景物边缘提取的独立边缘自增强算法

韩军伟,郭 雷
(西北工业大学自动控制系,陕西西安 710072)

摘 要: 景物边缘提取是图像理解的重要阶段,针对现有边缘提取方法存在的诸多问题,本文提出了一种独立边缘的自增强算法.此算法通过对边缘检测后图像的反复随机搜索获得各种可能的独立边缘轨迹,然后对所得的每条边缘进行独立自增强,最后根据积累增强的结果来提取边缘.通过大量的实验并与另外两种边缘提取的方法——启发式搜索法和松弛标记法进行了对比,表明我们的方法在提取边缘的同时有效地抑制了噪声,是一种很好的边缘提取方法.

关键词: 边缘提取; 边缘自增强; 松弛算法; 随机启发式搜索; 累积
中图分类号: TP391 **文献标识码**: A **文章编号**: 0372-2112 (2002) 04-0548-04

An Edge Extraction Technique Using the Accumulation of Self-Reinforcement of Search Trajectories of Independent-Edges

HAN Jun-wei, GUO Lei
(Department of Automatic Control, Northwest Polytechnic University, Xi'an, Shaanxi 710072, China)

Abstract: Edge extraction is an important stage to image understanding. To improve past methods for edge extraction, this paper presents an algorithm of accumulation of self-reinforcement of independent edges. First, use repetitive random searches to obtain various possible independent-edge trajectories in edge images. Then, self-reinforce and accumulate the search trajectories respectively. At last, extract the edges according to the results of the accumulation of self-reinforcement. Through lots of experiments and comparing with other techniques of edge extraction: relaxation algorithm and heuristic search algorithm, this method can extract edges effectively and suppress the noise significantly.

Key words: edge extraction; edge reinforcement; stochastic heuristic search; accumulation

1 引言

边缘往往包含着图像中的重要信息,因此景物边缘提取对于图像的识别和理解至关重要.早期的边缘检测采用微分算子的方法,然而这种仅使用了局部信息的方法根本无法处理含有噪声、低对比度、模糊化的图像.经过研究,许多学者[1~4]认为好的边缘提取方法应该既利用局部信息又使用整体信息.

启发式搜索的方法[1~3]是利用幅度、相位、曲率等局部和整体信息并结合估计的图像边缘的位置信息得到一个代价函数,在边缘搜索过程中用使代价最小来引导、优化.这种方法存在许多问题,第一,仅进行一次搜索,这要求每一步搜索必须绝对正确和最优,一旦搜索错误无法修正,这使得搜索很难在高噪声图像中进行.第二,需要提前对边缘位置进行估计,当遇到复杂图像时,估计很难准确,会出现断点和漏搜索的边缘.

松弛标记的方法[4,5]是从边缘增强的方向出发的,它使用边缘点的幅度,梯度矢量,曲率等信息来初始化松弛网络像素的标记,根据边缘曲线上的点的信息在局部具有一致性和相关性,而噪声点的信息是随机的、无规律的特点,进行邻域点信息的相互作用,增强有规律的边缘信息同时削弱无规律的噪声.但这种方法也存在着一些难以克服的问题.它对边缘点的增强是使用固定点的领域进行的,相互独立的不同边缘无法被区分增强,易于产生干扰.

从启发式搜索利用曲线的连续性抑制噪声和松弛法对边缘进行增强出发.本文提出了一种独立边缘自增强的方法,其核心思想是通过对边缘检测后图像的反复随机搜索获得各种所有可能的独立边缘轨迹,然后对所得的每条边缘进行独立自增强,最后根据积累增强的结果来提取边缘.

我们的方法进行了如下的改进: (1) 采用随机启发式搜索,搜索轨迹是随机而不是固定的; (2) 搜索要反复进行,以获得不同的搜索轨迹; (3) 所有的搜索轨迹依据图像坐标进行积累,一次搜索的结果对最终结果只产生微小的贡献; (4) 利用边缘搜索轨迹进行独立边缘的自增强,而不是用固定的像素点领域作混乱的增强.

