

文章编号: 2095-2163(2023)05-0046-07

中图分类号: TP242.3

文献标志码: A

人体背部动态识别与跟踪方法

刘晓瑾^{1,2}, 孟巧玲^{1,2}, 李平^{1,2}, 喻洪流^{1,2}

(1 上海理工大学 康复工程与技术研究所, 上海 200093; 2 上海康复器械工程技术研究中心, 上海 200093)

摘要: 为了准确、快速地跟踪人体, 本文以人体背部为研究对象, 提出了一种融合空间运动变换矩阵及点云粗-精配准算法的动态识别与跟踪方法。首先, 采用直通滤波和统计滤波以及背景去除分割初始场景点云, 识别出目标人体, 再基于人体背部几何特征, 利用微元分割法进行背部划分(即获得目标区域); 其次, 提取内部形状描述子(ISS)关键点简化背部点云, 并结合快速点特征直方图(FPFH)通过采样一致性(SAC-IA)算法和迭代最接近点(ICP)算法进行点云配准, 并通过相邻两帧点云配准结果, 获得背部空间运动变换矩阵。通过分别与3Dcs-ICP算法和普通粗-精配准算法跟踪实验发现, 本文提出算法运行时间明显减少, 目标区域在X、Y和Z方向的平均均方根误差分别为0.264 cm、0.261 cm和0.517 cm。实验结果表明: 此方法可提高人体背部识别速度和准确度, 也为其他人体器官的跟踪与识别提供参考。

关键词: 康复辅助机器人; 动态识别与跟踪; 空间变换; 点云配准

Dynamic recognizing and tracing for the back surface of the human body

LIU Xiaojin^{1,2}, MENG Qiaoling^{1,2}, LI Ping^{1,2}, YU Hongliu^{1,2}

(1 Institute of Rehabilitation Engineering and Technology, University of Shanghai for Science and Technology, Shanghai 200093, China; 2 Shanghai Engineering Research Center of Assistive Devices, Shanghai 200093, China)

[Abstract] This paper proposes a dynamic identification and tracking method integrating a spatial motion transformation matrix and point cloud coarse-accurate alignment algorithm with the back as the research object. In order to accurately and quickly trace the human body, straight-pass filtering, statistical filtering and background removal are used to segment the initial field attraction cloud to identify the target human body, and then based on the geometric features of the back, the back is divided using the micro-element segmentation method (i.e., obtain target area). The Intrinsic Shape Signature (ISS) key points are extracted to simplify the dorsal point cloud and combined with the Fast Point Feature Histogram (FPFH) to align the point cloud by the Sample Consensus Initial Alignment (SAC-IA) algorithm and Iterative Closest Point (ICP) algorithm. The backspace motion transformation matrix is obtained from the alignment results of two adjacent frames of the point cloud. The runtime results show that the proposed algorithm can reduce the runtime significantly by tracking with the 3Dcs-ICP algorithm and standard coarse-fine alignment algorithm. The average root mean square error of the target area in the X, Y and Z directions are 0.264 cm, 0.261 cm and 0.517 cm, respectively. The experimental results show that this method can improve the speed and accuracy of the back identification and provide a reference for tracking and identifying other human organs.

[Key words] rehabilitation assistive robots; dynamic recognition and tracking; spatial transformation; point cloud registration

0 引言

在社会老龄化愈加严重的情况下, 助老助残的产品受到社会各界的广泛关注。近年来开发了各种类型的康复辅助机器人, 如洗浴机器人^[1]、艾灸机器人^[2]、按摩机器人^[3]等。这一系列辅助机器人需

要利用机械臂模仿人手对受用者的背部进行作业工作。人体背部的识别对此系列机器人的视觉系统至关重要。

目前, 常见人体动态识别与跟踪的研究主要集中在人体姿势识别^[4-5]、手势动态识别^[6-7], 以及脸部识别^[8-9]。现有的研究中, 对背部区域大部分都

基金项目: 国家重点研发计划(2020YFC2005800)。

作者简介: 刘晓瑾(1998-), 女, 硕士研究生, 主要研究方向: 计算机视觉与智能康复机器人; 孟巧玲(1978-), 女, 博士, 副教授, 主要研究方向: 智能康复机器人; 李平(1989-), 女, 博士研究生, 讲师, 主要研究方向: 计算机视觉与康复机器人; 喻洪流(1966-), 男, 博士, 教授, 主要研究方向: 智能康复机器人。

