

林承德, 陈明智. 基于计算机视觉的课堂教学效果多元评价研究[J]. 智能计算机与应用, 2025, 15(4): 125-131. DOI: 10.20169/j. issn. 2095-2163. 24112001

基于计算机视觉的课堂教学效果多元评价研究

林承德, 陈明智

(桂林电子科技大学 人工智能学院, 广西 桂林 541004)

摘要: 随着人工智能技术的迅速发展, 将其积极融合到课堂教学效果分析中具有重要意义。文章提出了一种基于计算机视觉的课堂教学效果多元分析方法, 该方法通过教室内的摄像头获取视频数据, 分析学生状态并量化指标, 同时开发了一套课堂教学效果多元分析系统。系统具有4项主要功能, 包括对学生的学习行为、情绪状态和出勤情况的精准识别, 从而实现对课堂教学效果的多维度分析。实际应用验证表明, 该系统能够有效分析学生的课堂状态, 为教师提供科学的教学反馈, 助力智能化教学管理。未来, 随着该系统的广泛应用, 将进一步促进智能化教学管理的实现, 为提升教育教学质量提供强大的技术支持。

关键词: 课堂评价; 智慧教育; 人工智能; 学习行为; 计算机视觉

中图分类号: G434

文献标志码: A

文章编号: 2095-2163(2025)04-0125-07

Study on multidimensional evaluation of classroom teaching effectiveness based on computer vision

LIN Chengde, CHEN Mingzhi

(School of Artificial Intelligence, Guilin University of Electronic Technology, Guilin 541004, Guangxi, China)

Abstract: With the rapid development of artificial intelligence technology, integrating it into classroom teaching effectiveness analysis holds significant importance. This paper proposes a multifaceted classroom teaching effectiveness analysis method based on computer vision. The method utilizes video data captured by cameras in the classroom to analyze students' states and quantify indicators, while also developing a comprehensive analysis system for classroom teaching effectiveness. The system features four main functions, including accurate recognition of students' learning behaviors, emotional states, and attendance, enabling multidimensional analysis of classroom teaching effectiveness. Practical application verification demonstrates that the system effectively analyzes students' classroom states, providing scientific feedback for teachers and facilitating intelligent teaching management. In the future, with the widespread adoption of this system, the realization of intelligent teaching management could be promoted, providing robust technical support for enhancing the quality of education and teaching.

Key words: classroom evaluation; smart education; artificial intelligence; learning behavior; computer vision

0 引言

课堂是教育教学改革的主阵地, 是提高教育教学质量的关键环境^[1]。当前, 课堂教学质量的评估工作主要依赖于2种传统手段: 一是课后进行的问卷调查, 二是组织专家实地听课。尽管这2种方法在一定程度上能够反映出教师的教学效果, 但各自存在的局限性也仍不容忽视。其中, 问卷调查不仅

需要投入大量的人力资源和时间成本来设计和实施, 还面临着信息化管理程度不足的挑战, 导致数据处理效率低下^[2]。另一方面, 专家组的听课方式虽然能够提供较为深入的教学观察, 但其覆盖范围有限, 难以全面、真实地反映所有课堂的教学情况。此外, 专家听课还可能会促使学生产生“表演”心理, 即在专家面前表现出比平时更好的学习状态, 从而影响了评价的客观性和准确性^[3]。

基金项目: 2024年度广西高等教育本科教学改革工程项目(2024JGA196); 广西壮族自治区教育厅学位与研究生教育改革项目(JGY2023137); 2023年度广西壮族自治区级大学生创新创业项目(S202310595240); 2024年中国软件行业协会“国产软件进课堂”教学改革项目(JGLX-CSIA-HW-20241061)。

作者简介: 林承德(1986—), 男, 博士, 讲师, 硕士生导师, 主要研究方向: 深度学习, 计算机视觉。Email: lcd@guet.edu.cn; 陈明智(2003—), 男, 本科生, 主要研究方向: 深度学习, 计算机视觉。