收稿日期:2000-09-25;修回日期:2001-05-18
基金项目:国家杰出青年科学基金(No. 69625507);国家重点基础发展规划(国家 973,No. G1998030401)

© 1994-2010 China Academic Journal Electronic Publishing House. All rights reserved. http://www.cnki.net

2　独立边缘自增强算法

图 1 表示独立边缘自增强方法的框图. 第一部分,边缘检测,其功能是为后面的启发式搜索提供引导度量信息. 第二部分,启发式搜索,目的是追迹可能的边缘,为以后的处理提供边缘轨迹. 第三部分,搜索轨迹独立自增强. 同一搜索轨迹上的各像素相互增强. 目的是用自己本身的上下文信息来增强自己,所以独立边缘曲线自动区分增强,并且它们之间没有干扰. 第四部分,标记边缘点,提取边缘. 反复进行随机启发式搜索一直到积累器能够区别噪声和边缘结构,被明显积累的点标记为边缘点.

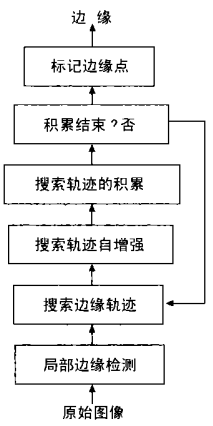

图 1　独立边缘自增强法流程框图

3　边缘检测

边缘检测为后面的随机启发式搜索提供引导信息. 我们选取定位性能比较好的 Sobel 算子来得到边缘信息. 边缘检测输入的是原始图像而输出的是包含像素幅度和相位信息的边缘图像.

4　边缘引导的随机启发式搜索

随机启发式搜索的过程包括三步:开始点的选择,扩展点的选择和终止点的确定. 在我们的方法中,设一条长度为 Q 的搜索轨迹 T 由轨迹坐标和组成它的像素的图像坐标表达:

$$T=\{(x,y)_0,(x,y)_1,\cdots,(x,y)_{Q-1}\}=\{t_0,t_1,\cdots,t_{Q-1}\} \tag{1}$$

一个轨迹上的像素表示为 t_i 或 $(x,y)_i$,$0\le i\le Q-1$,下标 i 表示该点在轨迹中的编号数,这样 t_0 或者 $(x,y)_0$ 表示随机搜索的起点,t_i 称为 t_{i+1} 的父节点,t_{i+1} 称为 t_i 的子节点.

4.1　开始点的选择

我们的方法中,开始点的选择不是固定的,是随机的. 具体步骤如下:如果一个输入边缘点的幅度值即边缘检测器的输出幅度超过给定阈值 $f_{\min}$,则它被称为候选开始点. 搜索的开始点只从候选开始点中选择.

我们对每个候选开始点引入一个连续随机变量称为活动变量. 例如 v_i 是候选开始点 q_i 的活动变量,它表示候选开始点 q_i 被选为开始点的优先级. 此连续随机变量 v_i 的概率密度函数为与对应候选开始点的边缘幅值有关的指数分布:

$$p_i(v_i)=\begin{cases} f_i e^{-f_i v_i}, & v_i\ge 0\\ 0, & v_i<0\end{cases} \tag{2}$$

其中,f_i 为 q_i 的边缘幅值.

为选择开始点,首先,将活动变量赋于每个候选开始点. 设 N 为候选开始点的总数;然后,反复以下两步骤:

步骤一,每一个活动变量 $v_i\in V$,$1\le i\le N$ 都由它的随机变量产生器产生一个实现值 u_i;

步骤二,扫描所有的实现值,寻找具有最小值的 u_j. 然后这个候选开始点 q_j 被定为开始点,以 $(x,y)_0$ 表示.

