

# 基于图像帧间信息和 FS-KFDA 的 极光序列图像检测算法\*

卢 山, 焦李成, 吴家骥, 邓晓政

(西安电子科技大学 智能感知与图像理解教育部重点实验室, 西安 710071)

**摘 要:** 为了解决数据量巨大的极光序列图像难于用人工划分的方法来进行变化监测的问题,提出了一种基于极光序列图像特征和帧间信息的感兴趣极光变化区域(ROI)自动检测算法,用计算机进行辅助分类。首先提取样本图像特征,再利用离散小波变化算法对帧间信息进行特征分析,引入特征标度核 Fisher 分析算法(FS-KDFA),结合 K-均值聚类选择训练样本,构建分类器实现了变化检测。对北极黄河站采集到的实测极光图像数据进行极光区域划分检测,实验结果表明了算法的有效性。

**关键词:** 极光序列图像;核 Fisher 判别分析;感兴趣区域;相关性;特征提取;物理光学

中图分类号: TP391.41

文献标志码: A

文章编号: 1001-3695(2013)01-0285-03

doi:10.3969/j.issn.1001-3695.2013.01.073

## Aurora time-series image detection based on sample inter-frame correlation and FS-KFDA

LU Shan, JIAO Li-cheng, WU Jia-ji, DENG Xiao-zheng

(Key Laboratory of Intelligent Perception & Image Understanding of Ministry of Education, Xidian University, Xi'an 710071, China)

**Abstract:** Using artificial testing efficiently is technically difficult because of the large amounts of data which must be processed. So, according to the feature and correlation of aurora time-series image, this paper proposed an algorithm based on image segmentation to extract region of interest (ROI) of change. The analysis started with a feature extraction of the input sequence from the spatial domain. Then, it considered correlation between images in a close time sequence, proposed discrete wavelet transform(DWT) to analyze the correlation for the sake of their representative. It proposed K-means clustering to select training samples, and used feature-scaling kernel Fisher discriminant analysis (FS-KFDA) which was a modified kernel Fisher discriminant analysis to train and build classifiers to extract ROI base on the training samples. Experiments carried out on the real aurora image database from Chinese Arctic Yellowriver station point out the effectiveness of the proposed algorithm, which results in an increase of segmentation precision with respect to conventional algorithms.

**Key words:** aurora time-series image; kernel Fisher discriminant analysis; ROI; correlation; feature extraction; physical optics

## 0 引言

极光作为磁层和太阳风相互作用在极区所产生的“足迹”,反映了很多现象,对研究空间天气及太阳风磁层耦合极为重要,对分析电离层不均匀体的形态和动态特征具有重要意义<sup>[1,2]</sup>。为了便于研究极光的综观特征,需要将极光部分从极光观测序列图像的每一帧中分割出来<sup>[3]</sup>,但极光观测序列图像所包含的数据量巨大,通过传统的人工划分方法几乎是不能实现的,因此必须用计算机进行辅助划分,实现感兴趣极光变化区域的自动检测。感兴趣区域是图像的一部分,这些区域可以是不规则的形状,也可以是几个不同形状的组合,被广泛地使用于分类的地物特征抽取、统计和其他的操作中。

极光序列图像每帧中所包含的极光区域信息较少,往往所能获取的训练样本有限,而基于传统统计学的图像分类方法基

于大数定理,需要有足够多的训练样本进行类别先验知识的估计,不能有效地解决小样本图像的分类问题<sup>[4]</sup>。因此,要针对此类图像特点采用适合的分类方法。近年来,机器学习方法被广泛应用于图像分类问题中。其中支持向量机(SVM)由于较好地解决了小样本、非线性、高维数、局部极小点等实际问题,在若干应用中都获得了很好的性能,逐渐成为解决模式分类问题的首选工具<sup>[5]</sup>。但 SVM 分类器在强调分类间隔最大的同时没有考虑类内散度尽可能小的问题,而且借助二次规划来求解支持向量,将涉及  $m$  阶矩阵的计算( $m$  为样本的个数),当  $m$  数目很大时该矩阵的存储和计算将耗费大量的机器内存和运算时间。Cawley 和 Talbot 提出的核 Fisher 判别分析(KFDA)方法便很好地兼顾了类间间隔最大和类内散度尽可能小的问题<sup>[6]</sup>,并且不需要求解二次规划问题,训练速度要大大地优于 SVM 分类器。但与 SVM 分类相似,KFDA 的分类性能受核函

