

基于核最小噪声分离变换的高光谱目标探测研究

张世瑞^{1*}, 樊彦国¹, 张汉德^{1,2}, 禹定峰³¹ 中国石油大学(华东)海洋与空间信息学院, 山东 青岛 266580;² 海警总队第六支队, 山东 青岛 266012;³ 齐鲁工业大学山东省科学院海洋仪器仪表研究所, 山东 青岛 266061

摘要 高光谱图像具有非线性的特点,且光谱间具有较强的相关性,利用线性的方法对高光谱数据进行维数变换容易损失一些信息。将核函数引入到最小噪声分离变换(MNF)中,提出了核最小噪声分离变换(KMNF),通过非线性映射将数据映射到高维特征空间,并在高维空间进行最小噪声分离成分的提取。利用高光谱图像较强的谱间相关性和空间邻域相关性,利用前后两个波段和空间邻域加权进行多元线性回归处理,对高光谱数据进行较准确的噪声估计。约束能量最小化(CEM)方法和匹配滤波(MF)方法是高光谱目标探测中较为经典的方法,将 KMNF 应用到两个经典的目标探测方法中,利用 AVIRIS 飞机场数据进行高光谱目标探测实验,结果表明,KMNF 更能突出目标,提高高光谱目标探测的效果和精度。

关键词 图像处理;核函数;最小噪声分离变换;光谱维;目标探测

中图分类号 TP751

文献标志码 A

doi: 10.3788/LOP202158.1210028

Hyperspectral Target Detection Based on Kernel Minimum Noise Separation Transformation

Zhang Shirui^{1*}, Fan Yanguo¹, Zhang Hande^{1,2}, Yu Dingfeng³¹ College of Marine and Spatial Information, China University of Petroleum(East China), Qingdao, Shandong 266580, China;² The Sixth Branch of the Coast Guard, Qingdao, Shandong 266012, China;³ Institute of Oceanographic Instrumentation, Qilu University of Technology, Shandong Academy of Sciences, Qingdao, Shandong 266061, China

Abstract Hyperspectral images are nonlinear and have a strong inter-spectral correlation. It is easy to lose some information when using a linear method to transform the dimension of hyperspectral data. In this paper, the kernel function is introduced into the minimum noise fraction (MNF), and the kernel minimum noise fraction (KMNF) is proposed. The data is mapped to the high-dimensional feature space through nonlinear mapping, and the minimum noise separation components are extracted in the high-dimensional space. The hyperspectral images have a strong inter-spectral correlation and a spatial neighborhood correlation, and the weights of the two wavebands and the spatial neighborhood are used for multiple linear regression processing to accurately estimate the noise of hyperspectral data. The constrained energy minimization (CEM) method and the matched filter (MF) method are the more classical methods in hyperspectral target detection. The KMNF is applied to two classical target detection methods, and the airfield data from AVIRIS data are used to carry out the hyperspectral target detection experiments. The results show that KMNF can well highlight targets and improve the detection effect and accuracy

收稿日期: 2020-08-31; 修回日期: 2020-09-17; 录用日期: 2020-09-24

基金项目: 山东省重点研发计划(2019GHY112017)

* E-mail: zshirui3315@163.com

of hyperspectral targets.

Key words image processing; kernel function; minimum noise fraction; spectral dimension; target detection

OCIS codes 100.3008; 100.4145; 280.4991

1 引言

高光谱数据具有很高的光谱分辨率,在可见光-近红外区域光谱分辨率可以达到纳米级,能够显示地物详细而精确的光谱信息^[1]。高光谱影像除了含有二维的空间数据,还包含一百乃至几百个波段的光谱数据。高光谱的特点使得它在目标探测领域具有独特的优势,近年来,高光谱目标探测越来越受到重视,相关的文章也逐渐增多。但是高光谱波段众多,这为高光谱数据处理带来巨大问题,如何在光谱维层次充分利用高光谱各个波段的有效信息显得尤为重要。Staab 详细分析并比较了经主成分分析(PCA)和最小噪声分离变换(MNF)算法降维后的数据与原始全部波段数据在不同检测器上的检测效果,大量实验结果证明,降维数据更有利于目标检测^[2]。最小噪声分离变换本质上是含有两次叠置处理的主成分分析变换^[3]。杜博^[4]将 MNF 应用到约束能量最小化(CEM)方法中,MNF-CEM 提高了高光谱目标探测精度。将核函数引入到 MNF 中,核最小噪声分离变换(KMNF)为非线性。KMNF 通过非线性映射将数据从原始空间映射到高维的特征空间中,并在特征空间中进行最小噪声分离成分提取,提取的 KMNF 成分包含数据的非线性特征^[5]。KMNF 相对于 MNF,计算量较大。映射函数将数据从原始空间转化到高维空间,不需要知道映射函数的具体表达式,只需要选择合适的核函数进行计算。林娜等^[6]将 KMNF 应用到高光谱影像特征提取中,利用支持向量机(SVM)对图像进行分类,达到了较好的效果。

