

基于双目单视面的三维重建

王 珊, 徐 晓

华南理工大学物理与光电学院, 广东 广州 510640

摘要 以双目立体视觉理论为基础, 采用基于模仿人眼的双目单视面所给出的规律, 设计出一套简单的三维重建算法。为了利用双目单视面的原理, 采用两个光轴交叉放置的相机来拍摄物体。对所得的两幅图片进行坐标转换, 将图像坐标转换为角度坐标, 然后在球坐标域进行特征匹配, 对得到的匹配点进行曲线拟合, 将拟合得到的点转换到空间域, 进而得到目标物体的三维模型。实验结果表明, 此匹配算法可以准确确定目标物体的位置, 而且此算法计算复杂度比较低, 后期的数据处理采用分段匹配的方式, 使得坐标转换以后得到的目标物体的三维模型相对准确且稠密。

关键词 机器视觉; 双目视觉; 三维重建; 双目单视面; 特征匹配

中图分类号 TP391 **文献标识码** A

doi: 10.3788/AOS201737.0515004

3D Reconstruction Based on Horopter

Wang Shan, Xu Xiao

School of Physics and Optoelectronics, South China University of Technology, Guangzhou, Guangdong 510640, China

Abstract A simple three-dimensional (3D) reconstruction algorithm is designed based on the rule of horopter and the theory of binocular stereo vision. The optical axes of the two cameras to shoot the same object are cross-placed. The image pixel coordinates are changed into spherical coordinates. The feature points are matched in spherical coordinates domain and the precise points are gotten by curve fitting. Finally, we turn the points to space coordinates, and obtain the 3D model of the target object. Experimental results show that this matching algorithm can accurately determine the location of the target object, and it has low computing complexity. The data processing of the later stage adopts the method of piecewise fitting so that the points on the 3D model of the target object obtained after the coordinate transformation distribute accurately and densely.

Key words machine vision; binocular vision; three-dimensional reconstruction; horopter; feature matching

OCIS codes 150.1135; 100.3010; 110.3010

1 引 言

双目三维重建是机器视觉的重要组成部分, 广泛应用于机器人、逆向工程、机械制造、三维游戏、生物医学、考古等领域。双目立体视觉是采用两台摄像机模拟人类双眼处理景物的方式, 从两个视点观察同一场景, 获得不同视角下的一对图像, 然后通过左右图像间的匹配点, 恢复出场景中目标物体的几何形状和位置等三维信息。

三维重建的一般步骤为图像获取、摄像机标定、特征提取、特征匹配和三维恢复^[1], 其中, 图像特征提取与匹配最为关键。图像特征提取与匹配的算法有很多, 包括基于区域的匹配^[2-3]、基于特征的特征线匹配^[4-7]、Harris 的 Harris 角点检测^[8]和 Lowe 的尺度不变特征转换 (SIFT) 点匹配^[9-10]及其各种改进算法。然而这些算法比较复杂, 使得三维重建系统软硬件的复杂度和制造开发成本增加, 且由于特征点分布稀疏、无规律, 导致最后复原模型上点分布缺乏稠密性或者无法通过简单的曲线拟合来复原三维模型。

收稿日期: 2016-11-30; **收到修改稿日期:** 2017-01-11

作者简介: 王 珊(1991—), 女, 硕士研究生, 主要从事图像三维重建方面的研究。E-mail: 1214482515@qq.com

导师简介: 徐 晓(1968—), 男, 博士, 副教授, 主要从事机器视觉与人机工程方面的研究。

E-mail: physicsxuxiao@163.com(通信联系人)

为了克服现有技术的弊端,本文提出了一种基于双目单视面的三维重建方法。在双目视觉的研究中,双目单视界^[11-13]就是人眼出现单视现象的空间点的轨迹。11世纪,阿拉伯科学家 al-Haytham 首次提出双目单视界的概念^[14],他在 Ptolemy 双目视觉工作^[15]的基础上发现通过凝视点的水平线上的物体会出现单视现象,但是偏离这条线合理距离的物体则出现复视现象,他分析认为这条线的轨迹是围绕观察者头部的一个圆。1818年, Gerhard Vieth 通过几何学发现双目单视界必须是通过凝视点和两个眼睛光心的一个圆。几年之后, Müller 得到了差不多的结论,尽管他期望双目单视界是空间的一个曲面(而不仅仅局限于水平面)。所以理论上的双目单视界在水平面上是通过凝视点和两个眼睛的光心的一个圆,也就是 Vieth-Müller 圆。1838年, Wheatstone 发明了立体照相机,这让他能够研究人眼真实的双目单视界^[16]。他发现空间中的很多点会出现单视现象,这和理论上的双目单视界有很大的不同。后来的一些科学家也有类似的发现,他们认为经验的双目单视界^[17]与理论的双目单视界相比会有一些的偏差,会比理论的双目单视界大一些。

然而,不同于人眼真实的情况,利用 Vieth-Müller 圆的原理,可以把三维空间中的几何坐标转换为角度坐标,利用角度坐标来进行计算,则匹配关系即由复杂的仿射关系转化为较简单的单维卷积运算关系。因此,本文利用双目单视界的理论,将 Vieth-Müller 圆扩展到三维空间,即得到双目单视面,利用双目单视面上的角度关系来进行匹配运算,直接进行全局匹配,简化了特征提取的步骤,降低了匹配的维度,使算法的复杂度和运算的复杂程度大大降低,最后通过分段插值并再匹配的方法,获得了稠密的三维模型。