通讯作者: 孟巧玲 E-mail: qiaoling_meng@126.com

收稿日期: 2022-12-12

是静态识别。Hongli Chen 等人^[10]通过在人体背部设置大量人工标记识别背部,这种方法虽然简单迅速,但是适用场景有限。例如在洗浴场景中存在无法清洗粘贴标记的区域。K.C. Jones 等人^[11]设计的按摩机器人是直接输入用户的肩点和腰点的坐标,但其无法适应不同体型用户的个体差异,并且当用户在按摩过程中运动,先前输入的坐标无法与用户身体部位对应。Chia-Yu Wu 等人^[12]通过 Canny 边沿检测器来提取皮肤片段的边缘轮廓,但该方法只适用于双手向上举的姿势,在用户坐姿双手自然垂下或叉腰等情况下,无法准确地提取背部区域。然而,机械臂在人体背部工作时,人体因呼吸或其他因素调整坐姿状态,身体会随之变动,机械臂末端轨迹也应随之变动,这给在人体背部工作的机械臂控

制带来挑战。

本文针对人体背部发生位姿变换的情况,提出了一种基于背部几何特征的方法,识别出没有任何标记且无明显纹理特征下不同姿势的背部区域,并采用一种融合空间运动变换矩阵及点云粗-精配准算法,实现动态背部区域的跟踪。同时,分别在身体弓背、身体倾斜、身体扭转和手臂摆动情况下,对背部区域进行了识别跟踪实验,并与其他配准方法对比效果和运行时间。

1 人体背部确定

人体背部确定,先利用场景点云进行预处理获得人体点云,再通过人体背部几何特征进行识别,其流程如图1所示。

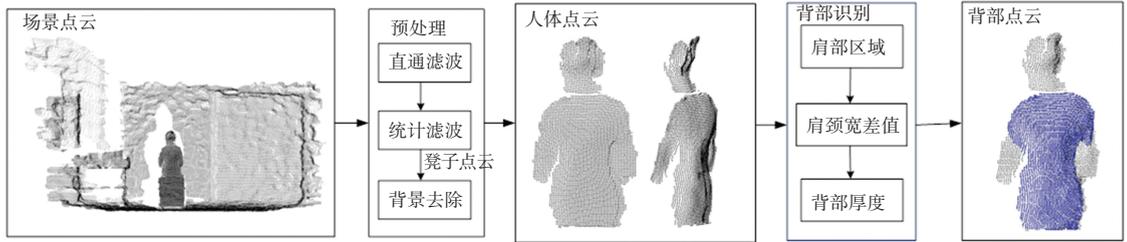


图1 人体背部确定

Fig. 1 Human back determination

1.1 点云预处理

由双目相机采集的无RGB信息场景点云,包含墙面、地面等大量的冗余信息,为了提高算法后续步骤的工作效率,需对点云进行预处理。预处理分为直通滤波、统计滤波和背景去除3个部分,最后获得人体点云。

首先,通过直通滤波去除大量的墙面及周边无关场景的点云。在研究中对相机采集的场景点云 $P_1 = \{p_i | p_i \in R^3, i = 1, 2, \dots, n\}$ 设置X方向和Z方向阈值 (x_1, x_2) 和 (z_1, z_2) , 将人体前后和左右的场景点云去除。因为Y方向是人体站立的方向,每个人的身高不同,且人体上方并无多余的场景点云,所以无需对Y轴进行处理。通过直通滤波后,获得包含人体区域和座椅凳子区域的点云 P_2 :

$$P_2 = \begin{cases} x_1 < x_i < x_2 \\ z_1 < z_i < z_2 \end{cases} \quad p_i \in P_1$$

由于相机的内部干扰以及自身精度问题,拍摄的点云中存在离群噪声,所以需对点云进行统计滤波处理,以减少离群点云对后续工作的影响。统计

滤波通过计算点与近邻点的距离 d_i , 以及所有点的距离均值 μ 和标准差 σ , 通过去除近邻距离均值大于 α 倍的标准差的离群点, 得到点云 $P_3 = \{p_i \in P_2 | \mu - \alpha \cdot \sigma \leq d_i \leq \mu + \alpha \cdot \sigma\}$ 。

