

## 立体视觉测程研究进展

丁良宏<sup>1</sup>, 王润孝<sup>1</sup>, 冯华山<sup>1</sup>, 段清娟<sup>2</sup>

(1. 西北工业大学机电学院, 陕西 西安 710072; 2. 西安电子科技大学, 陕西 西安 710072)

**摘要:** 立体视觉测程技术正逐渐成为移动机器人在非结构化环境中导航定位的主要实现方法。本文对立体视觉测程技术在机器人导航应用中的现状进行分析, 总结目前立体视觉测程技术的主要研究内容和方法, 评述各种技术方法的优缺点, 最后对立体视觉测程的发展进行展望。

**关键词:** 立体视觉测程; 非结构化环境; 移动机器人; 导航定位; 运动估测

中图分类号: TP242.6

文献标识码: A

文章编号: 1002-0446(2011)-01-0119-10

### Advances in Research of Stereo Vision Odometry

DING Lianghong<sup>1</sup>, WANG Runxiao<sup>1</sup>, FENG Huashan<sup>1</sup>, DUAN Qingjuan<sup>2</sup>

(1. School of Mechatronics, Northwestern Polytechnical University, Xi'an 710072, China;

2. Xidian University, Xi'an 710072, China)

**Abstract:** Stereo vision odometry technology is becoming a main implementation method for mobile robot navigation and location in unstructured environments. In this paper, the research status of stereo vision odometry technology in robot navigation applications is analyzed. The current main research contents and methods of stereo vision odometry technology are summarized. Advantages and disadvantages of the various technical methods are reviewed. At last, the development of stereo vision odometry is prospected.

**Keywords:** stereo vision odometry; unstructured environment; mobile robot; navigation and location; motion estimation

### 1 引言 (Introduction)

立体视觉测程(以下简称视觉测程)是在立体视觉技术之上发展起来的一种移动机器人导航定位方法, 是非结构化环境中机器人实现自主导航运动的关键技术, 适用于火星探测器、月球车、四足及其它陆地移动机器人。视觉测程技术研究始于20世纪70年代, 最早可以追溯到斯坦福大学Moravec利用立体视觉相机对机器人运动状态的估测。卡耐基梅隆大学的Matthies在此基础之上, 提出了完整的视觉测程理论和具体的研究方法<sup>[1-6]</sup>。视觉测程是通过分析采集到的连续图像来确定机器人的姿态和方位的过程, 主要步骤包括特征点提取、特征点匹配、特征点追踪、运动估测4个部分。具体地讲, 视觉测程的过程就是提取机载立体相机采集得到的图像帧基准图中的特征点, 在同一帧对准图中寻找对应的匹配点, 利用三角测量法计算特征点在3维空间的坐标值, 追踪特征点在后续图像帧中的对应位置, 计算追踪的特征点在该帧3维空间的坐标值, 利用特

征点空间坐标值的前后变化, 可以估测机器人自身空间6个自由度的变化, 实现对机器人的位置和自身姿态变化的测量。在完成以上视觉测程的基本过程之后, 还可以把检测到的连续帧中的特征点连接起来, 勾画出机器人的运动轨迹, 进而可以构建出局部的环境地图。同时, 视觉测程还可以很好地与视觉识别障碍物处理结合起来。所以, 研究视觉测程技术对于提高机器人导航定位和环境感知的能力都具有十分重要的意义。

美国JPL火星探测器广泛地采用视觉测程技术。火星表面是一种典型的非结构化环境, 星表崎岖不平, 散落着各种形状的岩石、砂石, 布满沟壑。探测器在这种环境下, 只能利用自身所携带的各种传感器完成对环境及自身状态的感知和检测, 实现在有人工干预下的半自主导航运动。几种典型的定位传感器都存在一定的问题, 无法完全满足探测器在火星星表的导航定位要求。由于星表不平、易出现打滑的现象, 因此采用轮式编码器会影响测程的

精度；惯性测量单元存在零点漂移的问题，需要频繁地更新；GPS 则根本无法在火星上使用。立体视觉装置除了采集一般的图像信息之外，还有很强的测量景深的功能，测量的精度也能达到亚像素级，因此，被应用于对机器人自身位姿状态的检测。视觉测程的主要优点是：受地形的干扰小，能够估测机器人空间 6 个自由度的变化，漂移更小，具有很强的鲁棒性和较高的测量精度。立体视觉装置的这种多功能性，使其成为目前火星探测器主要的环境感知手段和重要的位姿检测方法。由于火星探测器工作环境具有危险性和不确定性，所以火星探测器采用了自主运动和人工遥控相结合的方式实施导航。探测器每行进一步，立体视觉装置需要采集大量的图像帧用于视觉测程处理，提高了机器人运动的稳健程度，因此火星探测器的视觉测程系统的鲁棒性强、精确度高。但是，由于图像处理的计算量大且计算机资源的限制，因此火星探测器视觉测程系统的实时性较差。

随着立体视觉装置成本的下降以及立体视觉技术在火星探测器中的成功应用，大量的陆地机器人也开始引入视觉测程技术。美国的 LAGR 轮式机器人是最早在非结构化环境中实现以视觉测程作为主要的自身位姿检测方法的陆地移动机器人，视觉测程系统具有很高的实时性<sup>[7-11]</sup>。Bigdog 四足机器人则直接利用了 JPL 火星探测器的视觉测程技术，除了检测位姿的变化以外，又增加了地形重建的功能，便于选择落足点，丰富了视觉测程的研究内容<sup>[12-13]</sup>。由于地球表面除了火星存在的星表不平、岩石、沟壑之外，还有水、树木、灌木丛、动物等环境信息，因此地表野外环境的非结构化程度还要甚于火星星表。对于视觉测程而言，需要处理更多的环境信息。同时，由于陆地机器人可以携带更多的外界探测和定位传感器，如 GPS、激光、声纳等，这些传感器可以分担一部分立体视觉系统的工作量。所以，陆地机器人的视觉装置可以主要用来作视觉测程。同时，也可以设置两台或者多台立体视觉装置，分别用于视觉测程和远景预测。陆地机器人相比火星探测器和月球车，运动速度更快，对视觉测程系统的实时性要求也更高。在 LAGR 机器人和 LittleDog<sup>[14]</sup> 四足机器人中引入了学习机制，机器人可以通过多次训练，获得对环境更多的先验信息，因此视觉测程也能满足机器人快速运动对实时性的要求。

