

基于几何结构的 SAR 图像无监督变化检测方法

常 宝,张 弓

(南京航空航天大学电子信息工程学院,江苏南京 210016)

摘 要: 传统的基于统计特性的 SAR 图像变化检测方法,易受成像条件的影响而误差很大.本文针对图像内在几何结构,提出了一种无监督 SAR 图像变化检测算法.通过模糊微分构造描述图像局部特征的近似完整数据集,并充分利用图像局部邻域信息和空间相关性,构造深入描述图像结构化信息的特征矢量空间,最后通过基于模拟退火的 K 均值(SAKM)聚类算法,实现图像变化区域与非变化区域的分类.实验证明,本文方法不仅能够很好的检测出图像的轮廓变化和图像的区域变化,而且对噪声及配准精度均具有很好的鲁棒性.

关键词: 合成孔径雷达;局部流;无监督;SAKM 聚类;变化检测

中图分类号: TP751.1 **文献标识码:** A **文章编号:** 0372-2112(2011)09-2125-05

An Unsupervised Approach Based on Geometrical Structures to Automatic Change Detection in Multitemporal SAR Images

CHANG Bao, ZHANG Gong

(College of Electronic Information Engineering, Nanjing University of Aeronautics and Astronautics, Nanjing, Jiangsu 210016, China)

Abstract: Traditional statistically-based SAR image change detection is usually limited by imaging conditions. We propose an unsupervised change detection algorithm based on the image inherent geometrical structures. Firstly, an approximate complete data set is constructed to describe the image local features via fuzzy derivatives, and then a feature vector space is made to represent the image inherent structures using image local neighborhood information and spatial correlation. Finally the change map is produced by simulated annealing-based k -means (SAKM) clustering arithmetic. Experimental results show great detection performance both in contour and region. Besides, it is robust to noises and registration.

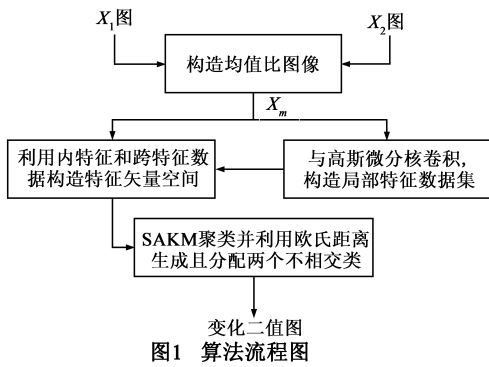
Key words: synthetic aperture radar (SAR); local jet; unsupervised; SAKM clustering; change detection

1 引言

图像变化检测技术的基本前提是随机因素引起的变化与对象本身引起的变化是可分的.根据数据处理的特性,变化检测方法可以分为有监督和无监督两种.前一种方法基于监督分类方法,需要先验信息,从先验信息中得到训练集.后一种方法直接比较多时相图像,不需要另外的任何信息.虽然有监督方法某些性能好于无监督方法,但合适的先验知识并不是总可以得到的.因此,本文采用后一种方法.

国内外研究人员对 SAR 图像变化检测的算法进行了深入而广泛的研究^[1,2].如 Jordi 将聚合交叉熵计算方法引入到 SAR 图像变化检测中,取得了初步的结果^[3,4].Turgay 提出了基于平稳小波多尺度分析和基于 PCA 分析的两种无监督遥感图像变化检测方法^[5,6].两种方法都是基于对数比差异图像做的检测.其它还有基于 Makov 随机场模型、基于广义高斯分布等等方法.国

内方面近几年有基于分形维数的 SAR 图像变化检测^[7],还有基于多尺度融合的 SAR 图像变化检测等^[8].这些方法都取得了一定的成果,推进了变化检测算法的发展.当前的大部分方法都是基于统计模型或统计量分析的.然而,实际成像过程中,同一场景在不同时刻由于成像条件不同,获得的图像往往不服从相同或相近的统计分布.如下雨前后草坪图像的分布差异就很大.这就使得基于统计特性差异的检测方法误差很大.但是不管图像的统计特性如何变化,其内在结构是不会变的.因此为了准确而高效地提取真实变化区域,本文从图像的局部几何结构出发,构造能描述图像特征的近似完整数据集,然后通过十字采样方法将图像映射到特征矢量空间,最后通过 SAKM 聚类算法,实现了图像变化与无变化区域的分类.详细流程如图 1.实验证明,本文方法不仅有效检测出了图像的轮廓变化,而且检测出了图像的区域变化.



