

基于 ISOMAP 的高光谱遥感数据的降维与分类

丁 玲^{1,2}, 唐 婷¹, 李宏益¹

(1.中国科学院遥感与数字地球研究所,北京 100094; 2.中国科学院大学,北京 100049)

摘 要: 为挖掘高光谱遥感数据内在的非线性结构特性,采用全局化流形学习算法等距特征映射 (ISOMAP) 对高光谱遥感数据进行非线性降维,并取得了优于常用的最小噪声分离 (MNF) 变换方法的结果,具有更好的数据压缩性能。将光谱角相似性度量方法用于 ISOMAP 算法,取得良好的降维效果。通过把 ISOMAP 降维算法和 k-最邻近分类器相结合对降维后子空间特征进行分类,实验表明: ISOMAP 利用较少的特征维数获得比 MNF 更高的分类精度,并达到较高稳定的分类精度,尤其对难以区分、光谱相似的两类别问题,ISOMAP 的特征维数能够有效的提高两类别的可分性。

关键词: 流形学习; 等距特征映射; 特征提取; 高光谱遥感数据分类

中图分类号: TP751.1 **文献标志码:** A **文章编号:** 1007-2276(2013)10-2707-05

Dimensionality reduction and classification for hyperspectral remote sensing data using ISOMAP

Ding Ling^{1,2}, Tang Ping¹, Li Hongyi¹

(1. Institute of Remote Sensing and Digital Earth, Chinese Academy of Sciences, Beijing 100094, China;

2. University of Chinese Academy of Sciences, Beijing 100049, China)

Abstract: In order to address intrinsic nonlinearities of hyperspectral remote sensing data, isometric feature mapping (ISOMAP) is the most widely utilized global manifold learning approach for nonlinear dimensionality reduction. In this paper, it was employed to extract the inherent manifold of hyperspectral data and the experimental results show that ISOMAP provides a significantly more compact feature representation of hyperspectral data than the minimum noise fraction (MNF) transform. Considering the spectral information of hyperspectral data, spectral angle (SA) was applied to derive the neighborhood distances in ISOMAP algorithm, and the result was better. Extracted subspace features via ISOMAP algorithm were also implemented in conjunction with k Nearest Neighbor (kNN) classifier for classification. Experimental results show ISOMAP achieves higher classification accuracies than MNF transform, but with much smaller dimensionality. Especially, ISOMAP provides better discrimination for spectrally similar classes.

Key words: manifold learning; isometric feature mapping; feature extraction; hyperspectral remote sensing data classification

收稿日期: 2013-02-05; 修订日期: 2013-03-07

基金项目: 国家 863 计划(2012AA12A304)

作者简介: 丁玲(1983-), 女, 博士, 主要从事遥感图像处理 and 机器学习方面的研究。Email: xiaodingdj@126.com

0 引言

高光谱遥感数据图谱一体化、波段多、数据量大、存在数据冗余和维数灾难问题,造成图像传输和存储等方面困难,并且给传统的多遥感图像处理算法提出挑战^[1]。参考文献[2]指出高维空间的高光谱数据的信息主要集中在低维空间,最大保持高维重要信息的前提下降低高光谱数据的维数对于遥感处理来说非常重要。降维是解决这个问题的有效方法,它能够找出高维数据中所隐藏的低维结构,最大保留有意义的信息,进而提高后续数据分析的准确度^[3]。目前,常用的降维方法大致分为两类:线性降维和非线性降维。线性降维方法是在不同优化准则之下寻求最佳线性模型的方法^[3]。但是,高光谱数据具有非线性特性,流形学习是近年来提出的一类非线性降维方法,它能够更好的挖掘高光谱数据的非线性结构,提高数据的分析性能,分为全局算法和局部算法^[4],全局算法保持全局数据之间的相似性关系,例如等距特征映射,该算法求得的低维流形可以保持原数据中以测地线距离表示的相似性关系;局部算法是在低维流形中,保持原数据的局部几何结构,并通过保持各个相互重叠的局部结构来恢复整体数据结构,例如局部线性嵌入,拉普拉斯特征映射,局部切空间排列算法等,其中,等距特征映射和局部线性嵌入是两种最具有代表性且得到广泛的应用。

