

融合显著信息的 LDA 极光图像分类*

韩冰, 杨辰, 高新波

(西安电子科技大学 电子工程学院, 陕西 西安 710071)

通讯作者: 高新波, E-mail: xbgao.xidian@gmail.com, http://see.xidian.edu.cn/faculty/xbgao/

摘要: 美丽的极光形态各异, 不同形态的极光蕴含不同的物理意义, 所以研究极光图像的分类具有重要的科学价值. 在 LDA(latent Dirichlet allocation)模型基础上提出了一种融合显著信息的 LDA 方法(LDA with saliency information, 简称 SI-LDA), 利用极光图像的谱残差(spectral residual, 简称 SR)显著信息生成视觉字典, 加强极光图像的语义信息, 并将其用于极光图像的特征表示. 最后, 利用 SVM 分类器对极光图像进行分类. 实验结果表明, 所提出的算法获得了良好的分类结果.

关键词: 极光图像; 词袋模型; 潜在狄利克雷分配; 谱残差; 显著信息

中图法分类号: TP391 **文献标识码:** A

中文引用格式: 韩冰, 杨辰, 高新波. 融合显著信息的 LDA 极光图像分类. 软件学报, 2013, 24(11): 2758-2766. <http://www.jos.org.cn/1000-9825/4481.htm>

英文引用格式: Han B, Yang C, Gao XB. Aurora image classification based on LDA combining with saliency information. Ruan Jian Xue Bao/Journal of Software, 2013, 24(11): 2758-2766 (in Chinese). <http://www.jos.org.cn/1000-9825/4481.htm>

Aurora Image Classification Based on LDA Combining with Saliency Information

HAN Bing, YANG Chen, GAO Xin-Bo

(School of Electronic Engineering, Xidian University, Xi'an 710071, China)

Corresponding author: GAO Xin-Bo, E-mail: xbgao.xidian@gmail.com, <http://see.xidian.edu.cn/faculty/xbgao/>

Abstract: There are different shapes of auroras in the sky around the arctic pole and the antarctic pole and there are different physical meaning and significance for different auroras. Therefore, the research on classification of aurora images has significant scientific value. In this paper, an aurora image classification method based on LDA with saliency information (SI-LDA) is proposed. First, the saliency information of aurora images is used to generate visual dictionary which enhances the semantic information of aurora images. Next, the aurora images are represented by SI-LDA. Finally, SVM is applied to classify aurora images. Experimental results show that the proposed method achieves high performance over other algorithms available.

Key words: aurora image; bag of words model; latent Dirichlet allocation (LDA); spectral residual; saliency information

极光(polar light, aurora)是地球周围的一种大规模放电的过程. 来自太阳的带电粒子到达地球附近, 地球磁场迫使其中一部分沿着磁场线(field line)集中到南北两极. 当它们进入极地的高层大气时, 与大气中的原子和分子碰撞并激发, 产生光芒, 形成极光^[1].

极光现象非常美丽, 它的发生时常影响无线电通信、长电缆通信等. 极光还可以影响气候, 影响生物学过程^[2]. 极光具有多种形态, 而且不同形态的极光蕴含着不同的物理含义. 所以, 极光图像的分类具有非常重要的科学研究价值.

极光图像的分类从早期的肉眼观察手工标记发展到现在的计算机定量分析:

* 基金项目: 国家自然科学基金(41031064, 60902082); 教育部留学回国人员科研启动基金; 2010年海洋公益性行业科研专项经费(201005017); 陕西省自然科学基金基础研究计划(2011JQ8019); 中央高校基本科研业务费专项资金(K5051302008, K5051202048)

收稿时间: 2013-05-03; 修改时间: 2013-07-17; 定稿时间: 2013-08-27

- 1964 年, Akasofu^[3]根据极光的运动特点将极光分为 4 种类型:赤道向扩展、点亮、西行浪涌和赤道向恢复.
- 1999 年, 胡红桥等人^[4]将极光分为具有射线状结构的冕状极光、带状极光、极光浪涌和向日极光弧等等.
- 2000 年, 中国极地研究中心将极光分为弧状极光和冕状极光两类, 其中, 冕状极光又细分为辐射冕状、热点冕状和帷幔冕状 3 类^[5].

