

# 基于特征面片的复杂型面轮廓视觉测量方法

李进军<sup>1,2</sup> 赵 宏<sup>2</sup>

(<sup>1</sup> 第二炮兵工程学院, 陕西 西安 710025  
<sup>2</sup> 西安交通大学机械制造系统工程国家重点实验室, 陕西 西安 710049)

**摘要** 提出一种基于特征面片的复杂型面轮廓三维视觉测量方法。该方法包括多模式局部特征检测与匹配、特征面片集初始化、膨胀、滤波等重构过程,其输入是已标定的立体图像,输出是覆盖表面的可视稠密面片集。该方法不需要目标和场景的任何初始边界信息,能够自动检测和抛弃外部点和缺失部分;不需要对邻域特征进行任何平滑处理,仅需通过局部单演特征一致约束、立体极线约束和表面可视性约束来高效地匹配、膨胀和滤波稀疏表面点集,并生成密集表面点集。采用多项式曲面提取算法重建三维几何网格模型,采用子采样法将彩色、纹理等特征融合进三维几何网格,重建高保真的三维实体形貌。

**关键词** 测量;特征面片;立体视觉;三维轮廓测量

**中图分类号** TH741 **文献标识码** A **doi**: 10.3788/AOS201131.0812003

## Feature Patch-Based Vision Measuring Technique for Complex Surface and Silhouette

Li Jinjun<sup>1,2</sup> Zhao Hong<sup>2</sup>

(<sup>1</sup> The Second Artillery Engineering Institute, Xi'an, Shaanxi 710025, China  
<sup>2</sup> State Key Laboratory for Manufacturing Systems Engineering, Xi'an Jiaotong University,  
Xi'an, Shaanxi 710049, China)

**Abstract** A feature patch-based three-dimensional vision measuring technique for complex surface and silhouette is proposed. There are several procedures for the proposed method including detecting and matching multi-modal local features, initializing, expanding and filtering patch sets. The algorithm outputs a dense set of rectangular patches covering the surfaces visible in the input calibrated images. The first step of the proposed algorithm is implemented as a matching, expanding, and filtering procedure. It starts from a sparse set of matched key points, and repeatedly expands these to nearby pixel correspondences using the monogenic feature congruency and the epipolar geometric constraint before using visibility constraints to filter away false matches. The keys to its performance are effective techniques for enforcing local photometric consistency and global visibility constraints. A simple but effective polygonal surface extraction algorithm is then used to turn the resulting patch model into a mesh appropriate for image-based modeling. According to the multi-modal monogenic features of a patch, the color and texture information is fused into the reconstructed mesh. Thus a three-dimensional high-fidelity solid model can be obtained finally.

**Key words** measurement; feature patch; stereo vision; three-dimensional surface measurement

**OCIS codes** 120.6650; 140.1135; 140.6910; 140.4232

## 1 引言

机器视觉中的双目或多目立体匹配与三维重构

是自动获取静态复杂目标和场景的几何结构和形貌特征的关键所在,传统上称之为基于图像的建模或

**收稿日期**: 2010-12-31; **收到修改稿日期**: 2011-03-14

**基金项目**: 国家 863 计划(2008AA04Z121)、国家自然科学基金(50575169)和陕西省西安市科技创新支撑计划(2010CXY1007)资助课题。

**作者简介**: 李进军(1975—),男,博士研究生,主要从事机器视觉、图像处理和嵌入式系统开发等方面的研究。

E-mail: jinjun\_lee@stu.xjtu.edu.cn

**导师简介**: 赵 宏(1964—),男,教授,博士生导师,主要从事智能光电检测、实时在线测试以及机器人视觉技术及生物组织成像等方面的研究。E-mail: zhaohong@mail.xjtu.edu.cn

三维摄影术。根据重构目标模型的不同,三维摄影术大致可分为4类:体素法、多边形网格法、多深度图法和面片法<sup>[1~11]</sup>。体素法<sup>[1,2]</sup>必须预先已知包含目标或场景的边界盒,重构精度由体素网格的分辨率确定。多边形网格法<sup>[5]</sup>需要精确的初始值(如视壳模型)优化匹配过程,因而其应用受到限制。多深度图法<sup>[6]</sup>更灵活,但需要融合一系列独立的深度图到单个三维模型。面片法<sup>[7]</sup>采用有限面片集(或面元集)表示三维模型表面,其匹配和重建过程简单有效,在后续处理中只需要将面片集(或面元集)转化为三维网格模型并融合表面纹理特征,即可实现三维目标几何结构和表面形貌的高保真重建。

本文首先结合图像的多模式局部特征描述和立体匹配的仿射不变关系,构建用于场景表面描述的特征面片模型。该特征面片模型包含了中心坐标与单位法向量、满足可视性条件的摄像机的个数、编号、参考摄像机编号、图像网格胞元及其仿射不变多模式局部特征。其次,利用双目或多目几何测量原理,提出了一种基于特征面元场景描述的三维视觉重建方法。最后,基于新方法生成的密集表面点集,采用多项式曲面提取算法(如泊松曲面法),重建三维几何网格模型,根据多模式的面片特征描述子,将彩色、纹理等特征融合进三维几何网格模型,重建高保真的三维实体形貌。

