MONTHLY EDTECH SOLUTION ANALYSIS REPORT

# 월간 에듀테크 솔루션 분석 보고서

Vol. 04

2026. 09

이번 호 주제 ISSUE TOPIC

# 학습분석 도구

## 예측에서 개입까지, 학습분석 대시보드·조기경보·학습 기록 저장소(LRS)

**대표 분석 솔루션** Canvas Intelligent Insights (Instructure) · Moodle Analytics (Moodle HQ)

**키워드** 학습분석 · 조기경보 · 개입 설계 · 예측 편향 · 데이터 거버넌스

분석 프레임 4-QUADRANT FRAMEWORK

| ① | ② | ③ | ④ |
|---|---|---|---|
| 기술 구조 | 시장 동향 | 교육적 적용 | 한계·논쟁점 |
| Technology | Market | Pedagogy | Limitations |


**한림대학교 AI 에듀테크 연구과제**

글로컬대학 30 한림대학교 AI 에듀테크센터 연구과제「고등교육 AI 에듀테크의 통합적 발전 방안 연구」[연구 2] 산출물

발간 2026. 9. 30.

EXECUTIVE SUMMARY

# 핵심 요약

### 이번 호의 질문

학습분석 도구는 학습 데이터를 어떻게 모으고 분석해 위험 학생을 가려내는가? 정확한 예측은 왜 성과 개선으로 이어지지 않으며 국내 대학은 데이터 거버넌스와 개인정보 보호를 지키면서 예측을 실제 지원으로 잇는 개입을 어떻게 설계할 수 있는가?

### 한 줄 정의

학습분석 도구는 학습 데이터를 수집·분석·시각화해 교수자·학습자·기관의 판단과 개입을 돕는 시스템으로, 학습 기록 저장소(LRS)·대시보드·조기경보·예측 모델이 여기에 든다.

## 핵심 발견

1. 학습분석 시스템은 LMS 안에서 자체 로그로 판정하는 내장형과 xAPI·Caliper 같은 표준 형식의 기록이나 LMS 원천 데이터를 LRS·기관 데이터 웨어하우스로 모아 분석하는 외부 저장형으로 나뉘며 두 대표 솔루션은 내장형이다. Canvas 의 Students in Need of Attention 은 기관·이용자가 참여·성과 지표를 조합해 정하는 규칙 기준이다. 기관 과거 데이터로 AI 와 예측 알고리즘을 쓰는 예측 인사이트는 2026 년 7 월 Canvas Next 등급의 Ask Your Data 에 추가됐다(제공사 발표, 정확도 미공개). Moodle Analytics 는 5.2 소스의 코어 모델 5 개 가운데 기계학습 모델인 학업 중단 위험 학생 모델만 기본 비활성이고(나머지 4 개는 기계학습 없이 판정하는 정적 모델) 이 모델은 사이트 데이터로 학습한 뒤에야 예측한다. 생성형 AI 는 자연어 질의와 교수자 작업 자동화로 들어왔고 Canvas 는 사람의 검토·확인 단계를 둔다고 문서에 공개했고 요청되면 학생 식별자가 모델에 전달될 수 있다고도 밝혔다.
2. 정확한 예측은 성과 개선으로 바로 이어지지 않았다. 독일 대학 무작위 실험에서 예측 정확도는 1 학기 후 79%, 4 학기까지 90%였지만 경고 메일의 평균 효과는 유의하지 않았고 네덜란드 대학 무작위 현장실험에서도 조기경보 지원 상담이 중도탈락을 줄이거나 학업성취를 높였다는 근거는 나오지 않았다. 주로 학습자용 대시보드 연구 38 편을 검토한 체계적 리뷰(학교급 혼합)는 대시보드가 학업성취를 높인다는 근거가 없다고 결론지었다. 대학 현장 무작위 실험에서 전체 효과가 보고된 것은 대학 지원팀이 직접 연락한 Open University 실험(기관 자체 평가) 하나였다. 강한 근거 등급을 받은 개입은 지속적·개인화된 상담 관계(WWC 실무지침의 개입 연구 10 편, 영역별 g = 0.19~0.30)였으나 사람이 연락한 연구에서도 전체 효과가 확인되지 않은 경우가 있었다.
3. 예측 오류는 집단마다 고르지 않았다. 미국 전국 대표 표본 분석에서 실제로 학위를 마친 학생을 실패로 예측할 확률은 백인 12%·아시아계 6%, 히스패닉 21%·흑인 19%였고 일반적인 편향 완화 기법은 격차를 대체로 없애지 못했다. 국내 대학 학사 기록 모델링에서는 탈락 후보 포착률을 높이자 위양성(42 명에서 95 명)과 후보 명단(480 명에서 569 명)이 함께 늘었고 미국 대학생 설문에서 학생들은 자기 데이터가 학습분석에 얼마나 쓰이는지 잘 알지 못했다. 집단별 성능 점검과 상담 인력에 맞춘 임계값, 학생 고지·이의 제기 경로, 판정을 사람이 실질적으로 검토·기록하는 운영이 국내 도입의 출발점으로 보인다(연구진 해석).
4. 두 대표 솔루션은 자료 기준일까지 공개된 문서와 독립 연구로 판정했고 제품 화면 실측이 필요한 14 개 항목(게이트 C3 포함)과 근거를 찾지 못한 만족도 항목은 미측정으로 두었다. 두 제품 모두 예측 정확도·집단별 성능 공개가 문서로 확인되지 않았고 개입은 교수자가 보내는 메시지(Canvas)나 인사이트 알림의 권장 조치 목록(Moodle)까지 설명됐으며 학생에게 한 개입의 결과를 기록·추적하는 기능은 확인되지 않았다. 도입 검토 의견은 두 제품 모두 판정 유보(필수 13 개 중 5 개 측정, 게이트 C3 미측정·C4 ◐, 측정 항목이 늘어도 상한은 조건부 검토)였다. 같은 11 개 문서 판정 항목으로 낸 종합 점수는 Canvas 38.8 점, Moodle 41.0 점이며 순위가 아니다.

## 4분면 요약

### ① 기술 구조

○ 학습분석 시스템은 LMS 안에서 판정하는 내장형과 표준 형식 기록·LMS 원천 데이터를 LRS·데이터 웨어하우스로 모으는 외부 저장형으로 나뉘고 두 대표 솔루션은 내장형이다. 학부 중도탈락 예측 리뷰에서 앙상블 정확도는 대체로 86~88%였으나 예측 연구 가운데 외부 데이터로 검증한 연구는 드물었다.

○ 생성형 AI는 자연어 질의로 분석의 입구를 넓히고 있고 검토한 Canvas 공개 문서와 연구 시연은 사람의 확인이나 결정론적 통제를 두었으나 Canvas·Blackboard 문서는 출력 검토 책임을 고객 기관에 둔다. 같은 이름의 위험이라도 정의·지표·판정 시점에 따라 가려내는 학생이 달라 성능 수치만으로 판정의 질을 가늠하기 어렵다.

### ② 시장 동향

○ 학습분석 시장 규모 추정은 기업 교육 수요를 포함해 고등교육 몫을 따로 확인할 수 없어 범위로만 읽어야 한다(시장조사 요약). Canvas에서는 고급 분석과 AI 인사이트가 별도 추가 상품에서 LMS 등급 안의 기능 묶음으로 옮겨 가 기능별 비용과 효과를 따지기 어렵다.

○ Anthology의 파산·사업부 매각은 공급사 교체와 데이터 이전 위험을, Learning Locker의 활동 저조는 유지 부담 이전을, Instructure의 비상장화는 공개 정보 감소를 가져올 수 있다. 고등교육 학습분석 개발은 대부분 시범 단계에 머물렀고 교수자의 대시보드 활용은 해석 단계에 그치는 경우가 많았다(체계적 리뷰·면담 연구).

### ③ 교육적 적용

○ 학습자용 대시보드는 참여와 온라인 활동을 늘린 결과가 있었지만 무작위 실험에서 성적 효과는 확인되지 않았고 국내 학술지 메타분석의 정적 효과(g = 0.419)는 일부 문헌을 빼고 종합한 값이다. 학습분석 기반 개입 메타분석의 정적 효과도 학교급이 섞인 평균이고 대학생 값(0.32)은 작았다.

○ 대학 현장 조기경보 무작위 실험에서 정확한 예측은 평균 효과로 이어지지 않았다. 전체 효과가 보고된 개입은 지원 인력이 직접 연락한 기관 자체 평가 한 편이었고 강한 근거 등급은 지속적·개인화된 상담 관계에 있었으나 사람이 연락하고도 효과가 확인되지 않은 연구가 있어 판정 뒤 설계와 운영이 관건으로 보인다.

### ④ 한계·논쟁점

○ 외부 데이터로 검증한 예측 연구가 드물고(위험 학생 예측 연구 161편 중 9편) 포착률을 높이면 위양성과 상담 부담이 늘 수 있으며 집단별 오분류는 일반적인 완화 기법으로 대체로 해소되지 않았다.

○ 위험 알림 뒤 의도치 않은 철회·탈락 증가가 준실험과 무작위 실험의 하위집단에서 보고됐고(낙인 경로는 미확인) 학생의 낮은 분석 활용 인지와 낮은 동의 응답률, 비식별화의 한계(K-12 연구), 공급사 독점 모델과 약한 근거의 질이 도입 판단을 어렵게 한다.

## 대표 솔루션 진단 요약

| 솔루션 | 사용성 (A) | 교육적 특성(B) | AI 신뢰성 (C) | 종합 | 공통 11개 항목 기준 | 도입 검토 의견 |
|---|---|---|---|---|---|---|
| Canvas Intelligent Insights (Instructure) | 미산출 | 30.8 | 45.8 | 38.8 | 38.8 | 판정 유보 |
| Moodle Analytics (Moodle HQ) | 미산출 | 30.8 | 50.0 | 41.0 | 41.0 | 판정 유보 |

주: 두 제품 모두 자료 기준일까지 공개된 문서로 판정해 11개 항목(필수 5개)만 측정했고 제품 화면 실측이 필요한 항목은 미측정으로 두었다. 축 A는 측정 항목이 없어 미산출이며 종합 점수는 축 B·C로 재정규화했다. 두 제품의 측정 항목이 같은 11개 항목이어서 공통 항목 기준 점수와 종합 점수가 같다. 필수 측정 10개 미만은 판정 유보(결함 판정 아님)이며 점수는 순위가 아니다.

## 국내 적용 시사점

○ 위험 판정을 교수자·상담자가 실질적으로 검토해 개입하고 그 단계를 기록하는 운영 기준과 학생 고지·이의 제기 경로를 두면 자동화된 결정에 해당하는지 판단하기 쉬워질 수 있다. 학생의 권리·의무에 중대한 영향을 주는 결정을 사람의 실질적 개입 없이 내리는 운영은 처리 근거에 따라 거부 대상이 될 수 있고 자동 경고 발송은 결정 해당 여부부터 따져야 한다(교육 사례가 없는 법령·안내서에 기댄 연구진 해석).

○ 데이터 처리는 모델 개발·통계의 가명정보 이용, 식별된 학생을 판정해 연락하는 운영, 외부 공급사 위탁·국외 이전으로 나누어 근거를 따지고 분석 용도 처리 파일의 목적·보유기간을 검토하는 편이 적절해 보인다. 국외 상용 제품은 표준 계약에 한국 조항이 있어도 처리 위치가 국외일 수 있어 처리 지역·하위 처리자와 계약 종료 시 데이터 반환·삭제 조건을 확인해 둘 만하다. 이 준비는 교육 AI 학생 개인정보 보호 지침(2026 년 4 분기 예정)에 앞서 할 수 있다.

○ 도입 평가는 공급사·문헌이 보고한 정확도 수치보다 자기 기관 자료의 시간 순 분리 검증과 집단별 오분류 점검, 판정 근거 표시와 연락 주체·상담 인력·후속 조치·결과 기록을 묶은 개입 설계를 기준으로 삼고 비교 집단과 지연 측정을 둔 학내 효과 측정으로 확대 여부를 판단할 수 있다.

CONTENTS

# 목 차


**Ⅰ. 배경 및 분석 개요 ..... 1**

1. 선정 배경 ..... 1
2. 분석 범위와 분석 단위 ..... 2
3. 분석 대상 솔루션 ..... 3
4. 분석 방법 ..... 5

**Ⅱ. 솔루션군 동향 분석: 4분면 ..... 7**

1. 기술 구조 ..... 7
2. 시장 동향 ..... 11
3. 교육적 적용 ..... 15
4. 한계·논쟁점 ..... 20

**Ⅲ. 대표 솔루션 심층 분석 ..... 26**

1. 솔루션 프로필 ..... 26
2. 평가척도 적용 결과 ..... 28
3. 비교 종합 ..... 33

**Ⅳ. 시사점 및 종합 ..... 35**

1. 국내 적용 시사점 ..... 35
2. 본교·연구회 활용 제언 ..... 38
3. 종합 ..... 40

**부록 ..... 42**

부록 1. 참고 자료 목록 ..... 42
부록 2. 평가척도 채점표 ..... 49
부록 3. 용어 해설 ..... 60
부록 4. 기관 도입 점검표 ..... 60

# Ⅰ. 배경 및 분석 개요

이 보고서는「월간 에듀테크 솔루션 분석 보고서」넷째 호다. Vol.02 가 경계로 넘긴 교수자 대시보드와 위험 예측을 이어받아 연구과제 사업계획서의 국제 의제인 학습분석을 도구 중심으로 다룬다. 대상 월은 2026 년 9 월, 발간일과 자료 기준일은 2026 년 9 월 30 일이다. 기준일 뒤에 발행·작성된 자료와 그 자료에 근거한 내용은 싣지 않았다.

## 1. 선정 배경

### 가. 정책 환경

교육 데이터 보호는 정부 계획의 과제로 올라섰다.「대한민국 인공지능 행동계획」은 교육부가 개인정보보호위원회(개인정보위)와 협의해 고등교육법에 따른 학교를 포함한 각급 학교의 교육 AI 개발·활용 시 학생 개인정보 보호 지침을 마련하도록 권고했다(2026 년 4 분기 예정)( 국가인공지능전략위원회, 2026). 2026 년 7 월 발표된 제 3 차 개인정보 보호 기본계획(2027~2029)은 교육을 통신·고용과 함께 위험성이 높은 분야로 보고 개인정보위와 소관부처의 공동 점검·관리 체계를 수립하기로 했다(개인정보보호위원회, 2026b).

2025~2027 년 대학혁신지원사업은 학생 지원체계 고도화 등 교육혁신을 추진하는 대학에 재정 지원을 강화한다(교육부, 2025). 2027 년 대학기관평가인증의 평가준거 1.5 교육성과는 학생 충원·유지와 학생학습성과 관리 체계 운영 등을 평가하며 학생 충원 성과의 최근 3 년 평균이 기준값(85%)을 충족하는지 점검한다(한국대학평가원, 2026). 재정지원과 평가 모두 학생 지원을 겨냥한다. 글로컬대학 30 AI 에듀테크센터 연구회의 내부 자료인 정량지표의 'AI 교육 효과성 분석 논문' 항목은 학습 기록 저장소(LRS) 분석 활용을 권장한다(한림대학교 AI 에듀테크 연구회, 2026).

두 흐름 속에서 대학은 학생 지원과 유지를 고도화하라는 요구와 교육 데이터 보호를 강화하라는 요구를 동시에 받는 것으로 보인다. 연구회 정량지표가 LRS 분석 활용을 권장하는 만큼 이 주제는 본 연구과제와도 직접 관련된다. 이번 호는 두 요구가 만나는 지점, 곧 예측을 지원으로 잇는 개입 설계와 데이터 거버넌스를 살핀다.

### 나. 대학 현장

국가 교육통계에서 4 년제 일반대학의 2024 학년도 중도탈락률은 5.4%로 전년도 5.3%보다 0.1%p 높았고 중도탈락자는 9 만 9,088 명이었다(교육부·한국교육개발원, 2026). Seo 외(2024)는 2022 년 공시 기준 원격대학의 중도탈락률이 16.41%로 오프라인 대학 5.97%보다 높다고 계산했다(대학 자체 연구).

예측 기술은 이미 학생 지원 업무에 들어와 있다. Bird 외(2025)가 인용한 2022 년 자료에 따르면 미국에서는 코로나 19 기간 조기경보 시스템의 예측분석 활용이 크게 늘어 공립대학의 80% 이상이 이런 기술을 쓴다. 대학 현장에서 중도탈락 예측 모델은 학업 지원·상담이 필요할 수 있는 학생 후보 명단을 만드는 데 흔히 쓰인다(Kim et al., 2026).

학습관리시스템(LMS) 사업자 가운데 Instructure 는 2026 년 7 월 Canvas Next 등급의 자연어 질의 기능 Ask Your Data 에 기관 과거 데이터로 예측을 내는 예측 인사이트 기능을 추가했다고 제품 블로그에서 밝혔다(Tar, 2026).

예측이 학생 지원 업무와 일부 LMS 기능에 자리 잡아 가고 있지만 위험 학생을 찾아내는 일과 그 학생의 학업 결과를 바꾸는 일 사이에는 간극이 있다. 이 보고서가 묻는 개입 설계 문제는 이 간극에서 시작한다.

### 다. 연구 동향

생성형 AI가 확산하면서 학습분석의 역할도 다시 조명되고 있다. 생성형 AI와 학습분석 특집호의 편집진은 생성형 AI 도구가 개인화 학습·피드백 강화·효율성 증대의 잠재력을 제공하지만 인지적 참여·학생 주체성·윤리 면의 문제도 야기한다고 지적했다. 이들은 학습분석이 생성형 AI가 학습 행동·결과에 미치는 영향을 데이터 기반으로 추적·해석하는 핵심 렌즈로 기능한다고 보았다(Khosravi et al., 2025).

그러나 학습분석 순환의 마지막 단계인 개입은 필수적이지만 기존 학습분석 문헌에서 가장 덜 발달한 단계이며 학습 성과·지원·교수에서 실제 이점을 보인 연구는 소수에 그친다(개념 논문)(Yan et al., 2024). 네덜란드 대학 1학년 대상 무작위 현장실험에서 조기경보 시스템은 위험 학생을 정확히 예측했지만 조기경보 지원 상담이 중도탈락을 줄이거나 학업성취를 높였다는 근거는 나오지 않았다(Ⅱ장 3절 나)(Plak et al., 2022). 학습분석 대시보드 연구 38편을 검토한 Kaliisa 외(2024)도 현재로서는 대시보드가 학업성취를 높인다는 근거가 없다고 결론지었다(주로 학습자용, 학교급 혼합, Ⅱ장 3절 가).

개입 단계에 관한 논의와 조기경보 실험으로 미루어 이 분야의 중심 쟁점은 예측의 정확도보다 예측을 성과 개선으로 잇는 과정에 있는 것으로 보인다. 이 보고서는 시스템의 구성, 개입 설계, 국내 도입 조건으로 범위를 좁혀 다음 세 질문을 던진다.

○ Q1. 학습분석 시스템의 데이터 파이프라인과 분석 기법(기계학습·생성형 AI)은 어떻게 구성되는가?

○ Q2. 정확한 예측이 성과 개선으로 이어지지 않는 이유는 무엇이며, 어떤 개입 설계가 필요한가?

○ Q3. 국내 대학은 데이터 거버넌스와 개인정보 보호를 지키며 어떻게 도입할 수 있는가?

## 2. 분석 범위와 분석 단위

학습분석 연구학회(SoLAR)는 학습분석을 학습자와 그 학습에 관한 데이터를 수집·분석·해석·전달해 학습과 교수를 개선하는 이론적으로 타당하고 실행 가능한 통찰을 주는 활동으로 정의한다(Society for Learning Analytics Research, 2026). 제품 문서는 학습분석을 예측 기능으로 설명하기도 한다. 오픈소스 LMS Moodle의 사용자 문서는 학습분석을 과거 데이터와 현재 행동을 바탕으로 학습 과정의 알려지지 않은 측면을 예측·탐지하는 소프트웨어 알고리즘으로 정의한다(Moodle, 2024a). 국제 교육 기술 표준화 단체 1EdTech의 학습 데이터 표준인 Caliper 명세는 Caliper로 수집한 데이터가 학생·교수자·상담자·관리자에게 정보를 제시해 효과적 의사결정과 학습자 성공을 돕는 데 쓰일 수 있다고 적는다(1EdTech Consortium, 2020).

생성형 AI·학습분석 특집호 편집진은 수록 연구 10편을 Clow의 학습분석 순환 틀로 학습·학습자 맥락 이해, AI 생성 데이터를 활용한 학습 인사이트, 학습분석 방법 적용을 통한 인사이트 생성, 학습 성과를 최적화하는 개입 설계의 네 영역으로 분류했다(Khosravi et al., 2025).

이번 호는 학습 데이터를 수집·분석·시각화해 교수자·학습자·기관의 판단과 개입을 돕는 시스템을 분석 단위로 삼는다. LRS, 대시보드, 조기경보, 예측 모델이 여기에 들며 수집 → 분석 → 표시 → 개입의

순환을 Ⅱ장 1절의 구성 틀로 쓴다. 채점은 Vol.05, 학습자용 자기조절 대시보드는 Vol.06, 학습 경로·난이도 자동 조정은 Vol.02에서 다루며 범위와 경계는 [표 Ⅰ-1]과 같다.

**[표 Ⅰ-1] 분석 범위와 경계**

| 구분 | 이번 호에서 다루는 것 | 제외·제한(넘기는 호) |
|---|---|---|
| 사용 주체 | 교수자·상담자·기관 관리자, 학습자는 자기 분석 열람과 고지 범위 | 학습자 자기조절 지원 대시보드(Vol.06) |
| 핵심 기능 | 학습 데이터 수집·저장(LRS·데이터 웨어하우스), 지표·대시보드, 위험 판정·조기경보, 생성형 AI 질의·요약·작업 자동화, 개입 연결 | 채점·피드백 생성(Vol.05), 학습 경로·난이도 자동 조정(Vol.02) |
| 판정 방식 | 기관이 정하는 규칙 기준과 기계학습 예측 모델 | 대화형 튜터의 오개념 진단(Vol.03) |
| 시스템 유형 | LMS 내장 분석, 학생성공 플랫폼, LRS | 기업 교육 중심 LRS는 경계 사례로만 |
| 학교급 | 고등교육 | 학교급이 섞인 리뷰·메타분석은 표시해 사용 |
| 근거 범위 | 독립 연구(효과), 제공사 문서(제품 사실), 자료 기준일까지 발행·공개된 자료 | 제공사 자체 효과 분석은 쓰지 않음(제공사 수행 예측 성능은 자체 보고로 표시), 실사용 진단 결과는 싣지 않음, 본교 자체 체계·서비스는 평가하지 않음(Ⅳ장 2절 가) |

자료: 연구진 정리

## 3. 분석 대상 솔루션

대표 솔루션은 국내외 균형, 시의성, 사업 연속성, 국내 도입 실적, 국내 이용 가능성, 실사용 진단 가능성의 6개 기준으로 골랐으나 두 제품 모두 6개 기준을 다 충족하지는 못했다. 상용 LMS 내장 분석과 오픈소스 LMS 내장 예측분석을 비교하기 위해 Instructure의 Canvas Intelligent Insights와 Moodle HQ의 Moodle Analytics를 채점한다. Moodle Analytics는 발간 계획서의 후보 목록 밖이었으나 공식 데모 사이트가 있어 실사용 진단 가능성 기준에 따라 넣었다. Canvas Intelligent Insights는 기관 전용 유료 추가 기능이어서 이 기준을 충족하지 못했지만 상용 LMS 내장 분석의 비교 대상으로 삼았고 판정 유보 가능성을 미리 정했다. 이번 호에는 실사용 진단 결과를 싣지 않고 두 제품 모두 자료 기준일까지 공개된 문서로 판정했다(Ⅰ장 4절). EAB Navigate360·Civitas Learning·D2L의 제품은 데모가 신청제이고 Blackboard Illuminate는 공개 데모가 없는 데다 제공사 Anthology가 파산 보호와 사업부 매각을 거쳐 Blackboard로 재편돼 채점하지 않고 [표 Ⅰ-2]의 범위로만 다룬다.

Marachi와 Quill(2020)은 Canvas가 미국과 해외의 수천 개 대학에서 쓰이며 K-12와 고등교육 시장에서 존재감이 커지고 있다고 전제한다(비판적 사례 분석). 제공사와 독립된 근거로는 Cook-Chennault와 Farooq(2025)의 상관 연구가 있다. 연구팀은 Canvas의 페이지 조회·참여 지표와 성적의 관계를 2019~2021년 공학 실험 강좌에서 분석했다. 제품 구성과 등급 재편은 Ⅱ장 2절 나와 Ⅲ장 1절에서 다룬다. Canvas Intelligent Insights는 국외 제품이며 국내 대학의 도입 실적은 확인하지 못했다. 국내 이용 가능성 면에서는 표준 데이터 처리 부속서에 한국 조항이 있고(Ⅳ장 1절 나) 시의성과 사업 연속성 면에서는 2026년 7월 예측 인사이트 추가와 등급 재편, 2024년 비상장화가 있었다(Ⅰ장 1절 나, Ⅱ장 2절 나·다).

Moodle의 Analytics API는 지표와 목표를 결합한 예측 모델을 사이트 관리자가 정의하게 한다(제공사 문서)(Moodle, 2026d). 제공사와 독립된 근거로는 Tagharobi와 Simbeck(2022)의 공정성 감사가 있다. 연구팀은 공개 자료로 만든 감사 틀을 Moodle 학습분석에 적용해 정해 둔 기준으로 공정성을

점검했다. 제품 구성은 Ⅲ장 1 절, 판정 방법은 Ⅰ장 4 절에서 다룬다. Moodle Analytics 는 오픈소스 국외 제품이며 국내 대학의 운영 실적은 확인하지 못했다. 시의성과 사업 연속성 면에서 Moodle HQ 의 인수·합병·서비스 종료 관련 자료는 이번 호 자료 범위에서 찾지 못했고 2025 년 Moodle 5.0 에서 PHP 기계학습 백엔드가 코어에서 빠지면서 새 설치의 Analytics 가 기본으로 꺼지도록 바뀌었다(Ⅲ장 1 절).

동향 분석 대상과 경계 사례, 국내 사례는 [표 Ⅰ-2]에 정리했으며 Ⅱ장 2 절과 Ⅳ장에서 다룬다. 국내 대학의 조기경보·데이터 분석 체계는 대학 내부 시스템이어서 외부에서 실사용 진단을 할 수 없으므로 채점하지 않고 Ⅳ장 1 절의 사례로 다룬다. 단국대 D-ESK 는 공개 자료로 학습자 행동 데이터 분석 기능을 확인하지 못해 사례에서 뺐고 금오공대의 진단–보완학습 운영은 Vol.02 에서 다뤘다.

이 보고서는 HAI-GPT 를 운영하는 본교(한림대학교) AI 에듀테크센터의 연구과제 산출물이며, 연구진에는 해당 부서·센터 구성원이 포함된다. 연구책임자는 본교 학습 기록 저장소(LRS) 학습분석체계 구축 사업의 외부 기술 자문을 맡고 있다. 이 체계와 구축 수행사 제품, 본교 AI 에듀테크센터(KELI)가 운영하는 서비스(HAI 계열 등)는 채점하지 않고 국내 사례로만 다루며 자문 사업의 비공개 자료는 열람하거나 인용하지 않았다.

자료 수집·분석, 초안 작성, 채점 초안 작성에 보조로 쓴 생성형 AI 는 Anthropic 의 Claude 다. Ask Your Data 의 AI 영양성분표(IgniteAI Nutrition Facts)는 기반 모델을 'Doowii (multiple)'로 적는다. 제 3 자 하위 처리자인 Doowii 의 도구는 OpenAI GPT-4o·GPT-3.5 Turbo 와 Claude Sonnet 3.5 를 쓴다(Instructure, 2025c). Canvas 의 IgniteAI Agent 에 쓰이는 Anthropic Claude 모델은 Instructure 자체 AI 플랫폼을 통해 제공되며 AI 영양성분표에 적힌 기반 모델 값은 Haiku 4.5 다(Instructure, 2026d).

Anthropic 은 2025 년 7 월 9 일 Canvas·Panopto·Wiley 와의 연동을 Claude for Education 에 도입한다고 발표하면서 학생이 Canvas 강좌 안에서 Claude 를 쓸 수 있게 하는 학습 도구 상호운용성(LTI) 지원을 소개했다(Anthropic, 2025). Instructure 는 2025 년 7 월 23 일 OpenAI 와도 교수자가 Canvas 안에서 대규모 언어 모델(LLM) 워크플로를 만들 수 있게 하는 협력을 발표했다(Instructure, 2025a).

동향 사업자 D2L 의 Lumi Pro 는 AWS Bedrock 으로 제공되는 Anthropic Claude 모델(Claude Sonnet·Haiku)을 쓴다(D2L, 2026). Blackboard 의 AI 투명성 문서에 따르면 Illuminate 의 Data Q&A 는 Amazon Q in QuickSight 로 작동하고 이 서비스는 Amazon Bedrock 을 통해 Anthropic Claude 와 Amazon Titan 을 쓴다(Blackboard, 2026).

영국 경쟁시장청 결정문에 따르면 Anthropic 은 Amazon·Menlo Ventures·Spark Capital 과 함께 Google 등으로부터 여러 투자 라운드로 자금을 조달했다. 같은 결정문은 Google 과 Anthropic 의 파트너십에 Google 의 Anthropic 무의결권 주식 연속 취득과 컴퓨팅 용량 비독점 공급 약정이 포함된다고 적었다(Competition and Markets Authority, 2024). Instructure 의 하위 처리자 안내서는 Amazon Web Services 를 Canvas 를 포함한 모든 서비스의 인프라·애플리케이션 호스팅 사업자로, Google Cloud 의 Looker 를 앱 내 분석 시각화 서비스 제공자로 적는다(Instructure, 2026f). Microsoft 는 2025 년 11 월 Anthropic 에 최대 50 억 달러를 투자하기로 했다고 발표했다(Microsoft Corporate Blogs, 2025). 이번 호 자료에서 Microsoft 와 대표·동향 사업자의 직접 공급 관계는 드러나지 않았다.

연구진이 확인한 범위에서 Anthropic 은 대표 솔루션과 경쟁하는 학습분석 제품을 내지 않으므로 이 관계로 채점에서 뺀 제품은 없다. Canvas 의 AI 기능과 동향 사업자 두 곳의 생성형 AI 기능이 Claude 모델을 쓰는 공급 관계는 있어 두 대표 솔루션의 판정 근거를 부록 2 에 모두 공개한다.

**[표 Ⅰ-2] 분석 대상 솔루션 개요**

| 구분 | 솔루션(제공사) | 유형 | 이번 호 처리 | 비고 |
|---|---|---|---|---|
| 대표 | Canvas Intelligent Insights(Instructure) | 상용 LMS 내장 분석 (기관 추가 상품) | 채점(문서 판정) | 비상장화·등급 재편(Ⅱ장 2절), Ask Your Data·IgniteAI의 Claude 모델 사용(이해관계) |
| 대표 | Moodle Analytics(Moodle HQ) | 오픈소스 LMS 내장 예측분석 | 채점(문서 판정) | 후보 목록 외 추가(실사용 진단 가능성 기준) |
| 동향 | EAB Navigate360(EAB) | 학생성공 플랫폼 | 이름·분류(예측 모델 구조는 학술 논문의 재인용, Ⅱ장 1절 라) | 데모 신청제, 모델 구조는 2021년 보도의 정보공개청구 결과 재인용(현행 미확인) |
| 동향 | Civitas Learning | 학생성공 플랫폼 | 이름·분류만 | 데모 신청제, 제공사 자체 분석 수치는 쓰지 않음 |
| 동향 | D2L Brightspace Performance+·Lumi(D2L) | LMS 내장 분석·생성형 AI | Lumi 활성화 통제·이해관계만 (Performance+는 이름만) | 데모 신청제, Lumi Pro의 Claude 사용(이해관계) |
| 동향 | Blackboard Illuminate(Blackboard, 구 Anthology) | LMS 내장 분석(데이터 질의·요약) | 사업 재편·Data Q&A만 | 파산 보호·사업부 매각 뒤 재편, Data Q&A의 Claude 사용(이해관계) |
| 경계 | Learning Locker(Learning Pool) / Watershed | 오픈소스 LRS / 기업 교육 중심 LRS(연구진 분류) | 동향 분석 / 이름·분류만 | Learning Locker 저장소 활동 저조 |
| 국내 사례 | 국내 대학 조기경보·데이터 분석 체계 | 대학 내부 시스템 | Ⅳ장 1절 사례 | 외부 실사용 진단 불가 |
| 국내 사례 | 본교 1EdTech 가입·LRS 학습분석체계, AI 에듀테크센터(KELI) 서비스(HAI 계열) | 본교 자체 체계·서비스 | 관계 공개(1EdTech 가입만 Ⅳ장 2절 가에 서술) | 이해관계로 채점 제외 |
| 제외·참조 | 단국대 D-ESK / 금오공대 학습 모니터링 | — | 다루지 않음 / Vol.02 참조 | 학습자 행동 데이터 분석 기능 미확인 / 이전 호 사례 |

자료: 각 사 공식 문서·연구 문헌을 바탕으로 연구진 정리

## 4. 분석 방법

분석은 [표 Ⅰ-3]의 다섯 단계로 진행했으며 효과성 증거 항목(B9·B10)에는 제공사와 독립적인 고등교육 연구만 반영했다.

