

基于云模型的图像区域分割方法

许凯¹⁾ 秦昆¹⁾ 黄伯和¹⁾ 杜鹤²⁾

¹⁾(武汉大学遥感信息工程学院, 武汉 430079) ²⁾(通信网络技术管理中心, 北京 100840)

摘要 基于区域的图像分割方法由于其高效、稳健的特点成为自动或半自动图像分割方法的研究热点之一。针对区域分割方法中存在的不确定性问题,提出了一种基于云模型的区域分割方法。首先以云变换为基础确定了区域生长过程中的生长准则,然后以逆向云算法实现分割区域由定量的像素集合到定性的云概念的转换过程,最后以云综合算法为基础将相邻区域进行合并,实现了基于区域的不确定性图像分割。两组图像分割实验表明该方法可以准确地分割出目标,并优于传统的图像分割算法。

关键词 区域生长 云模型 不确定性

中图法分类号: TP391.41 文献标志码: A 文章编号: 1006-8961(2010)05-757-07

A New Method of Region Based Image Segmentation Based on Cloud Model

XU Kai¹⁾, QIN Kun¹⁾, HUANG Bohe¹⁾, DU Yi²⁾

¹⁾(Information Engineering of Remote Sensing, Wuhan University, Wuhan 430079)

²⁾(Communication Network Technology Management Center, Beijing 100840)

Abstract The region based segmentation method has been attracting much attention in automatic or semi-automatic image segmentation research. This paper proposes a new region based segmentation method based on cloud model in order to take uncertainty into account in image segmentation. Firstly, cloud transform algorithm is given to determine the growing criteria, and then the region is transformed from quantitative pixel set to qualitative concept by backward cloud algorithm, finally cloud synthesis algorithm is realized to merge the two adjacent regions. Experiments show that the new method can extract target from background accurately, and more effectively than traditional image segmentation method.

Keywords region growing, cloud model, uncertainty

0 引言

图像分割是图像处理的关键问题之一,目前图像分割方法有上千种,主要分为4类:阈值分割法、边缘检测法、区域分割法和基于特定理论的分割方法^[1]。区域分割法作为一种高效、稳健的分割方法广泛应用于医学图像分割、视频目标检测、遥感图像分割等领域^[2-3]。目前,研究者对区域分割算法存在的缺点提出了相应的改进算法,并取得了较好的

效果,使得该方法成为自动或半自动图像分割方法的研究热点之一^[4-5]。传统的区域分割方法大多考虑的都是确定性的问题,然而由于图像信息本身的复杂性和相关性,使得在处理图像的过程中需要考虑不确定性。Udapa等人研究了模糊隶属度的生长理论,能够较好地克服由于图像噪声所带来的影响^[6],Pohle等人把待分割区域内像素的灰度值看作一个正态分布,先用原始区域生长算法估算出分布参数,再将该参数应用到第2遍生长过程中,从而获得更好的结果^[2]。图像中目标和背景的中心部分

基金项目:国家自然科学基金项目(60875007);国家重点基础研究发展计划(973)项目(2007CB311003)

收稿日期:2008-10-16;改回日期:2009-02-24

第一作者简介:许凯(1983—),男,武汉大学遥感信息工程学院博士生。研究方向为图像处理、数据挖掘。E-mail: xukai_whu@163.com

通讯作者:秦昆。E-mail: qinkun163@163.com

像素具有较高的确定性,像素对于目标的隶属度大;而边缘部分由于受其他类别像素的干扰,具有较高的不确定性,同时,图像中的噪声也存在着较高的不确定性。因此,基于不确定性的区域分割方法能更好地分析和处理边缘和噪声,获得更好的分割效果。

