

DOI:10.19651/j.cnki.emt.2107574

离散姿态感知量结构化矿工异常行为识别方法^{*}

陈宝全 乔铁柱 卞凯 杨毅 张海涛

(太原理工大学 新型传感器与智能控制教育部重点实验室 太原 030024)

摘要: 煤矿生产“减人提效”的发展趋势使保障工人安全愈发重要,针对当前矿工异常行为检测方法数据量大、鲁棒性不强的问题,提出了一种离散姿态感知量结构化的矿工异常行为识别方法。采用卡尔曼滤波技术优化基于九轴姿态传感器获得的行为感知信息,利用采样窗口截取行为信息后,依姿态感知量轴向结构化为三通道 RGB 行为图像,结合所设计用于提取时空特征的 CTFRN 模型,精确提取拟识别 5 种矿工行为的时空特征,以低运算量、高鲁棒性特点监测矿工异常行为。与其他模型对比结果表明,所提方法较准确率更高,可达 99.3%。所设计系统及识别方法可用于实际环境中矿工异常行为实时监测,保障矿工生命安全。

关键词: 异常行为识别;姿态传感器;卷积神经网络;结构化信息

中图分类号: TN911.7 **文献标识码:** A **国家标准学科分类代码:** 510.40

Structural miners' abnormal behavior recognition method based on discrete attitude perception

Chen Baoquan Qiao Tiezhu Bian Kai Yang Yi Zhang Haitao

(Key Laboratory of Advanced Transducers and Intelligent Control System of Ministry of Education, Taiyuan University of Technology, Taiyuan 030024, China)

Abstract: The development trend of 'reducing people and improving efficiency' in coal mine production makes it more and more important to ensure the safety of workers. Aiming at the problems of large amount of data and weak robustness of current miner abnormal behavior detection methods, a miner abnormal behavior recognition method with structured discrete attitude perception is proposed. The Kalman filter technology is used to optimize the behavior perception information obtained based on the nine-axis attitude sensor. After the behavior information is intercepted by the sampling window, the three-channel RGB behavior image is structured according to the axial direction of the attitude perception. Combined with the CTFRN model designed to extract the temporal and spatial characteristics, the temporal and spatial characteristics of the five kinds of miners' behaviors are accurately extracted, and the miners' abnormal behaviors are monitored with low computational complexity and high robustness. Compared with other models, the results show that the proposed method has higher accuracy, up to 99.3%. The designed system and recognition method can be used for real-time monitoring of abnormal behavior of miners in actual environment to ensure the safety of miners.

Keywords: abnormal behavior recognition; attitude transducer; convolutional neural network; structural information

0 引言

煤矿智能化的提升推动着煤炭综采工作面生产向少人化甚至无人化发展^[1],保障井下工人的安全逐渐成为煤炭企业安全生产的核心,也是煤炭企业健康持续发展的基础。煤矿工人的违规异常行为不仅是引发煤矿安全事故的主要

原因^[2],更是危及其生命安全的根源,因此,识别煤矿工人异常行为,建立完善的煤矿工人行为监控机制不仅能降低安全事故的发生几率,更能及时察觉煤矿工人异常动向保障其生命安全。

随着计算机技术的发展和普及,深度学习的出现摆脱了手工特征提取的局限性,涌现了大量效果优异的行为识

收稿日期:2021-08-13

^{*} 基金项目: NSFC-山西煤基低碳联合基金项目(U1810121)、2020年中央引导地方科技发展资金项目(YDZX20201400001796)、山西省应用基础研究计划(201901D211077)资助