月球车作为月球表面探测机器人，由于所处环境和自身机械结构的相似性，视觉测程系统类似于火星探测器。近年来，随着我国探月计划的逐步实

施，月球车的视觉导航研究也得到了快速的发展。国内多家高校和科研院所均开展了针对月球车的视觉导航系统的研究工作，视觉测程作为其中重要的研究内容也受到了研究人员的关注。哈尔滨工业大学研究人员提出一套完整的月球车视觉测程方案，并在仿真环境下给予验证<sup>[15]</sup>。浙江大学研究人员分别针对户内和户外环境提出了多种视觉测程方案，并在轮式机器人上验证，达到了预期的效果<sup>[16-18]</sup>。国内视觉测程的研究起步较晚，与国际先进水平相比较还有一定的差距。通过学习和借鉴国外的测程技术，特别是 JPL 火星探测器的视觉测程系统，国内月球车的视觉测程也可以在短时间内得到较快的发展。非结构化环境下移动机器人重心颠簸起伏的运动特性，决定了视觉测程可以在多种陆地移动机器人上实现，因此，轮式、四足、六足、履带、人型等机器人都可以作为移动平台，适用于视觉测程的研究。

本文将对视觉测程技术实现过程中所采用的各种方法进行分析和总结。视觉测程技术大致分为两类：密集的运动算法，即光流法；特征点追踪法。特征点追踪法还可以分为两类：3 维路标点的因果系统法、基于图像匹配的运动重构法<sup>[11]</sup>。目前主流的研究方法仍然遵循 Matthies 给出的经典视觉测程理论体系，即基于图像匹配的运动重构法。因此，本文将按照运动重构视觉测程的 4 个基本步骤对视觉测程技术进行综述，其它研究方法将单独给出叙述。

## 2 特征点提取 (Feature selection)

视觉测程是在立体视觉技术基础之上发展起来的一种研究方法，因此视觉测程的特征点提取，与一般立体视觉图像处理完全一样。视觉测程的立体图像处理可以分为密集的视差图像处理和稀疏的视差图像处理。机器人利用立体视觉装置做导航，和人行走路是相似的，即无需对视野之内的每一个图像细节都要详尽地处理，只需要对关键的障碍物和路标的特征点进行识别和提取即可。因此，稀疏的图像处理就能满足非结构化环境中机器人导航的要求。

非结构化环境中，考虑到特征点在图像中并不十分明显，在视觉测程中为了提高测程的精度，通常需要提取数以百计的特征点，同时还要使特征点尽可能均匀分布于图像的每一个有效区域。目前，视觉测程领域中常用的特征点检测算法有 Harris、Förstner、CenSurE、SIFT、FAST 等几种。

### 2.1 Harris 角点检测算法

Harris 算法<sup>[19]</sup>是目前视觉测程中使用最多的特

征点提取方法, 具有计算量小、提取的角度特征均匀合理、可重复性好、图像噪声各向不变等优点。与 Förstner 算法一道起成为 JPL 火星探测器中使用频率最高的特征点提取算法。算子表达式如下:

$$E(x, y) = \sum_{u,v} w(u, v)[I(x+u, y+v) - I(u, v)]^2$$

MER 火星探测器<sup>[1-2]</sup>的视觉测程系统把图像分成若干矩形区域, 利用 Harris 算法把每个子区域中最好的特征点提取出来, 使得特征点可以分布于图像的每一区域, 改善了测程的精度。

Harris 角点检测法适用于视觉测程中需要大量特征点的检测, 并有良好的重复性, 同时计算简单, 处理速度快, 可以满足机器人导航实时性的要求。缺点是尺度和旋转不变性较差, 当场景中角点特征不明显时检测失败率较高。

## 2.2 Förstner 算法

Förstner 角点检测算法<sup>[20-21]</sup>不同于 Harris 算法, 通过计算各个像素的 Robert 梯度和像素窗口的协方差矩阵, 根据协方差矩阵的特征值判定特征点, Förstner 分 3 步实现特征点提取。兴趣点加权值

$$u_i = \omega_i S_i$$

对应最高值的像素点即为所求特征点。

Olson<sup>[22]</sup>采用了一个变异的 Förstner 兴趣点检测方法, 如果特征点位置的协方差椭圆度不明显, 则选择该点作为特征点。

## 2.3 CenSurE 算法<sup>[23]</sup>

即 center-surround extremes feature, 指亮线包围的暗区域, 或者暗线包围的亮区域。该算法可看作把微小的区域当成一个特征点进行提取。这个区域特征值由标准拉普拉斯—高斯函数给出:

$$\sigma^2 \nabla^2 G(\sigma)$$

该算法可以弥补户外环境下图像角点特征过小、交叉范围内特征点消失、图像纹理变化等造成的特征提取不足的弱点。

Alismail<sup>[24]</sup>采用 CenSurE 算法提取图像中的特征, 满足了试验中的实时性要求, 并在室内和室外的环境中都取得了良好的效果。Konolige<sup>[11]</sup>给出了几种常见的特征点提取算法在视觉测程试验中的比较结果, CenSurE 算法比起 Harris、FAST、SIFT 几种算法, 匹配错误率最小。CenSurE 算法提取特征点, 克服了 Harris 算法在非结构化环境中可能出现的失败以及追踪距离短造成的特征点不稳定的两个缺点, 取得了良好的效果。

## 2.4 SIFT 算法

SIFT (scale invariant feature transform) 算法对于图像的平移、尺度、旋转具有不变的特性, 及部分的光照反射不变的特性。SIFT 特征点提取主要包括 4 个部分: 尺度空间的极值检测、特征点的精确定位、特征点方向的标记和特征点描述符<sup>[25]</sup>。

加拿大的 MD 星际探测器, 在室内环境中利用 SIFT 算法提取特征点进行匹配获取视觉测程结果, 并同步构建出环境地图<sup>[26]</sup>。目前 SIFT 算法主要集中应用于室内环境的机器人导航定位, 户外非结构化环境下能否取得良好的效果还有待验证。

## 2.5 小结

特征点提取是视觉测程的第一步, 快速、准确地找到测程所需的特征点对下一步的匹配、追踪和运动估测都会产生好的影响。视觉测程主要的计算处理是在图像匹配和运动估测, 所以特征提取算法尽可能选择成熟可靠的方法。

## 3 特征点匹配 (Feature matching)

图像匹配是立体视觉图像处理的关键, 也是整个立体视觉中的难点。匹配的目的是准确地找到基准图中某一确定的特征点(像素)在对准图像中的对应特征点(像素), 这是准确地求出视差的关键。因此匹配的好坏直接影响视觉测程的精度。视觉测程的图像匹配包括两部分: 首先是同一帧内基准图和对准图之间的特征点匹配; 其次是前后帧两幅基准图之间的特征点匹配, 即特征点追踪部分的匹配, 又称视觉测程的二次匹配。在视觉测程中, 匹配方法的选择要综合考虑算法的鲁棒性、精确性、时间性这 3 个因素。目前在视觉测程技术中常见的匹配算法包括 SAD、SSD、NCC、PNC、ZNCC、极大似然模板匹配等。视觉测程研究人员在已有的匹配算法之上又作了进一步的改进, 使算法更适合在视觉测程技术中应用。本文给出几种在视觉测程中取得良好效果的匹配方法。

