特征空间线性降维压缩遥感图像云检测方法

卞春江1,2,侯晴宇1,赵 晓3,梁冰冰4、李立源1、张 伟1

(1.哈尔滨工业大学 空间光学工程研究中心,150001 哈尔滨;2.中国科学院国家空间科学中心,100190 北京;3.上海卫星工程研究所,200090 上海;4.哈尔滨师范大学 数学系,150025 哈尔滨)

摘 要:针对遥感图像云检测过程中分类特征空间维数过高引起的信息冗余,提出了一种基于特征空间线性降维压缩 的云检测方法.首先选取云与地物的分类特征参量,构造特征空间,基于压缩子空间分类信息表述的完备性,建立样本的 概率分布模型.然后利用最大似然估计法求解模型参数,估计最佳转换矩阵,进行特征空间的降维压缩与去相关处理.最 后针对压缩子空间,利用分类器进行云检测.实验结果表明:本方法能够有效地去除云与地物分类特征之间的冗余,实现 二维压缩子空间中云与地物两类样本的有效分离,对于实际光学遥感图像的云检测概率高达 98%以上.

关键词:光学遥感;云检测;特征空间;降维压缩;去相关

中图分类号: TP751 文献标志码: A 文章编号: 0367-6234(2014)01-0029-05

Cloud detection in remote sensing image based on linear dimension compression

BIAN Chunjiang^{1,2}, HOU Qingyu¹, ZHAO Xiao³, LIANG Bingbing⁴, LI Liyuan¹, ZHANG Wei¹

(1. Research Center for Space Optical Engineering, Harbin Institute of Technology, 150001 Harbin, China;

2. National Space Science Center, Chinese Academy of Sciences, 100190 Beijing, China;

3. Shanghai Institute of Satellite Engineering, 200090 Shanghai, China;

4. Dept. of Mathematics, Harbin Normal University, 150025 Harbin, China)

Abstract: According to the information redundancy caused by high classification feature space dimension, we have proposed a method of cloud detection based on linear dimension compression for feature space. First, the classification feature parameters were extracted and the feature space was established. According to the different distribution structures of cloud and underlying surface samples, based on the completeness of classified information in compressed subspace, the sample's probability distribution model is established. Then the model parameters are solved by using the maximum likelihood estimation method and the optimum transformation matrix is estimated, which is used for features compression and decorrelation. At last, a classifier is introduced for cloud detection in the compressed subspace. Experimental results have shown that the proposed method can effectively remove the classification features redundancy of the clouds and underlying surfaces, and achieve effective separation of clouds and underlying surfaces in compressed subspace. The cloud detection probability in optical remote sensing images is up to 98% or more.

Keywords: optical remote sensing; cloud detection; feature space; dimension compression; decorrelation

在光学遥感图像中,满幅被云覆盖的图像占图 像总数的比例超过 50%,几乎不具备任何可用信 息,同时占用了处理系统大量的存储空间和传输带 宽,严重影响了遥感信息获取的质量.因此,有必要研究遥感图像云检测技术,从而高效、快速地对遥感图像进行云去除,提高图像信息的利用率.

早期经典的云检测方法大多基于多谱段卫星 图像融合技术,根据云在不同谱段下的反照率,构 造适当的单一阈值,进行云识别.如 NDVI 法、D 阈 值法等^[1-2],此类方法运算速率较高,但强烈依赖 于传感器,光学系统等参数,阈值大小会随季节与

收稿日期: 2013-03-29.

基金项目:国家自然科学基金资助项目(61007008).

作者简介:卞春江(1978—),男,博士研究生;

张 伟(1962—),男,教授,博士生导师.

通信作者: 侯晴宇, houqingyu@126.com.

