

文章编号:1674-8190(2021)06-026-13

空中交通管制员疲劳检测与管理综述

沈志远¹, 魏义涛¹, 闫永刚^{1,2}, 赫海园³

(1. 南京航空航天大学 民航学院, 南京 211016)

(2. 中国民用航空空中交通管理局 空管部, 北京 100022)

(3. 中国人民解放军93864部队, 昌吉 831100)

摘要: 我国民航事业的发展需要依靠大型运输客机的自主研发和高效的空中交通管理体系两大软硬实力的支撑。空中交通管制员作为空中交通管理的核心要素,其疲劳状态的检测与管理对于航空安全具有重要作用。本文首先从传统主观量表评定和客观评定方法两个方面详细阐述了国内外疲劳检测的研究成果,分析其优缺点;然后介绍了基于语音分析的管制员疲劳特征提取与检测算法,并且着重介绍了基于深度学习模型的语音疲劳状态识别算法;最后阐述了管制员疲劳检测成果对管制运行安全和效率提升的应用前景。研究成果可为从事管制员疲劳检测与管理的研究人员提供参考和借鉴。

关键词: 空中交通管理;管制员;疲劳检测;语音分析;特征提取;深度学习

中图分类号: V355

文献标识码: A

DOI: 10.16615/j.cnki.1674-8190.2021.06.03

开放科学(资源服务)标识码(OSID):



A Review on Fatigue Detection and Management for Air Traffic Controllers

SHEN Zhiyuan¹, WEI Yitao¹, YAN Yonggang^{1,2}, HE Haiyuan³

(1. College of Civil Aviation, Nanjing University of Aeronautics and Astronautics, Nanjing 211016, China)

(2. Air Traffic Administration, Air Traffic Management Bureau, Civil Aviation Administration of China, Beijing 100022, China)

(3. 93864 Unit, the Chinese People's Liberation Army, Changji 831100, China)

Abstract: The civil aviation development of China relies on both the independent research of large transport aircraft and efficient air traffic management system. As the core part of ATC (air traffic control), the fatigue detection and management of ATCs (air traffic controllers) is an important factor affecting aviation safety. In this paper, firstly the recent research progresses on fatigue detection of ATCs are summarized detailly from the aspects of traditional subjective and objective evaluation, their advantages and disadvantages are analyzed in addition. Then, the extracting algorithms of ATCs fatigue feature based on speech analysis are described emphatically. Especially, with the prosperous development of artificial intelligence in recent years, the detection algorithm based on deep learning model is proposed to recognize speech fatigue better. Finally, the application prospect of fatigue detection on ATC safety and promoted efficiency is briefly described. The review can provide further research help for scholars engaged in controller fatigue detection and management.

Key words: air traffic management; controllers; fatigue detection; speech analysis; feature extraction; deep learning

收稿日期: 2020-12-09; 修回日期: 2021-03-17

基金项目: 国家自然科学基金(71874081); 民航局空管局科技创新项目

通信作者: 沈志远, shenzy@nuaa.edu.cn

引用格式: 沈志远, 魏义涛, 闫永刚, 等. 空中交通管制员疲劳检测与管理综述[J]. 航空工程进展, 2021, 12(6): 26-38.

SHEN Zhiyuan, WEI Yitao, YAN Yonggang, et al. A review on fatigue detection and management for air traffic controllers[J].

Advances in Aeronautical Science and Engineering, 2021, 12(6): 26-38. (in Chinese)

0 引言

2018年国际航空运输协会(IATA)预测,根据国际和国内旅客运输量的综合计算,我国将在2025年前后超越美国成为全球最大的航空市场,到2035年前后我国民航市场客流量将达到13亿^[1]。民航事业的发展离不开大型运输客机的自主研发和高效的空中交通管理体系两大软硬实力的支撑。

民航的快速发展给空中交通管理带来了巨大挑战,进而对空中交通管制员的需求急剧增加。空中交通管制是一项担负重要安全责任的职业,管制员发出的一条错误指令可能会造成严重的航空安全事故,因此空中交通管制是世界上最具挑战和困难的工作之一。管制员工作职能主要有三种,分别是塔台管制、进近管制以及区域管制。塔台管制员负责管理机场区域的运行,主要对飞行员下发起飞和落地指令;进近管制员负责对终端区进场和离场的飞机进行排序指挥;区域管制员负责对航路上的飞机进行管制^[2]。由于工作的重要性,管制员工作过程中需要保持精神和注意力的高度集中,加之其昼夜倒班的工作制度,急剧增加的航班量带来的工作负荷使得管制员容易处于疲劳状态^[3]。

疲劳通常体现在身体上或者精神上疲倦的状态,研究表明疲劳状态可以显著降低人的警觉性、判断力、反应力等,被认为是导致人为差错的重要潜在风险因素^[4]。历史研究数据表明,航空安全事故中与管制员相关的事件大多由其疲劳引起的“错、忘、漏”相关,因此管制员疲劳检测对于航空安全以及风险管控具有重要意义^[5]。

随着未来国产ARJ21、C919机型与波音和空客系列飞机共享天空,由于不同机型的飞行性能不同,会增加航班机动指挥和空中交通调配复杂度,加上突发恶劣气象条件等因素,使得管制员工作更易疲劳。

然而疲劳作为一个抽象的概念,尽管已经有近一百年的研究历史,学术界和工业界仍然没有对其形成统一定义,管制员疲劳检测亦是一项非常具有挑战性的研究工作。

当前疲劳检测研究大体可以分为两类,主观评价方法和客观评价方法。主观方法主要是通过被测人员填写疲劳量表的形式来进行^[6]。依据疲

劳量表的得分,判断其是否处于疲劳状态以及疲劳程度,例如,T. Chalder等^[7]提出的多维疲劳量表。尽管这种方法操作简单,但被测人员往往带有主观想法,检测结果不够准确。客观评价方法是指借助仪器、设备等辅助工具记录人体生理、生化、行为或人因工程等方面某些指标的变化以判断疲劳状态,常见的生理指标有脑电、心电、皮肤电、心率等^[8]。这类检测方法准确度很高,但是实用性不足。一方面,用于检测信号采集的设备成本高昂且不易操作;另一方面,检测过程中需要与被测者产生接触,会使得被测者承受额外的压力而更容易出现疲劳。

由于主观检测方法和客观接触式检测方法用于检测管制员疲劳的局限性,非接触式检测方法开始受到研究人员的关注^[9-11]。依据判断指标的不同,可以将非接触式检测方法归为四类,具体的,这四种指标为:工作负荷、人因工程、面部特征、语音特征。特别是随着近年来人工智能和深度学习的快速发展,人们开始利用面部特征和语音特征结合深度学习技术进行研究,取得了较好的研究成果^[12-13]。但总体而言,管制员疲劳检测的研究比较分散。

本文对近些年的管制员疲劳检测进展进行综述。首先从疲劳主观评价和客观检测两个方面详细阐述管制员疲劳检测的研究成果及其优缺点;然后将基于管制陆空通话的语音疲劳检测方法分成疲劳特征提取与表征、疲劳识别模型构造两个步骤进行详细介绍;顺应近些年人工智能技术的迅猛发展,对比分析传统识别模型和基于深度学习疲劳识别模型的构造方法;最后从空管自动化系统的疲劳状态实时监测预警模块和考虑疲劳因素的管制员智慧排班系统两个方面对管制员疲劳检测的应用前景加以分析。

1 主观评价方法

疲劳是一个抽象概念,但每个人确实有直观的感受,因而主观评价方法很早就被提出。主观评价方法要求被观测者根据主观感受填写自我疲劳量表或者疲劳问卷,从而判断其疲劳状态和疲劳程度。目前国内外流行的疲劳自评量表如表1所示,主要分为单维和多维疲劳量表两大类。由于考虑到影响疲劳的多个维度,多维疲劳量表的

