

一种自适应匹配子空间亚像元目标探测方法

杜 博, 钟燕飞, 张良培, 李平湘

武汉大学测绘遥感信息工程国家重点实验室, 湖北 武汉 430079

摘 要: 为了克服基于线性混合模型的高光谱遥感影像亚像元目标探测方法的缺陷, 提出了一种基于全限制性线性分解的自适应匹配子空间探测方法。首先利用交叉相关光谱匹配技术求得各个像元所含端元类别信息, 然后根据端元类别信息和全限制性分解的结果构造自适应匹配子空间探测算子, 利用端元类别信息在探测中动态选择端元, 降低端元数目估计偏差对探测结果的影响, 提高探测器对目标与背景的可分性。实验证明, 该方法与其他基于线性混合模型的亚像元目标探测方法相比, 可以更好地克服端元数目估计偏差对探测结果的影响, 无论是端元个数低估还是高估时, 探测效果均更优。

关键词: 亚像元目标探测, 全限制性线性分解, 自适应匹配子空间, 交叉光谱匹配

中图分类号: TP751

文献标识码: A

1 引 言

由于空间分辨率的限制, 高光谱遥感影像中的目标常常存在于像元内部, 与其他地物共同组成混合像元(Zhang 等, 2005)。如何探测混合像元中的亚像元目标, 是高光谱遥感影像目标探测领域的热点问题(Manolakis 等, 2000; Chang & Heinz, 2000; Heesung & Nasrabadi, 2004; Settle, 2002)。

基于混合像元线性混合模型的亚像元目标探测方法, 具有物理意义明确、探测率高、可定量探测等特点, 是应用比较广泛的方法。该方法主要分为基于光谱分解的方法和基于广义似然比检验的方法。基于光谱分解的方法如利用全限制性线性分解(FCLS, Fully Constrained Linear Separation)(Heinz & Chang, 2001)进行探测的方法, 可以提取包括目标端元光谱在内的各种地物端元的组分信息, 但是由于目标端元光谱变化等的影响, 这种方法并不能给出区分目标与背景像元的可靠准则, 定性探测效果不佳。基于广义似然比检验的方法如自适应匹配子空间探测器(AMSD, Adaptive Matched Subspace Detector)(Manolakis 等, 2001), 该方法应用广义似然比检验的理论, 提供了区分目标像元与背景像元的统

计模型, 但无法给出定量的探测信息。另外, 这些方法会因影像端元数目估计偏差而导致探测效果下降(Chang & Du, 2004)。

针对以上问题, 本文提出一种结合全限制性线性分解和自适应匹配子空间探测器的探测方法。该方法不但可以对目标端元给出定量探测信息, 而且可以在统计模式上有效地区分目标像元和背景像元。此外, 由于像元常常由部分端元光谱组成, 为了更加符合混合像元内地物的实际分布情况, 提高目标探测的精度, 拟使用交叉相关光谱匹配技术(Plaza 等, 2004; Wu 等, 2007)来确定混合像元内端元类别, 在探测中根据不同的像元选择对应的端元, 从而克服端元数目估计偏差对探测效果的影响。

2 全限制性线性光谱分解

全限制性线性光谱分解方法将像元视为由端元光谱线性混合而成, 通过最小二乘的方法将影像上各种端元的组分求出(Settle, 2002)。

在任意波段上, 任意一个像元的响应是该像元内各组分响应的线性加和。因此, 像元第 i 波段的反射率 ρ_i 可以表示为:

收稿日期: 2008-09-04; 修订日期: 2008-11-30

基金项目: 国家重点基础研究发展规划项目(编号: 2009CB723905)和国家 863 计划资助项目(编号: 2009AA12Z114, 2007AA12Z148, 2007AA12Z181), 国家自然科学基金资助项目(40771139, 40523005), 教育部博士点基金新教师项目(200804861058)。

