

引用格式:廖佳俊,刘志刚,姜江军.基于改进双边滤波稀疏表示的高光谱目标检测算法[J].电光与控制,2017,24(7):37-40. LIAO J J, LIU Z G, JIANG J J. Sparse representation algorithm with improved bilateral filtering for hyperspectral image target detection[J]. Electronics Optics & Control, 2017, 24(7):37-40.

基于改进双边滤波稀疏表示的高光谱目标检测算法

廖佳俊, 刘志刚, 姜江军
(火箭军工程大学,西安 710025)

摘要:为了充分利用高光谱图像中包含的空间信息,将一种改进的双边滤波应用到其目标检测中,提出基于光谱角匹配的双边滤波稀疏表示高光谱目标检测算法。通过将光谱角匹配与双边滤波相结合,用高光谱图像像素之间的相似性作为双边滤波器中值域距离的权值,在抑制了图像各波段中噪声的同时突出了目标,然后通过稀疏表示算法进行目标检测。实测的高光谱数据实验显示,与传统稀疏表示方法和普通双边滤波稀疏表示方法比较,所提方法在检测效果上有一定的提高。证明了充分利用高光谱图像的空间信息能进一步提高其目标检测的效果。

关键词:光谱角匹配; 目标检测; 双边滤波; 稀疏表示; 高光谱

中图分类号: TP75 文献标志码: A doi:10.3969/j.issn.1671-637X.2017.07.008

Sparse Representation Algorithm with Improved Bilateral Filtering for Hyperspectral Image Target Detection

LIAO Jia-jun, LIU Zhi-gang, JIANG Jiang-jun
(Rocket Force Engineering University, Xi'an 710025, China)

Abstract: In order to make full use of the spatial information contained in the hyperspectral image, an improved bilateral filtering is applied to the target detection, and a bilateral filtering algorithm based on spectral angle matching for sparse representation of hyperspectral target detection is proposed. By combining the spectral angle matching with the bilateral filtering, the similarity between the pixels of hyperspectral image is used as the weight of bilateral filtering. The noise in the band is suppressed and the target is highlighted. Then the target detection is carried out by sparse representation algorithm. Experimental results show that: Compared with the traditional sparse representation method and the sparse representation algorithm with normal bilateral filtering, the proposed method has better detection performance. It is proved that making full use of the spatial information of hyperspectral images can further improve the target detection results.

Key words: spectral angle matching; target detection; bilateral filter; sparse representation; hyperspectral

0 引言

目标检测一直是遥感领域重要的研究内容之一。高光谱遥感由于其丰富的光谱信息,能更好地区分不同地物,使得它在目标检测中有着其他遥感手段不具备的优势。迄今为止,已经发展出了许多高光谱图像目标检测的方法。2011年,YI等人将稀疏表示(Sparse

Representation, SR)应用到高光谱目标检测中,取得了很好的实验结果^[1],但由于只利用了像元的光谱特征,限制了检测效果的进一步提高;所以,考虑到高光谱图像相邻像元间存在的空间相关性,YI等人又提出基于联合稀疏表示模型的高光谱目标检测^[2];赵春晖等人提出空间4-领域稀疏表示的高光谱图像目标检测^[3];文献[4-7]也分别将结合空间特征的稀疏表示方法应用到高光谱图像分类中。这些工作表明,结合空间特征的稀疏表示方法在高光谱图像处理中有更好的效果。另一方面,KANG等人提出基于边缘保持滤波的分类方法,以此来联合空间特征对分类结果进行优化^[8];勾珍珠等人提出用引导滤波来获取像元间的

收稿日期:2016-05-12 修回日期:2016-07-30

基金项目:国家自然科学基金(41574008)

