

中图分类号: TP751.1 文献标志码: A 文章编号: 1006-8961(2010)11-1670-11

检索信息: 于钺, 顾华, 孙卫东. 基于混合像元分解的薄云下光学遥感图像恢复方法[J]. 中国图象图形学报, 2010, 15(11): 1670-1680

基于混合像元分解的薄云下光学遥感图像恢复方法

于 钺, 顾 华, 孙卫东

(清华大学电子工程系, 北京 100084)

摘 要: 云遮挡是限制光学遥感卫星对地观测能力的主要因素之一。针对薄云下光学遥感图像的图像恢复问题, 首先将云对光谱观测值的影响在线性混合像元模型中显性地加以表达, 提出了针对云特性的改进型线性混合像元模型; 其次给出了两种基于混合像元分解的图像恢复方法、直接消除法与丰度调整法; 最后分别在两种混合像元分解算法与两种图像恢复方法, 即 VCA(顶点成分分析)算法/MDC-NMF(最小距离限制的非负矩阵分解)算法与直接消除法/丰度调整法不同组合下, 分别利用模拟数据和真实数据, 对相关方法的图像恢复能力和图像恢复效果进行了定性和定量分析。实验结果表明, MDC-NMF 算法与丰度调整法的组合处理能够获得最佳的图像恢复效果。

关键词: 混合像元分解; 图像恢复; 薄云; 光学遥感

Spectral unmixing based image restoration for optical remote sensing images covered by thin cloud

YU Yue, GU Hua, SUN Weidong

(Department of Electronic Engineering, Tsinghua University, Beijing 100084)

Abstract: The obscuring effect of clouds is one of the major factors which restrict the observation capabilities of optical remote sensing satellites. In this paper, aimed at image restoration for optical remote sensing images covered by thin clouds, three contributions have been made. Firstly, with characteristics of clouds, an enhanced linear mixing model has been proposed, in which the influence of clouds on the measured spectra has been presented explicitly. Secondly, two spectral unmixing based image restoration methods have been given, namely the direct elimination method (DEM) and the abundance adjusting method (AAM). At last, with different combinations of the two spectral unmixing algorithms VCA/MDC-NMF and two image restoration methods DEM/AAM, the capabilities and results of relevant methods are analyzed qualitatively and quantitatively, using both simulated and real datasets. Experimental results show that, the combination of MDC-NMF and AAM can achieve the best image restoration result.

Keywords: spectral unmixing; image restoration; thin cloud; optical remote sensing

0 引 言

光学传感器是空间对地观测技术的重要组成部分之一。虽然其具有空间分辨率高、可在多个波段

上成像等优点,但其成像过程易受外部环境等因素的影响。云遮挡就是其中主要影响因素之一^[1-2]。相关研究表明,在平均意义下,在任何时间地球表面都有40%左右的区域被云域覆盖^[3]。因此,对于光学遥感图像而言,云遮挡是非常普遍的现象,也是限

基金项目:教育部科技创新工程重大项目培育资金项目(706004);国家自然科学基金项目(60872083)。

收稿日期:2009-01-19;改回日期:2009-12-09

第一作者简介:于 钺(1982—),男。清华大学电子工程系信息与通信工程专业博士研究生。主要研究方向为高光谱数据的处理与识别。E-mail:yuyue05@mails.tsinghua.edu.cn。

制光学传感器对地观测能力的主要因素之一。

云是由悬浮在大气中的大量微小水滴和微小冰晶组成,对光线具有散射和吸收等作用^[3]。当云域很厚时,光学传感器几乎完全无法接收来自地表地物的光谱信息;而当云域较薄时,部分来自地表地物的光谱信息仍能穿透云域被光学传感器接收^[2]。这种部分透射性为去除云域影响、恢复薄云覆盖下区域的图像信息提供了理论上的可行性。到目前为止,针对光学遥感图像,人们已从图像恢复、辐射传递模型这两种不同角度提出了诸多云域影响去除方法^[1,2,4]。其中,基于图像恢复的云域影响去除方法处理简洁、行之有效,已经在某些特定领域得到了较好应用,其中比较有代表性的方法包括基于同态滤波的方法^[1,5-6],以及基于等温线连续性假设的方法^[7]等,但该类方法的一般性缺点是其物理含义不够明确、处理精度欠佳;而基于辐射传递模型云域影响去除方法是一类建立在严格辐射传递理论上的方法^[2,8-9],在能够获取云域相关物理参数的情况下处理精度较高,但在实际应用中能否精确获取上述参数问题较多。

混合像元分解(spectral unmixing)是近年来伴随着高光谱遥感技术的不断发展而逐渐兴起的一种遥感图像处理技术^[10]。其基本观点认为,受传感器空间分辨率的制约以及地物分布复杂性的影响,光学遥感图像中大量像元都是“混合”而成的,即这些像元的光谱是由若干种“纯”地物的光谱构成的混合体。混合像元分解技术则旨在利用“纯”地物光谱在光谱空间中具有分布在某一单形体顶点的特点,估计被称之为“端元”(endmember)的“纯”地物光谱,并将混合像元以各个端元所占比例的形式加以表达,这一比例又被称之为“丰度值”(abundance)。事实上,如果将“云”作为一个特殊端元,同时将“云”对光谱观测值的影响程度用“云”的丰度值加以刻画,则可以将混合像元分解引入薄云覆盖下区域光学遥感图像的恢复过程。上述云对光谱观测值影响的物理含义可以分为以下两个层面,一是一定比例的云自身所产生的附加光谱;二是一定比例的云对其覆盖下区域地物光谱所产生的衰减效应。

文献[11]针对水体遥感图像,提出了基于混合像元分解的去云方法,获得了很好的去云效果,但该方法有待在以下两个方面进行改进。首先,文献[11]没有将云对光谱观测值的影响在混合像元模

型中显性地加以表达,不利于直接考察云对光谱观测值影响的相关参数,也不利于模型的进一步扩展,因此云特性与混合像元模型之间的关系需要进一步明确;其次,文献[11]所采用的混合像元分解算法需要通过目视解译人工指定端元,正如该文献在结论中所指出的可入手进行改进的角度包括“提高端元光谱的采集精度——通过实地观测或者图像的主成分特征空间散点图分析等方法准确地选定样品区,以获得更准确的端元光谱”。这种人工指定端元的方式在某种条件下确能够获得与目视解译吻合的结果,但这种人工干预影响了算法的自动化程度,同时处理结果也过多地依赖于人的主观意识、可重复性低。

针对上述问题,首先基于两点基本假设,将云对光谱观测值的影响在线性混合像元模型中显性地加以表达,提出了针对云特性的改进型线性混合像元模型,在成像模型上为利用混合像元分解进行薄云覆盖下区域的图像恢复提供了依据;其次给出了两种基于混合像元分解的图像恢复方法,即直接消除法与丰度调整法,并分别与两种能够自动估计端元光谱的混合像元分解算法 VCA(顶点成分分析)^[13]算法和 MDC-NMF(最小距离限制的非负矩阵分解)^[14]算法组合;最后,分别利用模拟数据和真实数据,并采用若干有代表性的统计量对相关方法的图像恢复能力和图像恢复效果进行了定性和定量分析。