2 双目单视面匹配算法的主要思想与步骤

2.1 采集系统结构

利用扩展后的空间中的双目单视面的原理,建立了如图 1 所示的双目采集系统。

系统的模型简化如图 2 所示,用 L 和 R 分别代表左右两个相机(相当于人的两个眼睛), O 是 LR 的中点。两个相机光轴的交点 A 与 L 、 R 三点组成一个平面,称为基准极平面,在平面 ALR 上过基线 LR 作圆,这些圆就是 Veith-Müller 圆^[18]。 P 为不在平面 ALR 内的目标物体所在空间中的一点,则平面 PLR 是与平面 ALR 相异的另一个极平面,其与基准极平面的夹角为 β ,标记方法从 OA 出发,在目标一侧向上旋转记为正向。

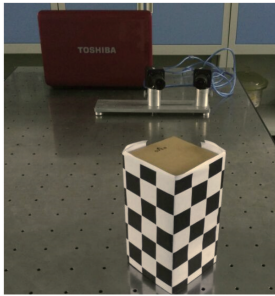


图 1 双目采集系统

Fig. 1 Binocular acquisition system

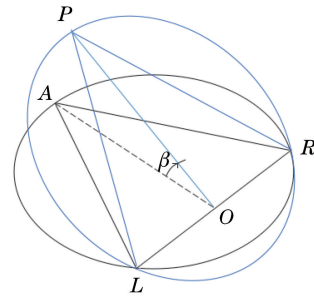


图 2 模型简化图

Fig. 2 Simplified graph of model

目标物体上的每一点与 L 和 R 总是构成一个圆(Veith-Müller 圆),这个圆所在的平面称为极平面,记其与基准极平面的夹角为 β 。这个极平面如图 3 所示,对于这个极平面内 Veith-Müller 圆上的任一点 P , LP 、 RP 与基线 LR 的夹角用 χ_L 和 χ_R 表示,总有

$$\begin{cases} \chi_L + \chi_R = \pi - \arcsin\left(\frac{l_{LR}}{2r}\right), & \chi_L + \chi_R \geq \frac{\pi}{2} \\ \chi_L + \chi_R = \arcsin\left(\frac{l_{LR}}{2r}\right), & \chi_L + \chi_R < \frac{\pi}{2} \end{cases}, \quad (1)$$

式中 r 为 Veith-Müller 圆的半径。显然(1)式与 β 无关。

一个过 L 和 R 两点,半径为 r 的球面上的所有点都满足(1)式。将这样在目标物体一侧的部分球面称为双目单视面。目标物体一侧空间中的点总是属于某个双目单视面。

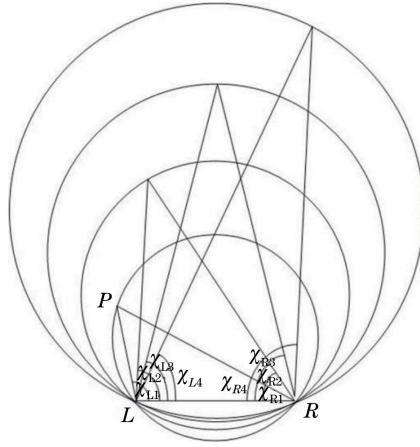


图 3 极平面上的 Veith-Müller 圆

Fig. 3 Circle of Veith-Müller on epipolar plane

2.2 坐标转换关系

在本文匹配算法中,图像像素坐标转换为角度坐标至关重要。转换过程中,首先要将图像像素坐标转换成图像物理坐标^[19],然后再由图像物理坐标转换成角度坐标。

图像物理坐标至角度坐标的转换以极线约束^[20]为前提,转换关系如图 4 所示,其中 $P(x, y)$ 为左相机所得图片中的一点, L 为左相机的位置,左相机光轴 LO_1 与基线 LR 的夹角记为 θ_L ,焦距 LO_1 的长度记为 f , $\angle PLA$ 为所求角度,记为 χ_L ,则由几何关系有:

$$\begin{cases} f \cos \theta_L + \chi \sin \theta_L < 0 \Rightarrow \chi_L = \pi - \arcsin \frac{PA}{PL} \\ f \cos \theta_L + \chi \sin \theta_L > 0 \Rightarrow \chi_L = \arcsin \frac{PA}{PL} \end{cases}, \quad (2)$$

式中

$$PA/PL = \left\{ \left\{ y^2 + \left[(f + x \tan \theta_L) \sin \theta_L - \frac{x}{\cos \theta_L} \right]^2 \right\} / (y^2 + x^2 + f^2) \right\}^{1/2}. \quad (3)$$

