

引用格式: Xiong Xiancheng, Yang Chunping, Ao Mingwu, *et al.* A Research on Cloud Phase Detection based on BP Neural Network[J]. Remote Sensing Technology and Application, 2015, 30(4): 714-718. [熊贤成, 杨春平, 敖明武, 等. 基于BP神经网络的云相态检测方法研究[J]. 遥感技术与应用, 2015, 30(4): 714-718.]
doi: 10.11873/j.issn.1004-0323.2015.4.0714

基于BP神经网络的云相态检测方法研究

熊贤成, 杨春平, 敖明武, 郭 晶, 曾丹丹

(电子科技大学光电信息学院, 四川 成都 610054)

摘要: 利用 MODIS 中 5 个光谱波段上不同云相态的特性, 提出了一种基于 BP 神经网络的云相态检测方法。首先, 分析了所选波段上不同云相态的特性, 利用 5 个波段上光谱图像的反射率、亮温值和亮温差值构成 4 组特征数据作为输入层, 隐层和输出层分别采用优化的传输函数。然后, 利用 3 层前馈型 BP 神经网络对所选波段 MODIS 数据进行了云相态检测。最后, 将两组测试数据用该 BP 神经网络算法进行云相态检测的结果与相应 MOD06 云相态数据进行了对比分析, 结果表明该方法能很好地识别云相态, 检测平均准确率达到 86.11%, 计算结果与标准结果平均相关性达到 0.874 的高度相关, 且无需在计算前进行复杂的云和晴空分离处理。

关键词: MODIS; 神经网络; 云相态; BP 算法

中图分类号: TP 79 **文献标志码:** A **文章编号:** 1004-0323(2015)04-0714-05

1 引言

云相态是指云的热力学状态, 可分为水云和冰云, 它是构成云影响气候系统的首要因素, 也是影响地球一大气系统辐射收支平衡的重要因子^[1-2]。云相态在云的微观物理特性和辐射特性研究方面是一个重要参数, 云相态的检测精度将直接影响云的光学厚度、粒径、含水量、辐射通量等的计算精度^[3]。目前, 利用卫星遥感方式检测云相态成为了一个研究热点, 中分辨率成像光谱仪 MODIS (Moderate Resolution Imaging Spectrometer) 因其光谱覆盖 0.405~14.385 μm 且细分为 36 个波段而在云相态检测方面得到了广泛应用。

国际上在被动遥感的云相检测方法上, 从单一的热红外波段(8.52、11、12 μm)检测逐渐发展至可见光与红外多波段联合(0.65、1.63、1.90 μm)检测, 为提高检测精度, 对用于计算的波段的选择也有所不同, 热红外波段的三光谱检测算法和多波段阈值分割算法应用较多^[4]。神经网络算法由于其在复杂分类计算中的优越性, 也被逐步应用于遥感图像的分类检

测, 但目前仅对云检测有较少的应用。在云相态检测的应用上, 盛夏等^[5]利用 7 个波段数据构成 R1.38、R3.9、R1.64/R0.65、BT8.6-BT11、BT11-BT12 共 5 组特征数据(其中 R 代表反射率, BT 代表亮温值, 字母后数字为相应波长), 对云和晴空分离后基于模拟退火优化 BP 神经网络进行了云相态检测, 在中低纬度地区得到较好效果, 但该方法在计算前需要对数据进行云和晴空分离的复杂处理。

本文在经过水云和冰云在不用波段的特性分析后选取 5 个波段遥感数据构成 R1.38、BT6.7、BT11-BT3.9、BT11-BT12 共 4 组特征数据, 对传统 BP 神经网络算法的传递函数和相关参数优化以后进行了云相态检测, 将计算结果与 NASA 公布的 MOD06 结果比较后发现该方法能很好地识别云相态, 具有高准确率并与 MOD06 结果高度相关, 无需进行复杂的云和晴空分离。