2 图像预处理

通常 SAR 图像的变化检测难度比较大,主要原因之一是存在大量的相干斑噪声.由于相干斑噪声是乘性噪声,一般 SAR 图像变化检测方法都是基于对数值图像的,即 $X_r = |\log_{10}(X_2/X_1)|$,其中 X_1 和 X_2 分别表示不同时相、同一地区的两幅 SAR 图像.通过对数比运算,可将乘性噪声转化为加性噪声,便于实际处理.

地物检测通常只需检测出大致变化区域,对于轮廓细节变化要求较低,因此本文采用均值对数比算法替代对数比算法,即对两幅 SAR 图像通过邻域均值对数比运算,构造均值比图像.利用邻域对数均值比的平滑特性,既一定程度的抑制了相干斑噪声,又将残留噪声变为加性噪声,同时降低了图像配准精度的要求.这将有利于真实变化区域几何结构信息的提取.图像对数均值比公式如下:

$$X_m = \left| \log_{10} \frac{\mu_{X_2}}{\mu_{X_1}} \right| \quad (1)$$

其中 μ_{X_1} 和 μ_{X_2} 分别表示图像 X_1 和图像 X_2 的邻域均值图.这里预处理的目的是将相干斑乘性噪声变为加性噪声,尽可能减弱噪声对图像结构的干扰,但是它是模糊一定的细节信息为代价,来抑制相干斑噪声的,因此邻域选取不能过大,实际选取 3×3 邻域即可,否则会将图像平滑过度,不利于图像结构信息的提取.

3 图像局部几何结构

3.1 图像模糊微分结构

J J Koenderink 等研究^[9~11]发现,图像中任意点的邻域结构信息可以通过它的微分数据集来描述,即图像局部几何结构取决于给定点灰度的微分结构.

然而含噪图像的微分计算通常缺乏鲁棒性,一个高频噪声可以显著的改变图像一阶微分结果,而高阶微分则影响更严重. L Florack 根据卷积的性质,通过模糊微分,即采用高斯微分算子与图像卷积,克服了噪声的影响,并实现了图像微分的稳定计算^[12].

$$G_\sigma(x, y) := G_\sigma(x) G_\sigma(y) \quad (2)$$

$$J_\sigma^{(N)}(x, y) := G_\sigma^{(N)} \otimes I(x, y) \quad (3)$$

式中, G_σ 为高斯微分核; σ 为尺度,决定了高斯微分核的平滑程度; $J_\sigma^{(N)}$ 表示图像 I 在尺度 σ 下的 N 阶高斯偏微分; \otimes 表示卷积运算.

这样通过卷积得到的系列算子 $\{J_\sigma, (J_\sigma)^{(1)}, \dots, (J_\sigma)^{(N)}\}$ 被 Koenderink 称为“局部流(local jet)”,如 $(J_\sigma)^{(N)}$ 表示 N 阶($N \in$ 自然数)局部流.

3.2 局部特征不变量构造

通过局部流可以构造出独立于坐标和变换性质的图像灰度的微分不变量.一个完整的微分不变量集合可以用来局部地描述图像的特性^[9]. Weyl 在其理论中指出:“任何不变量都具有几何含义”^[13].

但是微分不变量的阶数越高越复杂,体现在:(1)计算复杂,不利于实时应用;(2)对高频噪声依然敏感;(3)难以赋予合适的几何含义.因此,本文仅使用了前两阶的微分不变量(即二阶流),构造近似完整微分不变量集合.本文实验证明,二阶流可有效表征图像局部几何结构.

