

引用格式:Zhang Tairan, Wei Yuchun. Target Detection for Multispectral Remote Sensing Imagery Coupling Linearly Constraint and Local Contrast[J]. Remote Sensing Technology and Application, 2016, 31(6): 1114-1121. [张泰然, 韦玉春. 线性约束与局部对比相耦合的多光谱遥感图像中目标探测[J]. 遥感技术与应用, 2016, 31(6): 1114-1121.]

doi:10.11873/j.issn.1004-0323.2016.6.1114

线性约束与局部对比相耦合的多光谱 遥感图像中目标探测

张泰然, 韦玉春

(南京师范大学地理科学学院, 南京师范大学虚拟地理环境教育部重点实验室, 江苏 南京 210023)

摘要: 目标探测是遥感影像信息提取中的重要内容, 然而, 随着目标像元数目增多和相似地物的干扰, 目标探测的虚警率会明显上升。将线性约束最小方差方法(LCMV)与局部对比方法(LCM)相结合, 构建了一种新的多光谱遥感图像中目标探测方法(LCLCM); 首先利用样本相关矩阵对目标进行半解混, 然后利用图像的空间性增强目标信息、抑制背景信息, 最后进行图像归一化和图像分割。以 Landsat 8 多光谱图像中船只提取为例进行方法验证, LCLCM 的虚警率为 1.07%, 优于 LCMV 和 LCM 的虚警率 12.39% 和 11.26%, 表明该方法能够进行有效稳健的目标探测。

关键词: 目标探测; 弱信息; 空间相关性; 生物视觉

中图分类号: TN 911.7 **文献标志码:** A **文章编号:** 1004-0323(2016)06-1114-08

1 引言

目标探测是遥感信息提取中的重要内容, 在军事侦查、矿物填图和环境监测等众多领域发挥着重要作用。在遥感图像中, 目标往往表现为少数像元甚至是亚像元, 目标的信号与噪声和复杂背景容易混杂, 导致了目标探测的困难。因此, 建立稳定、有效的目标探测模型就显得尤为重要^[1-2]。

目前, 基于遥感影像的目标探测方法主要包括^[3]: ①基于匹配滤波器的方法^[4]。将目标光谱数据作为先验信息, 通过图像像元与目标光谱的逐一匹配, 找到与目标光谱最相近的点作为目标。②基于二阶统计假设的方法^[5]。利用半解混和相关矩阵来提取特定方向的信号, 同时抑制其他方向的信号。③基于混合像元线性混合模型的方法^[6]。将每个像元视为多种端元, 按照其在像元内组分线性加和组

成, 利用线性混合模型, 把目标探测问题转化为图像端元光谱分离的过程。④基于多元正态分布理论的方法^[7]。考虑目标的突变性, 利用目标与邻域背景的关系来增强目标信号。

在上述方法中, ①基于二阶统计假设的约束类方法从能量的角度来压制背景继而提取目标, 它考虑了目标在图像中分布信息量少、分布结构简单的特点, 应用较多。1993年, Harsanyi^[5]提出了约束能量最小目标探测法(CEM)。Chang 和 Ren^[8]基于 CEM 方法, 设计自适应滤波器来减弱 CEM 对于理想信号的敏感性, 提出了线性约束最小方差(LCMV)的方法。邓欣等^[9]优化了 LCMV 方法, 避免了矩阵求逆运算, 具有很好的稳健性。程春悦等^[10]和于泽等^[11]在不同领域对 LCMV 方法进行了应用。但是由于空间分辨率限制和地物复杂性, 同种物质的不同像元的光谱会呈现一定差异, 目标样本

