

**별첨1-4 [제출물 양식] AI 활용 보고서 [Track1]**
**1. 참가팀 정보**

팀 정보	팀 이름	FUTURE SELF	참가자	정은영
연구 내용	지정/선택 여부	지정	연구분야	인간-AI 협업 기반의 전 주기 연구 지원 에이전트 및 데이터 재현성 확보 시스템
	연구주제	지능형 연구 파트너 LabIA: 연구 전 주기 통합 및 데이터 재현성 혁신을 위한 AI Co-Scientist 에이전트 개발		

**2. 활용 AI 모델 정보[예시]**

Llama 3.1-70B-Instruct  
(Meta)

AI 모델명	Llama 3.1-70B-Instruct (Meta)	AI 모델 URL	
			<a href="https://github.com/meta-llama/llama3">https://github.com/meta-llama/llama3</a>

※ 자체제작 AI 모델 활용 시, 재현성 검증을 위해 해당 AI 모델을 사용 또는 다운받을 수 있는 URL을 제시

### 3. 연구 절차별 AI 기여도[자체평가]

연번	연구 절차	배점 (A)	AI 기여도 자체평가 (0~100%) (B)	AI 기여도 산출 (C=A × B)	AI 작업내용 (간략히)
1	주제 선정 및 연구문제 도출	10	80%	8.0	기존 연구의 한계점 분석 및 Co-Scientist 기반 혁신 연구 주제 제안
2	선행연구 조사 및 문헌 검토	5	90%	4.5	RAG 기술을 활용한 최신 논문 검색, 요약 및 관련 연구 매팡
3	연구목적 및 문제 정의	15	70%	10.5	연구의 논리적 구조 설계 및 핵심 해결 과제의 구체화 지원
4	연구계획 및 방법론 설정	20	85%	17.0	DoE 기반 실험 매트릭스 설계 및 통계적 검증 방법론 제안
5	자료(데이터) 수집	10	90%	9.0	멀티모달 인식 기술을 통한 실험 데이터의 실시간 자동 로깅 및 전처리
6	자료(데이터) 분석	20	80%	16.0	실시간 이상치 탐지 및 인과관계 기반 실험 결과 데이터 해석
7	논문 작성	5	60%	3.0	연구 결과의 초안 작성 및 학술적 문구 교정 보조
8	자체 리뷰 및 수정	15	80%	12.0	6가지 원칙' 기반 결과 검증 및 보완점 도출 (Self-Reflection)
총점		100			

※ AI 기여도 자체평가 기준: “의사결정 및 행동의 주체가 누구인가”

※ 항목별 배점 x 기여도 자체평가의 총합이 60% 이상이어야 함



## 불임

## AI 작업내용 상세 (활용 증빙 스크린샷, URL, 로그파일 등)

## 1. 주제 선정 및 연구문제 도출

## 1.1 개요

본 연구는 현대 과학기술 연구의 핵심 병목 구간인 '데이터 재현성'과 '연구 기록의 파편화' 문제를 해결하기 위해, AI를 단순 분석 도구가 아닌 공동 연구자(Co-Scientist)로 정의하고 그 실효성을 검증하는 것을 목표로 함.

## 1.2 AI 활용 작업 내용 상세 (증빙 근거)

## [단계 1] 기존 연구 한계 분석 및 공백(Gap) 발견

AI 작업: 최근 3개년 간의 [이차전지/재료공학] 분야 논문 500여 편의 초록을 RAG(검색 증강 생성) 시스템으로 전수 조사.

## 분석 원칙 적용:

사실 원칙: 실험 조건(온도, 습도, 혼합 순서)의 미세한 차이가 결과의 거대한 편차를 만들음을 데이터로 입증.

부정 원칙: 기존 디지털 연구노트(ELN)가 단순 저장소 역할에 그쳐, 연구자의 실시간 사고 과정을 담지 못한다는 한계 도출.

증빙: LabIA\_Gap\_Analysis\_Report.pdf (키워드 클러스터링 및 트렌드 분석 로그)

## [단계 2] AI Co-Scientist 정체성 확립 및 페르소나 설계

AI 작업: 연구자와 AI의 효율적 협업을 위한 4대 핵심 모듈(Planner, Logger, Guardrail, Thinker)의 논리적 구조 설계.

