

[19] 中华人民共和国国家知识产权局

[51] Int. Cl.
G06T 7/00 (2006.01)



[12] 发明专利申请公布说明书

[21] 申请号 200710038629.5

[43] 公开日 2007年9月5日

[11] 公开号 CN 101030299A

[22] 申请日 2007.3.29

[21] 申请号 200710038629.5

[71] 申请人 复旦大学

地址 200433 上海市邯郸路 220 号

[72] 发明人 陶雪涛 王 斌 张立明

[74] 专利代理机构 上海正旦专利代理有限公司

代理人 陆 飞 盛志范

权利要求书 2 页 说明书 11 页 附图 6 页

[54] 发明名称

一种基于数据空间正交基的遥感图像混合像元分解方法

[57] 摘要

本发明属于遥感图像处理技术领域，具体为一种基于数据空间正交基的遥感图像混合像元分解方法。在由数据集形成的具有最大体积的单形体中，该方法通过递推寻找该单形体的一个新顶点来确定一个新的端元。同时，在每一个端元的提取过程中，将基于行列式的单形体体积计算等价于一组正交基模乘积的计算，从而可显著提高方法的计算效率并确保本方法总能获得相同的端元提取结果。此外，本发明不仅能快速有效的完成端元提取工作，还可以同时完成端元个数确定与丰度解混两项工作，其性能优于传统的基于单形体的遥感图像混合像元分解方法。新方法在基于多光谱和高光谱遥感图像的高精度的地物分类以及地面目标的检测和识别方面具有特别重要的应用价值。

1. 一种基于数据空间正交基的遥感图像混合像元分解方法，其特征在于顺序的搜索端元像元，在每一步搜索过程中，图像内所有像元中作为新的顶点与已得到的端元像元构成的单形体具有最大的体积的像元为该步得到的新端元像元；其中，将基于行列式的单形体体积计算等价于一组正交基的模的乘积运算，并且在将端元形成的支撑棱正交化为数据空间的正交基运算中引入了递推概念；由所得到的正交基模的单调下降性质，自行确定合适的端元个数；由所得到的正交基两两正交性质，可以同时获得各端元成分的丰度解混结果。

2. 根据权利要求1所述的基于数据空间正交基的遥感图像混合像元分解方法，其特征在于：所述顺序的搜索端元像元的步骤如下：

对于一幅由线性光谱混合模型描述的 n 波段遥感图像，在无噪声环境下，其所有像元在 n 维空间中正好构成了一个 $m-1$ 维的单形体，而端元则位于这个单形体的顶点上；该 m 个端元通过顺序的搜索得到，首先，初始化选取合适的第一端元，然后，在后续的一步搜索过程中，图像内所有像元中作为新的顶点与已得到的端元像元构成的单形体具有最大体积的像元为该步得到的新端元像元。

3. 根据权利要求2所述的基于数据空间正交基的遥感图像混合像元分解方法，其特征在于：将基于行列式的单形体体积计算等价于一组正交基的模的乘积运算，并且在将端元形成的支撑棱正交化为数据空间的正交基运算中引入了递推概念，具体步骤如下：

n 维空间中对于一个 k 维凸单形体，如果其支撑棱为 $\alpha_1, \alpha_2, \dots, \alpha_k$ ，则其体积

$$V(E) = \frac{1}{k!} \begin{vmatrix} \alpha_1 \cdot \alpha_1 & \alpha_1 \cdot \alpha_2 & \dots & \alpha_1 \cdot \alpha_k \\ \dots & \dots & \dots & \dots \\ \alpha_k \cdot \alpha_1 & \alpha_k \cdot \alpha_2 & \dots & \alpha_k \cdot \alpha_k \end{vmatrix}^{\frac{1}{2}} = \frac{1}{k!} |\beta_1| \cdot |\beta_2| \cdot \dots \cdot |\beta_k|, \text{ 其中 } \beta_1, \beta_2, \dots, \beta_k \text{ 由 } \alpha_1, \alpha_2, \dots, \alpha_k \text{ 通过}$$

下述式子得到：

$$\beta_1 = \alpha_1$$

$$\beta_2 = \alpha_2 - \frac{\alpha_2 \cdot \beta_1}{\beta_1 \cdot \beta_1} \beta_1$$

.....

$$\beta_k = \alpha_k - \frac{\alpha_k \cdot \beta_{k-1}}{\beta_{k-1} \cdot \beta_{k-1}} \beta_{k-1} - \dots - \frac{\alpha_k \cdot \beta_1}{\beta_1 \cdot \beta_1} \beta_1$$

对于 β_k 的更新计算，每个去相关性的减法运算以及 α_k 在不同的搜索步骤 k 中都是不变

的，在每次搜索步骤完成时将其保留以方便下一搜索过程的计算，分别由下式中 γ'_k 和 I' 实现：

已提取端元为 e_0, e_1, \dots, e_k ，其形成的支撑棱和正交基分别为： $\alpha_1, \alpha_2, \dots, \alpha_k$ ， $\beta_1, \beta_2, \dots, \beta_k$ ，以及图像中每个像元 p' 的 γ'_k ，取

$$e_{k+1} = \arg \max_{p'} (|\gamma'_k(p')|) ,$$

并取

$$\beta_{k+1} = \arg \max_{\gamma'_k} (|\gamma'_k|) ,$$

对于图像中每个像元 p' ，更新

$$\gamma'_{k+1} = \gamma'_k - \frac{I' \cdot \beta_{k+1}}{\beta_{k+1} \cdot \beta_{k+1}} \beta_{k+1} .$$

4. 根据权利要求 3 所述的基于数据空间正交基的遥感图像混合像元分解方法，其特征在于：在端元提取的同时观察正交基模的变化曲线，当其下降到变化平稳且为一小量的部分时即终止算法运行，得到合适的端元个数。

5. 根据权利要求 4 所述的基于数据空间正交基的遥感图像混合像元分解方法，其特征在于所述同时得到各个端元成分的丰度解混结果的方法如下：

通过求解一具有唯一解的线性方程组，获得 k 个端元各自对应的丰度，第 1 个端元对应的丰度由 1 减去其余 k 个端元对应的丰度和所得到；设待分解混合像元为 p ，提取的端元矢量为 e_0, e_1, \dots, e_k ，其在 p 中分别对应的丰度为 $p_0, p_1, p_2, \dots, p_k$ ，得到支撑棱为 $\alpha_1, \alpha_2, \dots, \alpha_k$ ，正交基为 $\beta_1, \beta_2, \dots, \beta_k$ ，则所求解的线性方程组为：

$$\begin{bmatrix} \beta_k \cdot \beta_k & 0 & 0 & \dots & 0 \\ \alpha_k \cdot \beta_{k-1} & \beta_{k-1} \cdot \beta_{k-1} & 0 & \dots & 0 \\ \dots & \dots & \dots & \dots & \dots \\ \alpha_k \cdot \beta_1 & \alpha_{k-1} \cdot \beta_1 & \alpha_{k-2} \cdot \beta_1 & \dots & \beta_1 \cdot \beta_1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} p_k \\ p_{k-1} \\ \dots \\ p_1 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} (p - e_0) \cdot \beta_k \\ (p - e_0) \cdot \beta_{k-1} \\ \dots \\ (p - e_0) \cdot \beta_1 \end{bmatrix}$$

$$p_0 = 1 - \sum_{i=1}^k p_i .$$

一种基于数据空间正交基的遥感图像混合像元分解方法

技术领域

本发明属于遥感图像处理技术领域，具体涉及一种基于数据空间正交基的遥感图像混合像元分解方法。

背景技术

遥感是本世纪六十年代发展起来的新兴综合技术，与空间、电子光学、计算机、地理学等科学技术紧密相关，是研究地球资源环境的最有力的技术手段之一。近年来，随着成像技术的进步，多波段遥感图像在越来越多的领域得到了广泛应用。由于成像系统空间分辨率的限制和地表的复杂多样，所获得的遥感图像中的一个像元往往包含着多种地物类型，这就形成了混合像元。如何从混合像元广泛存在的多波段遥感图像中准确的提取端元信号，并有效的对混合像元进行分解，已成为了遥感图像定量分析的一个重要研究课题[1]。