收稿日期: 2015-11-04; 修订日期: 2016-09-18

基金项目: 国家自然科学基金项目“面向二类水体叶绿素 a 浓度遥感反演的光谱纯化研究”(41471283)。

作者简介: 张泰然(1991-), 男, 安徽滁州人, 硕士研究生, 主要从事环境遥感、目标探测等研究。E-mail: ztr_zhang@163.com。

通讯作者: 韦玉春(1965-), 男, 河北玉田人, 教授, 主要从事环境遥感、地理建模等研究。E-mail: weiyuchun@njnu.edu.cn。

不能准确代表目标信号。因此线性约束类的方法,在面对干扰地物和混合像元时,其虚警率会显著升高,探测精度会降低。②基于多元正态分布理论方法考虑了目标的空间性,通过目标与邻域背景的关系来增强目标信息和抑制背景信息,可以有效降低其虚警率,提高目标探测的精度。2000年,Hazel^[7]提出了RX算法,随后Kwon和Nusrabadi等^[12-16]提出了一系列基于核的RX算法。Kwon等^[17]提出了双窗特征值变换法(DWEST),Chang等^[18]在此基础上提出了嵌套空域窗的目标探测法(NSWTD)。考虑到生物视觉的特征,Chen等^[19]在红外影像中,利用DK模型构建了局部对比的方法(LCM)。但因为一般仅用于单波段图像的异常探测,并且如果图像中出现大小与目标相似,且灰度值大于邻域的地物,LCM方法容易产生较高的虚警率。

针对以上基于二阶统计假设方法的不足,本文将线性约束与局部对比相耦合进行多光谱遥感图像中目标探测(LCLCM),并用Landsat 8多光谱图像中船只提取进行了方法验证,表明该方法有效提高了探测精度,降低了虚警率。

2 方法设计

2.1 LCMV方法

Chang和Ren提出了LCMV方法^[8],它从图像的二阶统计量、信息分布的角度出发,利用样本相关矩阵的性质对目标进行半解混提取。与混合像元模型相比,LCMV主要从能量的角度来压制背景继而提取目标^[3]。方法的出发点是提取特定方向的信号而衰减其他方向的干扰,根据阵列接收数据的统计特性,对权向量加以线性约束,使波束形成器在信号方向保持单位响应的同时达到输出功率最小。

若 $S = \{r_1, r_2, \dots, r_N\}$ 是遥感图像中的像元,每个像元 $r_i = [r_{i1}, r_{i2}, \dots, r_{iL}]^T$ 为 L 维列向量,其中 L 是波段数, $1 \leq i \leq N$ 。假设 $D = \{d_1, d_2, \dots, d_p\}$ 是待检测的目标光谱信号样本集合,是已知的先验信息。LCMV设计一个有限响应滤波器对目标进行滤波,同时在满足下列约束条件(1)的情况下,使未知信号源的方差最小化:

$$D^T w = 1 \quad (1)$$

其中: $w = [w_1, w_2, \dots, w_L]^T$ 是滤波系数 $\{w_1, w_2, \dots, w_L\}$ 构成的 L 维列向量,1是 $p \times 1$ 的全1约束

向量。

假设上述滤波器对应输入 r_i 的输出为 $y_i = \sum_{i=1}^L w_i r_{i1} = w^T r_i = r_i^T w$,那么对应所有输入 $\{r_1, r_2, \dots, r_N\}$,滤波器输出的平均能量为:

$$\frac{1}{N} \left[\sum_{i=1}^N y_i^2 \right] = w^T \left(\frac{1}{N} \left[\sum_{i=1}^N r_i r_i^T \right] \right) w = w^T R_{L \times L} w \quad (2)$$

其中: $R_{L \times L} = \frac{1}{N} \left[\sum_{i=1}^N r_i r_i^T \right]$ 是 $L \times L$ 维的自相关矩阵。LCMV可表述为如下线性约束最优化问题:

$$\min_w \left\{ \frac{1}{N} \left[\sum_{i=1}^N y_i^2 \right] \right\} = \min_w \{ w^T R_{L \times L} w \} \text{ subject to } D^T w = 1 \quad (3)$$

通过式(3)的最优解,LCMV滤波器为:

$$w^* = R_{L \times L}^{-1} D (D^T R_{L \times L}^{-1} D)^{-1} 1. \quad (4)$$

以下是图像的白化处理过程。假设图像中 L 维光谱向量 $\mu = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N r_i$ 为样本均值向量, K 为样本协方差矩阵,矩阵 F 为 K 的白化矩阵,则:

$$F^T K F = I, F^T F = \Delta^{-1} \quad (5)$$

其中: $\Delta = \text{diag}\{\lambda_1, \lambda_2, \dots, \lambda_L\}$ 为由 K 的特征值组成的对角矩阵。则 $WH = \{w h_1, w h_2, \dots, w h_N\} = \{F^T r_1, F^T r_2, \dots, F^T r_N\}$ 为白化数据。经过白化处理的图像,各个波段的方差为1,各个波段之间的相关性为0,目标将孤立于背景的数据云团之外。

