

AI 项目驱动无人机开发教学实践与反思

戴轶群

林灵 孙好喆

东软教育科技集团有限公司, 大连 116000

普洱学院理工学院, 普洱 100083

摘要 面向“AI+无人机”复合型人才需求,本文以“自主避障无人机”设计项目为例,采用行动研究法与案例分析法,探索传感器融合、目标检测、模型部署与避障决策等 AI 技术融入项目式教学的实施路径。实践表明,该项目推动学生从单项工具使用转向系统开发,学生在传感器融合、深度学习模型应用、故障诊断与团队协作等方面能力明显提升,平均避障成功率达到 85%,多数学生能够完成从需求分析到系统联调的闭环任务。研究进一步提炼了分层教学、虚实结合、过程性评价等改革经验,为高校开展“AI+无人机”项目教学提供参考。

关键词 人工智能项目, 无人机开发, 自主避障, 教学实践, 传感器融合, 深度学习

Teaching Practice and Reflection on AI Project-Driven Drone Development

Yiqun Dai

Ling Lin Yuzhe Sun

Neusoft Education Technology Group
Dalian 116000, China;
d3y3q3@163.com

Pu'er University. School of Technology
Pu'er City, 665000, China
linling@peu.edu.cn, yuzhe.sun@foxmail.com

Abstract—To meet the need for interdisciplinary training in AI and drone fields, this paper uses the “autonomous obstacle-avoiding drone” project as a case and adopts action research and case analysis to explore project-based teaching of sensor fusion, object detection, model deployment, and obstacle-avoidance decision-making. The practice shows that students moved from using separate tools to building an integrated system: the average obstacle-avoidance success rate reached 85%, and their sensor fusion, model application, fault diagnosis, and teamwork abilities improved. The study summarizes layered teaching, virtual-real integration, and process-oriented evaluation as practical references for university “AI+drone” courses.

Keywords—Artificial intelligence project, drone development, autonomous obstacle avoidance, teaching practice, sensor fusion, deep learning

1 引言

1.1 研究背景与意义

近年来,人工智能技术与无人机产业的交叉融合日益深化,推动无人机从“手动操控”向“自主智能”升级。其中,自主避障作为无人机智能化的核心功能,高度依赖传感器融合(如激光雷达与视觉数据的协同处理)、深度学习(如障碍物实时检测模型)等 AI 技术,成为两者融合的典型应用场景。这种技术融合趋势对高校人才培养提出了新要求——不仅需要学生掌

握无人机硬件原理与操作技能,更需具备将 AI 技术落地到实际系统的综合能力。

然而,当前高校无人机教学存在明显局限:多数课程仍聚焦于硬件组装、飞行操作或单一功能调试,对 AI 技术的教学多停留在理论讲解或工具调用层面,缺乏“传感器选型—数据处理—算法部署—系统调试”的全流程训练。学生往往能孤立使用 YOLO 算法或传感器设备,却难以将其整合为具备自主避障能力的完整系统,导致“技术碎片化”与“应用脱节”的问题。

项目式教学以真实任务为载体,通过“需求分析—方案设计—实践迭代”的闭环过程,推动多学科知识的整合应用,恰好契合“AI+无人机”交叉领域的教学需求。在项目推进中,学生需主动关联传感器特性、算法逻辑与无人机硬件性能,在解决实际问题(如避

*基金资助: 澜湄数字咖啡三链耦合科技创新体系研究与辐射示范;202507AD040001

通讯作者: 孙好喆 yuzhe.sun@foxmail.com。

障延迟、识别误差)的过程中深化对技术的理解,实现从“知识记忆”到“能力迁移”的转变。

基于此,本研究以“自主避障无人机”设计项目为案例,系统梳理传感器融合、深度学习等AI技术在教学中的落地路径,总结实施过程中的经验与挑战,为高校“AI+无人机”相关课程的项目式教学提供可复制的实践参考,助力培养兼具技术整合能力与创新思维的复合型人才。

1.2 国内外研究现状

国外高校较早将AI与无人机纳入项目式课程,如以自主机器人、无人机系统工程等项目训练学生的传感器应用、路径规划与系统调试能力。这些实践说明,真实任务有助于促进AI技术与无人机开发融合,但现有成果多侧重课程展示,对技术落地过程、学生常见错误及教师引导策略呈现不足。

