

数学专业学生AI素养评价

——基于组合赋权云模型

潘兴侠, 王佳欣

南昌航空大学数学与信息科学学院, 江西 南昌

收稿日期: 2026年8月10日; 录用日期: 2026年9月10日; 发布日期: 2026年9月17日

摘要

针对数学专业AI素养评价学科适配性不足、评价存在模糊性与随机性的问题, 构建基于最小相对熵组合赋权-云模型的AI素养评价体系。以KSAVE模型为基础, 面向数学专业优化指标内涵, 建立AI素养评价体系; 采用层次分析法与熵权法分别确定主、客观权重, 基于最小相对熵原理求解组合权重; 引入云模型刻画评价不确定性, 实现等级判定。以南昌航空大学202名数学专业学生为样本实证分析, 结果表明: 学生AI素养整体处于良好偏下水平, AI技能是核心短板; AI方案设计能力与模型数学原理认知权重最高; 数学建模竞赛对AI素养提升显著, 但作用限于知识与技能层面。该方法兼顾专家经验与数据规律, 可为数学专业AI教育改革与分类培养提供科学支撑。

关键词

数学专业学生, AI素养, KSAVE模型, 组合赋权, 云模型

Assessment of AI Literacy among Mathematics Majors

—Based on a Combined Weighting Cloud Model

Xingxia Pan, Jiaxin Wang

School of Mathematics and Information Science, Nanchang Hangkong University, Nanchang Jiangxi

Received: August 10, 2026; accepted: September 10, 2026; published: September 17, 2026

Abstract

To address the issues of insufficient disciplinary alignment and the ambiguity and randomness in the evaluation of AI literacy for mathematics majors, this study constructs an AI literacy evaluation

文章引用: 潘兴侠, 王佳欣. 数学专业学生 AI 素养评价[J]. 教育进展, 2026, 16(9): 1265-1277.

DOI: 10.12677/ae.2026.1692020

system based on the Minimum Relative Entropy Combined Weighting-Cloud Model. Building upon the KSAVE model, we optimized the indicator definitions for mathematics majors to establish the AI literacy evaluation system; we used the Analytic Hierarchy Process and the entropy weighting method to determine subjective and objective weights, respectively, and calculated the combined weights based on the principle of minimum relative entropy; we introduced the cloud model to characterize evaluation uncertainty and implement grade classification. An empirical analysis was conducted using a sample of 202 mathematics majors at Nanchang University of Aeronautics. The results indicate that students' overall AI literacy is at a slightly below-average level, with AI skills being the core weakness; AI solution design ability and understanding of the mathematical principles underlying models received the highest weightings; and while mathematics modeling competitions significantly enhance AI literacy, their impact is limited to the knowledge and skills levels. This method integrates expert experience with data patterns and can provide scientific support for AI education reform and differentiated training in mathematics programs.

Keywords

Mathematics Majors, AI Literacy, KSAVE Model, Combination Weighting, Cloud Model

Copyright © 2026 by author(s) and Hans Publishers Inc.

This work is licensed under the Creative Commons Attribution International License (CC BY 4.0).

<http://creativecommons.org/licenses/by/4.0/>



Open Access

1. 引言

新一代人工智能推动高等教育数字化转型, AI 素养已成为高校复合型人才核心竞争力。国家相关文件明确要求将人工智能教育融入各学科人才培养。数学是 AI 算法底层理论根基, 二者交叉融合是拔尖数学人才培养的必经路径, 建立适配数学专业的 AI 素养评价工具, 精准定位培养短板, 是推进学科 AI 教育改革的基础前提。

目前国内外有关 AI 素养评价的研究已经取得了阶段性的成果。Long 和 Magerko [1]较早提出了 AI 素养的概念框架, 将其界定为理解 AI 基本概念、有效使用 AI 工具、批判性评估 AI 应用的综合能力。Heyder 等[2]进一步拓展了 AI 素养的内涵, 强调伦理维度与社会影响的重要性。周琼等[3]以 KSAVE 模型为基础, 构建了由 AI 知识、AI 技能、AI 态度与价值观、AI 伦理四个维度组成的综合评估框架, 用于探究我国高校学生的 AI 素养现状。刘琼等[4]则从思维、知识、技能和态度四大维度构建 AI 素养框架, 突出计算思维的重要性。张静[5]基于 AIEL 四维框架, 构建了包含情感、行为、认知、伦理维度的外语学习 AI 素养体系。

AI 教育越来越重视学科纵深发展, 数学领域的 AI 融合研究也越来越受到教育界关注。邵铭宇等[6]指出, AI 与数学的结合应深入原理认知与思维培养层面。陈张欣宇等[7]针对数学专业学生的调研发现, 学生普遍存在 AI 原理认知不足、实操能力薄弱的问题, 知识与能力之间存在明显断层。这些研究揭示了数学专业 AI 教育的现实需求, 但尚未形成系统化的评价工具。

现有研究仍存在以下不足: 一是指标体系学科适配性不足, 多面向通识教育, 难以体现数学专业特色。二是单一赋权方法各有局限, 如何融合主客观权重得到均衡科学的评价结果是研究重点。三是专门针对数学专业学生的 AI 素养评价工具尚属空白, 缺乏系统的评价模型构建与实证验证。

因此, 本文构建一套面向数学专业、能够处理评价不确定性的 AI 素养综合评价模型。以 KSAVE 模型为理论基础, 结合数学专业培养目标, 从 AI 数学原理认知、AI 交叉应用能力等维度优化指标内涵,