根据式(4),假设图像均值向量为零向量,则 $R = K$ 。将LCMV滤波器乘以图像,则有:

$$(w^*)^T r_i = \frac{r_i^T R_{L \times L}^{-1} D}{D^T R_{L \times L}^{-1} D} \cdot 1 = \frac{r_i^T F F^T D}{D^T R_{L \times L}^{-1} D} \cdot 1 = \frac{(F^T r_i)^T F^T D}{D^T R_{L \times L}^{-1} D} \cdot 1 \quad (6)$$

其中,去除常数项的影响, $(F^T r_i)^T F^T D$ 可以看作数据白化后的内积。因此,经过白化处理,目标与背景能够有效区分。

2.2 LCM方法

Chen等^[19]提出了LCM方法,通过目标与背景的差异性实现目标的增强和背景的抑制。假设目标与背景的灰度存在差异,背景的灰度值低,目标的灰度值高。如果中心区域为目标(图1中上方的箭头),那么中心区域的最大灰度值像元会大于邻域的平均灰度值。相反的,如果中心区域是背景(图1中下方的箭头),那么中心区域的最大灰度值就可能小于邻域的平均灰度值。这样就可以通过计算中心区域

与邻域背景区域的对比度来增强目标和抑制背景。

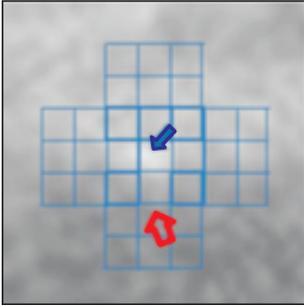


图 1 假设目标增强和背景抑制^[19]

Fig.1 Illustration of the target enhancement and background suppression^[19]

假设探测窗口为相同大小的 9 个区域(图 2), 中心标示“0”的区域是探测目标的区域。每个邻域区域的平均灰度值表示为 m_i ($i=1,2,\dots,8$), 即:

$$m_i = \frac{1}{N} \sum_{j=1}^N I_j^i \quad (7)$$

其中: N 是每个区域的像元数, I_j^i 是对应像元的灰度值。此时, 中心区域分别和相邻区域的对比度表示为式(8):

$$c_i^n = \frac{L_n}{m_i} \quad (8)$$

其中: L_n 代表中心区域的最大灰度值。

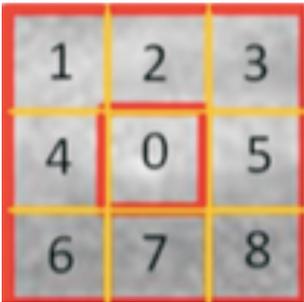


图 2 LCM 窗口^[19]

Fig.2 The window of LCM^[19]

如果中心区域为目标, 意味着 L_n 越大, 相应地, c_i^n 会越大。表示为:

$$\min \frac{L_n}{m_i} > 1; \quad (9)$$

如果中心区域为背景, 意味着 L_n 越小, 相应地, c_i^n 会越小, 也就是目标区域的对比度要大于背景区域的对比度, 即:

$$\min \frac{L_j^b}{m_i} \leq 1. \quad (10)$$

此外, 目标的灰度值虽然一般大于其相邻地物, 但是它们之间的差异可能不会太大。为了对目标进

行增强, LCM 采用了如下方法:

$$C_n = \min L_n \times c_i^n = \min L_n \times \frac{L_n}{m_i} = \min \frac{L_n^2}{m_i} \quad (11)$$

即, C_n 越大, 中心区域越有可能是目标。

2.3 LCLCM 方法

LCMV 中, 目标探测有效的关键在于目标本身具有的物性、几何、信息和结构特点。经过白化处理之后, 目标与背景地物容易分离开。但是, 当目标恰好分布在图像信息量较大的方向时, 此方法将失效。尤其是图像中存在与目标波谱相似的地物(异物同谱)的时候, LCMV 不但可能漏提信号较弱的亚像元目标, 而且还会将干扰地物误认为是目标。

LCM 利用目标与邻域背景的关系进行目标探测, 避免了 LCMV 中与目标波谱相似的地物(异物同谱)的影响。但图像中容易出现大小与目标相似, 且灰度值大于邻域的地物, 故 LCM 方法容易产生较高的虚警率^[20]。另外, LCM 只局限于针对单波段影像的异常探测, 没有有效利用多个波段的信息。

本文将线性约束与局部对比相耦合, 以避免与目标波谱相似的地物干扰, 降低虚警率。基本步骤是: 先构建目标与影像间的相关矩阵, 将像元与目标间的相关强度作为条件一。之后, 利用 LCM 进行对比度计算, 作为条件二。将两个条件归一化之后相加产生的图像用于目标提取。算法描述如下:

(1) 输入多光谱遥感影像, 作为 LCMV 的探测数据; 将输入的影像特征均值化, 作为 LCM 的探测数据。

(2) 输入目标样本集合, 通过式(2)计算 LCMV 探测数据的相关矩阵, 继续使用式(4), 得到 LCMV 的输出图像。

(3) 根据图像中目标的大小设定目标窗口, 目标窗口为正方形, 设定搜索窗口边长为目标窗口的 3 倍, 且目标窗口位于搜索窗口的中心。搜索窗口逐像素遍历整幅图像, 每次移动根据式(7)计算每个邻域的平均灰度值, 根据式(8)计算中心区域和邻域的对比度, 并根据式(11)更新中心区域的中心像元值。遍历后得到 LCM 的输出图像。

(4) 将 LCMV 的输出图像和 LCM 的输出图像分别归一化并相加, 输出目标增强的图像。

(5) 对输出的目标增强图像进行阈值分割, 阈值通过灰度直方图拟合成光滑曲线后主峰右侧斜率最大的位置来确定。

3 实验与分析

3.1 数据来源

采用 Landsat 8 OLI 的影像数据进行实验。影像数据来自于国际科学数据服务平台,采用 UTM 投影,空间分辨率为 30 m。图像经过了研究区剪裁。选择的光谱范围为 450~2 300 nm,图像的

Band 1 到 Band 6 分别对应 Landsat 8 OLI 原始图像中的 Band 2 到 Band 7。选取长江内的船只作为探测目标,考虑到天气状况和船只的状况,影像日期选择为 2013 年 4 月 14 日的长江某段,影像大小为 1 000×1 000 像元。此图像中水体、建筑物和植被差异较大(图 3),但船只特征并不明显,且船只与建筑物的光谱曲线较为相似,易混淆。



(a) (3,2,1)真彩色合成图像



(b) (5,4,3)假彩色合成图像

图 3 2013 年 4 月 14 日长江 Landsat OLI 图像

Fig.3 The Landsat OLI color image of Yangtze river on April 14,2013

3.2 数据预处理

在目标样本的选取中,本文基于 OLI(3,2,1)彩色合成图像,通过船只边界选取目标区,得到不同类型、不同信号强弱的船只样本共 15 个,取目标区均值组成样本信号矩阵 D :

$$D = \begin{bmatrix} 88.95 & 73.93 & 60.97 & 27.11 & 8.67 & 2.21 \\ 89.63 & 74.78 & 61.22 & 27.04 & 6.71 & 1.68 \\ 89.32 & 76.16 & 64.11 & 25.21 & 4.47 & 1.15 \\ 91.89 & 77.38 & 63.31 & 31.72 & 5.47 & 1.31 \\ 93.75 & 80.12 & 65.51 & 44.04 & 8.86 & 2.39 \\ 89.12 & 75.42 & 64.63 & 29.96 & 5.90 & 1.46 \\ 86.50 & 70.44 & 7.38 & 31.55 & 5.63 & 1.39 \\ 88.22 & 74.07 & 60.56 & 27.89 & 4.76 & 1.13 \\ 89.80 & 74.98 & 64.25 & 29.47 & 6.24 & 1.58 \\ 89.72 & 76.02 & 65.73 & 27.64 & 5.70 & 1.37 \\ 89.21 & 76.13 & 65.55 & 27.97 & 5.07 & 1.32 \\ 90.68 & 75.71 & 62.04 & 30.69 & 5.04 & 1.21 \\ 90.48 & 77.05 & 63.33 & 30.21 & 5.10 & 1.22 \\ 90.58 & 75.71 & 62.25 & 38.87 & 7.10 & 1.61 \\ 89.68 & 74.89 & 65.29 & 27.36 & 5.22 & 1.24 \end{bmatrix}$$

矩阵中,行为单个信号分别在 6 个波段上的光

谱值,列分别为 15 个船只样本的均值。使用样本数据和影像数据,通过 LCMV 获取结果图像一。

通过对 OLI(3,2,1)合成图像中船只大小的观察,影像中体积最大的船只类型占用的窗口为 5×5 个像素,故本文对目标窗口的设定为 5×5 个像素,设定搜索窗口大小为 15×15。移动窗口,并计算中心区域与周边区域的对比度 C_n ,获取结果图像二。将两个图像分别归一化之后相加,然后进行图像分割,首先将灰度直方图通过最小二乘法拟合成光滑曲线,然后经过多次分割结果的实验对比,选择主峰右侧斜率最大的位置作为阈值。分割后得到目标探测结果的二值图,像素值 1 即目标。

