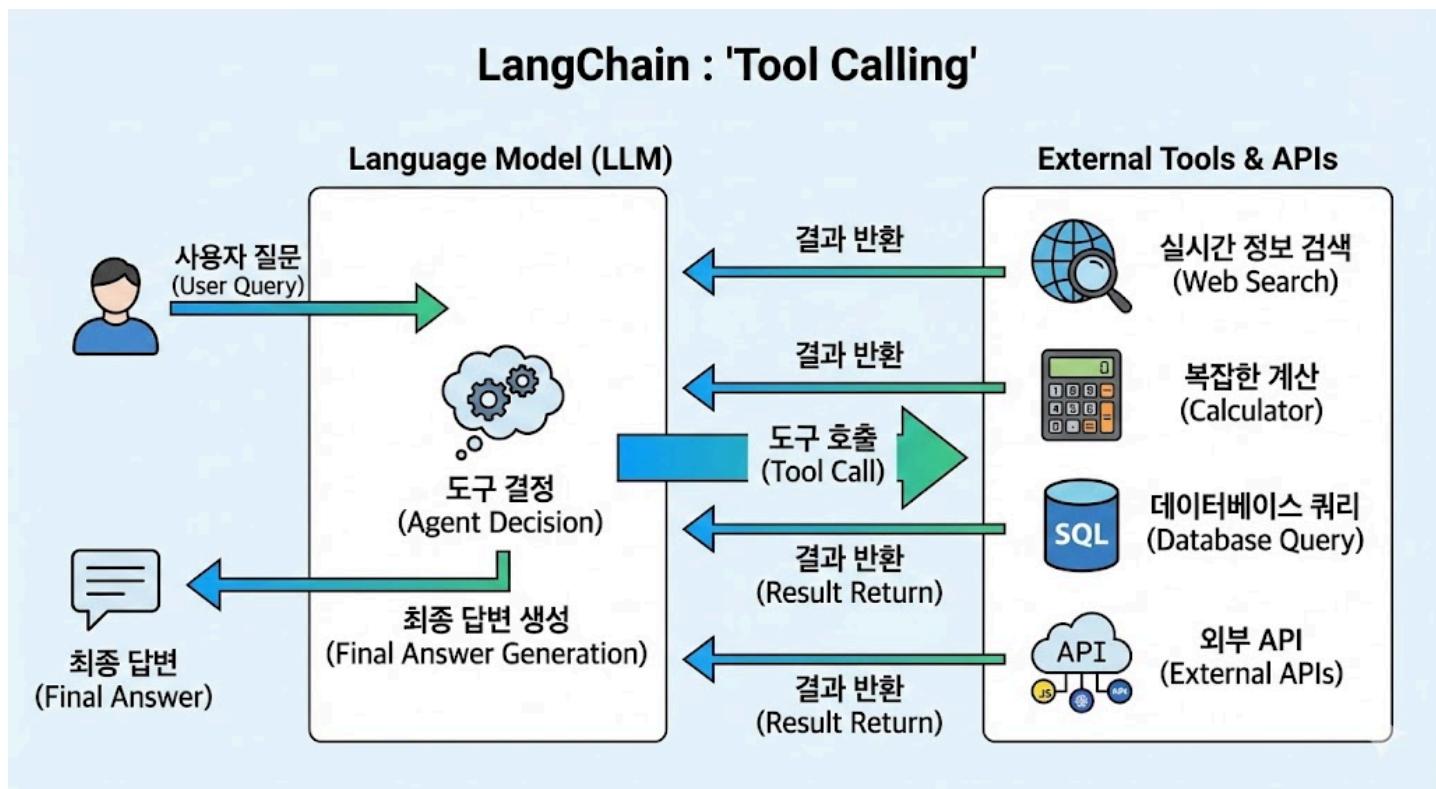


[13주차] 도구 (TOOL)

1. 도구 호출(Tool Calling)이란?

도구 호출은 언어 모델(LLM)이 외부 기능이나 API를 사용할 수 있게 해주는 핵심 기능입니다.

- 목적:** AI 모델이 단순한 텍스트 생성을 넘어, 실시간 정보 검색, 복잡한 계산, 데이터베이스 쿼리 등 실제 작업을 수행할 수 있도록 능력을 확장합니다.
- 중요성:** 특히, 여러 단계의 계획과 실행이 필요한 **에이전트(Agent)** 기반 시스템을 구축하는 데 필수적입니다.
 - 흐름:** 모델이 '질문'을 받고 -> '어떤 도구를 써야 할지' 결정 -> 도구 호출 -> 도구 실행 결과 획득 -> 결과를 바탕으로 최종 답변 생성.



2. LangChain의 내장(Pre-built) 도구 구조

도구(Tool)와 툴킷(Toolkit)의 정의

- 도구(Tool):** 모델이 호출하도록 설계된 단일 유틸리티입니다.
 - 입력:** 모델이 생성하도록 설계됩니다.
 - 출력:** 실행 후 모델에게 다시 전달되어 최종 응답에 활용됩니다.
- 툴킷(Toolkit):** 함께 사용되도록 의도된 도구들의 모음입니다. (예: **Gmail Toolkit**은 이메일 읽기, 쓰기 등 여러 도구를 포함)

LangChain은 다양한 작업을 자동화하고 외부 데이터 소스와 상호작용하기 위한 풍부한 내장 도구 세트를 제공합니다.