单形体几何学方法是目前遥感图像混合像元分解问题中十分重要的一类方法，该类方法运用遥感图像数据的几何特性进行端元的提取。近年来，一些基于该方法的遥感图像端元提取算法被提出并得到了广泛研究和应用，它们中具有代表性的有 N-FINDR[2]、SGA[3]等，它们的一些主要缺点为：算法最终结果易受初始值选择影响；计算复杂度高，运算十分耗时；需要另外的一些方法来帮助确定端元个数以及完成丰度解混工作。

针对以上问题，在遥感图像混合像元分解的研究中，如何快速准确的确定端元个数，提取出端元并获得各端元地物的分布情况已成为目前研究的热点。

下面介绍与本发明相关的一些概念：

1、线性光谱混合模型

近年的研究中，线性光谱混合模型被广泛的应用于遥感图像中的混合像元分解问题，该模型假设图像中的每个像元都为各个端元像元通过线性混合得到。设 \mathbf{X} 为多通道遥感图像中单一像元的多光谱或高光谱矢量， \mathbf{A} 为由各类纯地物信号(端元)的多光谱或高光谱矢量所组成的反射特性矩阵， \mathbf{S} 为该像元中各类地物所占的百分比(即丰度)， \mathbf{N} 为模型的误差，则依此模型有如下关系式

$$\mathbf{X} = \mathbf{AS} + \mathbf{N}.$$

若遥感图像有 n 个通道，其中有 m 类地物类型，则式中 \mathbf{X} 为 $n \times 1$ 的向量， \mathbf{A} 为 $n \times m$ 的矩阵， \mathbf{S} 为 $m \times 1$ 的向量， \mathbf{N} 为 $n \times 1$ 的向量。对于高光谱遥感图像，一般有 $n \gg m$ 。

同时，基于混合像元分解问题的实际物理意义， \mathbf{S} 应满足如下两个约束条件：

1)混合像元中各成分的比例 s_i 之和应该等于1，即

$$\sum_{i=1}^m s_i = 1 .$$

2)分解所得各成分的比例 s_i 应该在 $[0, 1]$ 的范围内，即

$$0 \leq s_i \leq 1, (i=1,2,\dots,m).$$

2、高维空间中关于单形体的相关定义和定理

定义1

定义 n 维空间中由原点和 k 个点 $\mathbf{a}_1, \mathbf{a}_2, \dots, \mathbf{a}_k$ 构成的 k 维凸平行多面体有向体积为 k 重向量 $\mathbf{a}_1 \wedge \mathbf{a}_2 \wedge \dots \wedge \mathbf{a}_k$ ，由原点到这 k 个点形成的 k 个矢量 $\mathbf{a}_1, \mathbf{a}_2, \dots, \mathbf{a}_k$ 也即为该 k 维凸平行多面体的支撑棱。

定义2

n 维空间中由原点和 k 个点 $\mathbf{a}_1, \mathbf{a}_2, \dots, \mathbf{a}_k$ 构成的 k 维凸单形体体积为： $V(\mathbf{E}) = \frac{1}{k!} \mathbf{E}$ ，其中 \mathbf{E} 为 k 重向量 $\mathbf{a}_1 \wedge \mathbf{a}_2 \wedge \dots \wedge \mathbf{a}_k$ 的模 $|\mathbf{a}_1 \wedge \mathbf{a}_2 \wedge \dots \wedge \mathbf{a}_k|$ ，它通过Gram行列式计算得到：

$$\mathbf{E} = \begin{vmatrix} \mathbf{a}_1 \cdot \mathbf{a}_1 & \mathbf{a}_1 \cdot \mathbf{a}_2 & \dots & \mathbf{a}_1 \cdot \mathbf{a}_k \\ \dots & \dots & \dots & \dots \\ \mathbf{a}_k \cdot \mathbf{a}_1 & \mathbf{a}_k \cdot \mathbf{a}_2 & \dots & \mathbf{a}_k \cdot \mathbf{a}_k \end{vmatrix}^{\frac{1}{2}}$$

定理1

Gram行列式的正交向量算法：假设有一组线性无关向量组 $\mathbf{a}_1, \mathbf{a}_2, \dots, \mathbf{a}_k$ ，将其正交化为向量组 $\beta_1, \beta_2, \dots, \beta_k$ ，则有：

$$\begin{vmatrix} \mathbf{a}_1 \cdot \mathbf{a}_1 & \mathbf{a}_1 \cdot \mathbf{a}_2 & \dots & \mathbf{a}_1 \cdot \mathbf{a}_k \\ \dots & \dots & \dots & \dots \\ \mathbf{a}_k \cdot \mathbf{a}_1 & \mathbf{a}_k \cdot \mathbf{a}_2 & \dots & \mathbf{a}_k \cdot \mathbf{a}_k \end{vmatrix} = |\mathbf{a}_1 \wedge \mathbf{a}_2 \wedge \dots \wedge \mathbf{a}_k|^2 = |\beta_1 \wedge \beta_2 \wedge \dots \wedge \beta_k|^2 = |\beta_1|^2 \cdot |\beta_2|^2 \cdot \dots \cdot |\beta_k|^2$$

其中

$$\begin{aligned}\beta_1 &= \alpha_1 \\ \beta_2 &= \alpha_2 - \frac{\alpha_2 \cdot \beta_1}{\beta_1 \cdot \beta_1} \beta_1 \\ &\dots \\ \beta_k &= \alpha_k - \frac{\alpha_k \cdot \beta_{k-1}}{\beta_{k-1} \cdot \beta_{k-1}} \beta_{k-1} - \dots - \frac{\alpha_k \cdot \beta_1}{\beta_1 \cdot \beta_1} \beta_1\end{aligned}$$

发明内容

本发明的目的在于提出一种基于数据空间正交基的遥感图像混合像元分解方法。该发明可以快速有效的从多通道遥感图像中提取出各个端元信号，并能确定出合适的端元个数以及进行高精度的丰度解混工作。

本发明提出的遥感图像混合像元分解方法，具体内容如下：顺序的搜索端元像元，在每一步搜索过程中，图像内所有像元中作为新的顶点与已得到的端元像元构成的单形体具有最大的体积的像元为该步得到的新端元像元；其中，将基于行列式的单形体体积计算等价于一组正交基的模的乘积运算，并且在将端元形成的支撑棱正交化为数据空间的正交基运算中引入了递推概念；由所得到的正交基模的单调下降性质，自行确定合适的端元个数；由所得到的正交基两两正交性质，可以同时获得各端元成分的丰度解混结果。该解混方法具有良好的抗噪声特性。具体计算步骤如下：

1、端元提取(顺序的搜索端元像元)。

对于一幅由线性光谱混合模型描述的 n 波段遥感图像，在无噪声环境下，其所有像元在 n 维空间中正好构成了一个 $m-1$ 维的单形体，而端元则位于这个单形体的顶点上；该 m 个端元通过顺序的搜索得到，首先，初始化选取合适的第一端元，然后，在后续的每一步搜索过程中，图像内所有像元中作为新的顶点与已得到的端元像元构成的单形体具有最大体积的像元为该步得到的新端元像元。