1 混合像元模型与混合像元分解算法

1.1 线性混合像元模型及其改进

混合像元模型有线性与非线性之分^[10]。其中线性混合像元模型因结构简单且能够在一定程度上与实际情况吻合,因此得到了广泛的应用。线性混合像元模型的数学表述为

$$\mathbf{x}^{(j)} = \sum_{i=1}^M a_i^{(j)} \mathbf{s}_i + \mathbf{w}^{(j)} \quad j = 1, \dots, N \quad (1)$$

式中, N 代表像元个数, M 代表端元个数, $\mathbf{x}^{(j)}$ 代表第 j 个像元的混合光谱, \mathbf{s}_i 代表第 i 个端元对应的“纯”地物光谱, $a_i^{(j)}$ 代表第 i 个端元在第 j 个像元中的丰度值, $\mathbf{w}^{(j)}$ 代表可能的模型误差和噪声。同时,为了使线性混合像元模型具有明确的物理含义,往往还需要引入丰度非负的约束,即 $\forall j, a_i^{(j)} \geq 0, i = 1, \dots, M$,以及丰度之和为1的约束,即 $\forall j, \sum_{i=1}^M a_i^{(j)} = 1$ ^[10]。

不难发现,式(1)所给出的传统线性混合像元模型并没有显性地表达云自身所产生的附加光谱以及云对其覆盖下区域地物光谱所产生的衰减效应。因此,为了能够利用混合像元分解技术有效地分解云域作用成分,并在此基础上将云域作用成分加以去除、恢复薄云覆盖下区域的图像信息,首先需要对传统线性混合像元模型进行必要的修改,使其既包含云域对光谱观测值的影响,又不失其基本结构的简单性。基于以上两点考虑,同时根据前述云对光谱观测值影响的两层物理含义,本文结合已有模型^[1,5-6],首先作以下两点基本假设:

1) 云对光谱观测值的影响可以分为两个层面,一是云自身所产生的反射光谱,这里通过反射率加以表达;二是云对其覆盖下区域地物反射光谱所产生的衰减效应,这里通过透射率加以表达。对于给定像元,云的反射率与该像元中云所占比例即云的丰度值成正相关,云的透射率与该像元中云所占比例即云的丰度值成负相关;

2) 云的反射率和透射率均非负,且之和为定值。这是因为若云域较薄,则云的反射率较低,而对地物反射光谱的透射率较高;反之若云域较厚,则云的反射率较高,而对地物反射光谱的透射率较低。故不失一般性,不妨假设其和为 1。

在上述两点假设成立的基础上,可以将云自身所产生的反射光谱以及云对其覆盖下区域地物反射光谱所产生的衰减效应显性地加以表达。将式(1)所给出的传统线性混合像元模型进行相应地修改,则得到以下的改进型线性混合像元模型:

$$\mathbf{x}^{(j)} = \alpha^{(j)} \cdot \left(\sum_{i=1}^M a_i^{(j)} s_i \right) + \beta^{(j)} \cdot s_{\text{cloud}} + \mathbf{w}^{(j)} \quad (2)$$

式中, s_{cloud} 代表“纯”云端元的反射光谱, $\alpha^{(j)}$ 和 $\beta^{(j)}$ 分别代表云对其覆盖下区域地物反射光谱的透射率以及云自身的反射率, $\alpha^{(j)} \geq 0, \beta^{(j)} \geq 0$ 且 $\alpha^{(j)} + \beta^{(j)} = 1$ 。

从式(2)中可以看出,在近似考虑了云域对光谱观测值的影响后,混合像元模型的线性形式并未发生改变。进一步地,若定义新端元集合为 $s_1, s_2, \dots, s_M, s_{\text{cloud}}$,同时对于任意像元 j 定义相应的新丰度值集合为 $\alpha^{(j)} a_1^{(j)}, \alpha^{(j)} a_2^{(j)}, \dots, \alpha^{(j)} a_M^{(j)}, \beta^{(j)}$ 。则不难验证, $\alpha^{(j)} a_i^{(j)} \geq 0 (i=1, \dots, M), \beta^{(j)} \geq 0$ 且 $\sum_{i=1}^M \alpha^{(j)} a_i^{(j)} + \beta^{(j)} = 1$,即在式(2)所示的改进型线性混合像元模型中,丰度非负的约束与丰度之和为 1 的约束仍然保

持。因此,对于改进型线性混合像元模型,已有的混合像元分解算法能够直接适用。

综上所述,在上述两点简化假设下,云域对光学遥感图像的影响事实上等效于引入了一个特殊端元——云,云自身所产生的反射光谱以及云对其覆盖下区域地物反射光谱所产生的衰减效应可以由云的丰度值加以刻画,这就在成像模型上为利用混合像元分解进行薄云覆盖下区域的图像恢复提供了依据。需要明确指出的是,从严格物理含义上讲,云对光谱观测值的影响是错综复杂的,这种复杂性来源于云物理结构的复杂性,如厚度、密度、层数等。改进型线性混合像元模型并不旨在从物理机理上对云域影响加以精确描述,而只是从图像处理的角度,利用简洁的线性模型就云对光谱观测值的影响或称对图像的遮挡问题进行了一定程度的近似表达,从而可以利用混合像元分解技术对薄云覆盖下区域光学遥感图像的恢复问题加以讨论。其中,云端元的丰度值,度量了云在每一个像元中所占比例,从一个侧面反映了相应像元中云对光谱观测值的影响程度,且该丰度值与云对光谱观测值的影响程度成正相关。

1.2 混合像元分解算法的选择

目前可用于混合像元分解的算法较多,根据出发点的不同大致可以分为两类,即基于几何意义的算法与基于统计意义的算法^[12]。

为了考察不同混合像元分解算法对图像恢复效果的影响,分别选择两种比较典型的混合像元分解算法用于薄云覆盖下区域的图像恢复过程,分别是 VCA^[13]算法以及 MDC-NMF 算法^[14]。其中,VCA 算法属于基于几何意义的混合像元分解算法,在某种意义上可以看做是经典方法 PPI (pixel purity index) 算法^[15]的改进,其不同之处在于 VCA 算法将随机投影方向限制在已提取端元所张成子空间的正交补空间中,使得投影次数最大不超过光谱波段数,避免了 PPI 算法需要产生大量随机投影方向的问题,但该算法需要假设绝对意义上的“纯”端元在原始混合像元集合中的存在性。而 MDC-NMF 算法则属于基于统计意义的混合像元分解算法,是 MVC-NMF (minimum volume constrained nonnegative matrix factorization)^[16]算法的改进,MDC-NMF 算法用所有端元到其中心的距离之和作为约束取代了 MVC-NMF 算法中单形体的体积约束,使得目标函数具有更好的优化性质,与 VCA 算法不同,该方法不需要