第一作者简介: 杜博(1983—), 男, 武汉大学测绘遥感信息工程国家重点实验室博士研究生。主要研究方向为高光谱遥感影像处理和图像工程等。E-mail: gunspace@163.com。

$$\rho_i = \sum_{j=1}^n (a_{ij}x_j) + e_i \quad (1)$$

式中, ρ_i 为包含一个或多个组分的像元在第 i 个波段上的平均光谱反射率; a_{ij} 为像元内第 i 个波段上第 j 个组分的反射率; x_j 为像元内第 j 个组分所占的比例; e_i 为第 i 个光谱波段的误差项; 假设像元内有 n 个组分 ($j=1, 2, \dots, n$), 影像的波段数为 m ($i=1, 2, \dots, m$)。应用两个条件对方程加以限制:

$$\sum_{j=1}^n x_j = 1 \quad (2)$$

$$x_j \geq 0 \quad (3)$$

将式(1)重写为:

$$\rho = Mx + e \quad (4)$$

其中, M 是一个 m 行 n 列的矩阵, 它的列是 n 个端元的光谱矢量。利用最小二乘法, 可以求得:

$$x = (M^T M)^{-1} M^T \rho \quad (5)$$

其中, x 是 $n \times 1$ 的向量, 它的 n 个元素是 n 个端元在混合像元 ρ 中的百分含量。

3 自适应匹配子空间探测方法

利用全限制性混合像元分解, 可以得到各种端元的组分信息, 但是却并没有给出统计上如何区分一个像元是否包含目标地物的准则。由于全限制性分解中非负约束条件的限制, 分解后在很多不含目标的点上常常也有目标端元组分, 因此直接依据分解结果判定目标是否存在常常会导致很多虚警目标。相比之下, 自适应匹配子空间探测器, 则可以构造能很好地区分目标和背景的准则。下面描述该算法的流程(Manolakis 等, 2001)。

首先利用最大似然估计进行参数估计, 主要是求得像元的背景端元组分数据和噪声方差的估计。背景端元组分数据的估计为:

$$\hat{a}_b = (B^T B)^{-1} B^T x \quad (6)$$

\hat{a}_b 为影像中某像元的背景端元组分, B 为经过端元选择的该像元的背景端元矩阵, x 为该像元各个波段反射率组成的向量。噪声方差的估计值为:

$$\hat{\sigma}^2 = \frac{1}{L} (x - B\hat{a}_b)^T (x - B\hat{a}_b) \quad (7)$$

然后就可以根据广义似然比检测理论求出目标存在和目标不存在时的算子:

$$f_1 = \left[\frac{2\pi}{L} x^T (I - E(E^T E)^{-1} E^T) x \right]^{\frac{L}{2}} \exp\left(-\frac{L}{2}\right) \quad (8)$$

$$f_0 = \left[\frac{2\pi}{L} x^T (I - B(B^T B)^{-1} B^T) x \right]^{\frac{L}{2}} \exp\left(-\frac{L}{2}\right) \quad (9)$$

式中, L 为影像的维数, E 为 B 加上目标端元后组成的完整端元矩阵。

最后就可以得到 AMSD 的算子:

$$D_{\text{AMSD}} = \frac{f_1 - f_0}{f_0} = \frac{x^T (E(E^T E)^{-1} E^T - B(B^T B)^{-1} B^T) x}{x^T (I - E(E^T E)^{-1} E^T) x} \quad (10)$$

4 基于交叉相关光谱匹配技术的端元类别求解

交叉相关光谱匹配技术, 通过计算像元光谱和参考光谱(端元)之间的响应值, 来判断两光谱之间的相似程度, 利用响应值求出与参考光谱相似程度最高的端元, 以此确定像元中所含的端元类别(Meer & Bakker, 1997)。

定义响应系数, 它等于两光谱之间的协方差除以它们各自方差的积:

$$r = \frac{\sum (R_r - \bar{R}_r)(R_t - \bar{R}_t)}{\sqrt{[\sum (R_r - \bar{R}_r)^2] \times [\sum (R_t - \bar{R}_t)^2]}} \quad (11)$$

式中, R_r, R_t 分别为参考光谱和像元光谱, 即 \bar{R}_t 为影像上某像元的光谱向量(由其各个波段反射率组成), \bar{R}_r 为影像的 n 个端元光谱向量。由协方差的性质可知, 上式等同于

$$r = \frac{n \sum R_r R_t - \sum R_r \sum R_t}{\sqrt{[n \sum R_r^2 - (\sum R_r)^2] \times [n \sum R_t^2 - (\sum R_t)^2]}} \quad (12)$$