突出数学专业 AI 素养的学科特色。其次基于最小相对熵组合赋权方法, 融合 AHP 与熵权法平衡主客观权重; 最后利用云模型刻画评价不确定性, 实现等级可视化判定。通过高校数学专业样本实证分析, 检验了模型的科学与实用性, 为数学专业 AI 精准育人提供量化支撑。

2. 评价指标的建立与流程

2.1. 评价指标的建立

KSAVE 素养模型将素养解构为知识(Knowledge)、技能(Skills)、态度(Attitude)、价值观(Values)、伦理(Ethics)五大维度, 被学者广泛引用于 AI 素养评价研究。本文以该素养模型为理论框架, 系统梳理国内外 AI 素养相关研究[3]-[5] [8], 结合 KSAVE 五维度初始形成 22 个题项的初始指标池。考虑到数学专业学生的培养特色, 对题项内涵进行学科化修订, 并将原模型中态度、价值观两个维度合并为 AI 态度与价值观维度。再邀请 15 名专家对初始题项进行内容效度评价, 采用内容效度指数(CVI)作为筛选标准。删除 I-CVI<0.78 的题项, 对专家提出表述歧义的题项进行修订。经两轮咨询, 最终确立 4 个一级指标、12 个二级指标的评价框架, 见图 1, 各指标具体定义如表 1 所示。

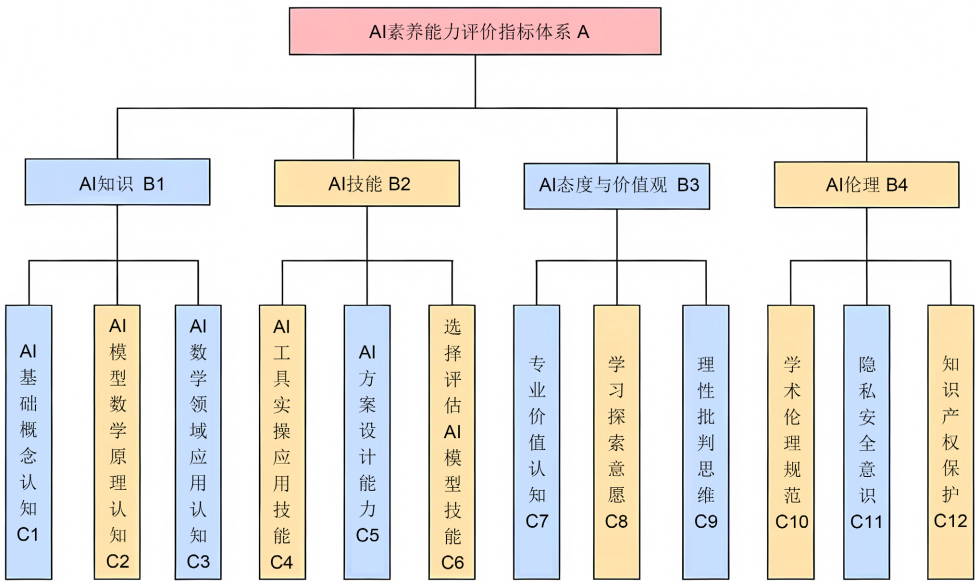


Figure 1. Evaluation index system for AI literacy competency

图 1. AI 素养能力评价指标体系

Table 1. Interpretation of secondary indicators for AI literacy evaluation

表 1. AI 素养评价二级指标释义

指标层	指标释义
AI 基础概念认知(C1)	理解机器学习、深度学习、神经网络的数学表达与核心逻辑
AI 模型数学原理认知(C2)	了解决策树、SVM、Transformer 等模型的核心数学推导与理论基础
AI 数学领域应用认知(C3)	熟悉 AI 在算法优化、数值计算、数学建模、数据挖掘中的应用
AI 工具实操应用技能(C4)	熟练使用 Python/MATLAB 实现简单 AI 数学算法、辅助数学计算
AI 方案设计能力(C5)	能设计 AI 解决复杂数学问题、数学建模问题的思路与流程
选择评估 AI 模型技能(C6)	从数学精度、稳定性、泛化性角度选择模型并评估性能
专业价值认知(C7)	认可 AI 对数学科研、学习、职业发展的重要价值

续表

学习探索意愿(C8)	主动学习 AI 与数学交叉知识、前沿算法
理性批判思维(C9)	核查 AI 生成数学解答、推导、结论的逻辑严谨性
学术伦理规范(C10)	AI 辅助数学研究时恪守学术诚信、原创规范
隐私安全意识(C11)	处理数学实验数据、调研数据时保护隐私
知识产权保护(C12)	尊重 AI 生成数学成果、代码、算法的版权与知识产权

2.2. 基于 AHP 的主观权重确定

层次分析法(AHP)是一种多准则决策分析方法[9]。步骤如下:

一、构造判断矩阵。本次共邀请 15 位专家参与指标两两比较打分, 采用 1-9 标度法构建判断矩阵, 判断矩阵 A 形式如下:

$$A = (a_{ij})_{n \times n} = \begin{bmatrix} a_{11} & a_{12} & \cdots & a_{1n} \\ a_{21} & a_{22} & \cdots & a_{2n} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ a_{n1} & a_{n2} & \cdots & a_{nn} \end{bmatrix} \quad (1)$$

