

doi: 10.6046/gtzyyg.2017.02.09

引用格式: 陈洁, 杜磊, 李京, 等. 基于噪声白化的高光谱数据子空间维数算法[J]. 国土资源遥感, 2017, 29(2): 60-66. (Chen J, Du L, Li J, et al. Hyperspectral data subspace dimension algorithm based on noise whitening[J]. Remote Sensing for Land and Resources, 2017, 29(2): 60-66.)

# 基于噪声白化的高光谱数据子空间维数算法

陈洁<sup>1,2</sup>, 杜磊<sup>1</sup>, 李京<sup>1</sup>, 韩亚超<sup>1</sup>, 高子弘<sup>1</sup>

(1. 中国国土资源航空物探遥感中心, 北京 100083; 2. 中国科学院遥感与数字地球研究所, 北京 100101)

**摘要:** 高光谱影像数据的相邻波段间相关性较强, 信号与噪声共存, 根据最小二乘原理, 使观测数据与噪声的投影误差之和最小化的 HySime (hyperspectral signal identification by minimum error) 算法, 通过数据观测值减去噪声估计值后得到信号的估计值, 进而可以计算信号相关矩阵的估计值。该算法在准确估计噪声的情况下是可行的, 但实际上经光谱降维去相关后得到的各像元噪声估计值往往并不准确, 因此, 原始的 HySime 算法得到的结果可能并不理想。提出一种基于噪声白化的 HySime 改进算法, 它不必进行逐像元的噪声去除, 而是先对原始数据进行噪声白化处理, 然后准确获取噪声的协方差矩阵估计值, 再利用 HySime 算法进行信号相关矩阵计算, 实现了提高算法精度的目的。通过模拟和实验数据的验证, 改进的算法结果更准确稳定, 与经典的 NSP (noise subspace projection) 算法在不同情况下所得结果有很好的一致性, 通过引入噪声白化的过程, 提高了算法对非白噪声的适应性。

**关键词:** 高光谱降维; HySime; 噪声白化; 信号相关矩阵

**中图分类号:** TP 751.1 **文献标志码:** A **文章编号:** 1001-070X(2017)02-0060-07

## 0 引言

以小于 20 nm 光谱分辨率进行数据采集的高光谱数据的相邻波段间通常具有较强的相关性, 它们的 DN 值以及显示出来的视觉效果往往很相似。若把高光谱图像表达成一个矩阵, 矩阵的每一列代表其对应波段的光谱响应数据值, 可以通过对该矩阵进行一系列运算, 使得变化后的矩阵前若干列波段数据就可以表示原图像的大部分信息, 而后几列的数据则主要以噪声为主。通过这样的方法可以用低维数的数据代表高维数据, 减小了数据处理量的同时, 也抑制了噪声的影响。数据降维结果的好坏将直接影响到下一步端元提取算法的最终效果, 在数据降维的过程中, 如何选择合适的去相关方法和怎样准确确定所需低维数据的维数, 是 2 个重要的关键步骤。

经过多年的研究, 高光谱数据在去相关方面已有相对成熟和稳定的方法, 并已得到广泛应用。去相关变换, 就是去除高光谱数据波段间相关性的变换, 即变换后数据波段处于不同的维度空间, 代表数

据的矩阵列相互正交。主成分变换 (principal components analysis, PCA) 和最小噪声分离 (minimum-noise fractions, MNF) 是当今使用最频繁的两种去相关算法。PCA 变换就是通过一种基于 K-L 的线性变化, 它将原始图像矩阵中的变量变成一组不相关的随机变量, 并按照协方差大小顺序排列, 组成新的图像矩阵。一般情况下该矩阵第一个主成分含有所有波段中 80% 的方差信息。但 PCA 变换对噪声比较敏感, 即信息量大的主成分分量, 信噪比不一定高, 当某个信息量大的主成分中包含的噪声的方差大于信号的方差时, 该主成分分量形成的图像质量就差。因此, Andrew 等<sup>[1]</sup>提出了 MNF 变换, 该方法本质上是两次 PCA 的重叠运算, 变换后的数据向量相互正交, 第一分量集中了主要的信息, 与 PCA 变化不同的是向量按照信噪比大小排列, 从而克服了噪声对影像质量的影响。随后, James 等<sup>[2]</sup>提出了 NAPC 变换方法 (noise-adjusted principal component, NAPC), 一般认为 MNF 和 NAPC 算法等价, 称呼起来也一般将两者等同<sup>[3]</sup>。实际应用中, 往往按照 NAPC 方法的思路来实现。

但数据维数的确定方法还处在研究阶段。PCA

收稿日期: 2015-12-22; 修订日期: 2016-01-15

基金项目: 中国地质调查局地质调查项目“天山-北山重要成矿区带遥感调查”(编号: 121201003000150008)和“高光谱地质调查技术方法研究”(编号: 1212031513012)共同资助。

