

引用格式: WANG Jiejun, LIU Shaohui, LI Shu, et al. Optimization Algorithm for Polarization Remote Sensing Cloud Detection Based on Machine Learning[J]. Acta Photonica Sinica, 2021, 50(2):0228001

汪杰君,刘少晖,李树,等. 基于机器学习的偏振遥感云检测优化算法[J]. 光子学报, 2021, 50(2):0228001

## 基于机器学习的偏振遥感云检测优化算法

汪杰君<sup>1,2</sup>, 刘少晖<sup>1,2</sup>, 李树<sup>1,2</sup>, 叶松<sup>1,2</sup>, 王新强<sup>1,2</sup>, 王方原<sup>1,2</sup>

(1 桂林电子科技大学 电子工程与自动化学院, 广西 桂林 541004)

(2 广西光电信息处理重点实验室, 广西 桂林 541004)

**摘要:** 偏振遥感经验阈值云检测算法受主观因素影响较强, 极易在亮地表上空出现云检测不准确的问题。针对该问题, 本文提出了一种主动和被动遥感卫星相结合的机器学习云检测算法。该算法基于 POLDER3 载荷多通道多角度偏振特性以及 CALIOP 载荷高精度云垂直特性展开研究, 利用 POLDER3 载荷和 CALIOP 载荷观测重合区域数据, 搭建了粒子群算法优化的 BP 神经网络训练云检测模型。基于该云检测训练模型, 利用 POLDER3 一级数据开展云检测试验, 试验显示该算法云检测结果与 MODIS 云检测产品一致性为 92.46%, 高于 POLDER3 官方云检测产品与 MODIS 云检测产品的一致性 83.13%。通过对比本文算法试验结果与 POLDER3 官方云检测产品不同的像元的光学特性发现, 相比 POLDER3 官方算法, 本算法对于亮地表上空薄云具有更强的敏感性, 能更有效地进行云检测。

**关键词:** 云检测; 亮地表; 偏振遥感; PSO 算法; BP 神经网络

中图分类号: TP79

文献标识码: A

doi: 10.3788/gzxb20215002.0228001

## Optimization Algorithm for Polarization Remote Sensing Cloud Detection Based on Machine Learning

WANG Jiejun<sup>1,2</sup>, LIU Shaohui<sup>1,2</sup>, LI Shu<sup>1,2</sup>, YE Song<sup>1,2</sup>, WANG Xinqiang<sup>1,2</sup>, WANG Fangyuan<sup>1,2</sup>

(1 School of Electronic Engineering and Automation, Guilin University of Electronic Technology, Guilin, Guangxi 541004, China)

(2 Guangxi Key Laboratory of Optoelectronic Information Processing, Guilin, Guangxi 541004, China)

**Abstract:** The polarization remote sensing experience threshold cloud detection algorithm is strongly affected by subjective factors, and it is very easy to have the problem of inaccurate cloud detection over bright ground. In response to this problem, this paper proposes a machine learning cloud detection algorithm that combines active and passive remote sensing satellites. The algorithm is based on the multi-channel multi-angle polarization characteristics of the POLDER3 payload and the high-precision cloud vertical characteristics of the CALIOP payload. It uses POLDER3 payload and CALIOP. The load observation overlaps the regional data, and the BP neural network optimized by the Particle Swarm Optimization algorithm is built to train the cloud detection model. Based on the cloud detection training model, a cloud detection experiment was carried out using POLDER3 level-1 data. The experiment showed that the cloud detection result of this algorithm is 92.46% consistent with the MODIS cloud detection product, which is higher than the consistency between the official POLDER3 cloud detection product and the MODIS cloud detection product 83.13%. By comparing the experimental results of the

**基金项目:** 国家自然科学基金(No.41961050), 广西自然科学基金(No.2019GXNSFBA245048), 广西科技基地和人才专项基金(No. 桂科 AD19245117), 广西自动检测技术与仪器重点实验室主任基金(No.YQ20105)

**第一作者:** 汪杰君(1974-), 男, 副教授, 硕士, 主要研究方向为光学遥感技术。 Email: Wangjiejun@guet.edu.cn

**通讯作者:** 李树(1988-), 男, 副研究员, 博士, 主要研究方向为大气光学遥感。 Email: lishu\_owen@sina.com

**收稿日期:** 2020-11-27; **录用日期:** 2021-01-20

<http://www.photon.ac.cn>

algorithm in this paper with the optical characteristics of different pixels from the official POLDER3 cloud detection product, it is found that compared with the official POLDER3 algorithm, this algorithm is more sensitive to thin clouds over the bright surface and can perform cloud detection more effectively.

