College and Job 职业教育发展, 2026, 15(11), 234-240
Published Online November 2026 in Hans. https://www.hanspub.org/journal/ve
https://doi.org/10.12677/ve.2026.1511484

Hans汉斯

生成式人工智能赋能《农业数据标注》课程教学的实践路径研究

刘　茵，张海超，蔚文婧，李佳宾，付天新，陈　枫*

北京农业职业学院智慧农业工程学院，北京

收稿日期：2026年8月1日；录用日期：2026年11月6日；发布日期：2026年11月18日

摘　要

农业数据标注是涉农院校大数据技术专业落实专业教学标准、培养数据工程能力的关键课程，但在教学实践中存在案例脱离生产实际、工具适配性不足、实训资源匮乏、评价方式单一等结构性矛盾。AIGC为破解上述困境提供了技术支撑。以《大数据技术专业教学标准（高等职业教育专科）》为基本依据，立足课程的教学目标与现实约束，构建“案例生成－工具赋能－实训拓展－评价优化”四维实践教学框架，并从动态案例库构建、人机协同标注工具应用、垂直领域实训平台搭建、过程性智能评价四个维度提出实施路径。研究认为，AIGC的深度融入，可为弥合教学场景与产业需求之间的鸿沟、培育学生的数据标注规范意识、农业领域认知与人工智能辅助工程能力提供路径；但其教学成效仍有赖于教师信息化能力、校企合作深度与配套资源的协同支撑，实际效果尚待后续实证检验。

关键词

生成式人工智能，《农业数据标注》，大数据技术专业，四维教学框架，教学改革

Research on the Practical Path of Generative Artificial Intelligence Empowering the Teaching of the “Agricultural Data Annotation” Course

Yin Liu, Haichao Zhang, Wenjing Wei, Jiabin Li, Tianxin Fu, Feng Chen*

School of Smart Agriculture Engineering, Beijing Vocational College of Agriculture, Beijing

Received: August 1, 2026; accepted: November 6, 2026; published: November 18, 2026

*通讯作者。

文章引用: 刘茵, 张海超, 蔚文婧, 李佳宾, 付天新, 陈枫. 生成式人工智能赋能《农业数据标注》课程教学的实践路径研究[J]. 职业教育发展, 2026, 15(11): 234-240. DOI: 10.12677/ve.2026.1511484

Abstract

Agricultural data annotation is a key course for agriculture-related vocational colleges to implement the professional teaching standards of the Big Data Technology major and cultivate data engineering capabilities. However, structural contradictions persist in teaching practice, including teaching cases detached from production realities, insufficient adaptability of annotation tools, scarcity of practical training resources, and a single evaluation method. Artificial Intelligence Generated Content (AIGC) provides technical support for resolving these difficulties. Guided by the *Teaching Standard for the Big Data Technology Major* (*Higher Vocational Education*) and grounded in the course's teaching objectives and practical constraints, this study constructs a four-dimensional practical teaching framework of "case generation-tool empowerment-practical training expansion-evaluation optimization", and proposes implementation paths from four dimensions: building a dynamic case library, applying human-machine collaborative annotation tools, establishing a vertical-domain practical training platform, and conducting process-oriented intelligent evaluation. The study argues that the deep integration of AIGC can bridge the gap between teaching scenarios and industrial needs and cultivate students' awareness of annotation norms, agricultural domain cognition, and AI-assisted engineering capability. Yet its teaching effectiveness still depends on the coordinated support of teachers' informatization competence, the depth of school-enterprise cooperation, and supporting resources, and its actual effects remain to be verified by subsequent empirical research.