式中, n 为两光谱对应波段数。

像元光谱和参考光谱(端元)之间的响应值, 相当于前者对后者的投影, 由公式(12)计算所有像元的光谱在参考光谱上的投影值, 通过比较得到最大投影值 r_{\max} 和相应的端元光谱矢量 A_{\max} , 那么 A_{\max} 作为与该像元相似性最高的端元光谱, 作为该像元的首选端元。如果把 r_{\max} 看作是端元 A_{\max} 对混合像元 ρ 的贡献, 那么剩余端元对 ρ 的贡献可表示为:

$$\rho_t = \rho - r_{\max} A_{\max} \quad (13)$$

将公式(12)中的 R_r 用 ρ_t 来代替, 继续比较像元中的剩余端元, 找出最大的投影值以及端元光谱矢量, 依次对式(12)、式(13)进行迭代。这个过程实际上是将端元对像元响应的贡献率进行排序, 找出像元中包含的不同的端元成分, 迭代满足一定条件中止, 即: ρ_t 的某分量是负值; 或者是 $\Delta\rho$ 变化很小。

$$\Delta\rho = \rho_t^{(k+1)} - \rho_t^{(k)} \quad (14)$$

$\rho_i^{(k+1)}$ 、 $\rho_i^{(k)}$ 分别是第 $k+1$ 、 k 次迭代后的像元反应值。

实验表明, 某些混合像元只经过一次迭代 ρ_i 就满足中止条件。这是由于选取的端元光谱矢量之间是非正交的。因此, 将式(13)调整为式(15):

$$\rho_i = \rho - \eta r_{\max} A_{\max} \quad (15)$$

式中, η 作为一个调整系数, 取值为 $[0,1]$ 。它在一定程度上影响着端元个数 N , 当 η 取得过大, 像元只经过少数迭代就满足中止条件, 这显然不符合要求; 当 η 取得过小, 端元个数保持不变, 光谱响应值的计算无意义 (Wu 等, 2007)。

5 基于全限制性线性分解的自适应匹配子空间目标探测方法

本文提出一种基于全限制性线性分解的自适应匹配子空间目标探测方法, 在全限制性线性分解的基础上利用广义似然比检测理论构造探测算子, 并使用交叉相关光谱匹配技术求解待探测像元内的端元类别。该方法能够在分解和探测中根据不同像元动态地选择其所含的端元, 更好地符合了影像中像元的实际组成情况, 提高目标探测的精度。算法的步骤如下:

步骤 1: 高光谱遥感影像的端元数据提取。可采用人工选取或者自动端元提取的方法, 如 N-Finder、凸面几何分析等方法, 并结合地面验证数据确定端元光谱。实验中, 在探测前采用人工选取和 N-Finder 自动端元提取相结合的方法提取各种端元光谱。

步骤 2: 利用交叉相关光谱匹配技术求解各个像元含有的端元类别。

在影像的各个像元中, 常常并不包含所有的端元, 然而全限制性线性分解中, 对每个像元都应用了所有的端元数据进行分解, 因而是符合实际的, 必然会降低分解的精度; 在匹配子空间探测方法中, 对每个像元的探测同样应用了所有的端元, 这也是不合理的, 会降低目标端元与其他端元的可分性。因而, 研究利用交叉相关光谱匹配技术来确定不同像元中所含的端元, 进而对光谱分解、匹配子空间探测器的相应环节进行一定的修正, 最终应用更加合理的端元及其组分数据进行探测。

具体方法在上一节中已经描述, 应用交叉相关光谱匹配技术, 最后可以得到影像上各个像元内所包含的端元, 将各个像元所含端元的种类记录在一

个端元选择矩阵 Q 中, Q 的列数与影像的像元个数对应, 行数与整幅影像所含端元类别数目对应。矩阵的每一列上记录了该像元是否含有某端元, 分别以 1、0 来区分。

步骤 3: 应用步骤 2 的端元选择矩阵 Q 和步骤 1 中的端元光谱, 进行全限制性线性光谱分解, 得到影像的各种端元组分信息。分解方法如第 2 节中所述, 唯一不同的是, 本步骤中要根据 Q 的值, 对影像上的各个像元应用不同的端元进行光谱分解, 像元不含有的端元不参与分解, 在输出结果中直接赋为零。最后得到各类端元更加精确的组分数据。由于目标光谱变化和全限制性分解中非负约束条件的限制, 在很多非目标点上也有目标组分值, 因而需要进一步利用探测器区分目标点与虚警点、背景点。