## 2 静态特征面片模型

特征面片模型是实现立体匹配和三维重建的关键所在,主要包括以下几个方面的特征属性<sup>[12]</sup>:面片的三维位姿参量,即面片 $p$ 的中心坐标 $c(p)$ 和单位法向量 $\mathbf{n}(p)$ ;面片的可视性参量 $V(p)$ ,即满足可视性条件时每幅视图的可视性 $V(p, i) (i = 1, \dots, N)$ 以及参考视图 $R(p)$ ;图像胞元的特征参量 $B(p)$ 和 $e(p)$ ,即满足可视条件的图像网格胞元 $B_j(x, y) (j = 1, \dots, L)$ 及其仿射不变多模式局部特征 $e_j(x, y) (j = 1, \dots, L)$ 。其中 $N$ 为视觉系统摄像机总数, $L$ 为满足可视性条件的图像数量。因此,可以构建特征面片 $p$ 的参数模型 $S(p)$ 如下:

$$S(p) = \{c(p), \mathbf{n}(p), V(p), R(p), B(p), e(p)\}. \quad (1)$$

### 2.1 中心坐标和单位法向量

假设三维目标由一个封闭、稠密的面片集组成,则其中一个面片 $p$ 实际上可看作是三维曲面的近似,即局部切平面,其几何结构由中心 $c(p)$ 、单位法向量 $\mathbf{n}(p)$ 和参考图像平面 $R(p)$ 决定,如图1所示。

简单地说,一个面片就是一个已确定方向的三维矩形,因而它的边与图像平面 $R(p)$ 的 $x$ 轴平行。矩形的大小由其所在的参考图像平面内的最小轴投影矩形决定,一般为 $\mu \text{ pixel} \times \mu \text{ pixel}$ 。

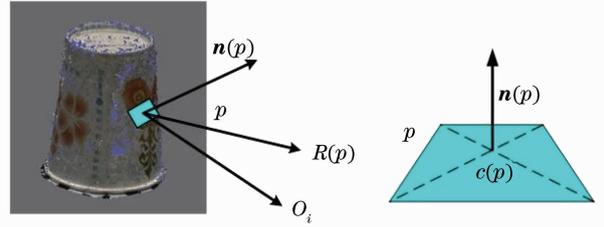


图1 特征面片模型

Fig. 1 Modal of feature patch

### 2.2 图像的可视性描述

对复杂型面轮廓而言,面片 $p$ 不可能同时在所有的摄像机中都可见,必然存在遮挡、缺失现象。这些有遮挡和缺失的摄像机对面片 $p$ 的重建不起作用。为提高重建效率,可采用简单的办法首先判断所有摄像机对面片 $p$ 的可视性。假设视觉系统由 $N \geq 2$ 台摄像机组成,每台摄像机的光心坐标为 $O_i (i = 1, \dots, N)$ 。如果从面片 $p$ 的中心到摄像机的光心 $O_i$ 所在的射线不与目标面片集中的任何面元相交,则称摄像机 $i$ 是面片 $p$ 的可视摄像机。可用 $V(p, i)$ 表示摄像机 $i$ 的可视性,其值为1则可见,为0则不可见。需要注意的是,根据三维视觉几何测量原理,面片 $p$ 必须在 $L \geq 2$ 台摄像机中可见。

### 2.3 图像胞元的特征描述

灵活性是基于面片的曲面表示法的最大优点。但由于缺乏连接信息,所以较难找到邻域面片来增强规则化。为了实现这些要求,可以在可视图像内跟踪重建面片的图像投影。具体地说,考虑每个图像 $I_i$ 的一个 $\mu \text{ pixel} \times \mu \text{ pixel}$ 的规则网格胞元 $B_i(x, y)$ ,如果已知面片和它的可视图像,就可简单地投影面片到每个可视图像的对应胞元。然后,每个胞元 $B_i(x, y)$ 可记住投影到它的面片集 $Q_i(x, y)$ 。同时,由于每个胞元 $B_i(x, y)$ 包含了图像 $\mu \text{ pixel} \times \mu \text{ pixel}$ 的局部区域,因而可由单演信号分析计算多模式的局部特征 $e_i(x, y)$ 。

### 2.4 特征相似性函数

设 $V(p)$ 为面片 $p$ 的所有可视图像的集合,则面片 $p$ 的特征相似性测量函数 $E(p)$ 定义为

$$E(p) = \frac{1}{|V(p)/R(p)|} \sum_{I \in V(p)/R(p)} h(p, e_1, e_2), \quad (2)$$

式中 $h(p, e_1, e_2)$ 是图像多模式局部特征 $e_1$ 和 $e_2$ 间

的相似性测量函数,特征面片的射影变换关系如图2所示。简单地讲,已知一对可视图像的多模式局部特征  $e_1$  和  $e_2$ ,  $h(p, e_1, e_2)$  的计算方法为:对面片  $p$  内的  $\mu \times \mu$  个像素,在每一个图像  $I_i$  中估计多模式的局部特征  $e_i$ ; 计算  $e_1$  和  $e_2$  特征相似性大小,并作归一化处理。在实际计算中,仅采用那些与参考图像的特征相似性大于某一阈值  $\alpha$  的图像:

$$V^*(p) = \{I \mid I \in V(p), h(p, e_1, e_2) \geq \alpha\}, \quad (3)$$

$$E^*(p) = \frac{1}{|V^*(p)/R(p)|} \sum_{I \in V^*(p)/R(p)} h(p, e_1, e_2). \quad (4)$$