二、合成专家矩阵。本研究采用几何平均法合成 15 位专家的判断矩阵, 得到集成矩阵:

$$\bar{A} = \left(\prod_{k=1}^m a_{ij}^k \right)^{\frac{1}{m}} \quad (2)$$

三、指标权重计算。本文采用乘积方根法计算集成矩阵 $\bar{A}$ 的特征向量并将其归一化, 公式如下:

$$\omega_{Ai} = \frac{\left(\prod_{j=1}^n a_{ij} \right)^{\frac{1}{n}}}{\sum_{k=1}^n \left(\prod_{j=1}^n a_{kj} \right)^{\frac{1}{n}}}, \quad i = 1, 2, 3, \dots, n \quad (3)$$

最终得到权重向量 $\omega_1 = [\omega_{a1}, \omega_{a2}, \dots, \omega_{an}]^T$ 。

四、一致性检验。为保证权重结果的逻辑合理性, 对判断矩阵进行一致性检验:

$$\begin{cases} \lambda_{\max} = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \frac{(A\omega)_i}{\omega_i} \\ CI = \frac{\lambda_{\max} - n}{n-1} \\ CR = \frac{CI}{RI} \end{cases} \quad (4)$$

其中, CI 为一致性评价指标, CR 为一致性比率, RI 为随机一致性指标, 当 $CR < 0.1$ 时, 认为一致性在可接受范围内。经检验, 各层级 CR 值均小于 0.1, 权重结果有效。

2.3. 基于熵权法的客观权重确定

熵权法是依据指标数据离散程度确定权重的客观赋权方法, 完全依托实测数据, 可有效避免人为偏好[9]。具体步骤如下:

一、构建原始评价矩阵。设评价对象有 m 个样本, n 个评价指标, 原始数据矩阵为:

$$X = (x_{ij})_{m \times n} = \begin{bmatrix} x_{11} & x_{12} & \cdots & x_{1n} \\ x_{21} & x_{22} & \cdots & x_{2n} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ x_{m1} & x_{m2} & \cdots & x_{mn} \end{bmatrix} \quad (5)$$

二、标准化计算。由于各指标均为正向指标, 采用极差标准化法保证熵变量取值在[0,1]区间, 公式为:

$$y_{ij} = \frac{x_{ij} - \min(x_j)}{\max(x_j) - \min(x_j)} \quad (6)$$

三、计算各指标比重。计算第 j 项指标中, 第 i 个样本所占比重, 反映指标信息分布情况。

$$p_{ij} = \frac{y_{ij}}{\sum_{i=1}^m y_{ij}} \quad (7)$$

四、计算评价指标熵值。

$$e_j = -\frac{1}{\ln m} \sum_{i=1}^m p_{ij} \ln p_{ij} \quad (8)$$

五、计算指标客观权重。

$$\omega_{Ej} = \frac{1 - e_j}{\sum_{j=1}^n (1 - e_j)} \quad (9)$$

最终得到权重向量 $\omega_2 = [\omega_{e1}, \omega_{e2}, \dots, \omega_{en}]^T$ 。

2.4. 基于最小相对熵的主客观组合权重计算

为融合层次分析法得到的主观权重与熵权法得到的客观权重, 参考已有研究[10]采用最小相对信息熵原理构建组合权重。该方法以组合权重尽可能同时贴近主、客观权重为目标, 最小化组合权重与两组基础权重之间的相对信息熵。完整计算流程如下。

一、构建优化模型。

$$\begin{cases} \min F = \sum_{j=1}^n \omega_j (\ln \omega_j - \ln \omega_{1j}) + \sum_{j=1}^n \omega_j (\ln \omega_j - \ln \omega_{2j}) \\ \text{s.t. } \sum_{j=1}^n \omega_j = 1, \quad \omega_j > 0 \end{cases} \quad (10)$$

其中, ω_{1j} 为主观权重, ω_{2j} 为熵权客观权重, ω_j 为待求组合权重。

二、计算组合权重。利用拉格朗日乘子法求解优化模型, 得到组合权重计算公式:

$$\omega_j^* = \frac{\sqrt{\omega_{1j} \cdot \omega_{2j}}}{\sum_{j=1}^n \sqrt{\omega_{1j} \cdot \omega_{2j}}} \quad (11)$$

2.5. 基于云模型的评价方法

云模型是李德毅院士提出的一种处理定性概念与定量数值之间不确定性转换的模型, 通过期望 Ex 、

熵 En 、超熵 He 三个数字特征, 同时刻画定性概念的模糊性与随机性, 把“中等、良好”模糊等级变成可计算、可视化分布, 能够有效适配 AI 素养评价中等级边界模糊、数据采集存在随机波动的不确定性特征[11]。

云模型主要用期望 Ex 、熵 En 和超熵 He 三个数字特征来表达定性概念的整体特征[12]。其中, Ex 为云滴分布的中心值, 是定性概念的代表性量化值; En 反映定性概念的模糊度与可接受数值范围; He 反映熵的离散程度, 刻画评价随机性。云模型构建步骤如下:

一、构建评价标准云。参考已有研究[13]将{很差, 较差, 中等, 良好, 优秀}作为 AI 素养能力评价的评语集。采用 5 分制 Likert 量表, 对应 5 个等级: (0,1]很差、(1,2]较差、(2,3]中等、(3,4]良好、(4,5]优秀。三个数字特征的核心计算公式如式:

$$\begin{cases} Ex_i = \frac{x_i^{\max} + x_i^{\min}}{2} \\ En_i = \frac{x_i^{\max} - x_i^{\min}}{6} \\ He = k \cdot En_i \end{cases} \quad (12)$$