### 3.1 极大似然模板匹配法

极大似然测量法是利用基准图中每一个像素与对准图中最近对应像素的距离测量值来进行匹配的方法。 $D_i(\delta)$  表示在视差  $\delta$  条件下模板第  $i$  个像素的距离值。假设距离值不受约束, 极大似然函数可以表示如下

$$L(D_1(\delta), \dots, D_m(\delta) | \delta) = \prod_{i=1}^m p(D_i(\delta))$$

利用概率密度函数给出每个像素的距离表达式:

$$p(d) = \alpha p_1(d) + (1 - \alpha)p_2(d)$$

极大似然法可以清楚地把孤立点的概率模型表示出来,从而获得鲁棒性强的匹配结果。Olson<sup>[27]</sup>提出的极大似然匹配法改善了 SSD 算法对孤立点敏感和模板变化鲁棒性不好的两个不足之处。

### 3.2 伪归一化互相关法

MER 火星探测器特征点匹配及特征点追踪均采用了伪归一化互相关匹配方法。伪归一化互相关法就是利用预先计算求出的研究区域图像及图像平方的整合数据把非归一化问题转换为归一化问题的过程。Lewis<sup>[28]</sup>给出过程,归一化互相关表达式如下:

$$\gamma(u, v) = \frac{\sum_{x,y} (f(x, y) - \bar{f}_{u,v})(t(x-u, y-v) - \bar{t})}{\left[ \sum_{x,y} (f(x, y) - \bar{f}_{u,v})^2 (t(x-u, y-v) - \bar{t})^2 \right]^{0.5}}$$

通过对分子、分母的预归一化处理,就可以把空间转换域的非归一化问题转化为归一化问题进行处理。

### 3.3 MMX 指令的归一化相关匹配算法

Nistér<sup>[29]</sup>采用  $11 \times 11$  窗口归一化处理可能的匹配点。预处理每一个小窗口,对于每一个潜在的匹配,都要计算两个窗口之间的标量积:

$$D = \sum I_1 I_2$$

归一化处理结果可得

$$(nD - A_1 A_2) C_1 C_2$$

采用 MMX 指令可以有效地计算两个 128 字节向量的标量积。最后采用相互一致性检测验证匹配的结果。最大视差范围决定了,每一个特征点都与其它图像的特征点有归一化关系。其它图像的特征点产生最高归一化相关系数的就是所求匹配点。该匹配算法能够像 SAD 算法一样快速计算,同时获得更好的匹配结果。

### 3.4 小结

以上给出的几种比较著名的视觉测程图像匹配算法,处理都比较复杂,计算量较大。采用 SAD、SSD 等简单算法,也可以实现视觉测程中的图像匹配。但是,简易的匹配算法会产生很多的孤立点,这就需要在后续的处理中,增加检测手段,删除这些孤立点。

## 4 特征点追踪 (Feature tracking)

视觉测程区别于普通的立体视觉技术的一个显著方面就是伴随着机器人的移动,机载相机需要连续地采集图像帧,并追踪已知特征点在后续图像帧

中的位置。特征点追踪过程如下:上一帧基准图中已知的特征点投影至当前帧的基准图中,找到对应的像素点,实现特征点的追踪。这个过程的具体实现仍然是通过立体视觉的图像匹配技术来完成。实际测程中,为了降低系统的复杂程度,通常在特征点追踪中选择与特征点匹配相同的匹配算法。所以在视觉测程中,匹配算法的选择既要考虑同帧内特征点的匹配,还要考虑前后帧图像的匹配。由于前后帧图像之间的视差变化通常要大于同一帧内图像的视差,所以在视觉测程中选择匹配算法时,要重点考虑帧与帧之间的匹配需求。具体的算法选择在本文第 3 节已给出。根据非结构化环境及机器人的运动特性可知,特征点追踪过程中可能会出现以下几种情况。

(1) 前后帧之间机器人运动变化太小或者图像采集频率过高,导致视差差异过小,增大了匹配的难度,对于提高机器人的运动实时性不利,但是能够增强测程系统的鲁棒性,提高测程精度,火星探测器就是这种情况。

(2) 前后帧之间机器人运动变化太大,或者机器人遭遇险恶地形,或者图像帧采集频率过低,造成前后帧图像场景差异过大,前后帧中相关的特征点数量过少甚至完全缺失,会导致整个测程的失败。对于运动速度比较快的机器人,同时缺少环境的先验信息,会出现这种情况。

(3) 非结构化环境中障碍物和机器人自身所造成的遮挡问题、阴影问题都可能会对测程的精度造成一定程度的影响。

因此,为了获得良好的追踪效果,必须综合考虑多方面的因素。结合机器人的运动速度、地形的复杂程度、可能出现的障碍物的尺寸和方位、场景是否会有遮挡和阴影等诸多问题,选择合理的图像采集帧率,并能根据环境的变化,改变图像的采集帧率,或者在图像采集帧率不变的情况下,跳跃地选择合适的图像帧用于特征点追踪处理。

一旦成功地获取了前一帧特征点在当前帧基准图中对应的特征点,还要进一步完成当前帧内特征点的匹配,求得当前帧特征点空间 3 维坐标值。整个视觉测程到这一步,已经完成了两帧图像的特征点的提取和匹配,利用这两帧特征点在各自坐标系下的空间 3 维坐标值,即可进行下一步的运动估测。

## 5 运动估测 (Motion estimation)

运动估测是视觉测程技术最核心的研究内容,也是测程研究的目的。利用已经获取的前后帧图

像中检测到的特征点的3维坐标值, 即可实现运动估测。已知运动前后的特征点集合,  $\mathbf{X} = \{\mathbf{X}_1, \mathbf{X}_2, \dots, \mathbf{X}_n\}$  和  $\mathbf{Y} = \{\mathbf{Y}_1, \mathbf{Y}_2, \dots, \mathbf{Y}_n\}$ , 其中,  $\mathbf{X}_i$  和  $\mathbf{Y}_i$  分别代表第  $i$  个特征点在运动前后的3维坐标。理论上,

$$\mathbf{Y}_i = \mathbf{R}\mathbf{X}_i + \mathbf{t}$$

其中,  $\mathbf{Y}_i$  代表当前帧特征点的3维坐标,  $\mathbf{X}_i$  代表上一帧特征点的3维坐标,  $\mathbf{R}$  为运动前后的旋转变换矩阵,  $\mathbf{t}$  为平移变换矩阵。运动估测的目的就是求出  $\mathbf{R}$ 、 $\mathbf{t}$  矩阵的值, 进而求出机器人在前后变化过程中空间6个自由度的变化量。