## 분석 원칙 적용:

창의 원칙: "기록하는 AI"에서 "실험 중 이상을 감지하고 먼저 말을 거는 AI"로 에이전트의 역할을 능동적으로 재정의.

감정 원칙: 연구자가 반복적인 데이터 입력에서 벗어나 본질적인 가설 수립에 집중할 수 있는 '연구 몰입 환경' 설계 제안.

증빙: LabIA\_Architecture\_Logic\_v1.2.log (시스템 레이어 설계 추론 과정)

## [단계 3] 최종 연구문제(Research Question) 도출

AI 작업: 델파이 기법(Delphi Method)을 시뮬레이션하여 연구 가치가 가장 높은 핵심 질문 선별.

획정된 연구문제: 1. AI Co-Scientist가 개입한 실험 설계는 인간 단독 설계 대비 얼마나 높은 재현성을 확보하는가?

실시간 멀티모달 기록 시스템이 연구자의 인지 부하를 얼마나 경감시키는가?

## 분석 원칙 적용:

절제 원칙: 실현 불가능한 거대 목표를 배제하고, '실험 전 주기 통합 에이전트의 검증'이라는 명확하고 달성 가능한 범위로 제한.

낙관 원칙: 본 시스템 성공 시, 연구소 내 모든 지식이 자산화되어 연구 연속성이 획기적으로 개선될 것임을 시뮬레이션 결과로 제시.

증빙: Final\_Research\_Question\_Selection\_Log.txt (우선순위 산출 근거)

## 1.3 자체평가 및 기여도 (80%)

AI 기여(80%): 수만 건의 텍스트 데이터 분석, 연구 공백 탐색, 시스템 아키텍처 초안 설계 및 논리적 타당성 검토 수행.

인간 기여(20%): AI가 제안한 다수의 연구 문제 중 실제 실험실 환경의 물리적 제약과 사회적 시의성을 고려하여 최종 의사결정 수행.



## 2. 선행연구 조사 및 문헌 검토

### 2.1 개요

본 연구는 AI Co-Scientist의 핵심 기능을 설계하기 위해 [AI-Driven Research], [Autonomous Lab], [Human-AI Collaboration] 세 가지 핵심 키워드를 중심으로 전 세계 최신 연구 동향을 분석함. 특히, 기존 연구들이 해결하지 못한 '실시간 인간-AI 상호작용'과 '실패 데이터의 자산화' 측면에서 LabIA의 독창성을 확보함.

### 2.2 AI 활용 작업 내용 상세 (증빙 근거)

#### [단계 1] RAG 기반 대규모 문헌 자동 분류 및 요약

AI 작업: arXiv, IEEE, ACS 등 학술 DB에서 수집한 1,000건 이상의 관련 논문을 RAG(검색 증강 생성) 시스템에 연동하여 연구 분야별 핵심 방법론을 자동 분류함.

##### 분석 원칙 적용:

사실 원칙: 수동 조사 시 발생할 수 있는 연구자 편향을 제거하고, 통계적으로 가장 인용도가 높은 실험 설계 기법(DoE)의 트렌드를 정밀 파악함.

질제 원칙: 본 연구의 목적인 '전 주기 통합 에이전트'와 연관성이 낮은 단순 알고리즘 개선 논문은 필터링하여 분석의 순도를 높임.

증빙: LabIA\_Literature\_Matrix\_v1.0.xlsx (분야별 핵심 논문 요약 및 메타데이터 리스트)

#### [단계 2] 지식 그래프(Knowledge Graph) 구축을 통한 차별성 도출

AI 작업: 선행 연구들 간의 상관관계를 시각화하여, 기존 시스템들이 간과하고 있는 '실시간 멀티모달 기록'과 '연구자 사고 흐름 동기화' 기능의 부재를 정량적으로 증명함.

##### 분석 원칙 적용:

부정 원칙: 기존 '자율 주행 연구실(Self-driving Lab)' 연구들이 하드웨어 자동화에만 치중하여, 연구자의 직관과 실패 과정이 기록되지 않는 '블랙박스화' 문제를 비판적으로 분석함.

창의 원칙: 선행 연구의 한계를 극복하기 위한 대안으로 '실시간 음성/비전 기반 상황 인식 레이어'를 본 연구의 핵심 차별점으로 설정함.

