

doi: 10.7690/bgzdh.2025.02.008

基于相似性度量的人体运动姿态红外特征提取与识别技术

张帅气

(陕西警察学院警体部, 西安 710021)

摘要: 为实现人体运动姿态特征点的精准高效识别, 提出基于相似性度量对人体运动姿态红外特征提取与识别的方法。采用模型约束方法和 CNN 识别训练法, 采集人体运动关键特征点。通过光学标记点构建人体模型, 在运动学与逆动力学约束下分类特征点。建立相似性度量回归模型, 确定特征点对应关系, 结合特征融合与空间聚类, 实现人体运动姿态红外识别。实验结果表明: 该方法的平均重建完整度为 98.03%, 平均识别时间为 1.305 s, 识别成功率高达 97.25%, 说明该方法具有高效性和准确性优势, 可有效提升人体运动姿态识别的应用性能, 为相关领域的研究和应用提供参考和借鉴。

关键词: 相似性度量; 人体运动姿态; 特征提取; 红外识别

中图分类号: TP242.6 **文献标志码:** A

Infrared Feature Extraction and Recognition of Human Motion Pose Based on Similarity Measurement

Zhang Shuaiqi

(Police Department, Shaanxi Police College, Xi'an 710021, China)

Abstract: In order to realize the accurate and efficient recognition of human motion gesture feature points, an infrared feature extraction and recognition method of human motion gesture based on similarity measurement is proposed. The model constraint method and CNN recognition training method are used to collect the key feature points of human motion. The human body model is constructed by optical markers, and the feature points are classified under the constraints of kinematics and inverse dynamics. A similarity measure regression model is established to determine the corresponding relationship of feature points, and the infrared recognition of human motion posture is realized by combining feature fusion and spatial clustering. The experimental results show that the average reconstruction integrity of the method is 98.03%, the average recognition time is 1.305 s, and the recognition success rate is as high as 97.25%, which shows that the method has the advantages of high efficiency and accuracy, and can effectively improve the application performance of human motion posture recognition, and provide reference for research and application in related fields.

Keywords: similarity measure; human motion pose; feature extraction; infrared recognition

0 引言

随着智能传感和检测技术的发展, 结合红外传感技术进行人体运动姿态识别研究, 在实现对人体的运动训练状态参数分析和感知意图识别中具有重要意义。通过力学触觉感知技术和意图识别技术, 建立人体运动姿态的动态感知模型, 通过人体运动的肌电信号和图像特征参数分析, 建立运动状态信息的动态分析模型, 可提高人体的运动协同规划与预测能力^[1]。

在进行人体的运动姿态红外特征提取与识别中, 当前主要有基于表面肌电信号方法 (surface electro myo graphy, SEMG)、基于深度相机和光学捕捉的人体运动姿态特征点检测方法、基于人体仿真模型分析的红外识别方法等^[2-3]。文献[4]提出基

于人体模型约束的步态识别方法, 采用 AMS 仿真软件建立不同运动姿态分析模型, 结合不同动作的步态参数识别实现人体运动状态特征检测, 但该方法在进行人体运动姿态参数识别的惯性定位性能不佳。文献[5]提出基于最近邻特定点的人体运动姿态特征点标定识别方法, 利用激光扫描技术检测图像边缘轮廓, 图像分割技术分割人体运动姿态轮廓并进行特征识别, 利用大间隔最近邻特定点标定法实现人体运动姿态的识别和优化。该方法具有较高的识别效率, 但整体流程较为复杂, 易出现误差。文献[6]研究了一种轻量型人体姿态估计方法, 通过在高分辨率网络中设计瓶颈模块, 并融入注意力机制和密集连接, 降低运算复杂度。构建轻量型模块, 替换基础模块, 保持高预测准确性。利用多分辨率

收稿日期: 2024-07-24; 修回日期: 2024-08-24

基金项目: 陕西体育局常规课题(20240338)