其中, $x_i^{\max}$ 、 $x_i^{\min}$ 为等级区间上下限, k 为超熵系数, 取 $k = 0.05$ 。

二、确定评价指标云。利用逆向云发生器将 AI 素养评分转化为云模型的数字特征:

$$\begin{cases} Ex_j = \frac{1}{m} \sum_{i=1}^m y_{ij} \\ En_j = \sqrt{\frac{\pi}{2} \cdot \frac{1}{m} \sum_{i=1}^m |y_{ij} - Ex_j|} \\ He_j = \sqrt{|S_j^2 - En_j^2|} \end{cases} \quad (13)$$

三、建立综合评价云。根据指标评价云的数字特征, 结合组合赋权得到的综合权重, 计算综合评价云:

$$\begin{cases} Ex = \sum_{j=1}^n \omega_j \cdot Ex_j \\ En = \sqrt{\sum_{j=1}^n (\omega_j \cdot En_j)^2} \\ He = \sqrt{\sum_{j=1}^n (\omega_j \cdot He_j)^2} \end{cases} \quad (14)$$

3. 实证分析

3.1. 调查对象

选取南昌航空大学数学专业在校本科生、研究生为调查对象, 共发放问卷 202 份, 回收有效问卷 202 份, 无无效问卷。其中描述性统计见表 2。

3.2. 信效度分析

为检验评价工具的科学性与可靠性, 对 202 份有效问卷进行信度与效度分析。本研究采用 Cronbach's α 系数评估问卷内部一致性, 结果如表 3 所示。总量表的 Cronbach's α 系数为 0.874, 各分维度的 α 系数均在 0.7 以上, 表明问卷具有良好的内部一致性信度。

Table 2. Descriptive statistical analysis**表 2.** 描述性统计分析

统计维度	类别	频数	占比(%)
性别	男	117	57.92
	女	85	42.08
学历	本科	141	69.80
	研究生	61	30.20
数学建模竞赛经历	参与过	51	25.25
	未参与	151	74.75

Table 3. Questionnaire overall reliability test results**表 3.** 问卷整体信度检验结果

维度	题项	Cronbach's α 系数
AI 知识	3	0.904
AI 技能	3	0.777
AI 态度与价值观	3	0.838
AI 伦理	3	0.737
总量表	12	0.874

采用 KMO 检验和巴特利特球形度检验判断问卷是否适合进行因子分析, 检验结果见表 4。KMO 值为 0.846, 巴特利特球形检验的近似卡方值为 1404.661, 表明问卷数据适合进行因子分析。

Table 4. KMO and Bartlett test results**表 4.** KMO 和巴特利特检验结果

项目	数值	
KMO 取样适切性量数	0.846	
巴特利特球形度检验	近似卡方	1404.661
	自由度	66
	显著性	0.000

进一步采用主成分分析法提取公因子, 并结合最大方差正交旋转法对因子载荷矩阵进行旋转。根据因子分析的结果, 本研究共提取了 4 个因子, 与理论构建的 AI 知识、AI 技能、AI 态度与价值观、AI 伦理 4 个一级维度对应, 且累计方差解释率为 67.42%, 各题项在对应因子上的载荷均大于 0.6, 不存在严重的交叉载荷现象, 说明问卷具有良好的结构效度, 如表 5 所示。

Table 5. Rotated component matrix**表 5.** 旋转后的成分矩阵

题项	成分 1	成分 2	成分 3	成分 4
C1	0.845			
C2	0.894			
C3	0.859			
C4			0.710	

续表

C5		0.712	
C6		0.772	
C7	0.857		
C8	0.804		
C9	0.619		
C10			0.692
C11			0.614
C12			0.847

3.3. 指标权重的计算

基于预处理后的 202 份有效问卷数据, 采用层次分析法与熵权法计算各指标的主客观权重。根据最小相对熵组合赋权方法求得各项指标的综合权重值, 如表 6 所示。

Table 6. Calculation results of index weights

表 6. 指标权重计算结果

评价指标	主观权重	客观权重	组合权重
C1	0.0331	0.0955	0.0607
C2	0.1818	0.1424	0.1738
C3	0.0768	0.1275	0.1069
C4	0.0597	0.0936	0.0808
C5	0.3096	0.0899	0.1802
C6	0.1260	0.1020	0.1225
C7	0.0355	0.0502	0.0456
C8	0.0159	0.0672	0.0353
C9	0.0672	0.0472	0.0608
C10	0.0565	0.0529	0.0591
C11	0.0260	0.0607	0.0429
C12	0.0119	0.0709	0.0314

3.4. 确定评价指标云和综合云

本研究将数学专业学生 AI 素养水平划分为 5 个等级: 很差、较差、中等、良好、优秀, 对应标准化分数区间(0,1], (1,2], (2,3], (3,4], (4,5]。根据云模型数字特征计算公式(12), 取超熵系数 $k=0.05$, 得到各等级标准云的数字特征, 见表 7。运用 Matlab 软件生成 AI 素养评价的标准云图, 如图 2 所示。

Table 7. Mathematical characteristics of standard cloud model

表 7. 标准云模型数学特征

评价等级	分数区间	期望 Ex	熵 En	超熵 He
很差(C1)	(0,1]	0.5	0.1667	0.0083
较差(C2)	(1,2]	1.5	0.1667	0.0083
中等(C3)	(2,3]	2.5	0.1667	0.0083
良好(C4)	(3,4]	3.5	0.1667	0.0083
优秀(C5)	(4,5]	4.5	0.1667	0.0083

