

Aurora Image Classification Based on Global Features

Zhenting Cao, Xuan Wang

School of Physics and Information Technology, Shanxi Normal University, Xi'an Shaanxi
Email: 18392518428@163.com

Received: Apr. 10th, 2017; accepted: Apr. 23rd, 2017; published: Apr. 30th, 2017

Abstract

Aurora classification is of great significance to the research on the way and degree of the influence of solar activity on the earth. The existing methods for aurora image classification are mainly based on the local features extracted from the aurora images. These local features are sensitive to noise and variances of the position and orientation, so their classification accuracies and robustness are insufficient for complicated applications. This paper proposed a novel aurora image classification method based on the global feature descriptors. In the proposed method, the aurora image is projected to Radon domain via Radon transform, and then, the variances of columns are determined, the rotation invariant features are obtained via circular shift operation on the variance sequence to let the maximum value in the first place, which completes the rotation normalization of the variance sequence. A nearest neighbor classifier based on Euclidean distance is used for classification. Experimental results show that the proposed approach yields a better performance in terms of the correct classification percentages compared with the aurora image classification method based on representative local feature. It is also shown that the proposed approach yields observably low computational cost and relatively high robustness to noise, the variations of orientation and position of aurora images.

Keywords

Aurora Classification, Global Feature, Radon Transform

基于全局特征的极光图像分类

曹振婷, 王 暄

陕西师范大学物理学与信息技术学院, 陕西 西安
Email: 18392518428@163.com

收稿日期: 2017年4月10日; 录用日期: 2017年4月23日; 发布日期: 2017年4月30日

摘要

极光分类对于太阳活动对地球的影响方式的研究具有重要的意义, 现有的极光分类方法主要是基于极光图像的局部特征, 这些局部特征对噪声干扰及极光图像的位置、方向等变化较为敏感, 很难满足实际应用的要求。本文提出了一种新的基于全局特征的极光图像分类方法, 在该方法中, 极光图像通过 Radon 变换投影到 Radon 域, 然后计算投影矩阵中每列的方差作为特征, 为了实现方向变化不变性, 对该方差序列进行循环移位使得该序列方差最大的值居于首位, 进行旋转归一化处理, 然后, 应用基于欧氏距离的最近邻分类器实现极光图像分类。实验表明, 该方法分类精度明显高于现有的基于局部特征的分类方法, 对噪声干扰及极光图像位置、方向的鲁棒性显著高于现有方法, 而且计算效率也高于基于局部特征的分类方法。

关键词

极光分类, 全局特征, Radon 变换

Copyright © 2017 by authors and Hans Publishers Inc.

This work is licensed under the Creative Commons Attribution International License (CC BY).

<http://creativecommons.org/licenses/by/4.0/>



Open Access

1. 引言

极光是太阳风所携带的高能带电粒子与地球高空大气层中的中性气体相撞而产生的唯一能够通过肉眼观测到的具有极区特征的地球物理现象。极光的合理分类对研究空间天气和太阳风——磁层之间的耦合作用具有极其重要的意义。

2004 年, Syrjäsuo 等人[1]对加拿大 CANOPUS (Canadian Auroral Network for the Open Program Unified Study)项目[2]的数据进行分析后, 将全天空极光图像分为三种典型的极光形态: 弧型(auroral arcs)、斑块型(patchy auroras)和欧米伽型(Omega-bands)。在他们的工作中, 首先对极光图像进行分割和极光区域检测, 然后使用傅里叶描述子来提取极光图像的形状特征。该类方法由于仅关注极光图像的轮廓结构, 适用于形状单一、轮廓明确的极光弧, 很难应用于具有复杂结构极光图像的分类问题中。

针对上述问题, 随后出现了基于子空间分解的极光图像分类方法[3], 该类方法对极光图像应用主分量分析(PCA)、线性判别分析(LDA)进行分解, 其分解系数作为极光特征实现分类。与基于轮廓结构的方法相比, 子空间分解适合于具有复杂结构极光图像的分类, 但是, 其特征的表示能力与分类精度有限, 达不到实际应用的要求。

一些研究者将图像分析中的纹理识别方法应用到极光分类中, 主要关注极光图像中的纹理特征, 高凌君等[4]首先提取极光样本图像的 Gabor 特征, 利用 K-均值聚类算法进行训练样本选择, 然后引入 AdaBoost 算法进行分类器的构建实现极光图像的检测。韩慎苗等[5]采用多阶统计特征结合小波分解, 通过提取图像的灰度分布、灰度共生矩阵和行程长度矩阵等特征来表征纹理信息, 并结合 KNN 和后向神经网络(BPNN)进行自动分类。该类方法分类精度普遍高于基于子空间分解的极光图像分类方法, 但是, 对噪声干扰与极光图像的位置、角度及尺度变化较为敏感, 分类精度还不能完全满足应用的要求。