收稿日期: 2024-11-20

随着智能技术的迅猛发展,以及人工智能促进教师队伍建设等系列政策^[4]的颁布,人工智能技术支持的课堂教学研究,迎来发展契机。想要对课堂教学质量与学生学习情况实现客观量化评价^[5],需要理论与实践上的深入探索^[6]。人脸识别与动作识别作为人工智能关键技术,在视频监控、无人驾驶、游戏等领域都有着广泛应用^[7]。成洪豪等学者^[8]提出了改进的 FaceNet,对部分遮挡的人脸进行识别。余翔等学者^[9]提出了一种基于人体骨骼点的双流跨级特征融合动作识别网络,能够对人体姿态进行有效识别。但受限与传统课堂“一对多”的教学模式,仅靠教师难以及时、准确地发现所有学生的行为变化,因此实现自动化的表情与动作识别就显得尤为重要^[10]。而集成人工智能技术到系统的教学评价方法,有效降低了人力资源与时间的浪费,并实现了广泛的覆盖。例如,李振华等学者^[11]采用摄像头捕获学习者的课堂行为与表情数据,依此进行课堂教学效果评价。贾鹏宇等学者^[12]在课堂中通过对表情检测分类,判断学生的听课状态。孙众等学者^[13]基于 OpenPose 算法,进行学生的人体姿态识别。

综上所述可知,探索一种更为高效、客观且成本较低的教学质量评价方式显得尤为重要。为此,本文提出了一种基于计算机视觉技术的课堂观察系统,旨在通过科技手段对传统评估方法进行革新。该系统充分利用计算机视觉领域的先进技术实现了对学生课堂行为状态、心理状态以及学习出勤情况

的自动化监测。通过高精度的图像识别与处理技术,系统能够实时捕捉并分析学生在课堂上的各种表现,如注意力集中度、参与度、情绪变化等,从而为课堂教学质量的量化评估提供可靠的数据支持。该系统的引入还将极大地降低人力成本,并显著提升数据处理效率。传统的问卷调查和专家听课方式需要耗费大量的人力资源来收集和分析数据,而该系统则能够自动完成这些工作,使教师能够将更多的精力投入到教学本身。同时,由于系统具有实时性和客观性,因此能够更准确地反映学生的真实学习状态,为教学质量的持续提升提供有力保障。

1 研究设计

1.1 数据采集

本系统的设计思路如系统框图 1 所示。首先通过摄像头获取课堂视频信息开始,对视频中的学生人脸进行检测和提取。然后利用 GFPGAN 技术^[3]对人脸图像进行超分辨率处理,以获得清晰的图像。在此基础上进行学生出勤考察、学习情绪识别。最后,利用获得的多维度数据信息,对课堂效果进行分析,并及时反馈给任课老师。传统的人脸检测方法在处理复杂背景时性能较差,不能满足实际需求。相比之下,基于 RetinaFace^[14]的单阶段检测方法通过利用联合的自监督学习的优势,在不同尺度的人脸上进行像素级人脸定位,从而极大地提高了检测的速度和准确性,为后续的人脸识别任务提供了可靠的位置信息。

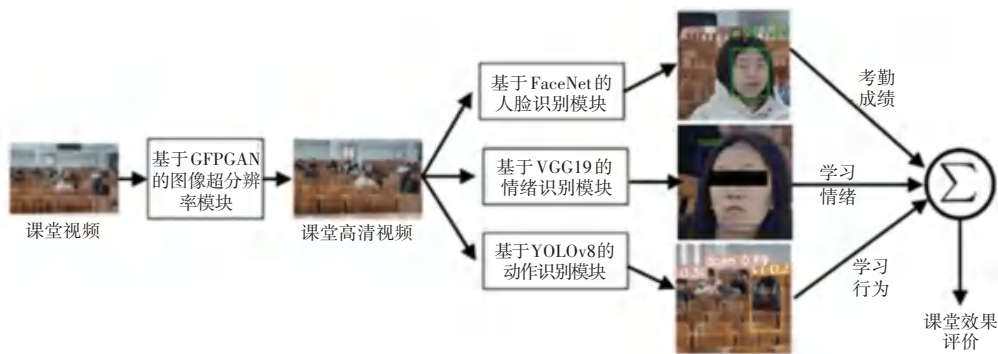


图1 系统框图

Fig. 1 Framework of the system

表情是情绪检测的一项重要指标,大部分人的情绪可以通过面部表情直接反馈^[15]。学生的行为识别可以转化成对学生在课堂上的姿态检测,从而能够反馈学生的听课状态。在 20 世纪 70 年代,大部分学者的研究方法是对人体的结构进行 12 个关键点建模,通过关键点的特定变化来识别人体的行