2 云相态检测特征数据的选取依据

云粒子的单次散射特性、吸收和发射特性都是由其折射指数、云粒径分布及粒子形状分布决定的, 同

收稿日期: 2014-01-16; 修订日期: 2014-08-01

基金项目: 总装预研基金项目(9140A03040809DZ02), 国家自然科学基金项目(11173008)。

作者简介: 熊贤成(1989—), 男, 湖北仙桃人, 硕士研究生, 主要从事大气遥感研究。E-mail: xcxiang08@126.com。

通讯作者: 杨春平(1966—), 男, 重庆万州人, 高级工程师, 博士, 主要从事目标与环境的光学特性研究。E-mail: cpin2@163.com。

一波段上水云和冰云的折射指数有所差异,导致具有相同的入射辐射的水云和冰云表现出不同的吸收和发射特性,因此水和冰的折射指数是云相态检测的一种重要参考因子。水和冰的折射率是与波长相关的复数,可表示为: $n=n_r+n_i i$,其中实部 n_r 表征粒子的散射大小,虚部 n_i 表征粒子的吸收大小。由于大气窗区波段云粒子的散射与吸收相比,散射过程微不足道,因此主要考虑吸收特性^[6],在折射指数中虚部 n_i 起着决定性作用。图 1 是水和冰在波长 0.5~2.5 μm 上折射率虚部大小^[7],图 2 是水和冰在波长 3~13 μm 上折射率虚部大小^[8],其中实线是水云的折射率虚部随波长变化曲线,点线是冰云的折射率虚部随波长变化曲线,垂直于横坐标的虚线是为了便于观察指定波长处水云和冰云的折射率虚部差异。

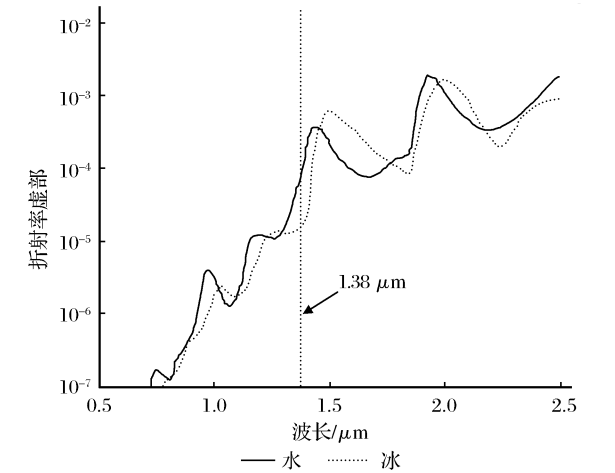


图 1 水和冰在 0.5~2.5 μm 折射率虚部
Fig. 1 Imaginary index of refraction for water and ice from 0.5 to 2.5 μm

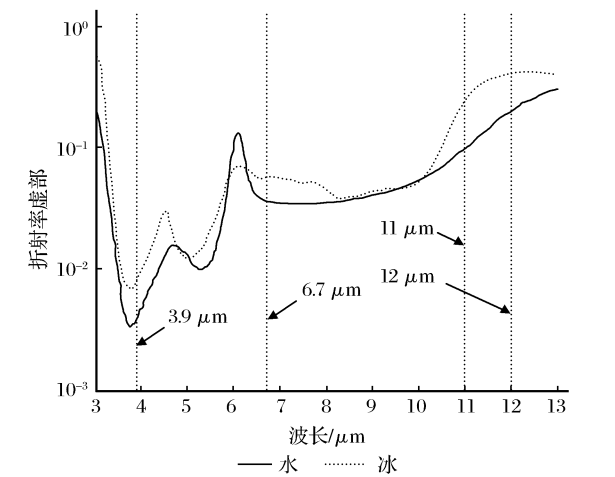


图 2 水和冰在 3~13 μm 折射率虚部
Fig. 2 Imaginary index of refraction for water and ice from 3 to 13 μm

2.1 近红外 1.38 μm 的反射率选取

从图 1 可以看出,1.38 μm 处水云比冰云的折射率虚部明显要大,说明水云在该波段的吸收特性要比冰云强。1.38 μm 属于水汽强吸收带,由于对流层下部的水汽强吸收,地球表面反射的辐射很难达到卫星探测器,MODIS 探测器接收到的信息主要来自由冰粒子形成的卷云对太阳辐射的散射,该波段对难检测的中高层云有很好效果,能够有效提高云中易漏检的冰云相态检测精度,且 1.38 μm 的反射率数据可直接从 MODIS_L1B 获取。

2.2 红外 6.7 μm 的亮温值选取

假设卫星探测到的物体为绝对黑体,则满足普朗克黑体辐射定律,已知 MODIS_L1B 数据可以直接用式(1)计算出遥感数据的亮温值 BT :

$$BT = \frac{\frac{C_2 v}{\ln\left(\frac{C_1 v^3}{B} + 1\right)} - t_a}{t_{cs}} \quad (1)$$

