

利用深度学习的施工人员安全 隐患行为诊断控制方法

王生云¹, 赵吉龙¹, 虎晓敏¹, 马少军¹, 拓媛媛¹, 胡军², 包超³

(1. 宁夏农垦建设有限公司, 银川 750000; 2. 宁夏建设投资集团有限公司, 银川 750000;

3. 宁夏大学 土木与水利工程学院, 银川 750000)

摘要: 为了对建筑施工现场存在安全隐患的行为进行诊断控制, 提出通过深度学习的方式对建筑施工现场工人的不安全行为进行识别; 第一, 要对人体骨骼运动模型进行提取, 将提取得到的信息作为人体姿态以及运动发生变化的新模态信息, 并针对以人体姿态为依据实现骨架信息提取这一过程进行简单介绍, 再进一步提出 CNN-LSTM 模型, 该模型能够对空间特征提取性能进行优化; 过利用 BN-Inception 作为 CNN-LSTM 行为识别模型所需要的空间特征提取器, 对所有视频帧中包含的空间结构信息进行提取过程的训练; 再通过借助长短时记忆网络 (LSTM) 针对完整视频中的所有帧进行时序信息的建模, 最终通过模型所得出的结果即为 LSTM 在最终时刻的预测输出; 通过相关研究能够证明, 利用 CNN-LSTM 模型获取的信息准确率能够达到 88.67%, 能够对单模态行为识别模型在识别过程中的准确率进行优化。

关键词: 隐患行为控制; 安全隐患; 深度学习; 骨架测量; 动作捕捉; 行为诊断; 建筑施工

A Diagnosis and Control Method of Potential Safety Hazards for Construction personnel Using Deep Learning

WANG Shengyun¹, ZHAO Jilong¹, HU Xiaomin¹, MA ShaoJun¹, TUO Yuanyuan¹,
HU Jun², BAO Chao³

(1. Ningxia Nongken Construction Co., Ltd., Yinchuan 750000, China;

2. Ningxia Construction Investment Group Co., Ltd., Yinchuan 750000, China;

3. School of Civil and Hydraulic Engineering, Ningxia University, Yinchuan 750000, China)

Abstract: In order to diagnose and control the behaviors with potential safety hazards in the construction site, it is proposed to identify the unsafe behaviors of workers in the construction site through in-depth learning. Firstly, the human skeleton motion model is extracted, the extracted information is taken as the new modal information of human posture and movement changes, and the process of skeleton information extraction based on human posture is briefly introduced. Furthermore, the CNN-LSTM model is proposed, which can optimize the performance of spatial feature extraction. By using BN-Inception as the spatial feature extractor required by the CNN-LSTM behavior recognition model, the spatial structure information contained in all video frames is trained in the extraction process. Then, the timing information of all frames in the complete video is modeled with the help of long-term and short-term memory network (LSTM). Finally, the result obtained by the model is the prediction output of LSTM at the final time. Through the related research, it can be proved that the information accuracy obtained by the CNN-LSTM model can reach by 88.67%, and the accuracy of single-mode behavior recognition model in the recognition process can be opti-

收稿日期: 2021-12-23; 修回日期: 2022-01-04。

基金项目: 宁夏回族自治区重点研发计划项目(2018BEG03009)。

作者简介: 王生云(1973-), 男, 宁夏银川人, 大学本科, 高级工程师, 主要从事房地产开发管理、运营管理、工程项目管理等方向的研究。

通讯作者: 胡军(1987-), 男, 宁夏吴忠人, 博士, 高级工程师, 主要从事安全风险管理等方向的研究。

引用格式: 王生云, 赵吉龙, 虎晓敏, 等. 利用深度学习的施工人员安全隐患行为诊断控制方法[J]. 计算机测量与控制, 2022, 30(2): 72-78.

mized.

