

一种提取图象细节边缘的新方法

王小鹏 郝重阳 樊养余 张先勇

(西北工业大学电子与信息工程研究所, 西安 710072) (西安虚拟现实工程技术研究中心, 西安 710072)

摘要 边缘是图象的基本特征, 边缘信息是进行图象分析和识别的重要属性, 但由于常用的边缘提取方法在提取边缘的同时, 容易丢失图象的细节边缘信息, 为此提出了一种基于灰度形态学和图象分解技术相结合的图象细节边缘提取方法, 该方法首先运用灰度形态学方法检测出包含图象细节的边缘图象并去除部分背景和噪声, 然后进行区域分解, 再通过对不同的区域选取不同的阈值来保证边缘提取的完整性. 仿真结果表明, 与传统方法相比, 该方法能有效地提取一般图象的细节边缘, 甚至能提取被噪声污染图象的边缘.

关键词 计算机图象处理(520·6040) 细节边缘提取 灰度形态学 图象分解 阈值处理

中图法分类号: TP391.4 **文献标识码:** A **文章编号:** 1006-8961(2003)11-1286-05

New Method for Image Detail Edge Extraction

WANG Xiao-peng, HAO Chong-yang, FAN Yang-yu, ZHANG Xian-yong

(Institute of Electronic and Information Engineering, Northwestern Polytechnical University, Xi'an 710072)

(Xi'an Virtual Reality Technical Research Center, Xi'an 710072)

Abstract It is well known that edge is the basic feature of image and the important property for image analysis and recognition. Using traditional edge extraction, strong edge can be efficiently extracted but detail edge information may be lost, however, these detail edge information are often important features in some real applications. This paper proposes a new method to extract image detail edge based on the combination of gray-morphology and image decomposition. First gray-morphological operators are used to detect edge image and remove part background and noise, then it is decomposed into several areas using quad-tree method, continuous decomposition is terminated when the area size is equal or smaller than the minimal area size parameter, finally, different thresholds for different areas are selected to ensure the integrality of edge extraction, in order to void smooth background are involved and some detail edges are lost, global minimal and maximal thresholds are set beforehand to limit the scope of selected threshold, when area threshold is smaller than global minimal threshold, it will be replaced by the global minimal threshold, inversely, by global maximal threshold. Simulations show that this method can efficiently extract detail edges from both noiseless images and noise images.

Keywords Detail edge extraction, Gray-morphology, Image decomposition, Threshold processing

0 引言

众所周知, 图象边缘中包含着有价值的目标边界信息, 由于这些信息是图象分析和识别以及区域分割的重要依据, 因此, 边缘提取是图象处理与分析研究的一个重要方向.

所谓边缘提取就是首先检出图象局部特性的不连续性, 然后再将这些不连续的边缘像素连接成完

整的边界. 由于边缘的特性是沿边缘走向的像素, 其灰度变化平缓, 而垂直于边缘方向像素的灰度变化剧烈, 因此, 边缘提取算法就是检出符合边缘特性的边缘像素的数学算子. 如今, 边缘提取算法很多, 常用的有 Sobel^[1]、Prewitt^[2]、Canny^[3]、Top-Hat^[4]变换等. 其中, Sobel 和 Prewitt 法都是对图象的每一个像素通过计算它四邻点灰度的加权和来检测边缘; Canny 法则是使用拉普拉斯算子, 并且使用两种不同的阈值分别检测强边缘和弱边缘, 虽然其边缘

提取效果较好,但容易产生双像素边界,而且对噪声敏感;Top-Hat 变换由于是从原始图象中减去对其作开运算的图象来得到边缘图象,因此能较好地检测出图象边缘。

利用上述方法检测出图象边缘后,再进行阈值处理,即可得到图象的边缘。该阈值的选择一般是通过分析边缘检测输出的直方图或是根据实际需要来确定,其中,基于图象全局信息获得的阈值作用于整幅图象,尽管其边缘检测效果较好,但却难于或无法提取图象中灰度变化较小的细节边缘,而这些细节边缘在某些应用场合却是图象分析和识别过程中相当重要的特征。为了克服这一缺陷,本文将灰度形态学理论和图象分解技术两者相结合,形成了一种图象细节边缘提取的新方法,理论分析和仿真结果都证明了该方法的有效性,而且对于受噪声污染的图象也能获得较好的提取效果。