步骤 4: 应用光谱分解的结果和端元光谱, 构造自适应匹配子空间探测器, 将端元可变的的结果 Q 加入到探测器中, 根据 Q 在对不同的像元探测时选择相应的端元与组分。最终得到目标探测的定性和定量结果。

在本文中, 我们将基于端元数目可变方法及全限制性混合像元分解方法引入到该探测器, 将各个端元组分应用到自适应匹配子空间探测器中, 得到基于端元数可变全限制性分解的自适应匹配子空间探测方法:

$$D'_{\text{AMSD}} = \frac{(x - B\hat{a}_b)^T (x - B\hat{a}_b)}{(x - E\hat{a})^T (x - E\hat{a})} \quad (16)$$

式中, B 和 E 同样将利用端元选择矩阵 Q 做端元选择, \hat{a}_b 和 \hat{a} 为步骤 3 混合像元分解的端元组分结果, 分别与 B 和 E 对应。

应用上面的探测器可以将目标点与背景点在结果影像中很好地分开, 最后通过阈值分割就能把目标点的位置最终确定, 即最后的定性探测结果。再利用这个位置信息, 将步骤 3 中目标端元组分图中非目标点的错误组分剔除, 将其组分值赋为 0, 此时的目标端元组分数据是比较准确的目标定量探测结果。算法的流程如图 1。

6 实验与分析

6.1 实验 1: 模拟数据实验

实验中, 模拟数据通过向国产 PHI (Pushbroom Hyperspectral Image) 高光谱数据中添加目标光谱得到。该国产 PHI 数据的拍摄地点为江苏省夏桥地区, 光谱范围为 417.4—854.4nm, 光谱分辨率为 5nm,

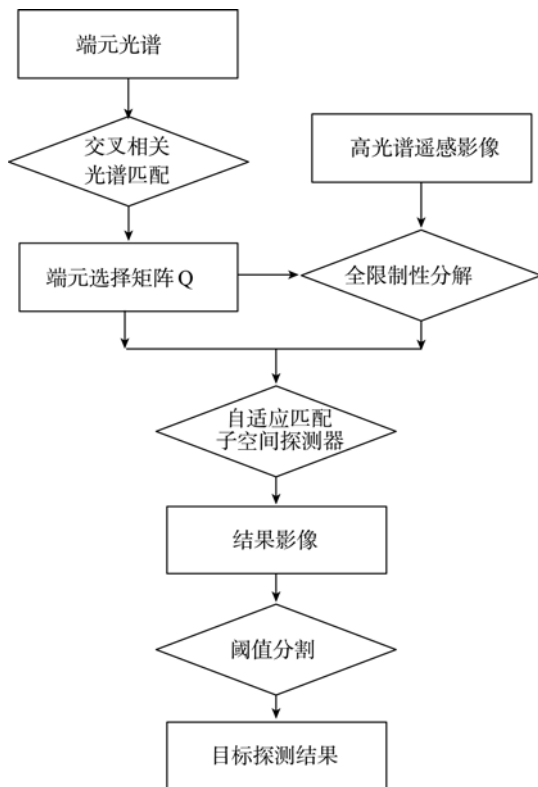


图 1 算法流程图

影像大小为 240×240 (像元)。目标光谱为从 ENVI 标准光谱库中获取的钙铁榴石光谱, 其光谱曲线如图 2(a)所示。向 PHI 数据中的 100 个点添加钙铁榴石光谱得到含有目标点的模拟数据, 添加目标点的方式为: 自上至下在 PHI 影像上选择 10 行, 每 1 行上等间隔地选择 10 个点添加目标, 每 1 行上的 10

个点添加目标光谱的比例相同, 自上而下分别为 100%, 90%, ..., 20%, 10%, 原来的背景光谱做相应比例的减少。添加目标光谱的公式为:

$$s = pt + (1-p)b \quad (17)$$

式中, t 是目标光谱数据, b 是原影像上像元的光谱数据, s 是添加了目标光谱后像元的光谱数据, p 是添加目标光谱数据的比例。添加目标后的影像如图 2(b)。