别方法,按其数据类型可分为:基于视觉的方法^[3-7]和基于姿态传感器的方法^[8-11],基于视觉感知的行为识别方法效果优异但适用场所受环境限制,基于姿态传感器的方法准确度高,但可能引起被测者的不适。与日常生活行为识别应用不同,因煤矿井下环境的特殊性,灰暗的环境以及遮挡会严重降低图像的信息熵且工人行动的方式更加复杂,故在煤矿井下应用基于视觉的方法识别矿工行为时往往效果不佳。同时,基于视觉的方法所产生的巨大数据量给数据的标注和实时处理带来挑战^[12]。因此,穿戴式姿态传感器方法以其低数据量、高信息表征能力成为准确识别异常行为的首选方法,该类方法通过姿态传感器获取人员实时运动信息提取特征后实现异常动作识别。例如,Shahverdy 等^[13]提出了基于汽车运行时的加速度、油门等信息判断汽车驾驶员危险行为的方法;王丽君等^[14]基于 CLDNN 模型分析惯性数据的多层次特征实现了行为识别,性能优异;Han 等^[15]提出的一种挖掘三轴加速度轴间信息的方法实现了人的行为识别。然而多数基于姿态传感器的方法常采用加速度、角速度等为数不多的运动信息作为识别的依据,虽然取得不错的效果,但对于矿工作业时的相似动作或复杂动作的辨识度仍存在一定困难。

为解决上述问题,本文提出了一种离散多参数姿态感知量结构化的矿工异常行为识别方法,针对矿工常见的脱安全帽、攀爬皮带机、摔倒、从高处跳下、快跑在内的 5 种异常行为,通过安装在矿工腿部、腰部、手臂的 4 个多轴姿态传感器获取矿工实时运动信息,并按照姿态感知量轴向转换为结构化的图像形式,依据数据特点提出卷积时序特征识别网络(convolution time series feature recognition

network,CTFRN)充分挖掘行为信息的时空特征及轴间隐藏关系,准确识别矿工作业时的异常行为,有效识别矿工作业时的异常行为。

1 方法与系统设计

1.1 数据采集系统设计与数据预处理

1) 数据采集系统设计

为了准确获取矿工行为信息的同时不影响其作业,本文采用微型低功耗无线多轴姿态传感器,其性能参数如表 1 所示,可满足矿工单个作业周期全面监控的要求。

表 1 姿态传感器性能参数

性能参数	指标
电压/V	3.7
工作时长/h	8~10
通讯方式	WiFi 通信、UDP 连接
输出数据	加速度、角速度、角度、磁场、电量
输出频率/Hz	50

基于所用姿态传感器,本研究设计了相应的数据采集系统,该数据采集系统由姿态传感器、无线通信网关和 PC 上位机构成,当矿工作业时,姿态传感器会自动通过 WiFi 网关连接至局域网并由工业以太网将数据传输至 PC 上位机,上位机具备实时显示和存储功能,将用于行为信息的数据库建立和所提方法的效果检测,系统架构及显示效果如图 1 所示,同时,图中还标出了姿态传感器的部署位置,分别为左腿、腰、左肩以及右手腕,这些位置是在充分考虑到矿工作业时的便利性而选择的。