Keywords

Generative Artificial Intelligence, "Agricultural Data Annotation", Big Data Technology Major, Four-Dimensional Teaching Framework, Teaching Reform

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. 问题的提出

随着人工智能技术在农业领域的加速渗透，病虫害识别、作物生长监测、智能灌溉、产量预测等应用相继落地，高质量标注数据已成为农业人工智能训练的基础支撑。这一趋势对涉农院校大数据技术专业的人才培养提出新的要求：学生除掌握通用数据标注技能外，还应具备农业领域知识与农业数据处理能力。

这一要求具有明确的专业标准依据。《大数据技术专业教学标准（高等职业教育专科）》是全国高等职业教育专科大数据技术专业教学的基本标准，将本专业定位为电子与信息大类计算机类专业(专业代码 510205)，明确其培养面向软件和信息技术服务、互联网和相关服务等行业、能够从事大数据实施与运维、数据采集与处理、大数据分析与可视化等工作的高技能人才[1]。该标准在培养规格中明确要求学生“掌握大数据采集与大数据预处理技术技能，具有数据采集、抽取、清洗、转换与加载等数据预处理能力”，并将“数据采集技术”“数据预处理技术”列为专业核心课程。

《农业数据标注》课程是上述标准要求在教学层面的具体落地。课程目标在于训练学生完成农业图像、文本、语音等类型数据的规范化标注，为农业人工智能产业输送基础工程技术人才。

围绕生成式人工智能(Artificial Intelligence Generated Content, AIGC)与职业教育的结合，已有研究形

成了较为丰富的成果。相关研究系统梳理了职业教育数字化的年度进展，指出数字化战略的重心正由资源建设转向教学流程重构，课程开发、课堂实施与学习支持等环节的组织方式随之改变[2]；生成式人工智能在内容生成、多模态交互与跨领域迁移方面的特征，则被用来解释教学变革得以发生的技术路径[3]。与此同时，也有研究对技术效用保持审慎，提醒将教育问题径直诉诸技术方案容易掩盖资源分配、师资准备与制度配套等前置条件，技术能否发挥作用取决于教学主体的处置方式与院校的组织基础，算法偏见、技术依赖与评价效度偏低等风险亦相伴而生[4]。总体来看，技术是否有效并不取决于功能强弱，而取决于教学活动自身的结构性条件。就研究落点而言，现有成果多停留在专业建设与课程体系层面，少见落到某一门具体课程的分析，针对数据标注这类以操作技能训练为主的课程的研究更为有限；农业数据在类型构成、采集环境与标注规范上的特殊要求，也基本未被纳入考察。因此，将 AIGC 引入《农业数据标注》课程，须立足于该课程自身的现实约束加以考察。从课程教学现状看，课堂教学效果与产业岗位需求之间仍存在明显差距，集中表现为四方面矛盾。

教学案例与农业真实应用场景衔接不足。通用开源数据集在课程教学中被广泛采用，其样本多为车辆、人脸及日常物体，农作物病虫害图像、农田遥感影像、畜禽行为视频等农业专属数据相对缺乏。学生完成课程学习后，在应对产业真实农业标注任务时，基础判别能力与实操经验往往不足。

标注工具的教学适配性有待提高。通用标注工具功能较为完备，但学习门槛偏高，且缺少面向农业数据的专属辅助模块。学生需投入较多时间熟悉工具操作，用于理解与内化标注规范的精力相应被挤占。

实训资源储备不足且更新滞后。农业数据标注涉及的数据类型多、田间场景复杂，院校难以独立完成大规模农业数据的采集与标注工作，实训素材主要依赖有限的开放数据集，与产业实际使用的数据类型和标注标准存在差距。实训数字化与智能化在职业教育数字化各主题中的研究占比偏低，属于研究与实践均较为薄弱的环节，与农业数据标注课程对实训数字化的现实需要之间存在明显落差。

课程评价方式对学生综合能力的反映较为有限。现行课程多以期末终结性考核为主，评判重点落在标注结果的正误上，对标注规范意识、质量管控能力与问题排查解决能力的考察相对薄弱。

上述问题的根源在于：农业数据标注属于兼顾领域知识与实操技能的实践类课程，在传统教学模式下，案例、工具、实训、评价各环节均难以有效对接产业岗位需求。AIGC 的发展，为化解上述矛盾提供了可行的技术路径。

2. 专业教学标准对接与 AIGC 赋能的逻辑理路

2.1. 标准对接：AIGC 赋能的三点合规性依据

在展开技术分析之前，有必要厘清 AIGC 融入本课程与专业教学标准之间的对接关系，这也是本课程开展教学改革具备合理性与必要性的依据。

能力目标对接。专业教学标准要求本专业学生具备“数据采集、抽取、清洗、转换与加载等数据预处理能力”，并强调“掌握信息技术基础知识，具有适应本行业数字化和智能化发展需求的数字技能”。AIGC 辅助标注工具的应用，正是“数字化和智能化发展需求”在课程层面的直接回应。