地理位置变化,且难以实现星上较高精度的多光 谱配准.为此,国内外学者^[3-4]从单一谱段的图像 特征角度出发,构造多特征矢量空间,利用模式识 别开展云检测的研究工作.然而,各特征之间存在 相关性耦合,过高维度的特征空间会带来"维数 灾难",严重影响分类器的性能.因此,如何对原特 征空间进行压缩处理,去除各特征参量之间的冗 余,成为云检测技术的重要环节.其中具有代表性 的压缩算法为主成分分析(PCA)技术^[5],PCA 意 图寻找总体协方差矩阵特征值最大的方向作为投 影方向,但并未引入类属信息,难以达到最优分 类.相比之下,线性判别分析法(LDA)^[6]则表现出 了一定的优势,LDA 在假设两类样本协方差矩阵 相等的基础上,能够同时实现类间离散度的最大 化与类内离散度的最小化,达到最优分类,但对于 协方差差异较大的两类样本,分类效果较差.近年 来,研究人员在 LDA 的基础上加以改进,提出了 核判别分析(KDA)算法^[7],该算法引入机器学习 领域中核函数的概念,将数据非线性映射至线性 可分的高维空间,进而利用 LDA 进行去相关压 缩.KDA 对于复杂分布形式的样本具有良好的分 类效果,但非线性映射带来的运算复杂度,使其不 利于分类器的设计.

针对上述方法的不足,本文结合云的物理特 性与成像特性,构造云与地物分类特征空间.基于 各特征参量之间存在相关性冗余,为对特征空间 进行最大限度的去相关,合理提取云与地物的分 类信息,提出一种适用于分布形式不同的两类样 本的线性特征压缩方法.将该方法应用于遥感图 像云检测,获得更高的检测性能.

1 云检测特征空间的建立

云在可见光波段具有较高的反射系数,且往往 呈现大尺度的覆盖面积,因此,图像中的云层区域 大多表现为连续的高亮度特性.而大部分地物的反 射系数较低,在图像中的亮度较低,可以平均灰度 作为特征参量区分二者.从云的物理成因来看,云 由大气中水滴、冰晶及其混合粒子逐渐凝聚而成, 类似于晶体的生长过程,在空间中表现出了一定的 自相似性,为自然界的分形几何体,具有特异性的 分形维数,而大部分地物不具有分形特征,因此,可 利用分形维数^[8]对二者进行区分.此外,在高分辨 率图像中,云团亦表现出显著的空间分布特性,在 图像上呈现均一、平滑、高相关度等纹理特征,而地 物的纹理复杂多变,呈现强弱起伏的非均匀性,因 此,可利用纹理分析法对二者进行鉴别. 根据云与地物成像属性差异,本文以平均灰度、分形维数及纹理参数作为候选特征参量,其中 纹理特征可采用和差直方图(SADH)或灰度差分 向量(GLDV)^[9]进行计算,包括角二阶矩、纹理 熵、相关度、逆差矩和纹理对比度.候选特征参量 共12个.以式(1)定义特征参量的可分离度对候 选特征参量进行筛选.

SD =
$$\sqrt{\frac{\|c_1 - c_2\|^2}{\sigma_1 \sigma_2}}$$
. (1)

式中:c₁、c₂分别为两类样本的类中心, || c₁ - c₂ || 为类间距,表征了样本的类间离散程度; σ₁、σ₂分 别为两类样本的标准差,表征样本的类内离散程 度.可分离度度量了特征参量利于分类的程度.由 其定义可以看出,类间距离越大,类内离散度越 小,样本的可分离度越大,越有利于聚类.

通过设定可分离度阈值,选择相应特征参量, 考虑两类一维样本分布相同情况,如图 1 所示,假 设两类样本满足正态分布,分别为 $N(0, \sigma)$ 和 $N(d, \sigma)$,其中: $N(\mu, \sigma)$ 表示均值为 μ ,均方差为 σ 的正态分布;d为类间距离.若要使得样本冗余度 为小概率事件,样本之间的分类阈值 α 需满足

 $\|a - c_1\| = 3\sigma, \qquad (2)$

同时又有

$$||a - c_1|| = ||c_2 - a|| = \frac{d}{2}.$$
 (3)



结合式(2)、(3),并代入式(1),得到 SD=6. 选取 QuickBird2 与 IKONOS 卫星云及其下垫面各 500 幅图像块作为样本进行特征选取,计算上述 12 个特征参量的可分离度,选择可分离度大于 6 的特征参量作为标准基,构造云检测特征空间.样 本 x_i 在特征空间中最终表达为如下矢量形式

 $x_i = [gray, fd, asm, ent, cor]^T.$ 式中:i为样本编号,特征参量依次为平均灰度、 分形维数、角二阶矩、熵和相关,其中纹理特征参 量为 SADH 纹理参数,原始特征空间的维度为 5.