文中采用全局的等距特征映射(ISOMAP)算法^[5],结合高光谱遥感数据内在的特性,对高光谱遥感数据进行降维,力求保持数据点的内在几何性质,同时将 ISOMAP 应用于高光谱遥感数据分析中,以观察降维数据是否具有更好的类别可分性,从而更好理解流形学习算法对高光谱遥感数据分类的作用,以及高光谱遥感数据在低维子空间流形域的数据特性。

1 高光谱遥感数据的非线性结构

高光谱遥感数据具有内在的非线性特性,主要来自“双向反射分布函数效应”,非线性源主要包括地面散射的非线性、植被复杂的能量散射和水体的非线性能量衰减造成非线性性等^[6-7]。线性降维无法表征高光谱遥感数据的非线性特性,而流形学习算法可以找出高维数据中所隐藏的低维流形结构,

该低维流形能够表示数据的本征结构和非线性特性。将流形学习算法应用于高光谱图像分析,在降维的同时可以更好的挖掘数据的非线性信息特性。图 1 为高光谱遥感数据流形坐标系统概念视图,其中,图 1(b)是图 1(a)黑色方框的子图像三波段(R:50(860.28 nm); G: 26(646.72 nm); B:16(547.60 nm))绘制的散列点图,可以清楚看到这三个波段具有的非线性结构。在流形坐标系统下,两点间距离沿着流形线测量(测地距离),而不是欧氏距离。

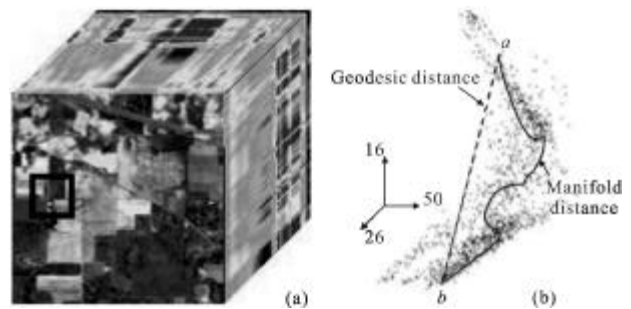


图 1 流形坐标系统概念图

Fig.1 Conceptual view of manifold coordinate system

2 ISOMAP 算法描述及其距离度量改进

ISOMAP 是 Tenenbaum^[5]在 2000 年提出的一种全局流形学习算法,基本思想是假设高维空间数据分布在一个低维嵌入流形结构中,通过保持数据间的测地距离不变,进而保留了数据全局几何分布结构,并获得嵌入在高维空间的低维空间的表示。算法分为以下三个步骤。

首先,构建数据邻域图 G :依据数据间相似性度量 $d_e(x_i, x_j)$,对每个点 X ,构造其近邻点的邻域图 G 。

其次,计算测地线距离 D_G :计算图 G 中,每个点与其非近邻点间的测地距离,采用 Dijkstra 最短路径方法计算邻域图 G 上两点间的最短路径 $d_G(x_i, x_j)$ 近似流形 M 上的测地距离 $d_M(x_p, x_q)$,得到近似测地线距离矩阵 D_G 。

最后,构造低维嵌入 Y :在测地距离阵 D_G 上,利用多尺度变换获得低维空间的降维数据。

ISOMAP 算法高效、简单、参数少等特点,只需要确定样本本征维 d ,近邻点 k 。一般采用 ϵ 邻域或 k 邻域确定近邻点,欧式距离为常用距离度量方式。但对于高光谱遥感数据来说,光谱角是针对地物光谱波形相似性的一种度量,对乘性干扰具有良好的抗

