

SAR 图像球流形局部嵌入建模及其分类方法

周乐意 余文涛 陈嘉宇 孙 洪
(武汉大学电子信息学院, 湖北武汉, 430072)

摘 要: 地物目标建模是合成孔径雷达(Synthetic Aperture Rader, SAR) 图像解译和应用的关键技术之一。近年来, 基于流形学习的建模方法得到发展, 可望适用于依据微波散射机理成像的 SAR 图像建模。本文采用球流形嵌入(SLE) 方法来实现 SAR 地物目标建模。该方法实质上是对 SAR 图像的高维描述或表达进行非线性降维, 得到相应的低维流形结构, 其分量就是 SAR 图像的本质特征, 由于削弱了原始高维表达中的冗余信息, 可用来更加精确地描述和解译地物目标, 同时由于维数的降低, 大大降低了计算复杂度。为验证其有效性, 本文将其应用于 SAR 图像场景分类, 采用简单的 K 最近邻(K nearest neighbor, KNN) 分类器和支持向量机(Support Vector Machine, SVM) 分类器。实验结果证明基于本文方法对 SAR 图像地物目标建模是有效的, 有着良好的应用前景。

关键词: 合成孔径雷达图像; 流形学习; 球流形局部嵌入; 建模及分类

中图分类号: TN911.73 文献标识码: A 文章编号: 1003-0530(2013)09-1163-06

SAR image spherical local embedding modeling and classification method

ZHOU Le-yi YU Wen-tao CHEN Jia-yu SUN Hong
(School of Electronic Information, Wuhan University, Wuhan, Hubei, 430072)

Abstract: Modeling for SAR target is one of key technologies for SAR image interpretation and application. Recently, modeling based on manifold learning develops so that it is applicable to model for SAR image which is based on the imaging mechanism of microwave scattering. In this paper, SLE method was used to model for SAR image. In essential, this method did nonlinear dimensionality reduction on high dimensional SAR image data, capturing the corresponding low-dimensional manifold structure indicating intrinsic features. It could be used to represent and interpret objects more precisely, due to weakening the redundant information of original high-dimensional data. Additionally, the reduction of dimensionality greatly reduced the computational complexity. To verify its effectiveness, this paper applied it on SAR image scene classification, using KNN classifier and SVM classifier. The experiment results demonstrated that our method was effective and had a good prospect.

Key words: Synthetic Aperture Rader image; manifold learning; Spherical local embedding; modeling and classification

1 引言

利用 SAR 图像可以发现和识别感兴趣的地物目标, 特别是对光学等其他传感器成像困难的地区有着特别的意义^[1]。随着国内外 SAR 系统的发展, 获取 SAR 图像的能力得到大幅度提高。SAR 图像数据在当今信息时代的众多领域都发挥着越加重

要的作用。SAR 图像因其特有的成像机理而必然存在的相干斑(Speckle) 使得 SAR 图像的人工判读和自动解译变得非常困难。为解决这一难题, 需要对 SAR 图像地物目标建模, 这是 SAR 图像解译的重要研究内容之一, 并且广泛应用于地物种类的识别、地物分类等众多领域, 而所使用的 SAR 图像特征在这些应用中起着决定性作用。因此, 挖掘 SAR

收稿日期: 2013-05-03; 修回日期: 2013-08-03

图像地物目标内在的结构和本质特征具有重要的理论意义和应用价值。

维数灾难是原始 SAR 图像存在的一个不可避免的问题,它掩盖了数据的本质特征,为挖掘出隐藏在 SAR 图像中的本质特征,降低维数灾难带来的影响,需要对原始数据进行降维。在现有的维数方法中,主成分分析和独立分量分析适合处理具有线性结构的数据集^{[2][3]}然而,依据微波散射机理成像的 SAR 图像较复杂,采用这些线性降维方法来处理 SAR 图像不能得到较好的效果,因此需要探究更有效的方法。流形学习正是一种新的探究途径。