其中:第一辐射常数 $C_1 = 2\pi hc^2 = 1.190956 \times 10^{-4} \text{ W} \cdot \mu\text{m}^2 \cdot \text{sr}^{-1}$,第二辐射常数 $C_2 = hc/K = 1.438833 \times 10^4 \mu\text{m} \cdot \text{K}$, v 为波长 λ 对应的波数, B 为发射率, t_a 和 t_{cs} 分别是温度订正的截距和斜率。由亮温值公式可以看出发射率与亮温值之间存在非线性对应关系,可以将发射率不明显的特征在亮温值中使其对应数据特征更突出。从图 2 中可以看出 6.7 μm 处冰云折射率虚部明显比水云的高,说明冰云在该波段比水云具有更强的吸收,因此在相同高度、厚度和粒子大小的情况下,冰云的黑体温度比水云要低,故冰云的亮温值低于水云的亮温值。6.7 μm 波段的数据在高云的云相态检测方面颇具优势,而且能适用于不同的地表背景。

2.3 红外 3.9、11 和 12 μm 的亮温差值选取

根据折射率虚部与吸收强度关系,从图 2 中可知,冰云在 3.9、11 和 12 μm 的吸收都比水云强,冰云和水云在 11 和 12 μm 的吸收都要比 3.9 μm 大很多,而 12 比 11 μm 的吸收大的不多,所以 11 和 3.9 μm 的亮温差值 $BT_{11}-BT_{3.9}$ 要比 11 和 12 μm 的亮温差值 $BT_{11}-BT_{12}$ 大,这也决定着它们对不同相态云的检测效果。亮温差值 $BT_{11}-BT_{3.9}$ 对低层水云的相态检测很敏感,而亮温差值 $BT_{11}-BT_{12}$ 对中高层的冰云相态检测很敏感,所以这两组亮温差值都能有效用于云相态检测。

综上所述,联合 1.38、6.7、3.9、11 和 12 μm 共 5 个红外波段数据,构成反射率 $R_{1.38}$ 、亮温值

BT6.7、亮温差值 BT11-BT3.9 和 BT11-BT12 共 4 组特征数据可进行云相检测,这些数据都可以直接从 MODIS_L1B 获取或简单计算后得到,能够有效检测低层、中层和高层不同高度的冰云和水云相态,而且数据全部来自红外波段进行云相态检测的一个明显优势就是该算法同时适用于白天和夜晚,该算法无需在计算前进行复杂的晴空和云分离处理。

3 BP 网络模型算法

多层前馈型 BP 神经网络理论上可以实现从输入到输出的任意非线性映射,也是目前绝大部分神经网络在实际应用中所采用的模型^[9]。

经上述分析后本网络采用反射率 R1.38、亮温值 BT6.7、亮温差值 BT11-BT3.9 和 BT11-BT12 共 4 组特征数据作为输入层数据,经过多次计算调试优化后隐层选取 8 个神经元,由于最终结果需要正确识别晴空、水云、冰云和不确定云 4 种类别,所以输出层选取 4 个神经元,该 3 层 BP 神经网络模型可用图 3 表示。

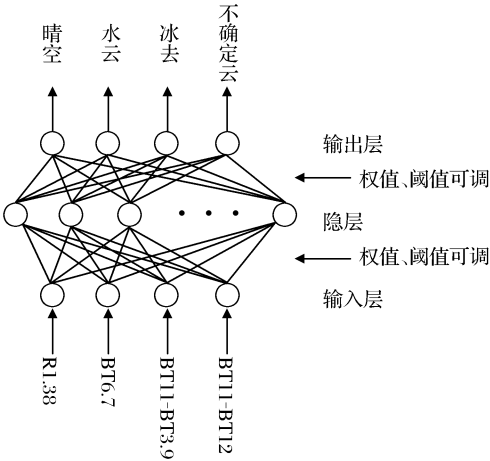


图 3 BP 神经网络模型

Fig. 3 The model of BP neural network

当 4 组特征数据作为输入数据传给输入层后,经隐层神经元传递函数得到隐层节点输出值,隐层节点输出值又作为下一级输出神经元传递函数的输入值,经过输出神经元传递函数后得到输出节点数据,所有输出节点与期望值之差的平方和构成输出节点误差,网络按照减小输出节点误差的总原则依次调整输出层和隐层的权值及阈值,对输出节点误差不断修正,最终达到输入数据与输出数据的非线性映射正确率不断提升的目的。