关于高光谱目标探测的算法有很多。常见的有光谱角制图法(SAM)、匹配滤波(MF)方法^[7]、约束能量最小化(Constrained Energy Minimization, CEM)方法^[8]。SAM 被广泛应用于高光谱分类和目标探测,通过比较待检测像元与目标像元的光谱角大小来进行目标探测。MF 方法是根据马氏距离来进行判别,假设目标与背景都服从多元正态分布,判断待检测像元到目标与背景中心的距离来进行目标探测。在 CEM 方法中,目标信号通过探测器后变为定值,整体信号输出后总输出能量最小,起到抑制背景的作用。Geng 等^[9]从理论上证明了 MF 是

优于 CEM 的,且随着波段数目的增多,CEM 总体输出的能量减小,能达到更佳的探测效果,不过前提假设是目标光谱没有发生变化或变化较小。

本文将 KMNF 与传统的高光谱目标探测方法 CEM 和 MF 相结合,并利用圣地亚哥飞机场数据进行了实验验证。由于 KMNF 的计算量较大,本文从高光谱图像上截取一部分进行实验。实验结果表明,KMNF 与 MNF 相比,用户操纵性特征(ROC)曲线下方面积(AUC)的值更大,更能提高高光谱目标的探测精度。

2 目标探测方法

本文主要讨论常见的 CEM 和 MF 两种目标探测方法。当已知目标光谱信息时,现有的目标探测方法是建立在像元光谱表示模型基础上的,通过概率密度模型、子空间模型、光谱混合模型等表征像元光谱,采用光谱分解、信号匹配、特征空间投影、假设检验等方法增强目标和背景的可分性^[10]。CEM 方法可以归为基于光谱信号匹配的目标探测方法,而 MF 方法可以归为假设检验的方法。

在 CEM 中,定义一个滤波器 \mathbf{w} 为

$$\mathbf{Y}_i = \mathbf{w}^T \mathbf{R}_i, \quad i = 1, 2, \dots, m, \quad (1)$$

式中: \mathbf{Y}_i 为影像像元输出结果; i 为影像的像元编号; \mathbf{R}_i 为高光谱影像数据; m 为影像的像元数目; $\mathbf{w} = (\omega_1, \dots, \omega_j, \dots, \omega_n)$, 其中, ω_j 为第 j 个波段的分量, n 为高光谱影像的波段数目。定义输出能量 E , 使得 E 的值最小时整幅影像的平均输出能量最小:

$$E = \frac{1}{m} \sum_{i=1}^m \mathbf{Y}_i^2 = \frac{1}{m} \mathbf{w}^T \left[\sum_{i=1}^m \mathbf{R}_i \mathbf{R}_i^T \right] \mathbf{w} = \mathbf{w}^T \mathbf{M} \mathbf{w}, \quad (2)$$

$$\mathbf{M} = \frac{1}{m} \sum_{i=1}^m \mathbf{R}_i \mathbf{R}_i^T. \quad (3)$$

CEM 方法的核心思想是使 E 达到极小值,而在目标探测中起到抑制背景的作用。另一个限制条件是

$$\mathbf{w}^T \mathbf{d} = 1, \quad (4)$$

式中: \mathbf{d} 为探测目标光谱。在(4)式的限制下, E 值最小的问题转化为 \mathbf{w} 的优化问题。利用拉格朗日乘数法,将条件极值转化为无条件极值,得到 \mathbf{w} 最优解表达式为

$$w = \frac{M^{-1}d}{d^T M^{-1}d} \quad (5)$$

MF 滤波器主要是根据光谱距离来进行判别,在高光谱分类中,光谱距离和光谱角度尤为重要,在高光谱目标探测中也同样重要。MF 滤波器(w_{MF})和 CEM 滤波器(w_{CEM})在结构上有一些相似之处。

MF 滤波器的表达式^[9]为

$$w_{MF} = \frac{K^{-1}(d-t)}{(d-t)^T K^{-1}(d-t)}, \quad (6)$$

式中: $K = \frac{\sum_{i=1}^m (r_i - t)(r_i - t)^T}{m}$, 其中 r_i 为 $n \times 1$ 的向

量; $t = \frac{\sum_{i=1}^m r_i}{m}$ 。利用 w_{CEM} 和 w_{MF} 处理高光谱数据后,进行阈值分割,以判别目标和背景。

3 KMNF 和噪声估计

3.1 KMNF

我们将高光谱影像转化为 m 个像元 n 个波段的数据。

$$X = S + N, \quad (7)$$

式中: X 为高光谱数据; S 和 N 分别为高光谱数据的信号分量和噪声分量。经过线性 MNF 后,高光谱数据按信噪比排列。在 MNF 中,我们对噪声分数(NF)进行最小化处理,噪声分数为噪声方差和总方差的比值,高光谱数据 X 和噪声数据 N 需作均值处理。

$$N_{NF} = \frac{a^T \sum_N a}{a^T \sum_X a}, \quad (8)$$

$$\frac{1}{N_{NF}} = \frac{a^T \sum_X a}{a^T \sum_N a} = \frac{a^T X^T X a}{a^T N^T N a}, \quad (9)$$

