

多相活动轮廓模型在卫星云图分割中的应用研究

刘凯^{1,2}, 寇正²

(1. 东南大学 计算机科学与工程学院, 江苏 南京 210096;

2. 解放军理工大学 气象海洋学院, 江苏 南京 211101)

摘要: 应用基于水平集的多相活动轮廓模型对云图进行多类别分割, 云图被自动分割成几个区域, 不同区域就对应着不同的云顶高度, 区域分割结果可以使对一幅云图中不同高度云的分布以及哪种类型的云占主体有总体的认识 and 了解, 从而对天气系统的分析具有一定的辅助参考作用。

关键词: 图像分割; 气象卫星云图; 无边缘活动轮廓模型; 多相活动轮廓模型

中图分类号: TP391.41

文献标识码: A

文章编号: 1674-7720(2013)19-0041-03

Application research of multi-phase active contour model in segmentation of satellite cloud imagery

Liu Kai^{1,2}, Kou Zheng²

(1. School of Computer Science & Engineering, Southeast University, Nanjing 210096, China;

2. Institute of Meteorology and Oceanography, PLA University of Science and Technology, Nanjing 211101, China)

Abstract: The paper employs the multi-phase active contour model based on level set for multiple classes cloud segmentation in meteorological satellite cloud imagery. Image is automatically decomposed into a set of coherent regions, which corresponding to different levels of cloud top height. The region-based segmentation is found to be helpful to understand the distribution of cloud at different levels in image as a whole, and moreover, could give reference to the analysis for weather system to some extent.

Key words: image segmentation; meteorological satellite cloud image; active contour model without edges; multi-phase active contour model

气象卫星云图以其时-空分辨率高、覆盖面广的特点在气象领域得到了广泛应用, 成为除常规资料外的最重要的非常规气象资料。云是卫星云图上的重要目标, 云对电磁波的发射和反射被称为云的光谱特性, 云的光谱特性又是云的物理特性(如云相、云厚和云顶温度)的函数。其中, 云顶温度和云的高度密切相关, 高度较高的云, 云顶温度较低; 高度较低的云, 云顶温度较高^[1]。云大体可分为高云、中云和低云 3 种类型。气象卫星的红外云图在白天、夜间均可获得, 图像灰度取决于目标物的温度(即亮温), 温度越高灰度越小, 由于云顶温度随大气高度的增加而降低, 云顶越高, 其温度越低, 灰度就越大, 因此根据目标物的温度能判别云属于哪一种类型和地表。红外云图可以很好地反映出云顶温度的差异, 从而也反映出云高的差异和变化^[3]。既然云的分类对天气系统的分析和预报有非常重要的作用, 基于数字图像

处理技术的云的自动分割和分类方法研究近年来就成为一个主要的研究方向。过去几十年, 针对各种气象卫星(如 AVHRR、MODIS、GMS 等)提出了很多基于不同特征和分类器的云的分类方法, 早期的方法主要是通过对云的反射率、亮温或亮温差等特征设置一系列的阈值来进行分类^[4-7], 之后提出的方法主要是利用统计学方法或人工神经网络方法对提取的云的辐射、亮温等特征进行分类^[8-12]。近年来, 奇异值分解 SVD (Singular Value Decomposition) 被用来在可见光和红外云图中区分云区和非云区, 对云还可以区分高云、中云和低云^[13]。另外, TAHIR A A K^[2] 提出了通过提取不同波段云图的比值, 利用改进的概率神经网络进行的云分类系统。以上所述的分类方法的设计大多是针对某一特定的卫星传感器, 应用这一特定卫星传感器时往往能取得较高的分类准确率, 一旦传感器类型改变, 就不一定能取得理想

