doi:10.3969/j.issn.1007-3701.2019.04.013

光谱保真归一化卷积高光谱超分辨率重建方法

徐宏根1,李春来2,杨淼3*,董小环4

XU Hong-Gen¹, LI Chun-Lai², YANG Miao^{3*}, DONG Xiao-Huan⁴

(1.中国地质调查局武汉地质调查中心(中南地质科技创新中心),武汉 430205;2.中国科学院上海技术物理研究所,上海 200240;
 3.中国地质大学(武汉)信息工程学院,武汉 430074;4.中国人民解放军 61618 部队,北京 100088)

(1. W uhan Center of China Geological Survey (Central South China Innovation Center for Geosciences), W uhan 430205, H ubei, China;

2. Shanghai Institute of Technical Physics, Chinese A cadem y of Sciences, Shanghai 200240, China;

3.Faculty of Inform ation Engineering, China University of Geoscience (Wuhan), Wuhan 430079, Hubei, China;

4. The Chinese People's Liberation A m y 61618, Beijing 100088, China)

摘要:高光谱遥感图像受到成像系统硬件限制,无法同时具有高空间分辨率和高光谱分辨率,较低的空间分辨率制约高光 谱图像的应用,超分辨率重建技术可提高图像的空间分辨率。针对高光谱图像的超分辨率重建中光谱保真度的问题,在重 建方法中耦合光谱保真度函数,结合结构自适应归一化卷积方法,提出基于光谱保真约束的归一化卷积方法。具体地,将图 像局部邻域内像素间的光谱相关性作为约束条件,将与中心像素光谱类似的像素赋予较大权值,从而提高重建后图像光谱 特性的保持程度。实验中分别从空间结构与光谱信息保真两个方面来评价重建后结果,结果表明该方法具有较好的光谱信 息保持度。

关键词:超分辨率重建;归一化卷积;光谱保真度;结构自适应 中图分类号:P407.8 文献标识码:A

文章编号:1007-3701(2019)04-0504-10

Xu H G, Li C L, Yang M and Dong X H. A Super-resolution Reconstruction Method of Hyperspectral Image Considering Spectral Preservation Based on Normalized Convolution. *Geology and Mineral Resources of South China*, 2019, 35(4): 504–513.

Abstract: Hyperspectral remote sensing images are characterized by having a low spatial resolution and a high spectral resolution, which restricts the application of hyperspectral images. Super-resolution Reconstruction is a technique to increase images spatial resolution. A super-resolution reconstruction method of hyper-spectral image considering spectral preservation is proposed by normalized convolution, SPNC for short, which is centered on spectral fidelity. Specifically, the spectral correlation is applied in the neighborhood as constraint conditions, which designs spectral preserving function to improve spectrum characteristics of reconstructed image. In the experiment, the reconstructed results were evaluated from two aspects: spatial structure and spectral information fidelity. The results indicate that the method has better spectral information retention. **Key words:** super-resolution reconstruction; normalized convolution; spectral preservation; structure-adaptive

收稿日期:2019-9-4;修回日期:2019-9-29;责任编辑:庞迎春

基金项目:十三五民用航天预先研究项目"星载高分辨率红外高光谱相机及应用技术(D040104)"和湖北省自然基金项目(2016CFB690)联合资助

第一作者:徐宏根(1979-),男,博士,高级工程师,主要研究领域为遥感地质、遥感信息处理分析, E-mail:honggen_xu@163.com

^{*}通讯作者:杨淼(1994—),女,硕士研究生,主要研究方向为遥感信息处理分析,E-mail:Yangmiao@cug.edu.cn

1引言

图像超分辨率重建是指利用多幅具有互补信息的低分辨率图像重建出高分辨率图像的技术,能在不改变硬件设备前提下,提高图像空间分辨率^[1]。由于高光谱图像具有图谱合一、波段多、光谱分辨率高等特点,在环境监测^[2]、矿物识别^[3]、生物信息识别^[4]等方面有广阔的应用。但受到硬件条件限制,高光谱图像不能兼顾高光谱分辨率和高空间分辨率,导致其应用领域受到限制。因此,本文对高光谱图像超分辨率重建技术进行研究。