第一作者: 陈洁(1980-), 男, 高级工程师, 主要从事航空摄影技术方法、数据处理及遥感地质应用的研究。Email: 6592296@qq.com。

和 MNF 变换方法,在变换之后都有同一个问题需要解决,即“选取多少个主分量”,换句话说,就是低维数据究竟选多少维来代表高维数据才合适。实际应用中需要研究者根据个人经验进行选择,这使得维数的确定有很强的主观性和盲目性,而维数选取的正确与否,将直接影响后续处理的精度和数据分析,因此,选用适当的准则和方法确定最优的维数,对接下来的数据处理和分析有着重要意义。基于上述考虑,本文分析和梳理了常用的噪声白化处理方式和子空间维数确定方法,提出了一种以噪声白化为基础的高光谱数据子空间维数计算方法,然后利用该算法对模拟和实际数据进行维数计算,最后通过与不同的算法的对比来检验其稳定性和准确性。

## 1 噪声估算与白化

在各种因素的影响下,获取影像信息的同时不可避免地采集了噪声,而图像噪声的影响是不容忽视的,为此在对影像质量进行评估、解译、分析和应用之前,都需要进行噪声估算。目前,遥感影像噪声估计主要有3种方法:试验室法、暗电流法和图像法。试验室法和暗电流法都需要对图像有一定的先验知识,需要一系列复杂的精确测量,在实际应用中实现较难;图像法则利用遥感影像直接进行分析来估算噪声,因此该方法被广泛应用于图像的噪声估算<sup>[4]</sup>。针对高光谱影像,基于图像法进行噪声估算,主要利用了高光谱图像的不同类别和性质像元的空间域相关性和高光谱数据波段间的波段域相关性。

### 1.1 噪声估算

通过上述分析可知,高光谱数据相邻波段间往往具有很强的相关性,噪声估算的基本思想就以此为基础:多元线性回归算法的运用一方面可以消除波段间的相关性,另一方面可以将计算得到的波段残差作为噪声的估计。目前常用的方法有 Roger 提出的全图光谱维去相关法<sup>[5]</sup>,即对整个图像进行逐像元的噪声估计,计算噪声协方差矩阵并予以去除,认为其结果即为信号真实值。和 Roger 及 Arnold 提出的空间、光谱维去相关法(spectral and spatial decorrelation method, SSDC)<sup>[6]</sup>类似,SSDC 方法同样是在进行信号去相关处理的同时,计算信号残差值,并以此作为噪声估计进行去除,其优势在于它利用高光谱图像像元在相邻空间域和光谱域的相关性,受地物覆盖类型影响小,自动化程度高,无需人工干预,是目前较稳定的高光谱图像噪声评估方法

之一<sup>[7]</sup>。SSDC 方法实现步骤如下<sup>[8]</sup>:①首先需要对整个高光谱图像数据进行分块处理。数据分块要求数据块连续、均匀且相互不重叠。理论上分块越小则均一性越高、数据越独立,但为了使分块数据的回归分析结果具有一定的统计意义,数据块的大小一般推荐为 15 行×15 列;②求取对各数据块进行多元线性回归运算的回归参数,并计算噪声方差;③针对高光谱影像的任一波段,取所有均匀子块方差的均值作为该波段图像的噪声方差的最优估计。实际应用中,由于分块得到的子块并不总是均匀的,因此可以只选取其中合理的子集进行方差检验。子集的选取可以通过对方差进行排序,然后前后各去掉 15% 来实现。

### 1.2 噪声白化

噪声白化是指对噪声数据进行去相关,且噪声协方差被单位化的过程。若  $\mathbf{a}$  为  $m \times 1$  维随机向量序列(均值=0),则其协方差矩阵可表示为一个  $m \times m$  维的矩阵  $\mathbf{C}_a$ ,如果该协方差矩阵  $\mathbf{C}_a$  非奇异,且不为单位矩阵,则称随机向量  $\mathbf{a}$  为有色(或非白)随机向量。令协方差矩阵特征值分解为

$$\mathbf{C}_a = \mathbf{V}\mathbf{D}\mathbf{V}^T, \quad (1)$$

且

$$\mathbf{W} = \mathbf{V}\mathbf{D}^{-\frac{1}{2}}\mathbf{V}^T = \mathbf{C}_a^{-\frac{1}{2}}, \quad (2)$$

记变换

$$\mathbf{b} = \mathbf{W}\mathbf{a} = \mathbf{C}_a^{-\frac{1}{2}}\mathbf{a}, \quad (3)$$