第一作者: 张帅气(1983—), 女, 陕西人, 硕士。

特征和反卷积重新设计了特征融合方式，进一步提升了模型精度；但是，该方法重新设计的特征融合方式在一定程度上增加了其复杂性，进而影响了人体姿态估计结果精准度的稳定性。文献[7]提出了一种基于姿态估计映射与图卷积网络的步态识别模型，该方法利用姿态估计映射保留人体线索，相较于轮廓特征，对人体形状变化更具鲁棒性。通过提取并演化姿态估计图，分解为热图及姿态演化特征，有效捕捉全身结构及身体姿态关节的不变性特征；然而，该方法的性能受限于姿态估计的精确度及图卷积网络的计算效率。

针对上述问题，笔者提出了基于相似性度量的人体运动姿态红外特征提取与识别技术，并进行仿真测试，证明了该方法在提高人体运动姿态红外特征提取与识别的准确性和有效性方面的优越性能。

1 数据采集及人体模型构造

1.1 总体结构分析及数据采集

在进行人体运动姿态特征点检测中，采用红外传感器和压力传感器进行人体运动数据采集，压力传感器采用电容柔性压力传感器，对人体运动姿态的高分辨红外特征检测采用 512 个交叉点阵列分布式红外传感器[7]，采用模型约束方法，对人体运动姿态数据采用相位划分和模型映射方法，建立运动姿态特征动态检测模型，用 CNN 识别训练方法，实现对运动数据集的动态分类和 CNN 识别，人体运动姿态识别流程如图 1 所示。

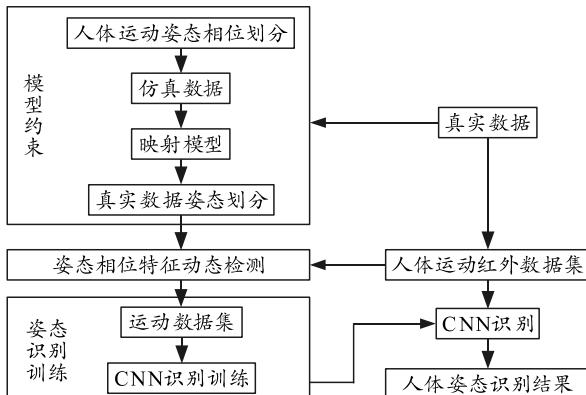


图 1 人体运动姿态特征点识别流程

根据上图结构流程，建立人体运动姿态特征点红外识别的数据采集系统^[8]，将数据采集分为 24 个红外特征采集点，排列成 8 行 4 列，得到采集的人体姿态红外数据的光谱特征表示为一个 3 维特征分量 $\zeta_i = \{R_i, G_i, B_i\}$ ，含有 N 个超像素，各个分量表示为：

$$R_i = \frac{1}{h_i} \sum_{j \in \partial_i} R_j ; \quad (1)$$

$$G_i = \frac{1}{h_i} \sum_{j \in \partial_i} G_j ; \quad (2)$$

$$B_i = \frac{1}{h_i} \sum_{j \in \partial_i} B_j . \quad (3)$$

式中： R_i, G_i, B_i 分别为人体运动姿态特征点在红外光谱像素分布区域采集到的某像素点 j 在 R, G, B 颜色空间上的红外特征识别分布向量值； h_i 为识别域中的像素点数； $S = \{\zeta_i | i=1, 2, \dots, N\}$ 为人体运动姿态特征点在 R, G, B 颜色空间中的模型标记点的布置规则； $H = \{h_i | i=1, 2, \dots, N\}$ 为人体运动姿态红外光谱特征 ζ_i 的像素个数。采用红外识别系统实现对人体运动过程中的关键特征点信息采集，采用自然邻点插值算法实现对运动数据集的姿态划分和回归映射处理，按照 AMS 中模型标记点的分布规则，构建人体运动模型。至此，完成了数据的整体采集过程。

1.2 人体运动模型

通过以上数据的采集，结合姿态红外参数识别的方法，进行人体模型构建，在一个步态周期采用位移测量的方法，建立人体运动模型的运动状态特征采集模型^[9]，人体运动模型的位移测量过程如图 2 所示。