### 5.1 立体视差测量模型及其误差模型

运动估测精度的好坏关键取决于所设定的视觉误差模型, 因此, 首先讨论这两个模型。

#### 5.1.1 立体视差模型<sup>[10]</sup>

设  $\mathbf{x} = (u, v)^T$  和  $\mathbf{x}' = (u', v')^T$  为特征点在同一帧内的各自图像的2维坐标值,  $f$  为相机焦距,  $B$  为基线, 已知点坐标  $(p_x, p_y)$ 。则  $d = u - u'$  为所求视差, 可以利用齐次等式从视差空间  $(u, v, d, 1)^T$  中获取空间任一点的3维坐标值  $(X/s, Y/s, Z/s)^T$ :

$$\begin{aligned} \begin{pmatrix} X \\ Y \\ Z \\ s \end{pmatrix} &= \mathbf{Q} \begin{pmatrix} u \\ v \\ d \\ 1 \end{pmatrix} \\ &= \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 & -p_x \\ 0 & 1 & 0 & -p_y \\ 0 & 0 & 0 & f \\ 0 & 0 & -1/B & 0 \end{bmatrix} \begin{pmatrix} u \\ v \\ d \\ 1 \end{pmatrix} \end{aligned}$$

设

$$\begin{aligned} X &= -\frac{B(u - p_x)}{d} \\ Y &= -\frac{B(v - p_y)}{d} \\ Z &= -\frac{Bf}{d} \end{aligned}$$

以上等式描述了相机左右极线各自经过  $x'$  点在空间相交点的3个坐标值。其中  $Z = -Bf/d$ , 即为景深, 可得特征点距离相机的距离, 用于测量路标点或者障碍物的距离。

#### 5.1.2 误差模型

在实际测量中, 由于存在各种误差, 如噪声、两条极线无法准确相交于一点, 因此给出误差模型可以测得更精确的结果。噪声呈高斯正态分布, 均值  $\mu = (u, v)^T$ , 协方差矩阵

$$\boldsymbol{\Sigma}_{\text{pixel}} = \begin{pmatrix} \sigma_x^2 & 0 \\ 0 & \sigma_y^2 \end{pmatrix}$$

其中  $\sigma$  为  $x, y$  各自方向的标准偏差,  $(X, Y, Z)^T$  写成矢量函数形式如下:

$$\begin{pmatrix} X \\ Y \\ Z \end{pmatrix} = f_{(u, v, u', v')^T} = \begin{pmatrix} -\frac{B(u - p_x)}{u - u'} \\ -\frac{B(v - p_y)}{u - u'} \\ -\frac{Bf}{u - u'} \end{pmatrix}$$

设置输入函数的协方差矩阵如下:

$$\boldsymbol{\Sigma} = \begin{pmatrix} \boldsymbol{\Sigma}_{\text{pixel}} & 0 \\ 0 & \boldsymbol{\Sigma}_{\text{pixel}} \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} \sigma_x^2 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & \sigma_y^2 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & \sigma_x^2 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & \sigma_y^2 \end{pmatrix}$$

若  $f$  是非线性函数, 函数的均值和协方差矩阵如上给出, 则3维空间点的协方差矩阵如下:

$$\boldsymbol{\Sigma}_{3D} = \mathbf{J} \boldsymbol{\Sigma} \mathbf{J}^T$$

其中  $\mathbf{J}$  为  $f$  的雅可比矩阵,

$$\mathbf{J} = \begin{pmatrix} \frac{B}{u - u'} - \frac{B(u - p_x)}{(u - u')^2} & 0 & \frac{B(u - p_x)}{(u - u')^2} & 0 \\ -\frac{B(v - p_y)}{(u - u')^2} & -\frac{B}{u - u'} & \frac{B(v - p_y)}{(u - u')^2} & 0 \\ -\frac{Bf}{(u - u')^2} & 0 & \frac{Bf}{(u - u')^2} & 0 \end{pmatrix}$$

Matthies<sup>[3]</sup> 给出另一个误差模型,

$$\begin{aligned} X &= \frac{B(u + u')}{2(u - u')} \\ Y &= \frac{B(v + v')}{2(u - u')} \\ Z &= \frac{B}{u - u'} \end{aligned}$$

若  $Z = B/(u - u')$  是线性的, 则3维空间点可以利用矢量均值  $u_p = f(u, u')$  和协方差矩阵求出

$$\mathbf{V}_p = \mathbf{J} \begin{bmatrix} \mathbf{V}_l & 0 \\ 0 & \mathbf{V}_r \end{bmatrix} \mathbf{J}^T$$

其中  $\mathbf{J}$  为一阶偏导矩阵或者雅可比矩阵, 利用  $f$  可以获取近似的结果。

### 5.2 MER 探测器运动估测算法<sup>[1]</sup>

火星星表环境复杂, 为保证导航的精确性并提高测程系统的鲁棒性, 运动估测分成两个步骤完成: 最小二乘法粗略估测、极大似然法精确估测。

### 5.2.1 最小二乘法粗测

特征点集合中第  $i$  个特征点在运动前后  $\mathbf{X}_i$ 、 $\mathbf{Y}_i$  位置的残余误差由下式给出：

$$\mathbf{e}_i = \mathbf{Y}_i - \mathbf{R}\mathbf{X}_i - \mathbf{t}$$

采用近似求解的方法获取最小二乘法的值，

$$\begin{aligned}\mathbf{R} &= \mathbf{U}\mathbf{V}^T \\ \mathbf{t} &= \frac{1}{\omega}(\mathbf{Q}_y - \mathbf{R}\mathbf{Q}_x)\end{aligned}$$

可得粗测  $\mathbf{R}$ 、 $\mathbf{t}$  值。该算法简单、快速、鲁棒性好，缺点是没有充分考虑全部可能出现的误差，因此，精度较低。所以，嵌入 RANSAC 方法分 3 步删除孤立点。把随机选择的特征点投影至当前帧中，若投影的特征点与对应特征点的距离小于某个极限值（如 0.5 像素），则对每个变化的特征点的迭代次数就要增加一次。只有通过迭代的特征点才能被留到下一步的更精确的运动估测——极大似然法运动估测。

### 5.2.2 极大似然法精测

极大似然法在估测探测器状态时，考虑了 3 维特征点的位置差异和可能出现的误差模型。对于给定的旋转和平移矩阵的  $\mathbf{Y}_i$  的条件概率函数，可得：

$$P_{(\mathbf{Y}_1, \mathbf{Y}_2, \dots, \mathbf{Y}_n | \mathbf{R}, \mathbf{t})} \propto e^{-\frac{1}{2} \sum_{i=0}^n \mathbf{r}_i^T \mathbf{\Sigma}_i^{-1} \mathbf{r}_i}$$

