

文章编号:1001-9014(2006)03-0236-05

一种基于纹理分割的遥感图像目标探测算法

刘德连, 张建奇

(西安电子科技大学 技术物理学院, 陕西 西安 710071)

摘要:提出了一种基于纹理分割的遥感图像目标探测算法(TBAD). 将一幅图像分割成一系列的纹理, 进而分析像素值在纹理上的分布特性. 假设背景像素值在各个不同的纹理上可以用高斯分布描述, 则各个纹理上远离高斯分布的像素点便是可能的目标点. TBAD 估计背景的统计特性是在分割以后的纹理上进行的, 因此可以探测任意大小和形状的目标. 试验结果进一步验证了算法不论对于扩展目标还是弱小目标都具有很好的探测性能.

关键词:遥感; 异常目标探测; 纹理分割; 高斯分布

中图分类号:TP751.1 **文献标识码:**A

APPROACH OF TEXTURE-BASED ANOMALY DETECTION FOR REMOTE SENSING IMAGERY

LIU De-lian, ZHANG Jian-Qi

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

Abstract: A new texture-based anomaly detection (TBAD) approach was presented, which segmented one image into different textures and analyzes the distribution of pixel values of the textures. TBAD assumes that the background pixel values within textures can be modeled as Gaussian distributions with mean values that vary texture-to-texture. And the anomalies (man-made objects) have values that deviate significantly from the distribution of the texture. TBAD estimates background statistics over segmented textures, so it can detect objects of any size or shape. Extensive experiments applied to the real images of small target and extend target validate the good performance of the approach.

Key words: remote sensing; anomaly detection; texture segmentation; Gaussian distribution

引言

遥感图像的目标探测是遥感信息处理的一个重要分支,也是国内外关注的焦点之一. 实际上,由于目标的不确定性,建筑物、车辆以及人工改造过的地貌等都可能成为我们关注的目标,这些目标在遥感图像中所占的大小从几个像素到上百个像素不等,因此,寻找一种既适用于弱小目标又适用于扩展目标的探测算法,便成为一个亟待解决的问题,也更具有现实意义和军事意义.

对于遥感图像的目标探测,国内外的研究者一直致力于寻求高执行效率,低虚警概率,高探测概率的探测方法^[1]. Hunt 和 Cannon 两位学者指出,一幅图像的局部灰度统计特性可以用高斯分布描述^[2]. 此后 Reed 和 Yu 两位学者便利用这一性质,将一幅图像分成若干子块,认为背景灰度值在各个子块上

近似符合高斯分布,则那些不符合高斯分布的像素点便是可能的目标点. 以此为基础,他们提出了一种多光谱、恒虚警概率的目标探测算法,也就是著名的 RX 算法^[3]. 但 RX 算法要求预先知道目标的形状和大小信息,而通常情况下这些信息可能是无法获得的. 为了克服 RX 算法受目标大小和形状的限制,文献^[4]提出一种基于聚类的目标探测算法(CBAD),认为图像可以划分成一个一个的聚类,假设各个聚类上的灰度分布近似符合高斯分布,则那些不符合高斯分布的像素点便是可能的目标点. 但该文献给出的聚类算法仅以灰度值的高低为基准进行亮度聚类,整个聚类的流程类似于对一幅图像进行由多灰度级到少灰度级的量化,很明显,由此得到的各个聚类上的灰度分布并不符合高斯分布. 但是,该算法却提供了一种摆脱目标大小和形状限制的解决思路. 对于一幅图像,可以将其看作由不同纹理组合而成,

收稿日期:2005-10-20,修回日期:2006-01-10

基金项目:国家自然科学基金资助项目(60277005, 60477038)

作者简介:刘德连(1980-),男,安徽萧县人,西安电子科技大学博士研究生,主要研究方向为遥感信息处理.