的结果,也就是说方法的通用性不足。而且,在分类之前需要选取大量的样本对分类器进行训练,整个分类的过程也比较耗时。图像中的噪声、背景照度的变化和云的不规则性等因素都会对分类准确率造成影响,因而有必要寻找高效、自动化程度较高、鲁棒的分割方法。基于活动轮廓模型的图像分割方法是一类新型的图像分割方法,已被广泛地运用于医学图像、遥感图像和工业图像处理领域。活动轮廓所固有的连续性和平滑性使得活动轮廓模型可以弥补噪声、目标边缘的不规则。本文应用多相活动轮廓模型对红外云图进行分割,模型根据图像内的灰度分布将图像分割为一系列的区域,区域分割结果对天气分析和预报有一定的参考作用。

1 多相活动轮廓模型及相关的模型

活动轮廓模型实质上是一种基于变分偏微分方程的分割方法,其基本思想是将待分割的边界视为一条可以活动的轮廓线,在特定能量泛函最小化过程的指引下,轮廓线不断朝目标的边缘方向变形,直至停留于目标的边缘位置,此时由轮廓线表征的就是待分割的边界^[4]。根据定位边界所用信息的差异,活动轮廓模型一般可分为基于边缘的模型和基于区域的模型。其中,基于边缘的模型一般利用轮廓线附近的局部梯度信息定位目标的边缘,对于梯度信息不强的弱边缘图像基本失效。基于区域的模型利用图像的区域信息(如均值、方差和纹理等)来演化轮廓线,因而对于弱边缘图像具有更好的性能,并且对初始轮廓的敏感性显著降低。CHAN T F 和 VESE L V 提出的无边活动轮廓 CV^[15](Active Contours Without Edges)模型是比较经典的基于区域的模型。

1.1 无边活动轮廓模型

令二维有界开集 $\Omega \subset R^2$ 表示图像域,如果能找到闭合曲线 $C, C = \partial\omega, \omega \subset \Omega$, 它将全部图像划分为内部区和外部区两个部分 $\Omega_1 = \omega, \Omega_2 = \Omega \setminus \omega$, 使在 Ω_1 内的图像部分与在 Ω_2 的图像的平均灰度恰好反映出对象与背景之间的灰度平均值的差别,那么这一闭合曲线就可看成是对象的轮廓。基于这一思路,CHAN T F 和 VESE L V 提出了下面的能量泛函:

$$F(c_1, c_2, C) = \mu \cdot \text{Length}(C) + \lambda_1 \int_{\text{inside}(C)} |u_0(x, y) - c_1|^2 dx dy + \lambda_2 \int_{\text{outside}(C)} |u_0(x, y) - c_2|^2 dx dy \quad (1)$$

其中, $\mu \geq 0, \lambda_1, \lambda_2 > 0$ 是给定常数, c_1 和 c_2 分别是输入图像在 Ω_1 和 Ω_2 的平均值。

采用变分水平集方法, $C = \{(x, y) | \phi(x, y) = 0\}$, 在式(1)中引入 Heaviside 函数, 将其修改为关于嵌入函数的泛函:

$$F(c_1, c_2, \phi) = \mu \int_{\Omega} \delta(\phi(x, y)) |\nabla \phi(x, y)| dx dy + \lambda_1 \int_{\Omega} |u_0(x, y) - c_1|^2 H(\phi(x, y)) dx dy + \lambda_2 \int_{\Omega} |u_0(x, y) - c_2|^2 (1 - H(\phi(x, y))) dx dy \quad (2)$$

这样在函数 ϕ 固定的条件下, 相对 c_1 和 c_2 , 最小化式(2), 可得:

$$c_1(\phi) = \frac{\int_{\Omega} u_0(x, y) H(\phi(x, y)) dx dy}{\int_{\Omega} H(\phi(x, y)) dx dy} \quad (3)$$

$$c_2(\phi) = \frac{\int_{\Omega} u_0(x, y) (1 - H(\phi(x, y))) dx dy}{\int_{\Omega} (1 - H(\phi(x, y))) dx dy} \quad (4)$$

在 c_1 和 c_2 固定的条件下, 相对 ϕ 最小化式(2), 可得欧拉-拉格朗日方程为:

$$\frac{\partial \phi}{\partial t} = \delta_{\epsilon}(\phi) \left[\mu \text{div} \left(\frac{\nabla \phi}{|\nabla \phi|} \right) - (u_0 - c_1)^2 + (u_0 - c_2)^2 \right] \quad (5)$$

