

费文龙,吕红,韦志辉. 2012. 图割模型在卫星云图云检测中的应用[J]. 大气科学学报, 35(4): 502-507.

Fei Wen-long, Lü Hong, Wei Zhi-hui. 2012. Application of graph cut method in cloud detection in satellite cloud image[J]. Trans Atmos Sci, 35(4): 502-507. (in Chinese)

图割模型在卫星云图云检测中的应用

费文龙^{1,2}, 吕红¹, 韦志辉²

(1. 南京信息工程大学 数学与统计学院, 江苏 南京 210044; 2. 南京理工大学 计算机科学与技术学院, 江苏 南京 210094)

摘要:提出一种基于图割模型的卫星云图云检测方法。利用 FY-2C 卫星云图的长波红外通道和可见光通道的云图提取了 10 个灰度特征和 80 个 Gabor 纹理特征,再用主成分分析方法(principal component analysis, PCA)降维到 9 个主成分。将这 9 个主成分构成的特征作为每个像素的特征,建立相似度矩阵,再利用改进的 Normalized Cuts 模型进行分割,将云图分成了晴空区域和有云区域。与地面观测结果相比,平均一致率达到 86.51%,表明将 Gabor 纹理特征和灰度特征相结合并利用改进的 Normalized Cuts 模型对卫星云图云检测有比较好的效果。

关键词:Normalized Cuts; 图像分割; Gabor 纹理特征; 云检测

中图分类号: P412 文献标志码: A 文章编号: 1674-7097(2012)04-0502-06

Application of graph cut method in cloud detection in satellite cloud image

FEI Wen-long^{1,2}, LÜ Hong¹, WEI Zhi-hui²

(1. School of Mathematics and Statistics, NUIST, Nanjing 210044, China;

2. School of Computer Science and Technology, Nanjing University of Science and Technology, Nanjing 210094, China)

Abstract: A novel approach is proposed for cloud detection in satellite cloud image based on the improved Graph Cuts Model. 10 gray features and 80 Gabor texture features were selected from two channels of FY-2C satellite image (infrared channel 1 and visible light channel), and the dimensions of feature vector were reduced to 9 by using PCA (principal component analysis). Then the similarity matrix was built up by those feature vectors. By using the spectral graph theoretic framework of Normalized Cuts, the cloud image was divided into 2 parts, the clear sky and the cloudy sky. Compared with the result of surface observation, the average consistency was 86.51%. The results demonstrate that this method is effective in cloud detection.

Key words: Normalized Cuts; image segmentation; Gabor texture feature; cloud detection

0 引言

随着人造气象卫星技术的发展,卫星遥感技术为气象观测和气象预报提供了大量宝贵的资料。对遥感资料的分析和信息提取的方法也越来越多。云检测是所有遥感资料应用中首先要解决的问题之

一。正确判断出有没有云的遮挡,才能更好地对遥感资料进行下一步的处理。早期的云检测都是通过气象观测员目测的方法来解决的。但是随着卫星数据的大量增加和观测频率的提高,进行云的自动检测已经成为卫星数据处理部门必须要解决的问题。

目前云的自动检测方法大致可以分为 3 类:阈

收稿日期: 2011-06-22; 改回日期: 2011-12-06

基金项目: 国家自然科学基金资助项目(60802039; 61071146)

作者简介: 费文龙(1976—),男,江苏常州人,博士生,讲师,研究方向为图像处理、模式识别、气象卫星云图的分割与识别, feiwl@nuist.edu.cn.