**收稿日期:** 2012-05-17; **修回日期:** 2012-06-28 **基金项目:** 国家自然科学基金资助项目(61072106,60970066,60972148,61077009,61075041,61001206,60803097,60970067,61003198); 国家教育部博士点基金资助项目(200807010003); 国家部委科技资助项目(9140A07011810DZ0107,9140A07011810DZ0107,9140A07021010DZ0131); 高等学校学科创新引智计划资助项目(“111”计划)(B07048)

**作者简介:** 卢山(1982-),女,河北石家庄人,博士,主要研究方向为图像处理(lumaomaommbb@126.com);焦李成(1959-),男,教授,主要研究方向为图像处理;吴家骥(1973-),男,副教授,主要研究方向为图像处理;邓晓政(1982-),男,博士,主要研究方向为图像处理。

数及参数影响很大,核函数参数在特定的范围内才能得到良好的分类精度。薄列峰在核 Fisher 判别分析的基础上,采用特征标度的概念提出了特征标度核 Fisher 判别分析算法(FS-KDFA),减少了核函数参数和样本数量对分类器性能的影响,其分类精度与 SVM 分类器相当。

本文研究了特征标度核 Fisher 判别分析算法的核函数及参数选择等问题,在此基础上提出利用序列图像所特有的帧间相关性和每帧图像的尺度和方向性对极光序列图像进行分析,以提取图像的分类特征;利用 K-均值聚类对图像进行初步分类得到训练样本,以保证训练样本的代表性;最后将选择出的训练样本构建基于特征标度核 Fisher 判别分析算法的分类器以实现极光序列图像中极光带的自动检测。

## 1 特征标度核 Fisher 判别分类方法

### 1.1 算法实现

薄列峰在 Cawley 和 Talbot 提出的核 Fisher 判别分析算法思想的基础上,对其中的留一误差进行改进,核函数选取特征标度核函数,实现特征标度核 Fisher 判别分析算法。改进部分的主要思想是:a)用特征标度核函数替换 KFDA 算法中留一误差的核函数;b)利用梯度下降算法得出留一误差的最优值;c)通过决策函数判别出新样本的类别完成分类,其表达式为

$$g(x) = \text{sgn}\left(\sum_{j=1}^l \alpha_j k_\theta(x_j, x) + b\right) \quad (1)$$

其中:参数  $\alpha$  和  $b$  都是通过最小化损失函数得到,表达式为

$$f(\bar{\alpha}) = \bar{\alpha}^T (W^T W + \lambda U) \bar{\alpha} - 2 \bar{\alpha}^T W^T Y + Y^T Y \quad (2)$$

其中, $\bar{\alpha} = \begin{bmatrix} \alpha \\ b \end{bmatrix}$ ,  $W = [K \quad 1]$ ,  $U = \begin{bmatrix} I & 0 \\ 0^T & 0 \end{bmatrix}$ ,  $I$  表示单位矩阵。其余的参数利用梯度下降算法最小化留一误差所决定,表达式为

$$\text{lot}(\theta, \lambda) = \frac{1}{l} \sum_{i=1}^l \left( \frac{1 - y_i \tanh(\gamma(y_i - r_i))}{2} \right) \quad (3)$$

其中: $r = (I - H)Y \odot (1 - D(H))$ ,  $H = C(C^T C + \lambda U)^{-1} C^T$ ,

$\tanh(\gamma t) = \frac{\exp(\gamma t) - \exp(-\gamma t)}{\exp(\gamma t) + \exp(-\gamma t)}$ 。根据链式法则,  $\text{lot}(\theta, \lambda)$  的

偏置可以表示为  $\frac{\partial(\text{lot}(\theta, \lambda))}{\partial \theta_k} = \frac{\partial(\text{lot}(\theta, \lambda))}{\partial r^T} \frac{\partial r}{\partial \theta_k}$ , 仅仅需要分

