

基于多特征和 FCM 的图像边缘检测方法*

张麟兮¹ 王保平^{1,**} 张艳宁² 李南京¹ 郭 芳¹

(1 西北工业大学国防研究院, 西安 710072)

(2 西北工业大学计算机学院, 西安 710072)

摘 要 提出了一种新的基于多特征和 FCM 的边缘检测算法. 该方法根据边缘点附近灰度分布特点构造了多个反映边缘特性的特征分量, 并利用输入图像提取该组特征分量, 组成一个反映图像边缘特征的数据集. 用 FCM 聚类算法将该数据集分为两类, 即边缘点数据和非边缘点数据, 实现边缘检测. 该方法无需确定阈值, 对弱边缘检测较敏感, 在特征的选取上充分考虑了边缘和噪声的本质区别, 因而具有优异的抗噪性能.

关键词 多边缘特征; 边缘检测; FCM

中图分类号 TN911.73 文献标识码 A

0 引言

研究表明, 像素点处单一的导数特征不能有效表征边缘总的全局信息^[1]. 对此, 本文提出了一种基于多特征和 FCM 的边缘检测方法. 首先, 根据边缘点附近灰度分布的特点定义多种边缘特征来替代原来单一的导数特征, 力图能有效的表征边缘总的全局信息; 然后, 构造一组边缘信息测度来定量描述边缘点的诸多特征, 以该组信息测度组成一个特征矢量, 求出输入图像中所有像素点的这一特征矢量, 组成一个反映图像边缘特征的数据集. 最后, 利用 FCM 聚类算法将该数据集分为两类, 即边缘点数据和非边缘点数据, 达到边缘检测的目的. 由于是用 FCM 聚类算法直接检测图像的边缘, 因此不存在通常边缘检测方法中的阈值确定问题. 由于新方法在构造信息测度时, 充分地考虑了图像边缘所具有的两种不确定性, 即模糊性和随机性, 因而新构造的边缘信息测度更加符合图像边缘的实际模型, 故其边缘检测性能更好. 由于新的信息测度是在将灰度值变换为模糊熵以后构造的, 因而对图像边缘在空域中所体现出的特征起到了一个放大作用, 但因这种变换是非线性的, 对弱边缘的放大系数大于对强边缘的放大系数, 所以新方法对模糊图像的边缘及弱边缘的检测较为敏感.

1 边缘点特征向量的构造

在考虑图像中所固有的这两种信息, 即模糊信息和随机信息的基础上, 构造出检测性能更好的边缘信息测度来定量描述边缘点所具有的三个本质特征: 邻域内灰度的分布是有序的、具有方向性、灰度

突变具有结构性.

1.1 基于模糊熵的邻域一致性边缘信息测度分量

通过引入模糊熵, 加入模糊信息, 构造出具有模糊性的边缘信息测度来定量描述边缘点的本质特征.

1.1.1 模糊熵

设 $X=[x(i, j)]_{M \times N}$ 表示大小为 $M \times N$ 的数字图像, 其灰度级为 $L, G=\{0, 1, \dots, L-1\}$ 表示所有灰度值的集合, $x(i, j) \in G$ 是坐标 (i, j) 处像素的灰度值, 将图像中像素的灰度值归一化到 $[0, 1]$ 区间, 以图像的灰度级为论域, 可以定义一个具有某种特征的模糊集合, 其隶属度函数如下

$$u_m(x(i, j)) = \frac{1}{1 + |x(i, j) - m|/C} \quad (1)$$

式(1)表示图像中像素与其所属区域的隶属程度, 若一个像素与其所属区域特征值的差异越小, 则该像素的隶属度越大; 反之, 则该像素的隶属度越小, 式中 C 为常数, 以保证 $0.5 \leq u_m(x(i, j)) \leq 1$. 也就是希望图像中任一像素的隶属度不小于 0.5.

在上述模糊集合上定义一个模糊熵^[2]如下

$$H_m(u_m(x(i, j))) = -(u_m(x(i, j))) \cdot \log_2(u_m(x(i, j))) - (1 - u_m(x(i, j))) \cdot \log_2(1 - u_m(x(i, j))) \quad (2)$$

模糊熵随 $x(i, j)$ 的大小而变化的曲线如图 1. 可以看出, 当灰度值 $x(i, j) = m$ 时 ($m \in [0, 1]$), 模糊熵最小, 且在 $x(i, j) = m$ 附近具有对称性, 因此

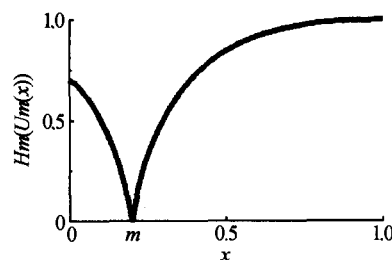


图 1 模糊熵随 x 的变化曲线

Fig. 1 The changed curve of fuzzy Entropy with x

* 国家自然科学基金项目(69972041)

** Tel: 029-88451183 Email: wbpplus@sina.com

收稿日期: 2003-03-04

本文构造的模糊熵不仅可在任意灰度值处达到最小值,而且也具有对称性.

