

# 具有良好重复率与信息量的立体影像点特征提取方法

朱 庆, 吴 波, 万 能, 徐志祥, 田一翔

(武汉大学测绘遥感信息工程国家重点实验室, 湖北武汉 430079)

**摘 要:** 针对立体影像匹配问题, 从重复率与信息量两个方面对现有几种主要的立体影像点特征提取算子进行了实验分析比较; 根据影像的信息熵对影像特征进行聚类分析, 提出了一种与影像特征相关的、基于 Harris算子原理改进的点特征提取方法; 选取不同特征的实际立体影像进行实验分析, 证明本文提出的方法具有更优的重复率与信息量.

**关键词:** 点特征提取; 重复率; 信息量; 信息熵; 特征聚类

**中图分类号:** TN919 **文献标识码:** A **文章编号:** 0372-2112 (2006) 02-0205-05

## An Interest Point Detect Method to Stereo Images with Good Repeatability and Information Content

ZHU Qing WU Ba WAN Neng XU Zhixiang TIAN Yixiang

(State Key Laboratory of Information Engineering in Surveying, Mapping and Remote Sensing, Wuhan University, Wuhan, Hubei 430079, China)

**Abstract** For the purpose of stereo image matching, several common stereo image interest point detectors are reviewed in the two aspects of repeatability and information content through experimental analysis in this paper. Based on the image information entropy, clustering is utilized to analyse the texture features of images and a new interest point detect method is then proposed. The most significant characteristic of this method, which improves the Harris detector, is self-adaptive to the image texture. The experiments by using of actual stereo images with different texture features proved that this method guarantees more better repeatability and information content.

**Key words** interest point detect; repeatability; information content; information entropy; feature clustering

### 1 引言

影像特征提取在影像匹配、目标描述与识别以及运动估计、目标跟踪等领域具有十分重要的意义. 点特征是影像最基本的特征, 它是指那些灰度信号在二维方向上都有明显变化的点. 在影像分析和计算机视觉领域, 根据不同应用目的选择有效的点特征提取算子是非常重要的<sup>[1,2]</sup>. 对立体影像匹配这一特定的问题而言, 以往在对点特征提取算子进行评价和选择时, 往往过于重视提取效率和定位精度等评价指标<sup>[3,4]</sup>. 文献[2]指出, 对于影像匹配、目标识别与三维重建等应用问题, 应该主要从重复率 (Repeatability) 和信息量 (Information content) 两个方面来对特征提取算子进行评价, 并在此基础上选择和研究合适的提取算子.

对于一般的、纹理特征适中的图像而言, Harris算子在

重复率和信息量方面要优于其他算子<sup>[2]</sup>, 然而, 对于大范围航空影像或卫星影像而言, Harris算子在一些困难纹理区域也会提取出很多兴趣值 (interest strength)<sup>[5]</sup>较小的特征点, 正是这些特征点减小了重复率和信息量, 并增加了后续匹配过程中发生误匹配的可能性. 为此, 本文提出一种与影像特征相关的、基于 Harris算子原理改进的点特征提取方法, 来剔除那些可能会导致重复率和信息量降低的特征点. 这种方法能有效提高大范围的、纹理情况复杂的航空影像或卫星影像上所提取特征点的重复率和信息量.

### 2 重复率和信息量

#### 2.1 重复率

对于三维空间一个给定的点  $P$ , 将其分别投影到两幅不同的影像  $I_1$  与  $I_2$  上,  $M_1$  与  $M_2$  分别表示两个投影矩阵, 则点  $P$  在影像  $I_1$  与  $I_2$  上的位置分别表示为  $p_1 = M_1 P$  和

$p_2 = M_2 P$ . 如果在影像  $I_1$  上能够提取出  $p_1$  点, 同时在影像  $I_2$  上也能成功地提取出与  $p_1$  点相关的  $p_2$  点, 则说明  $p_1$  点与  $p_2$  点是可重复的. 为计算两幅影像特征点的重复率,  $p_1$  点与  $p_2$  点之间的映射关系必须唯一确定. 在平面投影的情况下, 这种映射关系可以定义为:  $p_1 = H_{21} p_2$ , 其中  $H_{21} = M_1 M_2^{-1}$ . 可重复的点占有所有提取出的特征点数目的百分比即重复率. 重复率清楚地表达了对同一个场景在不同成像条件下所获得影像上所提取特征点的几何稳定性<sup>[2]</sup>.

