

基于预测的自适应边缘检测新方法^{*})

王 坤 片兆宇 高立群 郭 丽

(东北大学信息科学与工程学院 沈阳 110004)

摘 要 图像的边缘是图像最基本的特征之一,边缘检测是提取图像特征的重要手段。首先利用梯度调节预测器(Gradient Adjusted Predictor, GAP)对图像进行预测,然后针对预测得到的误差图像,提出了一种基于梯度均值直方图的自适应阈值选取方法,利用得到的阈值来分类边缘与非边缘;为了获得单像素边缘,利用细化算法对边缘图像进一步细化,得到最后的边缘图像。仿真结果表明,与其它方法相比,本文方法检测到的边缘边界特征细腻、连续,定位精度较高,得到的实验结果比较理想。

关键词 边缘检测, GAP 预测器, 阈值, 细化

New Approach of Adaptive Edge Detection Based on Predictor

WANG Kun PIAN Zhao-yu GAO Li-qun GUO Li

(School of Information Science & Engineering, Northeastern University, Shenyang 110004, China)

Abstract Edge is one of the most fundamental features. Edge detection is an important method to extract the image's characteristics. Firstly gradient adjusted predictor is used to predict the image, and then aiming at the gained error image, a new adapted approach to selected threshold based on gradient mean-value histogram is proposed, and classified edge and non-edge by the gained threshold; to obtain single pixel edges, the gained edge image is far thinned by the thinning algorithm, and the last edge image is achieved. Simulation results show that using the proposed method can get fine and continued edge characteristic, higher precision of localization, compared with other methods. The experimental results are more satisfactory.

Keywords Edge detection, Gradient adjusted predictor, Threshold, Thinning

1 引言

图像的边缘标记了图像中的间断点或灰度起伏变化显著的点^[1],可提供目标轮廓的位置信息,使得边缘提取成为图像处理和分析中非常重要的过程^[2]。经典边缘提取算子有 Roberts, Sobel, Prewitt, LOG, Canny 等,它们利用边缘临近一阶或二阶方向导数的变换规律对图像灰度级的间断进行检测,优点是计算简单,速度较快,缺点是对噪声的干扰都比较敏感,当检测图像纹理较为复杂的区域时不稳定。新的边缘检测方法,如边界跟踪法^[3]、基于神经网络^[4]和基于小波变换的方法^[5]等,大多是针对各种不同类型的图像所提出的,通用性不是很强。Yu 等人^[6]提出了一种基于 GAP(Gradient Adjusted Predictor)预测器的边缘检测方法,该方法在实验中取得了较好的效果,但是由于对不同的图像采用了几乎固定的阈值,因此在某种情况下得到的边缘效果相对较差。

本文提出了一种简单有效的基于预测的自适应阈值的边缘检测方法。该方法采用了图像压缩编码中常用的非线性预测器 GAP 对原始图像进行预测,得到预测误差图像;通过误差图像的梯度均值直方图,自适应地求得阈值 T;用阈值 T 对误差图像进行边缘分类,最后进行细化得到边缘图像。

2 GAP 预测器

GAP 预测器是一种简单的自适应、非线性预测器,它可

以调整自身适应像素附近梯度值的变化来进行预测^[6]。图 1 为在 GAP 预测器中所采用的关联模板。当前预测像素 $I(i, j)$ 在预测器中采用的邻域像素如图 1 中的阴影部分所示。

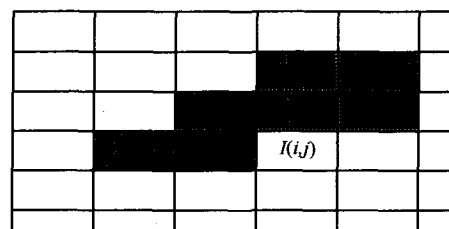


图 1 GAP 预测关联模板

为了简化计算,令

$$I_n = I(i, j-1), I_w = I(i-1, j), I_{ne} = I(i+1, j-1)$$

$$I_{mw} = I(i-1, j-1), I_{nn} = I(i, j-2), I_{uw} = I(i-2, j)$$

$$I_{me} = I(i+1, j-2) \quad (1)$$

其中 $I_n, \dots, I_w$ 分别表示预测像素的邻域,其位置如图 1 所示。

为了估计 $I(i, j)$ 的值,进一步定义了 d_h 和 d_v 两个量:

$$d_h = |I_w - I_{uw}| + |I_n - I_{mw}| + |I_n - I_{ne}|$$

$$d_v = |I_w - I_{mw}| + |I_n - I_{nn}| + |I_{ne} - I_{me}| \quad (2)$$

显然, d_h 和 d_v 是像素 $I(i, j)$ 邻域中水平和垂直方向亮度的估计值,通过将 d_h 和 d_v 做差来检测图像中边缘的幅值

^{*}) 国家自然科学基金资助项目(60274099),教育部博士点基金资助项目(20020145007)。王 坤 博士研究生,主要研究方向为图像处理、模式识别;高立群 博士,教授,博士生导师,主要研究方向为模式识别、图像处理及复杂系统控制。

