

基于马氏距离和SLIC算法的云检测模型

郭玲, 韩迎春, 蔡浩宇, 张正军, 严涛

南京理工大学, 理学院, 江苏 南京

收稿日期: 2021年12月7日; 录用日期: 2022年1月4日; 发布日期: 2022年1月11日

摘要

本文采用超像素分割方法, 针对传统的SLIC算法进行研究, 通过提高分割精度来提高云检测的准确率。为了改进SLIC算法中的聚类效果, 采用马氏距离代替SLIC算法中的欧氏距离进行聚类, 利用阈值法对划分出的每个超像素进行二值化处理, 即将云和地物分类。本文设改进前算法为O-SLIC, 改进后算法为M-SLIC。在本文建立的云图数据库上将二者进行了比较, 得到以下结果: M-SLIC算法的云识别率比O-SLIC算法的高; M-SLIC云检测的ROC曲线面积比O-SLIC算法大且最优分类点更靠近(0, 1)点。这些结果说明对于云图数据库中的大部分图像, M-SLIC算法相比于O-SLIC算法具有改良效果。M-SLIC算法综合了聚类和分类的特点, 利用马氏距离, 使算法在云检测的准确率上有所改善。

关键词

云检测, SLIC算法, 马氏距离, 用聚类方法解决分类问题, ROC曲线

Cloud Detection Model Based on Mahalanobis Distance and SLIC Algorithm

Ling Guo, Yingchun Han, Haoyu Cai, Zhengjun Zhang, Tao Yan

School of Science, Nanjing University of Science and Technology, Nanjing Jiangsu

Received: Dec. 7th, 2021; accepted: Jan. 4th, 2022; published: Jan. 11th, 2022

Abstract

In this paper, the superpixel segmentation method is leveraged to study the traditional SLIC algorithm, and the accuracy of cloud detection is improved by improving the segmentation accuracy. In order to improve the clustering effect in the SLIC algorithm, Mahalanobis distance is leveraged

to replace the Euclidean distance in the SLIC algorithm for clustering, and the threshold method is used to binarize each divided superpixel, that is, to classify clouds and ground objects. In this paper, the algorithm before the improvement is named as O-SLIC, and the algorithm after the improvement is named as M-SLIC. The two are compared on the cloud map database established in this paper, and the following results are obtained: the cloud recognition rate of the M-SLIC algorithm is higher than that of the O-SLIC algorithm; the ROC curve area of the M-SLIC cloud detection is larger than that of the O-SLIC algorithm. The optimal classification point is closer to the (0, 1) point. These results show that for most of the images in the cloud database, the M-SLIC algorithm has an improved effect compared to the O-SLIC algorithm. The M-SLIC algorithm integrates the characteristics of clustering and classification, and leverages Mahalanobis distance to improve the accuracy of cloud detection.

Keywords

Cloud Detection, SLIC Algorithm, Markov Distance, Use Clustering Method to Solve Classification Problems, ROC Curve

Copyright © 2022 by author(s) and Hans Publishers Inc.

This work is licensed under the Creative Commons Attribution International License (CC BY 4.0).

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



Open Access

1. 引言

卫星云图常常受到云层干扰,造成信息的大量丢失甚至图像的直接废用[1]。因此建立一套遥感图像云检测模型成为一项重要的研究工作。

遥感图像云检测技术通常指通过定量分析遥感云图,将云和地物区分的技术[2]。早期经典的云检测方法大多基于多谱段卫星图像融合技术,根据云在不同谱段下的反照率,选取适当的单一阈值,进行云识别[3]。该方法至今仍被广泛应用,具有代表性的经典方法有 NDVI 法、D 阈值法等[4]。

但是目前这些云检测方法大多针对单一类型的遥感数据,而且阈值的选择容易受到季节、纬度、地表类型等影响[5]。特别地,由于受到气候环境因素,不同时刻、地域、传感器的反射率和亮温不同,阈值也会随之不同,进而难以选择合理的阈值[6]。这也是云检测方法的难点。

针对这些问题,目前提出了基于卷积神经网络的高分辨率遥感图像云检测方法[7],获取云特征后采用超像素分割方法进行图像分割,最后将检测结果影像块拼接,完成整幅影像云检测[8]。这种云检测方法不受光谱范围限制,云检测精度高,误判较少,适合国产高分辨遥感影像云检测。