图 2 位移测量及压力测量

根据上图位移测量传感布局，通过光学标记点的空间位置信息分布构建人体模型，采用影像分割方法^[10]，得到人体运动模型在超像素子区域的光谱特征用局部密度和最小距离表示，分别为：

$$\rho_i = \sum_{j=1, j \neq i}^N h_j e^{-D_{ij}^2/d_c^2} ; \quad (4)$$

$$\delta_i = \min_{j: \rho_j > \rho_i} (D_{ij}) . \quad (5)$$

式中： D_{ij} 为光学标记点的人体模型红外光谱特征点在第 i 和第 j 个超像素之间的欧式距离； d_c 为单一

特征训练模型下人体模型骨架数据的截断距离； ζ_i 为人体运动区域之间的最小距离^[11]，在最大间隔下 $\delta_i = \max_{\rho_j} (D_{ij})$ ，定义：

$$D_{ij} = \|\zeta_i - \zeta_j\|. \quad (6)$$

由此，建立一个水平轴 ρ 和垂直轴 δ 的分布图，具体如图 3 所示。

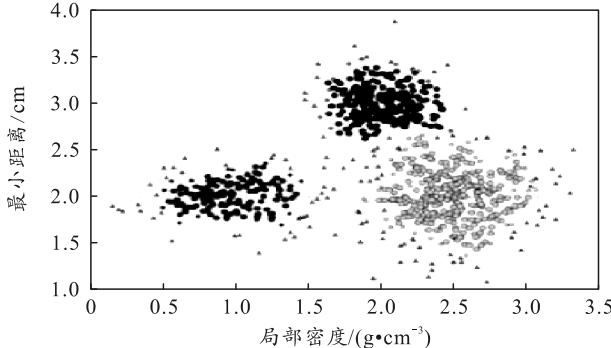


图 3 特征聚类的散点分布

根据上图散点分布进行特征聚类分析，构建人体运动姿态关键特征点的信息采集模型，将原始数据按其密度分布进行红外结构特征重组，提高后续对姿态特征点红外识别能力^[12]。

通过人体运动模型，能够对人体的姿态、动作和运动轨迹进行准确的分析和预测，便于比较不同人体运动姿态之间的相似性和差异性^[13]。在人体运动模型的基础上，可以进一步研究人体运动状态特征点的红外识别技术。通过提取人体运动状态特征点，能够对人体的姿态、动作和运动轨迹进行精确的描述和识别。相似性度量可以用于评估不同人体运动姿态之间的相似程度，为后续的红外识别提供有效的参考。

2 人体运动状态特征点红外识别

2.1 运动姿态特征点识别的人体模型约束

在前述内容的基础上，采用 AMS 软件构建人体模型，在人体模型约束下，结合 AMS 中模型标记点的分布规则，通过红外光学标记人体运动姿态特征点的空间位置，得到人体运动模型和逆运动模型，给出运动学方程：

$$\left. \begin{aligned} \dot{p} &= c_1 r q + c_2 p q + c_3 L_{ao} + c_4 N_{ao} + \\ &\quad c_5 (\Delta_{La} + L_s) + c_6 (\Delta_{Na} + N_s) \\ \dot{q} &= c_5 p r - c_6 (p^2 - r^2) + c_7 M_{ao} + c_8 (\Delta_{Ma} + M_s) \\ \dot{r} &= c_8 p q - c_2 r q + c_4 L_{ao} + c_9 N_{ao} + \\ &\quad c_4 (\Delta_{La} + L_s) + c_9 (\Delta_{Na} + N_s) \end{aligned} \right\}. \quad (7)$$

式中： M 为人的质量； L, M, N 为确定每个步态相位的速度、姿态偏角和位移倾角； a, s, o 为人体运动

过程中的姿态偏移角、侧滑角和倾侧角； p, q, r 为人体进行运动过程中的三轴角速度； Δ 为增量分配力； $[L_s, M_s, N_s]^T$ 为姿态角分配力矩；系数 c_1, c_2, \dots, c_9 为常数^[14]。