주요 도구 카테고리 및 활용

LangChain의 내장 도구들은 기능에 따라 다음과 같이 분류됩니다.

카테고리	주요 역할	예시 도구	참고 사항
1. 검색 도구	웹 검색 및 실시간 정보 획득	Tavily Search (월 1,000 회 무료), Brave Search (무료), Google Search, Bing Search	URL, 스니펫, 제목 등의 데이터를 반환
2. 코드 인터프리터	코드 실행 환경 제공	Azure Container Apps, E2B Data Analysis	Python, JavaScript 등 실행. 텍스트/이미지 등 결과를 반환
3. 생산성 도구	외부 생산성 툴 작업 자동화	Github Toolkit, Gmail Toolkit, Slack Toolkit	대부분 무료이나, API 사용량 제한이 있을 수 있음
4. 웹 브라우징 도구	웹 브라우저 상호작용/HTTP 요청	PlayWright Browser Toolkit, Requests Toolkit	브라우저 자동화 또는 HTTP 요청 수행
5. 데이터베이스 도구	데이터베이스 작업 자동화	SQLDatabase Toolkit, Spark SQL Toolkit	SQL 쿼리 실행 등 데이터베이스 작업을 수행

*스니펫(snippet)은 재사용 가능한 소스 코드, 기계어, 텍스트의 작은 부분을 일컫는 프로그래밍 용어

LangChain 도구의 가치

LangChain의 도구들은 언어 모델의 기능을 획기적으로 확장시켜 줍니다.

개발자는 이 도구들을 활용하여 단순한 챗봇을 넘어, 외부 서비스 및 리소스와 상호작용하며 실세계의 문제를 해결하는 더욱 강력하고 다양한 AI 애플리케이션을 구축할 수 있습니다.

전체 지원 도

<https://docs.langchain.com/oss/javascript/integrations/tools>

웹 검색 도구 활용

1. Tavily Search

Tavily Search API는 LLM과 RAG 시스템에 최적화된 검색 엔진입니다. 기존의 일반 검색 엔진들과 달리, Tavily는 AI 애플리케이션의 요구사항에 맞춰 설계되었습니다.

Tavily의 주요 특징

- AI 최적화: LLM과의 원활한 통합을 위해 설계되었습니다.
- 최신 정보: 실시간으로 업데이트 되는 정보를 제공합니다.

- 다양한 검색 모드: 일반 검색, 뉴스 검색, 이미지 검색 등 다양한 모드를 제공합니다.
- 콘텐츠 필터링: 신뢰할 수 있는 소스의 정보 만을 제공합니다.
- 무료 사용량: 월 1,000회의 무료 API 호출을 제공합니다.

Tavily Search의 작동 원리

Tavily Search는 자체적으로 웹을 크롤링하는 전통적인 검색 엔진과는 다르게, 여러 검색 엔진 및 데이터 소스의 결과를 통합하여 최종적으로 최적화된 응답을 제공하는 에이전트 기반의 검색 API입니다. 이는 특히 LLM(대규모 언어 모델)이 최신 정보에 접근하고 사실 확인을 수행하는 RAG(검색 증강 생성) 워크플로우에 초점을 맞추고 있습니다.

Tavily Search가 내부적으로 동작하는 주요 단계는 다음과 같습니다.

1. 쿼리 최적화 및 확장 (Query Optimization)

사용자나 LLM이 최초 쿼리(질문)를 입력하면, Tavily는 이 쿼리를 **최적화하고 확장합니다**.

- **쿼리 개서 (Query Rewriting)**: 입력된 쿼리를 이해하고, 핵심 의도를 파악하여 여러 개의 다양한 검색 엔진 친화적인 쿼리로 변형합니다. 예를 들어, 문맥에 따라 긴 질문을 키워드 위주로 간결하게 바꾸거나, 검색에 필요한 추가적인 정보를 추론하여 쿼리에 삽입합니다.
- **다중 검색어 생성**: 단일 질문에 대해 여러 각도에서 정보를 수집할 수 있도록 다양한 검색어를 생성합니다.

2. 다중 소스 데이터 수집 (Multi-Source Aggregation)

Tavily는 자체적인 인덱싱 없이, 다양한 고품질 검색 엔진 및 데이터 소스에 최적화된 쿼리를 동시에 전송합니다.

- **API 통합**: Tavily는 구글(Google), Bing, 기타 전문 데이터베이스 등 여러 주요 검색 엔진의 API를 통해 결과를 수집합니다.
- **실시간 데이터**: 이 방법을 통해 최신 정보에 대한 접근성이 높습니다.
- **필터링 및 정규화**: 수집된 원시 결과는 Tavily의 시스템 내에서 중복을 제거하고 표준 형식으로 정규화됩니다.