因此按照这种原理,本文提出一种用马氏距离改进 SLIC 算法中欧氏距离的思路,即设欧氏距离为 d_o , 马氏距离为 d_M , 改进后的距离即为

$$\alpha d_o + (1 - \alpha) d_M, \text{ 式中 } 0 < \alpha < 1 \text{ 为未知参数。} \quad (1)$$

之后寻找合适的阈值,进行图像的黑白二值化,完成云检测。

本文构造云图数据集,包括 300 张不同区域、不同时间的云图,经过多次实验,训练出合适的参数,对云层准确率进行了一定的改进。为了方便叙述,设改进前算法为 O-SLIC,改进后算法为 M-SLIC。

本文的改进用聚类的方法处理了分类的问题,也改善了欧氏距离不适于云图分类的一些问题,提高了图像分割的精度和云图识别的准确率和灵敏度,扩大了云检测算法的使用范围。

2. 欧式距离和马氏距离

2.1. 欧氏距离[4]

为更加突出马氏距离的优越性, 这里先简单介绍一种常用的距离——欧式距离, 欧式距离是欧式空间中两点间的普通距离, 这里直接推广至 n 维欧式空间[9], 设 y 为欧式空间中任意两点, 欧式距离的计算公式为

$$d(x, y) = \sqrt{\sum_{i=1}^n (x_i - y_i)^2} = d_o \quad (2)$$

欧式距离的适用范围限定在正交空间中, 对相互独立的变量进行计算才有意义[10]。本文的研究对象为遥感云图, 云和地物在特征空间中作为变量并不相互独立, 此时使用欧式距离进行度量会造成很大程度上的误差, 故本文引入马氏距离[11]。

2.2. 马氏距离

马氏距离的计算建立在总体的样本之上, 它代表两个服从同一分布并且其协方差矩阵为 Σ 的随机变量之间的差异程度[11], 能考虑到各种特性之间的联系从而排除变量间相关性的干扰[12]。

设 $X = [X_1, X_2, \dots, X_n]$ 为 n 维形式列向量, 其中 $X_i (i=1, 2, \dots, n)$ 为行向量, 设 μ_i 为第 i 个元素的期望值, 即 $\mu_i = E(X_i)$, 定义协方差矩阵中的第 i, j 项为 $\sum_{ij} = \text{cov}(X_i, X_j) = E(X_i - \mu_i)(X_j - \mu_j)$, 则协方差矩阵为 $\Sigma = (\sum_{ij})_{n \times n}$ 。故马氏距离计算公式为

$$d_{ij} = \sqrt{(X_i - X_j)' \Sigma^{-1} (X_i - X_j) \Sigma} = d_M \quad (3)$$

3. SLIC 算法

SLIC 算法是简单的线性迭代聚类算法, 属于一种分割算法[13]。它消除了图像的冗余信息, 并大大降低了后续图像处理任务的复杂性, 因此广泛应用于图像分割、深度估计、人体姿态评估和目标定位等领域[14]。

SLIC 算法将图像转换到 CIELAB 色彩空间后, 再结合像素的位置坐标 (x, y) 组成一个五维向量 $C = \{l, a, b, x, y\}$, 然后再以间隔为 S 的等间距进行种子像素(即聚类中心)的生成, 进而自适应寻找具有同类纹理特征的像素点进行聚类, l, a, b 表示的是图像的颜色信息, 而 x, y 表示的是图像的空间信息[15]。

算法对这 5 维特征向量构造距离度量标准, 并对不同的量纲进行归一化, 从而对图像像素进行局部聚类, 形成紧凑、近似均匀的超像素[16]。

4. M-SLIC 算法

4.1. 改进思路

除为确定每个超像素的大小范围, 在图像内均匀分配聚类中心, 以最小梯度作为条件进行聚类。而在计算每个聚类中心与邻近像素点的距离时, 使用欧式距离会忽略变量间的相关性, 而马氏距离能考虑到各种特性之间的联系从而排除变量相关性的干扰, 故可利用马氏距离改进欧式距离。

本文以 M-SLIC 作为改进后算法的名称, 以 O-SLIC 作为未改进算法的名称。

4.2. 算法步骤[17]

4.2.1. 聚类中心

假设图片共有 N 个像素点, 预分割为 K 个相同尺寸的超像素, 那么每个超像素的大小为 N/K , 相

邻聚类中心的距离(步长)近似为 $S = \text{sqrt}(N/K)$ 。

计算聚类中心 $n*n$ 邻域内(一般取 $n = 3$)所有像素点的梯度值, 将聚类中心移到该邻域内梯度最小的地方。这样做可以避免聚类中心落在梯度较大的轮廓边界上(噪声点上), 以免影响后续聚类效果[18]。

