

人工智能技术在矿工不安全行为识别中的融合应用^{*}

佟瑞鹏 教授, 张艳伟

(中国矿业大学(北京)应急管理与安全工程学院 北京 100083)

学科分类与代码: 6202599(安全人体学其他学科)

中图分类号: X936

文献标志码: A

基金项目: 国家自然科学基金资助(51674268)。

【摘要】 为有效识别矿工不安全行为,预防煤矿安全事故,提出融合深度学习的计算机视觉、表示深度信息的深度图像、可穿戴传感器等人工智能识别技术的方法。基于以上3种方法在人体行为识别上的应用特点,运用主成分分析法(PCA)将3种识别技术提取的行为特征降维融合,通过支持向量机(SVM)对融合特征进行分类;以矿工跌倒行为数据为正样本,走路、坐下、弯腰、下蹲、躺下等5种日常行为数据作为负样本,分别利用3种人工智能识别方法以及融合方法对矿工跌倒行为进行识别检验。结果表明:经过融合后的识别方法对矿工跌倒行为的识别效果均高于其他3种人工智能识别方法。

【关键词】 不安全行为; 智能识别; 主成分分析法(PCA); 行为特征; 跌倒检测

Integration between artificial intelligence technologies for miners' unsafe behavior identification

TONG Ruipeng, ZHANG Yanwei

(School of Emergency Management & Safety Engineering, China University of Mining and
Technology (Beijing), Beijing 100083, China)

Abstract: A fusion method, for identifying unsafe behavior of miners, was worked out as a result of integration between three existing artificial intelligence identification methods including the computer vision based on depth learning, depth image representing depth information and wearable sensor. The method uses PCA to reduce the dimensions of the behavior features extracted by the three recognition techniques, and classifies the features by support vector machine (SVM). Data on miners' fall behavior were used as positive samples and data on five kinds of daily behavior including walking, sitting down, bending, squatting and lying down were used as negative samples. Three artificial intelligence identification methods and the fusion method were applied to identify the fall behavior of miners. The results show that the effectiveness of the fusion method in recognizing unsafe behavior is higher than that of the three artificial intelligence methods.

Keywords: unsafe behavior; intelligent identification; principal component analysis (PCA);
behavior characteristics; falling test

* 文章编号: 1003-3033(2019)01-0007-06; DOI: 10.16265/j.cnki.issn1003-3033.2019.01.002
收稿日期: 2018-10-20; 修稿日期: 2018-12-01

0 引言

2007—2016 年我国煤炭行业的安全形势逐年好转,百万吨死亡率和死亡人数逐年下降^[1]。但是煤矿事故仍未得到根本遏制,与世界先进煤矿开采国相比仍有差距。预防和控制煤矿工人的不安全行为是遏制煤矿重特大事故的根本途径^[2]。因此,对煤矿工人不安全行为识别方法的研究具有重要意义。

人体行为识别主要是分析和识别被观测人的动作类型、行为模式,并使用自然语言等方式对其加以描述^[3]。随着人工智能技术的发展,大量学者将其应用在人体行为识别上,且基于深度学习的计算机视觉、表示深度信息的深度图像、可穿戴传感器等是人工智能技术中应用较广泛的识别方法,如 BACCOUCHE 等^[4]通过各种深度学习结构实现人体行为识别;ZHU Youding 等^[5]通过深度信息提取人体骨骼位置信息实现行为识别;YANG 等^[6]通过加速度计采集走、跑和坐等日常行为数据,并通过神经网络分类器进行行为识别。

煤矿井下环境复杂多变、矿工不安全行为多种多样,上述研究者仅应用单一的智能识别技术识别,很难准确全面地识别出矿工的不安全行为。鉴于此,笔者将运用主成分分析法(Principal Component Analysis, PCA)将基于深度学习的计算机视觉、表示深度信息的深度图像、可穿戴传感器等 3 种智能识别技术提取的行为特征进行融合并采用支持向量机(Support Vector Machine, SVM)进行分类,以实