由于极光分类具有重要的研究意义, 从而也引起了计算机视觉领域的研究人员的兴趣:

- 2004 年, Syrjäsuo 等人^[6]首次将计算机视觉方法引入极光图像的分类. 他们首先将极光根据形态分为弧状、块状、欧米伽状以及南北结构状这 4 类, 随后, 将极光图像分割后的区域进行傅里叶变换来提取极光图像的特征. 但是此方法有很大的局限性, 仅适用于形态单一的弧状极光, 不具备普遍适用性.
- 2007 年, 王倩等人^[7]运用主分量分析、线性判别分析和贝叶斯这 3 种方法对极光图像进行表征提取, 提出了基于表象特征的极光图像分类方法, 将极光划分为弧状、冕状和混合型这 3 种类型.
- 2008 年, 高凌君等人^[8]针对冕状极光呈放射状的纹理形态特征, 提出一种基于 Gabor 变换的日侧极光分类算法, 利用 Gabor 滤波器组提取了极光图像的局部 Gabor 特征, 该特征能非常吻合冕状极光发射状的纹理特性, 所以取得了较好的分类效果.
- 2009 年, 付蓉等人^[9]将形态学分析(morphological component analysis, 简称 MCA)与极光图像的分析结合, 将极光纹理区域和背景区域分离, 并且分离后的结果能够保留极光纹理特征. 该方法还可以有效地抑制图像中噪声的干扰, 并且提高了弧状与冕状极光图像的分类准确率.
- 2010 年, 王钰茹等人^[10,11]根据极光形态的特点提出了基于 X-GLAM 特征的日侧极光图像分类算法. 该方法针对冕状极光特殊纹理特性设计, 具有 BGLAM 算法的优势, 同时增强了表述方向性特征的能力, 在光照和旋转的影响上有很强的鲁棒性.

上述分类算法大多是以极光形态为先验知识, 而极光作为一种特殊的现象, 其形状特征并不固定, 因而很多现有的特征提取和分类算法对其失效. 而 BoW(bag of words)模型^[12]将图像库看成文档库, 将一幅图像看作一篇文档. 提取图像特征后, 用其生成“视觉单词”, 即生成字典, 统计每幅图像的视觉单词出现频率, 即可完成图像的 BoW 描述.

在 BoW 模型中, 视觉单词具有区分性和代表性, 因此该方法有较好的鲁棒性, 并且可以抑制一定的噪声干扰. 但该模型仅将图像看成是若干个视觉单词的集合, 忽略了单词的位置信息. SPM(spatial pyramid matching)模型^[13]可改善 BoW 模型这一缺陷, 但由于经过 BoW 提取的图像特征往往是高维的, 经过 SPM 模型后, 图像特征维数会急剧增加, 故我们引入 LDA(latent Dirichlet allocation)模型^[14]来对极光图像特征进行表示.

根据信息论的知识, 一幅图像包含的信息可分为两部分, 即新颖信息和先验信息(冗余信息)^[15]. 图像的显著图(saliency map)可有效提取图像的新颖信息并且摒除其先验信息, 近年来引起了计算机视觉领域研究人员的关注^[16,17].

本文运用谱残差(spectral residual, 简称 SR)^[15]方法获取极光图像的显著图并用其生成字典, 从而加强极光图像的语义信息, 提出一种融合显著信息的 LDA 方法(LDA with saliency information, 简称 SI-LDA), 以提高 LDA 模型的分类精度.

1 极光图像的 SI-LDA 表示流程

算法流程如图 1 所示, 主要分为 5 个步骤:(1) 极光图像的顶帽变换;(2) 极光图像的视觉单词提取;(3) 极光图像的谱残差显著图获取;(4) 谱残差显著图的视觉单词提取;(5) 极光图像的 SI-LDA 表示.