2 云与地物分类特征空间的降维压缩

为降低云与地物分类特征空间的维度,最大

限度地提取分类信息,有效地缓解计算与存储负 担,需对得到的五维特征矢量[gray,fd,asm, ent, cor]^T,进行去相关压缩处理.特征压缩的目 的是寻找线性转换矩阵 $A = [A_p | A_{m-p}]_{m \times m}$,将输 入 n 维特征空间中的样本 x 经线性变换压缩至 p 维的 y_p 输出,即 $y_p = A_p^T x$.以最大似然估计法求 取矩阵A,方法流程如图 2 所示.首先根据云与地

物自然场景的实际分布,基于压缩子空间分类信息表述的完备性,建立转换空间中两类样本的概率分布模型.通过最大似然估计法对模型参数进行估计,并结合原特征空间与转换空间中各参数的线性转换关系,建立转换矩阵的似然方程,对其进行求解,得到转换矩阵.



2.1 样本概率分布建模

传统特征压缩方法(如 LDA 法)不能够实现 最佳的聚类效果,如图 3 所示.



图 3 特征压缩效果示意图

模型中先验信息的不充分性或参数的不精确 性,导致压缩子空间中云与地物存在不同程度的 冗余.为使两类样本经特征压缩后能够达到最大 程度的分离,压缩子空间需包含云与地物全部的 分类信息,即对聚类信息的表述具有完备性.

基于压缩子空间聚类信息表述的完备性,本 文假设特征压缩后,转换空间中的 p 维子空间包 含云与地物全部的分类信息.由于云与地物皆为 自然场景,故两类样本符合正态分布^[10].设输入 样本集为{x_i},同时引入样本的类属信息,建立样 本的概率分布模型如下

$$f(x_i)_{y=A^{T_x}} = |A| f(y_i) = \frac{|A|}{\sqrt{(2\pi)^n |\sum_{d(i)}|}} \cdot \exp\left[-\frac{(y_i - \mu_{d(i)})^T \sum_{d(i)}^{-1} (y_i - \mu_{d(i)})}{2}\right].$$

式中: μ 为转换空间中样本均值; Σ 为转换空间中 样本协方差;d(i) 为样本 x_i 的隶属类别, U_j 表示 (其中:j = 1,样本为云;j = -1,样本为地物).基于 模型假设,转换空间中的n - p维子空间不包含任 何分类信息,云与地物两类样本在其中具有相同 的分布形式,且与p维子空间不具有相关性,故两 子空间各分量间的协方差为0.因此转换空间中样 本的均值与协方差可写成

图 2 转换矩阵求解流程

$$\boldsymbol{\mu}_{j} = \begin{bmatrix} \boldsymbol{\mu}_{j,1} \\ \vdots \\ \boldsymbol{\mu}_{j,p} \\ \boldsymbol{\mu}_{0,p+1} \\ \vdots \\ \boldsymbol{\mu}_{0,n} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \boldsymbol{\mu}_{j}^{p} \\ \boldsymbol{\mu}_{0} \end{bmatrix}, \boldsymbol{\Sigma}_{j} = \begin{bmatrix} \boldsymbol{\Sigma}_{j}^{p} (p \times p) & \mathbf{0} \\ \mathbf{0} \quad \boldsymbol{\Sigma}_{(n-p) \times (n-p)}^{n-p} \end{bmatrix}$$

可以看出,所建立的样本概率分布模型包含了云 与地物各自的类属信息,同时体现了压缩子空间 分类信息表述的完备性,且符合自然场景的实际 分布情况.