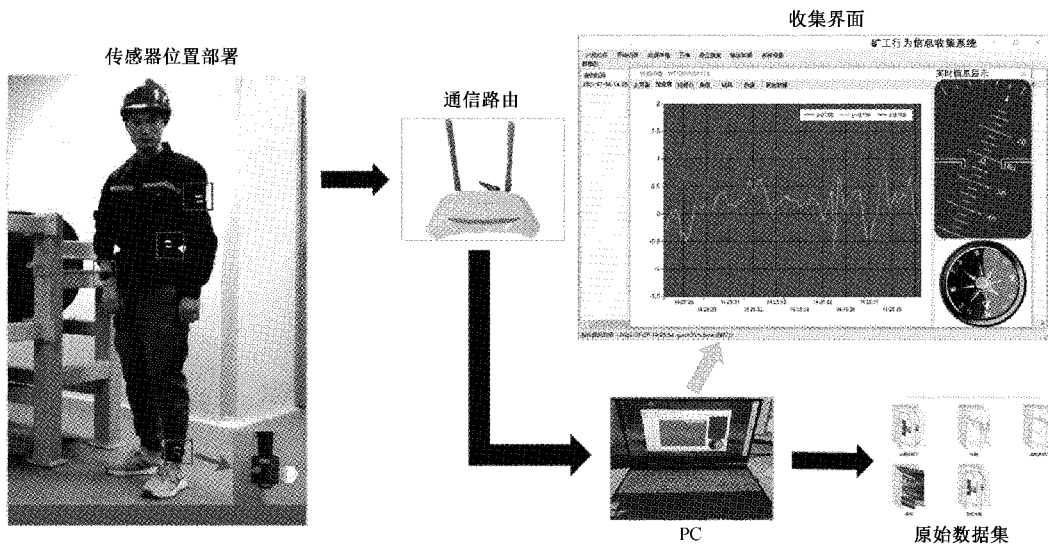


图 1 数据采集系统

2) 数据预处理

在姿态传感器采集行为信息时,所获信息可能会因轻微抖动和随机噪声的存在而产生偏差,因此需要对采集的

原始数据进行必要的降噪处理,所使用的方法为卡尔曼滤波算法(Kalman filter algorithm, KFA),其是一种最优化自回归数据处理算法,被广泛用于传感器数据融合、机器

人导航等领域^[16],该算法通过建立信号与噪声状态空间方程,基于当前时刻观测值及前一刻的估计值更新状态变量的估计进而求出最优的当前时刻估计值^[17],卡尔曼滤波分为预测和状态更新两部分,其更新方程为:

$$\begin{aligned} \mathbf{K} &= \mathbf{P}'\mathbf{H}^T[\mathbf{P}'\mathbf{H}^T + \mathbf{R}]^{-1} \\ \mathbf{x} &= \mathbf{x}' + \mathbf{K}[\mathbf{z} - \mathbf{H}\mathbf{x}'] \\ \mathbf{P} &= (\mathbf{I} - \mathbf{K}\mathbf{H})\mathbf{P}' \end{aligned} \quad (1)$$

其中, \mathbf{K} 表示卡尔曼增益矩阵, \mathbf{P} 为 n 阶误差协方差矩阵, \mathbf{H} 为 $1 \times n$ 阶量测矩阵, \mathbf{R} 为测量噪声矩阵, \mathbf{x} 为 n 维状态向量, \mathbf{z} 为实际观测的测量值, \mathbf{I} 为与 \mathbf{x} 同维的单位矩阵,根据更新公式可得到卡尔曼滤波的预测公式:

$$\begin{aligned} \mathbf{x}' &= \mathbf{F}\mathbf{x} + \mathbf{u} \\ \mathbf{P}' &= \mathbf{F}\mathbf{P}\mathbf{F}^T + \mathbf{Q} \end{aligned} \quad (2)$$

式中: \mathbf{F} 为状态转移矩阵, \mathbf{u} 为外部影响, \mathbf{Q} 为过程噪声,代表无法用状态方程表示的噪声。

为了验证卡尔曼滤波算法对行为信息优化的效果,本文利用Python实现了一维卡尔曼滤波器并验证的其对“快跑”行为中腿和腰加速度数据的滤波效果,滤波前后的数据如图2所示,这里取观测偏差为0.05,由图2可知滤波后的行为信息在保留行为特征的同时平滑了数据趋势,降低了数据的锯齿和突变程度,能够有效去除可能存在的噪声。

