

플러그인형 도구와 ReAct 오케스트레이션을 활용한 경량화된 LLM 기반 여행 일정 생성 에이전트

권혜영, 윤혜주, 이지호, 최진경, 정채빈, 전창재, 고영대, 김장겸*
세종대학교

hy913149@gmail.com, i3yyj5676@gmail.com, alyssa1107@naver.com, jjinchoi@sju.ac.kr,
chaibin2000@sju.ac.kr, cchun@sejong.ac.kr, youngdae.ko@sejong.ac.kr, j.k.kim@sejong.ac.kr*

An Efficient Travel Itinerary Generation Agent Based on LLMs with Plugin Tools and ReAct Orchestration

HyeYoung Gwon, HyeJu Yun, Ji Ho Lee, Jin Kyeong Choi, Chae Bin Jeong,
Chang-Jae Chun, Young Dae Ko, Jang Kyum Kim*
Sejong Univ.

요약

본 논문은 복합적인 조건을 만족하는 개인화 여행 일정을 생성하기 위해, 대규모 언어 모델(LLM)의 추론 능력과 외부 도구 호출을 결합한 ReAct 기반 챗봇 에이전트를 제안한다. 제안 시스템은 모델의 추론과 도구의 사실 조회를 분리하여 경량 환경에서도 운용 가능하도록 설계되었으며, 플러그인형 도구 스펙을 통해 도메인 확장 시 재학습 없이 적용할 수 있는 확장성을 제공한다. 또한 관광지·숙소·식당에 대한 리뷰 및 설명 텍스트를 RAG(Retrieval-Augmented Generation) 방식으로 활용하여, 정형 정보뿐 아니라 비정형 서술 정보까지 일정 생성 과정에 반영함으로써 추천 근거의 풍부함과 설명 가능성을 높인다.

I. 서론

여행 일정 생성은 관광지, 숙소, 식사, 이동을 동시에 고려해야 하는 복합 의사결정 문제로, 영업시간·주소·요금 등 정형 정보를 적시에 조회하고 이를 일정 구조에 반영하는 과정이 필요하다. 하지만, 기존 접근은 모델 내부 지식에 정형 정보를 과도하게 의존하거나, 데이터 변경 시 재학습을 요구해 유지·운영 비용이 커지는 한계를 가진다.[1] 이를 해결하기 위해 본 연구에서는 Thought-Action-Observation(TAO) 루프를 활용하는 ReAct 기반 일정 생성 아키텍처를 제안한다. LLM은 필요한 정보를 판단하고 도구 호출을 계획·조정하며, 정형·비정형 데이터 조회는 외부 도구로 위임한다. 모든 도구는 플러그인형 인터페이스로 정의되어, 스키마만 유지된다면 데이터 수정이나 신규 도메인 추가 시에도 LLM 재학습 없이 시스템을 확장할 수 있다.

본 연구의 기여는 다음과 같다:

1. ReAct + RAG 기반 도구 오케스트레이션: LLM은 추론과 요약에 집중하고, 사실 조회는 외부 도구를 호출하여 환각 문제를 완화하고 정보 정확성을 확보한다.
2. 플러그인형 도구 스펙: 표준 인터페이스를 통해 재학습 없이 도구 교체만으로 다른 도메인에 적용 가능하다.
3. 경량·저자원 운영: 모델은 추론, 도구는 데이터 조회를 담당하여 제한된 자원 환경에서도 효율적으로 운영 가능하다.

II. 본론

2.1 시스템 아키텍처

본 연구의 시스템은 그림 1과 같이 Qwen-LLM (Brain), ReAct Orchestrator, Action Tool의 세 가지 핵심 요소로 구성된다. 각 구성 요소는 명확한 역할 분담을

통해 정형 데이터 조회와 추론을 분리하고, 데이터 변경에 즉각 대응할 수 있는 구조를 제공한다.

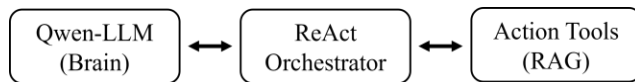


그림 1 여행 일정 생성 과정 개요

2.1.1 Qwen-LLM (Brain)

본 시스템은 Qwen 모델을 기반 LLM으로 사용한다. LLM은 두 가지 역할을 수행한다. Reason 단계에서는 사용자 질의를 분석하고 다음 단계의 도구 호출을 계획하며, Generate 단계에서는 수집된 정보를 통합하여 최종 일정을 생성한다. LLM은 정형 정보 조회를 직접 수행하지 않고 오케스트레이션과 요약에 집중함으로써, 데이터 변경 시에도 재학습 없이 동작 가능하다. 즉, 정형 정보 조회를 LLM 내부 지식에 의존하지 않고 도구 호출로 대체함으로써 추론 비용과 컨텍스트 길이를 억제하여 경량 환경에서도 안정적으로 동작하도록 한다.