现对 3 种人工智能识别技术的融合应用,为矿工不安全行为识别提供新的思路和方法。

1 3 种识别方法比较

基于深度学习的计算机视觉行为识别方法是通过摄像头捕捉矿工行为,其基本原理是自动从运动图像序列中学习各种人体行为,根据学习结果通过数据处理和特征提取等方式对采集图像中的人体行为进行分类。表示深度信息的深度图像识别方法先通过深度摄像机获取可以提供三维场景且没有丢失纵向深度信息的深度图像,并用二维矩阵来描述,其中每个点代表的是物体距离摄像机的距离;然后再构建骨架节点,通过识别骨架节点位置的变化从深度图像中提取全局或局部的运动特征,并利用分类器进行分类。基于深度学习的计算机视觉和表示深度信息的深度图像方法的数据处理实时性好,可靠性高,硬件设计结构相对简单,易于开发和实施,而且表示深度信息的深度图像方法能够以较小的计算代价精确地描述和识别人体行为,且不易受人体外表颜色的影响。但这 2 种方法不太适用于户外或其他复杂场景,由于光照变化及其他干扰因素的影响,识别精度可能会受到严重影响^[7]。应用可穿戴传感器对人体行为进行识别时,矿工通过穿戴集成传感器监测人体生理参数和动作参数,相对于其他 2 种人体行为识别方法有轻便性、低耗性、成本低、抗干扰性强的特点,但是可穿戴传感器会给矿工带来不适感。上述 3 种方法的详细特点比较见表 1。

表 1 3 种行为识别方法特点比较

Tab.1 Comparison between characteristics of three methods

特点	基于深度学习的计算机视觉	表示深度信息的深度图像	可穿戴传感器
行为数据类型	二维图像	三维图像	时域信号
抗遮挡、光照等因素的影响	弱	较弱	不受影响
数据采集地点限制	便于摆设摄像头	便于摆设深度摄像机	限制较少
系统可工作时长	长	长	短
运动信息的精度	一般	较高	高
便携性	差	差	较好
数据处理复杂度	高	较高	低
数据采集空间范围	指定区域内	指定区域内	限制较少

2 人工智能识别技术融合方法

综合基于深度学习的计算机视觉、表示深度信息的深度图像、可穿戴传感器 3 种行为识别技术的应用特点,提出一种融合方法,融合过程如图 1

所示。

1) 直接拼接基于深度学习的计算机视觉和表示深度信息的深度图像识别的矿工行为特征。通过构建 2 个卷积神经网络模型分别提取二维图像和三维图像中的行为特征,并进行直接拼接形成多模式

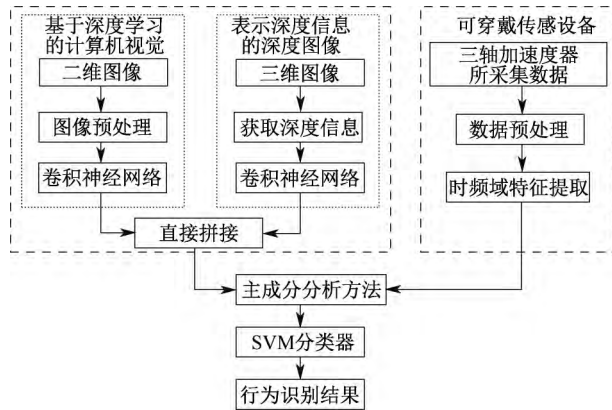


图1 融合过程

Fig.1 Fusion process

特征,其过程如图2所示。

2) 运用PCA对多模式特征与可穿戴传感器采集提取的行为特征进行融合。PCA融合的本质目的在于将原特征进行线性变化映射到另一个维度的空间,同时依然保持原特征的重要特性,实现特征间的信息互补,在有效降低融合数据维数的同时消除