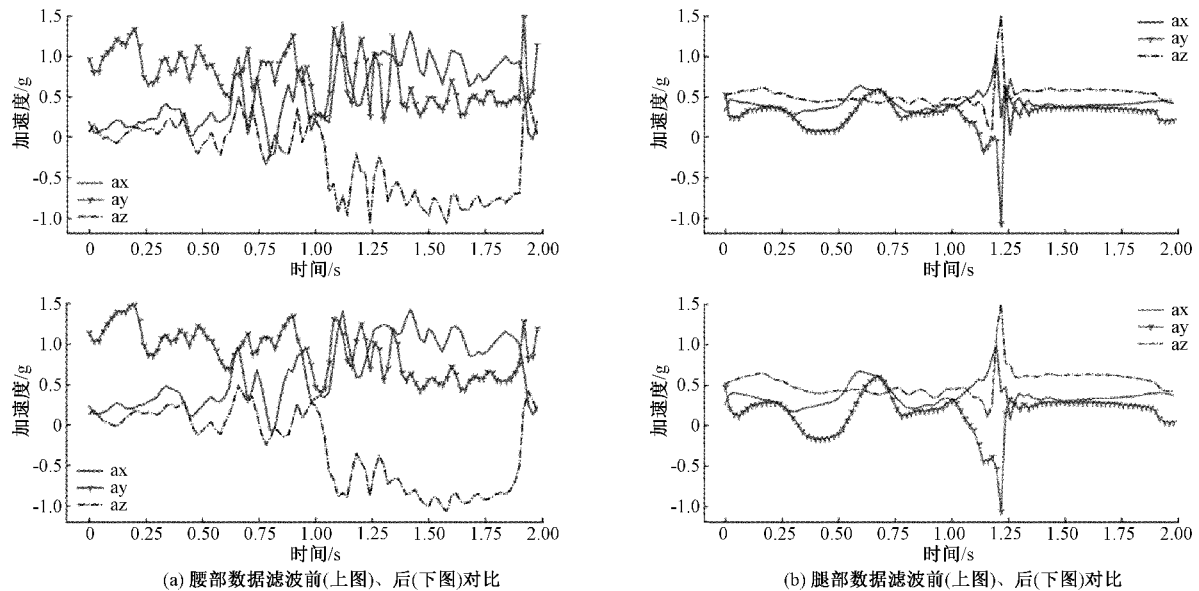


图2 卡尔曼滤波前后数据对比

完成原始采集信息的降噪后,需要结合矿工的行为特点以及拟识别的异常行为将连续时间序列的行为信息利用滑动的采样窗口划分为数据帧以便后续异常行为的识别^[18]。在拟识别异常行为中,脱安全帽、攀爬皮带机、摔倒、从高处跳下这4种行为为一次性非重复动作,其中攀爬皮带机持续时间最长,约在2~3s;快跑为重复性动作,可识别特征在1s内。为了兼顾拟识别的所有行为特征同时降低数据量,本文将采样窗口的宽度设置为2s且采样重叠率为50%。由于传感器的采集帧率为50Hz,因此每个采样窗口所提取的行为帧包含单轴信息的100个数据点。

1.2 离散多参数姿态感知量的结构化

为了更深层次的挖掘姿态传感器多感知参数间的隐含关系,进一步准确表征行为信息、提高识别准确率,本文将每个取样帧的4个姿态传感器的加速度、角速度、角度及磁场的 x 、 y 、 z 三个轴向信息分别提取为 $\{x_i^1, x_i^2, x_i^3, x_i^4\}$ 、 $\{y_i^1, y_i^2, y_i^3, y_i^4\}$ 、 $\{z_i^1, z_i^2, z_i^3, z_i^4\}$ (其中上标数字代表传感器编号,下标 i 表示序列长度,这里 $i \in [1, 100]$)并利用式(3)归一化至 $[0, 255]$ 后重新拼接生成单通道灰度图,归

一化方法为下式:

$$p'_i = \frac{p_i - p_{\min}}{p_{\max}} \times 255 \quad (3)$$

式中: p'_i 为归一化后输出, p_i 为离散序列任一值, p_{\min} 为离散序列中最小值, p_{\max} 为最大值。

归一化的灰度图以 x 轴信息为图像 R 通道、 y 轴信息为 G 通道、以 z 轴信息为 B 通道生成表征行为信息的RGB彩色图像,该彩色图像的尺寸为16 pixels \times 100 pixels,此时每个传感器的数据均转变为图像中的像素点,在视觉上的行为过程借助状态感知量,通过本文提出的方法转化为一尺寸极小的图像,极大降低了数据量,所获得的彩色图像既具有行为的时间信息又包含行为轴向的空间信息,所提感知量结构化方法的过程如图3所示。

为了进一步对比结构化为彩色图像后异常行为识别的效果,本文还将各传感器信息直接拼接生成了尺寸为48 pixels \times 100 pixels的灰度图行为数据集进行了对比。为了说明转化后的效果,如图4所示为拟识别“摔倒”行为在采样窗口下的结构化转化过程及结果。