然而, 对于大范围的航空影像或卫星影像, 立体像对中一副影像上的一个特征点与另一副影像上和该特征点相关的特征点之间的映射关系是很难准确建立的, 所以本文用影像匹配的方法来确定其相对重复率. 采用数字摄影测量中传统的基于灰度相关与核线约束的方法来进行立体像对的匹配. 相对重复率可以定义为:

$$R(\phi) = \{ (x_1 x_i) | \phi(\rho_{dx_1, dx_i}) < \phi \}$$

$$r_i(\phi) = \frac{R(\phi)}{\min(n_1, n_i)} \quad (1)$$

其中,  $n_1$  和  $n_i$  分别为影像  $I_1$  和  $I_i$  的重叠区域中提取出的特征点数,  $R(\phi)$  为一定  $\phi$  值的条件下立体像对中重复点的数目.  $\phi(\rho_{dx_1, dx_i})$  表示一副影像上的点  $x_1$  与另一副影像上经过匹配后确定的同名点  $x_i$  的匹配可靠度, 匹配可靠度定义如下<sup>[6,7]</sup>:

$$\phi(\rho_{dx_1, dx_i}) = \rho \times \left\{ \begin{array}{l} \sqrt{dx_1^2 + dx_i^2} \\ \rho = \text{Cov}(x_1, x_i) \end{array} \right. \quad (2)$$

$$f(x) = \begin{cases} 1 - \frac{x}{\sigma}, & \text{if } 0 \leq x \leq \sigma \\ 0 & \text{其它} \end{cases}$$

$\rho$  表示在两幅影像上分别以  $x_1$  与  $x_i$  为中心的窗口 (如  $5 \times 5$  等) 的灰度相关系数, 其取值范围满足  $|\rho| \leq 1$ .  $dx_1, dx_i$  表示同名点  $x_1, x_i$  与相应同名核线之间的距离,  $\sigma$  是反映该同名点满足核线约束的容差 (通常取  $0.5 \sim 1$  个像素).  $\phi$  取值范围为  $[0, 1]$ , 当  $\phi = 1$  时, 匹配可靠性最高.  $r_i(\phi)$  即表示了匹配可靠度取  $\phi$  情况下的相对重复率.

## 2.2 信息量

信息量是特征点显著性 (Distinctiveness) 的度量, 特征点的显著性指以该点为中心的一个窗口内的灰度描述符 (Descriptor) 与所有特征点描述符的相似性. 如果这些描述符分布越扩散, 则信息量越高, 特征点之间的成功匹配的可能性就越大. 反之, 如果这些描述符分布越集中, 则信息量就越低, 特征点之间误匹配的可能性就越大.

对于一个选定的点, 定义该点的描述符为以这个点为中心的局部窗口的一组灰度旋转不变量<sup>[8]</sup>, 本文选用二阶不变量来表示描述符:

$$V[0, 3] = \begin{bmatrix} L_x L_x + L_y L_y \\ L_{xx} L_x L_x + 2 L_{xy} L_x L_y + L_{yy} L_y L_y \\ L_{xx} + L_{yy} \\ L_x L_x + 2 L_x L_y + L_y L_y \end{bmatrix} \quad (3)$$

其中, 向量  $V$  的第一项为灰度梯度的平方, 第三项即为拉普拉斯梯度.