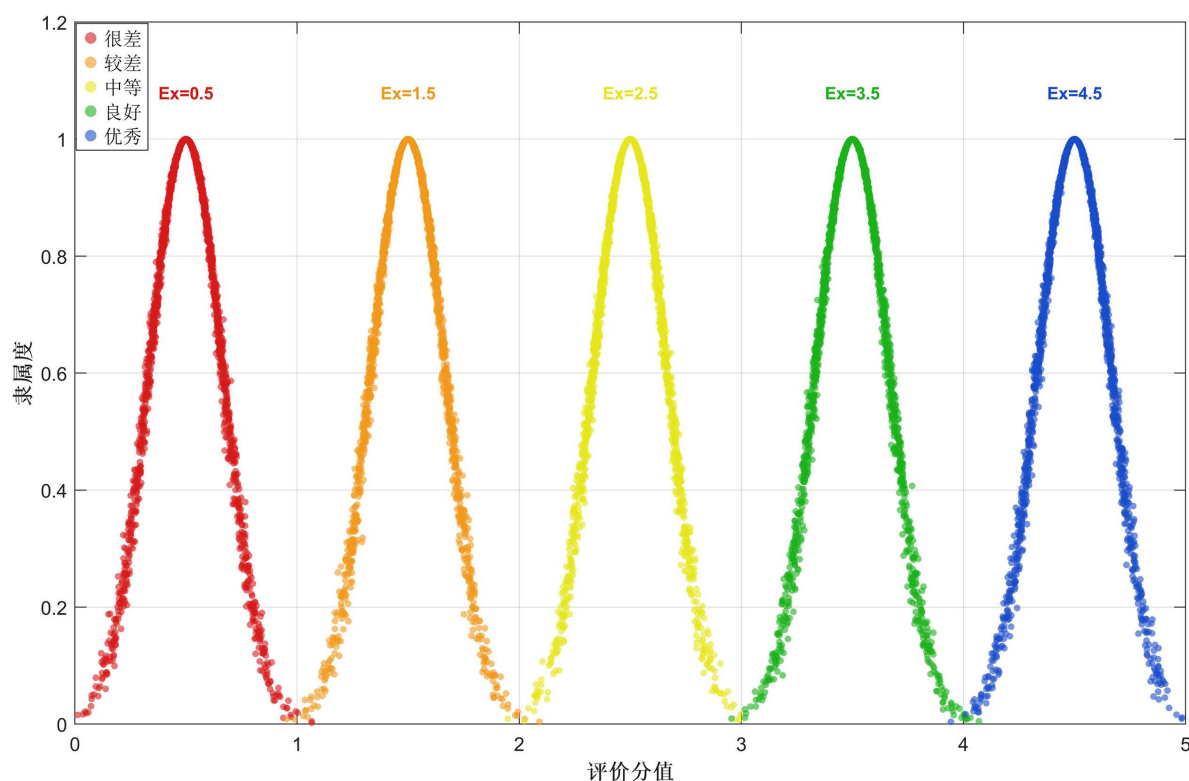


Figure 2. Evaluation standard cloud map

图 2. 评价标准云图

根据式(13)求解各指标云参数，计算结果如表 8 所示。运用 Matlab 软件输出 AI 素养评价的一级指标云图，如图 3 所示。

Table 8. Digital characteristics of each index cloud model

表 8. 各指标云模型数字特征

一级指标	云模型参数	二级指标	云模型参数
A1	(3.0113, 0.6416, 0.2583)	C1	(3.2228, 0.9757, 0.3428)
		C2	(2.9505, 1.0639, 0.3733)
		C3	(2.9901, 0.9486, 0.5236)
A2	(2.9913, 0.5689, 0.0621)	C4	(3.2525, 1.0741, 0.094)
		C5	(2.9356, 0.902, 0.1144)
		C6	(2.901, 0.9539, 0.0748)
A3	(3.7544, 0.6159, 0.1973)	C7	(3.8614, 1.0678, 0.3387)
		C8	(3.6535, 1.1183, 0.357)
		C9	(3.7327, 0.9986, 0.3223)
A4	(3.3601, 0.5700, 0.1726)	C10	(3.698, 1.0364, 0.3406)
		C11	(3.1436, 0.8574, 0.1237)
		C12	(3.0198, 0.8293, 0.3129)