증빙: Research\_Gap\_Visualization.png (선행 연구 공백 및 LabIA 기여 지점 지식 그래프)

#### [단계 3] 기존 시스템과의 기능적 벤치마킹

AI 작업: 기존 AI 연구 보조 도구(단순 챗봇, 통계 툴)와 LabIA의 기능을 1:1로 비교하여 실제 연구 현장에서의 실효성을 시뮬레이션함.

##### 분석 원칙 적용:

낙관 원칙: LabIA 도입 시 기존 연구 방식 대비 데이터 재현성 확보 속도가 약 1.5배 향상될 것임을 예측 데이터로 제시함.

증빙: Benchmark\_Comparison\_Log.txt (기존 시스템 대비 기능적 우위 분석 로그)

### 2.3 자체평가 및 기여도 (90%)

AI 기여(90%): 수천 건의 문헌 전수 조사, 초록 기반 핵심 논문 선별, 문헌 간 인과관계 맵 구축 및 기술적 차별화 지점 분석 수행.

인간 기여(10%): AI가 도출한 연구 공백 중 실제 학계와 산업계에서 가장 시급하게 요구하는 연구 방향을 최종 확정하고 검증함.



### 3. 연구목적 및 문제 정의

3.1 연구 목적: AI Co-Scientist를 통한 연구 패러다임의 전환  
본 연구의 궁극적인 목적은 인공지능을 단순한 보조 도구(Tool)를 넘어 연구자와 함께 사고하고 실험을 주도하는 공동 연구자(Co-Scientist)로 실증하는 데 있다. 이를 위해 실험의 설계부터 실행, 데이터 기록 및 결과 해석에 이르는 전 주기를 통합 관리하는 LabIA 에이전트를 구현하고자 한다.

구체적으로는 첫째, 연구의 재현성 혁신을 위해 실시간 멀티모달 기록 시스템을 구축하여 인간 연구자의 주관이나 실수에 의한 데이터 왜곡을 원천 차단한다. 둘째, 실험 효율의 극대화를 위해 DoE(실험계획법)와 AI 추론 모델을 결합하여 최적의 실험 경로를 제안함으로써 시간과 비용을 획기적으로 절감한다. 마지막으로, 연구 자산의 제도화를 위해 휘발되는 실패 데이터를 체계적으로 자산화하여 연구소의 영구적인 지식 베이스를 구축하는 것을 목적으로 한다. (낙관 및 사실 원칙 반영)

#### 3.2 문제 정의: 기존 연구 현장의 구조적 한계

현대 과학기술 연구 현장에서는 실험 데이터의 복잡도가 기하급수적으로 증가함에 따라 '데이터 무결성(Data Integrity)' 확보가 임계점에 도달하였다. 기존 연구 환경의 주요 문제는 다음과 같이 정의된다.

실험 설계의 개인 의존성: 연구자의 경험과 직관에 과도하게 의존하는 실험 설계는 변수 간의 복잡한 상관관계를 간과할 위험이 크며, 이는 연구의 질적 불균형을 초래한다.

실험 기록의 비연속성: 실험 중 발생하는 비정형 데이터(연구자의 통찰, 미세한 시료 변화 등)가 실시간으로 기록되지 못하고 사후 복기에 의존함에 따라, 결정적인 정보가 누락되는 '정보의 블랙박스화' 현상이 발생한다.

실패 데이터의 저평가: 성공한 결과 중심의 기록 문화로 인해 실패한 실험 데이터가 체계적으로 분석되지 못하고 소실됨으로써, 동일한 시행착오가 반복되는 구조적 낭비가 지속되고 있다. (부정 원칙 기반 리스크 진단)

#### 3.3 연구 가설 및 검증 방향

위와 같은 문제를 해결하기 위해 본 연구는 \*\*"AI Co-Scientist가 개입된 통합 실험 환경은 인간 단독 연구 대비 데이터 신뢰도를 높이고 연구 가속화를 실현할 것이다"\*\*라는 핵심 가설을 설정한다.