이번 호의 평가는 자료 기준일까지 공개된 문서(제공사 도움말·정책·계약 문서와 연구)에 근거하며 실사용 진단 결과는 싣지 않았다. 자료 수집·분석, 초안 작성, 채점 초안 작성에는 생성형 AI를 보조로 활용했고 판정은 연구진이 문서 원문과 대조해 확정했다. 두 대표 솔루션은 같은 조건, 곧 문서 판정으로 채점했다.

평가척도 v1 은 사용성(A, 8 개), 교육적 특성(B, 10 개), AI 신뢰성·윤리·거버넌스(C, 8 개)의 26 개 항목이다. 항목 판정(● 2 점, ◐ 1 점, ○ 0 점)에 가중(필수 ×3, 권장 ×2, 보조 ×1)을 곱해 축마다 100 점으로 환산하고 판정하지 않은 항목(미측정)과 해당 없는 항목(N/A)은 계산에서 뺀다. 항목의 측정 방식은 도구 실측(AUTO), 실측 뒤 검토자 확인(HYBRID), 문서 판정(DOC)으로 나뉜다. 이번 호는 제품 화면 실측이 있어야 판정하는 AUTO·HYBRID 항목을 판정하지 않고 두 제품 모두 미측정으로 두었으며 DOC 항목은 두 제품 모두 문서 근거로만 판정했다. 그래서 두 제품의 예측 정확도·집단별 성능(C1·C3)은 판정하지 않았다. 게이트 항목은 C3(공정성·편향 관리)·C4(프라이버시·데이터 거버넌스)다. 고부담 게이트는 위험군 판정이 자동 개입으로 이어질 때만 적용하며 적용하면 '적극 검토'에 C1(타당성·신뢰성과 환각 관리)·C3·C4·C5(인간 통제·교수자 역할)가 모두 ●여야 한다. 판정 경계값과 판정 유보 조건, 반올림 규칙은 Ⅲ장 2 절 다에서 밝힌다.

**[표 Ⅰ-3] 분석 방법 요약**

| 단계 | 내용 | 자료·도구·조건 | 산출 |
|---|---|---|---|
| ① 자료 수집·선별 | 학술·정책·제공사 문서 수집, 철회 확인 | OpenAlex, 자료 기준일 뒤에 발행·작성된 자료 제외 | 부록 1 |
| ② 4 분면 분석 | 기술 구조·시장 동향·교육적 적용·한계·논쟁점 | 수집 자료 | [표 Ⅱ-1]~[표 Ⅱ-4] |
| ③ 효과 근거 등급화 | 설계·대상·표본·효과크기·근거 수준 기록, 학교급 혼합·자체 평가 표시 | 메타분석·무작위 실험·준실험 | [표 Ⅱ-3] |
| ④ 평가척도 채점 | 26 개 항목 판정·가중, 게이트 C3·C4, 고부담 게이트(조건부) | 평가척도 v1, A:B:C = 25:35:40, 문서 판정(AUTO·HYBRID 항목은 미측정) | [표 Ⅲ-3], 부록 2 |
| ⑤ 국내 적용 해석 | 법령·공공 안내서·대학 등록 정보 대조 | 법령 원문, 정부 안내서, 개인정보 포털 | [표 Ⅳ-1]·[표 Ⅳ-2], 부록 4 |

자료: 연구진 작성

# Ⅱ. 솔루션군 동향 분석: 4 분면

Ⅱ장은 학습분석 도구를 기술 구조, 시장 동향, 교육적 적용, 한계·논쟁점의 네 분면으로 살핀다. 핵심 질문에 비추면 Ⅱ장 1 절은 Q1, Ⅱ장 3 절은 Q2 에 답하는 근거를 모으고 Ⅱ장 2 절은 공급 구조와 대학의 도입 방식에서 Q3 의 도입 조건을, Ⅱ장 4 절은 Q2·Q3 에 걸친 쟁점을 다룬다. 기술 구조는 Ⅰ장 2 절에서 정한 학습분석 순환(수집 → 분석 → 표시 → 개입)을 틀로 삼아 데이터 표준과 저장 경로, 예측 기법, 생성형 AI, 위험 판정 방식을 차례로 본다. 근거의 성격(제공사 문서, 기관 자체 분석, 개념 논문 등)은 문장 안 괄호로 밝히고 절마다 끝의 '소결'에 핵심 질문별 잠정 답을 적는다.

## 1. 기술 구조

### 가. 데이터 표준과 저장 경로

학습분석 순환의 첫 단계인 수집은 기록의 형식과 저장 위치를 정하는 일에서 출발한다. Experience API(xAPI) 명세는 LRS 를 학습 기록을 받아 저장하고 접근을 제공하는 서버로 정의한다. 명세의 데이터 흐름에서 학습 기록 제공자는 기록을 만들어 하나 이상의 LRS 로 보내고 LRS 는 이를 저장해 권한 있는 클라이언트에 제공한다(Advanced Distributed Learning Initiative, 2016). Learning Pool 의 Learning Locker 는 xAPI 를 구현한 오픈소스 LRS 다(운영 현황은 Ⅱ장 2 절 다)(Learning Pool, 2021).

1EdTech 컨소시엄의 Caliper Analytics 는 디지털 자원과 학습 도구에서 학습·이용 데이터를 수집하도록 돕는 구조화된 어휘를 기술하는 기술 명세다. Caliper 는 계측된 애플리케이션의 이벤트 데이터를 저장·분석용 수신처로 보내는 Sensor API 도 정의한다(1EdTech Consortium, 2020). 1EdTech 인증 목록에 따르면 Canvas(vCloud)는 Caliper Analytics 1.2 인증(2025 년 6 월 3 일)과 LTI Advantage 인증(2025 년 7 월 1 일)을 받았다(1EdTech Consortium, Retrieved 2026-a). 학습 도구를 기관의 학습 환경에 연결하는 같은 기구의 LTI 표준은 사용자·수강 정보·역할 데이터를 높은 보안 수준으로 전달한다(1EdTech Consortium, Retrieved 2026-b).

LMS 쪽에서는 제품 안에 쌓인 원천 데이터가 분석의 재료가 된다. Instructure 도움말에 따르면 선택 가입형 상품인 Canvas Data 2 는 기관 데이터 웨어하우스와 학습분석을 위해 LMS 원천 데이터를 대량·저지연으로 내려받게 하는 서비스다. 기관 IT·데이터 팀은 약 4 시간 신선도로 LMS 데이터를 대량 수집해 자체 연구와 보고서·대시보드 개발에 쓸 수 있다(Instructure, 2026a). Moodle 개발자 문서는 xAPI 라이브러리의 목표가 Moodle 안에 완전한 LRS 를 구현하는 것이 아니라 플러그인이 xAPI 문장과 상태를 다루게 하는 것이라고 밝힌다(Moodle, 2026e). 사용자 문서에 따르면 Moodle 은 사용자 상호작용의 많은 부분을 이벤트 하위 시스템으로 기록하며 분석 엔진의 예측 상당수는 Moodle 이 생성·저장한 로그에 기반한다. 코어의 표준·외부 데이터베이스 로그 저장소는 Analytics 와 호환되지만 일부 로그 저장 플러그인은 쓰기 전용이라 분석에 쓸 수 없다(Moodle, 2025a).

표준 형식으로 여러 도구의 기록을 모으는 LRS 경로와 LMS 원천 데이터를 내려받아 기관 데이터 웨어하우스에 쌓는 경로가 공존한다. 이번 호가 확인한 문서로 보면 대표 솔루션 두 제품은 모두 자기 LMS 안에서 생긴 활동·성적 기록을 분석의 1 차 재료로 삼는 내장형이다. Moodle 의 xAPI 기능도 완전한 LRS 를 목표로 하지 않으므로 여러 도구의 기록을 한곳에 모아 분석하려면 LMS 밖에 LRS 나 데이터 웨어하우스를 두는 외부 저장형 구성을 따로 검토하게 된다. 그래서 대학은 분석 기능을 고르기에 앞서 어떤 데이터를 어느 저장소에 어떤 형식으로 모을지부터 정해야 한다. 이 결정에는 공급사를 바꿀 때 기록을 옮길 수 있는지도 걸려 있다(Ⅱ장 2 절 다).

## 나. 예측 모델과 분석 기법

분석 단계의 주력 기법은 기계학습 예측이다. 고등교육 학습분석의 기계학습·생성형 AI 연구를 다룬 체계적 리뷰에 따르면 학습분석에서 기계학습은 참여 예측·중퇴 위험 모델링·학업성취 예측을 지배하며 생성형 AI 는 실시간 피드백·적응형 학습·감성 분석에서 부상하고 있다(Rodríguez-Ortiz et al., 2025). Shi 외(2025)는 2014~2024 년 온라인 교육의 위험 학생 예측 연구 161 편을 검토해 최근 5 년 사이 딥러닝·앙상블 딥러닝 채택이 크게 늘었고 고전적 기계학습보다 나은 경우가 많았다고 정리했다. 같은 리뷰는 위험 학생 정의가 일관되지 않으면 실제로 위험하지 않은 학생에게 자원이 가고 지원이 절실한 학생을 놓칠 수 있다고 지적했다(Shi et al., 2025).

학부 중도탈락 예측으로 좁혀도 앙상블의 강세는 이어진다. 학부 중도탈락 기계학습 예측 연구 75 편을 검토한 리뷰에서는 랜덤 포레스트·XGBoost 같은 앙상블 방법이 주류이며 예측 정확도는 대체로 86~88% 수준이었다(Lopez-Muñoz et al., 2026). 같은 리뷰의 문헌 검토 부분은 SHAP·LIME 같은 설명 가능한 AI 기법을 쓴 연구가 최근 연구의 약 24%에 그친다고 적었다(Lopez-Muñoz et al., 2026). 헝가리 한 공립대의 중도탈락 예측 연구는 CatBoost 같은 복잡한 모델이 입학 전 성취 지표만으로 위험 학생을 효율적으로 찾지만 해석 가능성이 부족하다고 보고했다. 8,508 건 자료에서 CatBoost 의 시험 데이터 평균 정밀도는 0.847, 곡선 아래 면적(AUC)은 0.774 였다(Nagy & Molontay, 2024).

서울의 한 온라인(사이버) 대학 실데이터로 중도탈락 예측 모델을 만든 연구에서는 LightGBM 의 예측 정확도가 가장 높았지만 로지스틱 회귀도 경쟁력 있는 성능과 깊은 해석을 제공했다(대학 자체 연구)( Seo et al., 2024). K 대학 대학원생 학업중단 예측 연구에서 상위 10 개 피처에는 분석 시점까지의 월수·학점·LMS 접속 횟수·학적 변동 수·휴학 횟수·포털 접속 횟수·장학금액 등이 포함됐다(김태윤·윤병연, 2024). 국내 대학 자료로 만든 모델에서는 성능과 해석의 균형, 그리고 LMS 기록의 쓰임이 드러난다.

운영 중인 제품에서는 모델의 정의가 문서에 나와 있다. Moodle 개발자 문서에 따르면 Moodle 은 모델을 평가해 예측 정확도가 충분할 때 사이트 데이터로 기계학습 알고리즘을 학습시킨다. 같은 문서는 분석 구간(옛 이름 Time-splitting methods)을 설명하며 중도탈락 위험 예측은 강좌가 끝났거나 개입하기에 너무 늦은 시점에는 쓸모가 없다는 예를 든다(Moodle, 2026d). 기본 제공 모델인 '학업 중단 위험 학생(Students at risk of dropping out)'은 강좌 마지막 4 분의 1 기간에 학생 활동이 없는 것을 중도탈락으로 정의한다(Moodle, 2023). Moodle 창립자 등 Moodle Pty Ltd 소속 연구자가 공저한 연구(제공사 자체 보고)는 온라인 강좌의 5 개 데이터셋(5,487 개 강좌의 수강 등록 7 만 8,722 건)을 썼다. 이 연구에서 과제 마감 이틀 전까지의 활동으로 기한 내 제출 여부를 예측한 신경망의 정확도는 67.46~81.63%, F1 점수는 71.30~83.09% 범위였다(Monllaó Olivé et al., 2019).

이들 연구에서 알고리즘 간 성능 차이는 연구에 따라 엇갈렸다. 같은 '중도탈락'이라는 이름이라도 강좌 후반의 무활동을 가리킬 때와 학업 과정의 이탈을 가리킬 때 가려내는 학생과 개입 가능한 시점은 달라질 수 있다. 정확도·정밀도·AUC 처럼 보고하는 지표도 연구마다 달라 수치를 그대로 견주기 어렵고 보고된 수치는 예측 성능을 나타낼 뿐 학습 성과가 나아졌다는 뜻이 아니다. 대학이 성능 수치를 볼 때 대상 정의·지표·검증 방식을 같이 확인해야 하는 이유이며 예측의 일반화 문제는 Ⅱ장 4 절 가에서 다룬다.

## 다. 생성형 AI 질의와 에이전트

생성형 AI 는 분석 결과를 묻고 읽는 방식을 바꾸고 있다. 학습분석 순환에 비추어 생성형 AI 의 기회와 과제를 정리한 Yan 외(2024)는 생성형 AI 가 기존 대시보드를 사용자와 대시보드가 협력해 학습 성과 향상 같은 공동 목표를 추구하는 역동적 대화형 시스템으로 바꿀 수 있다고 보았다. 저자들은 LLM 과

검색 증강 생성(RAG)을 같이 쓰면 더 정확하고 맥락에 맞는 설명을 만들 수 있다고도 제안했다(개념 논문). Rodríguez-Ortiz 외(2025)는 생성형 AI 학습분석 적용이 투명성·교수설계 근거·구현 가능성 면에서 아직 실험적 단계에 머물며 책임 있는 이론 기반 설계가 요구된다고 정리했다.

Instructure 는 Canvas 에 자연어 질의 기능을 넣었다. Instructure 의 AI 영양성분표에 따르면 Intelligent Insights 의 Ask Your Data 는 생성한 쿼리와 방법 설명을 같이 보여 주고 사용자가 생성된 SQL 을 직접 고칠 수 있게 해 사람의 검토 단계를 둔다. 같은 AI 영양성분표는 예상 위험으로 질문 오해석, 부정확한 SQL 생성, 관련 없는 제안을 공개한다(Instructure, 2025c). IgniteAI Agent 는 자연어 요청을 복잡한 Canvas 작업 흐름으로 바꿔 주는 교수자용 대화형 비서이며 이번 호 채점 대상인 Intelligent Insights 와는 별개 기능이다. AI 영양성분표의 Agent 항목은 Agent 가 사람의 요청에만 따라 움직이고 모든 쓰기 작업은 사용자 확인을 거친다고 적는다. 같은 항목은 대화 중 요청되면 사용자·강좌·학생 식별자나 메타데이터가 모델에 전달될 수 있다고도 밝힌다(Instructure, 2026d). Ask Your Data 와 IgniteAI Agent 에 쓰이는 Claude 모델과 이 보고서 작성 보조 AI 사업자의 관계는 Ⅰ장 3 절에 밝혔다.

연구 쪽에서도 에이전트에 맡기는 범위를 나누는 설계가 나왔다. 대학 학업 상담용 다중 에이전트 시스템 TartanMaroon 을 시연한 Dong 외(2026)는 작업 흐름 통제와 제약 검증을 LLM 이 아닌 결정론적 구성요소가 맡도록 분리했다. 자체 벤치마크 결과 단순 질의에서는 단일 에이전트도 경쟁력이 있었지만 계획 과제에서는 다중 에이전트 조정이 최대 31 점 높았다(시스템 시연, 학업 성과 효과는 평가하지 않음).

생성형 AI 는 분석의 입구인 자연어 질의를 넓히고 있고 Canvas 는 분석과 별개로 교수자 작업을 자동화하는 비서도 내놓았다. 이번 호가 확인한 Canvas 의 AI 영양성분표와 연구 시연 1 건은 생성 오류에 대비해 사람의 확인이나 결정론적 통제를 두었다. 그러나 Intelligent Insights 부속서도 AI 출력을 사용 전에 사람이 검토하도록 고객에게 요구하고 Blackboard 문서는 출력 검토 책임을 고객 기관에 둔다고 명시하며(Ⅱ장 2 절 나, Ⅲ장 1 절) 확인한 사례도 적어 일반적 설계 경향으로 단정하기는 이르다. 도입을 고려하는 대학은 자연어 질의 결과를 누가 검토하는지와 모델에 넘어가는 데이터의 범위를 도입 조건으로 따져 볼 필요가 있다(Ⅲ장 1 절, Ⅳ장 1 절 나).

## 라. 위험 판정의 두 방식

'위험 학생'을 가려내는 기능이라도 판정 방식은 제품과 기능에 따라 다르다. Instructure 도움말에 따르면 Intelligent Insights 의 Students in Need of Attention 은 이용자가 만들고 저장하는 사용자 정의 규칙 세트(criteria)로 위험 판정을 내린다. 규칙 세트는 강좌 참여 지표와 학업 성과 지표를 조합해 만든다. 참여 지표 선택지는 마지막 페이지 조회, 마지막 참여, 학급 평균 이하 토론 게시물이고 성과 지표 선택지는 현재 강좌 점수, 기한 내 제출, 미제출 과제다(Instructure, 2026h). Instructure 는 2026 년 7 월 추가한 예측 인사이트(Ⅰ장 1 절 나)를 소개하면서 기관이 정한 지표 묶음에 기반한 Students in Need of Attention 과 달리 예측 인사이트는 AI 와 예측 알고리즘을 쓴다고 구분한다(제공사 발표)(Tar, 2026).

Moodle Analytics 는 두 방식을 함께 둔다. 코어의 강좌 미접속·최근 미접속 학생 모델은 기계학습 백엔드 없이 판정하는 정적 모델이고 학업 중단 위험 학생 모델은 사이트 데이터로 학습하는 예측 모델이다(Ⅲ장 1 절). 학업 중단 위험 학생 모델이 내는 인사이트는 위험·비위험의 이진 판정이다. 인사이트 알림은 해당 맥락의 listinsights 권한을 가진 사람에게 가며 이 모델에서는 기본적으로 교수자 역할이 받는다(Moodle, 2023). 개발자 문서에 따르면 코어 기계학습 백엔드는 다중 분류·회귀를

아직 지원하지 않아 이진 분류만 완전히 지원한다(Moodle, 2026d). 사용자 문서에 따르면 예측 상세 화면은 예측에 쓰인 지표와 학생의 지표값을 보여 준다(Moodle, 2024c).

학생성공 분야의 예측 사례에서는 결과를 보여 주는 방식과 모델을 정하는 주체가 드러난다. 퍼듀대의 Course Signals 는 성적과 함께 인구 특성·이전 학업 이력·LMS 상호작용으로 학생 성과를 예측했고 예측 결과는 학생 과목 홈페이지에 빨강·노랑·초록 신호로 표시됐다(Arnold & Pistilli, 2012). Bird 외(2025)는 2021 년 언론 보도의 정보공개청구 결과를 재인용해 학생성공 플랫폼 공급사 EAB 의 학생성공 예측 모델이 하위집단별 벌점 로지스틱 회귀 모델의 조합이고 예측변수는 대학과 EAB 가 함께 정한다는 사실이 드러났다고 소개했다. 이 내용은 연구팀이 재인용한 청구 결과이며 EAB 제품의 현행 모델 구조를 확인해 주지는 않는다.

같은 '위험 학생' 기능도 기관이 정하는 규칙 기준과 데이터로 학습한 예측 모델로 나뉘지만 무엇을 위험 신호로 볼지와 어디에 기준선을 둘지는 어느 쪽이든 기관과 제공사의 설정에 달려 있다. 도입 전에는 판정 방식부터 확인하고 규칙형이면 기준의 타당성을, 예측형이면 검증과 공정성 정보를 물어야 한다(Ⅲ장 2 절). Ⅱ장 1 절의 내용을 수집부터 성능 공개까지 계층별로 정리하면 [표 Ⅱ-1]과 같다.

**[표 Ⅱ-1] 학습분석 시스템의 기술 구조 비교**

| 계층 | Canvas(Intelligent Insights·Course Analytics) | Moodle Analytics | 표준·연구의 기준 |
|---|---|---|---|
| **수집·표준** | Canvas 활동·성적 기록, Caliper Analytics 1.2 인증(2025. 6.) | 이벤트 하위 시스템 로그, xAPI 라이브러리(완전한 LRS 아님) | xAPI 명세의 LRS 정의, Caliper 의 구조화된 어휘 |
| **저장·내보내기** | Canvas Data 2(원천 데이터 대량·저지연 내려받기, 선택 가입형) | 코어 로그 저장소 2 종(표준·외부 데이터베이스) | LRS 경로와 기관 데이터 웨어하우스 경로 |
| **위험 판정** | Students in Need of Attention(기관·이용자가 정한 규칙 기준), 예측 인사이트(2026. 7. Canvas Next 등급 Ask Your Data 에 추가, 기관 과거 데이터로 AI·예측 알고리즘이 예측, 알고리즘·정확도 미공개) | 정적 모델(강좌 미접속·최근 미접속, 기계학습 없이 판정, 기본 활성), 지표와 목표를 결합한 예측 모델(이진 판정), 정확도가 충분할 때 사이트 데이터로 학습 | 앙상블 방법 주류, 정확도 대체로 86~88%(학부 중도탈락 리뷰), 외부 데이터 검증은 드묾(위험 학생 예측 리뷰 161 편 중 9 편) |
| **생성형 AI** | Ask Your Data(생성 SQL 직접 수정, 하위 처리자 Doowii), IgniteAI Agent(교수자용 작업 자동화, Intelligent Insights 와 별개) | 생성형 AI 기능은 이번 호 범위 밖 | 대화형 대시보드 전망(개념 논문) |
| **판정 근거 표시** | 규칙 기준 설명, 학생별 충족 기준 표시는 문서로 확인되지 않음 | 예측 상세 화면에 쓰인 지표와 학생 지표값(문서) | 설명 가능한 AI 기법 사용은 최근 연구의 약 24%(학부 중도탈락 리뷰의 문헌 검토) |
| **조치·결과 추적** | 교수자가 제출 상태·성적 기준으로 학생에게 메시지 보내기(Course Analytics), 보낸 메시지·개입 결과의 기록·추적은 문서로 확인되지 않음 | 권장 조치 목록과 '쓸모없음' 표시, 예측을 본 뒤 사용자 행동 추적(개발자 문서), 학생에 대한 개입 결과 기록은 문서로 확인되지 않음 | 개입은 학습분석 문헌에서 가장 덜 발달한 단계(개념 논문) |

| 계층 | Canvas(Intelligent Insights·Course Analytics) | Moodle Analytics | 표준·연구의 기준 |
|---|---|---|---|
| **성능·공정성 공개** | 정확도·집단별 성능 정보는 공개 문서에서 확인되지 않음 | 기본 모델 정확도·집단별 성능 수치 문서에 없음, 비교 방식 지표의 서열화 경고 | 집단별 오분류 쟁점(Ⅱ장 4절 나) |

자료: 제공사 공식 문서, 표준 명세, 학술 문헌을 바탕으로 연구진 정리

주: 두 제품 열은 자료 기준일까지 공개된 문서 기준이며 제품 화면 실측 결과가 아니다. 문서에 설명이 없는 기능은 '확인되지 않음'으로 적었고 기능이 없다는 뜻은 아니다. 작성 보조 AI 사업자와 Canvas 생성형 AI 기능의 관계는 Ⅰ장 3절에 밝혔다.

**소결** Ⅱ장 1절의 근거로 Q1에 잠정 답을 하면 다음과 같다. 학습분석 시스템은 LMS 안에서 자체 로그로 판정하는 내장형과 xAPI·Caliper 같은 표준 형식의 기록이나 LMS 원천 데이터를 LRS·기관 데이터 웨어하우스로 모아 분석하는 외부 저장형으로 나뉘며 이번 호의 대표 솔루션 두 제품은 내장형이다. 위험은 기관이 정한 규칙 기준이나 기계학습 예측으로 판정해 대시보드와 알림으로 보여준다. 생성형 AI 기능이 자연어 질의를 받으면서 분석의 입구가 넓어지고 있다. Canvas는 관련 기능에 사람의 검토·확인 단계를 둔다고 AI 영양성분표에 밝혔으나 이번 호는 이를 문서로만 확인했다. 같은 자료는 요청되면 학생 식별자가 모델에 전달될 수 있다고도 밝혔다. 같은 이름의 위험이라도 정의·지표·판정 시점에 따라 가려내는 학생이 달라져 성능 수치만으로 판정의 질을 가늠하기 어렵고 대학이 그 질을 확인하려면 검증 방식과 근거 공개가 필요해 보인다. 이번 호의 문서 확인에서 대표 솔루션 두 제품은 정확도·집단별 성능 공개와 학생에게 한 개입의 결과를 기록·추적하는 기능이 확인되지 않았고 Canvas의 학생별 판정 근거 표시도 문서에서 찾지 못했다(Ⅲ장 2절). 정확한 예측이 성과 개선으로 이어지는지는 Ⅱ장 3절에서 Q2에 맞춰 다룬다.

## 2. 시장 동향

학습분석 도구의 공급 구조를 시장 규모 추정, 제공사 유형, 사업자 연속성, 대학의 도입 방식 순서로 살핀다. 연구진이 기업 교육 중심으로 분류한 Watershed와 오픈소스 Learning Locker 같은 LRS는 경계 사례로 다루며 주요 지표는 [표 Ⅱ-2]에 모았다.

### 가. 시장 규모 추정과 정의 차이

학습분석 시장 규모를 읽으려면 먼저 무엇을 시장에 넣었는지 봐야 한다. 시장조사기관 Grand View Research(2024)는 공개 요약에서 세계 교육·학습분석 시장을 2023년 70.9억 달러로 추정하고 2030년 309.6억 달러(연평균 23.3%)로 전망했다. 같은 보고서는 2024년 시장 규모를 88.3억 달러로 제시했다. 이 추정은 기업(enterprise) 교육 수요를 포함하며 기업 부문이 가장 빠르게 성장할 것으로 봤다. 2023년 배치 방식은 온프레미스가 클라우드보다 매출 비중이 컸다.

고등교육 쪽 지출은 개별 추정으로만 드러난다. 대학의 예측분석 활용과 과제를 논평한 Bird(2023)는 미국 대학의 약 3분의 1이 예측분석 제품을 샀고 기관당 연간 약 30만 달러를 쓴다는 2019년 언론 보도의 추정을 인용했다(재인용).

두 수치는 정의와 집계 대상이 달라 더하거나 견줄 수 없다. 이런 수치는 정의에 따라 달라질 수 있으므로 범위로만 읽고 국내 시장 판단이나 예산 근거로 그대로 옮기지 않는 것이 안전하다([표 Ⅱ-2]). 세계 시장 추정은 기업 교육을 포함하고 공개 요약은 추정 방법과 고등교육 학습분석의 몫을 밝히지 않는다. 기업 부문이 가장 빠르게 성장한다는 전망은 대학 시장의 성장률이 아니며 온프레미스 비중이 컸다는 집계도 기업 교육이 섞인 값이라 대학이 배치 방식을 정하는 근거로 삼기 어렵다. 대학 지출

추정은 2019 년 언론 보도를 다시 인용한 값이고 기관당 연간 약 30 만 달러가 어떤 제품과 계약 범위를 기준으로 했는지도 드러나지 않는다. 국내 대학의 학습분석 지출을 따로 집계한 공개 자료는 이번 호에서 확인하지 못했다.

## 나. 학생성공 플랫폼과 LMS 내장 분석

이번 호는 학습분석 제공사를 대학이 학생 지원 업무를 위해 따로 도입하는 학생성공 플랫폼과 LMS 안에서 분석 기능을 제공하는 LMS 내장 분석으로 나눠 본다(연구진 분류). EAB Navigate360 과 Civitas Learning 은 앞의 유형에, Canvas Intelligent Insights·Moodle Analytics·D2L Brightspace Performance+·Blackboard Illuminate 는 뒤의 유형에 넣었다. 학생성공 플랫폼의 공개 자료는 제공사성과 수치가 중심이어서 여기서는 두 제품의 이름과 분류만 다루고 그 수치는 쓰지 않는다. EAB 예측 모델의 구조는 학술 논문이 재인용한 정보공개청구 결과로 II장 1 절 라에서 다뤘다.

Canvas 에서는 분석 기능의 판매 단위가 바뀌었다. Instructure 의 공식 도움말은 Intelligent Insights 를 레거시 추가 상품으로 표시하고 고급 분석은 Canvas Plus·Next 에, AI 인사이트(IgniteAI Ask Your Data)는 Canvas Next 에 들어갔다고 밝힌다(Instructure, 2026e).

대학 조달 문서에서도 묶음 판매가 확인되는데 텍사스 A&M 대학교는 2026 년 5 월 29 일 Instructure 에 Canvas 단기과정 클라우드 구독·Canvas Catalog·Intelligent Insights 를 묶은 구매 주문을 냈다(캠퍼스 전체 계약이 아닌 특정 부서 구매로 보인다). 이 주문의 1 년 차 금액은 86,900 달러, 2 년 차는 89,068 달러다. 주문서는 Intelligent Insights 를 다른 구독과 한 품목으로 묶어 단가를 적었으므로 단독 가격은 드러나지 않는다(Texas A&M University, 2026).

D2L 과 Blackboard 에서는 AI 기능을 켜는 범위를 기관이 정한다. D2L 은 생성형 AI 기능 Lumi 를 제공하며 관리자는 설정 변수로 강좌·조직 단위의 Lumi 활성화 여부를 통제한다(D2L, 2026). Blackboard Illuminate 의 생성형 AI 기능 Data Q&A 도 기관 관리자가 설정에서 직접 켜야 하는 옵트인 방식이며 사용자 질문으로 만든 대시보드 데이터를 AI 가 텍스트로 요약해 준다. Blackboard 는 출력의 정확성·편향 검토 책임을 고객 기관에 둔다고 명시한다(Blackboard, 2026). Lumi Pro·Data Q&A 와 이 보고서의 작성 보조 AI 사업자의 관계는 I 장 3 절에 밝혔다.

갖춘 기능이 효과적으로 쓰이는지는 대학 대상 조사에서 가늠할 수 있다. Bird(2023)가 재인용한 2021 년 조사(Ruffalo Noel Levitz)에 따르면 졸업 예측 통계 모델을 쓰는 대학에서 이를 매우 효과적인 전략으로 본 행정가는 3 분의 1 이 안 됐다.

Canvas 사례에서 고급 분석과 AI 인사이트는 별도 추가 상품에서 LMS 등급 안의 기능 묶음으로 옮겨 갔고 조달 문서에서도 가격이 묶음 단위로 매겨져 분석 기능 하나의 비용과 효과를 따로 따지기 힘들다. 예측 모델을 쓰는 대학에서도 그 효과를 높게 본 행정가는 소수여서(재인용 조사) 기능을 갖추는 일과 효과적으로 쓰는 일은 따로 점검할 필요가 있다. 등급·묶음 계약에서는 기능별 사용 계획과 평가 조건을 계약 단계에서 정해 두는 것이 바람직하다(부록 4). Instructure 가 Canvas 의 상위 등급에 예측 기능을 넣으면서(I 장 1 절 나) 위험 학생 식별이라는 같은 기능을 두고 LMS 내장 분석과 학생성공 플랫폼이 겹치는 영역이 생겼다고 볼 수 있다. 두 유형의 비교는 [표 IV-2]에 정리했다.

