

基于 Markov 随机场 K-Means 图像分割算法

黄 宇, 付 琨, 吴一戎

(中科院电子所, 北京 100190)

摘 要: 传统的 K-Means 算法在图像分割中只与特征向量有关, 从而忽略了像素间的空间位置关系, 因而分割模型是不完整的. 本文利用 Markov 随机场描述图像像素间的邻域关系, 引入拒绝度的概念到聚类目标函数中的同时, 提出了初始类别及初始中心点的确定方法, 提出了较为完备的基于 Markov 随机场图像分割算法. 并通过实验验证该分割方法在效果及效率上的有效性.

关键词: K-Means 聚类; 图像分割; Markov 随机场; 拒绝度

中图分类号: TP391 **文献标识码:** A **文章编号:** 0372-2112 (2009) 12-2700-05

Image Segmentation Method Using K-Means Based on Markov Random Field

HUANG Yu, FU Kun, WU Yi-rong

(*Electronic Institute of Chinese Academy Science, Beijing 100190, China*)

Abstract: Traditional K-means arithmetic model is half-baked because of the segmentation of the images is only concerned about feature vectors but ignore the spatial relation between two of the pixels. This paper use Markov random field to describe the neighborhood system of the image pixels. Then the concept of “refusal” is introduced in the K-means arithmetic. Meanwhile, the method of initial cluster number and center is also decided. Therefore the more integrity model of image segment arithmetic based on Markov random field is formed. The arithmetic is validated by experiment later.

Key words: K-means cluster; image segmentation; Markov random field; refusal

1 引言

K-Means 算法及其改进方法已在图像分割中得到了广泛的应用, 该分割方法将图像作为一个图像特征向量集合, 把图像分割任务转化成对数据集合的聚类任务. 该方法仅根据图像的底层特征向量来建立聚类目标函数, 分割只与特征向量有关, 从而忽略了像素间的空间位置的统计依赖关系^[1~5]. 在对各类图像的分割研究中, 大量的工作^[6,7]表明综合考虑图像底层特征和像素间空间信息的分割, 相对单纯的聚类分割方法更具优越性. Markov 随机场 (Markov Random Field) 模型提供了方便而直接的方法以概率来描述图像像素之间的空间信息, 已经广泛应用于图像处理领域, 特别是在图像分割领域^[7~9]. 为了克服 K-Means 聚类分割中的上述缺陷, 本文通过利用 Markov 随机场来描述像素之间的空间约束信息, 结合 K-Means 实现对图像的分割. 本文算法的描述以针对彩色图像的分割为例, 但可应用于灰度图像.

之前的研究将 Gibbs 随机场与模糊 C 均值 (Fuzzy C-Means) 相结合, 以 Gibbs 能量的形式引入先验的邻域约

束信息, 提出了改进的图像分割算法, 实验结果表明该算法提高了图像分割质量^[10]. 但是, 该算法中像素点标记为 k 类的先验概率的计算依赖于一个初始分割的过程, 对于作为算法基础的初始分割没有给出解决方案; 另一方面, 基于 Gibbs 随机场模糊 C 均值由于引入模糊度的概念 $\mu_k(i, j)$, 利用拉格朗日条件极值和 Picard 迭代算法直至收敛, 则算法复杂度大大提高. 本文对 K-Means 算法进行了改进, 引入了基于 Markov 随机场先验概率作为拒绝度, 提出了考虑空间信息的 K-Means 分割方法, 算法无需迭代进行极值计算, 所以算法复杂度也大大降低. 同时针对图像自身特点, 将先验概率的计算过程与 K-Means 算法必须解决的两个问题——初始类别确定及初始中心点确定结合起来, 给出一个完整的解决方案. 从而达到保证了较好的分割结果的同时效率上比 Gibbs 模糊 C 均值算法上有了很大的提高.