Keywords: hidden danger behavior control; hidden danger; deep learning; skeleton measurement; motion capture; behavioral diagnosis; building construction

0 引言

在建筑行业, 工人的行为是造成工作场所事故和伤害的主要原因之一。大约 80%~90% 的事故与工人的不安全动作和行为密切相关^[1-3]。先前的研究也表明, 基于行为的技术(例如, 反馈、目标设定和工人参与)可以显著提高安全性能^[4-7]。为此, 一种基于行为的方法已成为安全研究的趋势, 旨在观察、分析和改变工人的行为。具体来说, 该方法包括制定与安全相关的关键行为清单, 观察工人并统计所定义行为的频率, 通过反馈改善他们的行为, 并通过观察到的数据不断提高安全性^[8-9]。在过程中, 观察员了解导致事故的不安全行为和姿势, 观察自己和同事的行为, 并提供对观察结果的反馈。工人的行为可以通过听取对自己的反馈得到显著改善, 观察者也倾向于在观察和讨论同事的过程中改善自己的行为^[10]。在这方面, 观察是作为行为修改和管理改进的初步数据的最重要的单元^[11-12]。传统的行为测量方法虽然很重要, 但在应用于建筑项目时存在以下局限性: 1) 测量过程中所涉及的任务费时费力^[13]; 2) 需要大量的样本以避免偏差^[14-15]; 3) 观察和报告需要工人的积极参与^[16-17]。

基于计算机视觉的行为监控系统, 可以自动捕捉工人的动作并识别工人的不安全行为。现有的动作捕捉解决方案主要分为机械、磁性、光学和基于视觉的系统。前三种可能比基于视觉的系统提供更准确的结果, 但需要在人体上安装传感器或标记来进行运动跟踪。在施工中, 这种要求造成了一个严重的障碍, 因为附加的设备会干扰工人的行动。因此, 可以认为基于视觉的方法最适合施工应用。由于其在实用、经济、可视化和快速数据收集方面的潜力, 基于视觉的方法已被用于施工, 像生产力管理、进度监控、质量管理、资源跟踪和安全性。特别是, 文献 [18] 以及文献 [19] 分别提出对工人进行姿势分析和运动分类, 以分析施工作业的生产率。在安全管理方面, 本文探讨了一种微观层面的运动跟踪与识别方法来识别工人的不安全行为。该系统从现场视频中提取三维人体骨骼运动模型, 并利用运动数据识别工人的不安全

动作。通过这种方式, 三维骨骼模型还可能通过跟踪人体关节和人体部位轨迹之间的角度来实现工人姿势的人机工程学分析(例如, 背部角度), 这是人机工程学分析的主要输入。

本文探讨了基于行为安全管理中的观察过程及其挑战。为了解决这些挑战, 我们提出通过深度学习的方式对建筑施工现场工人的不安全行为进行诊断控制, 引入了一个基于视觉的监控框架, 并通过实验研究调查其实用性。在此基础上, 讨论了基于视觉的监测方法的贡献和局限性, 以验证其在建筑工人行为测量中的适用性。

1 基于 CNN-LSTM 的行为识别模型

本部分的主要内容是针对通过人体骨架图来提供表征视频内人体姿态以及运动变化对应的模态信息进行介绍, 且针对骨架图的提取途径进行全面介绍, 进一步提出使用数据拟合能力以及模型泛化能力更强的卷积神经网络来代替现阶段使用的网络, 对 CNN-LSTM 模型具有的时序建模能力进行优化。

单帧输入图仅能够对人体行为对应的空间特征进行表征, 另外还需要针对多帧输入图时序完成建模的过程, 从而全面地将行为失控信息进行反映。所以此次研究决定使用择 CNN-LSTM 模型来实现骨架图序列的失控信息建模, 同时利用选择更佳的 CNN 对辨别性更为理想的空空间特征进行提取, 由此全面优化 CNN-LSTM 行为识别模型所具有的识别性能, 通过图 1 对基本框架进行描述。

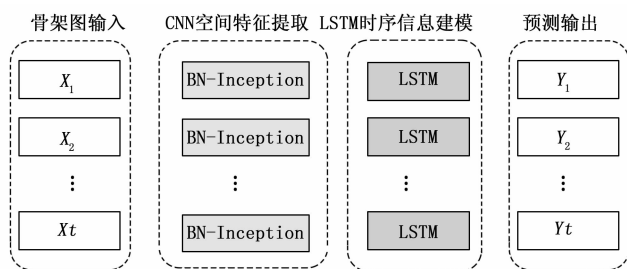


图 1 基于骨架图的 CNN-LSTM 模型

第一步 BN-Inception 训练提取视频中所有帧内包含的空间结构信息, 对现阶段使用的 CNN-LSTM 模型具有的空间特征提取能力进行加强, 进

一步全面优化 CNN-LSTM 行为识别模型的性能。随后通过借助长短时记忆网络 (LSTM) 针对所有视频中的全部帧时序信息完成建模过程, 且模型的最终输出结果为 LSTM 在最后时刻的预测输出 Y_t 。