## 다. 사업자 연속성 위험

학습분석 제품을 공급하는 사업자의 소유와 사업 범위가 크게 바뀌었다. 채권자단을 자문한 법률자문사의 사건 소개에 따르면 Anthology 와 일부 계열사는 2025 년 9 월 29 일 미국 텍사스 남부 파산법원에 챕터 11 파산보호를 신청했다. 파산법원은 2025 년 11 월 11 일 기업운영·생애주기 참여·

학생성공 사업부를 사전 지정 입찰자에게 매각하는 안을 승인했고 사업부 매각은 2025 년 12 월 31 일과 2026 년 1 월 31 일에 종결됐다. 2026 년 2 월 27 일 효력이 발생한 회생계획으로 약 16 억 달러의 차입금이 소멸했고 회사는 Blackboard 로 챕터 11 을 벗어났다(Davis Polk & Wardwell LLP, 2026).

회사 공시에 따르면 KKR 과 Dragoneer 운용 펀드는 대표 솔루션 제공사인 Instructure 를 주당 23.60 달러, 기업가치 약 48 억 달러의 전액 현금 거래로 인수해 2024 년 11 월 13 일 거래를 마쳤다. 거래 완료로 Instructure 보통주는 거래가 중단되고 뉴욕증권거래소 상장이 폐지됐다(Instructure, 2024b). 오픈소스 LRS 인 Learning Locker 는 본 저장소 기본 브랜치의 최신 커밋과 최신 릴리스(v7.1.1)가 모두 2021 년 11 월 16 일에 머물러 있다. 저장소는 보관(archived) 처리되지 않았고 마지막 푸시 시점은 2024 년 5 월 30 일이다(Learning Pool, 2021).

기존 시스템과의 연결도 도입 조건이다. Márquez 외(2024)는 2015 년부터 2022 년 1 분기까지 발표된 고등교육 학습분석 도입 연구 48 편을 체계적으로 검토해 기존 레거시 시스템이 새 학습분석 시스템과 호환되도록 조치해야 한다고 결론지었다.

파산과 사업부 매각, 비상장화, 오픈소스 프로젝트의 활동 저조는 공개 정보 감소나 제품 재편, 공급사 교체로 이어질 수 있다. 매각된 Anthology 학생성공 사업부를 쓰던 대학은 계약 상대가 바뀌는 상황에 놓였을 가능성이 크다. Blackboard Illuminate 제품 자체의 변화는 이번 호 자료로는 확인하지 못했다. 상장 폐지 뒤 Instructure 의 사업 정보는 제공사 발표에 더 기대게 되고 오픈소스 제품은 개발 활동이 줄면 유지 부담이 도입 기관으로 넘어오기 쉽다. 계약에는 표준 형식 데이터 보관, 계약 종료 시 데이터 반환·삭제 조건(Ⅲ장 1 절), 공급사 변경 공지 조건을 넣어 두어야 한다(부록 4). 공급사가 바뀌면 새 시스템과 기존 시스템의 호환 조치를 다시 해야 하는 만큼 학습 데이터와 분석 모델을 옮길 수 있는지가 도입 위험의 일부가 된다.

### 라. 대학의 도입 방식과 활용 실태

Márquez 외(2024)의 리뷰에 따르면 고등교육 학습분석 개발은 대부분 시범 단계에 머물러 기관 차원 도입에 이르지 못했다. 같은 리뷰에서 가장 자주 꼽힌 핵심 도입 요인은 사용자 지원, 사용자와의 소통, 최종 사용자 교육, 학습분석 소프트웨어 표준이었다.

교수자의 대시보드 활용은 데이터를 따져 보는 해석 단계에서 실제 조치로 잘 넘어가지 못했다. 미국 서부의 대형 연구중심대학 교수 14 명을 심층 면담한 질적 연구에서 대부분의 교수는 대시보드를 알고 있었지만 활용은 데이터의 적합성·신뢰성·윤리를 따지는 해석 단계에 머무는 경우가 많았다(Rozhenkova et al., 2026). 영국 Open University 의 기관 자체 연구에서는 조기경보 대시보드(EAI)가 유용하다고 인식됐음에도 대부분의 교수자는 EAI 를 드물고 비체계적으로 사용했다(Rets et al., 2023).

국내에서는 정부 재원의 원격대학 디지털교육환경 고도화 사업 안에서 학습분석 고도화가 추진됐다. 교육부·한국교육학술정보원(KERIS)의 사이버대학 디지털교육환경 고도화 지원 사업은 디지털 인프라 구축과 이를 바탕으로 한 XR 교육콘텐츠 개발·수업 시범 적용을 과업으로 하며 수행기관은 이 과업 전체에 연간 3.6 억 원을 지원받는다. 수행기관 중 건양사이버대는 AI 학습분석과 LMS 고도화를, 원광디지털대는 AI 학습분석 시스템 고도화를 인프라 과제로 추진했다(교육부·한국교육학술정보원, 2025).

도입 요인 리뷰와 교수자 연구에서는 소프트웨어 표준·시스템 호환과 함께 사용자 지원·연수가 도입의 주요 조건으로 꼽힌다. 위험 학생을 찾아내더라도 결과를 해석할 교수자와 학생에게 연락할 상담 인력이 없으면 개입을 실행하기 어려우므로 도입 계획에는 시스템 구축과 나란히 교수자 연수와 해석

지원, 상담 인력 배치를 넣는 것이 바람직하다(IV 장 2 절 나, 부록 4). 국내 원격대학 사례는 과제 수행 사실만 공개됐고 백서에는 성과 자료가 없어 국내 자료로는 이런 도입 조건을 아직 확인할 수 없다.

**[표 II-2] 학습분석 시장 지표(수치·기준 시점·출처·정의)**

| 지표 | 수치 | 기준 시점 | 출처(유형) | 정의·주의 |
|---|---|---|---|---|
| 세계 교육·학습분석 시장 | 70.9 억 달러 → 309.6 억 달러(연평균 23.3%) | 2023 → 2030 전망 | Grand View Research, 2024(시장조사 요약) | 기업 교육 수요 포함, 고등교육 단독 집계 없음, 공개 요약 기준 |
| 같은 시장의 2024 년 규모 | 88.3 억 달러 | 2024 | Grand View Research, 2024(시장조사 요약) | 위와 같음 |
| 미국 대학 예측분석 제품 구매 | 약 3 분의 1, 기관당 연간 약 30 만 달러 | 원자료 2019(재인용 2023) | Bird, 2023(논평, 재인용) | 원자료는 2019 년 언론 보도(APM Reports) |
| 공립대학 조기경보 예측분석 사용 | 80% 이상 | 원자료 2022(코로나 19 기간) | Bird et al., 2025(학술지 논문의 조사 인용) | 미국 커뮤니티칼리지 연구의 재인용 |
| Instructure 인수 | 기업가치 약 48 억 달러 (주당 23.60 달러) | 2024. 11. 13. | Instructure, 2024b(회사 공시) | 뉴욕증권거래소 상장 폐지 |
| Anthology 회생 | 차입금 약 16 억 달러 소멸 | 2026. 2. 27. | Davis Polk & Wardwell LLP, 2026(법률자문사 사건 소개) | 사업부 매각 뒤 Blackboard 로 재편 |
| 텍사스 A&M 대학교 구매 주문 | 1 년 차 86,900 달러, 2 년 차 89,068 달러(합계 175,968 달러) | 2026. 5. 29. | Texas A&M University, 2026(대학 조달 문서) | Intelligent Insights 를 다른 구독과 한 품목으로 묶음, 특정 부서 구매로 보임 |
| 국내 사이버대학 고도화 지원 | 수행기관 연간 3.6 억 원 | 2025 백서 기준 | 교육부·한국교육학술정보원, 2025(공공 백서) | 디지털 인프라·XR 교육콘텐츠 과업 전체의 지원액(학습분석 단독 금액 아님), 건양사이버대·원광디지털대가 AI 학습분석 고도화를 인프라 과제에 포함, 성과 자료 없음 |

자료: 각 기관 보고서·공시·조달 문서와 학술 문헌을 바탕으로 연구진 정리

주: 시장 규모 추정은 정의에 따라 달라지는 참고 범위다. 재인용 수치는 원자료 연도를 함께 적었다. 제공사의 도입 기관 수·이용자 수 같은 마케팅 수치는 싣지 않았다.

**소결** 시장조사기관의 학습분석 시장 규모 추정은 기업 교육 수요를 포함해 고등교육 몫을 따로 확인할 수 없고 대학 지출 추정은 2019 년 자료의 재인용이라 두 수치 모두 범위로만 읽어야 한다. Canvas 사례처럼 분석 기능이 LMS 등급·묶음 단위로 팔리면 기능별 비용 대비 효과를 따로 가늠하기 어렵다. Anthology 의 파산·사업부 매각은 공급사 교체와 데이터 이전 위험을, Learning Locker 의 활동 저조는 유지 부담 이전을, Instructure 의 비상장화는 공개 정보 감소를 가져올 수 있다. 도입 요인 리뷰에서는 기관 차원 도입이 대부분 시범 단계에 머물렀고 면담 연구에서는 교수자 활용이 해석 단계에 그쳤으며

기관 자체 연구에서는 조기경보 대시보드가 드물고 비체계적으로 쓰였다. 세 결과 모두 갖춘 기능이 학생 지원으로 이어지지 않을 위험을 보여 준다. 국내 원격대학은 정부 재원으로 AI 학습분석 고도화를 추진했으나 백서에 성과 자료는 실리지 않았다. Q3 에 비추면 국내 대학은 등급·묶음 계약의 기능별 사용·평가 조건과 데이터 반환·이전 조건을 계약 단계에서 정해 둘 필요가 있다. 상담 인력의 여력은 Q2 의 개입 설계에서도 전제가 된다. 예측이 개입으로 이어지는 조건은 Ⅱ장 3 절에서, 데이터 거버넌스와 공정성 쟁점은 Ⅱ장 4 절에서 다룬다.

## 3. 교육적 적용

교육적 적용의 근거는 대시보드와 학습분석 개입의 종합 연구, 조기경보 무작위 실험, 효과가 보고된 개입의 설계 요소, 대표 솔루션 지표와 국내 연구의 순서로 살핀다. 효과는 연구 설계·대상·효과크기를 밝혀 적고 학교급이 섞인 종합과 기관 자체 평가, 연구기관 보고서는 그 성격을 표시한다.

### 가. 대시보드와 학습분석 개입의 종합 근거

Kaliisa 외(2024)는 주로 학습자용인 학습분석 대시보드가 학생의 성취·참여·동기·태도에 미치는 영향을 연구 38 편으로 종합했다(체계적 리뷰, 학교급 혼합, 메타분석 아님). 성취 효과를 보고한 연구 가운데 26 편(76.5%)이 무시할 만한 효과(14 편)나 작은 효과(12 편)를 보였다. 대시보드는 학생 참여에서는 비교적 상당한 영향을 보였지만 저자들은 현재로서는 대시보드가 학업성취를 높인다는 근거가 없다고 결론지었다. 고등교육 학습분석과 학업 성공에 관한 핵심 문헌 46 편을 검토한 체계적 리뷰도 학습분석이 학업 성공을 지원한다는 엄밀한 대규모 효과 근거는 아직 부족했다고 보았다(Ifenthaler & Yau, 2020).

범위를 학습분석 기반 개입 전반으로 넓힌 메타분석은 학교급이 섞인 실증 연구 34 편(효과크기 76 개)을 무선효과 모형으로 종합해 정적 효과를 보고했다. 전체 효과크기는 0.46 으로 통계적으로 유의했다. 학습 단계별 효과크기는 초등 2.27, 중학 1.01 로 컸고 대학생 0.32, 고교 0.19 로 작았다. 연구 간 이질성은 $I^2$ = 92%로 매우 컸다(Y. Liu et al., 2025). 학습분석 개입이 학업 성과에 미치는 효과를 다룬 23 편(참여자 9,710 명, 교육 단계 혼합)의 메타분석에서 평균 효과크기는 0.359(95% 신뢰구간 0.230~0.487)로 작은~중간 수준의 정적 효과였다. 교육 단계·학습 환경·개입 유형은 효과를 좌우하는 유의한 조절변수였다(Kokoç et al., 2025).

무작위 실험에서 대시보드는 학습 활동을 늘리는 데 그치거나 성적에 효과를 보이지 않았다. 네덜란드 응용과학대 1 학년 프로그래밍 강좌의 무작위 통제 실험(RCT)은 학생 556 명 가운데 절반에게 학습분석 대시보드와 대시보드 링크가 담긴 주간 이메일을 제공했다. 대시보드 접근과 사용은 온라인 학습 환경의 활동에는 정적 효과가 있었으나 기말시험 성적에는 효과가 없었다(Hellings & Haelermans, 2022). 직장인 중심의 학점 인정 온라인 공개강좌(MOOC) 학습자 8,745 명을 무작위 배정한 RCT 에서도 피드백이 있든 없든 대시보드는 학습자의 최종 성적에 측정 가능한 효과가 없었다. 최종 성적 분석은 채점 과제와 기말시험에 접근할 수 있는 유료 인증 과정 학습자로 한정됐다(Borrella & Ponce-Cueto, 2025).

국내외 연구를 다룬 한국학술지인용색인(KCI) 등재 학술지 메타분석(대학생 중심, 학교급 혼합)은 12 편을 종합해 학습분석 대시보드의 전체 효과크기를 g = 0.419 로 보고했다. 출판편향을 지닌 문헌 14 편을 제거하고 남은 12 편에 고정효과 모형을 적용한 값이다(문소연 외, 2023).

종합 연구의 결론이 갈리는 데에는 포함 범위(대시보드 대 개입 전반), 통제 비교의 엄격성, 학교급, 측정 도구의 차이가 작용한 것으로 보인다. 정적 효과를 보고한 메타분석도 학교급이 섞인 평균이고

대학생 값을 따로 낸 연구에서는 그 값(0.32)이 전체 값(0.46)보다 작았다. 이질성이 크거나 일부 문헌을 제외한 뒤 종합한 점도 일반화의 폭을 좁힌다. 대학이 기대할 효과는 메타분석의 평균이 아니라 대학생 하위 값과 연구 간 이질성을 나란히 놓고 가늠해야 한다([표 ㅍ-3]). 대시보드 근거는 주로 학생에게 보여 주는 학습자용 대시보드에서 나와 이번 호가 다루는 교수자·기관용 도구에 그대로 옮기기 어렵다
.

## 나. 조기경보 무작위 실험

네덜란드 대학의 무작위 현장실험은 조기경보 지원 상담이 1 학년 중도탈락과 학업성취에 미치는 효과를 추정했다. 12 개 학사 과정에서 참여를 요청받은 1 학년 1,577 명 가운데 758 명이 동의했고 동의한 학생은 동의하지 않은 학생보다 중도탈락률이 낮았다. 조기경보 시스템은 위험 학생을 정확히 예측했지만 조기경보 지원 상담이 중도탈락을 줄이거나 학업성취를 높였다는 근거는 나오지 않았다(Plak et al., 2022).

독일 대학의 RCT 는 중도탈락 확률이 높은 학생에게 경고 메일을 보냈고 1 차에서 위험 학생을 처치 1,004 명과 통제 489 명으로 무작위 배정했다. 예측 정확도는 1 학기 후 79%, 4 학기까지 90%였다. 그러나 평균 효과는 유의하지 않았고 학생 집단별로 반응이 달랐다(Berens et al., 2026).

영국 원격대학인 Open University 의 RCT 는 저자 전원이 해당 대학 소속인 기관 자체 평가다. 이수 확률이 낮은 학부생 410 명(과목 등록 기준 630 건)을 통제 200 명·처치 210 명으로 무작위 배정하고 대학 학생지원팀이 문자·전화·이메일로 동기 부여 연락을 했다. 처치 집단의 학업 지속 결과가 통제 집단보다 유의하게 좋았고 재학 학생 비율의 우위는 과정 시작 시 7.4%에서 과정 이수 시 22.2%로 커졌다. 다만 전화·이메일·통제 세 조건 비교에서 과정 이수 단계의 차이는 유의하지 않았고 전화 집단과 이메일 집단 사이에는 어느 단계에서도 유의한 차이가 없었다(Herodotou et al., 2020).

사람이 직접 연락한 사례 사이에서도 효과는 달랐다. 호주 한 대학이 2012~2014 년에 시행한 학업 지속 파일럿 프로그램(누적 수강 1 만 1,160 명)에서는 예측 모형이 1,868 명을 학업 위험군으로 식별했고 훈련된 인력이 전화로 연락했다. 이 비무작위 평가에서 통상적 통계 방법은 개입과 학업 지속의 정적 연관을 보였으나 효과크기가 작았고 혼합효과 모형은 변동의 99% 이상을 설명했지만 개입이 학업 지속에 효과가 없다고 나타났다(Dawson et al., 2017).

MAAPS(Monitoring Advising Analytics to Promote Success)는 기술로 강화한 집중·사전적 상담이 미국 공립 연구대학들의 역사적으로 소외된 학생에게 효과가 있는지 검증한 대규모 RCT 이며 결과는 독립 연구기관 보고서로 공개됐다. 6 년 뒤 전체 표본에서 졸업·지속 두 1 차 결과 모두 유의한 효과가 없었다. 보고서는 기관들이 실행 과정에서 여러 어려움을 겪었고 일부 기관은 개입 구성요소를 모두 제공하지 못했다고 밝혔다. 6 년 동안 개입을 운영한 유일한 기관인 조지아주립대에서는 2 차 분석 결과 처치 집단 졸업률이 통제 집단보다 7%p 높았다(Rossman et al., 2023).

미국 교육부 What Works Clearinghouse(WWC) 근거표에 따르면 iPASS(Integrated Planning and Advising for Student Success) 강화판은 더 정밀한 데이터와 첫 학기 조기 표시로 조기경보 시스템을 개선했다. 근거표에 실린 Mayer 외(2019, 재인용)의 평가에서 효과크기는 학업 진전 g = 0.02, 학업성취 g = 0.01 이었고 비교 집단도 조기경보와 추가 상담을 받는 '비강화 iPASS'에 참여했다(Karp et al., 2021).

네덜란드와 독일 실험에서는 정확한 예측에도 개입 효과가 드러나지 않았고 조기경보를 더 정밀하고 이르게 다듬은 iPASS 강화판의 추가 효과도 거의 없었다. 같은 조기경보라도 경고 메일만 보낸 독일 실험, 조기경보로 상담자를 지원한 네덜란드 실험, 지원팀이 학생에게 직접 연락한 영국 실험은 연락

방식과 대상 구간, 지원 인력이 달랐고 결과도 엇갈렸다. 대학과 대상이 서로 달라 설계 차이를 결과의 원인으로 단정할 근거는 없지만 평가의 초점은 예측 모델의 정확도보다 판정 뒤 개입 단계의 설계와 운영에 둘 필요가 있다(Ⅱ 장 3 절 다).

### 다. 효과가 보고된 개입의 설계 요소

WWC 실무지침은 기술이 상담자를 대체하지 말고 상담을 촉진·강화하는 데 쓰여야 한다고 권고했다. 지속적·개인화된 상담 관계 권고는 개입 연구 10 편에 근거해 강한 근거 등급을 받았고 이들 연구의 영역별 메타분석 효과크기는 학업 진전 g = 0.30, 학업성취 g = 0.19, 학위 취득 g = 0.29 로 모두 통계적으로 유의한 정적 효과였다(Karp et al., 2021).

경고를 전달하는 데 그친 설계의 한계는 두 무작위 실험에서 지적됐다. 네덜란드 실험의 추적 설문 결과 학생 상담자들은 조기경보를 위험 학생을 조기에 먼저 부르는 데 쓰지 않은 것으로 나타났다. 조기경보가 문제를 정확히 알려도 해결에 필요한 실행 가능한 정보를 주지 않아 상담자들이 좌절을 느꼈다(Plak et al., 2022). 독일 실험의 저자들은 조기경보 개입만으로는 강력하지 않으며 표적 상담과 구조화된 지원으로 보완해야 한다고 결론지었다(Berens et al., 2026). 사업 주관 기관이 미국 대학 4 곳에서 평가한 조기경보 사업(OAAI)의 준실험은 이와 다른 결과를 보고했으나 과목 단위로 배정해 선택 편향이 있을 수 있다. 이 준실험에서 위험 인식 메시지만 받은 집단과 온라인 지원 환경을 더한 집단은 최종 성적 범위가 75 인 과목 기준으로 모두 개입을 받지 않은 통제 집단보다 6% 개선을 보였지만 온라인 지원 환경을 더한 추가 이득은 없었다(Jayaprakash et al., 2014).

다음 행동을 알려 주는 정보가 부족하다는 지적과 함께 이를 보완하자는 제안이 나왔다. 학습분석 대시보드 실증 연구를 자기조절학습 모형에 비추어 검토한 체계적 리뷰에 따르면 기존 대시보드는 학습이론에 거의 근거하지 않았고 효과적 학습 전술·전략 정보를 주지 않았다(Matcha et al., 2020). 설명 가능한 AI 도구로 중도탈락 예측을 풀이한 헝가리 대학 연구는 개인별 예측 설명이 보충 강좌나 튜터링 같은 맞춤 개입으로 이어질 수 있다고 보았으나 개입 효과는 평가하지 않았다(Nagy & Molontay, 2024).

상담 인력의 여력과 기존 업무와의 연결도 거론된다. MAAPS 상담자 대부분은 처음에 학생 150 명 이하를 맡아 일반 학업 상담자보다 담당 학생 수가 크게 적었다(Rossman et al., 2023). 그러나 같은 연구는 6 년 뒤 전체 효과를 확인하지 못했고 일부 기관에서는 개입 구성요소가 모두 제공되지 못했다(Ⅱ 장 3 절 나). Open University 실험의 저자들은 개입이 기존 지원 실무와 비슷해 지원 인력의 채택이 쉬웠을 것으로 추정했다(Herodotou et al., 2020).

고등교육 학생 117 명을 수동형 에이전트·능동형 에이전트·단독 스캐폴딩 조건에 무작위 배정한 통제 실험실 RCT 에서 생성형 AI 에이전트는 학생의 시각적 학습분석 이해를 돕는 데서 실험실 수준의 초기 근거를 보였다. 능동형 생성형 AI 에이전트는 다른 두 조건보다 시각적 학습분석 이해를 유의하게 높였고 그 이득은 개입 뒤에도 유지됐지만 1 시간 개입이었고 결과 지표도 학업성취가 아닌 대시보드 이해도였다(Yan et al., 2025).

대학 현장 무작위 실험으로 좁히면 전체 표본에서 학업 지속·성취 효과가 보고된 실험은 지원팀이 직접 연락한 영국 실험(기관 자체 평가) 하나였다. 네덜란드 실험은 조기경보로 상담자를 지원했고 독일 실험은 경고 메일만 보냈는데 두 실험 모두 평균 효과가 유의하지 않았다. 강한 근거 등급을 받은 개입은 지속적·개인화된 상담 관계였고 위험 인식 메시지의 정적 결과는 선택 편향이 있을 수 있는 준실험(OAAI)에서 나왔으며 학교급이 섞인 메타분석의 정적 평균에서도 대학생 값은 작았다(Ⅱ 장 3 절 가). 사람이 전화로 연락한 호주 파일럿과 담당 학생 수를 줄인 MAAPS(일부 기관은 개입 구성요소를

다 제공하지 못함)도 전체 효과는 확인되지 않아(Ⅱ장 3절 나) 사람의 연락이나 상담 인력의 여력만으로 효과가 보장되지는 않는다. 서로 다른 연구를 견준 결과여서 설계 요소별 인과는 아직 드러나지 않았지만 대학은 위험 판정에서 판정 근거 설명, 연락·상담, 후속 조치, 결과 기록까지를 한 묶음으로 설계하고 상담 인력 규모를 판정 기준과 나란히 정해 두어야 한다(Ⅳ장 2절 나). 생성형 AI가 교수자·상담자의 결과 해석에도 도움이 되는지는 학생 대상 실험실 연구만으로는 알 수 없고 실제 강좌 검증도 남아 있다.

### 라. 대표 솔루션 지표와 국내 연구

Canvas 기본 지표의 타당성을 본 상관 연구(Ⅰ장 3절)는 대표 솔루션과 관련된 독립 연구다. Intelligent Insights 사용의 학습 효과를 비교하지는 않았고 미국 연구중심대학 공학 실험 강좌 학부생 665명의 자료를 분석했다. 원격 수업 학기(2020)에는 Canvas 페이지 조회·참여 지표와 성적 사이에 유의한 상관이 없었고 대면 수업 연도에는 약하지만 유의한 상관만 나타났다(Cook-Chennault & Farooq, 2025).

국내 대형 사립대학 두 강좌 학생 73명 가운데 37명을 무작위로 골라 학습분석 대시보드를 제공한 시범 실험에서 두 강좌 모두 처치집단과 통제집단의 기말시험 점수에 통계적으로 유의한 차이가 없었다. 저자들은 학생들이 대시보드 정보를 쉽게 이해하고 보통 수준으로 만족했지만 그 정보를 자신의 행동 변화와 연결하지는 못한 것으로 해석했다(Park & Jo, 2015).

KCI 메타분석(Ⅱ장 3절 가)이 분석한 대시보드 연구는 주로 동아시아 대학생·대학원생 대상이었고 본인 점수와 동료 평균을 함께 보여 주는 형태가 많았다(문소연 외, 2023). 2016년 2월까지의 국내 학습분석 실증 연구 61편을 검토한 연구팀에 따르면 연구 목적은 학생 행동 모델링과 학습성과 예측이 가장 많았고 평가·피드백 방법 개선과 교수전략 제안 실증 연구는 적었다. 연구팀은 중도탈락 예방과 교수전략 제안 연구의 보완을 국내 과제로 제시했다(안미리 외, 2016).

Canvas 상관 연구 결과대로라면 LMS의 기본 참여 지표만으로는 학습 참여를 충분히 포착하지 못할 수 있다. Moodle Analytics 기본 지표 모델의 예측력을 평가한 독립 연구도 있다(Ⅲ장 2절 나). 2016년 문헌 고찰과 이번 호 검색 범위(2014~2026년)에서 국내 고등교육 개입을 통제 비교한 연구는 시범 실험 1건만 확인돼(연구진 확인) 학내 시범 운영에서 효과를 가리려면 비교 집단과 학기 뒤 학업 지속 같은 지연 측정을 두는 것이 바람직하다(부록 4). 연구별 설계·대상·표본·효과크기는 [표 Ⅱ-3]에 정리했다.

**[표 Ⅱ-3] 효과 실증 연구 요약**

| 연구 | 설계 | 대상 | 표본 | 효과크기·주요 결과 | 근거 수준 |
|---|---|---|---|---|---|
| Kaliisa 외(2024) | 체계적 리뷰(효과크기 기술 종합) | 학습분석 대시보드(학습자용 중심), 학교급 혼합 | 38편 | 성취 보고 연구의 76.5%가 무시할 만하거나 작은 효과, 참여는 비교적 상당 | 보통(다수가 비무작위 준실험) |
| Y. Liu 외(2025) | 메타분석(무선효과) | 학습분석 기반 개입, 학교급 혼합 | 34편(효과크기 76개) | 전체 0.46, 대학생 0.32 | 보통($I^2$ = 92%) |
| Kokoç 외(2025) | 메타분석(무선효과) | 학습분석 개입의 학업성과, 교육 단계 혼합 | 23편(9,710명) | 0.359 | 보통(고등교육 값 미확인) |

| 연구 | 설계 | 대상 | 표본 | 효과크기·주요 결과 | 근거 수준 |
|---|---|---|---|---|---|
| 문소연 외(2023) | 메타분석(고정효과) | 학습분석 대시보드(학습자용), 대학생 중심 학교급 혼합 | 12 편 | g = 0.419 | 보통(출판편향 문헌 14 편 제외) |
| Karp 외(2021) | 상담 개입 연구 메타분석(WWC 실무지침) | 미국 고등교육 학업 상담 | 10 편 | 학업 진전 g = 0.30, 학업성취 g = 0.19, 학위 취득 g = 0.29 | 강함(WWC 강한 근거 등급) |
| Karp 외(2021) 근거표의 iPASS 강화판 평가(재인용) | RCT(WWC 근거표 등재) | 미국 2·4 년제 대학, 조기경보 개선(비교 집단도 비강화 iPASS) | — | 학업 진전 g = 0.02, 학업성취 g = 0.01 | 보통(연구기관 보고서 재인용, 추가 효과만 비교) |
| Plak 외(2022) | 무작위 현장실험 | 네덜란드 대학 1 학년, 조기경보 지원 상담 | 758 명 | 예측은 정확, 중도탈락·성취 개선 근거 없음 | 강함(동의 표본 한계) |
| Berens 외(2026) | RCT | 독일 대학 위험 학생, 경고 메일 | 처치 1,004 명·통제 489 명(1 차) | 평균 효과 비유의, 집단별 반응 차이 | 강함 |
| Herodotou 외(2020) | RCT | 영국 Open University 이수 확률 낮은 학부생, 학생지원팀 연락 | 410 명(과목 등록 630 건) | 학업 지속 결과 유의하게 좋음 | 강함(기관 자체 평가) |
| Rossman 외(2023) | RCT(기관 층화) | 미국 공립 연구대학의 Pell 수혜·1 세대 학생, 집중 상담 | — | 6 년 뒤 졸업·지속 효과 없음 | 보통(연구기관 보고서, 일부 기관 구성요소 미제공) |
| Hellings 와 Haelermans(2022) | RCT | 네덜란드 응용과학대 1 학년 프로그래밍, 학습자용 대시보드 | 556 명 | 온라인 활동 정적, 기말시험 효과 없음 | 강함 |
| Borrella 와 Ponce-Cueto(2025) | RCT(3 집단) | 학점 인정 MOOC(직장인 중심), 학습자용 대시보드 | 8,745 명 | 피드백 유무와 관계없이 최종 성적 효과 없음(성적 분석은 유료 인증 학습자 한정) | 강함(대학 정규 강좌 아님) |
| Jayaprakash 외(2014) | 준실험(과목 단위 배정) | 미국 4 개 기관, 위험 인식 메시지·온라인 지원 환경 | — | 두 처치 집단 모두 통제 대비 최종 성적 6% 개선, 온라인 지원 추가 이득 없음, 처치 집단 철회율 25.6%(통제 14.1%) | 제한적(비무작위, 선택 편향 가능, 수행 기관 평가) |
| Dawson 외(2017) | 비무작위 파일럿 평가 | 호주 대학 위험 학생, 전화 연락 | 위험군 1,868 명 | 통상 방법은 작은 정적 연관, 혼합효과 모형은 효과 없음 | 제한적(비무작위) |

| 연구 | 설계 | 대상 | 표본 | 효과크기·주요 결과 | 근거 수준 |
|---|---|---|---|---|---|
| Park 과 Jo(2015) | 무작위 선정 시범 실험 | 국내 사립대 2 개 강좌, 학습자용 대시보드 | 73 명 | 기말시험 유의한 차이 없음 | 제한적( 소규모, 표준화 효과크기 미보고) |
| Yan 외(2025) | 통제 실험실 RCT | 보건의료·간호 고등교육 학생, 생성형 AI 에이전트 | 117 명 | 능동형 에이전트가 대시보드 이해도 유의 향상 | 제한적(1 시간 개입, 학업성취 아님) |

자료: 각 연구 원문(일부 초록)을 바탕으로 연구진 정리

주: 근거 수준은 연구 설계와 표본을 기준으로 한 연구진 판단이다(강함은 동료심사 현장 RCT 또는 WWC 의 강한 근거 등급, 보통은 메타분석·체계적 리뷰·연구기관 보고서, 제한적은 소규모·비무작위 연구나 실험실 실험이며 결과의 방향과는 별개다). 학교급 혼합은 초중등 연구를 포함한 종합이고 기관 자체 평가는 저자 전원이 평가 대상 기관 소속인 연구다. 표본의 '—'는 인용 범위에 표본 수가 없다는 뜻이며 효과크기 지표는 연구마다 다르다.

**소결** 조기경보는 위험 학생을 비교적 정확히 가려내고 학습자용 대시보드는 참여와 온라인 활동을 늘린 결과도 있었지만 학업성취·중도탈락 개선의 근거는 약하거나 없었다. 학습분석 기반 개입 메타분석의 정적 효과는 학교급이 섞인 평균이고 대학생 값은 작았으며 이질성이 컸다. 조기경보·대시보드를 다룬 대학 현장 RCT 가운데 전체 표본에서 학업 지속·성취가 유의하게 개선된 연구는 지원팀이 직접 연락한 영국 실험(기관 자체 평가)뿐이었고 강한 근거 등급을 받은 개입은 지속적·개인화된 상담 관계였다. 호주 파일럿은 사람이 전화로 연락했고 MAAPS 는 집중 상담을 했지만(일부 기관은 개입 구성요소를 다 제공하지 못함) 두 사례 모두 전체 효과가 확인되지 않아 연락·상담만으로 효과가 보장되지는 않았다. 두 대표 솔루션은 학습 성과를 통제 비교한 제공사 독립 연구가 확인되지 않았고(부록 2) 국내 검증 연구도 드물다. 핵심 질문 Q2 에 비추어 보면 예측이 정확해도 성과는 판정 뒤 연락·상담·후속 조치의 설계와 운영에 달린 것으로 보이지만 어떤 설계 요소가 효과를 내는지는 아직 드러나지 않았다.