则  $\mathbf{b}$  的协方差矩阵为单位矩阵  $\mathbf{I}$ ,即随机向量  $\mathbf{b}$  是标准白色随机向量,换言之,有色的随机向量  $\mathbf{a}$  经过线性变换  $\mathbf{W}\mathbf{a}$  后,变成了白色随机向量。一般将线性变换矩阵  $\mathbf{W}$  称为随机向量  $\mathbf{a}$  的白化矩阵。

通过研究发现,对于某一随机变量,能使其进行白化的变换矩阵并不是唯一存在的<sup>[9]</sup>,例如上述分析的  $\mathbf{W}$  矩阵和通常 MNF 变换中使用的白化矩阵

$$\mathbf{F}^T = (\mathbf{E} \wedge_n^{-1/2})^T. \quad (4)$$

都可以达到使  $\mathbf{a}$  白化的效果。进一步的研究显示,当采用不同的白化矩阵,所得的白化结果  $\mathbf{b}$  并不一样,以变换矩阵  $\mathbf{W}$  和  $\mathbf{F}^T$  为例进行如下实验说明:

取变量  $a_1, a_2$  和  $a_3$ ,其中  $a_1$  为  $N$  个  $m \times 1$  维服从均一分布的变量序列, $a_2$  为服从指数分布的随机变量序列和  $a_3$  为服从高斯分布的随机变量序列。第一步将  $a_1, a_2$  和  $a_3$  中心化,即减去均值;然后对  $a_1, a_2$  和  $a_3$  这 3 个变量采用白化矩阵  $\mathbf{W}$  和  $\mathbf{F}^T$  进行

变换,得到两组变换结果  $b_1^W, b_1^{F^T}, b_2^W, b_2^{F^T}$  以及  $b_3^W, b_3^{F^T}$ ; 通过分析比较  $a_1, b_1^W, b_1^{F^T}$  在各维的直方图,可以发现  $a_1$  与  $b_1^W$  的直方图一致,而  $b_1^{F^T}$  呈高斯分布,对于  $a_2, b_2^W, b_2^{F^T}$ ,同样如此。 $a_3, b_3^W, b_3^{F^T}$  都呈高斯分布。

通过以上实验和结果可知,虽然变换矩阵  $W$  和  $F^T$  都可以使随机变量  $a$  “白化”,但白化矩阵  $W$  的变换结果并不改变变量  $a$  原有的分布特征,而白化矩阵  $F^T$  则不论变量  $a$  原有的分布特征如何,变化后均呈高斯分布。在对高光谱数据进行处理时,通常会假设高光谱信号数据与噪声之间不相关,即噪声协方差矩阵为对角阵,因此当对高光谱观测数据进行白化时,建议采用噪声  $F^T$  作为其白化矩阵。

## 2 HySime 算法

José M. Bioucas - Dias (2008) [10] 根据最小二乘原理,提出了 HySime (hyperspectral signal identification by minimum error) 算法。HySime 是一种估算高光谱数据子空间维数的方法,该方法首先估计信号与噪声相关矩阵,然后选择以最小均方误差形式最优地表达信号子空间的特征向量子集。

假设观测值  $y$  由信号  $x$  和噪声  $n$  组成,用向量表示为  $y = x + n$ ,假设信号相关矩阵的估计值为  $\hat{R}_x$ ,并假设噪声的均值为 0,协方差为  $\hat{R}_n$ 。信号相关矩阵

$$\hat{R}_x = \frac{[\hat{x}_1, \dots, \hat{x}_N][\hat{x}_1, \dots, \hat{x}_N]^T}{N}, \quad (5)$$

特征值分解为

$$\hat{R}_x = E \Sigma E^T, \quad (6)$$

式中

$$E = [e_1, \dots, e_L] \quad (7)$$

所张成的  $L$  维空间可以分解为 2 个互相正交的子空间  $\langle E_k \rangle$  和  $\langle E_k \rangle^\perp$ ,对应的特征向量分别记为

$$E_k = [e_{i_1}, \dots, e_{i_k}], \quad (8)$$

$$E_k^\perp = [e_{i_{k+1}}, \dots, e_{i_L}]. \quad (9)$$

用于记录特征向量的排列顺序  $L$ ,即

$$L = \{i_1, i_2, \dots, i_L\}. \quad (10)$$

若子空间  $\langle E_k \rangle$  上的投影矩阵记为

$$U_k = E_k E_k^T, \quad (11)$$

则  $y$  在  $\langle E_k \rangle$  上的投影为

$$\hat{x}_k = U_k y, \quad (12)$$

将  $\hat{x}_k$  与信号真值  $x$  的均方误差  $mse(k)$ ,利用正交矩阵和投影矩阵的性质及矩阵迹的运算法则进行数学转化和表达,最终目的在于寻找满足信号子空间最佳估计准则的最优特征向量排列顺序  $L$  以及维数  $k$ ,使  $mse(k)$  最小化,即

$$(k, L) = \arg \min_{k,L} [tr(U_k^\perp R_y) + 2tr(U_k \hat{R}_n)], \quad (13)$$