1.1 人体骨架图提取

对事故统计进行分类能够得到两种伤害类别:

1) 来自身体外部的物理冲击所导致的伤害; 2) 因为身体本身存在不良姿态以及动作, 在长时间的反复累积之下所导致的人体工学伤害。对这两类伤害继续分类, 还能够分为若干类子伤害, 并且致死率以及非致死率能够对各个类型的子伤害以及疾病频率、轻重缓急进行反映^[20-21]。基于对频率以及严重程度的综合考虑, 以子类别为依据对施工过程中的主要姿势以及运动进行识别, 且通过本文所提及的以视觉为基础的监测系统完成跟踪以及检测。这里需要强调的是, 能够针对清单作出修改, 对特定的工作地点进行反映, 比如利用特定的劳动力以及工作场所的具体特点来描述^[22]。

从本阶段出发, 能够对工人产生不安全行动可能性较大的范围以及有关活动进行识别。针对事故作出的统计数据以及记录能够为危险工作场所以及有待重点监测的活动提供有力的制成。所以, 此步骤可以为摄像头的安置、对行为进行监测与分析提供科学的指导。比如, 跌落于脚手架以及梯子上的情况在总体中的占比分别等于 18%、16%; 所以, 此类设备附近的位置就是最需要安装摄像头的区域, 以避免事故的发生率升高。同时, 根据相关统计数据可知, 砖石工人的背部受伤率始终居高不下, 跟其他各种类型的建筑工人相比都能够超过 16 倍。由此可见监测的重点是哪些区域, 由此避免部分明确、高发伤害的类型出现。

从运动捕捉领域来说, 通常是通过单目摄像机以及多目摄像机这两种摄像机针对人体关节对应的三维位置进行估计。此次研究以三维摄像机为核心, 此类摄像机能够对三维骨骼进行提取以及简化处理, 将其转化为二维姿态来完成估计。三维摄像机的结构为一个摄像机中存在的两个镜头, 能够基于不同的角度在同一时间内完成两个视频的制作流程。利用三维摄像机或联合使用两个摄像机进行拍摄得到的两个视频, 一个的基本用途是对人体关节于二维图像列上的位置进行估算, 另一个的基本用途是搜集三维重建的参考数据。由此利用计算过程求出深度信息, 对估计的二

维身体关节进行转换, 使其转化为三维坐标, 由此获取三维骨骼模型。

针对视频来说, 基于二维图像对身体关节的具体位置进行估计, 从而获取二维骨骼模型。针对人体关节展开估计通常能够使用两种方法, 即自上而下或者自下而上, 前者主要是在观察得到的图像上映射身体模型, 从而实现对关节位置的估计, 后者是基于图像对身体部位进行检测, 随后再适当调整期位置, 提升对人体的适应度。然而自上而下的方法不适用于存在遮挡的情况下, 一般要在第一帧进行手动初始化, 所以此次研究选择使用自下向上的方式。

通过利用梯度方向直方图 (HOG, histogram of oriented gradients) 描述符基于二维图像中对身体部位进行检测, 同时应用部位混合模型对身体部位间存在的关系进行推断; 此类方法能够提供较为迅速且准确的结果, 并且能够为目标人群的不同外观以及遮挡等多种问题提供解决方案。以检测身体部位为目的, 确定一组训练图像以后, 通过图 2 给出的身体骨骼模型完成手动注释的过程。以骨骼模型为基础, 对训练图像内包含的身体关节进行标记, 得出的数据集可以对身体部位于测试数据集内的具体位置进行估计。从此过程来看, 多个旋转以及缩短的训练数据集能够对姿势估计中存在的问题进行解决, 比如自由度过高、因为身体尺寸以及形状存在差异进而造成四肢外观、服装以及视角产生变化。不包括位置信息在内, 二维图像中的固定身体部位所属类型也能够被识别并进行储存, 用于三维骨架模型的构建。所以, 集群代表特定身体部位形成的集合, 同时以集群为基础对身体部位进行分类进行标记。再通过派生类型标签进一步构建得到一个完整的监督数据集, 同时对灵活的未见混模型进行学习, 给身体关节分配正确的 ID。最终输出的结果为三维骨架模型, 并对对身体关节进行关联的 ID 分配。