别计算  $\frac{\partial(\text{lot}(\theta, \lambda))}{\partial r^T}$  和  $\frac{\partial r}{\partial \theta_k}$ , 通过调整参数  $\theta_k$ , 最终可计算出留一误差的偏置。

### 1.2 核函数与参数的选择

改进算法中所用到的特征标度核函数,两种最常用的形式为多项式核和高斯核,表示如下:

$$K_\theta(x_i, x_j) = \left(1 + \sum_{k=1}^d \theta_k x_i^{(k)} x_j^{(k)}\right)^r \quad (4)$$

$$K_\theta(x_i, x_j) = \exp\left(-\sum_{k=1}^d \theta_k \|x_i^{(k)} - x_j^{(k)}\|^2\right) \quad (5)$$

在特征标度核中,每一个特征都具有独立的标度因子。根据特征值的重要性对其进行设置,如果重要就设置为大值,如果不重要就设置为小值。参数  $\theta_k$  和  $\lambda$  是自适应选择的;参数  $\gamma$  的最优值的选取比较困难,要对其调整不同的值使得留一误差最小化。将参数  $\gamma$  选定在 0~400 之间进行调试,可以得到一条留一误差(lot)随参数  $\gamma$  不同值的变化趋势的 ROC 曲线,如图 1 所示。由图 1 可知,当  $\gamma = 10$  时,所对应的留一误差取最小值。

根据实验结果,参数  $\gamma$  的值就设定为 10。

## 2 基于 FS-KFDA 的感兴趣极光区域提取

### 2.1 极光序列图像的时频特征提取

提取图像的分类特征是实现极光图像分类的前提。由于序列图像的前后帧之间含有相关性,对分类过程有着重要的意义,因此在分类特征提取的方法选择上,要能兼顾信号在空域和频域中的分辨能力。首先,在每一帧图像中应用灰度共生矩阵变换来提取极光图像时域中不同方向的纹理特征;其次,利用连续图像的帧间渐变相关性,将每帧图像中的每个像素点与其后连续 23 帧图像中对应位置的像素点组成一组灰度数据,其起伏特征隐含有目标的几何特征和运动特征等,通过引入现代信号处理的离散小波分析方法对样本目标的时间序列进行统计分析<sup>[7,8]</sup>,提取 10 个有效的统计特征,进一步地挖掘出样本所能提供的更多有效特征信息。这样,将纹理特征和通过信号处理所提取出的帧间特征值相结合,为接下来的分类任务构建起信息量丰富且有效的样本特征库,用于训练各种分类器,最终找到最优分类器实现对空间目标的有效识别。样本数据库建立如图 2 所示。

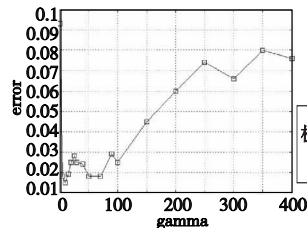


图1 留一误差(lot)与参数 $\gamma$ 的变化趋势ROC曲线

图2 建立样本数据库

### 2.2 训练基于 FS-KFDA 的极光分类器

核 Fisher 判别分析分类属于监督分类,需要先用训练样本进行训练,然后输入测试样本进行分类。具体步骤如下:

- 利用 K-均值聚类算法对待分类图像进行感兴趣极光区域和背景的预分割,从两个子集中分别提取部分样本作为分类器的训练样本。
- 初始化算法参数,选择核函数  $k(x, y)$  及其各项参数。
- 用 a) 中选定的训练样本对 FS-KFDA 的极光分类器进行训练。
- 待分类器训练至最优参数,按照式(4)对测试样本依次判别。
- 最终得到完整分类图像和分类精度值。