影响力更大,应用也更加广泛。

表1 国内外流行的疲劳自评量表
Table 1 The main fatigue self-assessment scales

类别	自评量表
单维疲劳量表	斯坦福嗜睡量表(Stanford Sleepiness Scale,简称SSS) ^[14]
	卡罗琳斯嗜睡量表(Karolinska Sleepiness Scale,简称KSS) ^[15] Pearson和Byars疲劳感自查表 ^[16]
多维疲劳量表	作业疲劳症状自评量表(WRFFQ) ^[17] 疲劳量表-14(FS-14) ^[18] 多维疲劳量表(MFI-20) ^[19]

尽管针对疲劳检测的主观评价方法一直受到

研究人员的广泛关注,但大多运用在临床医学治疗等领域,将其运用到管制员疲劳检测的研究相对较少。本节从基于工作负荷的问卷调查和自评量表两方面介绍针对管制员的主观疲劳检测方法。

1.1 管制员工作负荷评定法

工作负荷是引起疲劳的重要因素,因此评定工作负荷便可间接判定疲劳程度。早在20世纪60年代人们便开始了对管制员工作负荷的相关研究,主要的研究方法集中在主观评价,当前流行的两种主观疲劳评定方法如表2所示。

表2 当前流行的管制员工作负荷评定法
Table 2 The main methods of air traffic workload assessment

管制员工作负荷评定方法	原理	简介	应用
空中交通负荷输入技术(Air Traffic Workload Input Technique,简称ATWIT) ^[20-22]	通过编写相关调查问卷,依据问卷测评结果进行疲劳判断。	在一定的时间间隔内测量管制员的工作负荷,管制员首先会得到一个视觉提示,然后进行10个等级的主观工作负荷填写,最后进行评定。	郑媛元 ^[24] ,吴丹 ^[25] 引用该技术建立了我国管制员工作负荷评价模型,取得了较好的应用成果。
工作负荷指数表(Task Load Index,简称TLX) ^[23]		包含心理需求、体力需求、时间需求、努力程度、绩效水平、挫折程度六个维度的主观评价内容,在测量民航从业者的疲劳指数上具有较高的可信度 ^[23] 。	孙瑞山等 ^[26] 利用该表作为校验标准研究了通过语音检测来客观反映管制员疲劳状态的可行性。靳慧斌等 ^[27] 利用该表建立了管制员工作负荷实时评估模型。

1.2 管制员疲劳自评量表

相对于问卷调查的编写自由,疲劳量表的编制则更加规范化和标准化,数据处理更加方便,并且量表涉及信度和效度的问题,因此疲劳自评量表对于主观评定疲劳具有更好的科学性。国内外研究了大量信效度及应用性都很好的疲劳量表,但是很少有研究者制定管制员疲劳量表。最具代表性的是MFI-16管制员疲劳量表,它是2016年孙瑞山等^[28]在MFI-20量表的基础上结合国内管制人员工作特点制定的。该量表在原先的MFI-16量表5维度20条目的基础上进行了删减和增添,删除了第二维度“活力下降”,在第三维度“脑力疲劳”增加了记忆力下降和记忆力很好这两条,最终修订后的量表共4维度16条目。通过在管制人员中进行调查分析,该量表的内部一致性信度达到0.803,证明了该量表的可信度和稳定度,为管制人员疲劳状况调查提供一个实际可行的参考方案。

2 客观检测方法

主观评价方法具有操作简单、成本低等优点,已成为广泛采用的测量方法。但是被测对象之间的主观感受差别很大,评分标准无法统一,测量结果往往不具备客观性。客观评价方法则可以很好地规避上述缺点,其是借助于仪器、设备等辅助工具来检测人体的各种生理与生化指标,从而客观地通过指标变化来判断人体的疲劳程度。客观评价方法又可以分为接触式检测与非接触式检测两种。

2.1 接触式检测方法

接触式检测是通过仪器接触被测者而获得生理生化指标,常见的生理生化指标包括脑电、心电、眼电、心率、血液等。研究人体生化反应的文献众多,但主要集中在体育行业,民航相关的研究甚少,本节重点介绍生理指标在管制员疲劳中的应用研究。

2.1.1 脑电检测

脑电图(Electroencephalogram,简称EEG)可以直接反映脑部活动的变化,被认为是检测人体疲劳的最有效方法,也是国内外研究管制员疲劳的热点。早期的研究主要在于证明不同频带范围的脑电波的能量变化与疲劳之间的关系,例如S. K. Lal等^[29]和H. J. Ech等^[30]通过统计分析的方法发现在疲劳状态下 δ 波与 θ 波活动会显著增加,并且 β 和 $(\alpha+\theta)/\beta$ 等比值具有显著差异;P. Arico等^[31]基于在校管制学员做模拟机收集的EEG信号,提出了管制员脑力疲劳系数,并建立了相关管制员工作负荷模型;D. Dasari等^[32-33]通过模拟实验连续监测管制员的EEG信号,实验结果显示,管制员在70 min时开始出现疲劳状态,判断反应能力也逐渐变差;王莉莉等^[34]采集了32名在职管制员在大流量且有特情情况下进行管制模拟机的EEG信号,采用反应时长作为疲劳指标,结果显示管制员在夜间00:00之后的疲劳指标值会陡然增加,存在极大疲劳隐患。

2.1.2 心电检测

脑电图虽然能够非常准确地检测管制员疲劳状态,但是检测设备成本高昂,而且穿戴检测设备也会给管制员带来干扰,因此人们开始着力研究更易获取的心电信号(Electrocardiograph,简称ECG)与管制员疲劳之间的关系。在心电疲劳检测的研究中,主要包括处理心电数据,建立管制员疲劳与心电时频域指标的联系,以及心电多融合指标评价方法等,其中心率差异性(Heart Rate Variability,简称HRV)是公认的反映疲劳程度的可靠指标。赵晓华等^[35]分析了心电信号随工作时间的变化规律,采用主成分分析法综合各项指标后得出,心电指标中的RRmean,SDNN两个指标可对疲劳状态进行评价;陈凤兰^[36]采用心电信号疲劳指标讨论了不同排班制度对管制员疲劳的影响,发现上2小时休息2小时的轮班方式显示的心电值最低,疲劳程度最小;吕川^[37]将心电信号作为其中一项输入量,借鉴人工智能算法,构建疲劳预测模型,发现心电指标随疲劳度变化相关性较高。

2.1.3 皮肤电检测

随着各种生理测量仪器的发明应用,研究人员可以快速获得除传统脑电、心电以外的其他生理指标,比如皮肤电信号。皮肤电信号反映的是

皮肤表层的汗腺活动强度。相关研究表明,疲劳状态下人体的交感神经和中枢神经处于相对抑制状态,导致汗腺分泌液少,皮肤电均值较低;相反人体清醒状态下中枢神经和交感神经处于活跃状态,控制汗腺分泌液多,皮肤电均值增大^[38-39]。2020年,陈凤兰等^[40]利用Mangold-10生理多导仪软件从皮肤电信号中提取相关疲劳表征指标,针对西南空管局管制员不同轮休方式下的疲劳状态进行了对比实验,结果表明,随着工作时长累积,皮肤电指数显示正相关增加。

2.2 非接触式检测方法

近年来,随着人工智能与深度学习的飞速发展,计算机视觉识别以及语音识别技术在诸多领域展现了极好的应用性。上述接触性检测技术尽管表现了很好的疲劳识别准确性,但是往往需要让管制员穿戴不同的生理检测设备,实验操作复杂,智能性过低,难以很好地应用到管制员疲劳检测中。因此,近些年很多学者利用眼动跟踪、面部识别、语音识别等技术间接判定管制员疲劳状态。

