

文章编号:1001-9014(2010)03-0210-06

高光谱图像混合像元分解算法

王晓飞^{1,2}, 张钧萍¹, 张 晔¹

(1. 哈尔滨工业大学 信息工程系, 黑龙江 哈尔滨 150001;
2. 黑龙江大学 电子工程学院, 黑龙江 哈尔滨 150001)

摘要:传统的高光谱图像混合像元分解技术包括端元提取和估计每个端元的混合比例. 虽然很多模型都能得到可以接受的解混结果, 但是一些未知端元的存在使得结果在包含未知端元的像素点处出现偏差. 因此, 提出了一种基于支持向量数据描述的高光谱图像混合像元分解算法. 首先高光谱图像数据被分成类内和类外两部分, 类内是完全由已知端元数据混合的像素点, 而类外数据是包含未知端元的像素点. 两类数据交界处被认为是已知端元和未知端元混合的数据. 然后再对这些像素点进行混合像元分解, 分别对仿真数据和真实高光谱图像进行实验. 结果表明该算法可以有效地解决因存在未知端元对解混精度的影响, 而且能给出未知端元的解混分量. 该方法的解混结果几乎不受未知端元的影响, 优于直接解混结果.

关键词:高光谱图像; 混合像元分解; 支持向量数据描述; 未知端元
中图分类号:TP751.1 **文献标识码:**A

UNMIXING ALGORITHM OF HYPERSPECTRAL IMAGES

WANG Xiao-Fei^{1,2}, ZHANG Jun-Ping¹, ZHANG Ye¹

(1. Department of Information Engineering, Harbin Institute of Technology, Harbin 150001, China;
2. College of Electronic Engineering, Heilongjiang University, Harbin 150001, China)

Abstract: The traditional hyperspectral image unmixing algorithm involves the extraction of endmember and the estimation of abundance values for each endmember. Although many models usually provide acceptable unmixing results, the bias may be great in those pixels where an unknown endmember exists. Therefore, a hyperspectral image unmixing algorithm based on support vector data description (SVDD) was proposed. First, hyperspectral image datas were classified into two parts, i. e., inner-class and outer-class. The datas in the inner-class were considered as the pixels mixed by known endmember datas entirely, and the datas in outer-class included unknown endmembers. The boundary between the two classes was considered as points mixed by known and unknown endmember datas. Then, unmixing operation was carried out. Experimental results on synthetic and real hyperspectral data demonstrate that this method reduces effectively the influence of the existing unknown endmembers on unmixing results, and unmixing component with unknown endmember can be given. The results unmixed by the proposed algorithm are hardly affected by unknown endmembers and are superior to that of direct unmixing.

Key words: hyperspectral image; unmixing; support vector data description (SVDD); unknown endmember

引言

随着对地观测技术的发展, 各种各样的遥感卫星不断获取大量的遥感图像. 这些图像基本组成单位是像元, 每个像元对应了一定大小的地表范围, 其中可能包含着多种地物类型, 这就形成了混合像元. 混合像元问题在遥感图像中普遍存在, 它不仅会影响地物识别和分类的精度, 而且是遥感向定量化发展的重要障碍. 人们提出了多种混合光谱模型, 其中

线性混合模型由于构模简单、物理含义明确等特性而得到了广泛的应用^[1]. 但对于普通的遥感图像而言, 因为其波段信息少而难以对线性混合模型进行求解. 高光谱传感器通过获取从可见光到近红外的上百个邻近的窄波段信息, 在每个像素点上近似地生成了一个连续的光谱信号. 因此高光谱图像可以揭示单一波段或者多谱段图像所不能反映的地物信息^[2], 使解决混合像元问题具有了可能性.

高光谱图像可以利用混合像元分解技术来估计

收稿日期: 2009-04-23, 修回日期: 2009-12-28

基金项目: 国家自然科学基金资助项目(60872098)

作者简介: 王晓飞(1977-), 男, 黑龙江哈尔滨人, 哈尔滨工业大学在读博士生, 主要从事高光谱图像处理方面的研究, E-mail: nk_wxf@hlju.edu.cn.