## 3 实验结果与分析

为了测试本文提出的结合帧间相关性分析的极光检测方法的有效性,设计一个测试实验。选用来自北极黄河站采集的两组实测极光序列图像中的 168 帧,保留最大可能激光范围预处理后的大小为  $320 \times 240$  的样本进行实验。a)对图像进行特征值提取;b)选定进行对比测试的分类方法;c)选定一部分训练样本,只选用其特征向量中的纹理特征值部分对分类器进行训练,在此情况下进行分类性能比较;d)将选定训练样本的空域和帧间频域全部特征值输入各分类器,在同样的样本集上对分类器进行训练,并对比分类效果。

实验中,每帧图像进行 K-均值聚类后,从聚成的两类中共选取 1 530 个像素的样本作为训练样本,用 500 个像素作为测试样本。表 1 比较了分类器训练样本只选取纹理特征作为特征向量的情况下各分类器的分类效果。训练样本的空域和频域特征均作为特征向量对分类器进行训练的最终分类精度如表 2 所示。结果均为对连续 10 帧图像进行实验的平均识别率。

表1 纹理特征值训练样本的不同分类器对比结果

| 分类器           | scene1(OA[ % ]) | scene2(OA[ % ]) |
|---------------|-----------------|-----------------|
| SVM + Line    | 82.12           | 81.98           |
| SVM + Poly    | 92.16           | 91.75           |
| SVM + Sigmoid | 87.20           | 86.96           |
| SVM + RBF     | 91.87           | 91.69           |
| KFDA          | 91.43           | 91.02           |
| FS-KDFA       | 93.10           | 92.61           |

表2 空域频域特征值训练样本的不同分类器对比结果

| 分类器           | scene1(OA[ % ]) | scene2(OA[ % ]) |
|---------------|-----------------|-----------------|
| SVM + Line    | 85.23           | 85.04           |
| SVM + Poly    | 93.98           | 93.06           |
| SVM + Sigmoid | 89.53           | 88.87           |
| SVM + RBF     | 93.21           | 92.95           |
| KFDA          | 93.12           | 92.87           |
| FS-KDFA       | 94.23           | 93.78           |

为了让分类效果更加直观,本文在两组极光序列图像中分别任意选取其中两帧的分类效果图,从视觉角度对比不同分类方法所得到的分类结果。图3为第一组极光序列图像中的第60帧和第68帧的分类效果图,对该组图像进行的是同训练样本、不同特征值分类器的对比分类实验。其中,(a)~(c)分别为第一组极光序列图像的第60帧原图、无帧间信息的训练样本特征值的KFDA分类效果图、无帧间信息的训练样本特征值的FS-KFDA分类效果图;(d)~(f)分别为第68帧原图、含帧间信息的训练样本特征值的KFDA分类效果图、含帧间信息的训练样本特征值的FS-KFDA分类效果图。图4为第二组极光序列图像中的第60帧和第68帧的分类效果图,对该组图像进行的是不同训练样本、同特征值分类器的对比分类实验。其中,(a)~(c)分别为第二组极光序列图像的第60帧原图、无帧间信息的训练样本特征值的KFDA分类效果图、含帧间信息的训练样本特征值的KFDA分类效果图;(d)~(f)分别为第68帧原图、无帧间信息的训练样本特征值的FS-KFDA分类效果图、含帧间信息的训练样本特征值的FS-KFDA分类效果图。两组实验中选用的分类器均为分类性能较好的KFDA和FS-KFDA分类器。

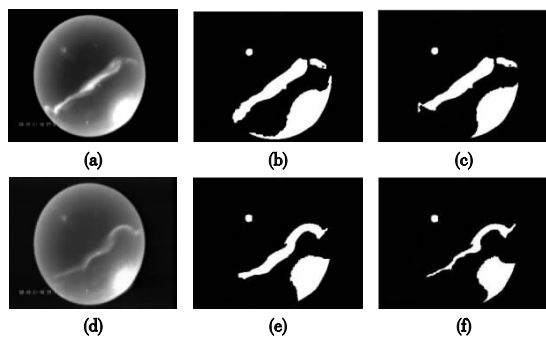


图3 分类效果1

从表1、2中可以看出,使用径向基核函数构建的SVM分类器的分类效果略好于使用同样核函数构建的核Fisher判别分类器。而FS-KDFA构建的分类器的分类正确率比其他分类器设置在最佳分类状态时最多提高了1.67%,这说明FS-KDFA在两种特征值选取方法得到的特征中可以挑选出有效的特征,构建出有着较高分类性能的分类器。当考虑帧间相关性特征时,极光分类器获得了最好的分类正确率,最高达到了94.23%,在同一组图像实验中,比仅考虑纹理特征值的分类正确率高了1.13%。这说明使用帧间信息可以更有效地保证描