3. 결과 랭킹 및 큐레이션 (Ranking & Curation)

수집된 방대한 정보는 Tavily의 핵심 AI 기술을 통해 **가장 관련성이 높고 신뢰할 수 있는 정보**를 선별하는 과정을 거칩니다.

- **AI 기반 랭킹**: Tavily는 기계 학습 모델을 사용하여 각 소스 결과의 품질, 신뢰도, 그리고 원래 쿼리와의 관련성을 평가하고 순위를 매깁니다.
- **스니펫 생성**: 단순히 링크만 제공하는 것이 아니라, 각 링크에서 쿼리에 대한 답변을 포함하는 **간결하고 관련성 높은 텍스트 스니펫**을 추출하여 제공합니다.

4. 최종 응답 제공 (Final Output Generation)

최종적으로, Tavily API는 랭킹된 상위 결과(링크와 스니펫)를 사용자에게 반환합니다.

- **간결한 출력**: 특히 LLM 통합을 위해 설계되었기 때문에, 불필요한 데이터를 제외하고 LLM이 RAG(검색 증강 생성) 과정에 바로 사용할 수 있도록 **최적화된 형식**으로 데이터를 전달합니다.
-

핵심 기능: `TavilySearchResults` 와 같은 LangChain 도구는 이 과정에서 랭킹된 상위 몇 개의 결과를 가져와 LLM이 질문에 답할 때 참조할 수 있도록 합니다.

요약하자면, Tavily Search는 여러 검색 엔진의 장점을 AI 기반으로 취합하고 랭킹을 최적화하여, LLM에게 빠르고 정확하며 검증된 정보를 공급하는 중개자 역할을 수행하는 것이 핵심입니다.

Tavily Search는 검색 엔진이라기보다는 검색 데이터를 제공하는 API 또는 검색 에이전트로 분류하는 것이 더 정확합니다.

- Tavily는 자체적으로 웹 전체를 크롤링하여 거대한 독립 인덱스를 구축하지 않습니다.
- 대신, 질의를 받으면 다른 고품질 검색 엔진(Google, Bing 등)의 API를 통해 실시간으로 데이터를 가져옵니다.
- 이후 AI를 사용하여 이 여러 소스의 결과를 통합하고, 질문에 가장 적합한 스니펫을 추출하여 개발자나 LLM에 최적화된 형태로 제공합니다.

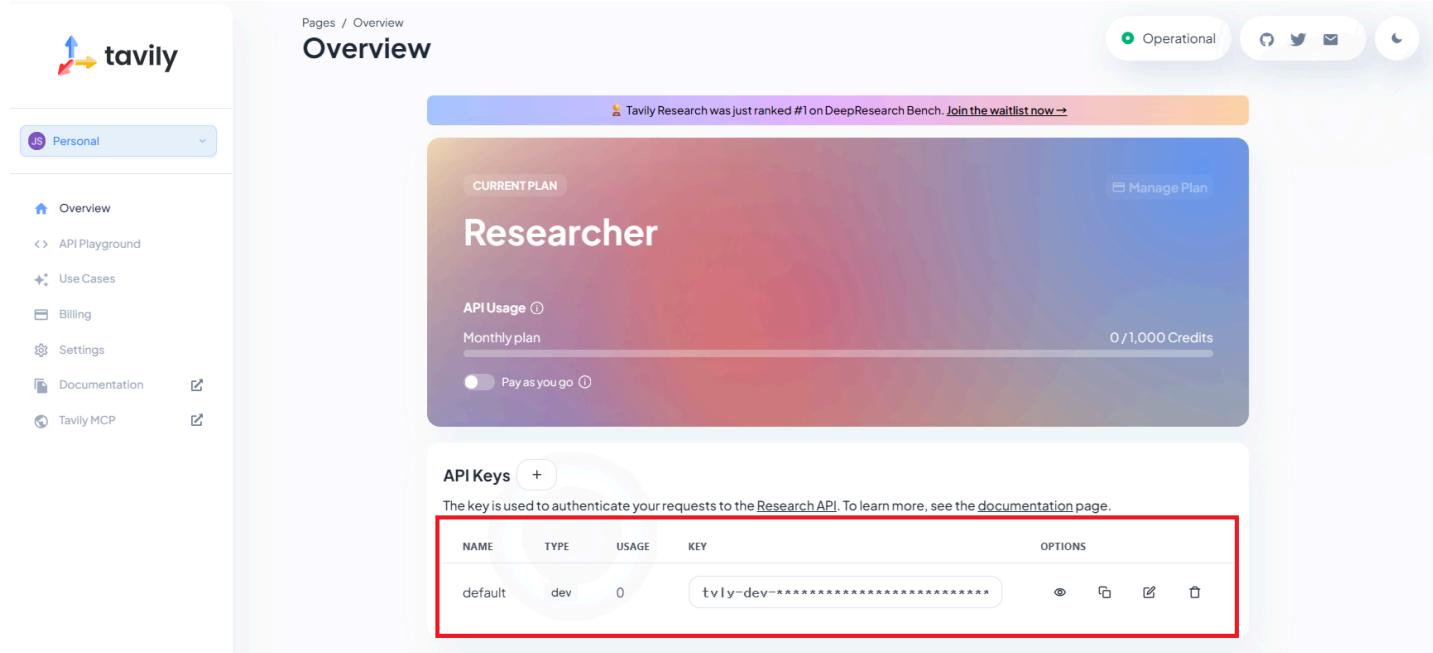
Tavily 사용하기

Tavily를 사용하기 위해서는 먼저 API 키를 발급 받아야 합니다. Tavily 웹사이트에서 회원 가입 후 API 키를 얻을 수 있습니다.

