

一种新的基于信息测度和神经网络的边缘检测方法

杨海军¹, 梁德群²

(1. 西安交通大学图像处理与识别研究所, 西安 710049; 2. 大连海事大学信息工程学院, 大连 116026)

摘 要: 本文构造了不同的信息测度来定量描述阶跃边缘的三个本质特征, 并给出由相应的三个分量组成的特征向量. 用人工得到的样本对一 BP 神经网络进行训练, 将训练后的神经网络直接用于图像的边缘检测. 本文方法无需定阈值; 在特征的选取上充分考虑了边缘和噪声的本质区别, 具有优异的抗噪性能. 实验证明本文方法具有令人满意的效果.

关键词: 边缘检测; 阶跃边缘; 神经网络; 信息测度

中图分类号: TP391 **文献标识码:** A **文章编号:** 0372-2112 (2001) 01-0051-03

A New Method of Edge Detection Based on Information Measure and Neural Network

YANG Hai-jun¹, LIANG De-qun²

(1. Institute of Image Processing and Recognition, Xi'an Jiaotong University, Xi'an 710049, China;

2. College of Information Engineering, Dalian Maritime University, Dalian 116026, China)

Abstract: In this paper, from the natural characters of step edge of image, we proposed a feature vector that consists of 3 components based on the information measure accordingly. Firstly, a BP neural network is trained with some samples that have been classified by manual work, and then extract edge points in a new image using the trained neural network. Our method does not need any threshold and has better anti-noise performance since the influence of noise is adequately considered when the feature vector is settled. The effectiveness of this algorithm has been testified by some experiments in this paper.

Key words: edge detection; step edge; neural network; information measure

1 引言

边缘检测是图像处理和计算机视觉邻域中最重要的研究方向之一, 一直受到研究者的重视. 其中, 理论上相对最完善的是由 Marr-Hildreth 开创的, 经 Canny, Witkin, Mallat 和其它研究者发展的多尺度线性滤波器方法^[1~3]. 但是这些方法并没有解决尺度的自适应选择问题, 文献[4]引入了数学上的测度概念, 提出图像信息测度的思想来指导最佳尺度的自适应选择, 取得了相当好的效果^[4]. 本文从另外一个角度出发, 利用和构造不同的信息测度来定量地描述阶跃边缘点所具有的三个特征: 邻域内的灰度分布是有序的、具有方向性以及灰度突变具有结构性, 并给出了由相应特征分量组成的特征向量. 用人工得到的样本对一 BP 神经网络进行训练, 将训练得到的结果检测图像边缘. 由于是用神经网络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; 因为所考虑的边缘点特征同时也是噪声点和边缘点的本质区别, 故本文方法具有优异地抗噪性能. 此外需要指出的是, 本文方法不需要对图像进行卷积, 所以得到的是精确边缘. 经实验验证, 本文方法取得了令人满意的效果.

2 基于信息测度的边缘点特征向量

图像处理中检测边缘点主要依据以下一些特征: 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. 噪声点也具有灰度突变, 但是它并不满足上面所说的三个特征. 本节将利用和构造相应的信息测度来定量的描述阶跃边缘点所具有的这三个特征.

2.1 基于邻域一致性信息测度的分量

边缘点邻域内的灰度分布和非边缘点邻域内的灰度分布是不同的. 边缘点的邻域被分成灰度分布互不相同的两部分, 而非边缘点的邻域内只有一种灰度分布. 文献[4]中定义邻域一致性测度来表征这种灰度分布的有序性.

在以 (i, j) 为中心的邻域 $R = \{(m, n) | |m - i| \leq L, |n - j| \leq L\}$ 中, L 是邻域长度的一半. 过中心点 (i, j) , 以方向 θ_k 将该邻域分成两半 S_{k1} 和 S_{k2} , $0^\circ \leq \theta_k < 180^\circ$, $k = 1, 2, \dots, N$, 则邻域一致性测度 R_{ij} 的定义为:

$$R_{ij} = \max_k |f_{S_{k1}} - f_{S_{k2}}| / [L(2L + 1)], k = 1, 2, \dots, N \quad (1)$$

其中 $f_{S_{k1}} = \sum_{(m,n) \in S_{k1}} x_{mn} f_{S_{k2}} = \sum_{(m,n) \in S_{k2}} x_{mn}$, x_{mn} 表示像素点 (m, n)