课程内容对接。标准将“数据采集技术”“数据预处理技术”列为专业核心课程，并要求“依托体现新方法、新技术、新工艺、新标准的真实生产项目和典型工作任务，开展项目式、情境式教学，结合人工智能等技术实施课程教学的数字化转型”。动态案例库与垂直实训平台等设计，即是对“结合人工智能等技术实施数字化转型”的具体落实。

实训条件对接。标准对实践性教学条件作出明确规定，明确列出“数据采集与分析实训室”应配备数据采集软件、数据存储软件、数据预处理软件、数据分析软件、数据挖掘软件等，且“鼓励在实训中运

用大数据、云计算、人工智能、虚拟仿真等前沿信息技术”。以 AIGC 生成高仿真农业标注数据集，可为实训室的软件配置与内容供给提供增量途径。

三点对接共同表明：AIGC 融入《农业数据标注》课程并非技术嫁接，而是专业教学标准内在要求的自然延伸。

2.2. 技术逻辑：AIGC 的内容生成与辅助决策能力

大语言模型、扩散模型等生成式人工智能具备文本生成、图像生成、代码辅助、规则推理等多重能力。将其引入农业数据标注课堂，可在四个层面发挥作用。

在案例生成方面，AIGC 可结合教学目标生成贴合农业场景的标注素材。文生图模型能够生成不同光照、不同生育期、不同病害程度的作物图像，有助于缓解传统模式下实地采集成本高、周期长的问题。就农业数据标注课程而言，生成式人工智能可使案例素材实现动态化、场景化生成。

在工具辅助方面，AIGC 可为标注流程增加智能辅助功能，例如实时检查标注结果的合规性并提示偏差，针对边界模糊样本给出分类参考，或将自然语言描述的标注规则转换为工具约束条件，从而降低学生的认知负担。

在实训资源方面，依托少量真实农业样本，AIGC 能够批量产出附带标注信息的合成数据，构建“真实数据采集－AIGC 数据扩增－课堂实训使用”的资源供给链条，缓解农业标注数据获取难的问题。

在评价优化方面，AIGC 可对照标注规范对学生作业开展多维度智能评测并输出针对性反馈，为评价模式由结果校验向过程诊断拓展提供技术支持。

2.3. 教育逻辑：从工具操作到规范意识与领域认知的能力转向

农业数据标注课程不应仅停留于教会学生使用软件完成框选、打点、分类等基础操作，而需着重培养三项核心能力：标注规范意识，即理解标注质量对人工智能模型训练的影响，养成严谨的工作习惯；农业领域认知，即掌握农业数据特征与标注难点，能够识别常见作物、典型病虫害以及农田场景要素；人工智能辅助工程能力，即理解标注数据在模型训练中的定位，能够配合算法工程师完成数据迭代优化。

人工智能推动职业教育课程知识由确定性知识向生成性知识转型，为数据标注类课程重构能力目标提供了理论依据[5]。有研究进一步提出，人工智能时代技术技能工作的核心特征是人机协同决策与应对开放性问题，生成式人工智能应推动职业学习由学科逻辑转向行动逻辑与能力发展逻辑[6] [7]。AIGC 的应用与这一人才培养转向相契合：借助 AIGC 产出大量多样化、边界模糊的样本，学生可接触更多非常规场景，加深对标注规范的理解；依托智能辅助标注工具，学生可从机械操作中解放出来，将注意力转向标注策略与质量管控；参与 AIGC 生成样本的审核修正，则有助于体验产业人机协同的工作模式。

3. 四维实践教学框架的构建

综合以上分析，形成“案例生成－工具赋能－实训拓展－评价优化”四维实践教学框架。该框架以对接专业教学标准的能力要求、适配农业人工智能产业岗位需求、提升学生综合实操能力为核心目标，搭建多层级、闭环式的教学体系，以回应前文提出的四方面矛盾。四个维度并非技术应用的并列清单，而是对应教学活动的四项基本变量：案例回答“用什么教”，工具回答“以什么为中介”，实训回答“在哪里练”，评价回答“练得怎么样”。四者构成一个完整的教学单元，缺任一项，标注能力的形成链条都会中断——这也解释了为何单独引入某一项 AIGC 功能往往难以奏效。

