

基于深度学习的智能教学系统的设计与研究

陈晋音 王 桢 陈劲聿 陈治清 郑海斌
(浙江工业大学信息工程学院 杭州 310000)

摘要 深度学习的快速发展,使其在教育领域的应用逐渐受到重视。文中介绍了一种基于深度学习的智能教学系统,该系统包括线上个性化学习推荐和线下课堂质量双向评估两部分。在线上系统中,设计基于深度学习的成绩预测和在线学习行为规律分析,并结合图像处理技术实现学习情绪分类。在线下系统中,通过训练目标检测模型、人脸检测模型和人脸分割模型,并与线上系统结合,实现了在线学习行为特征提取、线下成绩预测、学习规律分析和个性化学习推荐,同时通过线下课堂信息数据实现对高校教学质量和学生学习行为的评价和反馈。由实验结果可知,该系统不仅获取信息的渠道方便快捷,而且能够减少大量的时间成本,迎合当下线上线下相结合的新型学习教学方式,能有效提高教师的教学效率以及学生的学习效率。

关键词 深度学习,智能课堂,人脸识别,个性化学习推荐,双向评估

中图分类号 TP319 **文献标识码** A

Design and Research on Intelligent Teaching System Based on Deep Learning

CHEN Jin-yin WANG Zhen CHEN Jin-yu CHEN Zhi-qing ZHEN Hai-bin
(College of Information Engineering, Zhejiang University of Technology, Hangzhou 310000, China)

Abstract With the rapid development of deep learning, its application in education has gradually received attention. This paper introduced an intelligent teaching system based on deep learning that includes online personal learning behavior recommendation and offline bidirectional evaluation of the class quality. In the online system, based on deep learning, grades prediction and online learning behavior analysis are achieved, and the image processing technology is combined to achieve learning emotion classification. In the offline system, the target detection model, face detection model and face segmentation model are trained, and the online system is combined to achieve online learning behavior feature extraction, offline grades prediction, learning regularity analysis and personal learning recommendation. The experimental results show that this system not only facilitates the access to information, but also reduces the time cost, which effectively improves the teaching efficiency of teachers and the learning efficiency of students.

Keywords Deep learning, Intelligent course, Face recognition, Personalized learning recommendation, Bidirectional evaluation

1 引言

随着高校教育制度改革的进行,如何提高教学质量已经成为教学项目的重点。但是由于网络和智能手机的发展,各高校传统模式的课堂出现了各种弊端,学生缺勤、上课低头睡觉或玩手机,严重影响了教学质量,传统教学模式的弊端亟需解决^[1]。得益于互联网的发展,在线学习在当代学生的学习中变得越来越重要,如今的课堂不只是局限于学校的教室内,也可以在课后通过网络自主学习^[2]。但是网络在线学习不应该漫无目的,其内容也应该与学生的兴趣、学习习惯以及学校课程相关联,从而使学习的过程更加系统化、高效率。

“智能教学系统”是指在传统的课堂教学和网络学习上,加入人脸识别、微表情分析、姿势识别、在线学习行为分析等技术,快速且智能地得到学生的出勤率、学习效率等情况,构

建一个智能的教学环境,线上线下相结合的智能教学系统可使学习变得更加高效,老师和学生能够充分地利用现有的教学资源,节省人力和物力,让学习效率最大化。

文章提出了一种基于深度学习的智能教学系统,该系统包括线上个性化学习推荐和线下课堂质量双向评估。其中,线上模块通过设计基于 BP 神经网络的学习成绩预测方法、基于实际熵的在线学习行为规律性分析方法以及基于微表情分析的情绪分类法分析在线学习的行为特征,挖掘用户的学习情绪与学习效率的关系,实现个性化学习方法推荐。线下模块通过设计包括教室终端、教师终端、教务终端、学生终端以及云服务器的课堂质量双向评估系统,利用目标检测模型、人脸检测模型和人脸分割模型对课堂图片和帧图像进行考勤分析、听课率分析、课堂行为分析、课堂表情分析、课堂座位分析,并反馈分析结果。