**Key words:** Cloud detection; Bright ground; Polarization remote sensing; PSO algorithm; BP neural network

**OCIS Codes:** 280.4991; 010.1110; 290.1310

## 0 引言

云是地气耦合系统的重要调节器之一,它与地球水汽循环、辐射收支和气候变换密切相关。为了反演陆地气溶胶的物理性质,也要完成云的检测和去除,云检测是气溶胶反演的关键步骤之一。随着遥感技术的发展,卫星遥感数据成为了主要数据来源。从这些数据集中,研究人员提出并改进了许多云检测算法。其中CHEN P Y等<sup>[1]</sup>提出了一种适用于高分辨率辐射计的自动云检测法,该方法采用不同通道的反射率、亮温、亮温差三个指标进行云像元的识别。孙学金等<sup>[2]</sup>利用遥感图像数据的纹理特征和阈值两个指标相结合进行云检测。FREY R A等<sup>[3]</sup>利用卫星载荷氧气A通道法,通过反演出云顶压强和地表差异进行云检测。但是大多数云检测算法都是面向传统遥感数据,没有偏振和多角度信息。

多角度偏振遥感作为近年来出现的一种新的遥感方式,比传统的光学遥感更适合云和气溶胶的反演。偏振信息的获取为云探测提供了新的识别手段。其中POLDER3官方云检测算法就是对单个像元进行五个阈值限制条件的检测,然后利用多角度信息进行最后的像元分类。近些年来,BURIEZ J C等<sup>[4]</sup>基于POLDER数据,利用670 nm和865 nm波段的比值和两个氧气A通道的表观压力的关系( $R_{763}/R_{765}$ )两个条件,将每个像素标记为清晰、多云或未确定。陈震霆等<sup>[5]</sup>建立了多角度空间融合的海洋上空云检测,提出快速云检测方法。DESMONS M等<sup>[6]</sup>提出了一种改进的POLDER云检测方法,利用辐射传输模型和设置新的动态阈值来提高云检测精度。高鑫等<sup>[7]</sup>利用云和无云目标偏振特性差异并结合反射率阈值特性进行陆地上空云检测。

以上多是利用不同地表条件下光谱通道之间云反射率差异设置阈值的物理云检测方法,对于多数季节和地表类型大都适用,但在高反射率地表下垫面(沙漠、冰雪),由于云与地表反射率接近,极易出现云像元的误判,特别是对于薄云像元和部分处在云晴交界边缘的云像元。近些年来,大气遥感结合机器学习成为研究的热点,机器学习云检测算法<sup>[8-10]</sup>也成为了关注的焦点。针对PARASOL卫星在亮地表上空云检测易受到地表因素影响的问题,本文提出了一种同地表类型上空主动遥感和被动遥感卫星数据相结合的机器学习云检测算法,该算法基于被动遥感POLDER3载荷多角度偏振特性以及主动遥感的CALIOP激光雷达载荷在云垂直方向独一无二的优势,利用它们观测重合区域数据建立样本数据集,并采用PSO算法优化的BP神经网络训练出合适的云检测模型,进而提高了云检测精度。

## 1 基本原理

### 1.1 偏振遥感的基本理论

而偏振信息对云和气溶胶有着更强的敏感性。具有代表性的偏振卫星载荷包括搭载在PARASOL卫星的POLDER3以及搭载在国产高分五号卫星的DPC,它们都带有三个偏振波段(490 nm、670 nm、865 nm),每个偏振波段可获得任意三个方向的斯托克斯矢量 $I$ 、 $Q$ 、 $U$ ,从而可以达到增强对云和气溶胶的识别精度。其中本研究所用的卫星总辐射信息以及偏振探测信息可分别由式(1)和(2)计算得到。

$$R = \frac{I}{\cos\theta_s} \quad (1)$$

$$R_p = \frac{\sqrt{Q^2 + U^2}}{\cos\theta_s} \quad (2)$$

式中, $R$ 、 $R_p$ 表示反射率和偏振反射率; $I$ 、 $Q$ 、 $U$ 为斯托克斯矢量分量,分别表示总的光强、 $0^\circ$ 和 $90^\circ$ 的线偏振分量差、 $45^\circ$ 和 $135^\circ$ 的线偏振分量差; $\theta_s$ 为太阳天顶角。

## 1.2 PSO-BP神经网络模型

BP神经网络<sup>[11]</sup>(Back Propagation Neural Network, BPNN)用误差反向传播训练的多层前馈网络,网络结构包含了多个输入层、隐含层、输出层,在样本训练过程中,基于梯度下降法不断调节权值和阈值,最终达到期望<sup>[12]</sup>,其中神经网络拓扑结构组成如图1。

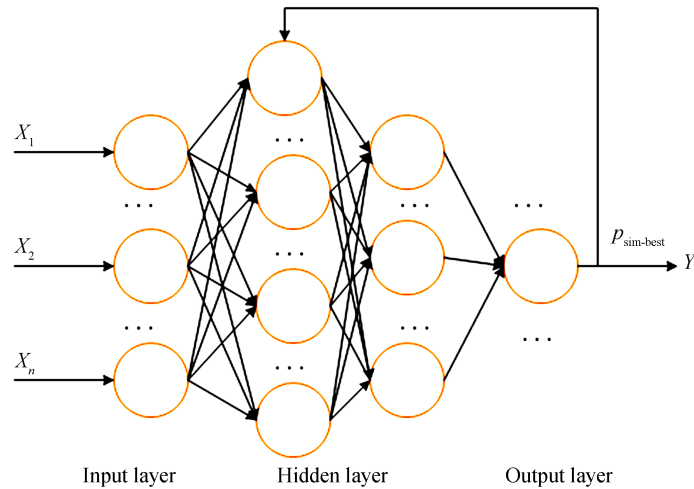


图1 PSO-BP神经网络结构图

Fig.1 Structure of PSO-BP neural network

粒子群算法<sup>[13]</sup>(Particle Swarm Optimization, PSO)是一种群体搜索算法,通过个体最优值的信息共享来寻找全局最优值 $p_{best}$ 。粒子在搜索中可以解决BP神经网络局部极小值和收敛速度慢的缺点,其中粒子群的迭代过程为。

