

一种行星软着陆地形风险评估方法

张泽旭, 王卫东, 崔平远, 张公平

(哈尔滨工业大学 深空探测着陆与返回控制技术国防重点学科实验室, 150001 哈尔滨, zexuzhang@hit.edu.cn)

摘要: 提出了一种基于信息融合的行星软着陆地形风险评估方法. 首先, 对着陆导航相机采集的地形灰度图像和激光雷达采集的地形高程数据分别进行地形特征提取; 其次, 建立着陆区地形的模糊变量和隶属函数, 利用模糊推理工具, 完成相应的局部特征风险评估; 最后, 利用基于加权均值的决策级融合算法, 完成最后的地形风险评估, 给出着陆点分布. 对三维数字地形图像的仿真实验表明, 本文给出的地形风险评估方法能够有效的完成着陆点的精确选取.

关键词: 软着陆; 地形特征; 风险评估; 信息融合; 着陆点

中图分类号: V448.22

文献标志码: A

文章编号: 0367-6234(2011)05-0025-05

An algorithm of terrain hazard assessment for planetary soft landing

ZHANG Ze-xu, WANG Wei-dong, CUI Ping-yuan, ZHANG Gong-ping

(Key Laboratory of Fundamental Science for National Defense of Landing and Returning Control Technique of Deep Space Exploration, Harbin Institute of Technology, 150001 Harbin, China, zexuzhang@hit.edu.cn)

Abstract: An algorithm of terrain hazard assessment for soft landing based on information fusion is presented. Firstly, two types of terrain features are extracted from the gray images of landing navigation camera and the elevation data of Lidar respectively. Then, fuzzy variables and membership functions on terrain features are presented, and local terrain hazard assessments are realized by fuzzy inference. Finally, the global terrain hazard is assessed based on the decision-class fusion of weighted means, and the safe landing sites are obviously showed. The simulation experiments using 3D digital terrain image have validated the proposed algorithm effectively.

Key words: soft landing; terrain features; hazard assessment; information fusion; landing site

目前,行星软着陆地形风险评估方法研究大多围绕着光学相机、激光雷达(Lidar)和微波雷达等导航传感器展开. Yang Cheng等^[1-2]提出了1种基于纹理信息的着陆点粗糙度提取算法和1种基于像差原理的坡度提取算法. Bajracharya^[3]提出了1种仅利用下降段CCD相机获取的单帧图像进行图像分割、分区描述的着陆障碍检测新方法. Johnson等^[4-5]提出了一种利用Lidar进行障碍检测的方法. Andrew等^[6]根据所构建的火星着陆动力学模型的需要,利用已有的仿真系统验证

了提出的软着陆障碍检测和规避策略. JPL实验室利用星载可用地形传感器建立并验证了一套可行的安全软着陆技术,并针对着陆安全性、科学考察任务的需要和工程约束选出最优的安全着陆区域. Howard等^[7-8]提出了1种基于模糊逻辑的信息融合方法,该方法针对以往二值逻辑评估地形风险的缺点,设计出一种模拟人类思维的智能型地形风险评估方法.但是,是否有必要将多种导航传感器同时应用于软着陆,风险评估的结果是否满足高精度的着陆要求还有待进一步研究. Serrano等^[9-10]较系统的提出了基于多传感器信息融合的地形风险评估方法,并将涉及的所有算法在美国宇航局DSEDS仿真测试平台上进行了验证.除了借鉴Howard提出的模糊逻辑信息融合技术, Serrano还研究了基于概率论的信息融合技术在地形风险评估方法中的应用,这些技术包括贝

收稿日期: 2010-01-17.

基金项目: 航天创新基金资助项目(CASC200902-4);深空探测着陆与返回控制技术国防重点学科实验室开放基金资助项目(HIT.KLOF.2009070).

作者简介: 张泽旭(1971—),男,副教授;
崔平远(1961—),男,教授,博士生导师.

叶斯网络和证据理论.

本文考虑到我国未来深空软着陆任务的工程约束,提出了 1 种基于着陆导航相机和激光雷达信息融合的着陆区地形风险评估方法. 这种方法首先对着陆区地形进行特征提取,获得粗糙度和坡度的地形原始数据,经过预处理和数据转换后,构建基于地形特征的模糊变量和隶属度函数,进而完成局部地形评估和决策级信息融合,其技术方案如图 1 所示.

