

文章编号: 0253-2239(2007)04-0638-5

# 背景高斯化的遥感图像目标检测\*

刘德连 张建奇 何国经

(西安电子科技大学技术物理学院, 西安 710071)

**摘要:** 在假设单一地表遥感图像灰度起伏符合马尔可夫模型的前提下,得到了理想单一地表灰度起伏符合高斯分布的结果。将这一结果应用于遥感图像的目标检测,提出了一种新的基于背景高斯化的遥感图像目标检测方法。该方法首先将遥感图像进行高斯化处理,将其作为近似理想背景,然后将原图像与高斯化背景做差得到残差图,进而对残差图进行目标检测。由于目标本身的信息远离背景高斯化模型,因此在背景消减的过程中,目标信息得到了很好的保持,比在原图上进行目标检测性能得到了很大的提高。实验结果进一步验证了算法具有很好的检测性能。

**关键词:** 遥感图像; 目标检测; 背景; 高斯化

中图分类号: TP751.1 文献标识码: A

## Target Detection for Remote Sensing Image Based on Gaussian Transformation of Background

Liu Delian Zhang Jianqi He Guojing

(School of Technical Physics, Xidian University, Xi'an 710071)

**Abstract:** A new target detection algorithm is presented which deals with the problem of detecting target in remote sensing image. Based on the assumption that the distribution of the homogenous land surface is a Markov random field, we analyzed that the distribution of the homogenous land surface background is Gaussian. This model leads to an efficient and effective detector for discriminating man-made objects in real remote sensing imagery. First, the original image is transformed into Gaussian space as the ideal background. And then, the residual image is obtained by subtracting the ideal background from the original images. Finally, a conventional detector is applied to the residual image to complement the further target detection. Because the targets have values deviating significantly from the distribution of the background, the background can be severely decreased during the subtraction. Therefore, the new algorithm has better performance. Some experiments of real remote sensing images proved the validity of the new algorithm.

**Key words:** remote sensing image; target detection; background; Gaussian transformation

## 1 引 言

目标的遥感图像检测近年来受到了越来越多的重视,在抗洪减灾、病虫害防控、地表可疑目标检测等方面都有着广泛的应用。

在目标的遥感图像检测中,一个主要的问题就是背景描述问题。国内外很多研究者都试图寻找合适的模型来描述复杂背景。文献[1,2]中便采用高斯模

型来描述背景,但实际背景受多方面影响,有很大的不确定性,一般都或多或少地偏离高斯分布。一些研究者便采用新的模型来描述背景,在文献[3]中便引入  $K$  分布来描述背景。也有一些其他的模型<sup>[4]</sup>被用来描述背景。但由于背景本身受地表环境、天气条件<sup>[5,6]</sup>以及成像系统<sup>[7,8]</sup>等诸多因素的影响,复杂多变,新模型也很难对其进行准确描述,并且新模型在

\* 国家自然科学基金(60277005)资助课题。

作者简介: 刘德连(1980—),男,安徽萧县人,博士研究生,主要从事遥感信息处理方面的研究。

E-mail: delianliu@sohu.com

导师简介: 张建奇(1960—),男,河南巩义人,教授,博士生导师,主要从事目标与环境光学特性、光电成像系统仿真、光电对抗等方面的研究。E-mail: jqzhang@mail.xidian.edu.cn

收稿日期: 2006-06-26; 收到修改稿日期: 2006-09-19

理论上远没有高斯模型完善。为了克服这一矛盾, Chapple 指出可以利用背景高斯化的方法<sup>[9]</sup>, 即首先将原始图像进行人为的高斯化处理, 使其符合高斯分布, 然后再继续使用高斯模型进行后续处理。但该文的方法仅仅是一个设想没有给出任何理论依据, 也没有深入分析如何利用背景高斯化。在总结以上算法优缺点的基础上, 本文提出一种基于背景高斯化的遥感图像目标检测算法, 在假设单一地表灰度起伏符合马尔可夫模型条件下, 得到理想单一地表灰度起伏符合高斯分布的结果, 讨论和分析了这一结果, 并用实验验证了提出算法良好的检测性能。

