文章编号:1001-9014(2018)04-0477-09

DOI:10.11972/j.issn.1001-9014.2018.04.016

基于BP神经网络的风云四号遥感图像云检测算法

高 军*, 王 恺, 田晓宇, 陈 建
(上海海事大学 信息工程学院,上海 201306)

摘要:通过对风云四号每两张相隔15分钟的图像进行分析,提出了归一化动云指数,加强数据集对低云、薄云及云系运动边缘的检测.在此基础上,提出了一种基于归一化动云指数的动态阈值法用于初步云检测,并进一步提出基于BP神经网络的云检测算法.实验结果表明,该算法可以消除阈值选取中的主观影响,在大范围复杂下垫面的遥感图像数据中可以取得较好的云检测效果.

关 键 词:云检测;遥感图像处理;风云四号;BP神经网络
中图分类号:TP751 **文献标识码**: A

A BP-NN based cloud detection method for FY-4 remote sensing images

GAO Jun*, WANG Kai, TIAN Xiao-Yu, CHEN Jian
(College Of Information Engineering, Shanghai Maritime University, Shanghai 201306, China)

Abstract: In this paper, normalized difference cloud moving index (NDCMI) is put forward by analyzing the remote sensing data every 15 minutes. By applying NDCMI, the detection of low cloud, thin cloud and the edge of moving cloud can be enhanced. We proposed a dynamic threshold method with NDCMI for preliminary cloud detection, and then through the preliminary results, we proposed a novel cloud detection method based on back propagation neural network (BP-NN). The experimental results show that the proposed method can eliminate the subjectivity in threshold selection, and can achieve better cloud detection results for remote sensing image in complex situations.

Key words: cloud detection, remote image processing, FY-4, back propagation neural network
PACS: 84.40.Xb

引言

云检测是遥感数据处理过程中的一个重要组成部分,正确地分离遥感图像中的有云像元和无云像元,对于天气预报、气象灾害的预防、温度反演、救援及生态环境的监控等都有重大的影响.国内外利用遥感图像的光谱信息来进行云检测已有多年的历史,但是普通的单通道阈值法面对大范围以及复杂下垫面情况下的云检测效果较差;多通道多阈值法的阈值在不同环境下阈值波动较大导致阈值选取困难,并且对先验知识要求高;一些动态阈值法对于额外附加信息要求高,实时性低,算法运行速度较慢.

依据不同的数据来源以及数据来源的不同特性,国内外提出了大量云检测算法.针对应用广泛的AVHRR、MODIS、AHI等遥感数据,多种基于阈值的云检测方法被提出,如APPOLLO[1]、5D histogram Techniques(HT5)[2]、ISCCP[3]、基于MODIS数据的云掩膜算法[4]以及Kouki等人[5]基于静止轨道气象卫星Himawari-8使用多通道多阈值的云检测方法等.近年来,随着人工智能的高速发展,许多机器学习算法也被用于进行云检测,如人工神经网络[4,6-12]模型,使用已有的云检测产品数据对模型

收稿日期:2017-10-18,**修回日期**:2018-01-21 **Received date**: 2017-10-18, **revised date**: 2018-01-21
基金项目:国家自然科学基金(F010408),上海市教育委员会、上海市教育发展基金会(13CG51)
Foundation items: Supported by National Natrual Science Foundation of China(F010408), Shanghai Municipal Education Commission, Shanghai Educational Development Foundation (13CG51)
作者简介(Biography):高 军(1979-),男,浙江嘉兴人,博士,主要从事遥感信息处理、网络通信方面的研究. E-mail: jungao@shmtu.edu.cn
* **通讯作者(Corresponding author)**: E-mail: jungao@shmtu.edu.cn

进行训练,依靠神经网络的自学习性,识别云的数据特点从而达到云检测目的;使用聚类[13-16]、动态聚类[17]、聚类与决策树[18]等非监督算法将遥感图像中的数据进行自动分类,从而得出云和非云两类;使用支持向量机[19-21]算法,寻找合适的核函数进行训练从而对云和非云进行分类;使用超像素算法将遥感图像划分为超像素点,然后针对每个超像素点使用卷积神经网络[22]进行训练从而判别每个超像素点是否为云,从而达到云检测的目的;使用多个核函数进行多核学习[23],从而达到更有效的云分类等.

云检测的首要条件是需要遥感数据,常用的云检测遥感数据来源主要有以下几类:

1) AVHRR-3 (Advanced Very High Resolution Radiometer)成像仪[24];

2) 中分辨率成像光谱仪(Moderate-resolution imaging spectroradiometer,MODIS)[25];

3) AHI(Advanced Himawari Imager)成像仪[26];

4) 红外和可见光自旋扫描辐射器(VISSR)[27].

本文的遥感数据来源是中国新一代静止气象卫星风云四号 A 星搭载的多通道扫描成像辐射计(AGRI)[28].作为风云二号的下一代卫星,风云四号 A 星搭载的 AGRI 在各方面对比风云二号的 VISSR 都有所提高,AGRI 拥有最大 500 m 的空间分辨率、最高 16 bit 位深以及 14 个不同波段通道的数据,与国际同类卫星相比,风云四号 A 星成像仪 14 个成像通道与国际水平相当.

本文针对风云四号 A 星其成像仪的多通道、高分辨率及相对于观测区域静止的特性提出一种基于 BP 神经网络的云检测方法,此方法包括两步:

(1)根据风云四号 A 星的特性提出一种基于归一化动云指数的动态阈值云检测算法,并应用该方法建立数据集.

(2)使用基于 BP 神经网络的云检测算法,应用数据集进行训练,找出云和各个通道物理量之间的关系,从而修正和消除动态阈值法中的错误,最终实现对当天实测云图的云检测.