流形学习是近年来提出的一种新的高维数据可视化学习方法,已经成为当前高维数据处理领域的一个研究热点。该方法与传统的线性降维方法相比,能够更加有效地发现潜藏在非线性高维数据中的本质维数,探测非线性数据的内部结构,从而提取隐藏在低维表象下有用和感兴趣的特征,有利于进行维数约简和数据分析,具有较大的发展空间。本文从流形学习的基本原理出发,采用球流形模型对高维 SAR 图像数据降维以得到本质维数和内在特征,并基于此分别采用 KNN 和 SVM 分类器进行 SAR 图像地物分类,分类结果验证了该方法的有效性。

2 球流形模型

流形学习旨在探究高维数据集分布的内在规律性,其基本思想是:假设高维观测数据是均匀采样于高维欧氏空间中的低维流形,通过对高维采样数据的学习找出潜藏在其中反映事物本质的低维流形结构,并求出相应的嵌入映射,进而实现维数约简或数据可视化。球流形模型几何结构相对简单,更具实用性,本文采用球流形^[4]模型。

2.1 超球流形基础理论

超球可以直接被嵌入到欧氏空间,半径为 r 的 $(n-1)$ 维球面是 n 维欧几里德空间中到某个定点的距离等于常数 r 的点的集合,它是 n 维空间中的 $(n-1)$ 维流形, n 为大于 1 的自然数。以嵌入在三维空间中的球流形为例:

$$X = (r \sin u \sin \nu, r \cos u \sin \nu, r \cos \nu)^T \quad (1)$$

其中, X 表示三维空间正交坐标系 XYZ 中的点坐标; r 表示球坐标系下的原点与点 X 之间的径向距

离,当球心为坐标原点时 r 即为超球半径; u 表示天顶角,它是原点到点 X 的连线与正 Z 轴间的夹角; ν 是方位角,它是原点到点 X 的连线在 XY 平面的投影线与正 X 轴间的夹角。

则 $(n-1)$ 维球流形嵌入在 n 维空间中就是此例的扩展。可以用如下约束定义表面:

$$\sum_i x_i^2 = r^2 \quad (2)$$

其中, x_i 表示 n 维空间中点 X 的第 i 维坐标, r 表示径向距离,由于本文中球心即为坐标原点,故 r 也为超球半径。

弯曲空间中两点间的测地线距离是曲面上连接两点的最短曲线长度。在椭圆空间,测地线是超球面上的一个大圆,测地线距离是连接两点的弧长。两点的球面张角为 θ_{ij} ,则它们之间的距离为:

$$d_{ij} = r\theta_{ij} \quad (3)$$

当坐标原点在超球面的中心时,假设超球面上有两个点分别记为 X_i 和 X_j ,两者的内积为 $\langle X_i, X_j \rangle = r^2 \cos \theta_{ij}$,那么两点之间的测地线距离也可以写为:

$$d_{ij} = r \cos^{-1}(\langle X_i, X_j \rangle / r^2) \quad (4)$$

2.2 基于球流形理论的 SLE 算法

球流形局部嵌入 (Spherical local embedding, SLE)^{[5][6]}算法是一种计算恒曲率流形上 n 维数据坐标 X 的方法,这些数据坐标保存了高维数据点的局部性质,并且考虑了特征向量的方向信息。SLE 算法步骤如下表 1:

若原始数据维数为 m ,有 n 个样本数据,则经过 2.2 中 SLE 算法处理后得到的低维数据 X 是 $n \times n$ 的矩阵,每一行代表一个样本点,每一个样本点均位于 n 维超球流形曲面上。为便于可视化,需要将数据降到三维及三维以下空间进行显示,本文将数据投影到 3 维球流形上。按照 Z 或 \hat{Z} (依据表 1 中 SLE 算法的具体情况而定) 的最大三个特征值所在的列数,从矩阵 X 中选取对应的 3 列,得到 X^* , X^* 是一个 $n \times 3$ 的矩阵。

$$\sum_{j=1}^n X_{ij}^2 = r^2, \quad i = 1, 2, \dots, n \quad (5)$$

$$\sum_{j=1}^3 X_{ij}^{*2} \leq r^2, \quad i = 1, 2, \dots, n \quad (6)$$

在实验中发现 $\sum_{j=1}^3 X_{ij}^{*2}$ 逼近于 $\sum_{j=1}^n X_{ij}^2$, 其中 $i = 1, 2, \dots, n$ 。