4.2.2. 距离度量

O-SLIC 算法中的距离包括颜色距离和空间距离: 对于每个搜索到的像素点, 分别计算它和该聚类中心的距离[19], 计算方法如下:

$$\begin{aligned} d_c &= \sqrt{(l_j - l_i)^2 + (a_j - a_i)^2 + (b_j - b_i)^2} \\ d_s &= \sqrt{(x_j - x_i)^2 + (y_j - y_i)^2} \\ D' &= \sqrt{\left(\frac{d_c}{N_c}\right)^2 + \left(\frac{d_s}{N_s}\right)^2} \end{aligned} \quad (4)$$

其中, d_c 为颜色距离, d_s 为空间距离, D' 为距离度量。 N_s 是类内最大的空间距离, 公式为 $N_s = \text{sqrt}(N/K)$, 确定采样间隔, 适用于每个聚类; N_c 是类内最大的颜色距离, 既随图片的不同而不同, 也随聚类的不同而不同, 所以本文取一个固定常数 10 来代替。

而根据 4.1 的改进思路, 本文改进了距离的度量公式。故 M-SLIC 的距离度量 G 的公式如下:

$$\begin{aligned} H &= (d_c/N_c; d_s/N_s), C = (\text{cov}(H^T))^{-1}, \\ d_M &= \sqrt{H^T C H}, d_o = \sqrt{H^T H} \\ G &= \alpha d_o + (1 - \alpha) d_M \end{aligned} \quad (5)$$

4.2.3. 迭代优化

上述步骤不断迭代直到误差收敛, 即每个像素点聚类中心不再发生变化。实践发现 10 次迭代对绝大部分图片都可以得到较理想效果, 所以一般迭代次数取 10。

5. 实验过程

5.1. 实验数据集

本文搜集 300 张不同时间段、不同地区的卫星云图(来自“风云 2 号卫星、葵花卫星”)作为自己的云图数据库。从中选取 200 张云图作为训练集, 剩余的 100 张云图即为测试集。

本文将训练集和测试集进行人工的云和地物二值化, 即云标成白色, 地物标成黑色。这样标定过的云图视为真实值, 即云和地物的划分都是正确的。

5.2. 准确率、灵敏度和识别率

为了方便解释, 本文将人工标定的云图记为 A , 将计算机识别的云图记为 B 。

准确率 TP: 相对于 A 中云所在位置, B 中相应的位置被判别为云的比例;

灵敏度 FP: 相对于 A 中地物所在位置, B 中相应的位置被判断成云的比例;

TN: 相对于 A 中地物所在位置, B 中相应的位置被判别为地物的比例;

FN: 相对于 A 中云所在位置, B 中相应的位置被判断成地物的比例。

则云检测技术的识别率:

$$\frac{TP+TN}{P+N}, \text{ 其中, } P=TP+FN, N=FP+TN \quad (6)$$

具体程序计算:

分别读取 A、B, 由于图像已经过二值化处理, 故分别提取其中 R 通道的数据, 得到两个 500*500 矩阵 p1, p2, 矩阵元素为 0 或 255, 比较两个矩阵的元素, 利用准确率、灵敏度和云检测技术识别率的定义分别进行计算[20]。

5.3. 隶属度和二值化

卫星云图中云和地物可以通过 R、G、B 的数值来区分。因为一幅图的 R、G、B 像素为 256, 按照粗略得二分类(云和地物), 本文定义每个分割块中 R、G、B 小于 128 的像素点占整个分割块总像素点的比例为每个分割块的隶属度, 即每个超像素的隶属度。然后利用这些隶属度画出直方图并连接各柱状的中心点进行曲线拟合, 寻找曲线谷底对应的数值作为划分云和地物的阈值[21]。

当隶属度大于此阈值时, 本文把该超像素确定为云, 使之变成白色; 反之, 则为地物, 使之变成黑色。最终得到一个二值化图, 即云和地物区分后的图像[22]。

5.4. ROC 曲线

本文定义 ROC 曲线的 x 轴对象为灵敏度, y 轴对象为准确率。然后根据定义的隶属度, 范围在 0~1 之间, 取步长为 0.01, 由此可以算出每一个隶属度对应的图像准确率和灵敏度, 从而画出 ROC 曲线[23]。ROC 曲线的面积代表了算法的性能, 面积越接近 1, 算法的效果越好。