式中: 第一项表示投影误差能量,随着  $k$  的增大,该项减小; 第二项表示噪声能量,随着  $k$  的增大,该项增大。

由于公式(11)和

$$U_k^\perp = I - U_k, \quad (14)$$

将式(13)进一步表示为

$$(k, L) = \arg \min_{k,L} \left[ c + \sum_{j=1}^k \left( \frac{-p_{i_j} + 2\sigma_{i_j}^2}{\delta_{i_j}} \right) \right], \quad (15)$$

式中:  $c$  为常数;  $p_{i_j}, \sigma_{i_j}^2$  是观测信号与噪声相关矩阵的二项式数学表达,即

$$\begin{cases} p_{i_j} = e_{i_j}^T R_y e_{i_j} \\ \sigma_{i_j}^2 = e_{i_j}^T \hat{R}_n e_{i_j} \end{cases}, \quad (16)$$

由此,式(15)等号右侧最小值的求取,只需找出  $\delta_{i_j}$  的所有负值即可,这样对应的  $(k, L)$  即为所求的值。

José M. Bioucas - Dias 在介绍 HySime 算法时,将端元数目估算过程与信号子空间的确定联系起来,通过该算法确定的子空间能最近似地表达原始数据信息,所以该子空间的维数等价于需要估算的端元数目。

## 3 算法改进

分析式(15)和式(16)可知,HySime 算法中,噪声相关矩阵的估算和信号相关矩阵的估算是非常重要的 2 个步骤,它们所对应的特征向量值计算也直接影响着最终的结果。在原始的 HySime 算法中,噪声估算采用的是逐像元的进行噪声估计的全图光谱维去相关法,得到每个像元的噪声估计值后,用原始数据观测值减去噪声估计值得到近似真实信号的估计值,进而可以计算信号相关矩阵的估计值。也就是说,原始 HySime 算法中处理噪声采取的策略是“去除”[11],该方法对于准确估计图像噪声的情况

下是可行的,但实际应用中,要对整幅图像的每个像元噪声值都进行精准估计的计算量和难度很大,而且往往不太可能真正实现,因此,利用原始 HySime 算法进行噪声估计和去除的结果精度可能并不

$$(\hat{\mathbf{R}}_x - \lambda \mathbf{I})\mathbf{x} = (\mathbf{R}_y - \hat{\mathbf{R}}_n - \lambda \mathbf{I})\mathbf{x} = [\mathbf{R}_y - (\sigma^2 + \lambda)\mathbf{I}]\mathbf{x} = 0。 \quad (17)$$

通过上式得解算可知,当噪声为白噪声,不论噪声大小如何变化,HySime 算法所求得特征向量保持不变,即特征向量所确定的子空间不随噪声的变化而变化。由此可见,若某一观测数据的噪声为有色噪声时,可以首先对其噪声进行白化变换,然后再利用 HySime 算法对数据进行噪声估计,从而消除该算法对噪声变化的影响,提高对噪声变化的适应能力。

对某一原始观测数据  $y$ ,若计算得到的噪声协方差矩阵估计值为  $\hat{\mathbf{R}}_n$ ,对其进行特征值分解,得到特征值和特征向量分别记为  $\Lambda_n$  和  $\mathbf{A}$ 。则可以利用矩阵

$$\mathbf{F} = \mathbf{A} \Lambda_n^{-1/2} \quad (18)$$

对数据进行噪声白化,将白化后的观测数据记为  $y_w$ ,并将  $y_w$  作为原始 Hysime 算法的输入数据,此时噪声为白噪声,所以其协方差矩阵为单位矩阵,即

$$\hat{\mathbf{R}}_{nw} = \mathbf{I}。 \quad (19)$$

观测数据相关矩阵记为  $\mathbf{R}_{yw}$ ,则信号相关矩阵为观测数据减去噪声数据,即

$$\hat{\mathbf{R}}_{xw} = \mathbf{R}_{yw} - \hat{\mathbf{R}}_{nw} = \mathbf{R}_{yw} - \mathbf{I}。 \quad (20)$$

接下来可按照 Hysime 算法进行,记  $\hat{\mathbf{R}}_{xw}$  的特征向量为  $\mathbf{E} = [e_1, \dots, e_L]$ ,此时由于

$$\sigma_{i_j}^2 = \mathbf{e}_{i_j}^T \hat{\mathbf{R}}_{nw} \mathbf{e}_{i_j} = 1, \quad (21)$$

故式(15)可表示为

$$(k, \mathbf{L}) = \arg \min_{k, \mathbf{L}} [c + \sum_{j=1}^k (2 - p_{i_j})], \quad (22)$$