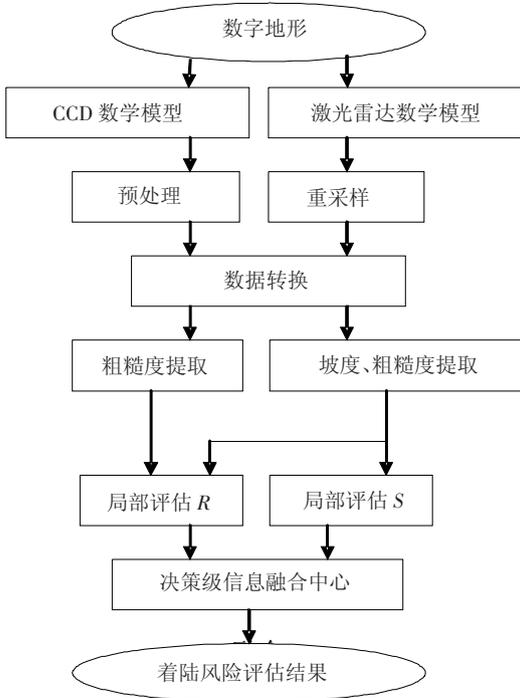


图 1 多传感器着陆风险评估技术方案

1 地形特征的提取方法

1.1 基于 CCD 图像的地形粗糙度提取

光学相机、激光雷达和微波雷达均可提供地形粗糙度数据,因此该数据已成为地形风险评估技术研究最多的参考信息之一. 由于自然界地形复杂多变,目前尚未有统一标准的粗糙度定义,但一般而言,粗糙度是对地形区域内障碍分布密集程度的描述. 地物起伏及地面物质反光属性差异引起受光不均,导致散射入相机的光子数目差异,从而引起图像亮度变化. 在大多情况下,地形起伏越大,亮度变化越剧烈. 因此,对于相机灰度图像,可用全局标准差来描述粗糙度.

$$V = \sqrt{\sum_{i,j \in w} (I_{average} - I_{i,j})^2 / (m \times n)}, \quad (1)$$

$$I_{average} = \frac{1}{M \times N} \sum_{i=1}^M \sum_{j=1}^N I_{i,j}. \quad (2)$$

式中: $M \times N$ 为相机采集的图像分辨率; w 为图像中计算单元的尺寸,其大小为 $m \times n$,图像可划分

成多个 w 大小的计算单元,分别计算相应的全局标准差; $I_{i,j}$ 是相应于图像中 (i,j) 位置的像素灰度值; V 为整个计算子窗口的灰度标准差,可见, V 越大,所描述的地形粗糙度越大.

1.2 基于激光雷达数据的地形特征提取

采用最小中值平面拟合算法来计算从激光雷达采集的高程数据中提取粗糙度和坡度. 该算法的基本思想是依据最小二乘准则,经多次随机搜索并拟合出 1 个中值平面,将该平面相对于着陆区水平面的倾斜程度定义为坡度,可用拟合平面 P 与水平面 P_0 之间的夹角来表示. 同时将各采样点高程值与该平面对应点高度的均方差定义为粗糙度.

假定着陆器底部为正多边形,可计算其所占数字地形的像素尺寸为 $D = p \times q$ (且 $p = q$). 整个激光雷达可视区能分为若干个尺寸为 D 的计算单元,将计算单元内的高程点利用最小二乘法拟合为 1 个平面 $Z = Z(x,y)$,定义该平面法向量 n_p 与当地重力加速度 n_g 方向所夹锐角(也即拟合平面 P 与基准平面 P_0 的夹角)为局部地形倾斜坡度 λ ,计算公式如下:

$$\lambda = \arccos((n_p \cdot n_g) / (|n_p| \cdot |n_g|)). \quad (3)$$

定义粗糙度为采样点偏离局部地表平面的程度,用标准差表示为

$$R = \sqrt{\sum |Z(x_i, y_i) - Z_i|^2 / D}. \quad (4)$$

式中 Z_i 为计算单元 D 中第 i 个高程点处的高程值. 由上式可以看出,由该算法确定的地形粗糙度变化范围较大. 对各计算单元均利用上述高程分析方法,即可得到整个激光雷达扫描区域内的分块坡度信息和粗糙度信息.

为保证信息融合的顺利进行,通常要求激光雷达的扫描区域位于相机成像区域之内,并且对高程数据重采样和校正后,分割后的计算单元 D 能够与着陆相机的计算单元 w 相匹配.