做“纯”端元存在的假设。关于这两种算法的具体算法过程这里不再赘述。

2 基于混合像元分解的图像恢复方法

在利用上节所选择的某种混合像元分解算法得到各个端元及其相应丰度值的估计之后,为了进行图像恢复,首先需要从原始光谱观测值中去除云自身所产生的反射光谱,同时补偿云对其覆盖下区域地物反射光谱所产生的衰减效应。为了比较分析上述两个过程对图像恢复效果的影响,分别采用两种不同的图像恢复方法,即直接消除法(DEM)与丰度调整法(AAM)。

2.1 直接消除法

直接消除法的本质是从原始光谱观测值中,按照云在各个像元中所占比例直接去除云自身所产生的反射光谱,其数学表述为

$$\bar{\mathbf{x}}^{(j)} = \mathbf{x}^{(j)} - \beta^{(j)} \cdot \mathbf{s}_{\text{cloud}} \quad (3)$$

式中, $\bar{\mathbf{x}}^{(j)}$ 代表图像恢复后的像元光谱值。

不难发现,直接消除法计算开销较小,且对原始光谱观测值的修改也较小。但直接消除法没有考虑式(2)中 $\alpha^{(j)}$ 的影响,即仅去除了云自身所产生的反射光谱,并没有补偿云对其覆盖下区域地物反射光谱所产生的衰减效应。故进一步地,在此基础上提出了丰度调整法。

2.2 丰度调整法

丰度调整法在直接消除法的基础上,进一步补偿了云对地物反射光谱所产生的衰减效应。其具体步骤如下:

1) 对各像元,置云端元的丰度值为 0,即置式(2)中 $\beta^{(j)}$ 值为 0;

2) 对各像元,调整其余端元的丰度值 $\alpha^{(j)} a_i^{(j)}$,使其之和为 1;

3) 对各像元,将调整后的其余端元丰度值与其相应的端元光谱相乘并相加,最后附加线性混合像元模型的表示误差 $\mathbf{w}^{(j)}$ ($\mathbf{w}^{(j)}$ 可通过混合像元分解得到),得到图像恢复后的像元光谱值 $\bar{\mathbf{x}}^{(j)}$ 。

上述步骤的数学表述如下:

$$\bar{a}_i^{(j)} = \frac{\alpha^{(j)} a_i^{(j)}}{\sum_{i=1}^M \alpha^{(j)} a_i^{(j)}} = \frac{a_i^{(j)}}{\sum_{i=1}^M a_i^{(j)}} \quad (4)$$

$$\bar{\mathbf{x}}^{(j)} = \sum_{i=1}^M \bar{a}_i^{(j)} \cdot \mathbf{s}_i + \mathbf{w}^{(j)} \quad (5)$$

式中, $\bar{a}_i^{(j)}$ 代表调整后的(除云外)其余端元的丰度值。

相比于直接消除法,丰度调整法补偿了云对地物反射光谱所产生的衰减效应,但上述逐像元的丰度调整过程对原始光谱观测值的修改相对较大,同时也增加了一定的计算开销。需要指出的是,丰度调整法与文献[11]中所提出的处理方法具有一定相似之处,其差异在于丰度调整法不需要进行文献[11]中所采用的对“像元 DN 值的比值关系进行调整”这一处理步骤^[11]。

3 实验结果与分析

为了验证和比较上述两种图像恢复方法的有效性及其差异,首先利用模拟数据对直接消除法/丰度调整法分别与 VCA 算法/MDC-NMF 算法在不同组合下的图像恢复能力进行定量分析,以明确相关方法的极限能力。其次利用真实数据对实际图像恢复效果进行定性和定量分析。实验所选用的数据为 2004 年 5 月 19 日所获取的北京密云地区 Landsat 5 TM 数据,如图 1 所示,其中图像上方若干高亮度区域为云覆盖区域。该数据共有 7 个波段,除波段 6 的空间分辨率为 120m 外,其余波段的空间分辨率均为 30m。

3.1 基于模拟数据的图像恢复极限能力实验

考虑到对于真实数据而言,云覆盖下区域地物的真实光谱信息难以同步获取,因此为了便于对上述两种图像恢复方法的恢复效果进行定量分析评价,同时也为了便于分析比较上述两种图像恢复方法的精度差异,首先进行基于模拟数据的图像恢复极限能力实验。在图 1 中选取部分无云覆盖区域作为模拟数据实验区域,如图 2(a)所示,同时利用式(2)正向模拟了不同厚度的云域覆盖效果,该模拟云覆盖区域的大小为 110 × 110 像素,如图 2(b)所示,目视结果表明图 2(b)能够在一定程度上模拟不同厚度云域覆盖的视觉效果。

需要说明的是,在该模拟数据的产生过程中, $\mathbf{s}_{\text{cloud}}$ 在各个波段的取值情况如表 1 所示。其主要依据在于,在真实数据实验中,发现利用混合像元分解所估计得到的云端元的光谱往往具有该模式。同时,为了考察不同云域厚度($\alpha^{(j)}$ 和 $\beta^{(j)}$ 的不同取值组合)对图像恢复效果的影响,将该模拟云覆盖区域按列划分为 11 个垂直模拟云域覆盖条带,由左向

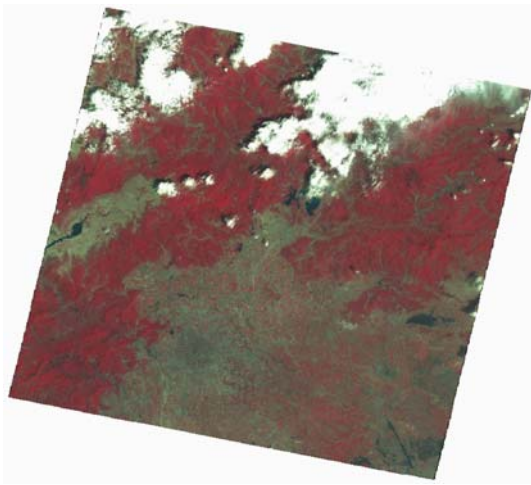


图 1 实验所采用的 Landsat 5 TM 全景图像

Fig. 1 Full view of Landsat 5 TM image used in the experiments

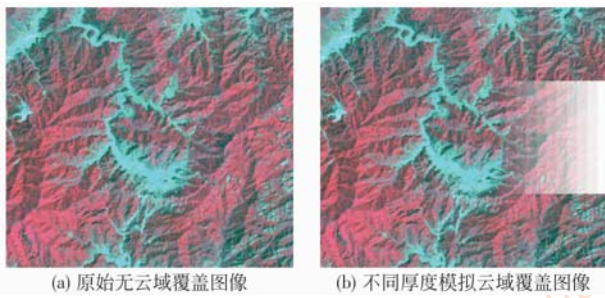


图 2 原始图像与模拟云域覆盖图像的对比

Fig. 2 Contrast between original image and image covered by simulated cloud

右各个条带 $\alpha^{(j)}$ 和 $\beta^{(j)}$ 的取值情况如表 2 所示。

表 1 模拟数据实验中所采用的云端元光谱

Tab. 1 The spectrum of the simulated cloud

波段 1	波段 2	波段 3	波段 4	波段 5	波段 6	波段 7
255	255	255	255	255	0	255

表 2 各个垂直模拟云域覆盖条带 $\alpha^{(j)}$ 和 $\beta^{(j)}$ 的取值

Tab. 2 The values of $\alpha^{(j)}$ and $\beta^{(j)}$ in each vertical strip covered by simulated cloud