3.3 实验结果分析

图 4 为同一影像、不同方法对船只目标探测结果的比较。从图 4(a)原图像可以看出,船只混杂在背景中,并不是很明显,必须通过一些目标探测的方法将船只信号增强,以及对背景信号的抑制,才能使得船只目标的信号突显。

图 4(b)中 LCMV 对船只的增强效果不显著,并且由于受到建筑物异物同谱的影响,虽然对船只有了有一定增强,但同时更大幅度地增强了陆地的建

筑物。图 4(c)中 LCM 虽然增强了船只信号,但对背景信号,尤其是建筑物等地物,并没有很好地抑制。这使得船只目标的提取中,部分较小的建筑物

容易被误提。图 4(d)是本文提出的 LCLCM 提取结果,该方法仅增强了船只信号,对背景信号,尤其是建筑物都实现了抑制,提取结果优于前两种方法。

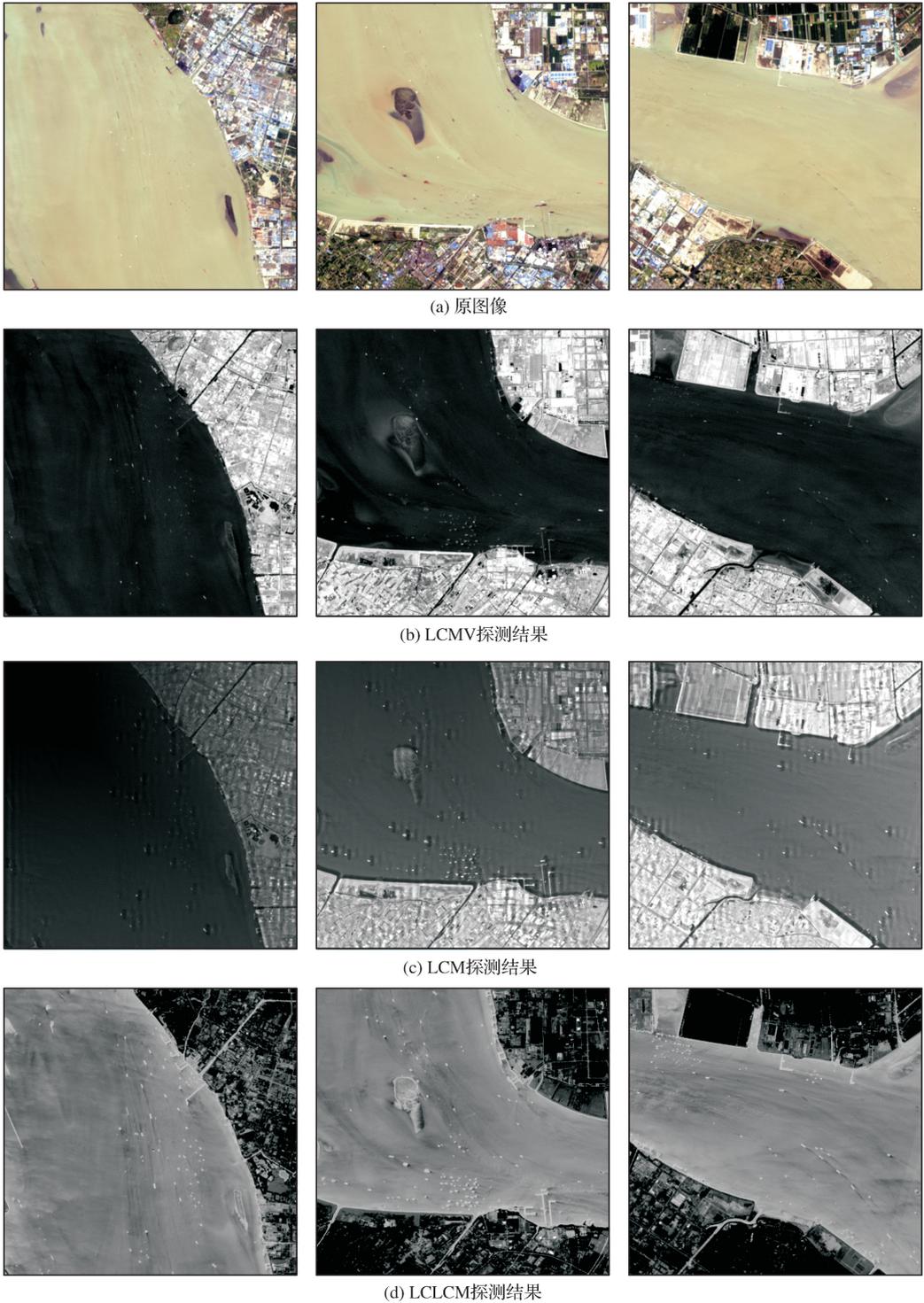


图 4 (3,2,1)合成的原图像、LCMV 探测结果、LCM 探测结果和 LCLCM 探测结果比较

Fig.4 Comparison of original image of (3,2,1) bands composition with detection results of LCMV, LCM, and LCLCM