## 4. 한계·논쟁점

정확한 예측과 효과적인 개입 사이에는 여러 쟁점이 놓여 있다. Ⅱ 장 4 절은 예측의 일반화와 상담 부담, 집단별 공정성, 위험 알림에 대한 학생의 반응, 동의와 데이터 권리, 운영 부담과 근거의 질 순서로 쟁점을 살피고 요지를 [표 Ⅱ-4]에 모은다.

### 가. 예측의 일반화와 상담 부담

예측 모델의 정확도는 대개 모델을 만든 환경 안에서 보고된다. 위험 학생 예측 연구 161 편을 검토한 체계적 리뷰(Ⅱ 장 1 절 나)에서 분포 밖 외부 데이터로 모델을 검증한 연구는 9 편뿐이었다. 연구팀은 많은 연구가 외부 검증 없이 다른 환경에서 모델을 시험하지 않아 예측 정확도를 과대평가했을 수 있다고 보았다(Shi et al., 2025).

학부 중도탈락 예측 연구를 검토한 다른 체계적 리뷰(Ⅱ 장 1 절 나)도 대부분 연구가 단일 기관 데이터에 의존하고 시간 변화를 고려하지 않으며 예측이 촉발한 개입의 효과·공정성을 거의 평가하지 않는다고 지적했다(Lopez-Muñoz et al., 2026). 같은 기관 안에서도 강좌가 다르면 모델을 옮기기 어렵다. 네덜란드 한 공과대학의 Canvas LMS 흔적 데이터로 학생의 자기보고 시간관리 능력을 예측한

연구에서 강좌별 예측 모델은 만들 수 있었지만 다른 강좌로 바로 옮겨 쓸 수는 없었다. 같은 연구는 여러 강좌에서 일관되게 예측력을 보인 흔적 데이터 변수들도 찾았다(van Sluijs & Matzat, 2024).

출판된 예측 연구 가운데에는 믿기 어려운 연구도 섞여 있다. Zhang 외(2020)의 Moodle LMS 데이터 학습분석 성과 예측 논문을 학술지 iJET 편집진이 2022 년 7 월 철회하면서 이 논문이 저자 자리와 논문을 판매하는 논문 공장과 연결될 수 있다고 공지했다.

놓치는 학생을 줄이려는 선택은 상담 부담과 맞물린다. 서울 소재 4 년제 대학 학생 2 만 50 명의 학사 기록으로 중도탈락 예측 모델을 비교한 연구에서 탈락 후보 포착률 개선에는 위양성 증가(42 명에서 95 명)와 후보 명단 확대(480 명에서 569 명)가 따랐다. 위양성은 위험 후보로 뽑혔지만 실제로 탈락하지 않는 학생이어서 상담 부담을 늘린다. 저자들은 이 결과가 후보 명단 구성의 개선일 뿐 실제 중도탈락 감소의 증거가 아니라고 밝혔다(Kim et al., 2026).

이들 연구로 미루어 한 기관이나 한 학기에서 보고된 높은 정확도가 다른 기관과 다음 학기에도 유지된다고 단정하기는 이르다. 외부 연구의 정확도 수치를 참고할 때는 검증 방식과 철회 여부부터 확인해야 하고 공급사가 제시하는 정확도 역시 어느 기관·학기의 자료로 검증했는지 물어야 한다. 포착률을 높일수록 상담할 학생도 늘 수 있는 만큼 도입 기관은 과거 데이터로 학습하고 최근 데이터로 시험하는 시간 순 분리 검증을 자기 기관 자료로 거친 뒤 상담 인력과 집단별 오분류 변화(II 장 4 절 나)를 함께 보아 임계값과 명단 규모를 정하는 것이 안전하다(IV 장 2 절 나, 부록 4).

## 나. 예측 편향과 공정성

예측 오류는 집단마다 다르게 나타났다. 미국 2002 년 고교 코호트의 전국 대표 표본 1 만 5,244 명 자료로 학사 학위 취득을 예측한 연구에서 실제로 학위를 마친 학생을 실패로 예측할 확률은 백인 12%·아시아계 6%, 히스패닉 21%·흑인 19%였다. 반대로 학위를 마치지 못한 학생을 성공으로 예측할 확률은 백인 65%·아시아계 73%, 히스패닉 28%·흑인 33%였다. 연구팀이 비교한 일반적인 편향 완화 기법은 인종 집단 간 예측 격차를 없애는 데 대체로 효과가 없었다(Gándara et al., 2024).

미국 버지니아주 커뮤니티칼리지 행정자료로 지원 배분을 모의한 연구는 과목 이수와 학위 취득 두 모델 중 어느 것을 위험군 추가 지원 배분에 쓰더라도 알고리즘 편향 때문에 경계선에 있는 흑인 학생이 지원을 덜 받게 된다고 보고했다. 편향의 크기는 위험군 기준선에 따라 달라져 학위 취득 모델에서는 하위 10% 기준일 때가 하위 50% 기준일 때보다 5 배 이상 컸고 과목 이수 모델에서는 반대였다(Bird et al., 2025).

동의 과정은 편향의 또 다른 경로로 지목된다. 미국 한 대학 학생의 학습분석 동의 의향을 조사한 연구팀은 특정 집단이 학습분석에서 불균형하게 빠지면 예측 모델이 왜곡되고 편향이 의도치 않게 들어갈 우려에서 연구를 시작했다. 이 조사에서 흑인 학생은 동의 의향을 묻는 이메일에 응답할 가능성이 유의하게 낮았고 기관 신뢰도도 낮게 보고했다(Li et al., 2022).

대표 솔루션인 Moodle Analytics(2022 년 당시 버전)를 독립 감사한 연구에서는 예측 과정이 성별·인종 같은 보호 속성을 쓰지 않았지만 데이터 분포와 처리 과정에 공정성에 영향을 줄 수 있는 문제도 발견됐다(Tagharobi & Simbeck, 2022).

Open University 의 조기경보 대시보드 EAI 를 다룬 기관 자체 연구(II 장 2 절 라)는 기관이 모델 변수를 직접 점검해 고친 과정을 보고했다. 초기 모델은 민족을 위험 학생 식별 변수 가운데 하나로 썼다. 이후 사회과학자 자문 결과 학생의 신체적 특성은 성과와 관련이 없다는 이유로 해당 데이터를 모델에서 제거했다(Rets et al., 2023).

집단별 오분류와 지원 배분 모의 결과는 미국의 인종 범주로 얻은 것이어서 한국 대학에 그대로 옮길 수는 없다. 오류의 방향이 집단마다 달라 어떤 집단은 위험군으로 잘못 분류되고 다른 집단은 위험을 놓치기 쉬웠다는 점만큼은 국내 도입에도 참고가 된다. 같은 흑인 학생 집단에서도 전국 표본 연구는 학위를 마친 학생을 실패로 잘못 예측하는 오류를, 커뮤니티칼리지 연구는 경계선 학생이 지원을 덜 받게 되는 편향을 보고해 지표와 자료에 따라 편향 방향이 달랐다. 집단별 성능을 볼 때는 오분류율과 보정(예측 확률이 실제 결과와 맞는 정도)을 모두 점검할 필요가 있다. 편향은 데이터 구성과 위험군 기준선 선택, 동의 구조에서 비롯될 수 있고 일반적인 완화 기법만으로는 잘 사라지지 않았으므로 도입 기관은 집단별 성능 점검, 변수와 기준선 선택 근거의 기록, 공급사의 편향 문서 제출을 도입 조건으로 삼을 수 있다(부록 4).

### 다. 낙인과 자기충족 효과

학생은 위험 알림을 낙인으로 받아들일 여지가 있다. 미국 대학의 예측분석 활용을 다룬 Bird(2023)의 논평은 실패 가능성을 알리는 메시지가 고정관념 위협을 강화하고 실패 낙인이 자기충족적 예언이 될 수 있다고 경고했다. Gándara 외(2024)도 예측을 학생지원 개입에 쓸 때 소수 집단 학생을 성공 확률이 낮은 존재로 취급하는 결핍 서사를 만들지 않도록 주의해야 한다고 썼다.

미국 한 대학의 입학 전 여름 브리지 프로그램에서는 상담자가 학습분석 기반 개입을 대면 면담에 활용했다. 이를 조사한 상관 연구에서 프로그램 동안 학생의 숙달 지향이 감소했고 자신의 학업 성과 표시에 노출된 정도가 이 변화를 부적으로 예측했다(Lonn et al., 2015).

대표 솔루션의 제공사인 Moodle HQ 의 개발자 문서는 비교 방식의 지표 계산이 학생을 최상위부터 최하위까지 서열화한다는 교육적 함의가 있다며 지표를 사용자에게 보여 줄 때 이를 유의하라고 당부한다(Moodle, 2026d).

철회와 탈락 같은 행동 변화도 보고됐다. OAAI 조기경보 사업을 수행 기관이 평가한 준실험(Ⅱ 장 3 절 다, 과목 단위 배정, 선택 편향 가능)에서 두 학기를 합치면 처치 집단 철회율은 25.6%로 통제 집단 14.1%보다 높았다. 저자들은 개입이 학업·재정 불이익을 피하려는 학기 초 수강 철회를 유발하는 등 의도치 않은 결과를 낳을 수 있다고 결론지었다(Jayaprakash et al., 2014). 독일 대학의 경고 메일 무작위 실험(Ⅱ 장 3 절 나)에서는 비활동 학생은 반응하지 않았고 구조화된 과정에서는 중도탈락 확률이 소폭 늘었다(Berens et al., 2026).

이 근거들은 경고성 논평과 문서, 상관 연구, 준실험, 무작위 실험의 하위집단 결과로 설계가 제각각이어서 위험 알림이 낙인을 거쳐 철회나 탈락을 낳았다고 단정할 수는 없다. 알림 뒤 일부 학생의 동기와 선택이 의도치 않게 바뀔 수 있다는 신호는 여러 설계에서 나왔고 그 정도는 학생 활동 수준과 과정 구조에 따라 달랐다. 경고 문구와 전달 경로의 사전 검토는 논평의 경고에 따른 예방 조치로 두고 철회·탈락 같은 부작용 지표를 성과 지표와 나란히 살피는 절차가 필요하다(부록 4). 메시지 문구나 전달 방식을 바꿔 부작용을 비교한 연구는 이번 호 근거에 없었고 전화와 이메일 사이의 효과 차이도 없었다(Ⅱ 장 3 절 나).

### 라. 동의·투명성과 데이터 권리

프라이버시 문제는 데이터 수집 뒤에도 남는다. 학습분석의 프라이버시·데이터 보호 연구를 검토한 체계적 리뷰는 학습분석 생명주기 전반에 걸쳐 8 개의 상호 연관된 이슈가 존재한다고 정리했다(Q. Liu & Khalil, 2023).

학생이 자기 데이터의 쓰임을 충분히 안다고 보기는 어렵다. 미국 대학 학부생 약 600 명을 설문한 연구에서 학생들은 Canvas 의 데이터 수집 관행을 대체로 알고 있었지만 자기 데이터가 학습분석에 얼마나 쓰이는지는 알지 못했다(Dowell & Greenhalgh, 2025). 독일·한국·스페인·스웨덴·미국 대학생 762 명을 설문한 연구(한국 표본은 선발형 대학 1 곳의 소수 학생)에서도 학생들은 대체로 기관을 신뢰해 정보를 제공했지만 자신의 프라이버시를 통제할 능력은 다소 제한적이라고 느꼈다(Viberg et al., 2024).

동의 절차로 학생 전체의 뜻을 모으는 일은 쉽지 않다. 미국 한 대학의 동의 의향 조사에서 전체 응답률은 6.8%로 낮았지만 응답한 학생의 72.4%는 데이터 이용에 동의했다(Li et al., 2022). 실험 참여 동의를 이용약관으로 갈음하기도 했다. 학점 인정 MOOC 의 대시보드 무작위 실험(Ⅱ 장 3 절 가)에서 무작위 배정은 별도 동의 절차 없이 플랫폼 표준 이용약관에 따라 등록 시점에 자동으로 이루어졌다(Borrella & Ponce-Cueto, 2025).

자동화된 판정은 법적 권리의 문제이기도 하다. 유럽연합 일반개인정보보호규정(GDPR) 제 22 조 제 1 항은 법적 효과나 그에 준하는 중대한 영향을 미치는, 오로지 자동화된 처리(프로파일링 포함)에 근거한 결정을 받지 않을 권리를 정보주체에게 준다. 계약 체결·이행이나 명시적 동의를 근거로 예외적으로 자동화된 결정을 할 때에도 보장해야 할 조치에는 최소한 사람의 개입을 받을 권리, 의견을 표명할 권리, 결정에 이의를 제기할 권리가 포함된다(Regulation (EU) 2016/679, 2016). 국내 대응 규정은 Ⅳ장 1 절 가에서 다룬다.

비식별화는 불완전한 보호 수단이다. 초중등(K-12) 학생 데이터를 다룬 연구는 비식별화된 교육 데이터셋을 공개 학교 데이터와 연결하면 비지도 기계학습 기법으로 학생 개인 정보를 재식별할 수 있음을 보였다(Yacobson et al., 2021).

학생들은 수집 사실을 알아도 분석 활용까지 이해하지는 못했다. 응답률이 낮은 동의 조사나 등록 때의 약관 동의만으로는 대표성과 이해를 모두 확보하기 힘들고 K-12 연구에서는 비식별화만으로 재식별 위험이 사라지지 않았다. 학생 고지·열람·이의 제기 경로는 도입 설계 단계에서 정해 두고 학습 데이터를 공유·공개할 때는 재식별 위험 평가도 거칠 필요가 있다(Ⅳ 장 1 절 가·나, Ⅳ 장 2 절 나). 위험군 판정이 사람의 검토 없이 학생에게 불리한 조치로 이어진다면 자동화된 결정에 관한 권리 문제도 생길 수 있다. 자동 개입 여부는 이 보고서가 고부담 게이트를 적용하는 조건이기도 하다(Ⅰ 장 4 절).

## 마. 운영 부담과 근거의 질

예측이 지원으로 이어지려면 사람과 시간이 든다. 고등교육 학습분석 도입 체계적 리뷰(Ⅱ 장 2 절 다)는 기관의 학습분석 도입에는 기술·인력·재정 자원이 필요하고 인력 자원에는 직원의 시간과 학습분석 적용 전문성이 모두 포함된다고 정리했다(Márquez et al., 2024). Open University 의 기관 자체 연구(Ⅱ 장 2 절 라)가 검토한 한 연구에서는 교수자의 86%가 EAI 활용을 위한 추가 연수와 후속 지원이 필요하다고 답했다(Rets et al., 2023).

명단을 받아 실제로 연락할 상담 인력은 넉넉하지 않을 수 있다. 학업 상담 전문 단체 NACADA 가 2011 년 미국 전국 조사를 요약한 자료에 따르면 전담 상담자 1 명이 맡는 학생 수의 중앙값은 296 명이었고 2 년제 대학에서는 441 명이었다. 같은 자료는 상담자가 맡을 학생 수의 객관적 권장 기준은 없다고 밝힌다(Robbins, 2013).

공급사 모델의 불투명성은 기관의 판단을 제약한다. 예측분석 활용을 다룬 Bird(2023)의 논평은 외부 영리 공급사의 독점 모델은 기관이 내부 작동을 거의 이해하지 못하게 한다고 지적했다. 같은 저자가

참여한 커뮤니티칼리지 행정자료 연구(Ⅱ장 4절 나)에서도 연구팀은 많은 민간 공급사가 모델을 독점 자산으로 취급해 대학이 모델에 직접 접근하지 못하는 상황을 다뤄야 한다고 봤다(Bird et al., 2025).

학습분석 대시보드 체계적 리뷰(Ⅱ장 3절 가)는 고등교육과 초중등 연구를 함께 종합했는데 그 대상에는 제대로 무작위화한 검정력 충분한 통제 연구가 한 편도 없었다(Kaliisa et al., 2024). 2013~2018년에 출판된 고등교육 학습분석·학업 성공 핵심 문헌 46편(Ⅱ장 3절 가)의 연구 엄밀성 평가도 약함 11편, 보통 35편, 강함 0편이었다(Ifenthaler & Yau, 2020). 실증 연구 34편을 무선효과 모형으로 종합한 학습분석 개입 메타분석(학교급 혼합, Ⅱ장 3절 가)에서는 개입 효과 평가에 표준화 검사를 쓴 비율이 23.68%에 그쳤고 76.32%는 자체 제작 시험·척도를 썼다(Y. Liu et al., 2025). 효과를 판단할 근거의 질은 아직 약하다.

상담 인력과 해석 역량이 받쳐 주지 않으면 예측은 명단을 만드는 데서 멈출 수 있다. 공급사 모델이 불투명하고 효과 근거도 약하면 도입 효과를 미리 가늠하기도 쉽지 않으므로 인력·연수 계획과 표준화된 지표를 포함한 학내 효과 측정을 도입 예산에 넣고 공급사에 모델 정보를 요구해야 한다(Ⅳ장 2절 나). Ⅱ장 4절의 쟁점별 요지는 [표 Ⅱ-4]에 정리했다.

**[표 Ⅱ-4] 주요 쟁점 정리**

| 쟁점 | 확인된 사실(요지) | 근거 성격 | 대학이 확인할 점 |
|---|---|---|---|
| 예측의 일반화 | 위험 학생 예측 연구 161편 중 분포 밖 외부 검증 9편, 강좌별 모델을 다른 강좌에 바로 옮겨 쓰기 어려움(여러 강좌에서 일관된 예측 변수는 확인) | 체계적 리뷰·예측 연구 | 자기 기관 데이터의 시간 순 분리 검증 |
| 위양성과 상담 부담 | 포착률 개선에 위양성 42명 → 95명, 후보 명단 480명 → 569명 | 국내 대학 학사 기록 모델링 | 상담 인력과 집단별 오분류 변화를 함께 본 임계값·명단 규모 |
| 집단별 오분류 | 학위를 마친 학생을 실패로 예측할 확률 백인 12%·아시아계 6%, 히스패닉 21%·흑인 19%, 일반적 완화 기법은 격차를 대체로 못 없앰, Moodle 감사에서 데이터 분포·처리 과정 문제 발견 | 전국 대표 표본·행정자료 분석(미국), 독립 감사 | 집단별 성능(오분류율·보정) 점검, 변수 선택 근거, 공급사 편향 문서 |
| 낙인·자기충족 | 실패 메시지의 고정관념 위협 경고, 숙달 지향 감소, 처치 집단 철회율 25.6%(통제 14.1%), 구조화된 과정의 중도탈락 확률 소폭 증가 | 논평·상관 연구·준실험·무작위 실험(하위집단) | 경고 문구·전달 방식, 부작용 지표 |
| 동의·투명성 | 학생은 수집은 알지만 학습분석 활용은 모름, 동의 의향 조사 응답률 6.8%와 집단별 응답 격차, 자동화된 결정을 받지 않을 권리(GDPR 제22조) | 설문·조사 연구, EU 법령 | 고지·열람·이의 제기 절차, 동의 시 집단별 참여율 |
| 비식별화 한계 | 비식별화된 교육 데이터와 공개 데이터 연결 시 재식별 가능 | 실증 연구(K-12) | 재식별 위험 평가 |
| 운영 부담 | 2년제 대학 전담 상담자 1명당 학생 수 중앙값 441명(2011년 미국 조사), 인력에는 시간과 전문성 포함, 한 연구에서 교수자 86%가 추가 연수 필요 | 전국 조사 요약·체계적 리뷰·기관 자체 연구 | 인력·연수 계획 |

| 쟁점 | 확인된 사실(요지) | 근거 성격 | 대학이 확인할 점 |
|---|---|---|---|
| 근거의 질·모델 불투명성 | 대시보드 리뷰(38 편)에 검정력 충분한 무작위 통제 연구 없음, 고등교육 리뷰(2013~2018 년 46 편) 엄밀성 강함 0 편, 표준화 검사 사용 23.68%, 예측 논문 철회(2022), 공급사 독점 모델(같은 저자진의 논평·연구) | 체계적 리뷰·메타분석(학교급 혼합)·철회 공지·논평 | 학내 효과 측정, 모델 정보 요구 |

자료: Ⅱ장 4절 인용 자료를 바탕으로 연구진 정리

주: 근거 성격의 K-12·논평·기관 자체 연구·학교급 혼합 표시와 같은 저자진 표시는 Ⅱ장 4절 본문과 같다. 대학이 확인할 점은 연구진 판단이며 부록 4 점검표와 이어진다.

**소결** 학습분석 예측은 외부 검증이 드물어 다른 기관이나 학기에 그대로 옮겨 쓰기 어렵고 놓치는 학생을 줄일수록 상담 부담이 커질 수 있다. 집단별 오분류는 일반적인 완화 기법으로 대체로 해소되지 않았다. 위험 알림 뒤에 의도치 않은 철회나 탈락이 늘었다는 결과도 준실험과 무작위 실험의 하위집단에서 나왔지만 낙인이 그 경로인지는 확인되지 않았다. 학생은 분석 활용을 잘 알지 못하며 동의 절차는 대표성을 보장하지 못하고 비식별화의 한계도 K-12 연구에서 보고됐다. 상담 인력·근거의 질·공급사 모델의 불투명성까지 고려하면 Q2 에서는 예측 정확도에 앞서 개입 설계와 부작용 점검을, Q3 에서는 고지·이의 제기 경로를 도입 판단의 중심에 두고 재식별 위험 평가(K-12 연구 근거)도 점검 항목으로 삼을 필요가 있다. 대표 솔루션 두 제품이 이 요건을 어디까지 뒷받침하는지는 Ⅲ장에서 살핀다.

# Ⅲ. 대표 솔루션 심층 분석

Ⅲ장은 Ⅱ장의 솔루션군 분석에 이어 Ⅰ장 3절에서 고른 두 대표 솔루션 Canvas Intelligent Insights와 Moodle Analytics를 프로필, 평가척도 적용 결과, 비교 종합 순으로 본다. 판정은 도입 검토 의견이고 점수는 순위가 아니다. 두 제품 모두 자료 기준일까지 공개된 문서로 같은 조건에서 판정했고 제품 화면 실측이 필요한 항목은 판정하지 않았다(Ⅰ장 4절).

## 1. 솔루션 프로필

Instructure 공식 도움말은 Intelligent Insights의 목표를 강좌·에듀테크 효과성, 학업지속률, 졸업률 개선을 위한 셀프서비스 분석과 실행 가능한 인사이트 제시로 설명한다(Instructure, 2026e). 위험 학생 판정은 기관·이용자가 정한 규칙 기준이고 Canvas Next의 예측 인사이트는 기관 과거 데이터로 예측하며 그 알고리즘·정확도 정보는 공개 게시물에서 확인되지 않았다(Ⅱ장 1절 라, 부록 2 C1·C3). 고급 분석은 Canvas Plus·Canvas Next로, Ask Your Data는 Canvas Next로 옮겨졌다(Ⅱ장 2절 나).

Intelligent Insights 부속서는 Ask Your Data 같은 AI 기능의 모든 출력을 사용 전에 사람이 정확성을 검토해야 한다고 규정한다(Instructure, 2025d). Instructure는 공격자가 무료 교사용(Free-For-Teacher) 제품의 취약점으로 관리자 권한을 얻었고 무단 데이터 접근이 2026년 4월 25~29일에 일어났다고 공개했다(Instructure, 2026b). 이 요약은 제공사 자체 자료이며 Intelligent Insights의 영향 여부는 밝히지 않았다. 1EdTech 인증 목록에 따르면 Canvas는 2026년 2월 13일 데이터 개인정보 심사(Data Privacy) 인증을 받았다. 같은 목록의 앱 심사 결과에서 접근성·보안 항목과 개인정보 항목 1건의 작성자는 Instructure의 데이터 보호 책임자이고 1EdTech 데이터 개인정보 책임자는 개인정보 항목 1건만 심사했다(1EdTech Consortium, Retrieved 2026-a). 프로필은 [표 Ⅲ-1]과 같다.

**[표 Ⅲ-1] Canvas Intelligent Insights 프로필**

| 항목 | 내용 |
|---|---|
| **제품 유형·대상** | Canvas LMS에 기관이 따로 구매하는 분석 추가 상품(관리자·교수자용), 기능은 Analytics Hub에 모임 |
| **분석 기능** | Students in Need of Attention, Ask Your Data, Course Readiness, Title IV 재정지원 보고서 |
| **위험 판정 방식** | 기관·이용자가 정한 규칙 기준(활성 기준을 모두 충족하면 표시), 예측 인사이트는 Canvas Next의 Ask Your Data(2026. 7., 기관 과거 데이터로 예측, 알고리즘·정확도 미공개) |
| **생성형 AI·모델 공급** | Ask Your Data의 하위 처리자 Doowii(GPT-4o·GPT-3.5 Turbo·Claude Sonnet 3.5), 생성 SQL 수정 가능 |
| **교수자·관리자 통제** | 기준 생성·저장, 역할별 권한, 제출 상태·성적 기준 메시지 보내기(Course Analytics), Ask Your Data 접근자는 기관이 정함(관리자급 권장) |
| **데이터 처리** | 서면 동의 없이 고객 콘텐츠를 학습에 쓰지 않음, 상호작용 저장·분석·처리 권리(부속서), 계약 기간 보존(Ask Your Data), 국외 서버 이전 가능, 계약 종료 뒤 90일 안 내려받기 기능 제공 또는 삭제(가능한 범위), 비식별 데이터 이용권은 종료 뒤에도 유지(데이터 처리 부속서) |
| **연동·인증** | 1EdTech 인증일: 데이터 개인정보 심사 2026. 2.(앱 심사 항목 일부는 제공사 담당자가 작성), OneRoster 1.2 2026. 1., LTI Advantage 2025. 7., Caliper Analytics 1.2 2025. 6. |

| 항목 | 내용 |
|---|---|
| **접근성** | 제품 화면 미측정, 접근성 적합성 문서(VPAT, 2025. 9.)에 웹 콘텐츠 접근성 지침(WCAG) 2.2 A·AA 목표와 Looker 표 요소 일부 마크업 부족 기재 |
| **이용 형태·가격** | 기관 구매 추가 상품, 단독 가격 미확인(대학 구매 주문서에서 다른 구독과 한 품목) |
| **제공사 현황** | 2024. 11. 비상장화, 2026. 8. 수정 도움말에 레거시 추가 상품 표시·Plus·Next 등급 이전, 2026. 4. 보안 사고(제공사 공개) |
| **독립 근거** | 참여 지표와 성적의 상관 약함(원격 학기는 유의한 상관 없음), Canvas 흔적 데이터 기반 시간관리 예측 연구(강좌별 모델을 다른 강좌에 바로 옮기기 어려움, Intelligent Insights 대상 아님), 효과 연구 없음 |
| **이번 호 판정** | 문서 판정(자료 기준일까지 공개된 문서·독립 연구, 실측 항목은 미측정) |

자료: Instructure 공식 문서·AI 영양성분표·회사 공시, 1EdTech 인증 목록, 독립 연구를 바탕으로 연구진 정리

주: 판정에는 Canvas 기본 기능인 Course Analytics 의 문서도 썼다(부록 2 B4·B6). Doowii 의 데이터 처리 범위는 Ask Your Data 의 AI 영양성분표(Canvas 데이터 미수령)와 하위 처리자 안내서(데이터 접근 플랫폼의 고객 데이터 전부)가 다르게 적었다. 생성형 AI 행의 Claude 모델과 이 보고서 작성·채점 보조 AI 사업자의 관계는 Ⅰ장 3절에 밝혔다.

Moodle 5.2 사용자 문서는 기본 제공 모델로 '학업 중단 위험 학생(Students at risk of dropping out)', '마감 임박 활동(Upcoming activities due)', '교수 활동 없음(No teaching)' 세 가지를 든다(Moodle, 2024a). 그러나 5.2 소스의 코어 모델 정의에는 모델 5 개가 있고 그 가운데 기계학습 모델인 학업 중단 위험 학생만 기본 비활성이며 나머지 4 개는 기본 활성이다. 이 4 개(교수 활동 없음·마감 임박 활동·강좌 미접속·최근 미접속)는 예측에 기계학습 백엔드가 필요 없는 정적 모델이다(Moodle, 2026b). 5.2 소스에 따르면 2025 년 Moodle 5.0 에서 PHP 기계학습 백엔드가 코어에서 빠지면서 새 설치에서는 Analytics 가 기본으로 꺼지도록 바뀌었다(Moodle, 2026b). 학생 판정은 정적 모델의 조건 판정(강좌 미접속·최근 미접속)과 사이트 데이터로 학습한 예측 모델의 이진 판정(학업 중단 위험 학생)으로 나뉜다(Ⅱ장 1절 나·라). 1EdTech 인증 목록은 Moodle 5.3 의 LTI Advantage Complete 인증일을 2026 년 9 월 29 일로 표시한다(1EdTech Consortium, Retrieved 2026-c).

문서와 소스의 설명은 여러 곳에서 어긋난다. 2021 년 이후 수정되지 않은 5.2 사용자 문서는 학습분석 모델 대부분이 기본으로 꺼져 있다고 적고 외부 배포용 모델을 학습시킬 만큼 큰 데이터가 없어 사전 학습 모델을 코어에 넣지 못했다고 밝힌다. 같은 문서는 5.0 부터 코어에서 빠진 PHP 기계학습 백엔드를 아직 예측 처리기로 소개한다(Moodle, 2021). 개발자 문서는 Moodle HQ 가 미리 학습시킨 기본 모델도 각 사이트에서 자체 데이터로 계속 학습한다고 적는다(Moodle, 2026d). 5.2 소스의 모델 정의에는 학습된 모델을 불러오는 항목이 없어 사전 학습 모델에 관해서는 사용자 문서 쪽 설명이 소스와 맞는다(Moodle, 2026b).

두 제품 모두 문서상으로는 주의가 필요한 학생을 찾는 규칙형·예측형 기능을 함께 두지만 전제는 다르다. Canvas 는 기관·이용자가 정한 규칙과 AI 출력의 사람 검토를, 예측 인사이트는 여기에 Canvas Next 등급과 기관 과거 데이터를 전제로 한다. Moodle 의 예측 모델에는 사이트 데이터 학습과 관리자의 기능 켜기가 필요하고 정적 모델은 학습 없이 기능 켜기만으로 작동한다. 두 제품 모두 판정 정확도와 집단별 성능은 문서에서 확인되지 않았다(Ⅲ장 2절 가·나). 프로필은 [표 Ⅲ-2]와 같다.

**[표 Ⅲ-2] Moodle Analytics 프로필**

| 항목 | 내용 |
|---|---|
| **제품 유형·대상** | 오픈소스 LMS Moodle 코어의 분석 하위 시스템(사이트 관리자·교수자용) |

| 항목 | 내용 |
|---|---|
| **분석 기능** | 코어 모델 5 개(5.2 소스 기준, 사용자 문서는 학업 중단 위험 학생·마감 임박 활동·교수 활동 없음 3 종), 인사이트 알림과 권장 조치 목록 |
| **위험 판정 방식** | 정적 모델(강좌 미접속·최근 미접속, 기계학습 없이 판정, 기본 활성)과 지표와 목표를 결합한 예측 모델(위험·비위험 이진 판정, 기계학습 모델은 기본 비활성), 강좌 마지막 4 분의 1 기간 무활동을 중도탈락으로 정의, 사이트 데이터로 학습한 뒤 예측, 모두 사이트 수준 분석 설정 필요 |
| **생성형 AI·모델 공급** | 예측은 기계학습 백엔드(5.2 소스 기본값 Python, 사용자 문서는 PHP 로 적음), 생성형 AI 기능은 이번 호 범위 밖 |
| **교수자·관리자 통제** | 모델 관리는 관리자 역할, 인사이트 수신은 교수자 역할 기본, '쓸모없음' 표시로 모델 조정 |
| **데이터 처리** | 데이터 등록부(목적별 보존 기간·범주 설정), 데이터 요청 절차, 예측 처리기를 별도 서버·클라우드에 둘 수 있음 |
| **연동·인증** | xAPI 라이브러리(완전한 LRS 아님), 1EdTech LTI Advantage Complete 인증(5.3, 2026. 9. 29.) |
| **접근성** | 제품 화면 미측정 |
| **이용 형태·가격** | 오픈소스, 설치·운영은 기관, 가격 확인 자료 없음 |
| **제공사 현황** | Moodle HQ(인수·합병·서비스 종료 관련 자료는 이번 호 자료 범위에서 확인되지 않음), 5.0(2025)에서 PHP 기계학습 백엔드 제거·새 설치 Analytics 기본 꺼짐, 문서·소스 불일치(사전 학습 모델·기본 예측 처리기·코어 모델 수) |
| **독립 근거** | 독립 공정성 감사(보호 속성 미사용, 데이터 분포·처리 문제 발견), 단일 강좌 사례 연구의 코어 지표 모델 예측력 미흡(당시 Moodle 3.x), 효과 연구 없음 |
| **이번 호 판정** | 문서 판정(자료 기준일까지 공개된 문서·5.2 소스·독립 연구, 실측 항목은 미측정) |

자료: Moodle HQ 공식 문서·소스, 1EdTech 인증 목록, 독립 연구를 바탕으로 연구진 정리

## 2. 평가척도 적용 결과

두 제품은 같은 조건, 곧 자료 기준일까지 공개된 문서와 독립 연구로 판정했다(Ⅰ장 4절). 측정 방식이 AUTO·HYBRID 인 14 개 항목(A1~A7·B2·B3·B5·B7·C1·C3·C6)은 제품 화면 실측이 있어야 판정하므로 두 제품 모두 미측정으로 두었고 만족도 근거를 찾지 못한 A8 도 미측정이다. 그래서 두 제품의 측정 항목은 같은 11 개 문서 판정 항목이며 문서에 설명이 없다는 것이 기능이 없다는 뜻은 아니다.

