

文章编号:1007-2780(2018)04-0291-08

基于空谱联合和波段分类的高光谱压缩感知重构

黄元超, 王阿川*

(东北林业大学 信息与计算机工程学院, 黑龙江 哈尔滨 150040)

摘要: 卫星在获取地面信息时会受到大气、电磁波的干扰, 导致高光谱影像本身产生坏线和噪声。针对这一问题, 本文结合高光谱遥感影像的特性提出了一种基于空谱联合和波段分类的影像重构方法。首先, 根据噪声影响程度将影像波段分为坏线强干扰波段和非干扰低噪声波段; 其次, 对波段进行分组, 确定每组参考波段, 并对参考波段进行独立重构; 然后, 根据参考波段构建双模式空谱联合预测模型, 利用正则化交叉投影得到非参考波段重构影像; 最后, 对坏线强干扰波段, 先进行独立重构, 然后对重构影像进行小波分解, 通过高频校正得到了干扰波段最终重构影像。实验表明, 本文方法对重构高光谱影像的平均信噪比较传统方法提高了 1~2 dB。

关键词: 压缩感知; 复合正则; 空谱联合; 高频校正

中图分类号: TP751.1 **文献标识码:** A **doi:** 10.3788/YJYXS20183304.0291

Hyperspectral compressed perceptual reconstruction based on space spectrum combination and band classification

HUANG Yuan-chao, WANG A-chuan*

(College of Information and Computer Engineering,
Northeast Forestry University, Harbin 150040, China)

Abstract: Satellites are subject to the interference of the atmosphere and electromagnetic wave when obtaining ground information, resulting in the occurrence of bad lines and noise in the hyperspectral image itself. In response to this problem, this paper, taking the characteristics of hyperspectral remote sensing images into account, presents an image reconstruction method based on the combination of hyperspectral and band classification. Firstly, according to the level of noise, the image band is classified as two levels: strong interference band due to bad line and the non-interference low noise band. Secondly, the second level is divided into groups, and then the standard band is determined. The standard band is independently reconstructed and the dual-mode space spectrum joint prediction model is constructed referring to the standard band. The reconstruction image of non-reference band is obtained by cross-projection using the regularization theory. Finally, the strong interference band is

收稿日期: 2017-11-16; 修订日期: 2017-12-17.

基金项目: 黑龙江省自然科学基金资助项目 (No. C201414); 哈尔滨市优秀学科带头人基金项目 (No. 2014RFXJ040)

Supported by the Natural Science Foundation of Heilongjiang Province (No. C201414); Harbin Foundation for Good Leaders of Disciplines (No. 2014RFXJ040)

* 通信联系人, E-mail: wangcal1964@126.com

reconstructed independently and the reconstructed image is decomposed by wavelet transform, leading to the final image of the interference band by high-frequency correction. Experimental results show that the proposed method improves the average signal-to-noise ratio of the reconstructed image by about 1~2 dB compared with the traditional one.

Key words: compressive sense; compound regular; space combination; high frequency correction

1 引言

目前,随着空间卫星技术的发展,高光谱遥感技术逐渐成为了卫星获取地面信息的主要手段,广泛应用于地质勘探、军事、农业等方面。压缩感知技术实现了信号的低复杂度降维编码,解决了高光谱遥感影像大量数据传输和存储的问题^[1]。近年来,已有大量的重构算法被提出,文献[2]提出了一种基于线性滤波的遥感影像重构方法;文献[3]提出了一种分布式压缩采样重构方法;文献[4]结合复合正则理论框架提出了一种利用空间相关性及信号稀疏性的重构方法;文献[5]将信号由普通灰度值影像模型转换为线性混合模型,用端元和丰度的线性组合表示影像,大大降低了采样端的计算复杂度;文献[6]在采样端使用了自适应的训练字典,更有效且准确的对影像进行稀疏分解,提高了解码端重构的精准度。以上算法虽然在不同程度上对影像重构效果有一定的提升,但没有充分考虑影像本身空、谱相关性以及影像稀疏性三种先验信息。因此无法通过非干扰影像波段对干扰影像波段在采样时产生的误差进行校正,导致重构时出现误差传递和误差叠加。