云模型是针对模糊集理论的隶属函数,提出的定性定量间不确定性转换模型。目前,云模型广泛应用于数据挖掘、图像分割等领域^[7-8]。由于图像中存在着不确定性问题,使用传统的“硬分割”算法不能分析和处理图像的不确定性,而云模型能用数学特征简单而准确地描述概念的不确定性,提供了一种定量定性间的转换工具,因此基于云模型的思想提出了一种新的不确定性图像区域分割方法。该方法首先对图像的梯度信息进行分析,以云变换拟合图像的梯度直方图来确定区域生长的生长准则,然后以逆向云算法将区域中定量的灰度信息转换为定性的云概念,最后以云综合算法将相邻区域的云模型进行云综合,实现基于区域的图像分割。该方法采用云模型来描述和分析图像中的不确定性问题,更能直观地反映像素聚类为区域后存在的模糊性,既很好地解决了传统“硬分割”算法在不确定性信息上的忽视,又能自适应地确定区域生长准则,具有较强的稳健性。图像分割实验表明该算法可以准确地分割出目标,优于传统的图像分割算法。

1 云模型简介

云模型 $C(Ex, En, He)$ 是一种定性概念与其定量表示之间的不确定性转换的模型。设 U 是一个用精确数值表示的论域(1 维、2 维或多维), U 上对应的定性概念 A , 对于论域中的任意一个元素 x , 都存在一个有稳定倾向的随机数 $y = u(x)$, 叫作 x 对概念 U 的确定程度, x 在论域上的分布称为云模型, 简称为云。云模型用 3 个数字特征期望 Ex 、熵 En 和超熵 He 来表示概念的不确定性。

正态云模型是在正态分布的基础上建立起来的, 是一种最基本的云模型, 也是表征概念的有力工具之一。由期望和熵便可确定具有正态分布形式的云的期望曲线方程^[9]:

$$y = e^{-\frac{(x-Ex)^2}{2En^2}} \quad (1)$$

采用正向云发生器可以实现云的生成, 它根据云的数字特征 (Ex, En, He) 产生云滴, 是从定性到定量的映射。其输入为表示定性概念的期望值 Ex 、熵

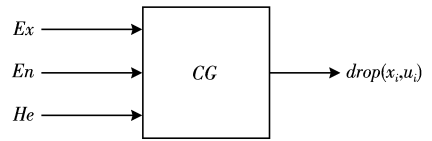


图 1 正向云发生器

Fig. 1 Forward cloud generator

En 和超熵 He , 云滴数量 n , 输出的是 n 个云滴在数域空间的定量位置及每个云滴代表该概念的确定度。正向云发生器如图 1 所示, Ex , En , He 分别表示云的期望、熵和超熵, $drop$ 表示输出的云滴, x 和 u 分别表示云滴的数值和该云滴对概念的隶属度。

例如, 给定 $Ex = 0$, $En = 3$, $He = 0.1$, $n = 10\ 000$, 则生成的云如图 2 所示。

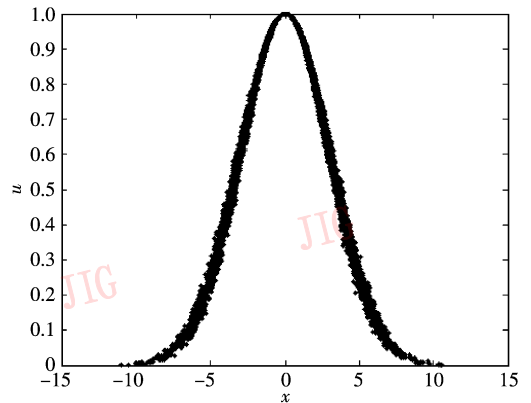


图 2 $C(0, 3, 0.1, 10\ 000)$ 生成的云

Fig. 2 $C(0, 3, 0.1, 10\ 000)$ cloud model

2 基于云模型的图像区域分割

2.1 基于云变换的区域生长准则的确定

图像区域分割就是按某种相似的性质将像素聚合在一起, 从而构成最终的分割图像。该方法利用图像像素之间的连续性与邻接性将像素或子区域聚合成更大的区域, 它有效地利用了图像的局部空间信息, 可以克服阈值分割和边缘检测等方法存在的分割空间不连续的缺点。本文采用单连接区域生长算法, 主要步骤有:

- 1) 对图像进行扫描, 找到还没有属于任何一个区域的像素作为生长点。
- 2) 以生长点为中心考察它的邻域像素是否符合生长准则, 如符合生长准则, 则将它们视为同一区域像素, 并形成连接核。
- 3) 考察连接核中某一像素的邻域像素, 将符合

生长准则的像素加入该连接核,直到区域不能进一步扩张。

4) 继续扫描直到所有像素都有归属,则结束整个区域生长过程。

由此可以看到,生长准则的确定问题是算法的关键点之一。一般而言就是计算相邻两个像素的差是否小于设定阈值,如果阈值选择过大,图像分割后的区域较少,目标和背景会出现混淆的情况,分割精度降低;如果阈值选择过小,图像分割后的区域较多,目标会被分割为多个区域,形成过分割现象。因此,选择合适的阈值是区域分割的关键步骤之一。本文使用 3×3 的拉普拉斯算子作为模板对图像进行卷积求得图像的梯度信息,如图 3 所示。

$-\frac{1}{8}$	$-\frac{1}{8}$	$-\frac{1}{8}$
$-\frac{1}{8}$	1	$\frac{1}{8}$
$-\frac{1}{8}$	$-\frac{1}{8}$	$-\frac{1}{8}$

图 3 3×3 的拉普拉斯算子
Fig. 3 3×3 Laplacian

卷积后的图像实质为原始图像中像素与周围 8 邻域灰度差的平均值,表现为原始图像的梯度信息,统计梯度图像的直方图如图 4 所示(显示灰度范围为 $0 \sim 40$)。

梯度图像的直方图显示了像素与其邻域像素灰度差值的分布,在梯度图像中灰度较小的像素表现为与其邻域像素的灰度变化较平缓,为内部像素点;灰度较大的像素表现为与邻域像素的灰度变化较为剧烈,为边缘像素点或噪声。因此,对梯度图像选择一个合适的阈值将内部像素和边缘像素区分开就成为构建区域生长准则的关键步骤。假设内部像素是均匀的,则可以用高斯分布来表达内部像素的分布规则,梯度图像的直方图则可用多个高斯分布函数叠加构成。以云变换算法为基础实现直方图到正态云模型的转换。云变换是指将论域中的频率分布函数 $f(x)$ 转换为若干个幅度不同的正态云模型的叠加。其数学表达式为^[9]

$$f(x) \rightarrow \sum_{i=1}^n a_i \times C(Ex_i, En_i, He_i) \quad (2)$$

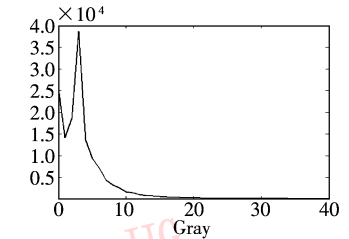
云变换算法将梯度图像的直方图离散成若干个正态云模型的叠加,如图 5(a) 所示。梯度变化较平