和方向。产生预测值的程序如下所示:

```
IF ( $d_v - d_h > 80$ ) {sharp horizontal edge}  $\hat{I}(i, j) = I_w$ 
ELSE IF ( $d_v - d_h < -80$ ) {sharp vertical edge}  $\hat{I}(i, j) = I_n$ 
ELSE {
 $\hat{I}(i, j) = (I_w + I_n) / 2 + (I_{ne} - I_{nw}) / 4$ ;
IF ( $d_v - d_h > 32$ ) {horizontal edge}  $\hat{I}(i, j) = (\hat{I}(i, j) + I_w) / 2$ 
ELSE IF ( $d_v - d_h > 8$ ) {weak horizontal edge}  $\hat{I}(i, j) = (3\hat{I}(i, j) + I_w) / 4$ 
ELSE IF ( $d_v - d_h < -32$ ) {vertical edge}  $\hat{I}(i, j) = (\hat{I}(i, j) + I_n) / 2$ 
ELSE IF ( $d_v - d_h < -8$ ) {weak vertical edge}  $\hat{I}(i, j) = (3\hat{I}(i, j) + I_n) / 4$ 
}
```

其中 $\hat{I}(i, j)$ 表示像素 $I(i, j)$ 的预测值。

令预测误差为 $E(i, j)$, 则

$$E(i, j) = |I(i, j) - \hat{I}(i, j)| \quad (3)$$

则可以得到误差图像 $E(i, j)$ 。

GAP 预测器使用的关联模板对于减少预测误差尤其是平滑区域的误差来说是非常有效的^[7]。该模板使用梯度来检测边缘的幅值和方向, 因此有效地指出了边缘区域的边缘位置。

3 自适应阈值选取

通过 GAP 预测器得到图像的预测值后, 需要确定阈值对图像中的像素进行分类: 边缘和非边缘。阈值对边缘的确定具有至关重要的影响。目前, 确定阈值的方法总体上可以分为两类: 全局阈值和局部阈值。把整幅图像用单一的阈值进行分割就是全局阈值, 而局部阈值则是把整幅图像分成许多子图像, 每幅子图像分别用不同阈值进行分割。

本文采用基于梯度均值的自适应阈值方法获得阈值来确定图像边缘, 对不同条件下的图像, 采用不同的阈值, 可以得到较好的检测效果。自适应阈值法是根据图像自身的灰度变化信息确定的, 能够动态地随图像梯度幅值的变化而变化, 因此对于不同光照下的图像有较好的自适应性, 是一种全局意义下的最优阈值。其算法步骤如下:

1) 计算误差图像梯度直方图 $H = \{h(k)\} (k=0, 1, \dots, \max\{E(i, j)\})$, $h(k)$ 是灰度误差值为 k 的所有像素梯度之和。

$$h[E(i, j)] = h[E(i, j)] + |[E(i-1, j-1) - E(i+1, j+1)]| + |[E(i-1, j+1) - E(i+1, j-1)]| \quad (4)$$

其中 $E(i, j)$ 为像素点 (i, j) 的灰度值, 根据上式对每个像素点 (i, j) 进行计算, 可得到误差梯度直方图 H 。

2) 对梯度直方图进行归一化

$$h(k) = \frac{h(k)}{S} \quad (k=0, 1, \dots, \max\{E(i, j)\}) \quad (5)$$

其中 $S = \sum_{k=0}^{\max\{E(i, j)\}} h(k)$

3) 计算阈值 T

$$T = \sum_{k=0}^{\max\{E(i, j)\}} kh(k) \quad (6)$$

图 2 是误差梯度直方图。利用得到的阈值 T 对误差图像 $E(i, j)$ 进行分类, 如果对应的像素预测误差绝对值大于等于阈值 T , 则该点定义为边缘点(用 0 来标记), 否则该点定义

