

DOI:10.20033/j.1003-7241.(2026)10-0121-07

一种基于 DTW 算法的电力营销现场异常作业行为检测方法

朱东升^{1,2}, 陈毓春^{1,2}, 张 然^{1,2}, 刘华锋^{1,2}, 汪 亮^{1,2}

(1. 南瑞集团(国网电力科学研究院)有限公司, 南京 211000; 2. 国电南瑞南京控制系统有限公司, 南京 211106)

摘 要: 针对电力营销现场作业违规操作的检测问题, 设计一种轻量级的动态检测方法。通过直方图均衡法图像增强技术优化光照条件实现作业图像数据预处理, 构建出高质量的图像样本集, 结合现场作业业务特点, 选取人员骨骼关键点位置坐标构建坐标位置信息, 通过几何特征来描述肢体运动得到作业行为关键特征数据, 基于动态时间规整(dynamic time warping, DTW)算法计算待测行为序列与模板行为序列的匹配度, 有效实现对违规操作的动态检测。实验结果表明, 基于 DTW 算法的电力营销现场异常作业行为检测技术解决了当前电力营销现场作业违规检测方面存在的检测延迟、精度不足和部署困难等问题, 在电力营销现场作业违规操作检测中具有较高的准确性和实时性, 为电力营销现场作业安全提供了有效的技术支持。

关键词: 电力营销现场作业; 动态检测; 行为矢量; DTW 算法; 骨架估计; 行为判定; 计算机视觉

中图分类号: TP391.41; F274; TM73

文献标志码: A

文章编号: 1003-7241(2026)10-0121-07

An anomalous operation behavior detection method in electricity marketing field based on DTW algorithm

Zhu Dongsheng^{1,2}, Chen Yuchun^{1,2}, Zhang Ran^{1,2}, Liu Huafeng^{1,2}, Wang Liang^{1,2}

(1. NARI Group Corporation (State Grid Electric Power Research Institute), Nanjing 211000, China;

2. NARI Technology Nanjing Control Systems Co., Ltd., Nanjing 211106, China)

Abstract: To address the detection issue of operational violations in the field of electricity marketing, a lightweight dynamic detection method is developed. This method employs histogram equalization for image enhancement to optimize lighting conditions, facilitating the preprocessing of operational image data and constructing a high-quality image sample set. By integrating the characteristics of on-site operations, key point coordinates of personnel skeletons are selected to establish coordinate location information. Geometric features are utilized to describe limb movements, thereby obtaining critical characteristic data of operational behaviors. The dynamic time warping (DTW) algorithm is applied to calculate the matching degree between the behavior sequence to be tested and the template behavior sequence, effectively achieving dynamic detection of violations. Experimental results indicate that the DTW-based detection technology for abnormal operational behaviors in the electricity marketing field resolves current challenges such as detection delays, insufficient accuracy, and difficulties in deployment. The technology demonstrates high accuracy and real-time capabilities in detecting violations in electricity marketing field operations, providing effective technical support for the safety of on-site operations in electricity marketing.

Keywords: electricity marketing field operations; dynamic detection; behavior vector; dynamic time warping algorithm; skeleton estimation; behavioral determination; computer vision

电力行业始终坚持“安全第一、预防为主、综合治理”的方针, 严格落实各级安全生产责任, 不断建立健全安全生产法律法规, 强化安全生产风险分级管理和隐患排查治理, 电力安全管理水平得到进一步提升。然而, 复杂的外部环境如光线的大跨度或风雨雪等极端情况以及各类新型设备随着新型电力系统的推进逐步引入电网, 营销专业业务末端融合持续推进, 安全涉及范围随之扩大, 新安全风险不断出现, 给电力营销现场作业的安全管理带来了挑战, 营销现场多源信息的分析和作业安全管控迎来了巨

大困难。《国家电网有限公司营销现场作业安全工作规程》明确了包括变电站厂内作业、高压线路作业、电能计量作业、用电检查作业、分布式电源作业、充换电服务作业等 13 大类营销现场作业场景, 点多面广, 实际业务开展过程中, 设备种类繁多、现场安全隐患多、安全措施落实不到位等问题较为明显; 参与电力营销现场作业的人员结构复杂, 除正式职工外还包括农电、外包等人员, 人员经验、作业能力、安全水平等参差不齐。这些因素导致现场作业安全措施落实困难, 管控难度大。