国内高校也逐步开设无人机与AI交叉课程,但不少课程仍按传感器、算法、飞控等模块分散讲授,项目串联和底层逻辑训练不足;少数项目虽涉及自主避障,也较少讨论学生基础差异、硬件资源约束和算法部署难点等教学问题。

总体而言,国内外研究已验证项目式教学在“AI+无人机”领域的适用性,但对技术落地的教学过程剖析不足,缺乏可操作的实施指南,这正是本研究试图弥补的空白。

1.3 研究目标与内容

本研究的核心目标是:以“自主避障无人机”设计项目为载体,解析传感器融合、深度学习等AI技术在教学中的实施过程,提炼可推广的教学路径,总结实践经验与改进方向。

具体研究内容包括四方面:一是构建“自主避障无人机”项目的教学框架,明确知识目标、能力目标及阶段划分;二是梳理AI技术的教学落地步骤,重点分析传感器数据融合、障碍物检测模型训练与部署等环节的教学重点与难点;三是通过学生成果分析、问卷调查等方式,评估项目教学对学生AI技术应用能力、系统集成能力的提升效果;四是总结实践中出现的问题(如硬件资源限制、学生基础差异),提出针对性的优化策略。

1.4 研究方法与技术路线

本研究采用多种方法相结合的研究范式:

(1)行动研究法:研究者全程参与教学实践,从项目设计、课堂授课到课后辅导,通过“计划—实施—观察—反思”的循环,实时调整教学策略(如简化

算法难度以适配学生基础),确保研究结论的实践性与针对性。

(2)案例分析法:聚焦“自主避障无人机”项目的关键环节(如传感器选型论证、模型调试),通过记录学生操作过程、分析典型错误案例,提炼AI技术教学的常见难点与突破方法。

(3)问卷调查法:在项目结束后发放问卷,从技术理解、能力提升、教学建议等维度收集学生反馈,为教学效果评估与改进提供量化依据。

研究技术路线遵循“实践—反思”的闭环逻辑:首先基于现有理论与教学需求设计“自主避障无人机”项目框架;随后按“需求分析—模块开发—系统集成—测试优化”的流程实施教学;通过学生成果、问卷数据评估教学效果;最后结合实践中的问题提出改进策略,形成可推广的教学经验。

2 “自主避障无人机” 项目设计框架

2.1 项目教学目标

本项目以“校园场景自主避障”为核心任务,通过“做中学”实现知识、能力与素养的协同培养,具体目标如下:

(1)知识目标:掌握传感器融合、深度学习目标检测和无人机自主控制三类核心知识,理解激光雷达与视觉数据的互补关系、YOLOv5模型训练与评价流程,以及飞控系统与AI算法的通信和指令执行机制。

(2)能力目标:培养AI技术选型、系统集成和问题排查能力。学生需能根据校园避障场景论证“激光雷达+单目摄像头”和YOLOv5方案的适配性,完成传感器接线、模型部署和“感知-决策-控制”链路贯通,并通过日志分析定位校准误差、推理延迟等问题。

(3)素养目标:着力培育两种核心素养:工程创新思维,鼓励学生在避障策略上突破常规(如结合校园地图实现“预判式避障”而非“被动响应”);团队协作意识,通过模块分工(硬件组、算法组、测试组)与跨组沟通,培养“明确责任、互补协作、共同攻坚”的团队精神。

2.2 项目核心AI技术模块

项目以“自主避障”功能为导向,整合三大AI技术模块,形成“感知-决策-执行”的闭环系统:

传感器融合技术:该模块解决单一传感器感知不足的问题。激光雷达提供近距离高精度测距,摄像头识别远距离障碍物类别。教学重点放在时间同步、空间校准和距离信息融合,使学生理解近距离侧重雷达、远距离侧重视觉的权重分配逻辑。

深度学习算法：围绕 YOLOv5 障碍物检测展开，包括校园场景数据采集与标注、模型训练和轻量化部署。学生通过对比损失曲线、mAP 和推理时间，理解数据质量、参数设置与嵌入式算力之间的关系，并使用 TensorRT 等工具压缩模型以适配无人机平台。

自主决策逻辑：将感知结果转化为飞控指令。基础方案采用“距离-方位-动作”规则，近距离触发转向或悬停；进阶方案引入 Q-Learning，在仿真环境中以避障成功和路径长度为奖励优化策略，提升动态场景适应性。