图 5 为不同方法阈值分割结果比较。图 5(a)为 LCMV 的分割结果,探测效果较差,受建筑物的

影响,漏提率和虚警率均较高,虚警率达到 12.39%。图 5(b)为 LCM 的分割结果,漏提率虽然没有 LC-

MV 高,但虚警率依然较高,达到 11.26%,主要误提较小建筑物。图 5(c)是本文 LCLCM 的分割结果,

漏提率和虚警率均较低,虚警率只有 1.07%,并且对船体的提取较为完整。

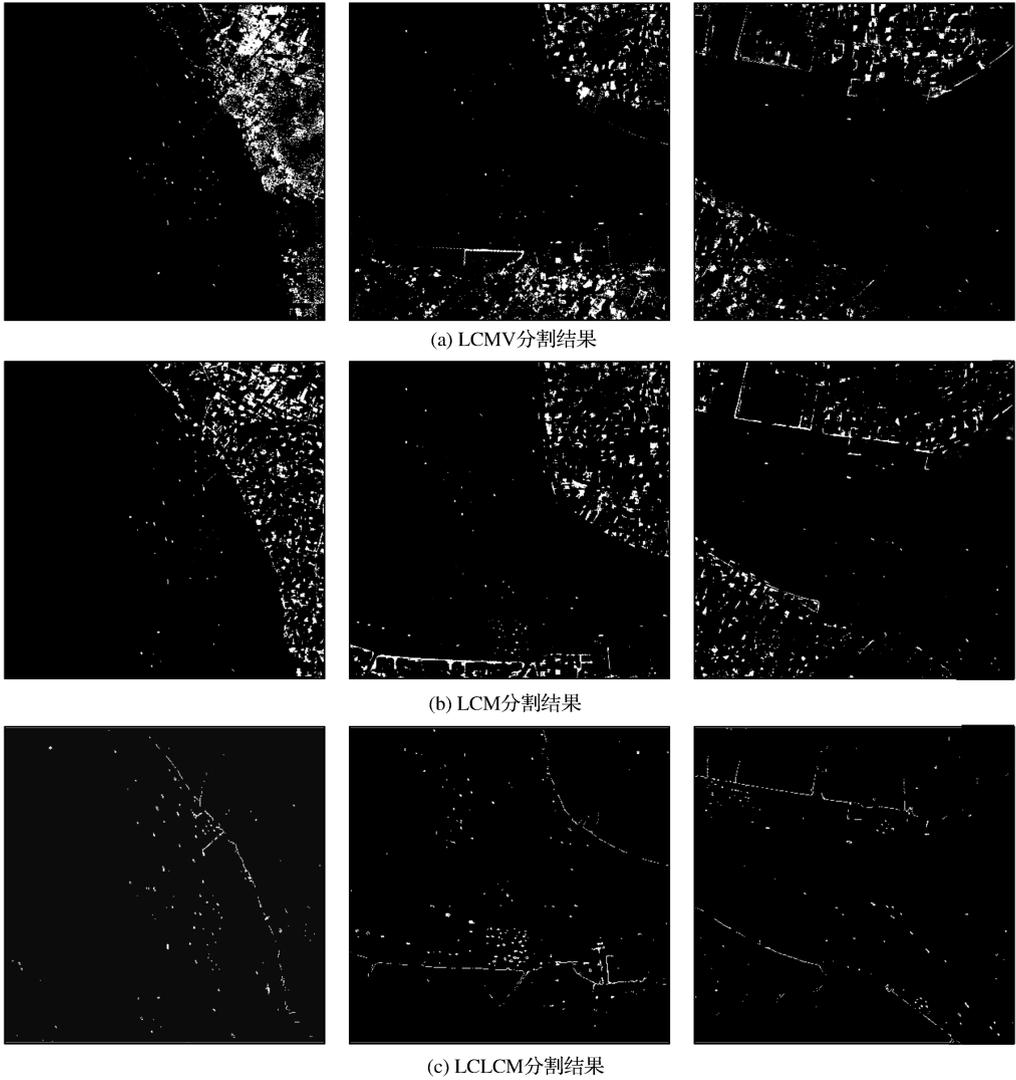


图 5 LCMV 分割结果、LCM 分割结果和 LCLCM 分割结果比较
Fig.5 Segmentation result comparison among LCMV, LCM, and LCLCM

图 6 为 3 种方法的 ROC 曲线。由图可知,本文基于 LCMV 和 LCM 的方法 LCLCM 优于前两种方法。LCLCM 方法由于进行了波形特征和局部关系的结合,可以最大程度分离噪声,避免噪声对目标探测的干扰,因而探测率较高,且虚警率也保持在较低水平。