本文受国家自然科学基金(61502423,61572439),浙江省科技计划项目(LGF18F030009),浙江工业大学重中之重学科开放基金资助。

陈晋音(1982-),女,博士,副教授,主要研究方向为数据挖掘、智能计算等,E-mail:chenjinyin@zjut.edu.cn(通信作者);王 桢(1997-),男,硕士生,主要研究方向为数据挖掘及其应用;陈劲聿(1999-),男,硕士生,主要研究方向为数据挖掘等;陈治清(1998-),男,硕士生,主要研究方向为机器学习与应用;郑海斌(1995-),男,硕士生,主要研究方向为大数据分析、机器学习等。

2 相关工作

现有的智能教学系统大多运用图像识别、AR/VR、语音识别等技术,很少运用深度学习,且只是停留在线下的课堂上,没有与课后的网络学习相结合。

国外对教学系统的研究较早,美国许多知名大学都进行了这方面的研究工作,并且开发出了一些智能的教学系统^[3]。如国外比较有名的教学系统 AutoTutor,它是由孟菲斯大学智能系统研究所的研究人员开发的智能辅导系统,它在模拟人类教师教学的基础上,通过自然语言与学生对话,帮助他们学习各类知识,该系统在交互界面和过程等方面设计得很全面。国内的教学系统在近几年发展较快,且被用于高校的课堂之中,“好未来集团”研发的魔镜系统借助摄像头捕捉上课时学生们的状态和情绪,并且分析数据,生成属于每个学生的报告,辅助老师掌握课堂的情况。同济大学提出了一种多模态学生课堂行为分析系统和方法,通过人脸识别和麦克风来检测学生的听课状态和老师的授课情况。当前智能教学系统大多着重于课堂内的教学水平,但是对学生的情况以及教师的教学质量进行双向评估的相关教育产品尚不多见^[4]。胡峰等^[5]提出了基于 ZigBee 技术的互动教学系统,该系统分为教师端与学生端,可实现上课签到、回答问题、匿名对教师进行评价等功能,具有低成本、小型化的特点,但该系统缺少教师端的具体设计,且 ZigBee 技术的稳定性较差,系统各项功能的精确度无法得到保障。

同时,随着网络的发展,在线学习在当代学生的学习中也越来越重要,网络在线教育起源于十年前,经历了远程教育平台、培训机构转战线上,到目前的互联网公司涉足网络在线教育这3个阶段。张新明等^[6]提出了支持反转课堂的网络教学系统模型,在对网络教学视频加工整合和对习题答案呈现方式优化的基础上,通过学习动态一览表实现学习监控的可视化,提高教学效率。王永明等^[7]提出了一种在线课程教学系统架构模型,包含资源库、智能化检测以及个性化设计等模块,但目前仅停留在理论层面,缺少实际可操作系统的设计。贾积有等^[8]设计了具有交互性的在线数学教学系统,通过即时反馈、几何作图智能判断、游戏化激励等多项功能有效提高了学生的学习兴趣,但该系统使用的智能算法较为简单,且无法做到反馈信息的自动整合与分析。在线学习效果评估是在线教育的重要环节,但在线教育的松散结构以及远程教学环境的开放性导致对用户进行客观评估的难度非常大。其次,在当前的研究环境下,定量分析用户的行为方式和学术表现之间的关系是个性化教育的一个重要环节。同时,不同的学生对应于不同的性格特征,固然都会有适合个人的学习方法,基于在线学习行为产生的大量行为数据,利用大数据挖掘技术分析在线学习行为,并以此更好地实现个性化课程推荐等,已经成为研究的重点^[9-10],但少有研究涉足。

得益于互联网时代的到来,网络在线学习平台逐渐崛起,Udacity,edX,Coursera 三大平台的相继建立,在国际上将 MOOC 的发展推向了顶峰,并且网络在线教育也逐渐走进各大高校,出现线上线下同步混合教育的模式。马富国等^[11]基于线上线下相结合的混合教学模式建立了线上评价和线下评价、形成性评价和终结性评价相结合的多维一体化教学综合评价体系,该评价体系注重学习过程,教师可根据预警情况采

取干预措施。张策等^[12]总结 MOOC 教学的优势,提出了重塑教学组织和教与学关系的线上课堂与线下课堂相结合的混合式教学范式。目前,线上线下混合教学研究大都停留在理论剖析阶段,对于线上线下相结合的教学系统的研究与设计却十分少见。