通过式(2)、(3)、(4)、(5)的联立求解, 得到分割结果。

1.2 多相基于水平集的活动轮廓模型

上面的 CV 模型只引入了一个水平集函数, 只能对图像进行两类分割, 对具有复杂拓扑结构特征的图像就不能用一个水平集函数表示。VESE L V 和 CHAN T F^[16]就致力于寻找能有效表示多个类或分割的多相活动轮廓模型, 他们提出了用 $\log_2 n$ 个水平集函数代表 n 个类或分割。考虑 $m = \log_2 n$ 个水平集函数 $\phi_i: \Omega \rightarrow R, \phi_i$ 的零水平集的集合代表分割后各类的边界, 引入“向量水平集函数” $\Phi = (\phi_1, \dots, \phi_m)$ 和“向量 Heaviside 函数” $H(\Phi) = (H(\phi_1), \dots, H(\phi_m)), I$ 为类别号, $1 \leq I \leq 2^m = n$, 定义各类别平均灰度向量 $c = (c_1, \dots, c_n), c_I = \text{mean}(u_0)$, 各类的特征函数为 χ_I , 多相分割的能量泛函为:

$$F_n(c, \Phi) = \sum_{1 \leq I \leq n=2^m} \int_{\Omega} (u_0 - c_I)^2 \chi_I dx dy + \sum_{1 \leq I \leq m} \mu \int_{\Omega} |\nabla H(\phi_I)| \quad (6)$$

$n=2$ 即 $m=1$, 式(6)即变为式(1); $n=4$ 即 $m=2$ 时, 能量泛函为:

$$F_4(c, \Phi) = \int_{\Omega} (u_0 - c_{11})^2 H(\phi_1) H(\phi_2) dx dy + \int_{\Omega} (u_0 - c_{10})^2 H(\phi_1) (1 - H(\phi_2)) dx dy + \int_{\Omega} (u_0 - c_{01})^2 (1 - H(\phi_1)) H(\phi_2) dx dy + \int_{\Omega} (u_0 - c_{00})^2 (1 - H(\phi_1)) (1 - H(\phi_2)) dx dy + \mu \int_{\Omega} |\nabla H(\phi_1)| + \mu \int_{\Omega} |\nabla H(\phi_2)| \quad (7)$$

其中, $c = (c_{11}, c_{10}, c_{01}, c_{00})$ 为 4 个类的平均灰度向量, $\Phi = (\phi_1, \phi_2)$ 。

$$c_{11}(\Phi) = \text{mean}(u_0) \text{in} \{(x, y) : \phi_1(t, x, y) > 0, \phi_2(t, x, y) > 0\}$$

$$c_{10}(\Phi) = \text{mean}(u_0) \text{in} \{(x, y) : \phi_1(t, x, y) > 0, \phi_2(t, x, y) < 0\}$$

$$c_{01}(\Phi) = \text{mean}(u_0) \text{in} \{(x, y) : \phi_1(t, x, y) < 0, \phi_2(t, x, y) > 0\}$$

$$c_{00}(\Phi) = \text{mean}(u_0) \text{in} \{(x, y) : \phi_1(t, x, y) < 0, \phi_2(t, x, y) < 0\}$$

最小化能量泛函式(7), 得欧拉-拉格朗日方程为:

《微型机与应用》2013年第32卷第19期

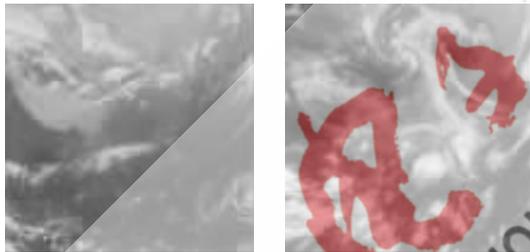
$$\frac{\partial \phi_1}{\partial t} = \delta_s(\phi_1) \{ \mu \operatorname{div} \left(\frac{\nabla \phi_1}{|\nabla \phi_1|} \right) - [((u_0 - c_{11})^2 - (u_0 - c_{01})^2) H(\phi_2) + ((u_0 - c_{10})^2 - (u_0 - c_{00})^2) (1 - H(\phi_2))] \} \quad (8)$$

$$\frac{\partial \phi_2}{\partial t} = \delta_s(\phi_2) \{ \mu \operatorname{div} \left(\frac{\nabla \phi_2}{|\nabla \phi_2|} \right) - [((u_0 - c_{11})^2 - (u_0 - c_{10})^2) H(\phi_1) + ((u_0 - c_{01})^2 - (u_0 - c_{00})^2) (1 - H(\phi_1))] \} \quad (9)$$

2 应用多相分割模型进行云图分割

进行分割实验的图像是两幅 FY-2E 气象卫星的红外卫星云图, FY-2E 气象卫星有 5 个光谱波段: 可见光波段 (0.5 μm , 光谱分辨率为 6 bit, 其成像被分成 64 灰度级)、短波红外波段 (3.7 μm , 光谱分辨率为 8 bit, 其成像被分成 256 个灰度级)、两个红外分裂窗波段 (10.3 μm 和 12 μm , 光谱分辨率为 8 bit, 其成像被分成 256 个灰度级) 和水汽波段 (6.4 μm , 光谱分辨率为 8 bit, 其成像被分成 256 个灰度级)。图像的大小均为 512 \times 512。在这个模型中需要设定的参数有迭代次数 (N)、 μ 和初始轮廓线模板, 实验中各参数取值为 $N=1\ 000$, $\mu=0.2$, $\text{mask}='whole'$ 。

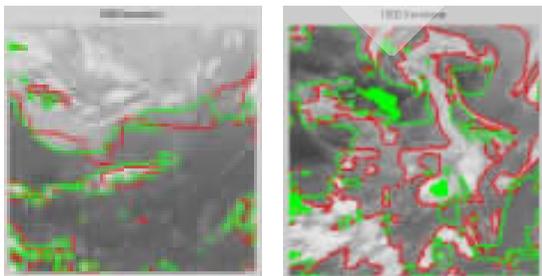
图 1 为两幅 FY-2E 卫星 IR1 波段图像, 图 2 是每幅图像上的两条轮廓线经过 500 次迭代后的演化情况, 图 3 是每幅图像上的两条轮廓线经过 1 000 次迭代后的演化情况, 图 4 是两幅图像最后的基于区域的分割结果。



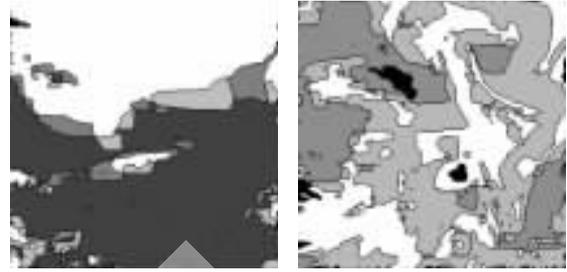
(a) 图像 1 (b) 图像 2
图 1 两幅 IR1 波段图像



(a) 图像 1 (b) 图像 2
图 2 500 次迭代后图像中轮廓线的演化情况



(a) 图像 1 (b) 图像 2
图 3 1000 次迭代后图像中轮廓线的演化情况



(a) 图像 1 (b) 图像 2
图 4 最终的区域分割图

由图 4 可以看到, 应用 4 相活动轮廓分割模型后, 云图被分割成 4 类, 每一类都以该类内的平均灰度所表示出来。在红外云图中灰度反映目标表面的温度, 温度又与云高相联系, 灰度越大, 温度越低, 即云的高度越高。如图 4(a) 所示, 云图的大部分区域被高云所覆盖, 低云和地表或海表占据第二, 中云所占的区域最少; 而图 4(b) 中, 高云、中云和低云分布地相对比较均匀。因而可以从最后得到的基于区域的分割图了解一幅云图中不同高度的云的总体分布, 并且认识到哪种类型的云是云图的主体, 这样将对后续的天气分析有一定程度的帮助。