ROC 曲线的左上角是最佳的诊断界限值, TN 和 FN 最小, 本文定义此点为最优分类点, 越靠近(0, 1)点, 分类效果越好。

5.5. 参数 α 和 M-SLIC 的云识别率

ROC 曲线的面积可以作为参数的衡量指标, 也可以求出 M-SLIC 的识别率, 从而与 O-SLIC 进行对比。通过调参, 计算训练集中每张图片每个参数的 ROC 曲线面积, 得到参数的最终训练值 $\alpha = 0.45$ 。

然后将此参数运用到测试集中, 计算对应的每个云识别率和 ROC 曲线的面积, 求取平均值即为对应的结果。

6. 实验结果

6.1. 图像分割和二值化效果对比

由图 1 和图 2 的红框对比可以看出, M-SLIC 比 O-SLIC 算法分割云和地物的效果更细致, 同一块超像素的颜色更相近, 便于后续的黑白二值化处理。

由图 3 和图 4 与云图的蓝框对比, 可以地看出 M-SLIC 算法的黑白二值化更贴近云图。

6.2. ROC 曲线对比

M-SLIC 与 O-SLIC 算法的 ROC 曲线对比图如图 5 所示。由图 5 可得, M-SLIC 算法的 ROC 曲线面积明显大于 O-SLIC 算法, 而且最优分类点更加偏向(0, 1), 因此可以得出 M-SLIC 算法在云识别上的准确度更好。