由此将人体运动动力学模型可以简化为：

$$M(v)\ddot{v} + C(v)v + D(v)v + g(\eta) = \tau + \tau_E. \quad (8)$$

式中： $M(v)$ 为惯性矩阵的附加质量； $C(v)$ 、 $D(v)$ 、 $g(\eta)$ 分别为人体运动过程中的压强峰值、向心力矩阵和惯性矩的附加质量相结合的矢量； $D(v) \in R^{6 \times 6}$ 为不同 BMI 人群运动状态的非线性阻尼矩阵； $g(\eta) \in R^6$ 为恢复力和力矩矢量； τ 为站立状态下的控制力^[15]。由此，直接输出校准后的欧拉角和四元数，对线性加速度进行坐标系转换，即：

$$a_k^N = q_k \times a_k^B \times q_k^*. \quad (9)$$

式中： a_k^N 为人体运动姿态红外识别过程中的线性加速度； a_k^B 为 IMU 坐标系下的线性加速度； q_k 为四元素； q_k^* 为四元数的共轭。根据上述公式，实现对运动姿态特征点识别的人体模型的条件约束。

2.2 相似性度量及特征点识别

为了更深入地理解人体运动的本质。通过结合运动学的位置和方向信息，以及逆动力学的力和力矩信息，可以更准确地描述人体运动的特征。具体来说，运动学能够确定身体各部分的位置和方向，而逆动力学可以确定这些位置和方向是如何通过肌肉的收缩和放松来产生的。在运动学与逆动力学约束下进行人体运动姿态特征点的特征分类，建立相似性度量的回归映射模型^[16]，给出人体运动姿态特征点分布 CNN 目标聚类函数：

$$J = \sum_{l=1}^N \sum_{k=1}^c S_l \mu_{lk}^m (\zeta_l - v_k)^2. \quad (10)$$

式中： N 为红外特征点分布数目； c 为预测特征点数目； S_l 为在第 l 个运动特征点分布区域中的像素点数目； μ_{lk} 为第 k 个聚类中心的 v_k 隶属度。在超像素区域内，将人体运动姿态特征点的聚类目标转换为：

$$\left. \begin{aligned} J &= \sum_{l=1}^N \sum_{k=1}^c h_l \mu_{lk} \Phi(\zeta_l | v_k, \Sigma_k) + \\ &\quad \sum_{l=1}^N \sum_{k=1}^c h_l \mu_{lk} \ln \left(\frac{\mu_{lk}}{\pi_{lk}} \right). \end{aligned} \right\}. \quad (11)$$

式中： h_l 为对应的 ζ_l 像素个数； ζ_l 为超像素区域的均值，且：

$$\Phi(\zeta_l | v_k, \Sigma_k) = \ln(-\rho(\zeta_l | v_k, \Sigma_k)); \quad (12)$$

$$\rho(\zeta_l | v_k, \Sigma_k) = \frac{\exp(-(z_l - v_k)^T \Sigma_k^{-1} (z_l - v_k)/2)}{(2\pi)^{(D/2)} |\Sigma_k|^{1/2}}. \quad (13)$$

式中: D 为人体运动姿态特征红外影像数据的维数; Σ_k 为一个 $D \times D$ 的对角矩阵, 用拉格朗日乘子技术将上述问题转换为一个无约束优化问题, 实现对人体运动姿态特征点红外识别^[17], 优化的目标函数:

$$J = \sum_{l=1}^N \sum_{k=1}^c h_l \mu_{lk} \Phi(\zeta_l | v_k, \Sigma_k) + \sum_{l=1}^N \sum_{k=1}^c h_l \mu_{lk} \ln \left(\frac{\mu_{lk}}{\pi_{lk}} \right) - \lambda_1 \left(\sum_{k=1}^c \mu_{lk} - 1 \right) - \lambda_2 \left(\sum_{k=1}^c \pi_{lk} - 1 \right). \quad (14)$$