现在我们计算一个给定的候选开始点 q_j 被选择为开始点的概率 P_j,这里 $f_1,f_2,\cdots,f_N$ 是潜在开始点的边缘幅值:

$$P_j=\int_{\Omega_j} p^N(v_1,v_2,\cdots,v_N)\,dv_1\,dv_2,\cdots,dv_N,$$
$$j\in\{1,2,\cdots,N\} \tag{3}$$

p^N 是 N 维联合概率密度函数,Ω_j 是积分域. 活动变量 v_i 和 $v_k(i\ne k)$ 相互独立. 所以通过方程(2)候选开始点的活动变量 v_i　$i\in\{1,2,\cdots,N\}$ 的分布,我们可以得到:

$$P_j=f_j\int_0^\infty\left(e^{-f_j v_j}\left[\prod_{i\ne j}\int_{v_j}^\infty e^{-f_i v_i}dv_i\right]\right)dv_j=f_j\int_0^\infty e^{-\left[\sum_{i=1}^N f_i\right]v_i}dv_i$$
$$=\frac{f_j}{f_1+f_2+\cdots+f_N},\ j\in\{1,2,\cdots,N\} \tag{4}$$

从上式不难看出像素点的幅度越大,该像素点选为开始点的概率越大. 当反复随机搜索边缘时,不同的随机启发式搜索通过重复上述两步得到不同的开始点. 上述结论同时表明大幅度的长的连续边缘比小幅度的短边缘有更多的开始点,所以连续边缘被更多地搜索. 这在增强长的连续边缘和抑制短的噪声边缘中有关键作用.

4.2　搜索扩展点的选择

搜索扩展点是在一个 3×3 邻域内随机选择的. 选择是根据邻域像素的边缘信息并满足曲线方向连续性约束. 设一条搜索曲线轨迹如式(1),用 λ_i 表示这条轨迹上从 t_{i-1} 扩展到 t_i 度量代价,定义为:

$$\lambda_i=\alpha f_i+\beta(1/|\theta_i-\theta_{i-1}|),\ 0\le\theta_i,\theta_{i-1}\le 2\pi \tag{5}$$

其中 α,β 为常数且 $\alpha+\beta=1$,f_i 为第 i 点的幅度值,θ_i,θ_{i-1} 分别为第 i 和第 $i-1$ 的相位角.

为了选择扩展点,我们对搜索轨迹上第 i 个像素点 $t_i(0\le i\le Q-1)$ 的 8 个相邻像素引入 8 个连续随机变量 s_k^i　$k=0,1,\cdots,7$,称之为方向活动变量. s_k^i 表达第 k 个邻域像素作为搜索扩展像素的优先级,它的概率密度函数如下:

$$p_k(s_k^i)=\lambda_k^i e^{-\lambda_k^i s_k^i},\ s_k^i>0,\ k=0,1,\cdots,7,\ 0\le i\le Q-1 \tag{6}$$

λ_k^i 是 t_i 的第 k 个邻域像素的度量代价.

开始点和非开始点间的扩展点的选择有些区别. 我们首先介绍开始点的扩展点的选择. 开始点 t_0 的八个方向活动变量是 s_k^0,$k=0,1,\cdots,7$. 选择搜索扩展点也需要两步. 首先,每一个方向活动变量 s_k^0 都由它的随机变量产生器产生一个实现值 u_k^0;接着,发现最小的实现值. 假设第 j 个邻域像素作为搜索扩展像素.

我们现在计算第 j 个邻域像素被选为搜索扩展像素的概率. 由于随机变量相互独立,用方程(6)可以得到类似方程(4)的结果:

$$P_j=\frac{\lambda_j^0}{\lambda_1^0+\lambda_2^0+\cdots+\lambda_7^0},\ j\in\{0,1,\cdots,7\} \tag{7}$$

这个结果很简单,它表示了有与父节点最一致的相位和有最大幅值的子节点被选为扩展像素的概率最大.

