探索学生对学习分析的期望与信心

Hayk Asatryan
hayk.asatryan@hs-bochum.de
波鸿应用科学大学 海利根豪斯，北莱茵-威斯特法伦州，德国

Basile Tousside
basile.tousside@hs-bochum.de
波鸿应用科学大学 海利根豪斯，北莱茵-威斯特法伦州，德国

Janis Mohr
janis.mohr@hs-bochum.de 波鸿应用科学大学 海利根豪斯，北莱茵-威斯特法伦州，德国

Malte Neugebauer
malte.neugebauer@hs-bochum.de
波鸿应用科学大学 海利根豪斯，北莱茵-威斯特法伦州，德国

Hildo Bijl
hildo.bijl@hs-bochum.de 波鸿应用科学大学 波鸿，北莱茵-威斯特法伦州，德国

Paul Spiegelberg
paul.spiegelberg@hslu.de 波鸿健康学院，德国北莱茵-威斯特法伦州

Claudia Frohn-Schauf
claudia.frohn-schauf@hs-bochum.de 波鸿应用科学大学，德国波鸿，北莱茵-威斯特法伦州

Jörg Frochte
joerg.frochte@hs-bochum.de 波鸿应用科学大学，海利根豪斯，北莱茵-威斯特法伦州，德国

arXiv:2601.05082v1 [cs.LG] 8 Jan 2026

摘要
如今，学习分析（LA）已广泛应用于许多教育系统，能够收集和分析学生数据，以了解并优化学习及其发生的环境。另一方面，数据收集必须符合日益严格的隐私法规要求。本文使用学习分析学生期望问卷（SELAQ），分析不同院系学生对于将其数据用于学习分析的期望与信心。据此，我们通过聚类算法识别出四类学生：热衷者、现实主义者、谨慎者和冷漠者。这项结构化分析为了解学生对学习分析的接受与批评提供了宝贵见解。

CCS概念
• **应用计算** → **电子学习**；• **计算方法**；• **社会与专业主题** → **成人教育**。

关键词
学习分析、调查、数据保护、聚类

1 引言
近年来，学习分析（LA）已成为优化教育系统中学习动态的一种颇具吸引力的工具。它是收集、分析和解读有关学习者及其所处情境的数据的过程 [12]。其目的是了解并优化学习，从而深入洞察其中的动态互动关系，包括学习环境与学生表现之间的联系。开放大学提供了一个应用学习分析的例子，该校已实施相关举措以提高学生留存率 [1]。然而，收集和分析学生数据引发了人们对数据保护（DP）的重大担忧 [7, 15]。与此同时，数据保护相关法律、立法和法规（例如《通用数据保护条例》）日益收紧，以保护个人数据 [8]。本文使用数据保护一词，涵盖数据安全和个人隐私担忧。因此，如何在日益提高的数据保护与隐私要求和利用教育大数据之间取得平衡，已成为一项必须面对的挑战。因此，深入了解学生对将数据处理用于学习分析的接受程度，对于制定有效且合乎伦理的学习分析实践至关重要。

为了解决这一问题，本文通过实证考察学生的态度，深入探讨学生对学习分析的接受程度。如果没有学生的积极参与和支持，这类系统就无法得到有效利用。如果学生对系统感到不自在，可能会反对使用所提供的资源，甚至主动避而不用。尽管教育工作者也需要看到切实的益处，尤其是因为引入新系统和工具会增加额外工作，但本文主要聚焦于了解学生的视角。具体而言，我们分析了不同学位课程的学生对出于学习分析目的处理其数据的预期和信心水平。

为此，我们使用广为人知的 12 项《学生学习分析期望问卷》（SELAQ）的改编版本，对学生开展匿名调查，以量化衡量学生对学习分析的期望。

服务 [22]。通过整合问卷中的两个不同子量表——（i）愿望和（ii）期望，可以有效衡量学生对学习分析的期望。为了根据学生各不相同的需求和愿望对其进行聚类，我们将机器学习技术应用于调查结果。此方法旨在揭示基于学科领域等明显特征的聚类，同时识别那些传统指标可能无法立即显现的细微群组。因此，我们确定了四个主要的学生群组： 热衷者、现实主义者、谨慎者 和冷漠者。

第4节将对这些聚类及其定义性特征进行更深入的探讨。热衷者和现实主义者在对数据保护和学习分析实施的期望方面具有同样高的数值。然而，他们对于实际实现这些愿望的预期有所不同。相比之下，谨慎的学生对学习分析的有效性持保留态度，因此可能需要针对这类系统的实施进行更多劝导与保证。另一方面，漠不关心的学生普遍缺乏兴趣或参与度。为了识别当前的趋势，我们进一步根据学生的专业方向分析了这些聚类。值得注意的是，结果显示，主修可持续性的学生往往对学习分析这一理念表现出较高的热情，而学习建筑学的学生则对其实施表现出更为明显的怀疑态度。我们的主要贡献可总结如下：