式中: a 为特征向量。

如果存在一个非线性映射函数 Φ , 可将 X 从原始特征空间 (R_n) 映射到再生 Hilbert 空间 F 上^[11], 即

$$\begin{cases} R_n \rightarrow F \\ x \rightarrow \Phi(x) \end{cases}, \quad (10)$$

使得对于任意 $x, x' \in X$, 都有

$$k(x, x') = \langle \Phi(x) \cdot \Phi(x') \rangle, \quad (11)$$

式中: $\langle \Phi(x) \cdot \Phi(x') \rangle$ 为内积。则函数 $k(x, x')$ 称为 Mercer 核函数。常用的核函数有高斯径向基核函数、Sigmoid 核函数、多项式核函数。本文采用的

是较为成熟稳健的高斯径向基核函数:

$$k(x, x') = \exp\left(-\frac{\|x - x'\|^2}{2\sigma^2}\right), \quad (12)$$

式中: σ 为参数。

核函数的优势在于高维空间的内积计算可以通过核函数实现而不需要知道具体的映射表达。

我们对(8)式进行对偶变换, 即 $a \propto X^T b$, 则

$$\frac{1}{N_{NF}} = \frac{b^T X X^T X X^T b}{b^T X N^T N X^T b}, \quad (13)$$

引入核方法, 对 $1/N_{NF}$ 进行转化, 有

$$\frac{1}{N_{NF}} = \frac{b^T \Phi(X) \Phi(X)^T \Phi(X) \Phi(X)^T b}{b^T \Phi(X) \Phi(N)^T \Phi(N) \Phi(X)^T b}. \quad (14)$$

令 $\Phi(X) \Phi(X)^T = K, \Phi(X) \Phi(N)^T = K_N$, (13) 式转化为

$$\frac{1}{N_{NF}} = \frac{b^T K^2 b}{b^T K_N K_N^T b}. \quad (15)$$

利用求解广义瑞丽熵的方法来对(14)式进行最大化处理:

$$K^2 b = \lambda K_N K_N^T b, \quad (16)$$

$$(K_N K_N^T)^{-1/2} K^2 (K_N K_N^T)^{-1/2} [(K_N K_N^T)^{1/2} b] = \lambda [(K_N K_N^T)^{1/2} b], \quad (17)$$

式中: λ 为特征值。

基于(16)式, 求解出 $(K_N K_N^T)^{-1/2} K^2 (K_N K_N^T)^{-1/2}$ 的特征向量, 即可求解出 b 。将高维特征空间数据投影到原始特征向量 a 上, 得到

$$\Phi(X)a = \Phi(X)\Phi(X)^T b = [k(x, x_1), k(x, x_2), \dots, k(x, x_n)]b. \quad (18)$$

由(18)式可以发现, 核函数是一个转化到高维空间中的辅助计算工具, 不需要知道映射函数的具体表达式, 只需找到合适的核函数即可将数据转化到高维空间。

3.2 高光谱数据噪声估计

在上述求解过程中, K_N 的求取是较为关键的一步。高光谱数据的噪声估计准确程度决定了 KMNF 去噪效果的好坏。对于高光谱目标探测, 去噪效果越好, 越能获得高精度的探测效果。比较常见的噪声估计方法有中值滤波法、高通滤波法、邻域均值法和二次曲面法等。中值滤波法是将高光谱数据进行中值滤波处理, 将处理后的数据与原始数据相减, 对噪声进行估计。邻域均值法是通过像元与邻域像元的差值来进行噪声协方差矩阵的估计^[12]。高通滤波法是将原始数据进行高通滤波处理, 使得高频数据通过, 从而得到噪声协方差矩阵。二次曲面法是利用邻域像元构建一个与该像元相吻合的

二次曲面,根据残差来进行噪声协方差矩阵的估计。

本文提出一种光谱维邻域加权法,利用多元线性回归来对噪声进行估计。与多光谱数据不同,高光谱数据具有较强的光谱相关性,将光谱维间的相关性运用到噪声估计过程中,并将邻域加权值应用到多元线性回归中。为了更好地估计噪声,我们将高光谱影像进行分块计算,分块大小可以根据空间分辨率的大小进行改变。其实,在分块的过程中,已经将一部分空间信息考虑在内。如果能够根据高光谱影像的纹理进行分块,将会取得更好的去噪效果,但根据纹理分块较为复杂,浪费时间且不具有普适性。我们将高光谱影像分为尺寸为 $W \times H$ 的子块, W 为子块宽度, H 为子块长度,分块的大小与高光谱影像空间分辨率、影像纹理特征以及地物分布有关。