Received date: 2005-10-20, revised date: 2006-01-10

文献[5]中也指出,纹理的统计特性可以近似用高斯分布来描述.鉴于此,本文提出一种基于纹理分割的遥感图像目标探测算法(TBAD),将一幅图像分解成一系列纹理,进而划分为纹理不同的区域,假设每个纹理上的灰度分布可以用高斯分布来描述,那么,各个纹理区域中不符合高斯分布的像素点便是可能的目标点.本文提出的算法假设纹理的灰度分布近似符合高斯分布,显然比CBAD更合理,更能满足探测模型的需要.试验结果进一步验证了TBAD比CBAD具有更好的探测性能.

1 纹理分割

图像纹理的精确定义迄今还没有一个统一的认识,一般地,纹理是指图像的局部灰度起伏,在一定空间范围内按某种规律的重复变化.不同的纹理具有不同的空间和灰度分布特征.利用这些特征,便可以对纹理进行分割.目前已有多种纹理分割算法,在实际应用中取得了很好的效果,被广泛采用的纹理分割算法主要有两大类,一类是基于灰度共生矩阵的纹理分割算法,一类是基于高斯-马尔可夫模型的纹理分割算法.这两类算法各有其特点,基于高斯-马尔可夫模型的纹理分割算法更侧重于从统计特征的角度对纹理进行分割,具有更强的鲁棒性.本文采取的纹理分割算法即是基于高斯-马尔可夫模型的纹理分割算法^[6].

一幅纹理图像 $[y(s), s \in \Omega, \Omega = \{s = (i, j) : 0 \leq i \leq M, 0 \leq j \leq M\}]$, 其中 $y(s)$ 表示位置 s 处的灰度值, Ω 表示纹理单元区域, M 表示纹理单元的大小, 可以通过下式对 $y(s)$ 进行描述:

$$y(s) = \sum_{r \in N_s} \theta_r (y(s+r) + y(s-r)) + e(s), \quad (1)$$

上式中 $e(s)$ 为高斯噪声, 其相关系数为 v , θ_r 表示权重因子, r 表示当前位置与 s 处的距离, N_s 由马尔可夫模型的阶数确定^[6]. 上式中的未知数 θ_r , 高斯噪声的相关系数 v 可以通过最小二乘法估算, 即

$$\hat{\theta} = [\sum q(s) q^T(s)]^{-1} [\sum q(s) y(s)], \quad (2)$$

$$\hat{v} = \frac{1}{M^2} \sum [y(s) - \hat{\theta}^T q(s)]^2, \quad (3)$$

其中 $q(s) = \text{col}[y(s+r) + y(s-r), r \in N_s]$, 表示将 N_s 范围内的像素值排成一列, 构成一列向量, 求和区域 Ω_1 为 $\Omega_1 = \Omega - \Omega_B$, 其中 $\Omega_B = \{s = (i, j) : s \in \Omega \text{ and } (s+r) \notin \Omega\}$. 所求得的 $\hat{\theta}$, \hat{v} 就可以作为纹理的特征, 用来对纹理进行分割. 为了保证算法的健壮

性, 特征向量取为

$$\eta = \left\{ \hat{\theta}, \frac{\hat{v}}{\rho^2} \right\}, \quad (4)$$

其中 ρ 为纹理图像的采样方差.

以上计算过程需要对矩阵进行求逆操作, 在实际运算中耗时长, 执行效率很低. 为此本文采用如下的方法, 对于 $y(s)$, θ 和 v 之间的关系可以通过下式描述:

$$p(y|\theta, v) = \frac{(\det(B(\theta)))^{1/2}}{(2\pi v)^{M^2/2}} \exp\left(-\frac{1}{2v} y^T B(\theta) y\right), \quad (5)$$

其中 $B(\theta)$ 是 $\{e(s)\}$ 到 $\{y(s)\}$ 的变换矩阵. 上式可以通过计算

$$C_d(r) = M^{-2} \sum_{s \in \Omega_1} y(s) y(s+r), \quad (6)$$

来描述, 因此可以采用

$$\xi = \{C_d(0), C_d(r) | r \in N_s\}, \quad (7)$$

作为纹理的特征向量. 获得该特征向量的计算量远远小于获得 η 的计算量. 在确定特征向量之后, 通过 K 均值聚类或者模糊 C 聚类对特征向量分类便可实现纹理分割.