为了度量定义在图像上的模糊集合的模糊属性,给出一个模糊熵测度为

$$E_m(A) = \frac{1}{M \times N} \sum_i \sum_j H_m(u_m(x(i,j))) \quad (3)$$

1.1.2 基于模糊熵的邻域一致性边缘信息测度分量

图像边缘点邻域内的灰度分布和非边缘点邻域内的灰度分布不同,非边缘点的邻域内通常只有一种灰度分布,而边缘点邻域内灰度分布的差异较大.本文定义一种模糊熵测度来表征这种灰度分布的有序性.

在图像的灰度值矩阵中,取一个大小为 $n \times n$,中心在 (i,j) 的窗口 $W_n(i,j)$

$$W_n(i,j) = \begin{bmatrix} \vdots & \vdots & \vdots \\ \cdots x(i-1,j-1) & x(i,j-1) & x(i+1,j-1) \cdots \\ \cdots x(i-1,j) & x(i,j) & x(i+1,j) \cdots \\ \cdots x(i-1,j+1) & x(i,j+1) & x(i+1,j+1) \cdots \\ \vdots & \vdots & \vdots \end{bmatrix} \quad (4)$$

则在该窗口 $W_n(i,j)$ 上,可定义一个基于模糊熵的邻域一致性边缘信息测度 $R(i,j)$ 为

$$R(i,j) = \frac{1}{(n \times n) \cdot \sum_{k=-\frac{(n-1)}{2}}^{\frac{(n-1)}{2}} \sum_{l=-\frac{(n-1)}{2}}^{\frac{(n-1)}{2}} H_m(u_m(x(i+k,j+l)))} \quad (5)$$

在式(5)中,令 $m=x(i,j)$. 则当窗口中的其他灰度值和窗口中心 (i,j) 处的灰度值 $x(i,j)$ 相等或接近时, $R(i,j)$ 为零或较小;反之, $R(i,j)$ 较大. 因此,当 (i,j) 点的像素处于平滑区时,窗口内区域的灰度值比较一致,其他灰度值均接近中心处的灰度值 $x(i,j)$, 则 $R(i,j)$ 较小;反之,当中心点 (i,j) 处于

图像的边缘点时,窗口内区域的灰度值差异较大, $R(i,j)$ 较大. 所以 $R(i,j)$ 值反映了该区域的灰度一致性特征,我们称其为基于模糊熵的邻域一致性测度. 而对于噪声来讲,由于其分布和强度在概率上是相等的,噪声的影响被相互削弱了,不会对 $R(i,j)$ 值造成大的影响,因此邻域一致性测度 $R(i,j)$ 具有较好的抗噪性能.

1.1.3 基于模糊熵的方向性边缘信息测度分量

方向性是图像边缘点的重要特征之一,本文定义一种基于模糊熵的信息测度来表示这种特征.

在以 (i,j) 为中心的邻域 $R = \{(k,l) \mid |k-i| \leq L, |l-j| \leq L\}$ 中 (L 是邻域长度一半), l_g 是过中心点且角度为 Ψ_g 的一条直线,将该邻域分成两半 S_{g1}

和 S_{g2} , 其中 $0^\circ \leq \Psi_g \leq 180^\circ (g=1,2,\dots)$. 则基于模糊熵的方向性边缘信息测度 $M(i,j)$ 为

$$M(i,j) = \max_g |E_{S_{g1}} - E_{S_{g2}}|, g=1,2,\dots \quad (6)$$

其中

$$E_{S_{g1}} = \sum_{(p,q) \in S_{g1}} H_m(u_m(x(p,q))),$$

$$E_{S_{g2}} = \sum_{(p,q) \in S_{g2}} H_m(u_m(x(p,q))),$$

在上式中,令 $m=x(i,j)$. 若邻域内存在过中心点的边缘,当 l_g 方向和边缘轨迹方向重合时, $M(i,j)$ 取得极大值,此时 S_{g1} 和 S_{g2} 具有不同的灰度分布, $M(i,j)$ 的值较大;若当前点的邻域是平滑区,则无论

l_g 取什么方向,都是将同一个区域分成两个部分, $M(i,j)$ 值较小. 因此 $M(i,j)$ 值反映了边缘点邻域内灰度分布的方向性. 同样 $M(i,j)$ 也具有有良好的抗噪性能.