3 智能教学系统

本文综合个性化教育和网络在线教育的优势,设计了一套结合线上个性化学习推荐和线下课堂质量双向评估的智能教育系统。其系统框图如图1所示。

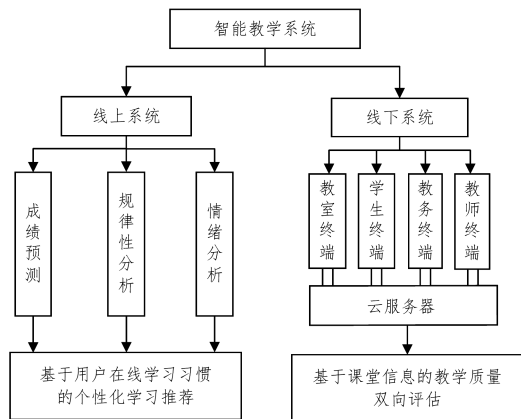


图1 智能教学系统框图

3.1 线上个性化学习推荐

线上个性化学习推荐包括基于 BP 神经网络^[13]的成绩预测方法、基于实际熵^[14]的在线学习行为规律性分析、基于微表情识别^[15]的用户学习情绪统计分析,最后为不同类别的学生设计个性化的推荐学习方法。

(1) 基于 BP 神经网络模型的成绩预测

BP 神经网络算法是一种有监督的分类方法,该成绩预测模型的主要思想是:输入学习样本,使用反向传播算法对网络的权值和偏差进行反复的调整与训练,使输出的向量与期望向量尽可能接近,当网络输出层的误差平方和小于指定误差时训练完成,保存网络的权值和偏差,分类模型就此训练完成。

利用 BP 神经网络能够通过分析在线学习行为特征,预测其相应的线下学习成绩。相比于目前深度学习的全连接网络,简单的 BP 神经网络在达到相同效果的条件下,能够保持较低的计算复杂度。

(2) 在线学习行为规律性分析

通过分析用户的在线学习行为定义并计算相应的实际熵值来评估个体的学习行为规律性,分析规律性与用户成绩的关系。理论上,分别计算得到学生每两次登录的间隔天数,再加上一个实验周期中的登录次数,可以将线上学习时间分布情况精确地刻画出来。将用户的学习时间特性映射到二维坐标系中进行可视化,并制成用户学习时间散点图。分别统计出各个用户的登陆时间间隔的最大值、最小值、平均时间间隔以及去掉最大最小值得截尾平均值,并分析出它们与成绩之间的关系。选用相关性最高的加入到模型中,增强模型的预测精度。

(3) 基于微表情识别与聚类的情绪分析

文章对用户进行在线学习时的面部微表情识别,包含生

气、疑惑、开心、害怕、平淡、难过6类,来明确学生的学习情绪与网络在线学习行为之间的联系。通过聚类算法对不同情绪与学习习惯的用户进行分类。

定义待聚类样本空间为 $X = \{X_1, X_2, \dots, X_n\}$, 每个样本 X_i 都是由一组特征数据组成的 m 维向量 (x_1, x_2, \dots, x_m) , 对样本的 m 个维度进行 max-min 归一化处理。X 的样本聚类即将 X 划分为 A_1, A_2, \dots, A_t , 其中 t 为指定聚类个数。为了判断聚类效果, 文章使用最大簇间距和最小类间距的方法。

3.2 线下课堂质量双向评估

当前的智能教学系统大多着重于课堂教学水平, 鲜少有对学生的情况和学习教师的教学质量进行双向评估的教育产品。文章提出了基于课堂信息的线下课堂质量双向评估系统, 具有良好的交互性与实用性, 能够提供教学反馈、课堂纪律监督、智能考勤等功能。

3.2.1 系统构架

文章设计的线下课堂质量双向评估系统的结构示意图如图2所示, 包括学生终端、教室终端、教务终端以及云服务器, 其中各个终端与云服务器通过移动网络通信连接。

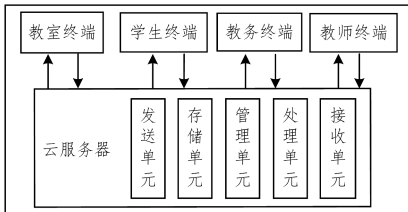


图2 课堂质量双向评估系统的结构示意图

本文通过移动智能终端的前台客户端以及教室终端的开发, 结合云服务器的搭建与后台数据库的建立, 形成了双向评估系统。客户端的使用以及教室终端的数据采集基于图像处理技术, 通过使用摄像头并经过帧处理采集课堂数据。同时, 基于深度学习技术搭建云服务器, 通过图像目标检测模型, 人脸分割与人脸检测模型对采集的课堂信息进行识别与分析, 实现存储信息与反馈信息的完善与跟新。另外, 云服务器还用于客户端、教室终端与数据库的数据传输, 形成了双向评估体系。