	条带编号										
	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11
$\alpha^{(j)}$	1	0.9	0.8	0.7	0.6	0.5	0.4	0.3	0.2	0.1	0
$\beta^{(j)}$	0	0.1	0.2	0.3	0.4	0.5	0.6	0.7	0.8	0.9	1

由目视解译和已有地表地物分类结果可知,该模拟数据实验区域主要包括植被、山地、农田等三类主要地物,最后附加另一特殊端元“云”,因此在实

验中端元个数取值为 4。分别利用 VCA 算法和 MDC-NMF 算法,在端元个数为 4 的设定下,仅由图 2(b) 所示模拟云域覆盖图像,反向进行了端元提取和混合像元分解,并在此基础上分别利用直接消除法与丰度调整法进行了图像恢复,所得图像恢复处理效果分别如图 3、图 4 所示。

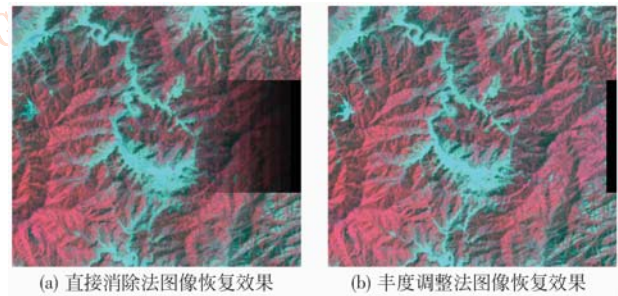


图 3 VCA 与两种图像恢复方法组合下图像恢复效果

Fig. 3 Image restoration results using VCA combined with DEM and AAM respectively

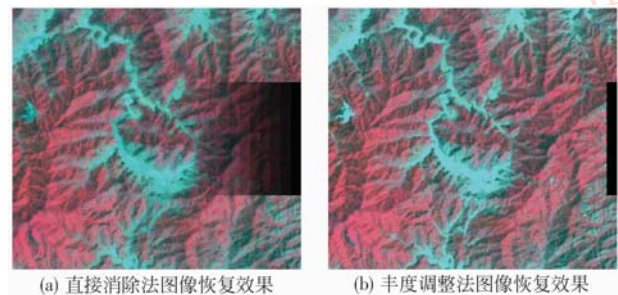


图 4 MDC-NMF 与两种图像恢复方法组合下图像恢复效果

Fig. 4 Image restoration results using MDC-NMF combined with DEM and AAM respectively

为了对两种图像恢复方法与不同混合像元分解算法组合下所得到的图像恢复效果进行定量评价,同时考察相应的图像恢复方法对不同厚度云域的可适用性及其极限能力,采用各条带内图像恢复后图像与原始无云域覆盖图像的平均误差作为评价指标,其中平均误差定义为

$$\text{平均误差} = \sum_j \left/ \sum_r (\bar{x}_r^{(j)} - x_r^{(j)})^2 / (P \times B) \right. \quad (6)$$

式中,下标 r 代表第 r 个波段, B 和 P 分别代表波段总数和某条带内像元总数。图 5 给出了平均误差随云域厚度的变化关系。

对于模拟数据而言,首先,从图 3、图 4 两种图像恢复方法与不同混合像元分解算法组合下所得到的图像恢复效果可以定性看出,利用丰度调整法所

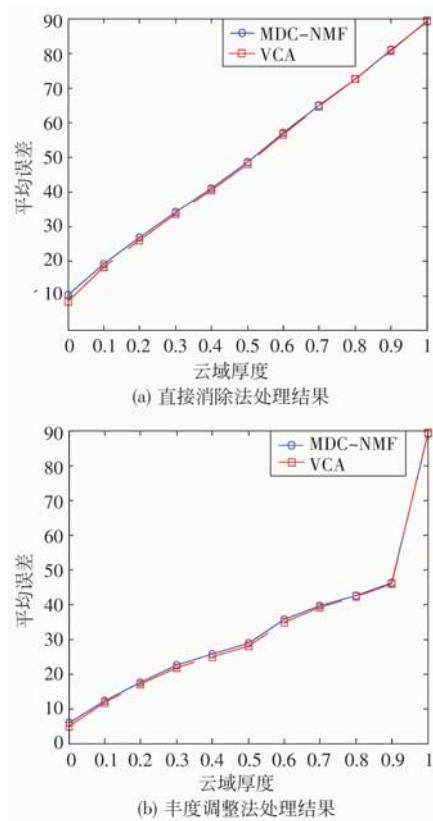


图 5 平均误差随云域厚度的变化关系

Fig. 5 Relationship between the average error and the amount of simulated cloud

得到的图像恢复效果在与两种混合像元分解算法组合下均优于利用直接消除法所得到的图像恢复效果。该结果表明在实际图像恢复过程中,补偿云对地物反射光谱所产生的衰减效应是必要的。其次,从图 5 所示结果可以定量看出,两种图像恢复方法的恢复效果均与云域厚度直接相关,随着云域厚度的增加,图像恢复效果均有所下降。当式(2)中 $\beta^{(j)}$ 值小于等于 0.9 时,丰度调整法的图像恢复效果在一定程度上均可以接受;而直接消除法的图像恢复效果与云域厚度直接成负相关。最后,从图 3、图 4 中可以看出,当 $\beta^{(j)}$ 值大于 0.9,即当云域几乎完全遮挡地表时,两种图像恢复方法均无法恢复出有用的云覆盖下区域的图像信息,这表明了相关方法的图像恢复极限能力。

3.2 基于真实数据的图像恢复实验

基于真实数据对本文两种图像恢复方法进行实验验证。在图 1 中选取部分云覆盖区域作为真实数据实验区域,如图 6 所示。目视结果表明该图像左

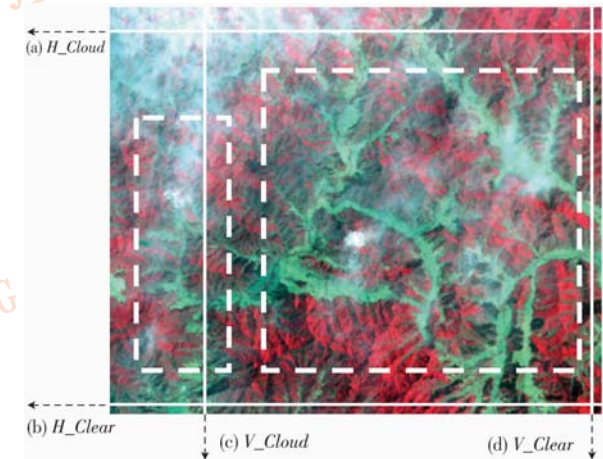


图 6 真实云域覆盖图像及关注区域与截线

Fig. 6 Image covered by real cloud as well as the areas of interest and the specified paths