噪声估计过程如下。

1)将高光谱影像数据分为若干个尺寸为 $W \times H$ 的小块。

2)将一个小块看作一个整体,进行多元线性回归分析,求取参数,并对每个像元进行估计,求取估计值。

$$\mathbf{x}_{X,Y,k} = a\mathbf{x}_{X,Y,k-1} + b\mathbf{x}_{X,Y,k+1} + c\mathbf{x}_{t,k} + d, \quad (19)$$

$$\begin{aligned} \mathbf{x}_{t,k} = & p_1 \cdot \mathbf{x}_{X+1,Y,k} + p_2 \cdot \mathbf{x}_{X-1,Y,k} + \\ & p_3 \cdot \mathbf{x}_{X,Y+1,k} + p_4 \cdot \mathbf{x}_{X,Y-1,k}, \quad (20) \\ & p_1 + p_2 + p_3 + p_4 = 1, \quad (21) \end{aligned}$$

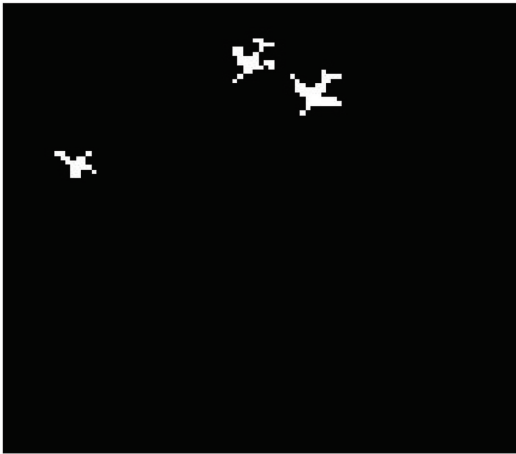


图 1 飞机位置的真实分布

Fig. 1 True distribution of aircraft locations

由于 KMNF 的运算量较大,因此将影像右上角的两个飞机及其周围一部分裁剪下来进行实验,裁剪下来的影像数据大小为 $40 \text{ pixel} \times 50 \text{ pixel}$ 。

式中: $\mathbf{x}_{X,Y,k}$ 为图像内 (X,Y) 处的实际像元值; k 为像元所在波段编号; t 为图像空间平面位置; $\mathbf{x}_{X,Y,k-1}$ 为 $\mathbf{x}_{X,Y,k}$ 像元前一波段实际像元值; $\mathbf{x}_{X,Y,k+1}$ 为 $\mathbf{x}_{X,Y,k}$ 像元后一波段实际像元值; $\mathbf{x}_{t,k}$ 为 $\mathbf{x}_{X,Y,k}$ 像元邻域四个像元的加权和; p_i 由周围四个邻域与 $\mathbf{x}_{X,Y,k}$ 的光谱距离确定, p_i 与 $\mathbf{x}_{X,Y,k}$ 到周围邻域的光谱距离呈反比, $\mathbf{x}_{X+1,Y,k}$ 与 $\mathbf{x}_{X,Y,k}$ 的光谱距离越大, p_1 越小, p_2, p_3, p_4 和 p_1 同理。将 $\mathbf{x}_{t,k}$ 作为空间维层次的变量代入到(19)式中,求解 a, b, c, d 参数。

3)求解出 a, b, c, d 参数值后,对 $\mathbf{x}_{X,Y,k}$ 处的像元值进行估计,得到 $\hat{\mathbf{x}}_{X,Y,k}$ 。

$$\hat{\mathbf{x}}_{X,Y,k} = a\mathbf{x}_{X,Y,k-1} + b\mathbf{x}_{X,Y,k+1} + c\mathbf{x}_{t,k} + d. \quad (22)$$

4)将实际像元数值与估计值相减,求解出残差后,得到噪声数据。

$$\mathbf{r}_{X,Y,k} = \mathbf{x}_{X,Y,k} - \hat{\mathbf{x}}_{X,Y,k}. \quad (23)$$

得到噪声数据后,即可实现 KMNF。

4 目标探测实验分析

本次目标探测数据利用 AVIRIS 和 Cri 两组数据。AVIRIS 数据可提供 20 m 的空间分辨率和 224 个谱段,覆盖 $0.2 \sim 2.4 \mu\text{m}$ 的波谱范围,谱分辨率为 10 nm。机载可见光/红外成像光谱仪在圣地亚哥飞机场收集影像,在丢弃一些低信噪比波段后,保留下 189 个波段。影像上包含三架飞机,真实飞机分布情况如图 1 所示,飞机场彩色图像如图 2 所示。



图 2 飞机场图像

Fig. 2 Airport image

为了验证本文噪声估计方法的有效性,利用高通滤波估计噪声进行 MNF 以作为对比实验。利用两种常见的高光谱目标探测方法即 CEM 方法和

MF 方法分别进行无处理、高通滤波 MNF (HMNF)、光谱维邻域加权 MNF (SMNF)、光谱维邻域加权 KMNF (SKMNF) 四次实验。ROC 曲线和曲线下方面积 AUC 的值是目前高光谱目标探测中最常用的评价指标,ROC 曲线以虚警率为横坐标,以探测率为纵坐标,ROC 曲线越靠近左上角,曲线下方面积 AUC 的值越大,说明高光

