软件学报 ISSN 1000-9825, CODEN RUXUEW
Journal of Software,2014,25(9):2172−2179 [doi: 10.13328/j.cnki.jos.004647]
©中国科学院软件研究所版权所有.
E-mail: jos@iscas.ac.cn
http://www.jos.org.cn
Tel/Fax: +86-10-62562563

基于空时极向 LBP 的极光序列事件检测*

韩 冰[1,2], 廖 谦[1], 高新波[1]

[1](西安电子科技大学 电子工程学院,陕西 西安 710071)

[2](遥感科学国家重点实验室,北京 100101)

通讯作者: 韩冰, E-mail: bhan@xidian.edu.cn

摘 要: 提出了一种用于检测全天空图像(ASI)序列中的弧状极光事件检测方法.针对弧状极光序列的运动趋势,在现有 VLBP 的基础上提出了基于空时极向 LBP(ST-PVLBP)的极光序列事件检测算法,并用 ST-PVLBP 对极光序列进行表征.该算法结合序列帧间连续性信息和单帧空间位置信息,在保持高分类精度的同时降低了特征维数.在中国北极黄河站的 ASI 图像数据上的分类实验结果显示,所提出的方法可以有效检测全天空极光图像序列中的地磁南北向运动的弧状极光序列事件.

关键词: 极光序列;空时结构;弧状极光;局部二值模式

中图法分类号: TP393

中文引用格式: 韩冰,廖谦,高新波.基于空时极向 LBP 的极光序列事件检测.软件学报,2014,25(9):2172−2179. http://www.jos.org.cn/1000-9825/4647.htm

英文引用格式: Han B, Liao Q, Gao XB. Spatial-Temporal poleward volume local binary patterns for aurora sequences event detection. Ruan Jian Xue Bao/Journal of Software, 2014,25(9):2172−2179 (in Chinese). http://www.jos.org.cn/1000-9825/4647.htm

Spatial-Temporal Poleward Volume Local Binary Patterns for Aurora Sequences Event Detection

HAN Bing[1,2], LIAO Qian[1], GAO Xin-Bo[1]

[1](School of Electronic Engineering, Xidian University, Xi’an 710071, China)

[2](State Key Laboratory of Remote Sensing Science, Beijing 100101, China)

Corresponding author: HAN Bing, E-mail: bhan@xidian.edu.cn

Abstract: In this paper, a method for recognizing the arc aurora sequences from all-sky image sequences is proposed. For the movement trend of arc aurora sequences, a method named ST-PVLBP (spatial-temporal poleward volume local binary patterns), which is based on VLBP (volume local binary patterns) and uses ST-PVLBP to present the aurora sequences, is proposed. Combined with the interframe continuity information of the sequence and the spatial location information of the single frame, the algorithm reduces the feature dimension while maintaining high classification accuracy at the same time. The proposed method was evaluated using auroral observations at the Chinese Arctic Yellow River Station. Experimental results show that the proposed method can effectively detect the poleward moving arc aurora sequences.

Key words: aurora sequences; spatial-temporal structure; arc aurora; local binary patterns

极光是由太阳风、行星际磁场与地球磁层的相互作用形成的美丽的光辉,是日地空间能量耦合以及各种磁层动力学过程中最直观的电离层踪迹.日侧极光反映太阳风-磁层-电离层耦合在日侧的各种动力学过程,通过

* 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); 陕西省自然科学基础研究计划(2011JQ8019); 中央高校基本科研业务费专项资金(K5051302008, K5051202048); 遥感科学国家重点实验室开放基金(OFSLRSS201415)

收稿时间: 2014-04-09; 定稿时间: 2014-05-14

© 中国科学院软件研究所 http://www.jos.org.cn

对日侧极光进行长期观测及对其形态、强度、运动等特征变化进行深入研究,对空间天气过程的变换规律研究具有重要意义.