1.2 基于 BN-Inception 的卷积神经网络空间特征提取

训练深度神经网络具有极高的复杂性, 原因是训练中的各层输入分布都会随着上一层参数的变化产生共同变化。由此便要求学习速率降低且对参数进行更加细致的初始化处理, 必须减小网络的训练速度, 同时会造成训练饱和非线性模型的难度提升。以攻克这一困难, 相关研究人员 Sergey Ioffe 提出了 Batch

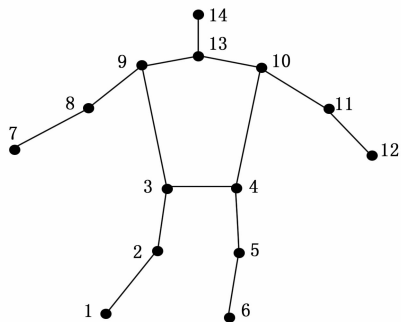


图 2 用于身体关节估计的身体骨骼模型
(注: 数字代表身体部位的数字 ID)

Normalization (BN), 也就是批量标准化的方法, 该方法的中心思想为降低内部相关变量, 对深度网络的训练提供加速动力, 由此能够解决许多不科学的初始化问题。将标准化纳入模型结构, 同时针对所有训练对应的 mini-batch 展开标准化流程。BN 能够提供更为理想的学习速率以及更为简便的初始化参数。

BN-Inception 结构具有的特点为所有卷积层后都有添加的 BN 层以及 ReLU 层。BN 层的功能是 Batch Normalization, ReLU 的功能是用于实现归一化。通过图 3 针对 BN-Inception 的整体结构进行描述。BN-Inception 实质上是基于 Inception 的优化, 一方面添加 BN 层, 降低内部相关变量的转移, 从而使得网络的各层输入都能够归一化至随机正态分布, 另一方面通过对 VGG 网络进行借鉴使用 2 个 3×3 的卷积核将 Inception 模块内存在的 5×5 卷积核进行替换, 不仅能够降低参数数量, 还能够提升网络的计算效率。

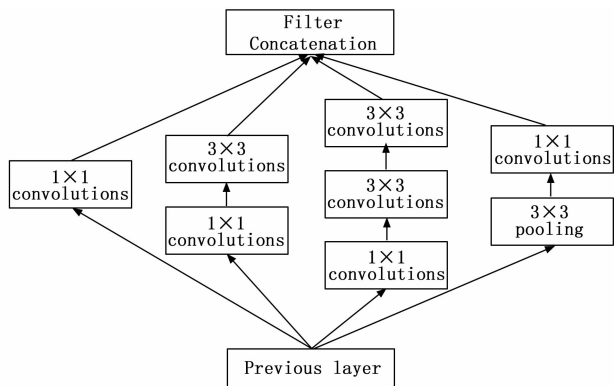


图 3 BN-Inception 结构

1.3 基于 LSTM 的骨架图时序关系建模

此次研究通过 CNN 对所有帧骨架图含有的空间信息进行提取以及存储。视频中的行为信息涵盖了帧

内视觉空间以及帧间时序信息, 仅对 CNN 加以利用来处理骨架图不能针对视频内所有帧间信息的变化完成时序的建模过程, 特别是对于时间跨度相对更大的视频, 必须借助于空间关系基于时间序列中的变化对各类行为进行鉴别, 所以基于对骨架空间信息进行提取, 还要进一步对视频帧序列间存在的时序关系进行训练以及学习。

在视频帧骨架图序列中按照等间隔的方式累计抽取 16 帧, 作为全视频的代表。通过利用经过训练的 BN-Inception 网络对视频帧骨架图具有的空间特征进行提取, 以时间顺序为依据输入 LSTM, 再利用数据集原本具有的帧级标签对 LSTM 的网络误差以及更新网络参数进行计算, CNN-LSTM 最终得出的结果就是 LSTM 最终输出的行为类别预测值, 进而用其对分类性能进行评价。

