

基于异步交互聚合网络的卷烟厂危险作业区 人员异常行为图像识别

吕忠闯[†], 周豪洁, 方枝

(湖北中烟工业有限责任公司 武汉卷烟厂, 湖北 武汉 430000)

摘要: 受到卷烟厂作业区域分散、作业人员多、行为特征相似度高的影响, 无法有效整合多组图像行为特征, 造成识别结果误差偏大, 不能进行危险行为即时预警。为此, 提出了基于异步交互聚合网络的卷烟厂危险作业区人员异常行为图像识别方法。根据卷烟厂危险作业区域特点, 结合人员异常行为图像分析效果, 提取异步交互聚合网络下 JDE 行为特征, 进行人员异常行为角度特征识别, 为相邻识别特征交互区域类型输出分配不同加权系数, 输出异步交互聚合识别结果。实验结果表明: 在异步交互聚合网络优化下, 人员异常行为识别准确率得到明显提升, 整体识别效果稳定性较高, 适应性优化效果明显。

关键词: 异步交互聚合网络; 人员; 异常行为; 图像识别

中图分类号: TM773

文献标识码: A

Identification of Abnormal Behavior of Personnel in Dangerous Working Area of Cigarette Factory Based on Asynchronous Interactive Aggregation Network

LV Zhongchuang[†], ZHOU Haojie, FANG Zhi

(Wuhan Cigarette Factory, Hubei China Tobacco Industry Co., Ltd., Wuhan, Hubei 430000, China)

Abstract: Affected by the scattered operation area of the cigarette factory, the large number of operators, and the high similarity of behavior characteristics, it is unable to effectively integrate multiple groups of image behavior characteristics, resulting in a large error in the recognition results, and unable to conduct immediate warning of dangerous behaviors. Therefore, an image recognition method of abnormal behavior of personnel in the dangerous operation area of the cigarette factory based on asynchronous interactive aggregation network is proposed. According to the characteristics of the dangerous operation area of the cigarette factory, combined with the effect of image analysis of personnel abnormal behavior, the JDE behavior characteristics under the asynchronous interactive aggregation network are extracted, the angle characteristics of personnel abnormal behavior are identified, the number of different weighting factors are allocated for the output of the adjacent recognition feature interaction area type, and the asynchronous interactive aggregation recognition results are output. The experimental results show that under the optimization of asynchronous interactive aggregation network, the recognition accuracy of personnel abnormal behavior is significantly improved, the overall recognition effect is stable, and the adaptive optimization effect is obvious.

Key words: asynchronous interactive aggregation network; personnel; abnormal behavior; image recognition

由于卷烟厂危险作业区环境的特殊性, 其异常行为并不容易被发现。这就需要监控人员对异常

行为做出及时发现并及时处理。目前监控中主要采用视频检测, 但是由于场景复杂, 且其所处位置

为危险作业区且拍摄时间较短,所以在实际应用中效率比较低。由于卷烟厂危险作业区人员行为具有很强的不确定性^[1-2],其行为具有复杂性^[3],文献[4]对多人图像进行切割,识别分割后图像中人员的行为,使用机器视觉的方法检测工厂人员的异常行为,得到最终的人员行为信息。文献[5]将登杆作业的多个视频序列作为输入数据,针对电网登杆作业依赖于人员现场监督的问题,经过深度残差网络获得多个视频序列的特征,提高作业效率和智能化水平。现阶段传统方法在识别过程中存在的识别问题,主要表现在以下几点:(1)同一场景下同一人员拍摄多张图像进行训练得出数据集之间的相关性较差;(2)相同类型数据集训练得到的网络模型识别和分类处理参量误差较大;(3)多重特征融合方法匹配过程中的扰动系数影响范围大。通过提出方法解决上述问题。为了提高检测效率,需要多个相机拍摄同一场景下不同时间点的多张图像。因此使用了异步交互聚合网络进行异常行为识别和分类,通过裁剪人物和对象的特征,将特征池中人的特征、对象特征和内存特征输入、集成为多个交互聚合模块,传递给最终的分类器进行预测,以提高检测准确性。

