

等距映射降维用于高光谱影像低维流形特征提取

孙伟伟¹ 刘 春^{1,2} 施蓓琦^{1,3} 李巍岳¹

(1 同济大学测绘与地理信息学院,上海市四平路 1239 号,200092)

(2 现代工程测量国家测绘地理信息局重点实验室,上海市四平路 1239 号,200092)

(3 上海师范大学城市信息研究中心,上海市桂林路 100 号,200234)

摘要:通过观察对比等距映射流形坐标和光谱特征的变化趋势来解释每一维流形坐标的光谱含义,目的在于从具有光谱解释的流形图中提取低维流形特征。通过设计两个实例来验证本文提出的低维流形特征提取方法。结果显示,Isomap 低维流形图可用于提取目标地物的低维流形特征,同时也证明了等距映射流形坐标光谱解释的可行性。这对 Isomap 降维在高光谱影像中的应用具有很大的理论指导意义。

关键词:高光谱影像;等距映射;流形特征;流形坐标解释

中图分类号:P237.3

近年来,由于高光谱影像和流形学习的非线性特性,流形学习应用于高光谱影像降维处理中。流形学习假设高光谱影像采样于低维统一流形,通过保持某些几何结构找到潜在流形同时实现非线性降维^[1]。等距映射(isomap)是流形学习全局保持映射的典型代表^[2],能够保持影像像素点间的测地距离在降维前后不变。

2004 年,Bachmann 引入 Isomap 来降维高光谱影像^[3]。Wang 利用 Isomap 提取 2 维流形坐标,并结合图形概率模型的期望最大化方法来分类高光谱数据^[4]。Chen 采用流形坐标研究土地覆盖实现高精度分类^[5],并改进智能地标选择来改善 Landmark-Isomap 的降维结果^[6]。近期,Crawford 研究 Isomap 的非线性特性,证明 Isomap 用于高光谱影像分类优于线性方法和原始高光谱影像^[7];杜培军利用光谱角和光谱信息散度来改进 Isomap 并对比 MNF 算法,证明 Isomap 用于提取高光谱影像特征的有效性^[8]。然而,当前研究并未解释清楚流形坐标的具体光谱含义,没有建立流形坐标与高光谱影像光谱特征的关系,这使得 Isomap 在高光谱影像中的应用缺乏理论基础。

本文从高光谱影像 Isomap 降维的流形坐标解释出发,从理论上揭示 Isomap 流形坐标与高

光谱影像光谱特征之间的关系;并以此为基础,采用 Isomap 低维流形图提取影像内部的低维流形特征。这对 Isomap 方法在高光谱影像中的应用具有很强的理论指导意义。

1 高光谱影像 Isomap 降维

Isomap 是假设高光谱影像在光谱空间的分布具有低维流形特征,可通过等距映射获得其在低维空间的表达^[2]。设高光谱影像为高维空间 R^D 中的 N 个实值向量 X_i ,通过非线性降维映射到低维空间 $R^d (d < D)$ 。Isomap 算法如下^[7]:

1) 构造邻域图 G 。由高光谱影像像素点 i 、 j 之间的欧氏距离 $dx(i, j)$ 来搜寻邻域, j 是 i 的 k 个最邻近点之一,则连接 i 和 j ,该边的长度等于 $dx(i, j)$;否则为 0。

2) 计算最短路径。在邻域图中,像素点 x_i 的邻域点之间的测地距离用欧氏距离来代替; x_i 和它的邻域外像素点 j 之间的测地距离 $d_M(i, j)$ 用 Dijkstra 算法计算最短路径 $d_G(i, j)$ 来代替。

3) 构造 d 维嵌入。在最短路径距离矩阵 $D_G = \{d_G(i, j)\}$ 基础上,采用多维尺度变换构造保持拓扑空间本质结构的 d 维嵌入空间 Y ,坐标向量 y_i 由最小化下列误差方程得到:

收稿日期:2013-01-22。

项目来源:国家 973 计划资助项目(2012CB957702);国家教育部留学回国人员科研启动基金资助项目。

$$E = \|\tau(\mathbf{D}_G) - \tau(\mathbf{D}_Y)\|^2 \quad (1)$$

其中矩阵变换算子 $\tau_D = -\mathbf{H}\mathbf{S}\mathbf{H}^T/2$, \mathbf{S} 是平方距离矩阵, $S_{x_i x_j} = D_{x_i x_j}^2$, \mathbf{H} 是集中矩阵, $H_{x_i x_j} = \delta_{x_i x_j} - 1/N$, 其中 $\delta_{x_i x_j}$ 为像素 x_i 和 x_j 间的内积, N 为像素点的个数; \mathbf{D}_G 是高维空间 R^D 中的最短路径距离矩阵, \mathbf{D}_Y 是低维空间 R^d 中的欧氏距离矩阵。(1)式的最小值为矩阵 $\tau(\mathbf{D}_G)$ 的 d 个最大特征值对应的特征向量。

由于最短路径图谱的稳定性,具有最大连接边的像素点被嵌入到低维空间中,边界点将被忽略而没有低维坐标。因此,以上得到的降维结果为最短路径图谱中非边界点的低维流形坐标。考虑到高光谱影像的“图谱合一”特性及低维流形图表达的重要性,本文采用偏最小二乘方法来模拟并修复边界点的低维流形坐标,具体见文献[9]。

嵌入空间的维数(即本征维数)对降维结果有重要影响。如果本征维数定义过低,会导致流形特征信息丢失;相反,则会导致降维结果的噪声增大,影响流形特征的提取。高光谱影像成像机理复杂且地物分布差异很大,本征维数没有先验知识而无法确定,往往通过数学模型估算得到,可分为先验式和后验式两种方法。相比基于统计模型的先验式方法,后验式方法与 Isomap 算法本身密切相关,如剩余方差法^[2]。剩余方差法已经在人脸图像、手写字母图像等数据的 Isomap 降维处理中表现出优势^[2,10-11]。因此,本文采用剩余方差法估计高光谱影像的本征维数^[2]。

2 Isomap 流形坐标解释

高光谱影像 Isomap 降维后,原始的光谱特征向量转换为低维流形坐标向量,并以低维流形图的形式展现。高光谱影像的 Isomap 流形坐标解释,即解释影像的潜在流形变量的光谱意义,建立流形坐标与光谱特征间的对应关系。由于高光谱影像采集过程及地物光谱特征的复杂性,因此,高光谱影像的 Isomap 流形坐标解释只能通过对比和观察流形坐标与光谱曲线变化趋势来得到。具体分为以下 4 步,分别对应图 1 中的编号。

1) 将相邻的高光谱影像流形坐标向量分为一组,如 1-2, 2-3, ..., (d-1)-d 等,每一组对应相邻两维的 Isomap 流形坐标向量。

2) 对每一组流形坐标分布设定一个外接矩形,并将矩形拆分为 $m \times n$ 个矩形,其中 m 为每行中矩形的个数, n 为每列中矩形的个数。由于流形坐标分布的不均匀性,有些矩形不包含任何坐

标点,这些空值矩形在后期对比分析中将被忽略。

3) 沿每行或每列计算矩形的光谱向量。考虑到光谱特征的真实性,将矩形中最接近平均光谱向量的像素点光谱向量作为矩形的光谱向量。

4) 沿每行或每列观察对比矩形间流形坐标与光谱曲线变化的趋势,得到该组流形坐标的光谱解释。图 1 中,观察第 1 维流形坐标与对应的光谱曲线变化趋势发现,随着流形坐标的增加,对应的波段 1~35 间的光谱值同时增加,所以第 1 维流形坐标描述波段 1~35 的光谱特征。