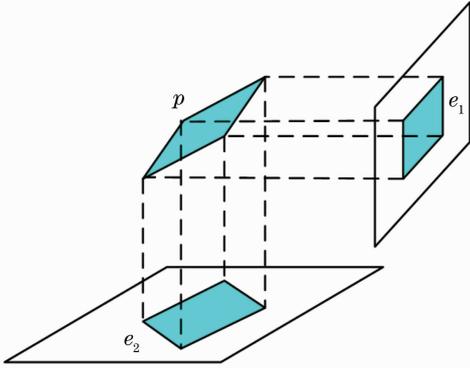


图2 特征面片射影变换关系

Fig.2 Projective transformation of feature patch

当然,由于三维目标结构事先未知,面片  $p$  的可视性约束也是未知的,为获得稳健的重建,必须对面片的几何中心、单位法向量和可视性关系进行优化估计。简单而有效的方法就是采用立体视图间的极线几何约束,把面片中心限制在一条射线上,这样在某一个可视图像上的投影不改变,从而减少了视差估计的自由度;面片的法向由欧拉角参数化,产生了一个仅有3个参数的优化问题,并可通过共轭梯度法求解。

### 3 特征面片重建与算法实现

基于特征面片场景表面描述的三维视觉重建方法,试图在每个图像胞元  $B_i(x, y)$  至少重建一个面片,面片重建过程主要分为3步:初始特征匹配、稀疏面片膨胀和稠密面片滤波。初始特征匹配旨在产生一个稀疏面片集,可能包含误匹配、误重建;面片膨胀和滤波阶段需经多次迭代,生成密集表面面片集,并滤除误重建面片。

#### 3.1 初始特征检测与匹配

##### 3.1.1 特征点检测

传统的特征点检测与匹配方法较多,其中使用

最广泛的是 Harris 角点检测法<sup>[13]</sup> 和 DOG 滤波算子<sup>[12]</sup>。为获得精确和稳健的特征点,本文采用快速稳健的特征检测算子——SURF 特征检测算子<sup>[14]</sup>。SURF 特征检测首先计算原始图像积分图,然后根据二维高斯函数的二次偏导数与图像的卷积计算不同尺度的海森矩阵,最后计算特征矩阵行列式的值,并进行非最大抑制,即可得到图像的特征点。SURF 特征检测算子还利用一次 Haar 小波描述向量来描述特征点局部区域的亮度分布,这可大大提高特征检测速度和向量匹配速度。

##### 3.1.2 多模式特征匹配

由图像的单演信号分析<sup>[15,16]</sup>,可获得多模式的局部特征,包括原始图像的局部瞬时相位  $\phi$ 、局部彩色单演相位  $\varphi_c$  和红绿蓝(RGB)色彩空间的局部彩色值  $C = (R, G, B)$ 。由此,文献中定义了一个多模式单演特征描述子  $e = (\mathbf{X}, \phi, \varphi_c, C)$ ,其中特征面片的中心坐标为  $\mathbf{X} = (x, y)$ 。现在的任务就是要利用多模式单演特征描述子对 SURF 特征点进行稳健的匹配。考虑图像  $I_i$  及其相机的光心  $O(I_i)$ ,对图像  $I_i$  中的每一个特征  $f$ ,在另一个图像中沿对应极线上下 2 pixel 内,收集相同类特征  $f'$  的特征集  $F$ ,并通过三角法重建与特征对  $(f, f')$  相对应的三维空间点。然后,从光心  $O(I_i)$  开始,由近及远确定三维点所在面片的中心。实现过程为:已知一对特征  $(f, f')$ ,首先重建一个候选面片  $p$ ,其中心为  $c(p)$ ,法向量为  $\mathbf{n}(p)$ ,参考图像平面为  $R(p)$ ,初始化为  $c(p) \leftarrow \{ \text{从特征 } f, f' \text{ 重建三维点} \}$ ,  $\mathbf{n}(p) \leftarrow \frac{c(p)O(I_i)}{|c(p)O(I_i)|}$ ,  $R(p) \leftarrow I_i$ 。在初始特征匹配中重建的是稀疏面片集,且存在误重建。为了抛弃误重建点,可简单地考虑面片法向方向与面片中心到相机光心方向间的夹角,如该夹角小于某个阈值  $\tau$ ,则面片重建正确,否则应该删除。

##### 3.1.3 算法实现

特征检测与稀疏匹配算法实现过程如下:

- 一、算法输入:已标定的双目或多目立体图像  $I_i$  ( $i=1, \dots, N$ );
- 二、算法输出:初始稀疏面片集  $P$ ;
- 三、匹配过程:
  - 1) 检测所有视图的 SURF 特征点  $S(i)$  ( $i=1, \dots, N$ ),将初始面片集  $P$  置为空集;
  - 2) 对所有视图进行单演信号分析,提取多模式局部特征  $e(i)$  ( $i=1, \dots, N$ );
  - 3) 外循环开始,对光心为  $O(I_i)$  的每幅图像  $I_i = 1, \dots, N$ ;

a) 对图像  $I_i$  中的每个特征  $S(i, f)$ , 如满足极线约束和特征相似性测量, 则将  $S(i, f)$  增加到特征集  $F$  中;

b) 以光心  $O(I_i)$  为中心, 按距离由内向外对  $F$  中的特征进行排序;

c) 内循环开始, 对属于  $F$  的每一个特征  $f' \in F$  (候选面片  $p$ ):

c1) 初始化面片的中心  $c(p)$ 、单位法向量  $\mathbf{n}(p)$  和参考图像平面  $R(p)$ ;

c2) 初始化可视性  $V(p)$  和  $V^*(p)$ ;

