

基于形态滤波和分水岭变换的边缘检测方法

方鹤鹤,冯宏伟,马 煜

(西北大学 计算机系,陕西 西安 710069)

摘要: 图像的边缘保留了图像最基本也是最重要的特征,边缘检测减少了数据量,在机器视觉、模式识别、视频解码、物体追踪、医学图像处理等领域得到广泛的应用,是图形图像领域里的研究方向之一。文中在总结各种常见边缘检测算法的基础上,利用数学形态学中的腐蚀、膨胀等概念,结合 Watershed 算法,介绍了一种边缘检测的新方法。

关键词: 边缘检测;机器视觉;分水岭形态学

中图分类号: TN911.73

文献标识码: A

文章编号: 1005-3751(2006)01-0049-03

Edge Detection Method Based on Morphology Filter and Watershed

FANG He-he, FENG Hong-wei, MA Yu

(Department of Computer Science, Northwest University, Xi'an 710069, China)

Abstract: Edge is the most basic feature of an image, edge detection have a wide application in machine-vision, object pursuit, video decode and other fields and it is one of branches in image process field. This article summarized the traditional method of edge detection and at the same time introduced a new method on edge detection, in which it combines Watershed, based on mathematical morphology.

Key words: edge detection; machine-vision, watershed morphology

1 背景知识

数学形态学已经成为图像处理理论的一个重要方面,广泛地应用到图像处理的很多领域中,这些领域涉及医学成像、显微镜学、生物学、机器人视觉、自动字符读取、金相学、地质学、冶金学、遥感技术等等。在这些领域中,利用数学形态学可以对图像进行增强、分割、边缘检测、结构分析、形态分析、骨架化、组分分析、曲线填充、图像压缩等各种各样的处理。文中给出了一种结合形态滤波方法和 Watershed 变换以检测图像边缘的方法。先用形态滤波对图像进行平滑,以增强图像边缘并滤去噪声;然后用 Watershed 变换对平滑后的图像进行过度分割,然后对分割后小区域之间进行合并以得到边缘。

边缘是指满足边缘的像素周围的灰度呈现出阶跃(step-edge)状变化或屋顶(roof-edge)状变化。可以用灰度的导数来计算出边缘,阶跃边缘上像素值的一阶导数取极值,二阶导数为零交叉;屋顶的边缘,一阶零交叉,二阶取极值。常见的边缘检测方法是基于边缘的线形微分算子法:

(1)差分边缘检测:设置一个阈值,将像素灰度迅速变化时的一阶或者二阶导数与之比较,从而得到边缘。该方法

缺点是必须使差分方向与边缘方向正交,由于需要对各个方向都需要差分运算,运算复杂,很少使用。

(2)Roberts 边缘检测算子:Roberts 算子^[1]是 2×2 算子,对于灰度变化较大、噪声小的图像效果比较好。它根据任意一对互相垂直方向上的差分可用来计算梯度的原理,利用局部差分算子寻找边缘,采用对角线方向相邻两像素之差,其模板算子为(标注·的表示当前像素的位置):

$$1. \begin{matrix} 0 & 0 & 1 \\ 0 & -0 & -1 & 0 \end{matrix} \text{ 和 } \begin{matrix} 0 & 1 \\ -1 & 0 \end{matrix}。 \text{边缘梯度计算公式为:}$$

$$g(x, y) = \{[\sqrt{f(x, y)} - \sqrt{f(x+1, y+1)}]^2 + [\sqrt{f(x+1, y)} - \sqrt{f(x, y+1)}]^2\}^{1/2}$$

(3)Sobel 边缘检测算子:它和 Prewitt 都是 3×3 算子,对每个点都用两个模板做卷积,取最大值做为最终结果。对灰度变化不大的图像效果较好。对数字图像的每个像素,考虑它上、下、左、右邻点灰度的加权差,与临点的权值。其模板算子如下:

$$H1 = \begin{matrix} 1 & 2 & 1 \\ 0 & 0 & 0 \\ -1 & -2 & -1 \end{matrix} \text{ 和 } H2 = \begin{matrix} -1 & 0 & 1 \\ -2 & 0 & 2 \\ -1 & 0 & 1 \end{matrix}$$