谱目标探测效果越好。完成实验后,绘制 ROC 曲线并计算曲线下方面积 AUC。对于飞机场数据,CEM 方法的 ROC 曲线如图 3 所示,MF 方法的 ROC 曲线如图 4 所示,CEM 方法的四次实验结果如图 5 所示,MF 方法的四次实验结果如图 6 所示,两种方法 8 次实验的 AUC 值如表 1 所示。

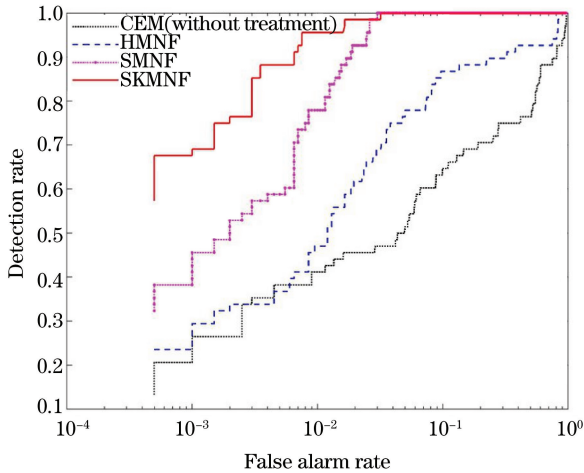


图 3 基于飞机场数据,CEM 方法的 ROC 曲线
Fig. 3 ROC curves of CEM detection method based on airport data

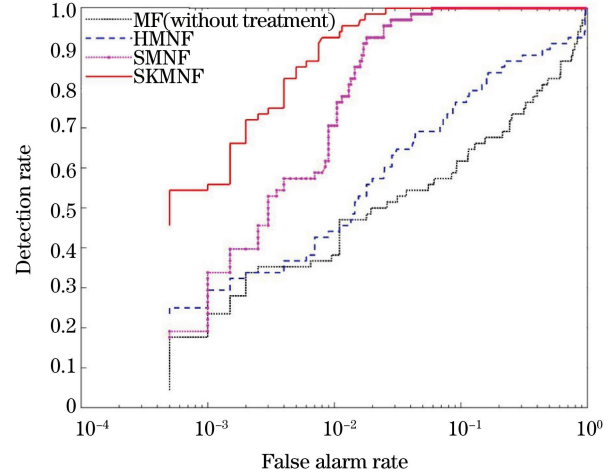


图 4 基于飞机场数据,MF 方法的 ROC 曲线
Fig. 4 ROC curves of MF detection method based on airport data

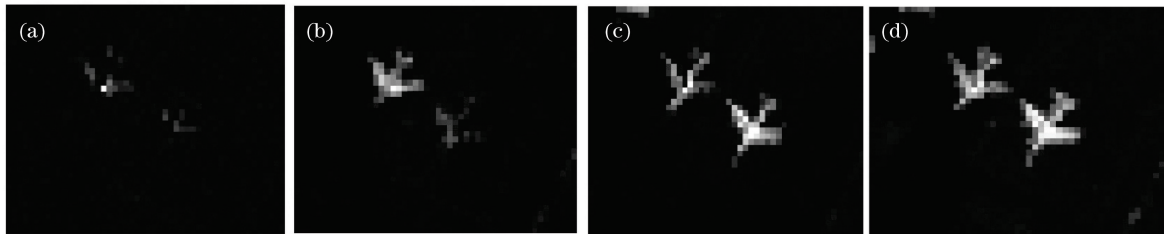


图 5 基于飞机场数据,CEM 方法的四次实验结果。(a)无处理;(b)HMNF 处理;(c)SMNF 处理;(d)SKMNF 处理
Fig. 5 Four experimental results of CEM detection method based on airport data. (a)Without treatment; (b)HMNF treatment;(c)SMNF treatment;(d)SKMNF treatment

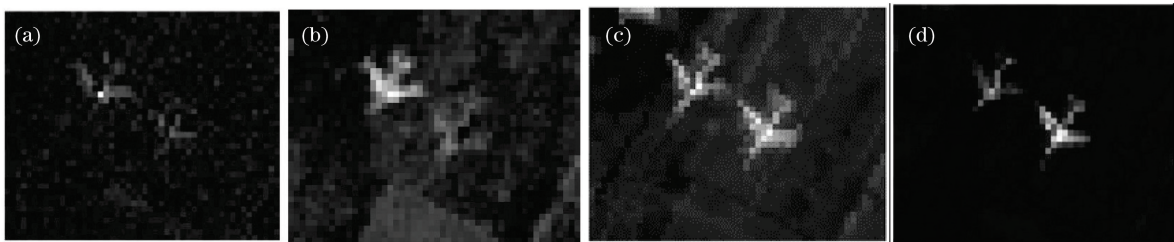


图 6 基于飞机场数据,MF 方法的四次实验结果。(a)无处理;(b)HMNF 处理;(c)SMNF 处理;(d)SKMNF 处理
Fig. 6 Four experimental results of MF detection method based on airport data. (a)Without treatment; (b)HMNF treatment;(c)SMNF treatment;(d)SKMNF treatment