2 Markov 随机场理论

首先介绍一下 Markov 随机场理论. 设一幅 $M \times N$ 的图像中像素点集合 $S = \{s(i, j); 1 \leq i \leq M, 1 \leq j \leq N\}$, 在 Markov 随机场理论中, 图像像素点 $s(i, j)$ 的空间关

系是通过其邻域系统 $M = \{m_{ij}(i, j) \in M \times N, m_{ij} \subset M \times N\}$ 来描述. M 为 $s(i, j)$ 的邻域系统需要满足如下条件: (1) $s(i, j) \notin m_{ij}$; (2) 如果有 $s(k, l) \in m_{ij}$, 那么 $s(i, j) \in m_{kl}$. 分割后图像 $X = \{x_s; x_s \in \{1, 2, \dots, K\}\}$ 是定义在 S 上的随机场, 如果 X 满足如下特性, 就认为 X 为 Markov 随机场:

- (1) 图像像素的联合概率 $P(X) > 0$;
- (2) $P(x_s | \{x_r, r \neq s, r \in S\}) = P(x_r | \{x_s, r \in M\})$

Besag 提出了 Markov 随机场和 Gibbs 分布的关系, 并将其表述为 Hammersley-Clifford 定理, 定理描述为: X 是 S 上的一个对于邻域系统 M 的 Markov 随机场, 当且仅当它的联合分布是与 M 有关的集簇 (Clique) 的 Gibbs 分布

$$P(X) = \frac{1}{Z} e^{-\frac{U(X)}{T}}$$

其中 $U(X) = \sum_{c \in C} V_c(X)$ 为能量函数, $V_c(X)$ 是与集簇有关的势函数, 通过选择集簇合适的势函数, 可以形成多类别的 Gibbs 分布的随机场. 由上可知 Gibbs 分布是定义在一组集簇上的, 本文采用的邻域系统为 2 阶邻域系统, 也就是 $M = \{(k, l) | 0 < (k - i)^2 + (l - j)^2 \leq 2\}$, 所采用的相应集簇如下图 1 所示:

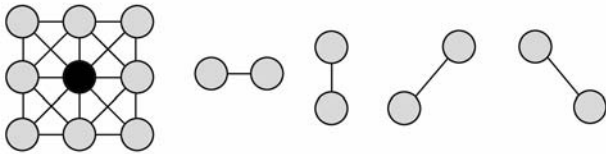


图1 邻域系统结构及其集簇结构

本文在上述集簇结构基础上, 给出了势能函数表达式:

$$V_2(x_i - x_j) = \beta \left(\frac{1 - \delta(x_i - x_j)}{2} \right),$$

其中 β 为类别不等时的调节参数. 这里规定 $\delta(x_i - x_j) = \begin{cases} 1, & x_i = x_j \\ -1, & x_i \neq x_j \end{cases}$.

3 基于 Markov 随机场的 K-Means 算法

首先引入一个定义. 对于像素 (i, j) 的邻域 m_{ij} , 如果像素 (i, j) 上某一标记发生的先验概率为 $P(i, j)$, $(1 - P(i, j))$ 为邻域 m_{ij} 对该标记的拒绝程度, 简称为拒绝度. 该拒绝度的先验概率由 Gibbs 分布提供, 因此其包含了空间信息, 将其引入到 K-Means 算法的目标函数中, 构造出一个新的目标函数:

$$J_{kmeans} = \sum_{i,j} \sum_{k=1}^K (1 - P_k(i, j)) \|y(i, j) - v_k\|^2$$

其中 v_k 为第 k 类中心, $y(i, j)$ 为像素 (i, j) 的值. 由上式可以看到, 拒绝度 $(1 - P_k(i, j))$ 和 $\|y(i, j) - v_k\|^2$ 作用会影响到对当前像素的类别划分, 例如当 $\|y(i, j) - v_k\|^2$ 的值越大时表示当前像素被标记为 k

类的可能性越小, 但是这时如果其邻域对 k 类拒绝度很小, 这就可能大大削弱 $\|y(i, j) - v_k\|^2$ 的影响力, 使得当前像素被标记为 k 类, 极端情况是当前像素邻域对 k 类拒绝度 $(1 - P_k(i, j)) = 0$, 那么不管该点的像素值与类别中心的距离有多大都会被标记为 k 类. 为了保证该算法能够收敛, 其中心点计算公式相应修改为

$$v_k = \frac{\sum_{ij} (1 - P_k(i, j)) y(i, j)}{\sum_{ij} (1 - P_k(i, j))}$$

对于 K-Means 算法本身需要解决两个问题: 初始类别数目和初始中心点. 基于上述两个问题及其在图像中的应用考虑, 我们提出如下解决方法. 首先是初始类别数目的确定, 我们将图像分割成 8×8 的多个网格, 根据整幅图像颜色变化程度决定其初始类别数目, 定义初始