为了在重构影像中充分利用影像本身的三种先验性信息,本文提出了一种基于空谱联合和波段分类的高光谱影像重构方法。首先根据坏线及噪声的影响程度,将影像波段分为坏线强干扰波段以及非干扰低噪声波段,非干扰低噪声波段根据谱间相关性进行分组,然后根据波段观测值的稀疏性选出参考波段,参考波段和坏线强干扰波段皆使用压缩采样匹配追踪(CoSaMP)方法进行独立重构。对于非参考波段,根据双模式空谱联合预测模型对非参考波段进行预测得到预估值,然后利用复合正则理论对参考波段进行残差重构修正。最后,对于坏线强干扰波段,采用小波分解的方法,利用已重构的非干扰低噪波段对干扰波段进行高频校正,去除噪声影响,从而得到最终重

构影像。实验表明,本文所提出的方法具有更好的重构效果。

2 相关理论概述

2.1 压缩感知原理

压缩感知技术是目前比较先进的一种信息采集技术,在采样的同时进行压缩,降低了存储以及传输数据的复杂度。其原理为如果一个信号在某个冗余字典集上是稀疏的,那么就可以采用一种非自适应线性的方式获取它的主要信息,然后通过求解一个最优化问题完成对原始信号的恢复重构^[7]。对于一个 $N \times 1$ 维信号 $\mathbf{x}$,可以使用一组 $N \times 1$ 维的正交向量基 $\boldsymbol{\Psi} = \{\varphi_i\}_{i=1}^N$ 来对信号进行稀疏分解如式(1):

$$\mathbf{x} = \boldsymbol{\Psi}\boldsymbol{\theta} = \sum_{i=1}^N \theta_i \varphi_i, \quad (1)$$

式中: $\boldsymbol{\theta}$ 为稀疏分解系数, $\boldsymbol{\theta}$ 在硬阈值限定下的有效信息数量如果小于等于 K ,则信号 $\mathbf{x}$ 是稀疏信号且稀疏度为 K ,一般硬阈值为无限接近 0 的正数。

稀疏分解之后需对原始信号进行降维采样,经典的观测矩阵有 Gauss 矩阵、Bernonlli 矩阵等^[8]。这里取 Gauss 矩阵为观测矩阵 $\boldsymbol{\Phi}$,则稀疏分解及观测过程为式(2):

$$\mathbf{y} = \boldsymbol{\Phi}\mathbf{x} = \boldsymbol{\Phi}\boldsymbol{\Psi}\boldsymbol{\theta}, \quad (2)$$

其中: $\mathbf{y}$ 是经过压缩采样之后的观测值, $\boldsymbol{\Psi}$ 为 $N \times N$ 维稀疏基, $\boldsymbol{\Phi}$ 为 $M \times N$ 维观测矩阵。对于式(2),将 $\boldsymbol{\Phi}$ 与 $\boldsymbol{\Psi}$ 的乘积合并为传感矩阵 $\boldsymbol{\Theta}$,从而将式(2)转变为式(3):

$$\mathbf{y} = \boldsymbol{\Theta}\boldsymbol{\theta}, \quad (3)$$

因此在信号稀疏的前提下,求解原始信号的问题就变成了一个求解最小范数的优化问题,如式(4):

$$\operatorname{argmin}_{\boldsymbol{\theta}} \|\boldsymbol{\theta}\|_0, \text{ s.t. } \mathbf{y} = \boldsymbol{\Theta}\boldsymbol{\theta}. \quad (4)$$

2.2 小波分析

小波分析是把影像分解为高频与低频两部

分,低频缓慢变化,是影像主信息部分;高频变化迅速,是影像的边缘特征,同时高频信息涵盖了影像噪声等干扰因素。小波分解过程如图1所示。

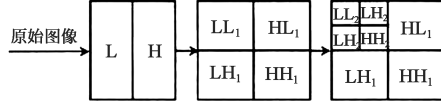


图1 小波分解图

Fig.1 Wavelet decomposition diagram

其中: L 表示低频, H 表示高频,每次分解都是对 LL 进行分解,它代表在垂直和水平方向皆为低频,包含了影像的主信息部分,其余分解块则是在垂直或水平方向为高频,对于噪声的处理即对高频系数进行校正。