表 1 基于飞机场数据的 AUC 值
Table 1 AUC value based on airport data

Method	Without treatment	HMNF treatment	SMNF treatment	SKMNF treatment
CEM method	0.7567	0.8751	0.9602	0.9640
MF method	0.7611	0.8378	0.9584	0.9634

Cri 数据中的目标为人为摆放的十颗石头,一共包含 46 个波段。石头分布情况如图 7 所示,石头灰度图像如图 8 所示。

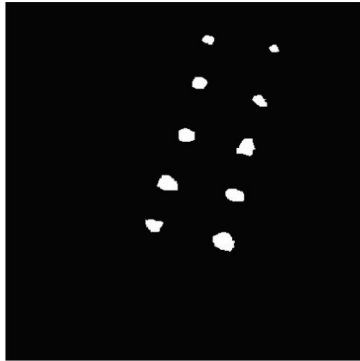


图 7 石头位置真实分布

Fig. 7 True distribution of stone locations

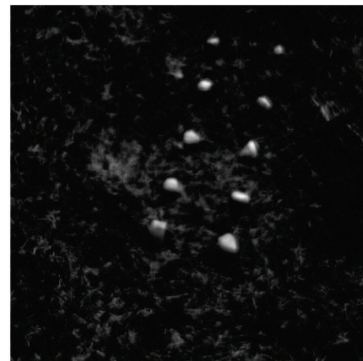


图 8 石头灰度图像

Fig. 8 Grayscale image of stones

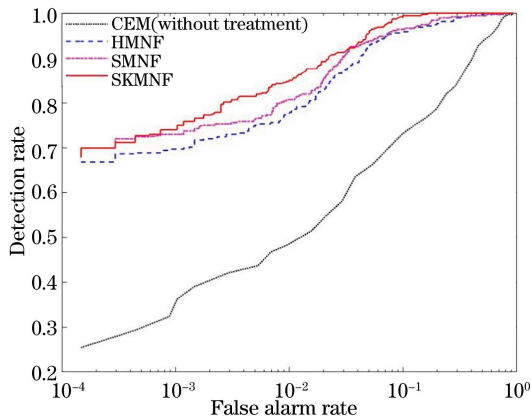


图 9 基于 Cri 数据,CEM 方法的 ROC 曲线

Fig. 9 ROC curves of CEM detection method based on Cri data

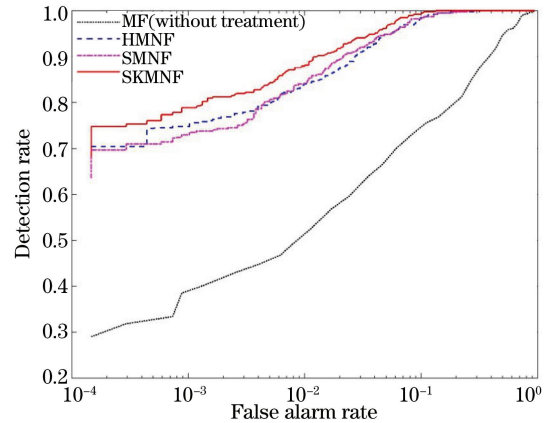


图 10 基于 Cri 数据,MF 方法的 ROC 曲线

Fig. 10 ROC curves of MF detection method based on Cri data

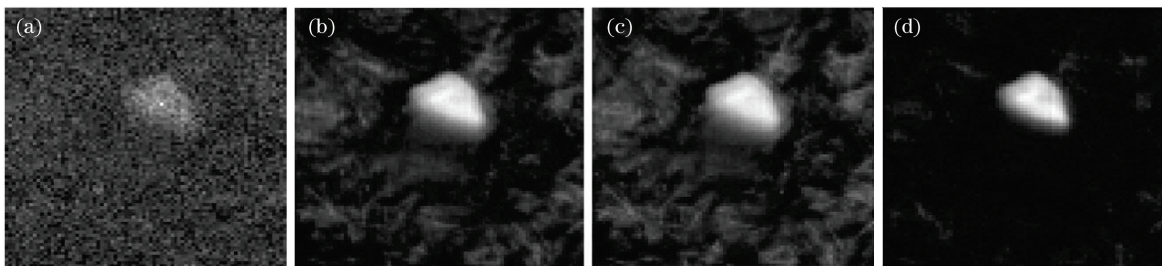


图 11 基于 Cri 数据,CEM 方法的四次实验结果。(a)无处理;(b)HMNF 处理;(c)SMNF 处理;(d)SKMNF 处理

Fig. 11 Four experimental results of CEM detection method based on Cri data. (a) Without treatment; (b) HMNF treatment; (c) SMNF treatment; (d) SKMNF treatment