为非边缘点(标记为 1), 依此分类后就得到了边缘图像。为了说明预测和阈值处理过程, 图 3 给出了一个例子。

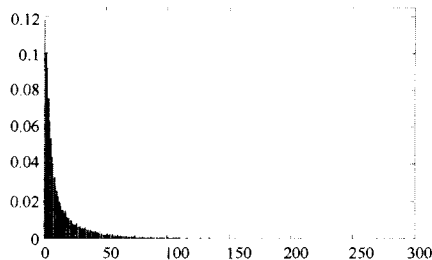


图 2 误差梯度直方图

118	101	85	72	120	110	89	75	2	9	4	7	1	0	1	0
112	100	91	72	116	103	91	75	4	3	0	7	1	1	1	0
112	105	87	70	117	103	95	75	5	2	8	5	0	1	0	0
112	98	85	65	116	107	90	74	4	9	5	9	1	0	0	0
(a) 原图像				(b) 预测像素值				(c) 预测误差				(d) 边缘图像			

图 3 预测和阈值处理示例

图 3 中, (a) 为原始灰度图像灰度值, (b) 和 (c) 分别表示通过 GAP 预测得到的像素值和预测误差值, 这里假设阈值 T 为 5, 阈值处理后得到如 (d) 所示的边缘图。

4 细化

注意到 0 表示边缘点, 由图 3(d) 可以看出, 利用阈值方法得到的边缘为多像素的宽边缘, 而一般需要的边缘为单像素边缘, 因此需要对得到的边缘进行细化处理。采用如下方法进行细化:

首先对分类后得到的边缘图像依次进行水平和垂直扫描, 得到水平和垂直边缘图像, 然后对得到的水平和垂直图像用逻辑算子进行合并, 从而得到细化后的边缘图像。

图 4 给出了一个细化的例子。图 4(a) 为经过阈值化处理后得到的边缘图像, 将其作为细化处理的原图像。对图 4(a) 进行水平扫描, 方向为从左至右, 从上至下。如果扫描过程中出现不连续的像素值, 即出现由 0 到 1 或由 1 到 0 的变化, 此时将 0 值标记为黑色(用 0 标记), 否则不作任何标记(默认值为 1)。

例如, 对图 4(a) 进行水平方向扫描, 第一行的前两列的值是不连续的 1 到 0 变化, 因此第二列的值被标记为 0, 第一列的值不作标记(默认值为 1); 第一行的第二和第三列的值也是不连续的 0 到 1 变化, 因此第三列为默认值 1 不作标记; 第二行的一、二列无变化, 因此为默认值 1, 第二、三列也无变化, 第三和第四列有变化, 第四列为 0, 第三列默认值为 1 不变; 第三行的第一、二列有变化, 第一列为 0, 第二列为默认值 1, 第二、三列相同, 有变化, 赋值规则如上, 至第三列和第四列, 可以看出, 0 到 0 没有变化, 因此第四列设为默认值 1; 第四行的前两列的值为 1 到 0 变化, 因此第二列的值标记为 0, 接下来的第二列和第三列的值为 0 到 0 无变化, 因此第三列不作标记为默认值 1。图 4(b) 给出了水平扫描得到的边缘结果。

垂直方向扫描和水平方向扫描类似。对图 4(a) 进行垂直扫描, 第一列的前两行的值为 1 到 1 无变化, 因此第一、二行的值为默认值 1, 接下来的第二行和第三行的值为 1 到 0 变化, 因此第三行值为 0; 第二列各行幅值规则相同; 第三列

中的第一行和第二行值为 1 到 1 无变化,因此值默认为 1,对于第三行和第四行,其值由 0 到 0 无变化,因此将第四列置为默认值 1。图 4(c)给出了垂直扫描得到的边缘结果。

最后,对水平和垂直扫描得到的边缘图进行合成得到边缘图像。对得到的水平和垂直边缘图像中对应的位置采用一个简单的逻辑“与”算子进行合成,得到的合成图像如图 4(d)所示。

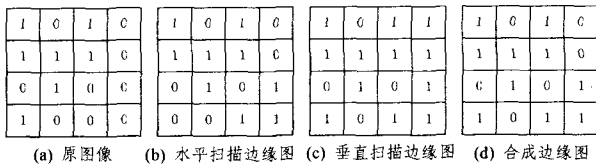


图 4 细化处理示例

5 实验结果与分析

为了验证文中方法的有效性,对 Lena,Peppers 和 Baboon 等三幅标准测试图像进行了边缘检测实验,并和传统的 sobel 和 canny 检测方法以及文献[6]方法的实验结果进行了比较,实验结果如图 5-7 所示。