对上述端元提取方法进一步说明如下：

由背景技术中的定理 1 可获得如下结论：对于一个由 k 条支撑棱撑起的凸单形体体积计算，可以先将这 k 条支撑棱所表示的矢量正交化为一组正交向量，然后直接计算这组向量模的乘积即可得到该单形体的体积。由于该定理所计算的是 k 个点和原点形成的单形体体积，而实际计算的是由 k 个点独立形成的单形体体积，因此实际应用时先要初始化选取第一个端元矢量 e_0 作为上面定义定理中的原点。在已提取 k 个端元时，将同时获得 $k-1$ 条支撑棱 $\alpha_1, \alpha_2, \dots, \alpha_k$ 以及由其正交化得到的 $k-1$ 个正交向量 $\beta_1, \beta_2, \dots, \beta_k$ (这里是 $k-1$ 而不是 k ，因为第一个端元实际上等于做为原点处理)，在第 $k+1$ 步搜索时，图像中所有像元中与已提取到的 k 个端元构成的单形体具有最大体积的被取为第 $k+1$ 端元，由定理 1，这里的单形

体体积计算被等价于一组正交向量模乘积计算，对于图像中不同的像元构成的不同单形体体积计算，其前 $k-1$ 个正交向量 $\beta_1, \beta_2, \dots, \beta_k$ 都是相同的已知量，因此对于图像中的每一像元 p ，其形成的新支撑棱为 $\alpha_k = p - e_0$ ，将 α_k 正交化为新的正交向量 β_k ，则具有最大模的 β_k 所对应的像元即为提取的第 $k+1$ 端元。具体而言，本发明将基于行列式的单形体体积计算等价于一组正交基的模的乘积运算，并且在将端元形成的支撑棱正交化为数据空间的正交基运算中引入了递推概念，具体步骤如下：

n 维空间中对于一个 k 维凸单形体，如果其支撑棱为 $\alpha_1, \alpha_2, \dots, \alpha_k$ ，则其体积

$$V(E) = \frac{1}{k!} \begin{vmatrix} \alpha_1 \cdot \alpha_1 & \alpha_1 \cdot \alpha_2 & \dots & \alpha_1 \cdot \alpha_k \\ \dots & \dots & \dots & \dots \\ \alpha_k \cdot \alpha_1 & \alpha_k \cdot \alpha_2 & \dots & \alpha_k \cdot \alpha_k \end{vmatrix}^{\frac{1}{2}} = \frac{1}{k!} |\beta_1| \cdot |\beta_2| \cdot \dots \cdot |\beta_k|, \text{ 其中 } \beta_1, \beta_2, \dots, \beta_k \text{ 由 } \alpha_1, \alpha_2, \dots, \alpha_k \text{ 通过}$$

下述式子得到：

$$\beta_1 = \alpha_1$$

$$\beta_2 = \alpha_2 - \frac{\alpha_2 \cdot \beta_1}{\beta_1 \cdot \beta_1} \beta_1$$

.....

$$\beta_k = \alpha_k - \frac{\alpha_k \cdot \beta_{k-1}}{\beta_{k-1} \cdot \beta_{k-1}} \beta_{k-1} - \dots - \frac{\alpha_k \cdot \beta_1}{\beta_1 \cdot \beta_1} \beta_1$$

对于 β_k 的更新计算，每个去相关性的减法运算以及 α_k 在不同的搜索步骤 k 中都是不变的，在每次搜索步骤完成时将其保留以方便下一搜索过程的计算，分别由下式中 γ'_k 和 l' 实现：

已提取端元为 e_0, e_1, \dots, e_k ，其形成的支撑棱和正交基分别为： $\alpha_1, \alpha_2, \dots, \alpha_k$ ， $\beta_1, \beta_2, \dots, \beta_k$ ，以及图像中每个像元 p^i 的 γ'_k ，取

$$e_{k+1} = \arg \max_{p^i} (|\gamma'_k(p^i)|) ,$$

并取

$$\beta_{k+1} = \arg \max_{\gamma'_k} (|\gamma'_k|) ,$$

对于图像中每个像元 p^i ，更新

$$\gamma'_{k+1} = \gamma'_k - \frac{l' \cdot \beta_{k+1}}{\beta_{k+1} \cdot \beta_{k+1}} \beta_{k+1} .$$

2、端元个数确定

已往的端元提取方法需要预先确定出参数 m ，比较常用的方法是 PCA、MNF[5]等特征值分析以及近年来 Chang 等人提出的一种基于假设检验的 VD 方法[1][6]。本发明由于采用的是顺序的搜索过程，因此并不需要预先确定端元个数。在端元提取的同时，本发明还会获得由这些端元张成的子空间的一组正交基，理论上可以证明随着端元的递推提取，这组基的模是单调下降的。对于一个无噪声的理想环境，其将会最终降为 0；对于一实际环境，其会下降到一个变化平稳的小量。因此，可以在端元提取的同时观察正交基模的变化曲线，当其下降到变化平稳且为一小量的部分时即可终止算法运行。

3、丰度解混

不同于传统的基于最小二乘或数值优化方法[7]，本发明将每一混合像元所形成支撑棱向 k 个正交基分别投影，然后通过求解一具有唯一解的线性方程组，获得 k 个端元各自对应的丰度，第 1 个端元对应的丰度由 1 减去其余 k 个端元对应的丰度和所得。设待分解混合像元为 \mathbf{p} ，提取的端元矢量为 $\mathbf{e}_0, \mathbf{e}_1, \dots, \mathbf{e}_k$ ，其在 \mathbf{p} 中分别对应的丰度为 $p_0, p_1, p_2, \dots, p_k$ ，得到支撑棱为 $\alpha_1, \alpha_2, \dots, \alpha_k$ ，正交基为 $\beta_1, \beta_2, \dots, \beta_k$ ，则所求解的线性方程组为：

$$\begin{bmatrix} \beta_k \cdot \beta_k & 0 & 0 & \dots & 0 \\ \alpha_k \cdot \beta_{k-1} & \beta_{k-1} \cdot \beta_{k-1} & 0 & \dots & 0 \\ \dots & \dots & \dots & \dots & \dots \\ \alpha_k \cdot \beta_1 & \alpha_{k-1} \cdot \beta_1 & \alpha_{k-2} \cdot \beta_1 & \dots & \beta_1 \cdot \beta_1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} p_k \\ p_{k-1} \\ \dots \\ p_1 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} (\mathbf{p} - \mathbf{e}_0) \cdot \beta_k \\ (\mathbf{p} - \mathbf{e}_0) \cdot \beta_{k-1} \\ \dots \\ (\mathbf{p} - \mathbf{e}_0) \cdot \beta_1 \end{bmatrix}$$

$$p_0 = 1 - \sum_{i=1}^k p_i$$

本发明的优点

本发明为一种基于数据空间正交基的遥感图像混合像元分解方法。其优点在与：分步搜索端元方法的使用确保了可以获得固定的端元提取结果；递推正交基的计算显著提升了方法的计算速度；可以自行确定合适的端元个数；可以同时获得准确的丰度解混结果。本发明在基于多光谱和高光谱遥感图像的高精度的地物分类以及地面目标的检测和识别方面具有重要意义。

附图说明

图 1 为本发明与两种传统的基于单形体的端元提取方法 N-FINDR，SGA 计算时间复杂度比较。

图 2 模拟遥感图像示意图。其中，(a) 25 个包含测试像元的方格示意图，(b) 往(a)中添加背景像元以及信噪比 (SNR) 为 20db 高斯白噪声形成的模拟遥感图像。

图 3 中，(a) 端元提取结果，(b) 正交基模单调下降曲线。

图 4 中，(a) 为美国 Cuprite 地区 AVIRIS 遥感图象，(b) 为从该数据中提取到的端元位

置示意图。

图 5 中, (a)为得到的正交基模单调下降曲线, (b)为作为比较的 MNF 变换得到的特征值曲线。

图 6 为得到的五种典型矿物丰度解混结果, 其中(a) Buddingointe (b) Muscovite (c) Calcite (d) Alunite (e) Kaolinite。