1 数据集的建立

风云四号 A 星于 2016 年 12 月 11 日在西昌卫星发射中心发射升空,于 2016 年 12 月 17 日成功定点于东经 99.5°赤道上空,当前定点于东经 104.7°赤道上空.风云四号 A 星是我国第二代静止气象卫星的首颗星,AGRI 是风云四号静止气象卫星的主要载荷之一,通过精密的双扫描镜机构实现精确和灵活的二维指向,可实现分钟级的区域快速扫描;采用离轴三反主光学系统,高频次获取 14 波段的地球云图,并利用星上黑体进行高频次红外定标,以确保观测数据的精度[28].本文遥感数据均来自 AGRI.

1.1 风云四号 A 星成像仪简介

AGRI 的性能指标相比 VISSR 有大幅度提高,包含 14 个通道(6 个可见/近红外波段,2 个中波红外波段,2 个水汽波段和 4 个长波红外波段),可见/近红外波段的空间分辨率为为 0.5 ~ 1 km、红外波段的空间分辨率为 2 ~ 4 km,15 min 扫描地球全圆盘一次,区域扫描时间为 1 min(1 000 km × 1 000 km),灵敏度为反射波段信噪比 >3@1%,红外波段噪声等效温差 0.2 K[28].

AGRI 的具体通道名、分辨率、波段及位深如表 1 所示.

表 1 风云四号 A 星多通道扫描成像辐射仪(AGRI)通道信息

Table 1 Channel information for multi-channel scanning imaging radiometer (AGRI) of FY-4A

通道名称	通道分辨率	通道波段/μm	位深
1	10 992 × 10 992	0.45 ~ 0.49	12
3	21 984 × 21 984	0.55 ~ 0.75	12
5	10 992 × 10 992	0.75 ~ 0.90	12
6	5 496 × 5 496	1.36 ~ 1.39	12
7	5 496 × 5 496	1.58 ~ 1.64	12
8	5 496 × 5 496	2.1 ~ 2.35	12
9	5 496 × 5 496	3.5 ~ 4.0(high)	16
10	2 748 × 2 748	3.5 ~ 4.0(low)	12
11	2 748 × 2 748	5.8 ~ 6.7	12
13	2 748 × 2 748	6.9 ~ 7.3	12
15	2 748 × 2 748	8.0 ~ 9.0	12
18	2 748 × 2 748	10.3 ~ 11.3	12
19	2 748 × 2 748	11.5 ~ 12.5	12
20	2 748 × 2 748	13.2 ~ 13.8	12

风云四号 A 星的观测范围如图 1 中所圈部分所示.

1.2 归一化动云指数

该指数主要用于检测运动的云层边缘和运动的细小云系.由于风云四号 A 星是静止气象卫星,其观测区域不随时间改变,而云层会随时间变化而移动,同时风云四号 A 星拍摄间隔时间短(15 min)因而可以忽视由于太阳高度角改变造成的反射率和亮温变化.因此,本文通过比较当前遥感图像与上一时间段(15 min)的遥感图像每个像素点的变化量与自身像素点的比值,提出了归一化动云指数(Normalized Difference Cloud Moving Index,NDCMI),可用式(1)表示.

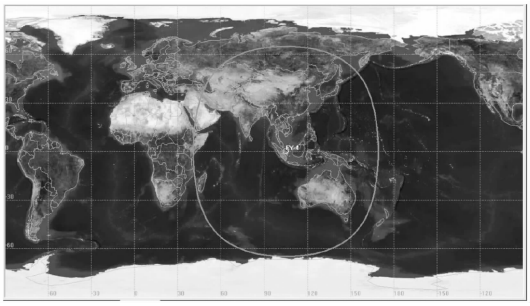


图 1　风云四号 A 星观测范围图(来源:国家卫星气象中心[28])
Fig. 1　Observation range of FY-4A (From National Satellite Meteorological Centre[28])

$$\mathrm{NDCMI}=\frac{\mathrm{Pixel}_{\mathrm{now}}-\mathrm{Pixel}_{\mathrm{past}}}{\mathrm{Pixel}_{\mathrm{now}}+\mathrm{Pixel}_{\mathrm{past}}}\quad,\quad(1)$$

其中,$\mathrm{Pixel}_{\mathrm{now}}$为当前遥感数据值,$\mathrm{Pixel}_{\mathrm{past}}$为 15 min 前遥感数据值. 对于红外亮湿数据 Pixel,设 Maxtemp 为当前红外通道辐射定标表中最高的高温值,将式(1)中的 Pixel 替换为 Maxtemp-Pixel.

归一化动云指数反映云层移动时云层边缘的反射率或亮温变化,可以较清晰地检测出云层边缘与细小云系,使云检测图像边缘更加清晰,对于细小的低云薄云检测更加敏感.

归一化动云指数的示意图如图 2 所示.

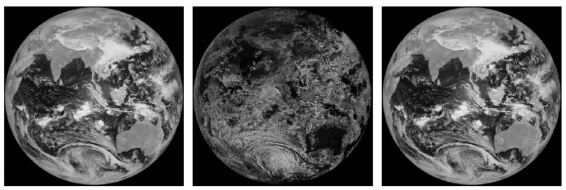


图 2　可见光归一化动云指数示意图
Fig. 2　An example of NDCMI

其中,图 2(a)为 15 min 前通道 3(可见光反射率)的遥感图像,图 2(c)为当前通道 3 的遥感图像,图 2(b)为针对图 2(a)与图 2(b)使用归一化动云指数后选取指数大于 0 的像素点示意图. 反射率数据大于 0,表示一个像素点从晴空变为有云,其指数大小可反映变化的强烈,越亮表示变化越强烈. 从图 2(b)中可以看出运动的云层边缘的变化较大,而云层内部及晴空变化较小. 同时由于加入了分母,可以保证本身反射率较低的低云薄云变化可以明显地反映在动云检测图中,如图 3(a)可见光合成图和图 3(b)归一化动云指数示意图可以反映该指数对低云薄云及云运动边缘的检测.

对于红外亮温数据,当一个像素点从晴空变为有云时其亮温将降低,因此使用归一化动云指数时需要将亮温数据替换为 Maxtemp-pixel 后进行分析.