2.3 项目实施流程设计

项目周期为 9 周（含理论教学与实验实践），按“需求-开发-集成-优化-展示”的逻辑分为五个阶段，各阶段目标明确、衔接紧密：

阶段 1：需求分析与方案设计（1 周）

以“校园主干道无人机自主巡航避障”为场景，组织学生调研障碍物类型、飞行高度、巡航速度和响应时间等需求，并据此确定“激光雷达+单目摄像头”、YOLOv5 检测和四旋翼平台方案，形成《需求规格说明书》与《技术方案设计报告》。

阶段 2：模块开发（4 周）

采用“分组并行开发”模式，每组 4-5 人，分工完成三个子模块：

硬件组：组装无人机平台，完成传感器与飞控系统的接线，调试设备通信（确保传感器数据能实时传输至嵌入式板）；

算法组：采集并标注数据集，训练 YOLOv5 模型，编写传感器融合代码（基于 Python+OpenCV）；

控制组：设计飞控通信协议，编写“检测结果→避障指令”的转换程序。

每周开展组内评审，确保各模块进度匹配（如硬件组需提前完成传感器调试，为算法组提供测试数据）。

阶段 3：系统集成与调试（2 周）

整合硬件与软件模块，重点解决数据延迟、模型推理卡顿和飞控响应不一致等兼容性问题。教学采用“模块联调—全系统测试”的递进方式，引导学生记录故障、分析原因并迭代修正。

阶段 4：测试与优化（1 周）

先在 Gazebo 仿真环境中完成多场景测试，再开展校园实地验证。学生根据逆光识别失败、融合权重不稳等问题补充数据、调整参数，最终将平均避障成功率提升至 85%以上。

阶段 5：成果展示与答辩（1 周）

学生分组展示无人机自主避障过程，汇报传感器选型、算法优化和测试数据。答辩重点考察 AI 技术应用逻辑与问题解决过程，并由教师和企业导师共同评分，形成《项目验收报告》。

通过全流程实践，学生不仅能掌握 AI 技术的具体应用，更能理解“技术选型需匹配场景需求”、“系统优化需兼顾多模块协同”等工程思维，实现从“碎片化知识”到“系统性能力”的跃升。

3 AI 技术在项目教学中的落地过程

3.1 传感器融合技术的教学实施

传感器融合是自主避障系统的感知基础。针对学生容易忽视传感器差异的问题，教学先组织激光雷达点云与摄像头图像的可视化对比，让学生直观理解雷达测距准确但缺少类别信息、视觉识别丰富但易受光照影响，从而明确融合的必要性。

具体教学步骤分为三阶：

（1）原理讲解：围绕传感器误差与校准方法展开，通过棋盘格标定计算摄像头内参，通过距离真值对比理解激光雷达误差，并引入卡尔曼滤波的降噪思想。

（2）工具实操：基于 ROS 完成数据同步与格式转换。学生编写节点程序，对齐激光雷达和摄像头时间戳，并将雷达极坐标数据转换到统一坐标系，为融合算法提供输入。

（3）算法实践：由均值融合过渡到卡尔曼滤波，比较不同参数下的距离误差。实验显示，融合后障碍物距离误差降低约 40%，帮助学生理解算法选择与传感器特性的关系。

通过这一过程，学生不仅掌握了技术工具，更能理解“融合算法需匹配传感器特性”的工程逻辑，如在近距离场景信任激光雷达数据，在远距离场景侧重摄像头识别结果。

3.2 深度学习算法的教学落地

深度学习算法的难点在于理论抽象和算力限制。教学采用分层路径：基础薄弱学生基于预训练模型完成数据扩展、微调和结果分析，进阶学生尝试从零训练并进行参数优化。

教学步骤聚焦“数据-模型-部署”全链路：

（1）数据集构建：强调场景适配与多样性。学生在不同时段、天气和角度采集校园障碍物图像并统一标注，通过小组互检减少标注误差；教师用对比实验说明数据质量对模型上限的影响。

(2) 模型训练: 依托 GPU 服务器比较不同迭代次数和学习率组合, 引导学生用 mAP、推理速度和泛化表现评价模型。项目中“100 epochs+0.001 学习率”效果较优, 数据增强进一步改善了陌生场景表现。

(3) 模型部署: 将 PC 端模型经 TensorRT 量化后部署到 Jetson Nano, 并编写推理接口与飞控通信。针对推理卡顿, 学生通过网络裁剪和 FP16 压缩在精度小幅下降的情况下满足实时性要求。