超分辨率重建方法可分为两类——基于学习 的重建方法和直接重建方法。前者包括邻域嵌入 法[5-6]、稀疏表示[7-8]、卷积神经网络[9-10]等,在提高图 像细节方面具有明显优势。但是当无法获取高空间 分辨率数据时,这类方法无法开展。直接重建方法 主要包含两大类型:频率域[11-12]方法和空域[13-14]方 法。目前,空间域的超分辨率重建方法更为常用,例 如迭代反投影[15],凸集投影法[16],贝叶斯最大后验概 率法^[17]和混 MAP/POCS 方法^[18]。针对高光谱图像光 谱信息丰富、波段多等特点,超分辨率重建研究主 要从以下方面开展,一方面通过图像变换方法(例 如 PCA 变换)提升算法效率[17-18];另一方面,关注重 建后高光谱图像的光谱保真度,基本原理是运用混 合像元分解确定端元并利用端元丰度构建光谱约束 项,但此类方法受到混合像元方法精度的限制[19-20]。 值得注意的是,基于稀疏矩阵表示的方法从去除噪 声,混合像元分解、单源影像空间超分辨率增强和 多源信息融合等方面展开研究[21-22],研究者将图像 空间结构、光谱约束、降维度同时考虑到超分辨率 重建模型中,取得了较好的效果[23]。在空域的超分 辨率重建算法中,Kuntsson小组^[24]提出归一化卷积 (Normalize Convolution)具有计算复杂度低,易于实 用化等优点。随后,Pham^[25]等提出了基于结构张量 的鲁棒归一化卷积算法,采用各向同性的高斯核函 数表示邻域的大小和方向,但其适用度函数没有考 虑邻域的灰度而无法刻画图像的结构。Casciola²⁰通 过用 T 范数来设定适当的权函数,达到各向异性图 像重建。Yang^[27]通过构造方向插值滤波器对多视角 的图像重建,实现插值点和高斯函数的卷积。然而, 上述改进均未考虑重建图像中邻域像素间的关系,

忽视了邻域像素对重建后图像光谱信息保持度的 影响。为此,本文提出一种光谱保真度的结构自适 应归一化卷积方法,通过新增光谱约束完善经典的 结构自适应归一化卷积重建方法,在保证空间结构 信息基础上融合光谱信息。实验中采用经典峰值信 噪比、结构相似度、信息熵等指标说明本文方法与 经典方法在空间信息保持方面的优势;在光谱保真 度比较实验中,计算平均光谱相似度(ASPSIM)开 展定量评价,并从应用领域出发,运用重建前后近 似矿物的光谱分析、矿物提取证明本文方法重建光 谱的保真度结果。

2 理论与算法

2.1 归一化卷积法

归一化卷积算法^[28]基本思想是将局部信号投 影到一组基函数,以局部化分析的方法解决图像信 号丢失和不确定的问题。其中,基于多项式基函数 的归一化卷积^[29]等同于局部泰勒级数展开,设s=(x+ $x_0, y + y_0$)为以 $s_0 = (x_0, y_0)$ 为中心局部邻域像素 坐标矢量,则其近似多项式展开为:

 $f/(s,s_0) = P_0(s_0)x + P_1(s_0)x + P_2(s_0)y + P_3(s_0)x_2 + P_4(s_0)xy + P_5$ $(s_0)y^2 + \cdots$ (1)

式(1)中 (x,y) 表示像素 s 相对于中心像素 s_0 的局部坐标, $P(s_0) = [p_0 p_1 \cdots p_m]$ 表示中心位置 S_0 的 多项式展开的系数向量。为了使近似估计值最大可 能地接近真实值,选定一组投影系数 P,使得在 s_0 邻域内误差 $e(s_0)$ 最小:

 $e(s_0) = \int (f(s) - \tilde{f}(s, s_0))^2 c(s) a(s - s_0) ds$ (2)

式(2)中,f(s)为观测值图像,由参与重建的低

分辨率数据向上三次卷积采样得到;*f*(s,s₀)为待求 解的超分重建结果影像;*c*(s)代表确定度函数,确定 度函数代表观测值图像*f*(s)与待求解高分辨率重建 影像的*f*(s,s₀)差值,差值越小代表观测值图像与待 求解图像差值越小,则其确定度越高;*a*(s-s₀)表示适 用度函数,代表参与重建的像素与中心像素的距 离,越近则权值越高。具体定义如下:

$$c(s,s_0) = \exp\left\{-\frac{f(s) - f(s,s_0)|^2}{2\sigma_r^2}\right\}$$
(3)

$$a(s-s_0) = \exp\left\{-\frac{(s-s_0)^T(s-s_0)}{2\sigma_s^2}\right\}$$
(4)

用加权最小二乘法求解原图像,引入加权矩阵 W(W由确定度函数与适用度函数联合确定),则最 优投影系数由公式(5)计算得到:

 $p = (B^T W B)^{-1} B^T W f \tag{5}$

式中f表示输入信号,是一个 $N \times 1$ 维的矩阵;B 为基函数构成的 $N \times m$ 矩阵,基函数采样于N个输 入样本的局部坐标;加权矩阵 $W = diag(c) \times diag(a)$ 是一个N * N对角阵,其中 c(.)表示信号的确定度 函数,a(.)表示适用度函数。算法中,归一化卷积公 式中阶数的取决于重建的需求,若是对速度要求 高,则使用常量基函数的归一化卷积,其缺点是无 法表示边缘和隆脊。如果选用带有六个基函数{ $1,x, y,x^2,y^2,xy$ }的二阶归一化卷积,则效率较低,但对边 缘、斑点等信息建模效果较优。

2.2 结构自适应的归一化卷积重建方法

当图像局部存在复杂空间结构时,直接采用归一化卷积方法可能产生较大误差。为此,学者们^[28-29] 提出结构自适应的归一化卷积算法。为了更好地刻 画局部空间结构信息提出结构自适应函数,运用梯 度结构张量(Gradient Structure Tensor,GST)方法来 构造各向异性(Anisotropy)的测度函数:

$$GST = \begin{bmatrix} \wedge & \wedge & \wedge \\ f_x^2 & f_x f_y \\ \wedge & \wedge & \\ f_x f_y & f_y^2 \end{bmatrix} = \lambda_u u u^T + \lambda_v v v^T$$
(6)

$$A = \frac{\lambda_{\mu} - \lambda_{V}}{\lambda_{\mu} + \lambda_{V}} \tag{7}$$

$$\phi = \arg(u) \tag{8}$$

其中, \hat{f}_x 和 \hat{f}_y 分别表示图像 \hat{f} 在 x和 y 方向上的梯度; λu 和 λv 为梯度矩阵特征值, u和 v表示特征值对应的特征向量; 与 u 平行的方向定义为局部梯度方向; ϕ 表示方向函数, 代表图像局部邻域的主要方向; A表示各向异性测度函数; ϕ 和 A由梯度矩阵求得。

依据上述计算结果,自适应结构的适应度函数 定义如下:

$$a(s-s_0) = \exp\left\{-\left[\left(\frac{x\cos\phi+y\sin\phi}{\sigma_u(s_0)}\right)^2 + \left(\frac{x\sin\phi+y\,\cos\phi}{\sigma_v(s_0)}\right)^2\right]$$
(9)

式(9)中: $s_0=\{x_0,y_0\}$ 为邻域中心位置; $s-s_0=\{x,y\}$ 为输入信号相对于邻域中心 s_0 的相对局部坐标; σ_u 和 σ_v 表示各向异性高斯核的定向尺度,这两个值均是根据局部尺度进行估计调整的。公式如下:

$$\sigma_u = \frac{a}{a+A} \sigma_c$$

$$\sigma_V = \frac{a + A}{a} \sigma_C \tag{10}$$

式(10)中:*a*为调整参数,表示适用度函数的偏 心率上限值,取值范围[0,0.5],本文试验取上限值 0.5。 2.3 光谱保真度的结构自适应归一化卷积重建方法

上述自适应归一化卷积算法求解中,以像素估 计值与观测值光谱误差最小为目标,并在求解中考 虑图像局部邻域空间结构。然而,上述过程没有考 虑图像邻域内可能存在地物类别不一致的情况,从 而不加区别地将邻域内所有像素光谱信息都视为 对重建有利的信息,会造成邻域内的异质像素光谱 干扰重建后像素光谱的情况。

基于此,本文在经典自适应结构归一化卷积重 建算法中新增光谱保真约束函数,该函数用于表达 邻域内像素与中心像素的光谱信息差异程度,在重 建中将与中心像素具有相似光谱信息的像素点赋 予较大权值,对于相似度较低的像素赋予较小的权 值,以确保重建后图像光谱信息。改进后的逼近误 差函数为:

$$\mathbf{e}(\mathbf{s}_0) = \left| (f(s) - \widetilde{f}(s, s_0))^2 c(s) a(s - s_0) g(s, s_0) ds \right|$$
(11)

式(11)中,f(s)表示图像的观测值,是参与重建的低分图像序列向高分辨率图像网格向上三次卷积采样的结果;c(s)代表确信度函数,具体形式如公式(6);a(s-s₀)适用度函数,当图像局部邻域存在较为明显的结构信息时,a(s-s₀)定义如(9)式;反之,则定义为(4)式。

g(s,s₀)是本文提出的光谱约束函数,表示参与 重建的邻域像素与中心像素间的光谱差异;差异大 则邻域像素与中心像素为异类地物可能性大,则应 赋予该像素较小权值,反之则应赋予较高权值,σ_g 表示光谱保真度参数,具体形式如式(12)。

$$g(s,s_0) = \exp\left\{-\frac{|f(s_0) - f(s)|^2}{2\sigma_g^2}\right\}$$
(12)

