

独立边界自增强方法¹⁾

刘天明 郭雷 韩军伟

(西北工业大学自动控制系 西安 710072)

(E-mail: lguo@nwpu.edu.cn)

摘要 提出了独立边界的自增强算法. 使用反复随机搜索获得各种可能的独立边界轨迹; 使用搜索轨迹的自增强代替过去的固定点的领域增强方法; 采用搜索轨迹的积累技术代替过去的迭代操作. 实验证明: 该方法克服了过去的方法对噪声和局部错误极度敏感的缺点, 能够在进行边缘增强的同时有效地抑制噪声.

关键词 边界检测, 边界增强, 松弛算法, 随机启发式搜索, 累积

中图分类号 TP202.7

THE METHOD OF SELF-REINFORCEMENT OF INDEPENDENT-EDGES

LIU Tian-Ming GUO Lei HAN Jun-Wei

(Department of Automatic Control, Northwestern Polytechnical University, Xi'an 710072)

(E-mail: lguo@nwpu.edu.cn)

Abstract We propose the method of self-reinforcement of independent-edges. We use repetitive random searches to obtain various possible independent-edge trajectories, use self-reinforcement of search trajectories to replace reinforcement based on fixed points in relaxation labeling, and use accumulation to replace iteration. Experiments show that our method can solve the problem that the existing methods are very sensitive to noise and local errors, and can reinforce edges well and effectively suppress noise.

Key words Edge detection, edge reinforcement, relaxation algorithm, random heuristic search, accumulation

1 引言

松弛标记法是一种广泛使用的边界增强和噪声抑制方法^[1~4]. 它使用边界点的位置、梯度矢量、曲率等来初始化松弛网络像素的标记, 然后在松弛过程中使用某些约束对像素标记重复修正, 最后获得边界轮廓. 然而许多学者发现: 不同的独立边界曲线可能由于相距很近

1) 国家自然科学基金、国家重点基础研究发展规划、“八六三”计划等项目资助

收稿日期 1999-09-06 收修改稿日期 2001-02-15

而彼此干扰^[1];另外,迭代对利用边界的上下文信息有时并不有效,前面操作产生的错误标记将随着迭代过程而被放大和扩散,导致后续的迭代结果严重恶化;这种方法的一个致命弱点是会引起边界的粗化,尽管在文献[2,3]中作者提出了细化的方法,但是仍然无法准确提取到正确的边界.

本文提出了一种独立边界自增强累积算法.与松弛标记法相比,该方法进行了两点主要改进:1)利用边界搜索轨迹进行独立边界的自增强,而不是用固定的像素点领域作混乱的增强;2)用积累而不是用迭代.