- 我们展示了在大学生群体中开展的一项综合调查结果。这项调查揭示了他们对学习分析系统的态度和期望。
- 我们考察了调查结果，并分析了按学科领域划分的不同学生群体所给出的不同回答。
- 我们结合数据分析与自动聚类方法，有效划分学生群体，从而为解读学生群体动态提供了深刻见解。
- 基于从聚类中获得的见解，我们实施了一种基于决策的方法，以提升各聚类的透明度和可解释性。这有助于更深入地理解学生的行为和偏好。
- 最后，我们探讨了值得关注的挑战，并分享了关于学生接受学习分析系统的经验教训。这些见解为在大学成功实施并广泛推广学习分析奠定了基础。

2 相关工作

学习分析已成为提升教育质量的重要工具 [10, 20]。其成功取决于学生接受度。许多研究探讨了影响学生对学习分析态度的因素，强调了学生参与度及其观点的重要性 [5, 19]。例如，[16] 探讨了学生对学习分析系统功能的期望，重点关注有助于规划、自我评估、自适应推荐以及个性化学习活动分析的工具。[7] 采用以隐私为重点的方法，并分析学生对隐私原则的看法这些隐私原则与学习分析相关。结果表明，学生期望学习分析系统包含自适应和个性化仪表板。近期， [11] 探讨了学生对高等教育中学习分析实践的隐私担忧，发现学生对隐私控制和隐私风险的看法决定了他们的信任信念。在 [18], 中，研究者提出了对匿名化数据呈现和预测算法质量的担忧。近年来，学习分析学生期望问卷（SELAQ）已成为学习分析研究中的核心工具。该问卷由 Whitelock 等人于 2019 年推出 [22], , 已成为了解学生在学习分析领域的看法、愿望和期望的重要资源 [23–25]。例如，在 [25],中，研究者使用 SELAQ 调查了 417 名欧洲学生，结果显示学生总体上对学习分析持积极态度。同样，[13] 使用 SELAQ 调查巴西学生对学习分析的期望。研究结果表明，受访学生对在其所在机构实施学习分析抱有很高期望，这与此前来自欧洲 [9] 和拉丁美洲 [3]的研究结果相符。此前使用 SELAQ 的研究并未根据学生的个人特征或大学特征对其进行分类。不过，认识到不同学科的细微差异，有助于更全面地理解学生对学习分析的态度。因此，本文考虑了学生所学学科，以揭示他们对学习分析的独特看法。此外，我们采用聚类方法，深入发掘学生对学习分析观点的细微差异，并识别出四个主要聚类：热衷者、现实主义者、谨慎者 和冷漠者，下文将对此作进一步阐述。尽管 [24]在 SELAQ 回答模式中识别出不同群体，我们的方法能够更深入地揭示学生的具体担忧。据我们所知，这是该领域一种全新的研究方法。

3 研究设计

为概述我们的研究方法，我们首先深入探讨开展本研究的背景。

我们的调查于2022年秋季和2023年夏季在一所大学开展。来自不同院系和学位课程的学生参与了调查，包括计算机科学（CS）、建筑学（AR）、土木工程（CE）、机电工程（EM）、可持续发展（SU）、测绘学（SV）、商学（BS）以及其他代表更多工程学科的专业（OE）。本文以及图表中均使用括号内的简称。因此，我们的数据集主要聚焦于STEM学科（科学、技术、工程学和数学），反映了这所应用科学大学的核心学术领域。不过，数据集也涵盖可持续发展和建筑学领域，并融入了艺术与人文的相关内容。尽管这些领域的纳入提供了更广阔的视角，但需要注意的是，与STEM学科相比，研究重点和分析深度可能有所不同。因此，虽然数据集确实包含这些其他领域，但其主要优势和重点仍扎根于STEM领域。

值得注意的是，这所大学的可持续发展项目独具特色。与一些可能只关注可持续发展中的社会层面或工程层面的项目不同，该校的项目采用跨学科方法，将严谨的工程学理念与人文学科的重大贡献相结合。

这种融合为可持续发展提供了全面的视角，确保毕业生能够充分应对这一领域的复杂挑战。建筑学课程主要偏向艺术，而计算机科学、工程学和商学等学科则各有鲜明的方向。值得注意的是，尽管可持续发展专业的学生群体规模相对较小，但鉴于他们在这所大学以工程学为主的格局中所处的独特位置，我们选择对他们进行单独考察。因此，必须认识到，这个规模较小的群体（可持续发展）的统计不确定性天然高于土木工程等规模较大的群体。