(a) 原图



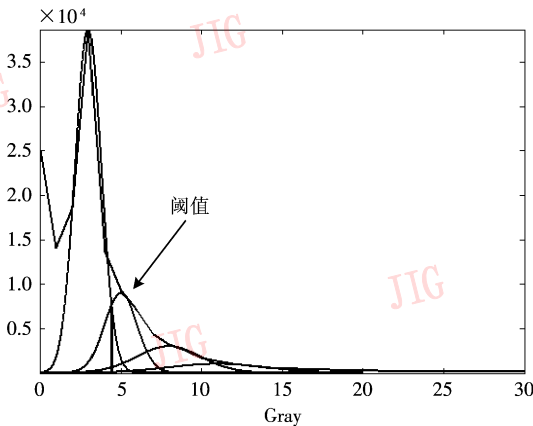
(b) 卷积后梯度图像



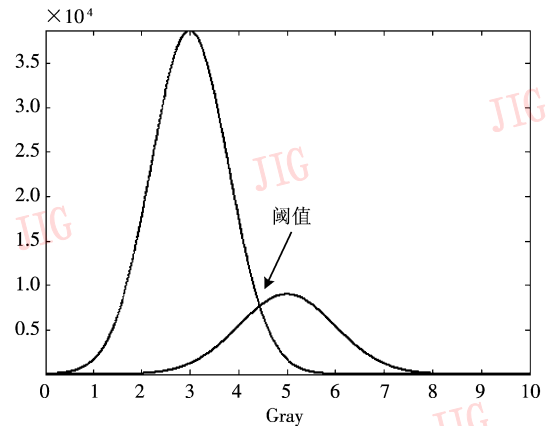
(c) 梯度图像直方图

图 4 图像卷积

Fig. 4 Image convolution



(a) 云变换拟合直方图



(b) 生长准则确定

图 5 云变换算法

Fig. 5 Cloud transform algorithm

缓的像素则被一个正态云模型所表示,其期望曲线与相邻云模型的期望曲线的交点就是分割内部像素和边缘像素的阈值,如图 5(b)所示。该阈值将图像中确定性的内部像素和不确定性的边缘和噪声分割开来,内部像素以一个正态云模型所表示,边缘和噪声则被若干个正态云模型的叠加所表示。

将得到的阈值作为区域分割的生长准则对图像进行分割,得到分割后的结果如图 6 所示。图像被分割成为了 2 377 个区域,梯度变换较平缓的内部像素被分割成了大块区域,而梯度变换较剧烈的边缘像素或噪声则被分割成了小块区域。然而区域分割方法往往产生过分割现象,即某一目标被分割成为了若干小区域,因此对小块区域的合并过程是保持目标完整性的关键步骤。



图 6 区域分割结果

Fig. 6 Region based image segmentation result

2.2 区域尺度分析

图像分割过程总是伴随着尺度效应,不同尺度下得到的分割结果不同。在较小尺度下分割往往会得到破碎的区域,对细节的处理更精确,但难以保证目标的完整性和单一性;在较大尺度下分割则会得到完整的区域,能保持目标完整性和单一性,但往往会忽略很多细节信息,降低目标的识别效率和准确性。进行尺度分析可以更好地把握目标的宏观和微观的特征,提高分割效率和精度。消除区域分割方法存在的过分割现象,就需要在尺度分析下对小块区域进行合并,保证目标的完整性和单一性。

区域的面积常常作为尺度分析的特征,统计分割后 2 377 个区域的面积,其中面积最大的区域有 144 243 个像素,面积最小的区域只有 1 个像素,面积为 1 个像素的区域数量最多,一般认为是边缘像素或噪声点。将区域按面积由大到小排列,分别对

应 $m_i (i = 1, 2, \dots, 2\ 377)$, 如图 7 所示(未显示面积为 1 个像素的区域)。由图 7 可知,图像被分割成了两个主要区域,其面积分别为 $m_1 (m_1 = 144\ 243)$ 和 $m_2 (m_2 = 6\ 114)$, 对应目标和背景,其他小面积区域为待合并区域,选择区域序列号 $i (i = 1, 2, \dots, 2\ 377)$, 若 i 较小,则合并后的区域较少,能较好地保持目标的完整性和单一性;若 i 较大,则合并后的区域较多,图像的细节信息保留更完整。分割阈值 T 设定为