特征点的信息量可以用这些描述符的熵来表示. 熵的计算需要对向量空间  $V$  进行分割, 分割依赖于这些描述符之间的距离<sup>[2]</sup>, 本文取其 Mahalanobis 距离, 即  $d_M(V_1, V_2) = ((V_1 - V_2)^T \Lambda^{-1} (V_1 - V_2))^{1/2}$ , 由于  $\Lambda$  可以分解为:  $\Lambda^{-1} = P^T D P$  ( $D$  是一个对角阵,  $P$  是一个正交矩阵). 所以 Mahalanobis 距离又可以转化为:  $d_M(V_1, V_2) = \|D^{1/2} P (V_1 - V_2)\|$ , 距离  $d_M$  是标准化向量的平均值:  $V_{\text{norm}} = D^{1/2} P V$ .

描述符向量经过标准化后, 就可以在各个方向使用相同大小的网格单元来计算向量空间  $V$  的熵.

## 3 立体影像匹配中常用的点特征提取算子

### 3.1 概述

常见的点特征提取算子可以分为三种: 基于形状轮廓的方法、基于信号强度的方法和基于参数化模型的方法. 目前, 基于信号强度的点特征提取方面的研究成果相对较多<sup>[2]</sup>, 在摄影测量领域比较常用的有 Moravec 算子<sup>[9]</sup>、Förstner 算子<sup>[10]</sup>和 Harris 算子<sup>[5]</sup>.

Moravec 算子基于信号的自相关函数, 计算像素邻域窗口和一个四方向移动窗口的灰度差的平方和, 如果四个方向相邻像素灰度差平方和的最小值大于某个阈值, 则认为检测到一个特征点. Förstner 算子用两个步骤来定位特征点, 首先基于自相关矩阵通过一个最佳窗口来检测特征点, 然后用微分中心加权的方法来对特征点进行精确定位. Harris 算子通过用一个自相关矩阵  $A$  对 Moravec 算子进行了改进, 它采用 Gaussian 模板来计算局部窗口内的微分. 为了避免计算矩阵  $A$  的特征值, 特征点的兴趣值通过公式  $\det(A) - \alpha \text{Trace}(A)^2$  来计算. 如果某一个点的兴趣值是以这个点为中心的模板 ( $3 \times 3$  或  $5 \times 5$ ) 窗口中各点兴趣值的最大值的话, 那么就认为这个点是一个特征点. 各种算子的特性如表 1 所示:

表 1 算子特性比较

算子	计算复杂度	速度(点/秒)	精度	阈值
Moravec	$4n^2n^2$	1687	像素级	需要
Förstner	$m^2(7n^2 - 4n + 7)$	720	亚像素级	需要
Harris	$m^2(2M^2 + 3N^2 + 7)$	7908	像素级	不需要

\*  $m$  为影像大小,  $n$  为特征值计算窗口,  $M$  为 Gaussian 模板窗口大小,  $N$  为微分计算窗口.

### 3.2 重复率与信息量比较

本文选取了不同纹理特征的三幅实际立体影像 (图 1) 来对 Moravec 算子、Förstner 算子和 Harris 算子进行实验, 对这些算子的重复率和信息量进行了分析比较.

实验过程中, Moravec 算子和 Förstner 算子中各参数的取值分别参照文献 [9] 与文献 [10] 中给出的建议值, Harris 算子中 Gaussian 模板的参数  $\sigma$  取  $0.5$   $\alpha$  取  $0.04$  过滤模板大小取  $5 \times 5$  用式 (1) 来计算重复率时, 匹配可靠