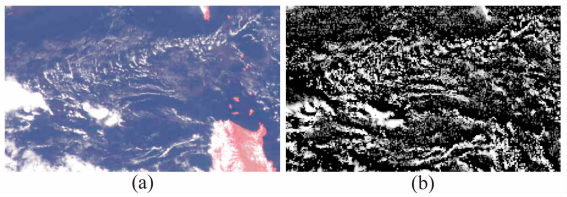


图 3　可见光归一化动云指数对动云和云边缘的显示
Fig. 3　Moving clouds and cloud edges detected using NDCMI

1.3　基于归一化动云指数的动态阈值法

传统的动态阈值法如 DTCM 法[29],在使用中会出现固定划分区域中云的数量较多,从而找不到区分云和地表的动态阈值[30],以及其改进型使用滑动分析区和嵌套分析区方法来扩大分析区[31],使分析区中包含较多的非云部分,从而可以找到区分云和地表的动态阈值,但是方法较为复杂. 本算法利用归一化动云指数绝对值较大的区域为云层周围的特性,因此可以通过归一化动云指数作为索引,方便的寻找到适合的分析区大小,从而计算出局部的动态阈值. 对于转化为反射率的遥感图像,将其中归一化动云指数大于 0 的部分视为有云部分,小于 0 的部分视为无云部分.

首先对风云四号 14 个通道的遥感数据进行辐射定标,进行反射率或亮温变换,并将所有数据分辨率经过重采样统一到 2 748 pixel * 2 748 pixel,以方便后续处理.

1.3.1　索引生成

选取 $R_{0.65}$和 $BT_{10.8}$通道的遥感图像生成归一化动云指数图像,使用 K-means 聚类方法将归一化动云指数图像划分成 3 部分:有云区域、无云区域和不确定区域. 将聚类后质心位置绝对值较大的两个类型分别作为有云和无云区域,提取这些像素的位置分别作为有云区域索引和无云区域索引(对于反射率遥感数据质心位置大于 0 为有云区域,小于 0 为无云区域),并按下垫面类型将索引拆分为陆地索引和海洋索引.

1.3.2　阈值图生成

将 $BT_{10.8}$的遥感图像以 12 pixel ×12 pixel 的规模进行划分,并按下垫面类型划分成三类:下垫面全为陆地、下垫面全为海洋和下垫面为海陆混合区域. 使用陆地索引和海洋索引分别计算每一个区域的阈值,其流程图如图 4 所示.

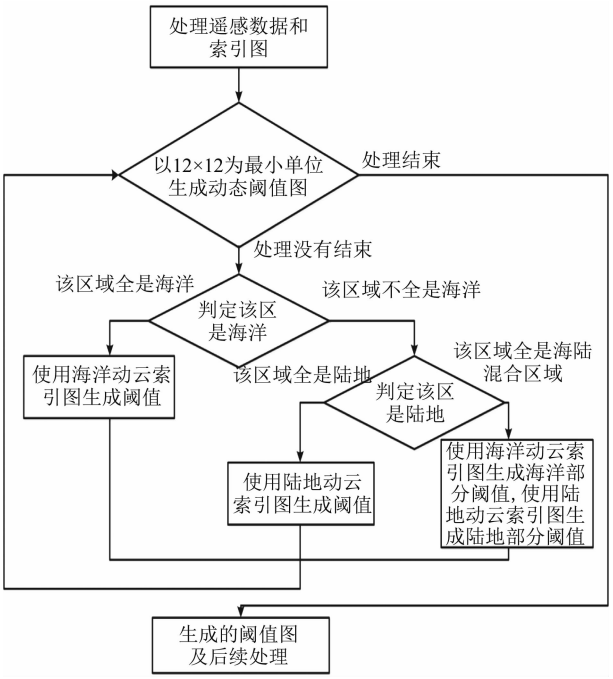


图 4 阈值图生成流程

Fig. 4 The generation process of threshold images

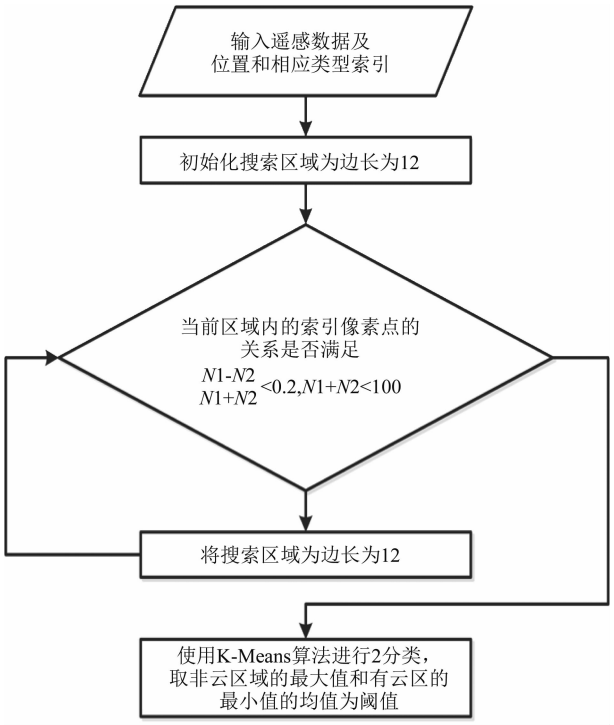


图 5 阈值生成过程

Fig. 5 The generation process of threshold

具体算法如下：

1)确定该区域类型；

2)根据类型使用相应的索引表查找该区域中的有云区域索引和无云区域索引像素点，如果有云区域索引像素点数量 N1 和无云区域索引像素点数量 N2 的数量关系不满足，就每次将搜索范围扩大 12 pixel，直至满足数量关系或者达到原图像的边长的一半.

3)当搜索区域中 N1、N2 满足数量关系或者搜索范围达到原图像的边长的一半时，该范围中应当包含了大量云的边界，也就是说该局部区域包含云层和非云，使用 K-Means 方法进行 2 分类即可以获得阈值，具体过程如图 5 所示.