最后,将座椅点云作为背景点云与点云 P_3 进行比对,通过背景去除法删去两帧点云重叠部分,得到单独的人体点云 P_4 。

1.2 背部分割

预处理后的点云,还存在头颈部和手臂区域,需进一步处理,来获得人体背部。本文提出一种基于几何特征的方法分割人体背部。其主要步骤如下:

(1) 遍历人体点云 P_4 所有点,寻找y方向最小值 y_{hip} ;

(2) 参考正常成年人躯干长度尺寸,在 y_{hip} 正方向上 50~70 cm 范围区域,在y方向上微元分割(如图2),并计算分割后每一段长度 w_i ;

(3) 利用颈部宽度和肩部宽度的差值进行处理:若满足 $w_i > w_{i-1} + 0.1$, 则 w_i 所对应的y坐标 y_{sh} 视为肩线,此时将 y_{sh} 上方区域的点去除;

(4) 利用人体背部的厚度,将手臂区域去除。

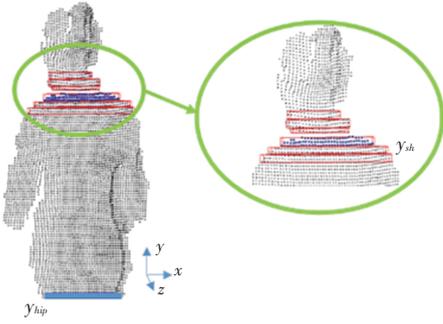


图2 微元法分割

Fig. 2 Micro dimensional segmentation

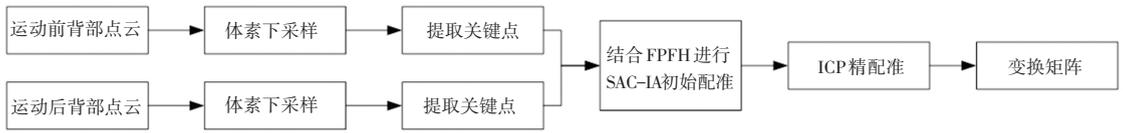


图3 配准流程

Fig. 3 Registration flow

2.1 体素滤波

为了减少点云数据,缩短配准时间,提高机械臂人体交互效率。选择体素栅格下采样方法对人体背部点云进行滤波处理,其将背部点云划分为若干个微小的体素栅格,用体素栅格内的重心点来替代体素内的点。将每个体素栅格边长设为 $LeafSize$, 体素内的重心坐标计算公式如式(1):

$$\begin{cases} X_c = \sum_{i=1}^m x_i/m \\ Y_c = \sum_{i=1}^m y_i/m \\ Z_c = \sum_{i=1}^m z_i/m \end{cases} \quad (1)$$

其中, X_c 、 Y_c 、 Z_c 表示体素内重心的坐标; x_i 、 y_i 、 z_i 分别代表体素栅格内每一点的坐标值; m 表示体素栅格内点云的数量。

本文选择边长 $LeafSize = 0.01$ 和 $LeafSize = 0.02$ 两种不同体素栅格大小,分别对人体背部点云数量简化,并将两种情况进行对比。以倾斜前的背部点云为例,其中初始点云数量为 3 259,通过体素栅格滤波之后,点数量分别达到 2 121 和 647。若边长 $LeafSize$ 过大,点云数量减少过多,易失去点云特征,最终选择体素栅格为 $LeafSize = 0.01$ 对人体背部点云进行滤波处理。

2 配准跟踪方法

本文通过人体运动前后相邻两帧点云进行配准,获知背部位姿变换矩阵,解决人体在机械臂工作过程中不自主随机运动问题。常见配准方法包括:随机采样一致性算法(RANSAC)^[13]、四点共面算法(4PCS)^[14]、主成分分析法(PCA)^[15]等。

本文提出的背部跟踪方法,首先通过体素滤波下采样减少点云数量,再提取关键点,然后由粗配准计算两帧点云近似旋转平移矩阵,最后由精配准进一步迭代精确的旋转平移矩阵。其实现过程如图3所示。