教室终端设置在教室中, 如图3所示, 由网络通信单元、数据采集单元、终端控制单元以及帧处理单元组成。网络通信单元与云服务器通信, 接收云服务器发送的控制信号。终端控制单元根据网络通信单元接收到控制信号, 控制数据采集单元采集课堂数据, 该课堂数据包括图像和视频。帧处理单元将采集的视频按照时间顺序截取成帧图像, 对当前帧图像进行判断, 若当前帧图像与前一帧图像的相似度大于所设定的相似度阈值, 则将当前帧图像删除, 实现对视频流的帧加速与处理。网络通信单元将帧处理单元处理后的视频帧和采集的图像和视频发送至云服务器以存储和处理。

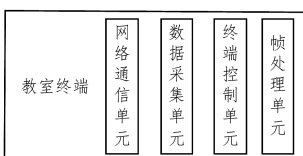


图3 教室终端组成示意图

具有发送、接收和显示功能, 即发送图像和文字信息到云服务器, 接收和显示云服务器返回的数据。云服务器主要用于对接收的数据进行考勤分析、听课率分析、课堂行为分析、课堂表情分析、课堂座位分析等, 并将分析结果反馈给移动客户端。其中, 处理单元的子单元组成如图4所示, 包括考勤分析及反馈子单元、听课率分析及反馈子单元、课堂行为分析及反馈子单元、课堂表情分析及反馈子单元、课堂座位分析及反馈子单元。这5个子单元均采用深度学习模型对课堂数据进行分析及反馈。

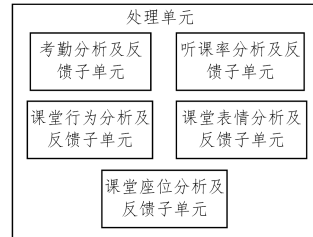


图4 处理单元的子单元组成示意图

3.2.2 系统模块

(1) 基于 Fast R-CNN 的目标检测模块

目标检测模块在系统下主要实现的功能是: 检测并识别课堂视频帧图像中的学生课堂行为与学生面部表情。采用 Fast R-CNN^[16] 网络识别目标的步骤包括: 1) 使用 CNN 模型提取特征; 2) 候选区域的选择与映射; 3) 目标分类与边界回归。文章采用的 Fast R-CNN 的结构示意图如图5所示。

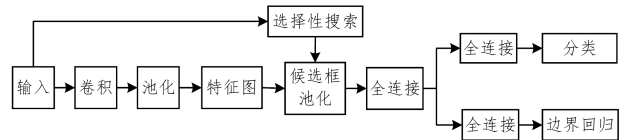


图5 Fast R-CNN 的结构示意图

图像被输入至 CNN 网络中, 经过一些列的卷积和池化操作得到特征图。然后进行候选区域的选择与映射, 其中, 候选区域的选择是指从原始图像中预先找出可能存在目标的位置, 即感兴趣的部分 (Region of Interest, RoI)。Fast R-CNN 使用 Selective Search 方法选择大约 2000 个候选区域, 该方法结合了穷举搜索和分割的方法, 大幅降低了候选区域的搜索时间, 同时提高了选择的精确度。候选区域的映射是指将原始图像中候选区域的位置映射到特征图上。Fast R-CNN 通过在卷积层后增加 RoI 池化层将每个候选区域映射为单个固定尺度的特征向量, 实现了计算量的降低。

最后进行目标分类与边界回归, Fast R-CNN 采用 SVD 分解将上一步得到的特征向量经过各自的全连接层计算分别得到两个输出向量用于分类与回归。

(2) 基于 FaceNet 的人脸检测模块

人脸检测模块在系统下主要实现的功能是: 检测与识别课堂图像中的学生人脸。FaceNet^[17] 基于相同人脸照片具有高内聚性、不同人脸照片具有低耦合性, 使用 CNN 网络模型与三元损失 (Triple Loss) 函数进行人脸检测。首先进行 CNN 特征提取, 将人脸图像输入 CNN 网络, 通过卷积、池化操作后得到特征向量, 实现人脸到欧氏空间的映射, 通过计算不同人脸照片特征的距离, 基于相同个体人脸的距离总是小于不同个体人脸的距离这一条件进行网络训练。