2.2.1 基于眼动跟踪技术

基于眼动跟踪技术的疲劳检测方法是指利用被测人员眼部特征变化规律来判断其疲劳水平,常用的眼动特征包括:眼睛闭合时间占某一特定时间的百分率(Percentage of Eyelid Closure Over the Pupil Over Time,简称PERCLOS)、眨眼频率、瞳孔变化、眼睛开合状态等,其中PERCLOS已经成为公认有效的疲劳评判标准。基于眼动特征与疲劳水平的紧密关系,并且眼动仪技术的不断改进,使得学者获得眼动数据更加容易,因此更多的研究开始将其与自动向量机、神经网络等模型结合起来进行疲劳预测,取得了很好的预测准确率^[41-42]。例如,F. Friedrichs等^[43]在实际驾驶实验中采集眼睛开合速度、PECLOSE和眨眼时间等数据,通过神经网络进行识别,最终的疲劳准确率达到82.5%。

鉴于眼动检测技术在地面疲劳驾驶领域的丰富成果,研究者逐渐将其引入到管制员疲劳检测中。陈健^[44]首先研究眼动数据、PERCLOS与管制员疲劳之间的关系,研究发现基于PERCLOS和眨眼频率可以很好地拟合管制员的疲劳状态,当阈值达到0.35时可被判断为疲劳状态;N. M. Sarah

等^[45]则模拟了低、中、高三不同流量强度的管制场景,发现环形视线扫描是管制员的主要模式;靳慧斌等^[46]研究了管制员的视觉搜索特征,选择注视持续时间、水平、垂直视角、扫视幅度和速度等作为表征特征,结果显示被试的视觉搜索特征随飞机的数目变化不大;董斌^[47]结合眼动行为特征,提出了一种新的扇区交通运行特征分析方法,对管制员眼动行为与扇区交通运行特征之间的关系进行研究,结果表明,不同的眼动指标与交通运行特征的相互关系不同;王艳军等^[48-49]通过 faceLAB 眼动仪采集了专家与新手的眼动指标,结果发现专家的平均注视时间更长,注视点更少,扫描幅度更小。综上所述,眼动跟踪技术在管制员疲劳检测上取得了一定的进展,但是大多集中在浅层探究不同眼动特征在不同管制场景下的变化关系,缺乏更深层次的理论分析。

2.2.2 基于面部特征识别技术

基于管制员面部特征的检测方法是分析被测人员的面部特征,对比管制员在正常状态和疲劳状态下面部的不同表现,典型的面部疲劳特征有眨眼频率、打哈欠检测、头部状态等,这些从计算机视觉角度也都是易测可靠的特征。研究表明,眨眼频率增加、打哈欠、头部低下、眼睛闭合时间延长等现象表明被测人员开始出现疲劳状态^[50-52]。

卷积神经网络(Convolutional Neural Network,简称 CNN)可以自动提取图像的深层特征,避免人工提取特征导致的鲁棒性差等问题,因此在图像分类以及识别方面得到广泛的使用。疲劳检测方面,目前集中在利用 CNN 进行人眼和嘴部状态的识别检测^[53-55]。孙超^[56]考虑单一面部特征识别的局限性,提出了基于多模态融合学习的疲劳识别模型,利用算法分别提取眼部特征和嘴部特征,然后利用深度学习的栈式去噪自编码器进行特征提取并且抽象层融合,提高系统疲劳检测的鲁棒性。

目前基于面部识别技术在管制员疲劳识别领域的应用不是特别深入,更多的研究还是围绕面部中的眼部特征展开,并且很少融合当前流行的深度学习方法。2012年,汪磊等^[57]采用 OpenCV 开发平台,结合图像二值化和模块匹配技术,对管制员疲劳状况进行识别,取得了不错的检测成果;2015年,史增鹏^[58]首先采用 Adaboost 算法实现对

人脸的快速定位,之后选用基于统计学习的人脸检测算法,进一步确定眼睛和嘴巴的矩形区域,最后进行状态识别和预测,疲劳识别成功率达到 85%。除此以外,利用完备面部特征进行疲劳检测的研究很少。

2.2.3 基于语音特征识别技术

空中交通管制员的最主要工作是通过陆空通话与机组进行交流,一方面这些通话记录根据中国民航局的要求需要在语音记录设备中保存一段时间,另一方面频繁重复的通话语音中包含了丰富的人体生理与心理信息。具体到个人的海量语音数据为管制员疲劳检测提供了可行性。相较主观检测方法和接触性生理指标检测以及基于面部特征检测,基于语音特征的疲劳检测方法具有采集便利、操作简单、全天候、环境适应性高等优点。因此,基于语音特征识别技术受到了业界的广泛关注。

目前,在研究过程中将语音信号的产生用线性系统模型来近似。这一近似理论认为当分段足够小时,线性系统可以近似表示非线性系统。这类方法(如线性预测、同态卷积等)简单且易于实现,被广泛应用于基于语音特征的疲劳检测之中。A. M. Laukkanen 等^[59]研究了疲劳症状与声学变量之间的关系,研究发现,在大声阅读时,咽喉疲劳与平均基频、声音压力值(Sound Pressure Level,简称 SPL)相关;J. Krajewski 等^[60]介绍了一种由基频、共振峰、倒谱系数等语音线性特征构成的疲劳特征向量并简要讨论了基于该特征的疲劳状态检测方法的有效性,检测结果的平均准确率为 76.5%。

然而语音信号既不是确定性的线性过程,也不是完全的随机过程,而是一个复杂的非线性过程,其中存在着产生混沌的机制^[61]。随着混沌理论和分形理论的发展成熟,人们开始利用语音非线性技术进行语音疲劳研究。K. Shiomo^[62]针对五大元音信号在相空间内的混沌吸引子轨迹,定性分析了在非线性动力学模型下语音与人体脑活力(脑力疲劳)之间的关系。随着人工智能技术的迅速发展,一些基于语音信号的智能疲劳识别系统被提出,例如 J. Krajewski 等^[63]提出了将语音非线性动力学分析与机器学习分类算法相结合的语音信号疲劳模式识别框架。由此可见,提取具有

高准确率的语音疲劳特征是一项挑战性工作,但是基于语音特征识别技术提供了进行管制员疲劳检测的可能性。

与此同时,为了能够更加准确地对比分析管制员疲劳研究进展,管制员疲劳评价方法及相关资料如表3所示。

表3 管制员疲劳评价方法以及研究文献归纳
Table 3 The summary of fatigue detection methods and references of ATCs

测评方法		原理	精确性	应用性	优点	缺点	研究文献	
主观评价法	工作负荷评定法	评定工作负荷来间接判定疲劳程度	一般	一般	操作简单、成本低、可作为疲劳检测的辅助手段	主观感受差别很大,评分标准无法统一,测量结果往往不具备客观性	[20,28] [21-23]	
	疲劳自评量表	以疲劳表征指标设计量表	准确	一般			[24]	
客观评价法	接触性检测	脑电	脑电图可以直接反映脑部活动的变化	准确	差		[29-30] [31-32]	
		心电	心电时频域指标与疲劳程度关系明显	准确	差	通过仪器获得生理指标可以精确地进行疲劳检测	往往需要让管制员穿戴不同的生理检测设备,实验操作复杂,智能性过低,难以很好的应用	[34-36]
		其他生理指标	眼电、肌电、血液、唾液等生理生化指标	准确	差			多见于体育领域,管制疲劳领域目前极少
客观评价法	非接触性检测	基于眼动跟踪技术	利用被测人员眼部特征变化规律来判断疲劳	准确	一般	眼动仪技术目前很成熟,获取数据容易	实时疲劳检测应用较差	[40-42] [43-45]
		基于面部特征识别技术	分析面部特征在正常状态和疲劳状态下面部的不同表现	一般	高	非侵入式特征提取,便于产品化生产	受个体差异影响大,如管制员习惯性眨眼等	[52-53]
		基于语音特征识别技术	提取语音中的疲劳特征进行检测	一般	高	语音数据获容易,便于产品化操作	目前语音疲劳特征的提取技术有待完善	[54-55] [56-58]