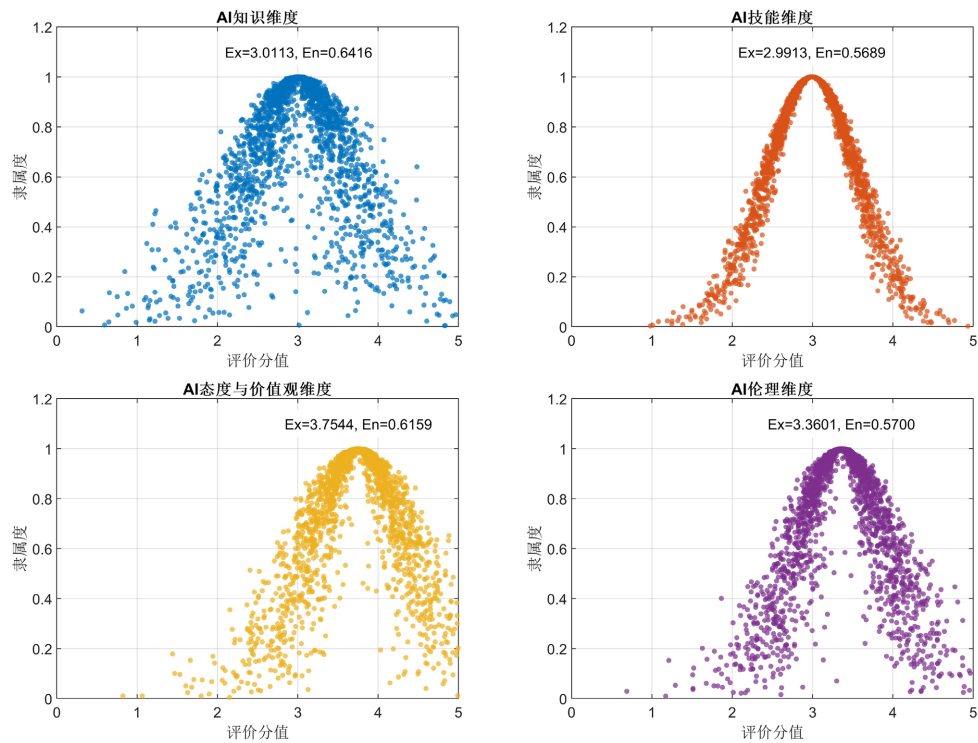


Figure 3. First-level index cloud map
图 3. 一级指标云图

由图 3 可知, AI 知识维度云中心为 3.0113, 处于中等区间上限, 云体最宽, 说明学生 AI 知识刚达及格线且分化明显; AI 技能维度云中心为 2.9913, 云体最窄, 是核心短板且全体学生普遍不足; AI 态度与价值观维度得分最高 $Ex = 3.7544$, 处于良好水平, 说明学生对 AI 整体持积极认可态度; AI 伦理维度云中心为 3.3601, 处于良好区间中部, 学生具备基本学术伦理意识。

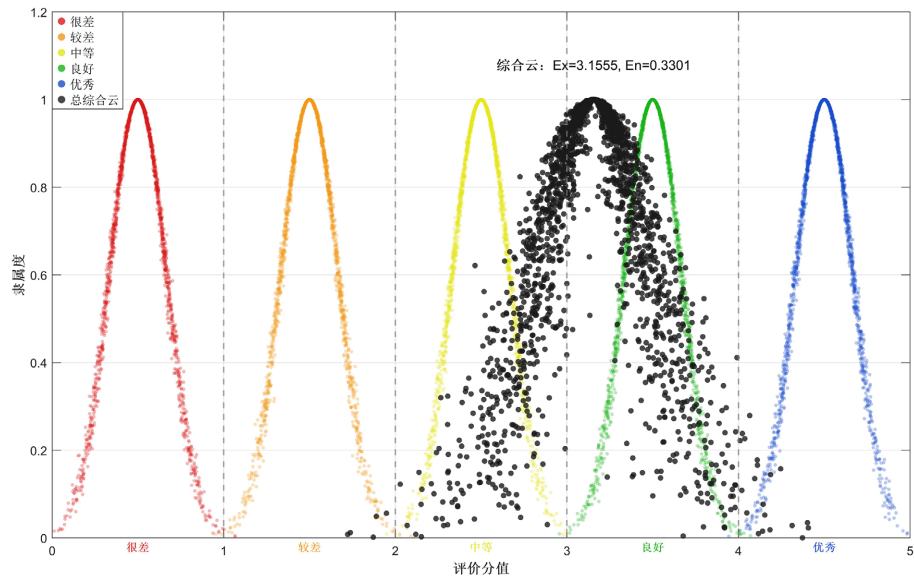


Figure 4. Comprehensive evaluation cloud map
图 4. 综合评价云图

根据公式(14)计算得到整体综合评价云参数为(3.1555, 0.3301, 0.0983)。运用 Matlab 生成 AI 素养评价的综合云图与标准云的对比图, 如图 4 所示。可以看出, 云中心落在(3,4]良好区间下限, 判定南昌航空大学数学专业学生整体 AI 素养为良好偏下, 处于中等向良好过渡的关键阶段, 仍有较大提升空间。

3.5. 建模竞赛参与对 AI 素养的影响

将样本分为参与过建模竞赛与未参与过两组, 分别计算其综合云与分维度云的数字特征, 结果如表 9 所示, 独立样本 t 检验结果如表 10 所示。总综合云对比图与分维度对比图见图 5、图 6。结果显示, 参赛学生云中心期望值 $E_x = 3.5136$ 明显高于未参赛学生 $E_x = 3.0345$, $p < 0.001$ 差异显著。分维度来看, 参与过者在 AI 知识、AI 技能维度优势显著, 而 AI 态度与 AI 伦理维度差异不显著。

Table 9. Digital characteristics of AI literacy cloud model

表 9. AI 素养云模型数字特征

群体	综合云	AI 知识	AI 技能	AI 态度	AI 伦理
参与过者	(3.5136, 0.3256, 0.1204)	(3.6118, 0.6338, 0.2541)	(3.3146, 0.5694, 0.199)	(3.9222, 0.5632, 0.1725)	(3.4002, 0.5371, 0.1743)
未参与者	(3.0345, 0.3406, 0.0815)	(2.8085, 0.6759, 0.1654)	(2.8821, 0.576, 0.1178)	(3.6977, 0.6302, 0.2035)	(3.3465, 0.5811, 0.1818)