表 1 Spherical Local Embedding 算法
Tab.1 Spherical Local Embedding algorithm

输入:	高维数据 Y , Y 是一个 $D \times N$ 的矩阵, 其中的每一列代表一个 D 维数据样本点, N 是样本的个数
第一步:	计算 SAR 图像地物目标灰度数据集的距离矩阵 D , D_{ij} 表示数据样本 Y_i 与 Y_j 的欧氏距离, 本文用欧氏距离近似代替测地距离;
第二步:	寻找合适的超球半径, 如果超球面上点的坐标向量记为 $X_i, i=1, 2, \dots, n$, 记 $Z=XX^T$, 则 Z_{ij} 为向量 X_i 与 X_j 的点积。已知 $Z_{ij}=r^2 \cos(d_{ij}/r)$, r 表示超球半径。 Z 是一个带有变量 r 的实对称矩阵, 通过搜索的方式寻找最合适的超球半径 r 。 给一个 r 值, 求一次 Z 的最小特征值, 当某个 r^* 的值, 使得此次的最小特征值 λ_1 的绝对值在众多最小特征值的绝对值中最小时, 这个 r^* 即为合适的 r , $Z(r^*)=Z(r^*)$;
第三步:	求解 X 对 $Z(r^*)$ 做特征分解, $Z(r^*)=U_Z \Lambda_Z U_Z^T$, 如果最小特征值 λ_1 不小于 0, 则点都在超球面上, 并且 $X=U_Z \Lambda_Z^{1/2}$;
第四步:	如果最小特征值 λ_1 小于 0, 则嵌入在伪欧氏空间中, 需要重新评估这些点, 找出球面上离该点最近的点。 将矩阵 Z 归一化: $\hat{Z}=Z/r^2$
第五步:	分解 $\hat{Z}=\hat{Z}=U \Lambda U^T$, 其中 U 为实对称矩阵。 令 $X=UB$, 记 $\lambda_i=\Lambda_{ii}, U_{sij}=U_{ij}^2, b_i=B_{ii}^2$ 。 只需求的 b 即可得到 B , 进而求的 X 。 为找到合适的 b , 即求解如下最优化问题:
	$\begin{cases} \min_{b_i > 0} (b-1)^T (b-1) \\ U_s b = 1_{n \times 1} \end{cases}$
输出:	恒曲率流形上数据点坐标 X , X 是一个 $N \times N$ 的矩阵, X 中每一列代表一个数据坐标点。 N 是数据维数, 其中 $D \gg N$

为方便可视化, 须将数据投影到 3 维欧几里德空间中。 $X^*(i; r), i=1, 2, \dots, n$ 不完全位于半径为 r 的 2 维球面上。 由于 $X^*(i; r)$ 的幅值逼近 $X(i; r)$ 的幅值, 现在主要考虑方位信息, 为实现可视化, 可采用强制投影的方法, 将 $X^*(i; r)$ 强制投影到 2 维球面上。 具体做法如下:

$$X^*(i; j) = \frac{X^*(i; j)}{\|X^*(i; r)\|} \times r, i=1, 2, \dots, n; j=1, 2, 3 \quad (7)$$

3 基于球流形模型的分类

本文基于球流形模型实现了 SAR 图像地物目标的分类算法。 采用改进 SLE 算法对高维 SAR 数据作降维约简后, 分别采用 KNN 分类器和 SVM 分类器对其分类, 以验证球流形模型对 SAR 图像中地物目标建模的有效性。