$$m_{i+1} < T < m_i \quad (3)$$

阈值 T 为分割尺度参数,将面积小于 T 的区域与其邻域区域进行合并,直至满足合并后的新区域面积大于 T 。

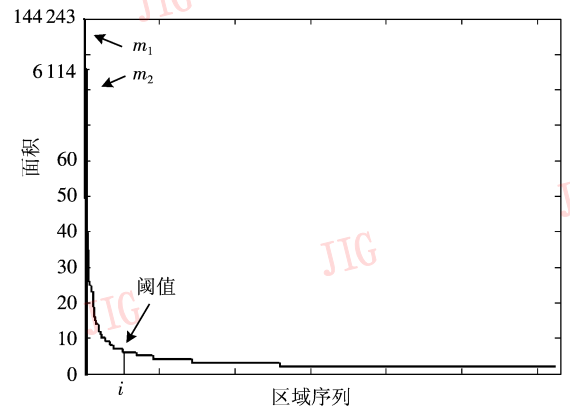


图 7 分割后区域面积

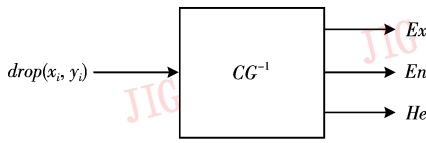
Fig. 7 Area of region

2.3 基于云综合的区域合并

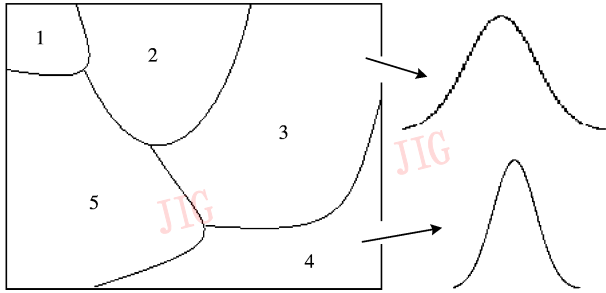
图像被分割为若干个小区域后,区域内像素的灰度信息就不再保留,而是以一个云模型 $C(Ex, En, He)$ 来表达区域的整体特征。采用无确定度信息的逆向云发生器将区域内像素的灰度信息转换成云模型^[9]。逆向云发生器是从定量到定性的映射,通过统计的方法将一定数量的数据转为一个定性的概念,使用云模型 $C(Ex, En, He)$ 来表示,并以此来描述这些精确数据所反映的云滴的整体,逆向云发生器如图 8(a)所示,将区域转换为云模型如图 8(b)所示。

采用逆向云发生器将区域内像素的灰度信息转换成云模型后,图像的像素已被若干个云模型所替代。因此,相邻区域的合并也就成为了云模型的综合过程。基于云综合的区域合并算法如下:

1) 计算相邻云模型的距离,云距离公式为 $dis = |Ex_1 - Ex_2|$, 找到距离最小的两个云模型;



(a) 云逆向云模型



(b) 区域转换为云模型

图 8 逆向云模型

Fig. 8 Backward cloud model

式中, En'_1, En'_2 计算方法如下:

设 $MEC_{c_1}(x)$ 和 $MEC_{c_2}(x)$ 分别是 C_1 和 C_2 的期望曲线方程, 令

$$MEC'_{c_1}(x) = \begin{cases} MEC_{c_1}(x) & \text{若 } MEC_{c_1}(x) \geq MEC_{c_2}(x) \\ 0 & \text{其他} \end{cases} \quad (7)$$

$$MEC'_{c_2}(x) = \begin{cases} MEC_{c_2}(x) & \text{若 } MEC_{c_2}(x) \geq MEC_{c_1}(x) \\ 0 & \text{其他} \end{cases} \quad (8)$$

则有:

$$En'_1 = \frac{1}{\sqrt{2\pi}\sigma} \int MEC'_{c_1}(x) dx \quad (9)$$

$$En'_2 = \frac{1}{\sqrt{2\pi}\sigma} \int MEC'_{c_2}(x) dx \quad (10)$$

基于云综合的区域合并算法将区域以云模型的形式进行云综合, 实现了破碎区域的合并, 并且使合并后区域的面积大于尺度阈值 T , 这样便实现了图像分割。

3 图像分割实验及分析

实验 1:

针对美国加利福利亚州立大学 Berkeley 分校计算机视觉研究组所提供的一组图像分割数据进行实验, 如图 9(a) 所示, 本文方法的分割结果如图 9(b) 所示, 迭代阈值分割法和模糊 C 均值分割法的结果如图 9(c) 和(d) 所示。