已有研究者采用多种手段进行联合观测[1,2],引用多种数据如雷达、卫星数据研究极光的物理变化过程,探讨相应的物理规律.其中,利用地面设备拍摄得到的极光图像正是研究极光的一种有力手段.通过极光图像分析极光的不同形态变化规律具有重要的科学研究价值,引起了众多学者的广泛关注[3,4].自 2003 年 11 月底,我国在北极黄河站安装了 3 台先进的极光全天空成像仪(all-sky camera),同时对极光的 3 个典型波段(427.8nm,557.7nm 与 630.0nm)进行连续观测,每年获得的全天空图像(all-sky image,简称 ASI)数以百万计,如何充分利用这样的大数据,给研究人员带来了新的考验.

随着数据的与日俱增,极光的分类研究也从早期的人工肉眼观察手工标记发展到如今的计算机定量分析.自从 2004 年 Syrjäsuo 等人[5]首次将计算机视觉的方法引入静态极光图像的分类,目前已有许多研究人员利用计算机技术实现了静态极光图像的自动处理[6−12],并在静态极光分类上取得了一定进展.但是对于形态变化多样、运动规律异常复杂的极光动态过程,仅考虑极光的静态特征显然不够,极光的动态过程包含更丰富的信息,对其展开分析对研究极光发生机制及相应的磁层动力学过程具有重要意义.然而,现有的极光运动自动处理研究[13,14]仍处于起步阶段,研究侧重点各有不同.弧状极光形态明显,研究弧状极光的发生与持续时间等规律对尾瓣重联、磁鞘等离子体注入到低纬边界层引发的发电机效应、低纬边界层边缘的 KH 不稳定性等动力学过程具有重要意义[4],因此,本文主要关注弧状极光序列事件.

在大数据背景下,如何降低算法复杂度,提高算法效率,是当前亟待解决的问题.而部分 ASI 图像由于云、雾等天气影响导致图像的对比度不高,在一定程度上影响最终的处理结果.VLBP(volume local binary pattern)[15]作为局部二值模式 LBP(local binary pattern)[16]在视频序列分析上的拓展,具备计算简单、对单调的灰度变化具备鲁棒性的特点.本文在 VLBP 的基础上,针对弧状极光运动特性,提出了基于空时极向 LBP 的极光序列事件检测方法,降低特征维数,提高分类效率,保持对单调的灰度变化的鲁棒性,即使在有一定云雾干扰的情况下也可以保持良好的检测效果,可以快速、准确地从海量极光序列中检测出地磁南北向运动的弧状极光序列,为后续的物理机制研究提供帮助.

1 空时极向 LBP 表征

1.1 VLBP

VLBP[15]是局部二值模式 LBP[16]在视频序列分析上的拓展.对于一个灰度序列中第 t 帧的某像素点 P_c,定义 U 为 P_c 周围的 N 个像素点组成的邻域,$U=\{P_i\}$,$i=1,2,\ldots,N$.令 V 为该灰度序列中第 $t-L$ 帧、第 t 帧和第 $t+L$ 帧中相应的像素点 P_c 与其邻域 U 的联合分布:

$$V = v(g_{t-L,P_1},\ldots,g_{t-L,P_N},g_{t-L,P_c},g_{t,P_1},\ldots,g_{t,P_N},g_{t,P_c},g_{t+L,P_1},\ldots,g_{t+L,P_N},g_{t+L,P_c}) \tag{1}$$

其中,g_{t,P_c} 代表序列中第 t 帧的像素点 P_c 的灰度值,g_{t-L,P_c} 与 g_{t+L,P_c} 分别对应 P_c 在间隔前 L 帧和后 L 帧的像素点的灰度值,$g_{t-L,P_1},\ldots,g_{t-L,P_N}$ 和 $g_{t+L,P_1},\ldots,g_{t+L,P_N}$ 分别对应邻域 U 在间隔前 L 帧和后 L 帧的像素点的灰度值.