指数最小时获得概率最大值。因此，只需解决下式：

$$\min_{\mathbf{R}, \mathbf{t}} \sum_{i=0}^n \mathbf{e}_i^T \mathbf{W}_i \mathbf{e}_i$$

这个非线性问题可以转化为线性问题通过迭代来处理。对一阶泰勒级数展开，获得线性表达式，对旋转矩阵求偏导数，同时应用最小二乘法：

$$\mathbf{Y}_i \approx \mathbf{R}_0 \mathbf{X}_i + \mathbf{J}_i (\boldsymbol{\theta} - \boldsymbol{\theta}_0) + \mathbf{t} + \mathbf{e}_i$$

迭代直至  $|\bar{\boldsymbol{\theta}}_k - \bar{\boldsymbol{\theta}}_{k-1}| < \sigma$ ，一般情况下  $\sigma = 6 \times 10^{-6}$ 。接着，利用下式求得优化的平移矩阵：

$$\bar{\mathbf{t}} = (\sum_i \mathbf{W}_i)^{-1} \sum_i \mathbf{W}_i (\mathbf{Y}_i - \bar{\mathbf{R}} \mathbf{X}_i)$$

该方法的优点在于，综合考虑了全部 3 维特征点的协方差矩阵，正确加权处理三角测量误差，因此获得了更好的运动估测。

### 5.3 奇异值矩阵分解的最小二乘法<sup>[30]</sup>

整幅图像内的特征点运动可以看成是刚性体运动。运动前后的任一特征点  $\mathbf{X}_i$ 、 $\mathbf{Y}_i$  相对于各自质心  $\boldsymbol{\mu}_x$ 、 $\boldsymbol{\mu}_y$  的距离都保持不变。因为  $\mathbf{R}$ 、 $\mathbf{t}$  都是欧氏空间转换，并不影响特征点之间的相互位置。利用奇异

值矩阵分解求出误差最小，具体过程分为 6 步。先求出旋转矩阵  $\mathbf{R}$ ：

$$\mathbf{R} = \mathbf{U}\mathbf{S}\mathbf{V}^T$$

再利用  $\mathbf{R}$  求出平移矩阵  $\mathbf{t}$ ：

$$\mathbf{t} = \boldsymbol{\mu}_y - \mathbf{R}\boldsymbol{\mu}_x$$

### 5.4 光束平差运动估测

光束平差法采用迭代的非线性最小二乘法求解非线性最小化问题。利用相机矩阵  $\mathbf{P}_i$  可以测得空间点集合  $\mathbf{X}_j$ ，经过投影  $\mathbf{x}_{ij} = \mathbf{P}_i \mathbf{X}_j$  变换，可得  $\mathbf{x}_{ij}$ ，为第  $j$  个特征点在第  $i$  幅图像中的坐标。欲求  $\mathbf{P}_i$  和  $\mathbf{X}_j$  使得下式最小：

$$\min_{\mathbf{P}_i, \mathbf{X}_j} \sum_{i,j} d^2(\mathbf{P}_i \mathbf{X}_j, \mathbf{x}_{ij})$$

常用的 Levenberg-Marquardt 非线性最小二乘方法表达式如下

$$\mathbf{J}^T \mathbf{J} \boldsymbol{\delta} = \mathbf{J}^T \boldsymbol{\varepsilon}$$

Sünderhauf<sup>[31]</sup> 给出一种延伸的稀疏光束平差运动估测法，需要轮式编码器或者惯性测量单元提供初始的运动估测值。窗口变化的稀疏光束平差法，就是直接估测两帧图像间的结构和运动参数。全部的运动估测可以通过把每个单一估测串连起来而获得。窗口变化的稀疏光束平差法可以选择整个运动过程中几个图像帧来完成估测，利用前一帧的估测结果作为下一帧估测的初始值。也可以利用全部的图像帧光束平差处理，可以获得更精确的测量结果，但是增大了运算量，降低了实时性。Alismail<sup>[24]</sup> 给出的光束平差估测法，首先利用一般的视觉测程方法获取运动的估测值，再利用光束平差进一步提炼运动估测值。Konolige<sup>[11]</sup> 先利用 RANSAC 选择 3 个特征点获取运动估测的初始值并且融合了惯导数据，再利用增加的光束平差法处理最近的  $N$  帧图像，获取精确的运动估测值。光束平差运动估测比较适合轮式机器人在地面相对平整的非结构化环境中使用。缺点是必须利用轮式编码器或者惯导获取运动初始估测值，并且容易受到孤立点的干扰造成测程的失败。

### 5.5 孤立点删除

视觉测程是一个比较复杂的图像处理过程，由于种种原因会产生大量的孤立点。这些孤立点会给运动估测的计算带来很大的干扰，轻者增大误差，严重的会导致测程的失败。针对孤立点的删除，在策略上可以采取两种方法：分散处理，在测程的前 3 个阶段，每一步都要删除无效的孤立点；集中处理，在运动估测阶段集中处理孤立点。

Johnson<sup>[32]</sup>给出的 MSL-VO 算法, 在前 3 个阶段的图像处理过程中, 设置多个特征点的检测手段, 删除每一步产生的孤立点。把孤立点的累积和传播控制在视觉测程的每个环节, 提高了图像处理的质量, 最终取得优于 MER-VO 的测程结果。但是, 该算法流程复杂, 是目前视觉测程领域中最复杂的处理方法。

大多数的视觉测程方法还是采用了集中处理的策略。常见的孤立点删除方法有 RANSAC、MSAC、MLESAC 等方法, 也可以利用直观的几何约束的方法。简要介绍两种方法。

### (1) RANSAC 算法

RANSAC 算法是视觉测程领域最常见的孤立点删除方法。RANSAC 处理过程不是采用尽可能多的数据点来获取初始值接着再去删除无效的数据, 而是选取尽可能少的初始数据, 并能根据需要扩大数据量。算法过程简述如下: 从给定的点集合中随机选择一个小的子集合, 利用子集合的误差分析, 决定该子集合是否能代表整个集合来估测所求最终结果, 若不能则重新选择子集合, 如此反复迭代, 直到找到最大的一致性集合。该算法的优点是简单易实现, 不足之处是只能被动地处理已存在的孤立点。

Nistér<sup>[33]</sup>给出了一种 Preemptive RANSAC 算法, 即预先给出运动假设得分的 RANSAC 算法。首先, 利用 RANSAC 获取所有生成的运动假设, 运动假设在预先给出的得分表中进行比较, 快速找出与特征点对应性最好的运动假设, 再经过迭代改良所有的估测计算。这种改进的方法比起单一的 RANSAC 算法可以提高运算速度, 满足机器人的导航实时性的要求。