Received date: 2009-04-23, revised date: 2009-12-28

组成混合像元的端元比例(覆盖度). 目前很多文献提出了一些可行的方法,其中最常用的方法是通过输入端元矩阵,利用带全部约束或部分约束条件的最小二乘法(CLS)对线性混合模型进行求解^[3,4],以获取均方根误差最小解为目标.其它方法如基于最大似然估计^[5],利用了正交子空间投影(OSP)与解混的等效性,通过最大似然估计得到其中的参数值来实现解混;基于凸包理论^[6]的方法,认为端元向量位于凸包的顶点,而混合像素是凸包内的点,通过计算其到顶点的距离而获得解混;基于独立成分分析^[7,8]的方法是将一个数据线性地分解成统计上相互独立的成分,各成分的比作为解混的结果;最大熵方法^[9]是通过最大熵法则来实现对混合像元的分解;基于相关系数匹配^[1]的方法是通过混合点与已知混合比例的点进行匹配来完成解混的.但是当高光谱图像数据中存在一些未知端元数据时,这些方法往往对含有未知地物的混合像素点进行强制解混,得到它们是已知端元某种比例的混合,这样必然会给计算结果带来很大误差.针对这一问题,本文提出了基于支持向量数据描述的高光谱图像混合像元分解算法,通过将高光谱数据分成完全由已知端元混合的像元和含有未知端元的像元两类,分别对这两类数据进行解混来避免未知端元数据的影响.实验表明,该方法在减小输入端元数目时,仍能得到与原来相近的结果,即该方法能有效地解决未知端元对解混精度的影响.

1 支持向量数据描述

基于统计学习理论中的结构风险最小化原则,Vapnik 提出了支持向量机(SVM)理论,通过最小化经验风险和置信区间提高算法的泛化能力,被广泛用于处理二值或多类分类问题及回归分析,详细的内容可以参见文献[10].

支持向量数据描述(Support Vector Data Description, 简记为 SVDD)是 Tax 和 Duin 等人在支持向量机相关理论的基础上,针对 SVM 无法解决单值分类(one-class)问题而提出的一种分类算法^[11].该方法的重要思想是:首先把训练数据通过非线性变换映射到一个高维特征空间,然后在此特征空间中去寻找尽可能多的包围这些映射数据的最小球体,称之为最小包围球.让目标样本点尽可能地被包围在最小包围球体中,而非目标样本点尽可能在此最小包围球体外,从而实现两类之间的划分.即认为最小包围球体内的点是目标类数据,而最小包围球体

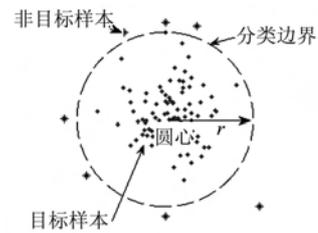


图1 支持向量数据描述示意图

Fig. 1 Illustration of support vector data description

外的点被认为是非目标类数据.图1是以二维空间为例的超球体示意图.

下面对支持向量数据描述进行简要介绍.假设高光谱图像有 N_s 个像素点, N_b 个波段,而且可以被分成二类,即:

$$p_j \in R^{N_b} \quad l_j \in \{-1, 1\}, \quad j = 1, \dots, N_s, \quad (1)$$

其中, p_j 表示第 j 个像素向量, l_j 表示第 j 个像素的类别标号.

支持向量数据描述算法的目的是设法找到一个其中心为 o , 半径为 r 的能够包含所有样本点的最小包围球 S , 对于高维空间就是一个超球体, 描述成数学问题即

$$\min_{a, r} r^2, \quad (2)$$

约束条件为

$$\|p_i - o\|^2 \leq r^2. \quad (3)$$

最小包围球可以通过求解上面带约束的二次优化问题得到,为了使优化区域更紧致,可采用核映射的思想,首先将低维输入空间 F 通过非线性映射函数 ϕ 映射到高维特征空间 H , 用满足 Mercer 条件的核函数来代替高维空间中的内积运算,即找到核函数 $K(x, y)$, 使得 $K(x, y) = \langle \phi(x), \phi(y) \rangle$; 然后在此空间中求解包含所有样本点的最小超球体 S . 通常应当允许极少数的样本落在球体外, 因此可适当放松约束条件式(3), 引入松弛变量 ξ_i , 这样优化问题转化为:

$$\min_{a, r} r^2 + C \sum_i \xi_i$$

$$s.t. \quad \|\phi(p_i) - o\|^2 \leq r^2 + \xi_i, \quad \xi_i \geq 0, i = 1, 2, \dots, N_s, \quad (4)$$

其中, $C > 0$ 是一个惩罚因子, 用来平衡最小包围球半径的大小 r 和可能落在球体外的样本数量; 通常上述问题可利用 Lagrange 乘子法求解, 最终将问题进一步转化为对偶问题:

$$\max \sum_i \alpha_i K(p_i, p_i) - \sum_{i,j} \alpha_i \alpha_j K(p_i, p_j)$$

$$s.t. \quad 0 \leq \alpha_i \leq C, \quad \sum_i \alpha_i = 1, \quad j = 1, 2, \dots, N_s. \quad (5)$$

解该优化问题可得到 α_i , 其中使 $0 < \alpha_i \leq C$ 的样本点被称为支持向量(SVs).