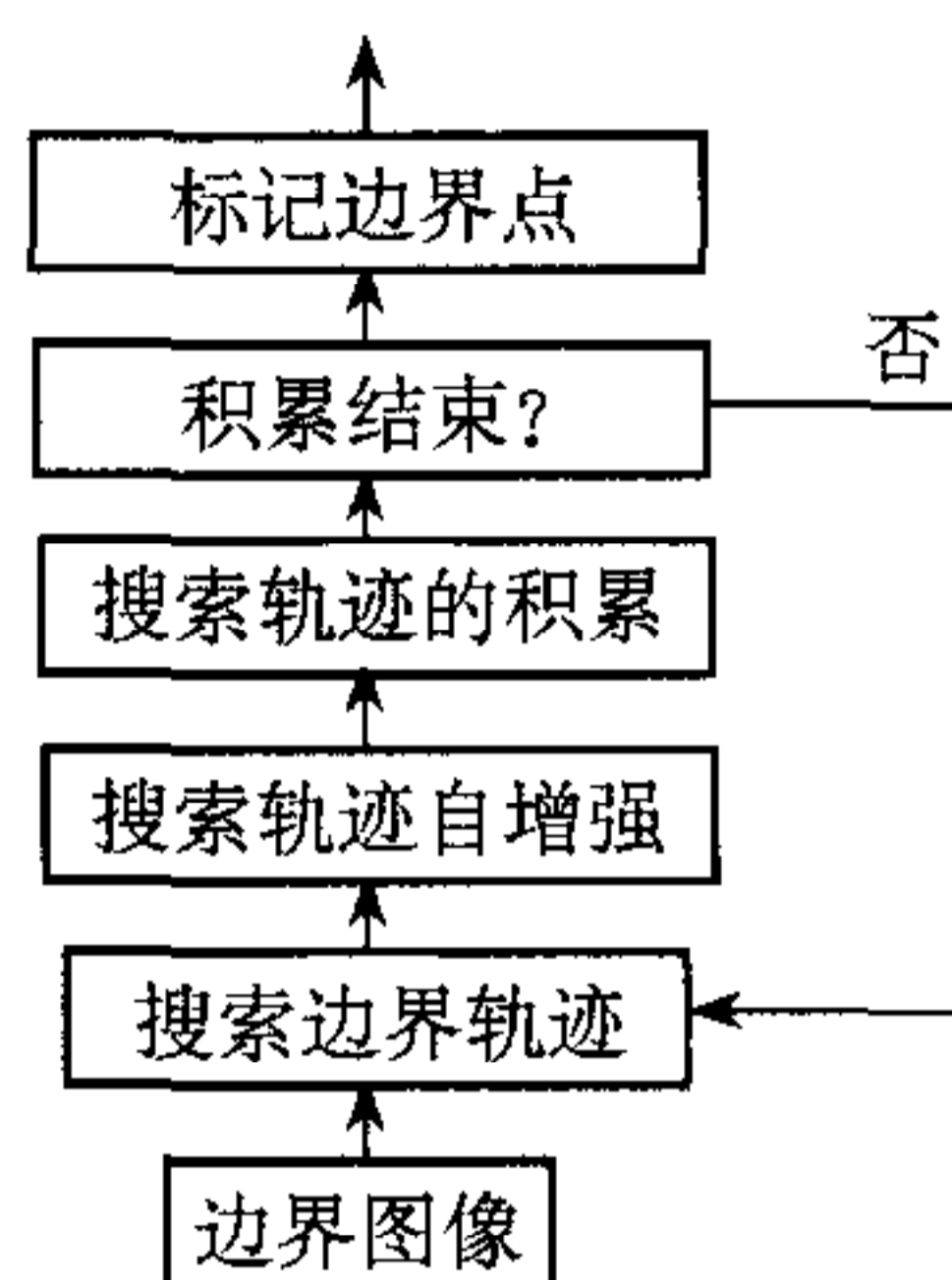


图 1 独立边界自增强流程框图

因此,我们对启发式搜索进行了如下的改进:1)采用随机启发式搜索,搜索轨迹是随机而不是固定的;2)搜索是由输入边界引导的,这使得搜索的轨迹在概率意义上与边界吻合;3)搜索反复进行,以获得不同的搜索轨迹;4)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.

第二部分:搜索轨迹的自增强,目的是用自己本身的上下文信息来增强自己.同一搜索轨迹上的各像素相互增强,这样,独立边界曲线自动区分增强,并且它们间没有干扰.

第三部分:自增强的搜索轨迹累积的统计.积累器是按像素位置设置的,位置积累器积累包含此像素的不同搜索轨迹.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界结构.