2.2 线性转换矩阵的最大似然估计

设云与地物两类样本总数为 N, 根据其概率 分布模型, 以最大似然估计法求取转换矩阵 A. 首 先建立转换矩阵的最大似然估计目标函数为

$$\lg L[\mu(A), \Sigma(A)] = \sum_{i=1}^{n} \lg f(x_i).$$

根据正态分布统计矩的最大似然估计,对于 转换空间与原特征空间中云与地物两类样本的均 值和协方差,有如下关系:

$$\begin{cases}
\boldsymbol{\mu}_{j}^{p} = \boldsymbol{A}_{p}^{\mathrm{T}} \boldsymbol{m}_{j}, \\
\boldsymbol{\mu}_{0} = \boldsymbol{A}_{n-p}^{\mathrm{T}} \boldsymbol{m}, \\
\boldsymbol{\Sigma}_{j}^{p} = \boldsymbol{A}_{p}^{\mathrm{T}} \boldsymbol{W}_{j} \boldsymbol{A}_{p}, \\
\boldsymbol{\Sigma}^{n-p} = \boldsymbol{A}_{n-p}^{\mathrm{T}} \boldsymbol{S} \boldsymbol{A}_{n-p}.
\end{cases}$$
(4)

式中:m 为原特征空间中样本均值;m_j为j类样本 的均值;W_j为原特征空间中j类样本的类内离散 度矩阵:S 为总离散度矩阵.各参数定义为

$$\begin{cases} m = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^{N} x_i, \\ m_j = \frac{1}{N_j} \sum_{d(i)=j} x_j, \\ W_j = \frac{1}{N_j} \sum_{d(i)=j} (x_j - m_j) (x_j - m_j)^{\mathrm{T}}, \\ S = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^{N} (x_i - m) (x_i - m)^{\mathrm{T}}. \end{cases}$$
(5)

式中:N_i为隶属于 j 类的样本数.将式(4) 代入目标



由于目标函数导数含有关于A的逆矩阵,上 述极值问题难以通过拉格朗日法求取解析解.因 此,可将其转化为最小化目标函数问题,利用最速 下降法求取A的近似解.以式(6)建立最小化目 标函数,为提高收敛速度,初始值选择 LDA 转换 矩阵.

$$T = -\lg L = \frac{N}{2}\lg |\mathbf{A}_{n-p}^{\mathsf{T}} \mathbf{S} \mathbf{A}_{n-p}| + \sum_{j=1}^{J} \frac{N_{j}}{2}\lg |\mathbf{A}_{p}^{\mathsf{T}} \mathbf{W}_{j} \mathbf{A}_{p}| - N\lg |\mathbf{A}|.$$
(6)

原特征空间经线性转换矩阵 A 的作用后,生成 新的转换空间 V_n.V_n 可表示为两子空间的直和,即

$$V_n = V_p \oplus V_{n-p}.$$

式中:子空间 V_p 包含了云与地物全部的分类信息,视为压缩空间.而子空间 V_{n-p} 未包含任何分类 信息,对云检测无效,因此,后续工作中仅需对子 空间 V_p 进行聚类分析.

3 实验与分析

3.1 特征压缩结果对比分析

选取光学遥感卫星云图像块(64×64)与下垫



面地物图像块各 500 幅作为训练样本,其中云图 像包括低云、中云、高云等多种状态的云,地物图 像包括河流、山峦、沙漠、冰雪等自然场景,同时也 包含人造建筑.提取相应特征参量,并分别利用 PCA,LDA 与本文方法对特征矢量进行压缩,为增 加两类样本间的离散程度,设定压缩空间的维度 为2,并利用 SVM 进行分类训练,结果如图 4 所 示.可以看出,利用 PCA 法与 LDA 法对特征矢量进 行压缩,两类样本不能够较彻底地分离,样本之间 均存在不同程度的冗余. 且各类样本的集中度较 低.相比之下,本文方法在特征压缩方面具有明显 优势,压缩子空间中云与地物样本具有更高的集中 度,分离效果显著,各类样本之间几乎不存在冗余. 可见,本文方法能够有效地去除各特征参量之间的 相关性冗余,更有利于云与地物的分类.从聚类训 练结果可以看出,云样本聚集在较小的区域内,具 有较高的集中度,且影响区的面积较小,而地物样 本分布相对较分散,具有很大的影响区面积,这是 由地物场景种类繁多,属性差异较大所导致的.