### (2) 基于几何约束的孤立点删除

利用图像特征点相互位置在机器人运动前后不变的特性, Hirschmuller<sup>[34]</sup>给出了一种几何约束的孤立点删除方法。给定两个几何约束条件:

$$\begin{cases} \|\mathbf{X}_i - \mathbf{X}_j\| = \|\mathbf{Y}_i - \mathbf{Y}_j\| \\ (\mathbf{X}_i - \mathbf{X}_j) \cdot (\mathbf{Y}_i - \mathbf{Y}_j) > \cos \theta \end{cases}$$

其中  $\theta = \pi/4$ 。若同时满足两个条件, 则  $\mathbf{X}_i$ 、 $\mathbf{X}_j$  各自匹配都正确。该方法依赖于误差模型, 没有误差模型及计算, 方法无法实现, 鲁棒性较差。优点是无需迭代计算, 运算速度快, 比较直观。

在视觉测程中, 孤立点的删除是必不可少的。类似于 RANSAC 算法处理的结果, 除了算法本身以外, 很大程度上还取决于给定特征点集合的质量。即给定了一组质量高的特征点集合, 经过孤立点删

除处理, 可以获得精度高的测程结果, 反之亦然。这又回到前 3 个阶段的图像处理, 选择复杂的特征点提取、匹配、追踪算法可以减少孤立点的数量, 提高运动估测的质量。但是, 这会增加系统的计算量, 降低了系统的实时性。如果前 3 个阶段的算法过于简单, 必然会造成大量的孤立点累积到运动估测阶段, 给运动估测的处理增加了难度, 同时也增大了测程失败的可能性。

## 5.6 小结

视觉测程的最终目的是获取机器人在运动前后机身姿态空间 6 个自由度变化的估测值。因此, 提高测程的精度是贯穿整个视觉测程设计的关键问题。一套鲁棒性好、测量精度高的视觉测程系统除了运动估测算法的选择以外, 还要在前 3 个阶段的处理中尽可能保证特征点的质量要高。

## 6 其它 (Others)

本文以上部分是对 Matthies 提出的经典视觉测程理论的综述。除了这种目前应用最广泛的研究方法以外, 许多研究人员还提出了一些其它的研究方法和思路。

### 6.1 光流法立体视觉测程

光流法是通过追踪整幅图像中的光亮部分实现图像的运动估测, 需要对整幅图像进行图像处理, 计算耗时, 实时性较差, 同时对非结构化环境适应能力差, 因此光流法在视觉测程领域发展缓慢<sup>[35]</sup>。

### 6.2 单目视觉测程

采用单目相机完成对环境的图像获取, 理论上最少只需要连续的 3 帧图像及其中非共线的 5 个特征点就可以完成机器人自身位姿的估测<sup>[33]</sup>。相比双目立体视觉装置, 因为缺少直接测量景深的功能, 所以图像处理过程复杂, 鲁棒性较差。因此, 单目视觉测程并非机器人视觉测程的首选。

### 6.3 内点检测法立体视觉测程

Howard<sup>[13]</sup>给出了一种新的测程方法, 主要区别在于对已经提取和匹配好的特征点集合, 经典的方法是删除存在的孤立点, 而该方法则是更好地检测内点。此外, 无需初始运动估测, 也是显著的特点。该算法分别在 LAGR 机器人、模拟 Bigdog 机器人上获得了更快的处理速度及更高的测程精度。

## 7 展望 (Prospect)

经过 30 多年的发展, 视觉测程技术已经成为移动机器人不可或缺的导航定位方法。无论是在地表、月表甚至更遥远的火星星表, 视觉测程都是机器人克服非结构化环境实现自主导航运动的关键技术。

根据已经取得的研究进展及存在的不足,可以预见未来的视觉测程还要在以下几个方面有所改进和发展。

(1) 提高系统的实时性。火星探测器和月球车的视觉测程系统更看重系统的鲁棒性、精确性,但随着探测器运动速度的逐步提高,实时性要求相应也要提高,陆地移动机器人对实时性要求则更高。优化测程各个步骤的算法及提升机载计算机的性能有助于实时性的提高。

(2) 寻找良好的地形条件。机器人所处环境的地形纹理对图像的处理必然会有较大的影响,视觉测程时尽可能选择纹理比较丰富的地形,便于特征点的提取和匹配。火星探测器或者月球车在外星表面运动时,由于缺少人工的实时干预,视觉测程系统自身要具备一定的能力选择条件相对比较好的路面运动,尽量避免自身阴影所带来的负面影响。地面移动机器人可以利用环境的先验信息,寻找更好的地形条件。

(3) 引入宽基线相机。机器人视觉测程通常只对前方 10 m 之内的场景进行图像采集处理。采用的相机基线比较小,镜头的视野也比较小。单一立体相机在对远景拍摄时以及运动变化比较剧烈时,暴露出特征点追踪范围小和视野不够开阔的问题。特别是机器人处在极地、外星星表等环境时,应在保留已有视觉装置的基础上,增加相机的数量,设置宽基线的远景视觉装置,对远方场景进行预判,提高全局的规划能力,同时在测程相机失效的情况下及时弥补环境感知的真空。

(4) 多传感器融合。视觉测程在机器人的运动导航过程中未必会全程使用,当环境条件适合于惯导、编码器等传感器的工作时,视觉测程可以阶段性开启,作为监测其它传感器功效的方法,利于节省机载计算机的资源。当视觉测程失效时,其它传感器也可以弥补机器人位姿监控可能出现的空白。因此,开发一套鲁棒性强的多传感器融合的软件平台也是实现视觉测程所必需的。

## 8 结论 (Conclusion)

视觉测程在火星探测器上的成功应用,为我国的月球车及其它陆地移动机器人的导航定位研究提供了很好的参考和借鉴。正如 Sünderhauf<sup>[36]</sup> 所指出的那样,视觉测程是由若干个子过程组成的一个完整的处理过程,最终测程的结果取决于各个子过程的优劣。可供选择的特征点提取、特征点匹配、特征点追踪和运动估测的方法有多种,它们可组成一套

完整的视觉测程系统。目前,各种视觉测程导航定位方法都有一定的局限性,只能满足特定环境的使用。因此,在设计视觉测程系统时,要根据机器人自身及所处环境的实际情况,在系统实时性、测程精度、系统鲁棒性之间寻找一个平衡点。