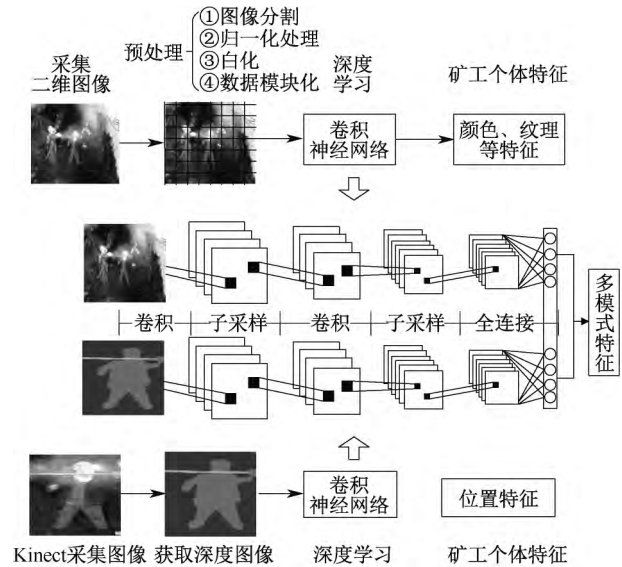


图2 多模式特征融合过程

Fig.2 Multi pattern feature fusion process

冗余信息,PCA特征融合过程如图3所示。

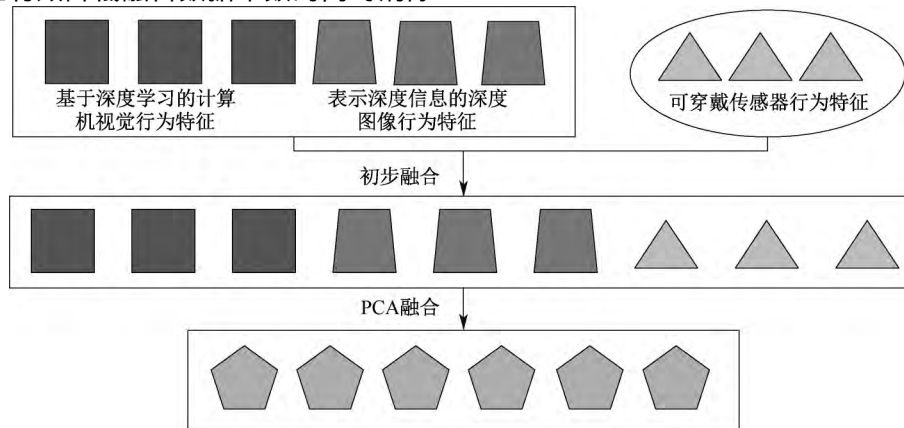


图3 PCA特征融合过程

Fig.3 PCA feature fusion process

将2类不同类型的特征进行初步串联融合得到信息全面的初步融合特征,再用PCA方法对初步融合特征进行降维处理。多模式特征向量和可穿戴传感特征向量进行PCA融合时,主要分为计算协方差矩阵和特征值分解等2个步骤^[8]。

步骤1: 计算出二者的协方差关系:

$$\text{Cov}(X, Y) = \frac{\sum_{i=1}^n (X_i - \bar{X})(Y_i - \bar{Y})}{n-1} \quad (1)$$

式中: X 为多模式特征向量; Y 为可穿戴传感特征向量; $\text{Cov}(X, Y)$ 为 X 和 Y 的协方差关系; n 为样本特征相应的维数。

由于样本是多维度数据,则它们的协方差实际

为协方差矩阵。则样本的协方差矩阵 A 计算如下:

$$A\mathbf{v} = \lambda\mathbf{v} \quad (2)$$

式中: λ 为 A 的特征值; \mathbf{v} 为对应的特征向量。

步骤2: 对协方差矩阵 A 进行特征值分解:

$$A = Q\Sigma Q^{-1} \quad (3)$$

式中: Q 为 A 的特征向量组成的矩阵; Σ 为一个主对角线上的值为 A 的特征值的对角矩阵。

A 的特征向量组成的矩阵 Q 中,特征向量间是两两正交的,保证了新特征之间的独立性。 Σ 的特征值越大,说明其所对应的特征向量在样本数据中占据的成分越重要,表征 A 在这个特征向量方向变化的重要性。在 Σ 中,选取特征值较大的前 m 个向

量,这 m 个特征向量表示 A 变化最大的 m 个方向,组成特征向量矩阵,通过特征向量矩阵把高维的协方差矩阵 A 映射到低维的子空间中:

$$B = ZM \quad (4)$$

式中: B 为目标特征数据; Z 为原始特征数据; M 为特征向量矩阵。

3) 将 PCA 融合后的行为特征输入到 SVM 中进行分类识别。

3 基于矿工跌倒行为识别的检验

以矿工跌倒行为为例,分别应用 3 种人工智能识别方法和提出的融合方法识别其行为,并检验识别结果的准确性。

3.1 数据收集

根据山东大学基于 Kinect 的人体跌倒检测 SDUfall 数据集^[9]的建立方法,在同一场景下应用 3 种人工智能识别方法对同一矿工行为同时进行数据采集,形成一个多维度的跌倒行为数据库,采集跌倒样本和走路、坐下、弯腰、下蹲、躺下等 5 种日常行为为样本数据。

1) 跌倒行为样本从跌倒姿势、跌倒行为发生时跌倒人员离摄像头的距离、人员跌倒的方向与摄像头所成角度、跌倒行为发生时穿戴式设备的位置等维度采集,其中跌倒方向分为朝向摄像头、背向摄像头、从摄像头右侧跌向左侧、从摄像头左侧跌向右侧等;跌倒时离摄像头的距离取 2 和 3 m;穿戴式设备的位置选择胸口和腰部等 2 种携带部位;跌倒姿势分为正身、侧身和背身跌倒。跌倒样本采集总量为 60。

