

点特征柔性物体三维运动恢复方法

龚肖, 史金龙, 廖芳

(江苏科技大学 计算机学院, 江苏 镇江 212003)

摘要: 为了使用两台标定的高速相机获取点特征柔性物体的三维运动轨迹, 提出了一种实用的点特征柔性物体三维运动恢复方法, 包括图像空间重建、时间序列重建等步骤。其中空间和时间序列重建是三维运动恢复的核心部分, 在空间重建方面, 使用椭圆拟合得到图像上点的坐标, 并根据马氏距离寻找匹配点, 然后利用三角测量法计算空间三维点; 在时间序列重建方面, 利用搜索方法匹配点前后图像坐标, 从而实现运动过程的三维恢复。然后利用重建结果计算运动柔性物体的速度、加速度、曲率变化等重要参数。实验结果表明, 该三维运动恢复方法提高了空间序列匹配的速度和准确度, 有效地实现了时间序列的匹配, 减少了整个重建过程的时间。通过对目标的重建, 准确地获得了物体的三维运动数据。

关键词: 三维重建; 点特征; 匹配; 柔性物体; 运动

中图分类号: TP391 **文献标志码:** A **DOI:** 10.3788/IRLA201847.0917009

Method for 3D motion recovery of non-rigid object with point features

Gong Xiao, Shi Jinlong, Liao Fang

(School of Computer, Jiangsu University of Science and Technology, Zhenjiang 212003, China)

Abstract: In order to obtain 3D moving trajectory of non-rigid object with point feature, two calibrated high-speed cameras were used. A practical 3D motion recovery method of non-rigid object with point feature was proposed. The method included image spatial reconstruction, temporal series reconstruction and other steps. The spatial reconstruction and temporal series reconstruction were the core of 3D motion recovery. In spatial reconstruction, the coordinates of the points on the image were obtained by using ellipse fitting method, and the matching points were searched according to the Mahalanobis distance. Then, triangulation was used to calculate the 3D points. In the aspect of temporal series reconstruction, the searching method was used to match the coordinates of the points between sequential images. So, the 3D motion recovery of the movement process was realized. Then, the reconstruction result was used to calculate the parameters, such as speed, acceleration and curvature change of the non-rigid object. The experimental result shows that the method improves the speed and accuracy of the spatial matching and

收稿日期: 2018-04-10; 修订日期: 2018-05-19

基金项目: 江苏省六大人才高峰专项(1612991602); 中国博士后科学基金一等资助(2014M560417)

作者简介: 龚肖(1991-), 男, 硕士生, 主要从事三维重建方面的研究。Email: 419887704@qq.com

导师简介: 史金龙(1976-), 男, 副教授, 硕士生导师, 博士, 主要从事视觉测量方面的研究。Email: jishifudan@gmail.com

realizes the temporal series matching simply and effectively. What's more, the time of the whole reconstruction process is reduced. Through the reconstruction of the target, the 3D motion data of the object is obtained accurately.

Key words: 3D reconstruction; point feature; matching; non-rigid object; motion

0 引言

目前,三维重建技术广泛应用于各个行业中,例如医学、教育、影视等,是计算机视觉领域中的研究热门和难点。传统的结构光方法^[1]、TOF相机方法^[2]、激光扫描法^[3-4]通过光交互的方式快速、鲁棒地获取物体三维的形状,主要应用于工业中,但这些方法不能获取动态柔性物体的三维运动数据。基于图像的三维重建系统^[5-6]利用相机拍摄物体的图像,通过时间和空间上的特征匹配策略重建出物体的空间结构,实现时间序列上的运动恢复,捕获动态物体的三维运动信息。

动态柔性物体的三维运动^[7-11]捕获仍是目前研究的难点。与静态物体三维重建相比,动态物体三维重建不仅需要匹配双目立体图像,同时还要匹配同一图像序列前后间的运动。参考文献[9]提出了一种立体双匹配约束方法,首先完成不同时刻同一序列图像的运动匹配,然后再匹配立体图像。对时间序列上匹配精度要求较高,匹配结果直接影响后续重建效果。参考文献[10]使用了立体视觉与光流结合的运动目标检测方法来进行时间序列上的匹配,由于光流法对光照等外界因素比较敏感,从而会影响检测运动目标的效果。参考文献[11]使用20台相机环状放置,组成多角度采图系统,获得运动目标的多点视图,然后利用光流估计图像合成不同光照条件下的每一个视角,最后利用多视图光度立体技术获得每一时刻的高精度三维模型。但是多角度采图系统成本比较大,复杂度较高。