考虑 V 中各像素点的灰度值与 g_{t,P_c} 的大小关系,令:

$$\begin{aligned} V = v(&g_{t-L,P_1}-g_{t,P_c},\ldots,g_{t-L,P_N}-g_{t,P_c},g_{t-L,P_c}-g_{t,P_c},g_{t,P_1}-g_{t,P_c},\ldots,g_{t,P_N}-g_{t,P_c},g_{t,P_c},\\ &g_{t+L,P_1}-g_{t,P_c},\ldots,g_{t+L,P_N}-g_{t,P_c},g_{t+L,P_c}-g_{t,P_c}) \end{aligned} \tag{2}$$

假设公式(2)与 g_{t,P_c} 的值无关,则:

$$\begin{aligned} V \approx v(g_{t,P_c})v(&g_{t-L,P_1}-g_{t,P_c},\ldots,g_{t-L,P_N}-g_{t,P_c},g_{t-L,P_c}-g_{t,P_c},g_{t,P_1}-g_{t,P_c},\ldots,g_{t,P_N}-g_{t,P_c},\\ &g_{t+L,P_1}-g_{t,P_c},\ldots,g_{t+L,P_N}-g_{t,P_c},g_{t+L,P_c}-g_{t,P_c}) \end{aligned} \tag{3}$$

实际上,公式(3)只是公式(2)的近似.使用公式(3)损失了少量信息,但可以保证图像灰度的不变性.

考虑到 $v(g_{t,P_c})$ 与图像局部特征无关,且并没有为动态特征分析提供足够的信息,故原始的联合分布公式(1)可以转换为

© 中国科学院软件研究所 http://www.jos.org.cn

$$V_1 = v(g_{t-L,P_1} - g_{t,P_c},\ldots,g_{t-L,P_N} - g_{t,P_c}, g_{t-L,P_c} - g_{t,P_c}, g_{t,P_1} - g_{t,P_c},\ldots,g_{t,P_N} - g_{t,P_c}, g_{t+L,P_1} - g_{t,P_c},\ldots,g_{t+L,P_N} - g_{t,P_c}, g_{t+L,P_c} - g_{t,P_c}) \tag{4}$$

提取像素点间差值的符号:

$$V_2 = v(s(g_{t-L,P_1} - g_{t,P_c}),\ldots,s(g_{t-L,P_N} - g_{t,P_c}), s(g_{t-L,P_c} - g_{t,P_c}), s(g_{t,P_1} - g_{t,P_c}),\ldots,s(g_{t,P_N} - g_{t,P_c}), s(g_{t+L,P_1} - g_{t,P_c}),\ldots,s(g_{t+L,P_N} - g_{t,P_c}), s(g_{t+L,P_c} - g_{t,P_c})) \tag{5}$$

其中, $s(x) = \begin{cases} 1, & x \ge 0 \\ 0, & x < 0 \end{cases}$.

简化 V_2,令 $V_2=v(v_0,\ldots,v_q,\ldots,v_{3N+1})$,对每一个符号 $s(g_{t,P_i} - g_{t,c})$ 赋予一个二项式系数 2^q,从而把公式(5)转化为了一个 VLBP 值:

$$VLBP_{L,N,R} = \sum_{q=0}^{3N+1} v_q 2^q \tag{6}$$

其中,L 代表间隔的帧数,N 为邻域内的像素点个数,R 为邻域内的像素点与目标像素点 P_c 的距离.统计序列中所有像素点的 VLBP 值作直方图,将此直方图作为序列的 VLBP 特征表示.

1.2 ST-PVLBP

VLBP 可以有效描述视频序列的动态特征,但是随着其采样点数的增加,特征向量维数呈指数级增长.如当上述的 L=1,N=4,R=1 时,$VLBP_{1,4,1}$ 的特征维数为 2^{14}=16384.过高的维数占用了大量内存,增加了分类时间.而本文要检测的弧状极光序列在 ASI 图像序列上呈现地磁南北向的运动趋势,基于此,本文提出了结合序列帧间连续性信息和单帧中空间位置信息的空时极向 LBP,降低了序列的特征维数,可以更加有效地检测 ASI 图像中地磁南北向运动的弧状极光事件.

由于在黄河站安装全天空摄像仪的时候受到安装环境的限制,并没有把 ASI 图像的正上方对准地磁北极,因此,黄河站拍摄到的 ASI 图像中的南北方向(即 ASI 图像中的垂直方向)与实际的地磁南北方向并不一致,如图 1 所示,存在约 27.37°的偏差.通过将 ASI 图像进行 62.63°的逆时针旋转预处理,使得旋转后的 ASI 图像正上方表示地磁北极,因此,地磁南北向运动的弧状极光事件检测就转换成了在 ASI 图像序列中检测 ASI 图像南北向运动的弧状极光序列.