SELAQ问卷 [22] 旨在识别学生对于数据保护方面的期望，以及他们对在大学环境中使用其数据进行学习分析的看法。该问卷还扩展了内容，以收集有关学位课程的数据。此外，问卷还被翻译成该大学的官方语言。图1 展示了各院系的学生人数。调查在课堂上进行，以确保从这些院系中随机抽取样本。学生们获知了

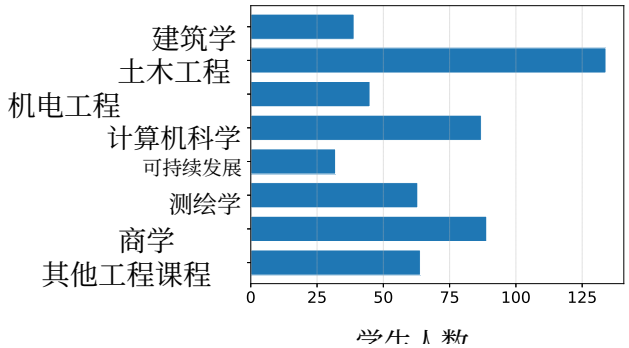


图1：按研究领域划分的参与调查的学生人数。土木工程、商学和计算机科学是主要群体。

包含12个问题，每个问题都要求他们通过两个子问题表达自己的愿望和期望：

(d) 理想情况下，我希望这件事能够发生（愿望）。(e) 实际上，我预计这件事会发生（期望）。

为了表达对这12个问题的愿望（d）和期望（e），学生需要对每个问题进行评分，分值为1（非常不同意）至7（非常同意）。这12个问题如下：

(1) 大学在使用任何关于我的可识别数据之前，会征求我的同意。(2) 大学会确保妥善保管我的所有教育数据。(3) 大学在将我的教育数据外包给第三方公司进行分析之前，会征求我的同意。(4) 大学会定期根据对我的教育数据的分析结果，向我更新我的学习进度。(5) 大学会征求我的同意，以收集、使用和

分析我的任何教育数据。

(6) 如果我的教育数据被用于最初声明以外的用途，大学会再次征求我的同意。(7) 学习分析服务将用于促进学生决策。(8) 学习分析服务将展示我的学习进度与学习目标／课程目标的对比情况。(9) 学习分析服务将为我提供一份涵盖所有课程模块的完整学习档案。(10) 教学人员有能力将分析结果融入他们为我提供的反馈和支持中。(11) 如果分析结果显示我有不及格或表现不佳的风险，或我还有提升学习效果的空间，教学人员有义务采取行动（即为我提供支持）。(12) 学习分析服务提供的反馈将用于促进学术和职业技能的发展（例如论文写作和参考文献规范），以提升我未来的就业能力。

上述12个问题涵盖以下方面：数据保护（DP）特征和学习分析特征；后者又分为 LA General 和 LA Lecturer。表1 展示了各问题与其所属分组的对应关系，其中5个问题属于DP，其余7个属于LA。通过总结，可以初步了解本研究

表1：SELAQ问题子组

问题组	问题对
数据保护（DP）	1-3, 5, 6
学习分析通用功能（LA General）	4, 7-9, 12
学习分析讲师相关功能（LA Lecturer）	10, 11

各问题组（定义见表 1）的功能平均值，如图 2所示。学生始终不仅表达了很高的

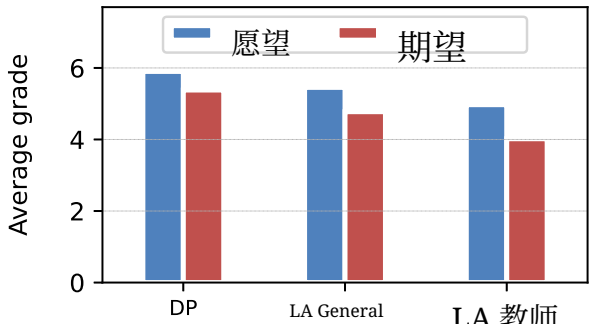


图 2：各问题组的平均渴望程度（蓝色）和期望程度（红色）。对于每个问题组，期望程度始终低于渴望程度。

对于在学习分析中实施数据保护的期望，以及对大学会遵守这些标准的强烈信心，如前两列所示。对学习分析的总体期望和愿望几乎与

对数据保护的期望一样高。然而，当聚焦于与讲师相关的问题时，一个有趣的模式浮现出来。尽管对学习分析的总体期望仍然很高，但在讲师这一情境下，人们对这些预期能够实现的期待和信心都明显下降。对于预期本身，这种影响甚至更加显著。