重复 2)~4), 得到所有流形坐标的解释。

可以看出,矩形的大小对观察流形坐标及光谱特征的变化有很大影响。矩形定义过大,可能导致许多光谱特征变化趋势信息被湮没;定义过小,会导致许多噪声引入而影响规律总结。因此,通常根据流形坐标的变化趋势从流形坐标分布图中随机采集几组像素点,观察并对比其流形坐标与光谱曲线的变化趋势,辅助验证上述的流形坐标解释结论。图 2 中,以图 1 中第 1-2 维流形坐标分布为例,选定 3 组像素点,它们的坐标分布能够反映流形坐标的总体变化趋势。在此基础上,采用图 1 中的流形坐标与光谱向量的变化趋势对比方法,观察总结这 3 组像素点的流形坐标与光谱特征变化趋势的对应情况,获得流形坐标向量对应的光谱区间,最终得到各流形坐标向量的光谱解释。

可以看出,流形坐标反映某波段区间的光谱曲线特征,且某一维流形坐标内部差别反映各地物在对应波段的光谱特征差异。然而,用于流形坐标解释的高光谱影像的本征维数不应太高,否则会增加观察对比的难度而致无法正确解释。

3 Isomap 低维流形特征提取

实验证明,Isomap 降维能够明显增加地物特征间的区分能力^[13]。因此,目标流形特征的提取依赖于目标特征与其他地物特征的光谱差异,并通过流形坐标来进行差异放大。这是我们采用 Isomap 提取低维流形坐标的主要思路。Isomap 用于流形坐标提取过程包括以下步骤(图 3)。

1) 通过 Isomap 降维和剩余方差方法得到高光谱影像低维流形坐标;

2) 解释 Isomap 流形坐标的光谱含义,建立流形坐标与对应波段光谱特征的对应关系;

3) 分析目标特征与其他地物特征的光谱差异,找到对应的高光谱影像低维流形图;

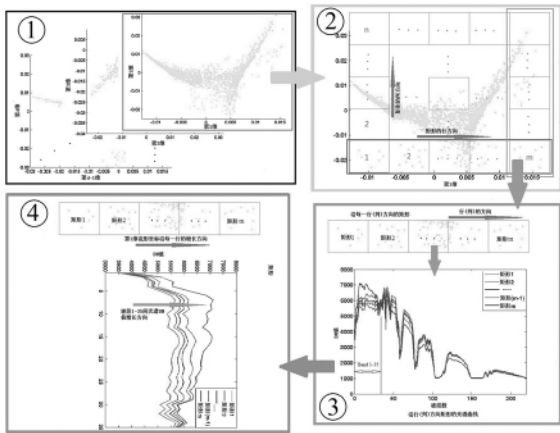


图1 Isomap 流形坐标解释

Fig. 1 Interpretations of Isomap Manifold Coordinates

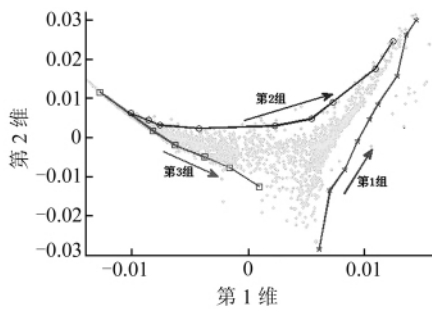


图2 流形坐标采样点分布图

Fig. 2 Distribution of Sampling Points from Manifold Coordinates

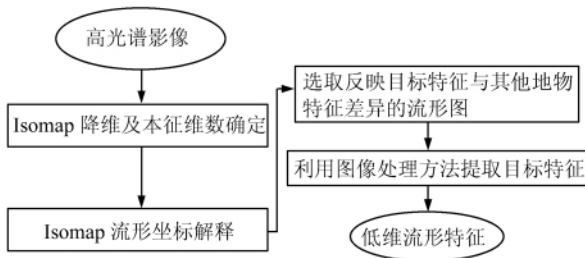


图3 Isomap 低维流形特征提取流程图

Fig. 3 Process of Extracting Low-dimension Manifold Features with Isomap

4) 应用图像处理方法从低维流形图中提取目标特征。

4 实验设计和分析

4.1 实验一

数据1是上海2003年的PHI影像,124个波段,光谱范围为408.95~985.20 nm,涵盖可见光至近红外。数据的光谱分辨率为5 nm,空间分辨率为2.4 m×2.4 m。由于Isomap算法的计算复杂度达 $O(N^2)$,所以选择其中南码头路与白莲泾