4 结 语

本文将线性约束方法和局部对比法相结合构建了一个新的目标探测方法 LCLCM,基本的思路是结合相关矩阵和局部关系来增强目标信号和抑制背景信息。与 LCMV 方法相比,本文方法在一定程度上解决了相似波形噪声的干扰,提高了提取精确度,

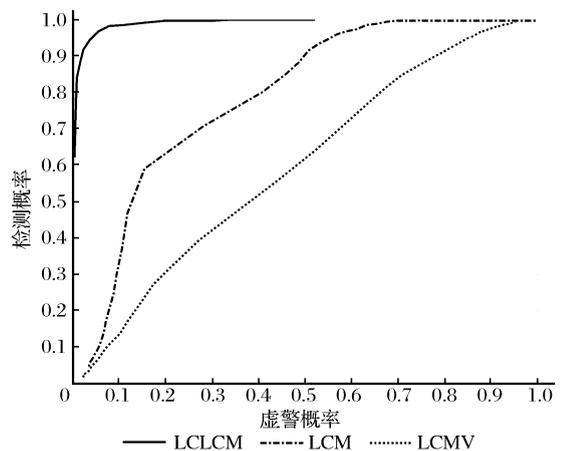


图 6 LCMV、LCM 和 LCLCM 的 ROC 曲线
Fig.6 The ROC curve of LCMV, LCM and LCLCM

降低了虚警率。与 LCM 方法相比,本文方法减少了输出值大且大小与窗口类似的地物对探测的干扰。对比实验表明,LCLCM 方法提高了图像的探测精度。

本文只对比了 LCMV 和 LCM 方法,与其他目标探测法的性能对比还有待于进一步研究。在基于窗口的目标探测的方法中,如何自适应地设定窗口大小,如何自动设定目标分割的阈值,建立增强和提取算法并自动化提取,还需要进一步开展研究。

参考文献 (References):