这一过程让学生深刻体会到: 深度学习并非“黑箱工具”, 而是需根据硬件条件与场景需求动态调整的工程方案。

3.3 自主决策逻辑的教学引导

自主决策逻辑连接感知数据与执行动作。教学通过“避障延迟导致碰撞”的实测案例, 引导学生从日志中定位优先级设置、处理耗时和多障碍物冲突等问题, 理解决策算法必须兼顾效率与安全。

教学步骤遵循“从简单到复杂”的认知规律:

规则算法入门: 先建立“距离-动作”映射, 设置转向和紧急悬停阈值。仿真测试表明, 该逻辑适合单一障碍物, 但在多障碍物场景中容易出现转向冲突。

进阶优化: 引入 Q-Learning, 定义距离、方位等状态和转向、升降等动作, 以避障成功和路径代价设计奖励函数。训练后模型在多障碍物场景中的避障成功率较规则算法提升 25%。

逻辑验证: 设计静态、动态和传感器异常等测试用例, 统计避障成功率与绕行距离。学生据此加入速度预判、保守减速等策略, 提升复杂场景下的鲁棒性。

通过这一过程, 学生逐步形成“决策逻辑需适配场景特性”的系统思维, 而非简单套用算法模板。

4 教学实践成效与学生反馈

4.1 学生能力提升表现

经过“自主避障无人机”项目的全流程实践, 学生在技术应用、问题解决与团队协作三方面的能力得到显著提升, 具体表现如下:

技术应用能力: 项目后测试显示, 82% 的学生能独立完成 ROS 节点配置、时间同步和卡尔曼滤波等融合流程, 75% 的学生能完成 YOLOv5 数据扩展、参数微调 and 嵌入式部署, 说明学生已初步形成“传感器-算法-硬件”的整合应用能力。

问题解决能力: 系统调试中, 68% 的学生能借助日志和测试数据定位避障失效原因, 如逆光导致识别率下降、算法延迟超过安全阈值等, 并通过补充数据、图像增强或边缘计算加速进行改进。

团队协作能力: 90% 的小组能按硬件、算法、测试等角色分工推进, 并通过跨模块沟通解决数据格式不匹配、传感器校准偏差等问题, 团队责任意识与协同效率明显提升。

4.2 学生反馈与课程评价

课程结束后, 针对 120 名参与学生的问卷调查与随机访谈显示, 项目式教学获得广泛认可, 具体反馈如下:

课程价值认同: 89% 的学生认为“项目式学习让 AI 技术从课本概念变成了可触摸的工具”, 尤其是通过解决“传感器数据不同步”、“模型部署算力不足”等实际问题, 真正理解了“技术应用需兼顾理论与实践”; 78% 的学生提到“跨模块整合过程迫使自己跳出单一技术视角”, 例如在优化避障策略时, 必须同时考虑传感器特性、算法精度与无人机动力量限制, 这种系统思维的提升是传统理论课难以实现的。

典型体验分享显示, 学生的认识从“会调用工具”转向“会解释并优化系统”。有学生在补拍逆光数据后将识别准确率从 58% 提升至 82%, 也有学生因传感器采样频率不足而重新调整硬件选型, 这些反馈印证了项目教学连接理论与实践的价值。

改进建议: 学生也提出了针对性建议, 如“希望增加 GPU 服务器的使用时长, 以便测试更多模型参数组合”、“建议提前开设 Python 编程预科班, 帮助基础薄弱同学快速跟上进度”, 为课程优化提供了重要参考。

4.3 项目成果展示

各小组最终完成的自主避障无人机系统在功能与性能上均达到预期目标, 部分作品展现出较强的创新性:

核心功能实现: 各小组均完成校园道路自主避障, 平均避障成功率达 85%, 较初始方案提升 30 个百分点; 表现较优的小组采用“雷达近距离紧急避障+视觉远距离预判”策略, 在动态行人场景中成功率达到 92%。

技术创新亮点: 部分小组结合场景需求开展优化, 如引入边缘计算模块将决策延迟从 500ms 降至 200ms, 或改进融合算法提升树木识别准确率。这些成果体现了学生基于问题进行工程创新的能力。