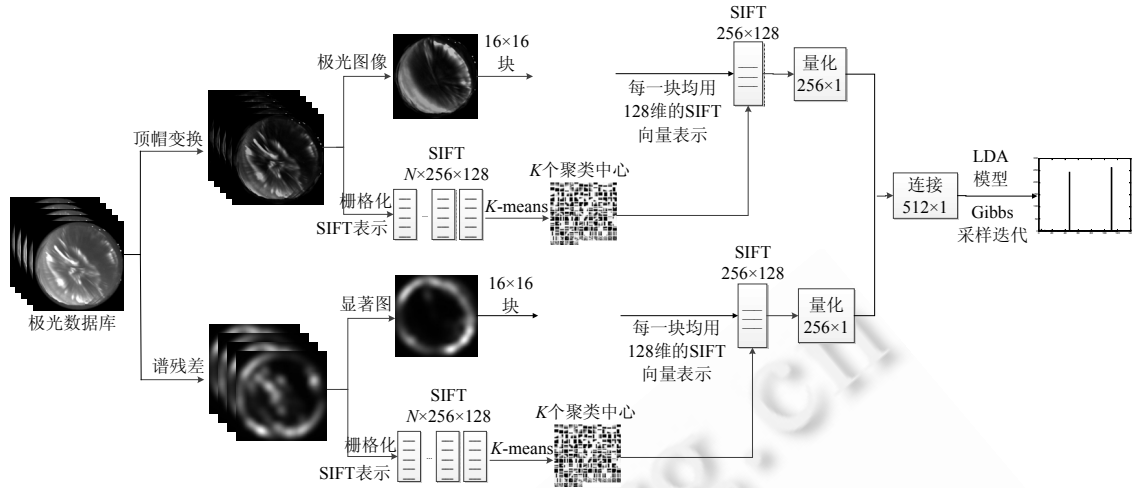


Fig.1 Flow chart of the SI-LDA algorithm
图 1 SI-LDA 算法流程图

1.1 顶帽变换

在极光图像拍摄的过程中,由于拍摄设备暗电流以及大气层的影响,极光图像存在亮度不均匀的现象.这种现象发生在单幅图像,亦存在于图像与图像之间,如图 2 所示.我们可以通过对极光图像进行顶帽变换来改善这一现象.

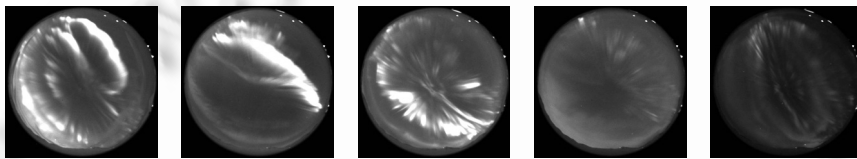


Fig.2 Aurora images
图 2 极光图像

顶帽变换^[18]的定义为

$$I_{tophat} = I - I \circ e \tag{1}$$

其中, I 为原图像, e 为结构元素, $I \circ e$ 为用结构元素 e 对原图像 I 进行开运算后的结果.由公式(1)可以看出,顶帽变换的结果与所选的结构元素息息相关,通过实验,我们选取 $r=80$ 的 disk 型结构元素 e 对极光进行顶帽变换预处理.图 3 为顶帽变换后的极光图像.

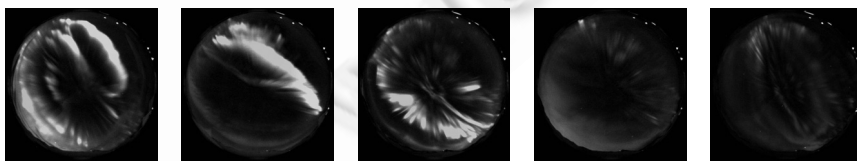


Fig.3 Aurora images using top-hat transformation
图 3 顶帽变换后的极光图像

通过对极光图像进行顶帽变换,可提高图像对比度,同时改善图像亮度不均匀的现象.

1.2 视觉单词提取

BoW(bag of words)模型^[12]也称为词袋模型,该模型已经成功地应用于文本分类^[14],其建模过程非常简单、易懂.近年来,BoW 也被用于计算机视觉领域^[19,20].现将其用于极光图像表示中,视觉单词提取步骤如下:

- (1) 对预处理后的极光图像 I_{ophat}^N 进行 16×16 的网格划分,每个网格子图记为 G_n^N ;
- (2) 用网格子图 G_n^N 的中心作为特征点,计算 G_n^N 的 SIFT 特征(128 维),记为 S_n^N ;
- (3) 使用 K -means 方法对 S_n^N 进行聚类,聚类中心记为 w_i ,即字典;
- (4) 对 S_n^N 进行视觉单词量化,当 $\min \|S_n^N - w_i\|_2$ 时,令 $S_n^N = w_i$,这样就将极光图像量化为由 K 个视觉单词构成的文档 D^N 了.

其中, $N=1,2,\dots,3200; n=1,2,\dots,256; i=1,2,\dots,K$.

1.3 谱残差显著图

谱残差(spectral residual,简称 SR)^[15]是专门针对灰度图像提取显著图的方法,其算法流程十分简洁,故本文选用该方法提取极光图像的显著图,其步骤如下:

- (1) 对极光图像 I^N 进行傅里叶变换,得到图像的幅度谱 $A^N(f)=\text{Amplitude}(F(I^N))$ 和相位谱 $P^N(f)=\text{Angle}(F(I^N))$;
- (2) 对幅度谱取对数,得到对数谱 $L^N(f)=\log(A^N(f))$;
- (3) 谱残差 $R^N(f)=L^N(f)-h(f)*L^N(f)$;
- (4) 显著图 $SM^N=g(x)*F^{-1}[\exp(R^N(f)+P^N(f))]^2$.