综上所述,在构造该方向性边缘信息测度时,首先进行了一个特征空间的转换,即将像素的灰度值映射为模糊熵之后,才设法构造边缘的信息测度. 如此处理本质上是对图像边缘在灰度值空间中所体现出的特征起到了一个放大作用,但这种映射是非线性的,对弱边缘的放大系数大于对强边缘的放大系数,故新方法对模糊图像的边缘及弱边缘的检测较为敏感.

1.2 基于梯度的结构性边缘信息测度分量

本文利用概率统计的方法,并利用文献[3]的思想构造一个基于梯度的结构性边缘信息测度分量来定量描述边缘的本质特征之一,即图像边缘具有结构性.

梯度强度是检测边缘的重要依据之一,但仅仅考虑梯度的强度是不尽合理的,因为噪声也对应着较大的灰度突变. 而边缘和噪声的主要区别是边缘具有结构性. 用一种简单的方法,其在一定程度上表示边缘所具有的结构性,削弱噪声的影响. 在以 (i,j) 为中心的邻域 $R = \{(k,l) \mid |k-i| \leq L, |l-j| \leq L\}$ 中 (L 是邻域长度一半), l_g 是过中心且角度为 Ψ_g 的一条直线,则基于梯度的结构性边缘信息测度 $C(i,j)$ 为

$$C(i,j) = \max_{0^\circ \leq \Psi_g \leq 180^\circ} \sum_{(p,q) \in l_g} G(p,q) / (2L+1) \quad (7)$$

其中, $G(p,q)$ 表示点 (p,q) 处的梯度幅值. 这里

$$G(p,q) = \max_g |f_{S_{g1}} - f_{S_{g2}}| \quad (8)$$

其中

$$f_{S_{g1}} = \sum_{(p,q) \in S_{g1}} x(p,q) \quad (9)$$

$$f_{S_{g2}} = \sum_{(p,q) \in S_{g2}} x(p,q) \quad (10)$$

若当前邻域内存在过中心点的边缘,当 l_x 方向和边缘轨迹方向重合时, $C(i, j)$ 取得极大值, 由于边缘具有结构性, 处于边缘轨迹上各点的梯度值比较接近且取得极大值, 因此沿边缘轨迹的梯度幅值的平均值 $C(i, j)$ 近似等于当前像素点 (i, j) 处的梯度幅值; 若邻域是平滑区, 则无论 l_x 取什么方向, $C(i, j)$ 的值比较接近且较小, 也近似等于当前像素点 (i, j) 处的梯度值. 对于噪声来讲, $C(i, j)$ 起到了平均的作用, 可以将噪声的梯度强度降低, 抑制噪声对边缘检测的影响.

2 新的边缘检测方法

用上节定义的三个特征分量 $R(i, j)$ 、 $C(i, j)$ 和 $M(i, j)$ 组成一个描述边缘特征的特征向量 $x(i, j)$.

$$x(i, j) = \{R(i, j), C(i, j), M(i, j)\} \quad (11)$$

求出被检测的输入图像中的所有像素点的边缘特征向量 $x(i, j)$, 组成一个数据集, 然后用 FCM^[4] 算法对其进行分类, 并分成两类, 即边缘点数据和非边缘点数据, 达到边缘检测的目的.

由于边缘点特征向量是由三个信息测度组成的, 而这三个信息测度又分别定量地描述了边缘点所具有的三个本质特征, 因此用 FCM 算法对其进行分类, 即边缘检测, 实质上就是利用 FCM 聚类算法的函数逼近功能对三种边缘信息测度进行了一个有机的整合作用, 使其在边缘检测中, 各自发挥应有的作用的同时再发挥它们的协作能力, 而达到多特征、多尺度的边缘检测的目的.

3 实验结果及分析

用新方法对实际图像进行边缘检测, 作为对比, 同时给出了 Robert 算子、Sobel 算子对相同图像边缘检测结果, 实验结果如图 2.

图 2(a) 是迭加了分布为 $N(0, 20)$ 的 lena 加噪声图, 图 2(b) 是 Robert 算子检测的结果, 图 2(c) 是 Sobel 算子检测的结果, 图 2(d) 是新方法检测的结果. 从实验结果看到: 图 2(d) 的抗噪能力强于图 2(b) 和 2(c), 图 2(d) 几乎没有因噪声而产生的边缘; 新方法对弱边缘检测能力强于另外两种边缘检测方法, 新方法检测出了右下部分和帽子两个区域的弱边缘, 而其他两种边缘检测方法未检测出. 从图像的边缘检测的结果可知: 新方法具有良好的抗噪性能; 另外, 它对弱边缘具有较强的检测能力.

