

# Tree-of-Thought(ToT) 기반 자연어 질의 NoSQL 변환 프레임워크 설계

김원배<sup>1</sup>, 문남미<sup>2</sup>,

<sup>1</sup>호서대학교 벤처대학원 융합공학과 박사과정

<sup>2</sup>호서대학교 컴퓨터공학과 교수

wonkim@dataslab.co.kr, mnm@hoseo.ac.kr

## Designing a Tree-of-Thought Framework for Natural Language to NoSQL Translation

Won-Bae Kim<sup>1</sup>, Nam-Mi Moon<sup>2</sup>

<sup>1</sup>Dept. of Convergence Engineering, Hoseo Graduate School of University

<sup>2</sup>Dept. of Computer Science, Hoseo University

### 요 약

본 논문은 Tree-of-Thought(ToT) 기반 질의 생성 프레임워크를 설계하여, NoSQL 데이터베이스에 대한 자연어 질의 변환의 해석 가능성과 구조적 완성도를 향상시키는 방안을 제안한다. 기존의 LLM 기반 방식은 일괄 생성(one-shot)에 의존하여 복잡한 구조 처리와 생성 과정의 설명에 한계를 보인다. 이를 보완하기 위해, 본 프레임워크는 질의를 사고 단위(thought unit)로 분해하고, 이를 트리 형태로 탐색함으로써 단계별 추론과 구조적 제어를 가능하게 한다. 논문에서는 기존 접근의 문제점을 분석하고, 설계 목표와 구조, 향후 확장 방향을 중심으로 프레임워크의 핵심 내용을 제시한다.

### 1. 서론

최근 들어 NoSQL 데이터베이스는 대규모의 반정형 및 비정형 데이터를 효과적으로 관리할 수 있는 성능과 유연성으로 인해 널리 채택되고 있다 [1][2]. 그러나 NoSQL 시스템은 전통적인 관계형 데이터베이스 시스템과 달리 표준화된 질의 언어(SQL)를 제공하지 않으며, 사용자가 데이터의 스키마와 구조에 대한 깊이 있는 이해를 갖추어야 효과적으로 활용할 수 있다는 문제점이 있다 [3]. 이는 특히 자연어를 통해 데이터를 질의하고자 하는 비전문 사용자에게 높은 기술적 진입 장벽으로 작용한다.

최근 대규모 언어 모델(LLM)의 발전을 바탕으로, 자연어 질의를 NoSQL 쿼리로 자동 변환하는 Text-to-NoSQL 시스템이 등장하였다 [7][8]. 하지만 기존의 연구들은 주로 일괄 생성(one-shot generation) 혹은 few-shot prompting 방식을 기반으로 하고 있어, 질의 구조의 누락이나 의미의 왜곡, 생성 결과의 불안정성 등 여러 문제점을 내포하고 있다 [4][5].

이러한 한계를 극복하기 위하여 본 논문에서는 Text-to-NoSQL 작업을 단순 텍스트 생성 문제가 아닌, 명확한 단계적 사고 과정(stepwise reasoning)으로 재정의하고, 이를 구현한 ToT 기반의 프레임

워크를 제안한다 [6]. ToT 접근법은 하나의 질의를 생성하기 위해 "사고(thought)"라는 논리적 단위를 단계별로 구성하고, 이러한 단계를 트리 구조의 브랜치로 구성하여 다양한 탐색 경로를 통해 점진적으로 최적의 질의를 완성해 나간다.

본 논문에서는 ToT 기반 Text-to-NoSQL 프레임워크의 설계 철학과 시스템 구조, 구체적인 사고 흐름 및 쿼리 생성 방식을 상세히 기술하고, 실제 시나리오를 적용한 실증 실험은 후속 연구 과제로 남기고자 한다.

### 2. 관련연구

#### 2.1 Text-to-NoSQL 및 Text-to-SQL

기존 Text-to-SQL은 구조화된 자연어 질의 변환 문제로 다양한 연구가 진행되어 왔으며, Spider, WikiSQL, BIRD 등의 벤치마크가 구축되었다 [4][5]. NoSQL 환경에서는 구조가 더 유연하고 복잡하여, 단순한 포맷 매핑만으로는 고품질 쿼리 생성을 달성하기 어렵다 [7].

TEND 데이터셋과 SMART 프레임워크 등 초기 Text-to-NoSQL 연구들이 등장하였지만, 이들은 대부분 LLM 기반 일괄 생성 방식에 의존하고 있어 질의 구조의 통제나 생성 과정의 설명 가능성 측면

에서 제약이 존재한다 [7].

## 2.2 사고 기반 추론과 Tree-of-Thought

Tree-of-Thought(ToT)는 LLM의 추론 능력을 향상시키기 위한 접근법으로, 문제 해결 과정을 단일 응답으로 제한하지 않고 여러 단계의 사고 과정을 트리 형태로 구성하여 표현한다 [6]. 이를 통해 다양한 해결 경로를 체계적으로 탐색하고 평가함으로써 최적의 결과를 얻는다.