作者简介:廖佳俊(1992—),男,湖南湘潭人,硕士生,研究方向为遥感图像处理。

邻域信息并进行分类^[9]。这些工作表明,引入边缘保持滤波技术能有效提取图像的空间特征。然而,上述工作并未将高光谱图像中各波段的空间信息完全提取出来。

本文用基于光谱角匹配的双边滤波方法对各波段进行滤波来充分提取空间特征,并将其与稀疏表示算法相结合,提出了一种基于光谱角匹配的双边滤波稀疏表示高光谱目标检测算法(Sparse Representation with Bilateral Filter based on Spectral Angle Matching, SRBS)。

1 基于光谱角匹配的双边滤波稀疏表示高光谱目标检测算法(SRBS)

1.1 算法流程简介

本文算法主要分为3个步骤:1)通过光谱角匹配技术(Spectral Angle Matching, SAM)^[10]计算待测像元与其邻域内像元的光谱角距离;2)将光谱角距离结合到双边滤波中的值域距离对各波段进行滤波;3)将滤波后的图像输入稀疏表示检测器进行目标检测。算法的流程如图1所示。

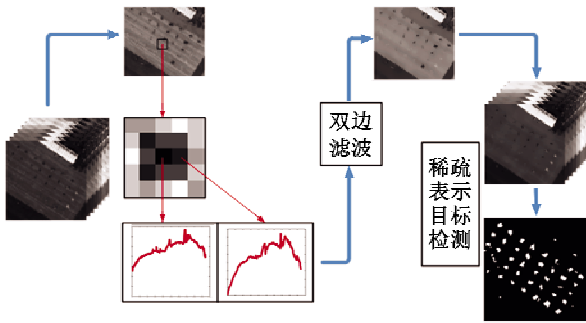


图1 算法流程图

Fig.1 Algorithm flowchart

1.2 基于光谱角匹配的双边滤波

双边滤波(Bilateral Filter, BF)是一种应用比较广泛的边缘保持滤波技术^[11],其滤波后的每一个值都是由其邻域内像素值经过加权平均后得到,所以,它能保持滤波后目标的边缘。

双边滤波利用高斯函数定义了两种距离,分别是空间距离

$$G_s(\|i-j\|) = \exp\left(-\frac{\|i-j\|}{\delta_s}\right) \quad (1)$$

和值域距离

$$G_v(|I_i - I_j|) = \exp\left(-\frac{|I_i - I_j|^2}{\delta_r^2}\right) \quad (2)$$

像素 P_i 的双边滤波器输出 O_i 可以表示为

$$\begin{cases} O_i = \frac{1}{K_i} \sum_{j \in \omega_i} G_s(\|i-j\|) G_v(|I_i - I_j|) P_j \\ K_i = \sum_{j \in \omega_i} G_s(\|i-j\|) G_v(|I_i - I_j|) \end{cases} \quad (3)$$

式中; i 和 j 分别代表第 i 个和第 j 个像素; ω_i 表示以像素 i 为中心的局部窗口; K_i 表示双边滤波器的归一化项。通过式(3)可以看出,滤波器权重由空间距离和值域距离的乘积表示,当像素 i 和像素 j 距离很近并且它们之间具有相似的亮度值时,像素 j 的权重就会比较大。相反,当像素 i 和像素 j 距离比较远并且它们之间具较大亮度值差时,像素 j 的权重就会比较小。这意味着在一幅灰度图像中相邻且像素值相近的像素通常具有相似的输出。

本文在对各波段独立进行双边滤波后,发现各波段中噪声虽然被极大地抑制,但由于部分波段中的目标本身就不明显,滤波后变得更加模糊。考虑到高光谱图像每个像元都具有一条包含丰富信息的光谱曲线,如果将这些信息与双边滤波结合,是否可以得到更好的效果呢?根据这个思路,本文在计算滤波器权重时考虑使用两个像素间相似度度量,提出了用光谱角 θ 代替值域距离中的 $|I_i - I_j|$,使得滤波器输出可以表示为

$$\begin{cases} O_i = \frac{1}{K_i} \sum_{j \in \omega_i} G_s(\|i-j\|) G_\theta(|\theta|) P_j \\ K_i = \sum_{j \in \omega_i} G_s(\|i-j\|) G_\theta(|\theta|) \end{cases} \quad (4)$$