2) 根据矿工在实际工作中的行为特征,日常行为为样本选取走路、坐下、弯腰、下蹲、躺下 5 种行为,作为跌倒检测试验输入的负样本数据,并根据不同识别技术采集相应维度的数据。每种日常行为样本采集的数量为 30。为矿工日常行为样本采集考虑的维度见表 2。

基于深度学习的计算机视觉二维图像和表示深度信息的深度图像数据采用 Kinect 深度摄像头采集,可穿戴传感器的三轴加速度数据使用 Shimmer 平台进行采集。采集到的数据包括时间信息、三轴加速度数据、骨架模型数据、人体躯干框数据、人体质心数据等。从以上数据提取得到,三轴加速度数据的均值、方差、标准差;目标前景矩形框的宽高比 K 及 K 的变化率、标准方差;质心离地距离 G 及 G 最大变化量、 G 过程变化量、 G 标准方差;躯干角速

表 2 为矿工日常行为采集样本考虑的维度

Tab.2 Dimensions considered for sample collection of daily behavior

日常行为分类	日常行为变化维度
走路	走路的方向,穿戴式设备的位置
坐下	离摄像头间的距离,坐下的方向,穿戴式设备的位置
弯腰	离摄像头的距离,弯腰的方向,穿戴式设备的位置
下蹲	离摄像头的距离,下蹲的速度,穿戴式设备的位置
躺下	离摄像头的距离,躺下的方向,穿戴式设备的位置

度 T 及 T 最大值、均值、标准差等。

3.2 检验分析

整个检测环境为 PC 机处理器,PCA 融合的实现用 Matlab8.1(R2013a)编程,选用径向基函数^[10]为核函数的 SVM 模型分别对用 4 种方法得到的行为特征进行分类,采用相同的训练样本和测试样本进行测试,每种方法测试 20 次,相应识别结果的数量取平均值作为最后的结果,见表 3,表中 F、W、S、B、C、L 分别代表跌倒、走路、坐下、弯腰、下蹲、躺下等行为,列代表检测样本的实际行为,行代表相应样本行为的检测结果。从表 3 可以看出,3 种人工智能方法在对走路行为的识别上精确度很高,PCA 融合方法跌倒行为被正确识别的数量明显增加,其他日常行为被错误识别的数量明显减少。

应用灵敏度(X)、特异性(Y)和准确度(Z)等评判标准^[11-12]评价检测结果,各值计算公式如下:

$$\begin{aligned} X &= \frac{T_P}{T_P + F_N} \times 100\%; \\ Y &= \frac{T_N}{T_N + F_P} \times 100\%; \\ Z &= \frac{T_P + T_N}{T_P + F_P + T_N + F_N} \times 100\% \end{aligned} \quad (5)$$

式中: T_P 为正样本正检数; F_P 为负样本错检数; T_N 为负样本正检数; F_N 为正样本错检数。

得到 3 种人工智能识别方法及 PCA 融合方法检测评判标准对比结果见表 4。

从表 4 可见,若分别单一使用 3 种人工智能方法对矿工行为进行识别,准确度分别为 84.762%、83.810%、82.381%,其中基于深度学习的计算机视觉识别方法最为有效,可穿戴传感器的识别方法相对于其他 2 种识别率较低;PCA 融合方法的灵敏度

表 3 跌倒检测结果

Tab.3 Fall detection results

基于深度学习的计算机视觉特征跌倒检测							表示深度信息的深度图像特征跌倒检测						
行为	F	W	S	B	C	L	行为	F	W	S	B	C	L
F	54	0	1	3	2	0	F	53	0	2	3	2	0
W	0	29	0	1	0	0	W	0	30	0	0	0	0
S	3	0	24	0	2	1	S	3	0	22	3	1	1
B	3	0	1	22	3	1	B	2	0	3	23	2	0
C	2	0	2	1	24	1	C	3	0	2	1	24	0
L	3	0	1	2	1	23	L	2	0	2	1	1	24

可穿戴传感设备特征跌倒检测							PCA 融合特征的跌倒检测						
行为	F	W	S	B	C	L	行为	F	W	S	B	S	L
F	52	0	1	2	4	1	F	57	0	1	1	1	0
W	0	29	0	1	0	0	W	0	30	0	0	0	0
S	3	0	23	2	1	1	S	2	0	26	1	1	0
B	2	0	2	23	2	0	B	1	0	1	27	1	0
C	4	0	1	2	22	1	C	2	0	0	1	27	0
L	3	0	1	2	0	24	L	2	0	1	1	0	26