$$\begin{cases} V(n+1) = \omega V(n) + c_1 r_1 [p_{best}(n) + X(n)] + c_2 r_2 [g_{best} - X(n)] \\ X(n+1) = X(n) + V(n+1) \end{cases} \quad (3)$$

式中, $n$ 为此时的迭代的次数, $\omega$ 为惯性权重系数, $c_1$ 和 $c_2$ 分别是加速常数的最大和最小值, $X$ 为粒子的位置,

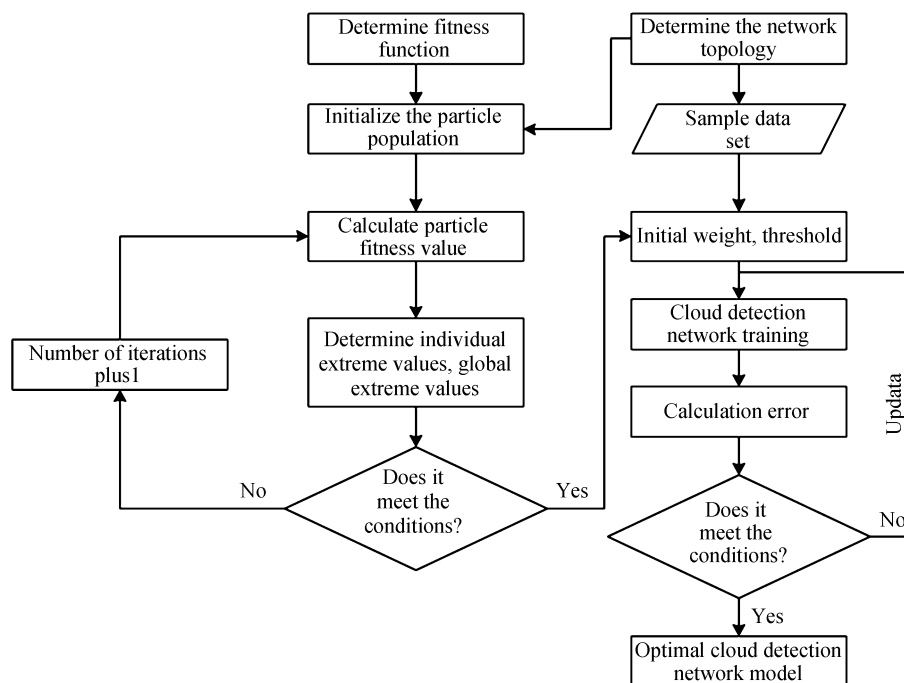


图2 PSO-BP神经网络流程图

Fig.2 PSO-BP neural network flow chart

$V$ 是粒子的迭代速度, $r_1$ 和 $r_2$ 分别是0到1内的随机数, $g_{\text{best}}$ 为局部最优值。BP神经网络连接权值与粒子群的维度始终是一致的,粒子维度的计算公式为

$$d = q + m \cdot q + q \cdot l + l \quad (4)$$

式中, $m$ 为输入层节点数, $l$ 为输出层节点数, $q$ 为隐含层节点数。迭代过程适应函数也要与BP网络中的均方差保持一致,它不仅可以用来计算适应度值,还可以用来作为评价函数,适应度函数为

$$E = \frac{1}{N} \sum_{p=1}^N \sum_k^l (y_k^{(p)} - t_k^{(p)})^2 \quad (5)$$

式中, $N$ 表示样本总数, $y_k^{(p)}$ 和 $t_k^{(p)}$ 分别表示样本数据在第 $k$ 个输出节点的网络输出值和网络期望输出值,PSO优化的BP神经网络云检测模型流程图如图2所示。

## 2 机器学习云检测算法

### 2.1 算法基本流程

本文基于法国空间中心提供的PARASOL(POLDER3)卫星和CALIPSO卫星观测重合区域的辐射数据、观测几何数据和CALIPSO云产品数据,利用CALIPSO卫星的高精度云-气溶胶激光雷达在云垂直方向识别优势建立数据样本,搭建一种基于POLDER3数据的多特征融合的机器学习云检测模型,其中多特征包括多通道的反射率、偏振反射率、多角度、多反射率组合。通过搭建机器学习模型实现了云像元的分类,云检测算法如图3所示。