가입하기

<https://www.tavily.com>

가입 후 로그인 하면 바로 API Key를 얻을 수 있습니다.



The screenshot shows the Tavily Overview page. On the left, there's a sidebar with links like Overview, API Playground, Use Cases, Billing, Settings, Documentation, and Tavily MCP. The main area has a banner at the top stating "Tavily Research was just ranked #1 on DeepResearch Bench. Join the waitlist now →". Below the banner, it says "CURRENT PLAN" and "Researcher". It shows "API Usage" (Monthly plan), "0 / 1,000 Credits", and a "Pay as you go" toggle. At the bottom, there's a table titled "API Keys" with a "+" button. The table has columns: NAME, TYPE, USAGE, KEY, and OPTIONS. A single row is shown: "default", "dev", "0", "tavily-dev-*****", and a set of icons for edit, delete, copy, and more. The entire "API Keys" table is highlighted with a red border.

TavilySearchResults

설명

- Tavily 검색 API를 쿼리하고 JSON 형식의 결과를 반환합니다.
- 포괄적이고 정확하며 신뢰할 수 있는 결과에 최적화된 검색 엔진입니다.

- 현재 이벤트에 대한 질문에 답변할 때 유용합니다.

주요 매개변수

- `max_results` (int): 반환할 최대 검색 결과 수 (기본값: 5)
- `search_depth` (str): 검색 깊이 ("basic" 또는 "advanced")
- `include_domains` (List[str]): 검색 결과에 포함할 도메인 목록
ex) `include_domains=["github.io", "wikidocs.net"]`,
- `exclude_domains` (List[str]): 검색 결과에서 제외할 도메인 목록
- `include_answer` (bool): 원본 쿼리에 대한 짧은 답변 포함 여부
- `include_raw_content` (bool): 각 사이트의 정제된 HTML 콘텐츠 포함 여부
- `include_images` (bool): 쿼리 관련 이미지 목록 포함 여부

Auto (Python) ▾



```
# 뉴스 검색 예제
result = tavily_tool.search(
    query="최신 AI 기술 동향", # 검색 쿼리
    search_depth="basic", # 기본 검색 수준
    topic="news", # 뉴스 주제
    days=3, # 최근 3일 내 결과
    max_results=5, # 최대 5개 결과
    include_answer=False, # 답변 미포함
    include_raw_content=False, # 원본 콘텐츠 미포함
    include_images=False, # 이미지 미포함
    format_output=True, # 결과 포맷팅
)
```

반환 값

- 검색 결과를 포함하는 JSON 형식의 문자열(url, content)

설치

<https://github.com/tavily-ai/tavily-python>

Auto ▾



```
pip install tavily-python langchain-community
```

실습 13_tavily.py



Python ▾

```
from langchain_community.tools.tavily_search import TavilySearchResults

from dotenv import load_dotenv
load_dotenv()

tool = TavilySearchResults(max_results=1)
result = tool.invoke("antigravity는 무엇이고 최근 이슈는 무엇인가요?")

print(result)
```