这样,对新样本 z 而言,设

$$f(z) = \|z - o\|^2 = K(z, z) - 2 \sum_{i=1}^{N_s} \alpha_i K(z, p_i) + \sum_{i=1}^{N_s} \sum_{j=1}^{N_s} \alpha_i \alpha_j K(p_i, p_j) \quad (6)$$

如果样本落入球体内,即 $f(z) < r_2$, 则被认为是目标类,否则为非目标类.

2 基于 SVDD 的混合像元分解算法

线性混合模型是目前应用最广泛的一种混合光谱模型,该模型表示像元的光谱向量值是端元(如水、草地、矿物等相对“纯”的物质)向量以其所占混合比例为权重系数的线性组合并叠加了噪声^[3]:

$$x = \sum_{i=1}^N a_i s_i + w = Sa + w \quad (7)$$

这里, x 是观测光谱向量, N 是端元数, S 是端元矩阵, 其每一行为一个端元向量 s_i , a_i 是第 i 个端元在该像元中所占的比例, 组成了 $N \times 1$ 维矩阵 a , w 是噪声向量. 在实际应用中, 线性混合模型受到两个约束条件的限制, 即非负约束 $a_i \geq 0, i = 1, 2, \dots, N$ 和归一化约束 $\sum a_i = 1$, 它们限制了混合系数向量 a_i 的值. 光谱解混目的就是通过输入端元矩阵 S 来得到端元混合比例 a .

由公式(7)可知, 当高光谱图像不含有噪声时 ($w = 0$), 即 $x = Sa$, 这样每一个像素点都位于以各端元向量为顶点的单形体内, 即使有噪声时, 高光谱图像的像素点也应当位于单形体周围. 图 2(a) 所示为三种地物混合的仿真示意图. 如果准确输入了三种物质的端元值, 就可以利用公式(6), 通过一个线性方程及约束条件求出每个像素点的混合比例.

然而, 实际遥感图像中往往还存在一些相对少得多的地物, 由于这些地物的存在, 像素点的向量在空间的位置就会发生改变. 如图 2(b) 所示, 三棱锥体的 4 个顶点分别为 4 种物质, 符号“ x ”表示含有

物质 D 的端元值. 虽然这样的物质不多, 但如果仅利用 3 个端元(物质 A、B、C)对这些混合点进行解混, 将会影响最终的结果, 可能会带来很大的误差, 甚至结果会是错误的. 为了避免这样的情况发生, 对图 2(b) 所示数据, 考虑先利用一个线性平面分成两类: 仅由 3 个端元混合的数据点和混入其它成分的点, 然后再进行解混. 与其它分类问题不同的是, 这里仅仅具有其中一类的样本, 即完全由已知端元混合的混合像元. 由此可见, 利用上面提到的 SVDD 算法可以解决上述的分类问题. 对于完全由已知端元混合的像素点而言, 一定位于端元向量组成的一个空间单形体内. 利用核技术, 空间单形体可以映射成一个超球体. SVDD 的目的就是找到这个超球体, 将所有由已知端元混合的像素点标记为 S_{in} , 而把位于单形体外的数据, 即含有未知端元的像素点标记为 S_{out} . 然后直接对 S_{in} 点进行解混, 而对于 S_{out} 点, 需要进行单独讨论. 通过分析高光谱图像的数据发现, 多数混合像素点位于二类地物之间, 是这两类物质按某种比例混合的结果. 这样可以对图像中类内与类外的交界处进行单独的处理, 认为位于交界处类外一侧的光谱向量是未知物质的光谱, 这样可以利用已知端元和未知物质光谱向量对交界处进行解混, 计算其已知端元和未知物质的比例.

综合以上原因, 提出我们的算法步骤如下:

1) 输入待解混的 N_s 个像素点, N_b 个波段高光谱数据 $\{x_i\}, i = 1, \dots, N_s$ 和端元集 $\{e_j\}, j = 1, 2, \dots, N_e$, 其中 N_e 为端元数;

2) 对图像进行 PCA 变换, 提取前 N 个主成分 $\{Px_i\}, i = 1, \dots, N_s$; 利用同样的 PCA 变换矩阵对端元集运算, 提取前 N 个主成分 $\{Pe_j\}$;

3) 利用最近邻点法, 在数据集 $\{Px_i\}$ 中找到若干个与输入端元 $\{Pe_j\}$ 相近的像元生成 SVDD 训练集 $\{p_j\}$;

4) 选取合适的核函数 $K(x, y)$, 设置松弛变量 ξ_i , 将训练集 $\{p_j\}$ 对 SVDD 进行训练;

5) 利用训练好的 SVDD 对数据集 $\{Px_i\}$ 进行类内类外的判别, 标识类内(完全由已知端元混合)数据为 1, 类外(包含未知物质)数据为 0;