4 问卷结果分析

我们的目标是分析学生群体对学习分析的看法、批评和接受程度。首先，我们使用 [2] 数值特征的均值策略以及分类特征的众数填补缺失值。对原始数据的检查表明，我们应计算所有调查参与者的平均分。总体而言，平均成绩相当高。尤为突出的是，第 11 题（“如果分析结果显示我有不及格、表现不佳的风险，或者我可以改进学习，教学人员有义务采取行动（即支持我）。”）的预期得分显著低于其他所有问题。由此可以推断，学生并不十分确信教师会提供支持并优化学习成效。此外，图3显示，可持续发展专业学生在大多数问题上的得分显著较高，表明这些学生普遍抱有较高的愿望和期望。相比之下，相当多的土木工程专业学生倾向于给出低于平均水平的评分。计算机科学专业学生对陈述 2d、3e 和 9d 表现出更强的认同，分别强调了安全处理其教育数据、同意进行第三方分析，以及希望拥有全面的学习档案。这样的高度意识和期望或许源于他们在信息技术方面的专业背景；在这一领域，理解并重视数据隐私和安全至关重要。这些发现表明，值得检验学生是否具有同质性，或者能否将他们划分为不同群体。为此，我们采用 K-均值聚类算法 [6]对24 个问题的回答进行分析，数据来自553 名学生。聚类是一类机器学习技术，在无监督学习过程中将数据归并为若干组（称为聚类）。利用肘部 [17]和轮廓 [21] 方法，我们估算 k 的最优值，以确定聚类的数量。两种方法的分析结果均表明，k 应设为4。确定最优 k 后，我们随后重新运行 K-均值算法。

我们计算了每个聚类中各问题组的平均得分。表2 所示的结果使我们能够更深入地了解这 4 个聚类。

表2：数据保护（DP）和学习分析（LA）问题组的学生平均成绩。（d）和（e）分别代表愿望和期望。

	数据保护（d）	数据保护（e）	学习分析（d）	学习分析（e）
所有聚类	5.91	5.39	5.33	4.51
集群 A（热衷者）	6.34	6.14	6.01	5.64
集群 B（现实主义者）	6.34	4.95	5.76	3.73
集群 C（谨慎者）	6.19	5.64	3.68	3.75
集群 D（冷漠者）	3.55	4.02	4.24	3.91

集群 A 中的学生强烈倾向于接受学习分析，平均评分为 6.01，他们认为学习分析能够有效促进其学习历程。他们还期望大学履行其实施学习分析的承诺，平均评分为 5.64。尽管他们对数据保护表现出较高的需求（平均评分为 6.34），但他们同样期望大学遵守其承诺（平均评分为 6.14）。我们将这一聚类归类为热衷者。集群 B 的学生与集群 A 的学生相似，对学习分析和数据保护实施的需求都较高（平均评分分别为 5.76 和 6.34）。然而，他们对实际落实情况的期望存在明显差异。尽管他们对数据保护和学习分析的实际实施持保留态度（平均评分分别为 3.73 和 4.95），但仍愿意接受其可能带来的益处。因此，我们将其称为现实主义者。集群 C 对学习分析的需求和期望水平最低（3.68 和 3.75）。相反，他们对数据保护表现出强烈的需求和期望（6.19 和 5.64）。这组学生对学习分析的有效性持保留态度，可能需要更多说服和保证，以增强他们对其实施的信心。另一方面，他们对数据保护的需求以及对其实现的期望仍然很高。我们将其归类为谨慎者。

图 4 全面总结了 学生对学习分析和数据保护的渴望程度与期望水平。集群 D 的学生普遍对数据保护和学习分析缺乏兴趣或参与意愿，在渴望程度和期望水平方面的平均评分相近，且处于中等水平。我们将他们称为冷漠者。每个聚类均采用我们赋予的名称。

5 了解学生聚类

本节旨在详细说明所形成的聚类，并据此构建一个用于对学生进行分类的可解释模型。

接下来，我们将深入探究学生聚类的结果，并验证前一节所阐述的各组特征。为此，我们采用决策树方法 [14] 对表2中呈现的聚类进行建模。当优先考虑透明度和可解释性时，决策树尤其适用 [4]。在分析中，我们采用 CART（分类与回归树）方法来构建决策树，并使用数据保护和学习分析作为特征对学生进行分类。这种方法提供了详尽而全面的视角，显著加深了我们对学生行为和偏好的理解。在实验过程中，我们发现比率/成绩4。6 分别4。8 是有效的分割点（分割阈值）。决策树利用这些阈值，将特征划分为不同的分支，从而将数据点最优地划分为不同类别。所得决策树的结构如图5(a)所示。