σ_g 值若取得过大则起不到抑制异类像素参与重建的作用,本文中 <math>σ_g=15。

如果采用1阶多项式,则重建后的结果图像为:

$$\begin{bmatrix} A \\ f_{1} \\ f_{x} \\ f_{y} \end{bmatrix} = \left(\begin{bmatrix} a \cdot g & a \cdot g \cdot x & a \cdot g \cdot x \\ a \cdot g \cdot x & a \cdot g \cdot x^{2} & a \cdot g \cdot xy \\ a \cdot g \cdot y & a \cdot g \cdot xy & a \cdot g \cdot y^{2} \end{bmatrix} \otimes c \right)^{-1} \left(\begin{bmatrix} a \cdot g \\ a \cdot g \cdot x \\ a \cdot g \cdot y \end{bmatrix} \otimes (c \cdot f) \right) (13)$$

其中,f1表示的是采用1阶多项式求得的重建

图像, \hat{f}_x, \hat{f}_y 分别表示 x 轴 y 轴的方向导数。

综上,本文提出的方法不仅考虑像素空间位置 信息、局部结构信息,还顾及邻域像素与中心像素 的光谱相似性,抑制邻域内异类地物对中心像素光 谱重建结果的影响,因此可提高重建后图像的光谱 保持程度。

具体计算步骤如下:

步骤1:输入高光谱低分辨率图像序列。

步骤 2:计算图像序列间的亚像素配准参数^{30]}。

步骤 3: 依次取高光谱数据的第 i 波段的低分 序列开展重建,初始 i=1,n 代表迭代次数,初始设 迭代次数 n=1;均方误差能量阈值 ε_{0} 。

步骤 4:对每幅图像的第 i 波段,依据配准参数 和重建倍数将低分辨率图像向上采样投影到高分 辨率格网中形成初始观测图像 *fi^{oo}*(s)。

步骤 5:得到本次迭代的初始重建图像fi⁽ⁱⁿ:

当 n=1 时,运用 2.1 节中经典归一化卷积算法,计算第一次重建图像估计结果 $f_{i}^{(n)}$:

当 n>1 时, $f_i^{(n)} = f_i^{(n-1)}$ 。

步骤 6:开展光谱约束的结构自适应归一化卷 积,具体流程:

步骤 6.1: 依据本次迭代的初始重建结果fⁱ⁽ⁿ⁾, 计算各向异性测度函数 A,判断每个像素是否存在 局部结构,如果存在则依据公式(9)计算自适应结构 适应度函数 a(s-s₀);否则保持原有的适应度函数(4);

步骤 6.2:依据公式(12)计算每个像素的光谱

保真度函数;

步骤 6.3:计算确定度函数 c(s,s_0)。

步骤 7:由式(13)计算加权最小二乘估计fi^(a);

步骤 8:计算 $f_i^{(n)}$ 与观测值间的均方误差能量, 当均方误差能量小于阈值 ε ,迭代求解终止。否则, n=n+1 重复步骤 5-步骤 7。

步骤 9:当前波段所有低分辨率数据处理结束 后,波段 i=i+1,重复步骤 3-步骤 8。

步骤 10:得到最终重建高光谱结果。

3 实验

为验证本文方法的有效性,选择使用凸集投影法(POCS)、迭代反投影法(IBP)、结构自适应归一 化卷积法(SANC)以及本文算法开展比较实验。实 验数据为1995年美国内华达的赤铜矿 AVIRIS 遥 感数据,该数据经过 ATREM 大气校正,经过波段选 择,保留第172波段到第221波段共计50个波段,空 间分辨率为20m,光谱范围为1.9908~2.4790 µm,图 像分辨率 400×350 像素。本实验所用软件平台为 MATLAB 2014,实验中对原始数据进行降采样,得 到空间分辨率为40m,大小200×175 像素的图像, 对其中3幅进行亚像素的位移并随机进行小角度 的旋转,随机加入椒盐噪声后得到四幅降采样后的 图像^[30]。降采样前后图像如图1所示。

3.1 重建结果评价

一般而言,重建后图像质量评价从主观和客观 两方面开展。其中,主观评价依赖视觉效果,超分辨



(a)原始 173 波段数据

(b)降采样后 173 波段数据

图 1 降采样前后第173波段的影像 Fig. 1 Band 173 of the images before and after down-sampling 率重建实验结果如图 2 和图 3 所示。为了更明显地 表示重建结果之间的差异,对重建结果同一位置进 行局部放大,如图 3 所示:从主观效果而言,迭代反 投影法重建结果出现较严重的模糊现象;凸集投影 法重建结果有明显的失真且存在噪声;而结构自适 应归一化卷积法在边缘保持方面较好,但图像也存 在一定程度的模糊降质;本文方法重建结果中边缘 特征保持的最好,纹理信息保持的更好。