## 2 背景高斯化模型

对于遥感图像的灰度分布特性, 很多文献<sup>[10,11]</sup>都用马尔可夫模型进行描述, 而马尔可夫模型也被广泛用于遥感图像的地表形态分类<sup>[12]</sup>。对于一幅单一地表的遥感图像, 可以表示为  $[x(p), p \in \Omega, \Omega = \{p = (i, j) : 0 \leq i \leq M, 0 \leq j \leq N\}]$ , 其中  $x(p)$  表示位置  $p$  处的灰度值,  $\Omega$  表示图像区域,  $M, N$  为图像的大小, 用马尔可夫模型表示如下:

$$x(p) = \sum_{r \in N_p} \theta_r [x(p+r) + x(p-r)], \quad (1)$$

式中  $\theta_r$  为权重因子,  $r$  为当前像素与点  $p$  处的距离,  $N_p$  由马尔可夫模型的阶数确定<sup>[12]</sup>。但马尔可夫模型有一个缺陷, 就是每个像素值出现的概率只能通过临近像素点的条件概率表示, 整幅图像的全局概率特性无法直接获得。从该意义上说马尔可夫模型是一个通过局部概率特性来反应全局概率特性的模型。霍默尔斯利-克利福德(Hammersley-Clifford)原理<sup>[13]</sup>指出马尔可夫模型和吉布斯模型在表示一个随机场的概率统计特性时是等价的, 也就是说: 当且仅当一个随机场符合吉布斯模型时符合马尔可夫模型。而吉布斯模型本身最大的优点就是它不仅可以有效地描述随机场的局部统计特性, 还可以有效地描述随机场的全局统计特性。

吉布斯随机场是在研究格子邻域系统的基础上发展起来的。为了描述一个位置和它的邻域中各个位置之间相互作用的各种可能性, 需要引入簇的概念。一个格子邻域系统  $(L, \eta)$  的簇记为  $c$ , 它是  $L$  的一个子集, 满足条件: 1)  $c$  可以是单个像素点; 2) 簇  $c$  中任意两个元素之间互为邻域, 即如果  $i \neq j, i, j \in c$  则  $i \in \eta_j$ 。图 1 表示的是 2 阶邻域系统簇的类型,  $C$  的下标表示该簇类型含有多少个节点。

对于单一地表遥感图像而言, 簇表示了遥感图

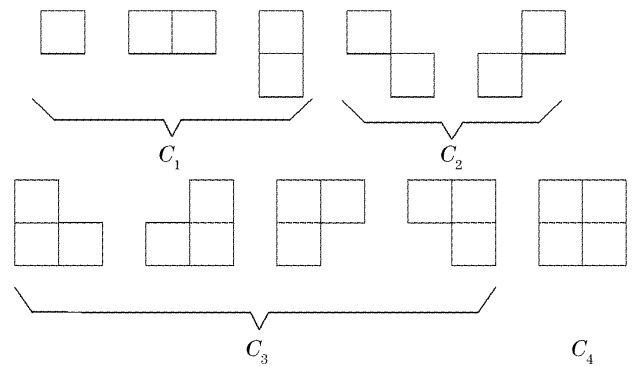


图 1 吉布斯模型 2 阶邻域系统簇的类型

Fig. 1 2-order clique types for Gibbs model

像纹理的基本构成。用  $C$  来记  $(L, \eta)$  的簇  $c$  的全体。设  $\eta$  是定义在有限格子系统  $L$  上的邻域系统。一个定义在  $L$  上的随机场  $X = \{X_t\}$  是一个关于邻域系统  $\eta$  的吉布斯随机场(或随机场具有吉布斯分布), 当且仅当它的概率密度函数具有如下形式:

$$P(X = x) = \frac{1}{Z} \exp\left[-\frac{1}{T}U(x)\right], \quad (2)$$

其中  $T$  被称为“温度”,  $Z$  为配分函数

$$Z = \sum_{x \in L} \exp\left[-\frac{1}{T}U(x)\right], \quad (3)$$

$U(x)$  称为簇上的能量函数

$$U(x) = \sum_{c \in C} V_c(x), \quad (4)$$

$V_c(x)$  称为簇上的势。

不同的簇类型可以导出不同的吉布斯分布, 对于单一地表的遥感图像, 拍摄高度一般都在几十或上百公里, 每一个像素点代表了地表上很大一块区域, 因此像素与像素之间的耦合性很小, 可以认为只有相邻的像素点具有耦合性, 因此, 取簇类型为  $C \in C_1 \cup C_2$ , 则

$$U(x) = \sum_{t \in L, c \in C_1} V_c(x_t) + \sum_{t \in L} \sum_{s \in \eta_t, c \in C_2} V_c(x_t, x_s), \quad (5)$$

簇的势为

$$\begin{cases} V_c(x_t) = \frac{(x_t - \mu_t)^2}{2\sigma^2}, \\ V_c(x_t, x_s) = -\theta_{t,s} \frac{(x_t - \mu_t)(x_s - \mu_s)}{\sigma^2}, s \in \eta_t \end{cases} \quad (6)$$

其中  $\mu$  为灰度均值,  $\sigma$  为灰度方差,  $\theta_{t,s}$  为  $t$  和  $s$  之间的相关系数。将(6)式代入到(5)式得

$$U(x) = \frac{1}{2\sigma^2} \sum_{t \in L} (x_t - \mu_t)^2 - \frac{1}{\sigma^2} \sum_{t \in L} \sum_{s \in \eta_t} (x_t - \mu_t)\theta_{t,s}(x_s - \mu_s), \quad (7)$$

将(7)式代入到(2)式可得

$$P(\mathbf{x}) = \frac{\sqrt{\det \mathbf{B}}}{\sqrt{(2\pi\sigma^2)^N}} \exp\left[-\frac{(\mathbf{x} - \boldsymbol{\mu})^T \mathbf{B}(\mathbf{x} - \boldsymbol{\mu})}{2\sigma^2}\right], \quad (8)$$

其中  $\mathbf{x} = \{x_i, s_s | s \in \eta_s\}$ ,  $\boldsymbol{\mu} = \{\mu_i, \mu_s | s \in \eta_s\}$ ,  $\mathbf{B}$  为  $\theta_{i,s}$  组成的交互矩阵 (Interaction Matrix)。N 为邻域系统中像素点的个数。上式便为多元高斯分布的概率密度表达式, 对于多元高斯分布来说, 其边缘分布仍为高斯分布。因此, 假设单一地表遥感图像的灰度分布符合高斯分布是合理的。

### 3 目标检测模型

由以上分析可知, 理想的单一地表其灰度起伏可以认为符合高斯分布。实际上完全单一的地表是不存在的, 一般都或多或少地偏离单一状态。为了利用背景高斯化模型, 在实际应用中应该首先对整个场景进行区域分割, 使分割得到的区域符合近似单一的条件。对于区域分割, 本文不再进行深入的讨论, 在后续的论述中所用到的场景都是近似单一的场景。

在地表相对单一的条件下, 对遥感图像进行高斯化处理, 得到的图像就可以近似认为是该图像的理想背景。原图像和理想背景之间的差异便体现为目标的信息。对差异结果进行进一步处理便可实现目标检测。

对于一幅遥感图像的灰度级, 通过一变换函数映射到一个新的灰度级  $y$  上, 得到符合高斯分布的图像, 即

$$y = \varphi(x), \quad (9)$$

$$\text{其中 } \varphi(x) = Q\left[\int_0^x P(\epsilon) d\epsilon\right], \quad (10)$$