4)将生成的阈值记录在阈值图中，如果没有结束就选取下一个区域，然后转跳至第一步.

1.3.3 图像调整

因为基于归一化动云指数提取的阈值主要针对低云薄云和运动的云，有可能将一些冰雪和高亮度区域误判为云，也可能漏掉一些高云，因此需要将提取出的云进行调整，使用归一化冰雪指数[32]，归一化植被指数(Normalized Differential Vegetation Index，NDVI)去除冰雪区域和无云区域，使用 $R_{1.38}$ 通道[33]弥补高云信息，最后再叠加上可见光和红外的归一化动云指数中有云区域，增强对低云薄云的检测.

1.3.4 提取云检测索引

基于上述流程也可以生成非云区域检测图，只需要将阈值设置为聚类后非云区域质心位置即可，将生成的云检测和非云区域二值图去除重复以及不确定区域后，分别生成索引用于制作数据集.

1.4 数据集选取标准

在提取数据集的过程中，首先选取与云检测相关的通道以及相关的指数作为特征向量，然后根据云检测索引制作成数据集. 通过查阅文献选取出下列通道：

1)中心波长为 0.65 μm 的可见光通道($R_{0.65}$)，该通道适用于陆面、海洋和冰雪区域的云检测[32]. 同时，由于该通道是可见光通道，在光线较暗或无光照的地区无法使用.

2)中心波长为 1.38 μm 的近红外通道($R_{1.38}$)，该近红外通道处于水汽的强吸收带上，地面的辐射因水汽吸收很难到达传感器. 由于卷云位于对流层上层，绝大部分大气中的水汽在卷云下方，因此当有卷云存在时，卫星将在水汽的强吸收带 1.38μm 处观测到很强的被卷云散射的太阳辐射，而中低云的辐射由于大气辐射路径上的水汽吸收而剧烈衰减，使得高层的薄卷云得以突现[33].

3)中心波长为 10.8 μm 的红外通道($BT_{10.8}$)，

该通道适用于夜间冷高云检测[34].

4)红外差值

根据法国气象局在 2008 年提出的云检测算法[35],选取其中最通用的三种差值法进行云检测:

(1)红外波段 10.8 μm 与 12 μm 的亮温差法;

(2)红外波段 8.5 μm 与 10.8 μm 的亮温差法;

(3)红外波段 10.8 μm 与 3.7 μm 的亮温差法.

因此选取 3.7 μm,8.5 μm 及 12 μm 通道作为特征向量.

5)归一化积雪指数,该指数用于区别云检测中肉眼不易区分的冰雪和云. 积雪在中心波长为 0.5 μm 附近的通道具有相对较高反射率,在中心波长为 1.6 μm 和 2.1 μm 附近的通道具有相对较低的反射率,因此可以通过使用归一化积雪指数(Normalized Difference Snow Index,NDSI)[32]进行冰雪和海岸线检测[36].

6)参考风云四号气象卫星成像特性[27]加入了 0.825 μm 和 2.25 μm 通道作为特征向量.

最后,通过获取的云检测索引建立数据集,同时建立标签集,选取 1 为有云,0 为晴空作为数据标签. 表 2 中定义遥感图像中每一个点的数据维度及相应维度的数据特征.

表 2　风云四号 A 星遥感图像数据特征

Table 2　Features extracted from the remote sensing images of FY-4A

数据维度	特征名称
1	风云四号 A 星第 2 通道反射率数值
2	风云四号 A 星第 5 通道反射率数值
3	风云四号 A 星第 6 通道反射率数值
4	风云四号 A 星第 7 通道反射率数值
5	风云四号 A 星第 8 通道反射率数值
6	风云四号 A 星第 9 通道亮温数值
7	风云四号 A 星第 10 通道亮温数值
8	风云四号 A 星第 15 通道亮温数值
9	风云四号 A 星第 18 通道亮温数值
10	风云四号 A 星第 19 通道亮温数值
11	风云四号 A 星第 2 通道反射率归一化动云指数
12	风云四号 A 星第 5 通道反射率归一化动云指数
13	风云四号 A 星第 6 通道反射率归一化动云指数
14	风云四号 A 星第 7 通道反射率归一化动云指数
15	风云四号 A 星第 8 通道反射率归一化动云指数
16	风云四号 A 星第 9 通道亮温归一化动云指数
17	风云四号 A 星第 10 通道亮温归一化动云指数
18	风云四号 A 星第 15 通道亮温归一化动云指数
19	风云四号 A 星第 18 通道亮温归一化动云指数
20	风云四号 A 星第 19 通道亮温归一化动云指数
21	卫星高度角
22	风云四号 A 星归一化冰雪指数
23	对风云四号 A 星第 2 通道反射率数值使用基于归一化动云指数动态阈值法得到的动态阈值

2　基于 BP 神经网络的云检测算法

2.1　BP 神经网络算法

反向传播(Backpropagation,BP)神经网络是一种与最优化方法结合使用的人工神经网络常见方法. “反向传播”是“误差反向传播”的简称,该算法由 Rumelhart 和 McClelland 于 1985 年提出[37]. BP 神经网络是一种按误差逆传播算法训练的多层前馈网络,它利用输出后的误差来估计输出层的直接前导层的误差,再用这个误差估计更前一层的误差,如此一层一层地反传下去,最终获得所有其他各层的误差估计. BP 神经网络的拓扑结构包括输入层、隐含层和输出层.

2.2　算法提出意义

多光谱阈值法具有理解简单和实现容易的特点,对于局部地区某一时刻,通过调整阈值可以有效提高云检测效果. 由于风云四号 A 星属于静止轨道卫星,它的检测范围大,对于不同时间、地点、季节会产生不同的阈值. 因此风云四号 A 星遥感图像的阈值调整难度大,且阈值的设定有一定的主观性,无法对大范围的云进行准确的检测.