实验中, 为分析本文算法的效果, 我们将对上述模拟数据分别应用基于全限制性线性分解和自适应匹配子空间的探测方法进行对比。本算法中, 调整系数 η 取为 0.55, 具体方法见 6.3 节。另外, 我们已知该 PHI 影像的地面验证数据, 因此在探测前可准确判定该数据的端元数目(本实验中端元数目为 6), 并且可以准确选择端元光谱数据。但是, 在大多数情况下, 很难得到地面验证数据, 相应地对影像中端元数目的判定可能会有偏差, 所以我们将实验中考察当端元数目小于或大于真实数目时 3 种算法的探测效果。

首先取端元数为 6, 分别应用本文的方法、FCLS 方法和 AMSD 方法进行探测。图 2(c)为应用本文的方法探测后结果影像, 应用 FCLS 方法和 AMSD 方法得到的结果影像在视觉上与其差别不大。通过比较 3 种方法在相同探测率下虚警率的高低对比它们的探测效果。在探测率为 100%的情况下, 对 3 种方法的结果影像进行阈值分割, 最后的探测结果分别如图 2(d)、(e)和(f)所示。从图 3 中, 可以看到, 本文的方法在探测率为 100%时, 虚警率为

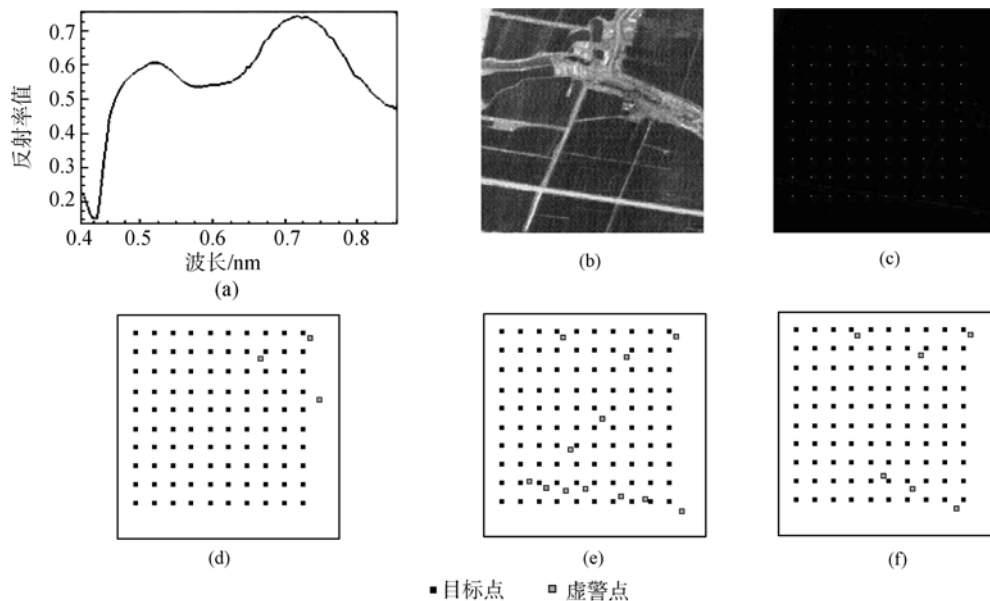


图 2 模拟数据影像和探测结果

(a) 钙铁榴石光谱曲线; (b) 添加目标后的实验数据影像; (c) 本文方法的结果影像; (d) 本文方法阈值分割后目标探测结果; (e) FCLS 方法阈值分割后探测结果; (f) AMSD 方法阈值分割后探测结果

3%, 明显低于 FCLS 方法的 12% 和 AMSD 方法的 6%。可见, 与 FCLS 方法和 AMSD 方法相比, 本文的方法在保持较高的探测率的同时, 虚警率更低, 探测效果更好。

对照地面实际验证数据发现, 应用 FCLS 方法进行探测, 75% 的虚警目标是位于影像下部的道路点, 应用 AMSD 方法进行探测, 50% 的虚警目标也是位于影像下部的道路点, 而本文的方法却没有将任何道路点误探测为目标。我们观察道路的光谱曲线, 发现其与目标的光谱曲线十分相似(图 3), 可见, 本文的方法同其他 2 种典型的基于线性混合模型的探测方法相比, 可以更加有效地将亚像元目标从与其光谱特征相似地物中区分出来。