式中  $Q$  为标准正态分布的上分位函数, 即

$$\int_{-\infty}^{Q(\zeta)} P_{\text{Gaussian}}(\epsilon) d\epsilon = \zeta, \quad (11)$$

所以, 反映目标信息的残差图便可表示为

$$X_r = X - X_G, \quad (12)$$

其中,  $X$  为原图,  $X_G$  为由 (9) 式得到的高斯化结果。

以上所述背景高斯化的结果便是下一步进行目标检测的基础, 本文给出的算法后续的目标检测是以文献[14]中的算法为基础进行的。对于遥感图像的目标检测来说, 文献[14]中的算法自出现以来就一直受到广泛的关注。

设  $X$  为一幅遥感图, 则目标检测的判据可由下式给定:

$$r(x) = \frac{1}{S} [x(i, j) - \mu]^2, \quad (13)$$

$$\text{其中 } \mu = \frac{1}{N} \sum x(i, j), \quad (14)$$

$$S = \frac{1}{N-1} \sum [x(i, j) - \mu]^2, \quad (15)$$

若  $r(x) > r_0$  便为目标, 反之为背景, 其中  $r_0$  与虚警概率有关, 由 Neyman-Pearson 准则确定<sup>[14]</sup>。

取 (12) 式的残差图, 代替 (13) 式中的原图

$$r(x_r) = \frac{1}{\hat{S}} [x_r(i, j) - \bar{\mu}]^2, \quad (16)$$

其中  $\bar{\mu}$  为残差图的均值,  $\hat{S}$  为残差图的方差。(16) 式便是基于背景高斯化的遥感目标检测算法的判据。本文给出的算法, 首先对原始图像的背景进行尽可能的抑制, 由于目标本身的信息远离背景高斯化模型, 因此在背景消减的过程中, 目标信息得到了很好的保持, 在此基础上进行目标检测, 相比于在原图上直接进行检测, 性能得到了很大的提高。

### 4 实验结果和讨论

为了验证本文算法的有效性, 将本文给出的算法应用于实际的遥感图像目标检测, 图 2 是背景高斯化的结果。

其中图 2(b)、图 2(c) 取计算结果的最小值对应灰度级 0, 最大值对应于 255 进行量化显示。这使得图 2(b) 看起来比原图要亮一些。从背景高斯化的结果中可以看出, 背景本身的大部分信息并没有太大的变化, 而远离均值的像素点也就是可能的目标点像素值变化较大, 而这些变化较大的部分便很好地体现了目标信息, 如图 2(c) 和图 2(f) 所示。

算法的最终结果如图 3 所示, 所用的图像为 Ikonos 图像 \* ayers rock 中的一部分, 为了方便地看出本文算法的优点, 将文献[14]中的算法(原算法)放在一起进行比较。为了比较算法的性能, 需要计算算法的 ROC (Receiver-operator characteristics) 曲线, 也就是检测概率随虚警概率变化曲线, 本文的计算方法采用的是文献[15]中的方法。图 3 中目标为地面建筑物, 背景是近似单一的[图 3(a)]。图 3(b) 为文献[14]中算法所得结果, 图 3(c) 为本文算法所得结果。图 3(d) 为两种算法的 ROC 曲线比较。从中可以看出, 本文给出的算法所得结果[图 3(c)]中的背景被大幅度地抑制, 而目标的强度得到了很好的保持。本文给出算法的 ROC 曲线也明显处在文献[14]中算法的上部[图 3(d)], 检测性能更优良。