2.2 提取关键点

内部形状描述子(ISS)^[16]与传统的SIFT^[17]、Harris^[18]等关键点相比,不仅包含丰富的几何特征信息,同时计算速度快、重复性高,适用于简化人体背部点云。ISS提取过程如下:

(1)用人体背部体素滤波后的点云中每一点 p_i , 建立一个局部坐标系,构建半径为 r 的区域。通过该区域内所有点与点 p_i 的距离,计算出这些点的权重 w_{ij} , 其表达式为

$$w_{ij} = \frac{1}{\|p_i - p_j\|}, \quad \|p_i - p_j\| < r \quad (2)$$

(2)计算 r 邻域内所有点与点 p_i 之间的协方差矩阵 $cov(p_i)$:

$$cov(p_i) = \frac{\sum_{\|p_i - p_j\| < r} w_{ij} (p_i - p_j) (p_i - p_j)^T}{\sum_{\|p_i - p_j\| < r} w_{ij}} \quad (3)$$

(3)通过式(3)计算得到协方差矩阵的特征值 λ_i^1 、 λ_i^2 、 λ_i^3 (其中: $\lambda_i^1 \leq \lambda_i^2 \leq \lambda_i^3$), 选取符合条件的点集为背部区域的关键点:

$$\frac{\lambda_i^2}{\lambda_i^1} \leq \delta_1, \quad \frac{\lambda_i^3}{\lambda_i^2} \leq \delta_2 \quad (4)$$

其中, δ_1 和 δ_2 为参数阈值,取值范围为 0~1。

综合考虑到关键点数量和分布,提取出体素滤波处理后点云的关键点,参数设置为:半径 r 为点云分辨率的 3 倍, δ_1 和 δ_2 均设置为 0.975。

2.3 SAC-IA 配准算法

粗配准利用体素滤波提取出的关键点进行配准,其中源点云为运动前的点云,目标点云为人体运动之后的点云。粗配准先计算两帧点云提取出来的关键点的快速点特征直方图(FPFH),再使用采样一致性(SAC-IA)配准,获得运动前后的两帧背部点云初始的变换矩阵。粗配准流程如下:

(1)计算出两帧点云 FPFH 描述子,FPFH 描述子是对点特征直方图描述子(PFH)的改进,在 PFH 描述子基础上减少了时间复杂度,并且提高了运行效率,其表达式为

$$\text{FPFH}(p_q) = \text{SPFH}(p_q) + \frac{1}{k} \sum_{i=1}^k \frac{1}{w_k} \cdot \text{SPFH}(p_k) \quad (5)$$

其中, p_k 表示其为查询点 p_q 的一个临近点; $\text{SPFH}(p_q)$ 和 $\text{SPFH}(p_k)$ 分别表示 p_q 和 p_k 两点的 $\langle \alpha, \phi, \theta \rangle$; k 表示人体背部点云每个点 p_q 的邻域数量; w_k 表示 p_q 和 p_k 两点之间的距离权重。

(2)随机选择 n 个最小距离大于 d_m 的点,在目标点云中查询与源点云中采样点具有相似的 FPFH 特征点作为对应点。

(3)计算运动前后对应点对之间的变换矩阵,并计算变换性能,确定误差最小的变换,其计算公式如式(6):

$$H(e_i) = \begin{cases} \frac{1}{2}e_i^2, & \|e_i\| \leq t_e \\ \frac{1}{2}t_e(2\|e_i\| - t_e), & \|e_i\| > t_e \end{cases} \quad (6)$$

其中, t_e 为给定的预值, e_i 为第 i 组对应点变换之后的对应之间的误差。最后返回最小误差 $H(e_i)$ 对应的变换矩阵 (R_b, t_b) 。

2.4 ICP 配准算法

经过粗配准,将两帧点云匹配得到一个近似的变换矩阵。考虑到粗配准精度较低,误差较大。因此,本文再通过精配准进一步提高配准精度,对这两组点云进行迭代最近点(ICP)配准。