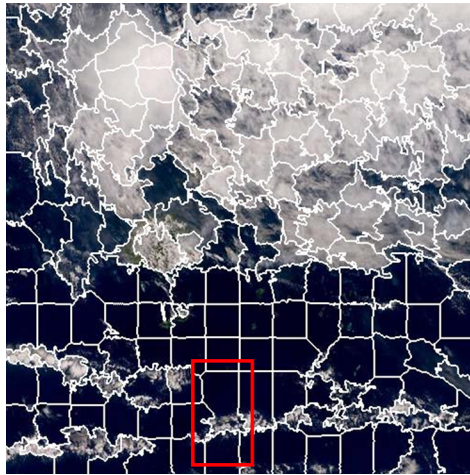


Figure 1. O-SLIC algorithm segmentation effect
图 1. O-SLIC 算法分割效果

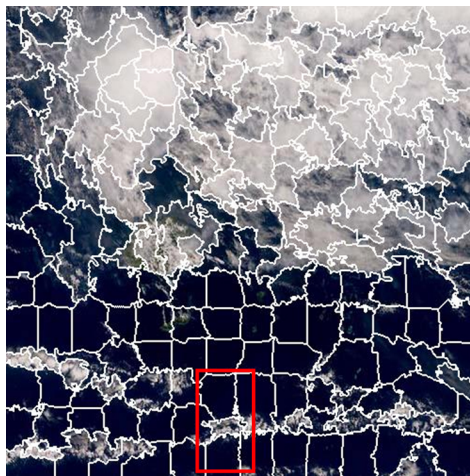


Figure 2. M-SLIC algorithm segmentation effect
图 2. M-SLIC 算法分割效果



Figure 3. O-SLIC binarization
图 3. O-SLIC 二值化



Figure 4. M-SLIC binarization
图 4. M-SLIC 二值化

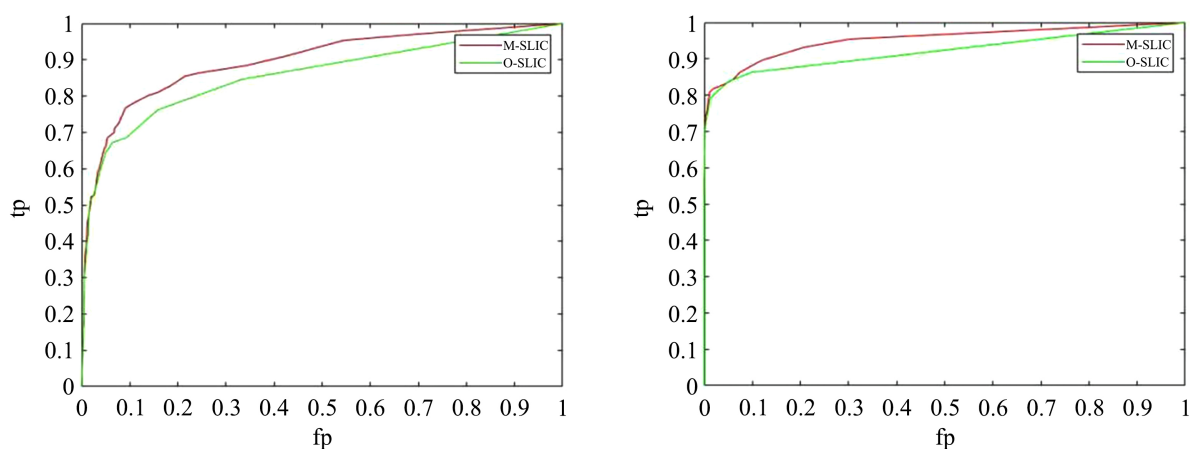


Figure 5. Comparison of ROC curves before and after improvement
图 5. 改进前后 ROC 曲线对比

6.3. 结果对比和分析

O-SLIC 算法与 M-SLIC 算法阈值、ROC 曲线面积和云识别率的平均值对比如表 1 所示，可以得出 M-SLIC 算法的阈值、ROC 曲线面积和云识别率均高于 O-SLIC。

Table 1. Comparison of O-SLIC and M-SLIC algorithm results

表 1. O-SLIC 和 M-SLIC 算法结果对比

| | 阈值 | ROC 曲线面积 | 云识别率 |
|--------|-------------|------------|-------------|
| O-SLIC | 0.110364964 | 0.85360548 | 0.868540222 |
| M-SLIC | 0.307883212 | 0.86414114 | 0.875988889 |

其中，测试集中 O-SLIC 和 M-SLIC 算法的云识别率的箱线图如图 6 所示，M-SLIC 算法云检测的识别率大于 O-SLIC 的云检测识别率，说明对于云图数据库中的大部分图像来说，M-SLIC 算法相比于 O-SLIC 算法有改良效果。

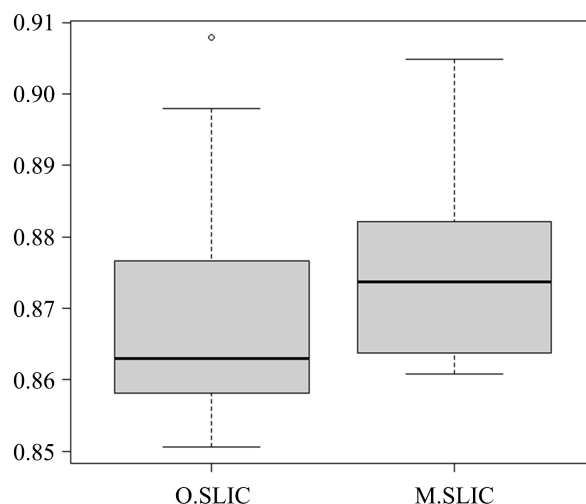


Figure 6. Box plot comparison of O-SLIC and M-SLIC cloud recognition rates

图 6. O-SLIC 和 M-SLIC 云识别率的箱线图对比

除此之外, M-SLIC 算法在本文数据集中的平均识别率已经达到了 87.5% 以上, 有些云图识别率甚至达到了 90% 以上, 说明 M-SLIC 算法的效果较好。

7. 结束语

本文利用马氏距离对 SLIC 算法的欧式距离进行改进, 提高聚类效果, 更加准确地划分云的边界, 提高云检测的准确性。

本文在 2.1 和 2.2 中对比了欧式距离和马氏距离, 肯定了马氏距离在云检测算法的优势; 在 4.1 提出了 M-SLIC 算法的改进思路, 在 4.2 介绍了 M-SLIC 算法的步骤; 其中有一个参数 α 和阈值待确定, 参数训练方法于 5.5 提到, 阈值训练方法于 5.3 提到, 训练的衡量指标于 5.4 提到; 在 5.2 还介绍了准确率、灵敏度、云检测识别率等几个重要概念; 最后, 在 6.1 对比了 M-SLIC 算法和 O-SLIC 算法的分割效果和二值化, 在 6.2 对比了两个算法的 ROC 曲线, 在 6.3 对比了两个算法的阈值、ROC 曲线面积和云检测的识别率, 充分体现了 M-SLIC 相比于 O-SLIC 算法的优势。

实验结果表明, M-SLIC 算法的阈值比 O-SLIC 更大, 误识别率更小; ROC 曲线面积更大, 最优分类点也更靠近(0, 1)点; 云识别率更大; 所以算法性能更好。

致 谢

我们首先要感谢我们的导师张正军老师。在本篇论文的完成过程中, 张老师对我们提出了很多建设性的指导意见, 细心地和我们讲解论文中出现的问题, 给予专业上的指导, 信心上的鼓励。在此我们由衷地向张老师表示感谢。

同时我们也要感谢学校和学校的领导给我们创造的良好学习环境, 让我们能够在良好的氛围中完成论文。感谢同学和家人在这期间的大力支持。同时对国家自然科学基金资助者、给予转载和引用权的文献的所有者, 表示感谢!