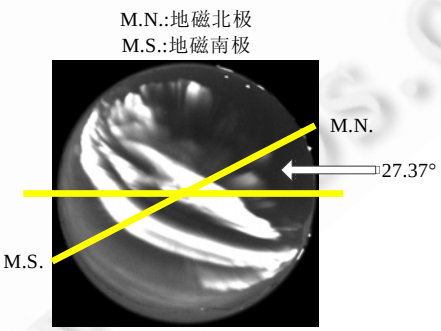


Fig.1 Magnetic north and south poles in ASI

图 1 ASI 图像中地磁南北极

1.2.1 PVLBP

由于仅考虑地磁南北向的运动检测,ASI 图像序列中地磁南北方向的图像信息则显得尤为重要.本文首先提出了表征弧状极光地磁南北向运动动态特征的 PVLBP 方法.图 2 给出了 PVLBP 的计算步骤.

Step 1. 对 ASI 图像序列进行 62.63°逆时针旋转预处理;

Step 2. 对预处理后序列中第 t 帧的某像素点 c,仅考虑其地磁南北向运动(对应于旋转后 ASI 图像的垂直方

© 中国科学院软件研究所 http://www.jos.org.cn

向)的邻域像素点,忽略其他方向;

Step 3. 利用公式(5)计算 V_2,即得到阈值化后的二进制编码 $PVLBP_{t,c,2}$;

Step 4. 对每一个符号 $s(g_{t,P_i}-g_{t,c})$ 赋予二项式系数 2^q,并求和:

$$PVLBP_{t,c,2}=\sum_{q=0}^{3N+1}v_q 2^q \tag{7}$$

从而把二进制代码 $PVLBP_{t,c,2}$ 转化为了十进制数值 $PVLBP_{t,c,10}$;

Step 5. 统计序列中所有像素点的 $PVLBP_{t,c,10}$ 作统计直方图 $PVLBP_{hist}$,将此作为序列的 PVLBP 特征表示.最终得到的 PVLBP 特征维数为 2^8=256.

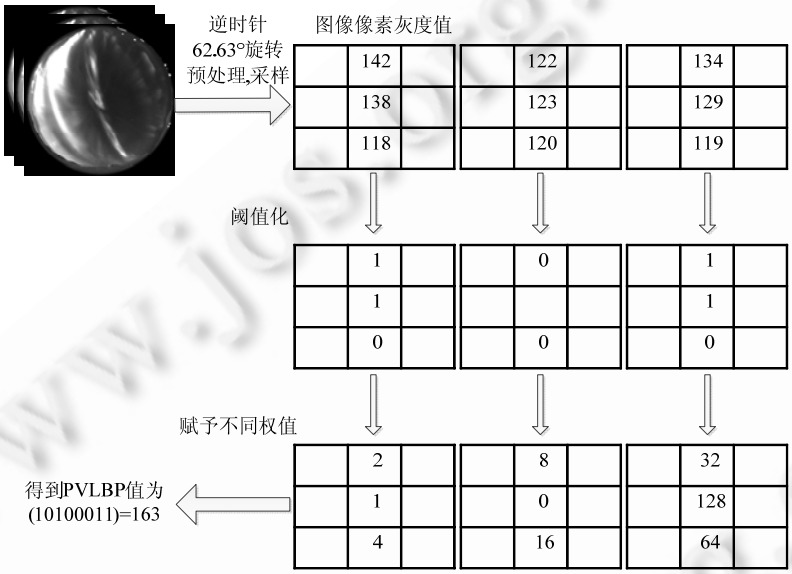


Fig.2 Procedure of PVLBP

图 2 PVLBP 的计算步骤

1.2.2 ST-PVLBP

PVLBP 能够有效降低特征维数,提高分类效率,但忽略了单帧图像中的空间位置信息.因此,在 PVLBP 的基础上,本文提出结合序列帧间连续性信息和单帧空间位置信息的空时极向结构,提取极光序列的空时极向 LBP 表征(spatial-temporal poleward volume local binary pattern,简称 ST-PVLBP),在保持较高分类效率的同时,提高分类精度.