其中, F 为傅里叶变换; $h(f)$ 为 3×3 均值滤波模板; $*$ 为卷积符号; $g(x)$ 为高斯滤波器($\sigma=8$),用于平滑显著图; F^{-1} 为傅里叶逆变换; $N=1,2,\dots,3200$.图 4 为极光图像的谱残差显著图实例.

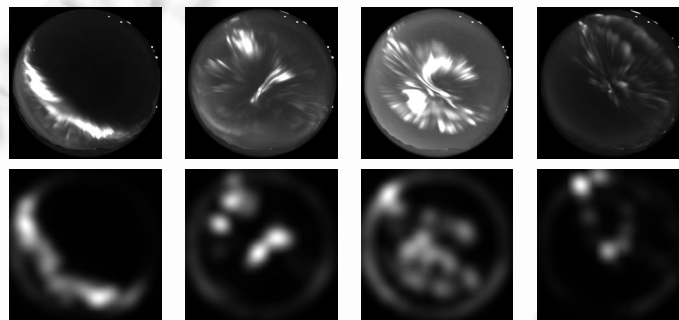


Fig.4 Original aurora images and their saliency maps using SR algorithm

图 4 极光图像原图与其谱残差显著图

1.4 显著图视觉单词提取

与第 1.2 节步骤相同,将极光图像 I^N 的显著图 SM^N 量化为由视觉单词构成的文档 D_{SM}^N .将 D_{SM}^N 与 D^N 首尾相接,构成极光图像的语义加强型文档 $C^N = [D_{SM}^N, D^N]$ ($N=1,2,\dots,3200$).

1.5 极光图像的 SI-LDA 表示

1.5.1 LDA 模型

LDA 模型是对文本进行建模的一种方法^[14],近年来引起了计算机相关领域研究人员的兴趣.它已被成功地用于标签推荐^[21]、Web 图像聚类等领域^[22].在 LDA 模型下,一个文档由若干个主题构成,该模型如图 5 所示.其中, θ 和 ϕ 均服从 dirichlet 分布. θ 表示某个主题发生的概率, ϕ 表示在某个给定主题的条件下生成某个单词的概率. z 表示选定的某个主题, N_c 和 N 分别表示文档中的单词个数和文档库中的文档数, T 为主题个数. α 和 β 分别是

θ 和 φ 的超参数.一般情况下,上述参数无法被精确地计算出来,但通过 Gibbs 采样可以实现对文本的 LDA 表示.

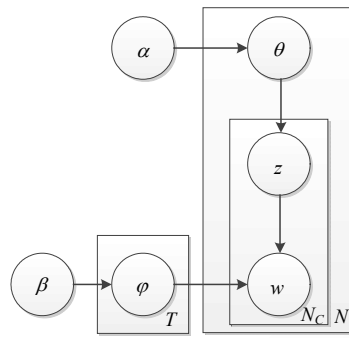


Fig.5 LDA model

图 5 LDA 模型

1.5.2 基于 Gibbs 采样的 SI-LDA 表示

Gibbs 采样把文档中的单词分配到某个主题,从而可以得到文档的主题分布,其关键在于条件转移概率的确定.我们给出每个单词所属主题的全概率公式^[23],如公式(2)所示:

$$P(z_i = j | z_{-i}, w) \propto \frac{n_{-i,j}^{(w_i)} + \beta}{n_{-i,j}^{(c)} + W\beta} \frac{n_{-i,j}^{(d_i)} + \alpha}{n_{-i,j}^{(d_i)} + T\alpha} \quad (2)$$

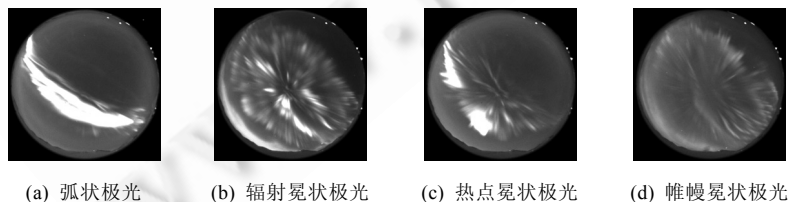
其中, z_i 表示单词 w_i 所分配的主题, z_{-i} 表示除 w_i 以外的单词的主题分配情况, $n_{-i,j}^{(w_i)}$ 表示分配给主题 j 的与单词 w_i 相同的单词个数, $n_{-i,j}^{(c)}$ 表示分配给主题 j 的所有单词个数, $n_{-i,j}^{(d_i)}$ 表示文档 d_i 中分配到主题 j 的单词个数, $n_{-i,j}^{(d_i)}$ 表示文档 d_i 中所有被分配了主题的单词个数, $n_{-i,j}^{(c)}$ 表示所有的单词个数均不包括这次 $z_i=j$ 的分配.