3 波段分类及空谱联合预测重构模型

3.1 影像波段分类及参考波段的独立重构

3.1.1 影像波段分类

高光谱影像具有较高的空间分辨率和光谱分辨率,使得影像本身包含了几十乃至数百个波段^[9]。由于卫星采集影像时会受到大气、电磁波的干扰,导致高光谱遥感影像本身产生坏线和噪声。为了避免干扰波段在预测模型中自身误差的传递,本文将影像波段进行分类处理,通过观测值噪声所占比例进行判定,取30号波段为临界波段,将影像波段分为坏线强干扰波段和非干扰低噪声波段。波段分类如图2所示,(a)为干扰波段,(b)为非干扰波段。

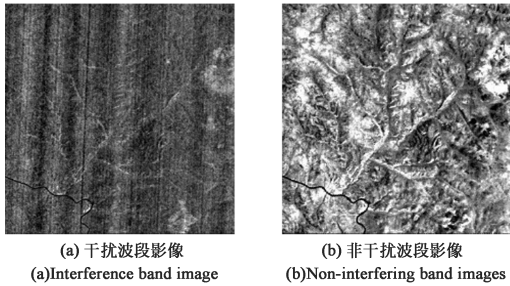


图2 波段分类图

Fig.2 Band classification chart

3.1.2 参考波段独立重构

由于干扰波段自身有效信息所占比例较低,使用预测模型会导致误差的传递;同时参考波段

在整个预测重构模型中是相对独立的,因此这两种波段皆采用压缩采样匹配追踪(CoSaMP)方法进行独立重构。压缩采样匹配追踪算法是正交匹配追踪算法的一种改进,主要是为了加快算法的收敛速度,对于正交匹配追踪(OMP)算法等较早提出的匹配追踪算法增加了对有效原子的筛选过程,不仅在精度上提高了,而且在整体算法的效率上也得到了很大的提升。参考波段独立重构效果如图3所示,(a)为原始影像,(b)为重构影像。

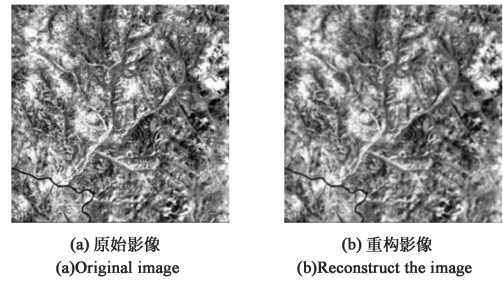


图3 独立重构图

Fig.3 Independent reconstruction diagram

3.2 非干扰低噪声波段分组及参考波段确立

3.2.1 非干扰波段分组

波段分组依据的是波段之间的强谱间相关性,将相关系数大于0.9的波段分到一组,因为当相关系数小于0.9时,使用其他波段预测目标波段时有可能引起信息干扰。在重构时获取到的已经是观测数据,通过证明可知高光谱影像的谱间相关性与高光谱影像观测数据的谱间相关性具有一致性^[10],因此可以通过观测数据的谱间相关性大小来确定波段分组的组成员。谱间相关性公式如式(5)所示:

$$R_{y_i, y_j} = \frac{y_i^T y_j - E y_i E y_j}{\sqrt{(y_i^T y_i - (E y_i)^2)(y_j^T y_j - (E y_j)^2)}}, \quad (5)$$

其中: y_i 、 y_j 分别为第*i*、*j*波段的观测值, $E y_i$ 、 $E y_j$ 分别为第*i*、*j*波段观测数据的期望值。

3.2.2 参考波段的确立

分完组之后根据观测数据的稀疏性确立参考波段。由于信号 x 本身是稀疏的,进行观测投影之后大部分数据为有效信息,因此这里设置阈值进行二次稀疏性判断,大于阈值的数据当作有效数据,小于阈值的数据暂时当作无效数据,通过计算统计出不同波段无效数据的数量记作观测数据

稀疏度,选择观测值稀疏度最小的波段当作每个组的参考波段。

3.3 非参考波段预测模型构建

参考波段记作 x' , 预测所得的数据记作 $\hat{x}$, 与目标非参考波段相邻的非参考波段记作 x_f 。当进行单向预测时,把参考波段与邻近非参考波段的相关系数记作 α ; 当进行双向预测时将参考波段的波段号记作 r , 目标非参考波段的波段号与参考波段的波段号差值记作 d 。

(1) 预测临近参考波段的非参考波段:

由于距离为 l , 参考波段与上下两个非参考波段具有强谱间相关性, 因此通过单向预测即直接利用相关系数与参考波段本身的原始数据的乘积去预测非参考波段, 预测模型如式(6):

$$\hat{x} = \alpha x' . \quad (6)$$

(2) 预测非邻近参考波段的非参考波段:

由于与参考波段的相关性较弱, 所以采用双向预测的方式进行预测。这种预测方式是根据波段距离所占比例进行预测的。参考波段与目标非参考波段距离为 d , 与目标非参考波段相邻的已重构非参考波段距离为 l , 目标非参考波段波段号为 r 。考虑目标非参考波段在参考波段上下方时情况不同, 取 r 与 d 差的绝对值 $|r-d|$, 因此参考波段距离所占比例为 $\frac{|r-d|}{|r-d|+l}$, 与非参考波段相邻波段距离所占比例为 $\frac{l}{|r-d|+l}$, 因此双向预测模型如式(7):

$$\hat{x} = \frac{|r-d|}{|r-d|+l} x_f + \frac{l}{|r-d|+l} x' . \quad (7)$$

3.4 非参考波段重构及高频校正

3.4.1 非参考波段重构理论分析

预测出非参考波段之后不能直接作为最终重构结果, 还需要通过观测值对非参考波段进行校正。校正参考波段主要利用交叉迭代的方式进行, 首先利用预测得到的非参考波段值进行观测投影得到观测值记作 $\hat{y}$, 则 $\hat{x}$ 与 $\hat{y}$ 的关系如式(8):

$$\hat{y} = \Phi \hat{x} , \quad (8)$$

这里 y 是非参考波段的实际观测值, 通过式(8)得到的非参考波段预测观测值与非参考波段的实际观测值求出当前观测值残差记作

Δy , 如式(9):

$$\Delta y = y - \hat{y} , \quad (9)$$

通过原始值残差修正原始值, 观测值残差与原始值残差关系如式(10):

$$\Delta y = y - \hat{y} = \Phi(x - \hat{x}) = \Phi \Delta x . \quad (10)$$

预测非参考波段结合了谱间相关性, 重构残差为了充分考虑先验信息使用结合空间相关性及稀疏性的复合正则理论进行重构。

重构完残差之后与迭代条件进行比较, 首先判断当前迭代次数是否为设定的最大迭代次数, 若满足则停止迭代, 若不满足, 则判断当前 Δx 是否小于设定的最小阈值 ϵ , 若小于则停止迭代, 否则进行下一步, 通过残差修正预测的原始值, 如式(11):

$$\hat{x} = \hat{x} + \Delta x , \quad (11)$$

修正完成之后返回式(8)继续迭代, 直到满足迭代条件, 此时预测值 $\hat{x}$ 即为信号进行最终的重构结果。

3.4.2 结合高光谱影像先验知识的复合正则重构算法

由于在预测模型中已经考虑了谱间相关性, 因此在重构时只需考虑空间相关性以及谱间稀疏性, 这里重构残差是由 Δy 来得到 Δx , 所以记 $Y = \Delta y$, 记 $X = \Delta x$, 记 i 为迭代次数, i 从 1 开始计数。根据高光谱影像的稀疏性构造正则项 $\|\Psi'X\|_2$, 根据空间相关性构造全变差正则项 $\|X\|_{tv}$, 因为全变差正则项考虑的是水平以及垂直的 DN 值梯度变化, 充分利用了空间像元之间的相似性信息, 构造正则化模型如式(12):

$$X = \underset{X}{\operatorname{argmin}} K_1 \|\Psi'X\|_1 + K_2 \|X\|_{TV} , \quad \text{s.t. } Y = \Phi X , \quad (12)$$

为了求正则模型(12), 进行以下变换:

首先将全变差范数最小化问题进行分解, 引入梯度因子 H, V , H 是水平梯度算子, V 是垂直梯度算子, 则全变差正则项可分解为: $\|X\|_{TV} = \|HX\|_1 + \|VX\|_1$, 式(12)就可改写为式(13):

$$X = \underset{X}{\operatorname{argmin}} K_1 \|\Psi'X\|_1 + K_2 (\|HX\|_1 + \|VX\|_1) , \text{s.t. } Y = \Phi X . \quad (13)$$