在数字图像分析领域, 局部不变描述符, 如尺度变换不变特征(SIFT)、局部二值模式(LBP)在机器视

觉的相关应用领域, 如图像区域匹配、目标检测、基于内容的图像检索等表现出很好的性能, 为了进一步提升极光分类的分类精度及对噪声干扰的鲁棒性, Wang 等[6]把局部二值模式(LBP)和分块策略相结合来获得极光图像的特征描述, 采用 K-近邻分类器(KNN)将极光分为弧状、帷幔状、热斑点状和射线状四种类型, 随后, Yang [7]等对上述 LBP 极光特征进行了改进, 提出一种 ULBP 算子提取极光图像的局部不变特征空间, 并应用隐马尔可夫模型(HMM) 实现极光分类。该类方法获得了较高的分类精度, 但对极光位置、方向变化和噪声干扰的鲁棒性仍然达不到应用的要求。而在实际应用中, 同类极光在天空中出现的位置会发生变化, 其相对于采集设备的角度也会发生变化。另外, 由于灯光、星光等或采集设备自身的因素, 生成的极光图像会带有一定的噪声。因此, 如何提取与表示分类能力强、对极光位置、方向变化和噪声干扰的稳定性好的极光特征仍然是该领域极具挑战性的问题。

本文针对上述问题, 提出一种极光全局特征的提取方法, 该特征对极光位置、方向的变化具有不变性, 而且对噪声干扰具有较高的稳定性。仿真实验表明, 本文算法分类精度明显高于现有的基于局部特征的分类方法, 对噪声干扰及极光图像位置、方向的鲁棒性显著高于现有方法, 而且计算效率较高, 可以应用于极光图像的自动分类中。

2. 本文算法

给定极光图像 $f(x, y)$, 首先通过下式对其进行 Radon 变换, Radon 变换可以理解为图像函数 $f(x, y)$ 沿包含该函数的平面内的一组直线的线积分有[8]

$$P(t, \theta) = R(t, \theta)\{f(x, y)\} = \iint f(x, y) \delta(t - x \cos \theta - y \sin \theta) dx dy \quad (1)$$

其中, $\delta(t)$ 是单位脉冲函数, t 代表坐标原点 O 到直线的距离, $\theta \in [0, \pi)$ 代表直线与 x 轴之间的夹角(或直线的法线与轴的夹角)(如图 1 所示)。

然后, 对极光图像 $f(x, y)$ 的 Radon 变换结果 $P(t, \theta)$, 定义角 θ 对应的每个方向灰度积分的相对变换强度 η_θ 作为极光特征

$$\eta_\theta = \frac{\sum_{t=1}^N |P(t, \theta) - \mu_\theta|}{N} \quad (2)$$

其中, N 为 $P(t, \theta)$ 的行数, μ_θ 为每列的均值, 有

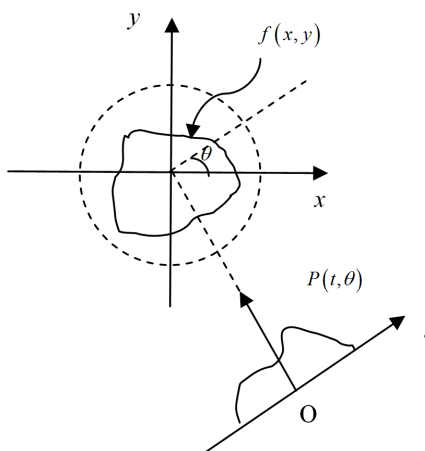


Figure 1. Radon transform of a two-dimensional function $f(x, y)$

图 1. 二维函数 $f(x, y)$ 的 Radon 变换

$$\mu_\theta = \frac{\sum_{t=1}^N P(t, \theta)}{N} \quad (3)$$

对计算所得的相对变换强度 η_θ 序列进行循环移位, 使得其最大值位于首位, 将该相对变换强度序列作为极光特征, 根据 Radon 变换定义, 该特征序列反映了极光图像各方向的积分强度变化情况, 极光图像的分类标准也是依据于极光的形状, 而这些形状变化会反映到各方向的积分强度变化上, 因此, 该极光特征可以很好的体现分类标准。另外, 由于该特征来源于对极光图像全部象素的积分变换, 应属于图像的全局特征。