客观评价选取的评价因子主要有:峰值信噪比



(a)光谱保真约束的归一化卷积法重建结果



(c)迭代反投影法重建结果

一化卷积法结果

(PSNR)、结构相似性(SSIM)、空间频率(SF)、信息熵 (E),其计算公式分别见式(14)、(15)、(16)、(17)。

$$MSE = \frac{1}{N_1 N_2} \sum_{i=1}^{N_1} \sum_{j=1}^{N_2} (x_{ij} - \hat{x}_{ij})^2$$

$$PSNR = 10* \log_{10}(\frac{MAX^2}{MSE})$$
(14)

其中,N₁,N₂分别为影像的行数与列数; x_{ij} 和 x_{ij} 分别是是原始影像和待评估影像在(i,j)处的灰度 值;MAX 为峰值信号,对于 8 位的灰度图像来说,



(b)结构自适应归一化卷积法



(d)凸集投影法重建结果

图 2 原始图像与重建结果对比图 Fig. 2 Comparison of the original image and reconstruction results



结果 卷积法 图 3 原始图像与重建结果局部放大对比图

Fig. 3 Comparison of the partial enlargement of the original image and reconstruction results

MAX=255;MSE 为均方差,MSE 越小,PSNR 值越大, 就说明待评价图像与参考图像之间的"失真"越少。

$$SSIM = \frac{(2X_{ij}X_{ij} + c_1)(2\sigma_{xx} + c_2)}{(X_{ij}X_{ij}^2 + c_1)(\sigma_x^2 + \sigma_x^{\wedge 2} + c_2)}$$
(15)

其中,X_{ii},X_{ii}分别为原始图像与待评价图像的 均值;σ",σ△分别为原始图像与待评价图像的方差 或协方差,反映图像的对比度信息;σ_为两图像的 相关系数;C1C2为保证分母不等于0的较小常数, SSIM 的取值范围是 0~1, 越接近 1 说明带评价图像 和参考图像的结构越相似。

$$SF = \sqrt{\frac{1}{N_1 N_2}} \sum_{i=1}^{N_1} \sum_{j=2}^{N_2} (x_{ij} - x_{ij-1})^2 + \frac{1}{N_1 N_2} \sum_{i=2}^{N_1} \sum_{j=1}^{N_2} (x_{ij} - x_{i-1j})^2$$
(16)

其中,xii 表示影像(i,j)处的灰度值,SF 越大表 明图像灰度变化越大,也就是说对比度也越高。

$$E = -\sum_{i=0}^{n} P(i) \log_2 P(i)$$
 (17)

其中,P(i)是像素值 i 在图像中的概率,n 为图 像的灰度范围,影像的信息熵(E)越大,说明其包含 的信息量越丰富。

选择原始高光谱 AVRIS 图像作为参考。表1 是采用上述评价因子对迭代反投影、凸集投影法、 归一化卷积法和本文方法进行评价的结果:

分析表1.由峰值信噪比和结构相似性结果可 知,本文重建方法所得结果较大,说明与原始影像 相比较,本文方法结果失真较少,与原始影像几何 结构接近。空间频率和信息熵数值本文方法更接近 于原始影像,说明图像在细节和信息量方面较经典 重建方法有提升。

3.2 重建结果光谱保真度评价

3.1 节中主要从重建结果的空间结构保持度方 面开展评价,本节从光谱保真度开展评价。值得注 意的是,近似矿物识别是矿物光谱分类应用中的难 点,为验证本文提出的超分辨率重建方法在空间信 息保持和光谱信息保真中的效果,首先选择平均光 谱相似度比较重建前后光谱保真度:接着从应用角 度出发,选择明矾石、高岭土两类光谱近似的矿物 开展重建前、后的光谱分析,并从光谱库匹配分析、 类别可分性分析和矿物提取实验三个方面,评价重 建前后光谱信息的整体保持情况。

平均光谱相似度(ASPSIM)是典型的高光谱质量 评价指标³¹,其通过计算参考影像和重建后影像各个 像元之间相关系数,并计算相关系数平均值的方式对 其光谱相似性进行评价,具体计算公式如下所示:

ASPSIM=
$$\frac{1}{N_1N_2}\sum_{i=1}^{N_1}\sum_{j=1}^{N_2}r_{ij}$$
 (18)

其中r_{ii}为原始影像和重建后多光谱影像之间 的相关系数,N₁,N₂分别为影像的行数与列数,

$$r_{ij} = \frac{\sum_{d=2}^{D} (x_{ij,d} - X_{ij}) (\hat{x}_{ij,d} - \hat{X}_{ij})}{\sqrt{\sum_{d=2}^{D} (x_{ij,d} - X_{ij})^{2}} \sqrt{\sum_{d=2}^{D} (\hat{x}_{ij,d} - \hat{X}_{ij})^{2}}}$$
(19)