3 基于陆空通话的语音疲劳检测方法

通过对语音与疲劳状态的相关性研究,人体疲劳对语音参数的影响主要体现在如下四个方面:(1)疲劳状态下声带、声道、面部肌肉及喉部的松弛,会引起共振峰和声门参数等音质特征的变化;(2)呼吸平缓、肺部气压降低会导致声压降低,从而影响语速和短时能量等韵律特征;(3)疲劳引起的体温变化影响声道的热传导、黏弹性以及声道壁对气流的摩擦,这些会引起语音分形参数等非线性特征参数的变化;(4)疲劳状态自然导致反应力降低,大脑迟钝和发音的反应时间变长,这些导致发音清晰度降低和语速变慢等现象^[64]。基于上述研究,分别对四种特征参数的提取进行描述。

3.1 语音疲劳特征参数的提取

3.1.1 韵律特征

疲劳状态下最容易感知的是语音的韵律变化,比如音调、音长、轻重等。韵律的存在使得在忽略字词意义的基础上可以获得一些“超语言学特征”。当前语音疲劳领域最常用的韵律特征包括基音频率、短时平均能量和短时平均过零率^[65]。

根据声带震动方式的不同将声音分为浊音和清音,其中清音没有明显的周期性,而浊音需要声带的周期性变化,浊音所引起的声带振动频率称为基音频率^[64]。当前对于基音频率的提取方法主要包括短时自相关法、短时平均幅度差函数法、倒谱法的基音周期估计等。短时平均能量是指每一帧语音信号的平均能量,常用来描述相关声压幅度的变化。人体一般随着疲劳感的增加而降低音

量,因此在不同疲劳状态下短时平均能量表现出差异。短时平均过零率是指每帧信号通过零值的次数,其可以用来反映清浊音的切换以及有声和无声的语音端点检测。上述韵律特征参数的数学提取方法详见文献[64],限于篇幅,不再赘述。

3.1.2 音质特征

音质是形容语音的一种主观评价指标,常用来阐述语音是否清晰或者纯净等。在语音疲劳检测的研究中,共振峰频率被认为是最主要的音质特征参数,其与说话人的疲劳状态有着密切的联系^[66]。

共振峰是指频谱当中能量相对集中的一些频带区域,可以反映声道的物理特性,并且所包含的频率的分布特性反映了语音的音色。把声道比作一条非均匀的管道,当声音经过声道时会产生共

振现象,进而使得某些频率能量得到增强,体现在频谱上为该频率的振幅提高,这些共振增强的频率称为共振频率,也称为共振峰^[65]。一条语音信号通常会存在4~5个稳定的共振峰,在语音疲劳的检测中,一般采集前三个共振峰进行研究。常用的共振峰提取方法有两个:倒谱法和线性预测编码法^[64]。

3.1.3 基于谱的特征

声音的产生很大程度上受到声道形状的影响,研究表明可以用频域很好地模拟声道的特点^[67]。谱特征即被认为是声道形状变化和发声运动之间相关性的体现,已经在语音说话人识别以及情感识别领域有着成功的运用。当前语音识别领域的谱特征如表4所示。

表4 常见谱特征举例
Table 4 Common spectral features

类别	举例
线性谱特征	线性预测系数(Linear Predictor Coefficient,简称LPC) ^[68] 单边自动相关线性预测系数(One-sided Autocorrelation Linear Predictor Coefficient,简称OSALPC) ^[69] Log频率能量系数(Log-frequency Power Coefficient,简称LFPC) ^[70]
倒谱特征	线性预测倒谱系数(Linear Predictor Cepstral Coefficient,简称LPCC) 基于倒谱的OSALPC ^[71] 梅尔频率倒谱系数(Mel-frequency Cepstral Coefficient,简称MFCC) ^[72]

MFCC模拟的是人耳的听觉系统的处理特点,因此语音识别领域具有良好的鲁棒性和准确性,得到业界的广泛关注,也是目前语音疲劳识别的谱特征运用的主用特征。

根据人耳听觉系统的相关研究,人的听觉系统是类似滤波器组的特殊非线性系统,对不同频率的语音有着不同的灵敏反应^[73],而mel频率恰好可以模拟这种特性。其中mel频率与普通频率的关系如下:

$$mel(f) = 2595 \times \lg\left(1 + \frac{f}{700}\right) \quad (1)$$

式中: f 为语音信号的频率。

MFCC表示的是语音信号的短时功率谱,其

提取过程如图1所示。

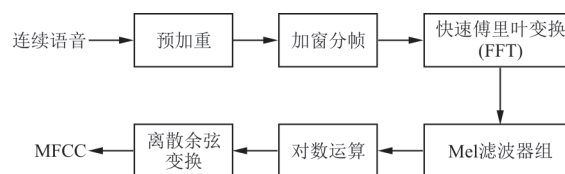


图1 MFCC参数提取过程

Fig. 1 The extracting progress of MFCC

3.1.4 非线性动力学特征

随着语音线性特征参数的研究渐渐难以突破,加上混沌理论和分形理论的逐渐兴起,语音的一些非线性动力学特征开始被人们关注,最大Lyapunov指数、近似熵和分形维数等是最常用的特征参数,如表5所示。

表 5 常用非线性动力学特征简介
Table 5 Brief introduction of common nonlinear dynamic characteristics

非线性动力学特征	原理	应用
最大 Lyapunov 指数	混沌理论将两个初始临近点在相空间产生的混沌运动轨道,通常认为随着时间的推移会按照指数方式分离,从而形成两条不同的空间轨道 ^[74] 。Lyapunov 指数便是描述这两条空间轨道局部收敛或者发散的局均发散率 ^[75] 。	杨永锋等 ^[76] 提出的针对小数据近似拟合方法有很好的应用。
近似熵	在混沌现象中如何求解熵是一个难题,近似熵则是其中一种解决方法。边缘概率分布的思想被用来反映由各种运动过程产生新模式的可能性,从而无需直接重构混沌吸引子的运动过程就可以大致定量地描述信号序列的复杂性 ^[77] 。	具体的 ApEn 特征提取方法可以参照文献[21],通过信号系统在不同相空间维度上产生新模式的概率,反应信号的复杂程度。通常采样信号越复杂,相应的 ApEn 的取值也会越大。
分形维数	分形维数反应的是复杂形体不规则性的量度。分形指的是以非整数维的形式来描述不规则的形状特征,是复杂形体自身不规则性的一种度量形式 ^[78] 。相空间中语音信号的混沌吸引子的轨迹可以看作是具有典型分形特征的高维开放曲线。	常见的分形维数包括计盒维数,豪斯多夫维数,关联维数和信息维数 ^[78] 。具体的分形维数提取方法可以参照文献[21]。

3.2 语音疲劳识别模型搭建

在获得初始语音特征参数的基础上,模式识别领域的很多算法都可以用于语音疲劳检测的研究,分别从传统识别模型和深度学习识别模型两方面进行介绍。

3.2.1 传统识别模型

应用最广泛的传统识别模型有隐马尔可夫模型(Hidden Markov Model,简称 HMM)、支持向量机(Support Vector Machines,简称 SVM)、高斯混合模型(Gaussian Mixture Model,简称 GMM)和 k -近邻分类模型(k -Nearest Neighbor,简称 KNN)等。

