

基于神经网络和点的重要性度量的边缘提取方法¹

田 原 杨海军* 梁德群** 王红光* 吴更石*

(中国科学院自动化研究所 模式识别国家重点实验室 北京 100080)

*(西安交通大学图像处理与识别研究所 西安 710049)

** (大连海事大学信息学院 大连 116026)

摘 要 本文从边缘点所在尺度和其邻域的灰度分布状况入手,提出了一个由四个分量组成的、对应于点的、用于衡量该点重要性的边缘重要性度量向量,为了考虑应用背景,用人工分类好的样本对一 BP 神经网络进行训练,用训练好的网络对图像的边缘点依重要性进行分类,从而获得图像的重要边缘。另外由于本文的方法无须对图像进行卷积,所以不会产生边缘偏移。经实验验证此方法取得了良好的效果。

关键词 边缘检测,神经网络,重要性度量,尺度

中图分类号 TN911.73, TN-052

1 引 言

图像边缘是图像目标的最为重要的特征,它包含了图像的绝大部分信息,由此 Mallat 可以利用多尺度阶跃边缘进行图像的恢复^[1]。但就某一应用背景而言(如识别、匹配等),同样是阶跃边缘可能具有不同的应用价值,即所谓的重要性。在一般情况下,我们希望保留那些对后续任务(如识别等)有较大帮助的边缘,去掉由于噪声,光照条件等易变因素所造成的众多的纷乱的边缘。但如何衡量边缘的重要性程度呢? Witkin 在他的尺度空间滤波理论中^[2],提出了信号的重要特征会在较大的尺度空间范围内存在的观点,因此可以认为大尺度上存在的边缘更为重要,所以可以从不同尺度间边缘的对应关系获得能够在在大尺度上存在的边缘位置^[3];在文献[4]中则从像素某邻域内的方向信息入手,定义了点的方向信息测度作为判断是噪声点还是边缘点的依据,并以此来调整滤波尺度,得到多尺度边缘检测结果。但决定哪些边缘更为重要往往是一个与应用背景直接相关的问题,如通常我们认为由于光照不均匀所造成的边缘是不重要的,但当进行深度图像分析时却可能成为至关重要的因素。所以仅从图像特征入手而不考虑图像先验知识的重要边缘提取可能不是一个好的方法。

本文从边缘点及其邻域的灰度分布状况和边缘点所在尺度入手提出了四个对应于点的、用于衡量该点重要性的边缘重要性度量向量。为了考虑应用背景,用人工分类好的样本对一 BP 神经网络进行训练,用训练后的网络对图像的边缘点依重要性进行分类。另外值得一提的是:由于本文方法无须对图像进行卷积,因此不会产生边缘偏移,所得到的边缘是小尺度上的精确边缘。经实验验证,此方法取得了良好的效果。

2 图像边缘点的重要性度量向量

本节提出了一个有 4 个分量的边缘点重要性度量向量,其中一个与该点所在尺度有关,另外 3 个则是根据边缘点所在梯度或其邻域的灰度分布状况而建造的。

2.1 边缘点所在目标尺度的度量

重要的信号特征会在较大的尺度空间范围内存在^[2],所以边缘点所在目标尺度的大小可以作为衡量该点重要性的一个度量。小波变换为我们提供了一种确定边缘点所在尺度的

¹ 1998-06-22 收到, 1999-02-12 定稿

方法: 如果某一边缘能够在较大尺度的卷积下存在, 则说明该边缘所在的目标能够在这个尺度中存在。但是这类方法存在问题: 其中主要的一个就是图像卷积的引入势必会引起图像边缘的偏移, 而这种偏移并不是均匀的, 它与图像本身的状况有着密切的关系, 这必然造成边缘精确定位的困难。另外从某种意义讲, 即使是同一目标的不同部分, 它仍可能处于不同的、在卷积意义下的尺度之中, 所以上述方法缺乏基于目标的统一的尺度衡量手段。

本节所提出的方法克服了通过卷积确定目标尺度方法的缺点。为了得到本文所提出的基于目标所在尺度的边缘点的重要性度量, 我们首先引入以下定理:

定理 若在图像曲面上点 (x_0, y_0, z_0) 某一邻域中, 图像可用曲面 $z = f(x, y)$ 逼近表示, 如果 $z = f(x, y)$ 存在二阶连续偏导数, 则在该邻域内的由 Marr 边缘检测算子所得到的边缘必为一连续的平面曲线, 且其所在平面平行于图像的水平面 ($z = 0$)。