假设 ST-PVLBP 的空时极向结构有 M 层,我们从时域和空域将极光序列分成三维的块,第 $m\in[1,M]$层将序列分为 $1\times2^{m-1}$ 个三维块,分别提取每个三维块的 PVLBP 特征,将各时空尺度三维块的 PVLBP 特征连接得到最终的极光序列 ST-PVLBP 表征:

Step 1. 从时域和空域将序列分成三维的块,第 $m\in[1,M]$层有 2^{m-1} 块,第 m 层第 i 块记为 B_i^m;

Step 2. 分别提取每一块 B_i^m 的 $PVLBP_{hist}$,得到每一块的 PVLBP 特征 $(PVLBP_{hist})_i^m$;

Step 3. 将各时空尺度的块的 $(PVLBP_{hist})_i^m$ 连接得到最终的空时极向 LBP(ST-PVLBP)表征.

最终得到 ST-PVLBP 的特征维数为

$$ST-PVLBP=256\times\sum_{m=1}^{M}2^{m-1} \tag{8}$$

ST-PVLBP 的 3 层空时结构如图 3 所示.

© 中国科学院软件研究所 http://www.jos.org.cn

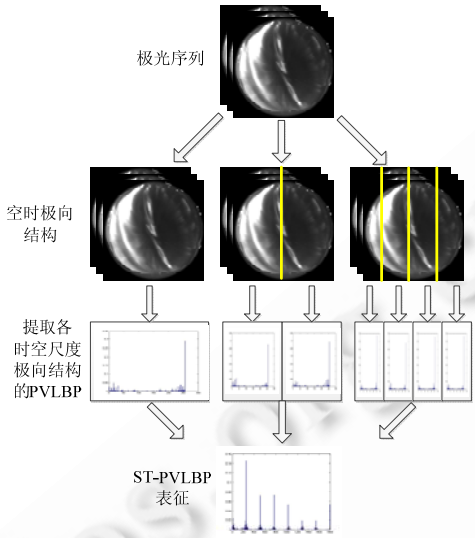


Fig.3 Three level spatial-temporal structure

图 3 ST-PVLBP 的 3 层空时结构

2 实验结果与分析

极光数据来自位于北极斯瓦尔巴特群岛新奥尔松地区的黄河站(地理坐标为 78.92°N,11.93°E,修正地磁纬度为 76.24°)的全天空成像系统.由于极光现象并不是每天发生,且不考虑那些因下雪等天气因素造成的无效观测数据,我们从中筛选出了 33 天的极光数据作为样本.采用 2003 年 12 月~2004 年 1 月、2004 年 12 月~2005 年 1 月以及 2005 年 12 月期间所观测到的 G 波段(557.7nm)图像,图像总数约 50 万张.每幅极光图像为 512×512 的灰度图像,时间采样间隔为 10s.首先对这些数据进行人工标记,得到 82 个弧状极光序列和 142 个非弧状极光序列,序列长度根据弧状极光序列事件的持续时间在 12 帧~50 帧之间不等,大部分集中在 22 帧~35 帧.图 4 给出了一些典型的弧状极光.

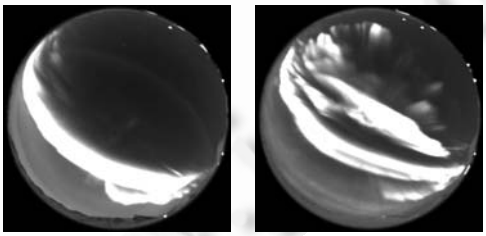


Fig.4 Typical arc aurora

图 4 典型弧状极光

实验所用计算机配置为:Intel(R) Core(TM) i3 CPU,3.45GB 内存.实验所运行的软件环境为 32 位 Windows7 操作系统下安装的 MatlabR2011b.

本文使用 SVM 分类器进行分类判定,调用 LibSVM 程序包,对不同的样本数均采用 10 折交叉验证选择最佳参数,所有分类实验均为弧/非弧序列二分类实验.由于 ASI 图像采样间隔(10s)较长,实验选取间隔帧数 L=1.