或许有人会问，鉴于计算机科学专业学生对技术更为亲近，他们对学习分析是否比建筑学或商科学生更感兴趣。另一个值得探讨的问题是，可持续发展专业学生是否更

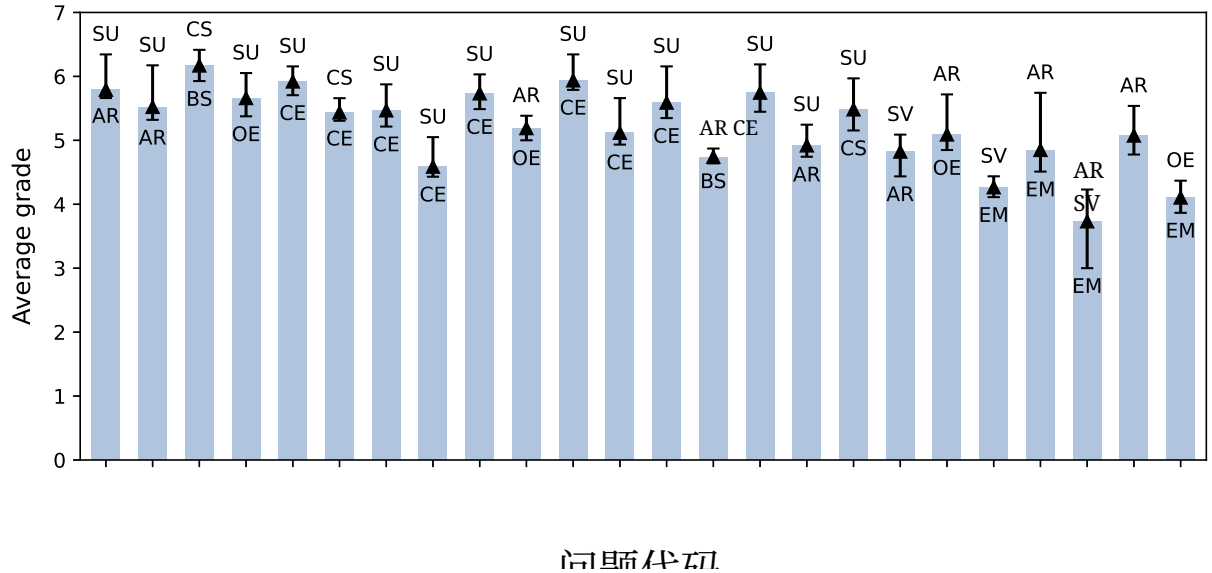


图 3：各问题的总体平均分（柱形图），以及测得最低／最高平均分的学位课程（标注和折线）：建筑学（AR）、土木工程（CE）、机电工程（EM）、计算机科学（CS）、可持续发展（SU）、测绘学（SV）、商学（BS）、其他工程课程（OE）。

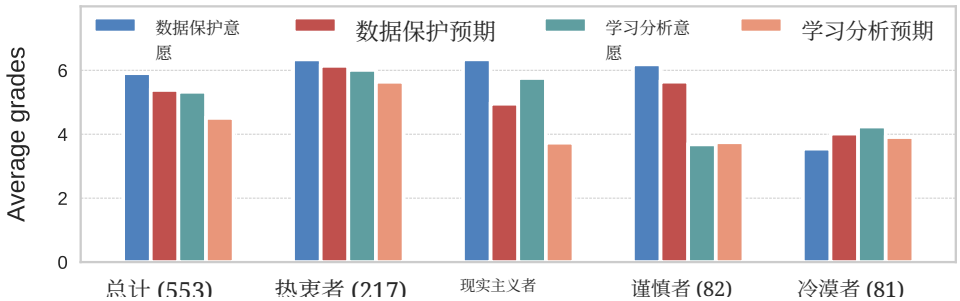
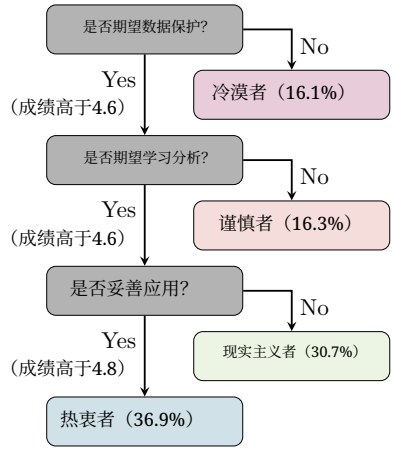
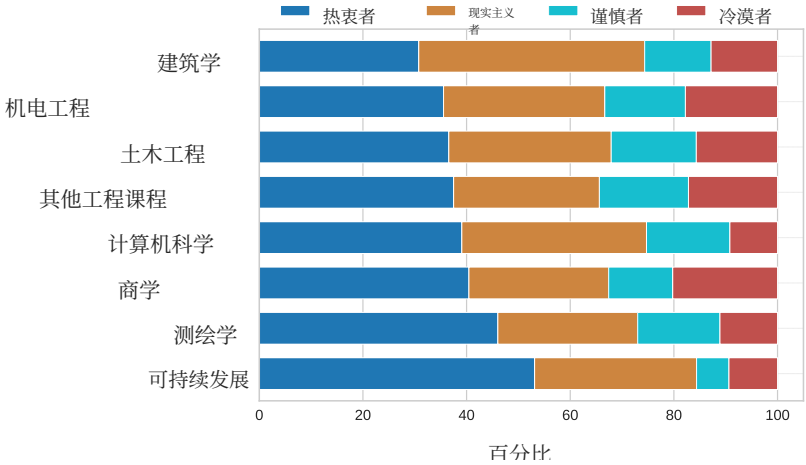