利用算子分解法将式(13)中添加辅助变量构成多个子问题的集合:

$$\begin{aligned} \mathbf{X} = \underset{\mathbf{X}, \mathbf{T}, \mathbf{Q}}{\operatorname{argmin}} & K_1 \|\Psi' \mathbf{T}\|_1 + \\ & K_2 (\|\mathbf{Q}_H\|_1 + \|\mathbf{Q}_V\|_1), \\ \text{s.t. } & \mathbf{Y} = \Phi \mathbf{X}, \mathbf{Q}_H = \mathbf{H} \mathbf{X}, \mathbf{Q}_V = \mathbf{V} \mathbf{X}, \mathbf{T} = \mathbf{X}. \end{aligned} \quad (14)$$

此时利用增广拉格朗日乘子法以增加二阶惩罚项的方式将约束优化问题转化为非约束优化问题,其中 $R = (R_1 + R_2)$ 为惩罚因子:

$$\begin{aligned} \mathbf{X} = \underset{\mathbf{X}, \mathbf{T}, \mathbf{Q}}{\operatorname{argmin}} & K_1 \|\Psi' \mathbf{T}\|_1 + \\ & K_2 (\|\mathbf{Q}_H\|_1 + \|\mathbf{Q}_V\|_1) + \frac{1}{2} \|\mathbf{Y} - \Phi \mathbf{X}\|^2 + \\ & R_1 (\|\mathbf{Q}_H - \mathbf{H} \mathbf{X}\|^2 + \|\mathbf{Q}_V - \mathbf{V} \mathbf{X}\|^2) + \\ & R_2 \|\mathbf{X} - \mathbf{T}\|^2, \end{aligned} \quad (15)$$

因此,复合正则重构具体步骤如下:

步骤1 初始化 $i=0$; $\mathbf{T}$ 为前一次 $\Delta \mathbf{x}$ 的重构值; $\mathbf{Q}_V$ 为前一次 $\Delta \mathbf{x}$ 重构值与垂直梯度因子的乘积; $\mathbf{Q}_H$ 为前一次 $\Delta \mathbf{x}$ 重构值与水平梯度因子的乘积

步骤2 联合重构 $\mathbf{X}$, 如式(16)、(17)所示:

$$\begin{aligned} \mathbf{X}^{(i+1)} &= \underset{\mathbf{X}}{\operatorname{argmin}} L(\mathbf{X}, \mathbf{T}, \mathbf{Q}, R), \quad (16) \\ \mathbf{X}^{(i+1)} &= \underset{\mathbf{X}}{\operatorname{argmin}} \|\mathbf{Y} - \Phi \mathbf{X}\|^2 + \\ & R_2 \|\mathbf{X} - \mathbf{T}^{(i)}\|^2 + \\ & R_1 (\|\mathbf{Q}_H - \mathbf{H} \mathbf{X}\|^2 + \|\mathbf{Q}_V - \mathbf{V} \mathbf{X}\|^2). \end{aligned} \quad (17)$$

步骤3 迭代求解 $\mathbf{T}$ 、 $\mathbf{Q}_V$ 、 $\mathbf{Q}_H$, 如式(18)、(19)、(20)所示:

$$\begin{aligned} \mathbf{T}^{(i+1)} &= \underset{\mathbf{T}}{\operatorname{argmin}} R_2 \|\mathbf{X}^{(i+1)} - \mathbf{T}\|^2 + \\ & K_1 \|\Psi' \mathbf{T}\|_1, \end{aligned} \quad (18)$$

$$\begin{aligned} \mathbf{Q}_V^{(i+1)} &= \underset{\mathbf{Q}_V}{\operatorname{argmin}} R_2 \|\mathbf{V} \mathbf{X}^{(i+1)} - \mathbf{Q}_V\|^2 + \\ & K_2 \|\mathbf{Q}_V\|_1, \end{aligned} \quad (19)$$

$$\begin{aligned} \mathbf{Q}_H^{(i+1)} &= \underset{\mathbf{Q}_H}{\operatorname{argmin}} R_2 \|\mathbf{H} \mathbf{X}^{(i+1)} - \mathbf{Q}_H\|^2 + \\ & K_2 \|\mathbf{Q}_H\|_1. \end{aligned} \quad (20)$$

步骤4 更新惩罚因子和迭代次数, $R_1 = 2R_1$, $R_2 = 2R_2$, $i = i + 1$;

步骤5 判断是否满足收敛条件,这里取 ϵ 为 0.005:

$$\frac{\sum [\mathbf{X}^{(i+1)} - \mathbf{X}^{(i)}]^2}{\sum [\mathbf{X}^{(i)}]^2} \leq \epsilon, \quad (21)$$

