희생자 쌍 양자화를 통한 대규모 언어 모델 가속화, 2023년 제50회 국제 컴퓨터 아키텍처 심포지엄 논문집, 1-15쪽. 35 [496] B. Meskó, E. J. Topol, 의료 분야에서 대규모 언어 모델(또는 생성 AI)에 대한 규제 감독의 필수성, npj Digital Medicine 6(1)(2023) 120쪽. 35 [497] J. Zhang, X. Ji, Z. Zhao, X. Hei, K.-K. R. Choo, 대규모 언어 모델에 대한 윤리적 고려 사항 및 정책 의미: 책임 있는 개발 및 배포 안내, arXiv 사전 인쇄본 arXiv:2308.02678(2023). 35 [498] J. Mökander, J. Schuett, H. R. Kirk, L. Floridi, 대규모 언어 모델 감사: 3계층 접근 방식, AI 및 윤리(2023) 1 – 31. 35