设所构建的 3 层 BP 神经网络模型的输入节点为 X_i ,隐层节点为 Y_j ,输出节点为 Z_k 。输入节点与

隐层节点间的权值为 m_{ji} ,阈值为 p_j ,隐层节点与输出节点间的权值为 n_{kj} ,阈值为 p_k ,输出节点的期望值为 T_k ,隐层神经元传递函数为 $f_1(x)$,输出神经元传递函数为 $f_2(x)$ 。

则隐层节点输出为:
$$Y_j = f_1\left(\sum_i m_{ji} X_i - p_j\right)$$

输出节点输出为:
$$Z_k = f_2\left(\sum_j n_{kj} Y_j - p_k\right)$$

输出节点误差为:
$$E = \frac{1}{2} \sum_k (T_k - Z_k)^2$$

将 4 组特征数据输入 BP 网络模型后,先将输入数据和目标数据做预处理,使各组数据值都归一化至服从均值为 0、标准差为 1 的标准正态分布,再设置神经网络训练参数。根据多次训练优化实验,选取中间隐层的神经节点数为 8,能达到训练效果和时间的平衡点。

隐层神经元传递函数设置为:
$$f_1(x) = \frac{1}{1 + e^{-4x}}$$

输出神经元传递函数设置为:
$$f_2(x) = \frac{2}{1 + e^{-4x}} - 1$$

两个传递函数 $f_1(x)$ 和 $f_2(x)$ 如图 4 所示,其中函数 $f_1(x)$ 较为平滑,可以更好地适应多组特征输入数据,相对陡峭的 $f_2(x)$ 则有利于最后输出节点的有效分类。

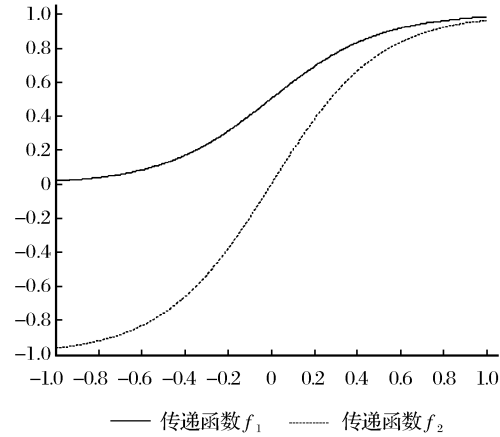


图 4 神经元传递函数图

Fig. 4 The transmission function of nerve cell

利用有自适应学习率的梯度下降法对网络进行训练,训练过程中对权值和阈值的调整沿表现函数下降最快的方向进行,可用公式 $q_{l+1} = q_l - \alpha_l g_l$ 表示,其中 q_l 是当前权值和阈值矩阵, g_l 是当前表现函数 q_l 的梯度, α_l 是学习率。学习率初始值设置为 0.01,误差设置为 0.001,每次训练后将输出结果与误差进行比较,如果结果相对于误差有减小趋势,则适当增大学习率以加快收敛速度,反之则适当减小学习率以提高网络精度。经过训练过程中学习率的

自适应调整和权值与阈值的不断调整,经过 4 000 次迭代训练后最终得到收敛的 BP 神经网络。

由于在特征数据输入 BP 网络模型后对输入数据和目标数据做过归一化的预处理,所以在最后经神经网络训练后的数据需要进行反归一化处理,使结果还原至理想范围。

4 实例应用及数据分析

实例测试数据来源于 NASA 官方网站 LAADS Web 的 Terra MODIS Level 1B 产品,分辨率为 1 km 的 1.38 μm 反射率及 6.7、3.9、11、12 的发射率共 5 个红外波段数据,各波段数据大小为 2 030 \times 1 354 的数组。两组测试数据都是 MODIS 在北京时间 11:45 经过中国境内时采集,数据 1 是 2009 年

10 月 10 日的 MODIS_L1B 数据,地理范围覆盖 30.72°~52.27°N,92.91°~126.63°E;数据 2 是 2008 年 8 月 20 日的 MODIS_L1B 数据,地理范围覆盖 32.15°~53.60°N,93.18°~127.23°E。地面背景包含植被、沙漠和湖等。