的灰度值. 若当前邻域内存在过中心点的边缘, 当 θ_k 和边缘轨迹方向重合时, R_{ij} 取得极大值, 此时 S_{k1} 和 S_{k2} 具有不同的灰度分布, 因此 R_{ij} 的值较大; 若当前点的邻域是平滑区, 则无论 θ_k 取什么方向, 都是将同一个区域分成两个部分, 因此 R_{ij} 值较小. R_{ij} 的值就反映了边缘点邻域内的灰度分布差异. 对于噪声来讲, 无论是边缘区还是平滑区, 无论 θ_k 取什么方向, S_{k1} 和 S_{k2} 中的噪声分布和噪声强度在概率上都是相同的, 因此噪声的影响被相互抵消了, 不会对 R_{ij} 的值造成大的影响, 所以邻域一致性测度 R_{ij} 具有较好的抗噪能力.

2.2 基于方向性图像信息测度的分量

方向性是边缘点的重要特征之一. 文献[4]中提出了两种基于边缘方向信息的图像信息测度. 本小节定义一种相对简单的、实验证明是有效的方向信息测度.

在以 (i, j) 为中心的邻域 $R = \{(m, n) | |m - i| \leq L, |n - j| \leq L\}$ 中, L 是邻域长度的一半. l_θ 是过中心点且角度为 θ 的一条直线并且将该邻域分成两半 $S_{\theta 1}$ 和 $S_{\theta 2}$, 则方向性图像信息测度 M_{ij} 的定义为:

$$M_{ij} = d_{\theta \max} - d_{\theta \min} \quad (2)$$

其中 $d_{\theta \max} = \max_{0^\circ \leq \theta < 180^\circ} (d_\theta)$, $d_{\theta \min} = \min_{0^\circ \leq \theta < 180^\circ} (d_\theta)$, $d_\theta = |f_{S_{\theta 1}} - f_{S_{\theta 2}}|$, $f_{S_{\theta 1}} = \sum_{(m,n) \in S_{\theta 1}} X_{mn}$, $f_{S_{\theta 2}} = \sum_{(m,n) \in S_{\theta 2}} X_{mn}$, X_{mn} 表示像素点 (m, n) 的灰度值.

若当前邻域内存在地过中心点的边缘, 由于边缘点具有方向性, 因此当 l_θ 沿边缘轨迹方向时 d_θ 取得极大值, 而当 l_θ 沿垂直于边缘轨迹方向时, d_θ 取得极小值, 因此 M_{ij} 的值较大; 若当前邻域是平滑区, 无论 l_θ 取什么方向, 对 M_{ij} 的值的影响都比较小; 而且对于孤立的噪声点如脉冲噪声, 无论 l_θ 取什么方向, d_θ 的值都比较接近, 因此 M_{ij} 的值也较小, 所以该分量同样具有较好的抗噪能力.

2.3 基于梯度的分量

并作为 BP 神经网络的输入矢量, 通过训练, 使神经网络直接用于边缘检测, 方法如下:

首先, 为得到用于训练神经网络的目标样本, 取一幅或几幅训练用图像, 用人工方法得到边缘图像, 具体可以通过边缘检测算法获得全部的边缘, 而只保留希望得到的边缘; 然后对训练图像的每一点计

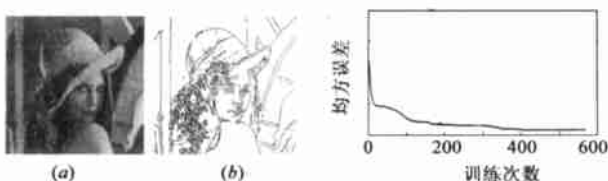


图1 用于训练的Lena原图和边缘图

图2 误差和训练次数的关系曲线

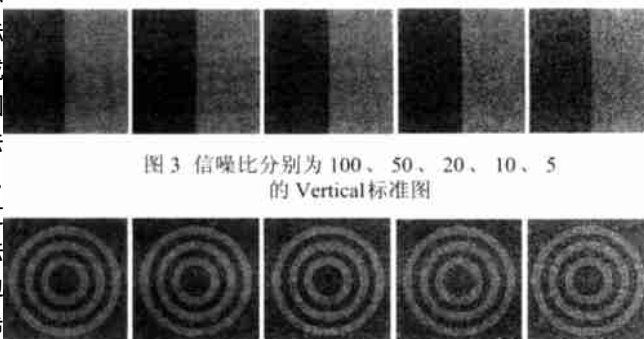


图3 信噪比分别为100、50、20、10、5的Vertical标准图

图4 信噪比分别为100、50、20、10、5的Ring标准图

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, 因为噪声通常也对应着较大的灰度突变. 而边缘和噪声的一个重要区别就是边缘具有结构性. 本小节用一种简单的方法, 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 $R = \{(m, n) | |m - i| \leq L, |n - j| \leq L\}$ 中, L 是邻域长度的一半, l_θ 是过中心点且角度为 θ 的一条直线, 则基于梯度分布的分量 C_{ij} 为:

$$C_{ij} = \max_{0^\circ \leq \theta < 180^\circ} \sum_{(m,n) \in l_\theta} g(m, n) / (2L + 1) \quad (3)$$

其中, $g(m, n)$ 表示点 (m, n) 处的梯度幅值.

通常梯度幅值的计算受噪声的影响较大, 若采用先平滑后微分的方法, 会产生如何选择平滑的尺度以及所带来的定位偏移问题. 因此采用 Haralick 离散正交多项式曲面最佳拟合^[5]的方法获得梯度幅值, 既可以削弱噪声的影响又不会引起定位偏移.

若当前邻域内存在过中心点的边缘, 当 l_θ 和边缘轨迹重合时, C_{ij} 得到极值. 由于边缘具有结构性, 因此处于边缘轨迹上各点的梯度值比较接近, 沿边缘轨迹的梯度幅值的平均值 C_{ij} 近似等于当前像素点的梯度幅值; 若当前邻域是平滑区, 则无论 l_θ 取什么方向, C_{ij} 的值比较接近, 并且也近似等于当前像素点的梯度值. 但是对于噪声, 若处于平滑区, 由于不存在边缘轨迹, C_{ij} 起到了平均的作用, 可以将噪声的梯度强度降低; 若位于边缘轨迹上, 那么 C_{ij} 的平均作用有利于减弱噪声对边缘的影响.

3 基于BP神经网络和特征向量的边缘检测方法

将上节定义邻域一致性信息测度 R_{ij} 、方向性信息测度 M_{ij} 和梯度分布参量 C_{ij} 三个特征分量, 组成一个描述边缘特征的特征向量 $I(i, j)$, 其定义为: $I(i, j) = \{R_{ij}, M_{ij}, C_{ij}, 1\}$ (4)

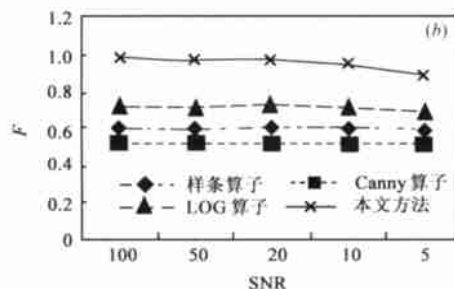
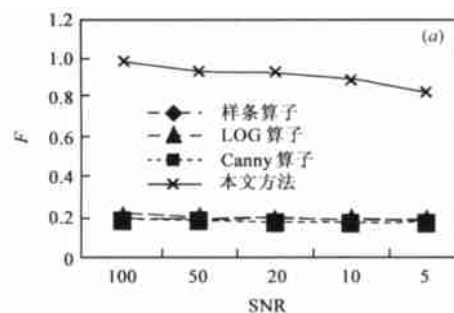


图5 不同方法的边缘检测评价度量随信噪比的变化趋势

(a) Vertical 边缘检测结果评价度量随信噪比的变化;

(b) Ring 边缘检测结果评价度量随信噪比的变化

算边缘特征向量 $I(i, j)$, 对神经网络进行训练; 最后将训练好的神经网络用于提取其他图像的边缘。

本文所使用的 BP 神经网络是一个三层网络, 输入层是 4 个节点而隐含层为 4 个节点, 输出节点数一个。神经元的传递函数是 Sigmoid 型函数 ($f_{\text{sigmoid}}(x) = 1/(1 + e^{-x})$)。

4 实验结果

4.1 神经网络的训练

图 1(a) 和图 1(b) 分别是用于训练的 Lena 原图和边缘图, 边缘图是用 Canny 边缘检测算子得到的并且用人工的方式进行了提取。选择 Lena 图的原因是图中的各种边缘类型比较丰富。图 2 是神经网络训练时的误差曲线, 可以看到这个过程是收敛的。

4.2 抗噪性能实验

使用文献[6]定义的两幅标准图 Vertical 和 Ring 来检验算法的抗噪性能, 分别为这两幅标准图迭加信噪比为 100、50、20、10、5 的零均值高斯噪声, 如图 3 和图 4 所示。有关这两幅标准图的构成和信噪比的定义可以参看文献[6]。