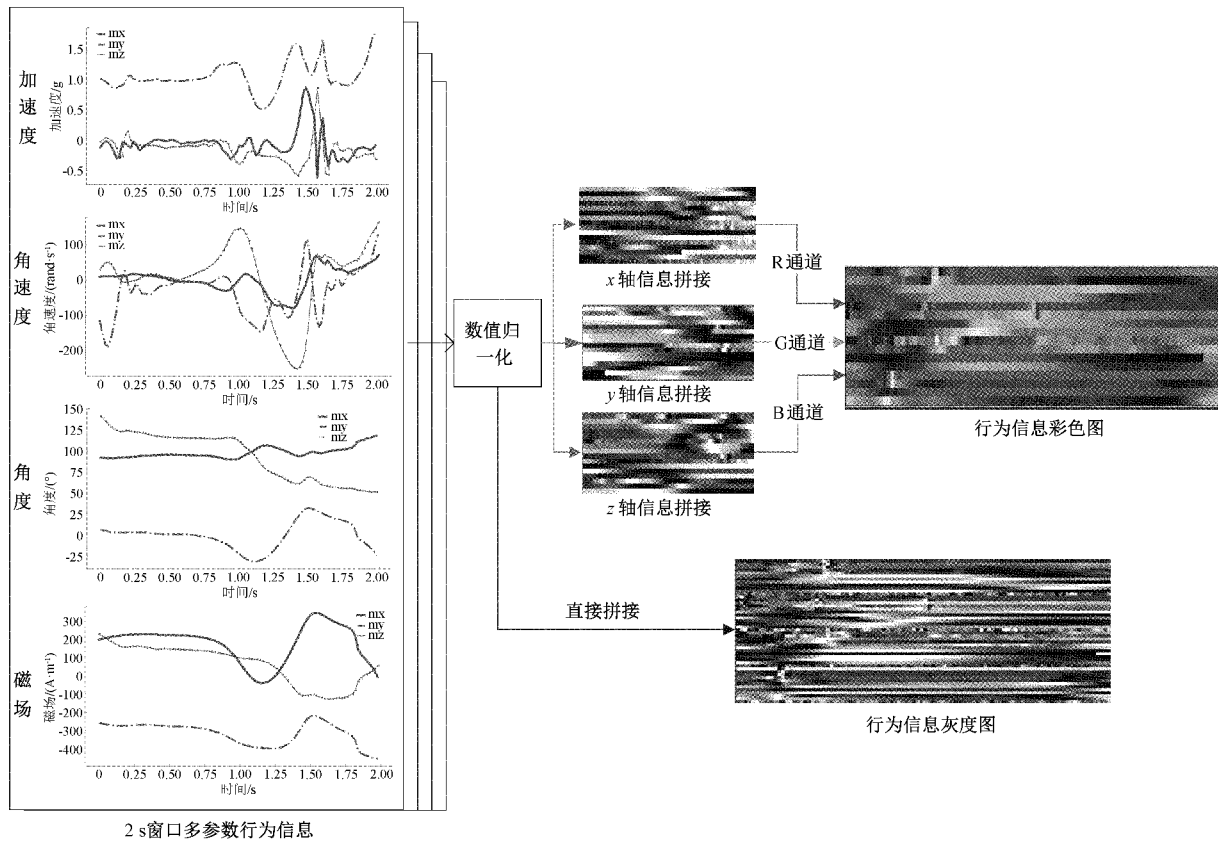


图 3 结构化方法框架

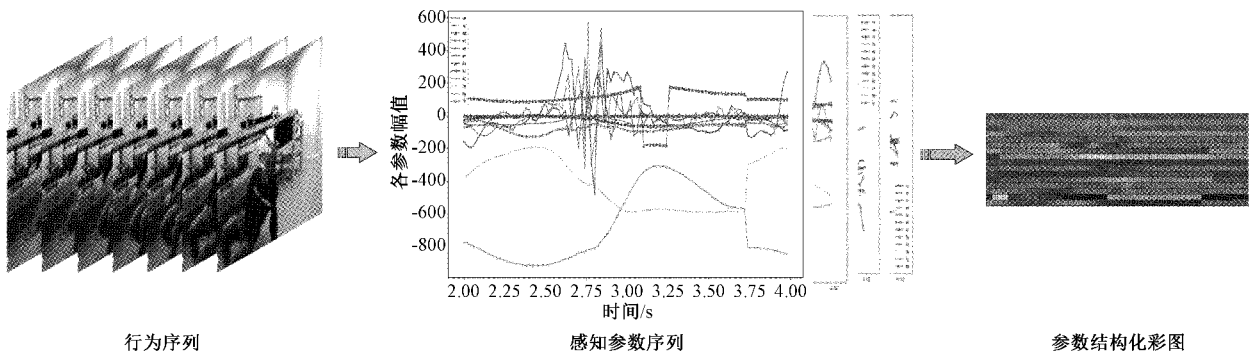


图 4 “摔倒”行为结构化过程

1.3 CTFRN 结构设计

将姿态传感器获取的行为信息转变为彩色图像后,因图像将行为的空间信息和时间信息融合在一起,故需借助卷积神经网络(convolutional neural network,CNN)及门控循环单元(gated recurrent unit,GRU)提取图像中隐含的轴向行为特征和时间关联性特征以便提高矿工异常行为识别的准确性,借助 GRU 网络单元可以进一步降低计算复杂度,且与其他时间序列数据处理模型相比 GRU 效果更佳^[19],本文设计了基于 CNN 和 GRU 的 CTFRN 网络,其结构如图 5 所示,采用 10 层网络结构,主要包括输入层、卷积层、池化层、GRU 网络层、全局平均池化层(global

average pooling,GAP)以及输出层。

其中池化层为最大池化;卷积层 Conv1 及 Conv2 的卷积核尺寸为 5×3 、步长为 1,卷积层 Conv3 及 Conv4 的卷积核尺寸为 3×3 、步长为 1,与池化层一同用于提取各姿态传感器间的空间相关性及隐含关联;GRU 为单层网络,用于提取行为帧信息中的时间相关性;输出层神经元为 5,采用 Softmax 作为激活函数。