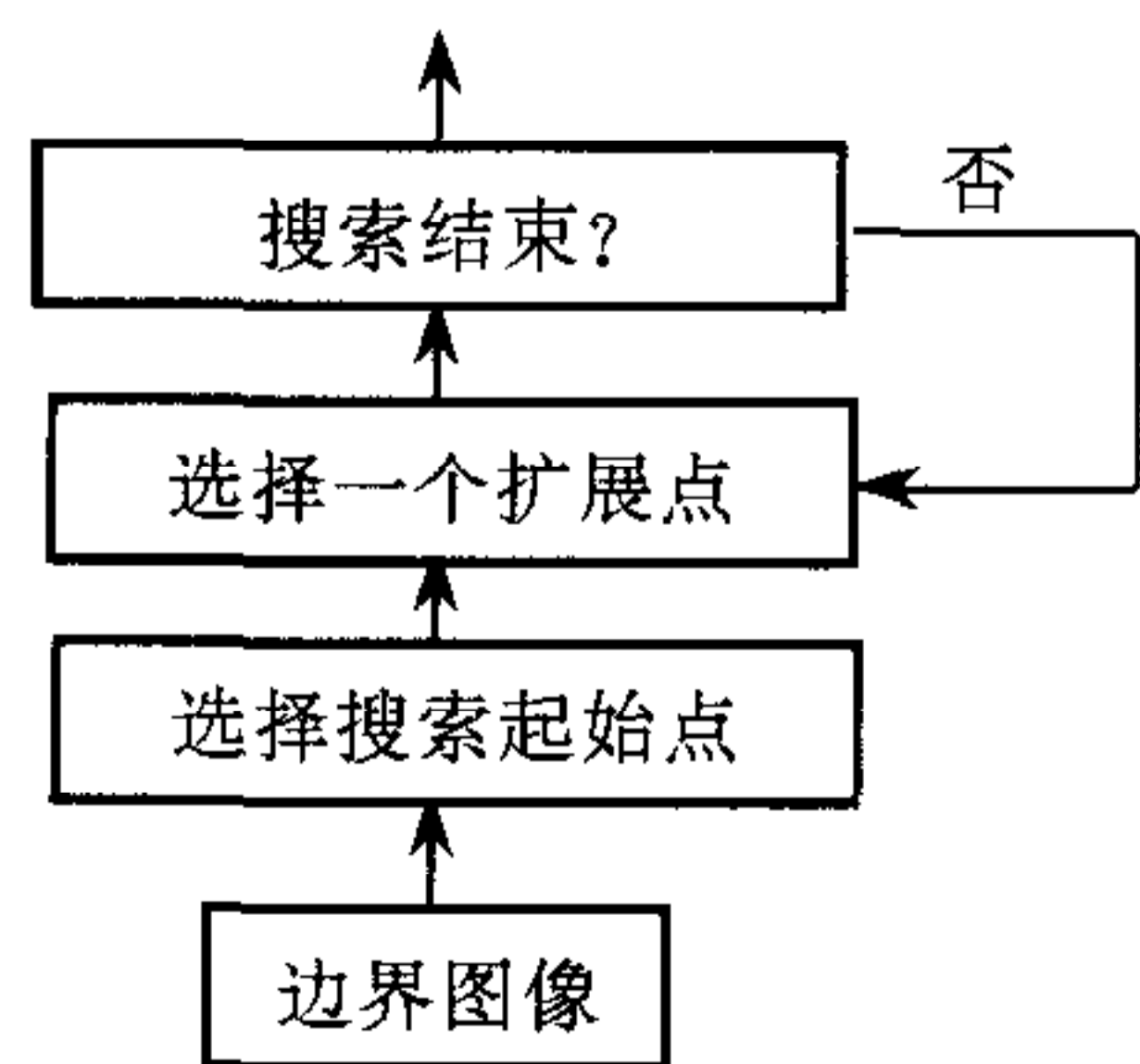


图 2 随机启发式搜索边界轨迹的流程图

图 1 表示独立边界自增强方法的框图.算法的输入是原始提取的边界图像.输出是增强的边界图像.算法主要由三个部分组成.

第一部分:启发式搜索,目的是追迹可能的边界,为以后的处理提供边界轨迹.在讨论前我们首先回顾一下过去的启发式搜索方法.

启发式搜索方法已有许多应用^[5~7].在这些方法中,使用先验信息或固定规则选择搜索起点.搜索过程采用使一个代价函数达到最小的固定尺度引导,并且搜索终点由一些固定的标准确定.因为优化过程对起点选择、引导尺度、终点确定都是高度敏感的,而所有的这些局部操作对噪声是脆弱的,所以这些算法对噪声是高度敏感的.