1 方法实现与计算

1.1 人员异常行为角度特征识别

通过对大量人员动作行为图像的分析发现,人员异常行为图像判定的关键在于动作角度特征的识别是否精准。为此,在提出的异常行为图像识别中首先对其异常行为角度进行特征识别计算。结合异步交互聚合网络中行为动作角度规律,一般情况下,将员工双手举起时的动作关节点设定为识别特征点,即上臂与肩部之间构成的矢量角度值大于 0° ,此时对应的坐标方向以右下方为正方向;在此坐标下,若行为动作对应特征识别点满足上臂与小臂之间构成的矢量角度值大于 60° 且不大于 120° ,则人员行为动作为叉腰动作。基于上述识别关系,通过 Blaze-Pose 坐标对卷烟厂危险作业区人员异常行为进行识别特征点矢量信息分析^[6],以获得动作矢量之间的角度信息,再通过异步交互聚合网络的信息关联,得到行为动作 \vec{v}_1 与 \vec{v}_2 间的矢量角度值 θ 计算公式为:

$$\cos\theta = \frac{\vec{v}_1 \cdot \vec{v}_2}{\sqrt{v_1^2} \cdot \sqrt{v_2^2}}$$

$$\theta = \frac{\arccos(\cos\theta)}{180\pi} \quad (1)$$

通过将计算行为角度与正常状态下工作人员行为的关联比对,可得到人员状态位置的具体情况,如图 1 所示。

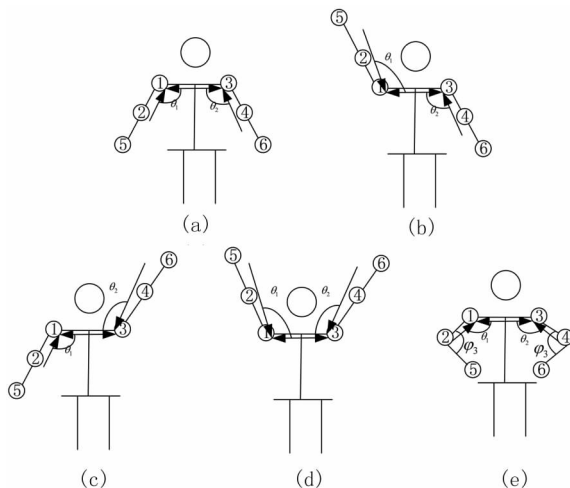


图 1 人员状态位置的具体情况

图 1a 所反映的行为动作角度为工作人员处于正常工作站位,右肩识别特征点 3 与左肩识别特征点 1 的坐标量进行差值计算,可得到矢量 D_1 ,左肘识别特征点 2 与左肩识别特征点 1 坐标量进行差值计算,可得到矢量 D_2 ,将差值计算所得的两个矢量进行空间意义上的夹角构建,并将构建夹角定义为 θ_1 ,而正常工作状态下工作人员的左小臂呈自然下垂状态,此时构成的矢量夹角关系为 $\theta_1 < 0$ 。同理,正常工作状态下右臂与水平坐标构成的矢量夹角 θ_2 也满足 $\theta_2 < 0$ 。图 1b 反映的行为动作角度为工作人员将左手举起时的站位,此时矢量 D_1 与矢量 D_2 之间的夹角 $\theta_1 > 0$ 。同理可对举双手进行行为角度判定。图 1e 所反映的行为动作角度为工作人员双手叉腰时的站位,此时工作人员识别特征点 1 与识别特征点 2 矢量设定为 D_3 ,识别特征点 2 与识别特征点 5 之间的矢量设定为 D_4 ,则该行为动作下两个矢量之间的夹角 $60^\circ < \varphi_3 < 120^\circ$ 。以此类推,完成对行为角度特征的识别定义。

1.2 异步交互聚合网络下 JDE 行为特征提取

根据上述对行为动作角度的识别定义,对行为图像中的每一动作进行逐帧划分,对其异步交互聚

合网络下的 JDE 行为特征^[7-8]进行提取。通过特征金字塔网络对危险作业区人员异常行为图像特征进行增强,得到危险作业区人员异常行为识别任务关联信息参量索引信息。其中对行为特征数据提取的网络包含了卷积层与匹配层,卷积函数 $F^{l+1}(u, v)$ 与匹配函数 Y_n 的计算公式如下。

$$F^{l+1}(u, v) = [F^l \omega^{l+1}](u, v) + b \quad (2)$$

$$Y_n = \begin{cases} x_n & x_n \geq 1 \\ \frac{x_n}{a_n} & x_n < 1 \end{cases} \quad (3)$$