2.1.2. ReAct Orchestrator

LLM이 생성한 계획 (Thought)과 행동 (Action)을 받아 도구를 호출하고, 그 결과 (Observation)를 다시 LLM에게 전달하는 TAO 루프를 제어한다.[2] 이 컴포넌트는 도구 호출 실패 및 예외 처리를 담당하여 일정 생성의 안정성을 보장한다.

2.1.3. Action Tool

Action Tool은 플러그인형 스펙으로 설계되어 공통 입·출력 스키마를 따른다. 영업시간 변경, 신규 장소 추가 등 데이터 수정이 필요한 경우에도 도구 내부 구현만 교체하면 시스템에 즉시 반영할 수 있으며, 동일 스펙을 유지하는 한 다른 도시나 도메인으로의 전환도 가능하다. Restaurant Search, Attraction Search, Accommodation Search 등의 도메인 검색 도구는 위치·카테고리·가격대 등에 기반한 정형 조회를 수행하며,

예시1	예시2
<div> <div>You</div> <div>동작구 관광지 추천해줘</div> <div>U</div> </div> <div> <div>T</div> <div>TourChat</div> <div>동작구의 추천 관광지는 다음과 같습니다. 보라매공원, 병수골마을공원, 사육신공원, 조선일보뉴지엄, 노랑진립법거리, 달마사(서울), 보라매 안전체험관, 호국지장사(서울), 요양봉저정 공원, 노들나루공원</div> </div> <div> <div>You</div> <div>강남구 맛집 추천해줘</div> <div>U</div> </div> <div> <div>T</div> <div>TourChat</div> <div>강남구의 평점 4.2점 맛집은 다음과 같습니다. Just Steak, MUOKI, 가담, 가람국시, 갯댄스시 강남</div> </div>	<div> <div>You</div> <div>용산구에서 1박 2일 미식 여행 일정 추천해줘</div> <div>U</div> </div> <div> <div>T</div> <div>TourChat</div> <div>[용산구 1박 2일 럭셔리 미식 여행]</div> <div>1일차: 도심의 미식 체험 오전: 남산서울타워 한복문화체험관 방문 - 한복문화체험관에서 한복을 입고 체험해보세요. 점심: 원대구청 - 원대구청에서 대구탕을 즐기며 대구탕 골목의 분위기도 느껴보세요. 오후: 국립중앙박물관 방문 - 대한민국 최대 박물관에서 한국의 역사와 문화를 살펴보세요. 저녁: 경리단길의 퓨전 일식 맛집 - 퓨전 일식 맛집 '조승달'에서 저녁 식사를 즐기세요.</div> <div>2일차: 도심의 명소와 역사적 순례 오전: 용산역 근처 이태원 이슬람사원 방문 - 용산역에서 이태원 이슬람사원을 방문해보세요. 점심: 이태원 근처 카페 스페이스노들케이 - 카페에서 점심과 디저트를 한번에 해결하세요. 오후: 경리단길의 다양한 음식점 체험 - 카페, 레스토랑에서 다양한 맛을 즐길 수 있습니다. 저녁: 경리단길의 세계 음식거리 - 경리단길에서 세계 음식거리의 다양한 음식들을 즐기세요.</div> <div>추천 팁: 이태원 이슬람사원 방문 시, 낮 시간에 방문해 보세요. 조용한 분위기를 즐길 수 있습니다. 경리단길에서는 다양한 음식점들을 체험해보면서, 가게마다의 특징을 살펴보세요.</div> </div>

그림 2 결과 화면

필요 시 각 장소의 리뷰·설명 텍스트를 임베딩·유사도 기반으로 함께 고려해 “조용한 카페”, “야경이 좋은 전망대”와 같은 정성적 요구 조건을 반영한다. 별도의 RAG 전용 도구를 두지 않고, 도메인별 검색 도구 내부에 RAG 기능을 통합한 점이 특징이다.