출력



Auto (CSS) ▾

[{'title': '구글 안티그래비티: 구글의 에이전트 우선 코딩 플랫폼 내부 - Macaron',
 'url': 'https://macaron.im/ko/blog/google-antigravity-coding-agent',
 'content': "Google Antigravity는 최근 출시된 AI 지원 소프트웨어 개발 플랫폼으로, 코드
 의 '에이전트 우선' 시대를 위한 것입니다. 간단히 말해, \\\AI 에이전트로 강화된 IDE(통합 개
 발 환경)\\\입니다. 단순히 코드 자동 완성에 그치지 않고, 이 AI 에이전트는 계획, 작성, 테
 스트, 심지어 여러 도구를 통해 코드를 실행할 수도 있습니다. Google은 Antigravity를 개발자
 가 “더 높은 수준의 작업 지향적 수준에서 작업할 수 있도록” 하는 플랫폼이라고 설명합니다.
 즉, 원하는 목표를 AI에 알려주면 에이전트가 그것을 어떻게 달성할지 알아냅니다. 이 과정에서 여
 전히 IDE처럼 친숙하게 느껴져 개발자는 필요할 때 전통적인 코드 작성 방식으로 작업할 수 있습
 니다. 목표는 AI를 수동적 보조가 아닌 능동적 코딩 파트너로 만드는 것입니다. [...] 이 프로젝
 트를 'Antigravity'라고 명명함으로써, Google은 대담하고 미래지향적인 혁신의 이미지를 의도
 적으로 불러일으킵니다. 이는 Google X '문샷 팩토리' 정신을 연상시킵니다 – 소행성 채굴, 우
 주 엘리베이터, 자율주행차와 같은 대담한 아이디어를 추구하는 곳입니다. Antigravity는 소프
 트웨어 도구이지만, 전통적 제약에서 벗어나려는 그 정신을 담고 있습니다. 전통적인 소프트웨어
 엔지니어링에서는 더 많은 기능을 추가하거나 복잡한 시스템을 구축하는 것이 대개 유지해야 할 코
 드가 더 많아지고, 수정해야 할 버그가 더 많아지면서 중력에 눌리게 됩니다. Google
 Antigravity는 그 무게를 제거하려 하며, 개발자가 덜 억압받으면서 더 많이 구축할 수 있도록
 합니다. 이것은 실험적인 아이디어입니다: 코딩에 중력이 없다면, 탈출 속도로 움직일 수 있다면
 어떨까요? [...] 현재로서는 호기심 많은 개발자들이 Antigravity를 무료로 다운로드하여 체험
 해볼 수 있습니다. 당신이 잡무를 덜어내고 싶은 전문 개발자이든 AI에 관심 있는 취미 개발자이
 든, 앱을 '런칭'하고 실험해보는 것은 가치가 있습니다. 그 이름 자체가 탐험을 초대합니다:
 Antigravity는 일반적인 규칙이 완전히 적용되지 않는다는 것을 암시합니다. 실제로 AI 에이전트
 가 여러분을 대신해 코드를 작성하고 테스트하는 것을 보면서 마치 실시간으로 중력이 무시되는
 것을 보는 듯한 신비로운 느낌을 받을 수 있습니다. 이는 기술 발전을 지속시키는 혁신적이고 과학
 적으로 기반을 둔 놀이를 잘 보여줍니다. Google Antigravity는 우리 모두에게 흥미로운 질문
 을 던집니다: 소프트웨어 개발 자체가 거의 무중력 상태가 된다면 우리는 무엇을 만들게 될까요?
 \n\n## 참고 자료 (출처)", 'score': 0.9930962}]

고급 기능: 검색 모드 설정

Tavily는 다양한 검색 모드를 제공합니다. 예를 들어, 뉴스 검색 모드를 사용하려면 다음과 같이 설정할 수 있습니다:

Auto (Bash) ▾



```
retriever = TavilySearchAPIRetriever(
    k=3, search_depth="advanced", include_domains=[ "news" ]
)
```

topic Available options:

general,**news**,**finance**

search_depth Available options:

basic,**advanced**

<https://docs.tavily.com/documentation/api-reference/endpoint/search>

이름	유형	작동 방식	주요 목적
Brave Search	독립적 검색 엔진	자체 웹 크롤링 및 인덱스 구축	일반 사용자의 웹 검색 (개인 정보 보호 중시)
Google Search	독립적 검색 엔진	자체 웹 크롤링 및 인덱스 구축	일반 사용자의 웹 검색 (가장 큰 인덱스)
Bing Search	독립적 검색 엔진	자체 웹 크롤링 및 인덱스 구축	일반 사용자의 웹 검색 (Microsoft의 서비스)
Tavily Search	검색 API/에이전트	다른 검색 엔진의 결과 통합 및 AI 최적화	LLM 및 애플리케이션 개발자의 RAG 시스템 통합

코드 인터프리터 도구 활용

Python REPL 도구

Python REPL 도구 설명: [PythonREPLTool](#)

PythonREPLTool 은 LangChain에서 제공하는 도구(Tool) 중 하나로, 에이전트나 애플리케이션이 파이썬(Python) 코드를 직접 실행하고 그 결과를 활용할 수 있도록 설계되었습니다. 이는 LLM(대규모 언어 모델)이 복잡한 계산을 수행하거나, 데이터 조작을 하거나, 논리적인 문제 해결을 위해 실제 코드를 작성하고 테스트할 수 있는 환경을 제공합니다.

1. PythonREPLTool 의 주요 역할

이 도구는 Python의 **REPL (Read-Eval-Print Loop)** 환경을 래핑(Wrapping)하여 제공합니다.

- **Read (읽기)**: 사용자의 입력(Python 명령어 문자열)을 받습니다.
- **Eval (평가/실행)**: 그 명령어를 실제 Python 셀 환경에서 실행합니다.
- **Print (출력)**: 실행 결과를 문자열로 반환합니다.

💡 사용 시 주의사항

결과를 명시적으로 출력해야 합니다. 도구 실행 결과로 값을 받으려면 입력 코드 내에서 `print(...)` 함수를 명시적으로 사용해야 합니다. 예를 들어, `2 + 2` 만 입력하면 아무 결과도 반환되지 않으며, `print(2 + 2)` 라고 입력해야 결과인 `4` 가 반환됩니다.