\* <http://www.spaceimaging.com/gallery.default.htm>

下面给出另一幅 Ikonos 图像 production camp 中的一部分的检测结果。对于像素值在高斯化前后的

灰度统计特性在上一个实例中已经做了详细的分析和比较,这里就不再重复了。最终结果如图 4 所示。

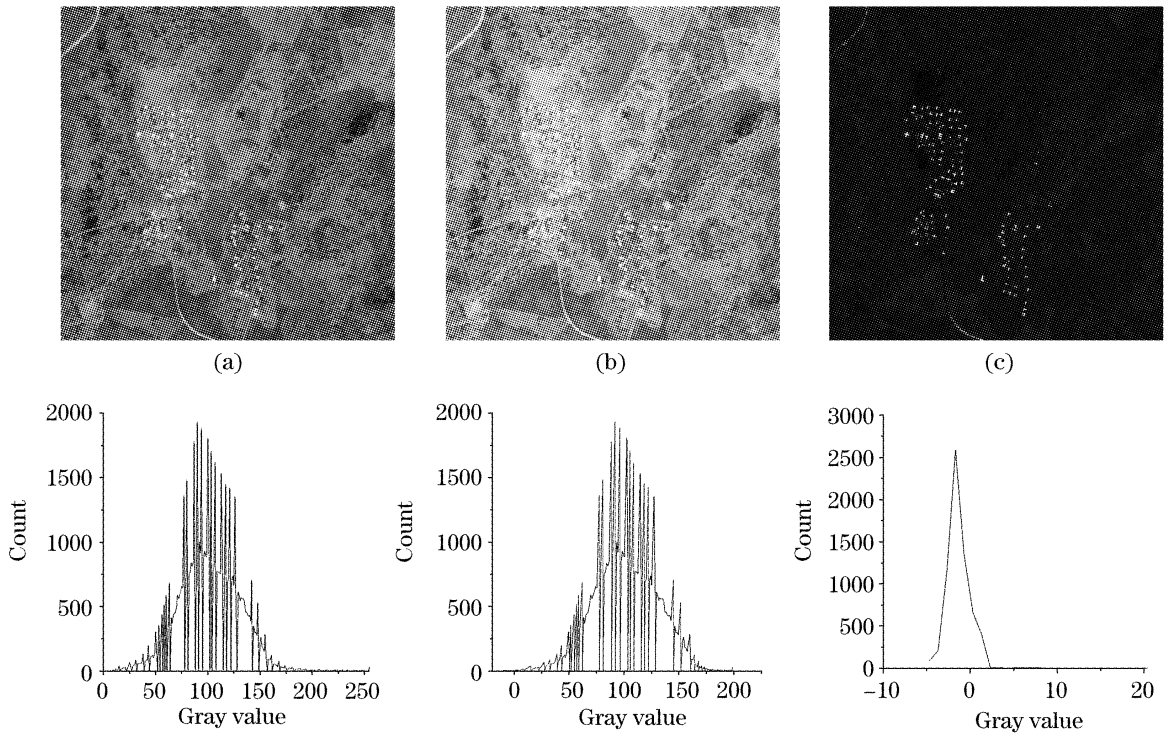


图 2 高斯化结果图。(a) 原图, (b) 高斯化结果图, (c) 残差图, (d) 原图的直方图, (e) 高斯化后的直方图, (f) 残差图的直方图

Fig. 2 Results of Gaussian transformation. (a) Original image, (b) result of Gaussian transformation, (c) residual image, (d) histogram of original image, (e) histogram of result of Gaussian transformation, (f) histogram of residual image