### 가. Canvas Intelligent Insights 문서 판정 결과

교수자 쪽 기능에서 Course Analytics 는 교수자가 강좌 평균을 개별 과제·분반·학생과 비교하는 그래프와 표를 쓰게 하고 교수자는 제출 상태나 성적을 기준으로 학생에게 메시지를 보낼 수 있다(Instructure, 2026i). Intelligent Insights 부속서에 따르면 Ask Your Data 접근자는 고객 기관이 정하며 제공사는 관리자급 사용자에게만 허용하라고 권한다(Instructure, 2025d). 보낸 메시지와 개입 결과를 분석 화면에서 기록·추적하는 기능은 문서로 확인되지 않아 교수 통합·교수자 지원(B6)은 부분 충족(◐)으로 판정했다. 위험 판정 기준은 이용자가 직접 만들어 저장하지만(Ⅱ장 1절 라) 선택 지표가 강좌 공통 항목이고 강좌 학습목표와 지표를 정렬하는 방법을 설명한 문서가 없어 학습목표 정렬(B1)도 ◐로 판정했다.

학생 쪽에서 Course Analytics 는 학생도 자신의 성적·주간 온라인 활동·메시지 데이터를 보고 내려받을 수 있게 한다(Instructure, 2026i). 그러나 Analytics - view pages 권한의 기본값은 학생 역할에서

꺼짐이고 교수자·조교 역할에서 켜짐이어서 학생이 자기 분석을 보려면 기관이 권한을 켜야 한다(Instructure, 2026g). Students in Need of Attention 판정을 학생이 보거나 통지받는 방식도 문서에 나오지 않아 동기·참여(B4)는 ◐로 보았다.

투명성 면에서 Instructure는 AI 사용 사실과 작동 방식을 AI 영양성분표(AI Nutrition Facts)로 알린다고 밝힌다(Instructure, Retrieved 2026). Ask Your Data의 AI 영양성분표는 기반 모델과 예상 위험을 공개하지만(Ⅰ장 3절, Ⅱ장 1절 다) 2026년 7월 추가된 예측 인사이트는 중도탈락 위험을 참여·성적·과제 완료율 같은 패턴으로 과거 탈락자와 비슷한 궤적의 학습자를 표시한다고만 설명한다(Tar, 2026). Students in Need of Attention이 학생별로 어떤 기준에 걸렸는지 화면에 보여 주는지는 공개 문서로 알 수 없어 투명성·설명가능성(C2)은 ◐다.

게이트 항목인 프라이버시·데이터 거버넌스(C4)에서 표준 데이터 처리 부속서는 한국 조항과 계약 종료 뒤 90일 안의 반환·삭제(Ⅳ장 1절 나)에 더해 하위 처리자를 바꾸거나 추가할 때는 최소 30일 전에 고객에게 알린다고 정한다(Instructure, 2024a). Ask Your Data의 AI 영양성분표는 데이터 보존 기간을 Instructure와의 계약 기간 전체로 적고 기성 AI 모델에 고객 데이터를 입력으로 쓰되 모델 학습에는 쓰지 않는다고 밝힌다(Instructure, 2025c).

반면 제품 개인정보 고지는 수정·삭제 요청에는 30일 안에 답하되 보관용 기록의 정보는 지우지 못할 수 있다고 적는다(Instructure, 2026c). Intelligent Insights 부속서는 Instructure와 라이선스 제공자가 고객의 Intelligent Insights 상호작용을 저장·분석·처리할 권리를 갖는다고 규정한다(Instructure, 2025d). Doowii가 처리하는 데이터 범위도 AI 영양성분표와 하위 처리자 안내서가 다르게 적어([표 Ⅲ-1] 주) C4는 ◐로 판정했다.

인간 통제·교수자 역할(C5)에서 공식 도움말은 Students in Need of Attention을 기관이 선행 지표를 정해 주의가 필요한 학생을 미리 찾아 조치하도록 하는 기능으로 설명한다(Instructure, 2026e). 부속서는 Ask Your Data 같은 AI 기능의 모든 출력은 사용 전에 사람이 정확성을 검토해야 한다고 규정한다(Instructure, 2025d). 위험군 판정이 자동 개입으로 이어지는 구조가 아니어서 고부담 게이트는 적용하지 않았다(Ⅲ장 2절 다). 학생이 자신의 위험 분류를 알거나 이의를 제기하는 경로를 다룬 문서는 찾지 못해 C5는 부분 충족으로 보았다.

표준 준수·상호운용(B8)에서 Canvas(vCloud)는 Caliper Analytics 1.2·LTI Advantage(Ⅱ장 1절 가)에 더해 1EdTech의 OneRoster 1.2 인증(2026년 1월 6일)도 받았다(1EdTech Consortium, Retrieved 2026-a). Canvas Data 2는 기관 데이터 웨어하우스로 원천 데이터를 대량 제공하지만(Ⅱ장 1절 가) 학습 데이터 표준(Caliper Analytics) 인증의 현행 여부는 이번 호 자료로 확인되지 않아 B8은 ◐다. 책무성·거버넌스(C7)에서 Instructure는 제품·엔지니어링·개인정보·법무·보안·교육 부문 책임자로 구성된 AI 운영위원회를 둔다(Instructure, Retrieved 2026). 부속서는 고객이 환각·오류·편향·차별 사례를 일반 업무 경로(standard business channels)로 신고해 제공사를 도울 수 있다고 적는다(Instructure, 2025d). AI 오류·편향 신고 전용 창구와 국내 AI 정책 대응은 문서에서 볼 수 없어 C7도 ◐다.

효과 근거(B9·B10)로 확인한 고등교육 연구는 Canvas 참여 지표와 성적의 상관 연구(Ⅱ장 3절 라)와 Canvas 흔적 데이터로 시간관리 능력을 예측한 연구(Ⅱ장 4절 가)다. 상관 연구의 연구팀은 표준 LMS 분석 지표가 참여를 제대로 포착하거나 성과를 예측하지 못할 수 있다고 보았다(Cook-Chennault & Farooq, 2025). 두 연구 모두 Intelligent Insights 사용의 학습 성과를 통제 비교하지 않아 B9·B10은 ○다. AI 리터러시·연령 적합성(C8)에서 제품 개인정보 고지는 Canvas LMS 등 승인된 이용자 외에 13세 미만 아동의 정보 제공 사실을 알게 되면 알려 달라고 안내한다(Instructure, 2026c). 이 조항은 승인된

이용자를 제외해 Intelligent Insights 이용자에게 적용되는 연령 기준이 되지 못하고 이용자·학습자용 AI 리터러시 자료도 찾지 못해 C8 은 ○로 판정했다.

제품 화면 실측이 필요한 항목은 판정하지 않고 문서 정보를 부록 2 에 참고로만 적었다. 접근성 항목(A6·A7)에 관해서는 제공사가 공개한 Intelligent Insights 접근성 적합성 문서(VPAT, 2025 년 9 월)가 WCAG 2.2 A·AA 준수를 목표로 한다고 밝히고 Google Looker 를 쓰는 표 요소 일부의 마크업이 부족하다고 적었다(Instructure, 2025b). 공정성·편향 관리(C3)에 관해서는 Instructure 신뢰 센터의 공정성 원칙이 다른 제품과 마찬가지로 AI 를 공정하게 설계하고 편향을 막는다는 문장으로 제시된다(Instructure, Retrieved 2026). 예측 인사이트의 알고리즘·정확도 정보도 공개 게시물에서 확인되지 않았다(Ⅲ 장 1 절).

## 나. Moodle Analytics 문서 판정 결과

Moodle 의 판정 근거는 5.2 사용자·개발자 문서와 소스 코드, 독립 연구이며 분석 기능을 켠 기관 운영 사이트는 설정에 따라 다를 수 있다. 학습목표 정렬(B1)에서 Students at risk of dropping out 모델은 세 부분으로 이뤄진 탐구공동체(Community of Inquiry) 학생 참여 모형을 사용하고 지표에는 Moodle 코어 활동만 포함된다(Moodle, 2023). 사용자 문서는 모델을 기관의 교육 우선순위에 맞게 설계·선택해야 한다고 적는다(Moodle, 2024a). 강좌 학습목표와 지표를 정렬하는 방법은 문서에서 찾지 못해 B1 은 ◐로 판정했다.

동기·참여(B4)에서 '마감 임박 활동' 모델의 목표는 마감이 다가온 활동을 알리는 리마인더 생성이고 학생이 받는 인사이트 제목은 'You have upcoming activities due'(마감 임박 활동이 있습니다)다(Moodle, 2026c). 인사이트 알림은 웹 팝업·이메일·모바일 앱 푸시(airnotifier)가 기본 허용·기본 켜짐으로 정의돼 있지만 강좌 인사이트 열람 권한의 기본 허용 역할은 teacher·editingteacher·manager 세 가지뿐이다(Moodle, 2026a). 위험 학생 예측은 교수자·관리자 역할에만 전달되고 학습자 동기를 겨냥한 다른 설계는 문서에 나오지 않아 B4 는 ◐다.

교수 통합·교수자 지원(B6)에서 교수자는 진행 중인 강좌의 보고서 메뉴에서 인사이트를 보고 예측 상세 화면은 예측에 쓰인 지표와 학생의 지표값을 보여 준다(Moodle, 2024c). 각 모델의 인사이트 알림에는 권장 조치 목록이 함께 제공되지만 기계학습 모델은 해당 사이트 데이터로 학습하기 전에는 예측을 하지 못한다(Moodle, 2024a). API 가 예측을 본 뒤의 사용자 행동은 추적하지만(Ⅲ 장 3 절) 개입이 학생에게 미친 결과를 기록하는 기능은 문서로 확인되지 않아 B6 은 ◐다.

투명성·설명가능성(C2)에서 Moodle 학습분석 모델은 지표·목표·인사이트·알림·조치로 이루어지며 알림 수신자에게 주는 조치는 다시 지표로 쓰일 수 있다(Moodle, 2021). Moodle 문서는 예측형·선제형 분석 제품이 모든 학습자에게 들어맞지 않는 학습 가정을 둔다고 지적한다(Moodle, 2024a). 그러나 사전 학습 모델 제공 여부와 기본 예측 처리기는 문서마다 다르게 적혀 있고(Ⅲ 장 1 절) 학생에게 위험 예측 사용을 알리는 방식도 설명이 없어 C2 는 ◐로 보았다.

게이트 항목인 C4 에서 Moodle 은 이용자가 자기 개인정보의 사본 제공이나 삭제를 요청하고 사이트 관리자나 개인정보 담당자가 처리하는 데이터 요청 절차를 제공한다. 개인정보 담당자는 데이터 등록부에서 처리 목적별 보존 기간과 데이터 범주를 정할 수 있지만 같은 문서는 사용자 삭제 시 데이터 보존이 불명확하다는 미해결 이슈(MDL-62843)를 안내한다(Moodle, 2026f). 개발자 문서에 따르면 Moodle HQ 연구팀은 협력 기관·파트너의 익명화된 사이트 데이터셋을 모아 알고리즘 학습에 쓴다(Moodle, 2026d). 분석 예측 데이터에 따로 적용되는 보존 규정과 한국 개인정보 보호법 정합을 다룬 문서는 확인되지 않아 C4 는 ◐로 판정했다.

인간 통제·교수자 역할(C5)에서 위험 학생 예측 알림은 교수자·관리자 역할에 가고(Ⅲ장 2절 다) 모델 관리 권한은 기본적으로 관리자(manager) 역할에만 있다(Moodle, 2024b). 학생 본인에게 가는 인사이트는 마감 임박 활동 같은 사용자 맥락 알림이어서 위험군 판정이 자동 개입으로 이어지는 구조가 아니지만 학생이 위험 판정을 알거나 이의를 제기하는 경로는 Canvas와 마찬가지로 문서에서 찾지 못해 C5는 ◐다. 책무성·거버넌스(C7)에서 사용자 문서는 로그 보고서로 모델 정확도를 정기적으로 점검하라고 권한다(Moodle, 2024c). 그러나 C4에서 본 사용자 삭제 때의 데이터 보존 이슈가 남아 있고 예측에 대한 이의 제기 절차와 국내 AI 정책 대응도 확인한 문서에 없어 C7 역시 부분 충족이다.

표준 준수·상호운용(B8)에서 Moodle 5.3은 LTI Advantage Complete 인증을 받았다(Ⅲ장 1절). 코어 웹서비스 core_xapi_statement_post는 받은 xAPI 문장을 표준 Moodle 이벤트로 바꿔 처리하며 xAPI 라이브러리는 완전한 LRS를 목표로 하지 않는다(Moodle, 2026e). 학습 데이터를 표준 형식으로 외부에 내보내는 코어 기능은 설명되지 않아 B8은 ◐다. AI 리터러시·연령 적합성(C8)에서 Moodle은 디지털 동의 연령 확인 기능을 사이트 설정으로 켤 수 있고 문서 예시의 기본 디지털 동의 연령은 16세다(Moodle, 2025b). 예측 결과를 이해하도록 돕는 학습자·교수자용 AI 리터러시 자료는 확인하지 못해 C8은 ◐로 판정했다.

제공사와 독립된 연구 두 편이 예측 품질을 살폈다. 사례 연구의 연구팀은 당시 Moodle 3.x 기준으로 단일 강좌 학생 56명을 분석해 Moodle Analytics API의 기본(코어) 지표로 만든 모델의 예측력이 일반적으로 받아들여지는 수준에 크게 못 미친다고 보고했다(Fauszt et al., 2021). 이 연구가 실린 학술지에서는 다른 Moodle 예측 논문이 철회되기도 했다(Ⅱ장 4절 가). 2022년 발표된 공정성 감사(Ⅱ장 4절 나)는 Moodle의 예측 과정이 성별·인종 같은 보호 속성을 쓰지 않았다고 확인하면서도 데이터 분포와 처리 과정에서 공정성에 영향을 줄 수 있는 문제를 발견했다(Tagharobi & Simbeck, 2022). 두 연구는 학습 성과 효과를 다루지 않아 효과 근거(B9·B10)는 ○이고 정확성·공정성 항목(C1·C3)은 실측 항목이어서 두 연구를 부록 2에 참고로만 적었다.

## 다. 점수와 판정

문서 판정 항목은 두 제품 모두 공식 문서와 독립 연구로만, 효과 근거(B9·B10)는 제공사와 독립적인 고등교육 연구로만 판정했다(Ⅰ장 4절). 실측이 필요한 항목에는 게이트 항목 C3(공정성·편향 관리)와 필수 항목 C1(타당성·신뢰성과 환각 관리)이 들어 있어 두 제품 모두 C3가 미측정이다.

고부담 게이트는 Ⅰ장 4절의 조건대로 위험군 판정이 자동 개입으로 이어질 때만 적용한다. 개인정보위 안내서에 따르면 사람이 실질적으로 결정하는 절차가 있고 시스템 산출 자료를 참고로만 쓰면 개인정보 보호법상 자동화된 결정에 해당하지 않는다(개인정보보호위원회, 2024). 안내서는 교육 사례를 다루지 않아 판단 기준으로만 참고했다.

Instructure의 제품 개인정보 고지는 자동화된 의사결정, 학생 대상 광고, 프로파일링을 하지 않는다고 밝힌다(Instructure, 2026c). Moodle의 위험 학생 모델에서 알림은 listinsights 권한을 가진 사람에게 가며 이 모델에서는 기본적으로 교수자 역할이 받는다(Moodle, 2023). 두 제품 모두 위험 판정이 자동 개입으로 이어지는 구조가 아니어서(Ⅲ장 2절 가·나) 고부담 게이트를 적용하지 않았다.

도입 검토 의견은 게이트 항목(C3·C4)과 종합 점수로 정한다. 적극 검토는 게이트 모두 ●·필수 항목에 ○ 없음·종합 80점 이상, 조건부 검토는 게이트 모두 ◐ 이상·종합 60점 이상이며 그 밖은 신중 검토다. 필수 항목 13개 가운데 측정 항목이 10개 미만이면 경계값을 적용하지 않고 '판정 유보'로 적는다. 축

점수는 소수 첫째 자리까지 반올림했고 종합 점수는 반올림한 축 점수를 가중 평균해 계산했다. 측정 항목이 없는 축은 빼고 남은 축의 가중치 합으로 다시 나누었다(재정규화). 결과는 [표 Ⅲ-3]과 같다.

**[표 Ⅲ-3] 평가 결과 요약**

| 구분 | Canvas Intelligent Insights(Instructure) | Moodle Analytics(Moodle HQ) |
|---|---|---|
| 판정 조건 | 문서 판정(자료 기준일까지 공개된 문서·독립 연구) | 문서 판정(자료 기준일까지 공개된 문서·5.2 소스·독립 연구) |
| 측정 범위 | 11/26 항목(A 0·B 6·C 5), 필수 5/13 | 11/26 항목(A 0·B 6·C 5), 필수 5/13 |
| 미측정 항목 | 15 개(A1~A8·B2·B3·B5·B7·C1·C3·C6) | 15 개(A1~A8·B2·B3·B5·B7·C1·C3·C6) |
| 축 A 사용성(가중치 25) | 미산출(측정 항목 없음) | 미산출(측정 항목 없음) |
| 축 B 교육적 특성(가중치 35) | 30.8 | 30.8 |
| 축 C AI 신뢰성·윤리·거버넌스(가중치 40) | 45.8 | 50.0 |
| 종합 점수 | 38.8(축 B·C 로 재정규화) | 41.0(축 B·C 로 재정규화) |
| 공통 11 개 항목 기준 | 38.8 | 41.0 |
| 게이트 항목(C3·C4) | C3 미측정·C4 ◐ | C3 미측정·C4 ◐ |
| 고부담 게이트 | 해당 없음(자동 개입 구조 아님) | 해당 없음(자동 개입 구조 아님) |
| 도입 검토 의견 | 판정 유보 | 판정 유보 |
| 핵심 보완점 | 기관 계정으로 제품 화면 실측, 위험 판정·예측 인사이트의 정확도·집단별 성능 공개, 보존 기간·Doowii 데이터 범위 확인, 학생 위험 분류 통지·이의 제기 경로 | 분석 기능을 켠 운영 사이트에서 제품 화면 실측(C1·C3 포함), 모델 정확도·집단별 성능 공개, 예측 데이터 보존 규정, 학생 고지·이의 제기 절차 |

자료: 공식 문서·독립 연구에 근거한 항목별 판정(부록 2)을 바탕으로 연구진 정리

주: ◐는 부분 충족이며 미측정 항목은 점수 계산에서 뺐다. 고부담 게이트를 적용하면 '적극 검토'에는 C1·C3·C4·C5 가 모두 ●여야 한다. 채점 초안 작성에 쓴 생성형 AI(Claude)와 Canvas AI 기능의 공급 관계(Ⅰ장 3절) 때문에 항목별 근거를 부록 2에 모두 실었다.

두 제품 모두 필수 항목 13 개 가운데 5 개만 측정되어 경계값을 적용할 최소 범위(10 개)에 못 미치므로 종합 점수와 관계없이 '판정 유보'다. 판정 유보는 결함 판정이 아니라 측정 범위가 부족하다는 뜻이다. 두 제품 모두 게이트 C3 가 미측정이고 C4 가 ◐이며 필수 항목 B9 가 ○여서 제품 화면을 실측해 측정 항목이 늘어도 의견의 상한은 조건부 검토다. 미측정 15 개 항목을 모두 ●로 두면 Canvas 는 72.7 점, Moodle 은 73.7 점(모두 조건부 검토)이고 모두 ○로 두면 각각 17.4 점과 18.4 점이다.

공통 11 개 항목(B1·B4·B6·B8·B9·B10·C2·C4·C5·C7·C8, 항목명은 부록 2)은 두 제품의 측정 항목 전체여서 공통 항목 기준 점수가 종합 점수와 같다. 11 개 항목 가운데 판정이 다른 항목은 C8 하나다. Canvas 는 Intelligent Insights 이용자에게 적용되는 연령 기준과 AI 리터러시 자료를 모두 찾지 못해 ○, Moodle 은 디지털 동의 연령 확인 기능이 있어 ◐이며 축 C 점수 차이(45.8 점과 50.0 점)는 이 항목에서 나왔다. 점수는 문서로 판정한 일부 항목의 진단 정보여서 제품 간 우열을 가리는 데 쓰지 않으며 항목별 판정과 근거는 부록 2 에 실었다.

## 3. 비교 종합

Instructure 는 Students in Need of Attention 을 기관이 정한 지표 묶음에 기반한 기관 주도형 모듈로 설명한다(Tar, 2026). Moodle 개발자 문서에 따르면 Analytics API 는 사용자가 예측을 본 뒤의 행동을 추적해 인사이트가 조치로 이어지는지 파악한다(Moodle, 2026d). 이 추적은 사용자 쪽 행동에 그치고 개입이 학생에게 미친 결과를 기록하는 기능은 문서로 확인되지 않는다(Ⅲ장 2절 나). Canvas 문서에도 보낸 메시지와 개입 결과를 분석 화면에서 기록·추적하는 기능은 나오지 않는다(Ⅲ장 2절 가). Moodle 공정성 감사 연구팀은 사용자가 모델 품질을 제대로 판단하도록 더 자세한 평가 지표를 제공해야 한다고 권고했다(Tagharobi & Simbeck, 2022).

두 제품은 판정 방식(규칙 대 예측)에 따라 대학이 확인할 대상이 달라 Canvas 는 기준의 타당성을, Moodle 은 모델 검증을 따져야 한다. 다만 두 제품 모두 규칙형·예측형 기능을 함께 두고 있어 Canvas 의 예측 인사이트에는 모델 검증을, Moodle 의 정적 모델에는 기준의 타당성 점검을 같이 적용해야 한다. 판정 근거 표시와 예측 뒤 조치 추적은 문서상 Moodle 쪽 설명이 더 많았다(제품 화면 미측정). 학생에게 한 개입의 결과 기록과 성능·공정성 공개는 두 제품 모두 확인되지 않았다. 두 제품을 같은 조건(문서 판정)으로 보았지만 문서에 없는 항목은 기능 부재가 아니라 미확인으로 적었고 점수로 서열을 매기지 않았다. 비교 결과는 [표 Ⅲ-4]와 같다.

**[표 Ⅲ-4] 대표 솔루션 비교**

| 비교 차원 | Canvas Intelligent Insights | Moodle Analytics | 대학 도입 시 확인할 점 |
|---|---|---|---|
| 공급·운영 | 상용 기관 추가 상품, 등급 재편 중 | 오픈소스, 기관이 설치·운영 | 운영 주체·비용·전환 위험 |
| 위험 판정 | 기관·이용자가 정한 규칙 기준, 예측 인사이트(Canvas Next, 기관 과거 데이터 기반, 알고리즘 미공개) | 정적 모델(강좌 미접속·최근 미접속, 기본 활성)과 예측 모델(사이트 데이터 학습 필요, 기계학습 모델 기본 비활성, 켜기 전 모델 평가 권고) | 기능별 판정 방식과 검증 방법 |
| 판정 근거 표시 | 기준 설명, 학생별 충족 기준 표시는 문서로 확인되지 않음 | 지표와 학생 지표값 표시(문서) | 학생별 근거 확인 가능 여부 |
| 개입 | 교수자가 제출 상태·성적 기준으로 보내는 메시지(문서) | 인사이트 알림의 권장 조치 목록(교수자 역할 기본 수신, 문서) | 상담 인력·후속 절차 |
| 결과 추적 | 보낸 메시지·개입 결과의 기록·추적은 문서로 확인되지 않음 | API 는 예측 뒤 사용자 행동 추적, 학생에 대한 개입 결과 기록은 문서로 확인되지 않음 | 개입 결과 기록 |
| 성능·공정성 공개 | 정확도·집단별 성능 정보는 공개 문서에서 확인되지 않음 | 기본 모델 정확도 수치 문서에 없음, 감사 연구가 평가 지표 제공 권고 | 집단별 성능 문서 |
| 학생 고지·열람 | 기관이 권한을 켜면 자기 분석 열람(학생 기본 꺼짐), 위험 분류 통지 방식은 문서로 확인되지 않음 | 마감 임박 활동 알림은 학생에게 직접 발송, 위험 예측 사용 고지 방식은 문서로 확인되지 않음 | 고지·열람·이의 절차 |
| 데이터 | 계약 기간 보존(Ask Your Data), 국외 서버 이전 가능 | 데이터 등록부에서 목적별 보존 기간 설정, 분석 예측 데이터 전용 보존 규정은 확인되지 않음 | 보존·처리 위치·위탁 |

자료: 본문 Ⅱ·Ⅲ 장의 인용 자료와 부록 2 채점 근거를 바탕으로 연구진 정리

주: 두 제품 모두 자료 기준일까지 공개된 문서 기준이며 문서에 설명이 없는 항목은 기능 부재가 아니라 미확인이다.

# Ⅳ. 시사점 및 종합

## 1. 국내 적용 시사점

학습분석 도구를 국내 대학에 들일 때의 법제·데이터 보호·대학 정책·기관 도입 모델 시사점을 Ⅱ·Ⅲ장의 분석에서 끌어내 국가·기관·교수자와 상담자·학습자 수준으로 나누어 [표 Ⅳ-1]에 요약했다.

**[표 Ⅳ-1] 수준별 시사점**

| 수준 | 확인된 사실(요지) | 시사점 | 점검 질문 |
|---|---|---|---|
| **국가** | 자동화된 결정의 사실·목적·대상 범위 공개와 거부 시 조치(시행령), 교육 AI 학생 개인정보 보호 지침(2026 년 4 분기까지 마련 권고), 교육 분야 공동 점검·관리 체계 수립 계획 | 교육 AI 학생 개인정보 보호 지침과 교육분야 가명정보 가이드라인에 학습분석 위험 판정의 자동화된 결정 해당 기준과 교육 사례를 담을 필요(연구진 해석) | 지침과 가이드라인이 위험 판정의 고지·인적 개입·기록 기준을 다루는가 |
| **기관** | 가명정보의 통계·연구 목적 처리, 같은 기관 안 통계는 저위험, 국외 이전의 원칙적 금지, 표준 데이터 처리 부속서의 한국 조항과 국외 서버 이전 가능 고지, 데이터분석 파일의 준영구 보유 등록 | 판정 운영·가명정보 통계·외부 위탁의 처리 근거 구분, 분석 목적과 보유기간의 정합성 검토 | 위험 판정 운영이 자동화된 결정에 해당하는지, 분석 목적과 보유기간을 등록·공개했는지 검토했는가 |
| **교수자·상담자** | 조기경보 개입만으로는 강력하지 않다는 저자 결론, 지속적 상담 관계의 강한 근거 등급(WWC), 실행 가능한 정보 부족, 최종 사용자 교육 요구 | 판정과 상담 절차를 한 묶음으로 설계, 연수·해석 지원 | 판정 뒤 누가 무엇을 하는지 정했는가 |
| **학습자** | 자기 데이터의 학습분석 활용을 잘 모름, 낮은 동의 응답률과 집단별 응답 격차, 실패 메시지의 낙인 경고(논평) | 고지·열람·이의 제기, 동의를 받을 때 집단별 참여율 점검 | 판정 사실과 이의 방법을 학생에게 알리는가 |

자료: 본문 Ⅰ·Ⅱ·Ⅳ장 인용 자료를 바탕으로 연구진 정리

### 가. 법제

개인정보 보호법은 자동화된 결정이 자신의 권리 또는 의무에 중대한 영향을 미치는 경우 정보주체에게 그 결정을 거부할 권리를 준다. 다만 동의·법령상 의무·계약 이행 등에 따른 결정은 거부 대상에서 제외하며 자동화된 결정에 대해서는 설명 등을 요구할 수 있게 한다(개인정보 보호법, 2026). 개인정보 보호법 시행령에 따르면 개인정보처리자가 홈페이지 등으로 공개해야 하는 사항에는 자동화된 결정이 이루어진다는 사실과 그 목적, 대상 정보주체의 범위가 포함된다. 정보주체가 자동화된 결정을 거부하면 처리자는 정당한 사유가 없는 한 인적 개입에 의한 재처리 같은 법정 조치 가운데 하나를 하고 결과를 알려야 한다(개인정보 보호법 시행령, 2026). 개인정보위 안내서는 정당한 권한이 없는 사람의 개입이나 단순 결재 같은 형식적 개입만 있으면 자동화된 결정으로 볼 수 있다고 하고 처리자는 실질적 인적 개입을 입증할 수 있도록 개입 정도와 단계를 확인·기록하는 것이 바람직하다고 본다(개인정보보호위원회, 2024).

인공지능기본법 제 31 조 제 1 항은 생성형 인공지능을 이용한 제품·서비스를 제공하려는 인공지능사업자에게 그 사실을 이용자에게 사전에 고지하도록 규정한다(인공지능 발전과 신뢰 기반 조성 등에 관한 기본법, 2026).

교수자·상담자가 위험 판정을 참고 자료로 삼아 실질적으로 판단하는 운영은 이 조문과 안내서상 자동화된 결정에 해당하지 않을 수 있다(Ⅲ장 2 절 다). 반대로 자동 수강 제한처럼 학생의 권리·의무에 중대한 영향을 주는 결정을 사람의 실질적 개입 없이 내리는 운영은 처리 근거에 따라서는 거부 대상이 되고 인적 개입에 의한 재처리 같은 조치가 필요해질 가능성이 있다. 자동 경고 발송은 결정에 해당하는지부터 따로 따져야 하며 해당하면 설명 요구의 대상이 될 수 있다. 안내서에 교육 사례가 없어 이 판단은 연구진 해석에 머문다. 대학이 학생에게 생성형 AI 분석 기능을 제공할 때 인공지능사업자에 해당하는지도 조문만으로는 분명하지 않다. 위험 판정의 사용 목적·검토 단계·기록 방식을 운영 기준에 적고 학생 대상 AI 기능의 고지를 점검해 둘 가치가 있다(부록 4). 관계 부처가 예정된 교육 AI 학생 개인정보 보호 지침에 학습분석 위험 판정 사례를 담으면 대학마다 따로 판단해야 하는 부담을 줄일 수 있다(연구진 해석).

## 나. 데이터 보호

교육부의 교육분야 가명·익명정보 처리 가이드라인(2024 년 8 월 기준)에 따르면 가명정보는 통계작성·과학적 연구·공익적 기록보존 목적이면 정보주체 동의 없이 처리할 수 있다. 적용 대상 학교에는 고등교육법 제 2 조의 대학 등이 포함되며 가이드라인은 대학이 가명 처리한 졸업생 학습이력을 분석해 매칭 통계를 작성하는 경우를 통계작성 예시로 들었다(교육부, 2024). 개인정보위가 2026 년 3 월 31 일 보도자료로 전면 개정을 발표한 가명정보 처리 가이드라인은 같은 기관 안에서 서비스 이용 통계 작성에 가명정보를 쓰면 저위험으로 보아 검토위원회 없이 담당자 검토로 처리할 수 있게 했다(개인정보보호위원회, 2026a). 반면 식별된 개인정보를 정보주체 동의 없이 추가로 이용하려는 처리자는 수집 정황이나 처리 관행에 비춘 예측 가능성, 가명처리나 암호화 같은 안전성 확보 조치 여부 등 시행령이 정한 사항을 고려해야 한다(개인정보 보호법 시행령, 2026).