光谱角匹配是一种能较好地衡量两个像元相似度的方法,将它与双边滤波结合能更有效地提取图像的空间特征。光谱夹角可计算为

$$\theta = \arccos \frac{P_i \cdot P_j}{|P_i| \cdot |P_j|} \quad (5)$$

式中; θ 表示两个光谱向量间的夹角; P_i 和 P_j 分别表示待测像元和参考像元的光谱向量。光谱角匹配技术不同于欧式距离,它仅仅考虑光谱形状的相似性,而不受光谱强度的影响,在目标受到光照、地形等因素影响时,有较好的表现,因此,该方法在高光谱图像处理过程中应用较广。

算法在处理每个波段时能够使得滤波窗口内与中心像素相同类的像元所占权重更大,以便更好地保持目标的边缘特征。由图2a可以看出,第100个波段原始图像中背景存在很多噪声,这种情况在每个波段都有,直接使用原始图像进行目标检测会影响检测效果;图2b是直接进行双边滤波的结果,可以看出背景噪声被有效抑制,目标也有一定的保持效果,但是有一部分本身和背景区别不大的目标滤波之后变得非常模糊,甚至与背景难以区分;图2c是结合SAM进行滤波的结果,可以看出噪声同样受到了抑制,但目标明显比图2b更为突出,这为后续的目标检测提供了有利的保证。

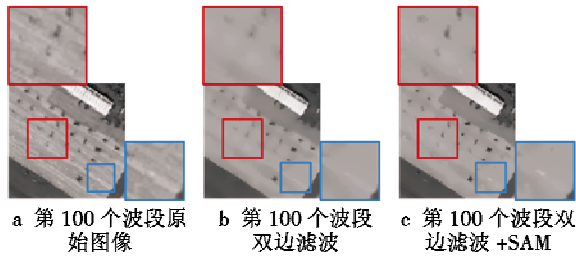


图2 滤波后第100波段图像对比图

Fig.2 Comparison of the 100th band images after filtering

1.3 基于稀疏表示的目标检测

稀疏表示的思想是将原始信号 X 表示为字典 D 与稀疏向量 a 相乘的形式

$$X = Da \quad (6)$$

式中： D 是一个过完备字典；稀疏向量 a 是一个只有少数元素不为零的向量。

在高光谱目标检测中，一个待测像元可以通过大量端元中部分原子的线性组合表示。对应于稀疏表示，可将大量端元构成一个超完备字典 D ，由目标子字典 D_t 和背景子字典 D_b 级联构成，那么待测像元 X 可以表示为

$$X = Da = (D_t + D_b)a = (D_t \quad D_b) \begin{pmatrix} a_t \\ a_b \end{pmatrix} \quad (7)$$

式中， a_t 和 a_b 分别对应目标子字典 D_t 和背景子字典 D_b 的稀疏向量。通过重构算法求解稀疏向量 a 并判断 a_t 和 a_b 是零向量还是稀疏向量，若 a_t 是稀疏向量而 a_b 是零向量，则判断待测像元 X 是目标，反之则判断待测像元 X 是背景。

本文采用文献[1]的方法，在所有目标中随机选取10%作为目标字典，通过一个滑动双窗自适应地选取背景字典，窗口尺寸对应为目标的大小。

2 实验结果与分析

采取实测高光谱图像数据对本文提出的SRBS算法进行验证，以接收机特性曲线(Receiver Operating Characteristic, ROC)及曲线下面积(Area Under the Curve, AUC)^[12]为检测结果的效果指标，将检测结果与文献[1]传统稀疏表示(SR)检测结果、普通双边滤波稀疏表示检测结果(Sparse Representation with Bilateral Filter, SRB)进行比较。数据为机载可见光及红外成像光谱仪(Airborne Visible/Infrared Imaging Spectrometer, AVIRIS)拍摄的美国圣地亚哥海军机场的高光谱图像，该高光谱图像波长范围为370~2500 nm，空间分辨率为3.5 m，像元大小为400×400。截取其中100×100的子图像，除去水汽吸收波段和信噪比较低的波段后，保留189个波段。图3a是第204波段的灰度图，图3b是停靠飞机的