干扰性,能够减弱光照度等影响。因此,文中将光谱角度量指标来代替传统的欧氏距离,与测地距离相结合,应用到 ISOMAP 算法。

3 实验部分

3.1 数据描述

实验数据是在美国印地安那州的农业地区获取的 220 波段的 AVIRIS 高光谱图像,其空间分辨率是 25 m,波长范围为 400~2500 nm。去除水汽吸收波段和信噪比低的波段后,保留了 200 个波段进行分析。该区域具有比较规整的几何形状。如图 2 和图 3 分别为实验选择的两个子区域的彩色图和地面真实参考图,图例括弧内为每类地物的样本数,两区域都包含 40×40 pixel。其中在第一个区域中两类(C2:corn-min, C9:soybeans-clean)光谱最相似如图 2(c),较难区分。

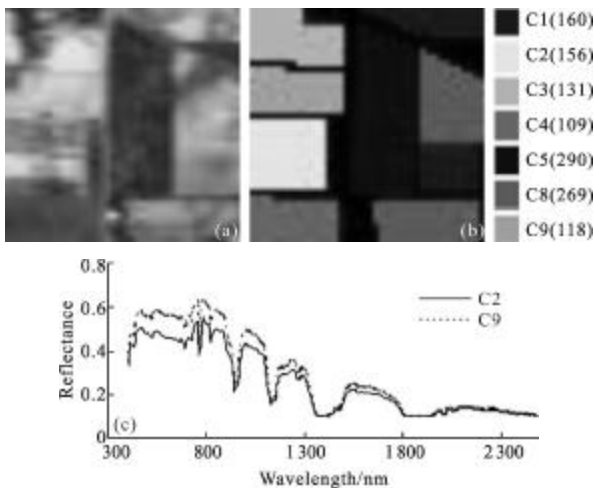


图 2 第一子区域彩色图(RGB 波段分别为 50,26,16),地面真实参考图和类别 C2 和 C9 光谱反射曲线

Fig.2 First RGB image subset(channels 50, 26, 16 for RGB), ground-truth reference map and spectral reflectance of C2 and C9

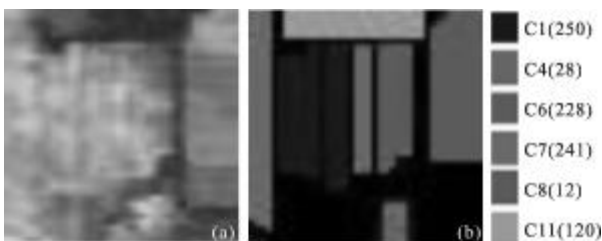


图 3 第二子区域彩色图(RGB 波段分别为 50, 26, 16)和地面真实参考图

Fig.3 Second RGB image subset (channels 50, 26, 16 for RGB) and the ground-truth reference map

3.2 ISOMAP 降维结果比较分析

最小噪声分离(MNF)^[9]是一种常用的高光谱遥感数据线性降维方法,其本质上是两次层叠的主成份变换。利用 MNF 变换作为线性降维方法来进行实验的对比分析。实验研究中,近邻点 k 的大小是通过残差方法^[9]来选择的,求得 k=10;同时,采用欧式距离(ED)和光谱角(SA)两种相似性度量计算查找近邻点。

对选择的两个子图像区域,图 4 通过对 MNF 和采用 ED 和 SA 的 ISOMAP 的规则化特征谱,即特征值/第 1 个特征值进行比较,可以看出,ISOMAP 的规则化特征谱在最前 5~10 个 ISOMAP 成分下降了两个数量级,而 MNF 比 ISOMAP 多几倍的成分才能达到相同的标准,说明 ISOMAP 在信息量保持上优于 MNF;使用 SA 计算查找近邻点的 ISOMAP 方法在规则化特征值上优于欧式距离的方法。