值法、统计学方法和辐射传输算法 (Goodman and Henderson, 1988)。阈值法因其易于执行而被广泛使用,是目前实际气象业务中主要采用的云检测手段,一般采用多通道综合使用的方法,如双光谱阈值 (刘希等, 2005)、多谱阈值 (师春香等, 2001) 等。具体方法有:师春香等 (2001) 用多阈值的人工神经网络算法来进行云图分割; ISCCP (the international satellite cloud climatology) 方法也是一种阈值方法 (Rossow and Garder, 1993), 用红外和可见光两个通道的资料, 将每个象元的观测辐射值与晴空辐射比较, 来判断该象元是否为云; APOLLO (the AVHRP processing scheme over cloud land and ocean) 方法 (Kriebel et al., 2003) 和 CLAVR (the NOAA cloud advanced very high resolution radiometer) 方法 (刘成林和吴炳方, 2004) 都用到了 5 个通道的 AVHRR 资料, 并将云图分为晴空、部分云和完全云 3 个部分; SAFNWC (the satellite application facility for supporting nowcasting and very short range forecasting) 云掩模算法 (Derrien and Gleau, 2005) 综合考虑了多方面的因素来动态确定阈值, 进行云检测, 但薄卷云和碎云不易被识别。

阈值法的关键问题是要确定阈值, 阈值的确定很容易受到不同时间的光照条件或不同季节的影响, 而气象专家在人工对云进行分类和识别时经常会考虑云的纹理特征。因此, 本文主要考虑从图像的视觉特征角度出发, 将云图的灰度和纹理特征融入到 Normalized Cut 模型中进行云检测。对 FY-2C 卫星的长波红外通道和可见光通道的云图分别提取灰度特征和 Gabor 纹理特征, 用主成分分析 (principal component analysis, PCA) 算法对这些特征进行降维处理, 再建立像素点之间的相似度矩阵, 最后用改进的 Normalized Cut 模型进行分割, 得到云检测结果。

1 基于图论的图像分割算法

图像的分割和识别是机器视觉中的一个非常棘手的问题。大多数已有的方法都注重利用图像局部特征, 如: 灰度、梯度或者是局部连续性。基于图论思想的图像分割算法是近年来发展比较迅速的一类分割算法, 它从全局出发, 将图像分割问题转换成了图论中的图的最小割问题来解决 (Shi and Malik, 2000)。目前该方法已被应用于多种图像分割问题 (刘陈等, 2009; 苏燕妮和汪源源, 2010)。

1.1 Normalized Cuts 模型的基本思路

Normalized Cuts 模型 (Shi and Malik, 2000) 是基于图谱理论发展而来一种新颖的图像分割方法, 它将图像分割问题巧妙地转换为赋权图的谱分割问题。一幅图像被理解成是一个赋权无向图, 每个像素点就是图中的一个结点, 像素点之间的相似程度的大小就是结点之间边的权重, 这里的相似性可以考虑像素点之间在灰度、颜色、纹理特征等各方面的因素。直观地说, 要分割一个图像, 就是要在这个赋权无向图对结点进行分类, 并使得不同类别的结点之间边的权重总和最小, 而同一个类别内部结点之间权重总和最大, 即模式识别中常用的“类间相似度最小、类内相似度最大”的分类原则。

令 $G = (V, E)$ 是一个赋权的无向图, V 是结点集合, E 是边集合 $|V| = N$, 设 G 可以被划分成两个互不相连的部分 A 和 B , $A \cup B = V$, $A \cap B = \Phi$, 则可以通过删除所有 A 、 B 之间的边, 从而得到对 G 的划分。两个部分之间的差异度可以用所有删去的边的权重总和来度量, 在图论中称为划分或割 (C_{ut}):

$$C_{\text{ut}}(A, B) = \sum_{i \in A, j \in B} W_{ij} \quad (1)$$

其中: W_{ij} 为结点 i 和 j 之间的权重。Shi and Malik (2000) 提出用标准化割 (Normalized Cuts, N_{cut}) 来描述两个部分之间的差异度, 定义如下:

$$N_{\text{cut}}(A, B) = \frac{C_{\text{ut}}(A, B)}{A_{\text{ssoc}}(A, V)} + \frac{C_{\text{ut}}(B, A)}{A_{\text{ssoc}}(B, V)} \quad (2)$$