上角区域被较厚的云域覆盖;而中部大部分区域则被较薄的云域覆盖(白色虚线框标出),该类区域为本文的主要关注对象区域,其图像恢复效果可以表明相关图像恢复方法在实际情况下的可适用性。

与 3.1 节一致,令端元个数取值为 4,分别利用 VCA 算法、MDC-NMF 算法与直接消除法、丰度调整法不同组合对图 6 进行混合像元分解以及图像恢复,所得图像恢复处理效果分别如图 7、图 8 所示。由模拟数据实验结果可知,随着云端元丰度值的逐渐增加,云覆盖下区域的图像恢复效果将逐渐下降。

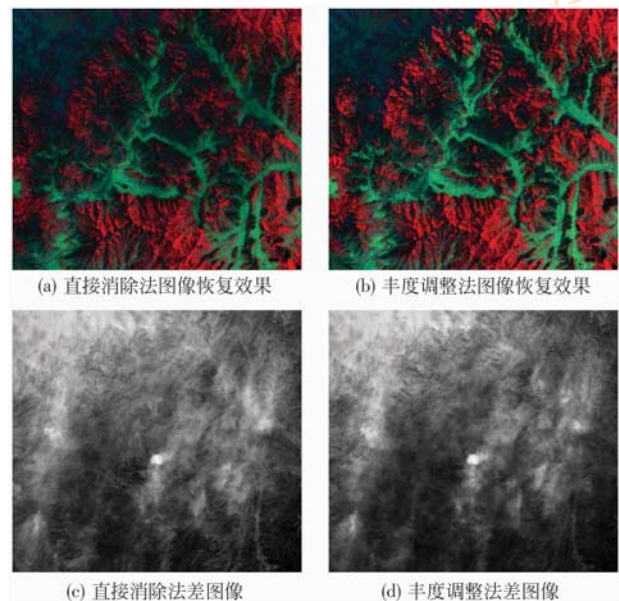


图 7 VCA 与两种图像恢复方法组合下图像恢复效果

Fig. 7 Image restoration results using VCA combined with DEM and AAM respectively

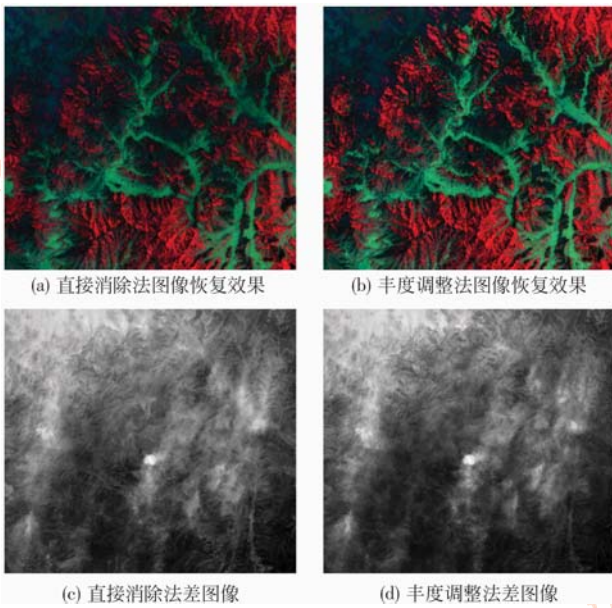


图 8 MDC-NMF 与两种图像恢复方法组合下图像恢复效果
Fig. 8 Image restoration results using MDC-NMF combined with DEM and AAM respectively

由于对于真实数据,难以同步获取云覆盖下区域的真实图像信息,因此也难以采用基于地表真值的定量评价方法直接比较恢复图像与真实图像之间的吻合程度。这里仅针对图像本身以及横穿云变化区域的若干截线,从多个侧面对图像恢复前后的改善效果进行间接的定量评价。首先,考察恢复图像与原始云域覆盖图像的差图像,其中差图像定义为

$$\text{第 } j \text{ 个像元灰度值} = \sqrt{\sum_r (\tilde{x}_r^{(j)} - x_r^{(j)})^2} / B \quad (7)$$

该差图像从一个侧面反映了图像恢复过程对原始云域覆盖图像的影响范围及程度。

从图 7、图 8 两种图像恢复方法与两种混合像元分解算法分别组合下所得到的图像恢复效果可以

看出:1) 受云域厚度差异的影响,图 6 中大部分薄云覆盖下区域的图像信息得到了较好恢复(其中图 8(b)的目视图像恢复效果最佳,白色虚线框内的主要关心对象区域得到了很好恢复),但其左上角较厚云域覆盖下区域的图像信息则难以得到正确恢复,这与模拟数据实验的结论一致;2) 与模拟数据实验结果类似,丰度调整法的目视图像恢复效果(图 7(b)、图 8(b))优于直接消除法的目视图像恢复效果(图 7(a)、图 8(a))。

为了进一步对图像恢复效果进行详细的定量评价,这里分别在原始云域覆盖图像中选取经过和基本不经过云覆盖区域的水平和竖直截线,依次简记为 H_Cloud 、 V_Cloud 、 H_Clear 和 V_Clear ,如图 6 所示。在此基础上,重点考察以下统计量。

1) 云消除效果的全变分分析

对于任意 1 维有限长离散数字信号 $X = \{x_n\}_{n=0}^{N-1}$,其全变分定义^[17]为

$$TV(X) = \sum_{i=1}^{N-1} |x_i - x_{i-1}| \quad (8)$$

直观地讲,全变分反映了信号幅度变化的“剧烈”程度,因此沿指定截线的灰度信号的全变分可以从一个侧面反映该截线上图像纹理信息的“丰富”程度,或称图像细节信息的“丰富”程度。云覆盖区域的纹理信息一般相对较少,属于“慢变”分量,其全变分值也一般相对较小;而无云覆盖区域的纹理信息一般相对较多,属于“快变”分量,其全变分值也一般相对较大。

故在大多数情况下,好的图像恢复效果的一个必要条件是,对于给定的云覆盖区域而言,其图像恢复后的全变分值应当大于其图像恢复前的全变分值。

图 9 分别给出了在丰度调整法和 MDC-NMF 算

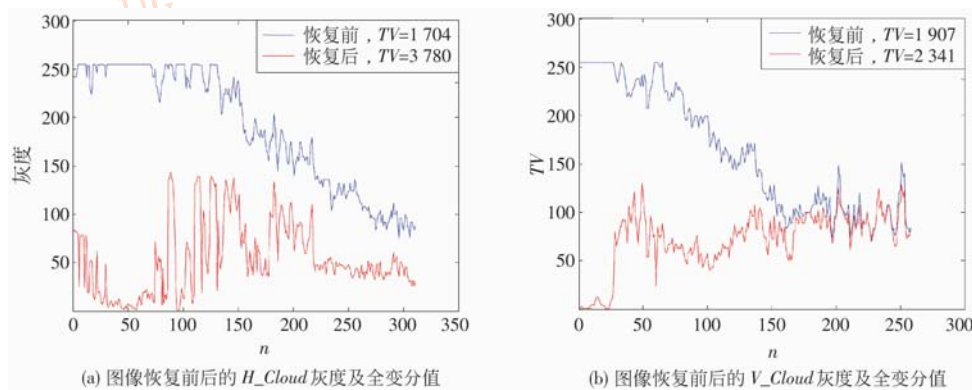


图 9 沿指定截线的灰度信号在图像恢复前后的对比

Fig. 9 Contrast of gray values along specified paths before and after image restoration