Table 10. Results of the independent samples t-test

表 10. 独立样本 t 检验结果

评价维度	t 值	p 值(双侧)
AI 知识	5.170	<0.001
AI 技能	3.461	<0.001
AI 态度	1.617	0.108
AI 伦理	0.433	0.665
综合素养	4.527	<0.001

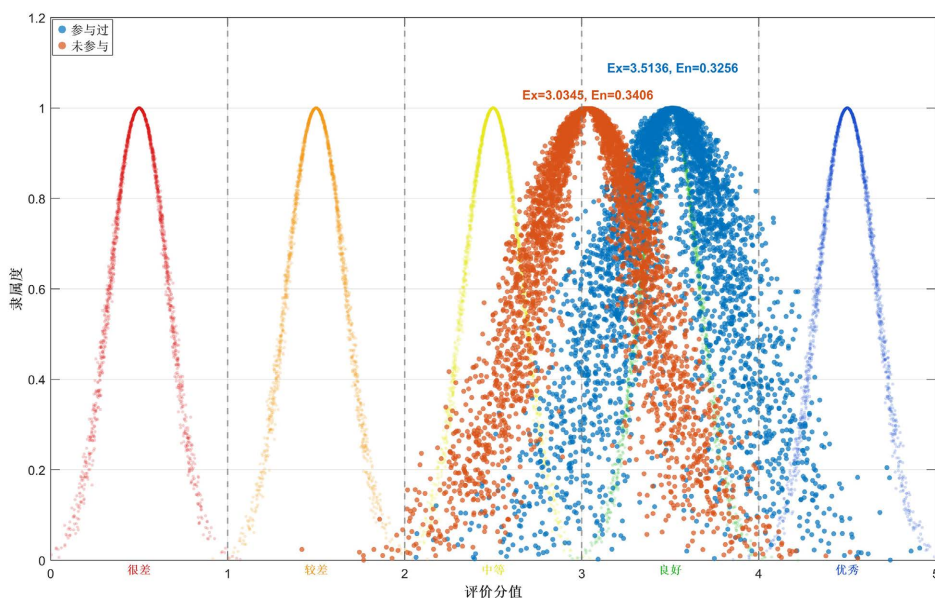


Figure 5. Overall comprehensive cloud comparison of AI literacy

图 5. AI 素养总综合云对比图

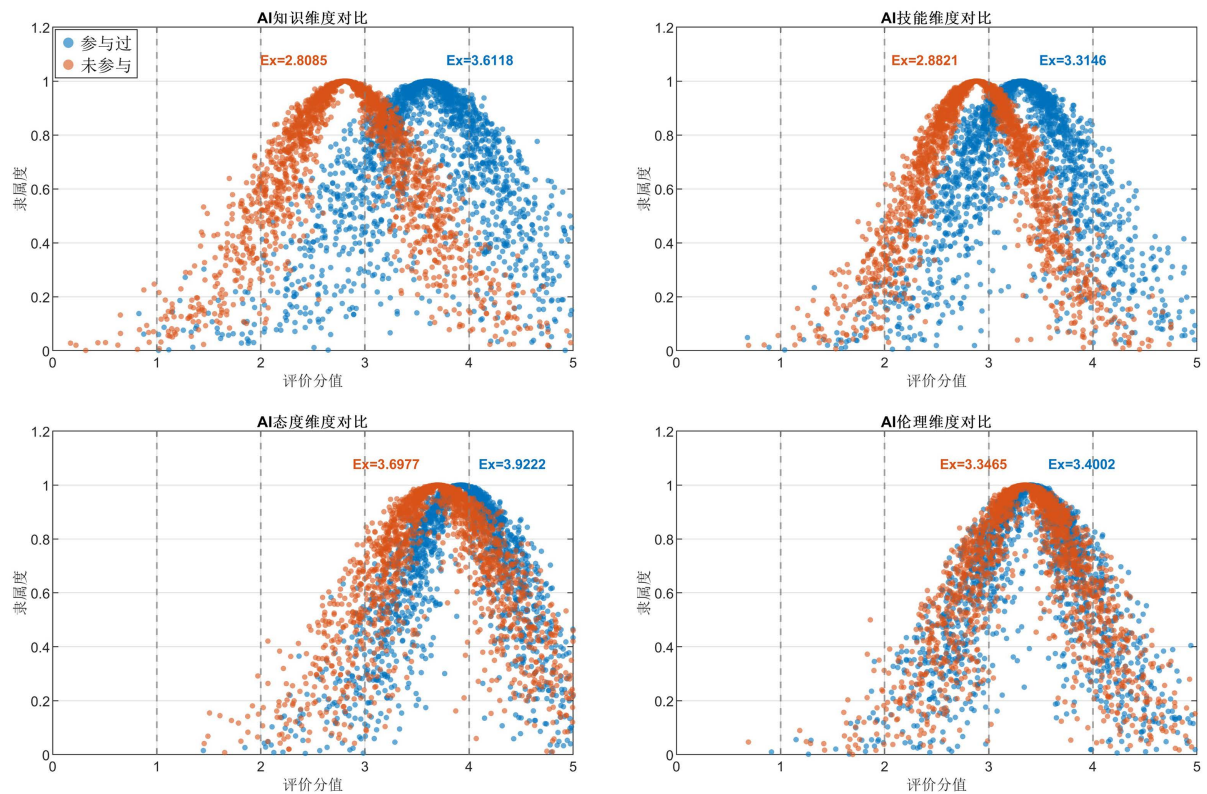


Figure 6. Dimensional comparison chart of AI literacy
图 6. AI 素养分维度对比图

4. 讨论与建议

4.1. 核心发现

本研究基于最小相对熵组合赋权与云模型,对数学专业学生 AI 素养进行评价,主要发现如下。其一,样本学生整体 AI 素养处于良好偏下水平,AI 技能是制约素养提升的核心短板。从各维度得分差异来看,学生 AI 态度与价值观维度得分最优,而 AI 技能维度得分最低,整体呈现态度良好但能力滞后的不均衡结构。其二,评价指标体系中 C5、C2 指标权重位列前两位。这一结果表明,针对数学专业学生的 AI 素养评价,核心考察重点为学生对 AI 模型底层数学原理的掌握程度,以及运用 AI 技术与方法拆解问题、设计解决方案的实操应用能力。其三,参与建模竞赛与 AI 素养水平呈显著正相关,但仅限于知识与技能层面。

4.2. 培养建议

第一,针对 AI 技能维度权重最高但得分最低的现状,这与现有 AI 课程重理论轻实践有关,建议优化课程资源配置。本专业虽已开设 Python 数据分析、神经网络与深度学习等课程,但应该更注重实践,建议增加实践学时比重,侧重 AI 方案设计能力和 AI 模型数学原理认知方面的培养,通过增设综合性实战项目来弥补现有技能短板。第二,针对 AI 知识维度学生分化最严重的现状,推行分层分类差异化培养模式。在入学时进行摸底测试,精准识别不同知识基础的受众群体,制定并实施多元化的培养方案,全面覆盖各层级学生的 AI 素养发展需求。第三,针对参与建模竞赛与 AI 素养水平呈显著正相关,建议用好数学建模竞赛这个抓手。积极倡导并鼓励学生多参加建模竞赛,将 AI 方法融入竞赛培训体系,同时将

竞赛优秀作品转化为日常教学资源, 形成“以赛促学、以赛促教”良性互动。

4.3. 研究局限与展望

第一, 本研究主要采用问卷调查法获取学生 AI 素养数据, 后续研究可引入客观评价手段, 如 AI 知识测试、编程任务实操等, 将客观表现与自我报告进行比对, 进一步提升评价效度。第二, 样本仅取自南昌航空大学一所高校的数学专业, 样本量 202 份, 代表性有限。不同层次高校的学生 AI 素养可能存在差异, 研究结论推广至其他院校或专业时需谨慎。后续可扩大样本范围, 开展多校、多专业的比较研究, 进一步检验结论的普适性。

基金项目