2. 주요 특징 및 매개변수

특징/매개변수	설명	기본값
<code>sanitize_input</code>	입력으로 들어온 코드 문자열을 실행하기 전에 정제할지 여부를 결정합니다.	<code>True</code>
<code>python_repl</code>	도구 내부에서 실제로 코드를 실행하는 <code>PythonREPL</code> 인스턴스입니다.	전역 범위에서 실행되는 기본 인스턴스

입력 정제 (`sanitize_input`)

`sanitize_input`이 `True`인 경우, 도구는 사용자 입력 코드에서 불필요한 형식 요소를 제거합니다. 이는 특히 LLM이 코드를 생성할 때 자주 발생하는 Markdown 형식의 불필요한 문자를 처리하는 데 유용합니다.

- 제거 대상: 코드 블록을 감싸는 백틱(``), 'python' 또는 'py'와 같은 언어 지정자, 불필요한 공백 등이 제거 됩니다.

3. 사용 방법

`PythonREPLTool`은 일반적인 LangChain 도구와 동일하게 사용됩니다.

- 인스턴스 생성:** `PythonREPLTool()`을 호출하여 도구 인스턴스를 생성합니다.
- 코드 실행:** 생성된 인스턴스의 `run`, `arun`, 또는 `invoke` 메서드에 실행하고자 하는 유효한 Python 코드 문자열을 입력으로 전달합니다.

Auto ▾



```
pip install langchain-experimental
```

Auto (Haskell) ▾



```
from langchain_experimental.tools import PythonREPLTool

# 1. 도구 인스턴스 생성
python_tool = PythonREPLTool()

# 2. 코드 실행 (print() 사용 필수)
code_to_run = "import math; print(math.sqrt(144) + 5)"
result = python_tool.run(code_to_run)

# result에는 '17.0\n'과 같은 실행 결과가 포함됩니다.
```

이 도구는 LLM에게 단순한 텍스트 처리 능력을 넘어 **실제 컴퓨팅 능력을** 부여하여 에이전트의 문제 해결 범위를 획기적으로 확장시킵니다.

사용자 정의 도구(Custom Tool)

LangChain에서 제공하는 빌트인 도구 외에도 사용자가 직접 도구를 정의하여 사용할 수 있습니다.

@tool 데코레이터

이 데코레이터는 함수를 도구로 변환하는 기능을 제공합니다. 다양한 옵션을 통해 도구의 동작을 커스터마이즈 할 수 있습니다.

사용 방법

1. 함수 위에 `@tool` 데코레이터 적용
2. 필요에 따라 데코레이터 매개변수 설정

이 데코레이터를 사용하면 일반 Python 함수를 강력한 도구로 쉽게 변환할 수 있으며, 자동화된 문서화와 유연한 인터페이스 생성이 가능합니다.

LangChain의 `@tool` 데코레이터의 매개변수 설정이란, 단순히 함수 위에 `@tool` 을 붙이는 것을 넘어, **도구 (Tool)**로 변환되는 함수의 속성을 사용자가 직접 지정하여 대규모 언어 모델(LLM)이 해당 도구를 더 정확하고 유연하게 사용하도록 돋는 것을 의미합니다.

기본적으로 `@tool` 데코레이터는 다음 정보를 함수로부터 자동으로 추출합니다.

- **도구 이름 (name):** 함수의 이름을 사용합니다.
ex) `@tool("웹_검색")`
- **도구 설명 (description):** 함수의 `docstring` (문자열)을 사용합니다. 이 설명은 LLM이 도구를 언제 사용해야 하는지 판단하는 데 결정적인 역할을 합니다.
ex) `@tool(description="현재 날씨 정보를 조회합니다.")`
- **입력 스키마 (args_schema):** 함수의 **매개변수 주석(Type Hinting)**을 사용하여 도구의 입력 형식을 자동으로 생성합니다.
- `@tool(return_direct=True)`

도구의 출력을 즉시 사용자에게 반환하고 에이전트의 생각을 멈추게 할 때 사용합니다. 예를 들어, 계산기 도구의 결과는 보통 추가적인 사고 없이 바로 사용자에게 전달하는 것이 좋습니다.

`return_direct=True` 작동 방식 및 예시

1. `return_direct=False` (기본값)의 동작 (비효율적)

대부분의 도구는 이 기본값으로 설정됩니다. 도구 사용 후, 에이전트는 결과를 받아 다음 행동을 결정해야 합니다.

단계	동작	에이전트의 '생각 (Thought)'
사용자 요청	"서울의 현재 온도는?"	
Action	<code>weather_tool(city="서울")</code> 실행	
Observation	서울의 현재 온도는 15°C 입니다.	

Thought	"도구로부터 날씨 정보를 얻었다. 이제 이 정보를 최종 답변 형식으로 사용자에게 제공해야 한다."	불필요한 사고
Final Answer	"서울의 현재 온도는 15°C 입니다."	

이 경우, **15°C**라는 단순한 결과가 나왔음에도 에이전트는 추가적인 LLM 호출을 통해 사고하고 답변을 구성하는 **추가적인 시간과 비용**을 소모합니다.

2. `return_direct=True`의 동작 (효율적)

단순하고 최종적인 결과를 내는 도구(예: 계산기, 단순 조회 도구)에 이 옵션을 설정합니다.