收稿日期: 2025-05-24; 录用日期: 2025-06-30

基金项目: 国家电网公司科技项目(5700-202318272A-1-1-ZN)

作者简介: 朱东升(1987—), 男, 硕士, 高级工程师, 研究方向为智能用电、充电桩、电力营销领域。

引用本文: 朱东升, 陈毓春, 张然, 等. 一种基于 DTW 算法的电力营销现场异常作业行为检测方法[J]. 自动化技术与应用, 2026, 45(10): 121-126, 167. (Zhu Dongsheng, Chen Yuchun, Zhang Ran, et al. An anomalous operation behavior detection method in electricity marketing field based on DTW algorithm[J]. Techniques of Automation and Applications, 2026, 45(10): 121-126, 167.)

对现场作业异常检测领域,国内外已开展相关研究。国家电网公司建设推广的营销现场作业平台已实现全国27家省公司上线运行,营销现场作业平台集成了营销、风控、易作业等系统,通过图像识别、知识图谱等技术和移动作业终端、现场工作记录仪等智能硬件,拍摄记录营销现场安全作业全过程,实现电能表装拆、采集运维、装置改造、移动补抄、现场检验等作业线上监控检查,并通过图像识别技术和大数据算法,对现场作业人员的穿戴异常进行标准建模和模式匹配,识别现场作业人员的违规穿戴异常,但未实现作业行为的异常识别;李昊朋等^[1]提出的机器视觉方法,通过角度识别和分类识别对行为进行识别,与3D神经网络相比,精度有所提升,但是检测速度达不到实用化要求;朱旭东等^[2]提出的基于主题隐马尔科夫模型的人体异常行为识别技术解决了传统人体复杂行为建模过程中的精度和鲁棒性不足的问题,但对图像质量要求较高;武东辉等^[3]提出的基于融合注意力机制与CNN-LSTM的人体行为识别算法,利用了CNN在特征提取以及LSTM神经网络在时间序列识别方面的优势,能够提取丰富的空时融合特征,并对时间连续的行为动作获得了较高的识别性,但是计算效率较低。综上所述,现有的检测方法未考虑动作行为分析和外部环境的变化,模型比较复杂,无法应用于真实环境。因此,研究一种轻量级、适用于

复杂环境下的电力营销现场作业异常行为动态检测方法具有重要意义。

本文提出了一种电力营销现场作业操作动态检测方法,通过高斯中心环绕函数法和直方图均衡法分别对光照图像和反射图像进行预处理,对二者合成实现图像样本的增强处理,构建出高质量的图像样本集。通过OpenPose开展人体骨架估计并构建骨架时空拓扑结构^[4],结合营销现场作业的行为特点,通过求骨骼在水平方向和竖直方向夹角的余弦值构建作业姿态特征向量并建立正常标准作业特征向量序列模板,通过几何特征来描述肢体运动得到作业行为关键特征数据。由于欧氏距离要求待检测行为为骨骼向量序列和标准作业骨骼特征向量序列长度一致,基于DTW思想,采用动态规划算法计算上述两者向量序列的最短规整路径从而对待检测行为为向量序列和标准作业特征向量序列进行延伸实现长度一致,进而通过DTW算法计算延伸向量序列之间的匹配度,根据异常行为判定准则和预置报警阈值,判断检测行为为骨骼向量序列是否异常,实现行为异常检测。本算法所需要的计算存储资源相对神经网络、马尔可夫模型等传统的异常检测方法较小,异常检测算法可在边缘计算设备部署,从而实现轻量级、便携式、快速化的对作业异常进行检测分析。总体流程图如图1所示。