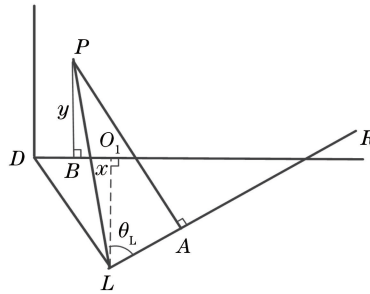


图 4 物理坐标与角度坐标的转换关系

Fig. 4 Connection between physical coordinate and angular coordinate

同理,对右相机所得的图片,图片中任一点 $P(x, y)$,右相机光轴与基线的夹角记为 θ_R ,右相机的焦距记为 f ,所求角度记为 χ_R ,则有:

$$\begin{cases} f \cos \theta_R - x \sin \theta_R < 0 \Rightarrow \chi_R = \pi - \arcsin \frac{PA}{PR} \\ f \cos \theta_R - x \sin \theta_R > 0 \Rightarrow \chi_R = \arcsin \frac{PA}{PR} \end{cases}, \quad (4)$$

式中

$$PA/PR = \left\{ \left\{ y^2 + \left[(f - x \tan \theta_R) \sin \theta_R + \frac{x}{\cos \theta_R} \right]^2 \right\} / (y^2 + x^2 + f^2) \right\}^{1/2}. \quad (5)$$

因此,由(2)~(5)式可知,在角度转换过程中, χ 只与相机光轴与基线的夹角 θ ,相机的焦距 f 和点在图像中的位置 (x, y) 有关。

当 β 在一定范围内的时候,与基准极平面成 β 夹角的极平面与目标物体表面的交线在左右两个相机成像平面的投影为两条线段。交线在左图像上的投影如图 5 所示,则 GE 的直线方程为

$$y = -\tan \beta \cdot \cos \theta_L (x - f \tan \theta_L) \quad (6)$$

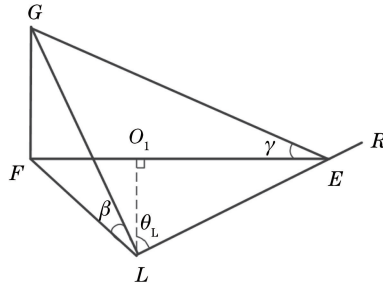


图 5 斜率计算图

Fig. 5 Slope calculation method

同理,交线在右图像上的投影的直线方程为

$$y = \tan \beta \cdot \cos \theta_R (x + f \tan \theta_R) \quad (7)$$

因此,在进行特征匹配的时候,与交线在左图像上的投影相匹配的点,一定落在交线在右图像的投影直线上。将与基准极平面夹角为 β 的极平面在左右两个成像面上的投影直线上的点,转换为角度坐标以后放在左右两个角度矩阵的同一行,记录对应的灰度值,这样就可以得到对应的左右图片的角度矩阵和灰度矩阵。

2.3 匹配过程

图像坐标转换为角度坐标以后,左右图片中物体的相似度会有所提高。图像对应的特征点必须有相同的 β 值。然而由(1)式可知,在 r 值相近的情况下,对应特征点本身和它附近具有不同 β 值的点的 $\chi_L + \chi_R$ 值都相近。所以,与一般的匹配运算不同,对于空间形状变化不太剧烈的目标,其特征点匹配过程可以看作是先将左图的特征点邻域沿 χ 作线性平移,然后与右图相应点进行相关运算的过程。按照坐标定义(χ_L 是从左到右变小, χ_R 是从右到左变小),这个相关运算变成了卷积运算关系。

为了展示这种单维卷积关系,直观地观察图 6。图 6(a)、(b)为交叉放置的左右相机获取的空间中不同姿态、不同位置的十字叉的原始图片;图 6(c)、(d)为经过角度转换以后的图。图中不同形状的图框标明了左右图片中变形较大的十字叉对,原始的图 6(a)、(b)中变形较大的十字叉有 12 对,转换成角度表示的图 6(c)、(d)后,变形较大的十字叉有 7 对(细致的变形统计另文探讨)。而且,不论是否变形,与原始图片不同,这些相应点的 β 值都是一样的。换言之,极几何的使用降低了特征匹配搜索的维度,而本文方法则使得特征匹配变为单维的卷积运算,对于双目获得的不同图像,可以有较好的效果。

在角度坐标转换完成以后,特征匹配算法主要是基于双目单视圆上的角度关系以及以灰度信息为基础的灰度相关性的匹配。

角度约束:一个双目单视面上所有的点都满足(1)式,但由于在图像采集和角度坐标转换过程中可能存在偏差,所以角度约束会存在一定的误差。因此,为(1)式定义一个判决阈值 α ,

$$\left| \chi_L + \chi_R + \arcsin\left(\frac{l}{2r}\right) - \pi \right| \leq \alpha \quad (8)$$

灰度相关性约束:由于图像在成像时受到外界因素的干扰,同一场景点在左右两幅图像中的成像点的灰度值往往不同,存在一定的偏差,所以采用了灰度相关性的约束条件。灰度相关性又分为 χ 方向和 β 方向的灰度相关性,同样地,分别给相关性一个判决阈值 ϵ 和 δ 。 χ 方向有

$$X_{\text{covl}} = \frac{5I_L I_R + 3I_{L(k+n)} I_{R(k+n)} + I_{L(k+2n)} I_{R(k+2n)} + 3I_{L(k-n)} I_{R(k-n)} + I_{L(k-2n)} I_{R(k-2n)}}{\sqrt{5I_L^2 + 3I_{L(k+n)}^2 + I_{L(k+2n)}^2 + 3I_{L(k-n)}^2 + I_{L(k-2n)}^2} \cdot \sqrt{5I_R^2 + 3I_{R(k+n)}^2 + I_{R(k+2n)}^2 + 3I_{R(k-n)}^2 + I_{R(k-2n)}^2}} \geq \epsilon \quad (9)$$