图 7 中 (a)为美国 Indiana 地区 AVIRIS 遥感图象, (b)为从该数据中提取到的端元位置示意图。

图 8 中, (a)为得到的正交基模单调下降曲线, (b)为作为比较的 MNF 变换得到的特征值曲线。

图 9 中为得到的七种典型端元丰度解混结果, 其中(a) 谷物 (b) 树林 (c) 铁塔 (d) 干草堆 (e) 大豆 (f) 公路 (g) 植被。

具体实施方式

1. 端元提取

1) 初始化: 对于图像中所有像元 \mathbf{p}^i (上标 i 表示所有不同的 N 个像元)

a) 选取所有像元矢量中具有最大模的像元, 令其为 \mathbf{e}_0

b) 选取所有像元矢量中离 \mathbf{e}_0 最远的像元, 令其为 \mathbf{e}_1 , 计算

$$\boldsymbol{\alpha}_1 = \mathbf{e}_1 - \mathbf{e}_0, \quad \boldsymbol{\beta}_1 = \boldsymbol{\alpha}_1$$

c) 对于所有像元 \mathbf{p}^i , 计算:

$$\mathbf{l}^i = \mathbf{p}^i - \mathbf{e}_0, \quad \gamma_1^i = \mathbf{l}^i - \frac{\mathbf{l}^i \cdot \boldsymbol{\beta}_1}{\boldsymbol{\beta}_1 \cdot \boldsymbol{\beta}_1} \boldsymbol{\beta}_1, \quad (i = 1, \dots, N)$$

2) 当 $k > 1$ 时,

已提取端元为 $\mathbf{e}_0, \mathbf{e}_1, \dots, \mathbf{e}_k$, 其形成的支撑棱和正交基为: $\boldsymbol{\alpha}_1, \boldsymbol{\alpha}_2, \dots, \boldsymbol{\alpha}_k, \boldsymbol{\beta}_1, \boldsymbol{\beta}_2, \dots, \boldsymbol{\beta}_k$,

以及图像中每个像元 \mathbf{p}^i 的 γ_k^i , 搜索满足下式的 \mathbf{p}^i , 令其为 \mathbf{e}_{k+1} :

$$\mathbf{e}_{k+1} = \arg \max_{\mathbf{p}^i} (|\gamma_k^i(\mathbf{p}^i)|)$$

并取

$$\boldsymbol{\beta}_{k+1} = \arg \max_{\gamma_k^i} (|\gamma_k^i|) \quad (9)$$

3) 对于图像中每个像元 \mathbf{p}^i , 更新

$$\gamma_{k+1}^i = \gamma_k^i - \frac{\mathbf{l}^i \cdot \boldsymbol{\beta}_{k+1}}{\boldsymbol{\beta}_{k+1} \cdot \boldsymbol{\beta}_{k+1}} \boldsymbol{\beta}_{k+1} \quad (10)$$

返回2)

2. 端元个数确定

由得到的 $\beta_1, \beta_2, \dots, \beta_k$ 绘出其模下降曲线, 观察正交基模的变化曲线, 当其下降到变化平稳且为一小量的部分时可终止上述算法的运行。

3. 丰度解混

当端元全部提取完毕后, 设待分解混合像元为 p , 所提取的端元矢量为 e_0, e_1, \dots, e_k , 其在 p 中分别对应的丰度为 $p_0, p_1, p_2, \dots, p_k$, 得到支撑棱为 $\alpha_1, \alpha_2, \dots, \alpha_k$, 正交基为 $\beta_1, \beta_2, \dots, \beta_k$, 求解线性方程组:

$$\begin{bmatrix} \beta_k \cdot \beta_k & 0 & 0 & \dots & 0 \\ \alpha_k \cdot \beta_{k-1} & \beta_{k-1} \cdot \beta_{k-1} & 0 & \dots & 0 \\ \dots & \dots & \dots & \dots & \dots \\ \alpha_k \cdot \beta_1 & \alpha_{k-1} \cdot \beta_1 & \alpha_{k-2} \cdot \beta_1 & \dots & \beta_1 \cdot \beta_1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} p_k \\ p_{k-1} \\ \dots \\ p_1 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} (p - e_0) \cdot \beta_k \\ (p - e_0) \cdot \beta_{k-1} \\ \dots \\ (p - e_0) \cdot \beta_1 \end{bmatrix}$$

计算 $p_0 = 1 - \sum_{i=1}^k p_i$ 。

由上式左边可以看出该线性方程组的系数矩阵为一下三角矩阵, 因此其求解的速度是十分快速的, 同时其右边的非齐次项是由混合像元得到的支撑棱分别往 k 个正交基的方向投影得到, 因此对于噪声中正交于端元矢量张成子空间的成分, 其投影将为0, 也就是说该解混方法可以自动去除噪声中正交于数据空间的部分。

下面, 我们分别以模拟和实际遥感图像数据为例说明具体的实施方式:

1. 模拟遥感图像数据

图 2(a)为实验所用模拟图像示意图, 其大小为 200×200 , 所有像元均由 Alunite (A)、Buddingointe (B)、Calcite (C)、Kaolinite (K)和 Muscovite (M)共 5 种矿物以不同丰度混合而成。在这幅图中有 5×5 共 25 个不同大小的方格做为测试像元, 其中第一列的 5 个方格各为 4×4 像元大小, 每个方格对应一种矿物的纯像元; 第二列的 5 个方格各为 2×2 像元大小, 同样分别对应五种矿物的纯像元; 第三列方格大小为 2×2 像元, 第四、第五列的方格均为一个像元大小, 这三列方格的像元均为混合像元, 混合的丰度如表 1 和表 2 所示。除了这 25 个方格中像元外的所有像元均为背景像元(BKG), 它们由五种矿物均匀混合而成, 也即 $BKG = 20\%A + 20\%B + 20\%C + 20\%K + 20\%M$ 。最后, 模拟的遥感图象中被加入了信噪比 (SNR) 为 20db 的高斯白噪声形成最终实验所使用的模拟遥感图像如图 2(b)所示。

表 1. 第 3 列方格中所包含的像元混合丰度
的像元混合丰度

表 2. 第 4 及第 5 列方格中所包含

	$P_{1,1}^1 = 0.5A + 0.5B$	$P_{1,2}^1 = 0.5A + 0.5C$
	$P_{2,1}^1 = 0.5A + 0.5B$	$P_{2,2}^1 = 0.5B + 0.5C$
Row2	$P_{3,1}^1 = 0.5A + 0.5B$	$P_{3,2}^1 = 0.5B + 0.5C$
	$P_{4,1}^1 = 0.5B + 0.5K$	$P_{4,2}^1 = 0.5B + 0.5M$
Row3	$P_{5,1}^1 = 0.5A + 0.5C$	$P_{5,2}^1 = 0.5B + 0.5C$
	$P_{6,1}^1 = 0.5C + 0.5K$	$P_{6,2}^1 = 0.5C + 0.5M$
Row4	$P_{7,1}^1 = 0.5A + 0.5K$	$P_{7,2}^1 = 0.5B + 0.5K$
	$P_{8,1}^1 = 0.5C + 0.5K$	$P_{8,2}^1 = 0.5K + 0.5M$
Row5	$P_{9,1}^1 = 0.5A + 0.5M$	$P_{9,2}^1 = 0.5B + 0.5M$
	$P_{10,1}^1 = 0.5C + 0.5M$	$P_{10,2}^1 = 0.5K + 0.5M$