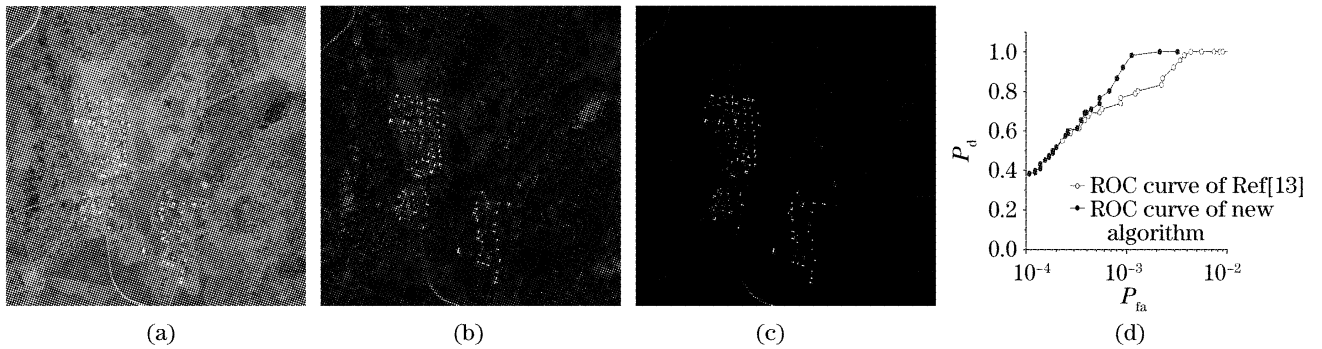


图 3 结果图。(a) 原图, (b) 原算法的结果, (c) 新算法的结果, (d) ROC 曲线

Fig. 3 Results. (a) Original image, (b) result of original algorithm, (c) result of new algorithm, (d) ROC curves

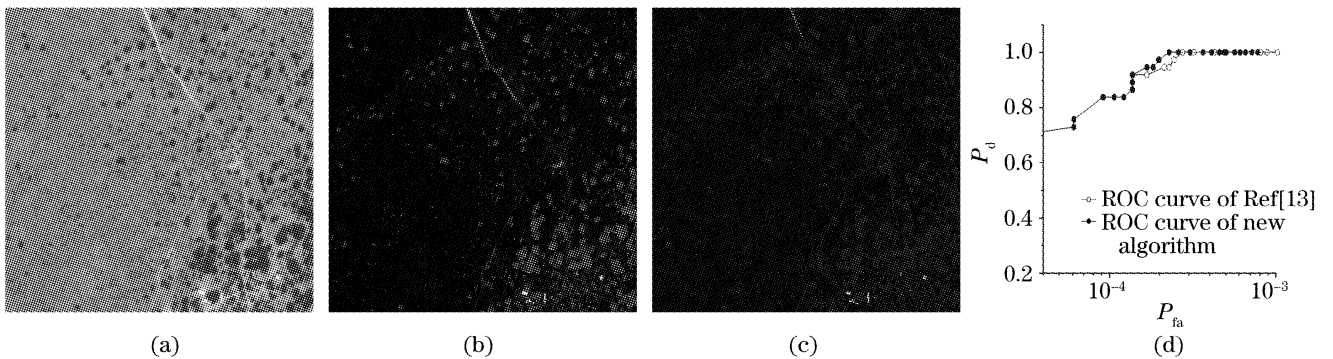


图 4 结果图。(a) 原图, (b) 原算法的结果, (c) 新算法的结果, (d) ROC 曲线

Fig. 4 Results. (a) Original image, (b) result of original algorithm, (c) result of new algorithm, (d) ROC curves

图 4 中目标也是地面建筑物,背景也满足近似单一的条件。从图中可以看出,本文算法的结果[图 4(c)]相比文献[14]中算法的结果[图 4(b)]背景被明显抑制。而本文算法的 ROC 曲线也表现出明显的优势。从整个结果来看本文给出的背景高斯化的目标检测算法,可以很好地抑制背景的影响,实现遥感图像的目标检测。

本文提出的背景高斯化的目标检测方法对处理对象有一定要求,如近似单一背景、灰度基本符合高斯分布等,在实际应用中应该首先对整个场景进行区域分割,使分割得到的区域符合近似单一的条件。另外,本文给出的算法是基于地物分布特性的角度提出的,当要检测的目标与背景分布特性十分接近时,算法便不再具有明显的优势了。

## 5 结 论

本文提出了背景高斯化的遥感图像目标检测算法,首先对遥感图像进行高斯化处理,来近似作为该图像的理想背景。然后将原图像与新得到的高斯化背景图做差,进行尽可能的背景抑制,由于目标本身的信息远离背景高斯化模型,因此在背景消减的过程中,目标信息得到了很好的保持,在此基础上进行目标检测,比在原图上进行性能得到了很大的提高。实验结果显示本文给出的算法具有很好的检测性能。