本文将 Cri 数据影像右下角的一块石头及其周围一部分裁剪下来进行实验,裁剪下来影像数据大小为 85 pixel × 80 pixel。同样采用两种常见的高光谱目标探测方法即 CEM 方法和 MF 方法分别进行无处理、HMNF、SMNF、SKMNF 四次实验。对于 Cri 数据,CEM 方法的 ROC 曲线如图 9 所示,MF 方法的 ROC 曲线如图 10 所示,CEM 方法的四次实验结果如图 11 所示,MF 方法的四次实验结果如图 12 所示,两种方法 8 次实验的 AUC 值如表 2 所示。

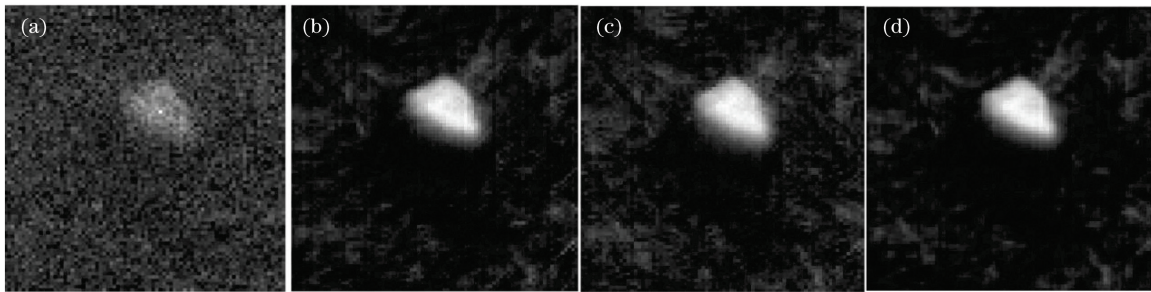


图 12 基于 Cri 数据, MF 方法的四次实验结果。(a)无处理; (b)HMNF 处理; (c)SMNF 处理; (d)SKMNF 处理

Fig. 12 Four experimental results of MF detection method based on Cri data. (a)Without treatment; (b)HMNF treatment; (c)SMNF treatment; (d)SKMNF treatment

表 2 基于 Cri 数据的 AUC 值

Table 2 AUC value based on Cri data

Method	Without treatment	HMNF treatment	SMNF treatment	SKMNF treatment
CEM method	0.8317	0.9260	0.9281	0.9359
MF method	0.8410	0.9342	0.9348	0.9377

由于本文从高光谱影像上截取一部分进行实验,影像中待探测目标所占影像比例较大,因此 CEM 和 MF 方法的无处理效果较差,从探测结果图上只能看出大概的纹理。但引入核函数和 MNF 后,取得了较好的探测效果。对于两种数据,在 CEM 和 MF 两种高光谱目标探测算法中,SMNF 处理得到的 ROC 曲线比 HMNF 处理得到的 ROC 曲线更加趋向左上角,SMNF 处理方法下的 AUC 的值也大于 HMNF 处理方法下的 AUC 的值。这表明在高光谱数据的噪声估计上,本文提出的光谱维和空间邻域加权的方法要优于高通滤波的处理方法,从而得到更好的高光谱目标探测效果。将 KMNF 应用到两种目标探测算法中,可以看出,相比于 MNF 处理和无处理,KNMF 处理取得了更好的目标探测效果。从 MF 算法的 SMNF 实验结果图可以看出,它的结果优于 SKMNF,但是 SMNF 实验图像整体对背景的抑制较弱,图像上有一些虚假目标,虚警率过高,在计算机进行阈值分割时,会出现误判。这一点从 AUC 的值也可以看出,SKMNF 的 AUC 值要高于 SMNF。从两种方法的 8 次实验结果还可以发现,CEM 方法对背景的抑制效果优于 MF 算法。从以上实验结果和评价指标看出,将光谱维和空间邻域加权的方法应用到 KMNF 的噪声估计中,可以提高基于 KMNF 的高光谱目标探测的效果和精度。

5 结 论

利用核函数将高光谱数据转化到高维空间中进

行非线性处理,可避免信息丢失,提高目标探测的精度。通过选择一定样本进行特征向量的计算,利用整个数据可以实现 KMNF。所利用的核函数对参数敏感,如何选择最优的核函数参数也是一个重要问题。在进行目标探测实验时,已知目标光谱是一个重要的因素。例如飞机有机头、机翼和机尾的差别,不同的选择会造成实验结果出现极大的变化。MNF 和 KMNF 在一定程度上能够缓解这一问题,经过 MNF 和 KMNF 后,高光谱数据中的噪声得以消除,大量信息集中在前几个波段,目标光谱之间的光谱差异性变小。高光谱目标探测也可以考虑聚类降维^[13]、随机森林^[14]、空间正则化^[15]等方法。亚像元级别的目标探测^[16]是一个重点的研究方向,KNMF 处理对亚像元目标探测的影响有待进一步研究。