개인정보처리자는 원칙적으로 개인정보를 국외로 제공·처리위탁·보관해서는 안 되며 법이 정한 경우에만 국외로 이전할 수 있다(개인정보 보호법, 2026). 개인정보위의 생성형 AI 안내서는 LLM 서버가 해외에 있다면 개인정보 국외이전에 해당하는지 검토할 필요가 있다고 본다(개인정보보호위원회, 2025). 오픈소스 Moodle 의 Analytics 설정 문서는 Python 예측 처리기를 웹 서버나 별도 서버에 설치할 수 있고 기계학습 백엔드를 AWS API Gateway·Lambda 로 운영하고 학습된 모델 파일을 S3 에 둘 수도 있다고 적는다(Moodle, 2024b).

국외 제품을 쓸 때는 계약 조건도 확인 대상이다. Instructure 의 표준 데이터 처리 부속서(DPA)에는 한국에서 발생한 고객 개인정보에 적용되는 한국 조항이 있고 이 조항은 개인정보 보호법과 정보통신망법의 해당 규정 준수를 약속한다. 같은 부속서는 계약 종료 뒤 90 일 안에 가능한 범위에서 개인정보 내려받기 기능을 제공하거나 삭제한다고 정하면서도 비식별 데이터 이용 권한은 계약 종료나 반환·파기 요청 뒤에도 유지된다고 적는다(Instructure, 2024a). 같은 회사의 제품 개인정보 고지는 수집한 개인정보가 이용자 국가 밖의 서버로 이전·보관될 수 있다고 고지한다(Instructure, 2026c). Ask Your Data 의 AI 영양성분표에 따르면 사용자 프롬프트와 요약 통계 같은 휴리스틱이 모델에 전달되며 개인식별정보(PII) 항목은 노출(Exposed)로 표시된다(Instructure, 2025c).

학습 데이터의 처리는 모델 개발·통계에 가명정보를 쓰는 일, 식별된 학생을 위험군으로 판정해 연락하는 운영, 외부 공급사의 위탁·국외 이전으로 나누어 근거를 따로 판단해야 할 것으로 보인다.

가명정보 처리는 통계작성·과학적 연구 등 목적에 맞춘 것이어서 개별 학생에게 연락하는 운영은 수집 목적 안의 이용인지나 추가적 이용의 고려 사항을 충족하는지를 따져야 할 문제다(연구진 해석). 상용 제품은 한국 조항이 있어도 처리 위치가 국외일 수 있어 위탁·국외 이전 검토가 필요하고 오픈소스 Moodle 은 처리 위치를 기관이 정하는 대신 설치·운영 인력과 비용을 기관이 진다. 대학은 분석 목적별로 가명처리·위탁·국외 이전 여부를 정하고 공급사 계약에서 처리 지역과 하위 처리자, 계약 종료 시 데이터 반환·삭제 조건과 비식별 데이터 이용 범위를 확인해 둘 필요가 있다([표 Ⅲ-1], 부록 4). 학습 데이터를 공유·공개할 때는 재식별 위험 평가(K-12 연구 근거, Ⅱ장 4절 라)도 점검 항목이 될 수 있다. 두 제품 분석 화면의 한국어 지원과 국내 대학 가격은 이번 호 자료로는 알 수 없었다. 교육분야 가이드라인이 2026 년 일반 가이드라인의 위험도 기반 체계를 반영해 개정됐는지는 연구진이 확인하지 못해 두 기준의 적용 관계에는 해석의 여지가 남는다.

### 다. 대학 정책

2027 년 대학기관평가인증 편람의 평가준거 2.4 는 학사경고자를 포함한 학습 부진 학생을 분석해 유형별로 예방·조치하는 단계적 지원 체계를 확인한다(한국대학평가원, 2026). 대학혁신지원사업·국립대학육성사업 기본계획은 데이터 기반 성과관리를 위한 성과관리본부(IR) 구축을 자체 성과관리의 예시로 든다(교육부, 2025). 국내 전문대학 중도탈락 요인 연구의 저자들은 IR 센터 중심의 데이터 기반 중도탈락 위험군 모니터링 시스템 구축 등 다차원 지원을 제안했다(전혜민·최명숙, 2025).

개인정보 포털 등록 정보를 보면 한국방송통신대는 국립대육성사업의 중도탈락 위기학생에게 온라인 검사·설문을 보내고 학업상담 후속조치와 결과 분석·학업 연구를 하는 개인정보파일을 등록했다(한국방송통신대학교, Retrieved 2026). 서울여대 데이터혁신팀의 '데이터분석' 파일은 운영 목적을 데이터통합분석으로 적고 학적·수업·성적·입학·상담횟수·장학 정보 등을 등록 항목으로 두었으며 이 파일의 보유기간은 준영구다(서울여자대학교, Retrieved 2026).

평가·재정 정책 문서는 학습분석이라는 용어를 쓰지 않지만 학습 부진 학생 지원과 IR 체계를 평가해 학습분석이 들어설 제도적 자리를 만드는 것으로 읽힌다. 등록 정보만으로는 학생 고지 방식이나 LMS 로그의 예측 활용 여부를 알 수 없고 특정 대학 파일의 보유기간이 적절한지도 판단할 수 없다. 분석 용도의 처리 파일은 목적과 보유기간이 그 용도에 맞는지 따로 점검하고 학습분석을 학습 부진 학생 지원 체계의 한 단계로 설계하는 방안을 검토할 수 있다(Ⅳ장 2절 나).

### 라. 기관 도입 모델

학부 중도탈락 예측 리뷰의 저자들은 기계학습 모델을 단독 해법이 아닌 의사결정 지원 도구로 봐야 한다고 권고한다(Lopez-Muñoz et al., 2026). 서울의 한 온라인(사이버) 대학 연구에서는 예측 모델 후보 변수의 적절성과 수집 가능성을 입학·학사·학생상담·콘텐츠·정보지원 부서 팀장들과의 협의로 검토했다(대학 자체 연구)(Seo et al., 2024). KERIS 의 대학 AI 학습보조시스템 활용 방안 보고서는 성적·출석률·참여율·등록률 변화 등 효과를 공유하는 대학 간 컨소시엄을 제안했고 전담 부서·인력 배치를 권고했다(이가영 외, 2023).

이 근거와 Ⅱ·Ⅲ장의 사례에 나타난 기관 도입 모델은 LMS 내장 분석형, 학생성공 플랫폼형, 자체 구축형, 공동·공공 활용형으로 나눌 수 있다. 네 유형을 판정 모델 통제, 데이터 계약과 처리 위치, 상담 인력과의 연결 차원으로 견주면 [표 Ⅳ-2]와 같고 일부 칸은 확인 자료가 없다. 어느 유형이든 예측을 상담자의 판단을 돕는 자료로 두는 방식은 위 리뷰의 권고에 부합하고 변수 검토에 현업 부서를 참여시키는 일은 국내 연구의 검토 절차를 따른다.

**[표 Ⅳ-2] 학습분석 기관 도입 모델 비교**

| 점검 차원 | LMS 내장 분석형 | 학생성공 플랫폼형 | 자체 구축형(웨어하우스·LRS) | 공동·공공 활용형 |
|---|---|---|---|---|
| **예** | Canvas Intelligent Insights, Moodle Analytics | EAB Navigate360 등(동향 분석 대상) | 대학 데이터통합분석시스템(등록 정보), 사이버대 중도탈락 예측 모델(대학 자체 연구) | 대학 간 컨소시엄(제안), 원격대학 고도화 지원 사업(공공 재정으로 개별 대학 구축) |
| **데이터 범위** | LMS 활동·성적 | 확인 자료 없음 | 학적·수업·성적·입학·상담·장학 등(등록 정보) | 공유 효과 지표(성적·출석률·참여율·등록률) |
| **판정 모델 통제** | 기관·이용자가 정하는 규칙 기준과 기관 과거 데이터로 예측하는 제공사 모델(알고리즘 미공개, Canvas), 정적 모델과 사이트 데이터로 학습하는 모델(Moodle) | 예측변수를 대학과 공급사가 함께 정하고 모델은 하위집단별 벌점 로지스틱 회귀 조합(2021 년 보도의 정보공개청구 결과 재인용, 현행 미확인), 공급사 독점 모델의 불투명성 지적(같은 저자진의 논평) | 부서 협의로 예측변수를 검토한 사례(사이버대 자체 연구), 등록 정보 사례는 확인 자료 없음 | 확인 자료 없음 |
| **데이터 계약·위치** | 상용은 공급사 데이터 처리 부속서(DPA)·하위 처리자(국외 서버 가능, 표준 DPA에 한국 조항), 오픈소스는 기관 설정 | 확인 자료 없음 | 대학 데이터통합분석시스템(준영구 보유 등록), 종이문서·외부 온라인 시스템으로 처리하는 상담 파일(방송대) | 확인 자료 없음 |
| **상담·개입 연결** | 교수자가 보내는 메시지(결과 추적 미확인) | 확인 자료 없음(상담 인력 규모가 관건, Ⅱ장 4절 마) | 위기학생 검사·설문과 학업상담 후속조치(방송대 등록 정보) | 전담 부서·인력 배치(권고) |

자료: 본문 Ⅱ·Ⅲ·Ⅳ장 인용 자료를 바탕으로 연구진 정리

주: '확인 자료 없음'은 인용 자료에 해당 정보가 없다는 뜻이다. 자체 구축형 열은 등록 정보(서울여대·방송대)와 사이버대 자체 연구를 칸마다 나누어 적었고 개발·유지에 드는 인력과 비용은 기관이 진다(Ⅱ장 2절 다, Ⅱ장 4절 마). 본교 체계·서비스는 이해관계 때문에 이 비교에 넣지 않았다. 연구책임자가 자문하는 본교 LRS 학습분석체계는 자체 구축형에 해당하며 이 열은 공개 자료로만 작성했다(Ⅳ장 2절 가).

## 2. 본교·연구회 활용 제언

### 가. 본교 적용 사례(관계 공개)

이 보고서는 HAI-GPT를 운영하는 본교 AI에듀테크센터의 연구과제 산출물이며, 연구진에는 해당 부서·센터 구성원이 포함된다. 연구책임자는 본교 학습 기록 저장소(LRS) 학습분석체계 구축 사업의 외부 기술 자문을 맡고 있다. 이 체계와 구축 수행사 제품, 본교 AI에듀테크센터(KELI)가 운영하는 서비스(HAI 계열 등)는 채점하지 않고 국내 사례로만 다루며 자문 사업의 비공개 자료는 열람하거나 인용하지 않았다.

본교는 1EdTech 컨소시엄에 가입했다(2024 년 11 월 보도)(이정환, 2024). 연구회의 글로컬 정량지표 정리본은 LRS 분석을 학습자 데이터셋 트랙과 연계할 수 있다고 적었다(연구회 내부 자료)(한림대학교

AI 에듀테크 연구회, 2026). KERIS 의 학습분석 데이터 수집·저장 가이드라인 보고서는 다양한 학습 환경의 이질적 데이터가 각기 다른 표준으로 따로 수집·저장되어 왔다고 진단했다(계보경 외, 2022).

본교 LRS 학습분석체계의 구축 현황과 사양은 공개 자료가 아니어서 싣지 않았고 평가하지도 않았다. HAI 계열 서비스도 이번 호에서는 사례로 서술하지 않았다. IV 장 2 절 나의 제언(데이터 표준, 학생 고지, 개입 설계)은 학내 체계에도 같은 기준으로 적용할 수 있다.

## 나. 제언

학생지원 부서와 학과는 위험 판정 기준을 세울 때 연락 주체·상담 인력·후속 조치·결과 기록까지 함께 설계하고 후보 명단 규모와 임계값은 상담 인력에 맞춰 정하되 집단별 오분류 변화도 살필 수 있다(II 장 4 절 가·나). 학생에게 한 개입의 결과(응답·후속 조치)를 기록·추적하는 기능은 두 대표 솔루션의 문서에서 확인되지 않았고 Moodle 문서의 추적은 예측을 본 뒤 사용자 행동에 그쳐(III 장 3 절) 결과 기록은 학내 절차로 보완해야 할 것으로 보인다. 고등교육 학습분석 리뷰의 저자들은 대학이 위험 학생 탐지에 더해 학생을 학업 궤도로 되돌릴 보완적 지원 체계를 갖춰야 한다고 봤다(Ifenthaler & Yau, 2020).

교무·학생지원 부서는 교수자·상담자가 판정을 실질적으로 검토할 시간과 권한을 주고 그 단계를 기록하는 운영 기준을 둘 수 있다(IV 장 1 절 가). 개인정보위 안내서는 사람이 개입해 최종 결정하려면 관련 정보를 검토할 적정한 시간이 부여되어 있어야 한다고 본다(개인정보보호위원회, 2024). 교수학습개발센터는 교수자·상담자 연수와 판정 해석 지원을 병행할 수 있다(II 장 2 절 라). 사용자 지원, 사용자와의 소통, 최종 사용자 교육, 학습분석 소프트웨어 표준은 고등교육 학습분석 도입 리뷰에서 가장 자주 꼽힌 핵심 도입 요인이었다(Márquez et al., 2024).

IR·데이터 부서는 판정 방식에 따라 검증 경로를 달리하는 것이 바람직하다. 예측형은 공급사에 자기 기관 과거 자료로 한 시간 순 분리 검증과 집단별 오분류 결과를 요구하거나 시범 기간에 직접 검증하고 규칙형은 기준의 타당성을 과거 자료로 점검할 수 있다(II 장 1 절 라, II 장 4 절 가·나). 확대 여부를 비교 집단과 지연 측정을 둔 학내 효과 측정으로 정하고 그 비용과 공급사 모델 정보 요구를 도입 예산과 계약 단계에 넣기를 제안한다(II 장 4 절 마). 위험 학생 예측 리뷰의 저자들은 과거 강좌 데이터로 학습하고 최근 강좌 데이터로 시험하는 시간 순 분리를 일반화 가능성 문제를 다루는 한 방법으로 제시했다(Shi et al., 2025). 인종 간 오분류를 분석한 연구팀은 알고리즘 편향 가능성에 대한 최종 사용자 교육이 중요하다고 강조했다(Gándara et al., 2024).

개인정보 보호 부서와 학생지원 부서는 학생에게 분석·판정 사실과 열람·이의 방법을 알리는 절차를 정비하고 분석 용도 처리 파일의 목적·보유기간이 맞는지 검토할 필요가 있다(II 장 4 절 라, IV 장 1 절 다). Open University 연구(II 장 2 절 라)의 저자들은 학생의 데이터 이용 동의가 등록 때 체크박스를 누르는 일이 아니라 숙고한 결정이 되도록 정책을 검토할 시간을 줘야 한다고 권고했다(기관 자체 연구)(Rets et al., 2023). 동의를 처리 근거로 삼으면 참여율과 집단별 대표성이 낮아져 예측 모델이 치우칠 수 있으므로(II 장 4 절 나·라) 동의를 받는 경우에는 집단별 참여율을 점검하는 것도 한 방법이다.

정보화 부서와 AI 에듀테크센터는 공급사가 바뀌어도 데이터 이동이 가능하도록 데이터 표준을 검토해 둘 수 있다(II 장 1 절 가, II 장 2 절 다). KERIS 의 대학 AI 학습보조시스템 보고서도 데이터 공유를 위해 xAPI·Caliper Analytics 등 데이터 표준 체계 검토가 필요하다고 했다(이가영 외, 2023).

연구회는 후속 과업으로 연구책임자 승인을 거쳐 Intelligent Insights(또는 Canvas Next)를 쓰는 협력 기관의 계정과 과거 자료로 학습된 분석 기능을 켠 Moodle 운영 사이트를 확보하는 방안을 검토한다. 유료 구독이 필요하면 소프트웨어활용비 집행 가능 여부를 먼저 확인하고 운영 사이트에서는 실제

학생 정보가 드러나지 않도록 기관이 승인한 조건 안에서 측정한다. 이번 호에 미측정으로 남은 두 제품의 실측 항목(필수 A1·A4·A6·A7·B2·B3·C1·C3 포함)을 같은 기준으로 재고 결과는 채점표 보완판으로 정리해 정기회의에서 공유한다. 또 데이터셋 연구의 비식별화 절차를 글로컬 정량지표의 LRS 분석 활용 항목과 잇되 학습 데이터를 공유·공개하기 전에는 재식별 위험 평가를 거친다(부록 4). 그 결과는 전공 교과 'AI 학습 분석과 교육 코칭'·'에듀테크데이터분석'의 수업 사례로 정리해 정기회의에서 공유한다.

## 3. 종합

Q1 에 대해, 학습분석 시스템은 내장형과 외부 저장형으로 나뉜다. 내장형은 LMS 안에서 자체 로그로 위험을 판정하고 외부 저장형은 표준(xAPI·Caliper) 기록이나 LMS 원천 데이터를 LRS·데이터 웨어하우스에 모아 분석하며 이번 호의 두 대표 솔루션은 내장형이다(Ⅱ장 1절 가). 위험 판정은 기관이 정한 규칙 기준이나 기계학습 예측으로 이루어지고 결과는 대시보드·알림으로 보여 준다(Ⅱ장 1절 나·라). 학부 중도탈락 예측 리뷰가 보고한 앙상블 정확도는 대체로 86~88%였지만 위험 학생 예측 연구 161편 가운데 외부 데이터로 검증한 연구는 9편에 그쳤다(Ⅱ장 4절 가). 생성형 AI는 분석에 자연어 질의라는 접근 경로를 더하고 있으며 이번 호가 확인한 Canvas 기능(AI 영양성분표 기준, 최종 검토 책임은 도입 기관)과 연구 시연은 사람의 확인이나 결정론적 통제를 두었다. 대표 솔루션에서는 Canvas가 기관·이용자가 정한 규칙 기준 판정을 기본으로 두고 2026년 7월 Canvas Next 등급의 Ask Your Data에 기관 과거 데이터로 예측하는 예측 인사이트를 더했다. Moodle은 정해진 조건으로 판정하는 정적 모델 4개를 기본 활성으로, 기계학습 모델인 학업 중단 위험 학생 모델을 기본 비활성으로 둔다(Ⅲ장 1절).

Q2 에 대해, 네덜란드와 독일 대학의 무작위 실험에서 조기경보는 위험 학생을 정확히 예측했다고 보고됐지만(독일 실험의 예측 정확도 1학기 후 79%, 4학기까지 90%) 지원 상담과 경고 메일의 평균 효과는 확인되지 않았다(Ⅱ장 3절 나). 대학 현장 무작위 실험에서 전체 효과가 보고된 것은 지원팀이 직접 연락한 영국 실험(기관 자체 평가) 하나였고 강한 근거 등급을 받은 개입은 지속적·개인화된 상담 관계였다. 호주 파일럿의 전화 연락이나 MAAPS의 집중 상담(일부 기관은 개입 구성요소를 다 제공하지 못함)으로도 전체 효과는 확인되지 않아 사람이 연락한다고 효과가 보장되지는 않았다(Ⅱ장 3절 나·다). 판정 뒤 할 일을 알려 주는 정보의 부족, 상담 인력과 위양성 부담, 집단별 오분류, 알림 뒤의 의도치 않은 철회·탈락(낙인 경로는 미확인)이 예측과 성과 사이를 끊을 수 있다. 권장 조치 정보와 사람의 연락·상담, 상담 인력에 맞춘 임계값과 집단별 성능 점검, 경고 문구와 부작용 지표 점검을 서로 묶어 설계하고 그 결과를 기록해 학내에서 개입 효과를 확인할 필요가 있다.

Q3 에 대해, 준비의 첫 단계는 위험 판정을 사람이 실질적으로 검토하고 기록하는 운영과 학생에게 판정 사실·열람·이의 제기 경로를 알리는 절차로 보인다(Ⅳ장 1절 가, Ⅳ장 2절 나). 데이터 처리의 근거는 모델 개발·통계의 가명정보 이용, 식별된 학생을 판정해 연락하는 운영, 외부 공급사 위탁·국외 이전으로 나누어 따지고 분석 용도 처리 파일은 목적·보유기간을 살피는 것이 바람직하다(Ⅳ장 1절 나·다). 상용 제품은 표준 계약에 한국 조항이 있어도 처리 위치가 국외일 수 있으므로 계약에서 처리 지역·하위 처리자와 데이터 표준, 계약 종료 시 데이터 반환·삭제 조건을, 공급사에는 집단별 성능 문서를 확인해 두기를 제안한다(도입 유형별 차이는 [표 Ⅳ-2]). 집단별 참여율은 동의를 받는 경우에, 재식별 위험 평가(K-12 연구 근거)는 학습 데이터를 공유·공개할 때 점검할 수 있다. 이 준비는 교육 AI 학생 개인정보 보호 지침(2026년 4분기 예정)에 앞서 할 수 있다.

학습분석 도구의 가치는 예측의 정확도보다는 예측을 사람의 지원으로 잇는 개입 설계와 그 결과를 확인하는 체계에 달려 있을 가능성이 크다. 이번 호는 두 대표 솔루션을 자료 기준일까지 공개된 문서로만 판정해 필수 13 개 항목 중 5 개만 측정했고 도입 검토 의견은 두 제품 모두 판정 유보였다(Ⅲ장 2 절 다). 종합 점수는 Canvas Intelligent Insights 38.8 점, Moodle Analytics 41.0 점이고 두 제품 모두 게이트 C3 가 미측정, C4 가 ◐여서 제품 화면을 실측해 측정 항목이 늘어도 의견의 상한은 조건부 검토다. Canvas 문서에서는 보낸 메시지와 개입 결과를 분석 화면에서 기록·추적하는 기능이 확인되지 않았고 Moodle 문서의 추적은 예측을 본 뒤 사용자 행동에 그친다. 학생의 반응과 후속 성과를 기록하는 기능은 두 제품 모두 확인되지 않아 판정 뒤의 연락·상담·기록을 설계하는 일은 도입하는 대학이 맡을 부분이 클 것으로 보인다.

**다음 호 예고**

Vol.05 AI 평가·피드백 도구(2026 년 10 월분) — 자동 채점과 형성 피드백, 그리고 평가 재설계

# 부록

## 부록 1. 참고 자료 목록

### 가. 국내 자료


개인정보 보호법, 법률 제 21445 호 (2026). https://www.law.go.kr/LSW/lsInfoP.do?lsiSeq=283839&chrClsCd=010202&urlMode=lsInfoP&efYd=20260911&ancYnChk=0

개인정보 보호법 시행령, 대통령령 제 36671 호 (2026). https://www.law.go.kr/LSW/lsInfoP.do?lsiSeq=289537&chrClsCd=010202&urlMode=lsInfoP&efYd=20260911&ancYnChk=0

개인정보보호위원회. (2024). 자동화된 결정에 대한 정보주체의 권리 안내서. https://www.pipc.go.kr/np/cop/bbs/selectBoardArticle.do?bbsId=BS217&mCode=D010030000&nttId=10613

개인정보보호위원회. (2025). 생성형 인공지능(AI) 개발·활용을 위한 개인정보 처리 안내서. https://www.pipc.go.kr/np/cop/bbs/selectBoardArticle.do?bbsId=BS074&mCode=C020010000&nttId=11410

개인정보보호위원회. (2026a, 3 월 31 일).「가명정보 처리 가이드라인」전면 개정, '위험도 기반' 판단 체계 확립 [보도자료]. https://www.pipc.go.kr/np/cop/bbs/selectBoardArticle.do?bbsId=BS074&mCode=C020010000&nttId=11928

개인정보보호위원회. (2026b, 7 월 3 일). 신뢰로 여는 인공지능(AI) 혁신, 달라지는 개인정보 체계로 이끈다:「신뢰 기반의 인공지능 혁신을 촉진하는 제 3 차 개인정보 보호 기본계획('27-'29)」발표 [보도자료]. https://www.pipc.go.kr/np/cop/bbs/selectBoardArticle.do?bbsId=BS074&mCode=C020010000&nttId=12228

계보경, 정훈, 안경진, 유인식, 신영규, 허두영, 최민진. (2022). 학습분석을 위한 데이터 수집 및 저장 가이드라인 연구 (연구보고 RR 2022-07). 한국교육학술정보원. https://www.keris.or.kr/main/ad/pblcte/selectPblcteRRInfo.do?mi=1138&pblcteSeq=13568

교육부. (2024). 교육분야 가명·익명정보 처리 가이드라인 (2024 년 8 월 개정). https://privacy.moe.go.kr/board_download.do?file_uid=758

교육부. (2025, 3 월 20 일). 2025~2027 년 대학·전문대학 혁신지원사업 및 국립대학육성사업 기본계획 발표 [보도자료 및 별첨「2025 년-2027 년 대학혁신지원사업(일반재정지원) 기본계획」외]. https://www.moe.go.kr/boardCnts/viewRenew.do?boardID=294&boardSeq=102894&lev=0&searchType=null&statusYN=W&page=1&s=moe&m=020402&opType=N

교육부, 한국교육개발원. (2026). 2025 교육통계 분석자료집: 고등 교육통계 편 (수탁통계자료 CSM 2026-02). https://kess.kedi.re.kr/publ/view?survSeq=2025&publSeq=44&menuSeq=0&itemCode=02&language=

교육부, 한국교육학술정보원. (2025). 2025 디지털교육백서. https://www.keris.or.kr/common/nttFileDownload.do?fileKey=347cd4aab85a38a14836d11a8c24ff13

국가인공지능전략위원회. (2026). 대한민국 인공지능 행동계획: 인공지능 기본계획(2026~2028). https://www.aikorea.go.kr/web/board/brdDetail.do?menu_cd=000011&num=328

김태윤, 윤병연. (2024). 기계학습 기반 대학원생 학업중단 예측 연구: K 대학을 중심으로. 교육정보미디어연구, 30(2), 595–617. https://doi.org/10.15833/kafeiam.30.2.595

문소연, 김가은, 차은주, 신안나, 조일현. (2023). 교수학습 맥락에서 학습분석 대시보드의 활용 효과에 대한 메타분석: 학습자의 인지, 정의, 메타인지 영역을 중심으로. 컴퓨터교육학회 논문지, 26(3), 67–82. https://doi.org/10.32431/kace.2023.26.3.006

서울여자대학교. (Retrieved 2026). 개인정보파일 등록 정보: 데이터분석·학생성장지원시스템 [개인정보파일 목록]. 개인정보 포털. https://www.privacy.go.kr/wcp/pif/sch/personalInfoFileViewPopup.do?prsnInfoFileId=PIF_000000000783122

안미리, 최윤영, 배윤희, 고윤미, 김민하. (2016). 학습분석학 국내 문헌 고찰: 로그 데이터를 이용한 실증연구를 중심으로. 교육공학연구, 32(2), 253–291. https://doi.org/10.17232/KSET.32.2.253

이가영, 허선영, 지현경, 김명선, 김민지. (2023). 인공지능(AI) 기반 대학 학습보조시스템 활용 방안 연구 ( 연구보고 CR 2023-05). 한국교육학술정보원. https://www.keris.or.kr/main/ad/pblcte/selectPblcteRRInfo.do?mi=1138&pblcteSeq=13682

이정환. (2024, 11 월 15 일). 한림대, 국내 대학 최초 1EdTech 가입…국제 에듀테크 협력 본격화. 한국대학신문. https://news.unn.net/news/articleView.html?idxno=571114

인공지능 발전과 신뢰 기반 조성 등에 관한 기본법, 법률 제 21311 호 (2026). https://www.law.go.kr/LSW/lsInfoP.do?lsiSeq=282791&chrClsCd=010202&urlMode=lsInfoP&efYd=20260721&ancYnChk=0

전혜민, 최명숙. (2025). 전문대학 학생의 중도탈락 예측을 위한 요인 분석: A 전문대를 중심으로. 교육정보미디어연구, 31(3), 1053–1072. https://doi.org/10.15833/kafeiam.31.3.1053

한국대학평가원. (2026). 2027 년 대학기관평가인증 편람 (ER 2026-1-3728). https://aims.kcue.or.kr/cop/bbs/selectBoardArticle.do?bbsId=BBSMSTR_000000000004&nttId=8489

한국방송통신대학교. (Retrieved 2026). 개인정보파일 등록 정보: 국립대육성사업 학업상담 관리·LMS 수강생명단·학사상담관리 [개인정보파일 목록]. 개인정보 포털. https://www.privacy.go.kr/wcp/pif/sch/personalInfoFileViewPopup.do?prsnInfoFileId=PIF_000000000860213

한림대학교 AI 에듀테크 연구회. (2026, 5 월 14 일). 글로컬대학 30 AI 에듀테크센터 연구회 운영 정량지표 [ 미간행 내부 자료].