案例生成属于教学基础层，对应“教学案例与真实场景衔接不足”的问题，解决“用什么教”。依托 AIGC 搭建覆盖各类农业场景的动态案例库，推动教学案例由静态通用素材转向农业垂直领域素材，补齐

农业专属教学资源的短板，并为“数据采集技术”核心课程内容的落地提供支撑。标注规范无法靠条文记忆获得，只能在对具体样本的判断中逐步形成边界感，因此案例的多样性与场景真实性是能力形成的前提，而非可有可无的教学素材。

工具赋能属于教学支撑层，对应“标注工具教学适配性不足”的问题，解决“怎么教”。将 AIGC 智能辅助能力嵌入标注工具，以降低上手难度、提升标注质量，并推动人机协同课堂模式的落地，优化课堂教学的实施流程。工具在教学中不只是辅助手段，它中介并改变任务结构：规则提示把隐性规范外化，实时校验把质量判断前置，学生由此从操作执行者转为判断决策者。

实训拓展属于教学深化层，对应“实训资源储备不足”的问题，解决“在哪里练”。搭建对接产业需求的垂直实训平台，引入真实项目或高仿真模拟任务，使学生在接近岗位的环境中积累实操经验，以满足专业教学标准对实践性教学学时的要求。能力只在接近真实任务的完整过程中形成，碎片化练习难以支撑迁移，这是实训必须对接企业真实项目的学理依据，而非单纯的资源补充。

评价优化属于教学反馈层，对应“评价方式反映能力有限”的问题，解决“练得怎么样”。利用 AIGC 搭建过程性智能评价体系，将完整标注流程纳入考察范围，而非仅关注最终结果，以实现以评促练、以评促学，完善教学评价闭环。评价的功能不止于甄别结果，更在于为学习过程提供及时修正，因此过程记录与证据留存不是评价的附加项，而是评价得以成立的条件。

四个维度各对应一方面矛盾，相互联动、迭代优化，共同指向核心教学目标：缩小课堂教学与产业岗位之间的差距，提升学生农业数据标注的实操能力与职业素养，使学生在课程结束后能够基本胜任农业数据标注岗位工作，达到专业教学标准所要求的岗位能力水平。

4. 具体实施路径

4.1. 基于 AIGC 的动态案例库构建

传统案例依靠人工采集与人工标注，成本较高、周期较长，难以覆盖复杂多变的农业场景，也难以适配动态更新的教学需求。涉农院校可利用 AIGC 建设可迭代更新的标注案例库，依托生成式人工智能快速产出垂直领域训练素材，实现数字教育资源的自动化生成与精准适配[8]。

在实操流程上，先收集本地代表性农业图像作为种子样本。教师可组织学生走进田间，拍摄作物病害、作物生长状态、农田遥感场景、畜禽养殖画面等图像素材，此举既可降低数据采集成本，也有助于学生建立对农业场景的直观认知，并与专业教学标准中“数据采集技术”课程的典型工作任务要求相呼应。在此基础上，运用条件图像生成模型开展数据扩增，灵活调整光照、天气、拍摄角度、作物生育期、病害严重程度等参数，批量生成多样化、差异化的农业图像，并同步保留原有样本的标注信息。需要强调的是，人工智能生成样本须经教师人工审核，剔除失真、错误或不符合标注规范的素材后，方可投入课堂教学使用。

与此同时，案例库应配套建设标准化标注规范文档。教师可依托 AIGC 生成农业场景标注规则初稿，明确标注对象定义、分类标准、边界案例处理方式、标注禁忌等核心内容，再结合自身教学经验、农业专业知识以及行业岗位标准加以完善，形成适配课程教学、贴合产业需求的专属标注规范，为标准化实训教学提供依据。

4.2. 人机协同标注工具的应用与开发

Labelme、CVAT、Label Studio 等开源标注工具在数据标注教学中应用广泛，但适配农业课程时存在明显短板：软件功能繁杂，零基础学生入门难度较大，且缺少面向农业数据的专属智能辅助模块，教学针对性不足。院校可基于开源标注工具进行二次开发，嵌入 AIGC 智能辅助插件，以改善工具的教学适配性。