对极光图像 I^N 的语义加强型文档 C^N 进行一定次数的 Gibbs 采样迭代,就可以得到极光图像的 SI-LDA 表示.其步骤如下^[23,24]:

- (1) 对于文档中的单词 w_i ,随机设定其所属主题 z_i ,令 $\{z_i = \{1, 2, \dots, T\}, i = 1, 2, \dots, K\}$,其中, T 为主题个数; K 为单词总数,即字典大小.该状态即为 Markov 链的初始状态.
- (2) 从 1 循环到 K ,根据公式(2)将词汇分配给某个主题,获取 Markov 链的下一个状态.
- (3) 迭代第(2)步足够次数以后,认为 Markov 链接近目标分布,就取 z_i (i 从 1 循环到 K)的当前值作为样本记录下来.为了保证相关度较小,每迭代一定的次数,就记录一次样本.
- (4) 统计每篇文档中的单词分配到各个主题的次数,即完成 SI-LDA 表示.

2 实验结果与分析

本文实验所用数据来自我国北极黄河站全天空极光观测系统采集的数据,这些数据来自 2003 年 12 月~2004 年 1 月期间所观测到的 G 波段图像(557.7nm),每幅极光图像为 512×512 的灰度图像.按照形态分类可将极光图像分成弧状和冕状两大类,其中,冕状极光又可以分成辐射状、热点状和帷幔状 3 小类,如图 6 所示.



(a) 弧状极光 (b) 辐射冕状极光 (c) 热点冕状极光 (d) 帷幔冕状极光

Fig.6 Typical categories of aurora

图 6 极光典型类别

实验所用极光图像共 3 200 幅,其中弧状 800 幅,冕状 2 400 幅(其中,辐射状、热点状和帷幔状各 800 幅).实验所用计算机配置为: Intel(R) Core(TM) i3-2100 处理器, 2.91G 内存. 实验所运行的软件环境为在 Windows xp 操作系统下安装的 Matlab R2012a.

本文利用现有的分类效果最为显著的 SVM 对极光数据进行分类,对于 SVM,选择 RBF 核函数,对于不同的样本均采用 3 折交叉验证(cross-validation)选择最佳参数 c 和 g . 其中, c 是损失函数,是对错分类的惩罚, c 的取值越大,对某个样本的错误分类的惩罚就越大,调整 c 会影响最终训练集的分类精度和测试集的分类精度; g 是核函数中的 γ 函数. 本文所有分类实验均为弧/冕极光二分类实验.

实验 1. 基于 Gibbs 采样的 SI-LDA 弧/冕极光分类实验.

在本实验中,将本文提出的 SI-LDA 方法与 LDA^[14,20]方法做对比,以验证本文方法的有效性. 设定字典大小为 256. 分别设主题数为 20~120,间隔为 20,降维后并归一化. 在不同的主题数下,将 800 幅弧状极光图像作为正样本,将 2 400 幅冕状极光图像作为负样本. 随机选择 1 600 幅作为训练数据,其余 1 600 幅作为测试数据. 选择并运用最佳参数进行 100 次分类实验,取其平均结果,如图 7 所示.

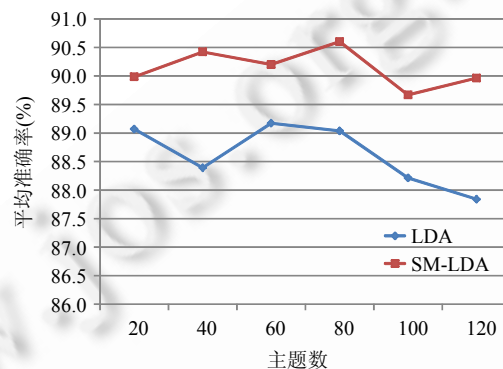


Fig.7 Average classification accuracy on different topics

图 7 不同主题下的平均分类准确率

由实验结果可以看出,SI-LDA 表示方法加强了极光图像的语义信息,在各个主题下的平均分类准确率均优于 LDA 方法,对分类精度有一定的改善. 当 $T=80$ 时,分类准确率达 90.60%. 同时也说明:对于 BoW 模型来说, LDA 是一种有效的降维方法,能够在降维的同时保持较高分类精度. 降低单词数,即降低字典大小,可以缩短分类时间,但是每生成一次字典需要对海量的图像特征进行 K -means 聚类运算,这本身也非常耗时. 所以,通过降低单词数来降维是不可取的,而且每个视觉单词具有明显的区分性和代表性,我们需要将单词数保持在一定的数量. 所以,当单词数过大时, LDA 就成为一个有力的降维工具.