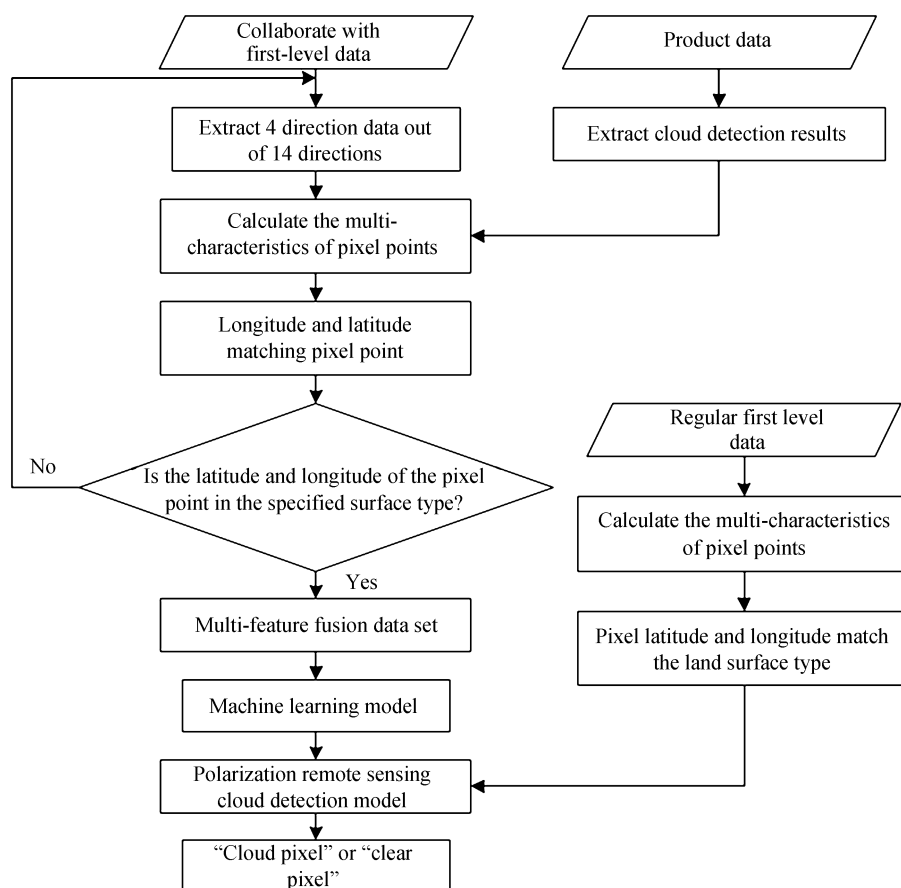


图3 云检测流程图

Fig.3 Cloud detection flow chart

首先提取协同一级PARASOL数据(CALTRACK-333m\_PAR-L1B.hdf),进行数据处理并提取14个有效方向中4个方向数据,分别计算数据像元点在4个方向下443 nm和670 nm通道的反射率、490 nm和670 nm以及865 nm通道的偏振反射率、 $R_{670}/R_{865}$ 反射率比、 $R_{763}/R_{765}$ 反射率比,然后提取CALIPSO二级产品

(CAL\_LID-L2\_333mMLay-Standard.hdf)中的云检测数据并进行处理,根据经纬度信息匹配像元,截取像元地表类型(沙漠、冰雪等复杂地表)部分,制作多特征融合的机器学习数据集,并搭建合适的机器学习模型。最后将PARASOL一级数据(POLDER3-L1B)代入已经训练好的偏振遥感云检测模型,可输出该点像元的检测结果。

## 2.2 多特征量数据集的选取

基于POLDER3载荷多角度多偏振的特性,在提取数据集过程中选取了云检测相关通道,多特性为:

1)反射率,443 nm蓝光波段晴空像元与云像元有着最大的对比;670 nm波段对中云和雪的反射率高,裸地和海面的反射率较小,适用于检测黑背景下的亮云<sup>[14]</sup>。

2)偏振反射率,490 nm波段的偏振反射率主要来自于大气分子的散射,而接收到的地表(植被和裸土)反射率较小,云比晴空表现出了更强的偏振反射率特性<sup>[15]</sup>;670 nm波段的偏振反射率值可以直接反应云与晴空(地物)的对比度大小;865 nm波段是受分子散射影响最小的波段,该波段偏振信息可用来区分中高层云。

3)多角度观测,POLDER3载荷在轨探测过程中,可以对同一个目标多达14个不同角度有效观测,前7个方向为前向散射角度,后7个方向为后向散射角度。卫星探测器的多角度信息可以用来区分各类云和地表<sup>[16]</sup>。

4)波段组合,云在近红外波段670 nm和可见光波段865 nm处的反射率是比较接近的,使得 $R_{670}$ 和 $R_{865}$ 的比值接近于1.0。而在无云区域,两波段比值通常在1.1或0.9左右,因此该比值也可用来区分云像元;763 nm和765 nm通道是POLDER3载荷独特的氧气A吸收带,卫星辐射传输路径中的氧气含量多少与吸收的辐射强度大小有关,可用 $R_{763}/R_{765}$ 作为云检测条件来增强云检测精度<sup>[4]</sup>。