c3) 优化面片中心  $c(p)$  和单位法向量  $\mathbf{n}(p)$ ;

c4) 更新可视性  $V(p)$  和  $V^*(p)$ ;

c5) 如果可视性  $V^*(p) < \gamma$  ( $\gamma$  为最小可视图像阈值), 转到 c8);

c6) 增加面片  $p$  到面片集  $Q_i(x, y)$ ;

c7) 从特征集  $F$  中移除面片  $p$  所包含的特征, 增加  $p$  到面片集  $P$ ;

c8) 如果  $F$  不为空, 继续内循环, 否则转入外循环。

d) 如果所有图像已处理完, 则外循环结束。

4) 输出稀疏面片集  $P$ 。

### 3.2 稀疏面片膨胀

面片膨胀的目的是在每个图像胞元邻域至少重建一个面片, 其方法是重复利用已重建的面片在其邻域空胞元集内重建新的面片。具体地讲, 已知一个面片  $p$ , 首先找到它的邻域空胞元集, 然后在每个空胞元中进行面片的膨胀过程。

#### 3.2.1 邻域空胞元识别

已知一个面片  $p$ , 首先在它的每个可视图像内收集邻域图像胞元, 基本条件是

$$C(p) = \{C_i(x', y') \mid p \in Q_i(x, y), |x - x'| + |y - y'| = 1\},$$

随后, 删除不需要再生长的图像胞元, 包括面片已经重建的胞元及存在深度不连续的胞元。

#### 3.2.2 面片膨胀过程

对  $c(p)$  中的每个图像胞元  $c_i(x, y)$ , 面片生长过程如下: 首先用面片  $p$  的相应值初始化  $\mathbf{n}(p')$ ,  $R(p')$  和  $V(p')$ , 接着把  $c(p')$  看作是穿过  $c_i(x, y)$  中心的投影线与包含面片  $p$  的平面的交点。然后, 从  $V(p)$  计算  $V^*(p')$ , 并优化  $c(p')$  和  $\mathbf{n}(p')$ 。在优化过程中,  $c(p')$  被限制在投影线上, 这样它在图像  $I_i$  中的投影不变, 确保了面片已投影到图像胞元。优化后, 更新该面片的可视图像集到  $V(p')$ 。

#### 3.2.3 算法实现

一、算法输入: 初始稀疏面片集  $P$ ;

二、算法输出: 膨胀后的稠密面片集  $P'$ ;

三、膨胀过程:

1) 如果初始面片集  $P$  不为空, 从  $P$  选择一个面片  $p$  并删除;

2) 对包含面片  $p$  的每一个胞元  $B_i(x, y)$ , 开始外循环。

a) 收集其邻域胞元集  $B$ ;

b) 对  $B$  中的每一个胞元  $B_i(x', y')$ , 开始内循环(生成新面片  $p'$ );

b1)  $\mathbf{n}(p') \leftarrow \mathbf{n}(p), R(p') \leftarrow R(p), V(p') \leftarrow V^*(p)$ ;

b2) 更新  $V^*(p')$ , 优化面片中心  $c(p')$  和单位法向量  $\mathbf{n}(p')$ ;

b3) 增加可视图像到  $V(p')$ , 更新  $V^*(p')$ ;

b4) 如果可视性  $V^*(p) < \gamma$  ( $\gamma$  为最小可视图像阈值), 转到 b6);

b5) 增加面片  $p'$  到面片集  $Q_i(x, y)$ , 增加  $p'$  到面片集  $P$ ;

b6) 如果  $B$  已处理完, 转入外循环。

c) 如果面片集  $P$  已处理完, 则外循环结束。

3) 输出稠密面片集  $P'$ 。

### 3.3 稠密面片滤波

稠密面片滤波旨在抛弃误重建的面片, 得到稳健的结果。面片滤波有多种方法, 包括极线约束、一致性约束和光滑性约束等。实际应用中, 为使滤波过程简单高效, 大都采用以下几种滤波方法。第一种是根据可视连续性滤波。假设  $U(p)$  代表一个与当前可视连续性不一致的面片集  $p'$ , 也就是  $p$  和  $p'$  不是邻域, 但却保存在与  $p$  相同的图像胞元中。那么, 可根据  $|V^*(p)|(1 - E^*(p)) < \sum_{p_i \in U(p)} 1 - E^*(p_i)$  滤除  $p$  的外部点: 直观地, 当  $p$  是外部点时,  $1 - E^*(p)$  和  $|V^*(p)|$  倾向于较小, 则  $p$  应该被删除。第二种是增强的可视连续性, 更加严格。对每个面片  $p$ , 根据深度图测试计算可视图像的数量, 如果数量少于阈值  $\gamma$ , 则  $p$  是外部点。最后一种滤波是在所有可视图像中统计  $p$  及其相连邻域胞元重建面片数量, 如果  $p$  的邻域面片的比例低于某一阈值,  $p$  就应该看作是外部点, 予以抛弃。

经过特征点匹配、稀疏面片膨胀和稠密面片滤波之后, 可得到一个稳健的稠密面片集。但受初始

特征点数量的限制,这个面片集仍不能完全覆盖目标场景整个表面,存在许多的孔洞。也就是说,并不是每一个图像胞元都有重建的面片。此时,可以将已重建的稠密面片集作为“种子”初始值,重新进行膨胀、滤波等处理。如此迭代多次,最终得到完全覆盖目标场景表面的稠密面片集。