法组合下,图像恢复前后的图 6 第 1 波段沿 H_Cloud 和 V_Cloud 的灰度及全变分值变化情况。可以看出,图像恢复前后的全变分值 TV 均有不同程度的提高,沿横截线 H_Cloud 的提高率约为 2.17 倍,沿纵截线 V_Cloud 的提高率约为 1.23 倍。

2) 云消除效果的对称 KL 散度分析

对于任意离散随机变量的概率分布 P 和 Q ,其对称 KL 散度定义为^[18]

$$D_{\text{sys}}(P, Q) = \sum_i P(i) \log \frac{P(i)}{Q(i)} + \sum_i Q(i) \log \frac{Q(i)}{P(i)} \quad (9)$$

由定义,对称 KL 散度满足非负性、对称性,且 $D_{\text{sys}}(P, Q) = 0$,当且仅当 $P = Q$ 。因此,对称 KL 散度可以用来表示两个概率分布之间的“距离”,或称“相似性”。对于云覆盖区域而言,若假设地表地物的分布是近似“连续平稳”的,则沿不同邻近截线的灰度信号概率分布情况应当基本相似。对于大多数自然场景而言,该假设以较大概率成立,故好的图像恢复效果应当保持这种统计上的相似性。

进一步地,若采用对称 KL 散度来表示这种相似性,则好的图像恢复效果的另一个必要条件是,经

过云覆盖区域截线的对称 KL 散度在图像恢复后应当减小。

图 10 分别给出了在丰度调整法和 MDC-NMF 算法组合下,图像恢复前后的图 6 第 1 波段沿 H_Clear 和 V_Clear 以及沿 H_Cloud 和 V_Cloud 的灰度信号概率分布情况以及其之间相应的对称 KL 散度。可以看出,图像恢复后的对称 KL 散度均有不同程度的降低,沿横截线 H_Cloud 的降低率约为 21%,沿纵截线 V_Cloud 的降低率约为 17%。

3) 云消除效果的平均灰度分析

由先验知识可知,云覆盖区域在可见光波段具有较高的灰度值,而在热红外波段具有较低的灰度值,故沿指定截线的灰度信号平均灰度可以从一个侧面反映云覆盖区域存在的显著性水平。

在定义了上述统计量的基础上,表 3、表 4 分别给出了在 VCA 算法/MDC-NMF 算法与直接消除法/丰度调整法的不同组合下,图 6 中所有波段沿 H_Cloud 和 V_Cloud 的灰度信号在图像恢复前后的全变分值和平均灰度,以及其经验概率分布与沿 H_Clear 和 V_Clear 的灰度信号经验概率分布的对称 KL 散度。

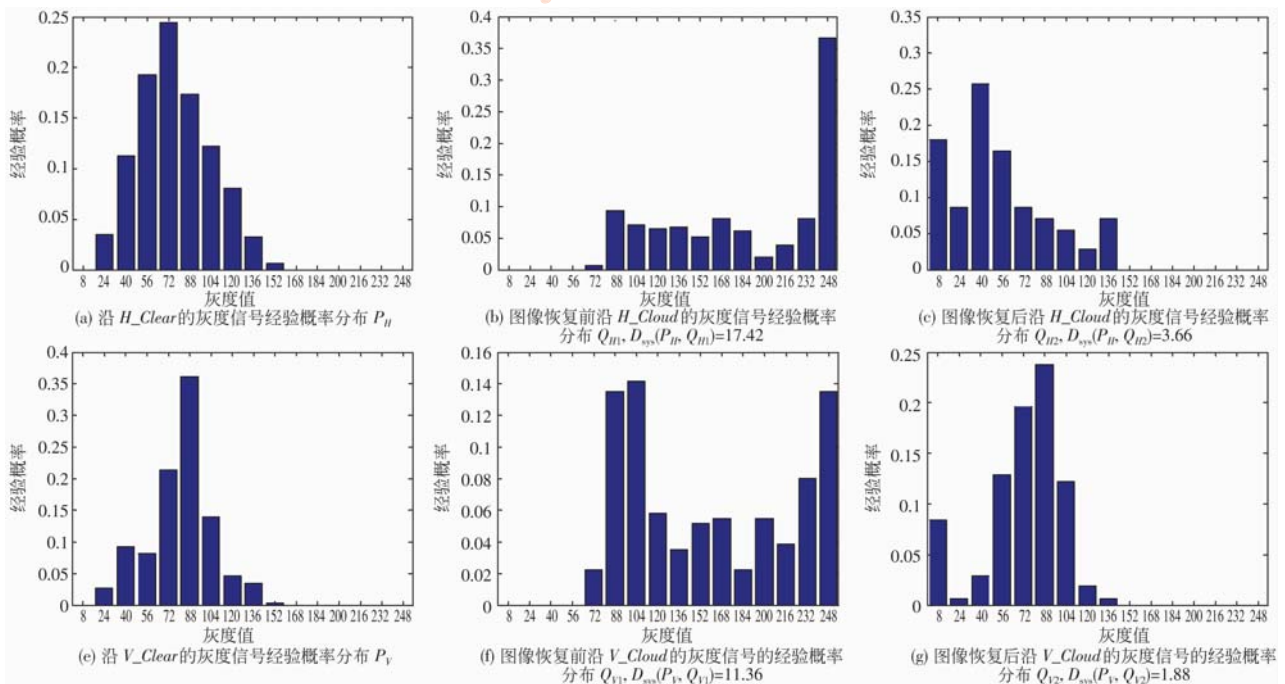


图 10 沿指定截线的灰度信号的经验概率分布在图像恢复前后的对比

Fig. 10 Contrast of empirical probabilities along specified paths before and after image restoration

表 3 图像恢复前后沿水平截线的灰度信号统计量对比

Tab. 3 Contrast of the statistics along the horizontal path before and after image restoration