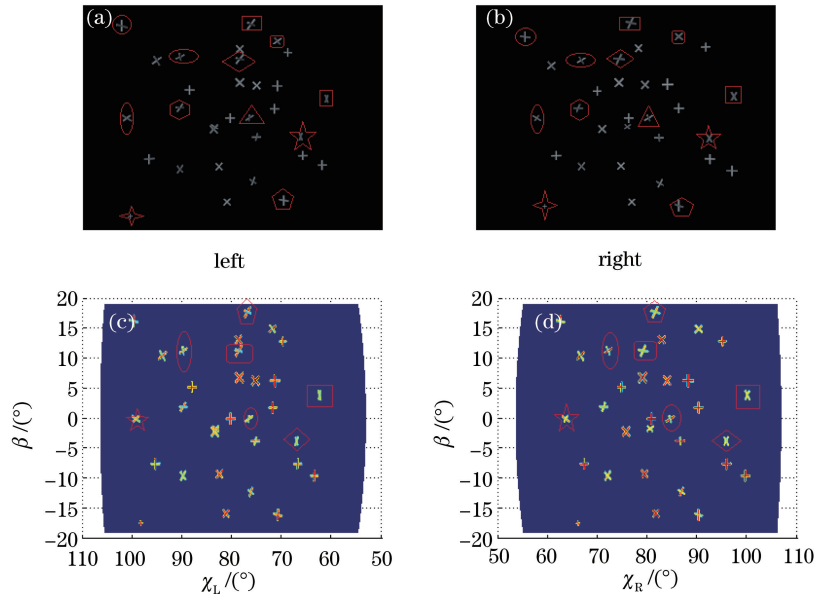


图 6 相似度比较。(a)(b) 左右相机采集的图像；(c)(d) 角度转换以后的图像
Fig. 6 Similarity comparison. (a)(b) Two ideal images obtained by two cameras;
(c)(d) two images expressed in angular coordinates

式中 I_L, I_R 是左右灰度矩阵中每一行位置为 k 的元素的值；左图灰度矩阵中每一行与位置为 k 的元素相距 n 和 $-n$ 个位置的元素，取其所在行的邻近 5 个点的灰度值的均值，即得到 $I_{L(k+n)}, I_{L(k-n)}$ ；左图灰度矩阵中每一行与位置为 k 的元素相距 $2n$ 和 $-2n$ 个位置的元素，取其所在行的邻近 7 个点的灰度均值，即得 $I_{L(k+2n)}, I_{L(k-2n)}$ 。右图同理。 β 方向有

$$X_{\text{cov}2} = \frac{5I_{L1}I_{R1} + 3I_{L1(k+n)}I_{R1(k+n)} + I_{L1(k+2n)}I_{R1(k+2n)} + 3I_{L1(k-n)}I_{R1(k-n)} + I_{L1(k-2n)}I_{R1(k-2n)}}{\sqrt{5I_{L1}^2 + 3I_{L1(k+n)}^2 + I_{L1(k+2n)}^2 + 3I_{L1(k-n)}^2 + I_{L1(k-2n)}^2} \cdot \sqrt{5I_{R1}^2 + 3I_{R1(k+n)}^2 + I_{R1(k+2n)}^2 + 3I_{R1(k-n)}^2 + I_{R1(k-2n)}^2}} \geq \delta. \quad (10)$$

式中 I_{L1}, I_{R1} 是左右灰度矩阵中每一列位置为 k 的元素的值；左图灰度矩阵中每一列与位置为 k 的元素相距 n 和 $-n$ 个位置的元素，取其所在行的邻近 3 个点的灰度均值，即得 $I_{L1(k+n)}, I_{L1(k-n)}$ ；左图灰度矩阵中每一列与位置为 k 的元素相距 $2n$ 和 $-2n$ 个位置的元素，取其所在行的邻近 5 个点的灰度均值，即得 $I_{L1(k+2n)}, I_{L1(k-2n)}$ 。右图同理。

根据成像原理，场景点与图像像素点之间可能会存在一点对应多点或多点对应多点的问题，也即，在 β 固定的情况下，对于一个 χ_L ，可能会有多个 χ_R 与之匹配，为了取出精确的 χ 值。采用多项式对同时满足约束条件(8)~(10)式的点进行拟合。

2.4 三维恢复

匹配结束以后，经过曲线拟合，得到的是以 χ_L, β 和 r 等信息表示的点，把它转换为直角坐标并在空间中表示出来，即得到所求的三维模型。

角度坐标与直角坐标的转换关系如图 7 所示，以基线 LR 的中点 O 为原点，建立直角坐标系 $Oxyz$ ，经过几何换算得

$$\begin{cases} x = 2r \cos \left[\chi_L - \arccos \left(\frac{l}{2r} \right) \right] \cdot \cos \chi_L - \frac{l}{2} \\ y = 2r \cos \left[\chi_L - \arccos \left(\frac{l}{2r} \right) \right] \cdot \sin \chi_L \cdot \cos \beta, \\ z = 2r \cos \left[\chi_L - \arccos \left(\frac{l}{2r} \right) \right] \cdot \sin \chi_L \cdot \sin \beta \end{cases} \quad (11)$$