为,并对后续算法产生了深远影响。目前,人体行为识别主要分为基于人类结构关键点的姿态估计方法和基于目标检测算法的行为识别两大类。本次研究中,用到的是基于目标检测算法的行为识别。

1.2 研究过程

为了准确识别学生的学习行为,本系统采用了

多种技术方案。首先,本系统使用 RetinaFace 模型进行人脸检测,以便对学生的人脸进行检测和提取。接着,将提取出的人脸通过 GFPGAN 模型进行超分辨率处理,使提取出的人脸图像更为清晰。然后,本系统利用 FaceNet^[16] 算法进行人脸识别,实现对学生身份的准确识别与自动考勤。这 3 种技术的结合,为学生人脸检测和身份识别提供了很好的效果。此外,本系统还根据学生的人脸表情和身体姿态进行学习状态与学习行为的识别。

本系统采用卷积神经网络 VGG19^[15] 进行人脸表情识别,而对于身体姿态的识别则使用了 YOLOv8^[17] 目标检测技术。这 2 种技术相互配合,能够有效地开展学生学习状态与行为的识别工作。最后,综合出勤率、学生课堂心理状态和学生课堂学习行为表现,将上述方法所返回的标签进行量化处理,根据本系统建立了一个课堂教学效果多元分析模型。

1.2.1 学生人脸快速检测和身份识别

人脸检测中采用的 RetinaFace 模型,能较好地实时检测学生人脸并具有较高的精度。RetinaFace 采用了单阶设计,在现有的 box 分类和回归分支的基础上,采用了额外监督和自监督的多任务学习。每个正 a+ncor 输出 1 个人脸评分、1 个人脸框、5 个人脸 Landmarks 和投影在图像平面上的密集三维人脸顶点。训练时,模型目的是将损失函数最小化,损失函数计算公式如下:

$$L = L_{cls}(p_i, p_i^*) + \lambda_1 p_i^* L_{box}(t_i, t_i^*) + \lambda_2 p_i^* L_{pts}(l_i, l_i^*) + \lambda_3 p_i^* L_{pixel} \quad (1)$$

其中, L_{cls} 表示人脸分类损失; L_{box} 表示人脸框回归损失; L_{pts} 表示人脸 5 个关键点 (landmarks) 回归损失,与人脸框中心回归相似,5 个人脸 Landmark 回归也采用了基于 anchor 中心的目标归一化; L_{pixel} 表示 Dense 回归损失。

GFPGAN 采用生成对抗网络 (GANs) 和门控频率先验技术相结合,旨在同时还原图像的高频细节和保持低频结构,以产生更加自然、真实的图像结果。具体来说,是基于 GAN 架构,通过对抗训练来提升生成器的性能,生成器负责将低分辨率输入转换为高分辨率图像,而判别器则用于区分生成的图像和真实的高分辨率图像。

FaceNet 通过深度卷积神经网络 (CNN) 学习人脸图像的特征向量,并通过 Triplet Loss 训练,使得同一人的图像特征向量距离更近,不同人的图像特征向量距离更远。这样,人脸验证、识别和聚类问题

可以分别通过比较特征向量间的欧式距离、KNN 分类和 K-means 聚类来得到有效解决。

1.2.2 学生学习状态与行为识别

本文系统使用 VGG19 进行表情识别。VGG19 是一个深层卷积神经网络,包含 19 层权重 (16 层卷积 + 3 层全连接)。其特点是采用小卷积核 (3×3),堆叠更深的层次以提取特征。因为表情能够有效地反映人类的情感状态,通过分析学生的表情,可以推断其学习行为。系统将人脸表情分为 7 种类别:愤怒、厌恶、恐惧、快乐、悲伤、惊讶、自然。其中,愤怒、厌恶、恐惧、悲伤表现为消极学习行为;而快乐、惊讶则表现为积极和专注的学习行为,自然为中性学习行为。利用 VGG19 进行表情识别,首先对数据集进行预处理 (如调整图像大小、归一化和数据增强),然后加载预训练的 VGG19 模型,替换其输出层以匹配表情类别。通过迁移学习或微调进行模型训练,使用交叉熵损失函数和优化器 (如 Adam) 优化参数,最后在测试集上评估性能。模型可以部署到实际系统中,用于实时表情识别,并通过优化提升效率和准确性。