Auto (Python) ▾

```
from langchain.tools import tool

@tool(return_direct=True) # 이 옵션이 핵심입니다.
def calculator(expression: str) → float:
    """수학적 표현식을 계산합니다. (예: 5 + 3 * 2)"""
    return eval(expression) # 예시를 위한 단순화

# ... 에이전트 실행 ...
```



단계	동작	에이전트의 '생각' (Thought)
사용자 요청	"123 + 456을 계산해줘."	
Action	<code>calculator(expression="123 + 456")</code> 실행	
Observation	579	
최종 응답 즉시 반환	"579"	👉 추가적인 사고 없이 즉시 종료 및 반환

`return_direct=True`를 사용하면, 도구 실행 결과 579 가 나오자마자 에이전트 루프가 종료되고 해당 값이 바로 사용자에게 전달됩니다.

요약:

이 옵션은 **단순 조회/계산 도구**에서 불필요한 LLM 호출을 제거하여 **응답 속도를 높이고 운영 비용을 절감**하는 데 결정적인 역할을 합니다.

13_custom_tool.py

Auto (Python) ▾



```

from langchain.tools import tool

# 데코레이터를 사용하여 함수를 도구로 변환합니다.
@tool
def add_numbers(a: int, b: int) → int:
    """Add two numbers"""
    return a + b

@tool("곱셈연산")
def multiply_numbers(a: int, b: int) → int:
    """Multiply two numbers"""
    return a * b

# 도구 실행
add_result = add_numbers.invoke({"a": 3, "b": 4})

# 도구 실행
multiply_result = multiply_numbers.invoke({"a": 3, "b": 4})

print(f"도구 이름: {add_numbers.name}") # add_numbers
print(f"도구 설명: {add_numbers.description}") # Add two numbers
print(f"도구 결과: {add_result}")

# 사용자가 입력한 값을 도구에 전달
print(f"도구 이름: {multiply_numbers.name}") # multiply_numbers
print(f"도구 결과: {multiply_result}")

# LangChain이 생성한 args_schema를 확인해봅니다.
schema = add_numbers.args # .args 속성을 통해 스키마에 접근 가능
print(schema)

```

LLM 도구 바인딩(Binding Tools)

LLM 모델이 도구(tool)를 호출할 수 있으려면 chat 요청을 할 때 모델에 도구 스키마(tool schema)를 전달해야 합니다.

도구 호출(tool calling) 기능을 지원하는 LangChain Chat Model은 `.bind_tools()` 메서드를 구현하여 LangChain 도구 객체, Pydantic 클래스 또는 JSON 스키마 목록을 수신하고 공급자별 예상 형식으로 채팅 모델에 바인딩(binding) 합니다.

- Pydantic 라이브러리는 주로 데이터 모델을 정의하는데 사용

llm 모델에 `bind_tools()` 를 사용하여 도구를 바인딩합니다.

결과는 `tool_calls` 에 저장됩니다. 따라서, `.tool_calls` 를 확인하여 도구 호출 결과를 확인할 수 있습니다.

Auto (Python) ▾



```
from langchain_ollama import ChatOllama

tools = [add_numbers, multiply_numbers, python_tool]

llm = ChatOllama(
    base_url="http://localhost:11434", # Ollama 서버 주소
    model="gemma3:1b",
    temperature=0.3,
)

llm_with_tools = llm.bind_tools(tools)
llm_with_tools.invoke("What is the length of the word 'teddynote'?").tool_calls
```

`create_tool_calling_agent` 설명

`create_tool_calling_agent` 함수는 LangChain Expression Language (LCEL)에서 사용되는 핵심 함수로, LLM 모델을 활용하여 도구 호출(Tool Calling) 체인을 쉽게 구성할 수 있도록 돕습니다.

이 함수를 사용하면 LLM이 사용자의 요청을 이해하고, 요청을 처리하는 데 필요한 도구(Tool)를 식별하여 올바른 형식으로 호출할 수 있는 에이전트 역할을 수행하게 됩니다.

1. `create_tool_calling_agent` 의 역할

이 함수는 LLM, 도구 목록, 프롬프트 템플릿을 결합하여, 도구 사용을 지시하는 특정 구조를 가진 에이전트 프롬프트를 만듭니다.

- **입력:** 사용자의 질문 (User Input)
- **출력:** 다음 단계로 전달할 에이전트 상태(Agent State) 또는 LLM의 응답

핵심 기능은 LLM이 사용자 질문을 분석하여, 어떤 도구를 어떤 인자(arguments)와 함께 호출해야 하는지에 대한 JSON 형식의 응답을 생성하도록 유도하는 것입니다.

2. 주요 구성 요소

`create_tool_calling_agent` 를 호출할 때 필요한 세 가지 핵심 구성 요소는 다음과 같습니다.

구성 요소	설명	역할
llm	도구 호출을 지원하는 LLM	사용자 질문을 분석하고, 사용할 도구와 인수를 JSON 형식으

		로 결정합니다. (예: ChatOpenAI(model="gpt-4o"))
tools	사용 가능한 도구 목록	LLM이 접근할 수 있는 모든 BaseTool 객체의 리스트입니다. (예: TavilySearchResults, GoogleSearch, 커스텀 도구)
prompt	Agent 프롬프트 템플릿	LLM에게 전반적인 임무, 시스템 지침, 도구를 사용하는 방법을 알려주는 ChatPromptTemplate입니다. 이 템플릿에는 반드시 tools, tool_names, agent_scratchpad 변수가 포함되어야 합니다.