实验 2. 不同方法的分类准确率与时间复杂度对比实验.

为了验证本文方法的有效性,将本文方法与传统 BoW 方法^[19]和 SPM 方法^[13]做对比,分别进行未经顶帽变换和经顶帽变换的实验. 实验结果如图 8 所示.

在传统 BoW 分类实验中,设定字典大小为 256,图像特征维数为 256. 经实验得到 100 次分类实验的平均准确率高达 91.85%. 进一步地,用 SPM 方法对弧/冕极光进行分类,设定字典大小为 256,采用 2 层空间金字塔模型,图像特征维数为 1 280. 100 次实验所得平均准确率为 92.73%,比 BoW 算法提高了 1 个百分点.

将顶帽变换处理后的极光图像分别用 BoW 与 SPM 模型进行分类,字典大小仍设为 256. BoW 与 SPM 的平均分类准确率分别为 92.80%和 93.13%. 由实验结果可以看出,顶帽变换处理后的分类准确率均有提升,说明该方法适用于极光图像的预处理.

从图 8(a)可以看出:基于 BoW 方法和基于 SPM 方法在分类平均准确率上都略优于我们提出的方法,高出 1 个百分点左右;但是从效率上来讲,我们的方法在时间复杂度上远远低于 BoW 方法和 SPM 模型方法,100 次分

类实验的平均分类时间(即平均 1 次分类实验的训练时间与测试时间之和)比前两种方法减少了近 7 倍和 25 倍,如图 8(b)所示.综合以上分析,本文方法在基本保持分类精度的前提下,极大地改善了分类的效率.

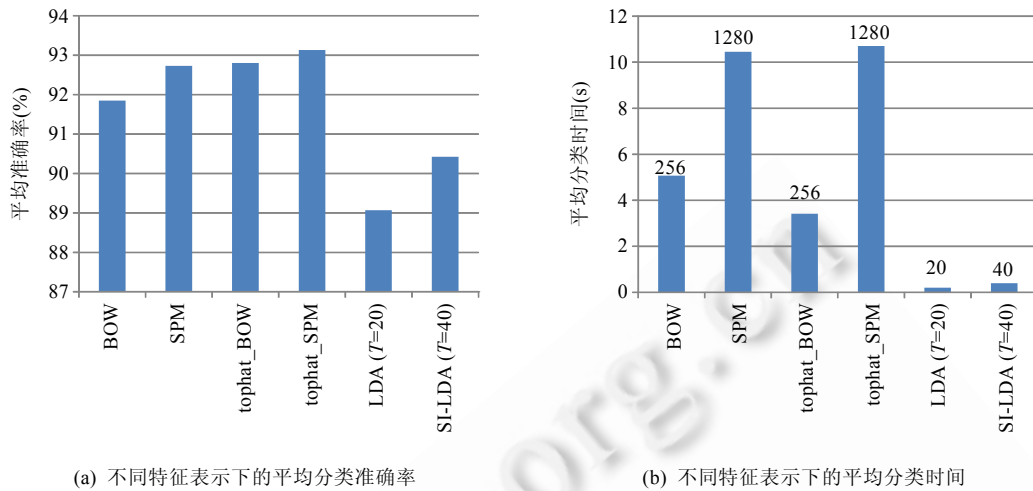


Fig.8
图 8

3 总 结

根据极光图像的特点,本文首先将顶帽变换用于极光图像的预处理,改善了极光图像对比度不足以及亮度不均匀的现象;随后,利用 SI-LDA 方法对极光图像进行特征表示,并将其用于弧冕极光图像分类,从而避免了从极光图像自身形态出发提取其特征这一缺陷,具有普适性,并且进一步提升了 LDA 模型对极光图像分类的精度.实验结果验证了本文算法的有效性.

