AI 자동 채점 - 기술적 실현 가능성 및 계획

. 1열 시작 전

1. 모듈 흐름

학생이 답안 이미지 업로드 → 인식 → 문제 유형 및 풀이내용 분석 → 정오답 판정

• 이미지 전처리 모듈 - AI 이미지인식의 정확도를 향상시키기 위한 단계

- 밝기 조정, 대비 조절, 기울기 보정 수행
- OpenCV의 Perspective Transform을 활용해 촬영 각도 수정
- 이미지 크기 정규화(예: 224×224 픽셀, RGB 범위 0~1)
- 。 AI가 인식 가능한 텐서 형식으로 변환

• 텍스트 인식 모듈 (OCR)

- PaddleOCR 또는 EasyOCR을 사용해 글자 및 수식 인식
- 수식 영역은 LaTeX-OCR로 정밀 인식
- 。 결과를 JSON 구조로 저장

• 문제 유형 및 학습 내용 분류 모듈

- NLP 기반 문장 분류 모델(KoBERT, KLUE-RoBERTa 등) 활용
- 。 문제 유형(객관식·단답형·서술형) 자동 분류
- 。 학습 단원 자동 식별

• 수학적 연산 모듈

- 。 SymPy → 수식 동치성 판정 및 계산 오류 탐지
- 논리 추론이 필요한 서술형은 GPT-4o, InternVL 등 LLM 활용
- 。 LLM을 통해 논리 오류 검증 및 오답 원인 요약

• 채점 및 결과 생성 모듈

- 。 정답키 기반 객관식 채점 + SymPy 연산 결과 결합
- AI의 확신 정도를 **신뢰도(Confidence Score)**로 수치화(0~100%)
- 최종 평가 결과 산출

• 누적 통계 데이터 모듈

- 。 AI 채점 결과와 교사 검증 데이터를 함께 저장
- 。 일치율(Consistency Rate) 지속 계산 및 통계화
- 누적 데이터 기반 모델 재학습 진행 → 기여 포인트 제공으로 구독료 부담 인하?
- 。 시간이 지남에 따라 AI 채점 정확도와 신뢰도 향상

2. 기술적 핵심 구조와 각각에 사용되는 핵심 알고리즘

모듈	사용 기술 / 알고리즘	주요 역할
이미지 전처리	OpenCV (perspective transform, thresholding)	사진의 밝기, 기울기, 대비 보정
텍스트 인식(OCR)	PaddleOCR / EasyOCR / LaTeX- OCR	글자 및 수식 인식, 텍스트 변환
문제 유형 분류	KoBERT / KLUE-RoBERTa (문장 분 류)	객관식/단답형/서술형 구분 및 학습 단원 분류
수학 연산 검증	SymPy (symbolic reasoning)	수식의 동치성 판단 및 계산 오류 탐지
의미 분석 / 유사도 계산	Sentence Embedding + Cosine Similarity	문제와 해설의 의미적 유사도 분석
오답 유형 분류	LightGBM / SVM / Rule-based Classifier	개념오류, 계산오류, 단위누락 등 오류 유형 분류
LLM 보조 추론	GPT-4o / InternVL (멀티모달 LLM)	서술형 논리 오류 판단, 자연어 해 설 생성
신뢰도 계산	확률 가중합 (OCR·Matching·LLM 결 과 통합)	AI 판단 확신도(%) 산출
리포트 생성	pandas + ReportLab / WeasyPrint	채점 결과를 시각화하여 PDF 리포 트로 출력
데이터 관리	PostgreSQL + MLflow	교사 검증 데이터 저장 및 재학습 관리

3. 실현 가능성



한국 교육평가연구소의 2024년 학술 연구에서 국어, 영어, 과학, 사회 등의 과목에서 **인공지능의 자동채점 기술은 이미 상용화 수준임**을 확인했다. 이 기능의 핵심 난제는 수학 문제에서 나타나는 **기호·수식·논리의 복합성**이다.

이에 본 시스템은 완전한 자동화 대신, 규칙 기반 채점과 AI 보조 추론을 결합한 **하이브리드 구조**로 접근한다.

- 수식 검증 단계 (즉시 구현 가능) : 웹 입력형 과제에서 객관식·단답형 자동채점 및 SymPy 기반 수식 검증
- NLP 기반 인식 단계 (4주 내 PoC 가능): OpenCV를 이용한 OMR 기반 객관식 사진 채점 및 NLP 문제 분류기 적용
- 논리 판단 단계 (고도화 단계) : 멀티모달 LLM을 이용한 서술형 논리 판단과 자연어 피 드백 생성

해당 기술들은 모두 오픈소스 라이브러리와 공개 API를 활용할 수 있어, 초기 개발비 부담이 낮고 실제 구현 가능성이 높다.