本文首先通过基于归一化动云指数的动态阈值云检测算法获得大量的输入—输出映射关系,相比人工方式效率大大提高;其次,通过赋予每一个点大量的附加信息(各个通道的测量值、各个通道相较于上一次测量的变化值、卫星高度角等),通过 BP 神经网络的非线性映射能力、自学习、自我纠错能力、适应性能力及泛化能力,使其自行调整每个维度的权重,去除输入数据中错误部分,发掘各个维度数据的隐藏关系;最终,生成更加合理的云检测结果.

2.3　实验模型

本实验使用 Google 开发的 TensorFlow 开源软件库作为神经网络搭建平台,本次搭建的训练模型为 5 层神经网络,包含 1 个输入层,3 个隐层和 1 个输出层. 其中 3 个隐层后分别加入 1 个 Dropout 层[38]. 输入层、3 个隐层和输出层的神经元数分别为 19、64、32、8 和 2,其中 3 个隐层使用修正线性单元(Rectified linear unit,ReLU)作为激活函数,来防止梯度消失. 学习率固定为 0.000 1,使用随机梯度下降法进行训练. 为了减少过拟合,使用 Dropout 层来随机让网络中某些隐含层节点的权重不工作. 在输出层使用 Softmax 函数输出对应两个标签的概率值,分别为是云的概率和不是云的概率.

2.4 实验过程

本实验过程如图 6 所示.

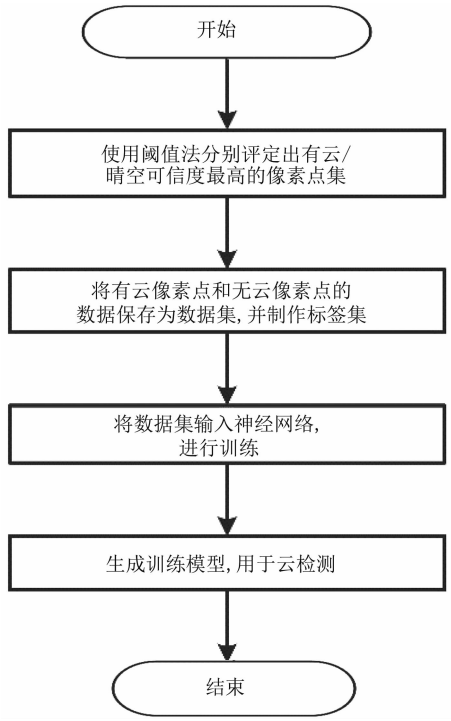


图 6 实验过程流程图
Fig. 6 Flow chart for experiment process

将遥感图像生成的数据输入神经网络进行训练,并随机选取一定量数据作为测试集. 为防止过拟合,将测试集正确率训练至 98%,并保存训练模型. 将训练模型用于当天同时间段的数据,生成遥感图像中每个像素点的有云概率的矩阵,分别设置 50% 为低可信度云阈值,70% 为中可信度云阈值,90% 以上为高可信度云阈值,并生成云图.

3 结果与讨论

为了验证基于 BP 神经网络的云检测算法的可行性与有效性,应用该算法对世界时 2017 年 9 月 27 日 6 点(北京时间 14 点)的风云四号 A 星遥感图像进行云检测,上述时间段监视区域均为白天. 由于风云四号 A 星缺少绿色波段,所有彩色图像由通道 1(蓝色,0.45 ~ 0.49 μm),通道 3(红色,0.55 ~ 0.75 μm),和通道 5(近红外,0.75 ~ 0.90 μm)合成,并且为了提升人眼的可观测性同时还提升了亮度,可见光合成图像如图 7 所示.

使用同样处于静止轨道的气象卫星 Himawari-8 的云检测产品[39]与本文提出的基于 BP 神经网络的云检测算法进行比较. 由于 Himawari-8 卫星定点于

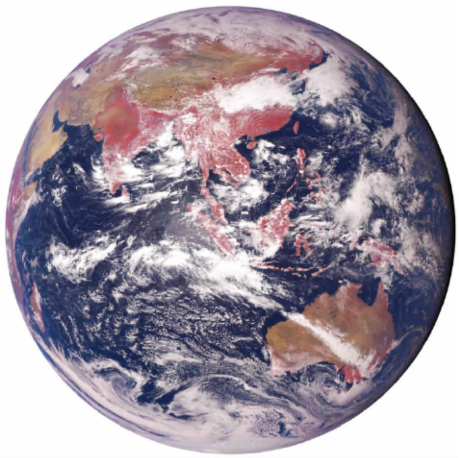


图 7 2017 年 9 月 27 日 6 点的遥感彩色合成图
Fig. 7 The remote sensing synthetic color image at 6:00, September 27th, 2017

东经 140.7° 赤道上空,所以监控范围只有部分重合. 本文使用 2017 年 9 月 27 日 6 点的 Himawari-8 云检测产品和基于 BP 神经网络的云检测结果进行比较.

使用基于 BP 神经网络的云检测算法对 6 点的风云四号遥感图像进行云检测,得到的云检测结果为二值图像,其中白色为云,黑色为晴空,如图 8(b)所示. 对比 6 点的遥感图像彩色合成图与高可信度(有云的概率大于 90%)BP 神经网络云检测结果,可以看到在光线充足的情况下,BP 神经网络的云检测对大范围复杂下垫面的检测区域均有较好的检测结果.

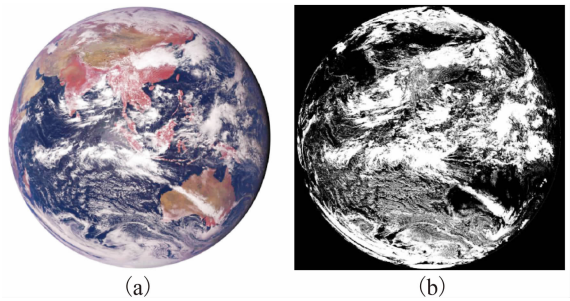


图 8 整体对比图(a)为彩色合成图,(b)为云检测二值图
Fig. 8 The comparison of cloud detection results (a) is color synthetic image, (b) is cloud detection result image

为了比较细节,选取四个区域的云检测结果进行讨论,分别是印度洋海域、亚太地区、澳大利亚地区和南极附近极地气旋.