式中 λ_1 和 λ_2 为拉格朗日算子, 求解最优参数估计结果得到:

$$\mu_{lk} = \frac{\pi_{lk} \exp(-\Phi(\zeta_l | v_k, \Sigma_k))}{\sum_{k=1}^c \pi_{lk} \exp(-\Phi(\zeta_l | v_k, \Sigma_k))}; \quad (15)$$

$$v_k = \sum_{l=1}^N \mu_{lk} \zeta_l / \sum_{l=1}^N \mu_{lk}; \quad (16)$$

$$\Sigma_k = \frac{\sum_{l=1}^N h_l \mu_{lk} (\zeta_l - v_k)^T (\zeta_l - v_k)}{\sum_{l=1}^N h_l \mu_{lk}}; \quad (17)$$

$$\pi_{lk} = \sum_{l=1}^N h_l \mu_{lk} / \sum_{l=1}^N h_l. \quad (18)$$

通过上述求解, 得到特征点红外识别的结果矩阵 $U = [\mu_{lk}]^{N \times c}$, 特征点的聚类中心矩阵 $V = [v_{lk}]^{D \times c}$, 采用相似性度量下超像素光谱特征的自动模糊聚类分割方法, 通过相似性度量回归映射模型确定运动姿态特征点对应关系, 结合特征融合和人体空间分布状态聚类实现对人体运动姿态红外特征提取与识别。

3 实验测试

为了验证笔者所提方法在实际应用过程中的有效性, 以文献[4]中的基于人体模型约束的步态动态识别方法和文献[5]中的基于最近邻特定点的人体运动姿态特征点标定识别方法作为对比方法, 展开实验测试。

选用 MPI-INF-3DHP 运动数据集作为本次实验的人体运动姿态数据库, 采用 LPMS-B 型号的红外传感器进行人体运动姿态的特征点检测, 采用 3 个单轴红外传感系统加速度计和 3 个单轴加速度计, 按照 AMS 中模型标记点的布置规则, 让测试对象行走 10 个步态周期, 从产生 1 024 帧红外特征

点数据, 特征点的采样步态周期的 60% 和 40%, 实验场景设置 6 个红外摄像头, 实验对象穿戴 37 个光学标定点进行人体运动姿态特征点跟踪, 实验场景如图 4 所示。



图 4 实验场景

根据上述实验场景布置, 测试举手、双臂展开、踢腿、深蹲等运动动作, 每组动作测试 300 组数据, 并在光照背景效果不好的情况下举手进行对比, 共计 1 500 组数据, 并通过红外特征点标记, 以虚拟成像方法实现运动姿态特征点识别。