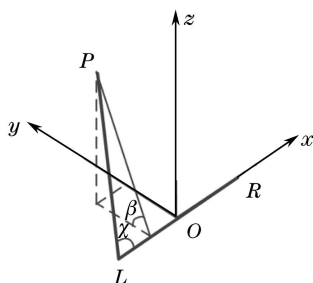


图7 角度坐标与空间坐标转换

Fig. 7 Connection between angular coordinate and space coordinate

式中 l 为基线的长度。

3 实验步骤

实验步骤如下：

1) 用左右相机获取两幅图片。

2) 用 Matlab 的标定工具箱对相机进行标定校正, 并对图片进行预处理, 得到相机的参数, 主要包括主点位置和等效焦距 f 。

3) 根据基线长度 l , 目标物体与基线的距离 s 和目标物体的大小, 给定 β 的取值范围, 然后根据相机与光轴的夹角、相机的参数等, 将图像像素坐标转换为角度坐标, 记录对应的灰度、梯度、角度等信息。

4) 根据基线长度 l , 目标物体与基线的距离 s 和目标物体的大小, 给定 r 的取值范围以及步长, 确定图像左右移动的范围。然后对所有的 r , 固定右图像, 在可移动的范围内, 移动左图像, 全局寻找满足角度约束和灰度相关性约束的特征点对, 记录对应的 $\chi_L, \chi_R, r, \beta, X_{cov1}, X_{cov2}$ 以及梯度等相关信息。

5) 对匹配得到的点进行处理, 找到梯度变化大(大于 50)、相关性高($X_{cov1} > 0.8, X_{cov2} > 0.8$)的点作为必过点, 把这些点的权重设置为 10。除了必过点之外, 另外的点的匹配采用分段匹配的方式, 即为必过点标号, 两幅图上允许匹配的点一定要在相同的两个标号的必过点之间, 这样直接避开了空间点本身不连续这一问题。然后对匹配得到的点和加了权重的必过点进行曲线拟合。曲线拟合完毕后, 曲线上的点就是需要的特征点的最优解。

6) 根据得到的匹配点的 χ_L, χ_R, r, β 等信息, 将角度坐标转换为直角坐标, 并将其在空间中表示出来, 即得到目标物体的三维模型。

4 实验结果

4.1 理想图片三维复原

用 3D 绘图软件 Cinema 4D 模拟左右相机拍摄图片得到理想原始图片如图 8(a) 和 (b) 所示, 其中: 基线长度为 $l = 21$ cm, 相机光轴与基线的夹角为 $\theta_L = \theta_R = 86^\circ$, 目标物体最近点离相机基线的距离为 $s = 150$ cm, 目标物体是长宽高均为 80 cm 的正方体。给定 β 的取值范围为 $[-15, 15]$; r 的取值范围为 $[75, 110]$, 步长为 0.1。角度转换完成以后, 对其进行特征匹配, 给定角度阈值 $\alpha = 0.002$, 相关性阈值 $\epsilon = 0.8, \delta = 0.8$, 图像移动的范围为 $[20, 60]$ 。匹配完成以后对某一 $\beta (\beta = 0)$ 行进行曲线拟合, 结果如下: 图 8(e) 中蓝色为匹配得到的点, 红色为必过点(灰度变化剧烈, 梯度较大的点), 图 8(f) 是拟合以后得到的曲线。把拟合得到的以角度表示的点转换到空间坐标, 结果如图 8(g) 所示, 红色的是理论上的必过点, 蓝色的是最终得到的点。

三维恢复结果如图 8(h) 所示, 目标物体最近点与基线的距离为 $s = 151.10$ cm, 则相对位置误差为 $\delta = (151.1 - 150) / 150 = 0.7\%$; 两个面之间的夹角为 90° , 其在空间中的三维坐标为: $x_{\min} = -56.5, x_{\max} = 55.4, y_{\min} = 151.1, y_{\max} = 205, z_{\max} = 40.5, z_{\min} = -41$ 。大小和形状皆与实际物体一致。