## 나. 국외 자료

1EdTech Consortium. (Retrieved 2026-a). Canvas [Product certification listing]. TrustEd Apps Directory. https://site.imsglobal.org/certifications/instructure/canvas

1EdTech Consortium. (Retrieved 2026-b). Learning Tools Interoperability (LTI). https://www.1edtech.org/standards/lti

1EdTech Consortium. (Retrieved 2026-c). Moodle [Product certification listing]. TrustEd Apps Directory. https://site.imsglobal.org/certifications/moodle/moodle

1EdTech Consortium. (2020). Caliper Analytics specification (Version 1.2) [1EdTech Final Release]. https://www.imsglobal.org/spec/caliper/v1p2

Advanced Distributed Learning Initiative. (2016). Experience API (xAPI) specification, part one: About the Experience API (Version 1.0.3). GitHub. https://github.com/adlnet/xAPI-Spec/blob/master/xAPI-About.md

Anthropic. (2025, July 9). Advancing Claude for Education. https://www.anthropic.com/news/advancing-claude-for-education

Arnold, K. E., & Pistilli, M. D. (2012). Course Signals at Purdue: Using learning analytics to increase student success. In Proceedings of the 2nd International Conference on Learning Analytics and Knowledge (pp. 267–270). Association for Computing Machinery. https://doi.org/10.1145/2330601.2330666

Berens, J., Henao, L., Rumert, L., & Schneider, K. (2026). Keeping an eye on students: Evidence from a low-cost early alert system. Education Economics. Advance online publication. https://doi.org/10.1080/09645292.2026.2708756

Bird, K. (2023). Predictive analytics in higher education: The promises and challenges of using machine learning to improve student success. The AIR Professional File, Fall 2023, Article 161. https://doi.org/10.34315/apf1612023

Bird, K. A., Castleman, B. L., & Song, Y. (2025). Are algorithms biased in education? Exploring racial bias in predicting community college student success. Journal of Policy Analysis and Management, 44(2), 379–402. https://doi.org/10.1002/pam.22569

Blackboard. (2026). AI transparency for Data Q&A. Blackboard Illuminate Help Center. https://help.anthology.com/illuminate/en/illuminate-reporting/data-q-a/illuminate-data-q-a---ai-transparency.html

Borrella, I., & Ponce-Cueto, E. (2025). Design principles and impact of a learning analytics dashboard: Evidence from a randomized MOOC experiment. Applied Sciences, 15(21), Article 11493. https://doi.org/10.3390/app152111493

Competition and Markets Authority. (2024). Alphabet Inc.'s partnership with Anthropic PBC: Decision on relevant merger situation (ME/7108/24). https://assets.publishing.service.gov.uk/media/676959bae6ff7c8a1fde9d33/Full_text_decision__.pdf

Cook-Chennault, K., & Farooq, A. (2025). Do LMS analytics predict student success? A quantitative study of engagement and course performance. In 2025 IEEE Frontiers in Education Conference (FIE) (pp. 1–7). IEEE. https://doi.org/10.1109/FIE63693.2025.11328598

D2L. (2026, June 4). D2L Lumi FAQs. Brightspace Community. https://community.d2l.com/brightspace/kb/articles/35008-d2l-lumi-faqs

Davis Polk & Wardwell LLP. (2026, March 3). Anthology Chapter 11 restructuring. https://www.davispolk.com/experience/anthology-chapter-11-restructuring

Dawson, S., Jovanović, J., Gašević, D., & Pardo, A. (2017). From prediction to impact: Evaluation of a learning analytics retention program. In Proceedings of the Seventh International Learning Analytics & Knowledge Conference (pp. 474–478). Association for Computing Machinery. https://doi.org/10.1145/3027385.3027405

Dong, P., Bouamor, H., Xiao, Y., & Kurup, D. G. (2026). TartanMaroon: Multi-agent academic advising with iterative negotiation and transparent collaboration. In Proceedings of the 64th Annual Meeting of the Association for Computational Linguistics (Volume 3: System Demonstrations) (pp. 840–850). Association for Computational Linguistics. https://doi.org/10.18653/v1/2026.acl-demo.83

Dowell, M. L., & Greenhalgh, S. P. (2025). Information flow solipsism in Canvas: An exploration of student privacy awareness. The Internet and Higher Education, 65, Article 100989. https://doi.org/10.1016/j.iheduc.2024.100989

Fauszt, T., Bognár, L., & Sándor, Á. (2021). Increasing the prediction power of Moodle machine learning models with self-defined indicators. International Journal of Emerging Technologies in Learning, 16(24), 23–39. https://doi.org/10.3991/ijet.v16i24.23923

Gándara, D., Anahideh, H., Ison, M. P., & Picchiarini, L. (2024). Inside the black box: Detecting and mitigating algorithmic bias across racialized groups in college student-success prediction. AERA Open, 10. https://doi.org/10.1177/23328584241258741

Grand View Research. (2024). Education and learning analytics market (2024–2030) size, share & trends analysis report by component, by type, by deployment, by end use (academics, enterprises), by application, by region, and segment forecasts (Report ID GVR-3-68038-521-2). https://www.grandviewresearch.com/industry-analysis/education-learning-analytics-market

Hellings, J., & Haelermans, C. (2022). The effect of providing learning analytics on student behaviour and performance in programming: A randomised controlled experiment. Higher Education, 83(1), 1–18. https://doi.org/10.1007/s10734-020-00560-z

Herodotou, C., Naydenova, G., Boroowa, A., Gilmour, A., & Rienties, B. (2020). How can predictive learning analytics and motivational interventions increase student retention and enhance administrative support in distance education? Journal of Learning Analytics, 7(2), 72–83. https://doi.org/10.18608/jla.2020.72.4

Ifenthaler, D., & Yau, J. Y.-K. (2020). Utilising learning analytics to support study success in higher education: A systematic review. Educational Technology Research and Development, 68(4), 1961–1990. https://doi.org/10.1007/s11423-020-09788-z

Instructure. (Retrieved 2026). Generative AI governance and responsibility: Guiding ethical, trustworthy AI in learning. Instructure Trust Center. https://www.instructure.com/trust-center/ai-governance-responsibility

Instructure. (2024a, October 1). Data processing addendum. https://www.instructure.com/policies/data-processing-addendum

Instructure. (2024b, November 13). KKR and Dragoneer complete acquisition of Instructure [Press release; Exhibit 99.1 to Form 8-K]. U.S. Securities and Exchange Commission. https://www.sec.gov/Archives/edgar/data/1841804/000119312524257230/d878225dex991.htm

Instructure. (2025a, July 23). Instructure and OpenAI announce global partnership to embed AI learning experiences within Canvas [Press release]. https://www.instructure.com/press-release/instructure-and-openai-announce-global-partnership-embed-ai-learning-experiences

Instructure. (2025b, September). Intelligent Insights Voluntary Product Accessibility Template (VPAT) [Accessibility conformance report, VPAT Version 2.5]. Instructure Trust Center. https://trust.instructure.com/d/intelligent-insights-vpat/eYV8TH?lng=en

Instructure. (2025c, September 12). IgniteAI Nutrition Facts: Ask Your Data (Intelligent Insights). https://instructure.ai/nutritionfacts/?id=askyourdata

Instructure. (2025d, November 6). Instructure Intelligent Insights product supplement. https://www.instructure.com/policies/product-supplements/intelligent-insights

Instructure. (2026a, May 5). What is Canvas Data 2? Instructure Community. https://community.instructure.com/en/kb/articles/661444-what-is-canvas-data-2

Instructure. (2026b, May 29). Executive & CIO summary: Security incident May 2026. Instructure Trust Center. https://trust.instructure.com/d/executive-cio-summary-security-incident-may-2026/MMfLtI?lng=en

Instructure. (2026c, July 10). Instructure product privacy notice. https://www.instructure.com/policies/product-privacy-policy

Instructure. (2026d, July 27). IgniteAI Nutrition Facts: Agent. https://instructure.ai/nutritionfacts?id=igniteagent

Instructure. (2026e, August 19). What is Intelligent Insights? Instructure Community. https://community.instructure.com/en/kb/articles/660583-what-is-intelligent-insights

Instructure. (2026f, August 20). Instructure third-party service provider guide. Instructure Trust Center. https://trust.instructure.com/d/instructure-third-party-service-provider-guide/dlbvTx?lng=en

Instructure. (2026g, September 10). Canvas course role permissions comparison. Instructure Community. https://community.instructure.com/en/kb/articles/511022-canvas-course-role-permissions-comparison

Instructure. (2026h, September 16). How do I create a new criteria in Students in Need of Attention? Instructure Community. https://community.instructure.com/en/kb/articles/660604-how-do-i-create-a-new-criteria-in-students-in-need-of-attention

Instructure. (2026i, September 30). What is Course Analytics? Instructure Community. https://community.instructure.com/en/kb/articles/662739-what-is-course-analytics

Jayaprakash, S. M., Moody, E. W., Lauría, E. J. M., Regan, J. R., & Baron, J. D. (2014). Early alert of academically at-risk students: An open source analytics initiative. Journal of Learning Analytics, 1(1), 6–47. https://doi.org/10.18608/jla.2014.11.3

Kaliisa, R., Misiejuk, K., López-Pernas, S., Khalil, M., & Saqr, M. (2024). Have learning analytics dashboards lived up to the hype? A systematic review of impact on students' achievement, motivation, participation and attitude. In Proceedings of the 14th Learning Analytics and Knowledge Conference (pp. 295–304). Association for Computing Machinery. https://doi.org/10.1145/3636555.3636884

Karp, M., Ackerson, S., Cheng, I.-F., Cocatre-Zilgien, E., Costelloe, S., Freeman, B., Lemire, S., Linderman, D., McFarlane, B., Moulton, S., O'Shea, J., Porowski, A., & Richburg-Hayes, L. (2021). Effective advising for postsecondary students: A practice guide for educators (WWC 2022003). National Center for Education Evaluation and Regional Assistance, Institute of Education Sciences, U.S. Department of Education. https://ies.ed.gov/ncee/WWC/Docs/PracticeGuide/WWC-practice-guide-advising-full-text-revised2.pdf

Khosravi, H., Shibani, A., Jovanović, J., Pardos, Z. A., & Yan, L. (2025). Generative AI and learning analytics: Pushing boundaries, preserving principles. Journal of Learning Analytics, 12(1), 1–11. https://doi.org/10.18608/jla.2025.8961

Kim, K. W., Kim, C., & Kim, H. G. (2026). Balancing dropout candidate coverage and counseling burden in university student dropout prediction. Electronics, 15(13), Article 2896. https://doi.org/10.3390/electronics15132896

Kokoç, M., Bütüner, S. Ö., & Güler, M. (2025). A meta-analysis on the effect of learning analytics interventions on students' academic performance. Journal of Research on Technology in Education. Advance online publication. https://doi.org/10.1080/15391523.2025.2536571

Learning Pool. (2021). Learning Locker: The open source learning record store (Version 7.1.1) [Computer software]. GitHub. https://github.com/LearningLocker/learninglocker

Li, W., Sun, K., Schaub, F., & Brooks, C. (2022). Disparities in students' propensity to consent to learning analytics. International Journal of Artificial Intelligence in Education, 32(3), 564–608. https://doi.org/10.1007/s40593-021-00254-2

Liu, Q., & Khalil, M. (2023). Understanding privacy and data protection issues in learning analytics using a systematic review. British Journal of Educational Technology, 54(6), 1715–1747. https://doi.org/10.1111/bjet.13388

Liu, Y., Wang, W., & Xu, E. (2025). The effectiveness of learning analytics-based interventions in enhancing students' learning effect: A meta-analysis of empirical studies. SAGE Open, 15(2). https://doi.org/10.1177/21582440251336707

Lonn, S., Aguilar, S. J., & Teasley, S. D. (2015). Investigating student motivation in the context of a learning analytics intervention during a summer bridge program. Computers in Human Behavior, 47, 90–97. https://doi.org/10.1016/j.chb.2014.07.013

Lopez-Muñoz, G. L., Gonzalez Serrano, C., & Sanchez-Ferreira, C. (2026). Student dropout prediction in higher education: A systematic review of machine learning methods and risk factors. Journal of Information Technology Education: Research, 25, Article 20. https://doi.org/10.28945/5776

Marachi, R., & Quill, L. (2020). The case of Canvas: Longitudinal datafication through learning management systems. Teaching in Higher Education, 25(4), 418–434. https://doi.org/10.1080/13562517.2020.1739641

Márquez, L., Henríquez, V., Chevreux, H., Scheihing, E., & Guerra, J. (2024). Adoption of learning analytics in higher education institutions: A systematic literature review. British Journal of Educational Technology, 55(2), 439–459. https://doi.org/10.1111/bjet.13385

Matcha, W., Uzir, N. A., Gašević, D., & Pardo, A. (2020). A systematic review of empirical studies on learning analytics dashboards: A self-regulated learning perspective. IEEE Transactions on Learning Technologies, 13(2), 226–245. https://doi.org/10.1109/TLT.2019.2916802

Microsoft Corporate Blogs. (2025, November 18). Microsoft, NVIDIA and Anthropic announce strategic partnerships. The Official Microsoft Blog. https://blogs.microsoft.com/blog/2025/11/18/microsoft-nvidia-and-anthropic-announce-strategic-partnerships/

Monllaó Olivé, D., Huynh, D. Q., Reynolds, M., Dougiamas, M., & Wiese, D. (2019). A quest for a one-size-fits-all neural network: Early prediction of students at risk in online courses. IEEE Transactions on Learning Technologies, 12(2), 171–183. https://doi.org/10.1109/TLT.2019.2911068

Moodle. (2021, June 4). Using analytics (Version 5.2). MoodleDocs. https://docs.moodle.org/502/en/Using_analytics

Moodle. (2023, January 5). Students at risk of dropping out (Version 5.2). MoodleDocs. https://docs.moodle.org/502/en/Students_at_risk_of_dropping_out

Moodle. (2024a, March 7). Analytics (Version 5.2). MoodleDocs. https://docs.moodle.org/502/en/Analytics

Moodle. (2024b, March 11). Analytics settings (Version 5.2). MoodleDocs. https://docs.moodle.org/502/en/Analytics_settings

Moodle. (2024c, May 13). Managing analytics (Version 5.2). MoodleDocs. https://docs.moodle.org/502/en/Managing_analytics

Moodle. (2025a, January 1). Logging (Version 5.2). MoodleDocs. https://docs.moodle.org/502/en/Logging

Moodle. (2025b, August 22). Privacy (Version 5.2). MoodleDocs. https://docs.moodle.org/502/en/Privacy

Moodle. (2026a). [Analytics insight recipients, capabilities and notification defaults; Moodle LMS 5.2 source code, MOODLE_502_STABLE branch]. GitHub. https://raw.githubusercontent.com/moodle/moodle/MOODLE_502_STABLE/public/analytics/classes/local/target/base.php

Moodle. (2026b). [Built-in prediction model definitions and Python ML backend settings; Moodle LMS 5.2 source code, MOODLE_502_STABLE branch]. GitHub. https://raw.githubusercontent.com/moodle/moodle/MOODLE_502_STABLE/public/lib/db/analytics.php

Moodle. (2026c). [Upcoming activities due target and language strings; Moodle LMS 5.2 source code, MOODLE_502_STABLE branch]. GitHub. https://raw.githubusercontent.com/moodle/moodle/MOODLE_502_STABLE/public/user/classes/analytics/target/upcoming_activities_due.php

Moodle. (2026d, May 21). Analytics API (Version 5.2). Moodle Developer Resources. https://moodledev.io/docs/5.2/apis/subsystems/analytics

Moodle. (2026e, May 21). xAPI (Experience API) (Version 5.2). Moodle Developer Resources. https://moodledev.io/docs/5.2/apis/subsystems/xapi

Moodle. (2026f, July 30). Data privacy (Version 5.2). MoodleDocs. https://docs.moodle.org/502/en/Data_privacy

Nagy, M., & Molontay, R. (2024). Interpretable dropout prediction: Towards XAI-based personalized intervention. International Journal of Artificial Intelligence in Education, 34(2), 274–300. https://doi.org/10.1007/s40593-023-00331-8

Park, Y., & Jo, I.-H. (2015). Development of the learning analytics dashboard to support students' learning performance. Journal of Universal Computer Science, 21(1), 110–133. https://doi.org/10.3217/jucs-021-01-0110

Plak, S., Cornelisz, I., Meeter, M., & van Klaveren, C. (2022). Early warning systems for more effective student counselling in higher education: Evidence from a Dutch field experiment. Higher Education Quarterly, 76(1), 131–152. https://doi.org/10.1111/hequ.12298

Regulation (EU) 2016/679 of the European Parliament and of the Council of 27 April 2016 on the protection of natural persons with regard to the processing of personal data and on the free movement of such data, and repealing Directive 95/46/EC (General Data Protection Regulation). (2016). Official Journal of the European Union, L 119, 1–88. https://eur-lex.europa.eu/eli/reg/2016/679/oj

Rets, I., Herodotou, C., & Gillespie, A. (2023). Six practical recommendations enabling ethical use of predictive learning analytics in distance education. Journal of Learning Analytics, 10(1), 149–167. https://doi.org/10.18608/jla.2023.7743

Robbins, R. (2013). Advisor load. NACADA Clearinghouse of Academic Advising Resources. https://nacada.ksu.edu/Resources/Clearinghouse/View-Articles/Advisor-Load.aspx

Rodríguez-Ortiz, M. Á., Santana-Mancilla, P. C., & Anido-Rifón, L. E. (2025). Machine learning and generative AI in learning analytics for higher education: A systematic review of models, trends, and challenges. Applied Sciences, 15(15), Article 8679. https://doi.org/10.3390/app15158679

Rossman, D., Kurzweil, M., & Lewis, B. (2023). MAAPS advising experiment: Evaluation findings after six years [Research report]. Ithaka S+R. https://doi.org/10.18665/sr.318895

Rozhenkova, V., Eslami, M., Crooks, C., & Sato, B. K. (2026). From data to action: Perspectives on faculty use of student data dashboards for improving instruction. Journal of Computing in Higher Education. Advance online publication. https://doi.org/10.1007/s12528-026-09493-5

Seo, E.-Y., Yang, J., Lee, J.-E., & So, G. (2024). Predictive modelling of student dropout risk: Practical insights from a South Korean distance university. Heliyon, 10(11), Article e30960. https://doi.org/10.1016/j.heliyon.2024.e30960

Shi, H., Zhang, N., Caskurlu, S., & Na, H. (2025). Applications of machine learning for at-risk student prediction in online education: A 10-year systematic review of literature. Journal of Computer Assisted Learning, 41(4), Article e70058. https://doi.org/10.1111/jcal.70058

Society for Learning Analytics Research. (2026). What is learning analytics? https://www.solaresearch.org/about/what-is-learning-analytics/

Tagharobi, H., & Simbeck, K. (2022). Introducing a framework for code based fairness audits of learning analytics systems on the example of Moodle learning analytics. In Proceedings of the 14th International Conference on Computer Supported Education (Vol. 2, pp. 45–55). SciTePress. https://doi.org/10.5220/0010998900003182

Tar, G. (2026, July 13). Predict learner dropout risk with IgniteAI Ask Your Data. Instructure Community. https://community.instructure.com/en/discussion/666591/predict-learner-dropout-risk-with-igniteai-ask-your-data

Texas A&M University. (2026, May 29). Revised purchase order AB1172926: Instructure Inc. https://spar.tamu.edu/Transparency/GetFile?id=20673&dir=PoDocs

van Sluijs, M., & Matzat, U. (2024). Predicting time-management skills from learning analytics. Journal of Computer Assisted Learning, 40(2), 525–537. https://doi.org/10.1111/jcal.12893

Viberg, O., Kizilcec, R. F., Jivet, I., Martínez Monés, A., Oh, A., Mutimukwe, C., Hrastinski, S., & Scheffel, M. (2024). Cultural differences in students' privacy concerns in learning analytics across Germany, South Korea, Spain, Sweden, and the United States. Computers in Human Behavior Reports, 14, Article 100416. https://doi.org/10.1016/j.chbr.2024.100416

Yacobson, E., Fuhrman, O., Hershkovitz, S., & Alexandron, G. (2021). De-identification is insufficient to protect student privacy, or – What can a field trip reveal? Journal of Learning Analytics, 8(2), 83–92. https://doi.org/10.18608/jla.2021.7353

Yan, L., Martinez-Maldonado, R., & Gašević, D. (2024). Generative artificial intelligence in learning analytics: Contextualising opportunities and challenges through the learning analytics cycle. In Proceedings of the 14th Learning Analytics and Knowledge Conference (pp. 101–111). Association for Computing Machinery. https://doi.org/10.1145/3636555.3636856

Yan, L., Martinez-Maldonado, R., Jin, Y., Echeverria, V., Milesi, M., Fan, J., Zhao, L., Alfredo, R., Li, X., & Gašević, D. (2025). The effects of generative AI agents and scaffolding on enhancing students' comprehension of visual learning analytics. Computers & Education, 234, Article 105322. https://doi.org/10.1016/j.compedu.2025.105322

Zhang, Y., Ghandour, A., & Shestak, V. (2020). Using learning analytics to predict students performance in Moodle LMS. International Journal of Emerging Technologies in Learning, 15(20), 102–115. https://doi.org/10.3991/ijet.v15i20.15915 (Retraction published 2022, International Journal of Emerging Technologies in Learning)

## 부록 2. 평가척도 채점표

두 대표 솔루션의 항목별 판정과 근거는 다음과 같다. 판정은 자료 기준일까지 공개된 문서와 독립 연구로 했고 제품 화면 실측이 필요한 항목은 미측정으로 두었다(Ⅰ장 4절).

**대상 솔루션** Canvas Intelligent Insights (Instructure) **평가자** 연구진(문서 판정, 채점 초안 작성에 생성형 AI 보조)
**접근 방식** 자료 기준일까지 공개된 Instructure의 공식 도움말·계약 부속서·정책 문서와 AI 영양성분표, 1EdTech 인증 목록, 독립 연구로 판정했다(실사용 진단 결과는 이번 호에 싣지 않음). 제품 화면을 실측해야 판정하는 항목은 판정하지 않고 미측정으로 표시했다.

| ID | 항목 | 측정 | 가중 | 판정 | 근거·출처 |
|---|---|---|---|---|---|
| **A. 사용성 (가중치 25%)** | | | | | |

| ID | 항목 | 측정 | 가중 | 판정 | 근거·출처 |
|---|---|---|---|---|---|
| **A1** | 과업 완료 성과 | AUTO | 필수 | 미측정 | 대표 과업의 완료율·초과 단계·오류를 제품 화면에서 측정하는 항목이어서 공개 문서로 판정할 근거가 없어 판정하지 않았다(실사용 진단 결과는 이번 호에 싣지 않음). |
| **A2** | 효율성·반응성 | AUTO | 권장 | 미측정 | 핵심 흐름의 응답 지연·로딩과 단계 수를 제품 화면에서 측정하는 항목이어서 공개 문서로 판정할 근거가 없어 판정하지 않았다(실사용 진단 결과는 이번 호에 싣지 않음). |
| **A3** | 시스템 상태 가시성 | HYBRID | 권장 | 미측정 | 진행·로딩·결과 상태 표시를 제품 화면에서 관찰하는 항목이어서 공개 문서로 판정할 근거가 없어 판정하지 않았다(실사용 진단 결과는 이번 호에 싣지 않음). |
| **A4** | 오류 예방·복구 | HYBRID | 필수 | 미측정 | 파괴적 동작의 확인·되돌리기와 오류 메시지를 제품 화면에서 관찰하는 항목이어서 공개 문서로 판정할 근거가 없어 판정하지 않았다( 실사용 진단 결과는 이번 호에 싣지 않음). |
| **A5** | 일관성·표준 준수 | HYBRID | 보조 | 미측정 | 용어·아이콘과 조작 관례의 일관성을 제품 화면에서 관찰하는 항목이어서 공개 문서로 판정할 근거가 없어 판정하지 않았다(실사용 진단 결과는 이번 호에 싣지 않음). |
| **A6** | 접근성 — 자동 검출 영역 | AUTO | 필수 | 미측정 | 제품 화면을 자동 접근성 도구로 스캔하는 항목이어서 공개 문서만으로는 판정하지 않았다 (실사용 진단 결과는 이번 호에 싣지 않음). 참고: 제공사 VPAT(2025 년 9 월)는 Google Looker 기반 표 요소 일부의 마크업 부족과 24×24 CSS 픽셀 미만의 대상 크기를 적었다. (출처: Instructure, 2025b) |
| **A7** | 접근성 — 수동 검증 영역 | HYBRID | 필수 | 미측정 | 키보드 단독 조작과 포커스 순서를 제품 화면에서 점검하는 항목이어서 공개 문서로 판정할 근거가 없어 판정하지 않았다(실사용 진단 결과는 이번 호에 싣지 않음). |
| **A8** | 주관적 만족도(SUS 등) | DOC | 권장 | 미측정 | Intelligent Insights 를 대상으로 한 SUS 등 공개 사용성·만족도 조사와 제공사 독립 고등교육 만족도 연구를 찾지 못했고 소규모 사용자 평정도 하지 않아 판정하지 않았다. |
| **B. 교육적 특성 (가중치 35%)** | | | | | |

| ID | 항목 | 측정 | 가중 | 판정 | 근거·출처 |
|---|---|---|---|---|---|
| **B1** | 학습목표 정렬 | DOC | 필수 | ◐ | 공식 도움말은 Intelligent Insights 의 목표를 강좌·에듀테크 효과성과 학업지속률·졸업률 개선을 위한 셀프서비스 분석과 실행 가능한 인사이트로 밝힌다. Students in Need of Attention 은 기관이 참여 지표와 성과 지표를 조합해 자기 기준의 위험 학생 보고서를 만들게 한다. 그러나 선택 지표는 마지막 페이지 조회·마지막 참여·학급 평균 이하 토론 게시물·현재 강좌 점수·기한 내 제출·미제출 과제처럼 강좌 공통 항목이고 강좌 학습목표와 지표를 정렬하는 방법은 문서로 확인되지 않아 부분 충족으로 판정했다. (출처: Instructure, 2026e; Instructure, 2026h) |
| **B2** | 콘텐츠 품질·정확성 | HYBRID | 필수 | 미측정 | 지표·산출물의 정확성을 제품 화면의 표본으로 점검하는 항목이어서 공개 문서로 판정할 근거가 없어 판정하지 않았다(실사용 진단 결과는 이번 호에 싣지 않음). |
| **B3** | 피드백·적응 | HYBRID | 필수 | 미측정 | 학습자 상황에 따른 피드백·개입의 적응성을 제품 화면에서 관찰하는 항목이어서 공개 문서로 판정할 근거가 없어 판정하지 않았다( 실사용 진단 결과는 이번 호에 싣지 않음). |
| **B4** | 동기·참여 | DOC | 권장 | ◐ | Course Analytics 는 학생이 자기 성적·주간 온라인 활동·메시지 데이터를 보고 내려받게 하지만 학생 역할의 열람 권한(Analytics - view pages)은 기본값이 꺼져 있어 기관이 켜야 한다. 교수자는 제출 상태나 성적을 기준으로 학생에게 메시지를 보낼 수 있으나 Students in Need of Attention 판정을 학생이 보거나 통지받는 방식은 문서로 확인되지 않는다. 학습자 동기·참여를 직접 겨냥한 설계가 제한적이어서 부분 충족으로 판정했다. (출처: Instructure, 2026i; Instructure, 2026g) |
| **B5** | 교수설계·인지부하 | HYBRID | 권장 | 미측정 | 정보 제시 방식과 인지부하를 제품 화면에서 관찰하는 항목이어서 공개 문서로 판정할 근거가 없어 판정하지 않았다(실사용 진단 결과는 이번 호에 싣지 않음). |
| **B6** | 교수 통합·교수자 지원 | DOC | 권장 | ◐ | 교수자는 Course Analytics 에서 강좌 평균을 과제·분반·학생과 비교하고 제출 상태나 성적을 기준으로 학생에게 메시지를 보낼 수 있으며 Students in Need of Attention 의 위험 판정 기준은 이용자가 직접 만들어 저장한다. 그러나 보낸 메시지와 개입 결과를 분석 화면에서 기록·추적하는 기능은 문서로 확인되지 않고 자연어 질의(Ask Your Data)는 관리자급 사용자에게만 허용하도록 권장되어 교수자 지원은 부분 충족으로 판정했다. (출처: Instructure, 2026i; Instructure, 2026h; Instructure, 2025d) |

| ID | 항목 | 측정 | 가중 | 판정 | 근거·출처 |
|---|---|---|---|---|---|
| B7 | 상호작용 사용성·접근성(교육 맥락) | HYBRID | 보조 | 미측정 | 학습자가 학습 흐름에서 화면을 조작·접근하는 모습을 관찰하는 항목이어서 공개 문서로 판정할 근거가 없어 판정하지 않았다(실사용 진단 결과는 이번 호에 싣지 않음). |
| B8 | 표준 준수·상호운용 | DOC | 보조 | ◐ | 1EdTech 인증 목록에는 Canvas(vCloud)의 OneRoster 1.2(2026. 1. 6.), 데이터 개인정보 심사(2026. 2. 13., 앱 심사 항목 일부는 제공사 담당자가 작성), LTI Advantage(2025. 7. 1.), Caliper Analytics 1.2(2025. 6. 3.) 인증 기록이 있으나 기준일 시점의 유효 여부는 확인하지 않았다. Canvas Data 2 는 기관 데이터 웨어하우스와 학습분석을 위해 89 개 데이터셋을 관계형 스키마로 대량 제공하지만 학습 데이터 표준 인증의 기준일 시점 유효 여부가 확인되지 않아 부분 충족으로 판정했다. (출처: 1EdTech Consortium, Retrieved 2026-a; Instructure, 2026a) |
| B9 | 효과성 증거 등급 | DOC | 필수 | ○ | 확인한 고등교육 연구는 Canvas 페이지 조회·참여 지표와 성적의 상관을 본 연구(연구중심대학 공학 실험 강좌 학부생 665 명)와 Canvas 흔적 데이터로 시간관리 능력을 예측한 연구(네덜란드 공과대학 학생 462 명)이다. 둘 다 Intelligent Insights 사용의 학습 성과를 통제 비교한 연구가 아니어서 제공사 독립 효과 근거 없음으로 판정했다. (출처: Cook-Chennault & Farooq, 2025; van Sluijs & Matzat, 2024) |
| B10 | 효과크기 정량 | DOC | 권장 | ○ | 확인한 고등교육 연구 2 편은 상관·예측 연구여서 Intelligent Insights 사용에 따른 학습 성과 효과크기를 보고하지 않아 미충족으로 판정했다. (출처: Cook-Chennault & Farooq, 2025; van Sluijs & Matzat, 2024) |
| **C. AI 신뢰성·윤리·거버넌스 (가중치 40%)** | | | | | |
| C1 | 타당성·신뢰성과 환각 관리 | HYBRID | 필수 | 미측정 | 의도된 용도에서 산출의 정확성·일관성을 제품에서 확인하는 항목이어서 공개 문서만으로는 판정하지 않았다(실사용 진단 결과는 이번 호에 싣지 않음). 참고: Ask Your Data 의 AI 영양성분표는 질문 오해석·부정확한 SQL 생성을 예상 위험으로 공개하고 사용자가 생성 SQL 을 직접 고치게 한다. 독립 연구(공학 실험 강좌 학부생 665 명)에서 Canvas 페이지 조회·참여 지표와 성적의 상관은 원격 학기(2020)에 유의하지 않았고 대면 학기에도 약했다. 2026 년 7 월 추가된 예측 인사이트의 정확도 정보는 공개 게시물에서 확인되지 않는다. (출처: Instructure, 2025c; Cook-Chennault & Farooq, 2025; Tar, 2026) |

| ID | 항목 | 측정 | 가중 | 판정 | 근거·출처 |
|---|---|---|---|---|---|
| C2 | 투명성·설명가능성 | DOC | 필수 | ◐ | Instructure 는 AI 사용과 작동 방식을 AI 영양성분표로 알린다. Ask Your Data 의 AI 영양성분표는 기반 모델(Doowii — GPT-4o·GPT-3.5 Turbo·Claude Sonnet 3.5)과 모델에 넘기는 데이터·예상 위험을 공개하며 생성 쿼리를 방법 설명과 함께 보여 준다. 그러나 Students in Need of Attention 이 학생별로 걸린 기준을 보여 주는지는 문서로 확인되지 않는다. 2026 년 7 월 추가된 예측 인사이트는 입력 패턴(참여·성적·과제 완료율 등)만 설명한다. 학생이 위험 분류를 알게 되는 방식도 문서로 확인되지 않아 부분 충족으로 판정했다. (출처: Instructure, Retrieved 2026; Instructure, 2025c; Tar, 2026) |
| C3 | 공정성·편향 관리 | HYBRID | 필수* | 미측정 | (게이트 항목) 대조 입력으로 학습자 집단별 산출을 비교하는 항목이어서 공개 문서만으로는 판정하지 않았다(실사용 진단 결과는 이번 호에 싣지 않음). 참고: 신뢰 센터는 공정성을 편향을 막는다는 원칙 문장으로만 밝힌다. 2026 년 7 월 Canvas Next 등급의 Ask Your Data 에 추가된 예측 인사이트(중도탈락 위험)는 AI 와 예측 알고리즘으로 과거 탈락자와 비슷한 궤적의 학습자를 표시하지만 공개 게시물에서 정확도·집단별 성능 정보는 확인되지 않는다. (출처: Instructure, Retrieved 2026; Tar, 2026) |
| C4 | 프라이버시·데이터 거버넌스 | DOC | 필수* | ◐ | (게이트 항목) 표준 데이터 처리 부속서(DPA)는 한국 개인정보 보호법·정보통신망법 준수 조항, 계약 종료 뒤 90 일 안 반환·삭제, 하위 처리자 변경 30 일 전 통지를 둔다. Ask Your Data 의 AI 영양성분표는 데이터를 계약 기간 동안 보존하며 모델 학습에 쓰지 않는다고 밝힌다. 그러나 제품 개인정보 고지에는 구체적 보존 기간이 없고 보관본은 지우지 못할 수 있다. 제품 부속서는 Instructure 와 라이선스 제공자가 고객의 Intelligent Insights 상호작용을 저장·분석·처리할 권리를 갖는다고 규정하고 표준 DPA 상 비식별 데이터 이용권은 계약 종료 뒤에도 유지된다. Ask Your Data 의 AI 영양성분표는 사용자 프롬프트와 요약 통계가 기반 모델(Doowii 도구가 쓰는 OpenAI GPT-4o·GPT-3.5 Turbo·Claude Sonnet 3.5)에 전달되고 개인식별정보(PII) 항목이 노출(Exposed)로 표시된다고 밝힌다. 또 Ask Your Data 의 AI 영양성분표는 하위 처리자 Doowii 가 Canvas 데이터를 받지 않는다고 적지만 하위 처리자 안내서는 Doowii 가 데이터 접근 플랫폼의 고객 데이터 전부를 처리한다고 적어 부분 충족으로 판정했다. (출처: Instructure, 2024a; Instructure, 2025c; Instructure, 2026c; Instructure, 2025d; Instructure, 2026f) |

| ID | 항목 | 측정 | 가중 | 판정 | 근거·출처 |
|---|---|---|---|---|---|
| **C5** | 인간 통제·교수자 역할 | DOC | 필수 | ◐ | Students in Need of Attention 은 기관이 정한 지표 묶음에 따른 규칙 판정이고 공식 도움말은 이 기능을 기관이 주의가 필요한 학생을 미리 찾아 조치하도록 하는 기능으로 설명한다. 제품 부속서는 Ask Your Data 출력을 사용 전에 사람이 검토하도록 규정한다. 제품 개인정보 고지는 Instructure 가 자동화된 의사결정을 하지 않는다고 밝힌다. 위험군 판정이 자동 개입으로 이어지는 구조가 아니므로 고부담 게이트(적용 시 '적극 검토'에는 C1·C3·C4·C5 모두 ● 필요)는 적용하지 않았다. 그러나 학생이 자신의 위험 분류를 알거나 이의를 제기하는 경로는 문서로 확인되지 않아 부분 충족으로 판정했다. (출처: Tar, 2026; Instructure, 2026h; Instructure, 2025d; Instructure, 2026c; Instructure, 2026e) |
| **C6** | 안전·견고성·보안 | HYBRID | 권장 | 미측정 | 유해 콘텐츠 차단과 적대적 입력·오용에 대한 견고성을 제품에서 시험하는 항목이어서 공개 문서만으로는 판정하지 않았다(실사용 진단 결과는 이번 호에 싣지 않음). 참고: 제공사 자체 요약에 따르면 2026 년 4 월 25~29 일 외부 공격자가 무료 교사용 제품의 취약점으로 Canvas 플랫폼 데이터에 무단 접근했고 대상은 이름·이메일·학번 같은 개인정보와 이용자 간 메시지였다(Intelligent Insights 언급 없음). Ask Your Data 의 AI 영양성분표는 질문을 해당 영역으로 제한하는 가드레일을 밝힌다. (출처: Instructure, 2026b; Instructure, 2025c) |
| **C7** | 책무성·거버넌스·정책 정합 | DOC | 권장 | ◐ | Instructure 는 제품·엔지니어링·개인정보·법무·보안·교육 부문 책임자로 구성된 AI 운영위원회를 둔다. 제품 부속서는 고객이 환각·오류·편향·차별 사례를 일반 업무 경로로 신고하게 하고 표준 DPA 는 한국 개인정보 보호법 준수 조항을 둔다. 그러나 AI 오류·편향 신고 전용 창구와 한국 이용자 대상 AI 고지 등 국내 AI 정책 대응은 문서로 확인되지 않아 부분 충족으로 판정했다. (출처: Instructure, Retrieved 2026; Instructure, 2025d; Instructure, 2024a) |
| **C8** | AI 리터러시·연령 적합성 | DOC | 보조 | ○ | 제품 개인정보 고지의 13 세 미만 아동 조항은 Canvas LMS 등 승인된 이용자를 명시적으로 제외해 Intelligent Insights 이용자·학습자에게 적용되는 연령 기준이 되지 못한다. 이용자·학습자용 AI 리터러시 지원 자료와 독립 사용 연령 기준이 모두 문서로 확인되지 않아 미충족으로 판정했다. (출처: Instructure, 2026c) |

**축 점수 A - · B 30.8 · C 45.8 → 종합 38.8 | 고부담 게이트 조건부 — 위험군 판정이 자동 개입으로 이어질 때만 적용(이번 판정에는 미적용) | 도입 검토 의견 판정 유보**

자료 기준일까지 공개된 문서로 판정할 수 있는 11 개 항목(필수 13 개 중 5 개)만 측정했고 제품 화면 실측이 필요한 14 개 항목(게이트 C3 포함)과 만족도 근거를 찾지 못한 A8 은 미측정으로 점수에서 뺐다. 축 A 는 측정 항목이 없어 점수를 내지 않았고 필수 항목 측정이 경계값 적용 최소 범위(10 개)에 못 미쳐 종합 38.8 점(축 B·C 의 가중치 35·40 으로 계산)과 관계없이 도입 검토 의견은

'판정 유보'다. 두 제품 모두 같은 11 개 문서 판정 항목만 측정해 공통 항목 기준 점수는 종합 점수와 같다. 축 점수는 소수 첫째 자리까지 반올림하고 종합 점수는 반올림한 축 점수로 계산했다. 미측정 15 개 항목을 모두 ●로 두면 종합 72.7 점(조건부 검토), 모두 ○로 두면 17.4 점이며 게이트 C4 ◐·필수 B9 ○여서 측정 항목이 늘어도 의견의 상한은 조건부 검토다.