不满足条件转步骤2,满足条件停止迭代,此时 $\mathbf{X}$ 即为要重构的 $\Delta \mathbf{x}$ 的值。

3.4.3 小波分解及高频校正

先对坏线强干扰波段进行独立重构,然后通过

选择已重构的非干扰波段进行小波分解,统计出高频域的双向阈值用来判别干扰波段的噪音及坏线,选取双向阈值的原因是因为噪音属于高频而坏线属于低频,因此在两个方向进行判定出干扰波段高频域中的干扰系数,将双向阈值分别记作 ϵ_1 以及 ϵ_2 。当高频系数不在两个阈值范围的时候,利用邻域均值法对干扰系数进行校正,如式(22):

$$\hat{f} = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n f_i, \quad (22)$$

其中: n 为临近干扰高频系数的非干扰高频系数的总量, f_i 为非干扰高频系数, $\hat{f}$ 为受到干扰的高频系数。当末尾端干扰波段校正完成之后,根据强谱间相关性,利用此波段依次为前一个波段进行高频校正,当校正波段号为1时停止校正。

4 实验结果及分析

本文以黑龙江省大兴安岭塔河地区卫星获取的高光谱影像作为数据源,选择的数据是编号为1018393的高光谱遥感影像,该高光谱影像总共有115个波段,本文以波段号30为界限将整体波段分为坏线强干扰波段和非干扰低噪声波段。本文使用两种特征波段进行对比来验证本文算法相较于其他算法的优势。选取噪声影响比较明显的20波段以及波段位置偏后几乎不受噪声影像的78波段,如图4所示(a)为20波段,(b)为78波段。

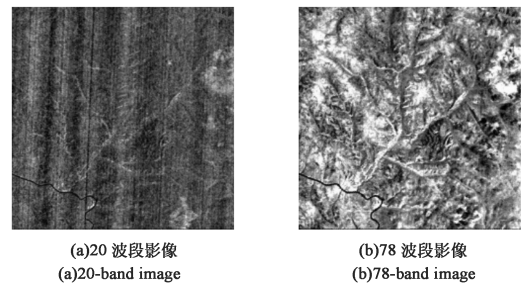


图4 两种特征波段的原始影像
Fig.4 Original image of the two characteristic bands

本文进行压缩采样时选取 Gauss 矩阵进行观测投影,采用 DCT 基作为稀疏分解的正交投影基。将本文方法与稀疏度自适应匹配追踪(SAMP)重构算法以及迭代软阈值(IST)法进行对比,IST 算法是追踪算法的一种改进,所以在理论上应该优于 SAMP 算法重构效果。实验结果

根据影像数据平均信噪比 (PSNR)^[11] 来进行比较,平均信噪比如式(23):

$$PSNR = 10 \times \lg\left(\frac{(2^n - 1)^2}{MSE}\right), \quad (23)$$

式中:MSE^[12]代表的是均方根误差,记 F 为原始影像第 n 个像素值, A 为经过处理之后影像的第 n 个像素值,那么 MSE 如式(24):

$$MSE = \frac{1}{mn} \sum_{i=0}^{m-1} \sum_{j=0}^{n-1} \|F(i, j) - A(i, j)\|^2. \quad (24)$$

本文给出了两种特征波段的原始影像及其重构之后的影像,如图 5 和图 6 所示。在图 5 中,(a)为 20 波段原始影像,(b)为 SAMP 算法重构图,(c)为 IST 算法重构图,(d)为本文算法重构图;在图 6 中,(a)为 78 波段原始影像,(b)为 SAMP 算法重构图,(c)为 IST 算法重构图,(d)为本文算法重构图。

根据重构效果可知本文提出的空谱联合波段分类重构算法的重构效果明显优于其它两种算法。

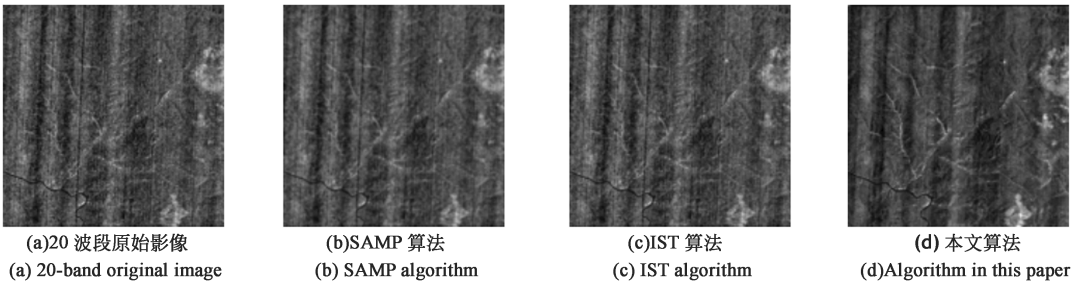


图 5 强干扰波段重构结果分析对比图
Fig.5 Analysis of strong interference band reconstruction results