2 边界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决定.图 2 表示了随机启发式搜索的流程图.在本文的方法中,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

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

轨迹上的一个像素表示为 t_i 或 $(x, y)_i, 0 \leq i \leq Q-1$,下标 i 表示该点在轨迹中的编号数,这样 t_0 或者 $(x, y)_0$ 表示搜索的起点.

2.1 开始点的选择

如果一个输入边界点的幅值即边界检测器的输出超过给定阈值 m_{\min} , 则它被称为潜在开始点. 搜索的开始点只从潜在开始点中选择.

对每个潜在开始点引入一个连续随机变量称为活动变量. 例如 v_i 是潜在开始点 q_i 的活动变量, 它表示潜在开始点 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潜在开始点的边界幅值有关的指数分布

$$p_i(v_i) = \begin{cases} m_i e^{-m_i v_i}, & v_i \geq 0, \\ 0, & v_i < 0, \end{cases} \quad (2)$$

其中 m_i 为潜在开始点 q_i 的原始输入边界幅值. 因此, 概率是依赖输入的. 从方程(2)可知, v_i 的均值(数学期望)为

$$\bar{v}_i = \frac{1}{m_i} \quad (3)$$

这意味着潜在开始点的边界幅值越大, 则活动变量的均值越小.

为选择开始点, 首先, 标记上述所有的潜在开始点并将活动变量赋与每个潜在开始点. 设 L 为潜在开始点的总数. 然后, 反复以下两步骤.

步骤一. 每一个活动变量 $v_i \in V, 1 \leq i \leq L$ 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 , 即

$$u_j = \min(u_1, u_2, \dots, u_L), \quad j \in \{1, 2, \dots, L\} \quad (4)$$

然后这个潜在开始点 q_j 被定为开始点, 以 $(x, y)_0$ 表示.

现在计算一个给定的潜在开始点 q_j 被选择为开始点的概率 P_j , 这里 m_1, m_2, \dots, m_L 是潜在开始点的边界幅值

$$P_j = \int_{\Omega} p^L(v_1, v_2, \dots, v_L) dv_1 dv_2, \dots, dv_L, \quad j \in \{1, 2, \dots, L\} \quad (5)$$

p^L 是 L 维联合概率密度函数, Ω 是积分域. 活动变量 v_i 和 $v_k (i \neq k)$ 相互独立. 所以通过方程(2)中潜在开始点的活动变量 $v_i, i \in \{1, 2, \dots, L\}$ 的分布, 可以得到

$$P_j = m_j \int_0^{\infty} \left(e^{-m_j v_j} \left[\prod_{i \neq j} m_i \int_{v_j}^{\infty} e^{-m_i v_i} dv_i \right] \right) dv_j = m_j \int_0^{\infty} e^{-[\sum_{i=1}^L m_i] v_i} dv_i = \frac{m_j}{m_1 + m_2 + \dots + m_L}, \quad j \in \{1, 2, \dots, L\} \quad (6)$$

从以上等式不难看出边界像素点的幅度越大, 该像素点选为开始点的概率越大. 这样开始点以大概率集中于强边界, 即由边界引导.

2.2 搜索扩展点的选择

在本文的方法中, 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界幅值并满足曲线方向连续性约束.

为了选择扩展点, 我们对搜索轨迹上第 i 个像素点 $t_i (0 \leq i \leq Q-1)$ 的 8 个相邻像素引入 8 个连续随机变量 $s_k^i, k=0, 1, \dots, 7$, 称之为方向活动变量(见图 3). 当 $i=0$ 时, t_0 代表轨迹的开始点. 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