ICP 算法原理是在初始点云中,将每一点进行初始变换,在另一帧点云与初始变换后的点云中最近的点形成点对,再求解变换矩阵 (R, t) , 计算误差函数 $E(R, t)$, 计算公式如式(7):

$$E(R, t) = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \|p_{bi} - (R_{pai} + t)\|^2 \quad (7)$$

其中, n 为邻域点个数; p_{ai} 表示目标点云中的一一点; p_{bi} 表示与源点云与 p_{ai} 对应的点; R 表示旋转矩阵; t 表示平移向量。

配准过程中根据两帧点云不断迭代变换,使得误差函数 $E(R, t)$ 最小,获得最终的配准结果。

2.5 跟踪算法

在完成机械臂跟随人体发生相应变换的任务中,运动前的背部点云 $S_0 = \{s_i | s_i \in R^3, i = 1, 2, \dots, j\}$ 中任意一点 s_i , 通过配准变换矩阵 (R, t) 。其中, R 为 3×3 矩阵表示旋转变换, t 为 3×1 矩阵表示平移变换,将变换矩阵表示为式(8)的形式,可以得出运动后点 s_i 对应的位置 s_i' , 如式(9):

$$T = \begin{bmatrix} R & t \\ 0 & 1 \end{bmatrix} \quad (8)$$

$$s_i' = Ts_i \quad (9)$$

3 实验结果与分析

为了验证本文算法在人体背部的动态识别与跟踪的有效性,通过 Intel RealSense D455 相机采集人体由坐直到倾斜、扭动、背部弯曲,以及手臂随意摆动 4 种不同运动姿势连贯动作下的点云,进行背部提取实验,以及运动前后背部点云进行配准实验,以此验证本文算法的有效性。

算法运行环境为:Windows 10 操作系统和 Intel (R) Core (TM) i5-10500 CPU 处理器,在 Visual studio 2017 下结合 PCL1.8.1 库运行。在离线情况下对点云数据进行处理。为了避免引发伦理问题,同时考虑到保护用户隐私问题,所采集的点云数据是仅有深度信息并没有 RGB 信息。所采集的相邻两帧点云的时间间隔短,忽略人体运动前后的形变。5 种不同姿势下的 RGB 照片如图 4 所示。

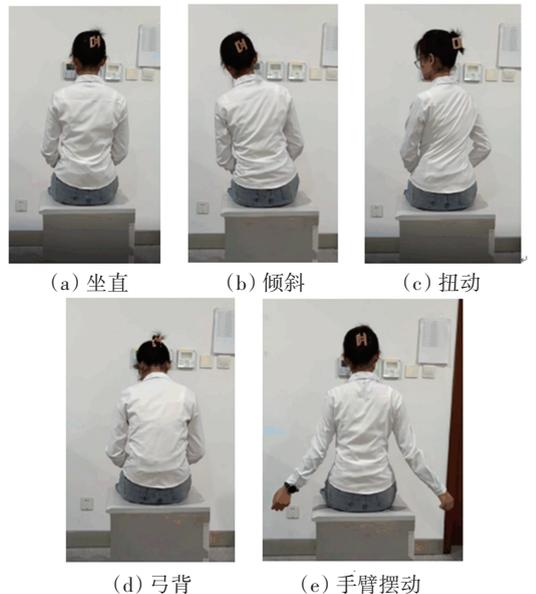


图4 人体运动过程的5种姿势

Fig. 4 The five postures of the human movement process

3.1 背部识别实验

采用基于人体背部几何特征识别背部的方法,在身体坐直、身体弓背、身体倾斜、身体扭动和手臂摆动5种姿势下,识别人体背部区域。处理结果如图5所示,其中黑色点云是预处理获得的人体点云,蓝色区域为识别的背部区域。