真实地物分布图。

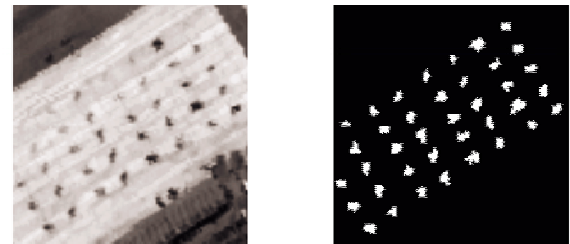


图3 实验数据图像

Fig.3 Image of experimental data

由式(1)和式(2)可知， δ_s 和 δ_r 是滤波器距离函数的方差，其中， δ_s 控制滤波器窗口的大小， δ_r 定义了窗口内像素差值增加时，对应像素权重减小的比重，它们的取值将较大地影响SRB和SRBS的输出结果。为保证两个目标之间不相互影响，实验中取 $\delta_s = 5$ 以保持与单架目标飞机大小一致。 δ_r 的取值对滤波结果影响较大，通过固定 δ_s 来探究 δ_r 对方法检测效果的影响。图4给出了 δ_r 取值从0.1~1的情况下AUC值的对比。

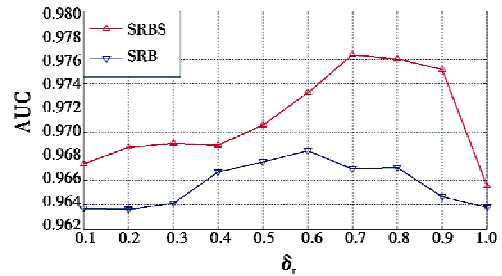


图4 不同 δ_r AUC 值对比图

Fig.4 Value of AUC vs δ_r

从图4可以看出，SRBS不管 δ_r 在哪种的取值情况下检测效果都比SRB好，其中， $\delta_r = 0.6$ 和 $\delta_r = 0.7$ 分别是SRB和SRBS检测效果最佳的情况。

图5和图6给出了SR,SRB($\delta_r = 0.6$),SRBS($\delta_r = 0.7$)的目标检测效果图以及对应的ROC曲线比较图。其目标检测所对应的ROC曲线下面积值如表1所示。

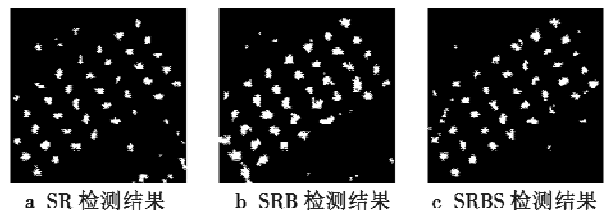


图5 不同方法检测结果图

Fig.5 Detection result of different methods

从图5、图6和表1中可以看出，SR,SRB和SRBS均能将图像中的38个目标检测出来，但其中SR图像右上角以及左下角出现了大量的虚警，这是因为算法没有考虑目标的空间特征，仅考虑光谱特征进行检测时导致背景像元中一些与目标光谱相似的像元被误检，影响了

方法的检测精度;SRB 通过逐波段滤波,一定程度上利用了图像的空间信息,可以看出对小块虚警有非常明显的抑制作用,AUC 值也有一定的提升,不足之处在于将目标周围一些背景像元误检为目标,产生了新的虚警,这是因为滤波时未考虑像元的相似性,使滤波后目标在各个波段中并未完全突显出来;SRBS 结合高光谱图像的特征,通过计算像元间的相似性来利用其空间信息,不仅对小块虚警有明显抑制作用,也未出现更多新的虚警,同时从 ROC 曲线上看,在低虚警率的情况下相比而言,SRBS 有更好的检测效果。从 AUC 值上看,SRBS 的检测效果也是 3 种方法中最优的。