$$p_k(s_k^i) = m_k^i e^{-m_k^i s_k^i} \quad (7)$$

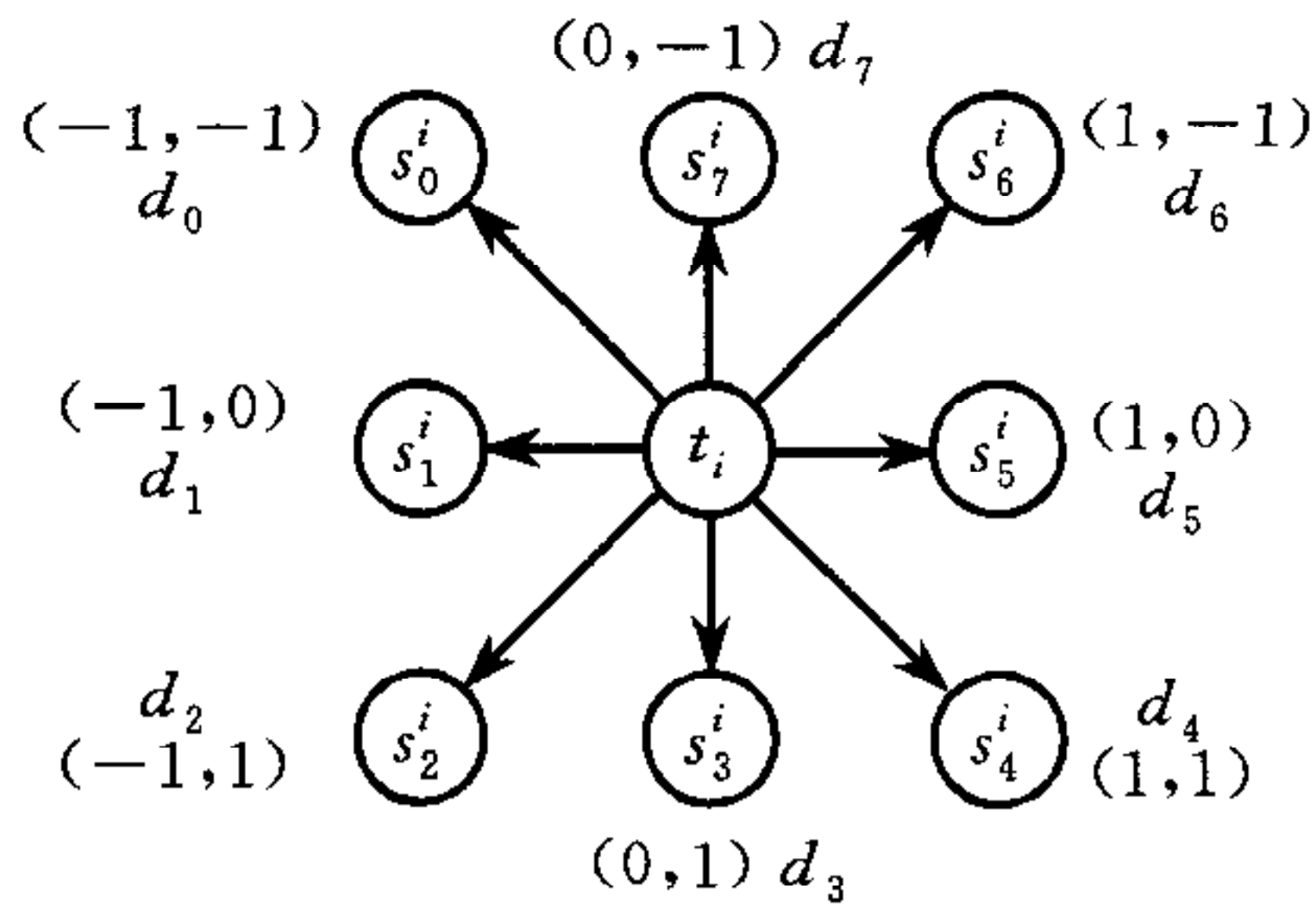


图 3 一个边界像素的3×3邻域

$s_k^i > 0, k = 0, 1, \dots, 7, 0 \leq i \leq Q - 1,$
 m_k^i 是 t_i 的第 k 个邻域像素的原始输入边界幅值.