3. 작동 흐름 (Agent Executor 내부)

create_tool_calling_agent로 생성된 로직은 보통 AgentExecutor 내에서 실행되며, 그 과정은 다음과 같습니다.

1. 사용자 질문 입력: 사용자가 질문을 던집니다.
2. LLM 호출: prompt, tools, 그리고 이전 실행 결과(agent_scratchpad)와 함께 LLM을 호출합니다.
3. LLM 결정: LLM은 두 가지 중 하나를 결정합니다.
 - Final Answer (최종 답변): 도구 없이 바로 답변할 수 있다면 최종 답변을 출력합니다.
 - Tool Call (도구 호출): 정보가 필요하다고 판단하면, 도구 이름과 호출 인자를 JSON 형식으로 포함하는 응답을 반환합니다.
4. 도구 실행 (Action): AgentExecutor는 LLM이 요청한 도구를 실행하고 결과를 받습니다.
5. 결과 반영: 도구 실행 결과는 agent_scratchpad에 저장되어 (Observation) 다음 LLM 호출의 입력으로 다시 들어갑니다. (반복)
6. 반복 종료: LLM이 최종 답변을 출력할 때까지 3~5단계를 반복합니다.

agent_scratchpad는 LangChain 에이전트 시스템에서 에이전트가 현재 목표를 달성하기 위해 수행한 중간 작업과 그 결과들을 임시로 기록하는 공간 또는 임시 작업 메모리 역할을 합니다.

이는 에이전트의 반복적인 사고 및 행동 루프를 가능하게 하는 핵심적인 구성 요소입니다.

agent_scratchpad의 역할과 필요성

agent_scratchpad는 LLM이 ***이전에는 무슨 일을 했고, 그 결과는 무엇이었는지***를 파악하여 다음 행동을 결정할 수 있도록 도와주는 일종의 로그(Log) 또는 작업 기록부입니다.

1. 작동 원리 (기억의 주입)

- 저장되는 내용: Agent Executor가 도구를 호출(Action)하고 그 결과를 받아오면(Observation), 이 ***'Action과 Observation 쌍'***이 순차적으로 agent_scratchpad에 기록됩니다.
- LLM으로 전달: Agent Executor가 LLM을 다시 호출할 때, 이 agent_scratchpad는 프롬프트의 일부로 포함되어 LLM에게 전달됩니다.
- 사고 과정 재개: LLM은 스크래치패드에 담긴 이전의 모든 시도와 결과를 검토하고, 이를 바탕으로 "지금까지 이랬으니, 다음에는 어떤 도구를 어떻게 호출해야 최종 답변을 얻을 수 있겠다"는 **새로운 사고 (Thought)**를 시작하게 됩니다.

2. 필요한 이유 (연속적인 추론)

에이전트 시스템의 가장 중요한 기능은 여러 단계를 거쳐 복잡한 문제를 해결하는 능력입니다.

- 예시: "어제 날씨를 조회하고, 그 온도를 화씨로 변환해줘."
 - 1단계: 에이전트는 날씨_조회_도구를 사용합니다. → 결과가 스크래치패드에 기록됩니다.
 - 2단계: 에이전트는 스크래치패드의 조회 결과를 보고, 이제 온도_변환_도구를 사용해야 한다고 판단합니다.
 - 3단계: 변환된 최종 결과를 얻습니다.

agent_scratchpad 가 없다면, LLM은 매 호출마다 "어제 날씨"를 다시 조회하는 등 이전 단계를 기억하지 못해 비효율적으로 반복하거나, 아예 복합적인 작업을 수행할 수 없게 됩니다.

4. 사용 예시 (LCEL 파이프라인)

Auto (Python) ▾



```
from langchain_openai import ChatOpenAI
from langchain import hub
from langchain.agents import create_tool_calling_agent, AgentExecutor
from langchain_community.tools.tavily_search import TavilySearchResults

# 1. 도구 정의
tools = [TavilySearchResults(max_results=3)]

# 2. LLM 정의 (OpenAI의 도구 호출 기능 사용)
llm = ChatOpenAI(model="gpt-4o", temperature=0)

# 3. 프롬프트 정의 (Hub에서 기본 템플릿 로드)
prompt = hub.pull("hwchase17/openai-tools-agent")

# 4. Agent 생성
agent = create_tool_calling_agent(llm, tools, prompt)

# 5. Agent Executor 생성 (실행 환경)
agent_executor = AgentExecutor(agent=agent, tools=tools, verbose=True)

# 실행
# result = agent_executor.invoke({"input": "최근 며칠간 달 탐사선 이슈에 대해 알려줘"})
```

참고

<랭체인LangChain 노트> - LangChain 한국어 튜토리얼KR : <https://wikidocs.net/book/14314>