其中 $A_{\text{ssoc}}(A, V) = \sum_{i \in A, k \in V} W_{ik}$ 为 A 中的结点与图中所有结点之间的边的权重之和。求最小的 N_{cut} 值对应的划分即为图 G 的最优划分。

采用 Normalized Cuts 准则不仅可以避免划分中的孤立点问题, 更重要的是使用 Normalized Cuts 可以将图割问题转换成标准的特征系统问题进行求解。设用 W 表示图中结点之间的权重 (W_{ij}) 构成的权矩阵, 设 D 为 $N \times N$ 的对角矩阵, 其对角元素为 $D_{ii} = \sum_j W_{ij}$ 表示与结点相关联的所有边的权重之和, 则图 G 的最优划分可以通过计算最优化问题来求得

$$\mathbf{y} = \arg \min N_{\text{cut}} = \arg \min_{\mathbf{y}} \frac{\mathbf{y}^T (D - W) \mathbf{y}}{\mathbf{y}^T D \mathbf{y}} \quad (3)$$

其中: $\mathbf{y} = \{a, b\}^N$ 是一个二值的示性向量, 当 $y_i = a$ 表示图中第 i 个结点属于 A 类, 当 $y_j = b$ 表示图中第 j 个结点属于 B 类。而上面的最优化问题实际上是一个 Rayleigh 商问题。如果把 $\mathbf{y}$ 松弛为一个实数向量, 则最优化问题 (3) 就可以通过求解一个形如:

$(D - W)y = \lambda Dy$ 的标准特征系统来解决。这个标准特征系统的第二最小特征向量 y' 就是 Normalized Cuts 模型的实数最优解, 找到一个能使 $N_{\text{cut}}(A, B)$ 最小的分离点将这个特征向量 y' 分离成二值向量, 就可以得到对图的划分, 从而得到对图像的分割, 实际使用中一般使用 0 作为阈值对特征向量进行分割。

1.2 权函数的设置

权函数的设置是 Normalized Cuts 模型的一个重要问题。每条边上的权重表示了两个结点之间的相似程度, 用这种相似程度可以判断图像中的两个像素点是否属于同一类目标。一般认为两个结点之间的距离越小, 相似程度越大, 越有可能属于同一类。如果仅利用像素点的灰度特征以及像素点之间的空间距离关系, 可以把图中任意两个结点 i 和 j 之间的权 W_{ij} 定义为如下表达式

$$W_{ij} = \exp\left(-\frac{d(F_i, F_j)^2}{\sigma_f^2}\right) \cdot \exp\left(-\frac{d(X_i, X_j)^2}{\sigma_x^2}\right),$$
$$d(X_i, X_j) < r. \tag{4}$$

其中: X_i 表示结点 i 的空间位置; F_i 表示结点 i 的基于灰度信息; $d(x, y)$ 表示 x, y 之间的欧式距离; 尺度参数 σ_f, σ_x 分别表示图像中灰度和像素点之间的距离的标准差; r 表示影响距离。假设当两个像素点之间的距离超过 r 时, 他们之间的相似度为零, 即 $W_{ij} = 0$ 。

如果能够得到更多关于同一个像素点的有用信息, 包括灰度、纹理或者还有其他的信息, 比如在卫星云图中可以得到多个通道的遥感信息, 这样的话可以把这些信息组成一个向量 $T = (t_{i1}, \dots, t_{ip})$, 这里 p 为特征的个数, i 表示结点编号。则新的权函数可以这样定义

$$W_{ij} = \exp\left(-\sum_{k=1}^p \frac{d(t_{ik}, t_{jk})}{\alpha_k}\right) \cdot \exp\left(-\frac{d(X_i, X_j)^2}{\sigma_x^2}\right),$$
$$d(X_i, X_j) < r. \tag{5}$$

其中 $\alpha_k > 0$ 是第 k 个特征 t_{ik} 的标准差。在下一节中, 将用这种多特征的权函数来定义卫星云图中像素点之间的相似关系, 并建立相应的相似度矩阵 W 。