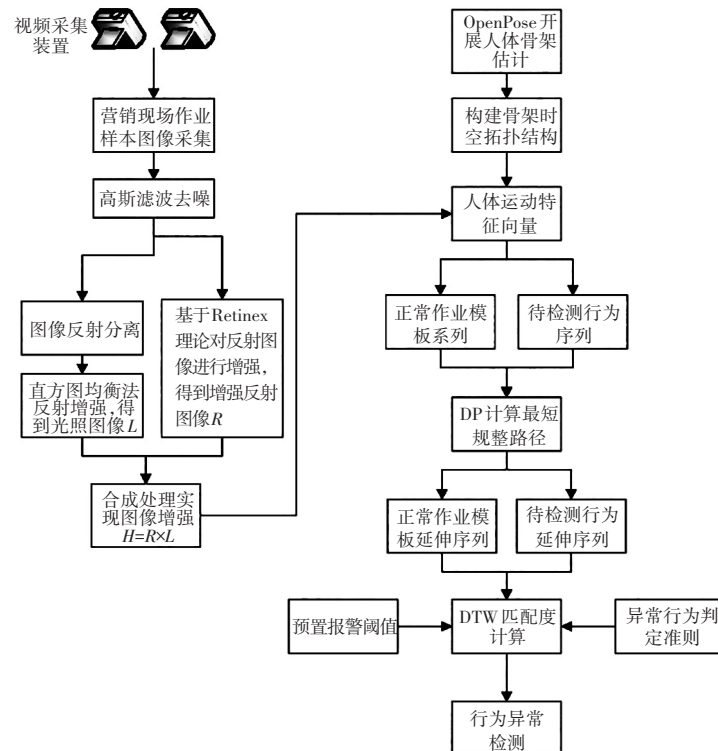


图1 异常行为检测总体流程图

Fig. 1 Overall flowchart of abnormal behavior detection

1 方案研究

1.1 Retinex 图像预处理

Retinex 理论是由 Edwin H. Land 在 1971 年提出的,主要用于色彩恒常性(color constancy)的研究。Retinex 理

论假设人眼感知到的颜色主要受到光照条件的影响,而真实的反射物质的颜色是相对稳定的^[5]。因此,Retinex 算法试图通过分离出图像中的光照分量和反射分量来改善图像的可视性,对于视频中的某个特定时刻的图像可分解成两部分:光照图像 L 和反射图像 R ,表达式如式(1)

所示。

$$H(x, y) = R(x, y) \times L(x, y) \quad (1)$$

式中, $H(x, y)$ 是原始图像, $R(x, y)$ 是反射图像, $L(x, y)$ 是光照图像, 本文采用 Retinex 对反射图像进行增强并重新合成, 从而提高图像质量, 此部分属于成熟算法, 在此不作具体描述, x 和 y 是图像平面上的空间像素坐标。

1.2 行为矢量构建

1.2.1 人体骨架估计

根据电力营销专业现场作业的特点, 本文采用 OpenPose 提供的二维人体骨架信息来提取有效的人体运动特征构建运动特征向量, OpenPose 是加州大学伯克利分校的视觉与学习实验室 (visual and learning, Lab) 开发的一个开源的人体关键点检测系统, OpenPose 使用了深度学习卷积神经网络技术来识别图像中的人体结构, 能够从单张图像或多张图像中实时地检测出人体关键点的位置^[6], 可以识别的人体关键节点包括脖子中间部分、鼻子、左眼和右眼、左耳和右耳、左肩和右肩、左肘和右肘、左手腕和右手腕、左膝盖和右膝盖、左脚踝和右脚踝等 18 个节点。构建的人体骨架信息图像如图 2 所示, 其中关节点用圆形标记, 骨骼用直线段表示。

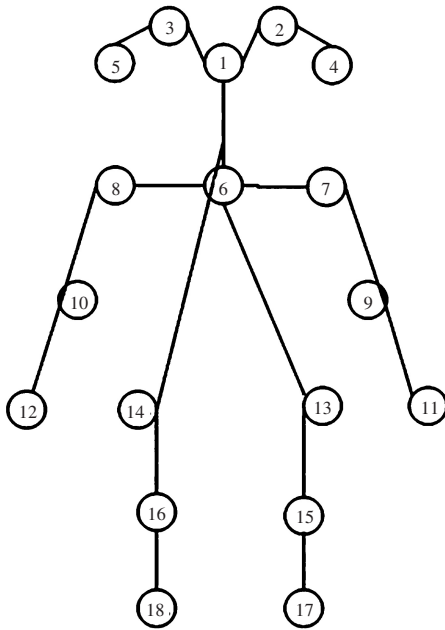


图 2 骨架信息图像

Fig. 2 Skeleton information image

1.2.2 骨架时空拓扑结构

根据上述理论将人体骨骼结构视为关节点的集合, 利用关节点位置特征、关节点相对于坐标轴的角度特征等建模单个关节点或多个关节点相对于坐标轴的角度特征来表征人体的行为。