附近区域进行分析(图4),大小为100像素×100像素,主要有阴影、城市道路、小区道路、砖瓦屋顶、水泥屋顶、绿化植被及河流7大类。白莲泾靠近南码头路附近河段(水体2)水质受到污染,光谱特性发生变化。阴影及各主要地物光谱曲线如图5。可以看出,1~45波段中,水泥屋顶、小区道路、砖瓦屋顶和城市道路光谱特征能够相互区分,而其他地物尤其是水体2与阴影光谱特征非常接近而难以区分。在46~76波段,各地物光谱曲线走势较为相似,在62和69波段存在“波谷”并在64~67波段出现“平台”,光谱特征表现出更多细节差异。其中水泥屋顶与小区道路光谱特征较为相近;砖瓦屋顶和城市道路相比,1~45波段区别明显;阴影光谱辐射值最低,然而与水体2和水体1的区分能力相比1~45波段增强,虽然仍较为相似;植被的光谱特征与其他地物区别最大。在77~124波段,植被光谱曲线仍明显区别于其他地物;虽然大多数地物间的光谱特征依然能够相互区分,但阴影与水体1和水体2的光谱曲线基本重合而难以区分。阴影与水体2的“异物同谱”现象,在原始高光谱影像中无法进行区分。我们采用Isomap降维,根据流形坐标的光谱解释,选取最大区分阴影与其他地物的流形图来提取阴影。

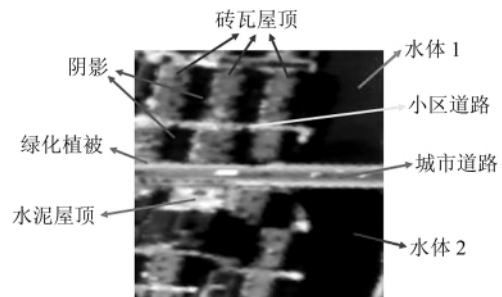


图4 数据1

Fig. 4 Image of Dataset 1

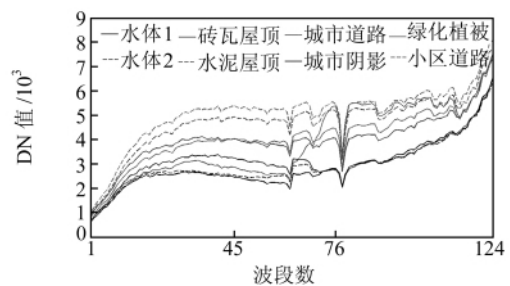


图5 主要地物光谱 DN 值曲线

Fig. 5 DN Value Curves of Main Ground Objects

将各地物光谱曲线进行1维中值滤波处理,消除噪声并方便后续的观察分析。通过Isomap

降维,得到数据 1 的低维流形坐标,其中邻域大小为 7。剩余方差曲线如图 6 所示,由于从第 3 维开始剩余残差的变化不太大,因此选取本征维数估计为 3(圆点所示)。采用偏最小二乘方法修复遗失点的流形坐标,得到完整流形图(图 7)。

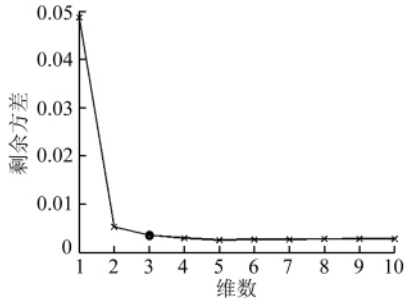


图 6 数据 1 的降维维数与剩余方差关系图
Fig. 6 Relations Between Residual Variances and the Dimension of Low Embeddings on Data 1