即噪声白化之后,  $(2 - p_{i_j})$  的所有负值对应的  $(k, \mathbf{L})$  即为所求的子空间维数。

## 4 验证与分析

### 4.1 模拟数据实验

模拟数据是在已知的信号数据中人工添加噪声构成的。信号数据由若干端元波谱乘以各自对应的丰度得到,其中端元波谱从美国地质调查局(United States Geological Survey, USGS)光谱库中随机选择, 万方数据

理想。

假设一观测数据的噪声为白噪声,记噪声协方差矩阵为  $\hat{\mathbf{R}}_n = \sigma^2 \mathbf{I}$ ,则信号相关矩阵  $\hat{\mathbf{R}}_x$  的特征值  $\lambda$  及对应的特征向量  $\mathbf{x}$  满足

并将光谱曲线参照 AVIRIS 的响应函数和中心波长重采样到 224 个波段;丰度数据按照 Dirichlet 分布随机生成。选择 Dirichlet 分布的原因在于,它可以保证各端元的丰度值为非负且所有的丰度值相加和为 1,而且通过改变 Dirichlet 分布的参数,可以方便地改变各端元的分布形状,使得模拟数据的生成有很强的灵活性<sup>[13]</sup>。在获得信号数据之后,可以根据实验分析的需要加入一定量的噪声值以得到特定的信噪比数据。另外,为模拟真实的高光谱数据中不存在只含有某一种端元的纯像元情况,可通过设置最大丰度阈值  $\rho$  来控制像元“纯度”,即在得到服从 Dirichlet 分布的丰度样本后,根据需要对所得候选样本进行筛选。

模拟数据实验的目的主要有 2 个方面,一是对比不同情况下改进算法与原算法的计算结果,二是以 NSP(noise subspace projection)算法<sup>[14]</sup>作为参考,评价改进算法的优劣。NSP 方法只利用样本协方差矩阵或者相关矩阵的特征值估计端元数目,并且在样本数据量较少和缺少先验知识的情况下,仍能较好地进行端元估算,具有较好的稳定性和实用性。

实验策略如下:分别取 5, 10, 15, 20 为不同的端元数  $p$ ,端元丰度满足 Dirichlet 分布,构成信号数据,对以上 4 种信号数据分别加入一定量的噪音,使它们的信噪比 SNR 分别为 15 dB, 25 dB 和 35 dB,加入的噪声又分为白噪声和有色噪声,丰度阈值  $\rho$  取 1,上述每种组合都生成 100 组模拟数据,利用原始 Hysime 算法、改进的 Hysime 算法和 NSP 算法对上述数据进行测试。由于人工加入的噪声信号相对简单,所以噪声估算方法采用逐像元估算的全图光谱维去相关法。这里将虚警概率取值为  $10e-3$  和  $10e-4$  的 NSP 算法记为 NSP\_10e-3 和 NSP\_10e-4。针对每种参数组合下的 100 组模拟数据进行信号子空间估计,将计算结果的均值和标准差作为评价指标。将各种算法最接近端元真实值的均值,和最小的标准差用粗体字体标出,若这两个评价标准同时出现在同一个算法中,则表明该算法结果较其他算法更准确和稳定。所得结果如表 1 所示。

表 1 不同参数条件下不同算法所得结果的均值和方差比较

Tab.1 Comparison of mean and variance value of different algorithms with different parameters

信噪比	采用方法	噪声为白噪声				噪声为有色噪声				
		$p=5$	$p=10$	$p=15$	$p=20$	$p=5$	$p=10$	$p=15$	$p=20$	
15 dB	HySime	平均值	4.75	6.7	7.62	8.02	4.73	6.68	7.24	7.69
		标准差	0.435	0.659	0.749	0.568	0.51	0.777	0.78	0.615
	改进的 HySime	平均值	4.98	8.28	9.63	10.81	5	10	15	20.14
		标准差	0.141	0.712	0.706	0.631	0	0	0	0.899
	NSP_10e-3	平均值	4.95	8.13	9.67	11.01	5	10	15	20
		标准差	0.219	0.706	0.667	0.577	0	0	0	0
	NSP_10e-4	平均值	4.95	8.18	9.71	11.07	5	10	15	20
		标准差	0.219	0.702	0.686	0.573	0	0	0	0
25 dB	HySime	平均值	5	9.64	12.35	13.65	5	9.51	12.37	14.18
		标准差	0	0.482	0.845	0.657	0	0.577	0.872	0.821
	改进的 HySime	平均值	5	10	13.92	16.28	5	10	15	20
		标准差	0	0	0.598	0.653	0	0	0	0
	NSP_10e-3	平均值	5	9.94	13.73	16.32	5	10	15	20
		标准差	0	0.239	0.633	0.618	0	0	0	0
	NSP_10e-4	平均值	5	9.94	13.75	16.34	5	10	15	20
		标准差	0	0.239	0.626	0.623	0	0	0	0
35 dB	HySime	平均值	5	10	14.99	19.13	5	10	15	19.41
		标准差	0	0	0.1	0.506	0	0	0	0.621
	改进的 HySime	平均值	5	10	15	20	5	10	15	20
		标准差	0	0	0	0	0	0	0	0
	NSP_10e-3	平均值	5	10	15	19.89	4.99	10	15	20
		标准差	0	0	0	0.314	0.1	0	0	0
	NSP_10e-4	平均值	5	10	15	19.9	4.99	10	15	20
		标准差	0	0	0	0.302	0.1	0	0	0

