

基于深度学习和层次分析的学生专注度量化评估*

傅翠娇** 杨一泓

北京航空航天大学计算机学院, 北京 100191

摘要 随着教育规模的扩大与远程教学的普及, 传统课堂观察方法难以实现对学生行为的有效分析。针对此问题, 本研究提出一种融合深度学习与层次分析法(AHP)的课堂学生专注度量化评估模型。首先, 采用YOLOv8模型与DeepSORT算法实现对课堂中学生关键行为(如举手、记笔记、使用手机等)的精准检测与持续跟踪; 进而, 基于层次分析法构建了一套由多维度行为数据到专注度指标的科学量化体系。教学实践表明, 该模型能有效量化学生课堂专注度, 为教师实时掌握学情、优化教学策略提供数据支撑, 对推动教育个性化与提升教学质量具有积极意义。

关键字 层次分析法, 专注度, 量化评估, 行为检测, YOLOv8

Quantitative Evaluation of Classroom Student Concentration Based on Deep Learning and Analytic Hierarchy Process *

Fu Cuijiao** Yang Yihong

School of Computer Science and Engineering, Beihang University,
Beijing 100191, China

Abstract—The expansion of classroom sizes and the widespread adoption of remote teaching have complicated the observation of student behavior, rendering traditional methods inadequate for modern educational needs. To address this challenge, this study proposes a quantitative evaluation model for classroom concentration that integrates deep learning with the Analytic Hierarchy Process (AHP). The model utilizes the YOLOv8 framework combined with the DeepSORT algorithm to accurately detect and track key student behaviors (e.g., raising hands, taking notes, using mobile phones). Subsequently, an AHP-based methodology is established to scientifically translate multi-dimensional behavioral data into a quantifiable concentration metric. Teaching practices demonstrate that this model effectively assesses student concentration levels, thereby providing educators with timely insights to inform instructional adjustments. This approach offers a scientific basis for promoting personalized education and enhancing teaching quality.

Keywords—Analytic Hierarchy Process, Concentration, Quantitative Evaluation, Behavior Detection, YOLOv8

1 引言

学生在课堂上的行为表现, 如举手、记笔记、玩手机、打瞌睡、低头、倚靠等, 是其学习状态的直接反映, 也是评估教学效果的重要依据。其中, 课堂专注度作为衡量学生学习投入程度的核心指标, 直接影响知识吸收效率与最终学习成效。然而, 传统的专注度评估多依赖于教师主观观察或课后问卷调查, 该方法不仅效率低下, 且存在较强的主观性与滞后性。

近年来, 基于计算机视觉的行为分析技术为课堂观察提供了新的解决方案。现有研究主要集中于三类算法: 基于视频动作识别(如UCF101^[1]、

Kinetics400^[2])、基于姿态估计(如OpenPose)以及基于目标检测的算法。然而, 这些方法在课堂场景下面临诸多挑战: 视频动作识别模型需大量标注数据; 姿态估计方法在拥

挤场景下准确性骤降^[3]; 基于Faster R-CNN的检测框架^[4]虽精度较高, 但难以满足实时性要求; SSD^[5]与YOLO系列算法在速度上具有优势, 如Yan等人[6]采用改进版YOLOv5^[7]并结合轻量级姿态识别模型, 提升了拥挤场景下的行为识别效果; Yang等人[8]则在YOLOv7^[9]基础上引入路由感知模块以优化性能。

尽管研究成果显著, 当前学生课堂行为检测仍存在以下局限性:

(1) 多数研究聚焦于宏观动作(如起立、坐下), 而对记笔记、举手等更能体现认知参与度的细粒度行

* 基金资助: 本文得到北京航空航天大学教改项目(4006138)。

** 通讯作者: 傅翠娇 fucuijiao@buaa.edu.cn。

为关注不足;

(2) 现有工作多停留在行为识别阶段^[10-11], 未能进一步挖掘行为数据与学习状态(如专注度)间的内在关联, 应用价值受限;

(3) 课堂实时分析要求算法在准确性与计算效率间取得平衡, 现有模型在高分辨率视频处理中的实时性仍面临挑战。

为解决上述问题, 本文构建了一个端到端的课堂学生专注度分析框架。首先, 集成 YOLOv8 与 DeepSORT 算法, 实现对学生关键行为的精准检测与跟踪; 进而, 引入层次分析法, 构建一套科学、客观的专注度量模型, 将行为数据转化为可量化的专注度指标, 为教学评估与干预提供数据支撑。