文中提出了一种对点特征柔性运动物体进行三维运动恢复的方法,重建具有点特征布料的三维运动过程,“点特征”为柔性布料上微小的、能够识别的圆点,并且在数量上能够覆盖所研究的对象。该方法使用两台相机同时拍摄一段柔性布料的运动视频,并获取视频的每一帧图像。柔性布料的大小为 $1.5\text{ m}\times 1.5\text{ m}$,背景为黑色,表面有半径为 0.25 cm 白

色圆点,且同一行或同一列任意相邻两个圆点之间的距离为 2 cm 。然后使用张正友标定法^[12]对左右相机进行标定,获得相机的内外参数,畸变系数等。再利用标定结果对左右两相机视图进行立体校正,实现空间点的匹配。最后通过空间点重建以及时间序列的重建完成整个运动过程的恢复。在空间点的匹配上,由于布料上面的圆点较大,如果使用SURF、SIFT等算法^[13-14],每个圆点上会检测出多个特征点,无法进行精准匹配。参考文献[15]提出了一种快速局部不变特征算法,使用RANSAC^[15]算法剔除错误匹配点,该方法对于文中的柔性布特征点匹配率低。因此文中提出了另一种思路:对布料上面的圆点进行最小二乘法椭圆拟合,获得左右视图中圆点的圆心坐标,经过立体校正之后,左右两视图对应圆点在同一水平坐标下,然后使用马氏距离进行圆点的匹配。该方法不仅拥有很好的鲁棒性,而且提高了匹配的速度。在同一序列前后图像的运动匹配上,参考文献[16]提出了光流^[17-18]运动图像分析法,利用图像序列中像素在时间域上的变化以及相邻帧之间的相关性来找到上一帧与当前帧之间存在的对应关系。实验布料上圆点之间没有明显特征和区分度,前一帧圆点在后一帧上面会找到多个对应点,所以提出了一种简单有效的方法,在图像的帧序列之间用坐标差法进行圆点的匹配跟踪。鉴于文中要解决的实际问题,针对三维重建中的匹配过程,提出了有针对性的匹配方法,提高了整个重建过程的速度,并利用该方法计算柔性物体运动过程中的物理特性变化。

1 立体校正和图像匹配

1.1 立体校正

(1) 立体校正的目的:使用极线约束^[17]将对点搜索由原来的二维平面搜索变为在极线上的一维搜索。经过立体校正后,使得左右两个图像的极线在同一水平线上。但是,在现实的双目立体视觉系统中是不存在完全的共面行对准的两个摄像机图像平面

的,所以要进行立体校正。

(2) 立体校正的原理:第一步,利用标定求得的切向畸变和径向畸变系数对原图消除畸变;第二步,将左右两幅图片旋转使其共面;第三步,调整两个图像使其同行对准。左右两图片分别绕光轴旋转,旋转过后两相机主点连线平行于像素坐标行线。

1.2 图像匹配

1.2.1 椭圆检测与拟合

立体校正之后对左右图像进行匹配。实验对象是一块表面有大圆点的柔性布,使用传统算法无法提取有效的特征点,且因为柔性布自身的特性以及在运动过程中容易产生形变等因素,在所拍摄的图像中,圆形会变形为椭圆。所以使用最小二乘法拟合椭圆,得到图像上所有圆点的圆心坐标。