同时依据CALIOP激光雷达云分布数据建立标签集,其中1为有云,0为晴空,将标签集作为训练特征数据集的一部分,表1中定义了数据集中每个像元的数据维度和特征取值。

表1 特征数据集  
Table 1 Feature data set

Data dimension	Characteristic data name
1	443 nm reflectivity in 2, 5, 8 and 12 directions
2	670 nm reflectivity in 2, 5, 8 and 12 directions
3	490 nm polarized reflectance in 2, 5, 8 and 12 directions
4	670 nm polarized reflectance in 2, 5, 8 and 12 directions
5	865 nm polarized reflectance in 2, 5, 8 and 12 directions
6	$R_{670}/R_{865}$ reflectivity combination in 2, 5, 8 and 12 directions
7	$R_{763}/R_{765}$ reflectivity combination in 2, 5, 8 and 12 directions
8	CALIPSO lidar cloud detection label data

## 3 云检测模型搭建及测试

### 3.1 PSO-BP神经网络云检测模型搭建

本文选择2008年4月4日两个卫星协同一级数据CALTRACK-PAR-L1B制作多特征数据集,并截取该数据途经澳大利亚沙漠地区对应部分,该数据集对应22 270个像元点。搭建PSO-BPNN云检测模型,该模型为5层神经网络,其中3层为隐含层,选择sigmoid函数作为隐含层函数,并向隐含层中加入丢弃层来限制某些神经元,以减少过拟合的发生。设置迭代次数为50。由图4可以看出,在迭代至46次时达到了最佳的适应度值,此时PSO算法对神经网络权值和阈值进行初始化,BP神经网络调整并不断更新权值和阈值,并反复训练,直到达到较高的训练精度。粒子适应度值变化曲线如图4所示。

在优化网络模型和超参数过程中,利用交叉验证法,随机选取数据集的15%作为验证集,当网络结构和模型参数调整完成时,验证集中最优拟合效果如图5(a)所示,此时数据集拟合系数为0.928。为了评估模型的性能,同时随机选取了15%的测试集,对输出值设置云的概率阈值为60%,此时测试集的拟合率为0.919,拟合效果如图5(b)所示,表明该云检测模型已经是精度较高的鲁棒模型。

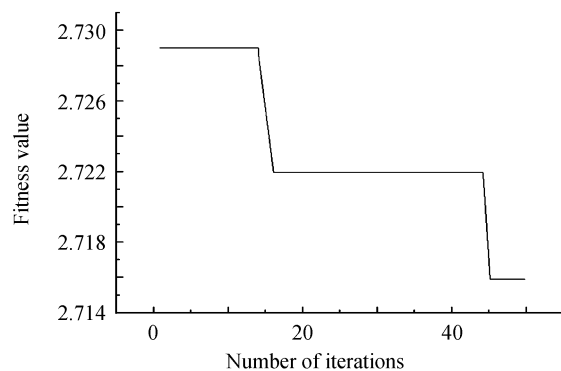


图4 适应度值变化曲线图

Fig.4 Change curve of fitness value

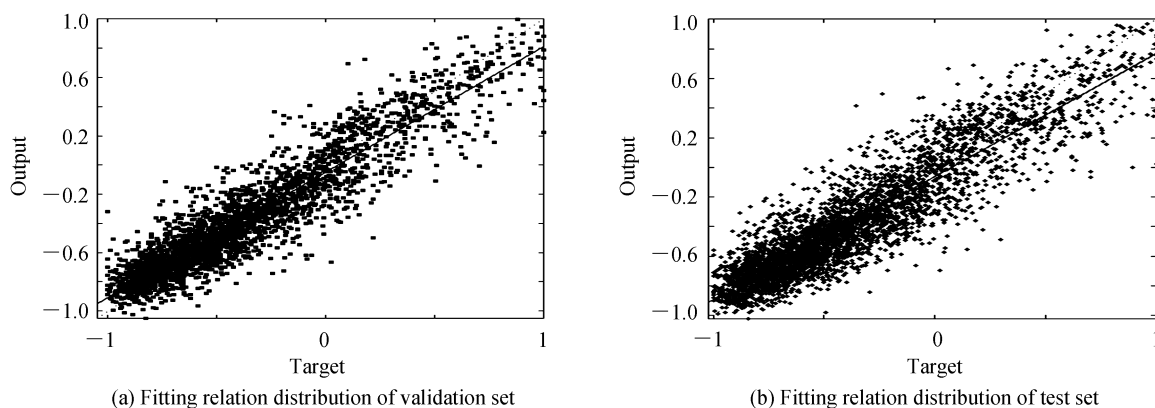


图5 验证集和测试集的拟合关系分布图

Fig.5 Fitting relationship distribution of verification set and test set

### 3.2 基于 POLDER3 数据的云检测结果

本次试验选择2007年8月1日的POLDER3—L1B数据,提取特征量制作数据集,并与模型地表类型匹配,截取该数据北美洲沙漠部分(115°W~118°W,35°N~38°N),代入模型得到云检测试验结果。为了验证本次试验的有效性和科学性,采用多种算法试验结果进行对比验证,如图6所示。分别是POLDER官方算法、MODIS官方算法、BP神经网络法、PSO优化的BP神经网络法四种算法。其中两种官方算法都是采用传统阈值法,POLDER法基于单个像元进行反射率、偏振反射率、表观压强、方向等的多次阈值检测,而MODIS官方法采用多通道反射率和亮温阈值法进行云识别。本次研究选用同一地区和同一时间区间POLDER3官方云检测产品和MODIS卫星的MOD06\_L2的云检测产品进行对比验证,其中MOD06-L2数据空间分辨率为1 km,高于POLDER3-L1B的6 km,像元大小近似为POLDER3-L1B的1/36。