二阶流可以表示为:

$$L_2 = (J, J_x, J_y, J_{xy}, J_{yx}, J_{xx}, J_{yy})^T \quad (4)$$

其中 $J_{xy} = J_{yx}$.通过组合,我们可以构造如下几个局部几何特征不变量:

$$\begin{aligned} V_1 &= J \\ V_2 &= J_x^2 + J_y^2 \\ V_3 &= J_{xx} + J_{yy} \\ V_4 &= \frac{2J_x J_y J_{xy} - J_{xx}^2 J_{yy} - J_{yy}^2 J_{xx}}{(J_x^2 + J_y^2)^{3/2}} \\ V_5 &= \frac{J_x J_y (J_{yy} - J_{xx}) + J_{xy} (J_x^2 - J_y^2)}{(J_x^2 + J_y^2)^{3/2}} \end{aligned} \quad (5)$$

上式中, V_1 代表图像的平均亮度; V_2 代表梯度幅值的平方,它表示亮度景观的“坡度”; V_3 是拉普拉斯算子,它表示了地表的凹凸度或平坦型,当局部平坦时,其值

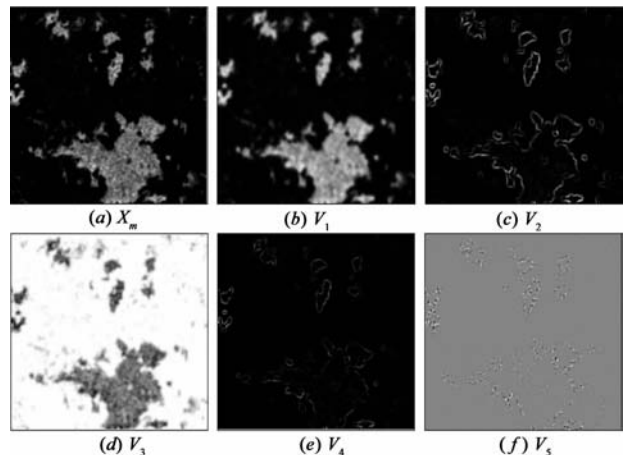


图2 $\sigma=5$,实测图像的均值比图像及其五个特征不变量图像

为零; V_4 表示地表等辐透面的曲率; V_5 表示图像流线条曲率. 图 2 给出了一个实例. 这五个特征描述子构成了描述图像局部几何结构的近似完整数据集: $\Delta = \{V_1, V_2, V_3, V_4, V_5\}$. 由于该数据集描述的是邻域内的微分结构信息, 因此它只与点的邻域内容有关, 而与点在图像中的位置无关, 所以是平移不变和旋转不变的. 另外各个特征描述子都是原图像与高斯微分核相卷积得到的, 此卷积的过程相当于平滑过程, 即相当于放大尺度, 因此这些描述子对噪声也有很好的抑制性.

4 特征矢量构造

为了使构造出的描述子能更好地描述图像的局部特性, 我们必须从数据集 Δ 中提取特征矢量, 利用空间相关性和信息互补, 使提取的特征矢量包含更多的微分结构信息, 从而更具有区分性. Turgay 在文献[5]中首先利用非抽取小波对图像进行多分辨率分解, 构造多尺度数据集. 然后通过相同尺度内(即内尺度)数据抽样和不同尺度间(即跨尺度)特征组合, 分别构造内尺度矢量和跨尺度矢量, 将图像从二维空间映射到多维矢量空间. 这一过程利用了由粗到精、由远及近的思想, 提取图像信息, 使构造出的特征矢量空间可分性更强.

文中第 3 节构造的数据集 Δ 是一个近似完整数据集, 它能够近似全面的描述图像局部几何特征, 单个特征仅描述了图像几何结构的某个方面. 为进一步的深入描述图像结构化信息, 提高特征的可分性, 借鉴文献[5]中的内尺度矢量和跨尺度矢量, 本文定义了内特征矢量和跨特征矢量. 五个内特征矢量分别从几何特征不变量 V_1, V_2, V_3, V_4 和 V_5 中提取, 它们分别从空间相关性上描述了图像结构的信息. 利用信息互补, 通过组合各个内特征矢量, 本文定义了跨特征矢量. 从视觉感官上来讲, 图像特征有人眼能够直接看到的直观特征, 如图像的平均亮度, 也有不易看到的内在客观特征, 如地表等辐透面的曲率. 文中构造的近似完备集便是从图像的直观特征深入到了图像的内在特征.