KNN 分类器是最近邻分类器的扩展, 算法的具体步骤为: 对于任意一个待分类的样本, 从训练集中找出与其最相似的 K 个样本, 并将待分类样本标记为这 K 个样本所属不同类别中样本数目最多的

类别。 其中 K 是 KNN 分类器中的一个重要参数, 一般取奇数。

SVM 是一种新型的机器学习方法, SVM 以统计学习理论为基础, 是对结构风险最小化归纳原则的一种近似。 对于低维空间中的非线性不可分问题, 可以通过核函数将其映射到高维空间转化为线性可分问题^{[7][8]}。 本文实验中使用的是径向基核函数。

4 实验结果

4.1 实验数据

实验中所用到的 SAR 图像是广东地区的 TerraSAR 图像, 数据极化通道为 VV, 获取时间为 2008 年 5 月 29 日, 空间分辨率为 1.25 米, 经纬度位于 113.08E ~ 113.33E, 22.08N ~ 23.33N 范围内。 图中主要包含了以下地物类别: 建筑, 耕地, 森林, 湿地, 河流, 如下图 1 所示:

本次试验从图 1 的 TerraSAR 图像中选取三大类: 河流, 湿地, 耕地, 三类样本如图 2 显示。 每类 100 个样本, 样本大小为 128×128 像素, 并将样本图

像的灰度数据按顺序排成一个向量,则该向量为16384维。



图1 TerraSAR 得到的广东地区图像
Fig.1 Image of Guangdong area from TerraSAR

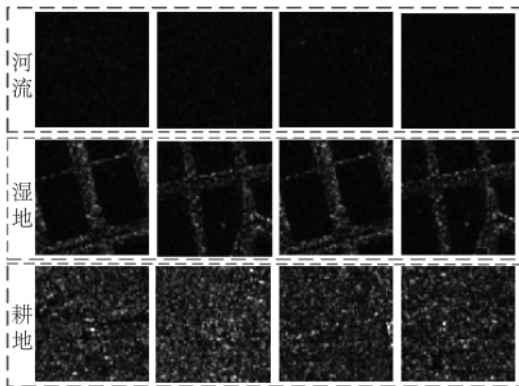


图2 三类样本
Fig.2 Three classes of samples

4.2 实验流程

从一幅完整的 SAR 图像中,选取小块样本图像,小块样本图像大小为 128×128,提取样本中各像素的灰度数据,并将其排成向量的形式。将所得的各个样本向量排成矩阵,采用球流形模型对其降维,然后分别选用 KNN 分类器和 SVM 分类器对其

分类,其中球流形降维是实验重点。实验流程图如下图3所示。

4.3 TerraSAR 图像数据测试结果

随机选取训练样本,选用 KNN 和 SVM 分类器,分别随机选取训练样本后的分类结果如下所示,为更加直观,用条形图显示分类精度,三种颜色表示三种类别,蓝色表示河流,青色表示湿地,红色表示耕地。

① 随机选取训练样本,选用 KNN 分类器,所得结果如下表2、下图4所示。

表2 KNN 分类精度
Tab.2 KNN classification accuracy

观测类别	实际类别		
	河流	湿地	耕地
河流	0.9400	0.1200	0.1300
湿地	0.0100	0.8000	0.0100
耕地	0.0500	0.0800	0.8600

平均分类精度: Accuracy = 86.67% kappa 系数为: K=0.800

② 随机选取训练样本,选用 SVM 分类器,所得结果如下表3、下图5所示:

表3 SVM 分类精度
Tab.3 SVM classification accuracy

观测类别	实际类别		
	河流	湿地	耕地
河流	0.9100	0.0600	0.0100
湿地	0.0100	0.9200	0.0100
耕地	0.0800	0.0200	0.9800