如果 H1 对应 x 方向边界, H2 对应 y 方向边界,则梯度值为 $\sqrt{x^2 + y^2}$, 其方向为 $\arctan(\frac{y}{x})$ 。

(4)Prewitt 边缘检测算子:它与 Sobel 使用的模板不一样,对数字图像的每个像素,考虑它上、下、左、右邻点灰度之差,则其卷积算子为:

收稿日期:2005-04-06

作者简介:方鹤鹤(1979—),男,河南平顶山人,硕士研究生,研究方向为图形图像处理及多媒体技术;冯宏伟,博士,副教授,研究方向为图形图像处理及多媒体技术。

$$\begin{array}{ccc} 1 & 1 & 1 \\ 0 & 0 & 0 \end{array} \text{ 和 } \begin{array}{ccc} -1 & 0 & 1 \\ -1 & -1 & -1 \end{array}$$

(5) Canny 边缘检测算子: Canny 边缘检测算子是一种局部极值边缘检测法。算子是通过高斯函数的导数求图像灰度梯度,并将得到的梯度局部极值作为物体的边缘,它通过两个阈值来确定强边缘和弱边缘,而且只有当测得的弱边缘与强边缘相连时才认为它是边缘,因而这种算法能较好地抵抗噪声的干扰,将真正的弱边缘检测出来。

以上算子都是基于卷积的导数模板,也是以前边缘检测经常用到的算子。但是运算复杂,检测速度慢,对噪声敏感。

(6) Laplacian 边缘算子: 它是一种比较高级的检测方法,是对二维函数进行运算的二阶导数算子。结合高斯滤波器,它称为高斯-拉普拉斯边缘检测器^[2]或者 LOG 边缘检测器,方法是先用 3×3 二维高斯加权函数对图像做降噪处理,然后用下面的模板对图像做卷积,检测二阶微分的零交点(Zero Crossing)做边缘。也可以采用模板运算来实现这种算法,但模板的大小一般要在 7×7 以上,所以运算复杂程度比 Sobel 算子等要大不少,运算时间当然更长,这种 LOG 边缘检测器的缺点更是由于定位误差和高斯函数参数 δ 成比例关系,滤波窗口越大,滤除噪声能力越强,但检测到的边缘越容易偏离原图的真实位置,因此想提高定位精度,只能在除噪方面作出妥协。下面是两个常用的 Laplacian 算子。

$$\begin{array}{ccc} 0 & -1 & 0 \\ -1 & 4 & -1 \\ 0 & -1 & 1 \end{array} \text{ 和 } \begin{array}{ccc} -1 & -1 & -1 \\ -1 & 8 & -1 \\ -1 & -1 & -1 \end{array}$$

2 基于区域的非线性数学形态方法

形态学以数学中的集合论为基础,它基于数学形态学的膨胀和腐蚀、开闭等理论来进行,近期在图形图像领域比较活跃^[3]。 watershed 算法即分水岭算法^[4]的使用越来越广,它的运算速度快,算法实现简单。而且它还有微分运算和滤波所没有的优点,比如有效计算,检测出的边缘闭合,定位精确,而且可以突出某些边缘特征不明显的区域等等。

Watershed 算法的基本步骤为:

(1) 平滑图像。

有时,不仅噪声会污染所要求取的边缘,图像本身的待检测区域有时也有些细小的纹理,而这些纹理并非要求的边缘。传统的水分水岭算法有个比较突出的问题,由于图像本身的噪声影响和量化误差的影响,会在本该形成一个被大边缘包围的区域内,分割出许多小的区域,由于下一步的梯度信息对噪声比较敏感,因此这种过度分割的现象造成了在真正的边缘里混进了许多虚假的边缘。为了避免产生过分割现象,首先对原始图像做平滑处理,因此可以考虑滤波去噪,一般使用线性滤波器,比如 LOG 滤波器,它们可以滤除图像的高频分量、平滑图像、消除噪声,