基于轮廓提取方法拟合椭圆,首先将图像转成灰度图,降噪处理,然后使用 Canny 算子进行边缘检测,得到的边缘是正和负区域的边界,取连通域边界像素中心点连接起来,成为一个轮廓。轮廓被聚合成一个轮廓树,从而把包含关系编码到树结构中。所获取的轮廓是一系列离散顶点序列,对平面上的点序列给出最小二乘法的椭圆拟合函数,寻找参数集合,最小化数据点与椭圆之间的距离。假设一般的椭圆方程为:

$$x^2+Ax+By^2+Cx+Dy+E=0 \quad (1)$$

设 $(x_i, y_i)(i=1, 2, 3, \dots, N)$ 为椭圆轮廓上的 $N(N \geq 5)$ 个测量点,根据最小二乘法原理,拟合的目标函数为:

$$f(A, B, C, D, E) = \sum_{i=1}^N (x_i^2 + Ax_i + By_i^2 + Cx_i + Dy_i + E) \quad (2)$$

为使 $f(A, B, C, D, E)$ 的值最小,必有:

$$\frac{\partial f}{\partial A} = \frac{\partial f}{\partial B} = \frac{\partial f}{\partial C} = \frac{\partial f}{\partial D} = \frac{\partial f}{\partial E} = 0 \quad (3)$$

由此可得一个线性方程组,利用奇异值分解法解得方程组系数作为椭圆参数,然后画出椭圆,输出椭圆的圆心坐标。

1.2.2 匹配左右图像圆心

经过椭圆拟合后可以得到两幅图像上所有圆点的圆心坐标,然后再匹配左右图像的圆心。因为校正后的左右图像极线在同一水平线上,所以只需要在同一水平线上搜寻匹配点。而每个点周围存在其他大量离散点,此处引入马氏距离^[19]对每个点进行描

述,马氏距离的大小不仅与各个点集相对分布有关,而且与各个点集自身分布有关,马氏距离具有旋转不变性和仿射变换不变性。对左图任一样本点 $x=[x_i, y_i]^T$,取其周围 n 个点构成样本空间 $X=\{[x_1, y_1]^T, \dots, [x_n, y_n]^T\}$,则样本点 x 到样本均值 $\mu=[\mu_x, \mu_y]^T$ 的马氏距离为:

$$D_M(x) = \sqrt{(x-\mu)^T C_x^{-1} (x-\mu)} \quad (4)$$

其中,样本均值 μ 和协方差矩阵 C_x 分别为:

$$\mu = [\mu_x, \mu_y]^T = \frac{1}{n} \left[\sum_{i=1}^n x_i, \sum_{i=1}^n y_i \right]^T$$

$$C_x = \frac{1}{n-1} \sum_{i=1}^n [x_i - \mu_x, y_i - \mu_y]^T [x_i - \mu_x, y_i - \mu_y]$$

设 $X_1=\{(x_{11}, y_{11}), (x_{12}, y_{12}), \dots, (x_{1m}, y_{1m})\}$ 和 $X_2=\{(x_{21}, y_{21}), (x_{22}, y_{22}), \dots, (x_{2m}, y_{2m})\}$ 分别为左右图像同一极线上的点。对点集 X_1, X_2 上的每个点取相同的样本空间,根据公式(4)计算出两个点集上每个点对应的马氏距离分别为 $D_{M1}=\{D_{M1}(1), \dots, D_{M1}(m)\}$ 和 $D_{M2}=\{D_{M2}(1), \dots, D_{M2}(m)\}$ 。

设 $\delta=D_{M1}(i)-D_{M2}(j)$ 。根据马氏距离的仿射变换不变性,理论上 $\delta=0$ 时, (x_{1i}, y_{1i}) 和 (x_{2j}, y_{2j}) 为一对匹配点,对于求得的 δ ,如果在一个较小的范围内则认为是一对匹配点,否则继续寻找,直到找到符合要求的点。

2 三维重建

2.1 空间点重建

在匹配完成之后,可以获得柔性布上的圆点在左右两幅图片中对应的二维坐标值,再利用三角测量法(Triangulation)可以求得圆点的空间三维坐标。

假设左右视图的摄像机矩阵分别为 P_1, P_2 ,三维空间的一点 X 在左右两幅视图上的对应像点为 X_1, X_2 ,会有以下关系:

$$\begin{cases} P_1 X = x_1 \\ P_2 X = x_2 \end{cases} \quad (5)$$

以左相机为世界坐标系的原点,左相机转换到世界坐标系的旋转矩阵为单位矩阵 I ,平移矩阵为 0 。右相机转换到世界坐标系的旋转矩阵为 R ,平移矩阵为 T 。左右相机的内参分别为 K_1, K_2 ,这些参数都由张正友标定法得到,则左右相机的投影矩阵可以由以下构成:

$$\begin{aligned} P_1 &= K_1 [I|O] \\ P_2 &= K_2 [R|T] \end{aligned} \quad (6)$$

式中: K_1 为 3×3 矩阵; $[I|O]$ 为 3×4 矩阵。则 P_1 为 3×4 矩阵, 同理 P_2 也为 3×4 矩阵, 可将公式(5)改写成以下形式:

$$\begin{pmatrix} P_1^1 \\ P_1^2 \\ P_1^3 \end{pmatrix} X = \begin{pmatrix} x_1 \\ y_1 \\ 1 \end{pmatrix}, \quad \begin{pmatrix} P_2^1 \\ P_2^2 \\ P_2^3 \end{pmatrix} X = \begin{pmatrix} x_2 \\ y_2 \\ 1 \end{pmatrix} \quad (7)$$

式中: x_1, y_1, x_2, y_2 分别为左右像点在两幅图片上对应的二维坐标。利用公式(6)可以得到一个关于三维点 X 的方程组:

$$\begin{cases} x_1 P_1^3 X - P_1^1 X = 0 \\ y_1 P_1^3 X - P_1^2 X = 0 \\ x_2 P_2^3 X - P_2^1 X = 0 \\ y_2 P_2^3 X - P_2^2 X = 0 \end{cases} \quad (8)$$

使用奇异值分解(SVD)方法可求得方程组的解, 即为空间点的三维坐标。

2.2 时间序列重建

进行三维重建的目标是一个点特征柔性运动的物体, 不仅要在空间上对物体进行三维重建, 在帧序列上也要将物体的变化轨迹重建出来。最重要的是对运动目标进行帧序列之间的匹配。

使用的相机为 25 帧/s, 考虑到前后两帧之间的运动极其微小, 每个点的运动就会偏差在一个小范围之内, 所以在前后帧之间运用点的坐标差进行点的匹配。定义第 m 帧上的每个点 (x_i^m, y_i^m) 在 X, Y 轴方向上的增量分别为 $\Delta x_i, \Delta y_i$, 每个点设置一个初始增量, 依次递增, 在 $m+1$ 帧上进行坐标的二维搜索, 当找到与之坐标差值 $\Delta x_i, \Delta y_i$ 最小的点即为匹配点:

$$\begin{cases} x_i^m - \Delta x_i \leq x_i^{m+1} \leq x_i^m + \Delta x_i \\ y_i^m - \Delta y_i \leq y_i^{m+1} \leq y_i^m + \Delta y_i \end{cases} \quad (i=1, 2, 3, \dots, N) \quad (9)$$

如果前后帧点的运动过大, 在最小坐标差内会出现几个点或出现不准确点, 则进行舍弃。每个二维点对应一个三维坐标, 这样就可以将三维点匹配起

来, 从而实现时间序列上的匹配。该实验某一点前 5 帧的空间运动位置如表 1 所示。

表 1 某一点前 5 帧运动坐标

Tab.1 Coordinates of the first 5 frames of the point

Serial number	X/mm	Y/mm	Z/mm
1	127.503 172 7	-426.499 094 8	1 199.906 856
2	125.789 825 0	-431.174 569 4	1 201.736 388
3	126.168 288 2	-429.821 589	1 197.996 988
4	126.929 450 3	-425.807 610 7	1 197.973 987
5	126.552 976 5	-425.828 075 0	1 201.765 750

实验表明, 空间点的相邻帧波动在很小的范围内, X 轴坐标差为 $-2 \text{ mm} \leq \Delta X \leq 2 \text{ mm}$, Y 轴坐标差为 $-5 \text{ mm} \leq \Delta Y \leq 5 \text{ mm}$, Z 轴坐标差为 $-3 \text{ mm} \leq \Delta Z \leq 3 \text{ mm}$ 。利用坐标的变化即可完成点的时间序列上匹配, 实现重建。