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 $s_k^0, k = 0, 1, \dots, 7$. 为了方便表达,引入 $d_k, k = 0, 1, \dots, 7$ 表示像素点的八个邻域的相对坐标.相对坐标的定义见图 3.

选择搜索扩展点也需要两步.首先,每一个方向活动变量 $s_k^0 (k = 0, 1, \dots, 7)$ 都由其随机变量产生器产生一个实现值 u_k^0 ;接着,寻找具有最小实现值的点,并选择它作为扩展点.

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(7)可以得到类似方程(6)的结果

$$P_j = \frac{m_j^0}{m_1^0 + m_2^0 + \dots + m_7^0}, \quad j \in \{0, 1, \dots, 7\} \tag{8}$$

这个结果表示有最大边界幅值的邻域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,也就获得了从 t_0 到 t_1 的最初搜索方向.从此接下来的像素(称为非开始点)被选为扩展像素按照曲线方向连续性规则,以此保持搜索轨迹象曲线一样连续.

实际上,局部的边界曲线并没有从水平到垂直或从水平到倾斜等的频繁变化.在文献[5]中,给定开始点和开始方向以后,Eichel 和 Delp 限制了边界上像素的可能的转变,下一个像素只有三种可能的扩展方向.

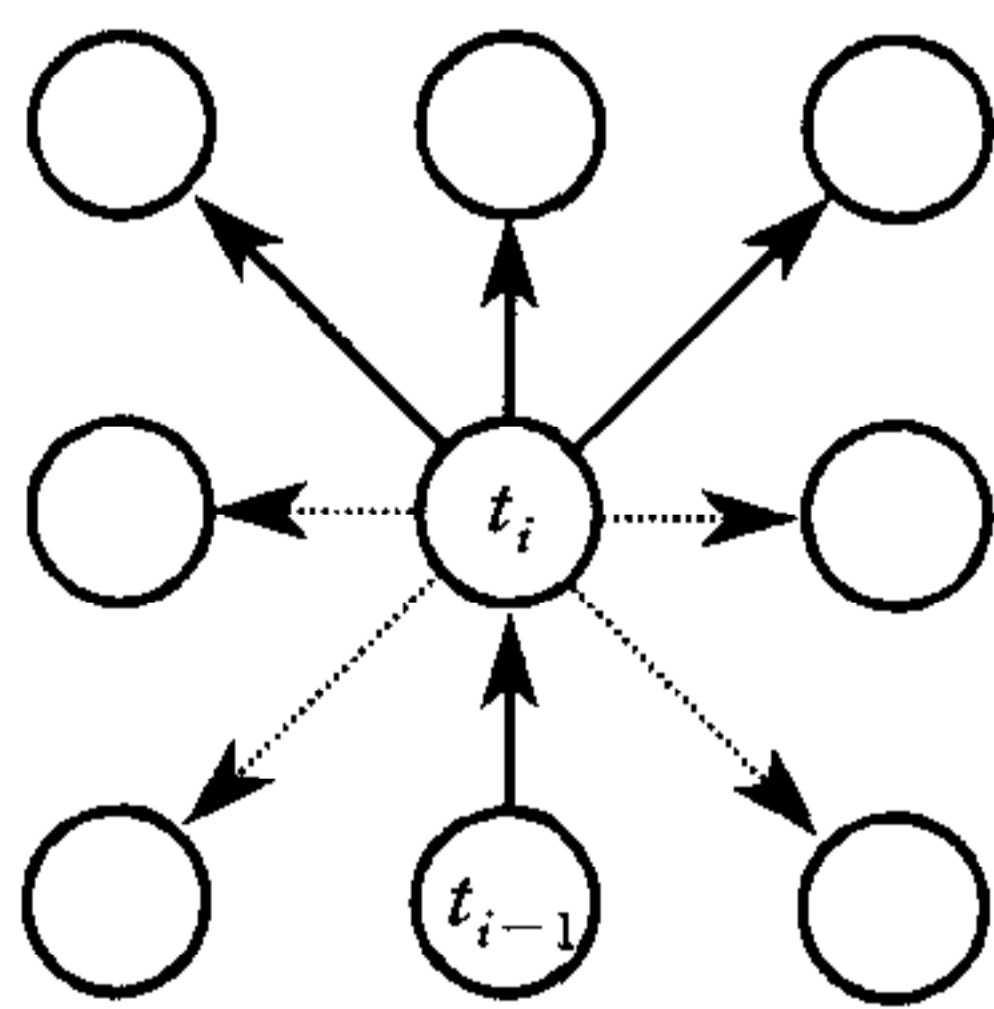


图 4 方向连续性规则的一个例子
(自底向上搜索只能以实箭头方向进行)

同样采用这个思想.即非开始点的扩展点只是从三个与以前搜索方向几乎相同方向的邻域中随机选择的.图 4 显示这个方法的一个例子.这样搜索轨迹将保持方向连续.

与开始点的扩展点的选择类似,非开始点的扩展点是从三个候选者中随机选择的.为三个扩展像素赋予三个方向活动变量,它们的概率密度函数如方程(7)所述.每个活动变量取实现值,然后选择有最小实现值的一个点作为扩展点.

2.3 终止点的选择

终止点的选择与扩展点的选择一样.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.为了描述这个方法,我们假设搜索到点 t_i . 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

$$u_k^i > s_{\max} \quad (9)$$

其中 $s_{\max} > 0$ 是停止阈值,然后搜索在像素点 t_i 停止.