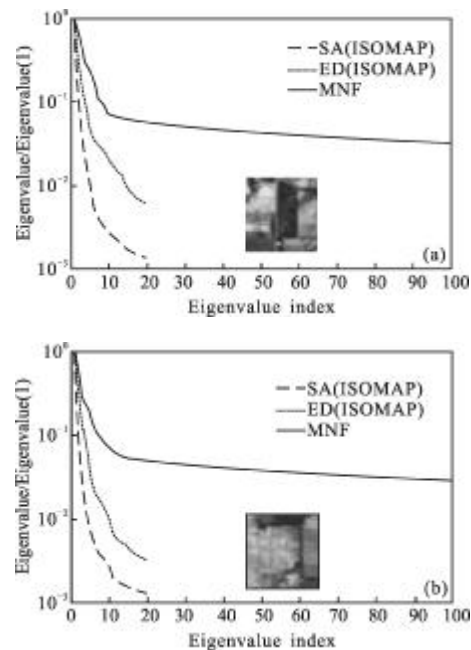


图 4 MNF 方法与 ISOMAP 的规则化谱的比较图

Fig.4 Normalized eigenspectra comparing MNF to ISOMAP

图 5 与图 6 中,图(a)为 ISOMAP1-2-3 分量合成 RGB 图像,图(b)为 ISOMAP 4-5-6 分量合成 RGB 图像,图(c)为 MNF1-2-3 分量合成 RGB 图像,图(d)为 ISOMAP 6-5-4 分量合成 RGB 图像。从图 5 和图 6 的比较可以看出,利用 SA 计算邻域的 ISOMAP 降维后得到的前三个分量合成的特征图像更清楚,平滑,细节更丰富。同时,也说明 ISOMAP 的降维结果的信息量主要集中在前 3 个分量。MNF 变换降维后

的图像在前 6 个分量上信息递减变化不明显。同时也说明 ISOMAP 比 MNF 变换对高光谱数据具有更好的数据压缩性。因此,由于高光谱数据存在固有的非线性特性,线性降维可以丢失数据某些重要的非线性信息,流形学习可以更好地揭示高光谱数据的本征结构和非线性特性,为了使降维后得到的数据损失最小,则应用流形学习算法进行高光谱遥感数据降维可以提高数据分析的准确度。

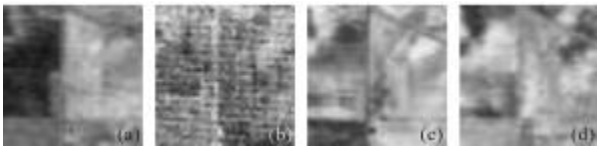


图 5 第一个子区域的 ISOMAP 和 MNF 的结果图,采用 SA 距离度量

Fig.5 Results image of ISOMAP and MNF using SA as neighborhood distance metric for the first image subset

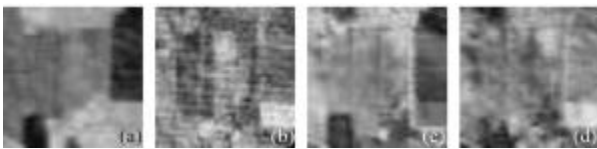


图 6 第二个子区域的 ISOMAP 和 MNF 的结果图,采用 SA 距离度量

Fig.6 Results image of ISOMAP and MNF using SA as neighborhood distance metric for the second image subset

3.3 基于 ISOMAP 算法的高光谱遥感数据分类分析

实验分析和比较了 ISOMAP 和 MNF 降维算法对高光谱遥感数据分类的作用。主要思想为先把所有类别样本进行 ISOMAP 降维,对降维后子空间的特征数据,然后利用分类器进行分类。分类器采用 k 近邻分类器(kNN),其中取 k=1。每类随机选取30%为训练数据,70%为测试数据。通过上述降维分析,对于 ISOMAP 算法中的近邻点选择采用 SA 相似度量方式,以减弱光照等影响。由于降维后的光谱数据失去光谱角度度量的物理意义,因此,对于在降维后的子空间的 1NN 分类器,采用欧式距离选择近邻。同时,采用 ED 与 SA 距离度量对原高光谱数据进行 1NN 分类对比,分别表示为 1NN-ED 和 1NN-SA,以分析 SA 度量对原高光谱数据的作用。