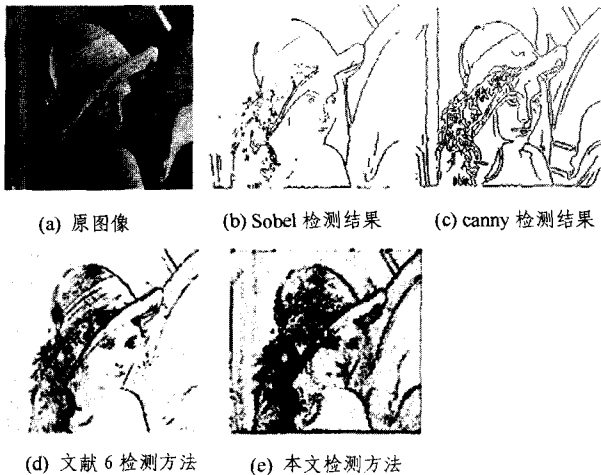


图 5 Lena 图像实验结果

由图 5 可以看出,对于 Lena 图像来说,sobel 检测到的边缘是断续的,边缘轮廓也不完整;canny 方法检测到的局部边缘不连续,而且检测到许多虚假边缘;文献[6]检测到的边缘较 sobel 和 canny 检测到的边缘清晰,而本文方法所提取的边缘连续性较好,轮廓清晰,较文献[6]方法更完整。原图像中左边背景中的细柱部分,在文献[6]的方法中完全没有提取出来,而本文方法提取到了其大致的轮廓;本文提取的 Lena 的脸部的轮廓比文献[6]方法要清晰,尤其是嘴和鼻子的位置;而对于图像右下角白色区域,本文方法将其轮廓清晰的提取出来,而在文献[6]中几乎看不到该处的边缘。

图 6 给出的是对 Peppers 图像的边缘检测结果。sobel 检测的边缘如图 6(b)所示,细节信息较少,而 canny 检测的边缘(图 6(c))相对细节较多,但其检测到的伪边缘也较多;本文方法检测到的边缘如图 6(e)所示,边缘较连续、完整,轮廓清晰,和文献[6]方法的边缘检测结果(图 6(d))相比,本文方法检测到的边缘比文献[6]方法包含的边缘信息更多,且边缘更为连续。可以清晰的看到,对图像左边的长辣椒来说,本

文方法检测到的边缘轮廓完整且清晰,而文献[6]检测到的边缘模糊且不连续。

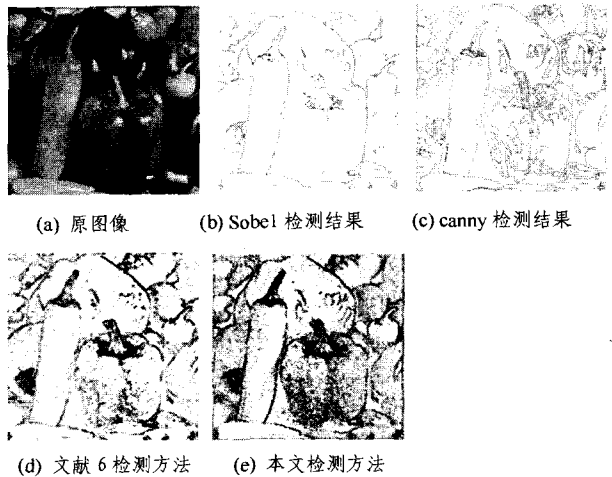


图 6 Peppers 图像检测结果

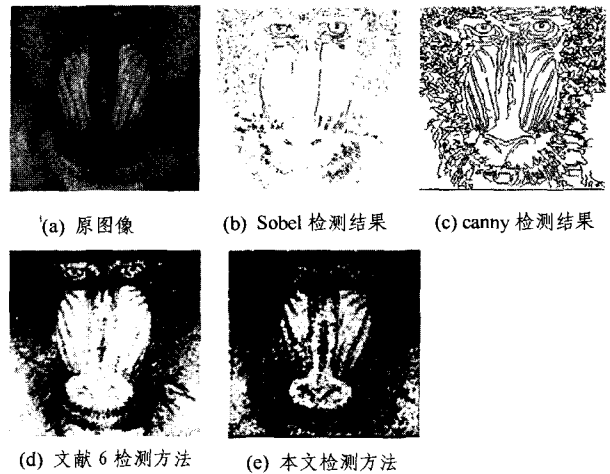


图 7 Baboon 图像检测结果

对于图 7 所示的 Baboon 图像,从人的主观评价来说,同文献[6]的检测方法(图 7(d))相比较,本文方法(图 7(e))检测到的边缘细节更加丰富,且一些局部区域的检测效果要明显好于文献[6]的方法,尤其是对 Baboon 鼻梁部分的检测,本文方法检测到了清晰的纹理边缘,而文献[6]的方法检测到的边缘模糊不清晰。与 sobel(图 7(b))和 canny(图 7(c))方法相比,本文方法也具有较好的检测效果。