6) 对端元数据进行评价, 如果类内点占总像素数的比例小于可接受值, 应提示输入的端元严重不足, 这时可以选择继续解混, 或选择重新输入端元集(程序转到步骤 1), 或选择退出运算;

7) 对类内数据利用已知端元数据进行全约束最小二乘法(CLS)解混; 对类外与类内交界数据(即

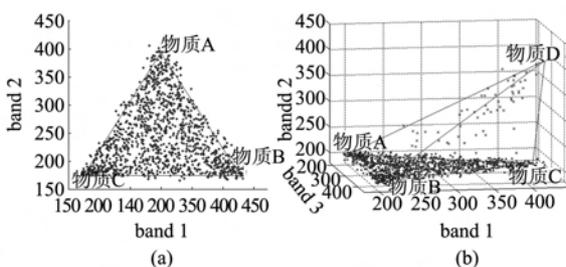


图 2 多物质混合的仿真图 (a) 三种地物 (b) 四种地物
Fig. 2 Simulation image (a) three materials (b) four materials

类外数据边缘点位置),则以交界处类外一侧数据为未知物质,与输入端元一起对交界数据进行解混.而对于类外数据非边缘点,认为全部是未知物质;

8) 输出已知端元和未知物质的混合分量,结束运算.

3 实验结果及讨论

为了检验本文方法解混精度受未知端元的影响程度,当存在未知端元时实验分别利用直接全约束最小二乘法(CLS)和本文方法对高光谱图像进行解混,并将两种方法与输入全部端元时进行比较.为了更好地说明问题,实验分为两部分:第一个实验是对已知混合比例的高光谱仿真图像进行解混,得到不同方法的解混精度,用来检验未知端元对直接解混的影响;第二个是对实际的 AVIRIS 图像进行实验,用来检验减少输入端元数对两种方法解混结果的影响.

3.1 仿真图像实验

仿真数据是利用文献[8]提到的方法生成的 64×64 像素,126 个波段大小的高光谱仿真图像,信噪比为 100. 仿真用的五种物质光谱曲线如图 3(a)所示,仿真结果如图 3(c)所示. 图中背景上半部分是霓霞岩,下半部分是花岗岩,分别混有石灰岩、大理石、英云闪长岩三种物质,其光谱信息来源于 NASA 的 JPL 提供的光谱库. 三种物质在背景中的混合比例如图 3(b)所示. 仿真实验主要是为了检验存在未知端元对解混结果的影响,所以仿真图像没有考虑多数混合像素点位于不同地物交界处这一情况.

解混结果与原图像中地物百分比的误差按下式计算

$$e = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (s_i - s_{i0})^2, \quad (8)$$

其中, N 为总像元的个数, s_i 为分解得到的结果, s_{i0} 为原图像中某类地物所点的混合比例.

直接利用 5 个端元对数据进行最小二乘求解,结果如图 4 所示. 可以看出,结果是合理的. 但如果输入端元数据不足时,在输入前 4 个端元的情况下,得到图 5 的结果. 其中第 5 个端元分量被错误地分到第 3、4 端元分量上去了,这样导致表 1 中端元 3、4 的解混精度较低. 而利用输入端元对 SVDD 进行训练,得到图 5(e). 可以看到,当端元不足时 SVDD 能有效地把含未知端元的位置标识出来(虽然当混合比例较低时,因其样本点离 4 个端元组成的球心比较近而被标识为含端元数据,但绝大部分含未知

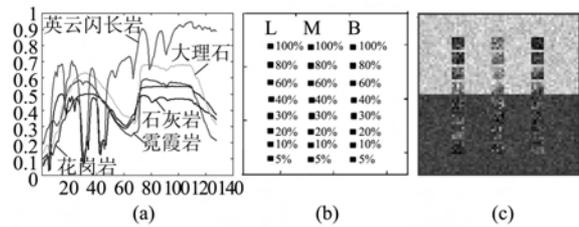


图 3 仿真数据 (a) 5 种端元的光谱 (b) 指定的混合比例 (c) 仿真图像

Fig. 3 Simulation data (a) spectra of five endmembers (b) specified abundance fractions (c) simulation image

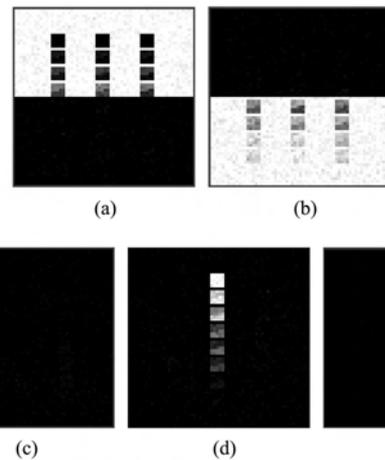


图 4 5 个端元的解混结果(CLS) (a) 端元 1 (b) 端元 2 (c) 端元 3 (d) 端元 4 (e) 端元 5

Fig. 4 The unmixing results of 5 endmembers (CLS) (a) the 1st endmember (b) the 2nd endmember (c) the 3rd endmember (d) the 4th endmember (e) the 5th endmember