D 为影像的波段数, $x_{i,j,d}$ 和 $x_{i,j,d}^{\wedge}$ 分别为原始参考 影像和重建后影像的像素值,X_{ii}和X_{ii}分别 d 波段 原始影像和重建后影像的像素值均值。

选择诊断波段来进行平均光谱相似度的计算, 结果如表2所示,可以看出,本文方法的平均光谱 相似度值最高,说明本文提出方法的重建结果与原 始影像的光谱信息更为相似,光谱保真度好。

从应用角度出发,选择明矾石与高岭土两种近 似矿物,其中,高岭石是典型粘土矿物:明矾石是常 见的硫酸盐矿物,二者光谱曲线形态相似、吸收位 置接近,只是局部细节光谱特征有差异,因此本文 将这两种近似矿物作为重建方法验证的目标矿物, 以分析不同重建方法下的光谱特征的变化。

Table 1 Objective evaluation results									
	原始影像	迭代反投影	凸集投影法	结构自适应归一化卷积	光谱保真约束的归一化卷积法				
峰值信噪比(无量纲)		32.43	36.37	35.01	42.33				
结构相似性(无量纲)		0.69	0.64	0.7	0.89				
空间频率(无量纲)	30.11	21.26	25.57	19.03	27.03				
信息熵(无量纲)	6.72	6.45	6.38	6.45	6.97				

表1 重建评价结果

表2 重建结果光谱保真度评价

 Table 2 The evaluation of spectral fidelity of reconstruction results

	迭代反投影	凸集投影法	归一化卷积	光谱保真约束归一化卷积法
平均光谱相似度(ASPSIM)(无量纲)	0.9038	0.9753	0.98492	0.99966

首先,将重建结果后矿物的光谱曲线与 USCS 光谱库中的光谱曲线进行匹配,分析不同重建光谱 与真实矿物光谱的差异。光谱匹配结果中四幅重建影 像高岭土和明矾石的光谱曲线在 2.16 µm、2.21 µm 处均有吸收特征,与光谱库中真实光谱曲线诊断波 段一致,但是曲线形态上存在差异,其中,原始影像 和本文方法重建后影像光谱曲线与 USGS 光谱库 中两种矿物的光谱曲线最为接近,而其他三种重建 方法结果影像矿物光谱曲线在2.01 µm 左右处与 矿物真实光谱曲线有明显差异(存在明显吸收谷)。 因此,本文重建方法较其他重建方法能更好保持矿物光谱特征。表3为目标矿物与光谱库中光谱曲线匹配程度分析,其中红色曲线为重建结果和原始影像的光谱曲线,白色曲线为USGS光谱库中参考光谱曲线。进而,本文进行目标矿物的提取实验,首先采用光谱角距离(SAD)对两种矿物的光谱差异性进行分析。

具体地,依据两类矿物的采样点分别计算两类 矿物光谱曲线的夹角,取平均值后视为两种目标矿 物之间的光谱角距离,计算方式如式(20)所示,其中



表3 目标矿物与光谱库中光谱曲线匹配程度分析

Table 3 Analysis of spectral curves between target minerals and spectral library

Г

n_b代表波段数,t是待分析的光谱,r为参考光谱。

$$a = \cos^{-1}\left[\frac{\sum_{i=1}^{n_{b}}}{\left(\sum_{i=1}^{n_{b}}t_{i}^{2}\right)^{\frac{1}{2}}\left(\sum_{i=1}^{n_{b}}r_{i}^{2}\right)^{\frac{1}{2}}}\right]$$
(20)

1

矿物可分性结果如表4所示。由表可以看出本 文重建结果与原始影像的可分性数值比较接近,且 对高岭土和明矾石的可分性数值大于其他三种方 法,对于矿物分类更有优势。

最后,采用光谱角距离制图法(SAM)进行矿物 提取,该方法通过计算一个像元光谱与一个参考光 谱之间的"角度"来确定它们二者之间的相似性,夹 角越小,两光谱越相似,属于同类地物的可能性越 大。目标矿物为高岭土和明矾石两大类,结果的局 部放大效果如图 4 所示。对不同重建方法进行分类

表 4 明矾石和高岭土类别可分度参量

Table 4 Class separability of alunite and kaolinite

	类间光谱角距离(无量纲)		
里廷坦木	Kaolinite+ Alunite		
原始影像	0.0672		
光谱保真约束归一化卷积法	0.0670		
结构自适应归一化卷积法	0.0665		
凸集投影法	0.0597		
迭代反投影法	0.0667		