总体而言, 项目成果不仅验证了教学方案的有效性, 更展现了学生将 AI 技术与无人机系统深度融合的实践能力, 为后续课程优化与人才培养提供了有力支撑。

5 教学反思与改进方向

5.1 实践中存在的问题

尽管“自主避障无人机”项目在 AI 技术教学落地中取得了一定成效，但实践过程中仍暴露出三方面突出问题，需在后续教学中重点改进：

(1) 学生基础差异制约教学进度：参与学生来自不同工科专业，约 30% 的学生编程和算法基础较弱，在融合代码编写、模型调优等环节进度滞后，影响小组协同和学习信心。

(2) 硬件资源限制影响实践深度：实验室实体无人机数量有限，部分小组主要依赖仿真完成开发，实体测试集中在后期验收，导致传感器接线、飞控响应等真实问题暴露不足。

(3) AI 技术理解仍需深化：部分学生能够调用 YOLOv5 或卡尔曼滤波完成任务，却难以解释算法选择与场景、实时性、算力约束之间的关系，存在“会用工具、不懂原理”的倾向。

5.2 改进策略

针对上述问题，结合教学反馈与可行性分析，提出以下优化方向：

实施分层教学，弥合基础差异：项目启动前增设 16 课时 AI 预科模块，覆盖 Python 数据处理、机器学习基础和 ROS 入门，并通过在线测试区分基础组与进阶组。基础组完成预科考核后进入项目核心环节，进阶组承担算法攻坚，同时建立“1+1”帮扶机制，通过代码互评和问题研讨促进共同进步。

优化资源配置，提升实践体验：搭建 AirSim 云端仿真平台，支持多组同步测试并自动生成实验报告；实体无人机采用错峰使用和任务轮换机制，将测试拆分为传感器校准、短途避障和全场景巡航，提高设备

利用率。同时引入低成本开源套件，鼓励学生自主组装备用平台。

深化技术理解，强化原理探究：增加算法对比实验，比较 YOLOv5、Faster R-CNN、SSD 的精度与速度，不同融合算法在复杂场景下的表现，以及规则决策与强化学习决策的适用边界。通过实验报告和课堂辩论，促使学生从“怎么做”进一步追问“为什么这样做”。

5.3 经验总结与结论展望

综合实践过程与反馈，本项目形成了“模块拆解—虚实联调—过程评价”的教学经验。首先，将自主避障系统拆分为传感器感知、数据融合、目标检测和决策控制等可验收子任务，降低学生认知负荷；其次，坚持先仿真后实体，在 Gazebo/AirSim 中快速验证算法，再通过实体无人机检验鲁棒性；最后，以设计文档、实验日志、调试记录和答辩表现构成过程性评价，关注学生技术选型、问题诊断与协作沟通能力的变化。

研究表明，真实项目能够有效促进 AI 技术从理论讲解走向系统应用。学生在“传感器选型—数据融合—模型部署—避障决策”的闭环开发中，理解了算法、硬件与场景需求之间的约束关系，教学改革在技术整合能力、工程思维和团队协作培养方面取得较明显效果。

后续教学将继续从三个方面优化：一是适度拓展多动态障碍物、多机协同等复杂场景，引入深度强化学习等进阶内容；二是加强与无人机企业合作，引入行业数据、真实任务和工程师指导；三是探索 AI 助教与学习画像，针对不同基础学生提供个性化支持，使项目逐步成为连接高校人才培养与产业需求的实践平台。

参考文献

- [1] 王美佳, 刘金昌, 陈洪侃, 等. 基于多维测度指标的技术颠覆性特征演化分析——以无人机领域为例[J/OL]. 情报杂志, 1-11[2025-09-03]. <https://link.cnki.net/urlid/61.1167.G3.20250901.0952.014>.
- [2] 于涵琦. 探讨基于无人机的航空无线电信号智能侦测技术[J]. 中国宽带, 2025, 21(10): 121-123. DOI:10.20167/j.cnki.ISSN1673-7911.2025.10.41.
- [3] 杨现民, 卜浩德, 李新, 等. 人工智能与教育深度融合的国际洞察: 挑战、策略与趋势[J/OL]. 电化教育研究, 2025, (09): 105-112[2025-09-03]. <https://doi.org/10.13811/j.cnki.eer.2025.09.013>.
- [4] 韩留明, 赵建吉, 闫明涛, 等. 中国无人机产业空间格局演化特征及影响因素[J/OL]. 资源科学, 1-13[2025-09-03]. <https://link.cnki.net/urlid/11.3868.N.20250823.2027.010>.
- [5] 简子洋. 生成式人工智能在教师教学设计优化中的应用策略研究[J]. 中国现代教育装备, 2025, (16): 7-9.