尽管视觉测程技术拥有其它传感器无法比拟的优势,但也应该看到视觉测程还存在着不足之处,目前还无法从根本上完全取代其它的定位传感器,比如光线的变化、环境地形的突变等都会对测程精度造成影响。所以,机器人处于非结构化环境这种复杂多变、充满危险的场景时,稳妥起见,还是要综合各种传感器的优势,利用立体视觉、惯导、编码器、GPS、太阳方位传感器等各种定位手段共同实现机器人的导航定位。

总之,立体视觉测程作为立体视觉与机器人导航两大研究方向的学科交叉,已经得到两个研究领域共同的关注和重视。各自领域的研究进展也促进了立体视觉测程的快速发展,为实现完全脱离人工干预的智能机器人全自主导航运动奠定了基础。

## 参考文献 (References)

- [1] Maimone M, Chen Y, Matthies L. Two years of visual odometry on the Mars exploration rovers[J]. Journal of Field Robotics, 2007, 24(3): 169-186.
- [2] Olson C, Matthies L, Schoppers M, et al. Robust stereo ego-motion for long distance navigation[C]//IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. Los Alamitos, CA, USA: IEEE Computer Society, 2000: 453-458.
- [3] Matthies L, Shafer S. Error modeling in stereo navigation[J]. IEEE Journal of Robotics and Automation, 1987, 3(3): 239-248.
- [4] Goldberg S, Maimone M, Matthies L. Stereo vision and rover navigation software for planetary exploration[C]//IEEE Aerospace Conference. Piscataway, NJ, USA: IEEE, 2002: 2025-2036.
- [5] Olson C, Matthies L, Schoppers M, et al. Stereo ego-motion improvements for robust rover navigation[C]//IEEE International Conference on Robotics and Automation. Piscataway, NJ, USA: IEEE, 2001: 1099-1104.
- [6] Olson C, Matthies L, Schoppers M, et al. Rover navigation using stereo ego-motion[J]. Robotics and Autonomous Systems, 2003, 43(4): 215-229.
- [7] Konolige K, Agrawal M, Blas M, et al. Mapping, navigation, and learning for off-road traversal[J]. Journal of Field Robotics, 2009, 26(1): 88-113.
- [8] Agrawal M, Konolige K. Real-time localization in outdoor environments using stereo vision and inexpensive GPS[C]//18th International Conference on Pattern Recognition. Piscataway, NJ, USA: IEEE, 2006: 1063-1068.
- [9] Agrawal M, Konolige K. Rough terrain visual odometry [C/OL]//International Conference on Advanced Robotics. 2007.

- [10] Agrawal M, Konolige K, Iocchi L. Real-time detection of independent motion using stereo[C]//IEEE Workshop on Motion and Video Computing. Piscataway, NJ, USA: IEEE, 2005: 207-214.
- [11] Konolige K, Agrawal M, Sola J. Large scale visual odometry for rough terrain[C]//International Symposium on Robotics Research. 2007: 1150-1157.
- [12] Buehler M, Playter R, Raibert M. Robots step outside[C]// International Symposium on Adaptive Motion of Animal and Machines. 2005: 1-4.
- [13] Howard A. Real-time stereo visual odometry for autonomous ground vehicles[C]//IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems. Piscataway, NJ, USA: IEEE, 2008: 3946-3952.
- [14] Kim Y. Getting the position and the pose using stereo vision [DB/OL]. (2007) [2010-02-05]. <http://www.stanford.edu/class/cs229/proj2007/Kim-GettingThePositionAndThePoseUsingStereoVision.pdf>.
- [15] 岳富占, 崔平远, 崔祐涛. 基于视觉序列图像的月球车自运动估计技术[J]. 系统仿真学报, 2007, 19(13): 3033-3037.
- Yue F Z, Cui P Y, Cui H T. Ego-motion estimation of lunar rover based on vision sequence images[J]. Journal of System Simulation, 2007, 19(13): 3033-3037.
- [16] 彭勃, 周文晖, 刘济林. 基于 Harris 角点检测的立体视觉里程计 [J]. 兵工学报, 2007, 28(12): 1498-1502.
- Peng B, Zhou W H, Liu J L. Harris corner detection-based stereo visual odometry[J]. Acta Armamentarii, 2007, 28(12): 1498-1502.
- [17] 吴功伟, 周文晖, 顾伟康. 基于视差空间的双目视觉里程计 [J]. 传感技术学报, 2007, 20(6): 1432-1436.
- Wu G W, Zhou W H, Gu W K. Disparity space based binocular visual odometry[J]. Chinese Journal of Sensors and Actuators, 2007, 20(6): 1432-1436.
- [18] 李智, 周文晖, 刘济林. 动态场景下基于视差空间的立体视觉里程计 [J]. 浙江大学学报: 工学版, 2008, 42(10): 1661-1665.
- Li Z, Zhou W H, Liu J L. Stereo visual odometry from disparity space in dynamic environments[J]. Journal of Zhejiang University: Engineering Science, 2008, 42(10): 1661-1665.
- [19] Harris C, Stephens M. A combined corner and edge detector[C] //4th Alvey Vision Conference. 1988: 147-152.
- [20] Förstner W, Gulch E. A fast operator for detection and precise location of distinct points, corners and centres of circular features[C]//Intercommission Workshop on Fast Processing of Photogrammetric Data. 1987: 281-305.
- [21] Hagnelius A. Visual odometry[D]. Sweden: Umea University, 2005.
- [22] Olson C, Abi-Rached H, Ye M. Wide-baseline stereo vision for Mars rovers[C]//IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems. Piscataway, NJ, USA: IEEE, 2003: 1302-1307.
- [23] Agrawal M, Konolige K, Blas, M R. CenSurE: Center surround extrema for realtime feature detection and matching[C]//10th European Conference on Computer Vision. Berlin, Germany: Springer-Verlag, 2008: 102-115.
- [24] Alismail H. Exploring visual odometry for mobile robots[DB/OL]. (2009). [2010-02-05]. <http://www.cs.cmu.edu/afs/cs/user/mjs/ftp/thesis-09/abstracts/alismailEA.pdf>.
- [25] Lowe D. Distinctive image features from scale-invariant keypoints[J]. International Journal of Computer Vision, 2004, 60(2): 91-110.
- [26] Se S, Ng H K, Jasobedzki P, et al. Vision based modeling and localization for planetary exploration rovers[C]//International Astronautical Congress. Paris, France: IAF, 2004: 7813-7823.
- [27] Olson C. Maximum-likelihood image matching[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2002, 24(6): 853-857.
- [28] Lewis J. Fast template matching[C]//Vision Interface 95 Conference. Toronto, Canada: Canadian Information Processing Society, 1995: 120-123.
- [29] Nistér D, Naroditsky O, Bergen J. Visual odometry[C]//IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. Los Alamitos, CA, USA: IEEE Computer Society, 2004: 652-659.
- [30] Umeyama S. Least-squares estimation of transformation parameters between two point patterns[C]//IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence. 1991, 13(4): 376-380.
- [31] Sünderhauf N, Konolige K, Lacroix S, et al. Visual odometry using sparse bundle adjustment on an autonomous outdoor vehicle[C]//Tagungsband Autonome Mobile Systeme. 2005: 157-163.
- [32] Johnson A, Goldberg S, Chen Y, et al. Robust and efficient stereo feature tracking for visual odometry[C]//IEEE International Conference on Robotics and Automation. Piscataway, NJ, USA: IEEE, 2008: 39-46.
- [33] Nistér D. Preemptive RANSAC for live structure and motion estimation[J]. Machine Vision and Applications, 2005, 16(5): 321-329.
- [34] Hirschmuller H, Innocent P, Garibaldi J. Fast, unconstrained camera motion estimation from stereo without tracking and robust statistics[C]//7th International Conference on Control, Automation, Robotics and Vision. Singapore: Nanyang Technological University, 2002: 1099-1104.
- [35] Campbell J, Sukthankar R, Nourbakhsh I. Visual odometry using commodity optical flow[C]//19th National Conference on Artificial Intelligence. Menlo Park, USA: AAAI, 2004: 1008-1009.
- [36] Sünderhauf N, Protzel P. Stereo odometry – A review of approaches[DB/OL]. (2007) [2010-02-05]. [http://www.tuchemnitz.de/edit/proaut/rsr/Stereo\\_Odometry\\_A\\_Review.Of\\_Approaches\\_TechReport\\_3.07.pdf](http://www.tuchemnitz.de/edit/proaut/rsr/Stereo_Odometry_A_Review.Of_Approaches_TechReport_3.07.pdf).
- [37] Nistér D, Naroditsky O, Bergen J. Visual odometry for ground vehicle applications[J]. Journal of Field Robotics, 2006, 23(1): 3-20.
- [38] Cumani A, Guiducci A. Visual odometry for robust rover navigation by binocular stereo[C]//6th WSEAS International Conference on Signal, Speech and Image Processing. New York, USA: ACM, 2006: 74-79.
- [39] 邱凯昌. 勇气号和机遇号火星车定位方法评述 [J]. 航天器工程, 2009, 18(5): 1-5.
- Di K C. A review of Spirit and Opportunity rover localization methods[J]. Spacecraft Engineering, 2009, 18(5): 1-5.
- [40] Mallet A, Lacroix S, Gallo L. Position estimation in out-door environments using pixel tracking and stereovision[C]//IEEE International Conference on Robotics and Automation. Piscataway, NJ, USA: IEEE, 2000: 3519-3524.