## 参 考 文 献

- 1 Phil Clare, Mafk Bernhardt, William Oxford *et al.*. A new approach to anomaly detection in hyperspectral images[C]. *Proc. SPIE*, 2003, **5093**: 17~28
- 2 D. Manolakis, D. Marden, J. Kerekes *et al.*. On the statistics of hyperspectral imaging data[C]. *Proc. SPIE*, 2001, **4381**: 308~316
- 3 B. A. Bastami, H. Amindavar. A new method for detectability of signals in  $K$ -distributed clutter[J]. *IEEE, Signal Processing and Its Applications*, 2003, **1**(1~4): 345~348

- 4 M. Bernhardt, W. J. Oxford, P. E. Clare *et al.*. Statistical detection algorithms in fat-tailed hyperspectral background clutter [C]. *Proc. SPIE*, 2004, **5573**: 215~225
- 5 Huang Yinbo, Wang Yingjian. The effect of tracking jitter on the beam spreading induced by atmospheric turbulence [J]. *Acta Optica Sinica*, 2005, **25**(2): 152~156 (in Chinese)  
黄印博,王英俭. 跟踪抖动对激光湍流大气传输光束扩展的影响[J]. *光学学报*, 2005, **25**(2): 152~156
- 6 Sun Gang, Weng Ningquan, Xiao Liming *et al.*. Profile and character of atmospheric temperature[J]. *Acta Optica Sinica*, 2004, **24**(5): 592~596 (in Chinese)  
孙 刚,翁宁泉,肖黎明等. 大气温度分布特性及对折射率结构常数的影响[J]. *光学学报*, 2004, **24**(5): 592~596
- 7 Jiaqi Wang, Ping Yu, Changxiang Yan *et al.*. Space optical remote sensor image motion velocity vector computational modeling, error budget and synthesis [J]. *Chin. Opt. Lett.*, 2005, **3**(7): 414~417
- 8 Zhou Qingcai, Wang Zhijian, Wang Chunyan. The application of the theory about image stabilization in calculating image motion on space remote sensor[J]. *Acta Optica Sinica*, 2004, **24**(3): 413~417 (in Chinese)  
周庆才,王志坚,王春艳. 基于稳像理论的空间光学遥感像移补偿的分析与计算[J]. *光学学报*, 2004, **24**(3): 413~417
- 9 P. B. Chapple, D. C. Bertilone, R. S. Caprari *et al.*. Stochastic model-based processing for detection of small targets in non-Gaussian natural imagery [J]. *IEEE Transactions on Image Processing*, 2001, **10**(4): 554~564
- 10 G. Rellier, X. Descombes, F. Falzon *et al.*. Texture feature analysis using a Gauss-Markov model in hyperspectral image classification[J]. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 2004, **42**(7): 1543~1551
- 11 T. N. Tran, R. Wehrens, D. H. Hoekman *et al.*. Initialization of Markov random field clustering of large remote sensing images [J]. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 2005, **43**(8): 1912~1919
- 12 A. H. S. Solberg, T. Taxt, A. K. Jain. A Markov random field model for classification of multisource satellite imagery[J]. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 1996, **34**(1): 100~113
- 13 S. Geman, D. Geman. Stochastic relaxation, Gibbs distribution, and bayesian restoration of images [J]. *IEEE Transactions Pattern Analysis Machine. Intelligence*, 1984, **6**(6): 721~741
- 14 D. W. J. Stein, S. G. Beaven, L. E. Hoff *et al.*. Anomaly detection from hyperspectral imagery[J]. *IEEE Signal Process. Mag.*, 2002, **19**(1): 58~69
- 15 Heesung Kwon, Nasser M. Nasrabadi. Kernel RX-algorithm: a nonlinear anomaly detector for hyperspectral imagery[J]. *IEEE Transactions Geosci. Remote Sensing*, 2005, **43**(2): 388~397