1 基于灰度形态学和图象分解的细节边缘提取原理

灰度形态学^[5]是二值形态学的扩展,其基本运算包括膨胀、腐蚀、开、闭运算^[6]等。对于灰度图象 f ,在通过选取适当结构元素 B 的形状和元素值,对 f 作灰度形态学变换时,首先检测出包含细节的边缘图象,然后进行区域分解,再针对不同的区域选取不同的阈值,就可以提取出细节边缘图象。

在检测细节边缘图象的同时,应首先去除图象中灰度变化平滑的背景,然后在二值结构元素的基础上,引入“像素灰度不变点”的概念,所谓像素灰度不变点是指图象经过开或闭运算前后灰度值保持不变的像素。由开运算和闭运算的定义可以得出开、闭运算的如下两个性质:(1)当且仅当像素灰度在结构元素的邻域覆盖范围内具有局部极小值时,开运算前后的像素为像素灰度不变点;(2)当且仅当像素灰度在结构元素的邻域覆盖范围内具有局部极大值时,闭运算前后的像素为像素灰度不变点。上述性质的数学描述如下:

假设 I 为原始图象, \hat{I} 表示被结构元素 B 覆盖的图象区域,则有

性质 1:若 $I(u,v) = \min(\hat{I})$,则 $(I \circ B) = I$;

性质 2:若 $I(u,v) = \max(\hat{I})$,则 $(I \bullet B) = I$ 。

本文提出的图象细节边缘提取流程如图 1 所示。对于由若干个灰度级不同的像素组成的灰度图

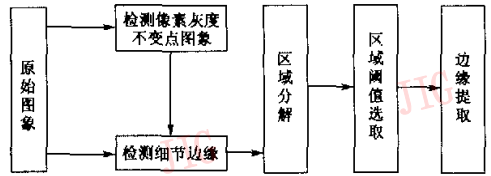


图 1 细节边缘提取方法流程框图

象,若要提取细节边缘,则首先必须检测出包含细节的边缘图象,并滤除图象背景,否则将无法提取细节边缘。由性质 1 可知,进行边缘提取时,应首先检测出像素灰度不变点图象(为了简化分析,以下以开运算的像素灰度不变点图象检测为例,形态闭运算情况相似);然后利用基于形态开运算的灰度形态学变换来突出图象边缘灰度,在这个过程中,灰度变化较大的图象轮廓以及变化较小的细节区域均得到加强,这样当包含细节的边缘被检出后,便可以利用区域分解方法将检测出的边缘图象分解为若干个区域;最后针对不同的区域选取相应的区域阈值,以提取边缘信息,当处理完所有区域后,即可提取出包含细节信息的图象边缘。

2 细节边缘提取算法的实现

本文方法的实现包括细节边缘检测、区域分解和区域阈值处理 3 个步骤。

2.1 细节边缘检测

从原理图 1 可以看出,细节边缘图象的检测通过像素灰度不变点图象检测和细节边缘检测两步完成。假设 \bar{I}_1 表示经过开运算后包含像素灰度不变点的图象, I_1 为像素灰度不变点图象,则

$$\bar{I}_1 = I_1 \circ B \quad (1)$$

根据性质 1 即可从 \bar{I}_1 中检测出像素灰度不变点图象 I_1 ,并令

$$\bar{I}_0 = (\bar{I}_1 \oplus B) - I_1 \quad (2)$$

将 \bar{I}_0 与 I_1 相减,便得到去除了像素灰度不变点像素部分的边缘图象 I_0 ,即

$$I_0 = \bar{I}_0 - I_1 \quad (3)$$

这样,经过上述处理得到的图象 I_0 中就不仅包含了各种灰度级的边缘信息,且原图象中的细节和强边缘均被突出。这种情况下,如果采用固定单一的全局阈值来提取图象 I_0 的边缘,那么其中的细节边缘就可能丢失。为了提取边缘图象中 I_0 平滑的细