教师终端、教务终端以及学生终端作为移动客户端, 主要

三元损失(Triple Loss)函数的目标是将相同个体的人脸特征映射到空间的相同区域,以使得相同个体人脸距离小于不同个体人脸距离,即实现类内距离小于类间距离。具体地,三元(triplet)由(Anchor, Positive, Negative)组成;其中Anchor为锚,表示数据集中的一个随机样本,Positive表示与Anchor属于同一类的样本,Negative表示与Anchor属于不同类别的样本。在训练过程中,三元损失函数使Anchor与Positive间的距离尽可能小,Anchor与Negative间的距离尽可能大,并使类内与类间距离存在一个间隔。

(3)人脸分割模块

人脸分割模块在线下系统中主要实现的功能是:检测课堂图像中的人脸数量,并结合人脸检测模块进行数据分析。人脸分割模型实现人脸分割的具体过程为:输入原始图像,基于一定的缩放系数创建图像金字塔,得到不同尺度与分辨率的缩放图像。采用Resnet-101网络对所有缩放图像进行特征提取和候选框边界回归,获得与人脸位置最为吻合的边框。

随后采用非最大抑制方法(NMS)对所有缩放图像对应的边框进行融合,获得最终的检测结果,即人脸的坐标值。并根据返回的坐标值,利用OpenCV中的cv2模块对人脸进行裁剪分割以及暂时存储。

对于班级的合照来说,人数过多会导致人脸较小或者包含的信息过少,为了尽可能减少这些情况对结果的影响,可以通过周围的信息(例如肩膀、头发等)对人脸的位置进行辅助定位,并返回每张人脸的位置坐标。

4 实验结果与分析

4.1 数据集、评价指标和算法对比

文章从课玩网平台所提供的开放数据接口,采集用户的6类在线学习行为数据:登录时间、浏览教学资源、论坛数据、在线笔记、课后作业完成情况以及在线测试成绩。鉴于课玩网平台与院校合作的特点,文章将用户的真实期末考试成绩以及任课老师的评价作为类标进行综合评定,采用以下分类方式:

$$G = g \times 70\% + e \times 30\% \quad (1)$$

其中, g 代表学生期末考试的真实成绩, e 代表任课老师评定的成绩, G 代表综合评定成绩。

另外,结合课玩网平台提供的用户在线学习行为数据,锁定110位用户作为实验组,并对其进行情绪分析,统计在线学习时的微表情类别与次数。在本研究中,文章采用计分的形式,疑惑、开心记1分,平淡生气记0分,害怕、难过记-1分,并定义不同的表情次数与类别组合比例,以获得每个用户情绪4维的得分。

学生成绩预测实验采取准确率 P 作为评价指标。准确率是所有分类的学生中与分类结果吻合的学生所占的比率。定义为:

$$P = \frac{\text{分类正确的学生数}}{\text{实际分类的学生数}} \times 100\% \quad (2)$$

为了衡量学生线上学习的时间规律性与其学习成效的关系,文章使用斯皮尔曼(Spearman)相关系数进行定量描述。通过斯皮尔曼相关系数计算相关度,从而确定两者关系。公式如下:

$$r_s = 1 - \frac{6 \times \sum d_i}{n(n^2 - 1)} \quad (3)$$

其中, $d_i = rg(X_i) - rg(Y_i)$ 为成绩排序等级和时间差排序等级的等级差。理论上,当大量实验样本等级相同时,使用排名变量之间的皮尔逊相关系数来计算,定义公式如下:

$$r_s = \rho_{r_{g_X}, r_{g_Y}} = \frac{\text{cov}(r_{g_X}, r_{g_Y})}{\sigma_{r_{g_X}} \sigma_{r_{g_Y}}} \quad (4)$$

其中, rg_X 表示真实成绩等级排序, rg_Y 表示时间差排序, $\text{cov}(r_{g_X}, r_{g_Y})$ 表示等级变量的协方差, $\sigma_{r_{g_X}}, \sigma_{r_{g_Y}}$ 表示等级变量的标准偏差。