参 考 文 献

- [1] Gao X H. Research on hyperspectral data processing technology [D]. Beijing: University of Chinese Academy of Sciences, 2013.
高晓惠. 高光谱数据处理技术研究[D]. 北京: 中国科学院大学, 2013.
- [2] Zheng S Y. Hyperspectral linear subspace estimation for anomaly detection [D]. Changsha: National University of Defense Technology, 2013.
郑思远. 面向异常检测的高光谱数据线性子空间估计[D]. 长沙: 国防科学技术大学, 2013.
- [3] Li H T, Gu H Y, Lin H, et al. Mergence of remote sensing images based on the wavelet and MNF transformations[J]. Journal of Shandong University of Science and Technology (Natural Science), 2007, 26(5): 56-60.
李海涛, 顾海燕, 林卉, 等. 基于小波变换和 MNF 变换的遥感影像融合[J]. 山东科技大学学报(自然科学版), 2007, 26(5): 56-60.
- [4] Du B. Sub-pixel target detection from hyperspectral

- remote sensing imagery [D]. Wuhan: Wuhan University, 2010.
- 杜博. 高光谱遥感影像亚像元小目标探测研究[D]. 武汉: 武汉大学, 2010.
- [5] Gao P J. Study on airborne transient electromagnetic method of denoising based on kernel minimum noise fraction[D]. Xi'an: Chang'an University, 2019.
- 高鹏举. 基于核最小噪声分离的航空瞬变电磁去噪方法研究[D]. 西安: 长安大学, 2019.
- [6] Lin N, Yang W N. Hyperspectral remote sensing image feature extraction based on kernel minimum noise fraction transformation [J]. Remote Sensing Technology and Application, 2013, 28(2): 245-251.
- 林娜, 杨武年. 基于核最小噪声分离变换的高光谱遥感影像特征提取研究 [J]. 遥感技术与应用, 2013, 28(2): 245-251.
- [7] Manolakis D, Marden D, Shaw G A, et al. Hyperspectral image processing for automatic target detection applications [J]. Lincoln Laboratory Journal, 2003, 14(1): 79-116.
- [8] Harsanyi J C, Farrand W, Chang C I, et al. Detection of subpixel spectral signatures in hyperspectral image sequences [EB/OL]. (1994-01-15) [2020-06-21]. https://www.researchgate.net/publication/284372562_Detection_of_subpixel_spectral_signatures_in_hyperspectral_image_sequences.
- [9] Geng X R, Yang W, Ji L Y, et al. The match filter (MF) is always superior to constrained energy minimization (CEM) [J]. Remote Sensing Letters, 2017, 8(7): 696-702.
- [10] Zhang Y X. Sparsity based target detection for hyperspectral remote sensing imagery [D]. Wuhan: Wuhan University, 2016.
- 张玉香. 基于高光谱遥感影像稀疏性的小目标探测研究[D]. 武汉: 武汉大学, 2016.
- [11] Zhao B. Hyperspectral dimensionality reduction analysis based on kernel MNF transformation [D]. Beijing: University of Chinese Academy of Sciences, 2017.
- 赵斌. 基于核 MNF 变换的高光谱数据降维算法研究 [D]. 北京: 中国科学院大学(中国科学院遥感与数字地球研究所), 2017.
- [12] Liu X. Target detection on hyperspectral imagery based on transformation of spectral dimensions [D]. Beijing: University of Chinese Academy of Sciences, 2008.
- 刘翔. 基于光谱维变换的高光谱图像目标探测研究 [D]. 北京: 中国科学院大学, 2008.
- [13] Zeng C P, Ju L J, Zhang J C, et al. Hyperspectral image classification based on clustering dimensionality reduction and visual attention mechanism [J]. Laser & Optoelectronics Progress, 2019, 56(21): 212802.
- 曾朝平, 琚丽君, 张建辰, 等. 基于聚类降维和视觉注意机制的高光谱影像分类 [J]. 激光与光电子学进展, 2019, 56(21): 212802.
- [14] Ma J J, Pan Q, Liang Y, et al. Object detection based on improved Grassberger entropy random forest classifier [J]. Chinese Journal of Lasers, 2019, 46(7): 0704011.
- 马娟娟, 潘泉, 梁彦, 等. 基于改进 Grassberger 熵随机森林分类器的目标检测 [J]. 中国激光, 2019, 46(7): 0704011.
- [15] Huang H, Wang L H, Shi G Y, et al. Spatially-regularized manifold discriminant analysis algorithm for hyperspectral image classification [J]. Acta Optica Sinica, 2020, 40(2): 0228001.
- 黄鸿, 王丽华, 石光耀, 等. 面向高光谱影像分类的空间正则化流形鉴别分析方法 [J]. 光学学报, 2020, 40(2): 0228001.
- [16] Yang X C, Dong M Z, Wang Z Y, et al. Data-augmented matched subspace detector for hyperspectral subpixel target detection [J]. Pattern Recognition, 2020, 106: 107464.