Column4	Row1	$P_{4,11}^1 = 0.5A + 0.5BKG$
	Row2	$P_{4,11}^1 = 0.5B + 0.5BKG$
	Row3	$P_{4,11}^1 = 0.5C + 0.5BKG$
	Row4	$P_{4,11}^1 = 0.5K + 0.5BKG$
	Row5	$P_{4,11}^1 = 0.5M + 0.5BKG$
Column5	Row1	* $P_{5,11}^1 = 0.25A + 0.75BKG$
	Row2	$P_{5,11}^1 = 0.25B + 0.75BKG$
	Row3	$P_{5,11}^1 = 0.25C + 0.75BKG$
	Row4	$P_{5,11}^1 = 0.25K + 0.75BKG$
	Row5	$P_{5,11}^1 = 0.25M + 0.75BKG$

将本发明方法应用于图 2 所示的模拟遥感图像，获得的端元提取结果以及正交基模值下降曲线分别如图 3(a)和(b)所示，从图 3(a)可以看到，所发明方法准确的提取出了图像中包含的所有 5 种端元，由图 3(b)所显示的正交基模值下降曲线可以看到，第 5 个正交基的模值已下降到约等于零，因此可以确定原模拟图像中的端元个数为 5 个。

表 3. 所提议方法丰度解混结果

	$P_{5,11}^1$		
	真实值	所提议方法结果	LS 结果
A	0.4	0.400	0.5192
B	0.15	0.1500	1.5216
C	0.15	0.1500	-0.5977
K	0.15	0.1500	-0.6398
M	0.15	0.1500	-0.7980

同时我们将表 2 中带*的像元 $P_{5,11}^1$ 做为测试像元对所发明的丰度解混方法进行了验证，该像元被人为添加了信噪比为 6 分贝的正交于数据空间的噪声成分。实验结果如表 3 所示。表 3 中的每行表示 5 种不同矿物各自的丰度。三列中的左列为丰度真实值，中间列为所发明方法解混结果，右列为最小二乘(LS)法的解混结果。从表中列出的结果可以看出所发明方法方法可以自动去除噪声成分中正交于数据子空间的部分，分解精度明显优于最小二乘方法。

2. Cuprite 地区的 AVIRIS 数据

实验使用 ENVI 软件自带的 Cuprite 地区的 AVIRIS 数据如图 4(a)，图像大小为 400×300，波长范围是 1.99—2.48 μm ，光谱分辨率为 10nm，共有 172—221 波段间的 50 个波段数据。

该地区位于美国内华达州南部，其地表基本无植物覆盖，多为裸露矿物。实地勘测表明该地区广泛分布的矿物主要为下列五种：Alunite (A), Buddingointe (B), Calcite (C), Kaolinite (K), Muscovite (M)，文献[8]提供了其实地勘测的分布图。

图 5(a)为本发明方法得到的正交基模值下降曲线，图 5(b)为对该数据做 MNF 变换得到的特征值图。MNF 变换通过计算大于 1 的特征值个数来确定源个数，由图 5(a)和(b)均可知，该地区端元个数约为 11-13 个左右。将本发明的端元提取方法算法用于该实际数据提取出 13 个端元，将结果与 U.S. Geological Survey (USGS)光谱库进行对比可知，所提取的端元中第 3、第 4、第 6、第 7、第 10 端元分别对应 Kaolinite (K), Alunite (A), Calcite (C), Muscovite (M), Buddingointe (B)五种典型矿物，其在原图像中的位置如图 4(b)所示，再应用所发明的丰度解混方法对该数据进行丰度解混，获得的五种典型矿物各自的分布图如图 6 所示，解混结果与实地勘测结果有很好的吻合。

表(4)中给出了分别使用最佳 N-FINDR, SGA 以及我们提出的基于数据空间正交基的端元提取方法对该数据进行端元提取所需要的计算时间对比。计算环境为：CPU: Intel(R) Pentium(R) M Processor 1.60GHz; Memory: 1 GBytes; OS: Windows XP Matlab 7.0.

表 4. N-FINDR, SGA 以及所提议算法各自运算时间对比

Algorithms	Best N-FINDR	SGA	The proposed algorithm
Computing time	78.89 seconds	32.67 seconds	11.95 seconds

3. Indiana 地区的 AVIRIS 数据

该部分实验中我们使用的是成像于 1992 年 7 月的一幅 AVIRIS 高光谱遥感数据。该数据包含 0.4—2.5 μm 共 220 个波段的数据，光谱分辨率为 10nm，空间分辨率为 17m，大小为 145×145(共 21025 pixels)。该地区地表的主要覆盖类型有：各种农作物（包括玉米、大豆、小麦等）、植被（包括草地、树林等）、以及各种人工建筑（高速公路、铁塔、房屋等）。取第 70、86、136 波段分别作为 R、G、B 分量合成伪彩色图如图 7(a)所示。该数据由美国 Purdue 大学提供网上下载[9]，同时，该研究组也给出一份该地区实地勘测结果可供参考[10]，它在将不同土壤开垦情况下的同一作物看成不同类型，忽视土壤、部分植被等背景以及一些小目标的情况下将该成像区域划分为 16 类。在我们的实验分析前，该数据的第 1-4, 78-82, 103-115, 148-166 以及 211-220 波段由于水吸收波段或很低的信噪比已被事先舍弃，因此，剩下的总共 169 个波段数据被用于方法验证工作。

图 8(a)为所提议算法得到的正交基内积值下降曲线,图 8(b)为对该数据做 MNF 变换得到的特征值图,由图 8 可知该地区可能的端元个数在 12-14 个左右。所提议算法提取的 7 个典型端元位置如图 7 (b) 所示,其中各字母代表的地物成分为 a: 谷物 b: 树林 c: 铁塔 d: 干草堆 e: 大豆 f: 公路 g: 植被。丰度解混得到的各端元在该区域对应的分布情况如图 9 所示。将图 9 的解混结果与实地调查的情况[10]比较,可以看出,解混结果与实地调查结果非常吻合[10]。

表 2 中同样给出了对该数据分别使用最佳 N-FINDR, SGA 以及我们提出的基于数据空间正交基的端元提取方法进行端元提取所需要的计算时间对比。

表 2. N-FINDR, SGA 以及所提议算法各自运算时间对比

Algorithms	Best N-FINDR	SGA	The proposed algorithm
Computing time	13.05 seconds	6.80 seconds	2.61 seconds

参考文献

- [1] C.-I Chang, *Hyperspectral Imaging: Techniques for Spectral Detection and Classification*. New York: Plenum, 2003.
- [2] M. E. Winter, "N-FINDR: An algorithm for fast autonomous spectral end-member determination in hyperspectral data," in *Proc. SPIE Conf. Imaging Spectrometry V*, 1999, pp. 266-275.
- [3] Chein-I Chang, Chao-Cheng Wu, Wei-min Liu, and Yen-Chieh Ouyang, "A New Growing Method for Simplex-Based Endmember Extraction Algorithm", *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, Vol. 44, No. 10, October 2006
- [4] 沈文选, "单形论导引: 三角形的高维推广研究", 湖南师范大学出版社, 2000
- [5] Andrew A. Green, Mark Berman, Paul Switzer, and Maurice D. Craig, "A Transformation for Ordering Multispectral Data in Terms of Image Quality with Implications for Noise Removal", *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, Vol. 26, No. 1, January 1988
- [6] C.-I Chang and Q. Du, "Estimation of number of spectrally distinct signal sources in hyperspectral imagery," *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, Vol. 42, No. 3, March 2004
- [7] Daniel C. Heinz, and Chein-I Chang, "Fully Constrained Least Squares Linear Spectral Mixture Analysis Method for Material Quantification in Hyperspectral Imagery", *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, Vol. 39, No. 3, March 2001

[8] [Http://speclab.cr.usgs.gov/cuprite.html](http://speclab.cr.usgs.gov/cuprite.html)

[9] [Http://cobweb.ecn.purdue.edu/~biehl/Multispec/documentation.html](http://cobweb.ecn.purdue.edu/~biehl/Multispec/documentation.html)

[10] D. Landgrebe, "Multispectral data analysis: A signal theory perspective," School of Electr. Comput. Eng., Purdue Univ., West Lafayette, IN, 1998.