这些传统识别模型在疲劳检测领域有着广泛的应用,取得了很好的研究成果。例如,Shen Z Y 等^[79]通过对管制员疲劳语音进行小波转换,随后提取改进的分形维数,将其作为疲劳特征并在自建管制员疲劳语音数据库利用 SVM 进行识别,得到了良好的识别结果;刘亚威^[80]基于眼动追踪技术采集训练了多个眼动指标作为输入,随后使用 SVM 进行模型训练,对管制员的疲劳识别率达到了 95.68%;传统识别模型都具有良好的分类作用,但是一方面需要研究者前期训练提取语音疲劳参数作为模型输入量,另一方面需要大量的有标签数据进行训练。随着深度学习和机器学习的发展,加上语音数据集的便利采集,人们尝试利用深度学习来自动提取更深层更准确的语音疲劳特征以取代之前的手工训练,从而达到更好的训练识别结果。

3.2.2 深度学习识别模型

大多数的深度学习都是基于人工神经网络(Artificial Neural Networks,简称 ANN),因此也可称为深度神经网络。人工神经网络一般只有 2~3 层,而深度学习网络最多可以达到几百层。近年来,深度学习在众多领域的研究表现都超过了传统的机器学习,各领域研究人员都把目光投向了深度学习,语音疲劳识别自然也不例外。深度学习在语音疲劳识别领域的优势在于,可以省略疲劳特征提取与特征选择的步骤,从特征识别到训练分类的所有环节都可由深度学习算法自主完成。当前在语音疲劳识别领域的深度学习模型主要有卷积神经网络(Convolutional Neural Networks,简称 CNN),循环神经网络(Recurrent Neural Networks,简称 RNN),自动编码器(Autoencoders,简称 AE),迁移学习(Transfer Learning)等。

CNN 处理的一般是类似图片的网状拓扑结构数据,一般由卷积层、池化层、全连接层组成。卷积层的作用是提取更深维度的特征,第一层卷积层可能只能提取一些低级的特征如边缘、线条和角等层级,更多层的网路能从低级特征中迭代提取更复杂的特征^[81]。池化层是为了降低卷积层的数据维度从而减少计算复杂度。进过多层卷积和池化后,最终被提取的深度特征展开成二维向量作为全连接层的输入,如人工神经网络一样进行反馈训练。A. M. Badshah 等^[82]基于柏林语音情感数据库使用语谱图作为数据输入,将 AlexNet 模型预训练的参数迁移到自己构造的卷积神经网络,提高了识别准确率和训练效率。

RNN专门用于处理时序数据,通过内部记忆机制,可以保留先前的输入数据,因此在对序列的非线性特征进行学习时具有一定优势。其中双向循环神经网络和长短期记忆神经网络(Long Short Term Memory,简称LSTM)是最常见循环神经网络,经常也和卷积神经网络结合使用,在驾驶员疲劳检测和语音情感识别等领域有很好的应用,但是当前在管制员疲劳检测领域还是空白。

然而在实际的应用过程中会遇到由于标记成本或者场景不全等因素造成标记的疲劳语音信号短缺的问题。为了保证良好的识别率,非监督学习和半监督学习方法也引起广泛的研究,其核心算法包括主动学习、自编码器以及迁移学习等。李响等^[64]便基于实际应用过程中的标记样本稀缺与测试样本数据分布偏移分布等问题,提出了一种基于迁移学习的半监督疲劳检测方法。首先他们通过迁移学习的特征空间转换,解决源域的有标签样本与目标域的无标签样本数据间的分布偏移和特征维度过高的问题;然后利用半监督学习的方式对无标签数据进行伪标记;最后的平均疲劳识别率达到86.7%,展现了良好的实际应用价值。

4 管制员疲劳检测应用前景展望

近些年航空需求保持着快速增长,基于空域有限的现实条件,一定空域内的航班量必然增加,这给空中交通管制工作带来了新挑战。其中空中交通管制员的指挥能力即小时管制航班量是影响空域容量的重要指标,当前主要根据经验进行评估,然而管制员处于不同的身体疲劳状态下,指挥能力与管制航空风险会有很大变化。与此同时,空中交通管制员的工作性质需要24 h不间断的进行管制服务,这决定了管制员必须实行倒班制,这与人体正常的生理节律很难达成稳定,再加上工作强度以及压力等因素,这些都致使管制员更易感到疲劳。主、客观的疲劳检测方法成果在此背景下有如下两方面应用方向。

4.1 融入空管自动化系统的疲劳状态实时监测预警模块

通过实时检测管制员的疲劳状态,可以提前规避人为因素导致的风险源,降低航空事故及事

故征候发生的概率,提高航空安全管制水平。在一线单位使用的空管自动化系统中嵌入疲劳检测模块,能够依据实时陆空通话数据识别管制员的疲劳状态,及时调整管制员执勤安排,从而从人为因素上尽可能降低管制运行的差错,提升民航的安全运行水平。主要的研究内容包括如下三个方面:

(1) 管制员疲劳等级的细化分类:当前的疲劳监测研究都是简单的二分类——疲劳与正常,并不能满足实际疲劳监测工作的要求。

(2) 管制员语音疲劳大数据数据库建立:完备的大数据库对于训练高效准确的管制员疲劳状态监测系统具有重要作用,可在Shen Z Y等^[79]创建的管制员语音疲劳数据库基础上,建立面向每个管制员的疲劳大数据数据库。

(3) 管制员实时疲劳监测模型优化:如果将疲劳预测种类从当前的两类进一步扩展,对于模型的训练逻辑以及算法选择方面也需要进行进一步优化,以达到实际应用效果。

4.2 融合疲劳分析的管制员智能排班系统

空管一线单位的排班制度往往由带班主任依据个人经验,在考虑班组的搭配水平下随机分配,并且手动排班往往效率低、耗时长,而且很难综合考虑各种影响因素,例如个人值班习惯、疲劳状态、班组管制能力均衡等,因此只能得到可行解,很难达到最优解。具体的当前管制员手动排班管理主要存在的问题有:(1) 繁忙期工作负荷大;(2) 常规三班倒工作模式导致休息时间不足;(3) 劳逸分配不均以及岗位交接班频繁。

以国外sabre公司给航空公司研发的飞行机组智能排班系统为例^[83],除了考虑传统排班约束条件,例如飞行员执勤期规定,机组资质(包括高原机场、二类机场、特殊机场等),机组能力,飞机衔接,机组带教等,新型系统加入了更多人为因素的约束变量,例如白夜班平衡、人体正常身体疲劳周期等,从而可以在保证劳动力成本优化,工作时间符合规章标准的同时,最大限度地平衡工作负荷,提高飞行安全水平。

当前管制员自动排班系统的理论研究,主要的优化目标是平衡工作负荷,然而具体如何从人为因素角度定量评估工作负荷,这方面的研究较

少。管制员疲劳监测对于工作负荷提供了一种人因评价指标,可以通过监测管制员工作过程的疲劳表现而间接进行工作负荷评估,从而可以量化标准,这也为开发融合疲劳分析的管制员智能排班系统提供了可能。

通过实现上述应用场景,可以在不降低航空安全的基础上科学提高空域管制容量,满足快速增长的航空需求,为民航的稳定发展提供坚实的管制基础保障。

5 结束语

空中交通管制员作为支撑民航发展的重要组成部分,其疲劳状态检测与管理是影响航空安全的重要因素,已经引起了企业界和学术界的广泛关注,也被认为是构建智慧民航、智慧空管的重要环节。本文介绍了人工智能技术大背景下,面部疲劳识别技术和语音疲劳识别技术等前沿研究的最新进展,概述了管制员疲劳检测在空管自动化系统的应用前景,展现了管制员疲劳检测研究的实际应用价值及进一步研究的潜力与必要性。