首先,将 ST-PVLBP 与简单分块的 PVLBP(仅有单层空时极向结构,简称 BPVLBP)进行对比,验证空时极向结构的有效性.实验分别随机选取数据库中的 30,50,80,100,120 个样本作为训练样本,剩余的作为测试样本,进行 200 次实验取平均结果,所得到的平均分类准确率见表 1.其中,

© 中国科学院软件研究所 http://www.jos.org.cn

- $BPVLBP_2$ 与 $BPVLBP_4$ 分别代表在原序列中直接分 2 块和 4 块,对应仅有如图 3 所示的 3 层空时极向结构中的第 2 层和第 3 层的特征表示;
- $ST\text{-}PVLBP_{1,2}$ 代表两层空时极向结构:第 1 层为原序列,第 2 层分 2 块;
- $ST\text{-}PVLBP_{1,4}$ 代表两层空时极向结构:第 1 层为原序列,第 2 层分 4 块;
- $ST\text{-}PVLBP_{1,2,4}$ 代表 3 层空时极向结构:第 1 层为原序列,第 2 层分 2 块,第 3 层分 4 块.

Table 1 Average classification accuracy (%) of BPVLBP and ST-PVLBP

表 1 BPVLBP 与 ST-PVLBP 平均分类准确率(%)对比

训练数	$BPVLBP_2$	$BPVLBP_4$	$ST\text{-}PVLBP_{1,2}$	$ST\text{-}PVLBP_{1,4}$	$ST\text{-}PVLBP_{1,2,4}$
30	83.55	83.79	84.19	84.80	85.63
50	86.58	87.43	86.64	87.47	87.62
80	87.79	89.01	88.41	89.10	89.67
100	88.53	89.89	88.90	89.89	90.39
120	88.81	90.63	89.77	90.73	91.25

从表 1 可以看出:特征 $ST\text{-}PVLBP_{1,2}$ 和特征 $ST\text{-}PVLBP_{1,4}$ 在不同训练样本数下的平均分类准确率均优于特征 $BPVLBP_2$ 和特征 $BPVLBP_4$ 的平均分类准确率,而特征 $ST\text{-}PVLBP_{1,2,4}$ 在不同训练样本数下的平均分类准确率均优于其他四个特征的平均分类准确率.虽然 $ST\text{-}PVLBP_{1,2}$ 较 $BPVLBP_2$、$ST\text{-}PVLBP_{1,4}$ 较 $BPVLBP_4$ 的提高不到 0.6 个百分点,但 $ST\text{-}PVLBP_{1,2,4}$ 较 $BPVLBP_2$ 却有显著提升(近 2 个百分点).表 1 的实验结果验证了空时极向结构的有效性,ST-PVLBP 结合序列的帧间连续性信息和单帧中的空间位置信息,有效改进 PVLBP 的分类效果.

另外,本文考虑空时极向结构的层数对实验结果的影响,实验结果见表 2.从表 2 我们看到:在增加空时极向结构层数,如考虑 $ST\text{-}PVLBP_{1,2,4,8}$ 时,平均分类准确率并无明显提升,甚至略有下降.对比特征 $ST\text{-}PVLBP_{1,4}$ 和特征 $ST\text{-}PVLBP_{1,8}$ 的分类结果可以看出,过细的分块反而影响分类准确率.通过研究极光图像序列我们发现,并不是在所有的分块中都会发生弧状极光的地磁南北向运动.在 3 层的空时极向结构上继续增加层数不仅不会提高分类精度,反而急剧增加了特征维数.综合分类精度和分类效率的考虑,本文选择 3 层空时极向结构,即 $ST\text{-}PVLBP_{1,2,4}$ 作为最终的特征.

Table 2 Average classification accuracy (%) of different level of ST-PVLBP

表 2 不同层数的 ST-PVLBP 的平均分类准确率(%)

训练数	$ST\text{-}PVLBP_{1,4}$	$ST\text{-}PVLBP_{1,8}$	$ST\text{-}PVLBP_{1,2,4}$	$ST\text{-}PVLBP_{1,2,4,8}$
30	84.80	84.80	85.63	85.44
50	87.47	87.20	87.62	87.41
80	89.10	88.77	89.67	88.82
100	89.89	89.14	90.39	89.53
120	90.73	90.13	91.25	90.40

图 5 给出了 VLBP,ST-PVLBP 和 PVLBP 的平均分类准确率对比结果,其中,VLBP 采用 $VLBP_{1,4,1}$,ST-PVLBP 采用 $ST\text{-}PVLBP_{1,2,4}$.分类步骤与之前相同,均分别随机选取数据库中的 30,50,80,100,120 个样本作为训练样本,剩余的作为测试样本,进行 200 次实验取平均结果.