分别使用 LOG 算法、Canny 算子、二次 B 样条算子和本文方法对具有不同信噪比的标准图进行边缘检测。用 Abdou 和 Pratt 提出的度量 F 来衡量边缘检测结果的优劣^[7]:

$$F = \left\{ \sum_{i=1}^{I_A} 1/[1 + \alpha(d(i))^2] \right\} / \max\{I_A, I_I\} \quad (5)$$

其中, I_A 是实际边缘点数量, I_I 是检测出的边缘点数量, $d(i)$ 是检测出的边缘点和标准边缘点之间的距离。图 5(a) 和图 5(b) 是不同方法的边缘检测评价度量随信噪比的变化趋势, 从图 5 中可以看出, 本文方法的抗噪性能优于其它算子。

4.3 实际图像的边缘检测

用本文方法对实际图像进行边缘检测, 作为对比, 同时给出了 LOG 算子、Canny 算子对相同图像边缘检测的结果。图 6



图 6 对迭加分布为 $N(0, 20)$ 的高斯噪声的 rose 图, 用 LOG 算子, Canny 算子的检测结果和本文方法检测结果的比较

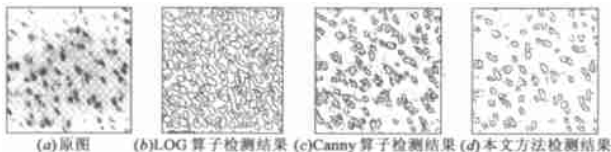


图 7 对细胞切片图用 LOG 算子、Canny 算子的检测结果和本文方法检测结果的比较

是对迭加了分布为 $N(0, 20)$ 的高斯噪声的 rose 图进行边缘检测的结果, 图 7 是对细胞切片进行边缘检测的结果, 从实际图像的边缘检测的结果来看, 本文方法具有良好的抗噪性能, 其边缘检测的结果是令人满意的。

5 结论

本文提出一种新的基于信息测度和神经网络的边缘检测方法, 利用和构造了邻域一致性信息测度 R_{ij} 、方向性信息测度 M_{ij} 和梯度分布参量 C_{ij} 三个特征分量来描述阶跃边缘点附近的灰度分布是有序的, 具有方向性, 以及灰度突变是有结构性的三个本质特征。由于这些特征同时也是边缘和噪声的本质区别, 因此本文的边缘提取算法对噪声具有良好的抑制效果。同时由于是用神经网络直接得到图像的边缘, 因此本文方法没有其他边缘检测方法所需要的阈值问题。同时需要指出的是本文方法无须对图像进行卷积, 所以此时得到的边缘是精确边缘。构造更好的信息测度, 对不同的边缘检测要求选择不同的训练图, 从而加强有针对性的神经网络训练, 将是本文后续工作的重点。

参考文献:

- [1] D. C. Marr, E. Hildreth. Theory of edge detection [A]. Proc. Roy. Soc [C]. London, 1980, B207: 483 - 524.
- [2] J. Canny. A computational approach to edge detection [J]. IEEE Trans. On PAMI, 1986, 8(6): 679 - 698.
- [3] A. P. Witkin. Scale-space filtering [A]. in Proc. Int. Joint Conf. Artificial Intell (Karlsruhe, West Germany) [C], 1983: 1019 - 1022.
- [4] 杨焯. 基于图像信息测度的多尺度边缘检测方法研究 [D]. 博士学位论文, 西安交通大学, 1998.
- [5] R. M. Haralick. Digital step edges from zero crossing of second directional derivatives [J]. IEEE Trans. On PAMI, 1984, 6(1): 58 - 68.
- [6] L. Kitchen, A. Rosenfield. Edge evaluation using local edge coherence [J]. IEEE Trans. On SMC, 1981, 11(9): 597 - 605.
- [7] I. E. Abdou, W. K. Pratt. Quantitative design and evaluation of enhancement/thresholding edge detectors [A]. Proc. IEEE [C], 1979, 67(5): 753 - 763.

作者简介:



杨海军 1973 年出生。1994 年毕业于西安交通大学应用物理专业; 1997 年在西安交通大学获得模式识别与智能控制专业硕士学位; 现攻读西安交通大学信息与通信系统专业博士学位。主要研究方向为图像处理、图像识别、计算机视觉等。