2 目标探测模型

对图像进行纹理分割之后, 便可以在各个纹理上计算像素值的统计特性, 对可疑目标进行探测. 假设每个纹理上的灰度分布可以用高斯分布来描述, 那么各个纹理区域中不符合高斯分布的像素点便是可能的目标点. 基于纹理分割的目标探测算法采用的是混合高斯模型.

一幅图像可以分解成一系列纹理, 即

$$X = \cup_{r=1}^R X_r, \quad (8)$$

其中

$$X_r = \{m_{x,r}, C_{x,r}\}, \quad (9)$$

$$m_{x,r} = \frac{1}{N_r} \sum_{(i,j) \in X_r} x(i,j), \quad (10)$$

$$C_{x,r} = \frac{1}{N_r - 1} \sum_{(i,j) \in X_r} [x(i,j) - m_{x,r}]^2, \quad (11)$$

其中 R 表示一幅图像共分割成多少个纹理, X_r 表示第 r 个纹理, $m_{x,r}(r(i,j))$ 和 $C_{x,r}(r(i,j))$ 表示纹理 r 的均值和方差, N_r 为纹理 r 所占像素的个数.

由此, 纹理中的每一点偏离高斯分布的大小便可以通过该像素点与其所在纹理的 Mahalanobis 距离来表示, Mahalanobis 距离由下式给出

$$d_{x,r}(i,j) = \frac{1}{C_{x,r}(r(i,j))} [x(i,j) - m_{x,r}(r(i,j))]^2, \quad (12)$$

其中

$$r(i, j) = r | x(i, j) \in X, \quad (13)$$

对图像进行以上操作之后,还需要取一个合适的阈值对图像进行分割,最终确定目标的位置,目标分割采用如下阈值分割公式

$$\Delta(i, j) = \begin{cases} 1, & d_{x,r}(i, j) > \tau \\ 0 & \text{otherwise} \end{cases}, \quad (14)$$

其中 τ 的确定与虚警概率有关^[3],给定虚警概率值便可以确定阈值 τ .

RX 算法在进行目标的探测时,需要用已知目标大小和形状的模板在图像中遍历,来计算某点像素值和模板内像素值统计特性的区别,因此 RX 算法受到目标大小和形状的限制.本文给出的算法是在每个纹理区域中计算某点像素值和该纹理像素值统计特性的区别,而纹理分割是在算法运行时完成,因此与目标的大小和形状无关,彻底摆脱了目标大小和形状的限制,使得算法在事先并不知道目标大小和形状的情况下仍然能够进行探测.而实际遇到的探测问题,往往不可预知目标轮廓.由于环境的不确定性、干扰的存在,同一目标在不同条件下获得的图像中,其形状和大小也可能是不同的,因此不受大小和形状限制的探测算法更具有实际意义.

3 试验结果和讨论

用 VC++6.0 编程实现了上述算法.所采用的试验图像,扩展目标试验图像来源于文献[4],弱小目标实验图像(来源于 Ikonos 图像 Machu Picchu 中的一部分.结果如图 1~5 所示.为了更方便地看出本文算法的优点,将基于聚类的目标探测算法(CBAD)放在一起进行比较.

图 1 一共分割成 4 种纹理, CBAD 算法相应地进行 4 等级的聚类分割;图 2 一共分割成 8 种纹理, CBAD 算法也相应地进行 8 等级的聚类分割.由分割结果可以看出, CBAD 分割仅仅是机械地按灰度值的高低直接分割,各个聚类上灰度分布也不符合高斯分布;而本文给出的算法从纹理角度对图像进行分割,各个纹理上的直方图比 CBAD 更接近高斯分布,理论上讲本文给出的算法更符合目标探测模型的需要.