从图 5 可以看出,VLBP 与 ST-PVLBP 的分类精度基本一致,而此时 VLBP 的特征维数为 16 384,ST-PVLBP 的特征维数为 1 792.结合表 2 内容,ST-PVLBP 不仅能够保持 VLBP 的高分类精度,而且大量减少了特征维数,提高了分类效率,可以有效地检测 ASI 极光序列中的弧状极光事件(见表 3).

Table 3 Classification time of three different representations

表 3 3 种不同表征分类时间对比

表征	归一化分类时间
VLBP	1.000
PVLBP	0.011
ST-PVLBP	0.072

© 中国科学院软件研究所 http://www.jos.org.cn

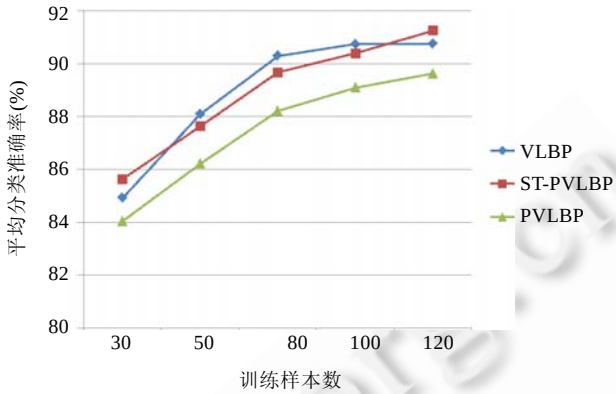


Fig.5 Average classification accuracy of three different representations

图 5 3 种表征的平均分类准确率对比图

3 结束语

根据数据库中弧状极光运动的特点,本文首先将极光序列逆时针旋转了 62.63°,将图像的南北方向对应实际的地磁南北方向;随后,利用空时极向 LBP(ST-PVLBP)方法对 ASI 极光序列进行特征表示,并输入 SVM 进行分类.实验结果表明:本文提出的空时极向 LBP 符合地磁南北向运动的弧状极光动态特性,不仅具有较高的分类准确率,而且算法复杂度低、分类效率高.

极光序列的自动分析目前还在研究的初步阶段.各种极光事件的起始、持续时间都与其物理机制紧密相关,下一步的工作需要在相同的研究目的及物理机制的条件下验证对比其他算法.

References:

[1] Xing ZY, Yang HG, Han DS, Wu ZS, Liu JM, Zhang QH, Liu YH, Zhang BC, Hu HQ. Multi-Instrument study of poleward moving auroral forms during different interplanetary magnetic field conditions. Chinese Journal of Polar Research, 2013,25(1):25−44 (in Chinese with English abstract). [doi: 10.3724/SP.J.1084.2013.00035]

[2] Zhang QH, Dunlop MW, Lockwood M, Liu RY, Hu HQ, Yang HG, Hu ZJ, Bogdanova YV, Shen C, Zhang BC, Han DS, Liu SL, McCrea IW, Lester M. Simultaneous observations of reconnection pulses at cluster and their effects on the cusp aurora observed at the Chinese Yellow River Station. Journal of Geophysical Research, 2010,115:A10237. [doi: 10.1029/2010JA015526]

[3] Hu HQ, Liu RY, Wang JF, Yang HG, Makita K, Wang X, Sato N. Statistic characteristics of the aurora observed at Zhongshan Station, Antarctica. Chinese Journal of Polar Research, 1999,11(1):8−18 (in Chinese with English abstract).