针对印度洋海域的云检测结果如图 9 所示,在海面上的低云薄云均被检测出来,并且在陆地上的

可见光难以看清的薄云也被检测出来. 这是由于在构建数据集时,使用了归一化动云指数加强了对低云和运动云系边缘的检测. 同时,基于 BP 神经网络的云检测算法没有将海岸线误判为云,这是由于在构建数据集时使用冰雪归一化指数将无云的海岸线从有云状态排除[36].

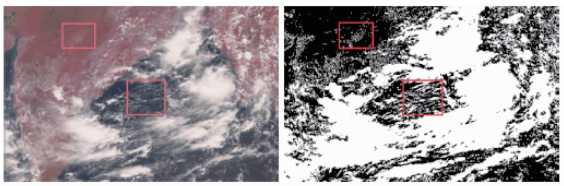


图 9　印度洋海域云检测结果
Fig. 9　The cloud detection result of the Indian Ocean

图 10 和图 11 分别是使用基于 BP 神经网络的云检测算法和 Himawari-8 云检测产品得到的亚太地区菲律宾附近的云检测结果. 通过对比可以看到,Himawari-8 检测出的云颗粒大,无法体现云的细节. 针对细小云系,由于使用了归一化动云指数获得了大量的低云和薄云数据,基于 BP 神经网络的云检测算法表现更加优秀.

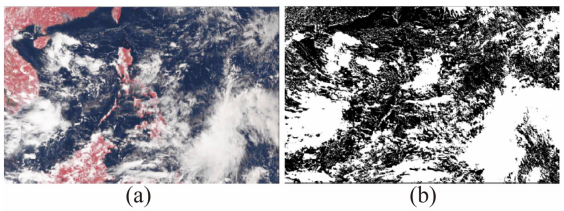


图 10　菲律宾地区云检测结果
Fig. 10　The cloud detection result of Philippines area

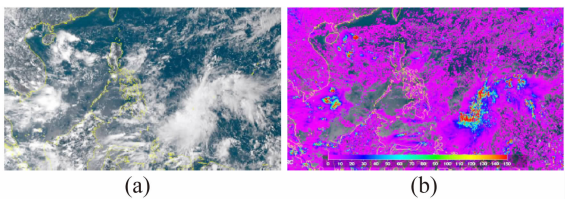


图 11　Himawari-8 菲律宾地区可见光合成图(a)和云检测图(b)
Fig. 11　The color synthetic image of Philippines area from Himawari-8 (a) and cloud detection result (b)

选取澳大利亚地区的云检测结果,通过对比图 12 和图 13 中方框所圈区域的云检测结果,可以看出 Himawari-8 对低云有大量漏检情况,而基于 BP 神经网络的云检测算法可以正确检测出低云. 对于陆地上的薄云低云,基于 BP 神经网络的云检测算法的检测效果相较于 Himawari-8 云检测产品更好,显示出归一化动云指数的作用.

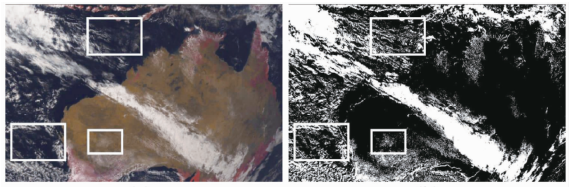


图 12　澳大利亚地区云检测结果
Fig. 12　The cloud detection result of Australia area

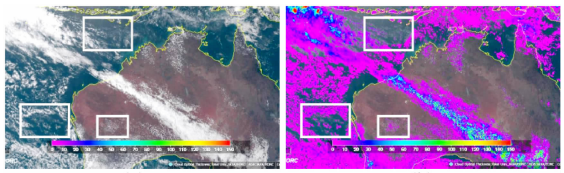


图 13　Himawari-8 澳大利亚地区可见光合成图(a)和云检测图(b)
Fig. 13　The color synthetic image of Australia area from Himawari-8 (a) and cloud detection result (b)

图 14 为使用基于 BP 神经网络的云检测算法对南极附近极地气旋的检测结果,可以看出该气旋的螺旋结构和锋面云系十分清晰,细节保留完整. 从南极大陆上的云检测结果,从白色方框圈出的区域可以看出,BP 神经网络成功区分了肉眼难以分辨的云和冰雪.

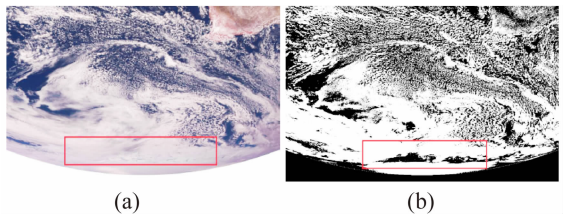


图 14　极地气旋附近云检测结果
Fig. 14　The cloud detection result around polar vortex area

4　结论

提出的基于 BP 神经网络的云检测算法可以针对大范围复杂下垫面提供较为可靠的检测结果. 相较于传统的阈值法,该算法对使用者的先验知识要求较低,阈值受时空局限较小. 该算法中的阈值首先通过归一化动云指数动态生成,然后由 BP 神经网络经过大量训练进行修正. 同时,随着可见光与红外

归一化动云指数的引入,数据集可以获得大量的薄云、低云及云层边缘的数据. 因此,经过训练的 BP 神经网络所生成的云检测结果相较于 Himawari-8 云检测产品,细节更丰富、纹理更清楚、边缘更加清晰,并且在细小的薄云和低云检测中相比 Himawari-8 云检测产品有较大提高.

References

[1] Kriebel K T, Gesell G, Kästner M, et al*et al*. The cloud analysis tool APOLLO: Improvements and validations[J]. International Journal of Remote Sensing*International Journal of Remote Sensing*, 2003, **24**(12): 2389-2408.

[2] Kärner O, Di Girolamo L. On automatic cloud detection over ocean[J]. International Journal of Remote Sensing*International Journal of Remote Sensing*, 2001, **22**(15): 3047-3052.