学生的学习行为对于评价教学效果至关重要。通过识别和评价学生的学习行为,可以提供有效的反馈信息和教学激励,从而促进教学质量的提升。本系统通过观察大量的课堂学习行为,将学生的学习行为分为 2 类:积极学习行为和消极学习行为,涵盖了端坐和抬头等积极学习行为,以及趴桌和低头等消极学习行为。为了确保学生学习行为识别的准确性和实时性,系统在现有公开数据集上使用 YOLOv8 模型进行了训练。YOLOv8 是当前先进的目标检测模型之一。通过采用基于无锚点的检测方法,直接预测目标的中心点和宽高比,而不是预测锚箱的位置和大小。这种方法可以减少锚箱的数量,提高检测速度和准确性。

1.2.3 基于学生学习行为分析的教学效果评价

根据前文所述,本系统将学生的学习行为、学习情绪、考勤分为积极和消极两大类,并通过改进的评价方法对学生的行为、学习情绪进行了更细致的分类,包括积极行为、中性行为和消极行为。其中,积极行为的表现包括抬头、表情展现出快乐或惊讶;消极行为则包括低头、趴桌,表情呈现为愤怒、厌恶、恐惧或悲伤;而中性行为则包括端坐,表情保持自然。具体方法如下。

首先对课堂视频中出勤、行为、表情的各类状态人数进行自动统计,然后通过分级指标对各个状态进行赋值。将赋值后的数据通过课堂教学效果多元

分析模型进行计算,最后获得可靠的有参考价值的教学效果评价。课堂学生学习状态分析指标具体见表 1。

表 1 课堂教学效果分级指标

Table 1 Classroom teaching effectiveness grading indicators			
类型	序号	级别	状态
考勤	1	积极	出勤
	2	消极	缺勤
行为	3	积极	抬头
	4	中性	端坐
	5	消极	趴桌、低头
情绪	6	积极	快乐
	7	较为积极	惊讶
	8	中性	自然
	9	消极	愤怒、厌恶、恐惧、悲伤

在课堂教学效果多元分析模型^[18-20]中,假设视频关键帧总数为 M , p 表示 4 个评价级别,取值范围为 $\{1,2,3,4\}$,分别表示积极、较为积极、中性、消极, f_p^t 表示对类别为 t 评价级别为 p 的人数进行统计的算法, t 的取值范围为 $\{1,2\}$,分别表示学习行为和学习情绪。例如, $f_2^1(k)$ 表示对第 k 个视频关键帧进行学习行为识别并统计出级别为较为积极的人数,则在 M 个视频帧中评价级别为 p 评价类别为 t 的总人数可表示为:

$$N_p^t = \sum_{k=1}^M f_p^t(k), p = 1,2,3,4 \tag{2}$$

然后,综合考勤、学习行为、学习情绪等方面的统计数据,给出课堂教学效果多元分析模型,表示形式如下:

$$R = \omega \times \sum_{t=1}^3 \frac{\sum_{p=1}^4 N_p^t}{2 \times N_4^t} \tag{3}$$

其中,得分为 2、1、0、-1 分别表示课堂教学效果好、较好、一般及较差四种评价结果,表示前文人脸识别算法统计出应上课学生在视频中的实际出勤率。则课堂教学效果评价方法可以采用 $Func(R)$ ^[20],具体评价得分规则为:

$$Func(R) = \begin{cases} 2, & R \geq 2.0 \\ 1, & 1.5 \leq R < 2.0 \\ 0, & 1.0 \leq R < 1.5 \\ -1, & R < 1.0 \end{cases} \tag{4}$$

其中, $Func(R) = 2$ 表示课堂学习效果好;1 表示较好;0 表示一般;-1 表示较差。

1.3 实验环境与数据处理

本次实验环境是在一张 RTX3060 的 GPU 下进行训练。使用的数据集为 Roboflow 中的公开数据集 Student Behavior Image Datasetv15 (以下简称为 SBIDv15)^[20]。SBIDv15 包含 4 288 张图片,涵盖抬头、端坐、低头、趴桌四种行为。文中将训练集与验证集比例为 8 : 2。

对于 YOLOv8 的性能评价,本文选择准确率和召回率作为主要标准。并通过计算 Average Precision (AP) 与 mean Average Precision (mAP) 的值,为模型提供更全面和综合的性能评估。