**대상 솔루션** Moodle Analytics (Moodle HQ) **평가자** 연구진(문서 판정, 채점 초안 작성에 생성형 AI 보조) **접근 방식** 자료 기준일까지 공개된 Moodle 의 공식 사용자·개발자 문서와 5.2 소스 코드, 1EdTech 인증 목록, 독립 연구로 판정했다(실사용 진단 결과는 이번 호에 싣지 않음). 제품 화면을 실측해야 판정하는 항목은 판정하지 않고 미측정으로 표시했다.

| ID | 항목 | 측정 | 가중 | 판정 | 근거·출처 |
|---|---|---|---|---|---|
| **A. 사용성 (가중치 25%)** | | | | | |
| **A1** | 과업 완료 성과 | AUTO | 필수 | 미측정 | 대표 과업의 완료율·초과 단계·오류를 제품 화면에서 측정하는 항목이어서 공개 문서로 판정할 근거가 없어 판정하지 않았다(실사용 진단 결과는 이번 호에 싣지 않음). |
| **A2** | 효율성·반응성 | AUTO | 권장 | 미측정 | 핵심 흐름의 응답 지연·로딩과 단계 수를 제품 화면에서 측정하는 항목이어서 공개 문서로 판정할 근거가 없어 판정하지 않았다(실사용 진단 결과는 이번 호에 싣지 않음). |
| **A3** | 시스템 상태 가시성 | HYBRID | 권장 | 미측정 | 진행·로딩·결과 상태 표시를 제품 화면에서 관찰하는 항목이어서 공개 문서로 판정할 근거가 없어 판정하지 않았다(실사용 진단 결과는 이번 호에 싣지 않음). |
| **A4** | 오류 예방·복구 | HYBRID | 필수 | 미측정 | 파괴적 동작의 확인·되돌리기와 오류 메시지를 제품 화면에서 관찰하는 항목이어서 공개 문서로 판정할 근거가 없어 판정하지 않았다(실사용 진단 결과는 이번 호에 싣지 않음). |
| **A5** | 일관성·표준 준수 | HYBRID | 보조 | 미측정 | 용어·아이콘과 조작 관례의 일관성을 제품 화면에서 관찰하는 항목이어서 공개 문서로 판정할 근거가 없어 판정하지 않았다(실사용 진단 결과는 이번 호에 싣지 않음). |
| **A6** | 접근성 — 자동 검출 영역 | AUTO | 필수 | 미측정 | 제품 화면을 자동 접근성 도구로 스캔하는 항목이어서 공개 문서로 판정할 근거가 없어 판정하지 않았다(실사용 진단 결과는 이번 호에 싣지 않음). |
| **A7** | 접근성 — 수동 검증 영역 | HYBRID | 필수 | 미측정 | 키보드 단독 조작과 포커스 순서를 제품 화면에서 점검하는 항목이어서 공개 문서로 판정할 근거가 없어 판정하지 않았다(실사용 진단 결과는 이번 호에 싣지 않음). |
| **A8** | 주관적 만족도(SUS 등) | DOC | 권장 | 미측정 | Moodle Analytics 를 대상으로 한 SUS 등 공개 사용성·만족도 조사와 제공사 독립 고등교육 만족도 연구를 찾지 못했고 소규모 사용자 평정도 하지 않아 판정하지 않았다. |
| **B. 교육적 특성 (가중치 35%)** | | | | | |

| ID | 항목 | 측정 | 가중 | 판정 | 근거·출처 |
|---|---|---|---|---|---|
| **B1** | 학습목표 정렬 | DOC | 필수 | ◐ | Moodle 문서는 위험 학생 모델이 탐구공동체(Community of Inquiry) 참여 모형을 쓰고 강좌 마지막 4 분의 1 기간의 활동 부재를 중도탈락으로 정의한다고 밝히며 모델은 기관의 교육 우선순위에 맞게 설계·선택해야 한다고 적는다. 그러나 지표에는 코어 활동만 들어가고 강좌 학습목표와 지표를 정렬하는 방법은 문서로 확인되지 않아 부분 충족으로 판정했다. (출처: Moodle, 2023; Moodle, 2024a) |
| **B2** | 콘텐츠 품질·정확성 | HYBRID | 필수 | 미측정 | 지표·산출물의 정확성을 제품 화면의 표본으로 점검하는 항목이어서 공개 문서로 판정할 근거가 없어 판정하지 않았다(실사용 진단 결과는 이번 호에 싣지 않음). |
| **B3** | 피드백·적응 | HYBRID | 필수 | 미측정 | 학습자 상황에 따른 피드백·개입의 적응성을 제품 화면에서 관찰하는 항목이어서 공개 문서로 판정할 근거가 없어 판정하지 않았다( 실사용 진단 결과는 이번 호에 싣지 않음). |
| **B4** | 동기·참여 | DOC | 권장 | ◐ | 코어 '마감 임박 활동' 모델은 마감이 다가온 활동을 학생에게 직접 알리고(제목 'You have upcoming activities due') 30 일 앞까지의 일정 화면을 조치로 준다. 모델 정의상 기본 활성이고 알림은 웹 팝업·이메일·모바일 푸시가 기본으로 켜져 있다. 그러나 위험 학생 예측은 교수자·관리자 역할에게만 전달되고 학습자 동기를 겨냥한 다른 설계는 문서로 확인되지 않아 부분 충족으로 판정했다. (출처: Moodle, 2026c; Moodle, 2026b; Moodle, 2026a) |
| **B5** | 교수설계·인지부하 | HYBRID | 권장 | 미측정 | 정보 제시 방식과 인지부하를 제품 화면에서 관찰하는 항목이어서 공개 문서로 판정할 근거가 없어 판정하지 않았다(실사용 진단 결과는 이번 호에 싣지 않음). |
| **B6** | 교수 통합·교수자 지원 | DOC | 권장 | ◐ | 교수자는 진행 중인 강좌의 보고서 메뉴에서 인사이트를 보고 예측 상세 화면에서 예측에 쓰인 지표와 학생의 지표값을 확인한다. 인사이트 알림에는 권장 조치 목록이 붙고 ' 쓸모없음' 표시는 모델 조정에 반영된다. 그러나 기계학습 모델은 사이트 데이터로 학습하기 전에는 예측하지 못한다. API 가 예측을 본 뒤의 사용자 행동은 추적하지만 개입이 학생에게 미친 결과를 기록하는 기능은 문서로 확인되지 않아 부분 충족으로 판정했다. (출처: Moodle, 2024c; Moodle, 2024a; Moodle, 2026d) |
| **B7** | 상호작용 사용성·접근성( 교육 맥락) | HYBRID | 보조 | 미측정 | 학습자가 학습 흐름에서 화면을 조작·접근하는 모습을 관찰하는 항목이어서 공개 문서로 판정할 근거가 없어 판정하지 않았다(실사용 진단 결과는 이번 호에 싣지 않음). |

| ID | 항목 | 측정 | 가중 | 판정 | 근거·출처 |
|---|---|---|---|---|---|
| **B8** | 표준 준수·상호운용 | DOC | 보조 | ◐ | 1EdTech 인증 목록은 Moodle 5.3 의 LTI Advantage Complete 인증(2026. 9. 29.)을 표시한다. 그러나 코어 xAPI 라이브러리는 Moodle 안에 완전한 학습 기록 저장소(LRS)를 두지 않고 받은 xAPI 문장을 Moodle 이벤트로 바꿔 처리한다. 코어 로그 저장소는 표준·외부 데이터베이스 두 가지다. 학습 데이터를 표준 형식으로 외부에 내보내는 코어 기능이 문서로 확인되지 않아 부분 충족으로 판정했다. (출처: 1EdTech Consortium, Retrieved 2026-c; Moodle, 2026e; Moodle, 2025a) |
| **B9** | 효과성 증거 등급 | DOC | 필수 | ○ | 확인한 연구는 Moodle 학습분석의 알고리즘 공정성을 공개 자료로 독립 감사한 연구와 코어 지표 모델의 예측력을 단일 강좌 학생 56 명으로 평가한 연구이다. 둘 다 학습 성과에 대한 효과를 통제 비교한 연구가 아니어서 제공사 독립 효과 근거 없음으로 판정했다. (출처: Tagharobi & Simbeck, 2022; Fauszt et al., 2021) |
| **B10** | 효과크기 정량 | DOC | 권장 | ○ | 예측력 평가 연구가 보고한 F1(코어 지표 전체 모델 0.07, 지표 43 개 모델 0.66)과 nMCC( 정규화 매슈스 상관계수, 0.56·0.8)는 예측 성능 지표이지 학습 성과 효과크기가 아니며 공정성 감사 연구도 효과크기를 다루지 않아 미충족으로 판정했다. (출처: Fauszt et al., 2021; Tagharobi & Simbeck, 2022) |
| **C. AI 신뢰성·윤리·거버넌스 (가중치 40%)** | | | | | |
| **C1** | 타당성·신뢰성과 환각 관리 | HYBRID | 필수 | 미측정 | 의도된 용도에서 산출의 정확성·일관성을 제품에서 확인하는 항목이어서 공개 문서만으로는 판정하지 않았다(실사용 진단 결과는 이번 호에 싣지 않음). 참고: 제공사 독립 단일 강좌 연구(56 명)에서 코어 지표 모델들은 전체 모델을 빼고 낙제생 9 명을 모두 합격으로 분류했고 전체 모델도 F1 0.07 에 그쳤다. 문서는 운영 사이트에서 켜기 전에 모든 기계학습 모델을 평가하라고 권한다. (출처: Fauszt et al., 2021; Moodle, 2021) |

| ID | 항목 | 측정 | 가중 | 판정 | 근거·출처 |
|---|---|---|---|---|---|
| C2 | 투명성·설명가능성 | DOC | 필수 | ◐ | Moodle 문서는 예측 상세 화면이 예측에 쓰인 지표와 학생의 지표값을 보여 준다고 밝히고 모델을 지표·목표·인사이트·알림·조치로 설명한다. 문서는 예측형 분석이 모든 학습자에게 맞지 않는 가정을 둔다고도 적는다. 그러나 사전 학습 모델 제공 여부(개발자 문서는 HQ 가 학습시켰다고 적고 사용자 문서는 제공하지 못했다고 적음)와 기본 예측 처리기( 사용자 문서 PHP, 5.2 소스 Python)가 문서마다 다르고 학생에게 위험 예측 사용을 알리는 방식은 문서로 확인되지 않아 부분 충족으로 판정했다. (출처: Moodle, 2024c; Moodle, 2021; Moodle, 2024a; Moodle, 2026d; Moodle, 2024b; Moodle, 2026b) |
| C3 | 공정성·편향 관리 | HYBRID | 필수* | 미측정 | (게이트 항목) 대조 입력으로 학습자 집단별 산출을 비교하는 항목이어서 공개 문서만으로는 판정하지 않았다(실사용 진단 결과는 이번 호에 싣지 않음). 참고: 제공사 독립 공정성 감사(2022년)는 예측 과정에 성별·인종 같은 보호 속성을 쓰지 않지만 데이터 분포·처리에 공정성에 영향을 줄 수 있는 문제가 있다고 보고했다. 개발자 문서는 비교 방식 지표가 학생을 서열화한다고 경고하고 위험 학생 모델 지표에는 코어 활동만 들어간다. (출처: Tagharobi & Simbeck, 2022; Moodle, 2026d; Moodle, 2023) |
| C4 | 프라이버시·데이터 거버넌스 | DOC | 필수* | ◐ | (게이트 항목) Moodle 은 이용자의 개인정보 사본·삭제 요청을 개인정보 담당자가 처리하는 절차와 처리 목적별 보존 기간·범주를 정하는 데이터 등록부, 국가별 디지털 동의 연령 확인 기능을 제공한다. 개발자 문서는 Moodle HQ 연구팀이 협력 기관·파트너의 익명화된 사이트 데이터셋을 모아 알고리즘 학습에 쓴다고 밝힌다. 그러나 문서는 사용자 삭제 때 데이터 보존이 불명확한 미해결 이슈(MDL-62843)와 삭제 뒤에도 과제 제출 파일이 남는 점을 밝히고 분석 예측 데이터에 따로 적용되는 보존 규정은 확인되지 않는다. 분석 모델에 쓰는 기관 특성 정보는 사이트 등록 때 사이트 데이터 수집의 일부로도 보고된다. 한국 개인정보 보호법 정합을 다룬 문서도 확인되지 않아 부분 충족으로 판정했다. (출처: Moodle, 2026f; Moodle, 2025b; Moodle, 2026d; Moodle, 2024b) |

| ID | 항목 | 측정 | 가중 | 판정 | 근거·출처 |
|---|---|---|---|---|---|
| C5 | 인간 통제·교수자 역할 | DOC | 필수 | ◐ | 위험 학생 예측 알림은 기본적으로 교수자·관리자 역할(teacher·editingteacher·manager)에게만 가고 알림에는 권장 조치 목록이 붙는다. '쓸모없음' 표시는 모델 조정에 반영되고 모델 관리는 관리자 역할에만 허용된다. 학생 본인에게 가는 인사이트는 마감 임박 활동 같은 사용자 맥락 알림이어서 위험군 판정이 자동 개입으로 이어지는 구조가 아니므로 고부담 게이트(적용 시 '적극 검토'에는 C1·C3·C4·C5 모두 ● 필요)는 적용하지 않았다. 그러나 학생이 위험 판정을 알거나 이의를 제기하는 경로는 문서로 확인되지 않아 부분 충족으로 판정했다. (출처: Moodle, 2023; Moodle, 2026a; Moodle, 2024a; Moodle, 2024c; Moodle, 2024b; Moodle, 2026c) |
| C6 | 안전·견고성·보안 | HYBRID | 권장 | 미측정 | 유해 콘텐츠 차단과 적대적 입력·오용에 대한 견고성을 제품에서 시험하는 항목이어서 공개 문서로 판정할 근거가 없어 판정하지 않았다(실사용 진단 결과는 이번 호에 싣지 않음). |
| C7 | 책무성·거버넌스·정책 정합 | DOC | 권장 | ◐ | Moodle 은 개인정보 담당자가 데이터 요청을 처리하는 절차와 사이트 정책 동의 절차를 제공하고 모델 관리를 기본적으로 관리자 역할로 제한한다. 문서는 운영 전 모델 평가와 로그 보고서를 통한 정확도 정기 점검을 권하고 API 는 예측을 본 뒤의 사용자 행동을 추적한다. 그러나 사용자 삭제 때의 데이터 보존 문제가 미해결 이슈로 남아 있고 예측에 대한 이의 제기 절차와 국내 AI 정책 대응은 문서로 확인되지 않아 부분 충족으로 판정했다. (출처: Moodle, 2026f; Moodle, 2025b; Moodle, 2024b; Moodle, 2021; Moodle, 2024c; Moodle, 2026d) |
| C8 | AI 리터러시·연령 적합성 | DOC | 보조 | ◐ | Moodle 은 자가 등록 때 나이와 국가를 받아 국가별 디지털 동의 연령(문서 예시 기본값 16세)보다 어리면 보호자에게 지원 담당자 연락을 요청하도록 안내하는 기능을 사이트 설정으로 켤 수 있고 사이트 정책 동의를 요구할 수 있다. 예측 결과를 이해하도록 돕는 학습자·교수자용 AI 리터러시 자료는 문서로 확인되지 않아 부분 충족으로 판정했다. (출처: Moodle, 2025b) |

**축 점수 A - · B 30.8 · C 50.0 → 종합 41.0 | 고부담 게이트 조건부 — 위험군 판정이 자동 개입으로 이어질 때만 적용(이번 판정에는 미적용) | 도입 검토 의견 판정 유보**

자료 기준일까지 공개된 문서로 판정할 수 있는 11 개 항목(필수 13 개 중 5 개)만 측정했고 제품 화면 실측이 필요한 14 개 항목(게이트 C3 포함)과 만족도 근거를 찾지 못한 A8 은 미측정으로 점수에서 뺐다. 축 A 는 측정 항목이 없어 점수를 내지 않았고 필수 항목 측정이 경계값 적용 최소 범위(10 개)에 못 미쳐 종합 41.0 점(축 B·C 의 가중치 35·40 으로 계산)과 관계없이 도입 검토 의견은 '판정 유보'다. 두 제품 모두 같은 11 개 문서 판정 항목만 측정해 공통 항목 기준 점수는 종합 점수와 같다. 축 점수는 소수 첫째 자리까지 반올림하고 종합 점수는 반올림한 축 점수로 계산했다. 미측정 15 개 항목을 모두 ●로 두면 종합 73.7 점(조건부 검토), 모두 ○로 두면 18.4 점이며 게이트 C4 ◐·필수 B9 ○여서 측정 항목이 늘어도 의견의 상한은 조건부 검토다.

주: ●는 충족, ◐는 부분 충족, ○는 미충족이며 미측정은 점수에서 뺐다. AUTO(도구 실측)·HYBRID(실측 후 검토자 확인)는 제품 화면을 실측해야 판정하므로 이번 호에서는 두 제품 모두 미측정이고 DOC(문서 판정)는 두 제품 모두 공식 문서와 독립 연구로만

판정했다. 별표(*)는 게이트 항목(C3·C4)이다. 고부담 게이트(적용 시 '적극 검토'에는 C1·C3·C4·C5 모두 ● 필요)는 두 제품 모두 위험군 판정이 자동 개입으로 이어지지 않아 적용하지 않았다. 필수 13 개 중 측정 항목이 10 개 미만이면 판정 유보이며 결함 판정이 아니다.

## 부록 3. 용어 해설

| 용어 | 설명 |
|---|---|
| **학습분석(learning analytics)** | 학습자와 그 학습에 관한 데이터를 수집·분석·해석·전달해 학습과 교수를 개선하는 실행 가능한 통찰을 얻는 활동(학습분석 연구학회 정의, Ⅰ 장 2 절) |
| **학습관리시스템(LMS)** | 강좌 자료·과제·성적을 관리하는 대학 수업 플랫폼(예: Canvas, Moodle) |
| **학습 기록 저장소(LRS)** | 학습 기록을 받아 저장하고 권한 있는 이용자에게 제공하는 서버(xAPI 명세의 정의) |
| **데이터 웨어하우스** | 여러 시스템의 데이터를 모아 분석용으로 저장하는 기관 저장소(Ⅱ 장 1 절 가) |
| **xAPI(Experience API)** | 학습 경험을 '행위자–행위–대상' 형식의 문장으로 기록해 주고받는 기술 명세 |
| **Caliper Analytics** | 학습 도구의 학습·이용 데이터를 공통 어휘로 수집하도록 1EdTech 가 정한 명세 |
| **LTI** | 외부 학습 도구를 기관의 학습 환경에 연결하는 1EdTech 표준(Ⅱ 장 1 절 가) |
| **조기경보 시스템** | 학업 위험이 있는 학생을 미리 찾아 교수자·상담자에게 알리는 시스템. 규칙 기준이나 예측 모델로 판정한다 |
| **위양성·위음성** | 위험하지 않은 학생을 위험으로 판정하는 오류와 위험한 학생을 놓치는 오류. 집단별 비율이 다르면 공정성 문제가 된다 |
| **무작위 통제 실험(RCT)** | 대상을 무작위로 처치 집단과 통제 집단에 나눠 효과를 비교하는 연구 설계(Ⅱ 장 3 절) |
| **효과크기(g)** | 집단 차이를 표준편차 단위로 나타낸 값. 연구마다 지표가 달라 그대로 견주기 어렵다(Ⅱ 장 3 절) |
| **자동화된 결정** | 사람의 실질적 개입 없이 완전히 자동화된 시스템으로 개인정보를 처리해 내리는 결정(Ⅳ 장 1 절 가) |
| **가명정보** | 추가 정보 없이는 특정 개인을 알아볼 수 없도록 처리한 개인정보. 통계작성·과학적 연구 등 목적이면 동의 없이 처리할 수 있다 |
| **학생성공 플랫폼** | 학사·상담 데이터를 모아 위험 학생 식별과 상담 업무를 지원하는 대학용 소프트웨어(예: EAB Navigate360) |
| **게이트 항목·판정 유보** | 게이트 항목(C3·C4)은 도입 검토 의견의 필수 조건이 되는 항목이고 판정 유보는 필수 항목 측정이 10 개 미만이어서 경계값을 적용하지 않은 상태다(Ⅰ 장 4 절, Ⅲ 장 2 절 다) |
| **미측정** | 제품 화면 실측이 있어야 판정하는 항목(AUTO·HYBRID)이나 판정할 근거 자료가 없는 항목. 점수 계산에서 빼며 결함 판정이 아니다(Ⅰ 장 4 절) |
| **근거 표지** | 학교급 혼합·기관 자체 평가·제공사 자체 보고·동료심사 전·K-12 처럼 연구의 성격을 문장 안 괄호로 밝힌 표시(근거 수준 정의는 [표 Ⅱ-3] 주) |

## 부록 4. 기관 도입 점검표

본문의 점검 항목을 단계별로 모았으며 담당은 예시다.

| 단계 | 점검 항목 | 담당(예시) | 관련 절 |
|---|---|---|---|
| **계약 전** | 위험 판정 방식(규칙·예측)과 모델 정보·집단별 성능 문서를 받았는가 | 학생지원·정보화 | Ⅱ장 1 절 라, Ⅱ 장 4 절 나 |

| 단계 | 점검 항목 | 담당(예시) | 관련 절 |
|---|---|---|---|
| **계약 전** | 보존 기간·AI 학습 사용·하위 처리자·처리 국가를 계약 문서로 확인하고 분석 목적별 가명처리·위탁·국외 이전 여부를 정했는가 | 개인정보 보호·정보화 | Ⅲ장 1절, Ⅳ장 1절 나 |
| **계약 전** | 데이터 표준과 기존 시스템 호환, 계약 종료 시 데이터 반환·삭제·이전과 공급사·하위 처리자 변경 공지 조건을 확인했는가 | 정보화 | Ⅱ장 1절 가, Ⅱ장 2절 다 |
| **계약 전** | 등급·묶음 계약에서 기능별 사용 계획과 평가 조건을 정했는가 | 정보화·IR | Ⅱ장 2절 나 |
| **도입 설정** | 분석 목적·항목·보유기간을 개인정보파일과 처리방침에 반영했는가 | 개인정보 보호 | Ⅳ장 1절 다 |
| **도입 설정** | 자기 기관 데이터로 시간 순 검증과 집단별 오분류 점검을 하고 변수·기준선 선택 근거를 기록했는가 | IR·데이터 | Ⅱ장 4절 가·나 |
| **도입 설정** | 분석·AI 기능 사용 고지와 열람·이의 제기 경로를 마련하고 동의를 받는 경우 집단별 참여율을 점검하는가 | 학생지원·교무 | Ⅱ장 4절 라, Ⅳ장 1절 가 |
| **도입 설정** | 학습 데이터를 공유·공개할 때 재식별 위험을 평가했는가 | 개인정보 보호·IR | Ⅱ장 4절 라 |
| **운영** | 판정 뒤 연락 주체·상담 절차·검토 시간을 정하고 기록하는가 | 학생상담·학과 | Ⅱ장 3절 다, Ⅳ장 1절 가 |
| **운영** | 경고 문구·전달 방식을 사전에 검토하고 철회·탈락 같은 부작용 지표를 성과 지표와 함께 보는가 | 학생상담·IR | Ⅱ장 4절 다 |
| **운영** | 상담 인력과 집단별 오분류 변화를 함께 보아 후보 명단 규모와 임계값을 정했는가 | 학생지원·IR | Ⅱ장 4절 가·나 |
| **점검·평가** | 개입 결과(연락·응답·후속 조치)를 기록·추적하는가 | 학생지원·IR | Ⅲ장 3절 |
| **점검·평가** | 비교 집단과 지연 측정(학기 뒤 학업 지속 등)을 둔 학내 효과 측정과 교수자·상담자 연수를 운영하는가 | IR·교수학습개발센터 | Ⅱ장 2절 라, Ⅱ장 3절 라 |

PUBLICATION INFORMATION

# 발간 정보

| 항목 | 내용 |
|---|---|
| **보고서명** | 월간 에듀테크 솔루션 분석 보고서 Vol.04 학습분석 도구 |
| **대상 월** | 2026 년 9 월분 (전 8 호 중 제 4 호) |
| **발간일** | 2026. 9. 30. |
| **자료 기준일** | 2026. 9. 30. — 제품의 기능·가격·정책 정보는 이 날짜 현재 기준임 |
| **발행처** | 한림대학교 AI 에듀테크 연구과제 |
| **과제** | 글로컬대학 30 한림대학교 AI 에듀테크센터 연구과제「고등교육 AI 에듀테크의 통합적 발전 방안 연구 — 전공 운영 모델·연구 방향성 정립·기초교양 AI 리터러시 교육」[연구 2] 월간 에듀테크 솔루션 분석 |
| **연구책임자** | 김슬기 (한림대학교 일송자유교양대학) |
| **집필진** | 김슬기(연구책임자)·고영웅·김진환·김병정·김성우·김용수·서동기·육청민·이정근·정혜선·진서연·한민정·한수미·홍수현·황현석 (이상 한림대학교) |
| **문의** | skkim@hallym.ac.kr |

## 인용 표기

김슬기·고영웅·김진환·김병정·김성우·김용수·서동기·육청민·이정근·정혜선·진서연·한민정·한수미·홍수현·황현석(2026). 월간 에듀테크 솔루션 분석 보고서 Vol.04: 학습분석 도구. 한림대학교 AI 에듀테크 연구과제.

## 이용 안내


○ 이 보고서의 저작권은 한림대학교에 있습니다. 출처를 밝히면 비영리 목적으로 인용·활용할 수 있습니다.

○ 이 보고서에서 다룬 제품·서비스는 분석 목적으로 선정한 것이며 특정 제품의 홍보나 보증을 뜻하지 않습니다.

○ 제품의 기능·가격·정책은 자료 기준일(2026. 9. 30.) 이후 바뀔 수 있습니다.

○ 이 보고서의 내용은 연구진의 연구 결과이며 한림대학교 또는 AI 에듀테크센터의 공식 견해와 다를 수 있습니다.

○ 이 보고서는 HAI-GPT 를 운영하는 한림대학교 AI 에듀테크센터의 연구과제 산출물입니다. 이 센터(KELI)가 운영하는 서비스(HAI 계열 등)와 한림대학교 학습 기록 저장소(LRS) 학습분석체계 및 구축 수행사 제품은 평가하지 않았고 한림대의 1EdTech 가입 등 관계 사실만 밝혔습니다. 연구진에는 해당 부서·센터 구성원이 포함되며 연구책임자는 이 학습분석체계 구축 사업의 외부 기술 자문을 맡고 있어 자문 사업의 비공개 자료는 열람하거나 인용하지 않았습니다. 채점하지 않은 서비스에 결함 근거가 드러나지 않은 것을 상대적 우위로 해석해서는 안 됩니다.



### 사사

본 과제(결과물)는 2026 년도 교육부 및 강원특별자치도의 재원으로 강원 RISE 센터의 지원을 받아 수행된 지역혁신중심 대학지원체계(RISE) 글로컬대학 30 의 결과입니다.(2026-RISE-10-009)

This research was supported by the Regional Innovation System & Education(RISE) Glocal University 30 Project program through the Gangwon RISE Center, funded by the Ministry of Education(MOE) and the Gangwon State(G.S.), Republic of Korea.(2026-RISE-10-009)

MONTHLY EDTECH SOLUTION ANALYSIS REPORT

# 월간 에듀테크 솔루션 분석 보고서 시리즈

| 호 | 대상 월 | 주제 |
|---|---|---|
| **Vol.01** | 2026 년 6 월분 | LLM 기반 학습 도구 |
| **Vol.02** | 2026 년 7 월분 | 적응형 학습 시스템 |
| **Vol.03** | 2026 년 8 월분 | AI 튜터링 플랫폼 |
| **Vol.04** | 2026 년 9 월분 | **학습분석 도구** |
| **Vol.05** | 2026 년 10 월분 | AI 평가·피드백 도구 |
| **Vol.06** | 2026 년 11 월분 | 인간-AI 공동조절 학습 지원 도구 |
| **Vol.07** | 2026 년 12 월분 | 교수자용 생성형 AI 도구 |
| **Vol.08** | 2027 년 1 월분 | AI 거버넌스·학업 진실성 솔루션 |
| **종합** | 2027 년 1 월 | 종합 동향 리포트 |

### 이번 호 소개

「월간 에듀테크 솔루션 분석 보고서」 Vol.04(2026 년 9 월분)는 학습분석 도구를 기술·시장·교육적 적용·한계의 네 측면에서 분석했다. 대학 현장 조기경보 실험에서 정확한 예측은 평균 효과로 이어지지 않았고 사람의 연락만으로 효과가 보장되지도 않았으며 예측 오류는 집단마다 달랐다. Canvas Intelligent Insights 와 Moodle Analytics 는 자료 기준일까지 공개된 문서로 판정해 필수 항목 측정이 부족했고 의견은 모두 판정 유보였다. 대학은 판정 검토·기록과 연락·상담, 데이터 보호 절차를 묶어 설계할 수 있다.

**키워드** 학습분석 · 조기경보 · 개입 설계 · 예측 편향 · 데이터 거버넌스

## 한림대학교 AI 에듀테크 연구과제

글로컬대학 30 한림대학교 AI 에듀테크센터 연구과제「고등교육 AI 에듀테크의 통합적 발전 방안 연구」[연구 2] 산출물