通过表 1 的分析,可得出:①在大多数情况下,改进的 HySime 和 NSP 算法估算的子空间维数更接近真实端元数目,不同情况下该算法的稳定性也较高;②当噪声为白噪声时,改进的 HySime 与原始的 HySime 算法在不同参数条件下还具有一定程度的一致性,但噪声为有色噪声时,改进的算法在端元估计的准确性和稳定性上都要明显优于原算法;③改进的 Hysime 与 NSP 算法在不同参数条件下对端元的估算结果基本一致,这是因为两算法在确定最优子空间之前,都对原始数据的噪声进行了白化处理;④白噪声情况下,随着信噪比的增加,各算法对信号子空间维数估计的精度也随着提高。因为信噪比越高,信号对噪声的抑制能力越好,噪声对算法的影响也越小,这也从一个侧面说明了噪声估算和去除的重要性;⑤在低信噪比条件下,噪声为有色噪声时 Hysime\_White 与 NSP 算法所得结果与真实值吻合更好。因为当噪声趋向于单波段噪声时,噪声主要存在于图像的少数几个波段,此时噪声更容易与信号分离,因而估计的信号子空间也更准确。

4.2 真实数据实验

实验数据 1997 年 6 月采集的 Nevada 州 Cuprite 采矿区 AVIRIS 数据。该数据的 DN 值代表反射率,它含有 400 nm 至 2 500 nm 的 224 个波段,辐射分辨率 10 m,空间分辨率 20 m。通过初步分析,去掉

了由于水汽吸收和信噪比较低的波段,仅使用余下的 192 个波段。

图 1 为 USGS 发布的利用 AVIRIS 数据对 Cuprite 矿区的矿物填图结果。

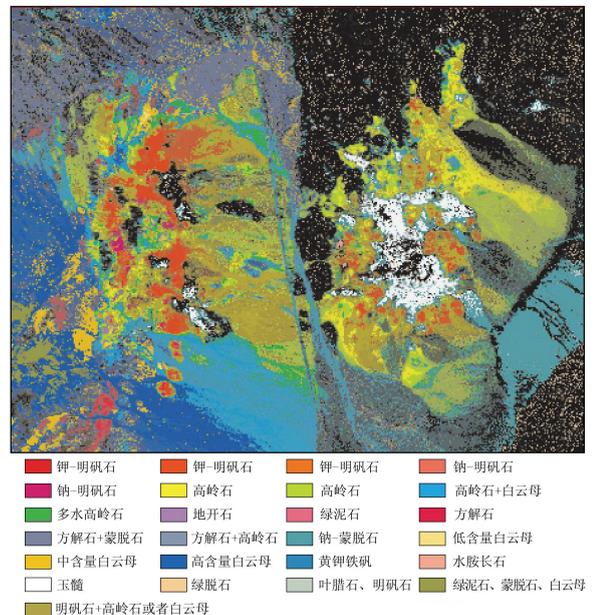


图 1 Cuprite 采矿区典型矿物分布图 (来源 USGS 网站)

Fig.1 Typical mineral distribution map in Cuprite mining area (from USGS website)

Cuprite 采矿区有详细的地面调查数据及背景资料。Gregg Swayze 等<sup>[15-16]</sup>利用 1990 年 AVIRIS

获取的数据,从中确定了 18 种矿物类型,并通过对实地采样样本的 X 射线衍射矿物类别分析,验证了分析结果;利用 1995 年 AVIRIS 获取的数据,分析了 25 种矿物的分布情况,并对 23 种矿物进行了矿物填图。

从上述已有研究的结果中可以总结出,对 Cuprite 采矿区进行“维数估算”所得结果大致在 18 ~ 30 之间<sup>[14-15]</sup>。本文使用与模拟数据相同的四种算法,即 HySime、改进 HySime、虚警概率值分别为  $10e-3$  和  $10e-4$  的 NSP 算法对该实验区域进行最优子空间估算,其中噪声估算分别采用全图光谱维去相关法和 SSDC 方法进行,所得结果如表 2 所示。