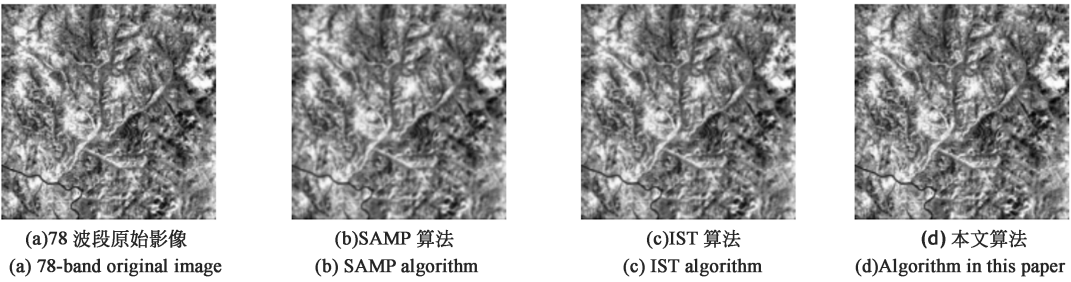


图 6 非干扰波段重构结果分析对比图
Fig.6 Non-interfering band reconstructed results analysis comparison chart

这里通过平均信噪比 (PSNR) 进行判定,取非干扰波段分组之后的某一组进行对比,不同算

法相同波段重构数据的 PSNR 如表 1 所示。通过表中对 PSNR 的对比分析可以得出,在

表 1 同一波段组不同算法重构 PSNR(单位: dB)
Tab.1 Band group different algorithm reconstruction PSNR (Unit: dB)

算法	影像波段						
	75	76	77	78	79	80	81
IST	31.52	31.79	28.96	28.25	28.19	29.72	30.51
SAMP	30.27	31.25	28.17	27.13	27.26	27.37	29.57
本文算法	32.11	32.64	30.75	31.28	31.45	32.58	32.18

相同采样率下本文算法的平均信噪比高于其他两种算法的。为了更直观体现出本文算法的效果,采用不同采样率对同一波段在3种算法下进行重构,比较重构之后的PSNR的大小,采样率采取连续的一段值0.5~0.9,重构波段分别采

用20、78波段。本文采用曲线的表现形式进行对比,其中横轴为采样率的值,纵轴为PSNR值的大小,曲线图如图7所示,其中(a)为干扰波段重构PSNR曲线图,(b)为非干扰波段重构PSNR曲线图。

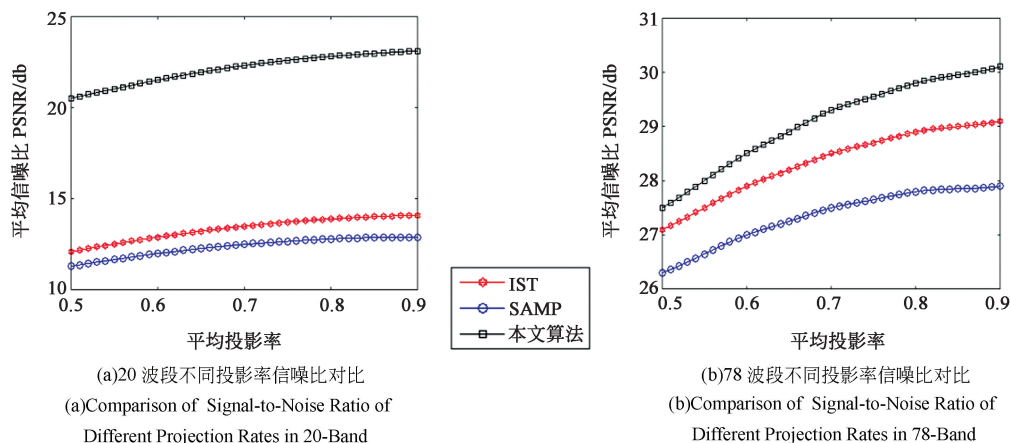


图7 干扰与非干扰波段重构 PSNR 对比曲线图

Fig.7 Interference and non-interference band reconstruction PSNR contrast curve

5 结 论

针对获取高光谱影像时产生干扰因素的问题,本文结合高光谱影像自身的特性,提出了一种基于空谱联合模型的波段分类高光谱影像重构方法。将波段分成强干扰和非干扰两种类型进行处