通过前面的 3 个实验,可以看出,与传统的边缘检测方法(sobel,canny)和文献[6]方法相比,本文提出的自适应阈值边缘检测方法,由于对不同的图像采用了不同的阈值检测边缘,得到了良好的边缘检测效果。

结束语 本文提出了一种在图像预测基础上的自适应阈值的图像边缘检测方法。该方法首先利用在图像压缩编码中使用的 GAP 预测器来对图像进行预测,得到预测误差图像。对不同的图像,得到的误差图像不同,为了得到较好的检测效果,采用了一种基于梯度均值的自适应阈值方法获得阈值来确定图像边缘。最后对得到的多像素宽边缘进行细化处理得到最终的边缘图像。与传统的 sobel 和 canny 边缘检测方法以及文献[6]的方法相比,本文方法检测到的边缘清晰完整,

(下转第 254 页)

可以将决策树还原成原来的实例数据库,即决策树与实例数据库是可逆的。

3.2 挖掘决策树中频繁项目集的算法

从以上构造决策树的过程可以看出,最大频繁集的长度小于等于最长路径的长度 L 。设路径为 $I_{j1}:M_1, I_{j2}:M_2, I_{jn}:M_n$, 由于构造 T-tree 时,实例中的项目是按照序号排序的,且从根节点开始向下构造。因此同一条路径中的上层节点的数目一定大于或等于下层节点的数目。即一定有 $M_1 > M_2 > \dots > M_n$, 该路径的支持度计数为 $\min(M_1, M_2, \dots, M_n) = M_n$ 。而且,由于各个路径具有相同的后缀,则各个路径的交集必包含该后缀,因此路径的支持度计数为其后缀的支持度计数,而各路径的后缀部分是互不相交的,因此交集的支持度计数等于后缀的支持度计数之和,即具有相同后缀全部路径的交集 A 的支持度计数等于各个路径的子集 A 支持度计数之和。通过以上分析,基于决策树的快速关联规则挖掘(RABDT)算法可以描述如下:

输入:决策树 D-tree
输出:所有的频繁项目集和支持度计数
step1: if Tree 含单个路径 P then
step2: for 路径 P 中节点的每个组合 (记作 β)
step3: 产生模式 $\beta \cup \alpha$, 其支持度为 β 中节点的最小支持度;
step4: else for each α_i 在 Tree 的头部 {
step5: 产生一个模式 $\beta = \alpha_i \cup \alpha$, 其支持度 $= \alpha_i$. support;
step6: 构造 β 的条件模式基, 然后构造 β 的条件决策树 Tree β ;
step7: if Tree $\beta \neq \phi$ then
step8: 调用 T_growth (Tree β , β); }

用上述算法挖掘决策树图 1, 设支持度阈值为 $2/9$ (即最小支持度计数为 2)。挖掘过程简述如下: 先考虑 I_5 , I_5 出现在决策树的两个分枝。这些路径由分枝 $(I_1 I_2 I_5:1)$ 和 $(I_1 I_2 I_3 I_5:1)$ 形成。考虑 I_5 为后缀, 它的两个对应前缀路径是 $(I_1 I_2:1)$ 和 $(I_1 I_2 I_3:1)$, 它们形成 I_5 的条件模式基, 它的条件决策树只包含单个路径 $\{I_1:2, I_2:2\}$, 不包含 I_3 , 因为它的支持度小于最小支持度计数。该单个路径产生频繁项目集的所有组合: $(I_1 I_5:2), (I_2 I_5:2), (I_1 I_2 I_5:2)$ 。

与以上分析类似, I_4 的两个前缀形成条件模式基 $(I_1 I_2:1)$ 和 $(I_2:1)$, 产生一个单节点的条件决策树 $\{I_2:2\}$, 导出一个频繁项目集 $(I_2 I_4:2)$ 。 I_3 的条件模式基是 $(I_1 I_2:2), (I_1:2)$ 和 $(I_2:2)$, 它的条件决策树有两个分枝 $\{I_1:4, I_2:2\}$ 和 $\{I_2:2\}$, 产生频繁项目集 $(I_1 I_3:4), (I_2 I_3:4), (I_1 I_2 I_3:2)$ 。 I_2 的条件模式基是 $(I_1:4)$, 产生一个单节点的条件决策树 $\{I_1:4\}$, 导出一个频繁项目集 $(I_1 I_2:4)$ 。