2) 使用云综合算法将距离最小的两个云模型进行综合, 用综合后的云模型表示合并后的区域;

3) 重复步骤 1) 和 2), 继续直至所有云模型所代表的区域面积大于尺度阈值 T 。

云综合算法如下^[9]:

给定两个云模型 $C_1(Ex_1, En_1, He_1)$ 和 $C_2(Ex_2, En_2, He_2)$, 令综合后的云模型为 $C(Ex, En, He)$, 则有:

$$Ex = \frac{Ex_1 En'_1 + Ex_2 En'_2}{En'_1 + En'_2} \quad (4)$$

$$En = En'_1 + En'_2 \quad (5)$$

$$He = \frac{He_1 En'_1 + He_2 En'_2}{En'_1 + En'_2} \quad (6)$$

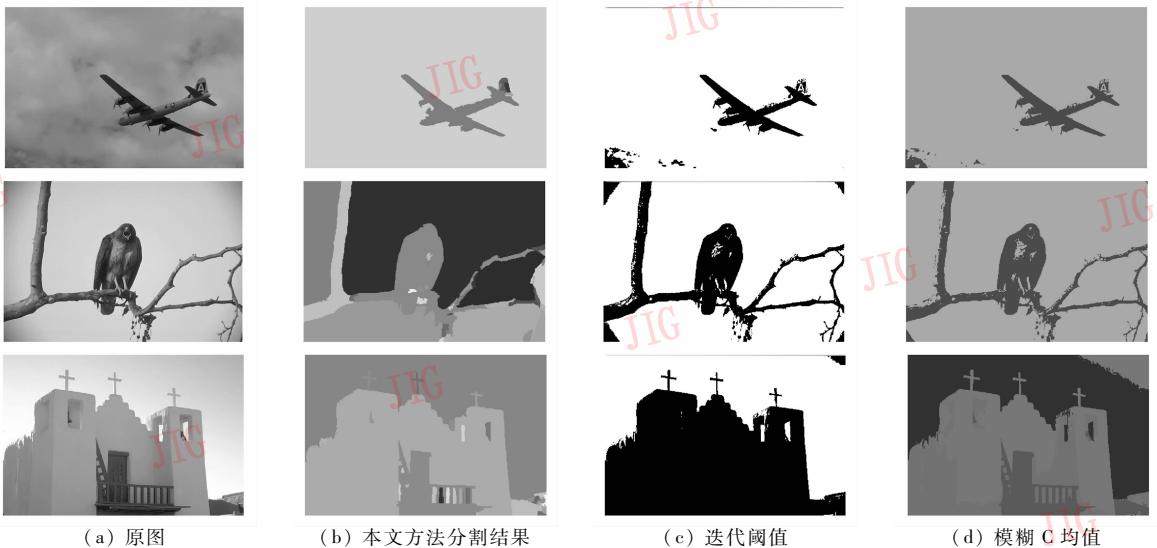


图 9 分割结果图

Fig. 9 Experimental results

在图像分割的结果评价中,误分率是一个重要的衡量指标。误分率是指背景误分为目标加上目标误分为背景的像素数占总像素的百分比,其公式为

$$ME = 1 - \frac{|B_o \cap B_r| + |F_o \cap F_r|}{|B_o| + |B_r|} \quad (11)$$

式中, B_o 表示参考图像的背景特征量值, B_r 表示分割图像的背景特征量值, F_o 表示参考图像的目标特征量值, F_r 表示分割图像的目标特征量值, $B_o \cap B_r$ 表示分割图像中被正确分割为背景的特征量值, $F_o \cap F_r$ 表示分割图像中被正确分割为目标特征量值, 在这里, 特征量值可以用像素个数来表示。分割参考图像如图 10 所示。



图 10 分割评价参考图像

Fig. 10 Ground-truth of original images

将本文方法和常用的图像分割方法, 如迭代阈值分割法和模糊 C 均值聚类分割法比较图 9, 可以看到本文方法的分割效果明显优于这两种常用的图像分割算法。表 1 显示了几种分割方法的误分率, 本文方法误分率小于迭代阈值和模糊 C 均值分割方法。迭代阈值分割通过统计像素灰度值选择一个全局最优的阈值来分割图像, 这种方法是基于图像