[3] Rossow W B, Schiffer R A. ISCCP cloud data products[J]. Bulletin of the American Meteorological Society*Bulletin of the American Meteorological Society*, 1991, **72**(1): 2-20.

[4] Team M C M, Ackerman S, Strabala K, et al*et al*. Discriminating clear-sky from cloud with modis algorithm theoretical basis document (mod35)[J]. ATBD Ref. ATBD-MOD-06, version *ATBD Ref. ATBD-MOD*-06, *version*, 1997, **4**: 115p.

[5] Mouri K, Izumi T, Suzue H, et al*et al*. Algorithm theoretical basis document of cloud type/phase product[J]. Meteorological Satellite Center Technical Note*Meteorological Satellite Center Technical Note*, 2016, **61**:19-31.

[6] Bankert R L. Cloud classification of AVHRR imagery in maritime regions using a probabilistic neural network[J]. Journal of Applied Meteorology*Journal of Applied Meteorology*, 1994, **33**(8): 909-918.

[7] Azimi-Sadjadi M R, Shaikh M A, Tian B, et al*et al*. Neural network-based cloud detection/classification using textural and spectral features[J]. Geoscience and Remote Sensing Symposium, 1996. IGARSS '96. "Remote Sensing for a Sustainable Future.", International*Geoscience and Remote Sensing Symposium*, 1996. *IGARSS* '96. "*Remote Sensing for a Sustainable Future.*", *International*. 1996, **2**: 1105-1107.

[8] Tian B, Shaikh M A, Azimi-Sadjadi M R, et al*et al*. A study of cloud classification with neural networks using spectral and textural features[J]. IEEE Transactions on Neural Networks *IEEE Transactions on Neural Networks*, 1999, **10**(1): 138-151.

[9] Jang J, Viau A A, Anctil F, et al*et al*. Neural network application for cloud detection in SPOT VEGETATION images[J]. International Journal of Remote Sensing*International Journal of Remote Sensing*, 2006, **27**(4): 719-736.

[10] Zhang W D, He M X, Mak M W. Cloud detection using probabilistic neural networks[J]. Geoscience and Remote Sensing Symposium, 2001. IGARSS'01. IEEE 2001 International. IEEE*Geoscience and Remote Sensing Symposium*, 2001. *IGARSS*'01. *IEEE* 2001 *International. IEEE*, 2001, **5**: 2373-2375.

[11] JIN Ze-Qun, ZHANG Ling, LIU Shen-Cong, et al*et al*. Cloud detection and cloud phase retrieval based on BP neural network[J]. Optics & Optoelectronic Technology*Optics & Optoelectronic Technology*(靳泽群, 张玲, 刘坤聪, 等. 基于 BP 神经网络的云检测和云相态识别. **光学与光电技术**), 2016, **14**(5): 74-77.

[12] KANG Xiao-Guang, SUN Long-Xiang. Automatic cloud detection algorithm on artificial neural networks[J]. Journal of PLA University of Science and Technology*Journal of PLA University of Science and Technology*(康晓光, 孙龙祥. 基于人工神经网络的云自动检测算法. **解放军理工大学学报(自然科学版)**), 2005, **6**(5): 506-510.

[13] WANG Wei, SONG Wei-Guo, LIU Shi-Xing, et al*et al*. A cloud detection algorithm for MODIS images combining Kmeans clustering and multi-special threshold method[J]. Spectroscopy and Spectral Analysis*Spectroscopy and Spectral Analysis*(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. **光谱学与光谱分析**), 2011, **31**(4): 1061-1064.

[14] YU Wen-Xia, CAO Xiao-Guang, XU Lin, et al*et al*. Automatic cloud detection for remote sensing image[J]. Chinese Journal of Scientific Instrumen*Chinese Journal of Scientific Instrumen*(郁文霞, 曹晓光, 徐琳, 等. 遥感图像云自动检测. **仪器仪表学报**), 2006, **27**(6): 2184-2186.

[15] Gómez-Chova L, Amorós J, Camps-Valls G, et al*al*. Cloud detection for CHRIS/Proba hyperspectral images[J]. Remote Sensing of Clouds and the Atmosphere X*Remote Sensing of Clouds and the Atmosphere X*. 2005: 59791Q.

[16] Gómez-Chova L, Camps-Valls G, Amorós-López J, et al*et al*. New cloud detection algorithm for multispectral and hyperspectral images: Application to ENVISAT/MERIS and PROBA/CHRIS sensors[C]. IEEE International Geoscience and Remote Sensing Symposium*IEEE International Geoscience and Remote Sensing Symposium*, IGARSS. 2006: 2757-2760.

[17] LIU Zhi-Gang, LI Yuan-Xiang. Cloud detection for MODIS satellite images based on dynamical cluster[J]. Remote Sensing Information*Remote Sensing Information*(刘志刚, 李元祥, 黄峰. 基于动态聚类的 MODIS 云检测算法. **遥感信息**), 2007: 33-35.

[18] SHENG Xia, LI Wei, SUN Long-Xiang. Cloud detection algorithm based on unsupervised class and decision tree[C]. The 15th China Remote Sending Technology Conference*The 15th China Remote Sending Technology Conference*(盛夏, 李玮, 孙龙祥. 基于非监督类与决策树的 MODIS 图像云检测算法. 第十五届全国遥感技术学术交流会), 2005.

[19] Li P, Dong L, Xiao H, et al*et al*. A cloud image detection method based on SVM vector machine[J]. Neurocomputing*Neurocomputing*, 2015, **169**: 34-42.

[20] Latry C, Panem C, Dejean P. Cloud detection with SVM technique[J]. Geoscience and Remote Sensing Symposium, 2007. IGARSS 2007. IEEE International. IEEE*Geoscience and Remote Sensing Symposium*, 2007. *IGARSS* 2007. *IEEE International. IEEE*, 2007: 448-451.