图 4：所有受访者的平均评分，以及按形成的聚类划分的评分（含聚类规模）。分别显示两个子组（学习分析、数据保护）和子问题（意愿、期望）的结果。

谨慎地看待数据保护的实施，而工程专业学生是否没有那么谨慎。为了深入了解这一点，我们对所识别聚类（热衷者、现实主义者、谨慎者、冷漠者）在不同学习领域中的分布进行了建模。结果见图5(b)。如图5(b)所示，工程和计算机科学专业的学生在行为模式上相对相似。在这些学生中，约有20% 被归类为谨慎者，而值得注意的是，40% 属于热衷者类别。计算机科学专业学生中的冷漠者人数较少，而现实主义者人数略多，这表明他们可能因对信息技术的亲近而持有更为细致的看法。相较之下，建筑学领域的学生更倾向于现实主义，更多人表现出现实主义者的态度。在工商管理专业学生群体中，有相当一部分被归入冷漠者类别。这表明他们可能普遍持矛盾态度，或缺乏有意投入对学习分析的态度。与此同时，可持续发展专业学生似乎对学习分析更加容易接受且持积极态度，这一点可从归入热衷者类别的学生百分比更高这一现象中看出。总体而言，这种分布表明，学生对学习分析的态度可能会因其研究领域而存在显著差异。工程学和计算机科学专业学生可能由于具备技术背景，在学习分析的潜在优势以及数据保护实施方面，处于热情与现实主义之间的十字路口。相比之下，建筑学专业学生所接受的以设计为导向的课程，可能使他们对学习分析在其领域内的适用性或相关性持更为批判的态度。商科学生的冷漠可能源于他们对学习分析潜在益处接触有限或了解不足，而可持续发展专业学生则受到面向未来的视角驱动，可能认识到利用学习分析推进教育前景的潜力。



(a) 通过简单而有效的决策树方法，以透明且易于解释的方式构建学生群组。



(b) 不同学习领域中学生态度的分布。

图 5：分析学生群组与态度：决策树分析及其在不同学习领域中的分布。

6 讨论

本研究结果凸显了理解大学中学生对学习分析的态度与期望的重要性。显然，学生对学习分析的接受程度因其学位课程而异。工程学和计算机科学专业学生（具有技术背景）对学习分析表现出热情与现实主义并存的态度，这可能是由于他们了解数据保护的潜在益处及其带来的挑战。另一方面，建筑学专业学生表现出更为怀疑的态度，这可能是由于他们认为学习分析与自身领域缺乏相关性或适用性。商科学生对学习分析表现出矛盾心理或投入有限，这表明有必要加强他们对学习分析潜在益处的接触与了解。值得注意的是，非工程学科的学生，如可持续发展专业、测绘学专业和商科学生，对学习分析表现出更高程度的热情，说明学习分析有望在不同学科领域得到更广泛的采用与整合。了解不同学科学生的观点，有助于制定更有效的策略，从而成功实施学习分析。另一个重要观察结果是，被归类为*谨慎者*或*冷漠者*的学习分析持不同态度的学生比例较小。尽管这些聚类仅占少数，但仍需要特别关注与考虑。学生对学习分析和数据保护表现冷漠可能有多种原因。兴趣或知识不足，以及认为该主题无关紧要，都可能与主题内容本身有关。对学习或大学相关议题普遍冷漠，可能源于对学习的怀疑或不满、对大学缺乏认同，或一般性的个人问题。应采取措施回应这些群体的担忧与保留意见，以便大学确保更全面地实施学习分析。我们建议，对于*热衷者*，他们天生倾向于学习分析，因此首要重点应放在确保学习分析系统的稳健性，并兑现所承诺的功能上，从而避免失去这些学生。*现实主义者*则对学习分析方面的机构能力；为解决这一问题，必须增强机构的数字能力，强调严格的数据保护标准，并促进透明沟通，以减轻他们的担忧。*谨慎者* 主要对学习分析的有效性持犹豫态度。要让他们参与进来，需要通过研讨会详细介绍学习分析的益处，并强调数据保护的严谨性，同时突出切实成果和安全措施。另一方面，*冷漠者* 群体普遍态度矛盾，可能会认同结合对*现实主义者*和*谨慎者*均有效的策略。此外，我们的数据呈现出一个明显的模式，表明人们对讲师有效运用学习分析的能力缺乏信任。要应对这一挑战，需要为讲师提供专门的学习分析培训，并推动围绕学习分析的效用及其在学术过程中的作用开展公开、透明的讨论。重要的是，具有显著学术专业领域特色的大学应制定有针对性的策略。证据表明，这些聚类的比例可能因学科领域而异，因此，机构必须识别其所处环境中的主导学生群组，并据此调整策略。总之，要成功、顺利地整合学习分析，关键在于深入理解学生画像，并结合针对特定学科领域的考量。