2025 年江西省高等学校教学改革重点研究项目“专业融通 三师协同 AI 赋能: 概率论与数理统计课程思政育人模式探索与实践”(编号: BKJG-2026-8-36)。

参考文献

- [1] Long, D. and Magerko, B. (2020) What Is AI Literacy? Competencies and Design Considerations. *Proceedings of the 2020 CHI Conference on Human Factors in Computing Systems*, Honolulu, 25-30 April 2020, 1-16.
<https://doi.org/10.1145/3313831.3376727>
- [2] Heyder, T. and Posegga, O. (2021) Extending the Foundations of AI Literacy.
https://www.researchgate.net/publication/355318850_Extending_the_foundations_of_AI_literacy
- [3] 周琼, 徐亚苹, 蔡迎春. 高校学生人工智能素养能力现状及影响因素多维分析[J]. 图书情报知识, 2024, 41(3): 38-48.
- [4] 刘琼, 刘星, 刘桂锋.“人工智能 + 高等教育”应用场景下的 AI 素养框架研究[J]. 农业图书情报学报, 2024, 36(8): 43-55.
- [5] 张静. 高校学生 AI 赋能外语学习素养: 框架建构与量表开发[J]. 外语电化教学, 2025(1): 69-78+122.
- [6] 邵铭宇, 魏亮, 李均强, 等. 生成式人工智能与动态可视化软件整合: 原理、应用与展望[J]. 数学教育学报, 2025, 34(4): 27-35.
- [7] 陈张欣宇, 廖博文, 周联. 大学生使用人工智能赋能数学学习现状的调查与研究——以上海海事大学数学专业学生为例[J]. 统计学与应用, 2026, 15(1): 43-55.
- [8] 陈荣, 李建霞, 饶海侠, 等. 科研人员人工智能素养评价指标体系构建及应用研究[J]. 情报理论与实践, 2026, 49(7): 87-95+104.
- [9] 张志成, 刘徐璋, 刘伟. 基于 AHP-熵值法的高椅古村品质提升综合评价[J]. 家具与室内装饰, 2023, 30(9): 124-131.
- [10] 胡国强, 弋顺超. 基于层次分析法和熵权法的高校教师教学质量评价——以学生评价教师为例[J]. 内蒙古师范大学学报(教育科学版), 2019, 32(8): 62-66.
- [11] 李德毅, 刘常昱, 杜鹃, 等. 不确定性人工智能[J]. 软件学报, 2004, 15(11): 1583-1594.
- [12] 姚萱, 杨红刚, 陈必群, 等. 基于博弈论组合赋权-云模型的河流型水源地环境风险评价研究[J]. 环境科学学报, 2025, 45(2): 177-189.
- [13] 吴娟, 刘宗毅, 余乐, 等. 基于云模型的网络地理空间情报服务质量综合评估[J]. 情报理论与实践, 2022, 45(4): 47-51+82.