

当劳动教育遇上人工智能

——探索劳动科创应用的新路径

林淼焱 谢作如 浙江省温州科技高级中学

摘要: 本文探讨了人工智能如何与劳动教育相结合,以及人工智能对劳动教育的影响,并从中小学劳动教育的现状出发,结合教师和学者在领域内的课程实践,提出了人工智能融入劳动教育实践的几个应用方向,以期能够促进学生的学习动机,为学生提供更加丰富、多元的学习资源和体验,帮助他们更好地掌握相关技能和知识,培养正确的劳动观念和态度。

关键词: 人工智能; 劳动教育; 机器学习; 深度学习

中图分类号: G434 **文献标识码:** A **论文编号:** 1674-2117 (2024) 05-0073-03

● 引言

《义务教育劳动课程标准(2022年版)》(以下简称“课标”)^[1]指出:“劳动教育是发挥劳动的育人功能,对学生进行热爱劳动、热爱劳动人民的教育活动。”中小学劳动教育,重在对学生知情意行的全方面培养,增强学生的综合劳动素养。为了达成这一目标,劳动课程被划为三类主要模块供实际教学选用:以烹饪、卫生、收纳为主的“日常生活劳动”;涵盖农业、工艺、工业技术的“生产劳动”;社会实践性较强的“服务性劳动”。人工智能对劳动教育的影响主要体现在对技能需求的变化、教育方式的变革、更真实的学习体验等方面。

● 中小学劳动教育和人工智能教育的现状

中小学开展劳动教育的情况

会因地区、学校和具体课程设置而异。在具体实施上,一些学校可能会有专门的劳动教育课程或活动,如种植园地、手工制作等。由于各地区的人工智能教育起步基础不同,目前较少在劳动教育实施的过程中看到人工智能工具的出现。但在部分地区,有研究者已经利用虚拟场景技术,提供沉浸式的劳动体验和虚实结合的劳动场景,让学生在虚拟场景中观察和操作,规避实际环境中的风险,并提供工具的仿真操作,达到“虚实结合”的案例。^[2]

● 人工智能融入劳动教育

作为一门交叉学科,人工智能可以利用机器学习对某类数据进行预测,也可以是对图像进行分类,还可以是构造一个“无所不知”的农业专家,进而增加劳动课程的趣味性与知识性。例如,依据不同模

型与目的,人工智能在劳动教育中存在典型的应用:若需要预测离散值如“果物的类别是‘好果坏果’”,可以将这类任务称为“分类”,若是要预测连续值如“西瓜的成熟程度为‘0.7’”,则此类任务可以被称为“回归”;当使用深度神经网络模型学习数据的特征时,就可以称这种机器学习为“深度学习”。

1. 回归预测: 农业监控系统

课标对各个学段给出了不同要求,为体现种植活动的重要性,其中第二、三学段(3~4、5~6年级)都指出“初步体验”“进一步体验简单的种植、养殖、手工等生产劳动,根据劳动任务选择合适的材料和工具”。要想保证作物健康生长,就需要对其进行适当的观测,各类教材常使用基于传感器和无线通信技术的智能农业监控

系统完成这一目标,系统会监测土壤湿度、温度、光照等参数,并根据这些参数自动调整灌溉和施肥方案。

然而,当教师将上述系统搬到实际生活中时会发现,植物适应的温湿度往往不会是固定值,也无法用一个固定的数值序列预测,而应根据植物的生长状况进行自适应的调节。

例如,笔者设计了一个物联网科学探究活动,并对其进行了延时观测。在同一个花盆内种植有两株性质相差较大的植物,一株是喜欢温暖干燥的环境的多肉植物,一株是对水分需求较大的叶下珠属草本植物。两株植物在相同光照、相同湿度的情况下展现出了完全不同的生长特性。在实施过程中,系统可以利用传感器收集到土壤湿度、温度、光照等关键数据,将这些数据输入到一个回归模型中,然后进行分析。在Python

中调用sklearn库中的线性回归函数Linear Regression对植物的湿度变化情况进行预测,学生会发现,植物的湿度是在一定范围内浮动的,如果利用非线性函数,则能够更好地拟合出其波动情况,如图1所示。

依据图1,学生就知道可以将花盆的湿度阈值设置在671这一湿度水平,低于该值时调用电磁阀或继电器浇水。但如要对草本植物的生长进行精细化控制,那么日间与夜间、冬季与夏季均需要有合理的阈值预测模型。于是,在实际植物种植和监测活动中,学生观察、记录和分析数据,从而理解植物生长与环境因素之间的关系。在解决实际问题的过程中,学生思考如何根据植物的具体需求来设定适宜的温湿度阈值,并通过实践验证其效果。