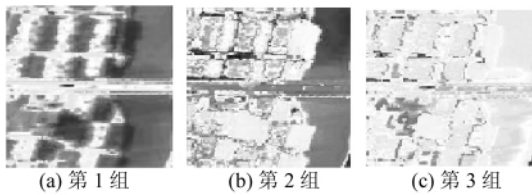


图 7 数据 1 的 Isomap 流形图
Fig. 7 Isomap Manifold Maps on Data 1

采用高光谱影像 Isomap 流形坐标解释方法,观察和对比这 3 维流形坐标向量与对应的光谱特征曲线的变化趋势,其中流形坐标分布的矩形划分为 10×10 。观察发现,随着第 1 维流形坐标的增加,1~45 波段的光谱曲线呈整体上升趋势;随着第 2 维流形坐标的增加,对应的 46~76 波段的光谱 DN 值渐次增加;77~124 波段的光谱 DN 值增加方向与第 3 维流形坐标的增加方向是一致的。因此,第 1 维流形坐标反映 1~45 波段的光谱特征,第 2 维流形坐标反映 46~76 波段的光谱特征,第 3 维流形坐标描述 77~124 波段的整体光谱特征,而且同一维流形坐标的差异反映各地物在该波段光谱特性的差异。

由于第 2 维流形坐标反映波段 46~76 间的光谱特征,而阴影与水体 2 及其他地物在该波段中光谱特征区别最大,并通过 Isomap 降维将区别扩大(图 7(b)),因此选取第 2 维流形图来提取阴影,实现与水体 2 的有效区分。采用边缘提取算法及形态学算法,最终得到提取的阴影区域(图 8),并与实际影像叠合(图 9),两者基本吻合。

4.2 实验二

数据 2 来自德克萨斯大学奥斯丁分校遥感小

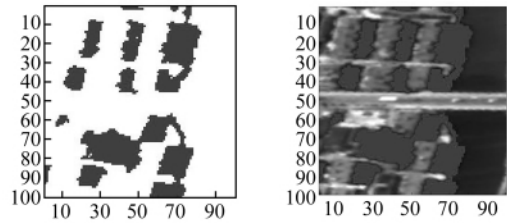


图 8 阴影提取结果 图 9 阴影与影像叠合图
Fig. 8 Extracted Shadow Fig. 9 Overlay of Shadow and Real Image

组,获取于 1996-03-23,是美国 NASA 的肯尼迪空间中心附近的 AVIRIS 数据。数据共 224 波段,光谱分辨率为 10 nm,光谱范围为 400~2 500 nm,空间分辨率为 18 m。经过预处理移除水汽吸收及低信噪比波段,最终剩下 176 波段。由于 Isomap 算法的计算复杂度达 $O(N^2)$,所以选择较小的区域进行分析,大小为 116 像素 \times 115 像素,包含岛屿和水体两种主要地物,如图 10 所示。图 11 中,从岛屿与水体的光谱曲线可以看出,两者差异非常明显。由于实验区域靠近岸边,水底存在礁石,靠近岸边区域水底地形较高,水体较浅,但肉眼仍无法识别出浅水区域。水体内部的不均衡性导致光谱发生细微变异,这从图 11 可以看出,区域 1(sample 1)和区域 2(sample 2)的水体光谱曲线形态与离岸水体(sample 3)的光谱曲线存在差异,尤其在波段 1~36 间差异较为明显。然而,相比水体内部的细微差异,水体与岛屿的光谱曲线差异尤为明显,所以水体内部的光谱差异往往被忽略,无法确定浅水区域。因此,采用 Isomap 降维,通过解释流形坐标的光谱含义,选取保留细微差异的流形图来提取浅水区域。

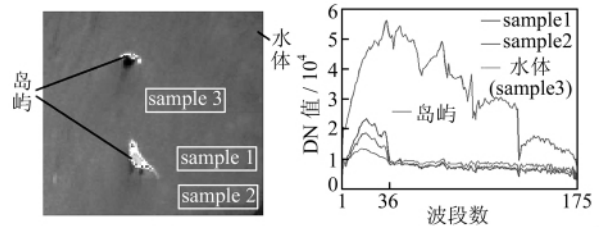


图 10 数据 2 图 11 主要地物光谱曲线
Fig. 10 Image of Dataset 2 Fig. 11 DN Value Curves of Main Ground Objects