在确定了开始点 t_0 和第一个扩展像素 t_1 以后,也就获得

© 1994-2010 China Academic Journal Electronic Publishing House. All rights reserved.　http://www.cnki.net

了从 t_0 到 t_1 的最初搜索方向. 接下来的像素(称为非开始点)被选为扩展像素按照曲线方向连续性规则. 在文[1]中,给定开始点和开始方向以后, Eichel 和 Delp 限制了边缘上像素的可能的转变,对于搜索轨迹上的任意三个连续点,由前两个点定义的方向和由后两个点定义的方向之间的夹角小于或等于 $\pi/4$. 我们同样采用这个思想. 因此,非开始点的扩展点是从三个候选者中随机选择的. 同样地,我们也按照它们的由度量代价决定的概率随机选择. 选择过程与开始点的扩展点选择过程完全相同. 扩展过程不断重复直到下一个像素点是目标或停止点.

4.3 终止点的选择

如果决定搜索轨迹上的一点为终止点,那么搜索就到此为止. 否则将选择下一个扩展点. 假设一条正在搜索的轨迹,下一个选择的扩展点将是 t_{i+1},设 t_i 的所有可能的扩展邻域集合为 H_i. 如上所述,如果 t_i 是一个起始点, H_i 包含八个可能的扩展方向;如果 t_i 是一个非起始点, H_i 包含三个可能的扩展方向. 从方向活动变量 s_k^i 中选择一个具有最小实现值的,以此决定扩展邻域. 事实上在做这一步操作前,必须决定 t_i 是否是一个终止点.

若对所有的 $k, k \in H_i, s_k^i$ 的实现值 u_k^i 满足:

$$u_k^i > s_{\max} \tag{8}$$

其中 $s_{\max} > 0$ 是停止阈值,则搜索停止在像素点 t_i. 通过简单的分析,能获得搜索在 t_i 停止的概率:

$$P_i = e^{-(M^i s_{\max})} \tag{9}$$

$M^i = \sum_{k \in H_i} \lambda_k^i$. 我们从方程(9)得到一点的邻域的引导度量越小,则搜索在该点停止的概率越大. 当搜索到达曲线的端点时,三个扩展像素的相位无与父节点一致的且其幅值几乎都为零. 所以在曲线的端点搜索停止的概率很大.

5 搜索轨迹自增强的积累

我们的方法中,边缘的增强是基于各自的搜索轨迹,同一搜索轨迹上的各像素才互相增强. 所以,相互独立的边缘曲线间没有干扰发生.

假设有一条搜索轨迹如式(1). 它的增强可以用如下的公式表达. 对于轨迹上的每点,例如 $t_k \in T, k \in \{0, 1, \cdots, Q-1\}$ 它的积累增量定义为:

$$\Delta E_{(x,y)_k} = \sum_j f_{(x,y)_j} \quad (x,y)_j \in T \tag{10}$$

这里 $f_{(x,y)_j}$ 为在点 $t_j \in T$ 的边缘幅度值.

像素的增强用轨迹坐标表示,然而像素的积累器必须用图像坐标表示,因为不同的边缘可能有同一个积累器. 这样在 (x,y) 点的积累器可以记为 $E_{(x,y)}$,它基于图像坐标进行修改:

$E_{(x,y)} = E_{(x,y)} + \Delta E_{(x,y)_k}, k \in \{0, 1, \cdots, Q-1\}, (x,y)_k = (x,y)$ 在原始图像上的每一点均须进行上述计算的积累. 最初积累器被设为零.

6 边缘标记

从上述讨论中我们知道点的积累值反映了边缘信息. 所以如果该点的积累器 $E_{(x,y)}$ 满足:

$$E_{(x,y)} \geq E_{\min} \tag{12}$$

此点就被标记为真实边缘点,其中 $E_{\min} > 0$ 是判断门限. 最后根据标记的点提取边缘.