述训练和测试样本的特征,从而使得分类器的构造更加适用于复杂的样本分布情况;同时,使用FS-KDFA分类器的分类精确度也有明显的提高。图3是在同样样本特征条件下两种算法得到的检测结果,同样说明了本文的FS-KDFA对极光序列图像感兴趣区域检测的优越性。图4是在同样算法条件下采用不同样本特征值得到的检测结果,从图中可以明显地看出帧间信息分析样本特征值提取与FS-KDFA良好的兼容性和其对极光变化区域检测的重要性。

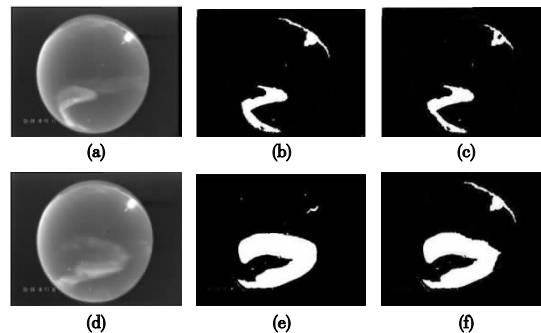


图4 分类效果2

此外,由于FS-KDFA分类器对特征值是有选择性的利用,因此其运算时间要低于KDFA分类器。在一台Pentium IV 3.2 GHz计算机上,分别用FS-KDFA和KDFA分类器对一帧极光实验图像进行分类,所用的时间分别为18.95 s和20.16 s。由此可见,FS-KDFA分类器的实时性要优于KDFA分类器。

#### 4 结束语

本文提出了一种基于纹理特征和帧间信息的极光序列图像感兴趣区域提取算法,大量测试实验证明了提出的算法具有良好的变化区域检测性能。该算法及流程也可以推广到其他类型连续多帧的序列数据分析中。目前所完成的工作仅仅是对极光图像感兴趣区域划分的探索阶段,基于本文提出的算法结构,再进一步地对该算法进行简化和更新以及提高算法的实时性,便可以直接用以处理动态序列图像,该算法具有很好的普适性和推广性。

**致谢** 笔者衷心感谢北极黄河站数据中心为本文提供的观测数据。

#### 参考文献:

- [1] 高凌君,高新波,梁继民. 结合样本选择和AdaBoost的日侧冕状极光检测算法[J]. 中国图象图形学报,2010,15(1):116-121.
- [2] HU Ze-jun, YANG Hui-gen, AI Yong, *et al.* Multiple wavelengths observation of dayside auroras in visible range: a preliminary result of the first wintering aurora observation in Chinese arctic station at Ny-Alesund[J]. Chinese Journal of Polar Research, 2005, 17(2): 107-114.
- [3] 叶传奇,苗启广,王宝树. 基于区域分割和Counterlet变换的图像融合算法[J]. 光学学报,2008,28(3):447-453.
- [4] SCHÖLKOPF B, SMOLA A. Learning with kernels-support vector machines, regularization, optimization and beyond[M]. Cambridge: MIT Press, 2001.
- [5] 梁海涛,童创明,王晓丹. 基于极化高分辨距离像的SVM目标识别方法[J]. 西安电子科技大学学报,2007,34(7):148-151.
- [6] DUNDAR M M, LANDGREBE A. A cost-effective semisupervised classifier approach with kernels[J]. IEEE Trans on Geoscience Remote Sensing, 2004, 42(1):264-270.
- [7] 马君国,赵宏钟,付强. 基于RCS观测序列的空间目标识别算法[J]. 航天电子对抗,2007,23(6):14-16.
- [8] 陈方涵,苗华,陈宇,等. 基于小波多尺度积的目标识别[J]. 光学学报,2009,29(5):1223-1226.