### 3.4 三维网格形貌重建

经过特征匹配、面片生长与滤波后,得到目标表面的稠密面片集,接下来需要将该表面点云转换为表面网格模型。本文利用曲面重建方法把面片集转换为初始多边形网格,然后通过优化算法生成高精度的三维曲面模型。重建的网格模型分辨率是自适应的,三角网格的大小由最邻近的方向点的密度决定,点越密集,三角网格越精细。表面重建的输出是一个封闭的网格模型。为了移除网格的无关部分,需要抛弃那些网格边缘长度大于一定阈值(与整个网格平均边缘长度相关)的网格,因为较大的网格没有面片存在。网格精化处理通过最小化能量函数实现,即所有顶点的三维坐标通过最小化光度差和几何光滑能量函数来优化得到。同时,在特征面片模型中,还包含了图像胞元的局部色彩、纹理特征,这些色彩、纹理特征可以通过像素子采样直接融合到重建的面片上,生成高保真的形貌特征。

## 4 复杂型面轮廓测量实验

为实现对复杂型面轮廓的精密测量,开展了详细的实验研究。实验硬件主要包括两台 AVT Guppy 164C 摄像机、精密旋转平台、光源及实验目标。两台摄像机构成双目视觉系统,光心间距为 20~50 cm,光轴夹角  $20^{\circ}\sim 45^{\circ}$ ,摄像机镜头有效焦距为 16 mm。为模拟多目视觉系统测量,实验目标可置于精密旋转平台上, $360^{\circ}$ 范围内旋转任意角度,角定位误差小于  $2''$ 。实验目标和场景选择非刚性的自然物体,包括带局部纹理的纸张、纸杯、包装盒、咖啡罐、泥塑马和帽子。实验首先研究目标的双视图几何测量问题,然后研究复杂型面的多视图几何测量问题。

### 4.1 双视图几何测量实验

双视图测量受视场范围的制约,只能测量目标或场景的局部轮廓。实验前已完成双目视觉系统的标定,得到了全部内外参数。实验中,首先利用两台摄像机采集实验目标(纸张、纸杯和包装盒)的立体图像,并完成畸变矫正和特征点检测,原始立体图像对分别如图 3(a1)~(a3)和(b1)~(b3)所示。其

次,对每幅图像进行单演信号分析,提取多模式局部特征,并实现特征点的初始匹配,以初始匹配特征点为“种子”,按双目立体几何原理重建稀疏面片集,初始稀疏面片集如图 3(c1)~(c3)所示;接下来,对稀疏面片集进行膨胀和滤波操作,第一次膨胀结果如图 3(d1)~(d3)所示,第一次滤波结果分别如图 3(e1)~(e3)所示;重复面片膨胀和滤波操作,迭代数次生成表面稠密方向点集,图 3(f1)~(f3)为迭代 3 次后的重建结果。最后,对表面稠密方向点集进行三角网格化处理和彩色纹理形貌融合处理,生成高保真的三维实体模型。图 3(g1)~(g3)和(h1)~(h3)为三角网格化及表面深度分布模型,图 3(i1)~(i3)则为利用格子采样方法融合的彩色纹理模型。面片重建过程中,特征点检测、初始“种子”生成、膨胀、滤波、迭代以及网格化处理的详细数据统计如表 1 所示。

表 1 双视图几何测量实验结果

Table 1 Experimental results for geometric measurement of binocular stereo visual image

Contents	Paper	Cup	Box
Image (pixel×pixel)	1392×1024	1392×1024	1392×1024
Cell of patch (pixel×pixel)	2×2	2×2	2×2
Feature points of left image	2612	1673	2175
Feature points of right image	2644	1591	2290
Seed patches	520	512	851
Patches after first expansion	92525	27146	44209
Patches after first filtering	89758	18367	26493
Patches after second expansion	93809	30787	53699
Patches after second filtering	93146	24429	36189
Patches after third expansion	95110	33171	60149
Patches after third filtering	94675	27855	42204
Densest point cloud	94675	27855	42204

### 4.2 多视图几何测量实验

多视图测量不受视场范围的限制,可测量任意复杂型面轮廓和场景。其标定、图像采集和重建过程与双视图几何测量基本相似,但也有一些不同之处:1)重建使用的图像来自多个不同视角,因而需要旋转目标。实验中固定双目视觉系统,以  $20^{\circ}$  等角度间隔获取每个复杂型面轮廓(纸杯、泥塑)的 18 对立体图像,并取其中一个摄像机的 18 张图像进行三维重建,图像编号按旋转角度递增,为 00,01,⋯,17;2)重建中的匹配相似性测量考虑了多视图及其可视性约束,重建的每一个三维点必须在 3 个以上的图像中可见,否则将被滤除;3)利用泊松表面重建算法实现了完整的表面网格模型重构。图 4 显示了纸杯的多视图几何重建过程,包括编号分别为