7 结论与未来展望

在本研究中，我们开展了一项调查，以深入了解大学生对学习分析的接受程度，并强调理解他们的态度和期望的重要性。在分析调查结果，并通过自动聚类方法区分不同学生群体的回答后，我们将学生划分为四个不同群体。基于决策的方法还揭示了不同学科领域学生的某些态度和偏好。这些见解为在大学成功实施并广泛获得认可的学习分析奠定了基础。由此产生了几个问题。

首先，教师如何才能有效地与谨慎的学生沟通并回应他们的顾虑，从而确保他们信任学习分析的应用？其次，可以采用哪些策略来提高漠不关心的学生的参与度，并凸显学习分析所能带来的优势？此外，本研究的参与者主要是技术类专业的学生。未来研究可以探讨其他领域（如人文学科或社会科学）的学生对学习分析的期望和顾虑是否与我们的研究发现存在显著差异。

致谢

本研究是数字导师项目的一部分，该项目由德国高等教育教学创新基金会资助，项目编号为 FBM2020-VA-219- 2-05750。此外，本研究还获得了德国联邦教育与研究部的资助，项目编号为 16-DHB-4021。作者谨向同事 C. Kaufmann 致以诚挚谢意，感谢他提供的帮助。

参考文献

[1] Carol Elaine Calvert。2014。建立学生成功概率模型及其应用：预测分析案例研究。《开放学习：开放、远程与电子学习期刊》29, 2 (2014), 160–173。[2] A Rogier T Donders、Geert JMG Van Der Heijden、Theo Stijnen 和 Karel GM Moons。2006。缺失值填补简介。《临床流行病学杂志》59, 10 (2006), 1087–1091。[3] Samantha Garcia、Elaine Cristina Moreira Marques、Rafael Ferreira Mello、Dragan Gašević 和 Taciana Pontual Falcão。2021。巴西高等教育机构学习分析采纳期望的一致化。载于《国际人工智能教育会议》。施普林格，173–177。[4] Riccardo Guidotti、Anna Monreale、Franco Turini、Dino Pedreschi 和 Fosca Giannotti。2018。解释黑箱模型的方法综述。《ACM计算调查》（CSUR）51 (2018), 1–42。[5] Sendeyah Hantoobi、Ahlam Wahdan、Mostafa Al-Emran 和 Khaled Shaalan。2021。学习分析研究综述。近期技术接受模型与理论进展（2021），119–134。[6] John A Hartigan 和 Manchek A Wong。1979。算法 AS 136：一种 k-means 聚类算法。《英国皇家统计学会杂志：C辑（应用统计）》28, 1 (1979), 100–108。[7] Dirk Ifenthaler 和 Clara Schumacher。2016。学生对学习分析隐私原则的看法。《教育技术研究与发展》64 (2016), 923–938。[8] Thashmee Karunaratne。2021。如何在《通用数据保护条例》框架下实现学习分析的可持续发展——影响与未来方向。《可持续发展》13, 20 (2021年10月), 1。https://ideas.repec.org/a/gam/jsusta/v13y2021i20p11524-d659338.html [9] Kaire Kollom、Kairit Tammets、Maren Scheffel、Yi-Shan Tsai、Ioana Jivet、Pedro J Muñoz-Merino、Pedro Manuel Moreno-Marcos、Alexander Whitelock-Wainwright、Adolfo Ruiz Calleja、Dragan Gasevic 等。2021。四国跨案例分析：高等教育学术人员对学习分析的期望。《互联网与高等教育》49 (2021), 100788。[10] Philipp Leitner、Mohammad Khalil 和 Martin Ebner。2017。高等教育中的学习分析——文献综述。学习分析：基础、应用与趋势：提升电子学习的前沿现状综述（2017），1–23。[11] Chantal Mutimukwe、Olga Viberg、Lena-Maria Oberg 和 Teresa Cerratto-Pargman。2022。学生对学习分析的隐私担忧：模型开发。《英国教育技术杂志》53, 4 (2022), 932–951。[12] Anthony Picciano。2012。美国高等教育中大数据与学习分析的发展。JALN 16 06 2012 10 24059 16 3 267 ( )。[13] doi: 。/olj.v i 。