工具改进可聚焦三项核心功能。标注规则智能提示。在标注操作界面集成智能问答模块，学生遇到分类模糊、特征难以判定的样本时，可实时调取 AIGC 输出的规则解释、标注要点及参考样例，以解决实操中的具体困难。标注结果实时校验。学生完成单样本标注后，系统自动对照农业标注规范开展合规性检查，定位标注偏移、分类错误、漏标、多标等问题并推送修改提示，帮助学生在练习阶段养成规范标注的习惯。模糊样本辅助建议。针对作物早期病害、相似品种作物、复杂田间场景等难识别样本，AIGC 结合农业领域专业知识给出分类参考与判别依据，供学生对比验证、自主研判。

教学过程中需明确人机协同的边界：人工智能仅作为辅助工具，不能替代学生的主观判断。课堂教学应强调学生的主体地位，要求学生对标注结果承担最终责任，审慎甄别人工智能输出的参考建议，避免形成技术依赖，并有针对性地训练其数据甄别能力与质量管控思维。

4.3. 垂直领域实训平台的搭建

实训教学是《农业数据标注》课程的核心环节，专业教学标准亦将其列为重点。但当前普遍存在企业项目进校园难度大、模拟实训场景真实性不足、实训内容与岗位衔接不畅等问题。涉农院校可结合区域农业产业特色，搭建专属农业数据标注垂直实训平台，构建多层级实训体系。

深化校企协同合作，引入企业真实标注任务。依托校企合作机制，对接农业人工智能企业、智慧农业产业园，将企业真实的作物病虫害标注、农田遥感数据标注、畜禽行为识别标注等项目拆解为适配课堂教学的轻量化任务单元，使学生能够参与岗位实操，熟悉岗位工作流程与行业标准。利用 AIGC 构建高仿真实训任务。针对企业真实任务供给不足、实训场景单一的问题，利用生成式人工智能批量产出高仿真农业标注数据集，配套完整的行业标注规范、质检标准与考核要求，以还原岗位实训场景、丰富实训内容。搭建分层递进的实训体系，分为基础实训、综合实训、顶岗实训三个层级：基础阶段聚焦单项技能训练，巩固标注基础操作；综合阶段开展完整农业标注项目实操，提升综合处理能力；顶岗阶段深度参与企业真实业务，实现课堂教学与岗位工作的平稳衔接。这一分层设计亦与专业教学标准中“单项技能实训、综合能力实训、生产性实训”的实训分类要求相一致。

同时，须正视 AIGC 技术应用的潜在风险，重点防范学生技术依赖、人工智能算法偏见、农业数据泄露、生成样本失真等问题，构建教学审核与质量管控机制。实训平台应建立素材审核、任务督查、成果质检制度，对人工智能生成实训样本与学生实训成果层层把关，使实训内容既适配教学目标，又贴合行业标准。

4.4. 过程性智能评价机制的构建

现行课程评价模式存在明显不足：过度侧重最终标注结果的正误评判，对学生实操过程、技能成长与规范养成等环节关注不够，难以全面客观地反映其综合能力。对于技能导向的农业数据标注课程而言，标注过程中的思路选择、策略调整、问题整改与质量管控等行为，均构成重要的评价信息。

基于 AIGC 可构建三维过程性智能评价体系。质量维度的自动评测：系统对照标准化农业标注规范，通过 AIGC 量化评估学生作业的标注准确率、内容完整性、标准一致性，自动归纳错误类型、出错频次与分布规律，形成质量分析报告。过程维度的行为分析：平台全程留存学生实训操作日志，记录标注耗时、错误修改次数、智能工具调用频次、标注策略调整情况、问题查询频次等行为数据，并依托 AIGC 对日志数据展开分析，定位学生的知识薄弱点与技能短板，例如特定作物病害识别准确率偏低、复杂场景标注不规范等。个性化的教学反馈：结合质量评测与过程分析结果，系统自动为学生推送个性化练习题、知识点解析与实操技巧，便于其有针对性地查漏补缺；教师则可依托智能评价报告掌握班级学情与个体差异，开展针对性辅导。