表 1 分割结果的误分率

Tab. 1 Misclassification error of image segmentation

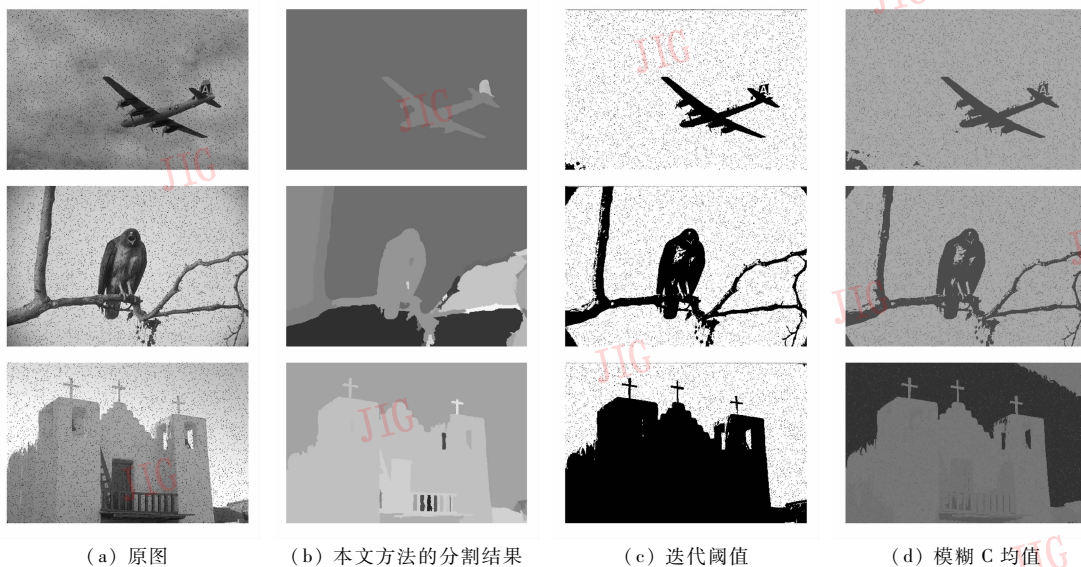
分割方法	误分率/%		
	飞机	鸟和树枝	房屋
迭代阈值	2.457	3.245	7.831
模糊 C 均值	1.857	2.846	5.433
本文方法	0.616	2.373	2.984

直方图信息来实现分割, 更多地考虑了图像的全局信息, 忽视了图像的局部信息, 同时也忽视了边缘像素和噪声的不确定性, 属于一种“硬分割”方法。模糊 C 均值算法虽然考虑了像素的不确定性, 然而算法本身也是基于图像的全局灰度信息, 而忽视了像素之间的关联性。

实验 2:

对原始图像加入椒盐噪声, 用上述方法进行分割, 结果如图 11 所示。

由图 11 可以看出, 本文方法可以有效地避免噪声的干扰, 准确地分割出目标, 而迭代阈值和模糊 C 均值算法都不同程度地受到了噪声的干扰, 分割精度有所降低。表 2 显示出加入噪声后各分割方法的误分率, 可以看到迭代阈值和模糊 C 均值分割方法的误分率有了明显地提高, 而本文方法的误分率只有略微提高, 表现出较强的抗噪性。基于云模型的区域分割方法不仅能从图像的全局信息中获得分割阈值, 并且在尺度分析下更好地顾及了像素的邻域信息, 使得该方法对噪声不敏感, 具有较强的抗噪



(a) 原图

(b) 本文方法的分割结果

(c) 迭代阈值

(d) 模糊 C 均值

图 11 加入噪声的分割结果图

Fig. 11 Experimental results

表2 分割结果的误分率

Tab.2 Misclassification error of image segmentation

分割方法	误分率/%		
	飞机	鸟和树枝	房屋
迭代阈值	5.425	6.157	9.334
模糊C均值	5.147	5.927	7.173
本文方法	0.680	2.611	3.306