取端元数为 5 和 7, 分别对应于端元数目低估和高估的情况, 应用这 3 种方法对模拟数据进行探测。同样地, 我们取探测率为 100%, 考察不同端元数目情况下 3 种方法进行阈值分割后虚警率的差异。统计相关结果数据后得到表 1。从表 1 可以看出, 无论是哪一种方法, 在正确选择端元数目时虚警率都是最低的, 而当低估或高估端元数目时虚警率都会明显增加; 本文所提出的方法与另外两种方法相比, 在正确估计端元数目、低估端元数目和高估端元数目的情况下, 虚警率都是最低的, 并且虚警率保持在较低的水平, 可见本文的方法可以更好地克服端元数目错误估计对目标探测的影响; 基于全限制性线性分解的方法在不同端元数目情况下虚警率均最大, 探测效果最差。

表 1 3 种方法在探测率为 100% 的虚警率统计

选择端元数目/个	虚警率		
	本文的方法/%	FCLS/%	AMSD/%
5	7	17	9
6	3	12	6
7	6	21	11

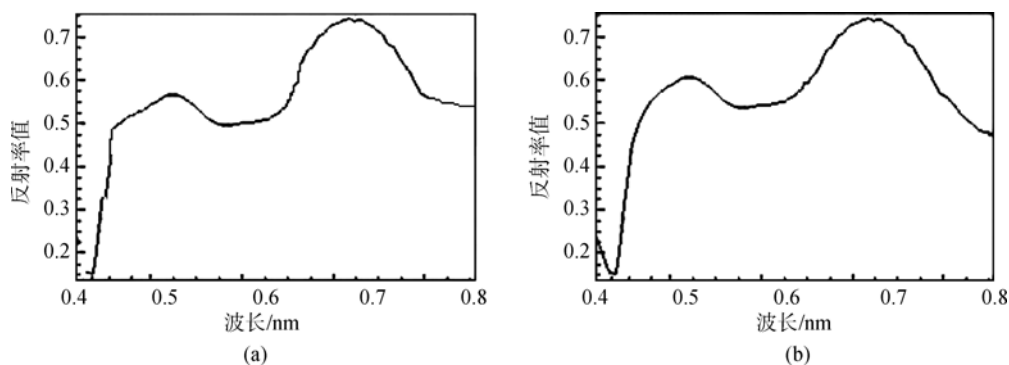


图 3 道路与目标光谱曲线
(a) 道路光谱曲线; (b) 钙铁榴石光谱曲线

通过以上实验结果可知, 在正确选择端元数目进行探测时, 这 3 种方法对地物混合情况的估计是最接近真实状态的, 目标端元与其他地物端元的可分离性也是最大的, 因而探测效果要比低估或高估端元数目时好。本文的方法与传统的 AMSD 方法和 FCLS 方法的不同在于, 本文不但利用了全限制性线性分解方法得到更加接近真实情况的端元组分信息, 而且还在在此基础上利用广义似然比检验的理论来建立统计上可以可靠地分离目标与背景的准则, 因此可将目标像元与背景像元更好地分离开。

在不同端元数目的情况下, AMSD 和 FCLS 方法在端元数目错误估计时虚警率明显升高, 其中基于 FCLS 的方法由于其非负约束条件的限制, 在很多并不含目标端元光谱的点上, 尤其是与目标端元光谱相似的地物点上, 也会出现目标端元组分, 并且这些虚警点的数值分布并不规律, 进行阈值分割时, 很难找到区分目标与虚警的阈值, 虚警率最高。而本文的方法由于使用了交叉相关光谱匹配技术在不同端元数目的情况下保持了较低的虚警率, 该技术不仅可以用来确定像元内的端元种类, 还可以在广义似然比检验理论构造探测器时相应地选择正确的端元种类, 这种端元选择策略能够最大限度地避免错误选择的端元干扰目标端元与背景端元的分离, 保证本文方法获得更好地目标探测效果。

6.2 实验 2: 真实数据实验

本文的真实数据实验使用的是美国 CRI Nuance VIR 高光谱成像仪数据。该高光谱数据光谱范围: 650—1100nm, 光谱分辨率为: 10nm, 空间分辨率为 20cm。实验区域位于武汉大学信息学部友谊广场, 影像大小为 400 × 400(像元), 影像如图 4(a)。拍摄区域中包含 2 块草地, 左右 2 块草地中各有 1 块石碑, 以石碑作为目标。左边草地中石碑的尺寸为 20cm ×