参考文献

- [1] IATA. IATA forecast predicts 8.2 billion air travelers in 2037 [EB/OL]. (2018-10-24) [2020-12-09]. <https://www.iata.org/en/pressroom/pr/2018-10-24-02/>.
- [2] 中国民用航空局. 民用航空空中交通管制员执照管理规则: CCAR-66TM-I-R4[S]. 北京: 中国民用航空局, 2010.
Civil Aviation Administration of China. Civil aviation air traffic controller license management rules: CCAR-66TM-I-R4[S]. Beijing: CAAC, 2010. (in Chinese)
- [3] BENDAK S, RASHID H S J. Fatigue in aviation: a systematic review of the literature[J]. *International Journal of Industrial Ergonomics*, 2020, 76: 102928.
- [4] CHANG Y H, YANG H H, HSU W J. Effects of work shifts on fatigue levels of air traffic controllers[J]. *Journal of Air Transport Management*, 2019, 76(3): 1-9.
- [5] YEN J R, HSU C C, HO H, et al. Identifying flight fatigue factors: an econometric modeling approach[J]. *Journal of Air Transport Management*, 2005, 11(6): 408-416.
- [6] 孙涛, 陈宇. 空中交通管制的疲劳管理和预防[J]. *空中交通管理*, 2005(5): 4-10.
SUN Tao, CHEN Yu. Fatigue management and prevention in air traffic control[J]. *Air Traffic Management*, 2005(5): 4-10. (in Chinese)
- [7] CHALDER T, BERELWITZ G, PAWLIKOWSKA T, et al. Development of a fatigue scale[J]. *Journal of Psychosomatic Research*, 1993, 37(2): 147-153.
- [8] 汪磊, 孙瑞山. 空中交通管制员疲劳状态实时监测方法的实现[J]. *安全与环境工程*, 2013, 20(4): 87-91.
WANG Lei, SUN Ruishan. Implementation of real-time monitoring method for the fatigue of air traffic controls[J]. *Safety and Environmental Engineering*, 2013, 20(4): 87-91. (in Chinese)
- [9] HUANG Shitong, LI Jia, ZHANG Pengzhu, et al. Detection of mental fatigue state with wearable ECG devices[J]. *International Journal of Medical Informatics*, 2018, 119: 39-46.
- [10] 王茜. 管制负荷与眼动特征的关系研究[D]. 天津: 中国民航大学, 2019.
WANG Qian. Study on the relationship between controllers workload and eye movement characteristics [D]. Tianjin: Civil Aviation University of China, 2019. (in Chinese)
- [11] KAASHKINB I, PHILIPPOV V. Distributed ecosystem of voice communications for air traffic control system[J]. *Procedia Computer Science*, 2020, 177: 32-39.
- [12] 赵强. 基于神经网络的语音疲劳度检测[D]. 北京: 北京交通大学, 2019.
ZHAO Qiang. Speech fatigue detection based on neural network [D]. Beijing: Beijing Jiaotong University, 2019. (in Chinese)
- [13] LOW I, MPLESWORTH B R C, BURGESS M. The fatiguing effect of broadband noise: an EEG-based study[J]. *Accident Analysis & Prevention*, 2021, 151: 105901.
- [14] HODDES E, ZARCONI V, SMYTHE H, et al. Quantification of sleepiness: a new approach[J]. *Psychophysiology*, 1973, 10(4): 431-436.
- [15] KERSTEDT T G M. Subjective and objective sleepiness in the active individual[J]. *International Journal of Neuroence*, 1990, 52(1/2): 29-37.
- [16] 王晓璐. 基于工作记忆模型的脑力疲劳检测方法研究[D]. 天津: 天津大学, 2014.
WANG Xiaolu. Research on the detection method of the mental fatigue based on N-back task [D]. Tianjin: Tianjin University, 2014. (in Chinese)
- [17] WWIGL M, MULLER A, VINCENT C, et al. The association of workflow interruptions and hospital doctors' workload: a prospective observational study[J]. *BMJ quality & safety*, 2012, 21(5): 399.
- [18] NAK J, KEONHEE B, SUBIN C, et al. A study on the HMI assessment of a joystick driving system using driver workload measurements[J]. *Journal of Mechanical & Technology*, 2018, 32(6): 2781-2788.
- [19] 山本理江. 新版「自鈇症しらべ」の現場应用[J]. *劳働の科学*, 2002, 57(5): 41-44.
- [20] CHRISTENSEN J C, ESTEPP J R, WILSON G F. The effects of day-to-day variability of physiological data on operator functional state classification[J]. *NeuroImage*, 2012, 59(1): 57-63.
- [21] BORGHINI G, ARICÒ P, GRAZIANI I, et al. Quantitative assessment of the training improvement in a motor-cognitive task by using EEG, ECG and EOG signals[J]. *Brain Topography*, 2016, 29: 149-161.