将各地物光谱曲线进行 1 维中值滤波来消除噪声。通过 Isomap 降维,得到对应的低维流形坐标,其中邻域大小为 12。图 12 为剩余方差曲线,由于从第 2 维开始,剩余残差的变化不太明显,因此本征维数估计为 2。同时,采用偏最小二乘方法修复遗失点的流形坐标,得到完整的流形

图(图 13)。

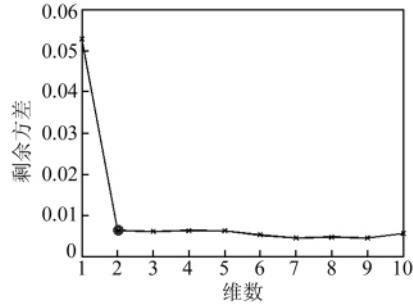


图 12 数据 2 的降维维数与剩余方差关系图

Fig. 12 Relations Between Residual Variances and the Dimension of Low Embeddings on Dataset 2

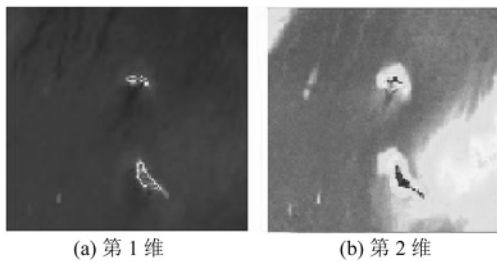


图 13 数据 2 的 Isomap 流形图

Fig. 13 Isomap Manifold Maps on Dataset 2

采用高光谱影像 Isomap 流形坐标解释方法,观察和对比以上流形坐标向量与对应的光谱曲线特征的变化趋势,其中流形坐标分布的矩形划分为 10×10 。观察发现,随着第 1 维流形坐标的增加,37~175 波段的光谱曲线呈整体上升趋势;第 2 维流形坐标的增长方向与 1~36 波段的光谱 DN 值增长方向相同。因此,第 1 维流形坐标反映 37~175 波段的光谱特征,第 2 维流形坐标反映 1~36 波段的光谱特征,而且同一维流形坐标的差异反映各地物在该波段光谱特性的差异。从图 13 明显看出,第 1 维流形图明显能够区分出岛屿与水体,而无法反映水体内部的光谱细微差异;而第 2 维流形图中,除能够反映岛屿与水体的光谱差异外,水体内部浅水区域也明显凸现出来。这与流形坐标的光谱信息解释一致。

由于第 2 维流形坐标反映波段 1~36 间的光谱特征,而水体内部以及水体与岛屿的光谱间存在差异,这些细部差异通过 Isomap 降维将差异扩大(图 13(b)),因此选取第 2 维流形图提取浅水区域。采用边缘提取算法及形态学算法,得到最终的浅水区域(图 14)。

5 结 语

本文观察和对比流形坐标与对应的光谱曲线

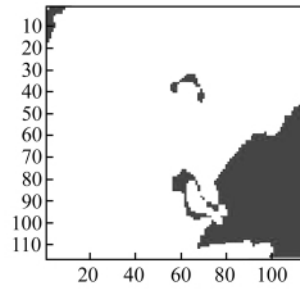


图 14 浅水区域提取结果

Fig. 14 Extracted Shallow Water

特征来解释 Isomap 流形坐标,并利用低维流形图来提取低维流形特征。通过流形坐标的解释,建立每一维流形坐标向量与波段区间光谱特征的对对应关系。在此基础上,根据 Isomap 流形坐标的光谱解释,选取目标特征与其他地物特征差异最大的 Isomap 低维流形图,提取目标低维流形特征。通过两个实例,证明 Isomap 低维流形图能够保留地物间细微光谱差异并用于提取原本难以辨识的地物特征,同时证明流形坐标光谱解释的正确性。然而由于 Isomap 计算效率过低,文中两个实验数据都局限于较小区域,有待于提高运算效率以适用更大研究区域。同时,流形坐标光谱解释中的矩形尺度一定程度上影响结果,本文也未对该参数设置进行深入系统研究。这也是下一步重点研究的方向。