2 地形特征模糊变量及其隶属函数

软着陆风险评估涉及的模糊概念主要包括地形特征(如粗糙度和坡度)和地形风险度,其模糊子集划分如表 1 所示.

表 1 模糊变量及其模糊子集表

模糊变量	模糊子集
基于灰度图像的粗糙度	{smooth, rough, Vrough, rocky}
基于高程数据的粗糙度	{smooth, rough, Vrough, rocky}
基于高程数据的坡度	{flat, sloped, steep}
地形风险度	{unsafe, Vrisk, risky, safe}

本文借鉴专家经验,并辅以多次仿真实验,最终确定各模糊变量的梯形隶属函数参数,如表

2和表3所示.其中, C_{max} 表示灰度标准差最大值, L_{max} 与 S_{max} 分别表示基于高程数据提取的粗糙度与坡度最大值.总之,隶属函数的合理与否决定于实验效果,其最终确定是1个反复试验和校正的过程.

表2 输入模糊变量及其隶属函数参数表

地形数据	模糊变量	模糊子集	隶属函数参数
		<i>smooth</i>	$[0\ 0\ 0.17\ 0.25] C_{max}$
灰度图像	粗糙度	<i>rough</i>	$[0.17\ 0.25\ 0.42\ 0.5] C_{max}$
		<i>Vrough</i>	$[0.42\ 0.50\ 0.67\ 0.75] C_{max}$
		<i>rocky</i>	$[0.67\ 0.75\ 1\ 1] C_{max}$
高程数据	粗糙度	<i>smooth</i>	$[0\ 0\ 0.15\ 0.30] L_{max}$
		<i>rough</i>	$[0.15\ 0.30\ 0.45\ 0.60] L_{max}$
		<i>Vrough</i>	$[0.45\ 0.6\ 0.75\ 0.9] L_{max}$
	坡度	<i>rocky</i>	$[0.75\ 0.9\ 1\ 1] L_{max}$
		<i>falt</i>	$[0\ 0\ 0.22\ 0.39] S_{max}$
		<i>sloped</i>	$[0.22\ 0.39\ 0.44\ 0.61] S_{max}$
	<i>steep</i>	$[0.44\ 0.60\ 1\ 1] S_{max}$	

表3 输出模糊变量及其隶属函数参数表

输出变量	模糊子集	隶属函数参数
着陆风险度	<i>safe</i>	$[0\ 0\ 60\ 90]$
	<i>risky</i>	$[60\ 90\ 120\ 150]$
	<i>Vrisky</i>	$[120\ 150\ 180\ 210]$
	<i>unsafe</i>	$[180\ 210\ 255\ 255]$

3 基于决策级融合的地形风险评估

在建立了地形特征的模糊变量及其隶属函数基础上,对图1所示的信息融合结构而言,局部评估R是基于两类粗糙度信息进行的,而局部评估S则侧重强调坡度对地形风险的影响.为此,建立的模糊运算规则分别如表4~5所示.

表4 局部评估R模糊运算表

基于高程数据的坡度	局部评估R的结果
<i>flat</i>	<i>safe</i>
<i>sloped</i>	<i>risky</i>
<i>Vsloped</i>	<i>Vrisky</i>
<i>steep</i>	<i>unsafe</i>

表5 局部评估S模糊运算表

基于灰度图像的粗糙度	模糊算子	基于高程数据的粗糙度	局部评估S的结果
<i>smooth</i>	and	<i>smooth</i>	<i>safe</i>
<i>smooth</i>	and	<i>rough</i>	<i>risky</i>
<i>rough</i>	and	<i>smooth</i>	<i>risky</i>
<i>rough</i>	and	<i>rough</i>	<i>Vrisky</i>
<i>Vrough</i>	and	<i>smooth</i>	<i>Vrisky</i>
<i>Vrough</i>	and	<i>rough</i>	<i>unsafe</i>
<i>rocky</i>	or	<i>rocky</i>	<i>unsafe</i>

在得到按不同地形特征分类的地形风险局部

评估结果后,为使这些结果按某一准则进行结合以共同影响最终决策,本文给出基于加权均值的决策级融合算法

$$H_{i,j} = (c_{i,j}^c H_{i,j}^c + c_{i,j}^l H_{i,j}^l) / (c_{i,j}^c + c_{i,j}^l), \quad (5)$$

$$c_{i,j} = (c_{i,j}^c + c_{i,j}^l) / 2. \quad (6)$$

式中: $H_{i,j}$ 为最终评估结果第 (i,j) 个计算单元处的地形风险度,借用灰度阶 $[0,255]$ 表示,灰度越大,着陆风险越大; $H_{i,j}^c$ 为局部评估着陆相机输出的地形风险值; $H_{i,j}^l$ 为局部评估激光雷达输出的地形风险值,右上角标c和l分别代表着陆相机和激光雷达; $c_{i,j}^c$ 与 $c_{i,j}^l$ 分别为对应于该计算单元的一种可信度度量.加权均值算法由于考虑到数据可信度评估,提高了算法可靠性.实际上,可信度度量还可被用作最终决策的辅助决策手段.所谓可信度即评估系统对传感器检测结果的信任程度,本文以权重形式来说明最优可信度的确定方法.