传统使用的循环神经网络在进行反向传播的过程中, 传递一层就必须将梯度与上一次的权值矩阵 W 进行相乘, 即传递 n 层, 继续向下传递的梯度必须与 W 的 n 次方相乘, 若 $W > 1$ 、 $W < 1$ 时, 梯度完成了 n 层传递后可能无限趋近于 0, 也可能无限趋近于无穷, 也就是说梯度不存在或者爆炸了, 这种情况下网络无法沿着向下的方向持续对权重进行更新, 所以循环神经网络无法对时间跨度过长的时序信息进行解决, 也就是“长时依赖”问题。通过式 (1) 对循环神经网络神经单元输入输出计算进行表示。

$$h_t = \tanh \left[W \begin{pmatrix} h_{t-1} \\ x_t \end{pmatrix} \right] \quad (1)$$

这里, h_t 所指代的是当前时刻, 也可以指代当前序列 t 所对应的神经元输出结果, W 所指代的是神经元权值矩阵, h_{t-1} 所指代的是前一时刻, 也可以指代前一序列 $t-1$ 对应的神经输出结果, x_t 所指代的是 t 时刻网络数据输入, \tanh 所指代的是激活函数。

2 实验

LSTM 所使用的为隐藏单元的单层神经元结构, 累计数目为 512 个, 输入为利用 BN-Inception 提取得到 1 024 维空间特征向量。初始学习率设置为 0.001, 再以训练情况为依据展开衰减的过程。将训练周期设置为 10 个 epoch。在实验进行时, 对采集得到的数据集进行分组, 分为各不相同的多个训练以及测试视频, 网络训练需要 100 个视频, 性能测试需

要 150 个视频。

2.1 数据采集

在实验室环境中，分别使用商用动作捕捉系统 (VICON) 和 3D 摄像机 (JVC 3D Everio Camcorder) 来收集爬梯运动模板并做视频记录；在 VICON 的情况下，围绕表演者的 8 个摄像头跟踪连接到身体关节的反射标记，因此表演者或梯子的遮挡可以最小化。另一方面，视频样本是用距离表演者约 5 米的三维摄像机记录的。

基于相似性度量进行运动检测，计算视频中不安全动作如表 1 所示。其中，真阳性 (TP) 除以真阴性 (TN) 与假阴性 (FN) 之和的召回率为 88%；TP 除以 TP 与假阳性 (FP) 之和的精密度为 88%；例如，TP 表示检测到不安全动作正在进行，FN 表示没有检测到不安全动作正在进行，FP 表示没有检测到不安全动作，实际上不安全动作已经开始发生。其中，Recall 表示运动识别算法检测到视频中 88% 的不安全动作，Precision 表示在检测到的动作中，88% 的动作被算法正确检测到。实验结果表明，本文提出的运动识别方法在使用预定义模板检测和计算不安全动作时，能够很好地处理现场数据。此外，误差可能主要来自对身体关节位置的不准确估计，特别是手臂和手，这在姿势估计结果的分析中得到了证实。

表 1 一个检测的结果

数据集中的总动作数量	正确检测到的不安全动作 (TP)	未被检测到的不安全动作	
		没有检测到的动作 (FP)	没有检测到的动作 (FN)
2 500	2202(88%)	298(12%)	25(1%)

2.2 实验结果与分析

此次研究提出视频帧输入所需要的空间提取器选择为 BN-Inception，且和文献 [23] 中所应用的 Alex Net 以及主流的 VGG16^[24] 进行对比。文献 [25] 选定的输入视频帧的空间特征提取器为 Alex Net，此次研究选定的输入视频帧的空间特征提取器为 BN-Inception，模型整体具备更为理想的空间提取能力。在确定使用 BN-Inception 前，本文将 Alex Net、BN-Inception 以及 VGG16 进行了性能方面的对比。所有 CNN 对应的网络模型参数皆为通过 Image Net 大型图片分类数据集的训练而得到的，所有网络训练都具备一个

epoch。

通过图 4 对三类不同的 CNN 模型训练一个 epoch 对应的训练误差值 (train loss) 变化进行描述，trainloss 值越低，说明模型输入预测值、训练集标签对应的真实值越趋于相等。基于有限的迭代次数，BN-Inception Alex Net 与 VGG16 相比具有更高的收敛速度以及更强的稳定性。