表 1 直接 CLS 解混与本文所提出算法实验结果的误差比较

Table 1 Error comparisons with direct CLS unmixing and the proposed algorithm

| | 端元 1 | 端元 2 | 端元 3 | 端元 4 | 端元 5 |
|------------|-------|-------|-------|-------|-------|
| 五端元(CLS 法) | 0.051 | 0.057 | 0.044 | 0.048 | 0.049 |
| 四端元(CLS 法) | 0.049 | 0.058 | 0.132 | 0.190 | - |
| 四端元时本文方法 | 0.048 | 0.058 | 0.047 | 0.046 | - |

端元数据的位置都被分割出来了). 利用图 5(e) 与其它结果做一个乘运算,就得到本文提出的算法结果. 从表 1 中可以看出,本文方法在端元输入不足时,端元 3、4 的解混精度明显高于直接 CLS 方法,与输入全部端元得到的结果很接近.

3.2 实际图像实验结果

为了检验本文算法对真实高光谱图像解混中抗输入端元不足的能力,对 AVIRIS 传感器成像的美国圣地亚哥某地高光谱数据进行了解混实验,该数据具有 224 个波段,地表覆盖有十几种地物. 合成的

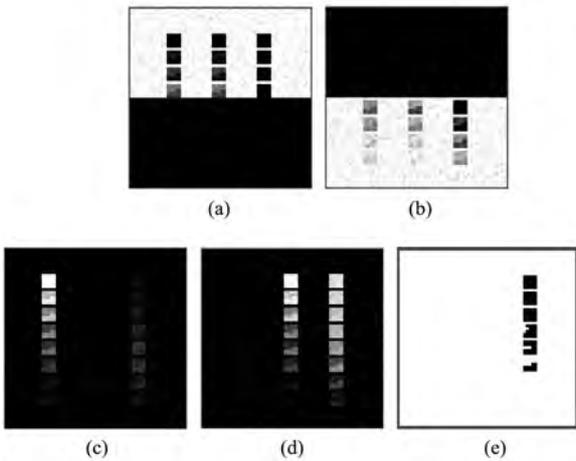


图5 4 端元实验结果 (a)端元1 分量(CLS) (b)端元2 分量(CLS) (c)端元3 分量(CLS) (d)端元4 分量(CLS) (e) SVDD 分类结果

Fig. 5 The unmixing results of 5 endmember (a) the 1st end-member(CLS) (b) the 2nd endmember(CLS) (c) the 3rd end-member(CLS) (d) the 4th endmeber(CLS) (e) classification result of SVDD

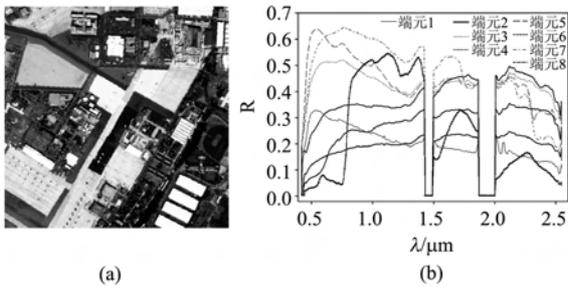


图6 实验数据 (a)彩色合成图像 (b)8 端元光谱
Fig. 6 Experimental datas (a) color composition image (b) spectra of 8 endmembers

假彩色图像及其主要 8 种地物对应的端元曲线如图 6 所示。

首先利用端元数据及其 K 个最近邻点(本文取 $K = 30$)组成的训练集对 SVDD 进行训练,然后对高光谱数据进行类内-类外判别. 图 7(a)为分类结果,其中白色对应了类内点(即完全由已知端元混合的像元),黑色为类外点(含未知端元的像素点). 对比原始图像可以看出,类外点多为物体阴影成像造成的,同时还包括了图 7(a)中间黑色区域所对应的未知地物. 如果利用输入端元进行直接 CLS 法求解混合比例,在中间区域上得到的就是一个错误的结果. 图 8 为直接求解的结果,从图中可以看出,该方法认为该区域含有部分端元 7 的物质.