[21] Camarero R, Thiebaut C, Dejean P, et al*et al*. CNES studies for on-board implementation via HLS tools of a cloud-detection module for selective compression[J]. SPIE Optical Engineering + Applications. International Society for Optics and Photonics*SPIE Optical Engineering + Applications. International Society for Optics and Photonics*, 2010: 781004-781004.

[22] Shi M, Xie F, Zi Y, et al*et al*. Cloud detection of remote sensing images by deep learning[J]. Geoscience and Remote Sensing Symposium (IGARSS), 2016 IEEE International. IEEE*Geoscience and Remote Sensing Symposium (IGARSS)*, 2016 *IEEE International. IEEE*, 2016: 701 - 704.

[23] Gu Y, Wang S, Shi T, et al*et al*. Multiple-kernel learning-based unmixing algorithm for estimation of cloud fractions with MODIS and cloudSat data[J]. Geoscience and Remote Sensing Symposium (IGARSS), 2012 IEEE International. IEEE*Geoscience and Remote Sensing Symposium (IGARSS)*, 2012 *IEEE International. IEEE*, 2012: 1785 - 1788.

[24] NOAA Satellite Information System (NOAASIS) acquired in 2017-06-29. http://noaasis. noaa. gov/NOAASIS/ml/avhrr. html.

[25] SHENG Xia, SUN Long-Xiang, ZHENG Qing-Mei. Cloud detection using MODIS data[J]. Journal of PLA University of Science and Technology*Journal of PLA University of Science and Technology*(盛夏, 孙龙祥, 郑庆梅. 利用 MODIS 数据进行云检测. **解放军理工大学学报(自然科学版)**), 2004, **5**(4): 98 - 102.

[26] Bessho K, Date K, Hayashi M, et al*et al*. An introduction to Himawari-8/9— Japan's new-generation geostationary meteorological satellites[J]. Journal of the Meteorological Society of Japan*Journal of the Meteorological Society of Japan*. Ser. II, 2016, **94**(2): 151 - 183.

[27] LU Feng, ZHANG Xiao-Hu, CHEN Bo-Yang, et al*et al*. FY-4 geostationary meteorological satellite imaging characteristics and its application prospects[J]. Journal of Marine Meteorology*Journal of Marine Meteorology*(陆风, 张晓虎, 陈博洋, 等. 风云四号气象卫星成像特性及其应用前景. 山东气象), 2017, **37**(2): 1 - 12.

[28] FY-4A AGRI(多通道扫描成像辐射计) acquired in 2017-06-30. http://www. nsmc. org. cn/NSMC/Channels/FY4A_AGRI. html.

[29] Vittorio A V D, Emery W J. An automated, dynamic threshold cloud-masking algorithm for daytime AVHRR images over land[J]. IEEE Transactions on Geoscience & Remote Sensing*IEEE Transactions on Geoscience & Remote Sensing*, 2002, **40**(8):1682 - 1694.

[30] LIU Xi, XU Jian-Min, DU Bing-Yu. A Bi-channel dynamic threshold algorithm used in automatically identifying clouds on gms-5 imagery[J]. Journal of Applied Meteorological Science*Journal of Applied Meteorological Science*(刘希, 许健民, 杜秉玉. 用双通道动态阈值对 GMS-5 图像进行自动云检测. **应用气象学报**), 2005, **16**(4): 434 - 444.

[31] LIU Jian. Improvement of dynamic threshold value extraction technic in fy-2 cloud detection[J]. J. Infrared Millim. Waves*J. Infrared Millim. Waves*(刘健. FY-2 云检测中动态阈值提取技术改进方法研究. **红外与毫米波学报**), 2010, **29**(4): 288 - 292.

[32] YANG Shan-Rong. Cloud detection and cloud compensation algorithm for MODIS data[D]. Fujian Normal University(杨珊荣. MODIS 数据云检测算法及云补偿方法研究[D]. 福建师范大学), 2009.

[33] Gao B-C, Goetz A F H, Wiscombe W J. Cirrus cloud detection from airborne imaging spectrometer data using the 1.38 Mm water vapor band[J]. Geophysical Research Letters*Geophysical Research Letters*, 1993, **20**(4): 301 - 304.

[34] LIU Yu-Jie, YANG Zhong-Dong. Principle and aAlgorithm of rRemote sSensing iInformation pProcessing on MODIS*Principle and algorithm of remote sensing information processing on MODIS*[M]. Beijing: China Science Publishing & Media Ltd.(刘玉洁, 杨忠东. MODIS 遥感信息处理原理与算法). 北京: 科学出版社, 2001.

[35] Algorithm theoretical basis document for "cloud products" (CMa-PGE01 V3.2, CT-PGE02 v2.2, & CTTH-PGE03 v2.2) acquired in 2017-06-20. http://www. nwcsaf. org/en/web/guest/aemetwebcontents/scientificdocumentation/biasbt/biasbt_v2016_msg1_iodc/pge00p/scientificdocumentationdown_bias_pge00p_msg1_iodc. html#NWCSAF/MSG Basic Documents.

[36] WANG Jia-Cheng, YANG Shi-Zhi, MA Jin-Ji, et al*et al*. Automatic cloud detection applied to MODIS image in the southeast of China[J]. Geomatics and Information of Wuhan University*Geomatics and Information of Wuhan University*(王家成, 杨世植, 麻金继, 等. 东南沿海 MODIS 图像自动云检测的实现. **武汉大学学报·信息科学版**), 2006, **31**(3): 270 - 273.

[37] Rumelhart D E, McClelland J L, Group P R, et al*et al*. Parallel dDistributed pProcessing*Parallel distributed processing*[J]. IEEE, 1988, 1.

[38] Srivastava N, Hinton G, Krizhevsky A, et al*et al*. Dropout: A simple way to prevent neural networks from overfitting[J]. Journal of Machine Learning Research*Journal of Machine Learning Research*, 2014, **15**: 1929 - 1958.

[39] JAXA Himawari Monitor (P-Tree System) acquired in 2017-10-15. http://www. eorc. jaxa. jp/ptree/.