- [22] 张明, 韩松臣, 裴成功. 空中交通管制员工作负荷研究综述[J]. 人类工效学, 2008, 14(4): 61-64.
ZHANG Ming, HAN Songchen, PEI Chengong. Review of air traffic controller workload research[J]. Ergonomics, 2008, 14(4): 61-64. (in Chinese)
- [23] 李响. 铁路机车司机驾驶疲劳评测方法与在线检测技术的研究[D]. 北京: 北京交通大学, 2015.
LI Xiang. Reserch on train diver's fatigue evaluan and on-line detection [D]. Beijing: Beijing Jiaotong University, 2015. (in Chinese)
- [24] 郑媛元. 基于终端区扇区复杂性因素的管制员工作负荷评估研究[D]. 广汉: 中国民用航空飞行学院, 2013.
ZHENG Yuanyuan. The research of ATC workload based on terminal sector complexity factors[D]. Guanghan: Civil Aviation Flight University of China, 2013. (in Chinese)
- [25] 吴丹. 基于区域扇区复杂性因素的管制员工作负荷评估模型研究[D]. 广汉: 中国民用航空飞行学院, 2014.
WU Dan. The research of ATC workload based on area sector complexity factors[D]. Guanghan: Civil Aviation Flight University of China, 2014. (in Chinese)
- [26] 孙瑞山, 马广福, 袁乐平. 语音反应时特性的管制员疲劳风险分析[J]. 中国安全科学学报, 2016, 26(12): 7-12.
SUN Ruishan, MA Guangfu, YUAN Leping. Analysis of risk of controller fatigue based on characteristics of speech reaction time [J]. China Safety Science Journal, 2016, 26(12): 7-12. (in Chinese)
- [27] 靳慧斌, 洪远, 蔡亚敏. 基于交互指标的空中交通管制员工作负荷实时测量方法研究[J]. 安全与环境工程, 2015, 22(3): 147-150, 157.
JIN Huibin, HONG Yuan, CAI Yamin. Research on real-time measuring method of ATTC workload based on integration index [J]. Safety and Environmental Engineering, 2015, 22(3): 147-150, 157. (in Chinese)
- [28] 孙瑞山, 马广福, 袁乐平. MFI-16管制员疲劳量表的编制及信度效度分析[J]. 职业与健康, 2016, 32(22): 3053-3056.
SUN Ruishan, MA Guangfu, YUAN Leping. Revision on multidimensional fatigue inventory for controllers and analysis on reliability and validity analysis [J]. Occupation and Health, 2016, 32(22): 3053-3056. (in Chinese)
- [29] LAL S K, CRAIG A. Driver fatigue: electroencephalography and psychological assessment [J]. Psychophysiology, 2002, 39(3): 313-321.
- [30] EOH H J, CHUNG M K, KIM S H. Electroencephalographic study of drowsiness in simulated driving with sleep deprivation[J]. International Journal of Industrial Ergonomics, 2005, 35(4): 307-320.
- [31] ARICO P, BORGHINI G, DI F G, et al. Reliability over time of EEG-based mental workload evaluation during air traffic management (ATM) tasks[C]// International Conference of the IEEE Engineering in Medicine and Biology Society. USA: IEEE, 2015: 7242-7247.
- [32] DASARI D, CROWE C, LING Chen, et al. EEG pattern analysis for physiological indicators of mental fatigue insimulated air traffic control tasks[C]// Human Factors & Ergonomics Society Annual Meeting. [S. l. : s. n.], 2010: 205-209.
- [33] KRISHNAN V K, DASARI D, DING L. EEG correlates of fluctuation in cognitive performance in an air traffic control task: DOT/FAA/AM-14/12[R]. Washington, DC: Federal Aviation Administration, 2014.
- [34] 王莉莉, 陈凤兰. 基于脑电的管制员认知行为与疲劳的关系研究[J]. 中国安全科学学报, 2018, 28(7): 6.
WANG Lili, CHEN Fenglan. Study on relationship between controllers cognitive behavior and fatigue based on EEG[J]. China Safety Science Journal, 2018, 28(7): 6. (in Chinese)
- [35] 赵晓华, 房瑞雪, 荣建, 等. 基于生理信号的驾驶疲劳综合评价方法试验研究[J]. 北京工业大学学报, 2011, 37(10): 1511-1516, 1523.
ZHAO Xiaohua, FANG Ruixue, RONG Jian, et al. Experiment study on comprehensive evaluation method of driving fatigue based on physiological signals[J]. Journal of Beijing Polytechnic University, 2011, 37(10): 1511-1516, 1523. (in Chinese)
- [36] 陈凤兰. 基于多导生理信号的管制员疲劳分析方法研究[D]. 天津: 中国民航大学, 2018.
CHEN Fenglan. Research on the analysis method of controller fatigue based on multi-channel physiological signal [D]. Tianjin: Civil Aviation University of China, 2018. (in Chinese)
- [37] 吕川. 基于多生理参数融合的管制疲劳状态模型研究[D]. 天津: 中国民航大学, 2018.
LYU Chuan. Research of ATC's fatigue state model[D]. Tianjin: Civil Aviation University of China, 2018. (in Chinese)
- [38] CACIOPPO J T, TASSINARY L G. Inferring psychological significance from physiological signals[J]. American Psychologist, 1990, 45(1): 16-28.
- [39] 夏岚, 王见荣, 梁妃学, 等. 基于生理信号的精神疲劳评估[J]. 南方医科大学学报, 2012, 32(6): 870-873.
XIA Lan, WANG Jianrong, LIANG Feixue, et al. Mental fatigue assessment based on physiological signals[J]. Journal of Southern Medical University, 2012, 32(6): 870-873. (in Chinese)
- [40] 陈凤兰, 王莉莉. 基于脑电的管制员轮班疲劳特征分析[J]. 中国民航飞行学院学报, 2020, 31(6): 16-21.
CHEN Fenglan, WANG Lili. Analsis of shift fatigue of air traffic controllers bassed on EEG [J]. Journal of Civil Aviation Flight University of China, 2020, 31(6): 16-21. (in Chinese)
- [41] ERIKSSON M, PAPANIKOLOPOULOSP N P. A vision-based system dor detection of driver fatigue[C]// ITS America 8th Annual Meeting and Exposition: Transportation Technology for Tomorrow. Washington DC: ITS America, 1998: 1-12.
- [42] JIN L, NIU Q, JIANG Y, et al. Driver sleepiness detection system based on eye movements variables[J]. Advances in Mechanical Engineering, 2013(5): 1-7.
- [43] FRIEDRICHS F, YANG B. Camera-based drowsiness ref-

- erence for driver state classification under real driving conditions [J]. *Intelligent Vehicles Symposium*, 2010, 157: 101-106.
- [44] 陈健. 基于眼动数据和PERCLOS的管制员疲劳状态研究[J]. *无线互联科技*, 2015(10): 130-131.
CHEN Jian. Research on the fatigue status of regulators based on eye movement data and PERCLOS [J]. *Wireless Interconnection Technology*, 2015(10): 130-131. (in Chinese)
- [45] SARAH N M, ZIHO K. Characterization of visual scanning patterns in air traffic control [J]. *Computational Intelligence and Neuroscience*, 2016(8): 1-17.
- [46] 靳慧斌, 王丹, 王松涛, 等. 管制员视觉搜索特征与飞机数目的关系研究[J]. *中国科技论文*, 2015(19): 2291-2294, 2316.
JIN Huibin, WANG Dan, WANG Songtao, et al. A study on the relationship between the visual search features of traffic controllers and the number of aircrafts [J]. *China Science-Paper*, 2015(19): 2291-2294, 2316. (in Chinese)
- [47] 董斌. 扇区交通运行特征与管制员眼动行为相互关系研究[D]. 南京: 南京航空航天大学, 2016.
DONG Bin. Research on relationship between characteristics of sector traffic and controllers' eye movement behaviour [D]. Nanjing: Nanjing University of Aeronautics and Astronautics, 2016. (in Chinese)
- [48] 王艳军, 刘银鑫. 空中交通管制专家与新手眼动行为的统计分析研究[J]. *电子科技大学学报*, 2017, 46(4): 614-620.
WANG Yanjun, LIU Yinxin. Statistical analysis of eye movements between air traffic control experts and novices [J]. *Journal of University of Electronic Science and Technology of China*, 2017, 46(4): 614-620. (in Chinese)
- [49] 卜建, 刘银鑫, 王艳军. 空中交通管制员的眼动行为与疲劳关系[J]. *航空学报*, 2017, 38(z1): 721525.
BU Jian, LIU Yinxin, WANG Yanjun. Relationship between air traffic controllers' eye movement and fatigue [J]. *Acta Aeronautica et Astronautica Sinica*, 2017, 38 (z1): 721525. (in Chinese)
- [50] 孙昕, 顾延中. 基于面部特征识别的管制员疲劳检测算法研究[J]. *网络安全技术与应用*, 2021(1): 48-51.
SUN Xin, GU Yanzhong. Research on the fatigue detection algorithm of controllers based on facial feature recognition [J]. *Network Security Technology and Application*, 2021 (1): 48-51. (in Chinese)
- [51] 李佩, 汪红娟, 李业丽, 等. 基于Ada Boost人脸检测算法的分析研究[J]. *北京印刷学院学报*, 2020, 28(1): 128-132.
LI Pei, WANG Hongjuan, LI Yeli, et al. Analysis and research on face detection algorithm based on Ada Boost [J]. *Journal of Beijing Institute of Graphic Communication*, 2020, 28(1): 128-132. (in Chinese)
- [52] 张萌, 王文, 任俊星, 等. 基于HOG-SVM的跳频信号检测识别算法[J]. *信息安全学报*, 2020, 5(3): 62-77.
ZHANG Meng, WANG Wen, REN Junxing, et al. Detection and recognition algorithm for frequency hopping signals based on HOG-SVM [J]. *Journal of Information Security*, 2020, 5(3): 62-77. (in Chinese)
- [53] 赵雪鹏, 孟春宁, 冯明奎, 等. 基于级联卷积神经网络的疲劳检测[J]. *光电子·激光*, 2017, 28(5): 497-502.
ZHAO Xuepeng, MENG Chunling, FENG Mingkui, et al. Fatigue detection based on cascaded convolutional neural network [J]. *Optoelectronics & Laser*, 2017, 28(5): 497-502. (in Chinese)
- [54] XIAO Shuangliu, ZHU Junfang, XIANG Liu, et al. Driver fatigue detection using multitask cascaded convolutional networks [C] // IFIP TC 12 International Conference on Intelligence Science. [S.l. : s.n.], 2017: 143-152.
- [55] 赵磊. 基于深度学习和面部多源动态行为融合的驾驶员疲劳检测方法研究[D]. 济南: 山东大学, 2018.
ZHAO Lei. Research on driver fatigue detection method based on deep learning and facial multi-source dynamic behavior fusion [D]. Jinan: Shandong University, 2018. (in Chinese)
- [56] 孙超. 基于卷积神经网络的人脸面部疲劳识别方法研究[D]. 南京: 南京邮电大学, 2018.
SUN Chao. Research on facial fatigue recognition method based on convolutional neural network [D]. Nanjing: Nanjing University of Posts and Telecommunications, 2018. (in Chinese)
- [57] 汪磊, 孙瑞山. 基于面部特征识别的管制员疲劳监测方法研究[J]. *中国安全科学学报*, 2012, 22(7): 66-71.
WANG Lei, SUN Ruishan. Research on fatigue monitoring method of controller based on facial feature recognition [J]. *Chinese Safety Science Journal*, 2012, 22(7): 66-71. (in Chinese)
- [58] 史增鹏. 基于面部识别的管制员疲劳风险评估技术研究[D]. 天津: 中国民航大学, 2015.
SHI Zengpeng. Research on fatigue risk assessment technology for controllers based on facial recognition [D]. Tianjin: Civil Aviation University of China, 2015. (in Chinese)
- [59] LAUKKANEN A M, ILOMÄKI I, LEPPÄNEN K, et al. Acoustic measures and self-reports of vocal fatigue by female teachers [J]. *Journal of Voice*, 2008, 22(3): 283-289.
- [60] KRAJEWSKI J, WIELAND R, BATLINER A. An acoustic framework for detecting fatigue in speech based human-computer-interaction [C] // International Conference on Computers Helping People with Special Needs. Linz, Austria: Springer, 2008: 1-21.
- [61] THOMPSON C, MULPUR A, MEHTA V, et al. Transition to chaos in acoustically driven flows [J]. *The Journal of the Acoustical Society of America*, 1991, 90(4): 2097-2108.
- [62] SHIOMO K. Voice processing technique for human cerebral activity measurement [C] // IEEE International Conference on Systems. USA: IEEE, 2009: 1-15.
- [63] KRAJEWSKI J, SOMMER D, SCHNUPP T, et al. Applying nonlinear dynamics features for speech-based fatigue detection [C] // The 7th International Conference on Methods and Techniques in Behavioral Research. [S.l. : s.n.], 2010: 1-5.