도구 유형은 다음과 같이 정리된다:

1. 데이터 조회: City Search, Restaurant Search, Attraction Search, Accommodation Search (관광지, 숙소, 식당 등 정형 데이터 검색)
2. 계산/추정: Distance (두 지점 간 거리, 이동 시간, 비용 산출)
3. 상태 관리: Notebook Write (루프 중 수집된 중간 결과 기록)
4. 계획 생성: Planner (수집된 정보를 바탕으로 최종 일정 생성)

2.2 ReAct 작동 메커니즘

시스템은 ReAct 프레임워크 기반 TAO 루프를 반복 수행하며 일정을 점진적으로 완성한다. Thought 단계에서 LLM 은 사용자 질의와 현재까지의 Observation 을 바탕으로 다음에 필요한 정보와 도구를 판단한다. (예: “서울의 맛집 정보가 필요하다”) Action 단계에서는 해당 계획에 따라 적절한 도구를 선택해 호출한다. (예: Restaurant Search[Seoul]) Observation 단계에서는 도구 실행 결과를 표준화된 JSON 형태로 수신하며, 이는 다시 다음 Thought 의 입력으로 사용된다. (예: Observation 을 바탕으로 “이제 강남 근처 숙소를 검색해야 한다”→Accommodation Search[Gangnam])

이 루프는 일정 구성을 위해 필요한 정보가 충분히 수집될 때까지 반복되며, 최종 단계에서 LLM 은 Notebook Write 등에 저장된 결과를 종합하여 개인화된 여행 일정을 생성한다. Restaurant Search, Attraction Search, Accommodation Search 와 같은 검색 도구는 평점·주소·영업시간 등 정형 정보뿐 아니라, 필요 시 리뷰·설명 텍스트도 함께 제공하여 LLM 이 정성적 조건을 고려한 후보 선택을 할 수 있게 한다. 이로써 하나의 도구 호출 결과 안에서 정형·비정형 정보를 함께 활용할 수 있으며, 도구 스키마나 내부 로직만 수정하면 데이터 변경에도 유연하게 대응할 수 있다. 이와 같은 구조는 검색·계산을 도구로 외부화하여 LLM 의 처리 부담을 낮추고, 결과적으로 저자원 환경에서의 경량 운용을 가능하게 한다.

III. 결론

본 연구는 LLM 의 추론 능력과 외부 도구 호출 기능을 결합한 ReAct 기반의 지능형 여행 챗봇 에이전트를 제안하였다. 모델의 출력 결과는 사용자의 쿼리 복잡성에 따라 TAO 루프의 반복 깊이와 도구 호출 횟수가 달라지며, 단순 사실 조회형 질의는 최소한의 도구 호출로 신속히 답변하고, 다단계 계획형 질의는 Restaurant Search, Attraction Search, Accommodation Search, Planner 등 다수의 도구 호출을 통해 상세한 여행 일정을 생성한다. 특히 Restaurant Search, Attraction Search, Accommodation Search 등의 도메인별 검색 도구 내부에 RAG 기반(임베딩 유사도) 텍스트 검색을 통합하여, 일정 추천의 근거를 리뷰·설명 수준까지 확장했다는 점에서 도메인 특화 LLM 에이전트 설계에 실무적 시사점을 제공한다. 그러나 시스템이 외부 도구에 의존적이어서 연동된 도구의 데이터 범위를 벗어난 정보는 처리하기 어렵다는 한계가 존재한다. 또한 복잡한 다단계 질의에서는 추론 및 반복적인 도구 호출로 인해 응답 지연이 발생할 수 있어 실시간성 개선이 필요하다. 향후 연구에서는 도구 호출의 병렬 처리를 통한 속도 최적화와 다양한 도구를 자동으로 통합하는 기술 개발이 요구된다. 특히 사실 조회와 정형 연산을 도구로 외부화하고 LLM 을 오케스트레이션·요약에 집중시키는 설계를 통해, 제한된 자원 환경에서도 운용 가능한 경량화된 일정 생성 에이전트를 구현하였다.

ACKNOWLEDGMENT

본 연구는 문화체육관광부 및 한국콘텐츠진흥원의 2025 년도 문화체육관광연구개발사업으로 수행되었음. (과제명: 디지털테크 투어리즘을 선도할 석박사 전문인력양성, 과제번호: RS-2024-00442006, 기여율: 100%)

참 고 문 헌

- [1] Wang, Song, et al. "Knowledge editing for large language models: A survey." *ACM Computing Surveys* 57.3 (2024): 1-37.
- [2] Xie, Jian, et al. "Travelplanner: A benchmark for real-world planning with language agents." *arXiv preprint arXiv:2402.01622* (2024).
- [3] Meyer, Sonia, et al. "A Comparison of LLM Finetuning Methods & Evaluation Metrics with Travel Chatbot Use Case." *arXiv preprint arXiv:2408.03562* (2024).