本文采用课堂测试视频对各类目标检测模型与人脸识别算法进行测试与对比,结果如表1所列。本文所设计的线下系统中的Fast R-CNN的目标检测模块和FaceNet的人脸检测模块均取得了最高的识别准确率。

表1 各类对比模型算法在测试视频上的检测效果平均值 (单位:%)

模型名称	测试数据集	
	行为识别准确率	人脸识别准确率
SSD mobilenet v1	52.29	82.29
SSD mobilenet v2	56.33	86.33
SSDlitemobilenet v2	57.10	87.10
SSD inception v2	60.35	90.35
Faster R-Cnn Inc-v2	65.80	85.80
Rfcn Resnet 101	74.38	84.38
Faster R-Cnn	82.40	85.40
Facenet	—	97.99

4.2 线上系统功能实现结果

(1)在线学习规律性分析

在取得每位用户线上学习时间间隔的最大值、最小值、平均值以及去掉两端极端值的截尾平均值后,分别对每位实验对象进行4个值的等级排序。同时对用户的真实测评成绩进行排序。

计算用户的实际熵函数,给出相应的排序,再根据用户的实际成绩排序,画出实际熵与成绩排序斯皮尔曼相关性散点图,如图6所示。

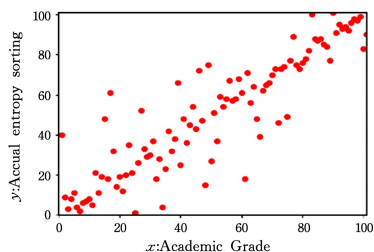


图6 实际熵斯皮尔曼相关性散点图

可计算出斯皮尔曼相关度是具有明显的正相关特性。直观地,学习时间周期更加具有规律性的用户更加自律,表现在学习上,是用户周期性地复习所学知识,成绩测评表现较好。

结合上述的时间差等级相关性和实际熵函数的等级相关性,文章将实际熵函数的得分作为时间规律性的维度加入到模型中,并进行BP神经网络的相关训练,最终使测试集的正确率上升到74.7900%,达到通过充分挖掘线上用户的学习日志记录,增强模型预测精度的目的。

(2)基于微表情识别与聚类的情绪分析

根据用户进行在线学习时的微表情分析,统计各类表情

出现的次数与比例,实验中得到了101位用户4个维度的情绪得分,分别计算用户*i*和用户*j*之间的相似度距离,计算公式如下:

$$\cos\theta_{i,j} = \frac{x_{i1}x_{j1} + x_{i2}x_{j2} + x_{i3}x_{j3} + x_{i4}x_{j4}}{\sqrt{x_{i1}^2 + x_{i2}^2 + x_{i3}^2 + x_{i4}^2} \sqrt{x_{j1}^2 + x_{j2}^2 + x_{j3}^2 + x_{j4}^2}} \quad (5)$$

其中, $\cos\theta_{i,j}$ ($0 \leq i \leq 100, 0 \leq j \leq 100$) 的值域范围在 $[-1, 1]$, 将其映射到 $[0, 255]$, 用不同的颜色表示用户之间的相似度距离, 得到 101×101 的相似度矩阵, 使用热图将用户情绪的距离相似度矩阵映射二维坐标中, 然后通过 RGB 进行显示。

将处理得到的情绪维度数据经过 K-means 聚类分析得到情绪分类结果。K-means 聚类结果显示: 当 $K=3$ 时, 聚类结果最好, 即各点距离各类质心的测量函数值最小。根据情绪数据, 101 位用户的情绪属性被分为 3 类。通过对相似度矩阵的处理, 对用户进行矩阵的行列交换, 将上述聚在同一个类的用户交换到一起。如此操作, 3 个类的用户都集中在一起, 在热图的可视化中将看到在对角线上有 3 块对角块, 这说明聚类效果明显。聚类后的相似度矩阵热图如图 7 所示。