但是,必须在保留原始图边缘精度和去噪能力方面做出选择是 LOG 滤波器的缺点,这里采用形态学滤波器进行滤波,这种滤波器主要执行的是断开(opening)闭合(closing)或者闭合/断开运算,这里要求每一个基本操作都有一个结构元素 B 参与运算。设 A 和 B 是 Z^2 上的两个子集, $A_b = \{a + b \mid a \in A\}$, 膨胀运算记为 $A \oplus B$, $A \oplus B = \bigcup_{b \in B} A_b$, 腐蚀运算记为 $A \otimes B$, $A \otimes B = \bigcap_{b \in B} A_b$, 设 $f(x, y)$ 是一个定义在 R 或 Z 上的灰度图像, $g(x, y)$ 是一个定义在 R 或 Z 上给定的结构元素,则 $g(x, y)$ 对 $f(x, y)$ 的灰度腐蚀定义为

$$\epsilon(x, y) = (f \otimes g)(x, y) = \min_{(i, j) \in D_g} (f(x + i, y + j) - g(i, j)), \quad (1)$$

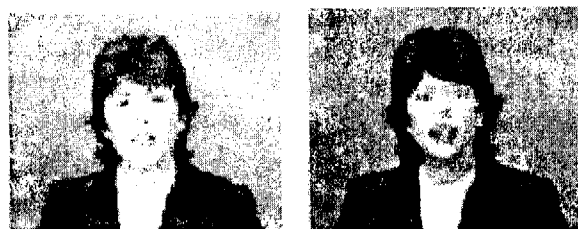
表示取结构元素 $g(x, y)$ 上的最小值,可以突出某些结构,并削弱与边缘无关的细节。

$g(x, y)$ 对 $f(x, y)$ 的灰度膨胀定义为

$$\delta(x, y) = (f \oplus g)(x, y) = \max_{(i, j) \in D_g} (f(x - i, y - j) + g(i, j)) \quad (2)$$

表示取结构元素 $g(x, y)$ 范围内的最大值。

图像灰度的断开为先腐蚀后膨胀, $f \circ g = (f \otimes g) \oplus g$, 先腐蚀,去除了图像中的小亮点,并且降低了整个图像的亮度,膨胀则恢复了被去除了小亮点的图像的亮度,因此,断开可以平滑图像中某些细小的明亮的突出部分。图像灰度的闭合为先膨胀后腐蚀, $f \cdot g = (f \oplus g) \otimes g$, 先膨胀,去除了图像中的暗点,并且提高了图像的亮度,而腐蚀则恢复了被去除暗点的原始图像的亮度,因此,闭合可以连接图像的细小的不连续边。开闭运算的等幂性,保证了在图像处理中一次滤波就能将所有特定于结构元素的噪声滤除干净,不需要重复滤波,重复不会再有更优的效果。图 1 为原图和平滑后的结果。



原图 平滑后的最终结果

图 1 图像的平滑

(2) 计算平滑后图像的梯度图。

为了与简化原始图像中使用的形态学方法相配合,求梯度的方法也采用形态学方法,求梯度的方法为对步骤(1)中(1)和(2)的两公式求差,即,梯度为原始图的膨胀结果值减去其腐蚀结果: $\text{grad}(x, y) = \delta(x, y) - \epsilon(x, y)$, 图 2 为形态学梯度的集合描述。

(3) 对梯度图进行分水岭算法。

它对原始图像处理得到的梯度图做地形图处理^[5],而梯度幅值对应于海拔高度,图像中不同梯度值的区域就对应于山峰和山谷间盆地,梯度小的区域看作盆地,梯度

大的看作包围着盆地的山峰。分水岭算法的整个计算过程可以设想为在各个局部极小值点的位置打一个洞,然后将地形图逐渐浸入一个盆中,全局极小值点的盆地先进水。水位逐渐升高漫过盆地,当相邻两个盆地的水即将合并时,在两个盆地之间建坝拦截。这一过程将图像划分为许多个山谷盆地,分水岭就是分隔这些盆地的堤坝,这些堤坝就是所要求取的边缘,而此方法也叫做“沉浸法”。图3为分水岭算法示意图。