2 课堂场景下的学生重要行为检测与提取

本文选用 YOLOv8 作为行为检测核心模型, 因其在精度与速度之间取得了良好平衡, 尤其在高分辨率视频流中仍能保持较高帧率, 可以满足课堂实时分析需求。采用 YOLOv8 模型进行学生行为识别, 并结合 DeepSORT 算法实现多目标跟踪, 构建了一个从检测、跟踪到数据提取的端到端处理流程(如算法 1 所示)。

首先, 利用 OpenCV 捕获并读取视频流, 对每一帧图像进行预处理, 包括图像标准化、尺寸调整等, 以满足模型输入要求。随后, 将预处理后的图像输入至预训练的 YOLOv8 模型, 识别特定学生行为并获取其边界框坐标。检测结果(行为类别与坐标信息)被存储于字典中。

为关联视频序列中的同一学生, 将 YOLOv8 输出的边界框与当前帧图像输入 DeepSORT 模型。DeepSORT 通过融合运动与外观特征, 实现目标的持续跟踪, 并返回跟踪框坐标及其唯一 ID。

为实现行为类别与学生 ID 的准确关联, 本文采用交并比 IoU (Intersection over Union, 交并比) 作为检测框与跟踪框的匹配准则。计算每个 YOLOv8 检测框与 DeepSORT 跟踪框之间的 IoU, 将最高 IoU 值对应的检测框行为类别赋予相应跟踪 ID 的学生。

为精确统计行为数据, 设计了一种复合计数策略: 若学生当前帧行为与上一帧不同, 则对应行为计数加一; 同时, 设定持续行为判定阈值, 若同一行为持续超过指定帧数, 则计数再次增加。该策略既能捕捉行为的瞬时变化, 又能有效记录持续性行为, 避免了漏计与误计。

综上所述, 通过集成 YOLOv8 与 DeepSORT, 并结合 IoU 匹配与复合计数策略, 本系统能够在复杂课堂

环境中实现学生行为的准确识别与数据提取。尽管本文所提方法在实验环境中表现出良好的检测与跟踪性能, 但在真实课堂中仍面临多摄像头视角切换、部分遮挡、光照变化等挑战。未来将探索多视角融合与遮挡补偿机制, 以进一步提升模型在复杂场景下的鲁棒性。

算法 1: YOLOv8+DeepSORT 提取学生行为

```

输入: 课堂视频
输出: 学生行为信息

1  cap←cv2.VideoCapture//捕获视频文件
2  while 视频处于打开状态 do
3      frame←cap.read//获取视频帧并预处理
4      results←YOLOv8.predict(frame) // 获取
YOLOv8 行为识别的结果
5      bboxes←[]//记录检测结果的边界框
6      behaviors←[]//记录行为识别结果
7
for box←results.bboxes[0] to results.bboxes[n] do
8      bboxes.append(检测框的坐标信息)
9      behaviors.append(检测框的行为标签)
10 end for
11 outputs←DeepSORT.update(bboxes,frame)//
获取 DeepSORT 的跟踪框
12 for output←outputs[0] to outputs[n] do
13     id←output 的 id//唯一标识学生的 id
14     box←output 的坐标信息
15     通过将 bboxes[]
与 box 进行 IoU 比较, 得到最匹配的检测框 box[i],
behaviors[i]
即为 id 对应的学生在当前帧的行为
16
根据行为计数策略更新目标的行为计数字典
17 end for
18 end while

```

3 基于层次分析法的学生专注度量模型评估

3.1 层次分析法模型构建

层次分析法通过构建层次化结构, 将复杂决策问题分解为目标层、准则层等, 本文将其应用于专注度量。如图 1 所示, 顶层(目标层 A)为学生课堂专注度; 底层(准则层)由 6 类关键行为构成: A1 举手、A2 玩手机、A3 靠在桌子上、A4 低头、A5 书写和 A6 阅读。