定义 t 时刻人体骨架信息如式 (2) 所示。

$$S(t) = [V(t), W(t)] \quad (2)$$

式中, $V(t) = \{v_1(t), v_2(t), v_3(t), v_4(t), v_5(t), v_6(t), v_7(t), v_8(t), v_9(t), v_{10}(t), v_{11}(t), v_{12}(t), v_{13}(t), v_{14}(t), v_{15}(t), v_{16}(t), v_{17}(t), v_{18}(t)\}$ 表示 t 时刻关节点的位置集

合, 其中关节点的位置定义为 $v_i(t) = (x_i(t), y_i(t))$, $i \in \{1, 2, 3, 4, \dots, 18\}$; $W(t) = \{w_1(t), w_2(t), w_3(t), w_4(t), w_5(t), w_6(t), w_7(t), w_8(t), w_9(t), w_{10}(t), w_{11}(t), w_{12}(t), w_{13}(t), w_{14}(t), w_{15}(t), w_{16}(t), w_{17}(t)\}$ 表示 t 时刻刚性肢体向量的集合, 其中关节向量定义为 $w_j(t) = v_{j+1}(t) - v_j(t)$, 其中 $j \in \{1, 2, 3, 4, \dots, 17\}$ 。

构建的骨架时空拓扑结构如图 3 所示, 其中同一帧图像中, 每个关节点根据人体构造连接成边作为骨骼长度形成空间骨架图, 多帧 (时间) 上, 相邻两帧的同一个关节点连接形成时序图。

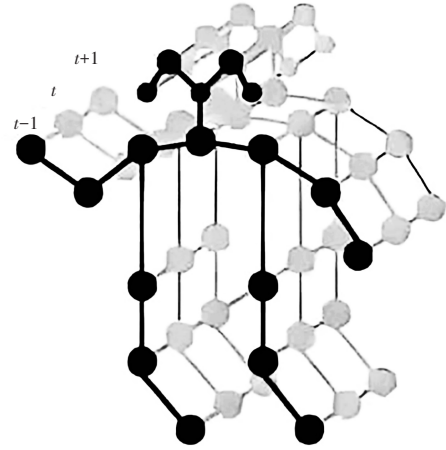


图 3 骨架时空拓扑结构

Fig. 3 Spatiotemporal topological structure of skeleton

1.2.3 作业姿态特征向量

根据上文中的骨架时空拓扑结构, 构建人体姿态特征向量, 用于表示人体关节的位置和运动, 为后续人体姿态估计和行为识别提供依据。常见的构建人体姿态特征向量方法包括关节坐标位置法、骨骼长度比例法、运动学参数法、姿态相关关系法等^[7], 根据电力营销现场作业场景的业务特点, 以电能表装拆为例, 作业场所通常限定在范围较小的场所, 动作行为涉及“外观检查、拍照记录、断开开关、拆卸安装、合上开关”等一系列有序动作, 作业行为标准化程度高, 各关节及骨骼的角度变化相对比较固定, 本文采用关节角度法构建人体姿态特征向量, 关节角度法把人体关节视为铰链, 关节的角度可以表示关节的弯曲程度, 通过计算两个相邻骨骼之间的角度, 构建一个描述关节角度的特征向量从而实现作业姿态特征提取。由于面部“鼻子-眼睛-耳朵”之间的距离固定且不影响作业行为的质量, 因此在计算骨架的人体特征向量时, 故选取上文中刚性肢体向量集合并去除面部骨骼元素, 将人体骨架的 13 段骨骼看作包含 13 个二维向量的元素序列, $W(t) = \{w_1(t), w_2(t), \dots, w_z(t), w_{13}(t)\}$, 其中 $z \in \{1, 2, 3, 4, \dots, 13\}$ 。骨骼的起点坐标和终点坐标对应为相邻关节点坐标, 故骨骼 $w_z(t)$ 的特征向量表示为 $(v_{j+1}(t) - v_j(t))$, 变换成空间位置坐标即为 $(x_{j+1}(t) - x_j(t), y_{j+1}(t) - y_j(t))$ 。每条骨骼的水平方向角 α^i , 竖直方向角 β^i , 具体如图 4 所示。