4.5. 实施挑战与风险应对

上述实施路径的落地仍面临若干现实挑战。教师 AIGC 应用素养与信息化教学能力存在差异，制约人机协同课堂的组织效能；校企协同深度有限、企业真实标注项目进校园渠道不畅，垂直实训平台的场景真实性难以充分保障；生成式样本存在算法偏见、失真与农业数据泄露等风险，须配套审核与质量管控机制；过程性智能评价依赖标注规范与操作日志的标准化沉淀，相关标准与工具尚处于探索阶段。破解上述挑战，需要院校在师资培训、校企机制与资源投入上协同发力，并将技术风险管控嵌入教学全流程。

5. 结语

农业数据标注课程的教学困境，本质上是农业人工智能产业技术快速迭代与院校教学资源供给滞后、教学模式固化之间的矛盾。AIGC 技术的普及应用，为课程在案例开发、工具赋能、实训开展、教学评价各环节的改革提供了可行路径。以《大数据技术专业教学标准（高等职业教育专科）》为依据构建的四维实践教学框架，立足涉农院校人才培养定位与产业岗位需求，可为相关课程改革提供参考。

需要说明的是，所构建的教学框架目前仍属理论层面的教学设计，尚未经过完整轮次的课堂教学实践检验，文中所述成效更多体现为基于标准对接与逻辑推演形成的目标预期，其实际效度尚有待于后续课堂实践的持续检验与修正。涉农院校开展课程改革，宜结合本校办学特色与区域农业产业发展需求，循序渐进地迭代优化教学设计；教学过程中须坚守育人本位，以技术为支撑手段，重点培养具备严谨标注规范意识、扎实农业领域认知与良好人机协同工作能力的复合型技术技能人才。

后续研究可开展对照教学实验，设置实验班与对照班，结合课程考核成绩、学生问卷调查、师生访谈、实训成果质量等多维度数据，检验 AIGC 赋能课程教学的实际成效；同时持续优化人工智能素材审核与风险管控机制，规避算法偏见、样本失真等问题，以促进涉农院校大数据专业人才培养质量的提升。

基金项目

2025 年度北京农业职业学院教学改革研究项目《生成式 AI 在涉农院校职业教育中的创新应用研究——以北京农业职业学院大数据技术专业为例》(NZJGAI202523)；2025 年度北京市数字教育研究课题一般课题《北京市高职院校实践教学数字化新基建：技术路径与实施策略》(BDEC2025619087)。

参考文献

[1] 大数据技术专业教学标准（高等职业教育专科）[EB/OL]. http://www.moe.gov.cn/jyb_xwfb/moe_2082/siju/zyjyycrjys/zyjygjjxbztx/17zt06_bznr/bznr_zyjyzyjxbz/gdzyjy_zk/zk_dzyxxdl/dzxxdl_jsjl/202502/P020250207532993683513.pdf, 2026-10-13.

[2] 韩锡斌, 李米雪, 郭文欣. 以数字化战略赋能职业教育的新突破——2024 年职业教育数字化研究与实践新进展[J]. 中国职业技术教育, 2025(2): 39-48, 75.

[3] 周如俊. 生成式人工智能赋能职业教育教学变革: 主要维度与发展进路[J]. 当代职业教育, 2024(4): 22-31.

[4] 徐顺, 赵铁豪. 教育强国视域下生成式人工智能赋能职教人才培养的逻辑要义、风险透视与纾解路径[J]. 中国职业技术教育, 2024(27): 33-39.

[5] 唐林伟. 人工智能时代职业教育课程知识的认识论转型[J]. 中国职业技术教育, 2025(20): 46-54.

[6] 赵志群, 余越凡. 生成式人工智能赋能职业教育教学: 理论与案例[J]. 中国职业技术教育, 2026(2): 86-93.

[7] 周杰, 刘珍, 童卫丰. 生成式人工智能增强职业教育适应性学习的价值逻辑与实践探赜[J]. 中国职业技术教育, 2025(15): 51-59.

[8] 杜金峰. 数智化背景下高职院校“数据采集与数据标注”课程教学模式的创新与改革研究[J]. 计算机应用文摘, 2025, 41(18): 8-10.