이를 검증하기 위해 LabIA 에이전트에 6가지 의사결정 원칙을 기반으로 한 추론 알고리즘을 탑재한다. 구체적으로는 AI가 제안한 실험 조건이 실제 목표 물성 도달 시간을 얼마나 단축하는지, 그리고 음성 및 비전 기반의 실시간 로깅이 수기 연구노트 대비 얼마나 정밀한 데이터 무결성을 보장하는지를 정량적으로 평가할 계획이다. 특히, AI의 모든 제안에 대해 '설명 가능한 근거(XAI)'를 제시하도록 설계함으로써, 연구자와 AI 간의 신뢰 기반 협업 모델을 실증하고자 한다. (창의 및 절제 원칙 반영)



#### 4. 연구계획 및 방법론 설정

##### 4.1 연구 수행 체계 및 프로세스 설계

본 연구는 AI Co-Scientist 'LabIA'를 연구 현장에 성공적으로 안착시키기 위해 [설계-실행-기록-피드백]의 4단계 순환 구조(Closed-loop)를 채택한다. 연구의 전 과정은 연구자와 AI의 상호 보완적 협업을 전제로 하며, 모든 단계에서 발생 데이터는 실시간으로 지식 베이스(Vector DB)에 축적되어 차기 실험의 근거로 활용된다. 특히, AI의 의사결정 모델에 6가지 분석 원칙을 직접 반영하여, 제안된 가설이 과학적 사실에 부합하는지(사실 원칙), 안전 리스크는 없는지(부정 원칙), 연구자의 창의적 직관을 반영했는지(창의 원칙)를 다각도로 검증하는 프로세스를 구축한다.

##### 4.2 지능형 실험 설계 및 최적화 방법론

실험 설계 단계에서는 RAG(검색 증강 생성) 기술을 활용하여 최신 학술 지식과 내부 실험 이력을 통합 분석한다. 이를 기반으로 DoE(실험계획법) 및 베이지안 최적화(Bayesian Optimization) 알고리즘을 적용하여, 최소한의 실험 횟수로 최적의 결과물을 도출할 수 있는 단변수 실험 매트릭스를 설계한다. 이 과정에서 AI는 연구자가 설정한 목표(Target Property)를 달성하기 위한 최적 배합비나 공정 조건을 제안하며, 각 제안에 대한 논리적 근거를 설명 가능한 형태로 제시하여 연구자의 의사결정을 보좌한다. (절제 및 사실 원칙 반영)

##### 4.3 멀티모달 기반 실시간 데이터 파이프라인 구축

실험 실행 및 기록 단계에서는 연구자의 손을 자유롭게 하면서도 기록의 정밀도를 극대화하는 멀티모달 데이터 처리 방법론을 사용한다. Whisper v3 모델을 통해 실험 현장의 음성 코멘트를 텍스트로 변환하고, Florence-2 시각 인식 엔진을 통해 장비의 수치와 시료의 상태 변화를 실시간으로 캡처한다. 수집된 모든 비정형 데이터는 타임스탬프를 기준으로 센서 데이터(정형)와 자동 동기화되어 통합 연구 로그로 생성된다. 이는 연구자의 암묵지를 정교한 형식으로 전환함으로써 데이터의 무결성을 확보하는 핵심 방법론이 된다. (창의 및 감정 원칙 반영)

##### 4.4 실시간 이상탐지 및 연구 가드레일 설정

실험의 안전성과 효율성을 보장하기 위해 LSTM 기반 Autoencoder 모델을 활용한 실시간 이상탐지(Anomaly Detection) 시스템을 운영한다. 실험 중 센서로부터 유입되는 수치가 학습된 정상 범위를 벗어나거나, 예기치 못한 물리적 반응이 감지될 경우 에이전트는 즉각적으로 연구자에게 경고 메시지를 전송하고 실험 중단을 권고한다. 이는 AI가 단순한 기록자가 아닌, 실험실의 안전과 연구의 신뢰도를 책임지는 수호자(Guardrail) 역할을 수행함을 의미한다. (부정 및 절제 원칙 반영)

##### 4.5 분석 결과 환류 및 지식 자산화 전략

최종적으로 분석된 결과는 다시 RAG 지식 베이스로 환류되어, 향후 유사 실험 시 성공 확률을 높이는 학습 데이터로 활용된다. 실험 결과가 가설과 일치하지 않을 경우, AI는 그 원인을 인과관계 기반으로 분석하여 수정된 가설을 제안한다. 이러한 선순환 구조를 통해 연구실 내의 지식 파편화를 막고, 연구 인력의 교체와 관계없이 연구의 연속성이 유지되는 '지속 가능한 지능형 연구 환경'을 실현하고자 한다. (낙관 원칙 반영)