可以证明, 该特征具有如下性质:

1) 具有对极光出现位置变化的平移不变性

如果 $f(x-x_0, y-y_0)$ 表示的极光图像为原极光图像 $f(x, y)$ 平移量为 (x_0, y_0) 的平移结果, 根据(1)式, $f(x-x_0, y-y_0)$ 的 Radon 变换 $p'(t, \theta)$ 为

$$p'(t, \theta) = \iint f(x-x_0, y-y_0) \delta(t-x \cos \theta - y \sin \theta) dx dy \quad (4)$$

令 $x_1 = x - x_0$, $y_1 = y - y_0$, 有

$$p'(t, \theta) = \iint f(x_1, y_1) \delta(t-x_1 \cos \theta - y_1 \sin \theta - x_0 \cos \theta - y_0 \sin \theta) dx_1 dy_1 \quad (5)$$

令 $t_0 = x_0 \cos \theta + y_0 \sin \theta$, 有

$$p'(t, \theta) = \iint f(x_1, y_1) \delta(t-x_1 \cos \theta - y_1 \sin \theta - t_0) dx_1 dy_1 = p(t-t_0, \theta) \quad (6)$$

其中, $p(t, \theta)$ 为原图像 $f(x, y)$ 对应的 Radon 变换, 可以看出, 极光出现位置变化会导致 Radon 变换结果在 t 方向的平移, 如果极光图像全部在观察域内, $p(t, \theta)$ 的所有数据都会出现在 $p'(t, \theta)$, 只是位置不同, 所以有

$$\mu'_\theta = \frac{\sum_{t=1}^N P(t-t_0, \theta)}{N} = \frac{\sum_{t=1}^N P(t, \theta)}{N} = \mu_\theta \quad (7)$$

$$\eta'_\theta = \frac{\sum_{t=1}^N |P(t-t_0, \theta) - \mu'_\theta|}{N} = \frac{\sum_{t=1}^N |P(t, \theta) - \mu_\theta|}{N} = \eta_\theta \quad (8)$$

2) 具有对极光出现方向变化的旋转不变性

如果 $f_1(x, y)$ 表示的极光图像为原极光图像 $f(x, y)$ 以中心为轴旋转 α 度的旋转结果, 有

$$f_1(x, y) = f(x \cos \alpha - y \sin \alpha, x \sin \alpha + y \cos \alpha) \quad (9)$$

根据(1)式, $f_1(x, y)$ 的 Radon 变换 $p_1(t, \theta)$ 为,

$$\begin{aligned} p_1(t, \theta) &= \iint f_1(x, y) \delta(t-x \cos \theta - y \sin \theta) dx dy \\ &= \iint f(x \cos \alpha - y \sin \alpha, x \sin \alpha + y \cos \alpha) \delta(t-x \cos \theta - y \sin \theta) dx dy \end{aligned} \quad (10)$$

令 $x_1 = x \cos \alpha - y \sin \alpha$, $y_1 = x \sin \alpha + y \cos \alpha$, 则 $x = x_1 \cos \alpha + y_1 \sin \alpha$, $y = y_1 \cos \alpha - x_1 \sin \alpha$, 有

$$p_1(t, \theta) = \iint f(x_1, y_1) \delta(t-x_1 \cos(\alpha+\theta) - y_1 \sin(\alpha+\theta)) dx_1 dy_1 = p(t, \theta+\alpha) \quad (11)$$

可以看出, 图像的旋转只会导致变换结果在 θ 方向的平移, 也就是特征值不变, 只是序列顺序发生了变化, 对 η_θ 序列进行循环移位, 使得其最大值位于首位, 可以对其方向进行归一化, 实现方向不变。

当然, 上述结论是基于连续积分推导的, 在实际计算中, 由于旋转本身会带来图像的重新采样, 所以会有一些误差存在。

3) 对高期噪声的鲁棒性较高

假设图像 $f(x, y)$ 被均值为 0 和方差为 σ^2 的加性噪声 $\eta(x, y)$ 所污染, 则有如下关系:

$$\hat{f}(x, y) = f(x, y) + \eta(x, y) \quad (12)$$

那么

$$R(t, \theta)\{\hat{f}(x, y)\} = R(t, \theta)\{f(x, y)\} + R(t, \theta)\{\eta(x, y)\} \quad (13)$$