3 实验结果及分析

实验使用的设备为两台索尼 FDR-AX30 相机, 由三脚架支撑并排平行放置, 间距约 20 cm, 高度与焦距均已经校准, 如图 1 所示。

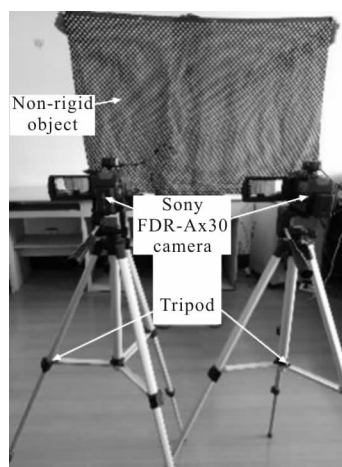


图 1 实验设备图

Fig.1 Experimental equipment

在拍摄物体之前, 先使用张正友标定法对两台相机进行标定, 获得相机的内外参数矩阵 K_L, K_R, R, T 以及畸变系数 D_L, D_R , 以左相机为世界坐标系的原点, 标定结果如下:

$$R = \begin{bmatrix} 0.999\ 983\ 410\ 339\ 667 & 0.001\ 913\ 384\ 882\ 208\ 98 & 0.005\ 433\ 047\ 371\ 524\ 11 \\ -0.002\ 023\ 316\ 256\ 931\ 45 & 0.999\ 791\ 867\ 060\ 966 & 0.020\ 300\ 954\ 412\ 830\ 7 \\ -0.005\ 393\ 073\ 036\ 138\ 84 & -0.020\ 311\ 610\ 399\ 964\ 1 & 0.999\ 779\ 152\ 236\ 226 \end{bmatrix}$$

$$T=[-249.796\ 156\ 363\ 453\ -4.693\ 629\ 154\ 603\ 63\ -4.179\ 389\ 038\ 725\ 08]$$

$$K_L=\begin{bmatrix} 3\ 157.055\ 011\ 172\ 97 & 0 & 2\ 132.806\ 305\ 779\ 33 \\ 0 & 3\ 158.874\ 176\ 786\ 62 & 1\ 235.237\ 449\ 996\ 85 \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix}$$

$$K_R=\begin{bmatrix} 3\ 153.838\ 175\ 434\ 83 & 0 & 2\ 115.316\ 751\ 031\ 13 \\ 0 & 3\ 155.844\ 093\ 068\ 82 & 1\ 197.901\ 838\ 604\ 08 \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix}$$

$$D_L=[-0.007\ 145\ 751\ 738\ 436\ 15\ 0.012\ 265\ 778\ 096\ 666\ 0.002\ 323\ 166\ 463\ 020\ 71\ 0.001\ 035\ 080\ 290\ 047\ 85\ 0]$$

$$D_R=[0.001\ 136\ 315\ 782\ 704\ 90\ -0.007\ 019\ 184\ 235\ 057\ 61\ -0.002\ 423\ 290\ 774\ 395\ 23\ -0.001\ 470\ 250\ 414\ 845\ 78\ 0]$$