			波段 1	波段 2	波段 3	波段 4	波段 5	波段 6	波段 7
平均灰度	<i>H_Clear</i>	Original	78	80	87	97	122	185	123
	<i>H_Cloud</i>	Original	190	190	179	189	127	59	118
		MDC-NMF + AAM	54	54	49	104	89	133	75
		MDC-NMF + DEM	25	25	19	58	40	57	33
		VCA + AAM	50	40	30	61	21	162	13
		VCA + DEM	37	37	26	42	8	59	4
全变分	<i>H_Clear</i>	Original	2 565	3 817	5 530	7 544	9 705	1 226	8 026
	<i>H_Cloud</i>	Original	1 704	2 379	3 209	5 457	5 293	722	4 797
		MDC-NMF + AAM	3 780	4 583	5 983	9 063	8 404	5 425	7 653
		MDC-NMF + DEM	1 789	2 201	2 629	4 756	4 489	720	3 974
		VCA + AAM	2 032	2 255	2 645	7 062	3 928	2 154	2 847
		VCA + DEM	2 001	1 870	2 006	4 452	1 539	722	1 032
对称 KL 散度	<i>H_Cloud</i>	Original	17.42	16.19	9.94	6.31	1.7	31.96	1.96
		MDC-NMF + AAM	3.66	1.3	1.66	1	0.76	4.73	1.31
		MDC-NMF + DEM	13.75	7.61	5.27	1.56	5.04	32	5.21
		VCA + AAM	4.53	6.79	3.76	2.15	4.7	0.82	6.59
		VCA + DEM	9.62	9.27	8.3	2.45	12.77	31.96	12.21

表 4 图像恢复前后沿垂直截线的灰度信号统计量对比

Tab. 4 Contrast of the statistics along the vertical path before and after image restoration

			波段 1	波段 2	波段 3	波段 4	波段 5	波段 6	波段 7
平均灰度	<i>V_Clear</i>	Original	83	86	86	140	124	172	113
	<i>V_Cloud</i>	Original	162	159	158	136	133	112	131
		MDC-NMF + AAM	72	67	67	70	97	169	98
		MDC-NMF + DEM	51	49	51	50	73	110	74
		VCA + AAM	56	47	47	34	57	192	58
		VCA + DEM	45	42	41	25	41	112	43
全变分	<i>V_Clear</i>	Original	2 109	2 983	4 381	6 310	7 490	1 064	6 658
	<i>V_Cloud</i>	Original	1 907	2 454	3 820	3 929	5 271	838	5 362
		MDC-NMF + AAM	2 341	3 121	4 853	5 876	7 076	1 837	6 897
		MDC-NMF + DEM	1 811	2 335	3 369	3 583	4 994	846	5 013
		VCA + AAM	1 613	2 109	3 532	3 985	4 902	1 569	5 097
		VCA + DEM	1 503	1 810	2 988	3 056	3 526	838	3 650
对称 KL 散度	<i>V_Cloud</i>	Original	11.36	8.56	4.24	0.27	0.64	8.93	1.33
		MDC-NMF + AAM	1.88	0.7	1.19	3.27	0.43	5.32	0.99
		MDC-NMF + DEM	3.49	2.16	1.81	8.18	0.95	9.18	1.44
		VCA + AAM	5.13	4.12	2.25	9.26	1.45	2.31	2.35
		VCA + DEM	11.29	6.72	2.91	13.29	3.1	8.93	3.72

从表 3、表 4 中可以看出, MDC-NMF 算法与丰度调整法的组合图像恢复处理效果最佳, 该组合在全变分项和对称 KL 散度项的改善上尤为明显, 这与目视主观评价结果一致。

3.3 与已有方法的图像恢复比较实验

由 3.1 节、3.2 节实验结果可知, 对于模拟数据和真实数据, MDC-NMF 算法与丰度调整法的组合图像恢复处理效果均为最佳, 故基于 MDC-NMF 算法与丰度调整法的组合, 与文献 [11] 中所提出的方法进行了比较分析。考虑到文献 [11] 中所采用的

混合像元分解算法需要通过目视解译在图像域人工指定端元, 故分别基于两组不同的人工指定端元集合, 其中在一组端元集合中对云端元位置做了调整, 考察其对图像恢复效果的影响。

图 11 分别给出了两组不同的人工指定端元集合, 依次简记为 Endmeber_Set_1 和 Endmeber_Set_2, 以及相应的图像恢复效果。其中, 端元区域的中心坐标由蓝色星号表示, 同时, 为了与文献 [11] 中所提出的方法保持一致, 端元光谱值由端元区域中心坐标邻域内的像元光谱值平均得到。为了将本文所

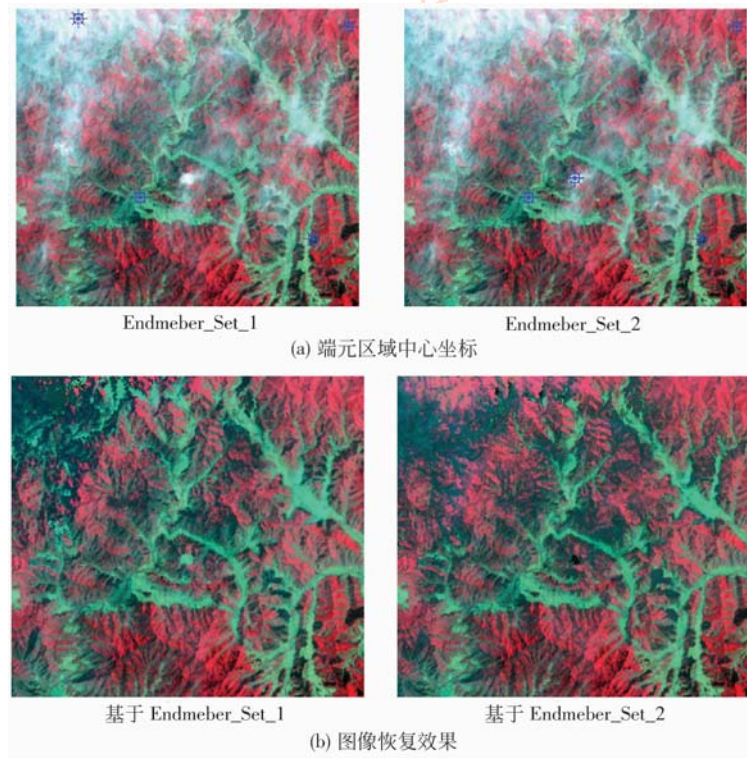


图 11 不同人工指定端元集合及其相应图像恢复效果

ig. 11 Different sets of endmembers specified by inspection and the corresponding image restoration results

提出的方法与文献[11]中所提出的方法进行定量比较,这里仍然采用 3.2 节所采用的统计量对上述图像恢复效果进行定量评价,所得结果如表 5、表 6 所示。

通过对图 11(b) 的目视比较可以看出,云端元指定位置的不同会对图像恢复效果带来影响,特别是左上角部分云下区域的恢复效果出现较大变化。从表 5、表 6 的定量比较分析结果可以看出,本文方

表 5 本文方法与文献[11]中方法沿 H_Cloud 的比较

Tab. 5 Contrast between our method and the method proposed in reference [11] along H_Cloud

		波段 1	波段 2	波段 3	波段 4	波段 5	波段 6	波段 7	波段平均
全变分	MDC-NMF + AAM	3 780	4 583	5 983	9 063	8 404	5 425	7 653	6 413
	Endmeber_Set_1	3 251	4 087	5 401	7 132	7 957	5 453	7 458	5 820
	Endmeber_Set_2	3 207	3 335	3 325	10 742	5 565	4 999	4 570	5 106
对称 KL 散度	MDC-NMF + AAM	3.66	1.3	1.66	1	0.76	4.73	1.31	2.06
	Endmeber_Set_1	6.94	2.45	1.16	1.45	0.43	6.02	0.61	2.72
	Endmeber_Set_2	3.16	3.05	4.27	1	1.4	9.38	2.13	3.48