根据 Radon 变换是对图像的线性积分, 在连续的情况下, 在各点和各个方向上噪声的 Radon 变换是一个常量, 并且该常量等于噪声的均值, 也就是 0, 所以就有:

$$R(t, \theta)\{\hat{f}(x, y)\} = R(t, \theta)\{f(x, y)\} \quad (14)$$

这意味着零均值的加性噪声在图像 Radon 变换以后没有什么影响。考虑到实际情况中, 图像是由有限个点组成的, 于是有如下关系:

$$SNR_p \approx 10\log_{10}(1.7N_R) + SNR_i \quad (15)$$

其中 N_R 是图 2 所示的内截圆半径, SNR_p 是投影信号的信噪比, SNR_i 是原始信号的信噪比。从上式可以看出, 相对于原图像来说信噪比增加了 $10\log_{10}(1.7N_R)$, 在实际当中 $10\log_{10}(1.7N_R)$ 是一个很大的值, 如果 $N_R = 64$ 的话, 则 $10\log_{10}(1.7N_R) \approx 20(\text{dB})$ 。由此可见, 该算法对加性噪声的鲁棒性较强。

3. 实验结果与分析

本文所用的实验数据是中国北极黄河站极光观测系统采集的全天空极光数据, 原始图像大小为 512×512 的灰度图像, 经过一系列图像预处理(包括暗电流、灰度增强、旋转和噪声)后, 用于实验仿真的极光图像为 440×440 的灰度图像。本数据库拥有四种类型的极光图像, 分别为弧状、帷幔状、射线状和热斑点状。如图 3 所示。

实验所用的数据集包括 2000 幅手动标记过的极光图像, 每种极光类型有 500 幅。实验所用计算机配置为: Intel(R) Core(TM)2 Duo CPU, 1.99GB 内存。实验所运行的软件环境为 MatlabR2010a, 操作系统为 Windows xp。设计了五个实验验证所提出的极光图像的特征提取方法的有效性。实验中每一类极光图

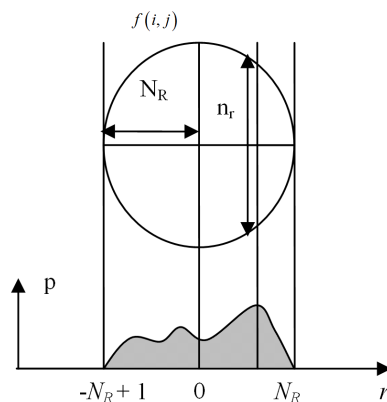


Figure 2. Diagram for calculations in the Radon domain
图 2. Radon 变换的示意图

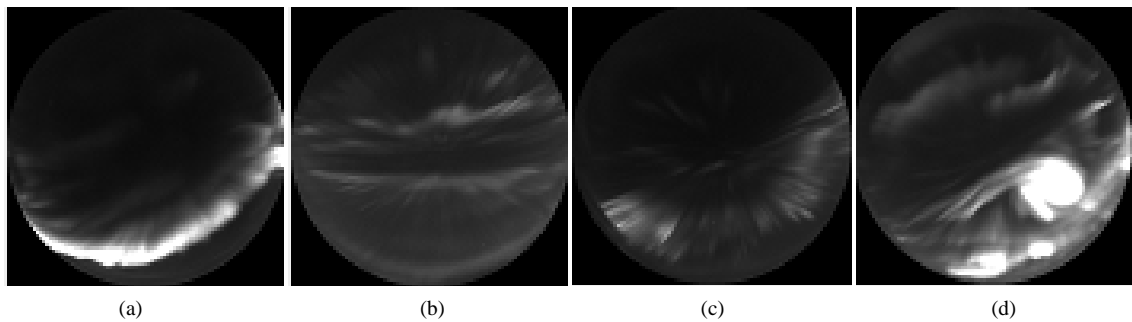


Figure 3. Typical categories of aurora: (a) arc aurora; (b) drapery aurora; (c) radial aurora; (d) hot-spot aurora
图 3. 极光典型类别; (a) 弧状极光; (b) 帷幔状极光; (c) 射线状极光; (d) 热斑点状极光

像取出 100 张作为训练集, 其余 400 张作为测试集。

3.1. 本文所提方法与传统方法的对比实验

为了有效的避免过学习以及欠学习状态的发生, 本实验利用基于 m 重交叉验证(m -fold Cross Validation)下的最近邻(NN)分类器来评价其分类精度。 m 重交叉验证具体操作是将原始极光数据均分成 m 组, 将每个子集数据分别做一次验证集, 其余的 $m-1$ 组子集数据作为训练集, 这样会得到 m 个模型, 用这 m 个模型最终的验证集的分类准确率的平均数作为此 m 重交叉验证下分类器的性能指标。为了探讨训练样本数目对实验结果的影响, 实验中 m 的值从 5 递增取到 15。对于一个给定的 m , 实验独立重复 $200/m$ 倍, 共进行 200 次实验以得到一个可信的结果。