式中: $F(u, v)$ 代表行为特征图像构成特征点 (u, v) 的像素值; ω 代表卷积核指标系数; F^{l+1} 与 F^l 分别代表卷积层第 $l+1$ 层与第 l 层的提取匹配量; b 代表识别误差量; 代表提取过程中的行为特征卷积处理过程; 匹配层采用 Leaky-ReLU 激活函数^[9-10]完成特征像素信息的匹配计算, x_n 与 Y_n 分别代表匹配层的第 n 层输入与输出; a_n 代表匹配层的矢量配置。

异常行为特征索引信息是由多个不同像素信息量卷积叠加构成的综合信息集合,其输出 $(5P+Q) \times W \times H$ 的概率提取网络分布,其中, P 代表该尺度下锚节点分布的总数; Q 代表信息特征隐藏深度, W 与 H 代表锚点分布网络的宽与高。异常行为特征索引信息提取窗口尺度约束分别由以下 3 个因素综合决定:

①行为特征匹配尺度大小为 $3P \times W \times H$ 的匹配结果; ②行为特征匹配尺度大小为 $P \times W \times H$ 的回归数据; ③行为特征匹配尺度大小为 $2Q \times W \times H$ 的隐藏特征分布情况。为了确保提取信息的准确,利用图像前景或背景作为行为特征匹配比对损失函数 L_a 、行为特征边界框对应回归参数的损失函数 L_b 及隐藏特征分布损失函数 L_c ,通过对 3 类损失函数的综合匹配,实现 JDE 行为特征信息提取。匹配比对损失函数 L_a 和隐藏特征分布损失函数 L_c 的交叉损失函数计算公式、行为特征边界框对应回归参数的损失函数 L_b 见下式。

$$L_a = \sum_{s=1}^T p(x_s) - \ln [q(x_s)] \quad (4)$$

$$L_b = \begin{cases} 0.3x^2 & |x| < 1 \\ |x| - 0.3 & |x| \geq 1 \end{cases} \quad (5)$$

式中: $p(x_s)$ 代表特征行为 x_s 处于节点 s 的真实概率分布; $q(x_s)$ 代表行为特征索引信息 T 中包含的概率分布。联合目标行为特征下的每个尺度

与每个分量,对其权重系数值的线性损失进行和值计算,得到 JDE 行为特征目标函数 L_{unite} :

$$L_{\text{unite}} = \sum_{k=1}^M \sum_{j=a,b,c} \omega_j^k L_j^k \quad (6)$$

式中: M 代表索引特征信息包含的行为特征类别总量; $\omega_j^k = (k=1, 2, \dots, M; j=a, b, c)$ 代表上述 3 种损失函数的加权系数; $L_j^k = (k=1, 2, \dots, M; j=a, b, c)$ 代表不同行为索引特征信息对应的损失函数。

对 JDE 行为特征目标函数 L_{unite} 进行自动平衡优化,得到:

$$L_{\text{unite}} = \sum_{k=1}^M \sum_{j=a,b,c} \frac{1}{2} \left(\frac{1}{e^{r_j^k}} L_j^k + r_j^k \right) \quad (7)$$

式中: $r_j^k (k=1, 2, \dots, M; j=a, b, c)$ 代表每个异常行为特征个体损失关联系数的不确定性; 将卷烟厂危险作业区域人员异常行为视频分割为连续图像 $[s_1, s_2, \dots, s_N]$,对连续图像构成的片段 $s_n (n=1, 2, \dots, N)$ 进行行为帧与物体特征提取,所得参量分别记作 P_i 和 O_i 。并将当前连续帧图像中的工作人员行为特征进行时间关联^[11-12],并将关联特征定义为记忆特征,符号关系表达为 $N_i = [P_{i-E}, \dots, P_i, \dots, P_{i+E}]$,即从连续帧图像中抽取 $(2E+1)$ 帧人员行为动作图像,所包含的特征能够匹配算法 JDE 动作识别的语义信息,基于这些语义信息进行行为异步交互聚合识别输出。