对于原始图像中间区域(即图 6 (a)中间黑色区域),因不能准确知道其地物信息,有可能确实含

有端元 7 对应的物质. 为了更能说明问题,本文假设仅获取了前 7 种端元数据. 这时进行全约束的最小二乘求解,图 9 是第 4 端元解混结果. 可以看到,原来是端元 8 的地物,被错误地计算出覆盖有大比例的 4 端元物质. 而输入 7 个端元数据后,利用 SVDD 进行分类处理,对比图 7 的 (a)和(b)可以看出,端元 8 的地物已经被分为类外,这样再进行解混时,可以不对这些区域进行直接解混. 图 10 是本文方法解混后的结果. 重点对比图像右下角区域,可以看出,采用本文的方法,当缺少一种端元数据时仍然可以得到满意的结果. 为了检验两种方法解混结果与输入全部端元时的差异程度,本文将 8 端元解混结果与 7 端元解混结果进行对比. 用 s_0 表示八端元解混结果, s_i 表示七端元解混结果,代入公式(8)中计算得到表 2. 从表 2 可以看出,在端元 4 以及端元 3、6 分量上,直接进行 CLS 解混与输入全部端元解混时的结果有较大差异,而本文方法则相差不多. 从图 10 也可以看出,直接 CLS 解混方法把端元 8 与中间区域等未知物质的混合分量也计算出来了. 但需指出的是,表 2 中本文算法的第 8 端元结果是所有未知端元混合分量,而输入 8 个端元利用 CLS 法求得的只是第 8 个端元的解混分量,所以计算得到的误差值相对大一些.

4 结论

针对传统混合像元分解方法在输入端元不足时解混结果会存在很大误差的问题,本文提出了基于支持向量数据描述的高光谱混合像元分解算法. 该方法首先利用输入端元数据及其近邻点组成训练集,然后对 SVDD 分类器进行训练,再利用 SVDD 分类器对数据进行类内和类外判别,以此来区别出全部由已知端元数据混合成的像素点和含有未知端元数据的像素点,从而避免了对含有大量未知端元数

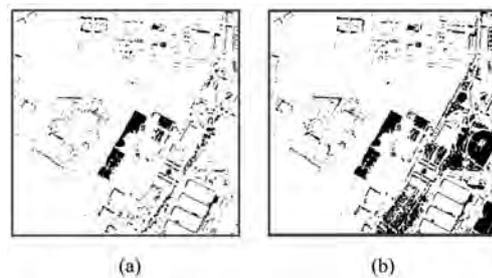


图7 SVDD 分类结果 (a)8 个端元结果 (b)7 个端元结果
Fig. 7 Classification results of SVDD (a) 8 endmembers (b) 7 endmembers

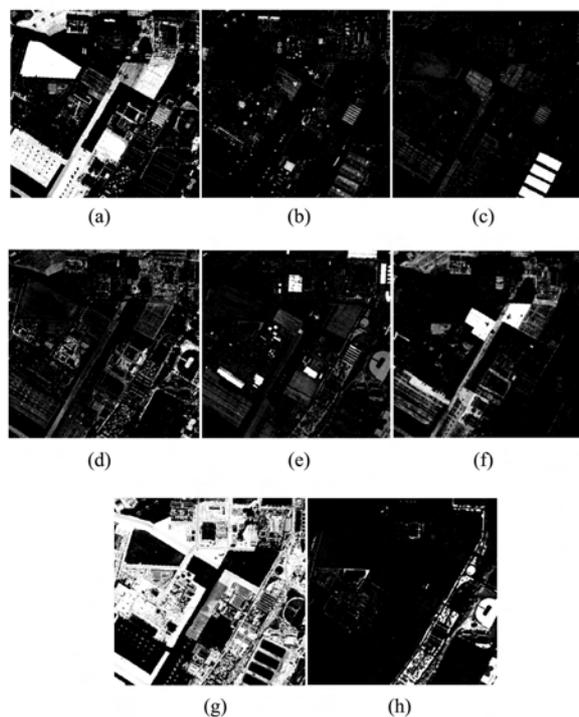


图8 8个端元直接解混结果(CLS法)(a)端元1 (b)端元2 (c)端元3 (d)端元4 (e)端元5 (f)端元6 (g)端元7 (h)端元8

Fig. 8 The unmixing results of 8 endmembers (CLS) (a) the 1st endmember (b) the 2nd endmember (c) the 3rd endmember (d) the 4th endmember (e) the 5th endmember (f) the 6th endmember (g) the 7th endmember (h) the 8th endmember



图9 端元4分量(7个端元 CLS法解混)

Fig. 9 The 4th endmember (CLS unmixing of 7 endmembers)

据的点直接进行解混. 同时还对类内和类外的交界处单独处理, 这样可以有效地解决已知端元和未知地物交界区域的解混问题. 本文方法不仅可以对输入的端元数据进行分析, 得出是否包含了图像中绝大部分地物, 而且可以去除包含未知端元或严重被噪声污染的数据. 对仿真数据和真实高光谱图像的实验都表明, 端元减少(当图像中存在未知端元时)对本文方法的影响较小, 优于直接解混, 因此该方法可以解决存在未知端元数据时传统方法解混精度不高的问题. 此外, 本文方法通过对含有未知端元数据的点进行标识, 为进一步处理打下良好基础.