精度评价,结果如表5所示。

由精度评价结果可以看出,凸集投影法重建结 果分类精度最低,其次为迭代反投影法,而本文所 提出的光谱保真约束的归一化卷积法的重建结果 分类精度较高。对分类结果图进行定性分析,可以

图4 矿物提取结果与参考图局部放大图

Fig. 4 Partial enlargement of mineral extraction result and reference image

Table5 Mineral extraction result accuracy evaluation							
	百払影偽	光谱保真约束的	归一化卷积法	凸集投影法	迭代反投影法		
	 「「「「」」「「」」「「」」「」」「」」「」」「」」「」」」「」」」「」」	归一化卷积法					
总体精度(%)	90.94	91.33	90.91	87.65	89.76		
Kappa 系数	0.8024	0.7993	0.7274	0.7531	0.7769		
制图精度(Kao)(%)	91.03	90.69	89.69	83.68	89.31		
制图精度(Alu)(%)	88.43	89.85	91.42	89.92	91.46		

表5 矿物提取结果精度评价表 . ..

看出本文提出方法影像分类后结果与原始影像分 类结果较为接近,结果相似度较高;而结构自适应 归一化卷积法重建影像的分类结果中,出现大部分 高岭土错分为明矾石的情况,且部分高岭土没有被 检测出来;迭代反投影分类结果中,错分情况不严 重,但仍存在高岭土被错分为明矾石的现象,且部 分明矾石没有被提取出来;凸集投影结果中,出现 了明矾石和其他混合物被大量错分为高岭土的现 象。由此可见,重建后图像的矿物提取结果相对原 始图像仅存在细微差异,在矿物提取的细节方面本 文提出的方法结果与原始数据最接近,说明采用光 谱角距离制图法进行分类时,两张图像上相同矿物 的光谱信息比较接近,不同矿物之间的区分度高, 即本文方法下重建结果的保真度比较好。

4 结论与展望

针对经典重建算法常忽略光谱保真度的情况, 本文提出了光谱保真约束的归一化卷积超分辨率 重建算法。通过增加光谱保真函数,综合考虑像素 的空间位置信息、局部结构信息,还顾及了邻域像 素与中心像素的光谱信息差异性,有效保持了重建 后图像的光谱特征。实验结果证明,光谱保真约束 的归一化卷积超分辨率重建算法不仅提高了重建 后图像的空间结构,减弱了边缘细节的锯齿效应, 而且在重建后图像光谱信息的保持度方面具有明 显优势。

参考文献:

- Akhtar N, Shafait F, Mian A. Bayesian sparse representation for hyperspectral image super resolution[C]. Computer Vision and Pattern Recognition. IEEE, 2015: 3631–3640.
- [2] Bioucas-Dias J M, Plaza A, Dobigeon N, Parente M, Du Q, Gader P, Chanussot J. Hyperspectral Unmixing Overview: Geometrical, Statistical, and Sparse Regression -Based Approaches [J]. IEEE Journal of Selected Topics in Applied Earth Observations & Remote Sensing, 2012, 5 (2):354-379.
- [3] Van der Meer F D, Van der Werff H M A, Van Ruitenbeek F J A, Hecker C A, Bakker W H, Noomen M F, van der Meijde M, Carranza E J M, Boudewijn de Smeth J, Woldai T. Multi –and hyperspectral geologic remote

sensing: A review [J]. International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation, 2012, 14(1): 112– 128.

- [4] 张玉香,高旭杨,王挺,张乐飞,杜博.一种基于背景自
 学习的高光谱图像生物信息提取方法 [J]. 计算机科学,
 2015, 42(4):292-296.
- [5] Dong C, Loy C C, He K, Tang X. Image super-resolution using deep convolutional networks[J]. IEEE Trans Pattern Anal Mach Intell, 2016, 38(2):295–307.
- [6] Kim J, Lee J K, Lee K M. Accurate Image Super Resolution Using Very Deep Convolutional Networks[C]. Computer Vision and Pattern Recognition. IEEE, 2016: 1646–1654.
- [7] Dai D X, Kroeger T, Timofte R, Gool L C. Metric imitation by manifold transfer for efficient vision applications [C]. Computer Vision and Pattern Recognition. IEEE, 2015: 3527–3536.
- [8] Su M, Zhong S H, Jiang J M. Transfer Learning Based on A+ for Image Super-Resolution [M]. Knowledge Science, Engineering and Management. Springer International Publishing, 2016:325–336.
- [9] Zhang D, He J Z. Hybrid sparse –representation –based approach to image super –resolution reconstruction [J]. Journal of Electronic Imaging, 2017, 26(2): 02308.
- [10] Takano T, Ono S, Matsushita Y, Kawasaki H, Ikeuchi K. Super resolution of fisheye images captured by on-vehicle camera for visibility support [C]. IEEE International Conference on Vehicular Electronics and Safety. IEEE, 2015:120-125.
- [11] Yaroslavsky L, Happonen A, Katyi Y. Signal discrete sinc –interpolation in DCT domain: fast algorithms [J]. SMMSP 2002, 2002: 07.09. 2002–08.09. 2002.
- [12] Anbarjafari G, Demirel H. Image Super Resolution Based on Interpolation of Wavelet Domain High Frequency Subbands and the Spatial Domain Input Image [J]. ETRI journal, 2010, 32(3): 390–394.
- [13] Ji H, Fermüller C. Wavelet –Based Super –Resolution Reconstruction: Theory and Algorithm [J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis & Machine Intelligence, 2009, 31(4):649–660.
- [14] Sun J, Xu Z B, Shum H Y. Image super-resolution using gradient profile prior [C]. IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR). Anchorage, AK: IEEE, 2008:1–8.
- [15] Irani M, Peleg S. Improving resolution by image