本实验用来测试本文所提特征提取方法的分类精度, 并且将目前最具代表性的特征提取方法均匀局部二值模式(ULBP)作为对比。实验中 ULBP 的特征向量长度为 59($P = 8, R = 2$)。实验结果如图 4 所示, 可以看出 Radon 变换的基本分类正确率高于 ULBP。

3.2. 对极光图像进行平移的对比实验

鉴于极光图像的特殊性, 本实验需要对极光图像先进行加黑框操作再做平移, 平移后两种方法的正确率如表 1 所示, 从而可得 Radon 变换的平移不变性更佳。

3.3. 对极光图像进行旋转的对比实验

为了验证本文所提方法的旋转不变性, 将数据集中的每一张极光图像都进行 1 到 180 度中一个随机角度的旋转, 然后对比基于两种特征提取方法下的正确分类率。实验结果如表 2 所示, 从表中可以看出 Radon 变换的旋转不变性略优于传统方法 ULBP。

3.4. 对极光图像进行加噪的对比实验

本实验的设计是为了验证所提方法的抗噪性, 用均值为 0, 方差 v 从 0 以 0.2 的步长增加到 1 的高斯噪声去感染数据集中的每一幅极光图像, 之后进行特征提取及分类实验对比。从图 5 的实验结果可以得出 ULBP 在加噪情况下分类正确率急剧下降, 而相同情况下 Radon 变换表现出较好的抗噪性。

3.5. 特征提取的时间复杂度对比

评价一个算法的有效性, 除了正确率, 效率也是至关重要的一个因素, 故而设计本实验来对比两种方法的时间复杂度, 表 3 的实验结果表明本文的方法在时间复杂度上远远低于 ULBP 方法, 几乎减少了近 6 倍。综合以上实验可以看出, 本文的方法在分类精度和分类效率上都有极大的改善。