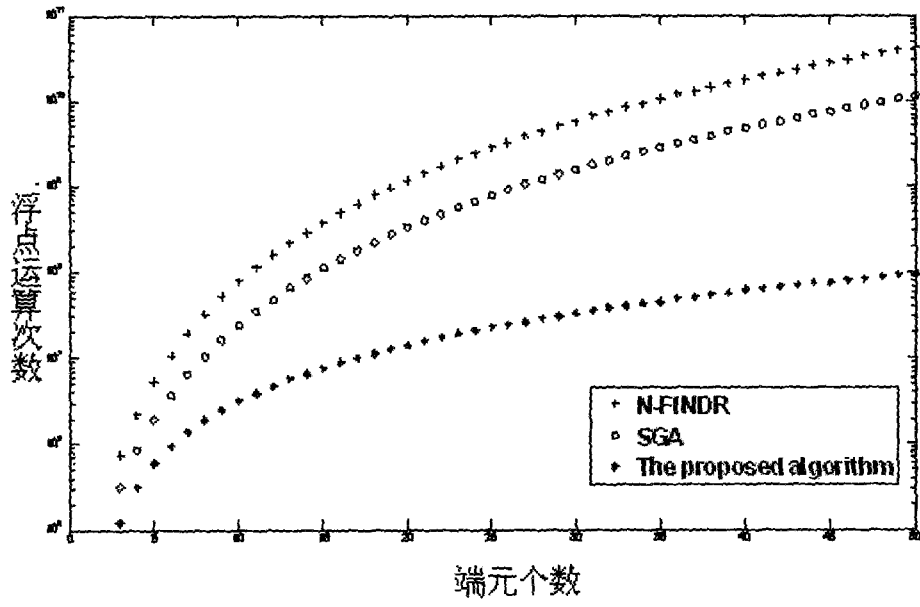
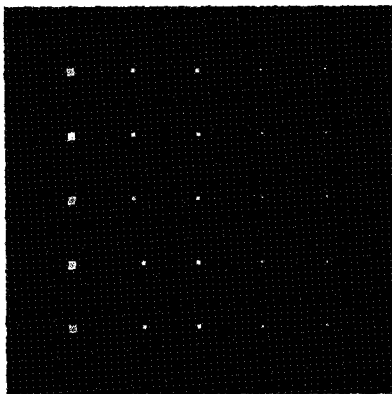
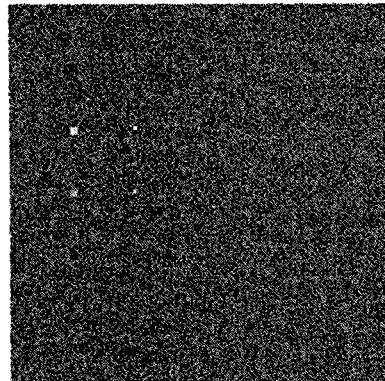


图 1

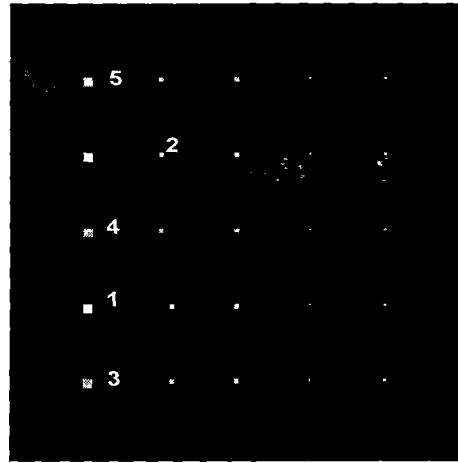


(a)

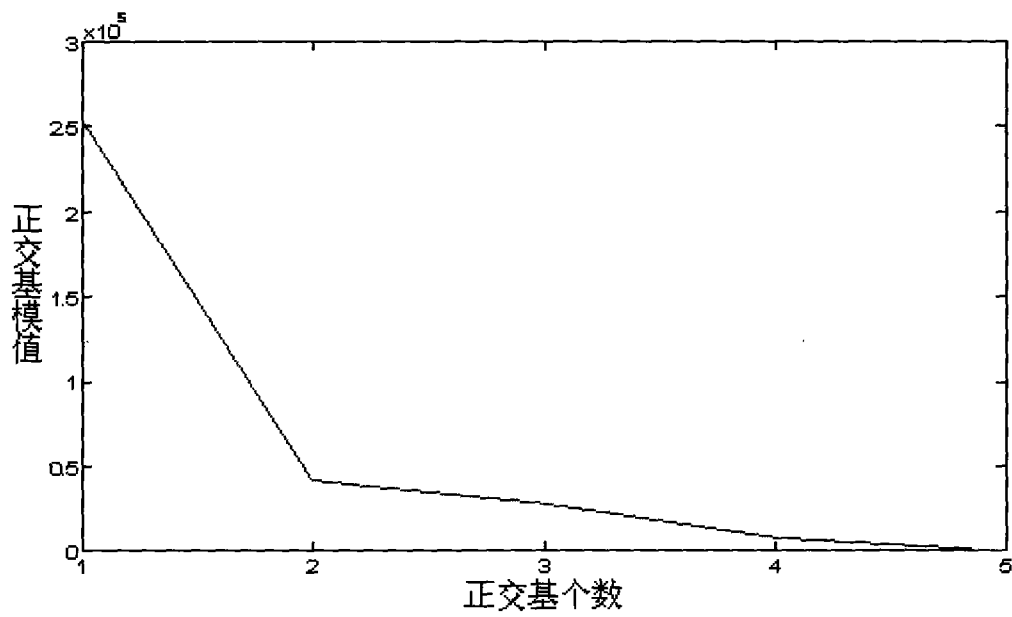


(b)

图 2



(a)



(b)