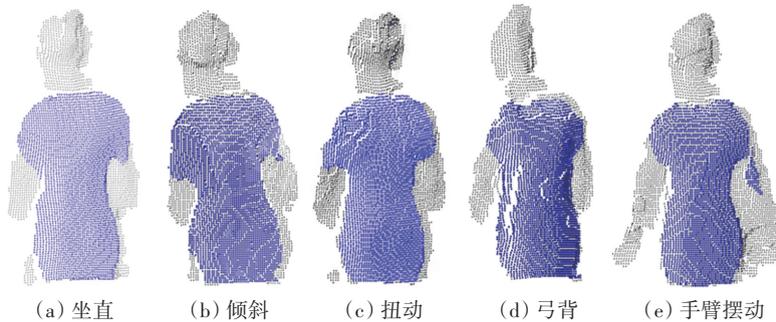


图5 识别人体背部区域

Fig. 5 Identify the dorsal area of the human body

3.2 背部跟踪实验

为了验证跟踪效果,将身体倾斜、身体扭动、背部弯曲、手臂摆动4种运动姿势,分别用本文方法与另外两种方法配准,从配准效果和运行时间进行对比。其中,算法一为3Dcs粗配准与ICP精配准结合,经过相同参数下体素滤波处理和提取关键点处理,以及精配准的迭代次数一致;算法二为经过相同参数下体素滤波处理,再进行相同参数下的粗-精配准处理。

实验1 配准效果比较实验

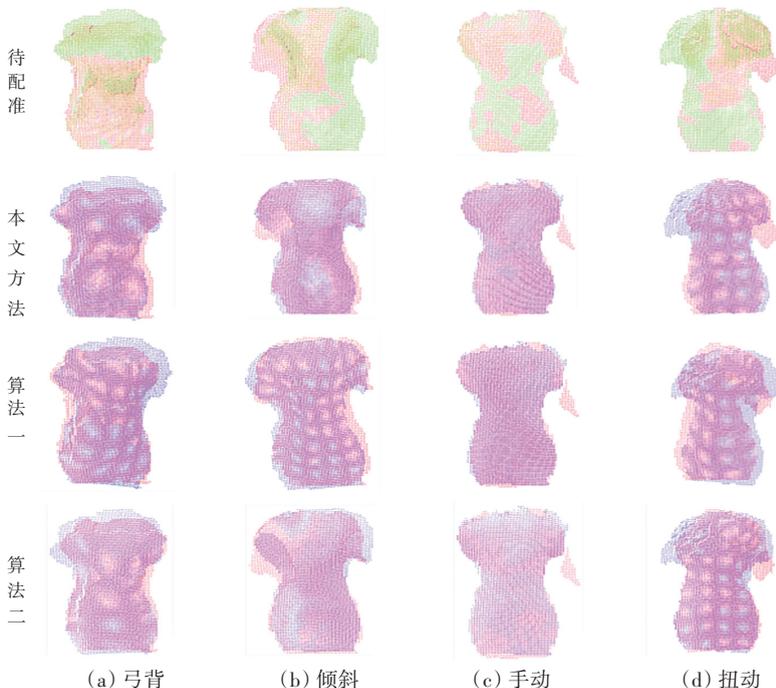


图6 点云配准效果

Fig. 6 Point cloud registration effect

从图中可以看出,根据几何人体特征可以有效的分割出背部区域,解决了在无RGB信息、且无标记和无明显纹理特征情况下,以及在头颈和手臂干扰下,识别出人体背部区域的问题。尽管采集的点云存在空洞、伪影等缺陷,但使用本文方法能够有效的识别出背部区域。

将4种不同姿势人体背部点云在3种方法配准下进行实验,配准效果如图6所示。其中,绿色点云为运动前的点云,红色点云为运动后的点云,蓝色点云为配准所得到的点云。从配准效果可以看出,手动姿势变化中,背部区域运动范围小,3种配准结果在视觉上基本重合,配准精度高;其他3种姿势在不同配准效果中,均存在不同程度的误差。其中算法一配准精度上偏差最大,本文方法和算法二配准精度较高、鲁棒性较好。

实验2 运行时间对比实验

针对算法运行速率对比,将4种不同姿势变化的点云在这3种算法下运行,结果见表1。

4种姿势的变换运用同一种配准算法的运行时间差别并不明显。其中,手动姿势变换的背部区域变化较小,在不同配准方法下的运行时间均最短。4种姿势变换平均运行时间相比较,算法一平均时间为4.211 s,算法二配准平均时间为38.391 s,本文方法配准平均时间为1.424 s。

实验3 配准均方根误差分析

采用运行时间和均方根误差(RMSE)来评估配准精度,RMSE计算公式如式(10):

$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (X_i - \hat{X}_i)^2} \quad (10)$$