证明 由 Marr 的视觉计算理论, 图像的阶跃边缘可表示为沿曲面上最大梯度方向的二阶导数的零交叉点的集合。图像曲面上某方向的二阶方向导数为

$$\frac{d^2 f}{d\theta^2} = \frac{1}{2} \left[\frac{\partial^2 f}{\partial x^2} + \frac{\partial^2 f}{\partial y^2} \right] + \frac{1}{2} \left[\frac{\partial^2 f}{\partial x^2} - \frac{\partial^2 f}{\partial y^2} \right] \cos 2\theta + \frac{1}{2} \left[\frac{\partial^2 f}{\partial x \partial y} + \frac{\partial^2 f}{\partial y \partial x} \right] \sin 2\theta. \quad (1)$$

最大梯度方向为

$$\operatorname{tg}\theta = (\partial f / \partial y) / (\partial f / \partial x). \quad (2)$$

这里 θ 是与 X 轴的夹角。将最大梯度方向值 (2) 式代入 (1) 式可得图像曲面的边缘线方程:

$$\frac{\partial^2 f}{\partial x^2} \left[\frac{\partial f}{\partial x} \right]^2 + \frac{\partial^2 f}{\partial^2 x} \left[\frac{\partial f}{\partial y} \right]^2 + \left[\frac{\partial^2 f}{\partial x \partial y} + \frac{\partial^2 f}{\partial y \partial x} \right] \frac{\partial f}{\partial x} \frac{\partial f}{\partial y} = 0. \quad (3)$$

由上可见, 若曲面存在二阶连续偏导数, 则其边缘曲线必然连续, 又 (3) 式与 z 无关, 故此时边缘线必为一平面曲线, 且其所在平面必在平行于图像水平面。证毕

由上述定理可知, 若假设图像曲面有二阶连续偏导数, 则其 Marr 边缘必为一连续的平面曲线, 且其所在平面平行于图像的水平面。由此我们可以想到, 如果以该边缘点处的灰度为阈值将图像二值化, 这样就得到了与此点相邻的黑白两个区域, 用与其相连通的具有较小面积的连通域 (黑或白) 的面积作为度量该边缘点所在尺度的一个因数。实验证实了这个想法的合理性。如图 1 所示, M_1 、 M_2 为两个相邻的连通域, 其面积分别为 S_{m1} 和 S_{m2} , 边缘点在 M_1 、 M_2 的交界处, 我们如下定义基于连通域面积的边缘点所在尺度的度量 R :

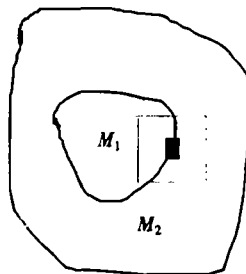


图 1 连通域示意图

$$R = f(\min(s_{m1}, s_{m2})). \quad (4)$$

(4) 式的 $f(\bullet)$ 是一个同应用背景有关的函数, 经过它 R 被规一化到 0 和 1 之间, 即 $R \in [0, 1]$.

在本节实验中 $f(\bullet)$ 为如下形式:

$$f(s) = \begin{cases} 0, & s \leq s_1; \\ s/s_2, & s_1 < s \leq s_2; \\ 1, & s \geq s_2; \end{cases} \quad (5)$$

s_1 、 s_2 是根据实际情况设定的阈值。当然 $f(\bullet)$ 也可视具体情况被规定为其它类型的函数。

仅利用这个指标也可保留图像的大轮廓边缘, 但其对较大平缓面积中的一些噪声引起的边缘抑制效果不明显, 所以必须将尺度因素与其它的衡量指标结合起来才可能得到较好的结果。作者曾以边缘点的梯度与其所在面积的乘积作为衡量边缘重要性的一个指标, 其实实验效果较仅利用指标 R 为好, 但比用神经网络分类的效果差些。由于篇幅原因这里就不给出实验结果了。

2.2 基于边缘点所在梯度及其邻域灰度分布状况的点的重要性度量

图像灰度变化梯度的大小在一定程度上反映了边缘的重要性程度, 通常边缘所在的梯度愈大则其重要性往往愈大, 但若仅利用梯度会造成许多偏差, 如噪声经常也对应着较大的灰度变化。此外, 只考虑梯度的绝对值也有一些不合理之处, 还应把在该点附近的梯度分布情况估计在内。为此本小节根据灰度变化的梯度提出了三个边缘重要性度量指标, 尽管这三个指标相互之间存在着一定的关联, 但实验证明它们之间并不能相互取代。