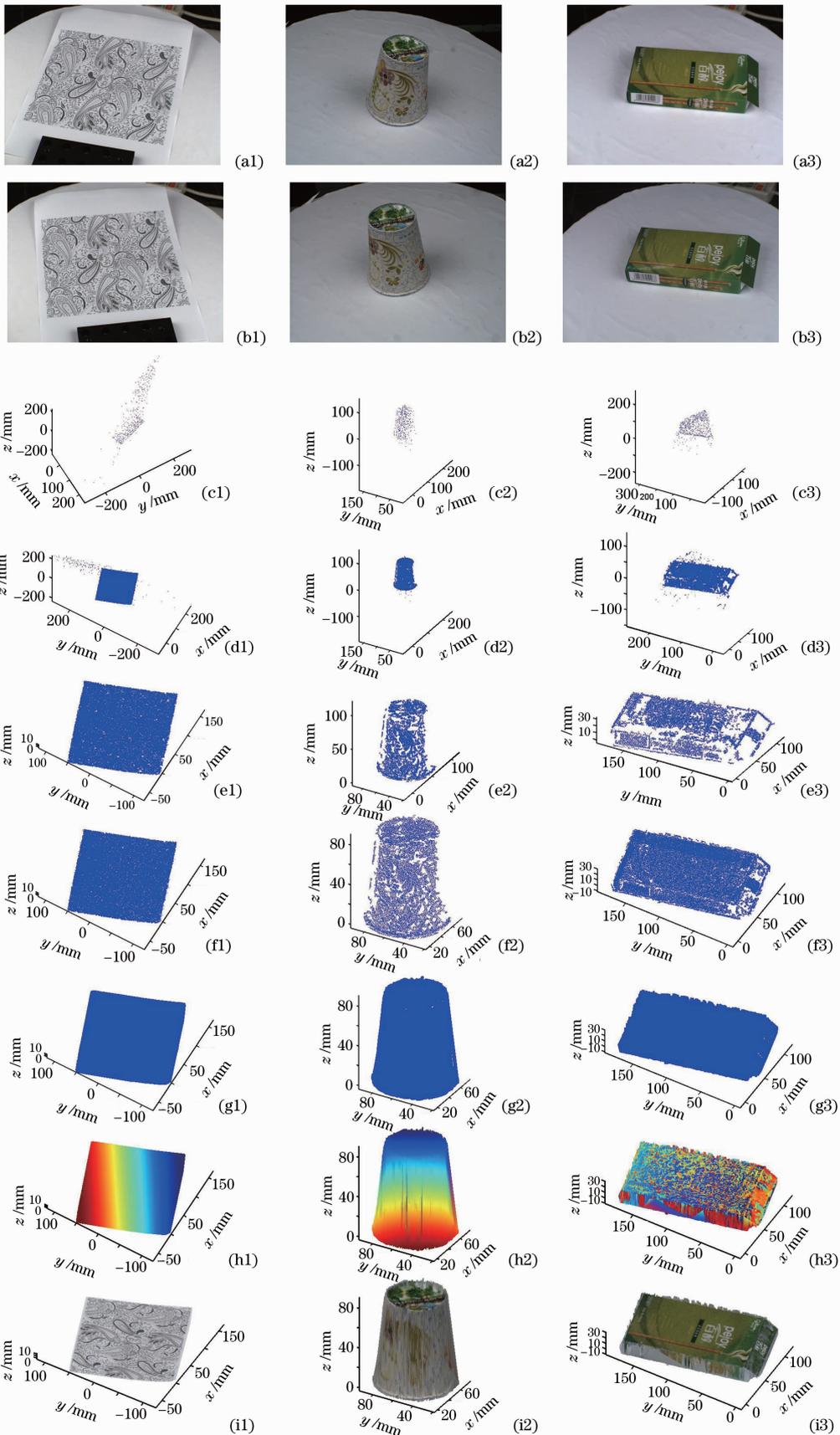


图 3 双视图几何测量实验

Fig. 3 Experimental results for geometric measurement of binocular stereo visual images

01,07 和 13 的原始图像 4(a1)~(a3)、重建的稠密表面点云图 4(b1)~(b3)、三角网格模型图 4(c1)~(c3)、表面形貌模型图 4(d1)~(d3)和彩色纹理融合模型图 4(e1)~(e3)。图 5 显示了泥塑马的多视图几何重建过程,包括编号分别为 04,10 和 14 的原始图像图 5(a1)~(a3)、重建的稠密表面点云图 5(b1)~(b3)、三角网格模型图 5(c1)~(c3)、表面形貌模型图 5(d1)~(d3)和彩色纹理融合模型图 5(e1)~(e3)。受篇幅所限,图 4 和图 5 中仅显示了实验结果的关键部分。同时,表 2 中列出了多视图立体重建中的特征检测、匹配初始“种子”点、面片膨胀、滤波及迭代过程中的相关数据。实验中重建的纸杯和泥塑马等目标的表面形貌复杂、表面特征多变,但仍得到了较理想的重建结果。

表 2 多视图几何测量实验结果

Table 2 Experimental results for geometric measurement of multi-view stereo visual images

Contents	Paper cup	Clay horse
Image (pixel×pixel)	1392×1024	1392×1024
Cell of patch (pixel×pixel)	2×2	2×2
Feature points of left image (perimage)	18	18
Feature points of right image (perimage)	1632	1629
Seed patches	4699	8065
Patches after first expansion	104906	152772
Patches after first filtering	87953	66989
Patches after second expansion	100700	130938
Patches after second filtering	96481	89285
Patches after third expansion	102417	138466
Patches after third filtering	99336	98613
Densest point cloud	99336	98613