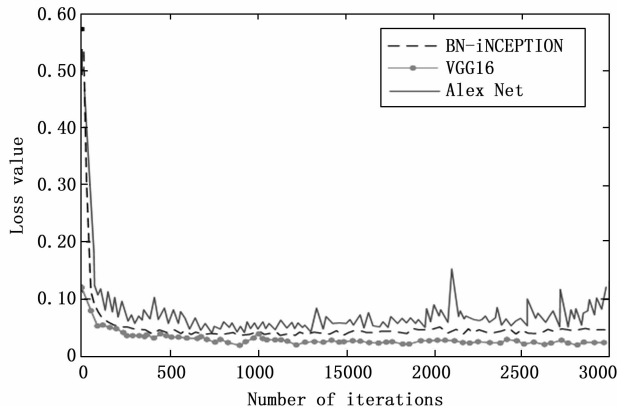


图 4 三种 CNN 模型训练 loss 值变化

通过图 5 对三类 CNN 模型的测试过程对应的准确率进行描述。由图可知，3 个网络都能够在经过 1 000 次上下的迭代后达到较为理想的准确率，其中 BN-Inception 完成 1 200 此迭代后准确率基本能够维持不变，约为 88%，比其他两类模型高；VGG16 经过 1 000 次迭代后，准确率呈现出降低的趋势，基本保持在 82% 上下，存在小幅度波动；Alex Net 经过 1 000 此迭代后，也开始出现轻微波动。

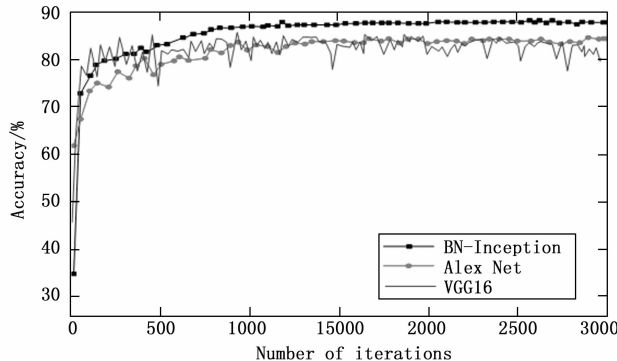


图 5 三种 CNN 模型测试准确率变化

现阶段已有的针对骨架图行为识别开展的研究大多数通过 LSTM 来完成骨架序列时序关系的建模过程，文献 [26] 便提出了一种较为经典的以 LSTM 为基础的骨架行为识别模型，能够利用正则化对共现

关节点集合进行定义为表征行为对应的特征, 此次研究针对文献 [26] 中提出的 LSTM 方法和此次选定的 CNN-LSTM 模型展开了细致的对比。因为此次研究应用的 UCF101 本身尚未完成骨架图的信息标注, 仅利用定向梯度直方图 (HOG) 对人体骨架对应的位置以及姿态进行估计, 文献 [26] 所应用的 CMU 数据集包括了对 3D 人体关节点以及骨架移动的标注, 所以确定选择采集到的数据集中存在的骨架信息进一步提取准确度较高的 15 类行为为视频展开对比实验。

所有视频采用的帧数均为 16 帧, 在 CNN-LSTM 模型中输入包含骨架信息的视频, 在文献 [26] 所使用的识别系统中输入含有骨架信息的矩阵, 并展开分别的训练以及测试过程, 通过表 2 对两者的测试准确率进行总结。通过结果能够得出, CNN-LSTM 模型的准确率能够拿到 88.67%, 与文献 [26] 中所提及的 LSTM 模型相比具有显著的优势。

表 2 不同骨架模型性能对比

模型	准确率 MAP/%
LSTM	77.34
CNN-LSTM	88.67

实验结果表明, 该框架能够很好地从视频中提取三维骨架, 并能够利用运动模板检测不安全动作。考虑到人类观察者在监视工人行为上所花费的时间和精力, 所提出的框架可能有助于持续和自动地监视工人, 提供反馈, 并管理他们的行为, 以安全的方式执行工作。