2 云检测

首先, 对已有卫星资料的长波红外通道和可见光通道进行随机采样, 对采样的每个训练样本提取灰度特征和基于 Gabor 小波的纹理特征, 并用 PCA 算法对这些特征进行降维处理, 然后用降维系数对

新的云图的特征进行降维, 组成每个像素的特征向量代入 Normalized Cuts 模型进行分割, 从而得到云检测的结果。

2.1 实验资料

FY-2C 气象卫星, 是目前我国气象业务中卫星遥感资料的主要来源, 也是全球气象卫星监测网的重要成员。它带有 5 个通道的扫描辐射仪, 分别为可见光、长波红外、分裂窗口、水汽、中波红外。

本文选取了中国东南部地区 ($100 \sim 123^\circ\text{E}$, $20 \sim 35^\circ\text{N}$) FY-2C 卫星的长波红外通道和可见光通道的云图。考虑到太阳辐射角度对可见光通道探测效果的影响, 选取每天 17 时的卫星资料进行训练和实验。

2009 年 4 月 11—30 日, 20 d 中每天 17 时的卫星资料中, 随机选取了 2 268 个云图块作为训练样本, 对每个训练样本提取特征并降维, 计算出降维系数, 以便进一步进行云检测。

2.2 灰度特征

卫星云图的灰度是卫星遥测到地球表面温度的一种直观的表现形式, 是计算机自动云检测业务中最常用的特征, 比如用灰度阈值法或多通道的灰度阈值法进行云分类等。本文实验中, 对云图的每一个像素点取 3×3 的邻域窗口, 计算小窗口内像素点的最大灰度 (t_1)、最小灰度 (t_2)、平均灰度 (t_3)、灰度方差 (t_4) 以及最大直方图对应的灰度 (t_5), 将这 5 个值作为该像素的灰度特征。两个通道可提取出 10 个灰度特征。

2.3 基于 Gabor 小波的纹理特征描述

Gabor 小波可以提取图像不同的频率尺度和方向上的纹理特征信息, 能较好地描述生物视觉神经元的感受问题, 并且具有很高的计算效率, 已广泛应用于纹理分析、图像识别等领域 (Daugman, 1988)。本文用二维 Gabor 小波描述云图的纹理特征。Gabor 小波的核函数可定义为

$$\psi_{\mu, \gamma}(z) = \frac{\|k_{\mu, \gamma}\|^2}{\sigma^2} \exp\left(-\frac{\|k_{\mu, \gamma}\|^2 \|z\|^2}{2\sigma^2}\right) \cdot \left[\exp(ik_{\mu, \gamma}z) - \exp\left(-\frac{\sigma^2}{2}\right)\right]. \tag{6}$$

其中: μ 和 γ 表示 Gabor 滤波器的方向和尺度; $z = (i, j)$ 表示图像空间; $\|\cdot\|$ 为取模算子; σ 是高斯函数标准差; 滤波器中心频率 $k_{\mu, \gamma}$ 定义为

$$k_{\mu, \gamma} = k_\gamma \exp(i\varphi_\mu). \tag{7}$$

其中: $k_\gamma = \frac{k_{\max}}{f_\gamma}$; $\varphi_\mu = \frac{\pi\mu}{8}$; $k_{\max}$ 是最大频率; f_γ 为频域

内核函数的空间因子。 φ_{μ} 体现了滤波器的方向选择性, $k_{\mu,\gamma}$ 描述了 Gabor 滤波器对不同方向 and 不同尺度的响应。

通过选择一系列的 $k_{\mu,\gamma}$ 就得到一族 Gabor 滤波器。在大多数情况下,采用 5 个尺度 ($\gamma \in \{0, \cdots, 4\}$) 和 8 个方向 ($\mu \in \{0, \cdots, 7\}$), 得到 40 个 Gabor 小波核函数。一般地,取参数 $k_{\max} = \frac{\pi}{2}, \sigma = 2\pi, f_{\gamma} = \sqrt{2}$ 。

