

038 사고 사슬 / CoT

Chain of Thought

AI가 문제 해결 과정을 단계적으로 보여주도록 유도하는 프롬프트 기법

- AI가 복잡한 문제를 풀 때 사고의 중간 단계를 명시적으로 표현하도록 유도하는 프롬프트 기법
- 정답만 제시하는 대신 단계별 추론을 수행하게 하여 논리적 일관성과 정답률을 향상

CoT의 작동 원리

사고 사슬은 LLM이 정답을 내리기 전 스스로의 사고 흐름을 언어로 표현하도록 유도하는 방법입니다. 일반적인 프롬프트가 단일 결과만 요구한다면, CoT는 “단계별로 생각해보자” 같은 지시문을 통해 모델이 문제 해결의 논리 과정을 서술하도록 만듭니다. 이렇게 생성된 중간 추론 단계는 모델이 문제를 하위 요소로 나누고, 각 단계에서 논리를 전개해 최종 결론에 이르는 구조를 형성합니다. 예를 들어 수학 문제에서 조건을 정리하고, 식을 세운 뒤 계산 결과를 도출하는 과정을 순차적으로 서술하도록 하는 방식입니다. 이러한 사고 유도는 모델 내부의 연산 구조를 정돈시켜, 단순 답변 생성이 아닌 과정 기반 추론을 수행하도록 돕습니다.

CoT의 활용

사고 사슬은 특히 다단계 추론이 필요한 문제 영역에서 탁월한 성과를 보입니다. 수학 계산, 논리 퍼즐, 법률 질의응답, 코드 디버깅 등 복잡한 인과 관계를 파악해야 하는 작업에서 모델의 정답률이 크게 향상되었습니다. 또한 CoT는 모델이 사고 과정을 명시적으로 표현하기 때문에 결과의 설명 가능성이 높아지고, 사람이 판단 근거를 검토할 수 있습니다. 최근에는 여러 사고 경로를 병렬로 생성한 뒤 다수결로 결론을 도출하는 Self-Consistency CoT, 또는 사람이 작성한 사고 단계를 학습한 CoT 미세조정 모델이 개발되어 복잡한 문제 해결 능력을 한층 확장하고 있습니다. 이러한 방식은 연구용 대형 모델뿐 아니라 챗봇, 자동 코드 생성기, 과학 계산 보조 시스템 등 실제 응용 서비스에도 도입되고 있습니다.

CoT의 한계와 의의

사고 사슬은 모델의 추론 능력을 개선하는 강력한 도구이지만, 생성된 사고 단계가 실제 논리를 충실히 반영한다고 보긴 어렵습니다. 모델이 ‘생각하는 척’은 할 수 있어도 그 과정이 정확한 계산 근거나 사실 관계를 담보하지 못할 수 있습니다. 또한 프롬프트의 문구나 예시 구성에 따라 성능 차이가 크고, 단계가 길어질수록 오류가 누적될 위험도 있습니다. 그럼에도 CoT는 AI가 단순 패턴 모방에서 벗어나 추론적 사고를 표현하려는 전환점이라는 점에서 중요한 의의를 지닙니다. 인간의 사고 과정을 모방함으로써 AI의 신뢰성과 해석 가능성을 높이고, 장기적으로는 자율적 문제 해결 AI로 발전하기 위한 기반을 제공합니다.