表 4 跌倒检测评判标准对比

Tab.4 Comparison of criteria for judging the result of fall detection %

检测方法	X	Y	Z
计算机视觉的二维图像特征	90.000	82.667	84.762
深度图像的深度信息特征	88.333	82.000	83.810
可穿戴传感特征	86.667	80.667	82.381
PCA 融合特征	95.000	90.667	91.905

和特异性在数值方面都高于其他 3 种智能识别方法,可以看出该方法的识别能力相对于其他方法来说有了一定的提高。4 种识别方法的灵敏度都明显高于特异性,说明其对跌倒行为的识别效果优于对

日常行为的识别。

4 结 论

1) 融合方法保留了 3 种识别方法原始数据的整体特征,消除了初步融合大量的冗余信息,提高了对矿工跌倒行为的识别能力。

2) 融合方法对跌倒行为识别效果比其他 3 种方法好,对日常行为的识别需要加以改进,降低误识率,提高对矿工不安全行为识别的抗干扰能力;对于矿工更多复杂行为的识别,PCA 融合识别方法的有效性仍需进一步研究。

参 考 文 献

- [1] 谭章禄,单斐.近十年我国煤矿安全事故时空规律研究[J].中国煤炭,2017,43(9):102-107.
TAN Zhanglu, SHAN Fei. Research on spatiotemporal regularity of coalmine safety accidents in China during last decade[J]. China Coal, 2017, 43(9): 102-107.
- [2] 李磊,田水承.煤矿工人不安全行为组合干预仿真研究[J].中国安全科学学报,2016,26(7):23-28.
LI Lei, TIAN Shuicheng. Simulation research on combination intervention in coal miners' unsafe behaviors[J]. China Safety Science Journal, 2016, 26(7): 23-28.
- [3] WANG Liang, SUTER D. Recognizing human activities from silhouettes: motion subspace factorial discriminative graphical model[C]. Proceedings of IEEE Conference on Computer Vision Pattern Recognition, 2007: 1-8.
- [4] BACCOUCHE M, MAMALET F, WOLF C, et al. Sequential deep learning for human action recognition[C]. Proceedings of International Conference on Human Behavior Understanding, 2011: 29-39.
- [5] ZHU Youding, FUJIMURA K. Bayesian 3D human body pose tracking from depth image sequences[C]. Proceedings of Asian Conference on Computer Vision, 2009: 267-278.
- [6] YANG Jhunying, CHEN Yenping, LEE G, et al. Activity recognition using one triaxial accelerometer: a neuro-fuzzy

- classifier with feature reduction[C]. Proceedings of International Conference of Entertainment Computing , 2007: 395-400.
- [7] IKIZLER N , DUYGULU P. Histogram of oriented rectangles: a new pose descriptor for human action recognition[J]. Image and Vision Computing , 2009 , 27(10) : 1 515-1 526.
- [8] WANG Haiqing , SONG Zhihua , PING L. Improved PCA with optimized sensor locations for process monitoring and fault diagnosis[C]. Proceedings of the 39th IEEE Conference on Decision and Control. IEEE , 2000: 4 353-4 358.
- [9] 薛冰霞. 基于多模特征融合的人体跌倒检测算法研究[D]. 济南: 山东大学 , 2015.
XUE Bingxia. Research on multimodal feature fusion for human fall detection[D]. Ji'nan: Shandong University 2015.
- [10] 文耀锋. 一种实时的跌倒姿态检测和心率监护系统的研究[D]. 杭州: 浙江大学 , 2008.
WEN Yaofeng. Research on real-time detection system for heart rate and falling models[D]. Hangzhou: Zhejiang University , 2008.
- [11] DEMENTHON D , DAVIS L. Model-based object pose in 25 lines of code[J]. International Journal of Computer Vision , 1995 , 15(1/2) : 123-141.
- [12] VAIDEHI V , GANAPATHY K , MOHAN K , et al. Video based automatic fall detection in indoor environment[C]. Proceedings of International Conference on Recent Trends in Information Technology. IEEE , 2011: 1 016-1 020.



作者简介: 佟瑞鹏 (1977—) ,男 ,黑龙江穆棱人 ,博士 ,教授 ,主要从事行为安全与管理、风险建模与评估、公共安全与健康等方面的研究。E-mail: tongrp@cumtb.edu.cn。



张艳伟 (1995—) ,男 ,内蒙古通辽人 ,硕士研究生 ,主要研究方向为行为安全与管理。E-mail: 412572610@qq.com。