3.3 实验及结果对比

为了验证 RABDT 算法的实际效果, 我们进行了实验, 并与 FP-growth 算法的执行时间进行了比较, 实验数据由关联规则数据合成程序产生, 最大项目数为 10, 平均每条实例的

长度为 5, 生成的 4 个实例数据库名称、实例数目以及两种算法的执行时间如表 2 所示。

表 2 实验数据及实验结果

实验数据	实例数目	FP-growth 算法执行时间 (单位: 秒)	RABDT 算法执行时间 (单位: 秒)
Test1. dat	312	0.28	0.12
Test2. dat	4929	2.48	1.61
Test3. dat	42286	18.79	9.15
Test4. dat	124201	136.55	22.60

从实验结果来看, RABDT 算法的速度明显比 FP-growth 算法要快, 而且随着数据量的增加, 该算法的优势越明显, 运算速度提高的倍数越多。

结束语 采用决策树方法挖掘关联规则有几个优点, 一是决策树方法结构简单, 可以生成便于人们理解的规则; 二是决策树模型效率较高, 计算量相对来说不是很大, 对训练集数据量较大的情况较为适合; 第三, 决策树方法通常不需要额外的领域知识, 自组织性较强。本文提出的 RABDT 算法只需要一次扫描实例数据库, 可以极大地提高搜索效率, 而且内存占用仅仅和实例数据库中项目的数量有关, 而与实例数据库本身的大小无关, 因此该算法可以挖掘海量数据库, 具有良好的可伸缩性。RABDT 算法也可以实现增量挖掘, 因为决策树和实例数据库是互逆的, 可以将决策树保存为文件。当实例数据库的内容增加后再进行关联规则挖掘时, 只要将决策树读入内存, 然后对实例数据库的增量部分进行挖掘即可。当然, 本文选取的实验数据大多是离散数据, 对有时间顺序的连续数据的处理能力, 还需要进一步加以实验研究。

参考文献

- [1] Han J, Pei J, Yin Y. Mining frequent patterns without candidate generation // Proceedings of the 2000 ACM-SIGMOD International Conference on Management of Data, Dallas, TX, 2000, 1-12
- [2] Quinlan J R. Induction of decision trees. Machine Learning, 1986, 1 (1): 81-106
- [3] Quinlan J R. C4. 5: Programs for machine learning. San Mateo: Morgan Kaufmann Publisher, 1993: 170-247
- [4] 萨师煊, 王珊. 数据库系统概论 (第三版). 北京: 高等教育出版社, 2000
- [5] 毛国君, 刘椿年. 基于项目序列集操作的关联规则挖掘算法. 计算机学报, 2002, 25(4): 417-422
- [6] 刘红岩, 陆宏钧, 陈剑. 利用数据库技术实现的可扩展的分类算法. 软件学报, 2002, 13(6): 1076-1081

(上接第 233 页)

定位精度较高, 而且对不同的图像均具有较好的检测效果, 实验结果充分验证了其有效性。

参考文献

- [1] 孙伟, 夏良正, 潘泓. 一种基于模糊划分的边缘检测算法[J]. 中国图象图形学报, 2004, 9(1): 18-22
- [2] 章毓晋. 图像分析 (第 2 版) [M]. 北京: 清华大学出版社, 2005
- [3] 邵虹, 张继武, 崔文成, 等. 基于图象内容的颅骨缺陷自动分析研究[J]. 中国图象图形学报, 2003, 8(2): 214-218
- [4] 张晶, 张权, 王欣. 一种新的基于统计向量和神经网络的边缘检测方法[J]. 计算机研究与发展, 2006, 43(5): 920-926
- [5] 王侃伟, 方宗德. 基于 Bubble 小波的多尺度边缘提取[J]. 计算机科学, 2005, 31(1): 272-274
- [6] Yu Yuan-Hu, Chang Chin-Chen. A new edge detection approach based on image context analysis[J]. Image and Vision Computing, 2006, 24: 1090-1102
- [7] Wu X, Memon N. Context-based, adaptive, lossless image coding [J]. IEEE Transactions on Communications, 1997, 45(4): 437-444