3.1 空间点匹配结果比较

在空间点匹配过程中，首先对柔性布上的圆点进行椭圆拟合，拟合结果如图 2 所示。

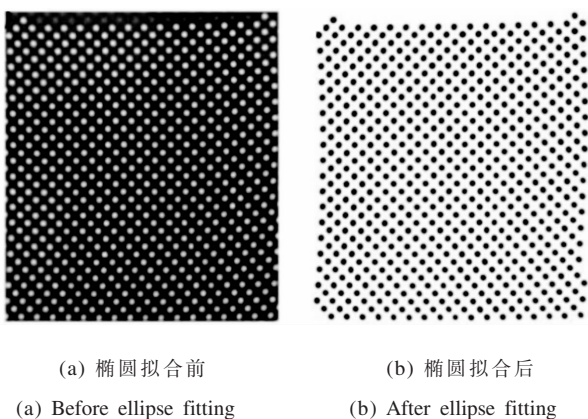


图 2 椭圆拟合结果图

Fig.2 Illustration of ellipse fitting result

在点的匹配上，使用马氏距离在同一极线上寻找对应点，与直接使用 SIFT 算法提取特征点匹配进行比较，结果如图 3 所示。

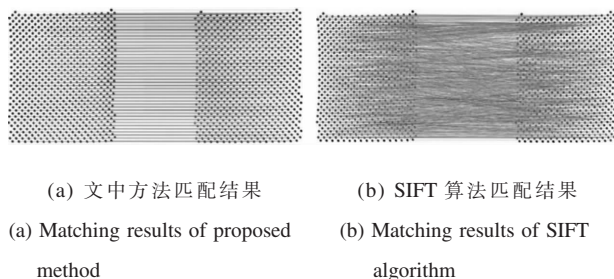


图 3 两种匹配方法对比

Fig.3 Comparison of two matching algorithms

图 3(a)为文中所使用方法，对应点连接线互相平行，匹配效果达到要求。图 3(b)为实验使用 SIFT 算法的匹配结果，特征点提取不准确，对应点连接线错乱，匹配精度不高。在一块约 720 个圆点的布上，

SIFT 算法提取到了约 1 550 个特征点，一个圆点检测到了两个以上的特征点，其中有许多无效点。而使用参考文献[14]提到的 RANSAC 优化方法剔除后只有 21 个匹配点，匹配率低。文中使用的方法对特征点的检测与实际值相差无几，而且基本所有的点都匹配到了，比较结果如表 2 所示。

表 2 特征点提取方法比较

Tab.2 Comparison of feature points extraction method

Method	Feature points		Matching points	Runtime /ms
	Left	Right		
Actual values	720	720	720	-
SIFT	1 564	1 574	1 425	2 703
SIFT & RANSAC	1 564	1 574	21	9 891
Experiment values	719	723	719	297

3.2 三维重建结果

在完成左右图像匹配后，利用三角测量法重建了物体的空间三维坐标，得到了柔性布上面所有圆点集合的三维信息后就是得到了柔性布的稀疏点云，重建出了物体的表面。如图 4(a)所示，将得到的三维点云放到 Meshlab 中，可以看到物体的形状结构

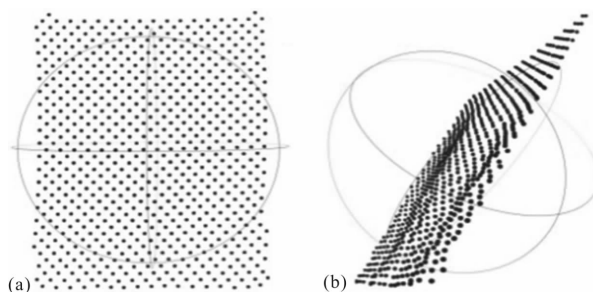
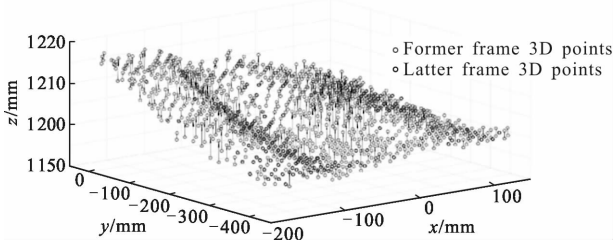


图 4 三维重建点云

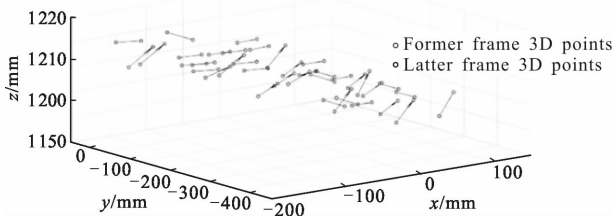
Fig.4 3D reconstruction point cloud

和表面信息,旋转图像到图 4(b)视角,可以看到柔性布的三维形状结构,点云的三维信息显示出来了物体上每个区域在某一时刻的空间位置。

在时间序列上利用坐标差法进行了三维点匹配,不断测量下一时刻空间点的位置,综合以上两步,重建出来了每个点的三维运动轨迹。三维点前后两帧之间的运动方向如图 5 所示。