将输入图像 I 与这些核函数进行卷积运算,即可得到输入图像在不同频率、不同方向的纹理特征 $Q_{\mu,\gamma}(z)$:

$$Q_{\mu,\gamma}(z) = I(z) * \psi_{\mu,\gamma}(z) Q_{\mu,\gamma}(z) = I(z) \cdot \psi_{\mu,\gamma}(z)。(8)$$

其中 $z = (i, j)$ 。令集合 $S = \{Q_{\mu,\gamma}(z) : \gamma \in \{0, \cdots, 4\}, \mu \in \{0, \cdots, 7\}\}$ 即为图像 I 基于 Gabor 小波的纹理特征描述。另外,根据卷积运算的特性,可以利用快速傅立叶变换来加速卷积过程,大大提高 Gabor 纹理特征的计算效率(李小平等,1989)。

一个输入图像可得到 40 个 Gabor 纹理特征,在算法中,采用了两个通道的卫星云图,因此,对每一个位置的云图可以计算出 80 个纹理特征。

10 个灰度特征和 80 个纹理特征构成特征向量全部代入改进的 Normalized Cuts 模型显然维数太多了,因此更需要对这些纹理特征进行压缩降维。

2.4 PCA 降维

主成分分析 (principal component analysis, PCA) (Jolliffe,2002)是在均方误差最小的前提下,能够用较少的几个综合特征来代替原来数量较多的特征系统,并使得这些较少的综合特征既能尽量多地反映原来特征系统所反映的信息,同时它们之间又是彼此独立的。

因此,本文用 PCA 对 90 个特征进行降维,当取到 9 个主成分时,相应的累积特征值贡献率已达到 90% 以上,已经可以很好地表现原特征系统的信息,9 个主成分所对应的特征值如表 1 所示。将这 9 个特征值对应的特征向量分别作为 90 个特征的线性组合系数,可得到 9 个新的综合特征,每个综合特征是原 90 维特征的一种线性组合。

2.5 云图分割算法

对于待分割的新的卫星云图,首先对每一个像素点提取 90 个灰度和 Gabor 纹理特征,然后用上节中获得的 PCA 系数进行重组,得到新的特征,代入改进的 Normalized Cuts 模型进行分割。

表 1 前 9 个主成分的特征值及其所占比例

Table 1 The eigenvalue of first nine principal components and their proportions

序号	主成分的特征值	累积贡献/%
1	31.54	35.05
2	24.23	61.97
3	12.29	75.63
4	5.22	81.43
5	2.95	84.70
6	2.08	87.01
7	1.26	88.41
8	1.06	89.60
9	0.94	90.64

因此,卫星云图分割算法可以归结为如下步骤:

第一步,对长波红外通道和可见光的卫星云图分别计算灰度和 Gabor 纹理特征,并用 PCA 系数进行降维,得到每个像素点的新特征 $T_i(i = 1, \cdots, N)$, N 为像素点的个数。

第二步,用(5)式计算任意两点之间的相似程度,建立相似度矩阵 W ,建立赋权图 $G = (V, E)$ 。

第三步,求解特征系统 $(D - W) y = \lambda D y$,得到第二最小特征值所对应的特征向量 y 。

第四步,用该特征向量对图像进行分割。

第五步,如果需要,对得到的子图像用上述第二步至第四步进行递归分割,最终得到所需的分割结果。

3 数值试验及结果

3.1 分割过程

为了检验模型的云检测效果,选取了 2009 年 5 月 10 个时次的卫星云图和 2009 年 3 月 5 个时次的卫星云图分别进行了云检测实验。在每个给定时次的云图,对长波红外通道和可见光通道的云图分别计算出 5 个灰度特征和 40 个 Gabor 纹理特征,共计 90 个特征,并利用前面训练样本 PCA 降维时获得的主成分系数,将 90 个特征压缩为仅包含 9 个综合特征的向量 T ,然后按照公式(5)建立赋权图 G 的相似度矩阵 W ,其中具体的参数设置为:每个特征的尺度参数 α_k 为每个特征的方差,距离尺度参数 $\sigma_x = 20$,影响距离 $r = 3$ 。然后利用 Normalized Cuts 模型对赋权图 G 进行分割,得到云检测的结果。