图 1 参考 SS 影像

度  $\phi$  选取了不同的值。计算信息量时, 所有提取的特征点均参与了计算, 标准化描述符的分割区间大小设为 30 其结果如表 2 所示。

影像	算子	特征 点数	$\Psi$ -重复率 (%)					信息量
			0.5	0.6	0.7	0.8	0.9	
特征丰 富区域 (图 1(a))	Harris	19368	22.32	16.91	11.82	6.36	1.55	2.372
	Förstner	6158	25.20	19.11	12.21	5.94	1.54	2.148
	Moravec	8968	10.09	7.86	5.10	2.36	0.60	2.145
特征适 中区域 (图 1(b))	Harris	19981	30.87	24.17	17.32	9.70	2.99	2.186
	Förstner	1145	25.94	20.70	15.54	8.99	2.44	1.447
	Moravec	9048	12.06	9.27	6.23	3.50	1.91	1.766
特征缺 乏区域 (图 1(c))	Harris	25558	20.60	15.42	9.63	4.34	0.88	0.550
	Förstner	394	19.28	14.47	10.15	4.82	1.52	2.211
	Moravec	9494	7.29	5.02	2.84	0.98	0.20	0.415

从表 2 中可以看出, Harris 算子提取的特征点要远多  
余另外两种算子, 但其重复率随影像纹理特征的不同而有所  
不同。在图 1(b) 所示的纹理适中区域, Harris 算子的重  
复率要优于其它算子, 但在图 1(a) 所示的纹理丰富区域  
和图 1(c) 所示的纹理缺乏区域, Harris 算子相对于另外两  
种算子没有明显的优势。在信息量方面, Harris 算子在纹理  
丰富区域和纹理适中区域的信息量要高于其它算子, 但在  
纹理缺乏区域的信息量却不是最高的。

综合考虑重复率与信息量, Harris 算子在纹理适中区  
域的表现要明显好于其它算子, 这和文献 [ 2 ] 的研究结论  
是一致的。但是在纹理非常丰富或者缺乏的困难纹理区  
域, Harris 算子却不是最好的, 这是由于在困难纹理区域  
Harris 算子提取出了很多特征并不明显 (兴趣值不大) 的  
点的原因, 这些特征并不明显点也增加了后续匹配过程  
中发生误匹配的机率, 并降低了影像匹配的总效率。因此,  
本文将结合不同的影像特征改进 Harris 算子, 预先根据影  
像的信息熵对影像特征进行聚类分析, 进一步提高各种影  
像特征情况下 Harris 算子的重复性与信息量。

4 影像特征聚类分析

4.1 影像的熵矩阵

影像的纹理特征可以通过影像的信息熵矩阵来描述。  
将影像投射到一固定分辨率的网格上, 对于每一网格单  
元, 将包含该单元颜色信息的信息熵作为该单元格的特征  
描述。为了描述影像单元格的这种特征, 引入了单元熵的  
概念。设  $H[k]$  表示在影像空间中序号为  $k$  的网格单元的

单元熵, 则  $H[k]$  定义为

$$H[k] = - \sum_{i=1}^n p_i \lg p_i \tag{4}$$

$n$  为单元格内像素点的数目, 灰度概率  $p_i$  可近似取值为灰  
度的频率:

$$p_i = \frac{f_i}{N}, \quad N = \sum_{i=1}^n f_i$$

其中  $f_i$  表示灰度值  $i$  出现的频率,  $N$  为单元格网内灰度值  
的总数。采用单元熵对影像单元格的特征进行表示后, 整  
幅影像就成了一个由不同单元熵构成的熵矩阵, 该熵矩阵  
包含了影像的全局和局部的形状特征 [ 11 ]。

4.2 特征聚类分析

聚类分析是指: 给定一数据样本集  $X\{x_1, x_2, \dots, x_n\}$ , 根  
据数据点之间的相似程度将该样本集分为  $k$  簇:  $\{c_1, c_2, \dots, c_k\}$ 。其中  $\bigcup_{i=1}^k c_i = X, c_i \cap c_j = \phi, i \neq j$ 。聚类分析的目的就要  
是保证相似的样本在同一簇中, 相异的样本在不同簇中。  
样本之间的相似性度量最常用的是样本之间的距离。