4.1 内特征矢量

综合局部邻域内的点, 我们可以获得比单个点更多的微分结构信息. 从数据集 $\Delta = \{V_1, V_2, V_3, V_4, V_5\}$ 中我们可以提取出点 (i, j) 局部邻域的五个内特征矢量.

在保证算法检测性能的前提下, 我们可以通过局部抽样来降低数据量, 提高算法效率. 图 3 给出了两种抽样格式, 通过实验发现, 这两种格式的检测效果相同[5]. 本文采用十字抽样格式. 为了表示方便, 根据采样格式, 我们令 $n(i, j)$ 为像素点 (i, j) 的邻域内所有像素点, 即 $n(i, j) = \{(i-1, j), (i, j-1), (i, j), (i, j+1), (i+1, j)\}$, 则点 (i, j) 处的内特征矢量定义为:

$$\mathbf{V}_k(i, j) = [V_k(n_1(i, j)), \dots, V_k(n_5(i, j))] \quad (6)$$

上式中, $\mathbf{V}_k(i, j)$ 表示点 (i, j) 的内特征矢量, k 表示第 k 个特征.

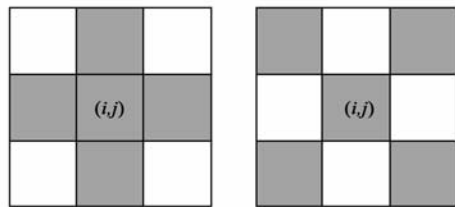


图3 像素点 (i, j) 的局部邻域抽样格式

4.2 跨特征矢量

通过融合以上得出的五个内特征矢量, 我们可以得到一个跨特征矢量:

$$\mathbf{V}(i, j) = [\mathbf{V}_1(i, j), \mathbf{V}_2(i, j), \dots, \mathbf{V}_5(i, j)] \quad (7)$$

该跨特征矢量构成了图像的特征矢量空间, 它具有很好的区分性, 并且对配准精度和噪声都有较好的鲁棒性.

5 SAKM 聚类

SAR 图像的变化检测和光学图像的变化检测有着较大的不同, 虽然就功率图像而言, 它也可视为一个灰度图像, 但它的变化主要反应在目标的纹理和轮廓. 它不存在所谓的光影变化, 而且相干斑噪声是服从乘性模型分布的, 一般没有聚集特性, 因此, SAR 图像可用聚类思想来分类. K -均值聚类算法是一种典型的无监督动态聚类算法, 该算法面对大规模数据集是相对可扩展的, 并且具有较高的效率[14]. 但是该算法的最佳聚类结果通常对应于目标函数的极值点, 由于目标函数可能存在很多的局部极小值点, 这就会导致算法在局部极小值点收敛. 因此初始聚类中心的随机选取可能会使解陷入局部最优解. 为了克服 K -均值聚类算法的局限性, 本文采用了基于模拟退火思想的改进型 K -均值聚类算法(SAKM).

本文采用基于欧氏距离的 SAKM 聚类方法对特征矢量空间进行聚类. 具体参数选择如下:

$$J_\omega = \sum_{i=1}^K \sum_{\mathbf{x} \in \omega_i} d(\mathbf{v}, \bar{\mathbf{v}}_{\omega_i}) \quad (8)$$

$$T(t) = T_0 \cdot a^t \quad (9)$$

式(8)中, J_ω 为目标函数, 是各类特征矢量到对应聚类中心距离的总和, 即当前聚类划分的总类间离散度; K 为待分类中心数; $d(\mathbf{v}, \bar{\mathbf{v}}_{\omega_i})$ 为类特征矢量到对应聚类中心的距离. 式(9)中, $T(t)$ 为退火方式; a 为可调退火速度, 控制温度下降的快慢; t 为当前退火次数. 实验中, 为了兼顾算法效率, 我们选取 $a = 0.5, t = 10$.