表 2 Cuprite 采矿区维数估算结果

Tab. 2 Hyperspectral dimension estimation in Cuprite mining area

噪声估算方法	维数估算方法			
	HySime	改进的 HySime	NSP_10e-3	NSP_10e-4
全图光谱维去相关法	20	27	27	27
SSDC 方法	-	26	26	26

表 2 中的维数估算结果为 26 和 27,与前人所估计的 18 - 30 维<sup>[14-15]</sup>有较好的一致性。同时也略大于 18 种和 25 种端元的结果,这是由于地物混合中非线性因素的影响、未知地物类型的存在以及光谱变异,得出的光谱维数估计值往往会大于实际的端元数<sup>[17]</sup>。

为了对本次维数估算结果的有效性进行评估,对 Cuprite 采矿区高光谱图像采用 MNF 变换,选择其结果的不同波段组合进行纯像元指数 (pure pixel index, PPI) 计算,投影的迭代次数设置为 20 000,阈值系数设置为 2,在结果中统计  $PPI > 1$  的像元数,结果如下表 3 所示:

表 3 不同参数下的 PPI 计算结果

Tab. 3 PPI calculation results with different parameters

选择的波段数	10	20	26	30	40	50
所得的像元数	639	874	1 003	1 060	1 176	1 355

PPI 越大说明拥有的纯像元可能性越大,光谱空间维的可分性越强。表中的数据说明,当波段数为 26 和 30 时,像元数目比较接近。通过查看 MNF 变化后的第 40 分量影像,其所含有的原影像信息已十分有限,主要体现为噪声。因此可以推断,经 MNF 变换后的影像主要信息大多集中在前 40 个波段中,随着波段数的增加,其所含有的噪声也随之增多,而此时选取前 26 和 30 个波段进行 PPI 的计算所得像元数目比较接近,说明前 26 和前 30 个波段子集已经可以对原始高光谱影像信息进行较完整地

表达,两个波段数下所得的像元数接近,两者具有较好的一致性。而波段数为 10 和 20 时,像元数较少,表明此时选择的波段子集过小,导致原影像信息表达得不完全。40 波段之后主要为噪声信息,40 和 50 波段数时像元数的增多可能是受噪声数据的影响。

为了进一步验证上述分析,选取上述 6 种情况下所得像元集合的交集,共得到 475 个像元。表明这 475 个像元在 6 种情况下都被标记为纯像元,它们受噪声影响较小,代表了最有可能成为端元的像元,记这一集合为  $\Phi$ 。光谱角表征的是未知光谱的响应曲线构成的  $N$  维空间矢量,与已知类别的光谱响应曲线构成的  $N$  维空间矢量之间的广义夹角,夹角越小说明越相似。因此,可以通过计算光谱角来分析上述 6 种情况中除去交集的 475 个像元,剩余的像元相对于集合  $\Phi$  的“独立性”,光谱夹角越大,表明像元越“独立”于集合  $\Phi$ ,像元属于纯净像元的可能性越高。上述 6 种情况下计算所得的光谱夹角的极大值中,波段数为 10 时夹角极大值最小,为  $2.756^\circ$ ; 波段数为 50 时夹角极大值最大,为  $4.188^\circ$ ,而波段数为 26 和 30 时,夹角极大值基本一致,为  $4.114^\circ$ ,且与其他波段数的夹角极大值有明显区别。这表明维数估算方法得到的信号子空间能很好地表达信息,也表明估算得到的维数应用于数据分析是有效的。

## 5 结论

1) 改进的 HySime 维数估算算法,不需要逐像元地进行噪声估算,一方面减少了计算量、提高了解算效率;另一方面,消除了因噪声估算不准确带来的误差效果,提高了结果精度。

2) 改进的 HySime 维数估算算法不依赖于噪声均值为零的假设条件,使原算法有了进一步的普适性,针对白化和有色噪声数据,都能获得接近真实维数值结果。

3) 噪声估计在实际的高光谱数据处理和分析中占有重要作用,不论噪声为白色或有色的,对它的准确估计和消除,都会显著提高高光谱数据的解译精度。

## 参考文献 (References):

- [1] Green A A, Berman M, Switzer P, et al. A transformation for ordering multispectral data in terms of image quality with implications for noise removal [J]. IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, 1988, 26(1): 65 - 74.
- [2] Lee J B, Woodyatt A S, Berman M. Enhancement of high spectral resolution remote - sensing data by a noise - adjusted principal components transform [J]. IEEE Transactions on Geoscience and