为了比较不同算法的性能,需要计算不同算法的 ROC(Receiver-Operator Characteristics) 曲线,也就是探测概率随虚警概率变化曲线,计算采用文献[7]中的方法.算法执行的最终结果如图 3~5 所示.

从最终探测结果可以看出,对于扩展目标(图

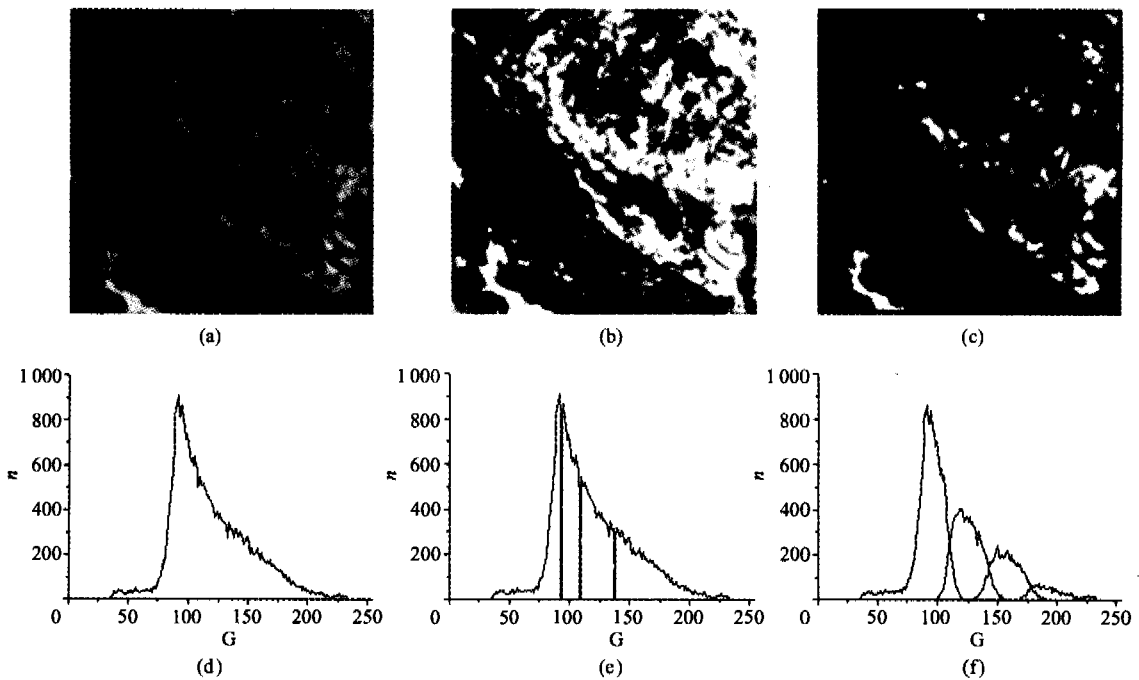


图 1 扩展目标纹理分割结果与直方图 (a)原图 (b)CBAD 分割结果 (c)TBAD 分割结果 (d)原图的直方图 (e)CBAD 分割区域上直方图 (f)TBAD 分割区域上直方图(G 代表灰度值)

Fig. 1 Segmentation results of extend target and histogram (a)original image (b) segmentation result of CBAD (c) segmentation result of TBAD (d) histogram of original image (e) histogram of CBAD segmentation (f) histogram of TBAD segmentation