表2 输入端元不足时不同方法解混与输入全端元时解混

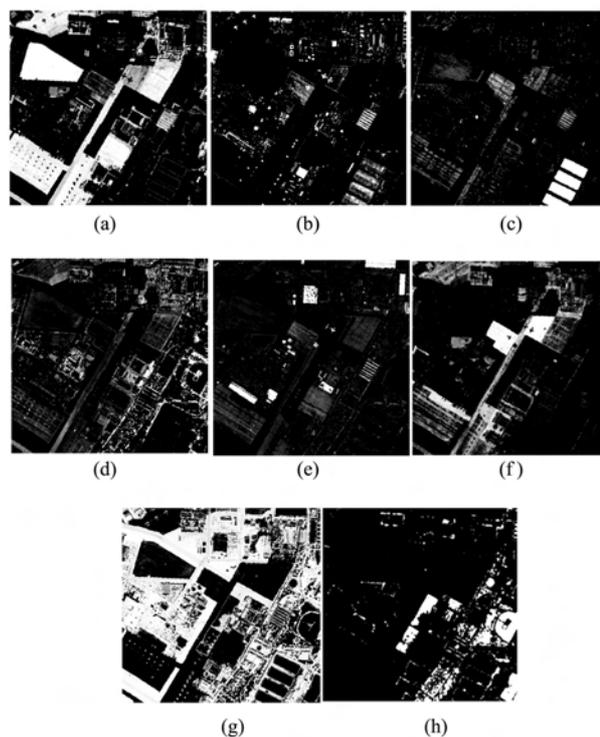


图10 7个端元解混结果图(本文方法)(a)端元1 (b)端元2 (c)端元3 (d)端元4 (e)端元5 (f)端元6 (g)端元7 (h)未知端元

Fig. 10 The unmixing results of 7 endmembers (new method) (a) the 1st endmember (b) the 2nd endmember (c) the 3rd endmember (d) the 4th endmember (e) the 5th endmember (f) the 6th endmember (g) the 7th endmember (h) unknown endmember

分量的比较

Table 2 Unmixing components comparisons with insufficient and complete endmembers

| | 端元1 | 端元2 | 端元3 | 端元4 | 端元5 | 端元6 | 端元7 | 端元8 |
|--------|-------|-------|-------|-------|-------|-------|-------|-------|
| 7端元CLS | 0.028 | 0.029 | 0.086 | 0.218 | 0.028 | 0.098 | 0.061 | - |
| 本文方法 | 0.027 | 0.023 | 0.021 | 0.024 | 0.015 | 0.030 | 0.031 | 0.082 |

REFERENCES

- [1] YANG Wei, CHEN Jin, Bunkei M, *et al.* A new spectral mixture analysis method based on spectral correlation matchint[J]. *Journal of Remote Sensing*(杨伟, 陈晋, 松下文经等, 基于相关系数匹配的混合像元分解算法. *遥感学报*), 2008, **12**(3): 454—461.
- [2] ZHANG Jun-ping, ZHANG Ye. Hyperspectral image classification based on multiple features during multiresolution fusion[J]. *J. Infrared Millim. Waves*(张钧萍, 张晔. 基于多特征多分辨率融合的高光谱图像分类. *红外与毫米波学报*), 2004, **23**(5): 345—348.
- [3] Keshava N, Mustard J F. Spectral unmixing[J]. *IEEE Signal Processing Magazine*, 2002, **19**(1): 1045—1046.
- [4] Heinz D C, Chang C I. Fully constrained least squares linear spectral mixture analysis method for material quantification (下转第 229 页)

5 结论

法拉第旋转校正是全极化微波辐射计数据预处理中非常重要的一部分. 校正结果对比分析发现, 校正精度主要取决于所使用的 TEC 数据的精度, 沿观测路径积分法并不能有效提高校正精度. IRI 模型产生的 TEC 数据在部分低纬地区无法满足全极化辐射计对极化旋转角的校正精度要求, 对于非实时和近实时数据校正, 使用 IGS 发布的全球 TEC 数据可大幅提高法拉第旋转校正精度, 从而提高海面风向反演的准确度.

考虑到 IRI 模型数据校正结果在低纬地区存在的问题, 建议数据分发机构在发布的亮温数据产品中加入其法拉第校正的校正值, 使用户在使用亮温数据产品时可根据实际需要对其进行更精确的修正, 保证全极化微波辐射计海面风场反演算法输入参数的精确性.