类别数目 $K = \alpha \sum_{r=1}^N \sum_{i=1}^{N_r} \|x_i^r - x_{means}^r\| / N$, 表示对图像每个区域中所有像素颜色与均值变化程度的平均来代表幅图像颜色变化的跨度, 这个跨度的个数就决定了图像的初始类别数. 其中 N 为网格数目, N_r 为第 r 个网格的像素数目, x_{means}^r 为网格 r 的颜色均值, x_i^r 为网格 r 中第 i 个像素的颜色值, α 为调整参数. 当网格数过多时例如 (16×16) 会出现变化过度类别过多的问题, 通过验证当对本文图像数据的分析采用 8×8 网格的计算结果较为合适, 这就是本文为何采用 8×8 网格计算的原因.

我们通过对已有聚类算法的分析, 提出如下获取初始中心点集的方法 (本文称其为“二级中心集合确定方法”):

(1) 从每个网格中随机抽取 2 个不同像素组成一个随机抽样集合 RS_i , 重复此操作获取 8 个这样的数据集;

(2) 对于每个 RS_i , 以 K 为类别数目随机选择初始中心点集, 利用 K-Means 聚类, 产生对应的聚类中心 CM_i , 这些聚类中心组成集合 CM ;

(3) 以每个 CM_i 为初始聚类中心集, 初始聚类数目为 K , 对集合 CM 采用 K-Means 聚类, 获取对应的聚类中心集 FM_i 和差异度 δ_i 的值 ($\delta_i = \sum_{j=1}^K \|CM_{ij} - FM_{ij}\|^2$);

(4) 把使差异度 δ 最小的 FM_i 作为整个数据集的初始中心, 即 $KM = \arg \min \{\delta_i\}$.

以上初始中心点获取算法借鉴了大规模数据处理中的采样思想, 以少量采样数据来反映总体数据的情况, 一方面减少了初步分析的数据量, 另一方面采用了两级处理方法, 也就是对初始随机产生的聚类中心的一个筛选过程, 最后选择差异度最小的一组作为初始中心. 可以看出, 采样的数据对算法的有效性有影响, 我们采用的网格划分采样方法兼顾了局部和整体能够有效地反映图像数据的特征. 对于先验概率 $P_k(i, j)$ 的计

算,在得到初始聚类中心后将第一次像素点的分配结果当作先验知识,根据此结果由上面定义 Gibbs 分布计算出先验概率值。

即使我们在聚类算法中利用 Markov 随机场来引入空间信息,但还是不可避免地存在分类噪声,这些分类噪声的存在一方面给后面的区域合并带来很大影响,大大增加了计算量;另一方面,本文在区域标注阶段需要用到图像分割的结果来勾绘区域边界,分类噪声的存在使得勾绘的边界轮廓凹凸不平,视觉效果不好。基于上述考虑,本文结合微软亚洲研究院 F. Jing^[11]等人的算法对聚类分割结果进行合并。该算法是基于局部同态性(Local Homogeneity)考虑的。局部同态性是指在某个区域内像素间颜色的相似程度。算法给出了一个衡量局部同态性的计算方法,利用该公式计算每个像素对应的 H 值。该计算方法是基于窗口考虑的,设当前中心像素 (x_c, y_c) 的特征值为 $I(x_c, y_c)$,以该像素为中心的窗口大小为 $(2N+1) \times (2N+1)$,窗口中其他像素为 (x_i, y_i) ($i=1,2,\dots,(2N+1)^2$), H 值的计算公式如下:

$$H = \frac{\|f\|}{\|p_i\|}, \text{ 其中 } f = \sum_{i=1}^{(2N+1)^2} f_i, f_i = (I(x_i, y_i) - I(x_c, y_c)) * p_i$$

p 表示当前像素相对中心像素的位置向量,即 $p_i = (x_i - x_c, y_i - y_c)$ 。对于具有 RGB 分量的彩色图像,其像素的 H 值计算公式为:

$$H = \sqrt{H_R * H_R + H_G * H_G + H_B * H_B}$$

在上面聚类量化的基础上采用种子区域生长的方式来确定区域,首先需要确定种子点,这里利用阈值 T_p 来确定像素是否为种子点。阈值 T_p 的计算公式为:

$$T_p = \min(\max(\mu_p - \alpha_1 * \sigma_p, \mu - \alpha_2 * \sigma), \mu + \alpha_3 * \sigma)$$