表 6 本文方法与文献[11]中方法沿 V_Cloud 的比较

Tab. 6 Contrast between our method and the method proposed in reference [11] along V_Cloud

		波段 1	波段 2	波段 3	波段 4	波段 5	波段 6	波段 7	波段平均
全变分	MDC-NMF + AAM	2 341	3 121	4 853	5 876	7 076	1 837	6 897	4 572
	Endmeber_Set_1	1 961	2 702	4 250	5 025	6 614	2 286	6 537	4 196
	Endmeber_Set_2	1 822	2 372	3 376	5 849	5 133	2 246	5 121	3 703
对称 KL 散度	MDC-NMF + AAM	1.88	0.7	1.19	3.27	0.43	5.32	0.99	1.97
	Endmeber_Set_1	4.78	1.26	1.33	3.91	0.35	2.04	0.37	2.01
	Endmeber_Set_2	3.74	2.72	2.29	1.85	0.8	2.63	1.16	2.17

法与文献[11]方法相比,就波段平均值而言,全变分值得增加,而对称 KL 散度减小,这从两个不同侧面说明本文方法在可重复性与恢复精度上优于文献[11]方法。

4 结 论

针对光学遥感图像薄云覆盖下区域的图像恢复问题,首先仔细考察了云特性及其对光谱观测值的影响,同时将该影响在线性混合像元模型中显性地加以表达,提出了针对云特性的改进型线性混合像元模型;其次,给出了两种基于混合像元分解的图像恢复方法,直接消除法与丰度调整法;最后,分别在两种不同类别的典型混合像元分解算法 VCA 算法/MDC-NMF 算法与丰度调整法/直接消除法不同组合下,分别利用模拟数据和真实数据,并采用若干统计量对相关方法的图像恢复能力和图像恢复效果进行了定性和定量分析。实验结果表明,MDC-NMF 算法与丰度调整法的组合处理能够获得最佳的图像恢复效果。

需要明确指出的是,本文针对的主要问题是从事图像处理的角度,探讨薄云覆盖下区域的图像恢复问题,因此更多关注的是图像恢复方法对视觉效果改善,严格物理含义下的云域影响去除则是需要研究的另一个侧面。其次,如文献[11]以及本文结论所示,基于混合像元分解的云覆盖区域图像恢复是一种可行的方法,但图像恢复效果明显依赖于混合像元模型以及混合像元分解算法,因此如何在混合像元模型中引入云域对光谱观测值的非线性影响,如何在给定混合像元模型下进一步提高端元提取和混合像元分解的精度等则是需要进一步研究的问题。

参考文献 (References)

- [1] Chen Fen. Image restoration in high-resolution panchromatic remote sensing images processing [D]. Beijing: Institute of Remote Sensing Applications, Chinese Academy of Sciences, 2006. [陈奋. 高分辨率全色波段遥感影像处理中的图像复原问题研究[D]. 北京: 中国科学院遥感应用研究所, 2006.]
- [2] Feng Chun. Research on key problems of quantificational remote sensing based on radiation transfer model [D]. Beijing: China University of Geosciences, 2005. [冯春. 基于辐射传输模型的遥感定量化关键问题研究[D]. 北京: 中国地质大学, 2005.]
- [3] Asrar G. Theory and Applications of Optical Remote Sensing [M]. New York: Wiley, 1989: 336-428.
- [4] Liang Shunlin. Quantitative Remote Sensing of Land Surfaces [M]. Hoboken, NJ: Wiley-Interscience, 2004: 196-230.
- [5] Mitchell O R, Delp E J, Chen P L. Filtering to remove cloud cover in satellite imagery [J]. IEEE Transactions on Geoscience Electronics, 1977, GE-15(3): 137-141.
- [6] Zhao Zhongming, Zhu Chongguang. Approach to removing cloud cover from satellite imagery [J]. Remote Sensing of Environment, 1996, 11(3): 195-199. [赵忠明, 朱重光. 遥感图像中薄云的去除方法[J]. 环境遥感, 1996, 11(3): 195-199.]
- [7] Sun Weidong, Xiong Fenghua. A study on cloud clearing method for satellite images based on isotherm's auto-correction [C]// Proceedings of IEEE International Geoscience and Remote Sensing Symposium. New York, USA: IEEE, 1993: 1836-1838.
- [8] Liang Shunlin, Fang Hongliang, Chen Mingzhen. Atmospheric correction of Landsat ETM + land surface imagery—Part I: Methods [J]. IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, 2001, 39(11): 2490-2498.
- [9] Liang Shunlin, Fang Hongliang, Morisette J T, et al. Atmospheric correction of Landsat ETM + land surface imagery—Part II: Validation and applications [J]. IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, 2002, 40(12): 2736-2746.
- [10] Keshava N, Mustard J F. Spectral unmixing [J]. IEEE Signal Processing Magazine, 2002, 19(1): 29-43.
- [11] Wu Chuanqing, Wang Qiao, Yang Zhifeng. Cloud moving of water RS image based on mixed pixel model [J]. Journal of Remote Sensing, 2006, 10(2): 176-183. [吴传庆, 王桥, 杨志峰. 基于混合像元分解的水体遥感图像去云法[J]. 遥感学报, 2006, 10(2): 176-183.]
- [12] Keshava N, Kerekes J, Manolakis D, et al. Algorithm taxonomy for hyperspectral unmixing [C]// Proceedings of Algorithms for Multispectral, Hyperspectral, and Ultraspectral Imagery VI Bellingham, Washington, USA: SPIE, 2000: 42-63.
- [13] Nascimento J M P, Dias J M B. Vertex component analysis: a fast algorithm to unmix hyperspectral data [J]. IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, 2005, 43(4): 898-910.
- [14] Yu Yue, Guo Shan, Sun Weidong. Minimum distance constrained nonnegative matrix factorization for the endmember extraction of hyperspectral images [C]// Proceedings of MIPPR 2007, Bellingham, Washington, USA: SPIE, 2007: 679015-1-9.
- [15] Boardman J W. Mapping target signatures via partial unmixing of AVIRIS data [C]// Proceedings of 5th Annual JPL Pasadena, California, USA: Airborne Earth Science Workshop, JPL, 1995: 23-26.
- [16] Miao Lidan, Qi Hong. Endmember extraction from highly mixed data using minimum volume constrained nonnegative matrix factorization [J]. IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, 2007, 45(3): 765-777.
- [17] Chan T F, Shen Jianhong. Image Processing and Analysis: Variational, PDE, Wavelet, and Stochastic Methods [M]. Philadelphia: Society for Industrial and Applied Mathematics, 2005: 45-53.
- [18] Cover T M, Thomas J A. Elements of Information Theory [M]. New York: Wiley-Interscience, 2006: 13-40.