7 算法流程

(1) 扫描整个图象,标定边缘幅值大于阈值 $f_{\min}$ 为候选开始点;

(2) 每个候选开始点赋予一个活动变量 v_i;

(3) 对所有候选开始点的活动变量计算出它们各自的实现值,选择最小实现值的点作为搜索的起始点,送入 4 中进行处理;

(4) 根据处理点 t_i 是否为开始点来赋给其方向活动变量 s_k^i. 如果是开始点则赋于 8 个活动变量,如果是非开始点则赋于 3 个活动变量;

(5) 对所有方向活动变量计算各自的实现值,选择具有最小实现值的相邻点;

(6) 通过检查实现值是否大于终止阈值来确定相邻点是否为终止点,如果是终止点,转至第(7)步,否则此点作为扩展点,然后转至第(4)步;

(7) 计算轨迹所有像素的输入的边缘幅值,并把结果加入轨迹上的每一个像素点的积累器中;

(8) 确定搜索是否重复,如果不,转至第(3)步,否则,转至第(9)步;

(9) 通过比较累积值和阈值的大小来确定是否为边缘点;

(10) 根据标记点提取边界.

8 实验结果及分析

我们给出一组实验参数, $f_{\min}$ 取为原始边缘点中最大幅值的四分之一;搜索次数取为幅值大于 $f_{\min}$ 的原始边缘点总数的一半,终止点阈值 $s_{\max}$ 取为 $30/f_{\min}$. 积累器的值被正则化,同样阈值 $E_{\min}$ 也被乘以正则化因子,正则化后的阈值取为 10, α、β 为 0.7 和 0.3.

图 2

图 3

(1) 与一般启发式搜索法的对比实验: 图 2 是一幅经常用来进行边缘提取的图像"Lenna",我们加入了方差为 50 的高斯点噪声. 图 3 和 4 分别是使用我们的方法和 Ashkar[3] 的方法的结果. 如先前所分析,一般的启发式搜索出现了很多断点及漏搜索的边缘,而且随着噪声的增加,这种情况更加严重. 而我们的方法,对于噪声图像,效果很好.

(2) 与松弛标记法的对比实验:图 5 是图 2 经过了文[5]中 Matalas 所提出的松弛法提取的边缘图像. 从实验结果可以

© 1994-2010 China Academic Journal Electronic Publishing House. All rights reserved. http://www.cnki.net

图 4

图 5

看出,松弛法对噪声的抑制能力不强.

9 结论

我们介绍了一种用于提取边缘的独立边缘自增强的方法,其核心技术是随机启发式搜索与轨迹自增强的统计积累的结合.此方法充分利用全局上下文信息来有效增强真正的边缘,同时不会增强噪声.大量的实验结果,均证明了此算法可以在有效提取边缘的同时抑制噪声.

参考文献:

[1] P H Eichel, E Delp. Sequential edge linking [A]. Proc. Twenty-Second Allerton Conf. Commun. Control and Computers [C]. Monticello: Illinois, 1984. 782 - 791.

[2] A A Farag, E J Delp. Edge linking by sequential search [J]. Pattern Recognition, 1995, 28(5): 611 - 633.

[3] G Ashkar, J Modestino. The contour extraction problem with biomedical applications [J]. Comput Graphics Image Process, 1978, 7: 331 - 355.

[4] D R Hancock, J Kittler. Edge-labeling using dictionary-base relaxation [J]. IEEE Trans, 1990, PAMI-12: 165 - 181.

[5] I Matalas, R Benjamin, R Kitney. An edge detection technique using the facet model and parameterized relaxation labeling [J]. IEEE Trans, 1997, PAMI-19: 328 - 341.

作者简介:

韩军伟　男,1977 年生,1998、2001 年分别获西北工业大学学士、硕士学位,现为西北工业大学自动控制系博士研究生,主要研究方向为图像处理、目标识别、图像检索等.

郭　雷　男,1956 年生,西北工业大学自动控制系教授、博士生导师,主要研究方向为神经计算理论、图像处理、计算机视觉等,已在国内外著名刊物上发表论文数十篇.

© 1994-2010 China Academic Journal Electronic Publishing House. All rights reserved.　http://www.cnki.net