- [1] Landgrebe D. Hyperspectral Image Data Analysis[J]. IEEE Signal Processing Magazine, 2002, 19(1): 17-28.
- [2] Manolakis D, Shaw G. Detection Algorithms for Hyperspectral Imaging Applications[J]. IEEE Signal Processing Magazine, 2002, 19(1): 29-43.
- [3] Geng, X R, Zhao Y C. Principle of Small Target Detection for Hyperspectral Imagery[J]. Earth Sciences, 2007, 8(50): 1225-1231.
- [4] Kruse F A, Lefkoff A B, Boardman J W, *et al.* The Spectral Image Processing System (SIPS): Software for Integrated Analysis of AVIRIS data[C]//JPL, Summaries of the Third Annual JPL Airborne Geoscience Workshop, 1992, 1.
- [5] Harsanyi J C. Detection and Classification of Subpixel Spectral Signatures in Hyperspectral Image Sequences[D]. Maryland: University of Maryland Baltimore County, 1993.
- [6] Sabol D E, Adams J B, Smith M O. Quantitative Subpixel Spectral Detection of Targets in Multispectral Images[J]. Journal of Geophysical Research: Planets (1991 ~ 2012), 1992, 97(E2): 2659-2672.
- [7] Hazel G G. Multivariate Gaussian MRF for Multispectral Scene Segmentation and Anomaly Detection[J]. IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, 2000, 38(3): 1199-1211.
- [8] Chang C, Ren H. Linearly Constrained Minimum Variance Beamforming Approach to Target Detection and Classification for Hyperspectral Imagery[C]//1999: Geoscience and Remote Sensing Symposium, 1999. IGARSS'99 Proceedings. IEEE 1999 International.
- [9] Deng Xin, Liao Guisheng, Liu Hongqing. Recursive Robust LCMV Beamforming Algorithm[J]. Systems Engineering and Electronics, 2007, 29(3): 449-452. [邓欣, 廖桂生, 刘宏清. 递归的稳健 LCMV 波束形成算法[J]. 系统工程与电子技术, 2007, 29(3): 449-452.]
- [10] Cheng Chunyue, Lv Yinghua. Application of Improved LCMV Algorithm in Restraining Interference and Noise[J]. Journal of Electronic Measurement and Instrument, 2006, 20(4): 29-32. [程春悦, 吕英华. 改进 LCMV 算法在抑制干扰噪声中的应用[J]. 电子测量与仪器学报, 2006, 20(4): 29-32.]
- [11] Yu Ze, Zhou Mengqing, Chen Jie, *et al.* Approach of Range Ambiguity Suppression for Spaceborne SAR based on LCMV Algorithm[J]. Journal of Beijing University of Aeronautics and Astronautics, 2006, 32(9): 1035-1038. [于泽, 周荫清, 陈杰, 等. 基于 LCMV 算法的星载 SAR 距离模糊抑制方法[J]. 北京航空航天大学学报, 2006, 32(9): 1035-1038.]
- [12] Kwon H, Nasrabadi N M. Hyperspectral Target Detection Using Kernel Matched Subspace Detector[C]//2004: Image Processing, 2004. ICIP'04. International Conference on, 2004.
- [13] Kwon H, Nasrabadi N M. Hyperspectral Target Detection Using Kernel Spectral Matched Filter[C]//2004: Computer Vision and Pattern Recognition Workshop. CVPRW'04. Conference on, 2004.
- [14] Kwon H, Nasrabadi N M. Kernel RX-Algorithm A Nonlinear Anomaly Detector for Hyperspectral Imagery [J]. IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, 2005, 43(2): 388-397.
- [15] Kwon H, Nasrabadi N M. Kernel Orthogonal Subspace Projection for Hyperspectral Signal Classification [J]. IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, 2005, 43(12): 2952-2962.
- [16] Kwon H, Nasrabadi N M. Kernel Adaptive Subspace Detector for Hyperspectral Imagery[J]. IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters, 2006, 3(2): 271-275.
- [17] Kwon H, Der S Z, Nasrabadi N M. Adaptive Anomaly Detection Using Subspace Separation for Hyperspectral Imagery [J]. Optical Engineering, 2003, 42(11): 3342.
- [18] Liu W, ChangeChen-I. A Nested Spatial Window-based Approach to Target Detection for Hyperspectral Imagery[C]//2004: Geoscience and Remote Sensing Symposium, 2004. IGARSS'04. Proceedings. 2004 IEEE International.
- [19] Chen C L P, Li H, Wei Y T, *et al.* A Local Contrast Method for Small Infrared Target Detection[J]. IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, 2014, 52(1): 574-581.
- [20] Han J H, Ma Y, Zhou B, *et al.* A Robust Infrared Small Target Detection Algorithm based on Human Visual System[J]. IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters, 2014, 11(12): 2168-2172.

Target Detection for Multispectral Remote Sensing Imagery Coupling Linearly Constraint and Local Contrast

Zhang Tairan, Wei Yuchun

*(Key Lab of Virtual Geographic Environment, Ministry of Education,
Nanjing Normal University, Nanjing 210023, China)*

Abstract: Target detection is one of the important content in remote sensing imagery information extraction, however, with the increase of image size and the interference of similar objects, the false alarm rate of target detection increase obviously. This paper built a multispectral remote sensing imagery target detection method (LCLCM) by combining the linearly constrained minimum variance (LCMV) with the local contrast method (LCM): first, using the correlation matrix of some targets to partial unmix image, then, adding the spatiality to enhance the target information and inhibit the background information, finally, normalizing and segmenting the image. Taking the boat in Landsat 8 multispectral imagery as the target to test this method, the false alarm rate of LCLCM is 1.07% and better than that of LCMV and LCM, which are 12.39% and 11.26%, respectively, showing that the method could detect target effectively and robustly.

Key words: Target detection; Weak information; Spatial correlation; Biological visual system