根据实际要求, 我们选取 $K = 2$, 即将特征空间分为变化类 ω_c 与无变化类 ω_u . 令 $\bar{\mathbf{v}}_{\omega_u}$ 和 $\bar{\mathbf{v}}_{\omega_c}$ 分别为类 ω_u 和类 ω_c 的类平均特征矢量. 为了用 ω_u 和 ω_c 标记 SAKM 聚类

算法生成的类,我们利用被标记的像素来寻找差异图像上的两个均值.当在特定区域里两幅图像间有变化时,我们希望差异图像在该区域的像素值高于无变化的区域里的像素值.在这个假设下,像素具有较低平均值的类被指定为 ω_u 类,另一个类被指定为 ω_c 类.这样我们可以得到一个二值变化图 $CM = \{cm(i, j) | 1 \leq i \leq M, 1 \leq j \leq N\}$,其中“0”表示像素点属于变化类 ω_c ,“1”表示像素点属于无变化类 ω_u ,即:

$$cm(i, j) = \begin{cases} 0, & \|v(i, j) - \bar{v}_{\omega_c}\|_2 \leq \|v(i, j) - \bar{v}_{\omega_u}\|_2 \\ 1, & \text{otherwise} \end{cases} \quad (10)$$

式中 $\|\cdot\|_2$ 表示欧氏距离.

6 实验结果及分析

为了评价本文算法的有效性,我们分别进行了噪声实验和检测性能定量实验.实验中,我们使用了不同时相、同一区域的实测 SAR 图像数据.通过实测 SAR 图像,分别测试了本文算法对噪声的鲁棒性和检测性能,并与 CKLD 算法^[3]、小波多尺度融合算法(WT)^[8]和基于 PCA 算法^[6]进行了比较.图 4 所示 ASAR 图像均来源于欧洲空间机构网站^[15],图像(a)和(b)分别由 ESA/Envisat 卫星成像于 2007 年 4 月 12 日和 2007 年 7 月 26 日,它们是印度部分地区洪水灾害前后的实测图像.图像(c)为网站提供的灾害前后的真实地表变化.图(a)和图(b)是粗配准的.

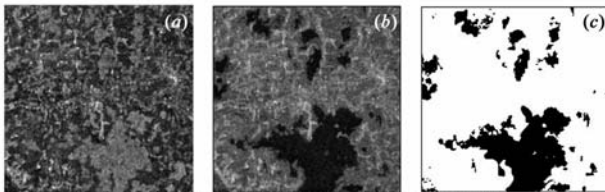


图4 (a) 实测洪水前图像 X_1 ; (b) 实测洪水后图像 X_2 ;
(c) 洪水前后真实地表变化图像 CM_0

本文算法唯一可控的参数就是高斯微分核的尺度参数,它决定了图像平滑的程度.但是 σ 的选取并非越大越好.当 σ 过大时会导致漏检率很高,当 σ 过小时平滑效果差,抑制噪声能力下降.通过实验发现, σ 值在 $1 \leq \sigma \leq 10$ 之间较适宜.因此,本文选取 $\sigma = 5$.

6.1 噪声鲁棒性实验

由于 SAR 的相干成像机制,导致图像具有随机斑点噪声,实际 SAR 图像中既有乘性噪声,也有加性噪声.我们通过引入不同强弱、不同种类的噪声干扰来测试变化检测算法的鲁棒性.噪声的强弱程度我们用峰值信噪比(PSNR)来衡量^[5].即给定一幅大小为 $M \times N$ 的输入图像 X 以及对其加入噪声后的图像 \hat{X} ,两幅图像之间的 PSNR 度量计算公式如下:

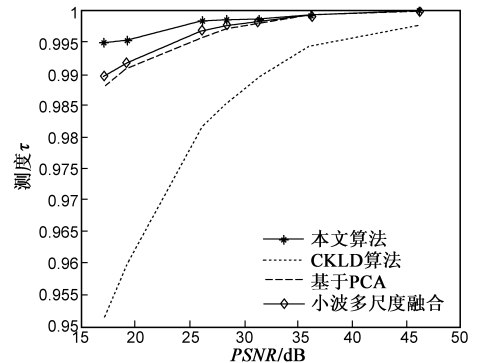
$$PSNR = 10 \log_{10} \left(\frac{255^2}{\frac{1}{M \times N} \sum_{i=1}^M \sum_{j=1}^N (x(i, j) - \hat{x}(i, j))^2} \right) \quad (11)$$