先将所选 MODIS_L1B 各波段的数据根据上文提到的方法通过简单计算得到 4 组特征输入数据,经 BP 神经网络计算后得到对应的云相态分类结果。图 5 是数据 1 的测试结果分析,其中图 5(a)是 BP 神经网络云相态检测结果,图 5(b)是 MOD06 云相态结果,图 5(c)是图 5(a)与图 5(b)的相关性分析图。图 6 是数据 2 的测试结果分析,其中图 6(a)是 BP 神经网络云相态检测结果,图 6(b)是 MOD06 云相态结果,图 6(c)是图 6(a)与图 6(b)的相关性分析图。

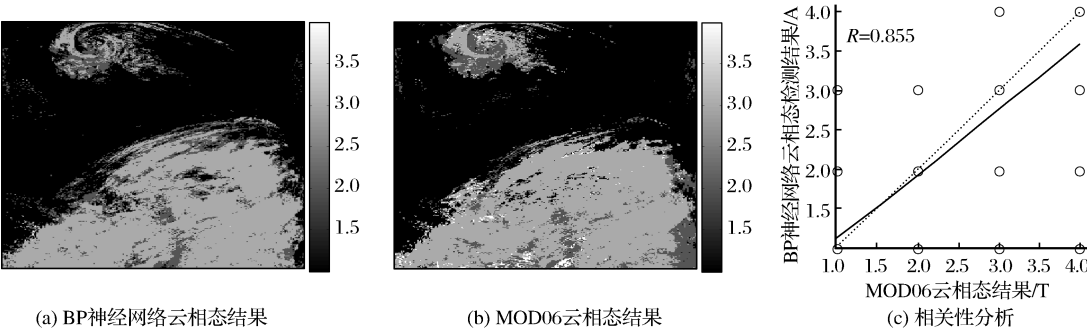


图 5 数据 1 的 BP 神经网络云相态检测结果分析图

Fig. 5 The result analysis of cloud phase detection based on BP neural network with data set-1

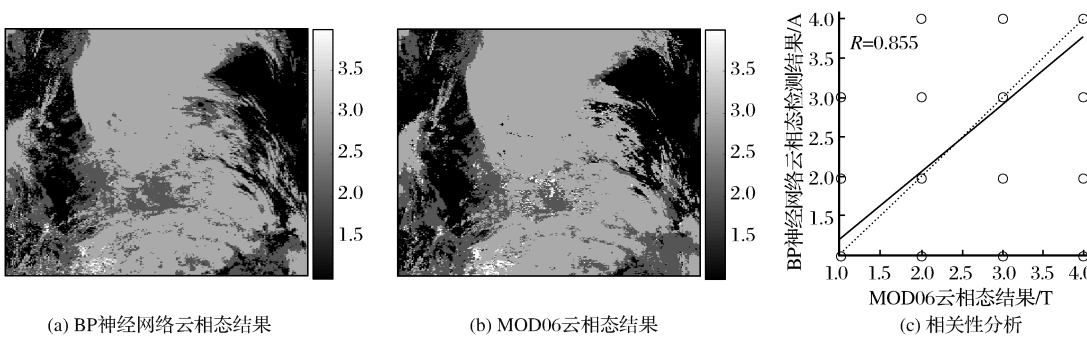


图 6 数据 2 的 BP 神经网络云相态检测结果分析图

Fig. 6 The result analysis of cloud phase detection based on BP neural network with data set-2

图 5 和图 6(a)、(b)中纯黑色 1 值代表晴空,深黑色 2 值代表水云,浅灰色 3 值代表冰云,纯白色 4 值代表不确定云,对比图 5(a)与(b)、图 6(a)与(b)可以看出用本文的 BP 神经网络进行云相态检测的结果与 MOD06 的云相态结果符合很好,图 5(b)和 6(b)中 MOD06 结果的纯白色 4 值不确定云在图 5(a)和 6(a)中明显减少。图 5(a)与(b)、图 6(a)与(b)中结果不一致的像素部分大都是在晴空与云交界处、冰云与水云交界处,这是由于在交界处的过渡

区性质比较相似导致容易发生误判,从 MOD06 中的云相态结果也可以看出几乎所有的不确定云都集中在不同类别的交界处。如果以 MOD06 为标准结果,通过统计图 5(a)与(b)、图 6(a)与(b)中不相同值在整幅图所占的比例,可得 BP 神经网络云相态检测的正确率分别为 85.39% 和 86.83%,平均正确率为 86.11%。