1.3 异步交互聚合识别结果输出

异步交互聚合网络内输入卷烟厂危险作业区域中工作人员异常行为与物体特征 P_i 、 O_i 及行为时间记忆特征 N_i ,输出动作特征定义为 $Y_i = Y(P_i, Q_i, N_i, \delta)$, N_i 代表异步交互聚合网络结构中的配置量, Y_i 最终载入分类器进行卷烟厂危险作业区域中工作人员异常行为识别输出。

异步交互聚合网络结构交互模块包含 3 种行为识别区域: P 区域、 O 区域和 N 区域。

P 区域用于描述卷烟厂危险作业区域中工作人员之间的交互。它对多特征属性人员交互特征信息识别较为敏感, P 区域的识别特征配置为目标人员特征或更高维度行为特征的人员特征 P_i 。

O 区域指向为人员与物体之间的交互行为特征识别,其对卷烟厂危险作业区域中工作人员中人员在物体上的相关动作更加敏感,该区域配置核心特征量为物体特征 O_i 。当检测物体类型较多时,会自动根据置信度进行排序,按照由大到小抽样

提取。

N 区域识别区域为时空关联较强的异常行为动作。 N 区域识别特征配置量为时间记忆特征 N_i 。

将 3 种特征识别区域类型进行交互关联,构建密集串行异步交互聚合网络结构,见图 2。异步交互聚合网络结构中任意 1 个交互区域类型对其相邻识别特征交互区域类型输出分配不同加权系数量,以确保网络信息的聚合关联属性的平衡与统一^[13]。其对第 n 个区域的整合异常行为特征公式为:

$$W_{i,n} = \sum_{m \in D} V_m \times F_{i,m} \quad (8)$$

式中: D 代表上一行为特征识别类型区域的检索信息集合; V_m 代表索引集之间用 Softmax 函数^[14-15]归一化后可识别匹配的多维特征向量; $F_{i,m}$ 代表第 m 个类型识别区域输出的异常行为增强特征。

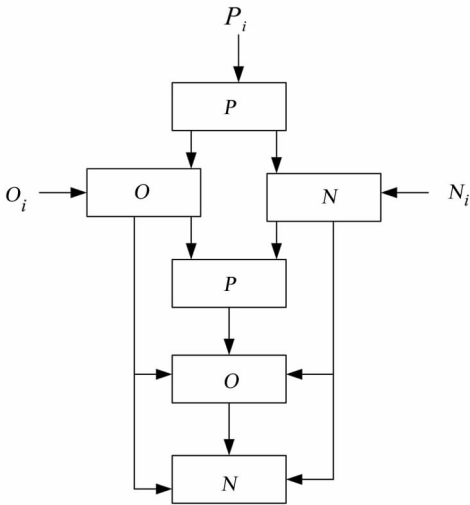


图 2 密集串行异步交互聚合网络结构

2 应用测试

对提出识别方法进行数据调试,为了更加贴近实际应用效果,测试数据以武汉卷烟厂厂区图像信息作为测试数据样本,引入文献[4]方法和文献[5]方法作为对比方法一同参与测试,两种对比方法在测试过程中分别称作 D1 识别方法、D2 识别方法;提出方法称作 Y1 识别方法,比较相同测试参量下不同识别方法所测项目指标结果。

2.1 测试数据配置

测试数据样本抽取 2020 年武汉卷烟厂随机月

份的人员多区域行为图像作为测试样本,测试平台为智能安全管控平台,测试共创建 3 个性能检测项目,分别为异常行为识别灵敏度测试,识别准确度测试及识别压力测试。测试数据图像采集点分布及其风险数据初始配置如图 3 所示。



图 3 测试数据图像采集点分布

根据图 3 能够直观看到,样本采集点共计 6 个,采集样本中包含中风险异常行为特征 27 个,高风险异常行为特征 102 个,根据测试项目的不同配置参数,完成相关指标测试。测试环境通过仿真工具 MATLAB 搭建,并完成所有项目测试过程及数据统计。