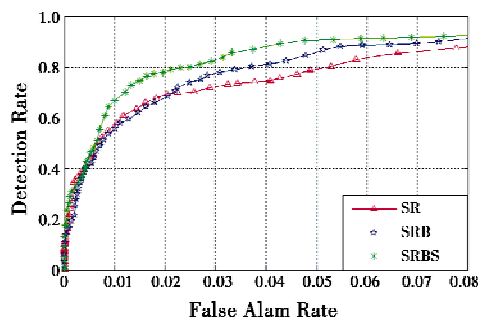


图 6 不同方法 ROC 曲线对比图

Fig. 6 ROC curves of different methods

表 1 不同方法 AUC 值对比

Table 1 AUC value of different methods

方法	AUC 值
SR	0.9586
SRB	0.9685
SRBS	0.9764

3 结束语

为了充分利用高光谱图像的空间信息,提出了一种基于光谱角匹配的双边滤波稀疏表示高光谱目标检测算法。该算法利用光谱角匹配计算像元之间的相似性作为双边滤波中的值域距离,在对图像各波段滤波过程中有效地结合了高光谱图像的特点,使得算法对原始波段中噪声能有效地抑制并突出目标。实验结果表明,将该算法应用于实测高光谱数据时,在高光谱图像的目标检测中有很好的效果,且优于传统稀疏表示方法。这表明,充分利用高光谱图像中包含的空间信息是提高其目标检测效果的关键。

参考文献

- [1] YI C, NASRABADI N M, TRAN T D. Sparse representation for target detection in hyperspectral imagery [J]. IEEE Journal of Selected Topics in Signal Processing, 2011, 5 (3):629-640.
- [2] YI C, NASRABADI N M, TRAN T D. Simultaneous joint sparsity model for target detection in hyperspectral imagery [J]. IEEE Geoscience & Remote Sensing Letters, 2011, 8 (4):676-680.
- [3] 赵春晖,李晓慧,朱海峰. 空间 4-邻域稀疏表示的高光谱图像目标检测[J]. 哈尔滨工程大学学报, 2013 (9):1171-1178.
- [4] FANG L, LI S, KANG X, et al. Spectral-spatial hyperspectral image classification via multiscale adaptive sparse representation[J]. IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, 2014, 52(12):7738-7749.
- [5] ZHANG H, LI J, HUANG Y, et al. A nonlocal weighted joint sparse representation classification method for hyperspectral imagery [J]. IEEE Journal of Selected Topics in Applied Earth Observations and Remote Sensing, 2014, 7(6):2056-2065.
- [6] ZOU J, LI W, DU Q. Sparse representation-based nearest neighbor classifiers for hyperspectral imagery [J]. IEEE Geoscience & Remote Sensing Letters, 2015, 12(12):2418-2422.
- [7] SUN W, ZHANG L, ZHANG L, et al. A dissimilarity-weighted sparse self-representation method for band selection in hyperspectral imagery classification [J]. IEEE Journal of Selected Topics in Applied Earth Observations & Remote Sensing, 2016, 9(9):1-15.
- [8] KANG X D, LI S T, BENEDIKTSSON J A. Spectral-spatial hyperspectral image classification with edge-preserving filtering [J]. IEEE Transactions on Geoscience & Remote Sensing, 2014, 52(5):2666-2677.
- [9] 勾珍珍. 基于空间约束和稀疏编码的高光谱图像分类 [D]. 西安:西安电子科技大学, 2014.
- [10] TOMASI C, MANDUCHI R. Bilateral filtering for gray and color images [C]//International Conference on Computer Vision, 1998:839-846.
- [11] KRUSE F A, LEFKOFF A B, BOARDMAN J W, et al. The spectral image processing system (SIPS)-interactive visualization and analysis of imaging spectrometer data [J]. Remote Sensing of Environment, 1993, 44(2):145-163.
- [12] WANG Y, HUANG S, LIU D, et al. A novel band selection method based on curve area and genetic theory [J]. Journal of Optics, 2014, 43(3):193-202.