- [16] Shen H F, Zhang L P, Huang B, Li P X. A MAP approach for joint motion estimation, segmentation, and super resolution [J]. IEEE Transactions on Image Processing A Publication of the IEEE Signal Processing Society, 2007, 16(2):479–490.
- [17] Akgun T, Altunbasak Y, Mersereau R M. Super-resolution reconstruction of hyperspectral images [J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2005, 14 (11): 1860– 1875.
- [18] Zhang H Y, Zhang L P, Shen H F. A super-resolution reconstruction algorithm for hyperspectral images [J]. Signal Processing, 2012, 92(9): 2082–2096.
- [19] Guo Z H, Wittman T, Osher S. L1 unmixing and its application to hyperspectral image enhancement [C]. Algorithms and Technologies for Multispectral, Hyperspectral, and Ultraspectral Imagery XV. FL, USA: SPIE, 2009: 1–9.
- [20] Zhao Y Q, Yang J X, Zhang Q Y, Song L, Cheng Y M, Pan Q. Hyperspectral imagery super-resolution by sparse representation and spectral regularization [J]. EURASIP Journal on Advances in Signal Processing, 2011, 2011(1): 87.
- [21] Wei Q, Bioucas –Dias J, Dobigeon N, Tourneret J Y. Hyperspectral and multispectral image fusion based on a sparse representation[J]. IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, 2015, 53(7): 3658–3668.
- [22] 张良培, 李家艺. 高光谱图像稀疏信息处理综述与展望[J]. 遥感学报, 2016, 20(5): 1091 1101.
- [23] Elad M, Feuer A. Super –Resolution Restoration Of Continuous Image Sequence – Adaptive Filtering Approach [J]. Image Processing IEEE Transactions on,

1995, 8(3):387-395.

徐宏根等:光谱保真归一化卷积高光谱超分辨率重建方法

- [24] Knutsson H, Westin C F. Normalized and differential convolution[C]. Computer Vision and Pattern Recognition. IEEE, 1993: 515–523.
- [25] Pham T Q, Van Vliet L J, Schutte K. Robust fusion of irregularly sampled data using adaptive normalized convolution [J]. EURASIP Journal on Advances in Signal Processing, 2006, (1): 083268.
- [26] Casciola G, Montefusco L B, Morigi S. Edge-driven image interpolation using adaptive anisotropic radial basis functions[J]. Journal of Mathematical Imaging and Vision, 2010, 36 (2): 125-139.
- [27] Yang P, Tong X, Zheng X Z, Zheng J H, He Y. A gradient-based adaptive interpolation filter for multiple view synthesis [M]. Advances in multimedia information processing -PCM 2009.Berlin/ Heidelberg: Springer, 2009: 551-560.
- [28] Gong Y M, Zou X, Guo Y N, Dong Z. An experimental comparison of super-resolution reconstruction for image sequences [C]. Control Conference (CCC), 2016 35th Chinese. Chengdu, China: IEEE, 2016: 5044–5049.
- [29] Westin C F, Nordberg K, Knutsson H. On the equivalence of normalized convolution and normalized differential convolution[C]. Acoustics, Speech, and Signal Processing, 1994. ICASSP-94., 1994 IEEE International Conference on. IEEE, 1994: V/457–V/460 vol. 5.
- [30] Vandewalle P, Süsstrunk S, Vetterli M. A frequency domain approach to registration of aliased images with application to super-resolution [J]. EURASIP Journal on Advances in Signal Processing, 2006, 2006(1): 071459.
- [31] 潘宗序, 禹 晶, 肖创柏, 孙卫东.基于光谱相似性的高光 谱图像超分辨率算法 [J]. 自动化学报, 2014, 40(12): 2797-2807.