理,降低了误差产生几率,避免了空谱联合预测时误差的传递与叠加。结合谱间相关性进行预测,结合空间相关性以及稀疏性进行残差修正,充分利用了高光谱影像的先验性信息。通过实验结果可以看出,在噪音强干扰波重构效果明显优于其他两种算法。本文方法对重构高光谱影像的平均信噪比较传统方法提高了1~2 dB。

参 考 文 献:

- [1] YUL, WEI C, JIA J Y, *et al.* Compressive sensing for cluster structured sparse signals: variational Bayes approach [J]. *IET Signal Processing*, 2016, 10(7): 770-779.
- [2] SAABR, WANG R R, YILMAZ Ö. From compressed sensing to compressed bit-streams: practical encoders, tractable decoders [J]. *IEEE Transactions on Information Theory*, 2016, 99:1-1. (in press)
- [3] 柯洪昌,孙宏彬.图像序列的显著性目标区域检测方法[J].中国光学,2015,8(5):768-774.
KE H C, SUN H B. A saliency target area detection method of image sequence [J]. *Chinese Optics*, 2015, 8(5): 768-774. (in Chinese)
- [4] VEHKAPERÄ M, KABASHIMA Y, CHATTERJEE S. Analysis of regularized LS reconstruction and random matrix ensembles in compressed sensing [J]. *IEEE Transactions on Information Theory*, 2016, 62(4): 2100-2124.
- [5] 陈燕芹,段锦,祝勇,等.基于纹理特征的图像复杂度研究[J].中国光学,2015,8(3):407-414.
CHEN Y Q, DUAN J, ZHU Y, *et al.* Research on the image complexity based on texture features [J]. *Chinese Optics*, 2015, 8(3): 407-414. (in Chinese)
- [6] DAI W, MILENKOVIC O. Subspace pursuit for compressive sensing signal reconstruction [J]. *IEEE Transactions*

- on *Information Theory*, 2009, 55(5): 2230-2249.
- [7] 李尊, 苗同军. 基于 DWT-IRLS 的压缩感知图像融合[J]. *液晶与显示*, 2017, 32(1): 35-39.
LI Z, MIAO T J. Image fusion based on CS of DWT-IRLS [J]. *Chinese Journal of Liquid Crystals and Displays*, 2017, 32(1): 35-39. (in Chinese)
- [8] WANG B C, DAI L L, ZHANG Y, *et al.* Dynamic compressive sensing-based multi-user detection for uplink grant-free NOMA [J]. *IEEE Communications Letters*, 2016, 20(11): 2320-2323.
- [9] REEVES G, PFISTER H D. The replica-symmetric prediction for compressed sensing with Gaussian matrices is exact [C]//*Proceedings of IEEE International Symposium on Information Theory*. Barcelona, Spain: IEEE, 2016: 665-669.
- [10] GIRYES R, ELAD M. RIP-based near-oracle performance guarantees for SP, CoSaMP, and IHT [J]. *IEEE Transactions on Signal Processing*, 2012, 60(3): 1465-1468.
- [11] XUC, HUANG D Q, HAN W. Hyperspectral image compression and reconstruction based on compressed sensing [J]. *International Journal of Multimedia and Ubiquitous Engineering*, 2015, 10(2): 351-360.
- [12] CASTROR M, TÁNCZOS E. Adaptive compressed sensing for support recovery of structured sparse sets [J]. *IEEE Transactions on Information Theory*, 2017, 63(3): 1535-1554.

作者简介: 黄元超 (1993—), 男, 山西运城人, 硕士研究生, 主要从事高光谱遥感影像处理等方面的研究。E-mail: HyuanC9324@163.com
王阿川 (1964—), 男, 黑龙江哈尔滨人, 教授, 硕士生导师, 主要研究方向: 模式识别、计算机视觉、3S 技术等。E-mail: wangcal1964@126.com