本文方法虽然在弧冕极光图像分类上取得了良好的结果,但是仍然存在一些问题亟待解决:在该模型中,每幅图像会产生大量 SIFT 特征,且 SIFT 特征维数较高,这就导致使用 *K-means* 聚类生成字典时需要花费大量的时间.进行适当的特征选择或者找到更加有效的特征描述方法,可以减少庞大的数据运算量并且提高分类精度;SI-LDA 方法分类效率与 BoW 与 SPM 相比得到了较大的改善,但这是以分类精度下降为代价的.在降维的同时,保持甚至提高分类精度,也是今后工作中的研究方向.

References:

- [1] Wikipedia (in Chinese). <http://zh.wikipedia.org/wiki/%E6%9E%81%E5%85%89>
- [2] Baidu baike (in Chinese). <http://baike.baidu.com/view/2049.htm>
- [3] Akasofu SI. The development of the auroral substorm. *Planetary and Space Science*, 1964,12(4):273-282. [doi: 10.1016/0032-0633(64)90151-5]
- [4] Hu HQ, Liu RY, Wang JF, Yang HG. Statistic characteristics of the aurora observed at Zhongshan Stantion, Antarctica. *Chinese Journal of Polar Research*, 1999,11(1):8-18 (in Chinese with English abstract).
- [5] Hu ZJ, Yang H, Huang D, Araki T, Sato N, Taguchi M, Seran E, Hu H, Liu R, Zhang B, Han D, Chen Z, Zhang Q, Liang J, Liu S. Synoptic distribution of dayside aurora: Multiple-Wavelength all-sky observation at Yellow River Station in Ny-Ålesund, Svalbard. *Journal of Atmospheric and Solar-Terrestrial Physics*, 2009,71(8-9):794-804. [doi: 10.1016/j.jastp.2009.02.010]
- [6] Syrjäsuo MT, Donovan EF. Diurnal auroral occurrence statistics obtained via machine vision. *Annales Geophysicae*, 2004,22(4): 1103-1113. [doi: 10.5194/angeo-22-1103-2004]

- [7] Wang Q, Liang JM, Gao XB, Yang HG, Hu HQ, Hu ZJ. Representation feature based aurora image classification method research. In: Proc. of the 12th National Solar-Terrestrial Space Physics Academic Conf. 2007. 81 (in Chinese with English abstract). <http://cpfd.cnki.com.cn/Article/CPFDTOTAL-ZGKK200711001072.htm>
- [8] Gao LJ. Dayside aurora classification based on gabor wavelet transformation [MS. Thesis]. Xi'an: Xidian University, 2009 (in Chinese with English abstract).
- [9] Fu R, Li J, Gao XB, Jian YJ. Automatic aurora images classification algorithm based on separated texture. In: Proc. of the 2009 IEEE Int'l Conf. on Robotics and Biomimetics (ROBIO). IEEE, 2009. 1331–1335. [doi: 10.1109/ROBIO.2009.5420722]
- [10] Wang YR, Gao XB, Fu R, Jian YJ. Dayside corona aurora classification based on X-gray level aura matrices. In: Proc. of the ACM Int'l Conf. on Image and Video Retrieval. ACM, 2010. 282–287. [doi: 10.1145/1816041.1816083]
- [11] Wang YR. Dayside aurora classification based on X-gray level aura matrices [MS. Thesis]. Xi'an: Xidian University, 2011 (in Chinese with English abstract).
- [12] Wikipedia. http://en.wikipedia.org/wiki/Bag-of-words_model
- [13] Lazebnik S, Schmid C, Ponce J. Beyond bags of features: Spatial pyramid matching for recognizing natural scene categories. In: Proc. of the 2006 IEEE Computer Society Conf. on Computer Vision and Pattern Recognition. IEEE, 2006. 2169–2178. [doi: 10.1109/CVPR.2006.68]
- [14] Blei DM, Ng AY, Jordan MI. Latent dirichlet allocation. *Journal of Machine Learning Research*, 2003,3:993–1022.
- [15] Hou XD, Zhang LQ. Saliency detection: A spectral residual approach. In: Proc. of the IEEE Conf. on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR 2007). IEEE, 2007. 1–8. [doi: 10.1109/CVPR.2007.383267]
- [16] Han B, Gao XB, Walsh V, Tetchung LL. A saliency map method with cortex-like mechanisms and sparse representation. In: Proc. of the ACM Int'l Conf. on Image and Video Retrieval. ACM, 2010. 259–265. [doi: 10.1145/1816041.1816080]
- [17] Han B, Gao XB, Tcheang LL, Walsh V. Saliency based on cortex-like mechanisms. *Int'l Journal of Computer Mathematics*, 2011, 88(18):3942–3952. [doi: 10.1080/00207160.2011.592185]
- [18] Ai JQ, Qi XY, Liu F, Shi L. Application of EMD-based speckle reduction and tophat transform in preprocessing of ship detection. *Journal of the Graduate School of the Chinese Academy of Sciences*, 2010,27(4):517–522 (in Chinese with English abstract).
- [19] Csurka G, Dance CR, Fan LX, Willamowski J, Bray C. Visual categorization with bags of keypoints. In: Proc. of the Workshop on Statistical Learning in Computer Vision, ECCV. 2004. 1–22. <http://citeseerx.ist.psu.edu/viewdoc/summary?doi=10.1.1.72.604>
- [20] Li FF, Perona P. A bayesian hierarchical model for learning natural scene categories. In: Proc. of the IEEE Computer Society Conf. on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR 2005). IEEE, 2005. 524–531. [doi: 10.1109/CVPR.2005.16]
- [21] Zhang B, Zhang Y, Gao KN, Guo PW, Sun DM. Combining relation and content analysis for social tagging recommendation. *Ruan Jian Xue Bao/Journal of Software*, 2012,23(3):476–488 (in Chinese with English abstract). <http://www.jos.org.cn/1000-9825/4001.htm> [doi: 10.3724/SP.J.1001.2012.04001]
- [22] Wu F, Han YH, Zhuang YT, Shao J. Clustering Web images by correlation mining of image-text. *Ruan Jian Xue Bao/Journal of Software*, 2010,21(7):1561–1575 (in Chinese with English abstract). <http://www.jos.org.cn/1000-9825/3704.htm> [doi: 10.3724/SP.J.1001.2010.03704]
- [23] Griffiths TL, Steyvers M. Finding scientific topics. *Proc. of the National Academy of Sciences of the United States of America*, 2004,101(Suppl.1):5228–5235. [doi: 10.1073/pnas.0307752101]
- [24] Liu ZQ. Mammographic mass classification of benign and malignant based on BoW and sparse representation [MS. Thesis]. Xi'an: Xidian University, 2012 (in Chinese with English abstract).