ToT 접근법은 체계적이고 단계적인 사고가 요구되는 수학 문제, 논리적 추론, 계획 수립과 같은 문제에서 우수한 성능을 나타내며, 자연어 처리(NLP)뿐만 아니라 코드 생성, 게임 플레이, 멀티턴 대화 질의 등 다양한 영역으로의 확장 가능성을 제시하고 있다 [6].

## 3. LLM기반 질의 생성의 문제점

대규모 언어 모델(LLM)은 다양한 질의 생성 과제에서 우수한 성능을 보이고 있으며, 특히 RAG, in-context learning, few-shot prompting 등의 기법을 활용하여 자연어 입력으로부터 구조화된 쿼리를 자동 생성하는 데 활용되고 있다 [8].

그러나 NoSQL 질의 생성에서는 여러 한계가 존재한다. 첫째, 다단계 집계나 조건 중첩 등 복잡한 구조를 요하는 쿼리의 경우, 전체 논리 흐름이 비일관적으로 생성되어 필수 구성 요소가 누락되거나 논리적 오류가 발생할 수 있다 [7].

둘째, 생성 과정이 블랙박스 형태로 작동하기 때문에 오류의 원인 파악이나 중간 단계 확인이 어렵고, 결과의 해석과 디버깅이 매우 제한적이다 [6][8].

셋째, 데이터 스키마나 맥락 정보 반영의 부족으로 인해 잘못된 컬럼 참조나 의미 왜곡이 자주 발생한다 [7].

넷째, 동일한 입력에 대해서도 결과가 일관되지 않으며 실행 가능성이 불확실하여, 실제 시스템에서의 신뢰성과 안정성을 저하시킬 수 있다 [7][8].

이러한 문제들은 LLM 기반 질의 생성이 보다 정교하고 투명한 추론 과정, 즉 단계적 사고 흐름을 고려한 접근으로 보완될 필요가 있음을 시사한다 [6].

## 4. ToT기반 NoSQL 변환 프레임워크 설계

### 4.1 보완 기술 탐색

최근에는 복잡한 질의 구조를 효과적으로 생성하고, 생성 과정의 해석 가능성과 안정성을 높이기 위한 다양한 기술들이 제안되고 있다. 본 절에서는 Text-to-NoSQL 과업에서 유의미하게 적용 가능한 대표적인 보완 기술을 검토하였다.

- ① ReAct (Reasoning + Acting)[8]
- ② Program of Thoughts (PoT)[6]
- ③ Tree-of-Thought (ToT)[6]

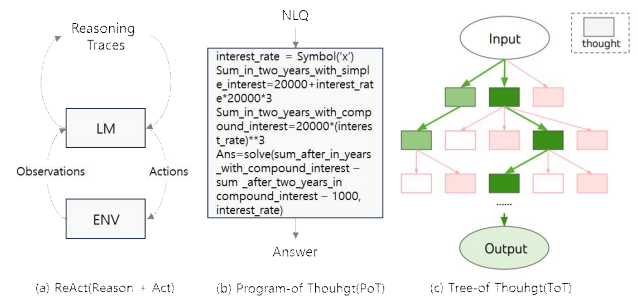


그림 1 주요 보완 기술

기술들은 공통적으로 질의 생성의 단순화된 블랙박스 접근을 벗어나, 다단계 추론 기반의 투명한 구조적인 생성 과정을 지향한다. Text-to-NoSQL과 같이 스키마가 복잡하고 논리적 흐름이 중요한 과제에서는, 사고 단위 기반의 제어 가능한 생성 방식이 매우 유효한 보완 전략으로 작용할 수 있다.

특히, ToT 방식은 사고 단위를 중심으로 쿼리 생성을 트리 구조로 전개하며, 해석 가능성, 유연한 구조 조합, 단계별 평가 및 제어 가능성에서 가장 우수할 것으로 판단되었다[6]. 구조적 정확성과 사고 기반 조정 능력이 중요한 Text-to-NoSQL 과업에 있어, ToT는 가장 적합한 프레임워크 기반 기술이라 할 수 있다.

### 4.2 설계 목표

Text-to-NoSQL을 위한 ToT 기반 질의 생성 프레임워크는 다음과 같은 핵심 목표로 설계되었다,

- 사고 기반 생성(Thought-driven Generation)
- 트리 구조 탐색(Tree-structured Reasoning)
- 해석 가능성과 디버깅 용이성 확보
- 복잡한 질의 처리 능력 향상
- LLM 친화적 제어 구조

자연어 질의를 기반으로 질의 의도를 사고의 흐름으로 분해하고, 이를 트리 형태로 전개함으로써 최종적으로 정형화된 NoSQL 질의를 생성한다.