图 7 显示了 ISOMAP 算法在不同样本集选择下,不同 k 值选择的情况下的分类结果曲线图,并与 MNF,1NN-ED 和 1NN-SA 作比较。图 7 中,图(a)为

数据 C2 与 C9 分类精度曲线图,图(b)为第一子区域所有类别数据分类精度曲线图,图(c)为第二子区域所有类别数据分类精度曲线图,图(d)数据 C2 与 C9 的 ISOMAP 前两维结果图,从图 7 可以观测到,无论两类或是多类的分类,随着维数的增加,分类精度提高;ISOMAP 随着维度的增加,分类精度趋于稳定,且有明显的拐点。ISOMAP 比 MNF、1NN-ED 和 1NN-SA 具有较好的分类精度;1NN-SA 总是优于 1NN-ED,表明了 SA 是一种更好的高光谱遥感数据近邻点间相似性度量的方法。对于光谱相似的两类地物,ISOMAP 只利用最前 2 个降维波段分类精度就达到 80%以上,图 7(d)表明,ISOMAP 前 2 维的降

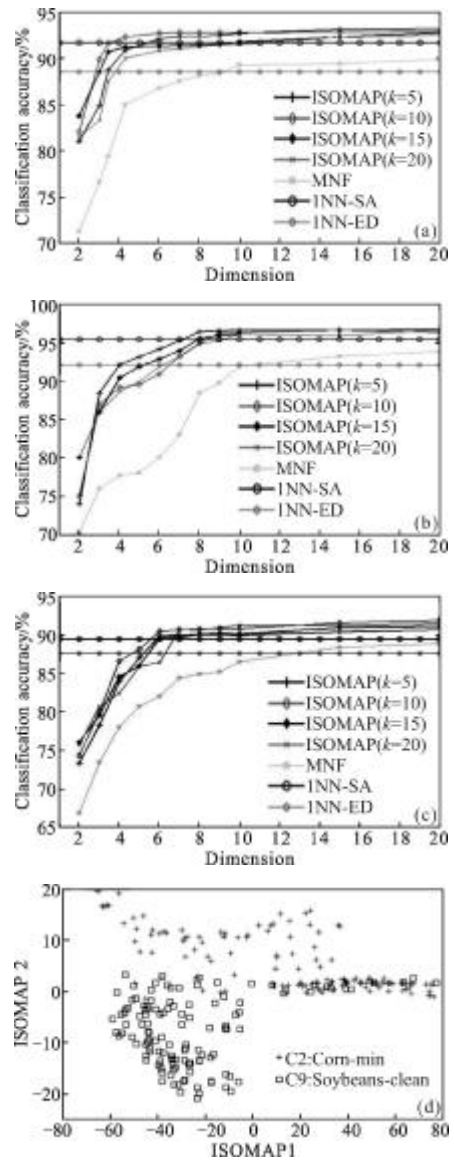


图 7 采用 ISOMAP 降维算法和 1NN 的分类结果曲线图

Fig.7 Classification results using 1NN with ISOMAP

维结果图呈现特殊的流形结构,具有较好的可分性;再次说明 ISOMAP 可以利用较少的维度提高相似地物的可分性;对于第一个区域,当维数 7 左右(恰巧为第一个区域的类别数)达到稳定的分类精度,之后,增加幅度变得十分微小;对于第二个区域,当在维数为 6 左右(恰巧为第二个区域的类别数)达到稳定的分类精度,之后趋于稳定。因此,多类问题比两类问题需要更多的维数达到好的分类结果,表明数据越复杂,需要更多的波段来描述数据本征流形结构。ISOMAP 达到稳定的分类精度需要的维数大小与类别数相关,对于同一种数据,数据的类别数量越多,数据结构越复杂,需要的降维波段数越多。与 ISOMAP 相比, MNF 需要更多的降维数才可以达到与之相同分类精度。同时,参数 k 的取值大小对 ISOMAP 分类精度影响影像不大,随着维数的增加得到相似的分类精度。