附中文参考文献:

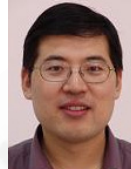
- [1] 维基百科. <http://zh.wikipedia.org/wiki/%E6%9E%81%E5%85%89>
- [2] 百度百科. <http://baike.baidu.com/view/2049.htm>
- [4] 胡红桥,刘瑞源,王敬芳,杨惠根. 南极中山站极光形态的统计特征. *极地研究*, 1999,11(1):8–18.
- [7] 王倩,梁继民,高新波,杨惠根,胡红桥,胡泽骏. 基于表象特征的极光图像分类方法研究. 见:第12届全国日地空间物理学术研讨会论文摘要集. 2007. 81. <http://cpfd.cnki.com.cn/Article/CPFDTOTAL-ZGKK200711001072.htm>
- [8] 高凌君. 基于 Gabor 变换的日侧极光分类算法研究[硕士学位论文]. 西安:西安电子科技大学, 2009.

- [11] 王钰茹.基于 X-GLAM 特征的日侧极光图像分类算法研究[硕士学位论文].西安:西安电子科技大学,2011.
- [18] 艾加秋,齐向阳,刘凡,石力.经验模式分解去斑和顶帽变换在舰船检测预处理中的应用.中国科学院研究生院学报,2010,27(4): 517-522.
- [21] 张斌,张引,高克宁,郭朋伟,孙达明.融合关系与内容分析的社会标签推荐.软件学报,2012,23(3):476-488. <http://www.jos.org.cn/1000-9825/4001.htm> [doi: 10.3724/SP.J.1001.2012.04001]
- [22] 吴飞,韩亚洪,庄越挺,邵健.图像-文本相关性挖掘的 Web 图像聚类方法.软件学报,2010,21(7):1561-1575. <http://www.jos.org.cn/1000-9825/3704.htm> [doi: 10.3724/SP.J.1001.2010.03704]
- [24] 刘泽奇.基于 BoW 模型与稀疏表示的乳腺肿块恶性分类算法研究[硕士学位论文].西安:西安电子科技大学,2012.



韩冰(1978-),女,河南长垣人,博士,副教授,CCF 会员,主要研究领域为模式识别,视觉感知,视频检索.

E-mail: bhan@xidian.edu.cn



高新波(1972-),男,博士,教授,博士生导师,CCF 高级会员,主要研究领域为多媒体内容分析,机器学习,模式识别.

E-mail: xbgao.xidian@gmail.com



杨辰(1988-),男,硕士生,主要研究领域为视觉感知,图像分类.

E-mail: yangchen1026@gmail.com