- Remote Sensing, 1990, 28(3):295-304.
- [3] Chang C I, Du Q. Interference and noise - adjusted principal components analysis [J]. IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, 1999, 37(5):2387-2396.
- [4] 张兵, 高连如. 高光谱图像分类与目标探测[M]. 北京: 科学出版社, 2011.  
Zhang B, Gao L R. Hyperspectral Image Classification and Target Detection [M]. Beijing: Science Press, 2011.
- [5] Roger R E. Principal components transform with simple, automatic noise adjustment [J]. International Journal of Remote Sensing, 1996, 17(14):2719-2727.
- [6] Roger R E, Arnold J F. Reliably estimating the noise in AVIRIS hyperspectral images [J]. International Journal of Remote Sensing, 1996, 17(10):1951-1962.
- [7] 洪波. 高光谱遥感图像信噪比估算方法研究[D]. 北京: 中国科学院大学, 2013.  
Hong B. Study on Methods for SNR Estimation of Hyperspectral Remote Sensing Images [D]. Beijing: University of Chinese Academy of Sciences, 2013.
- [8] 高连如. 高光谱遥感目标探测中的信息增强与特征提取研究[D]. 北京: 中国科学院遥感应用研究所, 2007.  
Gao L R. Research on Information Enhancement and Feature Extraction in Hyperspectral Remote Sensing Object Detection [D]. Beijing: Institute of Remote Sensing and Digital Earth, Chinese Academy of Sciences, 2007.
- [9] Chang C I, Du Q. Estimation of number of spectrally distinct signal sources in hyperspectral imagery [J]. IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, 2004, 42(3):608-619.
- [10] Bioucas - Dias J M, Nascimento J M P. Hyperspectral subspace identification [J]. IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, 2008, 46(8):2435-2445.
- [11] Eldar Y C, Oppenheim A V. MMSE whitening and subspace whitening [J]. IEEE Transactions on Information Theory, 2003, 49(7):1846-1851.
- [12] Cawse K, Robin A, Sears M. The effect of noise whitening on methods for determining the intrinsic dimension of a hyperspectral image [C]//Proceedings of the 3rd Workshop on Hyperspectral Image and Signal Processing: Evolution in Remote Sensing. Lisbon, Portugal; IEEE Computer Society, 2011.
- [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] Chang C I, Du Q. Noise subspace projection approaches to determination of intrinsic dimensionality of hyperspectral imagery [C]//Proceedings of the SPIE 3871, Image and Signal Processing for Remote Sensing V. Florence, Italy; SPIE, 1999:34-44.
- [15] Swayze G, Clark R N, Kruse F, et al. Ground - truthing AVIRIS mineral mapping at Cuprite, Nevada [C]//Summaries of the Third Annual JPL Airborne Geoscience Workshop. Denver, CO: JPL Publication, 1992:47-49.
- [16] Swayze G A. The Hydrothermal and Structural History of the Cuprite Mining District, Southwestern Nevada: An Integrated Geological and Geophysical Approach [D]. Boulder, Colorado: University of Colorado, 1997.
- [17] Chang C I, Xiong W, Liu W M, et al. Linear spectral mixture analysis based approaches to estimation of virtual dimensionality in hyperspectral imagery [J]. IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, 2010, 48(11):3960-3979.

## Hyperspectral data subspace dimension algorithm based on noise whitening

CHEN Jie<sup>1,2</sup>, DU Lei<sup>1</sup>, LI Jing<sup>1</sup>, HAN Yachao<sup>1</sup>, GAO Zihong<sup>1</sup>

(1. China Aero Geophysical Survey and Remote Sensing Center for Land and Resources, Beijing 100083, China;

2. Institute of Remote Sensing and Digital Earth, Chinese Academy of Sciences, Beijing 100101, China)

**Abstract:** The correlation between adjacent bands of hyperspectral image data is relatively strong. However, signal coexists with noise. The HySime (hyperspectral signal identification by minimum error) algorithm which is based on the principle of least squares is designed to calculate the estimated noise value and the estimated signal correlation matrix value. The algorithm is effective with accurate noise value but ineffective with estimated noise value obtained from spectral dimension reduction and decorrelation process. This paper proposes an improved HySime algorithm based on noise whitening process. Instead of removing noise pixel by pixel, the algorithm carries out the noise whitening process on the original data first, obtains the noise covariance matrix estimated value accurately, and uses the HySime algorithm to calculate the signal correlation matrix value so as to improve the precision of the resultant value. Simulation and experiment have reached some conclusions: Firstly, the improved HySime algorithm is more accurate and stable than the original HySime algorithm; Secondly, the improved HySime algorithm results have better consistency under different conditions compared with the classic NSP (noise subspace the projection) algorithm; Finally, the improved HySime algorithm improves the adaptability of non-white data noise with the noise whitening process.

**Keywords:** Hyperspectral dimension reduction; HySime; noise whitening; signal correlation matrix