将该段数据云像元标记为蓝色、晴空像元标记为黄色,未定像元标记为绿色。首先用目视法发现,官方云检测结果中大多数未定像元分布在云和晴空的交界或者过渡位置,该位置范围处于阈值模糊区,往往容易存在大量的薄云、碎云,云目标本身具有高反射性,云的反射率与厚度呈正相关,官方的传统阈值算法可把大部分的云像元筛选出来,但是在沙漠、冰雪等亮地表地区,由于地表也可呈现出较高的反射率,此时薄云反射率与地表反射率的差值很小甚至接近相等,加大了云判识的不确定性。从图6目视检查可以看出,图6(c)PSO-BPNN云检测法结果与图6(d)MODIS云检测产品的一致性要高于图6(a)POLDER官方云检测产品和图6(b)BPNN云检测法结果分别与MODIS云检测产品的一致性,特别是能够识别出更多的云像元,定量对比如表2所示。

为了便于定量统计,将MODIS云检测产品中36个像元代替为1个对比像元,36个像元中超过半数的像元是云像元即该对比像元为云像元,否则为晴空像元。从表2的定量分析可以看出,相比于POLDER3官方法,两种机器学习法能识别出更多的云像元。除去未定像元,对逐个像元统计发现,PSO-BP神经网络法与