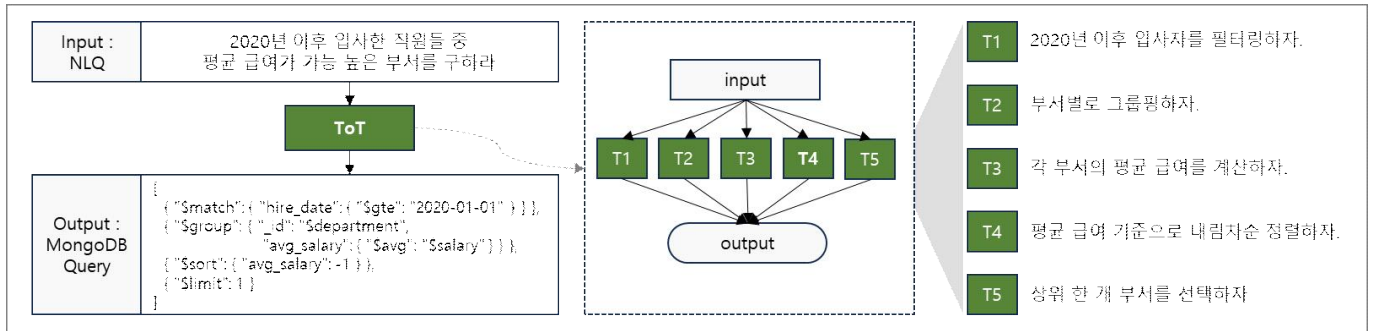


그림 2 ToT 기반 구성요소 및 실행 시나리오

#### 4.3 ToT기반 프레임워크 구성요소

ToT 프레임워크는 다음과 같은 주요 구성요소로 이루어진다.

- ① Thought Node: 단일 논리적 생각
- ② Branching Prompt: “다음으로 필요한 단계는?”
- ③ Evaluation Prompt: “이 경로가 부합하는 가?”
- ④ Pruning Mechanism: 무의미한 가지 제거

#### 4.4 ToT 기반 실행 시나리오 및 사례

**사례1:** 조건 필터링+그룹핑+평균집계+정렬+제한

NLQ : “2020년 이후 채용된 직원들의 평균 급여를 부서별로 구하세요”

[ 사고(thought) 흐름 ]

- T1: 2020년 이후 필터링 → hire\_date >=2020
  - T2: 부서별 그룹핑 → group by department
  - T3: 각 그룹의 평균급여 → avg(salary)
  - T4: 정렬 또는 제한 조건 없음
- 최종 질의 생성 → NoSQL 쿼문 조합

**사례2:** 불완전 질의 보정

NLQ : “학생 수가 가장 많은 학교는?”

[ 사고(thought) 흐름 ]

- T1: 학교별로 그룹핑할 필요가 있다.
- T2: 각 학교의 학생 수를 집계한다.
- T3: 학생 수 기준으로 정렬한다.
- T4: 상위 1개 선택한다.

만약 사용자가 학생 수 필드명을 명시하지 않았다면, ToT는 예제를 기반으로 ‘num\_students’를 유추하고 사고 흐름을 유지할 수 있음

### 5. 결론 및 향후 연구

본 논문에서는 NoSQL 데이터베이스의 자연어 질의 자동 변환이라는 도전적인 과제를 해결하기 위

해, ToT 기반의 Text-to-NoSQL 질의 생성 프레임워크를 설계하였다. 기존의 대형 언어 모델(LLM)은 복잡한 구조 처리 능력, 설명 가능성, 디버깅 가능성 등에서 본질적인 한계를 가지고 있었으며, 특히 NoSQL과 같은 비정형 데이터 구조에서는 생성의 일관성과 정확성을 확보하기 어려웠다 [7][8].

ToT는 이러한 한계를 해결하기 위해 사고 단위(thought unit)를 중심으로 질의 생성을 단계화하고, 트리 구조로 탐색하는 새로운 접근 방식을 제공한다 [6]. 이를 통해 모델은 단순히 정답을 생성하는 것이 아니라, 사고의 흐름을 따라가며 논리적 과정을 설명할 수 있는 질의 생성을 가능하게 하였다.

본 연구는 설계적 측면에서 ToT 기반 접근의 가능성을 제시하였으며, 향후 연구에서는 실제 실행 시스템을 구축하고, 사고 흐름 평가, 사용자 피드백 반영, 다양한 도메인 확장성 등을 포함한 후속 연구 및 기술 확장 방향을 검증할 예정이다.

#### 참고문헌

- [1] R. Cattell, "Scalable SQL and NoSQL data stores," ACM SIGMOD Record, 2011.
- [2] J. Han et al., "Survey on NoSQL database," ICPCA, 2011.
- [3] Y. Li and S. Manoharan, "Performance comparison of SQL and NoSQL databases," IEEE PACRIM, 2013.
- [4] T. Chen et al., "A Survey on Text-to-SQL Parsing," ACM Computing Surveys, 2022.
- [5] M. Zhang et al., "Text-to-SQL in the Wild," arXiv:2203.02456, 2022.
- [6] L. Yao et al., "Tree of Thoughts: Deliberate Problem Solving with LLMs," arXiv:2305.10601, 2023.
- [7] Y. Liu et al., "Bridging the Gap: Text-to-NoSQL Translation," VLDB, 2024.
- [8] OpenAI, "GPT-4 Technical Report," arXiv:2303.08774, 2023.