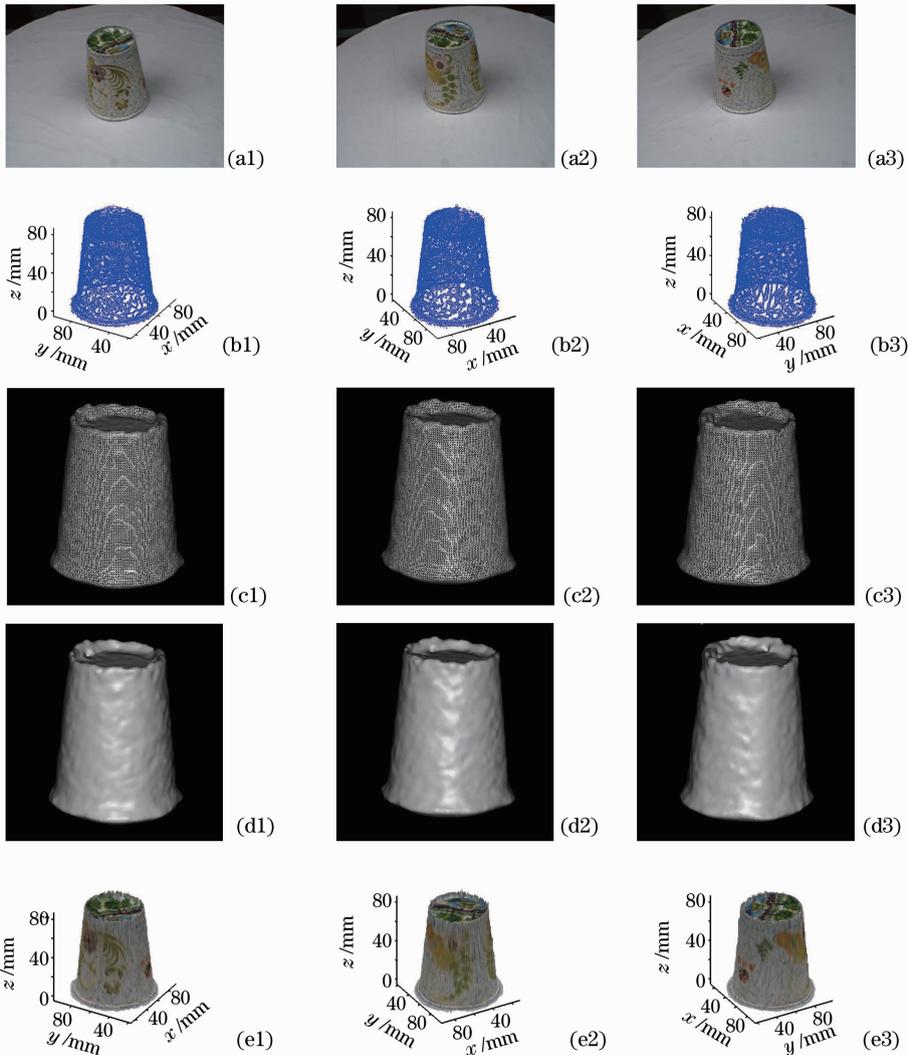


图 4 纸杯多视图几何测量实验

Fig. 4 Experimental results of paper cup for geometric measurement of multi-view stereo visual images

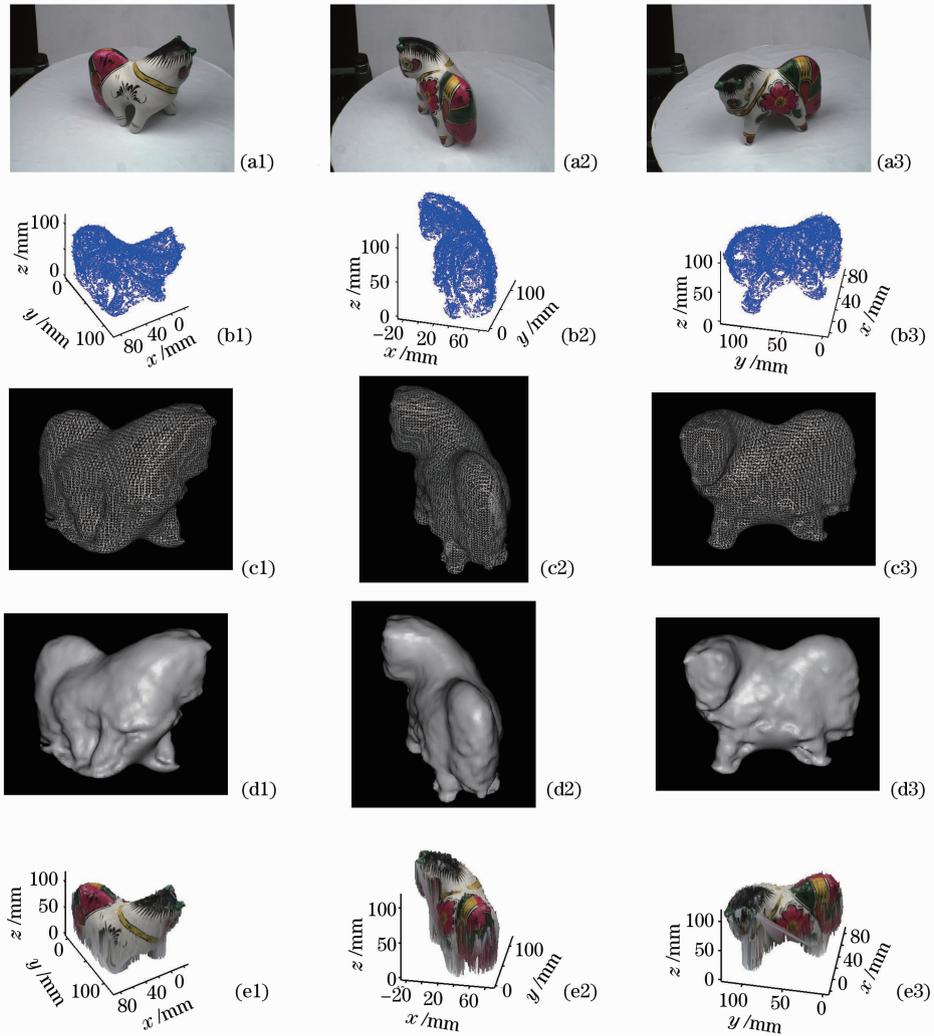


图 5 泥塑多视图几何测量实验

Fig. 5 Experimental results of clay horse for geometric measurement of multi-view stereo visual images