4.2 实际图片三维复原

在实验过程中, 采用两个型号相同的相机作为左右相机, 交叉放置在同一水平线上。受实验条件限制,

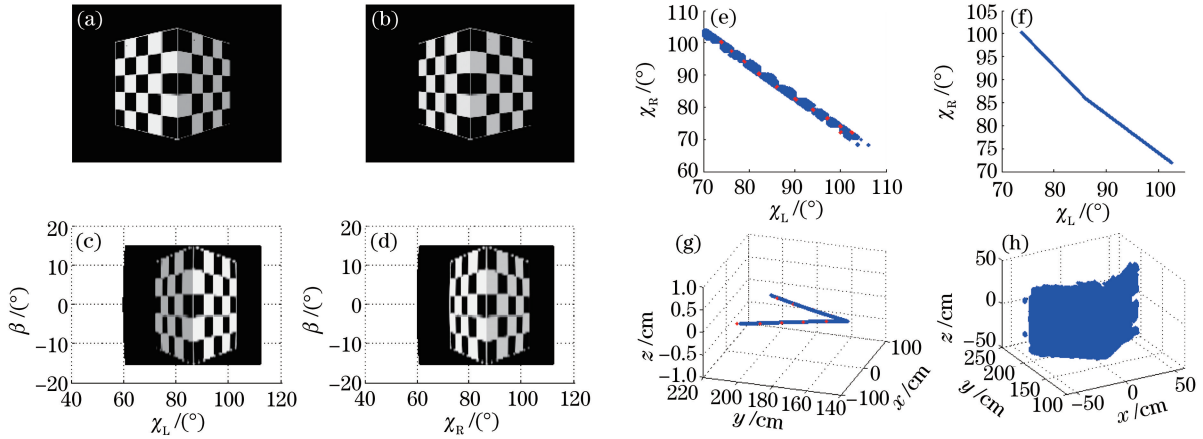


图 8 (a)(b) 左右相机采集的图像; (c)(d) 角度转换后的图像; (e) $\beta=0$ 行的特征点对;
(f) $\beta=0$ 行拟合以后的点; (g) 空间中的 $\beta=0$ 行; (h) 三维恢复结果

Fig. 8 (a)(b) Two images obtained by two cameras; (c)(d) images expressed in angular coordinates;

(e) points got by feature matching in line of $\beta=0$; (f) points after fitting in line of $\beta=0$;

(g) line of $\beta=0$ in space; (h) 3D reconstruction result

选择相机之间的基线长度为 $l_{LR} = 12$ cm, 相机光轴与基线之间的夹角为 $\theta_L = \theta_R = 86^\circ$ 。

实例一: 目标物体棋盘盒放置于左右两个相机光轴的交点处, 距离基线 105 cm, 物体大小为 $12 \text{ cm} \times 12 \text{ cm} \times 20 \text{ cm}$ 。获得的原始图片如图 9(a)、(b) 所示, 对相机标定以后, 给定 β 的取值范围为 $[-15, 10]$; r 的取值范围为 $[50, 65]$, 步长为 0.05。进行角度转换, 得到图 9(c)、(d)。

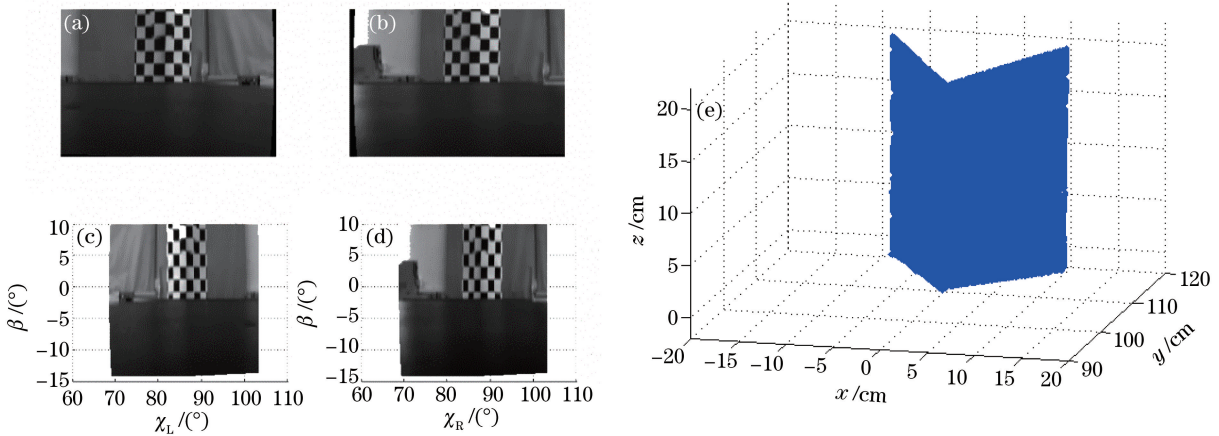


图 9 棋盘盒实验。(a)(b) 左右相机采集的图像; (c)(d) 角度转换以后的图像; (e) 三维恢复结果

Fig. 9 Experiment of box. (a)(b) Two images obtained by two cameras; (c)(d) images expressed in angular coordinates;

(e) 3D reconstruction result

取角度阈值 $\alpha = 0.002$, 相关性阈值 $\epsilon = 0.8, \delta = 0.8$, 图像移动范围为 $[55, 65]$, 进行特征匹配, 匹配得到的数据处理以后, 棋盘盒的三维恢复结果如图 9(e) 所示, 目标物体最近点与基线的距离为 $s_1 = 106.60$ cm, 则相对位置误差为 $\delta_1 = (106.6 - 105) / 105 = 1.5\%$; 两个面的夹角为 90° , 大小和高度皆与实际物体一致。

实例二: 目标物体与相机的距离为 65 cm, 目标物体是一个高为 15 cm, 直径为 7 cm 的圆筒。获得的原始图片如图 10(a)、(b) 所示, 给定 β 的取值范围为 $[-11, 11]$; r 的取值范围为 $[32, 40]$, 步长为 0.05。角度转换以后得到图 10(c)、(d)。