图 1 给出了部分时次的检测结果,其中第 1 列为长波红外通道的云图,第 2 列为可见光通道的云图,第 3 列为本文模型的检测结果,为了对比结果的有效性,第 4 列给出了用双通道动态阈值法(刘希

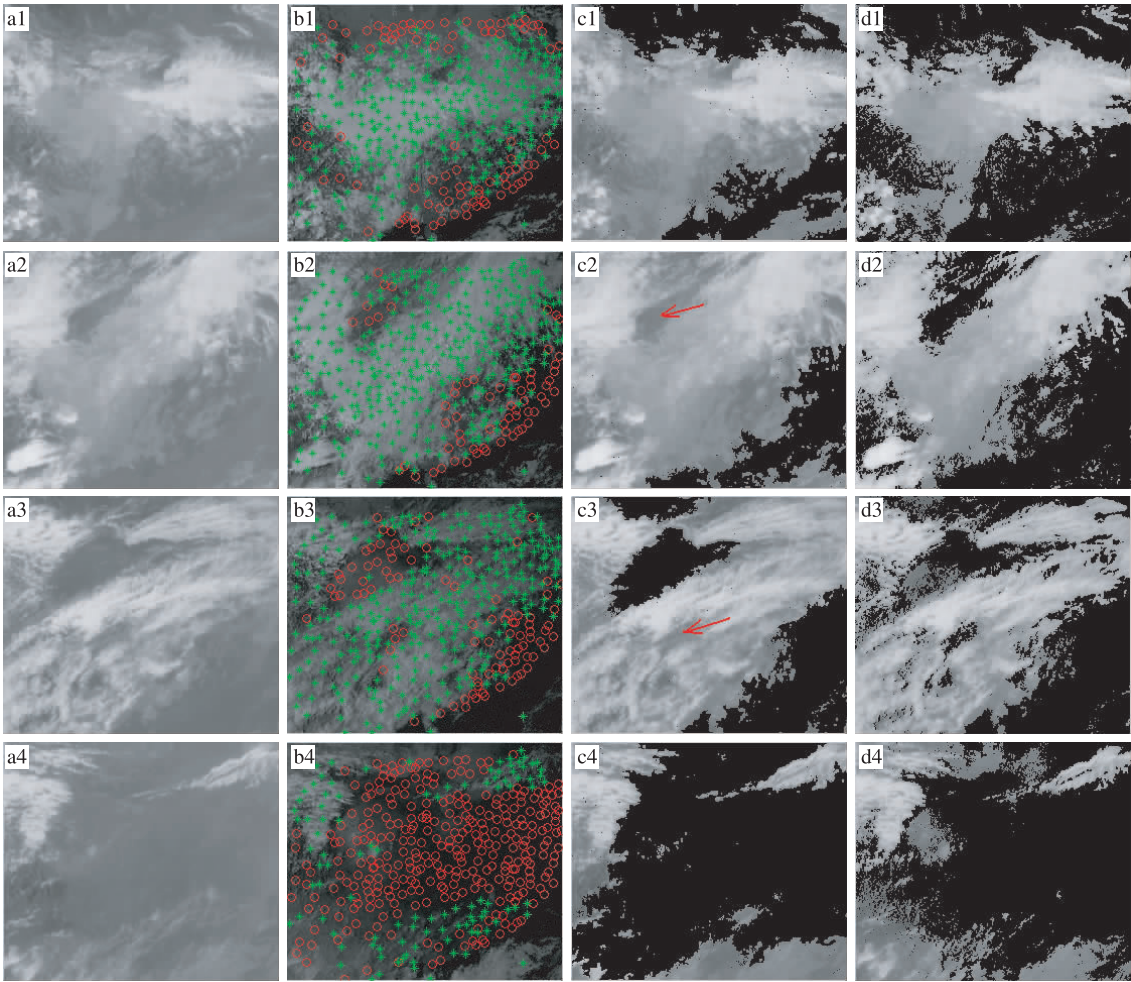


图 1 5 月 5 日 (a1, b1, c1, d1)、5 月 1 日 (a2, b2, c2, d2)、3 月 17 日 (a3, b3, c3, d3)、3 月 15 日 (a4, b4, c4, d4) 云检测结果 (b 中红色圆圈表示晴空, 绿色星号表示有云区域; c, d 中黑色部分表示晴空, 其余部分表示有云区域) a. 长波红外云图; b. 可见光云图及地面观测资料; c. 图割模型分割结果; d. 双通道动态阈值分割结果

Fig. 1 The result of cloud detection on cloud image on (a1, b1, c1, d1) 5th May, (a2, b2, c2, d2) 1st May, (a3, b3, c3, d3) 17th March, and (a4, b4, c4, d4) 15th March (in b, the red circle indicates the cloudless sky and the green cross indicates the cloudy sky; in c and d, the black region indicates the region of cloudless sky and the left area is the cloudy sky) a. cloud image of Infrared Channel 1; b. cloud image of visible light channel and the surface observations of cloud type; c. results of Normalized Cuts Model; d. results of dynamic threshold model