通过简单的分析,能获得搜索在像素点 t_i 停止的概率

$$P_i = e^{-(M^i s_{\max})} \quad (10)$$

$M^i = \sum_{k \in H_i} m_k^i$, m_k^i 是轨迹上像素 t_i 的第 k 个邻域像素的边界幅值.

从方程(10)中得到一点的邻域的边界幅值越小,则搜索在该点停止的概率越大.

3 搜索轨迹自增强的积累

边界检测的困难绝大部分来自于噪声的影响. Haralick 和 Lee^[4]强调:边界检测抗噪声的最好的方法不是平滑,因为图像平滑容易把边界模糊,所以最好的方法是把上下文信息融合到边界检测过程中.

本文的方法中,边界的增强是基于各自的搜索轨迹.同一搜索轨迹上的各像素互相增强,我们称之为边界的自增强.

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

$$\Delta A_{(x,y)_k} = \sum_j m_{(x,y)_j}, \quad (x,y)_j \in T \quad (11)$$

这里 $m_{(x,y)_j}$ 为在点 $t_j \in T$ 的原始输入边界幅值.

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,因为不同的边界可能有同一个积累器.这样在 (x,y) 点的积累器可以记为 $A_{(x,y)}$,它基于图像坐标进行修改

$$A_{(x,y)} = A_{(x,y)} + \Delta A_{(x,y)_k}, \quad k \in \{0, 1, \dots, Q-1\}, \quad (x,y)_k = (x,y) \quad (12)$$

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.上式进行了从轨迹坐标到图像坐标的转化.

4 边界或非边界标记的确定

从上述讨论中知道点的积累值反映了边界信息.所以如果该点的积累器 $A_{(x,y)}$ 满足

$$A_{(x,y)} \geq A_{\min} \quad (13)$$

此点就被标记为真实边界点,否则被标记为非边界点,其中 $A_{\min} > 0$ 是判断门限.

5 实验结果

在本文所有的实验中, m_{\min} 取为原始边界点中最大幅值的四分之一,搜索次数 n 取为幅值大于 m_{\min} 的原始边界点总数的一半.

1) 与松弛标记法的对比实验.

图 5 是由数码相机摄入的原始图像.图 6 是加入强高斯噪声边界检测后的图像,图 7

是使用了本文的方法得到的边界图像,图 8 是一幅经常用于检测边界提取效果的图像,图 9 是本文的方法提取的边界.