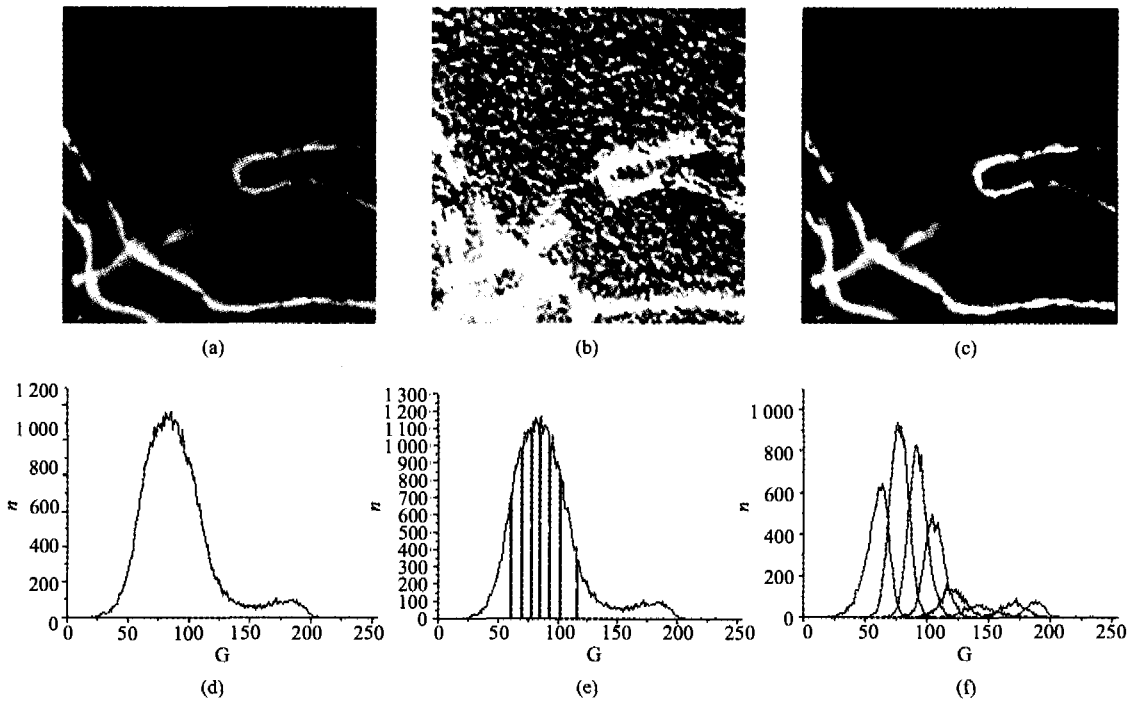


图2 弱小目标纹理分割结果与直方图 (a)原图 (b)CBAD 分割结果 (c)TBAD 分割结果 (d)原图的直方图 (e)CBAD 分割区域上直方图 (f)TBAD 分割区域上直方图

Fig.2 Segmentation results of small target and histogram (a) original image (b) segmentation result of CBAD (c) segmentation result of TBAD (d) histogram of original image (e) histogram of CBAD segmentation (f) histogram of TBAD segmentation

3), TBAD 同 CBAD 相比, TBAD 能更好地抑制背景的影响. 在图 3-b、图 3-c 中, TBAD 将右下角的背景影响基本抑制, 而左下角较亮部分背景的影响也被大部分消除. TBAD 的 ROC 曲线(图 5-a)明显处在 CBAD 的上部, 性能更加优良. 对于弱小目标(图 4), TBAD 也同样表现出优于 CBAD 背景抑制能力. 虽然 CBAD 的 ROC 曲线(图 5-b)在高虚警段优于 TBAD, 但 TBAD 却在的低虚警率段表现出更好的探测性能, 而实际应用中一般都是在尽可能降低虚警概率的情况下提高探测概率, 因此, 从这一角度上

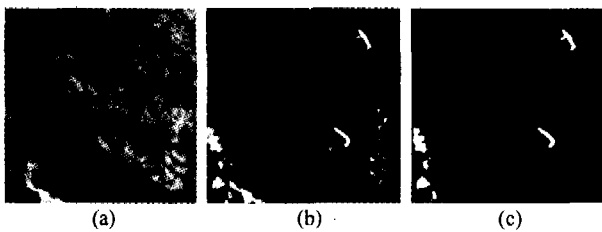


图3 扩展目标探测结果 (a)原图 (b)CBAD 探测结果 (c)TBAD 探测结果

Fig.3 Detection results of extend target (a) original image (b) detection result of CBAD (c) detection result of TBAD