图 3

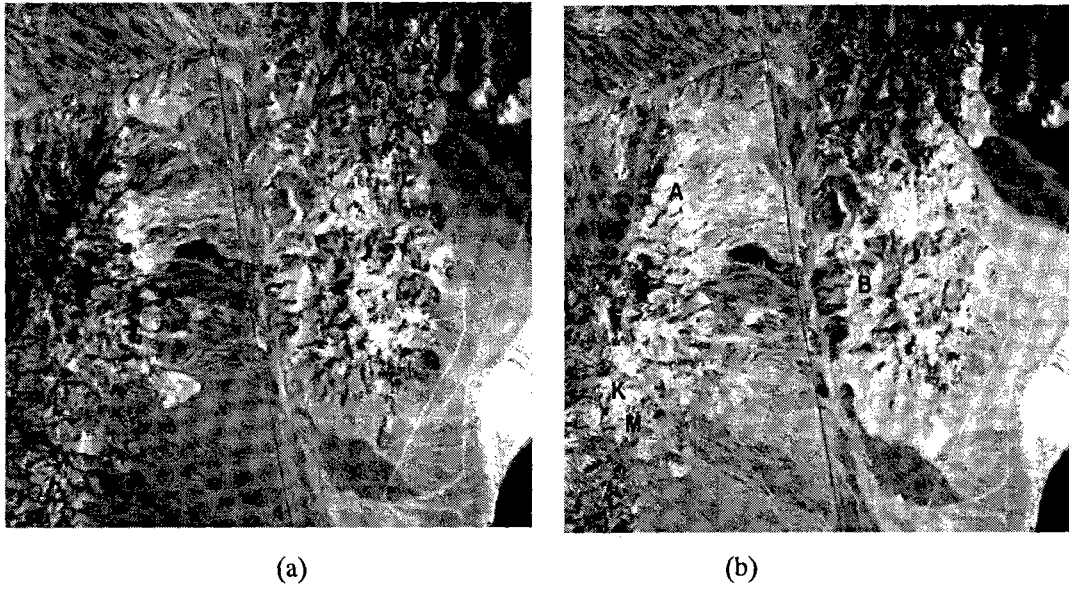
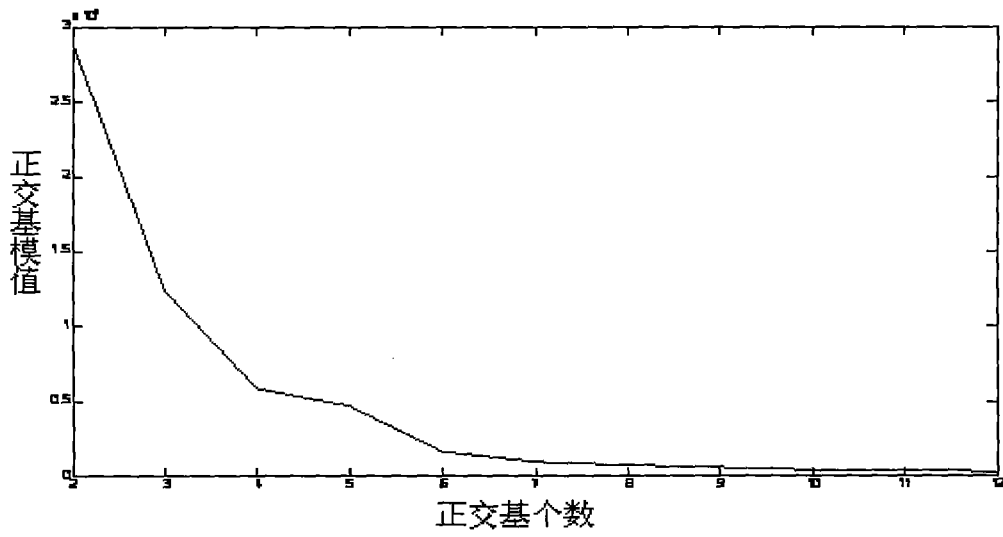
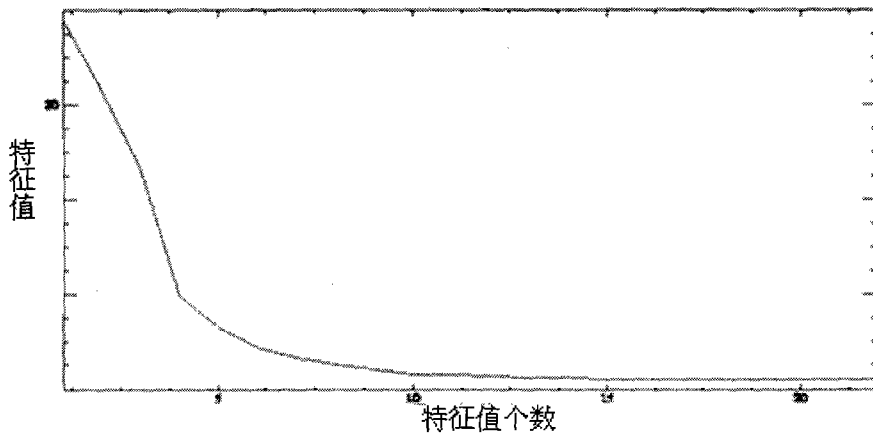


图 4



(a)



(b)