等, 2005) 的云检测结果。

3.2 与地面观测资料的对比

云检测效果检验方法一般分为 3 类: 通过专家观察分析 (即目视分析); 用公认比较准确的卫星云检测资料进行对比分析; 与地面站点资料对比分析。

对比图割模型的检测结果与 FY-2C 的原始云图的目视, 本文的检测结果是比较合理的, 基本可以把晴空和有云区域分割开来。从图 1 可见, 图割模型分割的结果相对于双通道动态阈值方法来看, 所得区域的整体性和连续性较好, 而阈值法分割时则比较容易产生很多零碎的区域。但这也使得图割方法在检测一些较小的碎云, 或者夹杂在云区域中的

小块的晴空区域时准确性不够高, 如图 1 中箭头指向的位置, 这些区域受到旁边云的影响, 纹理结构显得不够均匀。

为了更精确的衡量图割模型的云检测效果, 将检测结果与对应的地面观测资料进行对比。按照地面观测资料, 并参考气象观测规范, 地面观测总云量小于等于 2 的视为晴空, 总云量在 2 到 8 之间视为部分云, 大于 8 的则称为完全云。将部分云和完全云合并为有云区域, 云检测结果可分为晴空和有云区域两种情况。图 1b 为该区域中地面观测云类的结果, 其中红色圆圈表示检测结果为晴空, 绿色星号表示检测为有云区域。根据云图分割结果中相应位

置的地面观测结果,定义了与地面观测一致性指标 r :

$$r = 1 - \frac{k_1 + k_2}{k}。$$

(9)

其中: k 表示地面观测总数; k_1 表示晴空被误检为有云的个数; k_2 表示有云被误检为空空的个数。

2009 年 5 月的 10 个时次的云图和 3 月的 5 个时次的云图,应用图割模型所得的结果与地面观测结果的一致性如表 2 和表 3 所示。与动态阈值法的分割结果进行对比发现,本文的图割模型所得的一致性指标普遍要比动态阈值法的分割结果要高。5 月的 10 个时次的平均一致性达到 86.51%,3 月中 5 个时次的平均一致性达到 81.65%,说明云图检测还是存在一定的季节性差异,但与动态阈值法的一致性相比均高出了近 5 个百分点。