3.2 云检测结果分析

以 QuickBird2 及 IKONOS 卫星全色图像作为 实验对象进行云检测仿真实验.应用结合本文方 法训练所得的分类器对输入图像块进行云检测, 并与 PCA, LDA 进行对比,图 5 给出了检测的部 分结果.相比之下,本文方法检测效果良好,虚警 与漏警极少.

· 32 ·

选取云及下垫面不同场景的图像块各1000块 对算法检测性能进行测试,并分别定义检测概率 与判别误差^[11]为

$$DR = \frac{\#(\text{Detect})}{\#(\text{Test})},$$

 $P_{\text{error}} = P(c) \cdot P(c \mid u) + P(u) \cdot P(u \mid c).$ 式中:#(Detect)为正确检测云样本数;#(Test) 为参与测试的云样本总数; $P(c \mid u)$ 为将云误判 为下垫面的条件概率;P(c)和P(u)为先验概率, 本文中取 1.

分别计算并统计3种方法的检测概率与判别 误差,结果如图6所示.本文方法的检测概率为 0.983,判别误差为0.026,在三者中占据绝对 优势.



4 结 论

1)提出了特征空间线性降维压缩的方法.该 方法适用于分布形式不同的两类样本,能够实现 云与地物分类特征空间的降维压缩以及分类信息 的自动提取.实验结果表明,压缩子空间中各类样 本均具有较高的集中度,且样本之间几乎不存在 任何冗余,这表明压缩空间几乎涵盖了全部的分 类信息,对分类信息的表述具有完备性.

2)应用本文特征压缩方法,结合 SVM 分类器 实现了对遥感图像的云检测.实验结果表明,本文 方法在云检测性能方面拥有明显优势,具有更高 的检测概率与更低的检测误差.

参考文献

[1] DERRIEN M, FARKI B, HARANG L, et al. Automatic

cloud detection applied to Noaa-11/avhrr imagery[J]. Remote Sensing of Environment, 1993, 46(3):246-267.

- [2] DIGIROLAMO L, DAVIES R. The image navigation cloud mask for the multiangle imaging spectro radiometer (MISR) [J]. Journal of Atmospheric and Oceanic Technology, 1995, 12(6): 1215-1228.
- [3] 郑红,曹琼,韩宇.基于免疫抗体编码机理的卫星图 像云探测[J].北京航空航天大学学报,2007, 33(4):440-444.
- [4] ROSSI R, BASILI R, Del FRATE F, et al. Techniques based on support vector machines for cloud detection on quickbird satellite imagery [C]//International Geoscience and Remote Sensing Symposium (IGARSS). Canada: Institute of Electrical and Electronics Engineers Inc, 2011:515-518.
- [5] 陈扬,张太宁,郭澎,等. 基于主成分分析的复杂光谱 定量分析方法的研究[J]. 光学学报,2009, 29(5): 1285-1291.
- [6] BOOSTANI R, DEHZANGI O, JARCHI D, et al. An efficient pattern classification approach: combination of weighted lda with weighted nearest neighbor[J]. Neural Network World, 2010, 20(5):621-635.
- [7] ZHANG X, LIU W, AN S. Kernel discriminant analysis for color face recognition [J]. ICIC Express Letters, 2012,6(3):759-764.
- [8] SARKAR N, CHAUDHURI B B. An efficient approach to estimate fractal dimension of textural images [J]. Pattern Recognition, 1992, 25(9):1035-1041.
- [9] AMEUR Z, AMEUR S, ADANE A, et al. Cloud classification using the textural features of meteosat images [J]. International Journal of Remote Sensing, 2004,25(21):4491-4503.
- [10]秦磊,高文. 基于内容相关性的场景图像分类方法 [J]. 计算机研究与发展, 2009, 46(7): 1198-1205.
- [11] LEE S U, CHUNG Y S, PARK R H. A comparative performance study of several global thresholding techniques for segmentation [J]. Computer Vision, Graphics, and Image Processing, 1990, 52 (2): 171-190.

(编辑 张 红)