数字影像的熵矩阵就是一个以各个单元格的熵为样  
本的样本集, 通过对该样本集进行聚类分析, 就可以实现  
对该数字影像纹理特征的聚类分析。

本文采用基于质心 (样本均值) 的  $K$ -平均聚类算法来  
进行熵矩阵的聚类分析。该算法的步骤如下:

- (1) 选择一个含有随机选择样本的  $k$  个簇的初始划  
分, 计算这些簇的质心。
- (2) 根据欧氏距离把剩余的每个样本分配到距离它最  
近的质心所在的簇中去。
- (3) 计算被分配到每个簇的样本的均值, 作为新的簇  
质心。
- (4) 重复第 2 步和第 3 步, 直到  $k$  个簇的质心点不再  
发生变化或准则函数收敛。

对于如图 2(a) 中的影像, 将影像投射到  $30 \times 40$  分辨  
率的网格上, 计算各单元格的熵, 用不同颜色来表示各单  
元格熵的大小, 其中白色代表熵越大的区域, 黑色代表熵  
越小的区域, 得到一副特征趋势影像 (见图 2(b))。

采用  $K$ -平均聚类法对该熵矩阵进行聚类分析, 取  $K =$   
 $3$  即将该熵矩阵聚类成为 3 个簇 (三阶聚类)。从影像特征

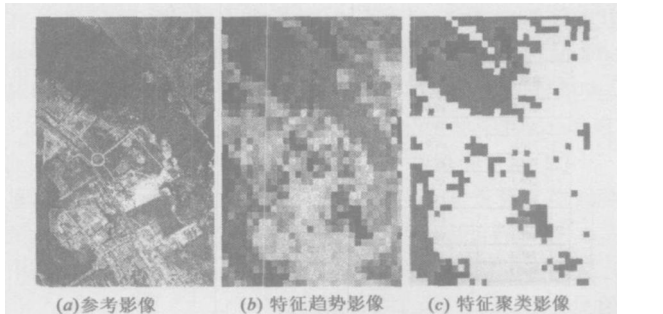


图 2 影像特征聚类

的角度来讲,即将影像聚类成为特征丰富、特征适中、特征缺乏三个子区域。聚类的结果如图 2(c)所示,其中,特征丰富的区域用白色来表示,特征适中的区域用灰色来表示,特征缺乏的区域用黑色来表示。当然,也可以对影像进行二阶聚类,具体聚类的方式可以根据影像特征的大致情况确定。

在特征提取之前,借助熵矩阵来对影像特征进行聚类分析,能有效地改善后续的特征提取效果,使特征提取能与影像的局部特征相关。

## 5 与影像特征相关的点特征提取方法

### 5.1 特征相关百分比

在上述实验过程中, Harris算子提取的特征点数在各种影像特征情况下均远高于其他两种算子。为减少 Harris算子提取特征点的冗余,进一步提高其重复率与信息量,本文基于特征相关的方法,对 Harris算子在不同影像特征条件下,选取占所提取特征点不同百分比的特征点进行了进一步实验,实验结果分别如表 3 图 3所示。从实验结果可以看出:

表 3 Harris算子重复率与信息量实验结果 (匹配可靠度取 0.75)

影像	提取特征点百分比 (%)	特征点数	匹配同名点数	重复率 (%)	信息量
特征丰富	100	19368	3275	16.91	2.372
	70	13557	2369	17.47	2.562
	50	9684	1933	19.96	2.617
	30	5810	1292	22.24	2.389
	10	1936	289	14.93	1.802
特征适中	100	19981	3830	19.17	2.114
	70	13986	4060	29.03	2.198
	50	9990	2966	29.69	1.876
	30	5994	1724	28.76	1.741
	10	1998	400	20.02	1.367
特征缺乏	100	25558	3941	15.42	0.550
	70	17890	2999	16.76	0.502
	50	12779	2375	18.59	0.643
	30	7667	1469	19.16	0.898
	10	2555	572	22.39	1.657