表 2 5 月云检测结果与地面观测对比

Table 2 Comparison between the results and the surface observation in May %

实验时次	图割模型与地面 观测一致性	动态阈值法与地面 观测一致性
20090501	88.37	78.93
20090505	85.10	76.20
20090506	90.39	85.34
20090507	87.95	88.67
20090508	88.73	91.85
20090509	89.40	88.19
20090510	84.41	84.12
20090511	77.40	75.48
20090512	84.21	78.47
20090513	89.18	79.33
平均一致性	86.51	82.66

表 3 3 月云检测结果与地面观测对比

Table 3 Comparison between the results and the surface observation in March %

实验时次	图割模型与地面 观测一致性	动态阈值法与地面 观测一致性
20090315	83.13	78.55
20090316	80.96	75.42
20090317	88.46	81.49
20090319	82.35	78.43
20090322	73.35	71.15
平均一致性	81.65	77.01

4 结论

本文中提出了一种基于 Gabor 纹理特征和改进 Normalized Cuts 模型的卫星云图云检测方法。从卫

星云图的图像视觉特性出发,提取了云图的灰度特征和 Gabor 纹理特征,并用 PCA 算法进行降维,然后用 Normalized Cuts 模型对云图进行了分割。结果表明,Gabor 纹理特征是云图的重要视觉特征,对云检测有较好的效果,而 Normalized Cuts 模型可以准确的分割出灰度较暗、纹理均匀的晴空区域,从而得到云检测结果。相对于双通道动态阈值分割法,本文基于图割模型的云检测方法的分割结果与地面观测资料的一致性较高,对 2009 年 5 月中 10 个时次的云图进行检测,平均一致性达到了 86.51%。但是在本文的分割过程中仅用到了云图的图像特征,并没有考虑其他相关的气象要素,比如气压等,因此如何在云检测时加入相关的气象要素是值得研究的方向之一。另外,Normalized Cuts 模型本身也存在的参数选择问题和计算速度不够快的问题,这也将是以后研究方向之一。

参考文献:

李小平,边肇祺,汪云九. 1989. 2 维 Gabor 滤波器的快速实现[J]. 自动化学报,15(2):136-141.

刘陈,李凤霞,张艳. 2009. 基于图割与泛形信息的对象分割方法[J]. 计算机辅助设计与图形学学报,21(12):1753-1760.

刘成林,吴炳方. 2004. NOAA AVHRR 云标识技术的应用分析[J]. 遥感学报,8(6):677-687.

刘希,许健民,杜秉玉. 2005. 用双通道动态阈值对 GMS5 图像进行自动云检测[J]. 应用气象学报,16(4):434-444.

师春香,吴蓉璋,项续康. 2001. 多阈值和神经网络卫星云图云系自动分割试验[J]. 应用气象学报,12(1):70-78.

苏燕妮,汪源源. 2010. 用 Normalized Cut 法自动提取乳腺超声图像中的肿瘤边缘[J]. 应用科学学报,28(6):601-608.

Daugman J G. 1988. Complete discrete 2-D Gabor transforms by neural networks for image analysis and compression[J]. IEEE Transactions on Acoustics, Speech, and Signal Processing, 36(7):1169-1179.

Derrien M, Gleau H L. 2005. MSG/SEVIRI cloud mask and type from SAFNWC[J]. Int J Remote Sens,26(21):4707-4732.

Goodman A H, Henderson S A. 1988. Cloud detection and analysis: A review of recent Progress[J]. Atmospheric Research,21:203-228.

Jolliffe I T. 2002. Principal component analysis[M]. 2nd ed. New York:Springer-Verlag.

Kriebel K T, Gesell G, Kastner M. 2003. The cloud analysis tool APOL-LO:Improvements and validation[J]. Int J Remote Sens,24(12):2389-2408.

Rossow W B, Garder L C. 1993. Cloud detection using satellite measurements of infrared and visible radiances for ISCCP[J]. J Climate,6:2341-2369.

Shi J, Malik J. 2000. Normalized cuts and image segmentation[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence,22(8):888-905.

(责任编辑:刘菲)