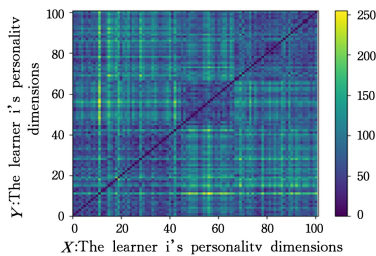


图7 聚类后的相似度矩阵热图可视化

在这 3 类中获取学习成绩较高的同学, 即成绩类标为等级 1 的学生, 抽取他们共同线上学习特征的并。

4.3 线下系统功能的实现结果

教师通过教师终端登录, 选择自己的班级, 通过发送学生课堂图片及上课控制信息至云服务器, 再转至教室终端进行后台学生考勤和课堂数据的记录和处理。课后教师可通过教师终端查看课堂数据的反馈结果, 同时能够以文字或图片的形式发布作业或重要通知。

学生通过登录学生终端可查询课堂的作业通知以及个人的课堂表现及反馈等, 并可对任课教师的教学质量加以评价, 同时可以根据系统以及以往学生的评价结果来选择适合自己的课程老师。

教务人员通过教务终端查询各个教师的教学班的基本信息以及历史教学情况和学生学习情况, 同时可以向教师和学生以文字的形式发送重要通知等。

基于教室终端收集的课堂信息进行课堂质量双向反馈的功能由云服务器的处理单元及其子单元实现。考勤分析及反馈子单元调取并利用训练好的人脸分割模型统计课堂图像中的人脸数量, 实现课堂的人数统计, 同时计算出勤率。利用训练好的人脸检测模型, 基于数据存储模块中的学生人脸信息对分割出的人脸进行识别匹配, 实现学生智能考勤, 如图 8 所示。并将人数统计结果和出勤率以及学生考勤结果更新到数据存储模块的学生考勤数据中, 根据数据存储模块中的学生考勤数据绘制出勤率——时间折线图, 并根据出勤率对教师的教学质量作出初步的评估, 将折线图和评估结果更新到数据存储模块中的教师反馈信息中。



图8 课堂智能人脸检测结果图

听课率分析及反馈子单元基于低头的学生人脸不易被识别这一现象, 利用人脸分割模型检测数据存储模块中每张视频帧图像的人脸数量并计算听课率, 基于听课率绘制听课率-课堂时间曲线图, 如图 9 所示。基于计算的人脸位置坐标在二维坐标系中绘制听课学生(即人脸)位置散点图, 如图 10 所示, 将听课率结果、曲线图以及散点图分别更新到数据存储模块中的听课率数据以及教师反馈信息中。

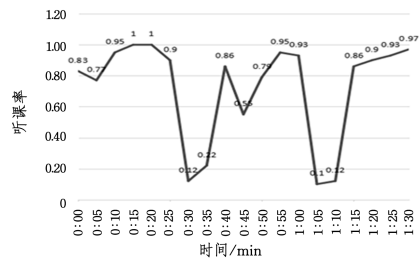


图9 听课率-课堂时间曲线图

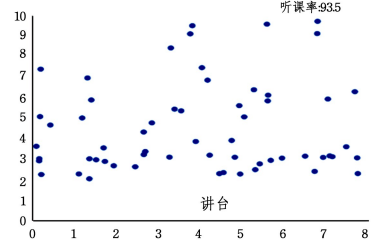


图10 听课学生位置分布图

课堂行为分析及反馈子单元调取并利用训练好的图像目标检测模型对数据存储模块中视频帧图像中的课堂行为(如学生举手、站立、睡觉、教师互动)进行检测, 利用人脸分割与检测模型识别学生位置并统计课堂行为种类与次数, 将学生身份更新到课堂行为数据以及学生反馈信息中, 将有课堂行为的学生位置以及行为种类与次数更新到课堂行为数据中。根据课堂行为数据中行为的总次数计算互动率(互动的次数占总人数的比例), 对教师的教学质量进行评估, 将互动率及评估结果更新到课堂行为数据和教师反馈信息中。

表情分析及反馈子单元利用人脸分割与人脸检测模型识别数据存储模块中视频帧图像中的学生人脸, 利用图像目标检测模型对学生的表情进行识别分类, 包含生气、疑惑、开心、害怕、平淡、难过 6 类。对学生表情的识别结果进行分类统计并计算每种表情出现的占比, 根据表情数据对教师的教学方式做进一步的评估, 让教师能够根据结果对教学方式做相应的调整。同时对疑惑次数偏多的学生生成相应的课程预习提醒建议, 将表情占比结果更新到课堂学生数据以及教师反馈信息中, 将提醒建议更新到学生反馈信息中。