取角度阈值 $\alpha = 0.002$, 相关性阈值 $\epsilon = 0.8, \delta = 0.8$, 图片移动范围 $[0, 15]$, 进行特征匹配, 三维恢复结果如图 10(e) 所示, 目标物体最近点与基线的距离为 $s_2 = 64.33$ cm, 则相对位置误差为 $\delta_2 = (65 - 64.33) / 65 = 1.0\%$; 圆弧高为 15 cm, 与实际物体高度一致, 圆弧直径为 6.9 cm, 与实际物体大体一致。

实例三: 为了更好地模拟人眼, 根据人眼明视距离和瞳距的比例, 把两相机与基线的夹角调整为 83° , 基

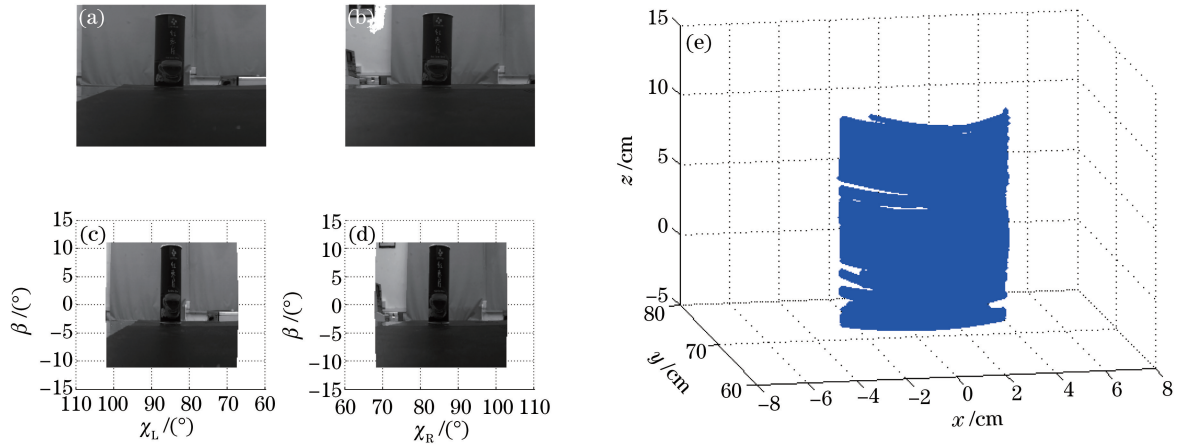


图 10 圆筒实验。(a)(b) 左右相机采集的图像；(c)(d) 角度转换以后的图像；(e) 三维恢复结果

Fig. 10 Experiment of cylinder. (a)(b) Two images obtained by two cameras;
(c)(d) images expressed in angular coordinates; (e) 3D reconstruction result

线长度不变, 仍为 12 cm, 拍摄目标物体。目标物体与相机的距离约为 1 m, 目标物体是一个高约 25 cm 的石膏像, 获得的原始图片如图 11(a)、(b) 所示, 给定 β 的取值范围为 $[0, 14]$; r 的取值范围为 $[49, 57]$, 步长为 0.05。角度转换以后得到图 11(c)、(d)。

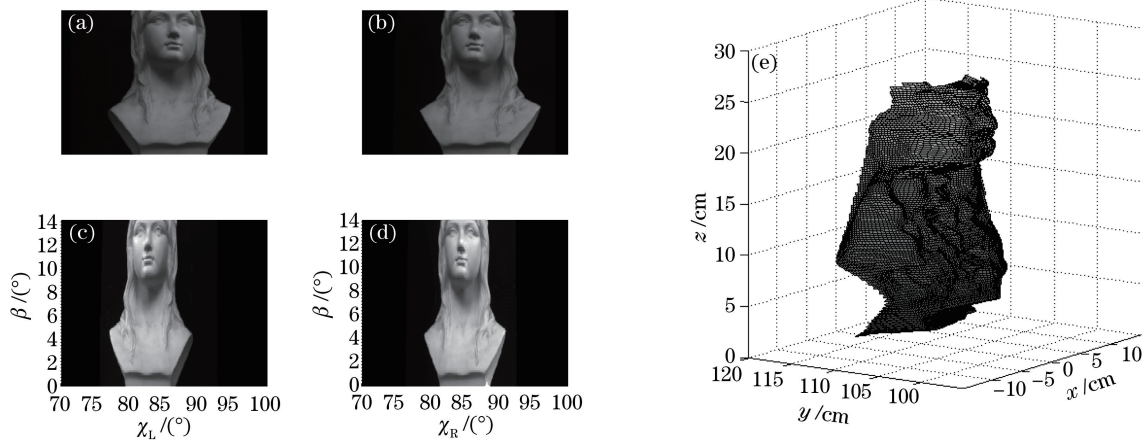


图 11 石膏像实验。(a)(b) 左右相机采集的图像；(c)(d) 角度转换以后的图像；(e) 三维恢复结果

Fig. 11 Experiment of plaster model. (a)(b) Two images obtained by two cameras;
(c)(d) images expressed in angular coordinates; (e) 3D reconstruction result