- [64] 李响, 李国正, 彭理群, 等. 基于语音特征迁移学习的驾驶疲劳检测[J]. 铁道学报, 2020, 42(4): 74-81.
LI Xiang, LI Guozheng, PENG Liqun, et al. Driving fatigue detection based on speech feature transfer learning[J]. Journal of the China Railway Society, 2020, 42(4): 74-81. (in Chinese)
- [65] 赵力. 语音信号处理[M]. 2版. 北京: 机械工业出版社, 2009: 6-84.
ZHAO Li. Speech signal processing[M]. 2nd ed. Beijing: China Machine Press, 2009: 6-84. (in Chinese)
- [66] GOBL C, CHASAIDE A N. The role of voice quality in communicating emotion, mood and attitude [J]. Speech Communication, 2003, 40(1/2): 189-212.
- [67] TAHIRY K, MOUNIR B, MOUNIR I, et al. Energy bands and spectral cues for Arabic vowels recognition[J]. International Journal of Speech Technology, 2016, 19(4): 1-10.
- [68] KOOLAGUDI S G, RAO K S. Emotion recognition from speech: a review[J]. International Journal of Speech Technology, 2012, 15(2): 99-117.
- [69] RABINER L R, SCHAFER R W. Digital processing of speech signal[D]. London: Prentice Hall, 1978.
- [70] HERNANDO J, NADEU C. Linear prediction of the one-sided autocorrelation sequence for noisy speech recognition [J]. IEEE Transactions on Speech and Audio Processing, 1997, 5(1): 80-84.
- [71] NWE T L, FOO S W, DE SILVA L C. Speech emotion recognition using hidden Markov models[J]. Speech Communication, 2003, 41(4): 603-623.
- [72] BOU-GHAZALE S E, HANSEN J H L. A comparative study of traditional and newly proposed features for recognition of speech under stress[J]. IEEE Trans. on Speech and Audio Processing, 2000, 8(4): 429-442.
- [73] 陈枢茜. 基于语音分析的疲劳度检测研究[D]. 苏州: 苏州大学, 2017.
CHEN Shuxi. Research on fatigue detection based on speech analysis [D]. Suzhou: Soochow University, 2017. (in Chinese)
- [74] KUCHIBHOTLA S, VANKAYALAPATI H, VADDI R, et al. A comparative analysis of classifiers in emotion recognition through acoustic features[J]. International Journal of Speech Technology, 2014, 17(4): 401-408.
- [75] KOCAL O H, YURUKLU E, AVCIBAS I. Chaotic-type features for speech steganalysis [J]. IEEE Transactions on Information Forensics & Security, 2008, 3(4): 651-661.
- [76] 杨永锋, 仵敏娟, 高喆, 等. 小数据量法计算最大 Lyapunov 指数的参数选择[J]. 振动·测试与诊断, 2012, 32(3): 371-374.
YANG Yongfeng, WU Minjuan, GAO Zhe, et al. The selection of parameters for calculating the largest Lyapunov exponent with a small amount of data [J]. Vibration, Test & Diagnosis, 2012, 32(3): 371-374. (in Chinese)
- [77] VAZIRI G, ALMASGANI F, BEHROOZMAND R. Pathological assessment of patients' speech signals using nonlinear dynamical analysis [J]. Computers in Biology & Medicine, 2010, 40(1): 54-63.
- [78] 王振华, 杨翠容, 武薇, 等. 根据语音分形维和基音周期的说话人性别识别研究[J]. 生物医学工程学杂志, 2008, 25(4): 805-810.
WANG Zhenhua, YANG Cuirong, WU Wei. Research on speaker gender recognition based on speech fractal dimension and pitch period [J]. Journal of Biomedical Engineering, 2008, 25(4): 805-810. (in Chinese)
- [79] SHEN Z Y, PAN G Z, YAN Y G. A high-precision fatigue detecting method for air traffic controllers based on revised fractal dimension feature [J]. Mathematical Problems in Engineering, 2020, 132: 1-13.
- [80] 刘亚威. 管制疲劳的眼动指标研究[D]. 天津: 中国民航大学, 2018.
LIU Yawei. Research on eye movement index of control fatigue [D]. Tianjin: Civil Aviation University of China, 2018. (in Chinese)
- [81] 夏忠超. 基于卷积神经网络的特征融合步态识别方法研究 [D]. 广州: 暨南大学, 2020.
XIA Zhongchao. Research on the recognition method of feature fusion gait based on convolutional neural network [D]. Guangzhou: Jinan University, 2020. (in Chinese)
- [82] BADSHAH A M, AHMAD J, RAHIM N, et al. Speech emotion recognition from spectrograms with deep convolutional neural network[C]// 2017 International Conference on Platform Technology and Service. USA: IEEE, 2017: 1-9.
- [83] LUO Xiaodong, DASHORA Y, SHAW T. Airline crew augmentation: decades of improvements from sabre[J]. Interfaces, 2015, 45(5): 409-424.

作者简介:

沈志远(1985—),男,博士,副教授。主要研究方向:空管监视系统与信息处理,机场运行与安全管理,空域规划,人为因素。

魏义涛(1995—),男,硕士研究生。主要研究方向:模式识别,管制员疲劳,语音疲劳识别。

闫永刚(1977—),男,博士,高级工程师。主要研究方向:空中交通管制规章标准体系建设,管制运行业务管理,国际地区交流合作,管制人员资质管理和业务培训。

赫海园(1984—),男,学士,中级工程师。主要研究方向:空域规划。

(编辑:马文静)