(a) 整体运动
(a) Complete movement



(b) 局部稀疏点运动
(b) Local sparse point movement

图 5 空间三维点两帧之间运动

Fig.5 3D points motion between two frames

3.3 测量点的加速度、曲率分析

通过提高空间匹配以及时间序列重建的精确度,可以准确地恢复出空间三维点的运动轨迹。且根据空间物体点的三维运动轨迹和相关的运动数据,求得三维点的运动速度、加速度、曲率的变化,可以得知物体运动的快慢和变化等。

考虑到柔性布在不同区域会做出不同的运动,这里取 4 个区域的点作为研究对象,在实验对象上每隔 200 个点取一个点,共取 4 个点,每个点可以代表其附近点的运动状态。利用公式(10)可以求得点运动的速度和加速度,结果如表 3 和表 4 所示。

$$d = \sqrt{(X_1 - X_2)^2 + (Y_1 - Y_2)^2 + (Z_1 - Z_2)^2}$$

$$v = \frac{d}{\Delta t}, a = \frac{v_2 - v_1}{\Delta t} \quad (10)$$

表 3 空间 4 个点的速度变化

Tab.3 Velocity changes of 4 spatial points

Time/s	Velocity/mm · s ⁻¹			
	1	2	3	4
1/24	153.727 2	108.290 1	54.214 4	67.362 1
1/12	152.494 0	115.139 0	121.513 0	70.692 4
1/8	38.093 3	96.423 3	94.918 6	95.870 6
1/6	123.57 2	126.989 1	117.055 8	98.053 8
5/24	55.185 7	135.811 5	136.863 4	91.451 1
1/4	161.216 8	151.555 9	151.250 9	89.368 6

表 4 空间 4 个点的加速度变化

Tab.4 Acceleration changes of 4 spatial points

Time/s	Velocity/mm · s ⁻¹			
	1	2	3	4
1/24	3 689.5	2 598.96	1 301.15	1 616.7
1/12	-29.595	164.371 7	1 615.2	79.928 5
1/8	-2 745.6	-449.177 2	-638.265 5	604.276 4
1/6	2 051.5	733.581 2	531.2932	52.396 1
5/24	-1 641.3	211.737 0	475.381 7	-158.465 0
1/4	2 544.7	377.864 3	345.299 9	-49.980 1

规定物体初始运动方向为正方向,加速度为负数表示加速度方向与物体运动方向相反,时间为25帧/s。从表中的数据可以看出前面几帧对柔性布的抖动速度比较快,不同区域同一时刻做出了不同的运动,继而分析出所受的外力作用大小与方向,以及物体运动的不断变化过程。

根据曲率公式得到空间点在帧序列上运动轨迹的曲率变化,便于对运动轨迹的研究,如表 5 所示。

曲线: $\Gamma: r=r(t)$, 曲率: $k = \frac{\|r'(t) \times r''(t)\|}{\|r'(t)\|^3}$ 。

表 5 空间 4 个点前 5 帧曲率变化

Tab.5 Curvature changes of 4 spatial points in the first 5 frames

Time/s	Velocity/mm · s ⁻¹			
	1	2	3	4
1/24	3 689.5	2 598.96	1 301.15	1 616.7
1/12	-29.595	164.371 7	1 615.2	79.928 5
1/8	-2 745.6	-449.177 2	-638.265 5	604.276 4
1/6	2 051.5	733.581 2	531.2932	52.396 1
5/24	-1 641.3	211.737 0	475.381 7	-158.465 0
1/4	2 544.7	377.864 3	345.299 9	-49.980 1

4 结论

文中在基于图像的三维重建系统基础上实现了对点特征柔性物体的三维运动恢复。在不同序列图像的立体匹配方面,使用立体校正和马氏距离进行匹配,重建每一帧图像的三维数据。在同序列前后帧图像上使用坐标偏差法实现了时间序列的匹配。但是当物体运动过大时会偏出规定的窗口,造成匹配精度损失,所以提高时间序列上的匹配精度和提出稳健的匹配算法将是今后研究的重要课题。