对于因为光照不均匀等因素形成的边缘而言, 其附近的图像往往呈现为灰度较为平缓的变化状况, 从边缘图像上看, 则是一些细碎的分布密集的边缘线段。在梯度分布方面大致表现为均匀分布, 即图像灰度的变化近似为线性。而重要的边缘应该偏离以该点为中心的一个窗口内的梯度的均值较远。根据上述特点, 我们定义了另一个衡量边缘重要性的参量 $C(x, y)$, 其表示如下:

$$C(x, y) = \mu \frac{G_a(x, y) - E(x, y)}{\sigma(x, y)}. \quad (6)$$

$G_a(x, y)$ 为 (x, y) 点与边缘垂直方向的梯度的绝对值, $E(x, y)$ 是以 (x, y) 为中心、某一窗口范围内的梯度的均值, $\sigma(x, y)$ 则表示此窗口范围内的梯度分布的方差。 μ 为一系数, 它的目的是限制 $C(x, y)$ 的变化范围, 使之与其它度量边缘重要性的参量在数值上不致相差过大。(6) 式的意义是点 (x, y) 上的梯度与其一邻域内的平均梯度之差与该邻域内梯度分布方差的比值。选择这个参量的优点在于: 它在去掉大部分由于光照不均所形成的细碎边缘和一些噪声所形成的边缘的基础上, 还能保留一些绝对梯度并不大的重要边缘。但这项指标对一些较平缓区域内孤立的具有较大幅度变化的噪声点抑制效果不十分理想。

如前所述, 图像灰度变化的梯度的大小在一定程度上反映了边缘的重要性程度, 由此定义

$$G(x, y) = \gamma G_a(x, y), \quad (7)$$

$G_a(x, y)$ 的意义同前, γ 为一系数, 用来调整与其它边缘重要性度量参量的数值对比关系。 $G(x, y)$ 虽然简单明了, 但易受噪声的影响。为了克服这一缺点, 我们增加了一个与其相类的指标 $D(x, y)$:

$$D(x, y) = \eta |E_{WM_1}(x, y) - E_{WM_2}(x, y)|. \quad (8)$$

见图 1, 在 M_1 的边界上的小黑方块为点 (x, y) , 以 (x, y) 为中心确定某一邻域 W (图中虚线方框所示). $E_{WM_1}(x, y)$ 、 $E_{WM_2}(x, y)$ 分别表示在 W 内 M_1 区域和 M_2 区域中的像素平均灰度. η 为一系数, 其意义同 μ 、 γ . $D(x, y)$ 能够抑制由于噪声而形成的边缘, 对光照因素带来的小梯度边缘也能起到一定的抑制作用.

3 基于神经网络和点的重要性度量的边缘提取方法

这一部分我们用一 BP 神经网络^[5] 从纷乱的边缘线图像中提取重要的边缘, 其主要思想是这样的: 将前面提到的几个度量边缘重要性的参量结合起来, 组成一个边缘重要性度量向量 $I(x, y)$, 该向量定义为: $I(x, y) = (R(x, y), C(x, y), G(x, y), D(x, y), 1)$. 取一幅或几幅训练用图像, 通过一些边缘检测算子 (这里我们用 Canny 算子) 提取它们的边缘图像并针对每个边缘点计算向量 $I(x, y)$; 然后用人工的手段分离图像中重要的和非重要的边缘点, 将对应于两类边缘的重要性向量 $I(x, y)$ 分别送入 BP 网络对其进行训练, 之后就得到了一系列分类的权值. 用此训练好的神经网络就可以提取新图像的重要边缘.

在这里之所以选择 BP 神经网络而不选用其它一些传统的应用于模式识别领域中的方法作为分类器, 其原因在于前者具有一些独到的优点. BP 网络的输入与输出关系是一个高度的非线性映射关系, 如果输入节点数为 N , 输出节点数为 M , 则网络是从 N 维欧氏空间到 M 维欧氏空间的映射, 通过调整 BP 神经网络中的连接权值和网络的规模 (包括 N , M 和隐层节点数), 就可以实现非线性分类等问题, 并且它还可以以任意的精度逼近任何非线性函数 (层数 $k \geq 3$). 本节所用的是一三层 BP 网络, 其输入节点数和隐含层节点数皆为 5 个, 输出节点数为 1 个, 作用于神经元的作用函数是 Sigmoid 型函数 ($f_{\text{sigmoid}}(x) = 1/(1 + e^{-\lambda x})$).

4 实验结果和结论

图 2、图 3 分别是重要边缘与非重要边缘的训练样图. 图 4 是训练的迭代次数与分类误差的关系曲线, 从中可以看出分类误差随训练次数增加总体上呈逐步下降的趋势, 在 150 步后, 误差的变化趋于平缓, 为了减少训练时间, 这里规定最大的训练步数为 200. 训练样本是通过人工的方法获得的. 图 5 是 Lena 原图, 图 6 是在原图上的边缘提取结果. 图 7 是 Lena 加均值为 0、方差为 20 的 Gauss 噪声的图像, 图 8 是在图 7 基础上的边缘检测结果. 可以看出均达到了较满意的效果.