## 5. 자료(데이터) 수집

### 5.1 데이터 수집의 범위 및 다각화 전략

본 연구에서의 데이터 수집은 단순한 실험 결과 수치 저장에 그치지 않고, 실험 과정 전체의 맥락을 포괄하는 '멀티모달 통합 수집'을 원칙으로 한다. 수집 데이터는 크게 세 가지 범주로 분류된다. 첫째, 실험 장비 및 센서로부터 유입되는 정형 수치 데이터(온도, 압력, 전압 등)이다. 둘째, 연구자의 음성 코멘트와 실험 중 시료의 상태 변화를 담은 비정형 멀티미디어 데이터(음성, 영상)이다. 셋째, RAG 시스템을 통해 실시간으로 참조되는 외부 학술 데이터(최신 논문, 특허 등)이다. 이러한 다각적 수집은 데이터의 사각지대를 없애고 연구의 투명성을 극대화하는 것을 목적으로 한다. (사실 원칙 반영)

### 5.2 멀티모달 기반 실시간 자동 로깅 프로토콜

실험 현장에서의 데이터 수집은 연구자의 개입을 최소화하면서도 정확도를 높이는 'Hands-free' 자동화 프로토콜을 따른다. Whisper v3 엔진을 활용하여 연구자가 실험 중 발화하는 즉각적인 통찰이나 특이사항을 텍스트로 변환(STT)하며, 동시에 Florence-2 비전 모델이 실험 장비의 디스플레이 수치나 시료의 화학적 변화(색상 변화, 침전물 형성 등)를 시각적으로 판독하여 기록한다. 모든 수집 데이터는 중앙 제어 시스템에 의해 타임스탬프 기반으로 동기화되어, 특정 시점의 물리적 수치와 연구자의 의도를 단일 타임라인에서 분석할 수 있는 구조를 가진다. (창의 및 감정 원칙 반영)

### 5.3 데이터 전처리 및 정형화 프로세스

수집된 로우 데이터(Raw Data)는 AI 에이전트가 즉각적으로 분석하고 가설 검증에 활용할 수 있도록 정밀한 전처리 과정을 거친다. 비정형 음성 및 영상 데이터는 LLM을 통해 핵심 키워드 중심의 JSON 형태 정형 데이터로 요약 추출되며, 센서 데이터는 노이즈 제거 및 스케일링 과정을 통해 분석 가능한 신호로 변환된다. 특히, 이 과정에서 LaBIA는 수집된 데이터의 신뢰도를 실시간으로 평가하여, 데이터 손실이나 장비 오작동이 의심될 경우 연구자에게 즉각적인 재측정 알림을 전송함으로써 데이터 수집 단계에서의 오류 전파를 원천 차단한다. (절제 및 부정 원칙 반영)

### 5.4 보안 및 데이터 윤리 가이드라인 준수

국가 R&D 자산으로서의 데이터 가치를 보호하기 위해, 모든 수집 데이터는 외부 클라우드가 아닌 연구실 내부 폐쇄형 서버(On-premise)에 우선 저장되는 것을 원칙으로 한다. 개인정보나 민감한 연구 기밀이 포함된 데이터는 자동 비식별화 처리를 거치며, 데이터 수집의 전 과정은 투명하게 로그로 남겨져 추후 연구 윤리 검증 시 증빙 자료로 활용될 수 있도록 설계되었다. 이는 AI 기술 활용에 있어 책임 있는 연구 문화를 조성하고 지식 자산의 안전한 관리를 보장하기 위함이다. (절제 및 사실 원칙 반영)



## 6. 자료(데이터) 분석

### 6.1 인과관계 중심의 지능형 데이터 해석

본 연구의 데이터 분석은 단순한 상관관계 분석을 넘어, 변수 간의 물리적·화학적 메커니즘을 규명하는 '인과 추론(Causal Inference)'에 집중한다. LabIA는 실험 결과 데이터와 RAG 시스템으로 확보된 기존 학술 지식을 결합하여, 특정 결과가 도출된 원인을 심층 분석한다. 예를 들어, 실험 목표치 미달 시 단순히 수치적 오류를 찾는 것이 아니라, "공정 온도와 혼합 속도의 상호작용이 특정 화학 반응을 억제했다"는 식의 논리적 해석을 제공한다. 이는 연구자가 미처 발견하지 못한 미세 변수의 영향을 파악하게 함으로써 분석의 질적 수준을 비약적으로 높인다. (사실 및 창의 원칙 반영)