3.2 判断矩阵构造与权重计算

采用 Saaty 提出的 1-9 标度法(表 1)构建判断矩阵, 通过问卷调查(共回收 31 份有效问卷)获取各行为对专注度影响的相对重要性评分, 并取均值构造最终判断矩阵(表 2)。

表 1 AHP 标度含义

标度	含义
1	因素i比因素j同等重要
3	因素i比因素j稍微重要
5	因素i比因素j较强重要
7	因素i比因素j强烈重要
9	因素i比因素j极端重要
2, 4, 6, 8	上述相邻判断的中间值

计算判断矩阵每行元素的几何平均值（公式 1），并归一化得到权重向量（公式 2），从而得到各行为对专注度的初始影响权重（表 3）。

$$X = \{1.769 \quad 0.281 \quad 0.427 \quad 0.675 \quad 1.079 \quad 1.769\}^{-1} \quad (1)$$

$$W = \begin{Bmatrix} W1 \\ W1 \\ W3 \\ W4 \\ W5 \\ W6 \end{Bmatrix} = \begin{Bmatrix} 29.481 \\ 4.688 \\ 7.115 \\ 11.248 \\ 11.987 \\ 29.481 \end{Bmatrix} \quad (2)$$

3.3 一致性检验

为验证判断矩阵的逻辑一致性，进行如下检验：

计算矩阵最大特征值 λ_{\max} （公式 3, 4），得出 $\lambda_{\max}=6.081$ 。

$$\begin{Bmatrix} 1 & 5 & 4 & 3 & 2 & 1 \\ 1/5 & 1 & 1/2 & 1/3 & 1/4 & 1/5 \\ 1/4 & 2 & 1 & 1/2 & 1/3 & 1/4 \\ 1/3 & 3 & 2 & 1 & 1/2 & 1/3 \\ 1/2 & 4 & 3 & 2 & 1 & 1/2 \\ 1 & 5 & 4 & 3 & 2 & 1 \end{Bmatrix} * \begin{Bmatrix} 29.481 \\ 4.688 \\ 7.115 \\ 11.248 \\ 11.987 \\ 29.481 \end{Bmatrix} = \begin{Bmatrix} 1.769 \\ 0.281 \\ 0.427 \\ 0.675 \\ 1.079 \\ 1.769 \end{Bmatrix} \quad (3)$$

$$\lambda_{\max} = \sum_{i=1}^m S_i w_i = SW = \frac{1}{m} \sum_{i=1}^m \frac{(AW)^i}{w_i} \quad (4)$$

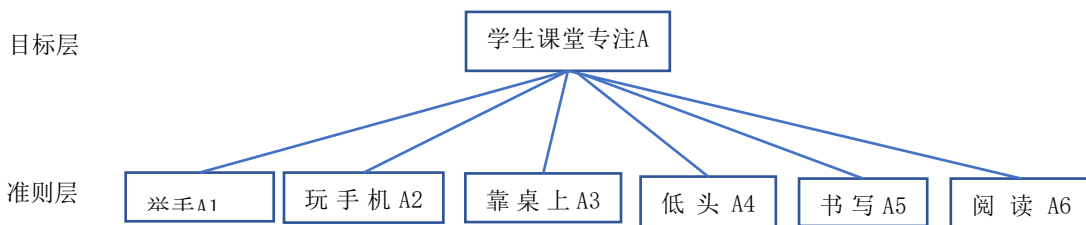


图 1 学生课堂行为层次结构模型

表 2 专注度调查问卷结果

	举手	玩手机	低头	靠在桌子上	记笔记	阅读
举手	1	5	4	3	2	1
玩手机	1/5	1	1/2	1/3	1/4	1/5
靠在桌子上	1/4	2	1	1/2	1/3	1/4
低头	1/3	3	2	1	1/2	1/3
阅读	1/2	4	3	2	1	1/2
记笔记	1	5	4	3	2	1