首先对不同时相、同一区域的两幅输入图像 X_1 和 X_2 进行变化检测,生成变化二值图像 CM_1 .然后,对 X_1 添加噪声得到含噪图像 \hat{X}_1 ,再对 \hat{X}_1 和 X_2 进行变化检测,得到变化二值图像 CM_2 . CM_1 和 CM_2 之间的差异通过如下计算公式衡量^[5]:

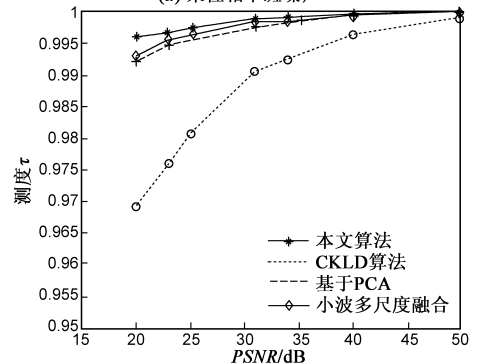
$$\tau = 1 - \frac{\sum_{i=1}^M \sum_{j=1}^N |cm_1(i, j) - cm_2(i, j)|}{MN} \quad (12)$$

式(12)反映了变化检测算法对噪声的鲁棒性.算法对噪声的鲁棒性越好, τ 的值越接近于“1”.

对图 4(a)、(b)所示的一组变化前后实测 SAR 图像,分别加入不同强弱的乘性相干斑噪声和加性高斯噪声,测试各种算法的抗噪性能.根据式(11)和式(12)可以画出图 5(a)和(b)两幅图.由图可知,本文算法受噪声影响很小,尤其当信噪比越低,其性能越突出.



(a) 乘性相干斑噪声



(b) 加性高斯噪声

图5 各种算法对噪声的鲁棒性能比较

6.2 检测性能定量实验

为了凸显本文算法的稳定性优势,我们选取加噪后的图像 6(a)进行实验.图 6(a)为图 4(b)添加随机乘性相干斑噪声后得到的图像,乘性噪声服从均值为 1.35、方差为 0.5 的瑞利分布.真实地表变化以及各种检测算法检测出的变化结果分别显示在图 6(b)~(f)

中.参考地表真实变化图包含 11960 个无变化像素点,以及 54721 个变化像素点.表 1 给出了各种方法比较的数值结果.从图 6 和表 1 中可以看出,本文方法优于 CKLD、WT 和 PCA 算法.

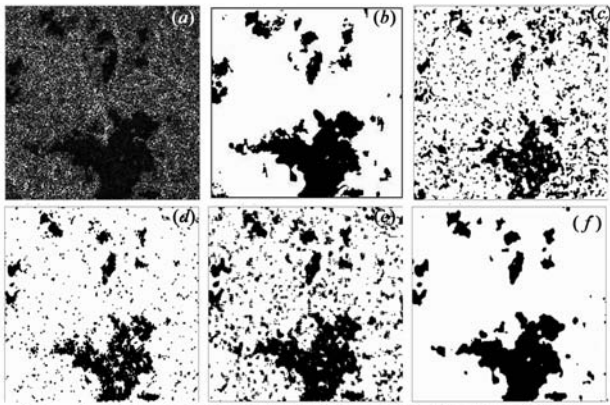


图6 (a)洪水后加噪图像;(b)真实地表变化;(c) CKLD算法^[3];
(d)基于小波多尺度融合算法CWT^[8];(e)基于PCA算法^[6];
(f)本文算法

7 结论

本文研究了图像的微分几何结构,并充分利用图像邻域信息,构造内特征和跨特征矢量深入描述图像内在结构,最后通过 SAKM 聚类算法,实现无监督变化检测.本文算法不仅能够很好的检测出图像轮廓变化和区域变化,而且对配准精度以及噪声均具有很好的鲁棒性.但是由于基于模拟退火的 K 均值聚类算法执行耗时较长,算法效率稍差.因此,下一步工作是研究模式聚类相关内容,提高算法效率.