4 结 论

文中在分析高光谱遥感数据非线性结构的基础上,将流形学习应用于高光谱遥感数据,利用 ISOMAP 算法来进行对高光谱遥感数据进行降维,同时与常用的 MNF 降维结果对比分析。在光谱规范化特征值方面, ISOMAP 优于 MNF 变换。此外, ISOMAP 降维在信息量的保持方面也取得了很好的结果,并且可以揭示高光谱遥感数据非线性整体结构。光谱角度量方法在光谱规范化特征值方面和信息量保持上,都优于欧氏距离计算近邻的 ISOMAP 降维结果。为更好地理解非线性降维对真实高光谱遥感数据分类作用,将 ISOMAP 降维算法和 k NN($k=1$)分类器相结合,对高光谱遥感数据的多类分类问题和光谱相似的两类分类问题,在降维后的特征子空间与进行了分类对比研究,从整体分类效果看, ISOMAP 分类精度最高; 1NN-SA 总是优于 1NN-ED, 而且 ISOMAP 利用较少的特征维数获得比 MNF 更高的分类精度,达到稳定的分类精度。特别是对难以区分的,光谱相似的两类分类问题, ISOMAP 利用较少的特征维大幅度提高相似类别的可分行。对于多类问题,随着类别数目的增多, ISOMAP 则需要较多的维数,但是达到一定的维数之后,分类精度增幅幅度微小。针对流形学习在高光谱遥感数据中的应用,实现对整幅高光谱图像进行

降维,是下一步努力的方向。

参考文献:

- [1] Wei Feng, He Mingyi, Mei Shaohui. Hyperspectral data feature extraction using spatial coherence based neighborhood preserving embedding [J]. *Infrared and Laser Engineering*, 2012, 41(5): 1249-1254. (in Chinese)
魏峰,何明一,梅少辉. 空间一致性邻域保留嵌入的高光谱数据特征提取[J]. *红外与激光工程*, 2012, 41(5): 1251-1254.
- [2] Jimenez L O, Rivera-medlan J L, Rodirguez-diaze, et al. Integration of spatial land spectral information homogenous by means of unsupervised extraction and classification for objects applied to multispectral and hyperspectral data [J]. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 2005, 43(4): 844-851.
- [3] Wan Jun, Zhang Xiaohui, Rao Jionghui, et al. Processing of backscattering signal of warship wake flow based on independent component analysis [J]. *Infrared and Laser Engineering*, 2013, 42(1): 245-250. (in Chinese)
万俊,张晓晖,饶炯辉,等. 基于独立成分分析的舰船气泡尾流后向散射光信号处理[J]. *红外与激光工程*, 2013, 42(1): 245-250.
- [4] Silva V, Tenenbaum J B. Global versus local methods in nonlinear dimensionality reduction [J]. *Advances in Neural Information Processing Systems*, 2003, 15: 705-712.
- [5] Tenenbaum J B, de Silva V, Langford J C. A global geometric frame work for nonlinear dimensionality reduction [J]. *Science*, 2000, 290(5500): 2319-2323.
- [6] Bachmann C M, Ainsworth T L, Fusina R A. Exploiting manifold geometry in hyperspectral imagery [J]. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 2005, 43(3): 441-454.
- [7] Han T, Goodenough D G. Investigation of nonlinearity in hyperspectral imagery using surrogate data methods[J]. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 2008, 46(10): 2840-2847.
- [8] 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.
- [9] Zhang Zhenyue, Zha Hongyuan. Principal manifolds and nonlinear dimensionality reduction via tangent space alignment [J]. *SIAM Journal of Scientific Computing*, 2004, 26(1): 313-338.