节边缘,可首先将图象 I_a 分解为互不重叠的区域,然后计算每一区域的阈值,并将其用于本区域的边缘提取。

2.2 区域分解

区域分解就是将图象按某种分解规则 $P(R)$ 划分成 N 个不同的区域 R_0, R_1, \dots, R_{N-1} , 分解后的区域应覆盖整个图象, 不仅任意两个区域不相交, 并且每一区域具有区域一致性。

区域分割时, 首先将 I_a 分解成 4 个大小相同的区域 R_0, R_1, R_2, R_3 , 并以预设的区域大小为分解规则, 然后重复对每个区域进行一致性判断和分解, 直到所有区域达到给定的区域大小为止。区域分解过程如图 2 所示, 根节点表示图象 I_a , 叶节点代表灰度一致性区域, 非叶节点为不一致性区域。

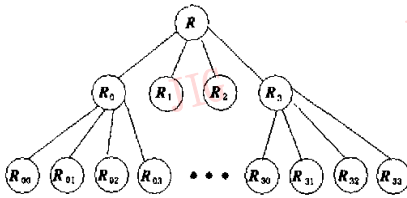


图 2 区域分解描述

区域分解结束后, 再依据相邻区域灰度统计特性的相似程度进行合并。假定预设的最小区域大小为 $K \times M$, 为了提取图象的细节边缘, 需要确定每个区域 $R_n (n=0, 1, \dots, N-1)$ 的统计特性(区域均值和方差), 区域的均值和方差分别计算如下

$$\mu_n = \frac{1}{K \times M} \sum_{k=0}^{K-1} \sum_{m=0}^{M-1} I_{k,m} \quad (4)$$

$$\sigma_n^2 = \frac{1}{K \times M} \sum_{k=0}^{K-1} \sum_{m=0}^{M-1} (I_{k,m} - \mu_n)^2 \quad (5)$$

令 $\tilde{\mu}$ 和 $\tilde{\sigma}$ 为相邻区域内像素 $f(k, m)$ 并入 R_n 后的均值和方差, 则

$$\tilde{\mu} = \frac{1}{K \times M + 1} [f(k, m) + K \times M \times \mu_n] \quad (6)$$

$$\tilde{\sigma} = \sqrt{\frac{1}{K \times M + 1} \left\{ K \times M \sigma_n^2 + \frac{K \times M}{K \times M + 1} [f(k, m) - \mu_n]^2 \right\}} \quad (7)$$

如果像素灰度值 $f(k, m)$ 与 μ_n 满足

$$|f(k, m) - \mu_n| \leq S_n \quad (8)$$

则 $f(k, m)$ 可以并入区域 R_n , 其中 $S_n = \left(1 - \frac{\tilde{\sigma}}{\mu_n}\right) \mu_n$, 若存在一个以上相邻区域满足式(8), 则将 $f(k, m)$ 并入 $|f(k, m) - \tilde{\mu}|$ 值最小的相邻区域, 合并完成后, 就可以通过选取适当的阈值来对合并后的区域

进行边缘提取。

2.3 区域阈值处理

为了既能提取图象中的锐化边缘部分, 而不丢失过多的细节, 又能去除相对平滑的背景部分和灰度较大的噪声, 可通过设置全局阈值上限 T_{sup} 和下限 T_{inf} 限定区域阈值的范围, 当选取的某一区域阈值 T_n 大于全局阈值上限 T_{sup} , 则将 T_{sup} 取作阈值; 类似地, 当 T_n 小于 T_{inf} 时, 则取 T_{inf} 为阈值。

区域阈值的选取方法如下: 假设 $f(k, m) \in R_n$, β 为预设的灰度变化容限值, 其大小根据提取细节多少来确定。

当 $\tilde{\sigma}_n < \beta$ 时, 则该区域为灰度变化较小的细节区域, 此时可采用直方图法确定其阈值 T_n 。假设该区域的灰度直方图分布函数为 $F(z)$, z 为灰度级 ($0 \sim 255$), 则直方图的谷点为使 $F(z)$ 取极小值时对应的值, 即通过下面两式

$$\frac{F(z)}{\partial z} = 0 \quad \frac{\partial^2 F(z)}{\partial z^2} > 0 \quad (9)$$