表 3 行为对专注度的影响权重

行为	影响权重
举手	29.481
玩手机	4.688
低头	7.115
靠在桌子上	11.248
阅读	17.987
记笔记	29.481

计算一致性指标CI: $CI = (\lambda_{max} - n) / (n - 1) = 0.016$ 。

查表 4 得随机一致性指标 $RI = 1.24$ ($n = 6$)，进而计算一致性比率 CR : $CR = CI / RI = 0.013$ 。

当 $CR < 0.1$ 时，认为矩阵通过一致性检验。本文 $CR = 0.013 < 0.1$ ，表明权重分配合理，结果可信。

3.4 专注度量化公式

为将专注度指标归一化至 $[0, 1]$ 区间，对初始权重向量 W 进行线性变换，得到计算权重向量 W' ，

$$W' = [w'_1, w'_2, w'_3, w'_4, w'_5, w'_6] = [1, 0.1590, 0.2413, 0.3815, 0.6101, 1]$$

。以权重最高的“举手”和“记笔记”为基准（计算权重=1），其他行为按比例折算（表 5）。

表 4 平均随机一致性指标表

阶数	1	2	3	4	5	6	7	8	9
RI	0	0	0.58	0.9	1.12	1.24	1.32	1.41	1.45

设六种行为在课堂上的发生次数向量为 $T' = [c'_1, c'_2, c'_3, c'_4, c'_5, c'_6]^T$ ，总行为次数为 n ，则学生课堂专注度 $Focus$ 的计算公式如 (5) 所示：

$$Focus = \frac{1}{n} [w'_1, w'_2, w'_3, w'_4, w'_5, w'_6] [c'_1, c'_2, c'_3, c'_4, c'_5, c'_6]^T \quad (5)$$

表 5 行为对专注度的计算权重

行为	计算权重
举手	1
玩手机	0.1590
低头	0.2413
靠在桌子上	0.3815
阅读	0.6101
记笔记	1

4 教学效果验证

4.1 模型有效性验证

为验证上述专注度量化模型的有效性，在某大学“大学计算机基础”课堂中进行实证研究。录制完整课程视频，利用所述行为检测系统逐帧分析每位学生的行为，并依据专注度量化公式计算其课堂专注度指标。

课程结束后，立即进行涵盖本节课核心知识点的随堂测试（满分 100 分）。通过对比学生的专注度指标与测试成绩（表 6），评估模型效能。



图 2 检测过程中的帧图像

表 6 12 名学生的课堂专注度与随堂测试成绩

学生编号	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12
专注度指标	0.33	0.78	0.80	0.12	0.51	0.17	0.72	0.56	0.04	0.23	0.93	0.72
测试成绩	60	80	80	40	30	30	80	40	10	30	90	50

表 7 教学改革前后实验成绩对比

序号	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12	13
改革前成绩	69	72	76	38	44	93	66	64	92	86	56	82	96
改革后成绩	96	100	100	39	30	100	78	90	100	100	92	100	100
序号	14	15	16	17	18	19	20	21	22	23	24	25	平均分
改革前成绩	62	62	43	69	64	72	6	41	31	100	69	81	65
改革后成绩	58	96	61	100	94	100	26	73	24	100	47	100	80

结果表明，专注度指标与测试成绩总体呈正相关。专注度 ≥ 0.7 的学生（如 2、3、7、11 号），其测试成绩普遍高于 80 分（11 号学生得分最高，为 90 分）；而专注度较低的学生（如 4、6、9 号），成绩均不理想（ ≤ 50 分），其中专注度最低的 9 号学生（0.04）成绩仅为 10 分。任课教师反馈与模型评估结果高度一致，证实了该量化方法的准确性与实践价值。

本模型所生成的专注度指标可为教师提供实时学情反馈，辅助其动态调整教学节奏、内容呈现方式或互动策略。例如，当检测到多数学生专注度下降时，系统可提示教师插入互动环节或切换教学媒体等，从而实现数据驱动的教学优化。