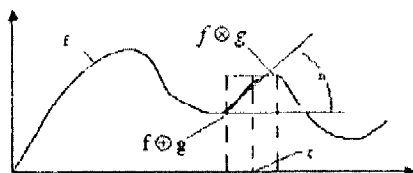


图2 形态学梯度的集合描述

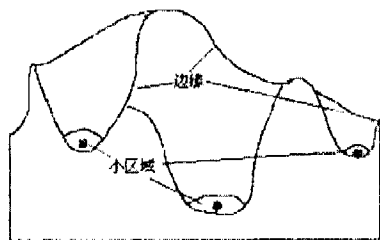


图3 分水岭算法示意

这种沉浸法的实现有许多种。种子点的选择有多种方法,有基于梯度极小值点的选择方法,有基于标记点^[6]的选择方法等等,这里采用文献[4]中提供的算法,选择梯度极小值,采用分布式处理,可以大大提高算法速度。此算法分排序和淹没两步:为了能直接访问需要处理的像素,按像素梯度值的升序排列像素,得到一个排序后的像素矩阵,通过利用排序后的图像按图像像素梯度值升序地访问每一个像素来执行,对每一聚水盆分配不同的标记,从整个图像的最小像素值开始,分配标记,依次淹没,利用先进先出的数据结构,即循环队列来扩展标记过的聚水盆地。通过一定的规则,分配分水岭标记,可以得到准确的结果。

(4) 合并过小区域。

在此步骤中,合并小的区域以生成更大的有意义的区域。当区域的周围有多个相邻区域时,决定并入哪个区域将是关键。如果分水岭算法产生的所有区域集合记为 $R = \bigcup r_i, i = 1, 2, \dots, n$ 。这里有3个性质需要考虑^[7],一个是相邻区域的平均灰度值差 $d = I_i - I_j$,一个是公共边界长度 p ,一个是公共边界上最小梯度值 s 。要合并最相似的

那个相邻区域,这里采用文献中提出的方法,相似度 $w = 1/(1+p)\sqrt{as^2+d^2}$,适当调节 α 的大小,从中取一个合适的 w ,合并经过计算以后那些相似度小于 w 的区域。图4、图5分别为分水岭算法后的结果和区域合并结果。



图4 经过分水岭算法后的结果 图5 区域合并后的结果

3 结束语

文中的基于形态滤波和分水岭变换的边缘检测方法,在对图像的边缘检测方面,做了一些有益的探索。但是有些地方,还是有许多工作要做,比如,区域合并往往需要许多较烦琐的运算,关于区域合并的算法这两年也层出不穷。另外,在讨论此算法的时候,提到断开和闭合的问题,其中如何选取合适的结构元素也是需要着重考虑的。

参考文献:

- [1] Roberts L G. Machine Perception of Three - Dimension Solids [A]. Tippet J T. in Optical and Electro - Optimal Information Processing[C]. Cambridge, MA: MIT Press, 1965.
- [2] Marr D, Hildreth E. Theory of edge detection [A]. Proc Roy Soc [C]. London: [s. n.], 1981. 187 - 217.
- [3] 王 倩,阮海波. 快速模糊边缘检测算法[J]. 中国图形图像学报, 2001, 6(1): 92 - 95.
- [4] Vincent L, Soille P. Watersheds in digital spaces: an efficient algorithm based on immersion simulations[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 1991, 13 (6): 583 - 589.
- [5] Sijbers J, Verhoye M, Scheunders P, et al. Watershed - Based segmentation of 3D mr data for volume quantization[J]. Magnetic Resonance Imaging, 1997, 15(6): 679 - 688.
- [6] Lotufo R, Silva W. Minimal set of markers for the water shed transform [A]. International Symposium on Mathematical Morphology VI - ISMM 2002 [C]. Australia: [s. n.], 2002. 359 - 368.
- [7] 赵晨光,宋利伟,庄天戈. 基于分水岭区域差异性的多级图像分割[J]. 上海交通大学学报, 2004, 38(9): 1489 - 1491.

(上接第48页)

参考文献:

- [1] 陈国良,王煦法,庄镇泉,等. 遗传算法及其应用[M]. 北京:人民邮电出版社, 2003. 368 - 379.
- [2] 潘正君,康立山,陈毓屏. 演化计算[M]. 北京:清华大学出版社; 南宁:广西科学技术出版社, 2000. 149 - 161.

- [3] 赵曙光,刘贵喜,杨万海. 可进化硬件的基本原理和关键技术[J]. 系统工程与电子技术, 2002, 24(1): 70 - 73.
- [4] De Garis H. Evolvable hardware workshop report [R]. ATR: Technical Report, Japan: [s. n.], 1998.
- [5] Sekanina L. Evolvable Components [M]. [s. l.]: Springer Public Press, 2004.