图 5 和图 6(c)的相关性分析图中空心圆点即为检测数值(1、2、3、4),每个空心圆处根据实际检测

结果重叠着不同个数的值,实线为 BP 神经网络云相态检测数据与 MOD06 云相态数据的最佳拟合直线(图 5(c)中实线斜率为 0.819,图 6(c)中实线斜率为 0.852),虚线为当检测结果与 MOD06 结果完全一致时的完全相关直线(虚线斜率都为 1),相关性分析计算得到 BP 神经网络云相态检测结果与 MOD06 云相态结果相关性分别达到 0.855 和 0.892,平均相关性为 0.874。按照相关性等级划分,这意味着本文云相态检测结果与 MOD06 的云相态结果高度相关,符合得很好。

5 结 语

本文经过冰云和水云在不同波段的特性分析后,选取 MODIS_L1B 上 5 个波段数据构成 4 组特征输入数据,对传统 BP 神经网络算法的传输函数和参数进行优化后,利用两组实例数据检测该网络,将计算结果与 MOD06 云相态数据结果比较后,表明该方法相对于 MOD06 云相态结果能得到很高的检测正确率并高度相关,且无需计算前对数据进行云和晴空的分离,能有效检测不同高度的云相态。

参考文献 (References):

[1] Matthew D. Clouds at Arctic Atmospheric Observatories. Part II: Thermodynamic Phase Characteristics[J]. Journal of Applied Meteorology and Climatology, 2011, 50: 645-661.
[2] Wouter H. Piet S. Robert B. Cloud Thermodynamic-phase De-

termination from Near-infrared Spectra of Reflected Sunlight [J]. Journal of the Atmospheric Science, 2002, 59: 83-96.
[3] Zeng S, Riedi J, Parol F, et al. An Assessment of Cloud Top Thermodynamics Phase Products Obtained from a-train Passive and Active Sensors[EB/OL]. <http://www.atmos-meas-tech-discuss.net/6/8371/2013/amtd-6-8371-2013.html>, 2013, 2014.
[4] Myoung C, Shaima L, Ping Y. Application of CALIOP Measurements to the Evaluation of Cloud Phase Derived from MODIS Infrared Channels[J]. Journal of Applied Meteorology and Climatology, 2009, 48: 2169-2180.
[5] Sheng Xia, Sun Longxiang, Zheng Qingmei. Simulated Annealing Optimized BP-ANN Method for Cloud Thermodynamic Phase Retrieval[J]. Journal of PLA University of Science and Technology, 2008, 9(1): 98-102. [盛夏, 孙龙祥, 郑庆梅. 模拟退火优化 BP 神经网络进行云相态分类[J]. 解放军理工大学学报, 2008, 9(1): 98-102.]
[6] Liu Yujie, Yang Zhongdong, et al. The Theory and Algorithm of MODIS Remote Sensing Information Processing[M]. Beijing: Science Press, 2001. [刘玉洁, 杨忠东, 等. MODIS 遥感信息处理原理与算法[M]. 北京: 科学出版社, 2001.]
[7] Bryan A, Peter F, Kathleen I, et al. Remote Sensing of Cloud Properties Using MODIS Airborne Simulator Imagery during SUCCESS[J]. Journal of Geophysical Research, 2000, 105: 11781-11792.
[8] Jeffrey R, Janet M. Cloud Particle Phase Determination with the AVHRR[J]. Journal of Applied Meteorology, 2000, 39: 1797-1804.
[9] Dong Changhong. Matlab Neural Network and Application [M]. Beijing: National Defense Industry Press, 2007. [董长虹. Matlab 神经网络与应用[M]. 北京: 国防工业出版社, 2007.]

A Research on Cloud Phase Detection based on BP Neural Network

Xiong Xiancheng, Yang Chunping, Ao Mingwu, Guo Jing, Zeng Dandan

(School of Opto-Electronic Information, University of Electronic Science and Technology of China, Chengdu 610054, China)

Abstract: To improve the image quality of band 5 and band 27 which contain stripe noises acquired by Moderate Resolution Imaging Spectroradiometer (MODIS) level_1B, based on MODIS scanning characteristics, a method of using the max mean of each swath to judge the stripe noises was proposed. When destriping noises, according to the thought of single line stripe interpolation on band 5, an interpolate method of using the adjacent multi-line stripe noises on band 27 was proposed. Finally, comparison diagram, mean diagram and numeric analysis between original data and processed data were compared to validate the effect of destriping noises. The results show that the method can judge all the stripe noises exactly on both bands, and can remove the stripe noises well. The process of destriping noises is easily and suitable for the complex remote sensing scenes.

Key words: MODIS; Neural network; Cloud phase; BP arithmetic