- [41] Garcia-Garcia R, Sotelo M, Parra I, et al. 3D visual odometry for road vehicles[J]. Journal of Intelligent and Robotic Systems, 2008, 51(1): 113-134.
- [42] Fischler M, Bolles R. Random sample consensus: A paradigm for model fitting with applications to image analysis and automated cartography[J]. Communications of the ACM, 1981, 24(6): 381-395.
- [43] Scharstein D, Szeliski R. A taxonomy and evaluation of dense two-frame stereo correspondence algorithms[J]. International Journal of Computer Vision, 2002, 47(1/2/3): 7-42.
- [44] Martin J, Crowley J L. Experimental comparison of correlation techniques[C]//International Conference on Intelligent Autonomous Systems. 1995.
- [45] Li R X, Di K C, Howard A B, et al. Rock modeling and match-

ing for autonomous long-range Mars rover localization[J]. Journal of Field Robotics, 2007, 24(3): 187-203.

- [46] Sotelo M, Garcia R, Parra I, et al. Science letters: Visual odometry for road vehicle – Feasibility analysis[J]. Journal of Zhejiang University: Science A, 2007, 8(12): 2017-2020.

### 作者简介:

- 丁良宏 (1978-)，男，博士生。研究领域：非结构化环境，四足机器人立体视觉导航。
- 王润孝 (1957-)，男，教授，博士生导师。研究领域：机床数控系统，四足机器人。
- 冯华山 (1975-)，男，博士，助教。研究领域：机器人仿生运动控制。

(上接第 112 页)

### 参考文献 (References)

- [1] 孙伟, 于永璋. 几种建筑机器人概介 [J]. 建筑机械化, 1990 (6): 22-24.  
Sun W, Yu Y Z. Introduction to several construction robots[J]. Construction Mechanization, 1990(6): 22-24.
- [2] 柳洪义, 宋伟刚. 自动贴瓷砖机器人系统 [J]. 机器人技术与应用, 2002(4): 32-33.  
Liu H Y, Song W G. An automatic robotic system for sticking ceramic tiles[J]. Robot Technique and Application, 2002(4): 32-33.
- [3] Choi H S, Han C S, Lee K Y, et al. Development of hybrid robot for construction works with pneumatic actuator[J]. Automation in Construction, 2005, 14(4): 452-459.
- [4] Gonzalez de Santos P, Estremera J, Garcia E, et al. Power assist devices for installing plaster panels in construction[J]. Automation in Construction, 2008, 17(4): 459-466.
- [5] 王慧千. 大规格瓷板干挂技术在室内墙面装饰中的应用 [J]. 广东土木与建筑, 2006(5): 51-52.  
Wang H Q. Application of dry-hanging for large tiles used in indoor wall decoration[J]. Guangdong Architecture Civil Engineering, 2006(5): 51-52.
- [6] 黄尊旺. 板材安装机器人移动本体关键技术研究 [D]. 天津: 河北工业大学, 2008.
- Huang Z W. Research on key technology of the mobile body of slabstone-installing robot[D]. Tianjin: Hebei University of Technology, 2008.
- [7] Navon R. Process and quality control with a video camera, for a floor-tilling robot[J]. Atomation in Construction, 2000, 10(1): 113-125.
- [8] 黄真, 李艳文, 高峰. 空间运动构件姿态的欧拉角表示 [J]. 燕山大学学报, 2002, 26(3): 189-192.  
Huang Z, Li Y W, Gao F. The expression of the orientation of a spatial moving unit by Euler angle[J]. Journal of Yanshan University, 2002, 26(3): 189-192.
- [9] 黄真, 孔令富, 方跃法. 并联机器人机构学理论及控制 [M]. 北京: 机械工业出版社, 1997.  
Huang Z, Kong L F, Fang Y F. Mechanism theory and control of parallel manipulator[M]. Beijing: China Machine Press, 1997.

### 作者简介:

- 李铁军 (1967-)，男，教授，博士生导师。研究领域：机器人技术及应用，智能检测技术，智能流体控制技术。
- 王海玲 (1982-)，女，硕士生。研究领域：机器人机构与控制。