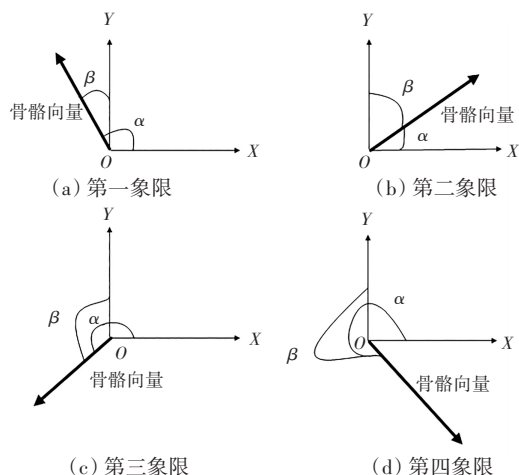


图4 骨骼夹角定义

Fig. 4 Definition of skeleton bone angles

通过计算角度的余弦值进行特征描述,水平方向余弦值和竖直方向的余弦值如式(3)所示。

$$\begin{cases} \cos \alpha^i = \frac{(x_{i+1}(t) - x_i(t))}{A_i} \\ \cos \beta^i = \frac{(y_{i+1}(t) - y_i(t))}{B_j} \end{cases} \quad (3)$$

其中, $A_i = \sqrt{(x_{i+1}(t) - x_i(t))^2 + (y_{i+1}(t) - y_i(t))^2}$; $B_j = \sqrt{(x_{j+1}(t) - x_j(t))^2 + (y_{j+1}(t) - y_j(t))^2}$;

依次计算13段骨骼向量的水平方向角和竖直方向角的余弦值,得到一个26维的特征向量。 $\{\cos \alpha^1, \cos \beta^1, \cos \alpha^2, \cos \beta^2, \dots, \cos \alpha^{13}, \cos \beta^{13}\}$

从而得到营销现场作业人体运动姿态特征向量。

1.3 DTW 动态时间规整算法

传统的基于序列之间欧氏距离的匹配相似度计算方法要求两段序列长度相等,由于作业人员的差异性,动作行为快慢不一,导致待识别的行为骨架序列具有不同的长度,与正常行为模板序列的长度不一致^[8],因此电力营销现场作业场景不适合基于欧氏距离计算两个序列间的匹配相似度^[9]。本文采用DTW算法比较测试序列与正常行为模板之间的相似度实现异常行为检测,DTW是一种用于度量两个不同时间序列之间相似度的算法,先通过动态规划(dynamic programming, DP)的思想把序列进行部分延伸^[10],使两段序列长度相等,再计算序列间的欧氏距离得到两个序列间的匹配相似度。

1.3.1 关键特征提取

电力营销专业现场作业场景较多,以电能表更换为例,具体业务环节如图5所示。

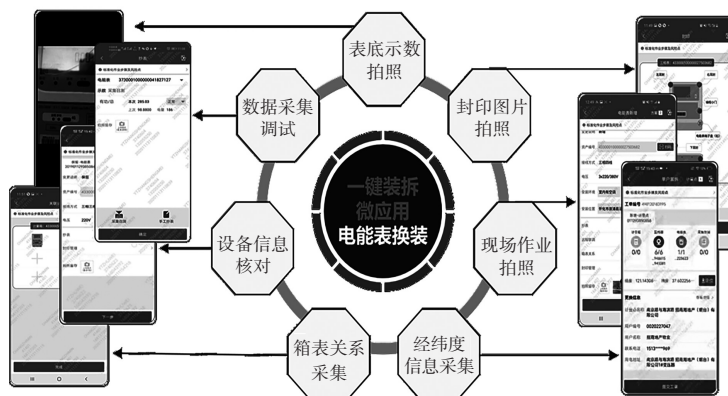


图5 电能表更换业务环节

Fig. 5 Businesslinks of electric energy meter replacement

结合电能表更换业务环节,作业人员日常作业开展过程中,经常出现的异常行为包括拆卸前未断电、不停电更换电表时出线负荷未断开、设备接线标识不清、接线时螺丝未紧固、拆下的通信线未进行包裹、未检查接地装置是否良好等,正常行为可浓缩成电能表底度拍照、旧表拆卸、新表安装、装后复查等动作,其中底度拍照的正常动作是站在电能表安装位置,两手举起相机靠近电能表,抬头目测前方;拆卸工作通常是站在电能表安装位置旁边,双手举起并从上到下放下电能表;安装工作的正常行为是双手从下到上固定电能表,然后左手固定近似不动,右手在左手位置稍往上并且周期性地旋转工作,抬头目测前方;装后复查是站在电能表安装位置前方,双手举起在胸口正前方,抬头目测前方^[11]。图6是电能表现场更换场景照片,具有比较明显的行为特征。