从上述实验结果可以看出, 本文的边缘提取算法对噪声具有较好的抑制效果. 同时由于无须对图像进行卷积, 所以此时得到的边缘是小尺度上的精确边缘. 如果我们有针对性地加强对神经网络的训练, 相信还可以进一步提高本文算法的边缘提取效果.

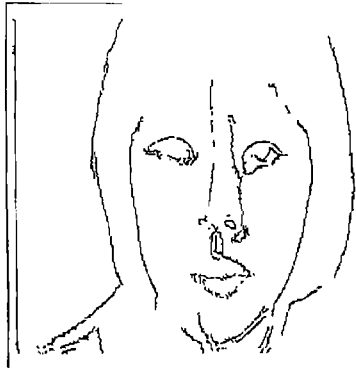


图 2 重要边缘的训练样本点



图 3 非重要边缘的训练样本点

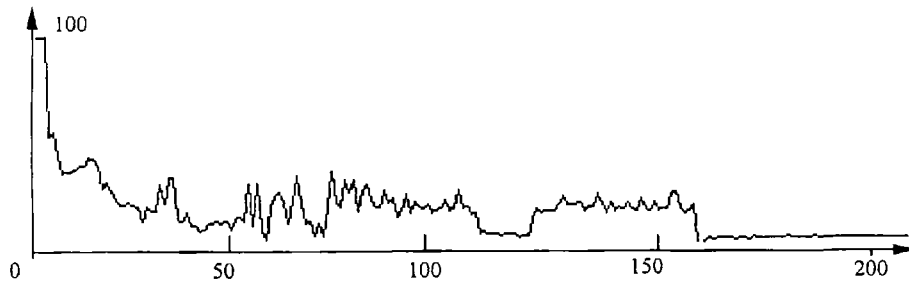


图 4 分类误差与训练迭代次数的关系曲线



图 5 Lena 原图



图 6 原图上的实验结果

图 7 添加分布为 $N(0,20)$ 噪声的 Lena 图像

图 8 基于图 9 的边缘检测结果

参 考 文 献

- [1] Mallat S. *et al.* Characteristics of signals from multiscale edges. IEEE Trans. on PAMI, 1992, PAMI-14(7): 710-732.
- [2] Witkin A. Scale-space filtering, in Proc. Int. Joint Conf. Artificial Intell., Karlsruhe, Germany: 1983, 1019-1022.
- [3] Bergholm F, Edge focusing, IEEE Trans. on PAMI, 1987, PAMI-9(6), 726-741.
- [4] 杨 炬, 梁德群. 基于方向信息的多尺度边缘检测方法, 西安电子科技大学学报, 1997, 24(4), 524-530.
- [5] 焦李成. 神经网络理论. 西安: 西安电子科技大学出版社, 1990, 112-200.

THE METHOD OF EDGE DETECTION BASED ON NEURAL NETWORK AND THE MEASURE OF IMPORTANCE OF POINTS

Tian Yuan Yang Haijun* Liang Dequn** Wang Hongguang* Wu Gengshi*

*(Institute of Automation, Chinese Academy of Sciences, Beijing 100080)***(Institute of Image Processing and Recognition, Xi'an Jiaotong University, Xi'an 710049)**** (Information Institute, Dalian Maritime University, Dalian 116026)*

Abstract Based on the scale and the state of intensity distribution in some neighborhoods of edge points, this paper proposes a measure vector of importance of point that consists of 4 components and corresponds to every point. For considering the background of application, this paper first trains a BP neural network using some samples that have classified by manual work, and then extracts more important edge points in a new image using the trained neural network. Because the image needs not be smoothed by some function in this algorithm, the edge deflection will not happen as usual, the location of gotten edge is in the accurate position. The effectiveness of this algorithm has been testified by some experiments.

Key words Edge detection, Neural network, Measure of importance, Scale

田 原: 男, 1965 年生, 博士, 现在中科院自动化所模式识别国家重点实验室做博士后, 主要研究方向为图像处理及分割、图像目标的检测及识别视觉监控等。

杨海军: 男, 1973 年生, 博士生, 主要研究方向是医学图像检测、图像理解、神经网络等。

梁德群: 男, 1940 年生, 博士生导师, 教授, 主要研究方向为工业图像检测、图像压缩及数字通讯等。现在大连海事大学信息学院工作。

王红光: 男, 1975 年生, 硕士生, 研究兴趣为图像目标的检测及识别、图像压缩等。

吴更石: 男, 1969 年生, 博士, 主要研究方向为分形信号、图像处理的理论及应用, 数字通信及 ASIC 设计。