参 考 文 献

- [1] 黄启宏,刘钊. 流形学习中非线性维数约简方法概述[J]. 计算机应用研究, 2007(11): 19-25
- [2] Tenenbaum J B, Silva V, Langford J C. A Global Geometric Framework for Nonlinear Dimensionality Reduction[J]. Science, 2000(290): 2 319-2 323
- [3] Bachmanri C, Ainsworth T L, Fusina R A. Modeling Data Manifold Geometry in Hyperspectral Imagery[C]. IEEE International Geoscience and Remote Sensing Symposium, Anchorage, Alaska, 2004, 3 203-3 206
- [4] Wang X R. Probabilistic Classification of Hyperspectral Images by Learning Nonlinear Dimensionality Reduction Mapping[C]. The 9th International Conference on Information Fusion, Florence, 2006
- [5] Chen Y, Crawford M M, Ghosh J. Applying Nonlinear Manifold Learning to Hyperspectral Data for Land Cover Classification[C]. IEEE International Symposium on Geoscience and Remote Sensing, Seoul, Korea, 2005
- [6] Chen Y, Crawford M M. Improved Nonlinear Manifold Learning for Land Cover Classification via In-

- telligent Landmark Selection[C]. IEEE International Symposium on Geoscience and Remote Sensing, Denver, Colorado, 2006
- [7] Crawford M M, Ma L, Kim W. Exploring Nonlinear Manifold Learning for Classification of Hyperspectral Data[J]. Optical Remote Sensing, 2011(3):207-234
- [8] 杜培军,王小美. 利用流形学习进行高光谱遥感影像的降维与特征提取[J]. 武汉大学学报·信息科学版, 2011(36):148-152
- [9] 孙伟伟,刘春. 基于偏最小二乘的高光谱影像等距映射降维中遗失点修复[J]. 武汉大学学报·信息科学版, 2012(37):550-554
- [10] Lee J A, Lendasse, A. Nonlinear Projection with Curvilinear Distances: Isomap Versus Curvilinear Distance Analysis[J]. Neurocomputing, 2004, 57: 49-76
- [11] Wen G. Relative Transformation-based Neighborhood Optimization for Isometric Embedding [J]. Neurocomputing, 2009, 72: 1 205-1 213
- [12] He X, Yan S, Hu Y, et al. Face Recognition Using Laplacianfaces[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2005, 27: 328-340
- [13] Bachmann C M, Ainsworth T L. Exploiting Manifold Geometry in Hyperspectral Imagery[J]. IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, 2005, 43: 441-454
-
- 第一作者简介:孙伟伟,博士生,研究方向为 GIS-T 理论方法及应用、高光谱遥感影像降维和压缩感知。
E-mail:sw8525@gmail.com

Low-dimension Manifold Feature Extraction of Hyperspectral Imagery Using Dimension Reduction with Isomap

SUN Weiwei¹ LIU Chun^{1,2} SHI Beiqi^{1,3} LI Weiyue¹

(1 College of Surveying and Geo-informatics, Tongji University, 1239 Siping Road, Shanghai 200092, China)

(2 Key Laboratory of Advanced Engineering Survey of NASMG, 1239 Siping Road, Shanghai 200092, China)

(3 Urban Information Research Center, Shanghai Normal University, 100 Guilin Road, Shanghai 200234, China)

Abstract: Nonlinear dimensionality reduction on hyperspectral imagery can be achieved using the isometric mapping (Isomap) method. We explore the spectral interpretations of Isomap manifold coordinates through observing and comparing the changing trends between manifold coordinates and spectral signatures. The study aims to extract desired low-dimension manifold features from Isomap manifold maps. Two cases study are designed to testify the capacity of manifold maps in extracting low-dimension manifold features. The results show that the Isomap manifold maps can be used to extract low-dimension manifold features. Moreover, the results prove that the spectral interpretations of manifold coordinates are feasible. This will be helpful for the applications of the Isomap method in hyperspectral imagery fields.

Key words: hyperspectral imagery; Isomap; manifold features; the interpretations of manifold coordinates

About the first author: SUN Weiwei, Ph.D candidate, majors in the theory and application of GIS-T, dimensionality reduction with hyperspectral imagery.

E-mail: sw8525@gmail.com