REFERENCES

- [1] WANG Zhen-zhan. Sea surface wind vector measured by polarimetric microwave radiometer—Principle, system design, and simulation study[D]. Beijing: Center for Space Science and Applied Research, CAS(王振占. 海面风场全极化微波辐射测量—原理、系统设计与模拟研究. 北京: 中科院空间中心), 2005.
- [2] Meissner Thomas, Wentz Frank. Polarization rotation and the 3rd Stokes parameter; The effects of spacecraft attitude and faraday rotation[J]. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 2006, (44): 506—515.
- [3] Le Vine David M, Jacob S Daniel, Dinnat Emmanuel P, et al. The influence of antenna pattern on faraday rotation in remote sensing at L-Band[J]. *IEEE Transactions On Geoscience and Remote Sensing*, 2007, **45**(9): 2737—2746.
- [4] Le Vine D, Abraham S. Faraday rotation and passive microwave remote sensing of soil moisture from space[C]. *Microwave Radiometry and Remote Sensing of the Earth's Surface and Atmosphere*, IEEE Geosciences and Remote Sensing Society, Electromagnetics Academy. 2000.
- [5] Rybicki G, Lightman A. *Radiative processes in astrophysics* [M]. New York: Wiley InterScience, 1979.
- [6] Yueh Simon H. Estimates of faraday rotation with passive microwave polarimetry for microwave remote sensing of earth surfaces[J]. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 2000, **38**(5): 2434—2438.
- [7] Njoku Eni G, J Christensen Edward J, Cofield Richard E. The seasat scanning multichannel microwave radiometer (SMMR); antenna pattern corrections-development and implementation[J]. *IEEE Journal of Oceanic engineering*, 1980, **5**(2): 125—137.
- [8] SHI Jian-kang, YAN Wei, GONG Hong-yun, et al. Studies on faraday rotation correction for fully polarimetric microwave radiometer at 10.7GHz[J]. *Journal of Microwave*(施健康, 严卫, 龚洪运, 等. 全极化微波辐射计 10.7GHz 极化通道法拉第旋转校正分析. *微波学报*), 2009, **25**(6): 79—83.
- [9] Abraham Saji, Le Vine David M. Use of IRI to model the effect of ionosphere emission on earth remote sensing at L-band[J]. *Advances in Space Research*, 2004, **34**: 2059—2066.
- [10] Schaer Stefan, Gurtner Werner. IONEX: The IONosphere Map Exchange Format Version 1[C]. Darmstadt, Germany: Proceedings of the IGS AC Workshop, 1998.
- [11] Gaiser Peter W, Twarog Elizabeth M, Li Li, et al. The windSat space borne polarimetric microwave radiometer: sensor description and mission overview[R]. Washington DC, USA: Naval Research Laboratory, 2004, 371—374.
- [12] Gaiser Peter W, Germain Karen M St, Twarog Elizabeth M, et al. The windSat spaceborne polarimetric microwave radiometer: sensor description and early orbit performance[J]. *IEEE Transactions On Geoscience and Remote Sensing*, 2004, **42**(11): 2347—2361.
- (上接第 215 页)
- tion in hyperspectral imagery[J]. *IEEE Trans. Geosci. Remote Sens.* 2001, **39**(3): 529—545.
- [5] Settle J J. On the relationship between spectral unmixing and subspace projection[J]. *IEEE Trans. Geosci. Remote Sens.* 1996, **34**(4): 1045—1046.
- [6] Nascimento J M P, Dias J M B. Vertex component analysis: A fast algorithm to unmix hyperspectral data[J]. *IEEE Trans. Geosci. Remote Sens.* 2005, **43**(4): 898—910.
- [7] Nascimento J M P, Dias J M B. Does independent component analysis play a role in unmixing hyperspectral data[J]. *IEEE Trans. Geosci. Remote Sens.* 2004, **43**(1): 175—184.
- [8] Wang Jing, Chang C I. Applications of independent component analysis in endmember extraction and abundance quantification for hyperspectral imagery[J]. *IEEE Trans. Geosci. Remote Sens.* 2006, **44**(9): 2601—2616.
- [9] Miao Lidan, Qi Hairong, Szu H. A maximum entropy approach to unsupervised mixed-pixel decomposition[J]. *IEEE Trans. Image Processing.*, 2007, **16**(4): 1008—1021.
- [10] Vapnik V N. *The Nature of Statistical Learning*[M]. New York: Springer-Verlag, 1995.
- [11] Tax D, Duin R. Support vector data description[J]. *Machine Learning*, 2004, **54**: 45—46.
- [12] ZHOU Hao, Wang bin, Zhang Liming. New scheme for decomposition of mixed pixels of remote sensing images[J]. *J. Infrared Millim. Waves*(周昊, 王斌, 张立明. 一种新的遥感图像混合像元分解方法, *红外与毫米波学报*), 2005, **24**(5): 463—466.