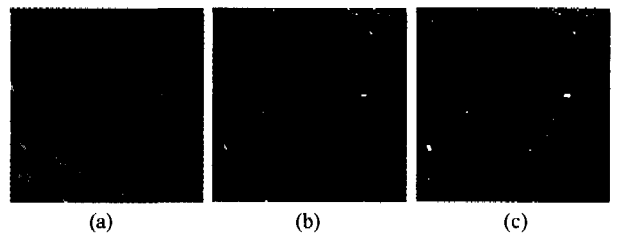


图4 弱小目标探测结果 (a)原图 (b)CBAD 探测结果 (c)TBAD 探测结果

Fig.4 Detection results of small target (a) original image (b) detection result of CBAD (c) detection result of TBAD

说 TBAD 比 CBAD 更具有现实意义. 从整个结果中可以看出 TBAD 的探测性能优于 CBAD.

4 结论

本文提出的基于纹理分割的遥感图像目标探测算法(TBAD), 首先将一幅图像分割成一系列的纹理, 假设各个纹理上的灰度分布近似符合高斯分布, 那么各个纹理上不符合高斯分布的像素点便是可能的目标点. 由于算法是在每个纹理区域中计算某点像素值和该纹理像素值统计特性的区别, 而纹理分割是在算法运行时完成, 与纹理的大小无关, 因此,

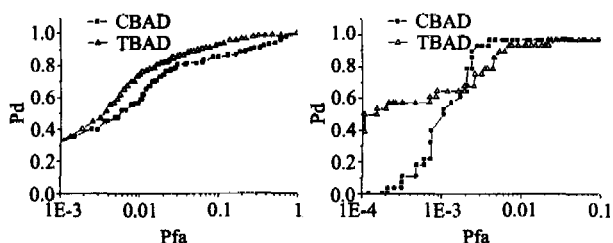


图5 两种算法的ROC曲线比较 (a)扩展目标探测的ROC曲线 (b)弱小目标探测的ROC曲线

Fig.5 Comparison of ROC curves of CBAD and TBAD (a) ROC curves of extend target detection (b) ROC curves of small target detection

彻底摆脱了目标大小和形状的限制,使得算法在事先并不知道目标大小和形状的情况下仍然能够进行探测,更具有实际意义.相比于基于聚类分割的目标探测算法(CBAD),TBAD的分割结果更符合高斯分布,理论上更符合探测模型的要求.试验结果进一步验证了TBAD比CBAD具有更好的探测性能.

REFERENCES

[1] LI Zhi-Yong, KUANG Gang-Yao, YU Wen-Xian, *et al.*

Algorithm on small target detection base on principal component of hyperspectral imagery [J]. *J. Infrared Millim Waves* (李智勇,匡纲要,郁文贤,等.基于高光谱图像主成分分量的小目标检测算法研究.红外与毫米波学报), 2004, 23(4): 286—290.

- [2] Hunt B R, Cannon T M. Nonstationary assumptions for Gaussian models of images [J]. *IEEE Trans. Syst., Man Cybernet.*, 1976, SMC—6(6): 876—882.
- [3] Reed R, Yu X. Adaptive multi-band CFAR detection of an optical pattern with unknown spectral distribution [J]. *IEEE Trans. Acoust., Speech, Signal Process.*, 1990, 38(10): 293—305.
- [4] Carlotto Mark J. A cluster-based approach for detecting man-made objects and changes in imagery [J]. *IEEE Trans. Geosci. Remote Sensing*, 2005, 43(2): 374—387.
- [5] Pratt W. *Digital Image Processing* [M]. New York: Wiley, 1991, 519—537.
- [6] Chellappa R, Chatterjee S. Classification of texture using Gaussian Markov random fields [J]. *IEEE Transactions on Acoustics, Speech, and Signal Processing*, 1985, 33(4): 959—963.
- [7] Heesung Kwon, Nasser M Nasrabadi. Kernel RX-Algorithm; a nonlinear anomaly detector for hyperspectral imagery [J]. *IEEE Trans. Geosci. Remote Sensing*, 2005, 43(2): 388—397.