2.2 异常行为图像识别响应测试

对 D1 识别方法、D2 识别方法与 Y1 识别方法的识别影响指标进行数据调试,按照设定样本参量每种方法下发 160 组数据,记录 3 种不同方法的响应时间,并生成线形图,如图 4 所示。

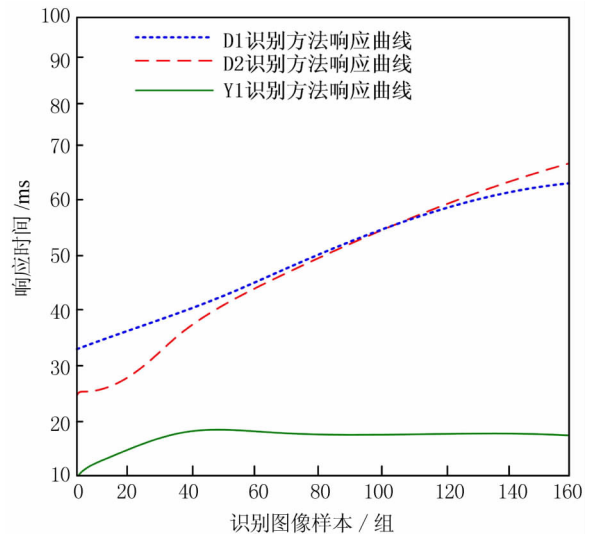


图 4 异常行为图像识别响应测试曲线统计图

根据图4的测试曲线显示可知,D1识别方法与D2识别方法的响应时间相似度较高,其中D1识别方法的最小响应时间为34.6ms,最大响应时间为57.6ms;D2识别方法最小响应时间为25.1ms;最大响应时间为62.4ms;二者对应响应时间均呈上升趋势,且在第100~120组样本段时响应时间重合。相比二者,Y1识别方法的最小响应时间为10ms,最大响应时间为18.4ms;整体响应曲线较为平稳,且前段为上升趋势,中段开始回落,末段处于保持状态,因此综合曲线走势与指标值大小对比分析,Y1识别方法的响应时间为该测试项目中的最佳指标,可以通过测试。

2.3 准确度测试

对上述测试过程中160组数据识别结果进行统计整理,按照准确识别结果的百分比,生成不同识别方法的准确度测试结果统计表,其中,为了简化整理过程,以每10组数据计算一个均值的方式,生成表1。

表1 不同识别方法的准确度测试结果统计表

识别图像样本/组	D1识别方法识别准确率/%(均值)	D2识别方法识别准确率/%(均值)	Y1识别方法识别准确率/%(均值)
1~10	87.6	88.5	97.6
11~20	87.6	84.3	98.5
21~30	86.3	82.6	97.5
31~40	86.6	84.2	96.4
41~50	86.4	84.5	98.9
51~60	87.6	83.5	99.8
61~70	88.5	83.4	98.9
71~80	84.3	88.7	99.4
81~90	84.3	84.6	99.4
91~100	86.7	86.5	98.6
101~110	86.7	82.4	98.6
111~120	86.7	81.5	98.6
121~130	88.5	81.0	98.6
131~140	84.3	80	98.6
141~150	84.3	78.9	98.6
151~160	86.7	79.6	98.6

通过对表1数据的横向对比发现,Y1识别方法的准确率明显高于D1识别方法与D2识别方法,且从纵向数值之间的差值大小及其规律性来看,Y1识别方法的稳定性最好,数值之间的差值范围较小且有规律性,符合异步交互聚合网络结构特

征,而D1与D2两种识别方法虽然差值范围与Y1识别方法差异不大,但是整体变化无规律性,属于随机变化,因此在准确率稳定性方面不如Y1识别方法。

2.4 识别压力测试

为了确保识别效果能够稳定输出,对其进行压力测试,测试通过智能安全管控平台图像监控模块获取厂区人员图像,如图5所示。将其图像特征通过仿真工具MATLAB进行提取复制,生成容量为10.4GB的特征压力测试数据包,通过数据分发至参照方法,并记录3种识别方法的性能曲线,如图6所示。