图6 电能表现场更换照片

Fig. 6 On-sitereplacement photo of electric energy meter

本文根据正常的行为特性,分别在不同的环境下选取不同的工作人员开展标准化工作,在上述电能表更换的重要阶段按照动作的先后顺序分别制作4个不同的正常行为模板向量集,每个模板向量集按照动作先后顺序包含10个特征向量,以底度拍照行为为例,构建的正常时序模板特征向量集具体如下所示。

底度拍照正常时序模板特征向量集:

$$A = \begin{bmatrix} [0.99,0.10,0.98,0.21,0.87,0.91,0.41,0.87,-0.21,0.98,-0.31,0.95,-0.50,0.87, \\ -0.67,0.74,-0.81,-0.59,-0.74,-0.67,-0.41,-0.91,0.14,-0.99,0.50,-0.87], \\ [0.34,0.94,0.63,0.78,0.28,0.96,0.99,0.13,-0.73,0.68,-0.54,0.84,-0.34,0.94, \\ -0.41,0.91,-0.99,-0.11,-0.85,-0.53,-0.58,-0.81,0.98,-0.20,0.25,-0.97], \\ [0.20,0.98,0.96,0.26,0.87,0.49,0.16,0.99,-0.92,0.39,-0.83,0.55,-0.13,0.99, \\ -0.94,0.33,-0.71,-0.70,-0.79,-0.62,-0.05,-0.64,0.64,-0.77,0.84,-0.54], \\ [0.86,0.51,0.73,0.68,0.25,0.97,0.59,0.81,-0.57,0.82,-0.28,0.96,-0.16,0.99, \\ -0.51,0.87,-0.87,-0.49,-0.25,-0.97,-0.72,-0.69,0.99,-0.11,0.90,-0.43], \\ [0.84,0.54,0.13,0.99,0.17,0.98,0.65,0.76,-0.64,0.77,-0.65,0.76,-0.99,0.16, \\ -0.29,0.95,-0.98,-0.19,-0.96,-0.27,-0.74,-0.67,0.34,-0.94,0.31,-0.95], \\ [0.34,0.94,0.46,0.89,0.27,0.96,0.64,0.77,-0.99,0.10,-0.58,0.81,-0.96,0.28, \\ -0.67,0.75,-0.81,-0.59,-0.32,-0.94,-0.46,-0.89,0.58,-0.81,0.63,-0.78], \\ [0.87,0.50,0.20,0.98,0.75,0.67,0.83,0.55,-0.98,0.20,-0.36,0.93,-0.17,0.98, \\ -0.31,0.95,-0.38,-0.93,-0.12,-0.99,-0.92,-0.37,0.96,-0.27,0.36,-0.93], \\ [0.75,0.65,0.62,0.79,0.93,0.37,0.69,0.72,-0.89,0.46,-0.44,0.89,-0.99,0.14, \\ -0.58,0.81,-0.67,-0.74,-0.24,-0.97,-0.36,-0.93,0.83,-0.55,0.95,-0.30], \\ [0.85,0.53,0.59,0.81,0.37,0.93,0.51,0.86,-0.89,0.44,-0.81,0.59,-0.90,0.43, \\ -0.98,0.05,-0.99,-0.15,-0.08,-0.99,-0.64,-0.77,0.33,-0.94,0.85,-0.53], \\ [0.28,0.96,0.84,0.54,0.57,0.82,0.83,0.55,-0.33,0.94,-0.42,0.91,-0.70,0.71, \\ -0.96,0.28,-0.59,-0.80,-0.51,-0.86,-0.83,-0.55,0.99,-0.03,0.95,-0.31] \end{bmatrix}$$

同理计算表计拆卸正常时序模板特征向量集 B ,表计安装正常时序模板特征向量集 C ,以及装后复查正常时序模板特征向量集 D ,从而得到包含 40 个特征向量的电能表更换作业的人体骨骼特征标准模板向量集如式(4)所示。

$$E = \begin{Bmatrix} A \\ B \\ C \\ D \end{Bmatrix} \quad (4)$$

1.3.2 异常行为判定

1) 行为判定准则。

异常行为判别是基于电力营销现场作业工作人员的骨架序列进行行为识别,把工作人员在工作环节的骨架序列与正常动作模板 E 进行匹配^[12],判定的帧数阈值根据人工现场分析得出,结合不同的业务场景进行调整。本文结合现场作业业务对大量作业图像开展分析,设置如果不匹配骨架序列连续帧大于 25 帧,则此时作业与标准作业无关,属于异常行为;6 帧以上匹配说明正在进行相关的作业,但出现不匹配序列大于 9 的情况,则说明作业过程中行为出现偏差,判断为异常;作业人员不在画面且不匹配骨架序列大于 6,说明作业人员此时未按照要求开展作业工作,判断为异常,具体判定规则如表 1 所示。