准确率和召回率计算公式分别如下:

$$precision = \frac{TP}{TP + FP} \tag{5}$$

$$recall = \frac{TP}{TP + FN} \tag{6}$$

其中, TP 为真阳性,表示正确的识别; FP 为假阳性,表示错误的识别; FN 为假阴性,表示目标遗漏数量。

AP 与 mAP 的计算公式分别如下:

$$AP_i = \int_0^1 P(r) dr \tag{7}$$

$$mAP = \frac{1}{n} \sum_i^n (AP_i) \tag{8}$$

2 研究结果

2.1 YOLOv8 行为检测实验结果

经过 150 个周期的训练, YOLOv8 模型在 SBIDv15 数据集上取得了训练结果。图 2 显示了训练集和验证集的不同性能指标。前 3 列的曲线说明损失趋势, X 轴表示训练轮数, Y 轴表示损失值,损失值越小代表模型的能力越好。结果显示,本实验所训练出的 YOLOv8 模型具有良好的拟合能力、较高的稳定性和准确性。后两列为模型的 PR 曲线, X 轴表示训练次数, Y 轴表示精确度与召回率。这些曲线说明了随着置信阈值的变化对目标检测模型性能的评估;曲线越接近 1,模型的置信度就越高。从图 2 可以看出本实验所训练出的 YOLOv8 模型是有效的。

本实验的 YOLOv8 模型在 SBIDv15 数据集上对 4 类学生课堂行为的预测准确性通过混淆矩阵得到展示,显示模型对 down、lookup、sit 类别预测准确度高,但因数据不平衡, bow 类别识别率需提升。最终模型的可视化效果如图 3 所示。

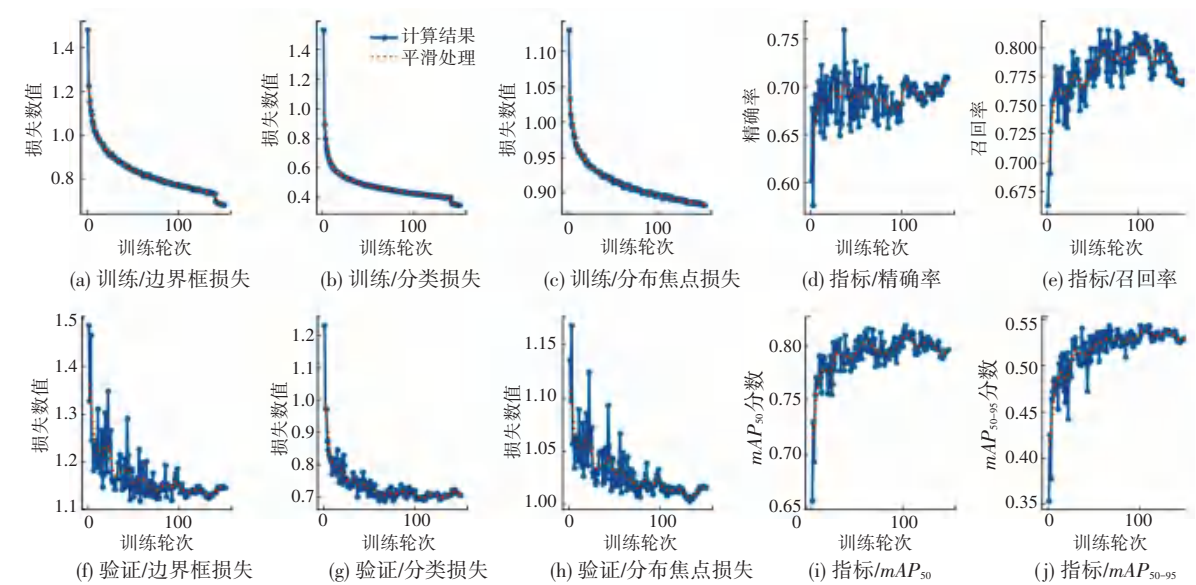


图 2 YOLOv8 模型的性能值

Fig. 2 Performance Metrics of the YOLOv8



图 3 YOLOv8 行为检测效果可视化

Fig. 3 Visualization of YOLOv8 behavior detection performance

2.2 人脸检测结果

RetinaFace 人脸检测技术在真实教学场景中展现了出色的检测效果。实验结果如图 4 所示,系统在检测到的人脸区域用红色矩形框标出,并提供了尺寸信息、置信度以及 5 个关键点标注。此外,系统还会自动裁剪并保存检测到的人脸图像,以便进行后续处理。