28cm, 它在影像中占据 2 个像元: 其中的 1 个像元是混合像元, 石碑在该混合像元的组分为 40%; 在另一个像元中, 石碑充满整个像元, 可视为纯净像元。右边草地中的石碑尺寸为 10cm × 15cm, 为一个亚像元目标, 石碑光谱在像元中占的 37.5%。2 个目标在图 4(a)中用圆圈标出。

本算法中, 调整系数 η 取值为 0.5, 确定的方法见 6.3 节。在本实验中, 同样应用 FCLS 和 AMSD 方法作为对比实验。实验场景地物类型比较复杂, 经多次实验并结合地面考察, 确定最优的端元数目为 7。取端元数为 7, 在探测率为 100% 时, 本文的方法、FCLS 方法和 AMSD 方法的实验结果分别如图 4(b)、(c)和(d)。

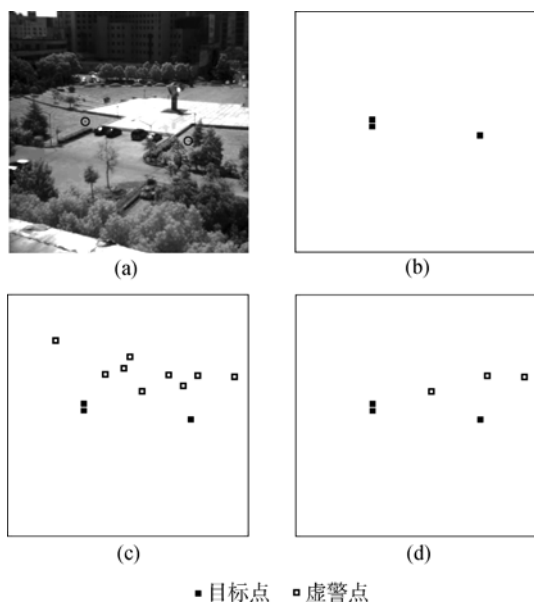


图 4 真实数据影像及实验结果

(a) 真实数据影像; (b) 本文方法的探测结果;
(c) FCLS 方法探测结果; (d) AMSD 方法探测结果

从图 4 可见, 本文的方法在探测率为 100% 时, 虚警率为 0; FCLS 和 AMSD 方法在探测率为 100% 时, 虚警率均比较高, 分别达到了 300% 和 100%。再取探测时端元数为 6 和 8, 对应端元数低估和高估的情况, 运用 3 种方法进行探测。实验结果如表 2。表 2 表明, 本文的方法在端元数低估和高估时, 虚警率保持为 0, 探测效果优于其他 2 种方法。这也证明了,

表 2 3 种方法在探测率为 100% 的虚警率统计

选择端元数 目/个	虚警率		
	本文的方法	FCLS/%	AMSD/%
6	0	333	100
7	0	300	100
8	0	400	133

由于采用动态选择端元种类的策略, 本文的方法可以有效克服端元数低估或高估带来的影响。

对比真实数据实验与模拟数据实验发现, 无论是 FCLS 还是 AMSD 方法, 对真实数据的探测结果比它们对模拟数据的探测结果要差。出现这样的现象主要是由于: 在真实数据中, 含目标端元的像元数目是非常少的(只有 3 个), 因此在 AMSD 方法中, 运用最大似然方法估计端元时很难正确地将目标端元估计出, 一般会将其归为光谱特征类似的水泥地端元, 这也是该方法探测结果中虚警点是水泥地的原因; 在 FCLS 方法中, 由于约束条件的限制, 在石碑端元组分图中常常会把光谱相似的水泥地点也赋以一定的值, 在本实验中水泥地上的点比石碑目标点的数目多得多, 因此值域分布范围也更大, 更难区分, 虚警目标自然更多。而本文的方法, 在真实数据和模拟数据实验中, 均保持了很低的虚警率。本实验结果可以得出本文的方法的另一个特点: 在目标数目非常少时, 探测效果仍然非常好。