性。云变换算法自适应地计算出区域内部像素与边缘、噪声之间的分割阈值,将图像中不确定性像素提取出来,以若干个正态云模型的叠加表示。区域的尺度分析和云综合算法将图像中尺度较小的区域(包括噪声)作为分析和处理的对象,不仅消除了区域分割存在的过分割问题,同时也大大提高了该方法的抗噪性。

4 结论

采用云模型来分析和处理图像分割中的不确定性,通过对图像梯度信息进行分析,将图像的区域内部像素用正态云模型来表示,边缘和噪声用若干个正态云模型的叠加来表示。从图像信息的全局性上实现了定量数据到定性概念的转换。同时以逆向云算法将分割后区域内的像素用正态云模型表示,在图像局部空间也实现了定量数据到定性概念的转换。这样的转换过程充分考虑到概念中的像素对整个概念的影响,建立起的云模型能更好地反映整个概念的定性特征,使形成的概念具有很好的稳健性。两组图像分割实验证明了该方法可以较为准确地分割出目标,具有良好抗噪性。本文方法为图像分割方法研究提供了一种新的思路,对云模型理论的研究也是一个完善和拓展的过程。

提出的方法还有一些不足之处需要进一步研究:1)进行尺度分析时云综合算法没有考虑待合并区域的面积对合并结果的影响,即在云综合时需要考虑幅度信息对云综合结果的影响。2)本文方法

主要考虑图像的灰度信息,因此较适用于灰度图像分割,然而对于纹理图像难以得到令人满意的结果。图像的纹理也是一个重要的特征,如何使算法能更好地适应纹理图像分割还有待进一步地研究。

参考文献 (References)

- [1] Zhang Yujin. Image Segmentation[M]. Beijing: Science Press, 2001. [章毓晋. 图像分割[M]. 北京: 科学出版社, 2001.]
- [2] Pohle R, Toennies K D. A new approach for model-based adaptive region growing in medical image analysis[C]//Proceedings of the 9th International Conference on Computer Analysis and Patterns. Berlin, Germany: Springer, 2001: 238-246.
- [3] Grinias I, Tziritas G. A semi-automatic seeded region growing algorithm for video object localization and tracking[J]. Signal Processing: Image Communication, 2001, 16(10): 977-986.
- [4] Fan J P, Zeng G H, Body M, et al. Seeded region growing: An extensive and comparative study[J]. Pattern Recognition Letters, 2005, 26(8): 1139-1156.
- [5] Mehnert A, Jackway P. An improved seeded region growing algorithm[J]. Pattern Recognition Letters, 1997, 8(10): 1065-1071.
- [6] Udupa J K, Saha P K, Lotufo R A. Relative fuzzy connectedness and object definition: Theory, algorithms, and applications in image segmentation[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2002, 24(11): 1485-1500.
- [7] Di Kaichang, Li Deyi, Li Deeren. Cloud theory and its applications in spatial data mining and knowledge discovery[J]. Journal of Image and Graphics, 1999, 4(11): 930-935. [邸凯昌, 李德毅, 李德仁. 云理论及其在空间数据挖掘和知识发现中的应用[J]. 中国图象图形学报, 1999, 4(11): 930-935.]
- [8] Qin Kun, Li Deyi, Xu Kai. Image segmentation based on cloud model[J]. Journal of Geomatics, 2006, 31(5): 3-5. [秦昆, 李德毅, 许凯. 基于云模型的图像分割方法研究[J]. 测绘信息与工程, 2006, 31(5): 3-5.]
- [9] Li Deyi, Du Yi. Artificial Intelligence with Uncertainty[M]. Beijing: National Defence Industry Press, 2005. [李德毅, 杜鹤. 不确定性人工智能[M]. 北京: 国防工业出版社, 2005.]