Taciana Pontual Falcão、Rodrigo Lins Rodrigues、Cristian Cechinel、Diego Dermeval、Elaine Harada Teixeira de Oliveira、Isabela Gasparini、Rafael D. Araújo、Tiago Primo、Dragan Gasevic 和 Rafael Ferreira Mello。2022。一分钱换你想法：巴西学生和教师对学习分析的期望。载于 LAK22：第十二届学习分析与知识国际会议。186–196。[14] J. R. Quinlan。1986。决策树归纳。《机器学习》1 (1986), 81–106。[15] Alena Rodda。2022。理解高等教育中学习分析的机遇与威胁——学生视角。载于《计算机科学讲义》。施普林格国际出版公司，111–122。doi:10.1007/978-3-031-15342-6 9 [16] Clara Schumacher 和 Dirk Ifenthaler。2018。学生真正期待的学习分析功能。《人类行为中的计算机》78 (2018), 397–407。[17] Edy Umargono、Jatmiko Suseno 和 S.K Gunawan。2020。利用肘部法优化 K-均值聚类，并基于均值和中位数公式提前确定质心。《社会科学、教育与人文研究进展》（ 01 2020 10 2991 201010 019 ）。doi: 。/assehr.k. 。[18] Vladimir L. Uskov、Jeffrey P. Bakken、Lavanya Aluri、Narmada Rayala、Maria Uskova、Karnika Sharma 和 Rama Rachakonda。2018。基于学习分析的智慧教学法：学生反馈。载于《智慧教育与电子学习 2018》。施普林格国际出版公司， 117 131 10 1007 978 3 319 92363 5_11 – 。doi: 。/ - - [19] - - Olga Viberg 、 Linda Engström 、 Mohammed Saqr 和 Stefan Hrastinski。 。探索学生对学习分析的期望：一种以人为中心的方法。《教育与信息技术》27, 6 (2022), 8561–8581。[20] Olga Viberg、Mathias Hatakka、Olof Bälter 和 Anna Mavroudi。2018。高等教育学习分析的现状。《人类行为中的计算机》89 (2018), 98–110。[21] Fei Wang、Hector-Hugo Franco-Penya、John Kelleher、John Pugh 和 Robert Ross。2017。简化轮廓系数在评估 k-means 聚类有效性中的应用分析。《模式识别中的机器学习与数据挖掘》（ 07 2017 10 1007 978 3 319 62416 7_21 ）。doi: 。/ - - - - Alexander Whitelock-Wainwright、Dragan Gašević、Ricardo Tejeiro、Yi-Shan Tsai 和 Kate Bennett。2019。学生学习分析期望问卷。《计算机辅助学习杂志》35, 5 (2019), 633–666。[23] Alexander Whitelock-Wainwright、Dragan Gašević、Yi-Shan Tsai、Hendrik Drachsler、Maren Scheffel、Pedro J Muñoz-Merino、Kairit Tammets 和 Carlos Delgado Kloos。2020。评估学习分析期望测量工具的效度：一项多国研究。《计算机辅助学习杂志》36, 2 (2020), 209–240。[24] Alexander Whitelock-Wainwright、Yi-Shan Tsai、Hendrik Drachsler、Maren Scheffel 和 Dragan Gašević。2021。对学生学习分析服务期望进行探索性潜在类别分析。《互联网与高等教育》51 (2021年10月), 100818。doi:10.1016/j.iheduc.2021.100818[25] Sebastian Wollny、Daniele Di Mitri、Ioana Jivet、Pedro Muñoz Merino、Maren Scheffel、Jan Schneider、Yi-Shan Tsai、Alexander Whitelock-Wainwright、Dragan Gašević 和 Hendrik Drachsler。2023。欧洲学生对学习分析的期望。《计算机辅助学习杂志》39, 4 (2023), 1325–1338。doi:10.1111/jcal.12802