通过对运动物体的三维运动恢复获得了物体的三维运动数据,文中计算了物体在空间运动过程中的一系列参数,如加速度、曲率,通过这些数据可以计算物体所受外力、受力方向、弯曲程度等。该方法经过实验验证,复杂度低、稳定可靠,在今后仍有很好的研究和应用价值。

参考文献:

- [1] Jia Tong, Zhou Zhongxuan, Gao Haihong, et al. Depth measurement based on infrared coded structured light [J]. *Infrared and Laser Engineering*, 2015, 44 (5): 1628–1632. (in Chinese)
- [2] Cui Y, Schuon S, Chan D, et al. 3D shape scanning with a time-of-flight camera [C]//Computer Vision and Pattern Recognition, IEEE, 2010: 1173–1180.
- [3] Bai Suqin, Shi Jinlong, Qian Qiang, et al. 3D scanning and reconstruction of large objects based on PLC [J]. *Optics and Precision Engineering*, 2017, 25(4): 1044–1050. (in Chinese)
- [4] Lv Yuanzhi, Sun Qiang, Bi Guoling. Recognition and repairing of surface hole in three dimensional laser scanning system[J]. *Chinese Optics*, 2016, 9(1): 114–121. (in Chinese)
- [5] Wei Q, Xu Z, Wang J. Research and implementation of 3D reconstruction technique based on images [C]//International Conference on Information Science and Control Engineering, IEEE, 2015: 408–411.
- [6] Sun Y, Jian M, Wang S, et al. 3D reconstruction from single texture image based on patch matching and optimization [C]// Asia-Pacific Signal and Information Processing Association Summit and Conference, IEEE, 2015: 821–824.
- [7] Wu Q, Zhang B, Huang J, et al. Flexible 3D reconstruction method based on phase-matching in multi-sensor system[J]. *Optics Express*, 2016, 24(7): 7299.
- [8] Shi Jinlong, Liu Qinghua. Research and realization of 3D reconstruction method for dynamic deformable surface [J]. *Application Research of Computers*, 2011, 28(12): 4770–4772. (in Chinese)
- [9] Zhang Chunsen. Motion-stereo double matching restriction in 3D movement analysis[J]. *Optics and Precision Engineering*, 2007, 15(6): 945–950. (in Chinese)
- [10] Min Q, Huang Y. Moving object detection based on combined stereovision and optical flow [J]. *Optical Technique*, 2016, 42(1): 28–33.
- [11] Fu Y, Liu Y, Dai Q. Dynamic shape capture via periodical-illumination optical flow estimation and multi-view photometric stereo [C]//IEEE Computer Society, 2011: 17–24.
- [12] Zhang Z. A flexible new technique for camera calibration [J]. *IEEE Transactions on Pattern Analysis & Machine Intelligence*, 2000, 22(11): 1330–1334.
- [13] Agrawal A, Mangalraj P, Bisherwal M A. Target detection in SAR images using SIFT [C]//IEEE, 2016: 90–94.
- [14] Yang S, Li B, Zeng K. SBRISK: speed-up binary robust invariant scalable keypoints[J]. *Journal of Real-Time Image Processing*, 2016, 12(3): 583–591.
- [15] Wang Canjin, Sun Tao, Chen Juan. New fast local invariant feature algorithm[J]. *Infrared and Laser Engineering*, 2014, 43(6): 2013–2020. (in Chinese)
- [16] Tu Dawei, Jiang Jiliang. Improved algorithm for motion image analysis based on opticalflow andits application [J]. *Optics and Precision Engineering*, 2011, 19(5): 1159–1164. (in Chinese)
- [17] Li Xiuzhi, Yang Ailin, Qin Baoling, et al. Monocular camera three dimensional reconstruction based on optical flow feedback[J]. *Acta Optica Sinica*, 2015, 35(5): 0515001. (in Chinese)
- [18] Zeng J, Yu S, Fu X, et al. A line segments matching method based on epipolar-line constraint and line segment features[J]. *Journal of Software*, 2011, 6(9): 1746–1754.
- [19] Cui Fayi. Color face recognition using adaptive feature fusion based on chroma mahalanobis distance map and gray map[J]. *Infrared and Laser Engineering*, 2015, 44(4): 1382–1389. (in Chinese)