4.2 教学改革与实践成效

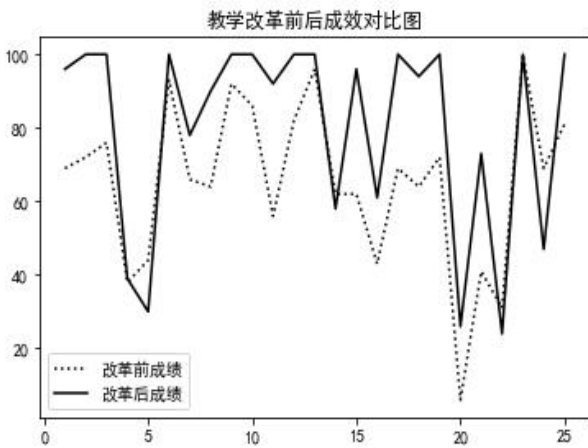


图 3 教学改革前后成效对比图

在验证了学生专注度与实验成绩存在正相关的基础上，为进一步探究基于量化专注度调整教学策略的实际效果，本研究选取一 25 人教学班级作为实验班，将教学方式改革前的期中考试成绩（改革前成绩）与改革实施一段时间后的期末考试成绩（改革后成绩）进行对比。两次考试形式与难度保持一致。结果显示，改革前班级平均成绩为 65 分（满分 100 分），改革后平均成绩提升至 80 分。教学改革前后实验成绩对比如

表 7 所示，成效对比如图 3 所示：图中虚线代表改革前学生的考试成绩，实线代表采用本文专注度量化方法并调整教学方式后的考试成绩。从图中可以看出，共有 21 名学生成绩获得不同程度提升，占比 84%，班级平均分提高 15 分。作为对比，取未参与教学改革班级 2 次相同考试的考试成绩平均分分别为 62 分和 74 分，平均成绩和成绩变化均低于参加教学改革的班级。这一结果充分表明，通过有效提升学生的课堂专注度，能够显著改善其学习成绩，进而提升整体教学效率。

5 结束语

本文提出了一种基于深度学习与层次分析法的课堂学生专注度量化评估框架。通过集成 YOLOv8 与 DeepSORT 算法，实现了复杂课堂环境下学生行为的精准检测与跟踪；运用层次分析法构建了由多维度行为数据到专注度指标的科学化模型，并经由一致性检验与教学实践验证了其有效性与实用性。

未来工作将聚焦于以下方面：优化模型轻量化设计以提升实时性；引入更多元的行为指标（如面部朝向、视线估计）以增强评估维度；探索专注度与长期学业表现的关联，进一步拓展应用场景。

参考文献

- [1] Soomro K, Zamir A R, Shah M. UCF101: A dataset of 101 human actions classes from videos in the wild[J]. arXiv preprint arXiv:1212.0402, 2012.
- [2] Carreira J, Zisserman A. Quo vadis, action recognition? a new model and the kinetics dataset[C]//proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. 2017: 6299-6308.
- [3] 徐家臻,邓伟,魏艳涛.基于人体骨架信息提取的学生课堂行为自动识别[J]. 现代教育技术, 2020, 30(05):108-113.
- [4] Zhou Ye. Research on Classroom Behaviors Detection of Primary School Students Based on Faster R-CNN [D]. Sichuan Normal University,2021. DOI: 10.27347/d.cnki.gssdu.2021.000962.
- [5] Liu W, Anguelov D, Erhan D, et al. SSD: Single Shot

- MultiBox Detector. In European Conference on Computer Vision. Springer, Cham, 2016, pp. 21-37.
- [6] Yan X, Kuang Y, BAI G, LI Y. Student classroom behavior recognition method based on deep learning[J]. Computer Engineering, doi: 10.19678/j.issn.1000-3428.0065369.
- [7] Wu W, Liu H, Li L, et al. Application of local fully Convolutional Neural Network combined with YOLO v5 algorithm in small target detection of remote sensing image[J]. PloS one, 2021, 16(10): e0259283.
- [8] Yang F, Wang X. Student Classroom Behavior Detection based on Improved YOLOv7. arXiv, 2023.
- [9] Wang C Y, Bochkovskiy A, Liao H Y M. YOLOv7: Trainable bag-of-freebies sets new state-of-the-art for real-time object detectors[J]. arXiv preprint arXiv:2207.02696, 2022.
- [10] 石程, 赵明华, 黑新宏, 苗启广. 成果导向的教学评价方法探索[J]. 计算机技术与教育学报, 2023, 11(2): 66-69.
- [11] 傅翠娇, 王翼飞. 基于深度学习的课堂学习状态评价量化研究[J]. 计算机技术与教育学报, 2024, 12(6): 113-118.
- [12] Darko A, Chan A P C, Ameyaw E E, et al. Review of application of analytic hierarchy process (AHP) in construction[J]. International journal of construction management, 2019, 19(5): 436-452.