整个网络模型的学习率为 0.000 1、优化器为 Adam、损失函数为交叉熵。同时,为了扩大全局感受野、降低参数量、减轻过拟合^[20],本文利用 GAP 层代替传统网络的全连接层来优化网络性能。

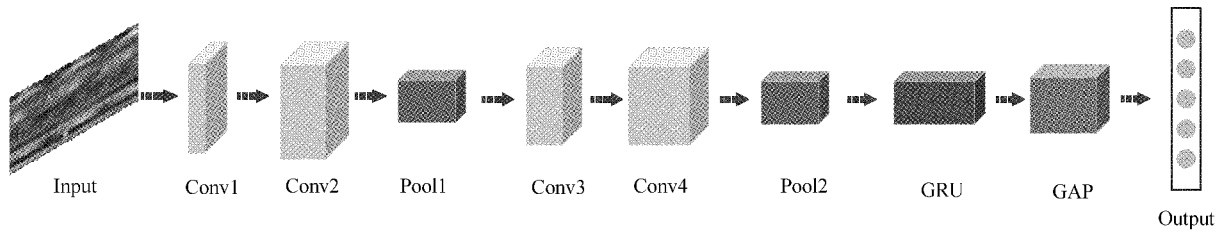


图5 CTFRN结构

2 实验与结果分析

2.1 数据集构建

本文在实验室条件下构建了拟识别5种矿工异常行为的数据集,该数据集由体型不同的10个男性对象配合完成采集,每位参与者重复执行每个动作3 min,每个动作重复40次以上,并将传感器数据经本文所提方法结构化为行为信息图像,按照50%的采样重叠率,共获得尺寸为16 pixels \times 100 pixels的彩色图像9 000张。基于所获得的数据集,本文利用硬件配置为Intel I5-9300H、GTX1650的Windows10平台、软件环境为Pytorch1.6+Python3.7的系统实现了所提CTFRN网络并完成了训练,其中数据集的80%作为训练集,20%作为测试集。此外,为了对比本文所提方法的有效性,本文还利用原始行为信息及直接拼接的灰度图训练了相应模型作为对比。