上式中 μ_p 和 σ_p 是局部窗口中像素集合的 H 值均值和方差, μ 和 σ 指的是整幅图像的 H 值的均值和方差。由于阈值的大小取决于参数 $\alpha_1, \alpha_2, \alpha_3$, 而阈值又为判断是否为种子点的依据(小于该阈值的认为是种子点),所以 $\alpha_1, \alpha_2, \alpha_3$ 的选择关系到种子点的选择,而种子点又构成了种子区域,也关系到种子区域的确定。阈值的选取确定了分割的精度,故对分割效果有很大影响。本文经过大量实验最终确定 $\alpha_1 = 0.5, \alpha_2 = 0.4$ 和 $\alpha_3 = 0.3$ 为较为合适的阈值参数。

根据上述方法确定种子点后,利用四邻域连通规则将种子点连接起来,根据图像分割的精度要求确定最小种子区域大小阈值,凡是大于该阈值的记为种子区域。确定种子区域后从每个种子区域的边缘开始进行区域增长,具体方法如下:

(1) 去除种子区域的“孔洞”;

(2) 求出所有不属于种子区像素点 H 值的均值 H_{mean} ,将小于该均值的像素点根据四邻域连通规则连成生长区域,如果该生长区域有且只有一个相邻的种子区域,那么将该生长区域合并到相邻种子区域中;

(3) 重复第二步操作,直到没有可合并区域;

(4) 将剩余像素根据其 H 值大小顺序一一合并到邻接种子区域, H 值小的优先合并。

这种种子区域生长方法一定程度上克服了提前确定区域数目带来的影响。在实验中发现 H 值计算窗口的大小和最小种子区域阈值对结果有比较大的影响,由于本系统中实验图像大小基本上在 256×256 至 256×384 之间,为了能够得到比较好的效果,实现中计算窗口设为 9×9 ,最小种子区域阈值为 32。

总结该图像分割方法,归纳为以下步骤:

(1) 通过网格划分统计的方法获取初始聚类类别数目,利用二级中心集合确定方法获取初始聚类中心;

(2) 根据 K -Means 的像素类别分配原则将像素点分配到各个不同类别中,以该结果计算先验概率 $P_k(i, j)$;

(3) 将图像中所有像素点按 K -Means 规则分配到离其最近的聚类中心所在类别中;

(4) 根据修改后的 K -Means 聚类中心计算公式更新各个类别的聚类中心值;

(5) 判断算法是否收敛或达到停止条件,如果是则得到聚类结果,否则转第(3)步;

(6) 利用基于局部同态性的种子区域生长算法对聚类结果进行区域划分。

4 图像分割实验

4.1 图像库及分割效果评估方法说明

由于本分割算法针对的目标集合是彩色图像,因此不管是对遥感光学图像还是普通的自然场景图像都适用。为了全面测试算法分割效果,本实验的数据集合分为自然场景图像。自然场景图像集合由 Benchmark 平台^[12]自带自然场景图像组成。算法对图像的分割效果采用 Benchmark 平台来评估。

4.2 分割效果测试平台简介

Benchmark 测试平台的目标在于根据图像分割算法所取得边缘给出该算法的得分,也就是给出了一个 F -Measure 值定量地对算法进行评估,使得不同算法之间可以相互比较。 F -Measure 值的范围在 0.0 ~ 1.0 之间,值越高算法越好。 F -Measure 值 F 的计算是根据 Precision 和 Recall 来的,其计算公式为:

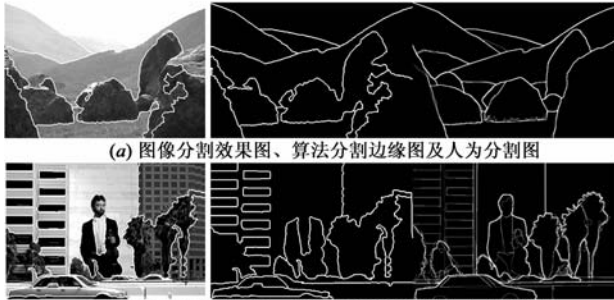
$$F = 2PR / (P + R)$$

其中 P (即 Precision)表示算法产生的边缘像素是真正的边缘像素的概率,它是对算法所产生的边缘包含噪声程

度的评估; R (即 Recall)表示真正的边缘像素被检测到的概率,它是对真正边缘被算法检测到的程度。

4.3 分割实验结果与分析

利用本文提出的图像分割算法对 Benchmark 测试平台自带的 70 幅自然场景图像进行分割.根据 Benchmark 平台的运行需要,对图像分割后的图像进行边缘提取,形成二值化的图像边缘图像. Benchmark 平台给出每幅图像的 F -Measure 值,最后对整个数据集进行综合评估. Benchmark 测试平台同时配套一个训练图像集合来进行参数的训练或调优,本文所采用的分割算法不采用该训练图像集合,算法在无监督情况下经过 Benchmark 测试平台的评估给出了 F -Measure 值.这里给出部分图像分割结果,图 2 给出了分割效果比较,表 1 给出对应的 Benchmark 评估值:



(a) 图像分割效果图、算法分割边缘图及人为分割图

(b) 图像分割效果图、算法分割边缘图及人为分割图

图2 部分自然场景图像分割效果图

表1 Benchmark 评估数据

| 图像 | Precision | Recall | F-Measure |
|-----|-----------|----------|-----------|
| (a) | 0.750221 | 0.719082 | 0.734322 |
| (b) | 0.6625 | 0.819585 | 0.732718 |

图 2 中给出了不同等级分割效果样例,第一列是图像算法分割的效果图,第二列是根据第一列的图抽取其边缘信息并进行二值化得到的边缘图.这只是 70 幅图像中的一部分,但还是能反映出算法对于各种不同彩色图像具有较好的分割效果,同时我们要看到,在无监督情况下算法对于一些小的特征区域的分割还是有欠缺的,如(b)图像中人的头部被当作背景合并了,经过分析我们认为这是由于所采用的合并策略考虑了邻域区域大小及邻接边缘的长度,有可能对分割效果产生影

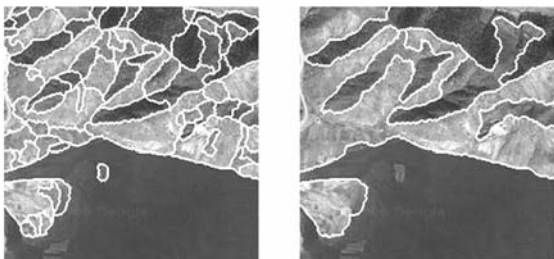


图3 遥感图像合并前后分割效果图

响。

同时,利用本文提出的算法对 140 幅光学遥感图像进行分割.这里给出其中一幅图像区域合并前的效果图以及合并后最终的图像分割效果,如图 3 所示。

以上试验表述了 Benchmark 平台下本文方法对图像分割的评估,以及算法在光学遥感图分割的应用.同时也将本文的方法同传统的 K -Means 算法及前任提出的 Gibbs 模糊 C 均值算法进行了分割效果(见表 2)及算法效率(见表 3)的比较,其中仍以图 2 中所示的图像(a)、(b)为例。

表2 分割效果比较结果(F -Measure 值)

| 图像 | K -Means 算法 | Gibbs FCM 算法 | 本文算法 |
|-----|---------------|--------------|----------|
| (a) | 0.649062 | 0.750181 | 0.734322 |
| (b) | 0.60247 | 0.769576 | 0.732718 |

表3 分割计算耗时单位为秒(s)

| 图像 | K -Means 算法 | Gibbs FCM 算法 | 本文算法 |
|-----|---------------|--------------|------|
| (a) | 2 | 49 | 5 |
| (b) | 2 | 56 | 9 |

注:试验条件为 CPU 2.4GHz 内存 1GB,算法实现为 Java eclipse 3.1

综合来看,本文算法在分割效果上虽然不及 Gibbs 模糊 C 均值算法,但效果相差无几,比 K -Means 算法有了明显提高,同时本文算法在效率上明显好于 Gibbs 模糊 C 均值算法,却同 K -Means 的效率相当.由此可知,本文提出的算法同其他两个算法比较来看有其分割效果及分割效率的优势。

5 结论

本文结合 Markov 随机场引入拒绝度的概念改进了 K -Means 聚类方法,并提出了初始类别确定及初始中心点确定的方法,同时结合基于局部同态性的区域生长算法给出较为完备的图像分割方案,达到了较好的图像分割效果及效率。