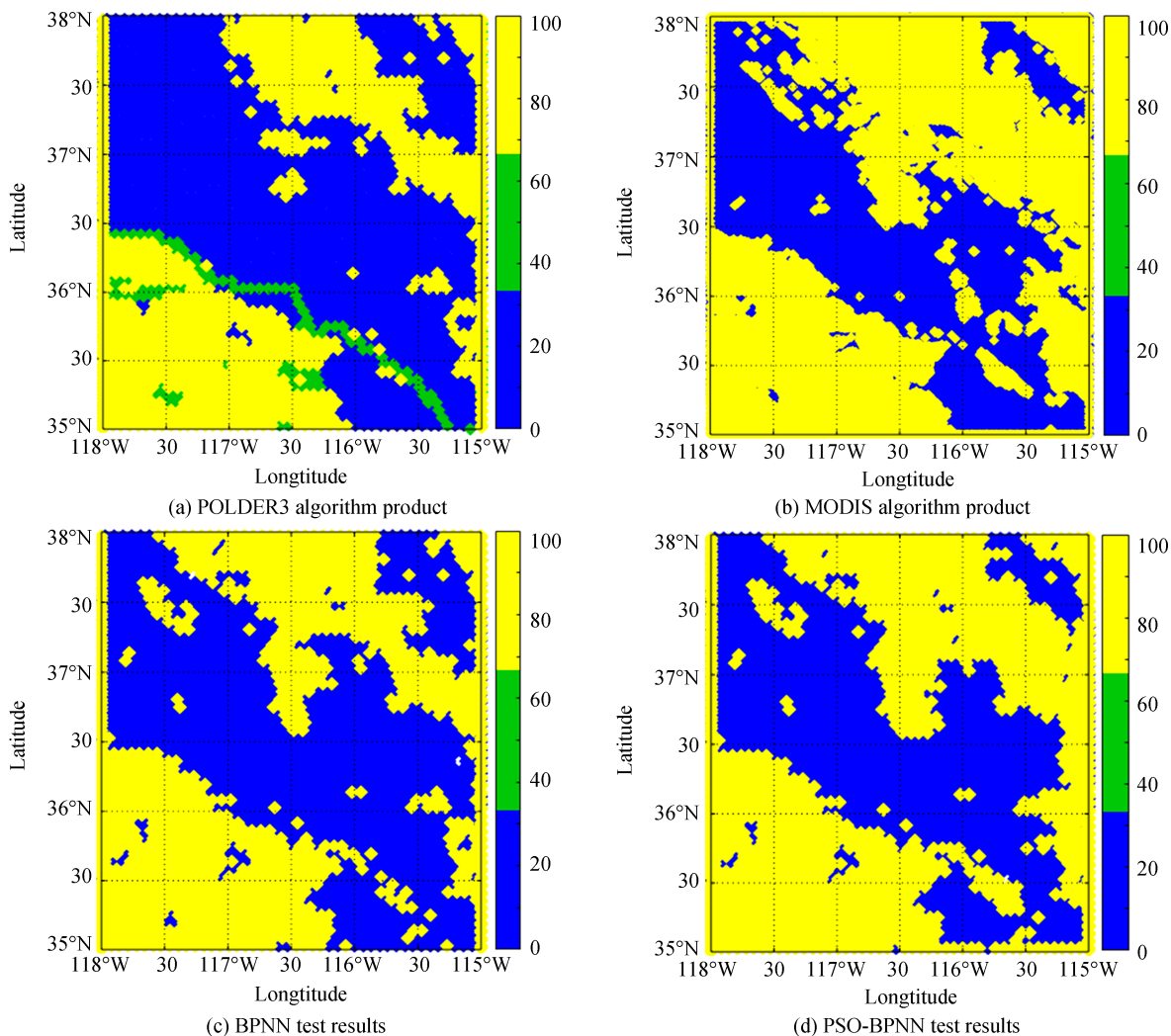


图6 试验区域云分布图

Fig. 6 Cloud distribution map of experimental area

表2 各算法像元定量对比

Table 2 Quantitative comparison of each pixel algorithm

Methods adopted	Method type	Cloud pixel	Clear pixel	Undetermined pixel
POLDER3 official	Threshold method	1147	112	112
MODIS official	Threshold method	1429(312)	947(-200)	0
BPNN	Machine learning method	1279(162)	1097(-50)	0
PSO-BPNN	Machine learning method	1388(271)	988(-159)	0

POLDER3官方算法的一致性为86.7%,与MODIS云检测产品的一致性为92.4%,而POLDER3官方云检测产品与MODIS云检测产品的一致性仅为83.1%。相比POLDER3官方法,本文算法试验结果与MODIS云检测产品的一致性更高。

为了验证POLDER3官方法中部分云晴交界区域未定像元以及PSO-BP神经网络法相比POLDER3官方法多识别出的部分云像元的属性,选择依据PARASOL\_PM-L2数据的云光学厚度产品数据,该产品数据空间分辨率为POLDER3官方空间分辨率,观测区域为PARASOL卫星与MODIS卫星重合区域,该产品是由MODIS卫星载荷通道数据反演得到。统计这两部分云像元光学厚度特性如图7(a)和7(b)所示。

分析可知,PSO-BP神经网络法分别将云晴交界区域的55个像元和其他区域的84个像元识别为了云像元。图7(a)中该部分云像元位于云与晴交界区域位置,图中该部分云像元的光学厚度大都小于4,超过半

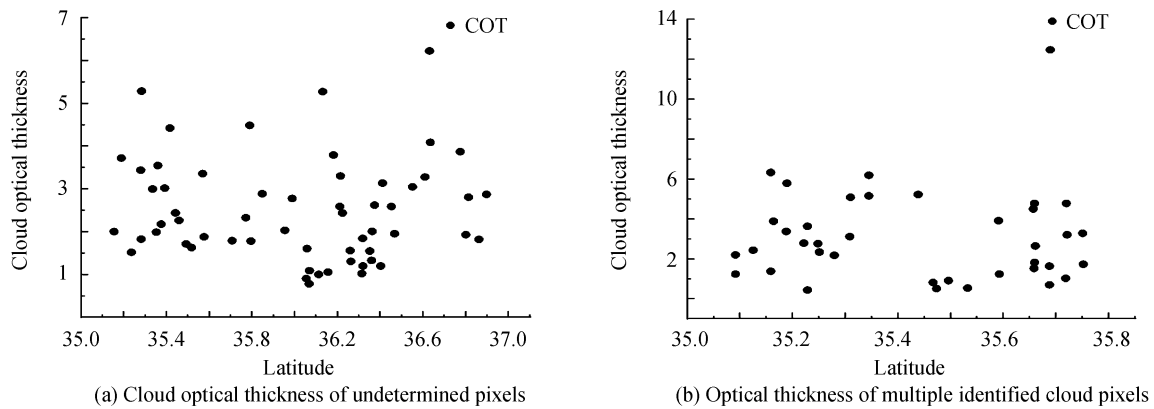


图7 像元云光厚度分析图  
Fig.7 Pixel cloud light thickness analysis chart

数小于3,表明了该部分处于交界边缘的云像元多数为较薄的云像元;而图(b)为本算法相比官方法多识别的云像元的光学厚度,由图可知,这部分云像元的云光学厚度同样大都小于4,超过半数的像元小于3,云光学厚度很小,证实这部分云像元中大部分也属于薄云像元。特别是POLDER3官方算法在亮地表上空的云检测相比于机器学习算法很容易将薄云像元误识为晴像元,而机器学习算法在进行训练时使用了CALIPSO云检测产品样本数据,借助CALIOP激光雷达对薄云识别能力,提升了对薄云的识别能力。

## 4 结论

针对偏振遥感的经验阈值云检测算法极易在亮地表上空出现云检测不准确的问题,本文提出了一种主动和被动遥感卫星相结合的机器学习云检测算法,该算法基于POLDER3多波段多角度数据和CALIOP高精度云-气溶胶激光雷达的垂直特性云分布数据作为训练样本,通过PSO算法优化BP神经网络训练出该类型地表上空的云检测模型,试验结果显示该算法云检测结果与MODIS云检测产品一致性为92.4%,高于POLDER3官方云检测产品与MODIS云检测产品的一致性83.1%,同时相较于官方法,该算法对于亮地表上空薄云具有更强的敏感性。后续工作将该研究方法应用于国产偏振载荷DPC数据进行试验。