2.2 结果分析

训练模型的损失函数曲线如图6所示,由图6可知,所提方法构建的CTFRN模型收敛速度较快,在迭代至1 000步时,损失值基本趋于稳定,收敛于0.9,不存在欠拟合或过拟合的情形,基本确定所训练模型为最优模型。

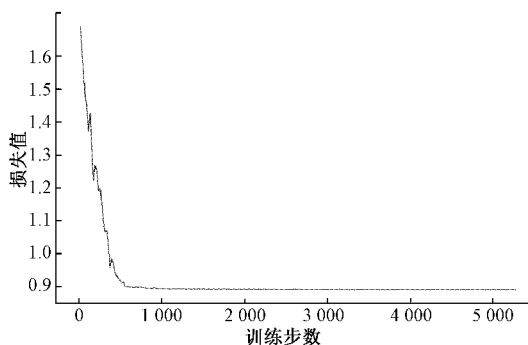


图6 模型损失函数曲线

为了说明所提方法的性能,本文使用准确率(accuracy, A)、召回率(recall, R)、精确率(precision, P)3个性能指标进行评估。同时,本文还基于原始数据设计了SVM分类识别模型,基于结构化的灰度图设计了CNN模型,基于数据结构化的RGB图设计了CNN模型,所有模型性能如表2所示。

表2 模型性能对比分析

方法	A	R	P
基于原始信息的SVM	93.5	88.3	94.2
灰度图CNN	97.4	92.8	96.9
RGB图CNN	97.9	93.2	97.3
本文方法	99.3	94.6	98.9

从表2中可以看出,基于原始离散行为信息的SVM识别模型准确率最低为93.5%,而将行为信息结构化为图像并逐渐由灰度图转变为RGB图后,识别准确率与SVM方法相比有明显提升,分别提升为97.4%、97.9%;而利用CNN模型的方法中,由灰度到RGB图转变后,效果虽然有所提升但并不明显,3个指标分别提升了0.5%、0.4%、0.4%,在模型中加入能够提取时间序列特征的GRU模块后,模型表现提升明显,准确率和精确率分别提升了1.4%、1.6%。由此可知,结构化后的图像特别是RGB图像中既包含空间特征信息又包含时间特征信息,在设计模型时若忽略时间信息,则对矿工异常行为的识别准确率将降低。

在训练所提方法的模型时,改变卷积核尺寸将影响模型性能且存在最优尺寸,如表3所示为不同尺寸卷积核对于所提方法模型准确率的影响。

表3 卷积核尺寸对模型影响

卷积核尺寸	3 \times 3	4 \times 3	5 \times 3	6 \times 4
A/%	97.6	97.8	99.3	97.4

从表3中可以看出,适当扩大卷积核尺寸时,卷积的感受野增大,可提取更多关联特征,模型性能将有所提升;但超过一定尺度后,模型收敛速度减慢、泛化能力变弱,模型性能将下降,为此,本文选择卷积核尺寸为5 \times 3。

3 结 论

本文提出一种离散姿态感知量结构化的矿工异常行为识别方法,通过轴向分解运动信息,结构化姿态感知量为RGB图像,以16 pixels \times 100 pixels小尺寸图像表征矿工行为时空信息,并设计了基于时间和空间相关性的CTFRN模型用于常见5种矿工异常行为识别,同时多次改变卷积核尺寸寻找最优模型。采用准确率A、召回率R、

精确率P三个考量指标对所提方法模型及其他模型进行评估,对比结果表明所提方法准确率最高。提出的行为信息结构化矿工异常行为识别方法对单个矿工与部分设备交互行为识别准确率高、束缚性低,适合实际工作使用。后续研究将扩充更加复杂的人机交互异常行为识别,切实保障矿工生命安全。