(1)对于影像特征丰富区域(如城市建筑物密集区):其重复率在 30% 的百分比时达到最大值,而信息量在 50% 的百分比时达到最大值,综合考虑所提取的特征点数与匹配同名点数,确定 30% 的百分比为影像特征丰富情况下 Harris算子的特征相关百分比。

(2)对于影像特征适中区域(如建筑物密集程度不大的区域):其重复率在 50% 的百分比时达到最大值,而信息量在 70% 的百分比时达到最大值,综合考虑所提取的特征点数与匹配同名点数,确定 50% 的百分比为影像特征适中情况下 Harris算子的特征相关百分比。

(3)对于影像特征缺乏区域(如山区或水域):百分比

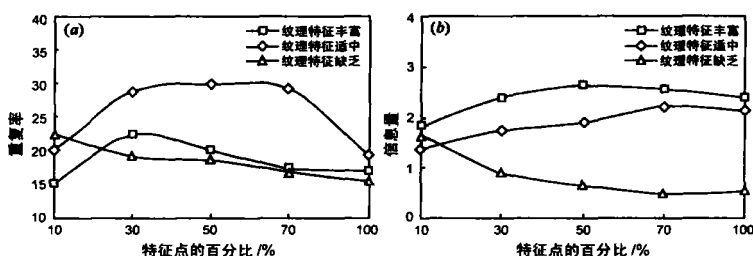


图 3 实验结果对比。(a)重复率;(b)信息量

越小,重复率与信息量就越高,综合考虑所提取的特征点数与匹配同名点数,确定 30% 的百分比为影像特征缺乏情况下 Harris算子的特征相关百分比。

### 5.2 实现方法

与上述实验过程中所选用的三副典型特征影像不同的是,大多数立体影像的纹理特征往往不是单一的,特别是对于大范围的航空、卫星影像来说,更是如此。所以,本文基于影像特征聚类的方法,利用影像的信息熵矩阵,对原始立体影像进行特征聚类,熵矩阵中的每一个元素对应了影像上的一个单元格,对影像的每一个单元格,判断其属于何种特征类别,用相应的特征相关百分比由 Harris算子提取特征点,再遍历所有单元格,得到各单元格特征点的集合。

具体实现时,用户可以根据影像的大致情况,将影像聚类成为特征丰富、特征适中、特征缺乏三个区域(三阶聚类),或者聚类成为包含三种特征中任意两种的区域(二阶聚类),自适应地设置其特征相关百分比,或者把特征相关百分比作为参数提供给用户来进行设置。与影

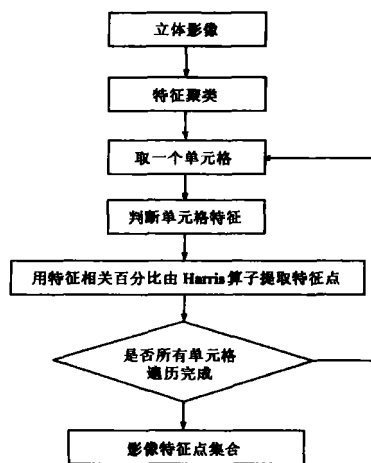


图 4 算法实现框图

像特征相关的 Harris改进算子的实现算法如图 4所示。

### 5.3 实验分析

基于本文提出的方法,对图 2(a)中的立体影像进行了实验。分别比较了本文所提方法、Harris算子、Förstner算子、Moravec算子的重复性与信息量(见表 4)。Harris算子中 Gauss模板的  $\sigma$  值取 0.5,  $\alpha$  取 0.04,特征点过滤模板窗口大小取  $5 \times 5$ 。在计算重复率时,匹配可靠度取 0.75,计算信息量时,分割区间的大小取 100。

从表 4可以看出,本文所提的方法在重复率与信息量方面是所有实验方法中最高的。

表 4 不同算子的实验结果

特征算子	所提取的特征点数	匹配同名点数	重复率(%)	信息量
本文所提方法	108500	25621	25.14	3.467
Harris	186855	33619	17.99	2.127
Förstner	6002	778	12.96	3.002
Moravec	69917	5445	7.79	2.623

6 结论

根据以上实验分析, 可以得出如下结论:

(1) 在立体影像匹配领域, 重复率和信息量是评价点特征提取算子的两条最重要的准则.