## 参考文献

- [1] CHEN P Y, SRINIVASAN R, FEDOSEJEVS G, et al. An automated cloud detection method for daily NOAA-14 AVHRR data for Texas, USA[J]. International Journal of Remote Sensing, 2002, 23(15):2939-2950.
- [2] SUN Xuejin, CHEN Feng, LIU Lei, et al. Cloud identification combining threshold with texture [J]. Journal of PLA University of Science and Technology(Natural Science Edition) 2011, 012(4):397-402.  
孙学金, 陈峰, 刘磊, 等. 阈值与纹理相结合的云识别方法[J]. 解放军理工大学学报(自然科学版), 2011, 012(4): 397-402.
- [3] FREY R A, ACKERMAN S A, LIN Y, et al. Cloud detection with MODIS. Part I: Improvements in the MODIS cloud mask for collection 5[J]. Journal of Atmospheric & Oceanic Technology, 2008, 25(7):1057-1072.
- [4] BURIEZ J C, VANBAUCE C, PAROL F, et al. Cloud detection and derivation of cloud properties from POLDER[J]. International Journal of Remote Sensing, 1997, 18(13):2785-2813.
- [5] CHEN Zhenting, SUN Xiaobin, QIAO Yanli. Cloud detection over ocean from PARASOL/POLDER3 satellite data[J]. Journal of Remote Sensing, 2018, 22(6):996-1004.  
陈震霆, 孙晓兵, 乔延利. PARASOL/POLDER3卫星数据的海洋上空云检测[J]. 遥感学报, 2018, 22(6):996-1004.
- [6] DESMONS M, FERLAY N, PAROL F, et al. A global multilayer cloud identification with POLDER/PARASOL [J]. Journal of Applied Meteorology & Climatology, 2017, 56(4):1121-1139.
- [7] GAO X, HU X, FANG W, et al. A cloud detection algorithm over land based on the polarized characteristics difference between cloudless and cloud Guangxi science and technology base and talent special fundtargets [J]. Earth and Space Science, 2019, 6(9):1769-1780.
- [8] PRATIK P, RANDOLPH H, VALERIE A. Cloud detection algorithm using SVM with SWIR2 and tasseled cap applied to Landsat 8[J]. International Journal of Applied Earth Observations and Geoinformation, 2019, 82: 101898-101898.
- [9] AZIMI SADJADL M R, ZEKAVAT S A . Cloud classification using support vector machines [C]. IEEE International Geoscience & Remote Sensing Symposium, IEEE, 2002.



- [10] GAO Jun, WANG Kai, TIAN Xiaoyu, et al. A BP-NN based cloud detection method for FY-4 remote sensing images [J]. *Journal of Infrared and Millimeter Waves*, 2018, 37(4):477-485.  
高军,王恺,田晓宇,等. 基于BP神经网络的风云四号遥感图像云检测算法[J]. *红外与毫米波学报*, 2018, 37(4):477-485.
- [11] ZHANG X, CHEN X, LI J. Improving dam seepage prediction using back-propagation neural network and genetic algorithm[J]. *Mathematical Problems in Engineering*, 2020, 2020(11):1-8.
- [12] SHAIK N B, PEDAPATI S R, TAQVI S A A, et al. A feed-forward back propagation neural network approach to predict the life condition of crude oil pipeline[J]. *Processes*, 2020, 8(6):661-673.
- [13] YIN X, CAO F. Investigations on optimal discharge pressure in CO<sub>2</sub> heat pumps using the GMDH and PSO-BP type neural network—Part A: theoretical modeling[J]. *International Journal of Refrigeration*, 2019, 106:549-557.
- [14] WANG Wei, SONG Weiguo, LIU Shixing, et al. A cloud detection algorithm for MODIS images combining kmeans clustering and multi-spectral threshold method[J]. *Spectroscopy and Spectral Analysis*, 2011, 31(4):1061-1064.  
王伟,宋卫国,刘士兴,等. Kmeans聚类与多光谱阈值相结合的MODIS云检测算法[J]. *光谱学与光谱分析*, 2011, 31(4):1061-1064.
- [15] FANG Wei, QIAO Yanli, ZAHNG Dongying, et al. Threshold optimization in cloud detection by polarized multichannel remote sensing[J]. *Acta Optica Sinica*, 2018, 38(12):386-393.  
方薇,乔延利,张冬英,等. 偏振多通道遥感云检测的阈值优化[J]. *光学学报*, 2018, 38(12):386-393.
- [16] ZHENG Fengxun, HOU Weizhen, LI Zhengqiang. Optimal estimation retrieval for directional polarimetric camera onboard Chinese Gaofen-5 satellite: an analysis on multi-angle dependence and a posteriori error[J]. *Acta Physica Sinica*, 2019, 68(4):192-207.  
郑逢勋,侯伟真,李正强. 高分五号卫星多角度偏振相机最优化估计反演:角度依赖与后验误差分析[J]. *物理学报*, 2019, 68(4):192-207.