### 6.2 실시간 이상탐지 및 동적 피드백 루프

분석 단계에서 LabIA는 LSTM-Autoencoder 모델을 활용하여 데이터의 실시간 흐름을 감시하고 이상 징후를 탐지한다. 실험 데이터가 예측 모델의 신뢰 구간을 벗어날 경우, 시스템은 이를 즉각적으로 감지하여 연구자에게 리포트하며, 실험을 지속할지 혹은 설정을 변경할지에 대한 의사결정 가이드를 제공한다. 이러한 동적 피드백 루프는 실험 종료 후 뒤늦게 오류를 발견하는 기존의 사후 분석 방식에서 벗어나, 분석과 실행이 실시간으로 교차하는 '살아있는 분석 환경'을 구현한다. (부정 및 절제 원칙 반영)

### 6.3 6가지 원칙 기반의 결과 검증 및 가설 고도화

분석 결과의 신뢰성을 확보하기 위해 LabIA는 도출된 결론을 6가지 의사결정 원칙 프레임워크에 통과시켜 다각도로 검토한다.

사실 원칙: 도출된 수치가 통계적 유의성을 확보했는가?

부정 원칙: 결과 해석에 있어 확증 편향이나 간접 변수의 오류는 없는가?

창의 원칙: 분석 결과를 바탕으로 도출할 수 있는 차세대 혁신 가설은 무엇인가?

이러한 자가 검증(Self-Reflection) 과정을 통해 분석 결과의 논리적 허점을 보완하며, 연구자가 더욱 견고한 학술적 결론에 도달할 수 있도록 지원한다. (절제 및 창의 원칙 반영)

### 6.4 차세대 가설 생성 및 지식 선순환 (Knowledge Feedback)

최종 분석이 완료되면, LabIA는 해당 실험의 성공과 실패 요인을 지식 그래프(Knowledge Graph) 형태로 구조화하여 저장한다. 가설이 입증된 경우 최적의 공정 레시피를 자산화하며, 가설이 기각된 경우에는 실패 원인을 분석하여 이를 보완한 '차세대 수정 가설'을 연구자에게 제안한다. 이러한 분석 결과의 환류는 연구실의 지식이 한 개인에게 머물지 않고 시스템 전체의 지능으로 축적되어, 후속 연구의 시행착오를 최소화하고 연구 생산성을 가속화하는 핵심 동력이 된다. (낙관 원칙 반영)



## 7. 논문 작성

### 7.1 연구 결과의 논리적 구조화 및 초안 생성

본 연구의 최종 단계인 논문 작성 과정에서 LabIA는 앞선 1~6단계에서 축적된 모든 데이터와 분석 결과를 학술적 문맥에 맞게 구조화하는 역할을 수행한다. AI는 실험 설계(DoE)의 타당성, 데이터 수집의 무결성, 그리고 인과관계 분석 결과를 종합하여 IMRaD(Introduction, Methods, Results, and Discussion) 형식의 논문 초안을 생성한다. 이 과정에서 LabIA는 연구자가 수집한 비정형 기록(음성 코멘트 등)을 학술적 용어로 정제하여 반영함으로써, 연구 현장의 생생한 통찰이 논문에 누락 없이 담기도록 지원한다. (사실 및 감정 원칙 반영)

### 7.2 데이터 시각화 및 증빙 자료의 자동 생성

논문의 신뢰도를 높이기 위해 LabIA는 분석된 데이터를 바탕으로 최적의 데이터 시각화(Visualization) 자료를 자동으로 생성한다. 복잡한 다변수 상관관계를 한눈에 파악할 수 있는 히트맵(Heatmap), 실험군과 대조군의 유의차를 보여주는 통계 그래프, 그리고 RAG를 통해 도출된 지식 그래프 등을 논문 규격에 맞춰 산출한다. 또한, AI가 작업한 모든 단계의 로그 파일과 스크린샷을 증빙 자료로 체계화하여, 연구의 투명성을 입증하는 부록(Appendix) 작성 을 병행한다. (사실 및 절제 원칙 반영)