(2) 对于影像纹理特征适中区域, Harris算子相对于其它算子具有更优的重复率和信息量.

(3) 本文提出的与影像特征相关的、基于 Harris算子原理改进的点特征提取方法能进一步提高重复率和信息量, 更加适合于后续立体影像匹配.

参考文献:

[ 1 ] N Sebe M S Lew. Comparing salient point detectors [ J]. Pattern Recognition Letters 2003, 24( 1- 3): 89- 96

[ 2 ] C Schmid R Mohr C Bauckhage. Evaluation of interest point detectors[ J]. International Journal of Computer Vision, 2000, 37( 2): 151- 172

[ 3 ] S Baker S K Nayar. Global measures of coherence for edge detector evaluation[ A]. Proceedings of the Conference on Computer Vision and Pattern Recognition [ C]. Fort Collins, Colorado, USA, 1999, 373- 379

[ 4 ] P Brand R Mohr. Accuracy in image measure[ A]. Proceedings of the SPE Conference on Videometrics III [ C]. Boston, Massachusetts USA, 1994 Vol 235Q 218 - 228

[ 5 ] C Harris M Stephens. A combined corner and edge detector[ A]. Proceedings of 4th Alvey Vision Conference [ C]. Manchester, England, 1988, 147- 151.

[ 6 ] 赵杰. 数字地形模拟 地形数据获取与数字地形分析研究[ D]. 武汉: 武汉大学博士学位论文, 2004

Zhao J Research on terrain data acquisition and digital

terrain analysis in digital terrain modeling [ D]. Wuhan University, Wuhan, 2004 ( in Chinese)

[ 7 ] Y Zhong H F Zhang. Control points based semi-dense matching[ A]. Proceedings of the 5th Asian Conference on Computer Vision[ C]. Melbourne, Australia, 2002, 137- 144

[ 8 ] J J Koenderink A J van Doorn. Representation of local geometry in the visual system [ J]. Biological Cybernetics 1987, 55( 6): 367- 375.

[ 9 ] H P Moravec. Towards automatic visual obstacle avoidance[ A]. Proceedings of the 5th International Joint Conference on Artificial Intelligence[ C]. Cambridge, Massachusetts USA, 1977, 584

[ 10 ] W Förstner. A framework for low level feature extraction[ A]. Proceedings of the 3rd European Conference on Computer Vision[ C]. Stockholm, Sweden, 1994, 383 - 394

[ 11 ] 孙君顶, 毋小省, 周利华. 基于信息熵的图像检索[ J]. 西安电子科技大学学报, 2004, 31( 2): 223- 229

Sun J D, Wu X S, Zhou L H. Entropy-based image retrieval[ J]. Journal of Xi'an University, 2004, 31( 2): 223- 229. ( in Chinese)

作者简介:



朱 庆 男, 1966年生于四川仁寿, 武汉大学教授, 博士生导师, 现主要从事数字摄影测量、多维地理信息系统和虚拟地理环境的理论与应用研究, 代表成果: 《数字高程模型》、《Digital Terrain Modeling Principles and Methodology》和《数码城市地理信息系统》

E-mail: zhuq66@ 263.net



吴 波 男, 1977年生于湖南邵阳, 武汉大学博士研究生, 现主要从事数字摄影测量、立体影像匹配、三维自动重建等领域的研究.

E-mail: wubbo@ 163.com.