基金项目

南京理工大学本科生科研训练“百千万”计划立项资助, 项目编号为 202010288134Y; 大规模互补约束数学规划的信赖域算法研究及应用(项目批准号: 11671205)。

参考文献

- [1] 高军, 荆益国. 基于全卷积神经网络的卫星遥感图像云检测方法[J]. 红外技术 2019, 41(7): 607-615
- [2] 关峥嵘, 谭毅华, 田金文. 一种快速的遥感卫星图像云检测算法[J]. 计算机与数字工程, 2019, 47(11): 2808-2811.
- [3] 翁理国, 张旭, 夏旻, 施必成. 关于卫星气象云图准确检测的仿真研究[J]. 计算机仿真, 2019, 36(1): 429-436
- [4] 任欣磊, 王阳萍. 基于改进简单线性迭代聚类算法的遥感影像超像素分割[J]. 激光与光电子学进展, 2020, 57(22): 362-369.
- [5] 徐启恒, 黄滢冰, 陈洋. 结合超像素和卷积神经网络的国产高分辨率遥感影像云检测方法[J]. 测绘通报 2019(1): 50-55.
- [6] 张国俭. 基于马氏距离的样品判别评价研究[J]. 晋中学院学报, 2020, 37(3): 6-8+14.
- [7] 侯舒维, 孙文方, 郑小松. 遥感图像云检测方法综述[J]. 空间电子技术, 2014, 11(3): 68-76+86.
- [8] 陈莹莹, 康艳, 李文法, 宏晨. 基于综合辨识信息的 SLIC 超像素分割算法[J]. 高技术通讯, 2021, 31(8): 816-823.
- [9] 刘紫涵, 吴艳兰. 遥感图像云检测方法研究进展[J]. 国土资源遥感, 2017, 29(4): 6-12.
- [10] 胡金梅, 董张玉, 杨学志. 一种面向对象的高分辨率遥感影像信息提取方法[J]. 地理空间信息, 2021, 19(9): 10-13+18.
- [11] 郭昕刚, 王佳, 屈诺希, 程超. 基于梯度方向的 Canny SLIC 图像分割算法[J]. 计算机仿真, 2021, 38(9): 465-469+500.
- [12] 张永福, 宋海林, 班越. 融合特征的深度学习遥感图像目标检测模型[J]. 计算机技术与发展, 2021, 39(9): 48-54.
- [13] 聂倩, 七珂珂, 赵艳福. 融入超像素分割的高分辨率影像面向对象分类[J]. 测绘通报, 2021(6): 44-49.
- [14] 江兴方. 遥感图像去云方法的研究及其应用[D]: [博士学位论文]. 南京: 南京理工大学, 2007.
- [15] 王振丽. 基于加权 MP 马氏距离的 GS 方法研究[D]: [硕士学位论文]. 南京: 南京理工大学, 2016.
- [16] 康超萌. 基于神经网络的国产高分光学遥感图像云检测[D]: [硕士学位论文]. 西安: 中国科学院大学(中国科学院西安光学精密机械研究所), 2018.
- [17] 康一飞. 光学遥感卫星影像云检测方法及应用[D]: [博士学位论文]. 武汉: 武汉大学, 2018.
- [18] 祖志文. 基于马氏距离的模糊聚类算法研究[D]: [硕士学位论文]. 兰州: 兰州交通大学, 2019.
- [19] 赵晓. 高分辨率卫星遥感图像云检测方法研究[D]: [硕士学位论文]. 哈尔滨: 哈尔滨工业大学, 2013.
- [20] 张明波. 高分辨率遥感图像云检测方法研究[D]: [硕士学位论文]. 大连: 大连海事大学, 2018.
- [21] 付华联. 遥感卫星影像的云检测方法研究[D]: [硕士学位论文]. 成都: 成都理工大学, 2019.
- [22] 施必成. 基于深度学习的卫星云图云检测[D]: [硕士学位论文]. 南京: 南京信息工程大学, 2019.
- [23] 孙汝星. 基于支持向量机的多特征融合云检测研究[D]: [硕士学位论文]. 辽宁: 辽宁工程技术大学, 2017.