参考文献

- [1] 王国法,徐亚军,张金虎,等.煤矿智能化开采新进展[J].煤炭科学技术,2021,49(1):1-10.
- [2] 彭海兵,李男男.神东补连塔煤矿不安全行为管控体系建设[J].煤矿安全,2021,52(1):247-251.
- [3] LIU B, CAI H, JU Z, et al. RGB-D sensing based human action and interaction analysis: A survey[J]. Pattern Recognition, 2019, 94: 1-12.
- [4] PRESTI L L, LA CASCIA M. 3D skeleton-based human action classification: A survey[J]. Pattern Recognition, 2016, 53: 130-147.
- [5] SONG X, ZHOU H, LIU G. Human behavior recognition based on multi-feature fusion of image[J]. Cluster Computing, 2019, 22(4): 9113-9121.
- [6] XU H, SHEN L, ZHANG Q, et al. Fall behavior recognition based on deep learning and image processing [J]. International Journal of Mobile Computing and Multimedia Communications (IJMCMC), 2018, 9(4): 1-15.
- [7] RICHARD A, GALL J. A bag-of-words equivalent recurrent neural network for action recognition[J]. Computer Vision and Image Understanding, 2017, 156: 79-91.
- [8] FAHAD L G, TAHIR S F. Activity recognition and anomaly detection in smart homes[J]. Neurocomputing, 2021, 423: 362-372.
- [9] ERDAS Ç B, GUNNEY S. Human activity recognition by using different deep learning approaches for wearable sensors [J]. Neural Processing Letters, 2021, 53(3): 1795-1809.
- [10] HASSAN M M, ULLAH S, HOSSAIN M S, et al. An end-to-end deep learning model for human activity recognition from highly sparse body sensor data in internet of medical things environment [J]. The Journal of Supercomputing, 2021, 77: 2237-2250.
- [11] PHAM C, NGUYEN L, NGUYEN A, et al. Combining skeleton and accelerometer data for human fine-grained activity recognition and abnormal behaviour detection with deep temporal convolutional networks [J]. Multimedia Tools and Applications, 2021, 80: 28919-28940.
- [12] 岳彬,余大兵,常心悦,等.基于智能视觉物联网的油库人员行为识别与监测系统[J].电子测量技术,2020,43(3):128-131.
- [13] SHAHVERDY M, FATHY M, BERANGI R, et al. Driver behavior detection and classification using deep convolutional neural networks [J]. Expert Systems with Applications, 2020, 149: 113240.
- [14] 王丽君,刘彦戎,王丽静.基于卷积长短时神经网络行为识别方法[J].电子测量与仪器学报,2020,34(9):160-166.
- [15] HAN X, YE J, LUO J, et al. The effect of axis-wise triaxial acceleration data fusion in cnn-based human activity recognition[J]. IEICE TRANSACTIONS on Information and Systems, 2020, 103(4): 813-824.
- [16] 吴红卫,李铎,顾思洪.小波滤波在时间同步系统中应用研究[J].仪器仪表学报,2019,40(2):182-189.
- [17] 涂巧玲,邓英,余成波.改进卡尔曼滤波在多传感器室内定位中的应用[J].重庆理工大学学报(自然科学),2021,35(1):188-196.
- [18] ALEMAYOH T T, LEE J H, OKAMOTO S. New sensor data structuring for deeper feature extraction in human activity recognition[J]. Sensors, 2021, 21(8): 2814.
- [19] 赵建鹏,张爱军,蔡程飞,等.基于门控循环网络的海浪波倾角预测研究[J].国外电子测量技术,2019,38(5):96-100.
- [20] ZHANG C L, LUO J H, WEI X S, et al. In defense of fully connected layers in visual representation transfer [J]. Advances in Multimedia Information Processing-PCM 2017, PT II, 2018, 10736: 807-817.

作者简介

陈宝全,硕士研究生,主要研究方向为测试传感与图像处理、机器视觉。

E-mail: chenbaoquan1112@link.tyut.edu.cn

乔铁柱,工学博士,教授,主要研究方向为无损检测与智能传感技术。

E-mail: qiaotiezhu@tyut.edu.cn