[4] 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]

[5] 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]

[6] Wang Q, Liang JM, Hu ZJ, Hu HH, Zhao H, Hu HQ, Gao XB, Yang HG. Spatial texture based automatic classification of dayside aurora in all-sky images. Journal of Atmospheric and Solar-Terrestrial Physics, 2010,72(5):498−508. [doi: 10.1016/j.jastp.2010.01.011]

[7] 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]

[8] Yang X, Li J, Han B, Gao XB. Wavelet hierarchical model for aurora images classification. Journal of Xidian University, 2013, 40(2):18−24 (in Chinese with English abstract). [doi: 10.3969/j.issn.1001-2400.2013.02.004]

© 中国科学院软件研究所 http://www.jos.org.cn

[9] Han B, Qiu WL. Aurora images classification via features salient coding. Journal of Xidian University, 2013,40(6):180−186 (in Chinese with English abstract). [doi: 10.3969/j.issn.1001-2400.2013.06.030]

[10] Han B, Zhao XJ, Tao DC, Li XL, Hu ZJ, Hu HQ. Dayside aurora classification via BIFs-based sparse representation using manifold learning. Int'l Journal of Computer Mathematics. [doi: 10.1080/00207160.2013.831084]

[11] 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 with English abstract). http://www.jos.org.cn/1000-9825/4481.htm [doi: 10.3724/SP.J.1001.2013.04481]

[12] Liu H, Gao XB, Han B, Yang X. An automatic MSRM method with a feedback based on shape information for auroral oval segmentation. In: Proc. of the Intelligence Science and Big Data Engineering. Berlin, Heidelberg: Springer-Verlag, 2013. 748−755. [doi: 10.1007/978-3-642-42057-3_94]

[13] Wang Q, Liang JM, Hu ZJ. Auroral event detection using spatiotemporal statistics of local motion vector. Chinese Journal of Polar Research, 2012,24(1):60−69 (in Chinese with English abstract). [doi: 10.3724/SP.J.1084.2012.00060]

[14] Yang QJ, Liang JM, Hu ZJ, Xing ZY, Zhao H. Automatic recognition of poleward moving auroras from all-sky image sequences based on HMM and SVM. Planetary and Space Science, 2012,69:40−48. [doi: 10.1016/j.pss.2012.04.008]

[15] Zhao GY, PietikaÈinen M. Dynamic texture recognition using local binary patterns with an application to facial expressions. IEEE Trans. on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2007,29(6):915−928. [doi: 10.1109/TPAMI,2007.1110]

[16] Ojala T, Pietikäinen M, Mäenpää T. Multiresolution gray-scale and rotation invariant texture classification with local binary patterns. IEEE Trans. on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2002,24(7):971−987. [doi: 10.1109/TPAMI.2002.1017623]

附中文参考文献:

[1] 邢赞扬,杨惠根,韩德胜,吴振森,刘俊明,胡泽骏,张清和,刘勇华,张北辰,胡红桥.不同行星际磁场条件下极向运动极光结构的多手段联合观测.极地研究,2013,25(1):25−44. [doi: 10.3724/SP.J.1084.2013.00035]

[3] 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.

[8] 杨曦,李洁,韩冰,高新波.一种分层小波模型下的极光图像分类算法.西安电子科技大学学报(自然科学版),2013,40(2):18−24. [doi: 10.3969/j.issn.1001-2400.2013.02.004]

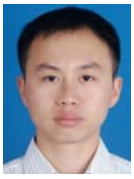
[9] 韩冰,仇文亮.一种特征显著性编码的极光图像分类方法.西安电子科技大学学报(自然科学版),2013,40(6):180−186. [doi: 10.3969/j.issn.1001-2400.2013.06.030]

[11] 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 [doi: 10.3724/SP.J.1001.2013.04481]

[13] 王倩,梁继民,胡泽骏.基于局部运动向量时空统计的极光事件检测.极地研究,2012,24(1):60−69. [doi: 10.3724/SP.J.1084.2012.00060]

韩冰(1978－),女,河南长垣人,博士,副教授,CCF 会员,主要研究领域为信号处理,视觉感知,计算机视觉,模式识别.
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



廖谦(1990－),男,硕士,主要研究领域为机器学习,计算机视觉.
E-mail: rainer_liao@163.com

© 中国科学院软件研究所 http://www.jos.org.cn