本文应用基于水平集的多相活动轮廓模型对气象卫星云图进行分割, 经过轮廓线的演化过程后, 云图被自动地分割成若干个不同性质的区域。这种方法人工干预少, 也不需要对本样本进行训练, 实时性较好, 而且对数据的依赖小, 得到的区域分割图便于从总体上了解各种不同高度的云的分布情况, 为天气分析和预报提供一定的帮助。

参考文献

- [1] MAMORU I. Analysis and use of meteorological satellite images (1st ed)[M]. Tokyo, Japan: Meteorol. Satell. Centre, Japan Meteorol. Agency, 2002.
- [2] TAHIR A A K. A system based on ratio images and quick probabilistic neural network for continuous cloud classification[J]. IEEE Transactions on Geoscience Remote Sensing, 2011, 49(12): 5008-5015.
- [3] 陈渭民. 卫星气象学[M]. 北京: 气象出版社, 2005.
- [4] Yu Fan, Liu Changsheng, Chen Weimin. Man-computer interactive method on cloud classification based on bispectral satellite imagery[J]. Advances in Atmospheric Sciences, 1797, 14(3): 389-398.
- [5] ACKERMAN S A, STRABALA K I, MENZEL W P, et al. Discriminating clear sky from clouds with MODIS[J]. Journal of Geophysical Research, 1998, 103(D24): 32141-32157.
- [6] HUANG B, ACKERMAN S A, MENZEL W P. A new method for MODIS cloud classification[C]. Proceedings of SPIE, 2005(5890): 210-216.
- [7] MINNIS P, TREPTE Q Z, SUN-MACK S, et al. Cloud

- detection in nonpolar regions for CERES using TRMM VIRS and terra and aqua MODIS data[J]. IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, 2008,46(11):3857-3884.
- [8] FAN Y, HAO A. Cloud classification by using multi-spectral GMS imagery and comparison with surface cloud observation[C]. Proceedings of SPIE, 2008(7149):71490S-71490S-9.
- [9] LI J, MENZEL W P, YANG Z, et al. High-spatial-resolution surface and cloud-type classification from MODIS multispectral band measurements[J]. Journal of Applied Meteorology, 2003(42):204-226.
- [10] Li Zhenglong, Li Jun, MENZEL W P, et al. Comparison between current and future environmental satellite imagers on cloud classification using MODIS[J]. Remote Sensing Environment, 2007,108(3): 311-326.
- [11] GOMEZ-CHOVA L, CAMPS-VALLS G, CALPE-MARAVILLA J, et al. Cloud-screening algorithm for ENVISAT/MERIS multispectral images[J]. IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, 2001,45(12): 4105-4118.
- [12] GOMEZ-CHOVA L, MUOZ-MARI J, IZQUIERDO-VERDIGUIER E, et al. Cloud screening with combined MERIS and AATSR images[C]. Proceedings of IEEE IGARSS, Cape Town, South Africa, 2009: IV-761 - IV-764.
- [13] KAUR R, GANJU A. Cloud classification in NOAA AVHRR Imageries using Spectral and textural Features[J]. J. Indian Soc. Remote Sens, 2008(36):167-174.
- [14] 贺志国, 陆军, 匡纲要. 基于全局活动轮廓模型的 SAR 图像分割方法[J]. 自然科学进展, 2009, 19(3): 344-360.
- [15] CHAN T F, VESE L A. Active contour without edges[C]. IEEE Transactions on Imaging Processing, 2001, 10(2): 266-277.
- [16] VESE L A, CHAN T F. A multi-phase level set framework for image segmentation using the Mumford and Shah model[J]. International Journal of Computer Vision, 2002, 50(3):271-293.

(收稿日期:2013-07-24)

作者简介:

刘凯,女,1970年生,硕士,讲师,主要研究方向:遥感卫星图像处理,模式识别。