然而在实验中我们可以看到对小区域有时会产生过合并现象,对分割的效果有影响.考虑需要一个更加合理的区域合并策略,能够保留较小的特征区域的同时最大化地对图像一致性区域进行合并,从而为区域标注提供更加精确的区域信息,这是继续研究的一个改进方向。

参考文献:

- [1] 刘晓云,王振松,陈武凡,李小文.基于 MRF 随机场和广义混合模型的遥感图像分级聚类[J].遥感学报,2007,11(6):838-844.
- [2] Thanh N Tran, Ron Wehrens, Dirk H Hoekman, et al. Initialization of Markov random field clustering of large remote sensing

- images[J]. IEEE Trans. on Geoscience and Remote Sensing, 2005, 43(8):1912 – 1919.
- [3] Julian Besag. On the statistical analysis of dirty pictures[J]. Journal of the Royal Statistical Society, Ser&s B(Methodological), 1986, 48(3):259 – 302.
- [4] 刘晓云,陈武凡,王振松.基于 MRF 随机场的多光谱遥感影像最优化分级聚类[J].测绘学报. 2007, 36(4), 400 – 405.
- [5] 余鹏,张震龙,侯至群.基于高斯马尔可夫随机场混合模型的纹理图像分割[J].测绘学报, 2006, 35(8):224 – 228.
- [6] Schroder M, Rehrauer H, Seidel K, Datcu M. Spatial information retrieval from remote-sensing images: II Gibbs-Markov random fields[J]. IEEE Transaction on Geoscience and Remote Sense, 1998, 36(5):1446 – 1455.
- [7] Terrence Chen, Thomas S Huang, Zhi-pei Liang. Segmentation of brain MR images using hidden Markov random field model with weighting neighborhood system[A]. Nuclear Science Symposium Conference Record[C]. Roma, Italy: IEEE Press, 2004. 3209 – 3212.
- [8] Zhigan Peng, William Wee, and Jing-Huei Lee. MR brain imaging segmentation based on spatial Gaussian mixture model and Markov random field[A]. Proceedings of IEEE International Conference on Image Processing[C]. Genoa, Italy: IEEE Computer Society Press, 2005. 13 – 16.
- [9] 俪苏丹,张翠,王正志.基于马尔可夫随机场的 SAR 图像目标分割[J].中国图像图形学报. 2002, 7A(8), 794 – 799.
- [10] 冯衍秋,陈武凡.基于 Gibbs 随机场与模糊 C 均值聚类的图像分割新算法[J].电子学报, 2004, 32(4), 645 – 647. Feng Yan-qiu, Chen Wu-fan. A new algorithm for image segmentation based on Gibbs random field and fuzzy C-means clustering [J]. Acta Electronica Sinica, 2004, 32(4): 645 – 647. (in Chinese)
- [11] F Jing, M Li, B Zhang. Unsupervised image segmentation using local homogeneity analysis[A]. IEEE International Conference on Multimedia & Expo (ICME)[C]. Lusanne, Switzerland: IEEE Computer Society Press, 2002. 456–459.
- [12] D Martin, C Fowlkes, D Tal, J Malik. A database of human segmented natural images and its application to evaluating segmentation algorithms and measuring ecological statistics[A]. Proceedings of International Conference on Computer Vision [C]. Vancouver, Canada: IEEE Computer Society Press, 2001. 416 – 423.

作者简介:



黄宇 男, 1980 年 4 月出生于辽宁省丹东市. 现为中国科学院电子所博士. 主要研究方向为图像分割及复杂目标图像本体语义分析.
E-mail: huangyu23@hotmail.com

付琨 男, 1974 年 6 月出生于湖北天门市. 博士, 研究员, 现为中国科学院电子所 8 室主任. 主要研究方向为地理空间信息技术、SAR 图像解译及智能视频信号处理.
E-mail: kunfu0519@sohu.com

吴一戎 男, 1963 年 7 月出生于安徽合肥市. 博士生导师, 研究员, 院士. 现为中国科学院电子所所长. 主要研究方向 SAR 信号处理; 遥感图像处理及解译; 大型计算机信息处理与管理; 机载 InSAR 系统等.
E-mail: wyr@mail.ie.ac.cn