4. 신뢰 확보

AI의 채점 결과를 단순한 정오 판단이 아니라, **신뢰도(Confidence Score)**로 함께 표시

정확도 데이터 축적 방법

- 각 모듈에서 산출된 확률값을 종합
- "이 답변이 정답일 확률"을 0~100% 사이의 수치로 표현
 - **▼** 예

OCR 인식 신뢰도 0.9, 수식 검증 신뢰도 0.95, LLM 추론 신뢰도 0.8인 경우 0.4×0.9 + 0.3×0.95 + 0.3×0.8 = 0.875 , 즉 87.5%의 신뢰도를 산출한다.

- 교사가 이후 결과를 검토·승인하면 시스템은 실제 일치율(Accuracy)과 비교
- AI의 예측 정확도를 주기적으로 재산출

이를 **AI-교사 일치율(Consistency Rate)**로 관리하며, 일정 데이터가 축적되면 모델을 재학습시켜 AI의 채점 능력이 점진적으로 향상된다.

이와 같은 확률 기반 신뢰도 표현과 교사 검증 통계의 결합은 AI 판단의 불확실성을 투명하게 관리하고, 교육 서비스로서의 윤리성과 신뢰성을 확보할 수 있는 방법이다.

5. 용어 및 사용 기술, 알고리즘 설명 및 정리

OpenCV (Open Source Computer Vision Library)

이미지 전처리를 위한 오픈소스 라이브러리.

밝기·대비 조정, 기울기 보정, 윤곽선 검출 등 다양한 영상 처리 기능을 제공하며, AI가 이미지를 보다 정확히 인식하도록 도와준다.

• Perspective Transform (투시 변환)

사진을 정면에서 찍은 것처럼 보정하는 기법. 시험지나 답안지의 촬영 각도를 자동으로 교정해 OCR 인식률을 향상시킨다.

OCR (Optical Character Recognition)

이미지 속 글자를 인식해 텍스트로 변환하는 기술. PaddleOCR과 EasyOCR은 한글, 영어, 수학식 등 다양한 문자 구조를 높은 정확도로 인식할 수 있다.

LaTeX-OCR

수학 기호나 방정식 같은 복잡한 수식을
LaTeX 형태의 텍스트로 변환해주는 OCR 모델.
일반 글자 인식보다 수학 문제 채점에 적합하다.

NLP (Natural Language Processing)

사람의 언어를 이해하고 분류하는 인공지능 기술. 문제 문장을 분석해 과목, 단원, 문제 유형을 자동 분류하는 데 활용된다.

KoBERT / KLUE-RoBERTa

한국어 문장을 이해하고 분류하는 데 특화된 딥러닝 언어 모델. 문제 텍스트를 입력받아 "객관식/단답형/서술형"과 같은 유형을 자동으로 식별한다.

SymPy (Symbolic Python)

파이썬 기반의 수학 기호 연산 엔진. 두 수식이 같은 의미인지(동치성)를 검증하고 계산 과정에서의 실수나 단위 오류를 탐지한다.

Sentence Embedding (문장 임베딩)

문장이나 단어를 숫자 벡터 형태로 표현하는 기술. 의미적으로 비슷한 문장은 벡터 공간에서 가까운 위치를 갖게 되어 문제와 해설의 의미적 유사도를 계산할 수 있다.

Cosine Similarity (코사인 유사도)

두 벡터가 얼마나 유사한 방향을 갖는지를 측정하는 수학적 지표. 임베딩된 문장 간의 의미적 유사도를 계산해 문제 유형 분류나 정답 판단의 근거로 활용된다.

LightGBM / SVM (Support Vector Machine)

분류 및 예측 모델로, 오답 유형(개념오류, 계산오류 등)을 자동으로 구분하는 데 사용된다.

LightGBM은 빠르고 효율적인 결정트리 기반 알고리즘이며, SVM은 데이터 간 경계를 수학적으로 찾아내는 고전적 분류기이다.

• LLM (Large Language Model)

대규모 텍스트 데이터를 학습하여 문맥을 이해하고 문장을 생성하는 AI 모델. GPT-4o, InternVL 등의 모델을 사용해 서술형 논리 판단과 해설 문장을 자동으로 생성 한다.

• Confidence Score (신뢰도)

AI가 자신이 내린 판단에 대해 얼마나 확신하는지를 0~100%로 표현한 수치. OCR 인식률, 수식 검증 정확도, LLM 추론 결과를 종합하여 계산된다.

Consistency Rate (일치율)

AI 채점 결과와 교사 검토 결과가 동일한 비율을 의미한다. AI의 채점 신뢰도를 객관적으로 평가하고 개선 추세를 모니터링하는 지표이다.

• Hybrid Al Structure (하이브리드 인공지능 구조)

규칙 기반 채점, 수식 연산, 언어 모델 추론을 결합한 통합형 인공지능 시스템. 완전 자동화 대신, 교사 검증과 데이터 피드백을 통해 정확도와 신뢰도를 지속적으로 개선한다.

MLflow / PostgreSQL

AI 모델의 학습 결과와 버전을 관리하고, 교사 검증 데이터를 안정적으로 저장·조회하기 위한 백엔드 기술 스택이다.

이 기술 조합을 통해 시스템은 단순한 채점 자동화를 넘어, 정확도·투명성·지속적 개선이 가능한 **데이터 기반 학습 평가 구조**를 실현한다.