假定 $w_{i,j}^c$ 、 $w_{i,j}^l$ 分别表示最终评估结果对着陆相机和激光雷达的可信度,则式(5)改写为

$$H_{i,j} = w_{i,j}^c \cdot H_{i,j}^c + w_{i,j}^l \cdot H_{i,j}^l.$$

式中:

$$w_{i,j}^c = c_{i,j}^c / (c_{i,j}^c + c_{i,j}^l),$$

$$w_{i,j}^l = c_{i,j}^l / (c_{i,j}^c + c_{i,j}^l).$$

因局部评估误差导致的最终评估均方误差为

$$e_{i,j}^2 = (w_{i,j}^c \cdot e_{i,j}^c)^2 + (w_{i,j}^l \cdot e_{i,j}^l)^2.$$

式中 $e_{i,j}^c$ 、 $e_{i,j}^l$ 分别为着陆相机和激光雷达局部评估的风险度误差.根据均方误差最小准则,利用多元函数求极值,可得到关于相对均方误差的可信度描述

$$\begin{cases} w_{i,j}^c = (1 + (e_{i,j}^c/e_{i,j}^l)^2)^{-1}, \\ w_{i,j}^l = (1 + (e_{i,j}^l/e_{i,j}^c)^2)^{-1}. \end{cases}$$

此时有 $e_{i,j}^2$ 最小,记为

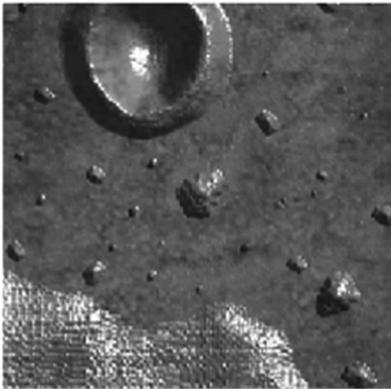
$$(e_{i,j}^2)_{min} = ((e_{i,j}^c)^{-2} + (e_{i,j}^l)^{-2})^{-1}.$$

在最终评估结果最小均方误差准则下,各传感器可信度仅取决于其相对均方误差.事实上,这只是理论结果,在工程实践中,每个传感器测量值的真值是未知的,因此要获得均方误差只能通过统计方法.而统计方法要求多次实物采样,且后续算法计算量大,是软着陆过程所不能接受的,为此,本文采用一种简化的方法来获取传感器可信度.根据传感器分辨率随作用距离变化的情况认为两者可信度相同,此时有 $w_{i,j}^c = w_{i,j}^l = 0.5$.于是得到简化的均值融合方法为 $H_{i,j} = 0.5(H_{i,j}^c + H_{i,j}^l)$.这是一种基于次优可信度的风险评估方法.

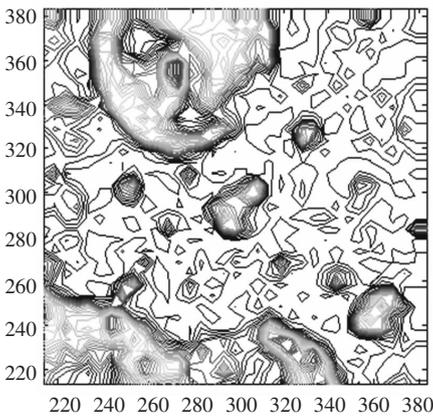
4 仿真实验与分析

本文采用生成的三维数字地形进行仿真,地形范围为 $600\text{ m} \times 600\text{ m}$. 地面系原点位置为图像左下角,在该坐标系下,着陆器质心位置为 $(300, 300, 1\ 000)\text{ m}$,水平运动速度为 7.5 m/s ,垂直速度为 20 m/s ,底部缓冲机构尺寸为 $4\text{ m} \times 4\text{ m}$. 传感器指向误差为 0.1° ,传感器参数为:CCD相机的视场角为 30° ,焦距 17 mm ,分辨率为 $1\ 024 \times 1\ 024$,安装方位为 $(0, 2, 0)\text{ m}$; Lidar的最大和最小作用距离分别为 1.5 km 和 0.1 km ,视场角为 10° ,分辨率为 20×200 ,安装方位为 $(0, -2, 0)\text{ m}$.