表 1 异常行为判定标准

Tab. 1 Criteria for determining anomalous behavior

序号	标准	判定结果
1	不匹配骨架序列连续帧大于 25	异常
2	6 帧以上匹配但不匹配骨架序列大于 9	异常
3	作业人员不在画面且不匹配骨架序列大于 6	异常

2) 异常行为判定。

异常行为判定的主要方法是通过计算来匹配现场作业人员骨架与模板骨架之间的匹配相似度,具体步骤如下。

步骤 1 序列延伸。利用动态规划算法计算待检测电力营销专业现场工作人员的人体动作序列和标准模板序列 E 的规整路径,图 7 为利用动态规划来求解待检测人体动作序列和模板序列的最短规整路径示意图,图中横坐标 m 表示待检测人体动作序列长度,表格中的数值表示待检测序列和模板序列之间的欧氏距离,累加得到规整路径距离,规整路径距离越小,两段序列的匹配度越高^[13]。

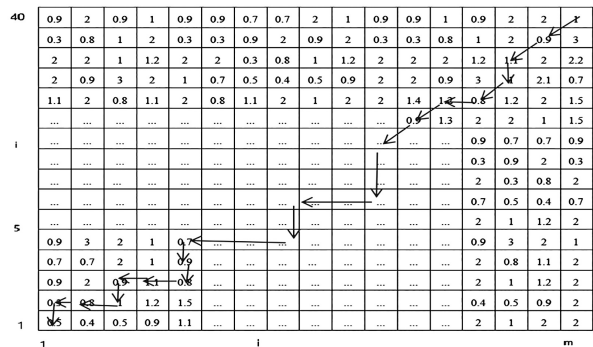


图 7 最短规整路径示意图

Fig. 7 Shortest regular path schematic diagram

利用动态规划算法求解规整路径时满足如下限制条件:

a) 边界条件,起始点为(1,1),结束点是(m ,40),保证模板序列和待检测序列的所有点都出现在规整路径中^[14]。

b) 连续性,规整路径中的点只能和相邻的点连接,保证序列逐个元素进行配对^[15]。

c) 单调性,规整路径上的点必须随着时间单调进行,保证时序性^[16-17]。

步骤2 相似度计算。根据上述 DTW 算法得到延伸后的序列长度是 r , 其中,模板骨架序列为 $S_E = \{S_e^1, S_e^2, S_e^3, S_e^4, \dots, S_e^r\}$ 。待匹配现场作业人员骨架序列为 $S_T = \{S_t^1, S_t^2, S_t^3, S_t^4, \dots, S_t^r\}$ 。

基于 DTW 算法计算 S_E, S_T 之间的匹配度,如式(5)所示。

$$O(S_T, S_E) = \exp(-\sqrt{\sum_{i=1}^r \ln^2(O(S_t^i, S_e^i))}) \tag{5}$$

其中, $O(S_t^i, S_e^i) = \exp\{-\sum_{j=1}^{13}[(\cos \alpha_{t,i}^j - \cos \alpha_{d,i}^j)^2 + (\cos \beta_{t,i}^j - \cos \beta_{d,i}^j)^2]\}^{\frac{1}{2}}$, r 是两条序列对齐后的统一长度, $O(S_t^i, S_e^i)$ 是单帧姿态相似度, d 表示标准动作序列。根据预先设置的阈值和行为判定准则确定待匹配现场作业人员骨架序列是否异常^[18-21],从而实现异常行为检测及告警。

2 试验结果分析

为了验证所提方法的有效性,试验采用本文设计的 DTW 算法对异常行为进行识别,采集的数据来源于电力营销专业不同业务的现场作业图片,试验所用计算机硬件配置为 Intel Core i5-10600K,4.8 GHz,32 GB 内存,操作系统为 64 位 Windows10,检测业务场景包括电能表更换、高压互感器换装、采集运维故障处理等,采用不同人员多次试验,并在特定工序主动进行异常动作,具体试验结果如表 2 所示。