6.3 调整系数 η 对探测效果的影响

本文的算法中, 交叉光谱匹配技术的调整系数 η 直接影响着参与探测的端元种类, 是本算法一个需要确定的重要参数。我们以模拟数据实验为例。在实验中, 对 η 取不同的值, 保持相同虚警率, 得到不同的探测结果, 绘制 η 与探测率的关系曲线如图 5。从图 5 中可以看到, η 从 0.35 开始取值, 随着 η 增大, 探测率明显增大, η 达到 0.55 时探测率达到最大并保持稳定, η 大于 0.65 时探测率开始逐渐下降。可见 η 取 [0.55, 0.65] 内的值, 探测效果达到最佳。为了避免在端元光谱信号比较相似时, 由于减去的端元光谱贡献值过大, 只经过少数迭代就满足中止条件, 从而影响对其他光谱信号相似端元的分离, 对 η 应该取尽可能小的值。因此, 在实验中我们取 η 的值为 0.55。同样的方法可以得到真实数据实验中, η 的取值为 0.5。

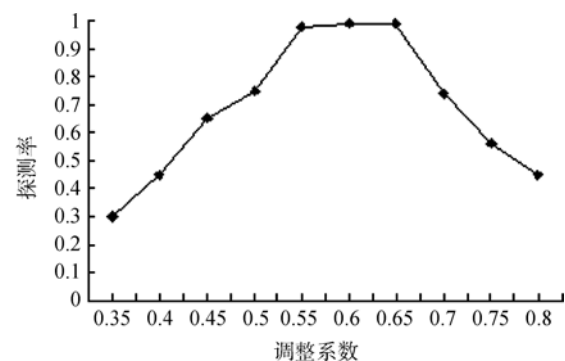


图 5 不同调整系数下的探测率

7 结 论

本文提出的基于全限制性线性分解的自适应匹配子空间高光谱遥感影像亚像元目标探测方法,不但能够实现定量探测,而且能够降低端元数目估计偏差对探测结果的影响,提高探测器对目标与背景的可分性。实验证明,该方法可以构造有效地分离目标与背景的准则,探测效果优于其他基于线性混合模型的探测算法;在影像端元数目估计偏差时,仍然可以保持稳定的探测效果;对光谱特征与背景地物相似的目标,探测效果更好;对数目非常少的目标,探测效果也非常好。由于本文的方法在定量探测方面主要是对 FCLS 方法加入了端元选择策略,实验中发现其对目标定量探测精度提高不大,这是本算法下一步需要重点研究和改进的地方。

REFERENCES

- Chang C I and Du Q. 2004. Estimation of number of spectrally distinct signal sources in hyperspectral imagery. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, **42**(3): 608—619
- Chang C I and Heinz D C. 2000. Constrained subpixel target detection for remotely sensed imagery. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, **38**(3): 1144—1159
- Heesung Kwon and Nasrabadi N M. 2004. Kernel-based subpixel target detection in hyperspectral images. Proc. *IEEE Joint Conf. Neural Networks*

- Heinz D C and Chang C I. 2001. Fully constrained least squares linear spectral mixture analysis method for material quantification in hyperspectral imagery. *IEEE Transaction on Geoscience and Remote Sensing*, **39**(3): 529—545
- Manolakis D, Shaw G and Keshava N. 2000. Comparative analysis of hyperspectral adaptive matched filter detectors. Proc. SPIE, 4049: 2—17
- Manolakis D, Siracusa C and Shaw G. 2001. Hyperspectral subpixel target detection using the linear mixing model. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, **39**(7): 1392—1409
- Meer F V D and Bakker W. 1997. CCSM: cross correlogram spectral matching. *Int.J. Remote Sensing*, **18**(5): 1197—1201
- Plaza A, Martinez P and Perez R. 2004. A quantitative and comparative analysis of endmember extraction algorithms from hyperspectral data. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, **42**(3): 650—663
- Settle J. 2002. On constrained energy minimization and the partial unmixing of multispectral images. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, **40**(3): 718—721
- Wu K, Zhang L P and Li P X. 2007. A neural network method of selective endmember for pixel unmixing. *Journal of Remote Sensing*, **11**(1): 20—26
- Zhang L P and Zhang L F. 2005. *Hyperspectral Remote Sensing*. Wuhan: Wuhan University Press

附中文参考文献

- 吴柯, 张良培, 李平湘. 2007. 一种端元变化的神经网络混合像元分解方法. *遥感学报*, **11**(1): 20—26
- 张良培, 张立福. 2005. *高光谱遥感*. 武汉: 武汉大学出版社