分别应用 3 种方法对所给定的运动动作的人体运动姿态进行识别, 给定动作具体如图 5 所示, 得到不同方法的识别效果具体如图 6—8 所示。

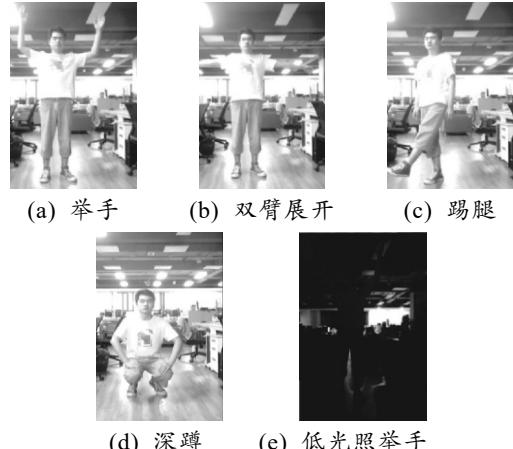


图 5 人体运动姿态动作

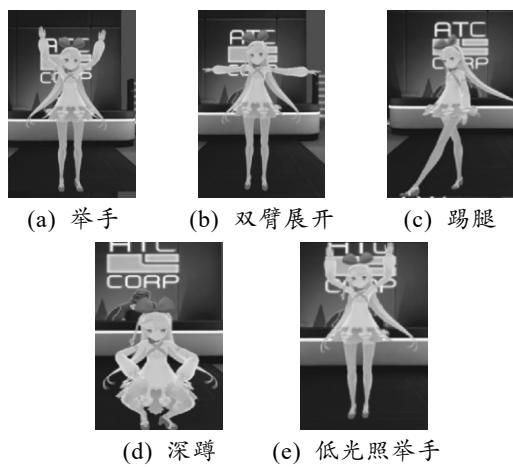


图 6 本文中方法识别结果

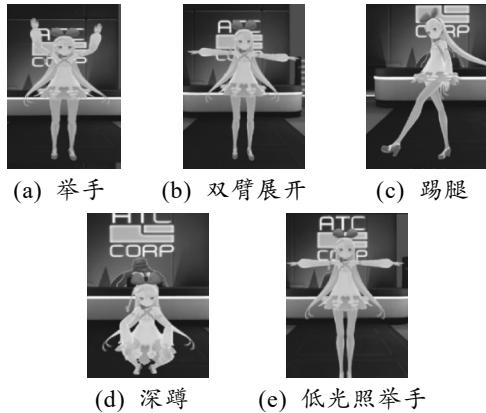


图 7 文献[4]方法识别结果

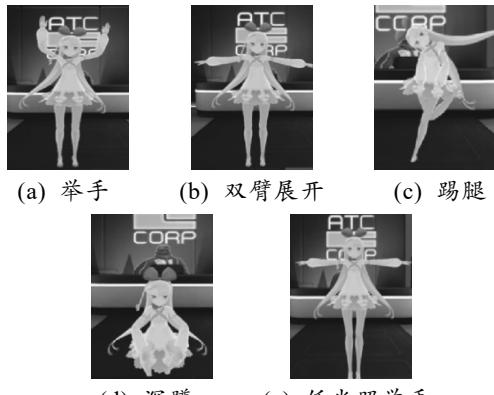


图 8 文献[5]方法识别结果

对比图 4 的结果得知：文献[4]方法在光照条件不好的情况下，没有能检测出人体的举手动作。文献[5]方法由于没有采用人体模型约束，导致该方法对于人体运动中动作幅度较小的动作检测效果较差。另外检测过程还出现了场景融合的问题，如在举手、深蹲过程中均出现了陷入地面的情况。采用本文中方法较好地综合了各个算法的优点，对环境的适应性和光照适应性更好，能够充分挖掘人体运动的多元特征。

根据上述直观的人体运动姿态动作及特征识别效果图，从中随机提取 8 帧人体运动姿态图像作为研究对象，分别命名为 $TS_1 \sim TS_8$ ，量化分析不同方法应用下的完成度，得到的对比结果具体如表 1 所示。

表 1 人体运动姿态重建完整度结果 %

运动帧	文献[4]方法	文献[5]方法	本文中方法
TS_1	94.26	96.77	97.84
TS_2	94.33	97.28	98.22
TS_3	94.52	96.54	98.41
TS_4	93.71	96.86	97.92
TS_5	93.98	97.47	98.03
TS_6	94.16	97.29	97.54
TS_7	94.23	96.92	98.37
TS_8	93.84	96.88	97.88
平均	94.13	97.00	98.03

分析表 1 得知：文献[4]方法在各个运动帧中的重建完整度相对较低，平均为 94.13%，表明该方法在人体运动姿态重建的准确性方面仍有一定的提升空间。文献[5]方法的重建完整度在各个运动帧中相对文献[4]方法有所提高，平均重建完整度为 97.00%，表明该方法在姿态重建的准确性上相较于文献[4]方法有一定的提升。而本文中方法与文献[4]方法和文献[5]方法相比，在各个运动帧中的重建完整度相对更高，平均重建完整度为 98.03%，说明本文中方法在人体运动姿态重建的准确性上取得了显著提升。