表 2 试验结果分析

Tab. 2 Analysis of experimental results

检测业务场景	检测工序	检测率/%		
		DTW 算法	LSTM 算法	THMM 算法
电能表更换	底度拍照	95.12	90.23	84.52
	表计拆卸	96.12	89.33	85.19
	表计安装	96.48	90.87	84.88
	装后复查	95.74	91.01	85.31
高压互感器换装	核对信息	95.91	89.83	83.78
	接线检查	97.24	89.88	87.23
	拆除互感器	97.03	89.15	85.22
	安装互感器	96.55	88.98	85.31
	连接二次回路导线	95.65	89.91	84.68
	安装检查	96.74	90.01	84.88
	实施封印	95.44	91.01	85.01
	总结拍照	95.47	89.89	85.04
采集运维故障处理	核对信息	96.33	89.94	85.32
	检查检测	96.15	90.05	84.68
	故障处理	95.59	90.82	85.03
	调试测试	95.77	88.98	84.98
	加装封印	96.86	89.12	85.64
	电话汇报	97.59	89.31	84.55

试验结果得出,在相同硬件环境和样本数据集情况下,本文基于 DTW 算法的检测率在 95% 以上,检测时间在 2 s 以内,针对未成功检测出的样本进行分析,主要由于作业过程中关节运动幅度较大,或者因为遮挡关节运动数据丢失等导致;与传统检测算法相比,LSTM 算法

的检测率在 90% 左右,THMM 算法的检测率在 85% 左右,两者检测时间在 5 s 左右。综上得出本文提出的基于 DTW 的算法在电力营销专业现场异常行为识别和检测方面具有良好的效果。基于营销现场作业平台开发行为异常检测功能模块,通过引入智能外设、边缘计算终端,根据现场作业采集的照片,融合 DTW 算法自动检索出违反安全管理要求的作业行为等问题,并对现场识别作业违章行为进行实时告警,系统功能截图如图 8 所示。

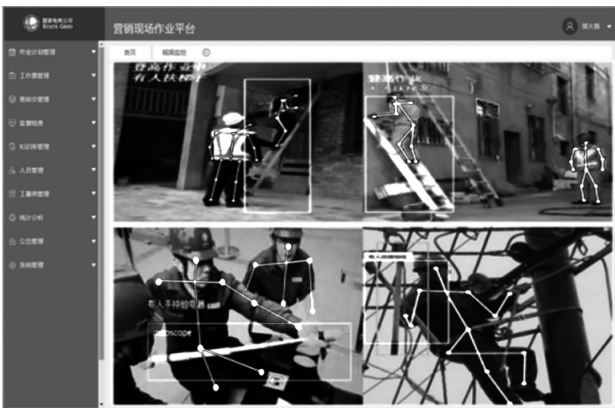


图 8 营销现场作业平台-行为异常检测模块

Fig. 8 Marketingfield operations platform-anomalous behavior detection module

3 结论

本文针对电力营销作业现场安全管控问题,提出了一种基于图像处理和 DTW 算法的行为异常检测方法。通过摄像头等视频采集装置获取电力营销专业现场作业图像,并对图像进行预处理和增强处理,采用 OpenPose 进行人体骨架估计并构建骨架时空拓扑结构。结合营销现场作业的行为特点,通过计算骨骼在水平方向和竖直方向夹角的余弦值构建作业姿态特征向量,建立正常标准作业特征向量序列模板和待检测行为向量序列。基于 DTW 思想,采用动态规划算法计算待检测行为向量序列和标准作业特征向量序列的最短规整路径,实现长度一致,进而通过 DTW 算法计算延伸向量序列之间的匹配度。根据异常行为判定准则和预置报警阈值,判断检测行为骨骼向量序列是否异常,实现行为异常检测。试验表明本文提出的方法能够提高电力营销现场作业的安全性,减少事故发生的风险,为电力行业的现场作业安全提供了一种有效的技术手段。但是由于电力营销现场作业场景日趋复杂,管理要求日益提高,需不断提高作业行为异常检测的实时性,这是下一步的重要研究方向。

参考文献

[1]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.
[2]朱旭东,刘志镜. 基于主题隐马尔科夫模型的人体异常行为识别[J]. 计算机科学,2012,39(3):251-255,275.