平均分类精度: Accuracy = 93.67% kappa 系数为: K=0.905

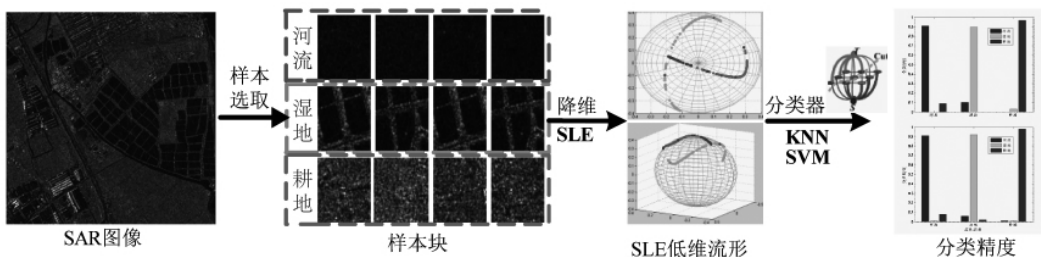


图3 实验流程图
Fig.3 Flow Diagram of Experiment

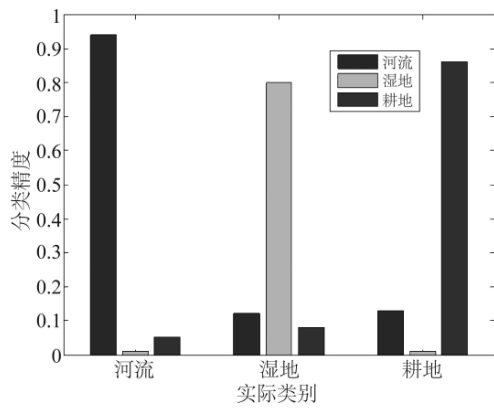


图 4 KNN 分类精度条形图

Fig. 4 Bar graph of KNN classification accuracy

数分别如下表 4、表 5 所示:

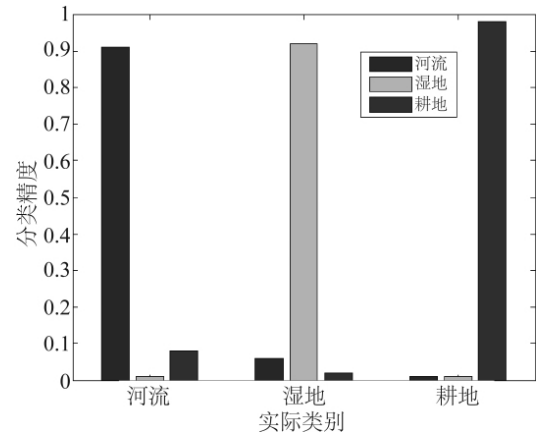


图 5 SVM 分类精度条形图

Fig. 5 Bar graph of SVM classification accuracy

③ 依次采用 KNN 分类器和 SVM 分类器, 分别进行 10 次分类实验, 记录平均分类精度和 kappa 系

表 4 平均分类精度

Tab. 4 The average classification accuracy

KNN(%)	92. 67	86. 67	90. 00	92. 33	90. 67	91. 67	89. 33	91. 33	92. 33	93. 00
SVM(%)	93. 67	94. 33	90. 67	92. 00	89. 33	91. 67	88. 33	90. 00	88. 67	90. 67

表 5 Kappa 系数

Tab. 5 Kappa coefficient

KNN	0. 890	0. 800	0. 850	0. 885	0. 860	0. 875	0. 840	0. 870	0. 885	0. 895
SVM	0. 905	0. 915	0. 860	0. 880	0. 840	0. 875	0. 825	0. 850	0. 830	0. 860