## 5 结 论

利用多模式局部特征描述和立体匹配的仿射不变关系,构建了用于场景表面描述的特征面片模型,提出了基于该特征面元场景描述的三维视觉重构方法和算法实现过程。该方法由多模式局部特征检测与匹配、特征面元集初始化、膨胀和滤波等重构过程组成,输入是由已标定的立体视觉系统采集的立体图像,输出是覆盖目标或场景表面的可视、精密的表面面片集和融合了表面特征的真实感三维实体模型。对带有局部纹理的纸张、纸杯、泥塑和帽子等目标的三维重建实验结果证明了算法的可行性。

### 参 考 文 献

1 G. Slabaugh, B. Culbertson, T. Malzbender *et al.*. Methods for volumetric reconstruction of visual scenes [J]. *International J. Computer Vision*, 2004, **57**(3): 179~199

2 G. Vogiatzis, C. Hernandez, P. Torr *et al.*. Multi-view stereo via volumetric graph-cuts and occlusion robust photo-consistency [J]. *IEEE Trans. Pattern Anal. Machine Intell.*, 2007, **29**(12): 2241~2246

3 O. Faugeras, R. Keriven. Variational principles, surface evolution, PDEs, level set methods, and the stereo problem [J]. *IEEE Trans. Image Processing*, 1998, **7**(3): 335~344

4 J. P. Pons, R. Keriven, O. Faugeras. Multi-view stereo reconstruction and scene flow estimation with a global image-based matching score [J]. *Int. J. Computer Vision*, 2007, **72**(2): 179~193

5 Y. Furukawa, J. Ponce. Carved visual hulls for image-based modeling [J]. *Int. J. Computer Vision*, 2009, **81**(1): 53~67

6 V. Kolmogorov, R. Zabih. Multi-camera scene reconstruction via graph cuts [C]. Seventh European Conference on Computer Vision, 2002. 82~96

7 Zhou Xiang, Zhao Hong. Three-dimensional profilometry based on Mexican hat wavelet transform [J]. *Acta Optica Sinica*, 2009, **29**(1): 197~202

周翔, 赵宏. 基于 Mexican hat 小波变换的三维轮廓术 [J]. *光学学报*, 2009, **29**(1): 197~202

8 Zhou Xiang, Zhao Hong. Phase profilometry using discrete

- wavelet transform [J]. *Acta Optica Sinica*, 2009, **29**(6): 1563~1569
- 周翔, 赵宏. 使用离散小波变换的相位轮廓术[J]. *光学学报*, 2009, **29**(6): 1563~1569
- 9 Wu Di, Lü Naiguang, Ouyang Jing. A structured light three-dimensional measurement method based on unconstrained system configuration [J]. *Acta Optica Sinica*, 2008, **28**(3): 482~486
- 吴迪, 吕乃光, 欧阳京. 基于无约束系统的结构光三维测量方法[J]. *光学学报*, 2008, **28**(3): 482~486
- 10 Liu Tianliang, Luo Limin. Segmentation-based stereo matching algorithm with variable support and disparity estimation [J]. *Acta Optica Sinica*, 2009, **29**(4): 1002~1009
- 刘天亮, 罗立民. 一种基于分割的可变权值和视差估计的立体匹配算法[J]. *光学学报*, 2009, **29**(4): 1002~1009
- 11 Zhang Weiguang, Zhao Hong, Zhang Qi *et al.*. Calibration method for three-dimensional measurement system based on linear-structure light [J]. *Chinese J. Lasers*, 2009, **36**(1): 182~188
- 张维光, 赵宏, 张琦等. 线结构光三维轮廓测量系统的标定方法[J]. *中国激光*, 2009, **36**(1): 182~188
- 12 Y. Furukawa, J. Ponce. Accurate, dense, and robust multi-view stereopsis [C]. *IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*, 2007. 2118~2125
- 13 C. Harris, M. J. Stephens. A combined corner and edge detector [C]. *Alvey Vision Conference*, 1988. 147~152
- 14 H. Bay, A. Ess, T. Tuytelaars *et al.*. Speeded-up robust features [J]. *Computer Vision and Image Understanding*, 2008, **110**(3): 346~359
- 15 Li Jinjun, Zhao Hong, Jiang Kejiang *et al.*. Multiscale stereo analysis based on local-color-phase congruency in the color monogenic signal framework [J]. *Opt. Lett.*, 2010, **35**(13): 2271~2274
- 16 Li Jinjun, Zhao Hong. Three-dimensional vision measuring technique based on multi-modal monogenic features detecting and matching [J]. *Acta Optica Sinica*, 2011, **31**(7): 0712007
- 李进军, 赵宏. 一种基于多模式单演特征检测与匹配的三维视觉测量方法[J]. *光学学报*, 2011, **31**(7): 0712007