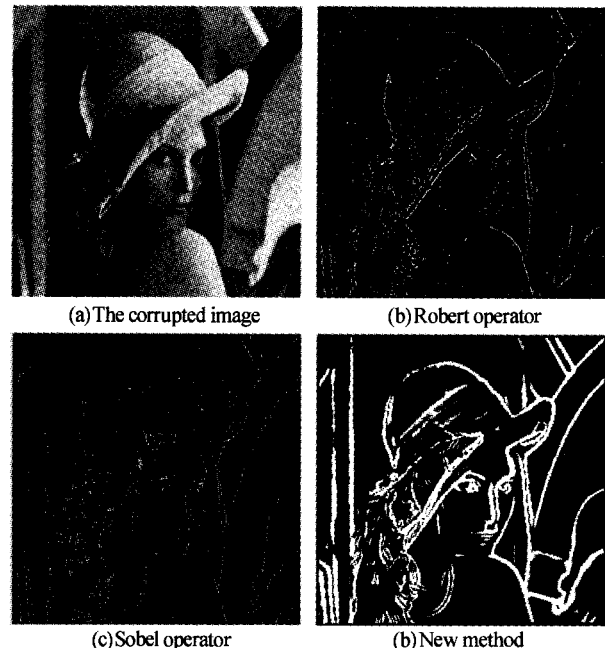


图 2 加噪图像边缘检测效果的对比

Fig. 2 Comparisons of edge detection result using different method

4 结论

本文提出了一种基于多特征和 FCM 的边缘检测方法. 用模糊理论和概率统计理论构造了一组边缘检测性能更好的图像信息测度来定量描述边缘点附近的灰度分布是有序的, 具有方向性, 以及灰度突变是具有结构性的三个本质特征. 由于该方法在构造信息测度时, 充分地考虑了图像的模糊信息和概率统计信息及噪声点和边缘点的本质差别, 因此在对噪声具有良好的抑制作用的同时, 对弱边缘的检测也较为敏感; 由于使用的是多特征而不是单特征来描述图像边缘的总的全局信息, 因而更能反映图像边缘的本质特征, 故其边缘检测性能更好.

参考文献

- 1 Todd Law, Hidennori Itoh, Hirohisa Seki. Image filtering, edge detection, and edge tracing using fuzzy reasoning. *IEEE Trans Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 1996, **18**(5): 481-491
- 2 范九伦. 模糊熵理论. 西安: 西北大学出版社, 1999. 9-10
Fan J L. Fuzzy Entropy tTheory. Xi'an: Xibe University Press, 1999. 9~10
- 3 杨焯. 基于图像信息测度的多尺度边缘检测方法研究. 博士学位论文. 西安交通大学, 1998
Yang X. Research of multi-scale edge detection method based on image information measure. Thesis of Ph. D degree. Xi'an: Xi'an Jiaotong University Press, 1998
- 4 Bezdek J C. Pattern recognition with fuzzy objective function algorithms. *New York: Plenum Press*, 1981

A Method of Image Edge Detection Based on Multiple Edge Features and FCM

Zhang Linxi¹, Wang Baoping¹, Zhang Yanning², Li Nanjing¹, Guo Fang¹

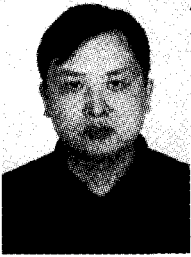
¹ *National Defence Science Academe, Northwestern Polytechnical University, Xi'an 710072*

² *Department of Computer Science and Engineering, Northwestern Polytechnical University, Xi'an 710072*

Received date: 2003-12-23

Abstract An edge detection method of the infrared image based multiple features and the fuzzy C-means algorithm (FCM) is proposed. The multiple edge features are defined according to the character of the gray intensity distribution at the image edge. An vector is composed by the multiple edge features, then the vectors of all pixels in input image are worked out, and compose a data set that can reflect the natural characters of image edge, then divide the data set into two clusters of the edge data set and not edge data set by FCM. Our method does not need any threshold; more sensitive for weak edge detection; has better anti-noise performance since the influence of noise is adequately considered when the feature vector is selected.

Keywords Multiple edge features; Edge detection; Fuzzy C-means algorithm (FCM)



Zhang Linxi was born in Sichuan, China, in 1964. He received the M. S. degree in Information Science and Technology Academe from Beijing Institute of Technology, Beijing, China. He is currently a ph. D candidate on microwave and electromagnetic field in Northwestern Polytechnical University. Now he is a assistant professor. His research interests include communication and simulation.