10 次 KNN 分类的加权平均分类精度为:
TenKNN_Accuracy = 91. 00%

10 次 SVM 分类的加权平均分类精度为: TenSVM
_Accuracy = 90. 93%

10 次 KNN 分类的加权平均 kappa 系数为:
TenKNN_Kappa = 0. 865

10 次 SVM 分类的加权平均 kappa 系数为:
TenSVM_ Kappa = 0. 864

5 结论

本文在深入学习黎曼几何和流形学习理论的基础上, 实现了球流形嵌入算法, 并基于该算法提取出的高维 SAR 图像数据本质特征和潜在流形结构采用 KNN 和 SVM 分类器进行 SAR 图像地物目标分类。该分类算法在广东地区 TerraSAR 图像

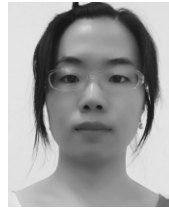
上得到了较高的分类精度, 分类结果证实了基于流形模型的 SAR 图像地物目标建模是有效的。

参考文献

- [1] Henri Maitre 著, 孙洪译. 合成孔径雷达图像处理 [M]. 北京: 电子工业出版社. 2005. 1-8.
Henri Maitre wrote, Sun hong translated. Synthetic aperture radar image processing [M]. Beijing: Electronic Industry Publishing. 2005. 1-8. (in Chinese)
- [2] 徐蓉, 姜峰, 姚鸿勋. 流形学习概述 [J]. 智能系统学报 2006 年 3 月第 1 卷第 1 期.
Xu rong, Jiang feng, Yao hongxun. Summary of manifold learning [J]. Intelligent system Journal, VOL 1, No 1, March 2006. (in Chinese)
- [3] Laurens van der maaten, Eric Postma, Jaap van den Herik. Dimensionality Reduction: A Comparative Review

- [R]. Tilburg University Technical Report , TiCC TR 2009-005 ,October 26 2009.
- [4] Wilson ,R. C. ,Hancock E. R. ,Pekalska E. ,Duin R. P. W.: Spherical Embeddings for non-Euclidean Dissimilarities [C]. *Comp. Vis. And Patt. Recog.* 1903-1910(2010) .
- [5] Sam T. Roweis , Lawrence K. Saul , Nonlinear Dimensionality Reduction by Locally Linear Embedding [J]. *SCIENCE VOL 290* ,No. 5500 ,pp. 2323-2326 ,22 December 2000.
- [6] D. L. Donoho and C. Grimes , Hessian Eigenmaps: locally linear embedding techniques for high-dimensional data [J]. *the Proceedings of the National Academy of Sciences* , May 2003 ,100(10) : 5591-5596.
- [7] K. P. Bennett , J. A. Blue , A Support Vector Machine Approach to Decision Trees [R]. *R. P. I. Math Report No. 97-199* , Rensselaer Polytechnic Institute , Troy , NY ,1997.
- [8] S. Fukuda ,H. Hirosawa. Support vector machine classification of land cover: application to polarimetric SAR data [A]. In *Proc. IGARSS' 01 [C]* , Sydney , Australia , 2001: 187-189.

作者简介



周乐意 女 ,1989 年生于湖北省十堰市 2012 年于武汉大学获工学学士学位 现为武汉大学电子信息学院硕士研究生 主要研究方向为信号与信息处理。

E-mail: happy. angel. zly@ qq. com

余文涛 男 ,1990 年生于湖北省武汉市 2012 年于中南民族大学获工学学士学位 现为武汉大学电子信息学院硕士研究生 主要研究方向为通信与信息系统。

E-mail: 492567158@ qq. com

陈嘉宇 男 ,1981 年生于江西省柳州市 2002 年于武汉大学电子信息学院获工学学士学位 现为武汉大学电子信息学院博士生 主要研究方向为图像处理与理解以及遥感应用等。 E-mail: jiayu. chen@ ieee. org



孙洪 女 ,1954 年生于湖北省武汉市 华中理工大学(现名: 华中科技大学) 获得工学博士学位, 现为武汉大学电子信息学院教授, 博士生导师。主要研究方向为统计信号处理、自适应信号处理和智能信号处理。 E-mail: hongsun@ whu. edu. cn