图 4 RetinaFace 人脸检测

Fig. 4 Face detection

2.3 身份识别与情绪识别结果

本系统利用 GFPGAN 技术对保存的人脸图像

进行超分辨率处理,显著提升了图像清晰度。经过 GFPGAN 处理后的人脸如图 5 所示。由图 5 可知,处理后的人脸图像质量得到改善,人脸识别后,系统会在人脸区域标注矩形框,绿色框表示识别成功并标注姓名,红色框表示未找到匹配。身份识别效果如图 6 所示。针对传统人脸表情识别方法在光照和姿势变化下的局限性,本系统采用基于 VGG19 的识别方法,提高了识别速度和准确度,表情识别结果如图 7 所示。



图 5 经过 GFPGAN 处理后的人脸

Fig. 5 Facial super-resolution via GFPGAN



图 6 身份识别效果图
Fig. 6 Identity recognition

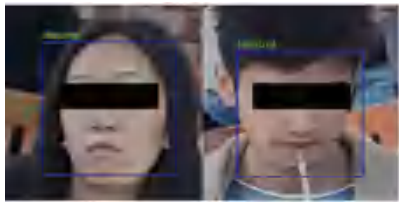


图 7 表情识别效果图
Fig. 7 Facial expression recognition

2.4 R 值的计算

在本文的研究中,基于出勤率、表情识别以及课堂动作识别的多维度标签数据,通过引入式(2)、式(3)进行量化分析,旨在构建一套科学的课堂综合评分体系,以计算求出课堂综合评分 R 。这一评分机制不仅融合了学生的学习参与度信息,还考虑了教学互动中的非言语反馈,为课堂效果评估提供了更为全面和深入的视角。

为验证该评分体系的有效性与实用性,本文选取了一个具有代表性的真实教学场景作为实验对象,抽取了其中的 15 个关键时间帧进行分析。通过对这些时间帧内学生出勤情况、面部表情及课堂动作的综合考量,获得了具体的评估结果,结果以图表形式呈现于图 8 与图 9 中。图 8 展示了未经综合处理的初步评分数据,而图 9 则直观反映了运用式(4)后,课堂综合评分 R 的变化趋势及分布情况,为进一步优化教学策略和提升教学质量提供了有力的数据支持。通过观察图 8、图 9 中的数据,可以发现经过综合评分体系处理后的课堂综合评分 R 呈现出了较高的水平,这反映了该课堂在多个评估维度上均表现出色,综合表现较为优异。

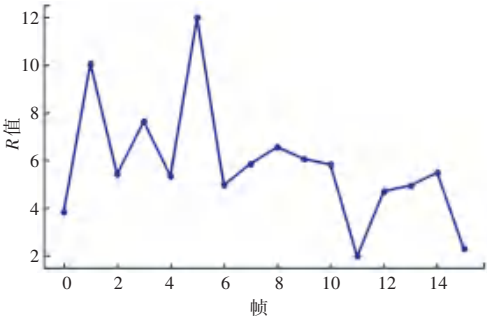


图 8 原始 R 值折线图
Fig. 8 Original R -value line

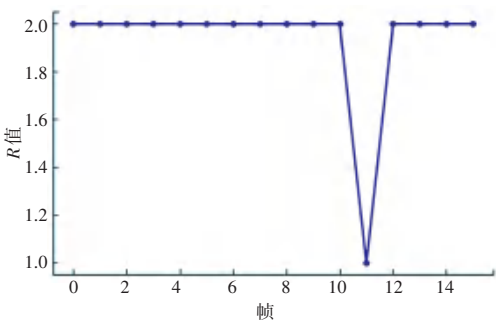


图 9 综合评分 R 值折线图

Fig. 9 Overall R -value line

3 结束语

本研究提出并实现了一种基于计算机视觉的课堂教学效果多元分析系统,为传统教学质量评价模式提供了一种全新的技术路径。该系统通过对课堂视频数据的实时分析,实现了学生学习行为、情绪状态及出勤情况的自动化监测与量化评价。这不仅在效率与客观性方面显著优于传统的问卷调查和专家听课模式,还能够为教师提供多维度、精确的课堂数据支持,帮助其及时调整教学策略,提升教学效果。

接下来,研究将从以下几个方向做进一步深化和拓展:

(1)多模态数据融合与扩展。将计算机视觉技术与语音分析、文本挖掘等技术相结合,进一步挖掘学生课堂参与的多模态数据,从更广的视角分析教学效果。

(2)实时反馈与交互优化。开发实时数据推送和教师反馈平台,使系统不仅能监测课堂状态,还能即时为教师提供改进建议,增强师生课堂互动的有效性。

(3)系统功能多样化。探索系统在多样化场景中的应用,包括远程教学、混合式教学以及特殊教育等场景,以适应不同教学模式和学习环境的需求。

(4)算法优化与模型升级。进一步优化核心算法,提高学生行为和情绪状态识别的精度与稳定性;增强系统对复杂教学环境的适应能力。

(5)大规模应用与长期验证。通过与教育机构合作,推进系统在大规模教学场景中的部署,进行长期跟踪与效果验证,积累数据以持续优化模型性能。

随着计算机视觉及相关人工智能技术的不断进步,该系统将在推动课堂教学评价科学化、智能化发展方面发挥更大的作用,助力构建以数据驱动的现代教育评价新生态。

参考文献

[1] 孙众,吕恺悦,骆力明,等. 基于人工智能的课堂教学分析[J]. 中国电化教育,2020(4):15-23.

[2] 臧雷振,徐榕. 方法论危机下的问卷调查:挑战、变革与改进路径[J]. 社会科学文摘,2023(6):100-102.

[3] 苑永波. 信息化教学模式与传统教学模式的比较[J]. 中国电化教育,2001(8):26-28.

[4] 教育部. 教育部关于加强和改进新时代基础教育教研工作的意见[J]. 西藏教育,2020(1):3-4.

[5] 左国才,苏秀芝,王海东,等. 基于CNN深度学习模型的大学生课堂行为检测研究[J]. 智能计算机与应用,2020,10(2):158-160.

[6] 孙众,于子淳. 人工智能课堂教学分析与改进:人在回路的协同机制[J]. 电化教育研究,2023,44(1):116-122.

[7] 卢修生,姚鸿勋. 视频中动作识别任务综述[J]. 智能计算机与应用,2020,10(3):406-411.

[8] 成洪豪,王学贺. 部分遮挡人脸识别在门禁管理中的应用[J]. 智能计算机与应用,2024,14(9):70-75.

[9] 余翔,连世龙. DCFF-Net:基于人体骨骼点的双流跨级特征融合动作识别网络[J]. 现代电子技术,2024,47(23):81-88.

[10] 王萌,郑奋. 课堂行为识别算法研究及智慧教室设计[J]. 信息技术,2024(11):132-139.

[11] 李振华,张昭理,刘海. 基于模型集成的在线学习投入评测方法研究[J]. 中国远程教育,2020(10):9-16.

[12] 贾鹏宇,张朝晖,赵小燕,等. 基于人工智能视频处理的课堂学生状态分析[J]. 现代教育技术,2019(12):82-88.

[13] 孙众,吕恺悦,骆力明,等. 基于人工智能的课堂教学分析[J]. 中国电化教育,2020(10):15-23.

[14] WANG Xintao, LI Yu, ZHANG Honglun, et al. Towards real-world blind face restoration with generative facial prior [C]//Proceedings of the IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. Piscataway,NJ;IEEE, 2021: 9168-9178.

[15] SCHROFF F, KALENICHENKO D, PHIBIN J. FaceNet: A unified embedding for face recognition and clustering [C]//Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. Piscataway,NJ;IEEE, 2015:815-823.

[16] DENG Jiankang, GUO Jia, ZHOU Yuxiang, et al. RetinaFace: Single-stage dense face localisation in the wild[J]. arXiv preprint arXiv,1905.00641,2019.

[17] KORZNIKOV K A, KISLOV D E, ALTMAN J, et al. Using U-Net-like deep convolutional neural networks for precise tree recognition in very high resolution RGB (Red, Green, Blue) satellite images[J]. Forests,2021,12(1):66.

[18] GitHub. Ultralytics[EB/OL]. [2024-05-18]. <https://github.com/ultralytics/ultralytics>.

[19] REDMON J, DIVVALA S, GIRSHICK R, et al. You only look once: Unified, real-time object detection[C]//Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. Piscataway,NJ;IEEE, 2016:779-788.

[20] 周楠,周建设. 基于深度学习的学生行为分析与教学效果评价[J]. 现代教育技术,2021,31(8):102-111.