其中, n 表示点云的数量, X_i 和 \hat{X}_i 分别表示配准后对应点之间的欧式距离和对应点之间的欧式距离的真值。分别计算 X 、 Y 和 Z 3个方向的均方根误差来评估配准方法。

均方根误差分析结果见表2。可以看出,配准均方根误差在 X 方向和 Y 方向上较小,由于人体在 Z 方向运动幅度大,且相机采集的点云精度较低,导致 Z 方向上均方根误差较大,4种姿势变换的平均均方根误差为0.651 cm。当机械臂执行任务时,较小的误差在一定程度上提高了用户的舒适度。

表1 运行时间分析

Tab. 1 Running time analysis

	本文方法	算法一	算法二
弓背	1.401	4.279	41.002
倾斜	1.538	4.355	40.210
手动	1.274	3.953	35.704
扭动	1.482	4.257	36.649
平均	1.424	4.211	38.391

表2 点云配准均方根误差分析

Tab. 2 Root mean square error analysis of point cloud registration

动作	RMSE	X_{RMSE}	Y_{RMSE}	Z_{RMSE}
弓背	0.774	0.285	0.307	0.651
倾斜	0.796	0.397	0.235	0.648
手动	0.320	0.068	0.263	0.263
扭动	0.714	0.308	0.239	0.599
平均	0.651	0.264	0.261	0.517

综合考虑时间和配准效果等因素,本文方法运行效果比算法一偏差小,运行时间比算法一耗时减

少了66.18%,运行时间比算法二耗时减少了96.29%。结合配准的均方根误差,本文所提出的方法适合用于机械臂在人体背部表面工作。

4 结束语

本文提出了一种背部识别动态跟踪方法。该方法分成两个部分,第一部分基于无RGB信息点云,通过预处理识别出人体,根据人体部位几何特征识别出背部区域。第二部分通过提取背部关键点,对人体运动前后背部点云粗-精配准,获得变换矩阵,实现背部动态跟踪。实验结果表明,本文背部识别方法可以准确的分割出人体在不同姿势下的背部区域,背部跟踪方法在身体弓背、倾斜、扭动,以及手动4种不同运动姿势进行实验验证,本文方法运行时间与其他两种算法相比明显减少, X 、 Y 和 Z 方向的平均均方根误差分别为0.264 cm、0.261 cm 和 0.517 cm。满足机械臂在人体背部工作中的条件。与其他算法相比,本文算法的背部识别速度和准确度得到提高,也为其他器官的跟踪与识别提供参考。下一步研究将侧重于机械臂在人体背部的路径动态规划,使得机械臂末端轨迹按照预定轨迹在人体对应部位工作。

参考文献

- [1] ZLATINTSI A, DOMETIOS A C, KARDARIS N, et al. I-support: a robotic platform of an assistive bathing robot for the elderly population[J]. Robotics and Autonomous Systems, 2020, 126: 103451.
- [2] 魏江艳,付渊博,刘璐,等.智能针灸机器人的关键技术研究进展[J].中华中医药杂志,2021,36(2):979-982.
- [3] 杨晓京,刘用.软体按摩机器人驱动器的设计与仿真[J].信息与控制,2021,50(4):490-497.
- [4] SONG L, YU G, YUAN J, et al. Human pose estimation and its application to action recognition: a survey[J]. Journal of Visual Communication and Image Representation, 2021, 76: 103055.
- [5] LIAO R, YU S, AN W, et al. A model-based gait recognition method with body pose and human prior knowledge[J]. Pattern Recognition, 2020, 98: 107069.
- [6] THABET E, KHALID F, SULAIMAN P S, et al. Algorithm of local features fusion and modified covariance-matrix technique for hand motion position estimation and hand gesture trajectory tracking approach[J]. Multimedia Tools and Applications, 2021, 80(4): 5287-5318.
- [7] SINGHA J, ROY A, LASKAR R H. Dynamic hand gesture recognition using vision-based approach for human-computer interaction[J]. Neural Computing and Applications, 2018, 29(4): 1129-1141.
- [8] ADJABI I, OUAHABI A, BENZAOUI A, et al. Past, present, and future of face recognition: a review[J]. Electronics, 2020, 9(8): 1188.

(下转第57页)