最后，为了检验 3 种人体运动姿态特征识别方法的应用性能，统计并分析 3 种方法的识别效率情况，所得结果具体如表 2—3 所示。

表 2 人体运动姿态特征平均识别时间 s

方法	举手	双臂展开	踢腿	深蹲	平均结果
本文中	1.26	1.31	1.28	1.37	1.305
文献[4]	1.36	1.39	1.31	1.46	1.380
文献[5]	1.62	1.66	1.58	1.64	1.625

表 3 人体运动姿态特征识别成功率 %

方法	举手	双臂展开	踢腿	深蹲	平均结果
本文中	98	97	98	96	97.25
文献[4]	89	87	88	85	87.25
文献[5]	85	84	86	83	84.50

根据上表的数据结果可知：综合各个动作的平均结果，本文中方法的平均识别时间为 1.305 s，识别成功率为 97.25%。本文中方法在快速识别运动姿态方面具有优势，进一步证明了本文中方法在人体运动姿态特征识别方面的优越性能。

综上所述，本文中方法对环境的适应性和光照适应性更好，能够充分挖掘人体运动的多元特征，从而实现更准确的人体运动姿态重建，在一定程度上证明了本文中方法在人体运动姿态特征点红外识别技术方面的有效性和优越性。

4 结论

笔者建立运动状态信息的动态分析模型，提高人体的运动协同规划与预测能力。提出基于相似性量的人体运动姿态红外特征提取与识别技术，通过光学标记点的空间位置信息分布构建人体模型，采用影像分割的方法，结合姿态红外参数识别的方法，进行人体模型构建，在运动学与逆动力学约束下进行人体运动姿态特征点的特征分类，通过相似性度量回归映射模型确定运动姿态特征点对应关系，结合特征融合和人体空间分布状态聚类实现对人体运

动姿态特征点红外识别。研究结果表明：该方法进行人体运动姿态特征点识别，对环境适应性较好，重建误差较低。本研究仍存在一些局限性，如用于测试的运动姿态数量较为有限，在不同环境下的适应性也有待进一步探究。未来，还需进一步优化红外传感器的性能，提高其在不同环境下的适应性和鲁棒性。拓展该技术研究中涉及到的人体运动姿态，以提升该技术特征点提取与识别的精度和效率。

参考文献：

- [1] SI L P, LIU B L. Multifeature Fusion Human Pose Tracking Algorithm Based on Motion Image Analysis[J]. Wireless Communications and Mobile Computing, 2022(3): 1–12.
 - [2] 刘锁兰, 田珍珍, 王洪元, 等. 基于单模态的多尺度特征融合人体行为识别方法[J]. 计算机应用, 2023, 43(10): 3236–3243.
 - [3] 何坚, 郭泽龙, 刘乐园, 等. 基于滑动窗口和卷积神经网络的可穿戴人体活动识别技术[J]. 电子与信息学报, 2022, 44(1): 168–177.
 - [4] 刘今越, 李慧宇, 贾晓辉, 等. 基于人体模型约束的步态动态识别方法[J]. 计算机应用, 2023, 43(3): 972–977.
 - [5] 张华, 陈来. 基于最近邻特定点的人体运动姿态特征点标定识别方法[J]. 激光杂志, 2021, 42(4): 183–186.
 - [6] 邓辉, 徐杨. 融入注意力和密集连接的轻量型人体姿态估计[J]. 计算机工程与应用, 2022, 58(16): 265–273.
 - [7] LIAO R J, LI Z, BHATTACHARYYA S, et al. Pose Map Gait: A model-based Gait Recognition Method with Pose Estimation Maps and Graph Convolutional Networks[J]. Neurocomputing, 2022, 501(2): 48–62.
-

(上接第 34 页)