取角度阈值 $\alpha=0.002$, 相关性阈值 $\epsilon=0.8, \delta=0.8$, 图片移动范围为 $[-10, 10]$, 进行特征匹配, 三维恢复结果如图 11(e) 所示, 即为经过坐标转换以后平滑得到的结果。目标物体最近点与基线的距离为 $s_3 = 101.5$ cm, 则相对位置误差为 $\delta_3 = (101.5 - 100)/100 = 1.5\%$; 图像高度为 25 cm, 与实际石膏像高度一致。由于本文算法主要依靠灰度进行匹配, 且两相机的灰度校正不完全一致, 故对于对光照变化比较敏感的石膏像来说, 只能恢复其轮廓, 脸部细节的恢复要依靠序列前向选择(SFS)匹配算法等, 不在本文的讨论范围之内。

5 结 论

采用双目单视面方法进行三维重建, 区别于传统的直角坐标系的匹配算法, 直接在球坐标域进行单维特征匹配, 匹配算法的计算比较简单。由实验结果可知, 此算法可以得到位置和轮廓准确的三维模型, 验证了基于双目单视面进行三维重建的可行性。但依然存在一些问题, 并且角度阈值和相关性阈值的选取对匹配结果有较大影响, 利用必过点进行曲线拟合, 拟合方式对最终结果也有比较显著的影响, 拟合效果的好坏直接影响三维恢复结果, 所以在阈值的选取和曲线拟合方法的选择方面, 还有改进的空间。

致谢 本论文的研究工作是在通信联系人专利的基础上,在课题组成员何锐斌、刘伯东和冯顺意等同学的帮助下完成的,特此致谢!

参 考 文 献

- [1] Tong Shuai, Xu Xiaogang, Yi Chengtao, *et al.* The review of 3D reconstruction based on vision[J]. Application Research of Computers, 2011, 28(7): 2411-2417.
佟 帅, 徐晓刚, 易成涛, 等. 基于视觉的三维重建技术综述[J]. 计算机应用研究, 2011, 28(7): 2411-2417.
- [2] Levine M D, O'Handley D A, Yagi G M. Computer determination of depth maps[J]. Computer Graphics & Image Processing, 1973, 2(2): 131-150.
- [3] Yakimovsky Y, Cunningham R. A system for extracting three-dimensional measurements from a stereo pair of TV cameras[J]. Computer Graphics & Image Processing, 1978, 7(2): 195-210.
- [4] Haralick R M. Digital step edges from zero crossing of second directional derivatives[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 1987, 6(1): 216-226.
- [5] Marr D, Hildreth E. Theory of edge detection[J]. Proceedings of the Royal Society of London, 1980, 207(1167): 187-217.
- [6] Berzins V. Accuracy of Laplacian edge detectors[J]. Computer Vision Graphics & Image Processing, 1984, 27(2): 195-210.
- [7] Canny J. A computational approach to edge detection[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 1986(6): 679-698.
- [8] Harris C, Stephens M. A combined corner and edge detector[C]. Alvey Vision Conference, 1988: 147-151.
- [9] Lowe D G. Object recognition from local scale-invariant features[C]. Proceedings of the Seventh IEEE International Conference on Computer Vision, 1999, 2: 1150-1157.
- [10] Lowe D G. Distinctive image features from scale-invariant keypoints[J]. International Journal of Computer Vision, 2004, 60(2): 91-110.
- [11] Grosso A E, Sandini G, Tistarelli M. Three-dimensional reconstruction using virtual planes and horopters[C]. Proc. SPIE, 1991, 1570: 371-381.
- [12] Howarth P A. The geometric horopter[J]. Vision Research, 2011, 51(4): 397-399.
- [13] Vojniković B, Tamajo E. Horopters-definition and construction[J]. Collegium Antropologicum, 2013, 37(1): 9-12.
- [14] Smith A M. Alhacen's theory of visual perception[M]. Philadelphia: American Philosophical Society, 2001.
- [15] Smith A M. Ptolemy's theory of visual perception[J]. Transactions of the American Philosophical Society, 1996, 86(2): 300.
- [16] Glanville A D. The psychological significance of the horopter[J]. American Journal of Psychology, 1933, 45(5): 592-627.
- [17] Schreiber K M, Tweed D B, Schor C M. The extended horopter: quantifying retinal correspondence across changes of 3D eye position[J]. Journal of Vision, 2006, 6(1): 64-74.
- [18] Xu Xiao, Chen Xi, Zhang Jiang. Three-dimensional reconstruction method on basis of binocular single vision field: 104240294A[P]. 2014-12-24.
徐 晓, 陈 熹, 张 弼. 基于双目单视界的三维重建方法: 104240294A[P]. 2014-12-24.
- [19] Ma Li. The research of 3D reconstruction based on binocular vision[D]. Taiyuan: North University of China, 2012.
马 莉. 基于双目视觉三维重建技术研究[D]. 太原: 中北大学, 2012.
- [20] Da Jian, Qu Huiming, Tao Tianyang, *et al.* Real-time three-dimensional measurement composite of epipolar constraint and speckle correlation[J]. Acta Optica Sinica, 2016, 36(10): 1012003.
笪 健, 屈惠明, 陶天阳, 等. 结合极线约束和散斑相关的实时三维测量方法[J]. 光学学报, 2016, 36(10): 1012003.