表 1 各种算法的检测数值结果

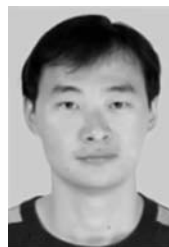
算法类型	漏检点数	虚警点数	错误总数
CKLD	5764	6492	12256
基于小波	5293	1406	6699
基于 PCA	2716	5819	8535
本文算法	2470	291	2761

参考文献

- [1] PAN Chunhong, PRINET Veronique, et al. Automatic change detection from SAR images based on fuzzy entropy principle [J]. Chinese Journal of Electronics, 2007, 16(1): 76 - 81.
- [2] 李晓光, 宋宝燕, 张昕. 基于滑动多窗口的时间序列流趋势变化检测[J]. 电子学报, 2010, 38(2): 321 - 326.
Li Xiao-guang, Song Bao-yan, et al. Sliding multi-windows based trend change detection on time series stream [J]. Acta Electronica Sinica, 2010, 38(2): 321 - 326. (in Chinese)
- [3] Jordi Inglada. Change detection on SAR images by using a parametric estimation of the Kullback-Leibler divergence [A]. International Geoscience and Remote Sensing Symposium (IGARSS) [C]. Piscataway: IEEE, 2003. 4104 - 4106.

- [4] Jordi Inglada and Grégoire Mercier. The multiscale change profile: a statistical similarity measure for change detection in multitemporal SAR images [A]. 2006 IEEE International Symposium on Geoscience and Remote Sensing, IGARSS [C]. Piscataway: IEEE, 2006. 212 - 215.
- [5] T Celik. Multiscale change detection in multitemporal satellite images [J]. IEEE Geosci Remote Sens Lett, 2009, 6(4): 820 - 824.
- [6] T Celik. Unsupervised change detection in satellite images using principal component analysis and k-means clustering [J]. IEEE Geosci Remote Sens Lett, 2009, 6(4): 772 - 776.
- [7] 张军团, 林君, 李绚. 基于分形维数的 SAR 图像变化检测 [J]. 西安工业大学学报, 2008, 28(5): 466 - 470.
- [8] 李杰, 任竞颖. 一种基于小波变换的 SAR 图像多尺度融合变化检测方法 [J]. 微电子学与计算机, 2009, 26(08): 131 - 133.
- [9] J J Koenderink, Doorn A J v. Representation of local geometry in the visual system [J]. Biological Cybernetics, 1987, 55(6): 367 - 375.
- [10] J J Koenderink. The structure of images [J]. Biol Cybern, 1984, 50(5): 363 - 370.
- [11] J J Koenderink, Doorn A J v. Local structure of gaussian texture [J]. IEICE Trans Information and System, 2003, 86(7): 1165 - 1171.
- [12] L Florack. The Syntactical Structure of Scalar Images [D]. Holland: University of Utrecht, 1993.
- [13] Hermann Weyl. Elektron und gravitation. I [J]. Zeitschrift für Physik A Hadrons and Nuclei, 1929, 56(5 - 6): 330 - 352.
- [14] 黄宇, 付琨, 吴一戎. 基于 Markov 随机场 K-Means 图像分割算法 [J]. 电子学报, 2009, 37(12): 2700 - 2704.
Huang Yu, Fu Kun, Wu Yi-rong. Image segmentation method using K-means based on markov random field [J]. Acta Electronica Sinica, 2009, 37(12): 2700 - 2704. (in Chinese)
- [15] ESA Earthnet. ASAR images of Bangladesh Flood [DB/OL]. http://earth.eo.esa.int/cgi-bin/satimgsql.pl?show_url=1738&startframe=0, 2007-04-12/2007-07-26.

作者简介



常 宝 男, 1986 年 8 月出生于江苏姜堰. 现为南京航空航天大学电气信息工程学院信号与信息处理专业硕士研究生. 主要研究方向为 SAR 图像变化检测.
E-mail: spring_changbao@163.com

张 弓 男, 1964 年生, 博士, 教授, 博士生导师, 主要研究方向: 雷达信号处理, 目标探测与识别. E-mail: gzhang@nuaa.edu.cn