2.深度学习分类:植物病虫害预警

在劳动课程实施过程中,教师要有意识引导学生关注植物生长中存在的问题。传统的植物病虫害预警主要依赖于人工监测和专家经验,这种方法不仅效率低下,而且容易出现漏报或误报的情况。而深度学习可以自动从大量的图像数据中提取出有用的特征,从而实现植物病虫害的快速、准确识别,大大提高了预警效率。

(1) 图片识别:从叶片长势判断病理病因

教师可以先利用深度学习对图片进行分类,训练出一个能够检测植物健康状况的模型的一般流程,如图2所示。

针对植物的不同生长状态,引导学生收集数据。如果种植的作物较为常见,那么可以尝试在kaggle、天池、opendatalab、heywhale等数据集网站上寻找相关数据。在模型的训练与推理过程中,教师可以利用XEdu工具以最少量的代码(如下页图3),实现较为完备的功能。

在训练出针对某种作物的健康检测模型后,引导学生考虑如何将其应用到实际场景中,毕竟无法做到为每棵树都安装一个摄像头。为了获取每株作物的照片,教师提出可以采取从俯拍农场的大景物中分割出具体植物、利用无人车或无人机移动检测等方案,获取符合模型输入规范的图像数据。

(2) 目标识别:虫害精准驱杀

相较于作物叶片的变化,虫害更加不易察觉。在这一方面,仅靠图像分类无法从作物上找到害虫或受到影响的作物,这时就需要学生自行收集数据,再将数据制作为能够用于目标检测的数据集。

XEdu工具能够快速地完成分类任务,则目标检测任务仅需再多一步数据集标注的工作(如下页图4),

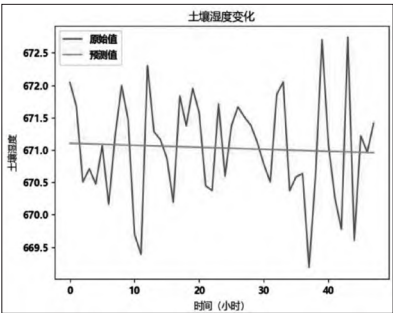


图1 利用线性函数对湿度值进行回归预测

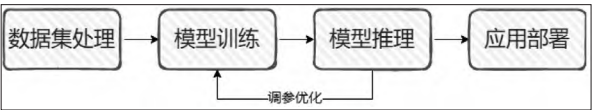


图2 机器学习的一般流程

进而完成目标检测模型的训练,再依据目标检测确定虫害的严重程度,对症下药。

3.大语言模型：助力常识推理与知识归纳

随着各类GPT的开源与开放API接口,越来越多的个性化大模型出现。除了调用训练原有的模型,教师自己可以构建“农业大模型”。在文本问答领域,常见的开源大语言模型框架有InternLM、Llama、ChatGLM等,要想让大语言模型能够回答特定领域的问题,教师可以将上述框架作为基底进行微调,也就是使用领域内的数据集进行训练。这一过程被称为检索增强生成(RAG, Retrieval Augmented Generation)。在大模型中,数据都是以多维向量的形式存在的,RAG的本质就是在获取用户的问题向量后,在向量数据库中搜索与之最相似的向量,并将这两个内容一起提供给拥有基础问答功能的大模型。

```
model.train(epochs=10) # 训练
result = model.inference(image=img, show=True,
checkpoint=checkpoint) # 推理
```

图3 核心代码



图4 利用数据标注工具生成coco格式数据集

总之,劳动教育具有更强的实践性和体验性,更注重培养学生的实际操作能力、团队合作精神和公共服务意识等。如果能在教学中恰当地引入大语言模型,不仅能避免课堂拘泥于特定知识点,还能拓宽学生思路。

● 结语

人工智能走入中小学已是不

可阻挡的趋势,将人工智能与劳动教育融合能为学生提供更加丰富、多元的学习资源和体验,帮助他们更好地掌握劳动技能和知识,进而在与作物真实交互的过程中培养正确的劳动观念和态度。

参考文献:

- [1]中华人民共和国教育部.义务教育劳动课程标准(2022年版)[S].北京:北京师范大学出版社,2022.
- [2]姬或,郝春东.人工智能赋能劳动教育的契机与挑战[J].当代教研论丛,2023,9(11):1-4.

基金项目:①国家自然科学基金科技活动专项项目“基于产教融合理念的智能种养农工交叉科普平台开发与推广”(项目编号:52242705);②湖南省首届基础教育教学改革研究项目“面向家校社协同育人‘智能种植’跨学科学习课程开发与实施研究”(项目编号:Y20230099);③长沙市教育科学“十四五”规划课题“基于家校社联动的中学劳动实践活动实施路径研究”(项目编号:CJKZH202210);④上海市“科技创新行动计划”农业科技领域项目“模块化高效智能垂直农场关键系统研发集成及产业化推广”(项目编号:23N21900200)。