- [3] 高怡, 朱俊宇, 黄文婧, 等. 支持定制的电力公司工作流配置平台构建[J]. 电工电气, 2021(10): 63–68.
- [4] 王辉, 徐浩成, 赵文会. 不确定需求与配额制下电力市场多主体交易决策优化[J]. 电网与清洁能源, 2021, 37(9): 34–44.
- [5] 霍雪松, 王岗, 吉斌, 等. 基于区块链的产消用户间电力零售模型量化初探[J]. 电力需求侧管理, 2021, 23(4): 84–89.
- [6] 詹智民, 黄杰, 斯经, 等. “能量-资源-客户”三元融合的电力大数据增值服务商业模式研究[J]. 武汉理工大学学报(信息与管理工程版), 2022, 44(2): 245–251.
- [7] 寇岩, 刘宇明, 郭亮. 现货市场模式下电力零售市场建设思路[J]. 电网技术, 2021, 45(9): 3417–3423.
- [8] 彭一海, 刘继春, 刘俊勇. 两级电力市场环境下考虑多

- [8] 郭天晓, 胡庆锐, 李建伟, 等. 基于人体骨架特征编码的健身动作识别方法[J]. 计算机应用, 2021, 41(5): 1458–1464.
 - [9] 李国友, 李晨光, 王维江, 等. 基于单样本学习的多特征人体姿态模型识别研究[J]. 光电工程, 2021, 48(2): 31–40.
 - [10] 邓平, 吴明辉. 基于机器学习的人体运动姿态识别方法[J]. 中国惯性技术学报, 2022, 30(1): 37–43.
 - [11] 黄凌峰, 董峰, 傅雨田. 基于成像系统姿态信息的分时积分图像偏移修复[J]. 光学学报, 2022, 42(24): 121–130.
 - [12] LE D S, PHAN H H, HUNG H, et al. KFSENet: A Key Frame-Based Skeleton Feature Estimation and Action Recognition Network for Improved Robot Vision with Face and Emotion Recognition[J]. Applied Sciences, 2022, 12(11): 5455–5467.
 - [13] 刘云, 陆承泽, 李仕杰, 等. 基于高效的多尺度特征提取的轻量级语义分割[J]. 计算机学报, 2022, 45(7): 1517–1528.
 - [14] MADOKORO H, NIX S, WOO H, et al. A Mini-Survey and Feasibility Study of Deep-Learning-Based Human Activity Recognition from Slight Feature Signals Obtained Using Privacy-Aware Environmental Sensors[J]. Applied Sciences, 2021, 11(24): 11807–00823.
 - [15] 孙剑明, 韩生权, 沈子成, 等. 基于双卷积链的双目人体姿态距离定位识别[J]. 兵工学报, 2022, 43(11): 2846–2854.
 - [16] 王骏昇, 吴尽, 尹军. 国家射箭队运动员不同技术环节的身体姿态特征研究[J]. 中国体育科技, 2022, 58(11): 3–6, 37.
 - [17] 闫航, 陈刚, 佟瑶, 等. 基于姿态估计与 GRU 网络的人体康复动作识别[J]. 计算机工程, 2021, 47(1): 12–20.
-
- 类型零售套餐的售电公司购售电策略[J]. 电网技术, 2022, 46(3): 944–957.
 - [9] 李宏志, 李苋兰. 融合改进的内容与协同过滤的博客推荐方法[J]. 湖南科技大学学报(自然科学版), 2021, 36(3): 104–112.
 - [10] 王战平, 夏榕. 基于社会化标签挖掘的微博内容推荐方法研究[J]. 情报科学, 2021, 39(5): 91–96.
 - [11] 刘会珍. 基于协同过滤的电子商务平台个性化推荐模型的设计与实现[J]. 广西师范学院学报(自然科学版), 2019, 36(1): 67–73.
 - [12] 钟乾, 王仲君. 基于分布式符号数据的混合推荐算法研究[J]. 计算机仿真, 2021, 38(3): 470–475.
 - [13] 张智, 卢峰, 林振智, 等. 考虑用户有限理性的售电公司峰谷组合电力套餐设计[J]. 电力系统自动化, 2021, 45(16): 114–123.