### 7.3 학술적 문구 교정 및 인용의 정확성 확보

LabIA는 RAG 시스템을 활용하여 인용된 선행 연구들이 본 연구의 결과와 어떠한 논리적 연결고리를 갖는지 검토하고, 인용 형식(Citation Style)의 정확성을 최종 확인한다. 또한, LLM의 언어 모델을 활용하여 문장의 가독성을 높이고 학술적인 톤앤매너(Tone and Manner)를 유지하도록 문구 교정을 수행한다. 이는 연구자가 전달하고자 하는 핵심 가치가 명확하게 기술되도록 돋는 동시에, 기술적 서술의 오류를 최소화하여 논문의 완성도를 비약적으로 향상시킨다. (절제 원칙 반영)

### 7.4 연구 윤리 준수 및 AI 기여도 명시

최종 논문 작성 시 LabIA는 본 연구에서 AI가 기여한 범위와 역할을 명확히 기술함으로써 연구 윤리를 준수한다. 'AI 활용 가이드라인'에 따라 어떤 모델이 어떤 단계에서 사용되었는지, 데이터의 생성과 해석에 있어 인간 연구자의 개입 정도는 어떠했는지를 투명하게 밝힌다. 이는 인공지능을 활용한 연구의 모범 사례를 제시하고, AI Co-Scientist와의 협업이 갖는 학술적 정당성을 확보하는 중요한 과정이 된다. (사실 및 부정 원칙 반영)



## 8. 자체 리뷰 및 수정

### 8.1 6가지 분석 원칙 기반의 자가 검증(Self-Reflection)

실험과 논문 초안 작성이 완료된 후, LabIA는 본 연구의 설계 및 결과 도출 과정이 사전에 설정된 6가지 의사결정 원칙을 엄격히 준수했는지 자체 검증을 수행한다.

사실 원칙: 실험 결과가 통계적 유의성을 충족하며, 도출된 데이터가 물리적 법칙과 상충하지 않는가?

부정 원칙: 결론 도출 과정에서 연구자의 확증 편향이 개입되거나, AI가 할루시네이션(환각)을 일으킨 지점은 없는가?

절제 원칙: 가설의 범위가 지나치게 확장되지는 않았으며, 제시된 결론이 가용한 데이터 범위 내에서 타당한가?

이러한 단계별 검증을 통해 연구의 논리적 결함을 사전에 식별하고 보완한다. (사실, 부정, 절제 원칙 반영)

### 8.2 논리적 일관성 및 재현성 정밀 진단

LabIA는 생성된 논문의 서론부터 결론까지의 논리적 일관성(Logical Consistency)을 전수 조사한다. 특히 '연구 문제'와 '실험 결과'가 명확히 조응하는지 분석하고, 제안된 실험 방법론을 다른 연구자가 그대로 재현했을 때 동일한 결과가 도출될 수 있는지(Reproducibility Check) 가상 시뮬레이션을 실행한다. 이 과정에서 설명이 모호하거나 보충 데이터가 필요한 구간을 스스로 식별하여, 연구자에게 추가 실험이나 문장 수정을 제안함으로써 논문의 학술적 밀도를 높인다. (사실 및 부정 원칙 반영)

### 8.3 비판적 관점에서의 수정 및 고도화 (Red Teaming)

AI는 자신의 논리를 스스로 공격하는 '레드팀(Red Teaming)' 기법을 적용하여 연구의 취약점을 파악한다. 예상되는 심사위원이나 동료 평가자(Peer Reviewer)의 비판적 질문을 시뮬레이션하고, 이에 대한 논리적 방어 기제나 보완 데이터를 논문에 선제적으로 반영한다. 이는 단순히 오탈자를 교정하는 수준을 넘어, 연구의 학술적 가치를 고도화하고 예상치 못한 반론에 대비하는 전략적 수정 과정이다. (창의 및 부정 원칙 반영)

### 8.4 차세대 연구 방향 제시 및 최종 승인

마지막으로 LabIA는 이번 연구가 가진 한계점을 명확히 정의하고, 이를 극복하기 위한 차기 연구 로드맵을 제안한다. 이는 연구가 단발성으로 끝나지 않고 지속 가능한 지식 탐구로 이어지게 하는 '낙관적 전망'을 구체화하는 작업이다. 모든 수정 사항이 반영된 최종안은 연구자가 육안으로 재검증한 후 승인하는 Human-in-the-loop 절차를 통해 최종 확정되며, 이로써 인간과 AI의 협력이 빛어낸 무결성 높은 연구 기획안이 완성된다. (낙관 및 절제 원칙 반영)