图 5

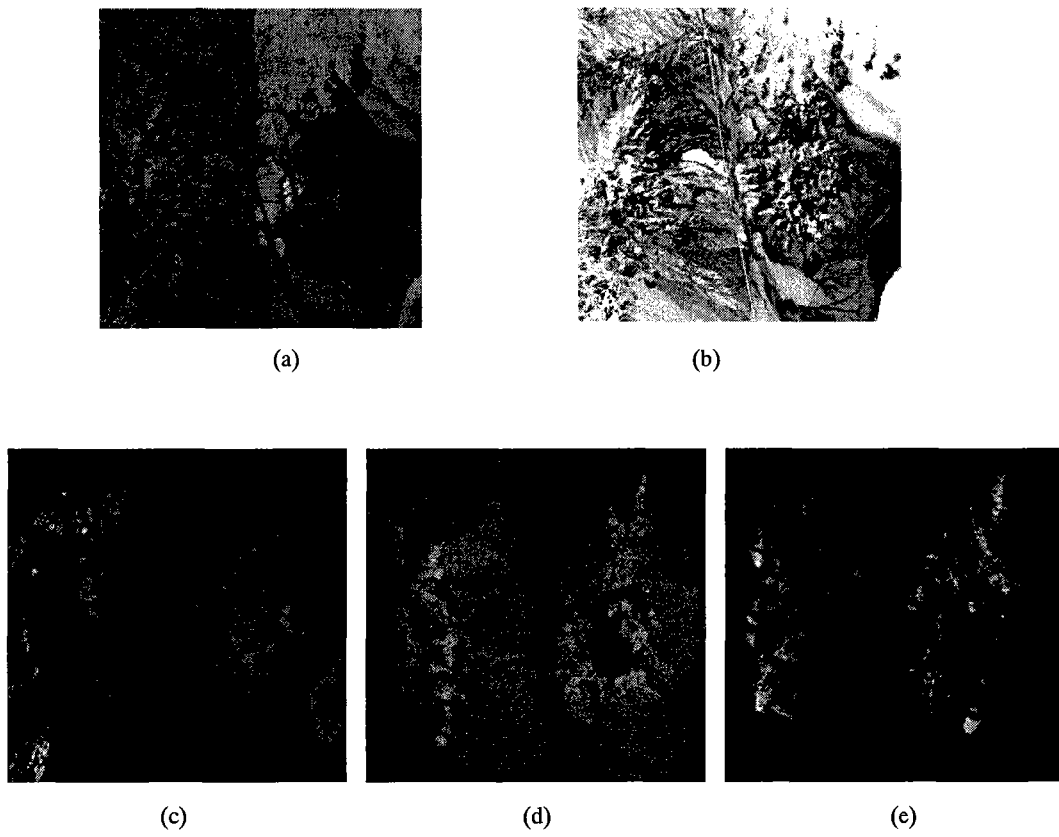


图 6

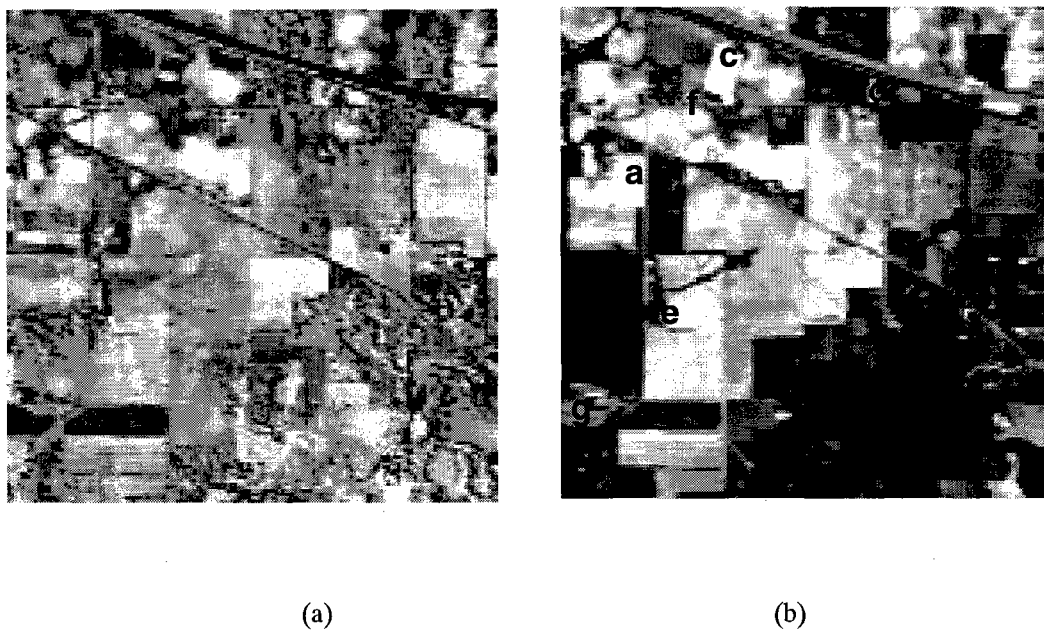
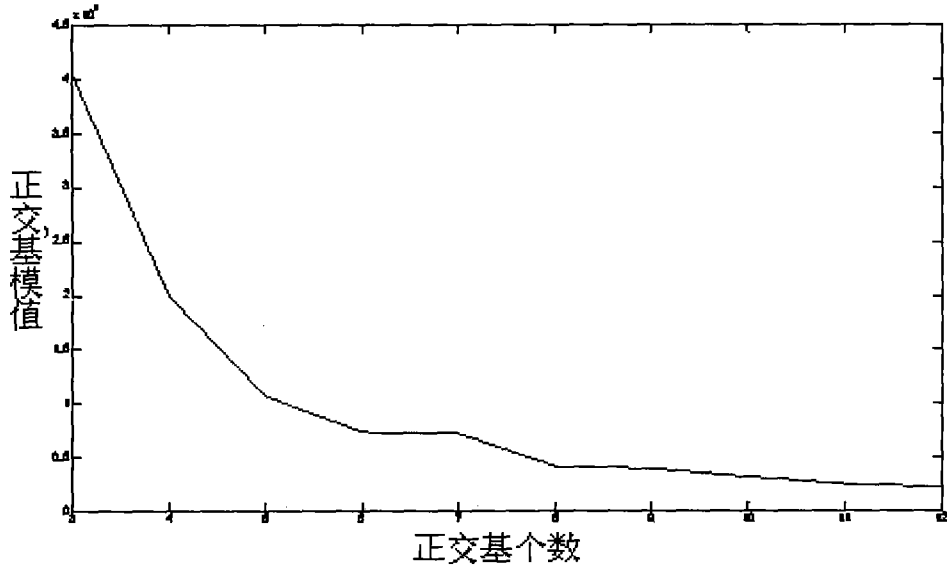
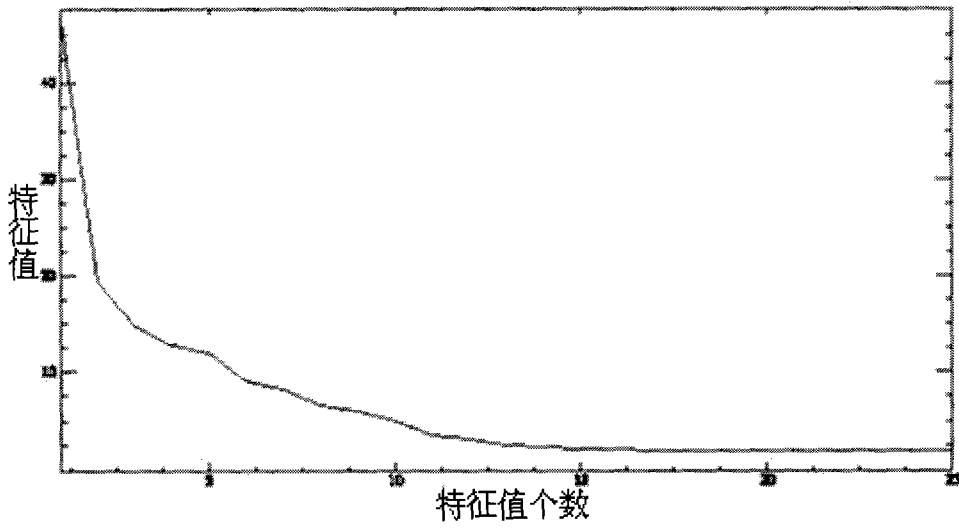


图 7



(a)



(b)

图 8

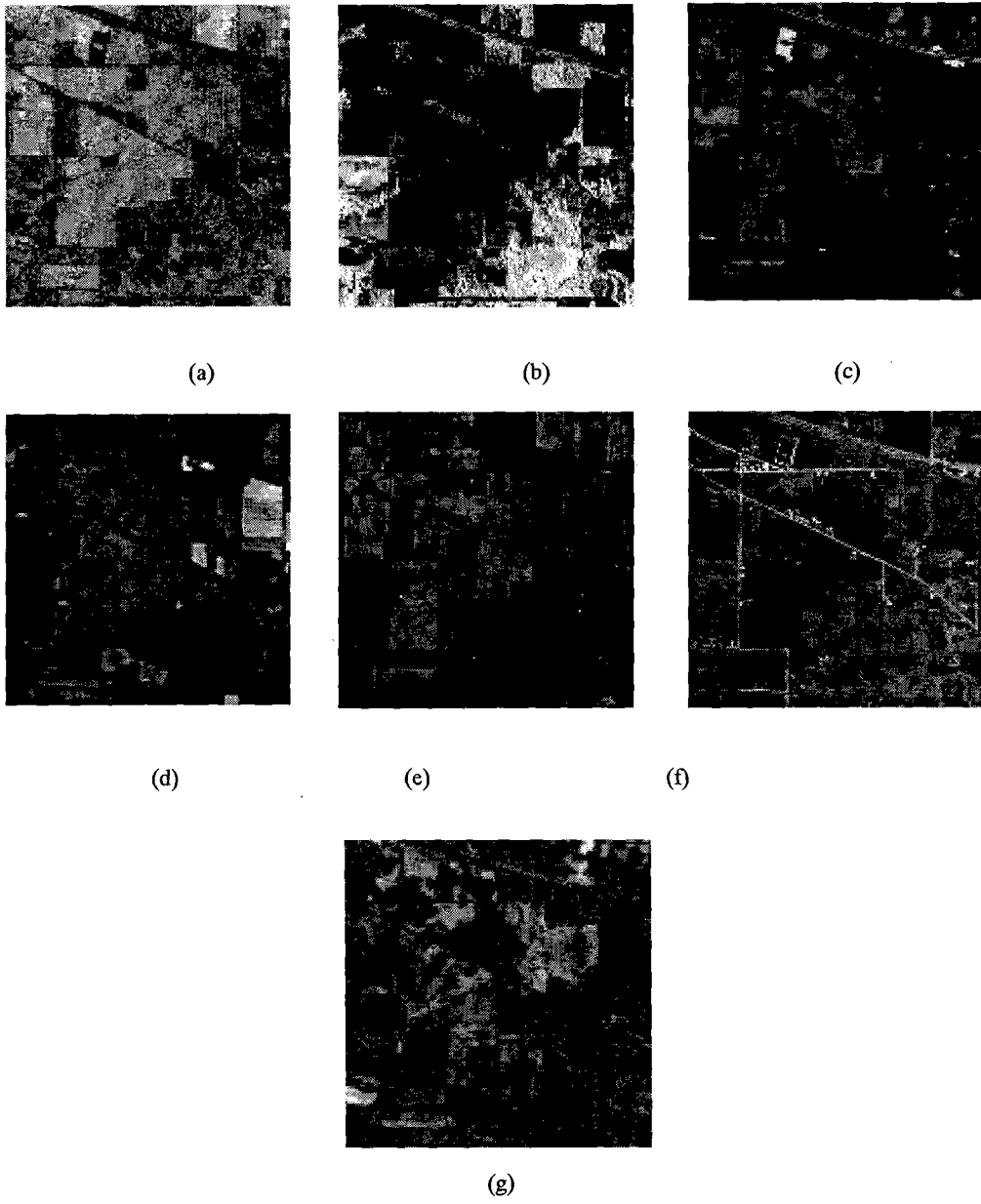


图 9