图2(a)为经过数据转换后,与激光雷达高程数据相匹配的相机灰度图像,图2(b)为利用全局灰度算法提取的粗糙度等高线分布.



(a) 数据转换后的图像



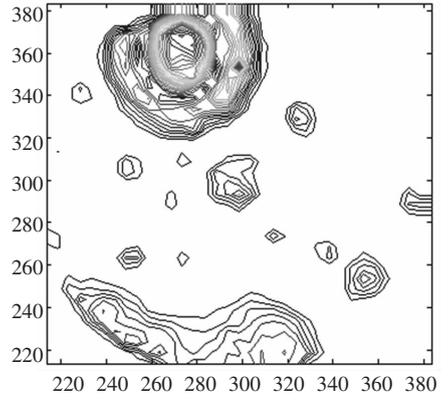
(b) 基于图像的粗糙度等高线

图2 数据转换后的相机灰度图像及其粗糙度等高线

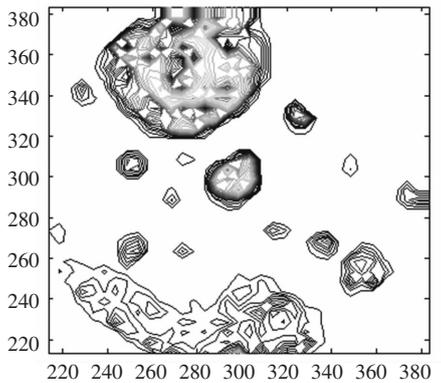
图3为基于最小中值平面拟合算法提取的基于高程数据的粗糙度与坡度分布情况.

最小中值平面拟合算法对有较大尺寸障碍存在的着陆区粗糙度检测效果较好,而对散布地面的小尺寸岩石检测效果有限. 这主要是因为该算法是基于坡面来定义粗糙度的,若坡度平缓,其上仅有小岩石分布,则各高程点与坡面对应点高程

值距离均方差较小,检测效果不明显. 而对起伏较大的区域,如弹坑和岩石边缘,上述距离均方差通常较大,检测效果明显. 因此,可考虑融合使用两种不同的粗糙度提取算法.



(a) 粗糙度等高线



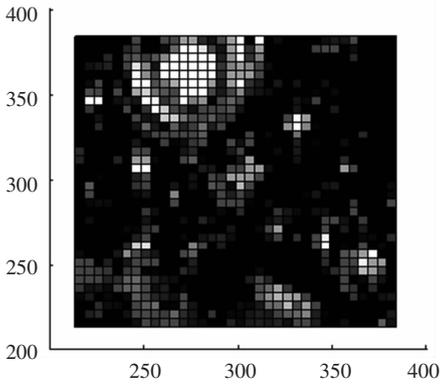
(b) 坡度等高线

图3 高程数据的粗糙度及坡度分布

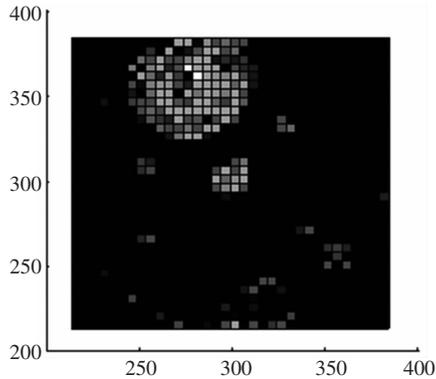
完成地形特征提取之后,通过建立的输入模糊变量进行基于模糊推理的局部评估. 经推理可得如图4所示的局部评估结果. 弹坑边缘处分布的粗糙度值因综合了高程数据的粗糙度提取结果而有所增加,有效抑制了局部评估结果偏小;而平坦地形中存在的粗糙度分布由于考虑了灰度算法在此条件下的保守检测效果,也有效抑制了基于粗糙度的评估结果偏小.

图5(a)为最后基于决策级的信息融合,采用均值算法得到的最终评估结果;灰度值越大的区域,着陆风险也越大. 若以最低风险度所在区域为安全着陆点,图5(b)为着陆点选取结果,叉号表示备选着陆点,各曲线为实际地形的等高线.