求得的 z 即为该区域的阈值 T_n 。由于在实际应用场合中, 图象往往受到噪声干扰, 使得直方图分布函数 $F(z)$ 容易出现虚假的谷点, 从而致使谷点的判断出现错误, 针对这种情况, 在利用式(9)计算与谷点对应的 z 值之前, 需先利用高斯函数对 $F(z)$ 进行卷积, 以消除假谷点。

当 $\tilde{\sigma}_n \geq \beta$ 时, 则该区域为灰度变化较大的区域, 此时应计算该区域灰度均值, 并将其作为阈值 T_n , 即

$$T_n = \frac{1}{S} \sum \sum f(k, m) \quad (10)$$

其中, S 为该区域内的像素数目。当所有区域阈值选取之后, 即可对其进行如下阈值判决

$$g(k, m) = \begin{cases} 1 & f(k, m) > T_n \\ 0 & f(k, m) \leq T_n \end{cases} \quad f(k, m) \in R_n \quad (11)$$

再利用式(11)对所有区域重复进行阈值判决, 即得到最终的细节边缘图象。

由于上述区域阈值选取方法是针对不同区域来选取不同的阈值, 因此能保证细节边缘的提取, 同时由于这种方法无须目标和背景的先验知识, 因此可有效地降低阈值选取的复杂性和计算量。

3 仿真结果及分析

为了验证本文方法的有效性, 在 Matlab6.0 环境下, 对一幅 256×256 大小的 Lena 图象(如图 3

(a)所示)分别采用 Sobel、Prewitt、Top-Hat 方法和本文方法进行了仿真实验比较。结果表明,Sobel 法(图 3(b))、Prewitt 法(图 3(c))和 Top-Hat 法(图 3(d))均可较好地提取图象的强边缘,但与文中提出的方法相比,由于上述传统方法对检测出的边缘图

象是采用单一的全局阈值进行边缘提取,因而无法提取出灰度变化较小的细节边缘,如果选用较小的阈值,则在提取细节边缘的同时,又会将背景包含进来。实验证明本文方法不但能提取图象的强边缘,而且能很好地提取细节边缘。