3 结束语

在这项研究中, 提出了一种利用深度学习的建筑施工现场工人不安全行为诊断控制方法。从现场视频重建包含运动信息的三维人体骨架模型, 并用于检测数据中预定义的不安全行为。对于工人行为的观察, 基于视觉的监测不需要大量额外的时间或成本, 因此提供了一种收集行为数据的方法, 用于实践中的安全管理。考虑到人类观察者必须花费在工人行为监控上的时间和精力, 提出的框架可能有助于持续自动监测工人, 提供反馈, 并管理他们的行为, 以安全的方式执行工作。

在未来的研究中将需要进行实地研究, 以评估框架对实际施工环境的适用性, 包括各种活动、运动和

遮挡, 为归档数据收集提供详细的指南。然而, 运动识别的性能依赖于从视频中提取的三维骨骼的准确性。在这方面, 二维姿态估计和三维骨骼重建的性能需要深入验证。例如, 骨骼模型中存储的旋转角度可以与商业动作捕捉系统 (如 Kinect) 进行比较, Kinect 的性能也需要提前验证才能作为地面真实。在这种情况下, 由于特殊的防护服和标记的要求, VI-CON 可能不适合进行角度验证, 这可能会影响基于视觉的运动捕捉的准确性。

通过验证, 我们可以研究遮挡对三维姿态估计的影响程度, 找到提高其精度的研究方向。深入的验证将有助于确认所提出的框架可以应用于其他类型的不安全行为。因此, 我们未来的工作将包括三维骨骼模型的深入验证, 并将测试各种类型的动作, 姿态估计误差会显著降低动作检测的准确性。

参考文献:

- [1] 李伟杰, 戴亚文, 唐雨, 等. 基于 UWB 的地铁隧道定位系统设计 [J]. 计算机测量与控制, 2019, 27 (8): 198-201, 206.
- [2] 郁润, 张知田, 郭红领. 数据驱动的施工现场工人不安全行为管理方法 [J]. 中国安全科学学报, 2019, 29 (8): 134-139.
- [3] 叶贵, 越宏哲, 冯新怡, 等. 建筑工人不安全行为的认知失效致因仿真研究 [J]. 中国安全科学学报, 2020, 30 (11): 10-16.
- [4] 陈艳, 吕云翔, 柴访, 等. 动态激励视角下建筑工人不安全行为演化博弈分析 [J]. 安全与环境工程, 2020, 27 (1): 197-203.
- [5] 郑明珠, 赛云秀, 李俊亭. 基于 AHP-SD 的施工作业人员不安全行为研究 [J]. 西安石油大学学报 (社会科学版), 2020, 29 (2): 36-42.
- [6] 孙勇, 钟卓玲, 李璐. 基于班组安全氛围的建筑工人不安全行为预测 [J]. 中国安全生产科学技术, 2019, 15 (8): 158-163.
- [7] 杨振宏, 丁光灿, 张涛, 等. 基于 SEM 的建筑工人不安全行为传播影响因素研究 [J]. 安全与环境学报, 2018, 18 (3): 169-174.
- [8] 黄芹芹, 祁神军, 张云波, 等. 建筑工人习惯性不安全行为干预策略的 SD 模型 [J]. 中国安全科学学报, 2018, 28 (7): 25-31.
- [9] 姚明亮, 祁神军, 张云波, 等. 管理和人因的安全干预对建筑工人不安全行为的影响研究 [J]. 安全与环境工