图5 测试压力数据包特征获取

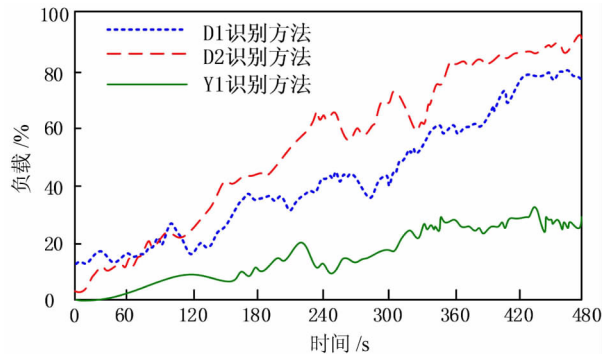


图6 不同识别方法的压力测试结果

根据上述测试结果,从压力负载能力上看,仅有Y1识别方法能够有效控制负载资源调度与时间参量的平衡,保证识别效果的稳定输出。虽然Y1识别方法也存在局部小范围剧烈波动,但是整体抑制与收敛处理较好,符合压力测试的相关标准。

3 结 论

通过引入异步交互聚合网络,对卷烟厂危险作业区域人员异常行为图像进行结构特征识别优化,实现了行为细微特征的高精准识别,为图像识别研究与多区域多条件高精度应用,提供了可行性参考方案。但是,受限于网络数据结构的更新周期限制,识别网络结构中的适应系数生命周期有限,因此无法保证识别效果的长久稳定。为了最大程度提升识别效果的稳定及其生命周期,可在日后研究中,通过在识别变量与时间变量之间寻找平衡系数,在此嵌入式引入自适应阈值或自学习机制,以此增加方法的自我优化能力,实现识别效果的长久稳定与延长方法生命周期的效果。

参考文献

- [1] 翟智钰,侯北平. 基于多特征融合的停车场行人异常行为识别[J]. 浙江科技学院学报,2022,34(6):528—538.
- [2] 林创鲁,叶亮,李刚,等. 基于深度学习的自动扶梯乘客异常行为识别方法研究[J]. 自动化与信息工程,2022,43(6):1—6.
- [3] 刘钊,齐磊,梁茂哈,等. 数据驱动的船舶异常行为识别方法[J]. 中国航海,2022,45(4):1—7.
- [4] 李昊朋,王景成,黄姣茹. 基于机器视觉的工厂人员异常行为识别[J]. 计算机与数字工程,2022,50(10):2176—2181.
- [5] 龚向阳,杨跃平,张明达,等. 基于深度残差 LSTM 的视频异常行为识别算法[J]. 电子设计工程,2022,30(19):164—168.
- [6] 莫辉强,邵唐红,王伟,等. 一种基于视频分析的异常行为识别算法及应用[J]. 计算机与数字工程,2022,50(9):1895—1898.
- [7] 陈信强,郑金彪,凌峻,等. 基于异步交互聚合网络的港船作业区域人员异常行为识别[J]. 交通信息与安全,2022,40(2):22—29.
- [8] 杨志芳,李乾. 基于骨骼关键点的异常行为识别及异构平台部署[J]. 自动化与仪表,2021,36(11):49—52.
- [9] 钟增想,方志军. 基于循环神经网络的人体异常行为识别模型[J]. 智能计算机与应用,2021,11(11):76—78+83.
- [10] 卢锦亮,吴广潮,冯夫健,等. 基于联合轨迹特征的徘徊行为识别方法[J]. 南京大学学报(自然科学),2021,57(5):724—734.
- [11] 杨观赐,李杨,赵乐,等. 基于传感器数据的用户行为识别方法综述[J]. 包装工程,2021,42(18):94—102+133+11.
- [12] 韦媚,覃艳梅,韦志瑜. 互联网背景下代理商风险管控的异常行为识别研究[J]. 无线互联科技,2021,18(16):47—48.
- [13] 喻波,王志海,孙亚东,等. 非结构化文档敏感数据识别与异常行为分析[J]. 智能系统学报,2021,16(5):932—939.
- [14] 陈诚. 群体异常行为识别技术研究[J]. 电子世界,2021(13):90—93.
- [15] 赵鑫,陈平. 基于多网络级联预测的异常行为识别方法研究[J]. 测试技术学报,2021,35(3):253—260.