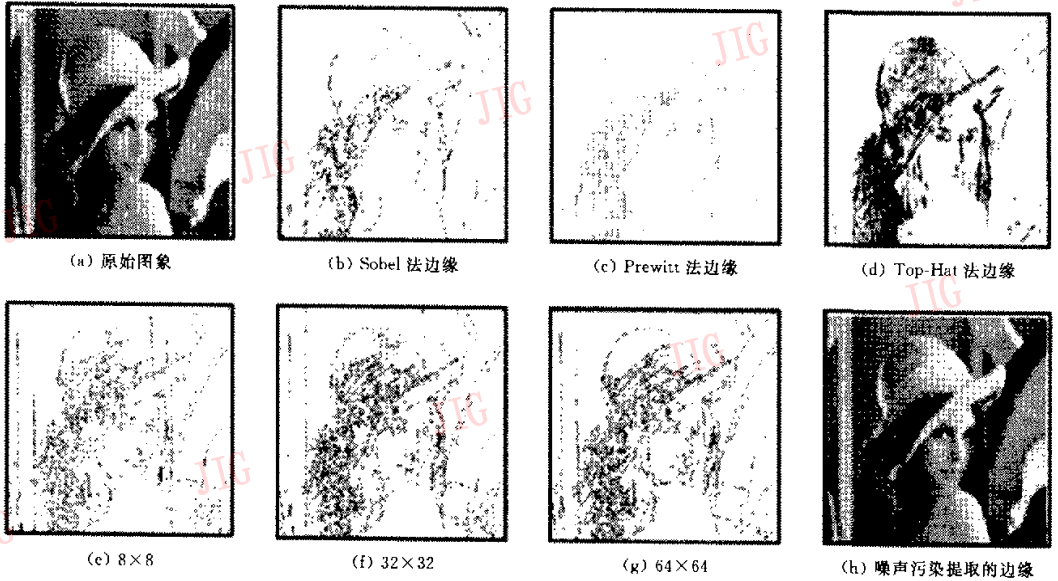


图 3 本文方法和传统方法边缘提取结果对比

图 3(e)~图 3(g)分别给出了预设的最小区域分别为 8×8 、 32×32 、 64×64 像素的情况下,细节边缘的提取效果,从提取的结果来看,细节边缘的提取效果与设定的最小区域大小及阈值上下限有关。在阈值上下限相同的情况下,若设定的最小区域越小,则提取的细节边缘越多,而且阈值下限的选取至关重要,因为当其值过大时,则容易丢失部分细节边缘,而当其取值过小时,又会将不感兴趣的背景部分包含进来,其值可用直方图或者实验方法来确定。从复杂程度来看,其计算量与最小区域大小有关,最小区域大小分别取 8×8 、 32×32 、 64×64 像素时,仿真运算时间(机器配置 P IV 2.4G/256M)分别为 2.8 s、2.3 s 和 1.9 s,由此可见,该方法在保证细节边缘提取效果的前提下,可满足实时处理的需要。

另外,为了验证本文方法对受噪声污染后图象的细节边缘提取效果,人为地在 Lena 图象中分别加入了均值为零而方差不同的高斯噪声,并利用下面信噪比来衡量算法的抗干扰能力。

$$SNR = 10 \log \left(10 + \frac{|I_s|^2}{|I_{Noise}|^2} \right) \quad (12)$$

式中, I_s 为无噪声情况下提取的边缘图象, I_{Noise} 为加入噪声后的边缘图象。表 1 给出了 Sobel、Prewitt、Top-Hat 算法和本文方法(图 3(h))在不同噪声背景下提取的边缘图象信噪比,从表 1 信噪比数据可以看出,本文方法提取的边缘图象具有较强的噪声抑制能力。

表 1 不同噪声下各种方法提取的边缘图象信噪比

检测方法	高斯噪声方差			
	0.0005	0.001	0.005	0.01
Sobel	6.46	5.55	2.36	1.54
Prewitt	6.70	5.06	2.41	1.46
Top-Hat	9.80	9.50	8.02	6.17
本文方法	9.85	9.46	8.23	6.72

4 结 论

理论分析和仿真结果证明,本文提出的基于灰度形态学和图象区域分解的细节边缘提取方法,不但能提取图象的强边缘和能滤除不感兴趣的背景,

而且能较完整地保留并提取灰度变化较小的细节边缘,其视觉效果明显优于传统方法,同时具有较强的抗噪声能力.

参 考 文 献

- 1 Castleman. R. K. Digital image processing(影印版)[M]. 北京:清华大学出版社,1998:450~480.
- 2 Ji Qiang. Efficient facet edge detection and quantitative performance[J]. Pattern Recognition, 2002,35(4):689~700.
- 3 Canny J. A computational approach to edge detection[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 1986, 8(7): 679~698.
- 4 崔屹. 图象处理与分析—数学形态学方法及应用[M]. 北京:科学出版, 2000:127~134.
- 5 Ruberto D C. Analysis of infected blood cell images using morphological operators [J]. Image and Vision Computing, 2002, 20(1):133~146.
- 6 Soille P. On morphological operators based on rank filters[J]. Pattern Recognition, 2002, 35(4): 527~535.



王小鹏 1969年生,讲师,2001年获兰州交通大学通信与信息工程硕士学位,现在西北工业大学信号与信息处理专业攻读博士学位.感兴趣的方向为图象分析与识别、多媒体信息处理.

郝重阳 1940年生,教授,博士生导师,西北工业大学电子与信息工程研究所所长,研究领域图象处理、模式识别、虚拟现实等.

樊养余 1960年生,教授,博士后,博士生导师,1999年获西北工业大学博士学位,研究领域图象处理、识别与虚拟现实等.

张先勇 1964年生,1999年获四川大学工学硕士学位,现为西北工业大学博士研究生.主要研究方向为图象分析、可视化等.