- 程, 2019, 26 (4): 140-146.
- [10] 成家磊, 祁神军, 张云波, 等. 建筑工人不安全行为影响机理研究 [J]. 建筑经济, 2018, 39 (1): 102-105.
- [11] 祁神军, 成家磊, 黄芹芹, 等. 安全态度、安全能力、不安全动机对建筑工人不安全行为的发生机理 [J]. 华侨大学学报 (自然科学版), 2018, 39 (5): 669-674.
- [12] 祁神军, 姚明亮, 成家磊, 等. 安全激励对具从众动机的建筑工人不安全行为的干预作用 [J]. 中国安全生产科学技术, 2018, 14 (12): 186-192.
- [13] 方叶祥, 钱庆, 潘旭海. 人机协作中安全手套佩戴检测的模式识别研究 [J]. 工业安全与环保, 2019, 45 (1): 27-30.
- [14] 王丹, 关莹, 贾倩. 基于社会网络分析的建筑工人不安全行为传播路径研究 [J]. 中国安全生产科学技术, 2018, 14 (9): 182-188.
- [15] 把洪亮, 把建寿. 建筑工人不安全行为成因及安全管理研究 [J]. 建筑安全, 2019, 34 (11): 66-69.
- [16] 王文杰, 杨振宏, 李盼, 等. 基于作业安全感的建筑工人不安全行为研究 [J]. 建设科技, 2020, 405 (8): 84-88.
- [17] 倪清清, 谢媛芳, 徐晟, 等. 建筑工人群体安全压力因子的构建与评价方法 [J]. 土木工程与管理学报, 2020, 37 (1): 146-152.
- [18] ZHANG M, BAI Z, ZHAO X. Real-time risk assessment for construction workers' trunk posture using mobile sensor [C] // 2017 International Conference on Robotics and Automation Sciences (ICRAS), 2017: 153-157.
- [19] BRANDI C, MERTENS A, BÜTZLER J, et al. Postural load balancing in daily personnel planning in an assembly line for trailer production by working posture analysis [C] // Malaysia: 2014 IEEE International Conference on Industrial Engineering and Engineering Management, 2014: 1471-1475.
- [20] 郑霞忠, 史高阳, 陈述. 多方博弈下起重作业人员有意不安全行为致因分析 [J]. 中国安全生产科学技术, 2017, 13 (5): 175-181.
- [21] 黄芹芹, 祁神军, 张云波, 等. 建筑工人不安全心理和生理健康对不安全行为的影响机理 [J]. 工程经济, 2018, 28 (6): 33-37.
- [22] 姚明亮, 祁神军, 张云波, 等. 管理安全干预对建筑工人不安全行为的影响及对策 [J]. 华侨大学学报 (自然科学版), 2020, 41 (5): 57-63.
- [23] DONAHUE J, HENDRICKS L A, ROHRBACH M, et al. Long-term recurrent convolutional networks for visual recognition and description [J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis & Machine Intelligence, 2014, 39 (4): 677-691.
- [24] RUSSAKOVSKY O, DENG J, SU H, et al. Image net large scale visual recognition challenge [J]. International Journal of Computer Vision, 2014, 115 (3): 211-252.
- [25] WANG H, SCHMID C. Action recognition with improved trajectories [C] // Proceedings of the IEEE International Conference on Computer Vision, 2013: 3551-3558.
- [26] ZHU W, LAN C, XING J, et al. Co-occurrence feature learning for skeleton based action recognition using regularized deep LSTM networks [C] // 13th AAAI Conference on Artificial Intelligence, 2016: 3697-3703.
- (上接第 71 页)
- [13] 马永尚, 陈卫忠, 杨典森, 等. 基于三维数字图像相关技术的脆性岩石破坏试验研究 [J]. 岩土力学, 2017, 38 (1): 123-129.
- [14] 陈亚军, 孙胜洁, 季春明. 三维数字图像相关技术 (3D DIC) 在材料形变研究中的应用进展 [J]. 航空材料学报, 2017, 37 (4): 94-104.
- [15] 翟启云, 曹爱民, 焦平, 等. 基于三维数字图像相关法测量复合材料泊松比 [J]. 材料科学与工程学报, 2018, 36 (2): 91-95.
- [16] 李湘萍, 刘海淙. 某无人机机翼压载变形有限元分析与光学测试 [J]. 现代制造工程, 2018, 9: 94-99.
- [17] 吴凤琳, 张东升. 数字图像相关法观测剪切应变场教学实验 [J]. 力学与实践, 2018, 40 (6): 85-88.
- [18] 梁晋, 肖振中, 唐正宗, 等. 大型飞机风洞变形测量的相机标定研究 [J]. 西安交通大学学报, 2009, 43 (3): 61-65.
- [19] 刘艳, 李腾飞. 对张正友相机标定法的改进研究 [J]. 光学技术, 2014, 40 (6): 87-92.
- [20] 单宝华, 霍晓洋, 刘洋. 张正友标定法在 DIC 位移测量中的应用 [J]. 实验室研究与技术, 2016, 35 (2): 16-20.