事实上,受着陆器水平机动能力限制,上述采样区域只有一部分能成为备选着陆区,若备选着陆点与安全软着陆的容许限相悖,预定着陆点不符合安全着陆要求. 可考虑就近另选着陆点.

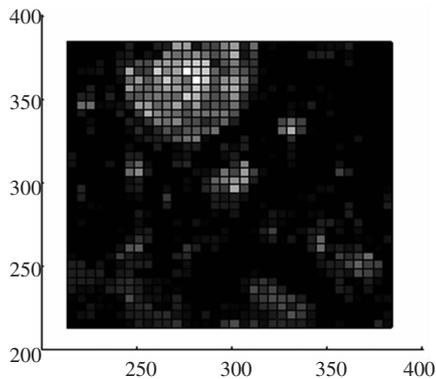


(a) 基于粗糙度的地形风险评估结果

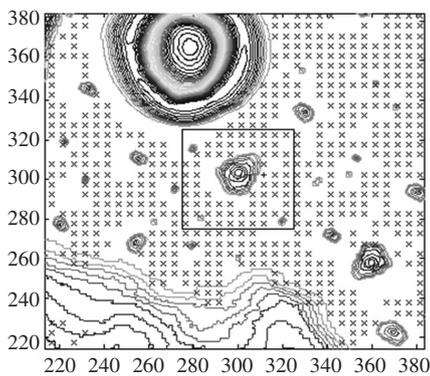


(b) 基于坡度的地形风险评估结果

图4 基于模糊推理的局部评估结果



(a) 基于信息融合的地形风险评估结果



(b) 着陆点分布

图5 地形风险评估结果及着陆点分布

软着陆风险评估方法的特点如下:

1) 能够实现对复杂着陆区数字地形图像的粗糙度特征提取和基于高程数据的粗糙度和坡度特征提取;

2) 对着陆区地形特征建立了相应的模糊变量及隶属函数参数表,利用模糊推理工具,得到按不同地形特征分类的地形风险局部评估结果;

3) 在获得局部评估结果基础上,利用基于加权均值的决策级融合算法,完成最后的地形风险评估,仿真结果令人满意。

参考文献:

- [1] CHENG Yang, JOHNSON E, LARRY H, *et al.* Passive imaging based hazard avoidance for spacecraft safe landing[J]. *Journal of Robotic Systems*, 2001, 23(10): 577 - 587.
- [2] MATTHIES L, HUERTAS A, CHENG Yang, *et al.* Landing hazard detection with stereo vision and shadow analysis[J]. *Planetary and Space Science*, 2007, 12(7): 2835 - 2844.
- [3] BAJRACHARYA M. Single image based hazard detection for a planetary lander [C]//*Proceedings of the World Automation Congress*. Big Sky, MT; [s. n.], 2002, 37(9): 338 - 353.
- [4] JOHNSON A, KLUMPP A, COLLIER J, *et al.* LIDAR-based hazard avoidance for safe landing on mars [J]. *The Journal of the Astronautic Sciences*, 2001, 29(11): 301 - 311.
- [5] LEROY B, MEDIONI G, JOHNSON E, *et al.* Crater detection for autonomous landing on asteroids[J]. *Image and Vision Computing*, 2001, 2(19): 787 - 792.
- [6] ANDREW J. Comparison of obstacle avoidance strategies for mars landers [J]. *Journal of Spacecraft and Rockets*, 2003, 34(7): 388 - 392.
- [7] HOWARD A, SERAJI H. Multi-sensor terrain classification for safe spacecraft landing [J]. *IEEE Transactions on Aerospace and Electronic System*, 2004, 12(4): 291 - 316.
- [8] HOWARD A, SERAJI H. Vision-based terrain characterization and traverability assessment [J]. *Journal of Robotic Systems*, 2004, 29(10): 577 - 587.
- [9] SERRANO N, BAJRACHARYA M, HOWARD A, *et al.* A novel tiered sensor fusion approach for terrain characterization and safe landing assessment [C]//*IEEE Aerospace Conference Proceedings*. Piscatway: IEEE, 2005: 1127 - 1139.
- [10] SERRANO N, SAVAKIS E, LUO J. Improved scene classification using efficient low-level features and semantic cues [J]. *Pattern Recognition*, 2004, 27(18): 1773 - 1784.

(编辑 张宏)

5 结论

本文提出的基于决策级信息融合的行星地形