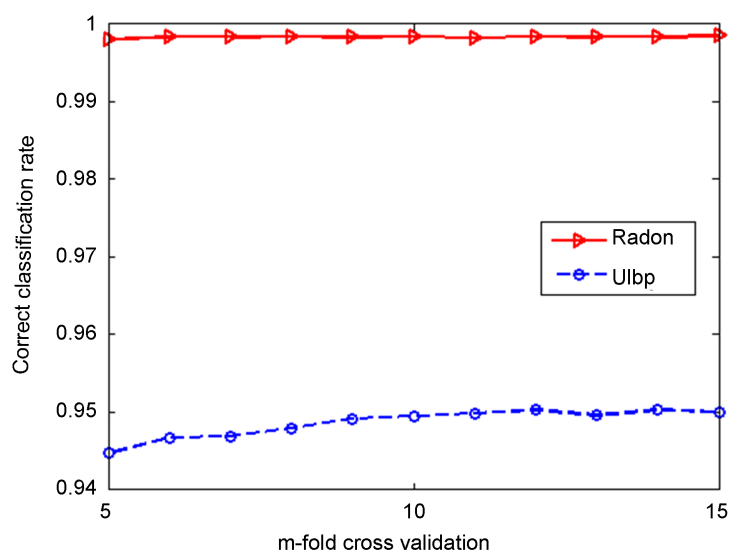


Figure 4. Basic classification accuracy

图 4. 基本分类正确率

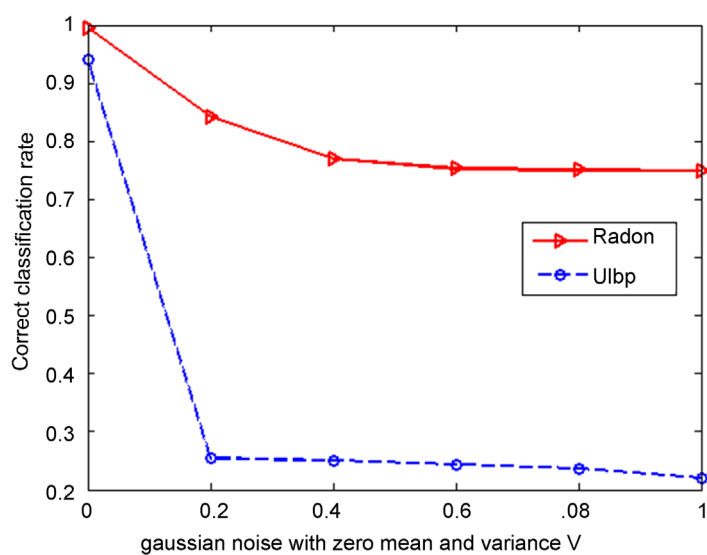


Figure 5. Anti noise ability comparison

图 5. 抗噪性比较

Table 1. Classification accuracy of translation

表 1. 平移分类正确率

	Radon	Ulbp
分类正确率	0.9925	0.8088

Table 2. Classification accuracy of rotation

表 2. 旋转分类正确率

	Radon	Ulbp
分类正确率	0.8119	0.8075

Table 3. Feature extraction time of the two algorithms**表 3.** 两种算法的特征提取时间

	Radon	Uibp
消耗时间(秒/幅)	0.28	1.91

4. 总结

本文提出一种新的、全局的特征提取方法用于极光图像分类,为极光研究领域提供了新的有效工具。为了验证所提方法的可用性,文中设计了五个实验与传统的用于极光图像特征提取的方法均匀局部二值模式进行比较。实验结果表明,本文所提方法在平移、旋转和加噪情况下的分类精度均高于传统方法,同时大大减小了特征提取的时间复杂度。考虑到极光图像的拍摄环境和复杂结构,这种鲁棒性较好的特征提取方法更有利于对极光的进一步研究。

目前为止,极光的分类研究所依据的极光分类机制完全是依靠人的主观判断,通过手工标记极光图像来评估分类精度,这样的分类机制并不一定是对极光最真实的分类。而聚类分析是探索数据的本质特征,从而避免了这一问题,所以在接下来的工作中可以考虑将聚类分析应用到海量极光数据的分析中来。

参考文献 (References)

- [1] Syrjäsoo, M.T., Donovan, E.F., Qin, X. and Yang, Y.-H. (2006) Automatic Classification of Auroral Images in Substorm Studies. *Proceedings of the 8th International Conference on Substorms*, Banff, 27-31 March 2006, 309-313.
- [2] Donovan, E.F., Trondsen, T.S., Cogger, L.L. and Jackel, B.J. (2003) Auroral Imaging in Canadian CANOPUS and NORSTAR Programs. *Proceedings of Atmospheric Studies by Optical Methods*, Longyearbyen, 13-17 August 2003, 109-112.
- [3] 王倩, 梁继民, 高新波, 等. 基于表象特征的极光图像分类方法研究[C]//全国日地空间物理学术讨论会. 第十二届全国日地空间物理学术讨论会论文摘要集. 北京: 中国学术期刊电子出版社, 2007: 71.
- [4] 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.
- [5] Han, S.M., Wu, Z.S., Wu, G.L., *et al.* (2011) Automatic Classification of Dayside Aurora in All-Sky Images Using a Multi-Level Texture Feature Representation. *Advanced Materials Research*, **341-342**, 158-162. <https://doi.org/10.4028/www.scientific.net/AMR.341-342.158>
- [6] Wang, Q., Liang, J., Hu, Z.J., *et al.* (2010) Spatial Texture Based Automatic Classification of Dayside Aurora in All-Sky Images. *Journal of Atmospheric and Solar-Terrestrial Physics*, **72**, 498-508.
- [7] Yang, Q., Liang, J., Hu, Z., *et al.* (2012) Auroral Sequence Representation and Classification Using Hidden Markov Models. *IEEE Transactions on Geoscience & Remote Sensing*, **50**, 5049-5060. <https://doi.org/10.1109/TGRS.2012.2195667>
- [8] Wang, X., Guo, F.X., Xiao, B. and Ma, J.F. (2010) Rotation Invariant Analysis and Orientation Estimation Method for Texture Classification Based on Radon Transform and Correlation Analysis. *Journal of Visual Communication and Image Representation*, **21**, 29-32.

期刊投稿者将享受如下服务：

1. 投稿前咨询服务 (QQ、微信、邮箱皆可)
2. 为您匹配最合适的期刊
3. 24 小时以内解答您的所有疑问
4. 友好的在线投稿界面
5. 专业的同行评审
6. 知网检索
7. 全网络覆盖式推广您的研究

投稿请点击：<http://www.hanspub.org/Submission.aspx>

期刊邮箱：csa@hanspub.org