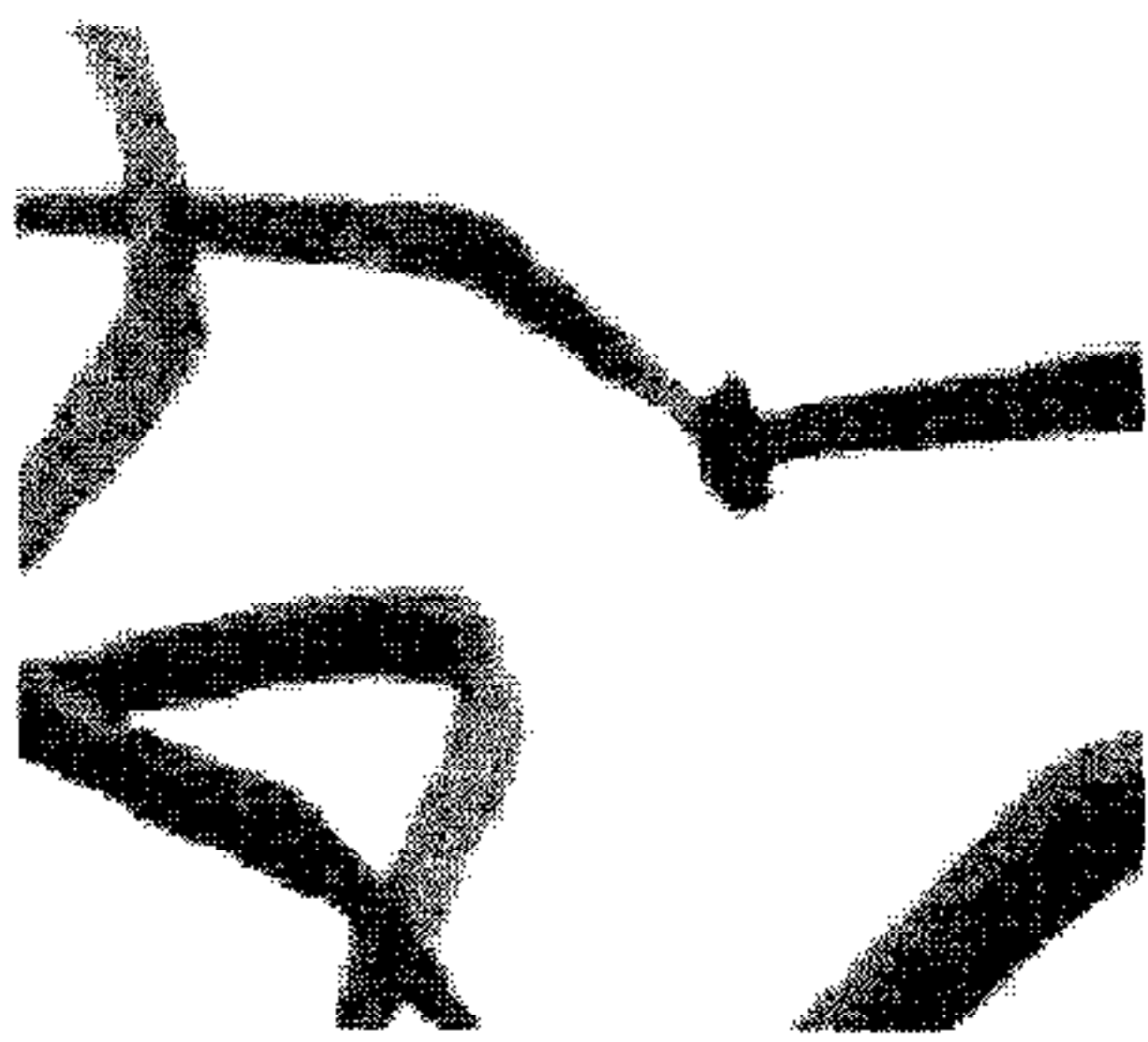


图 5 一幅原始图像 I

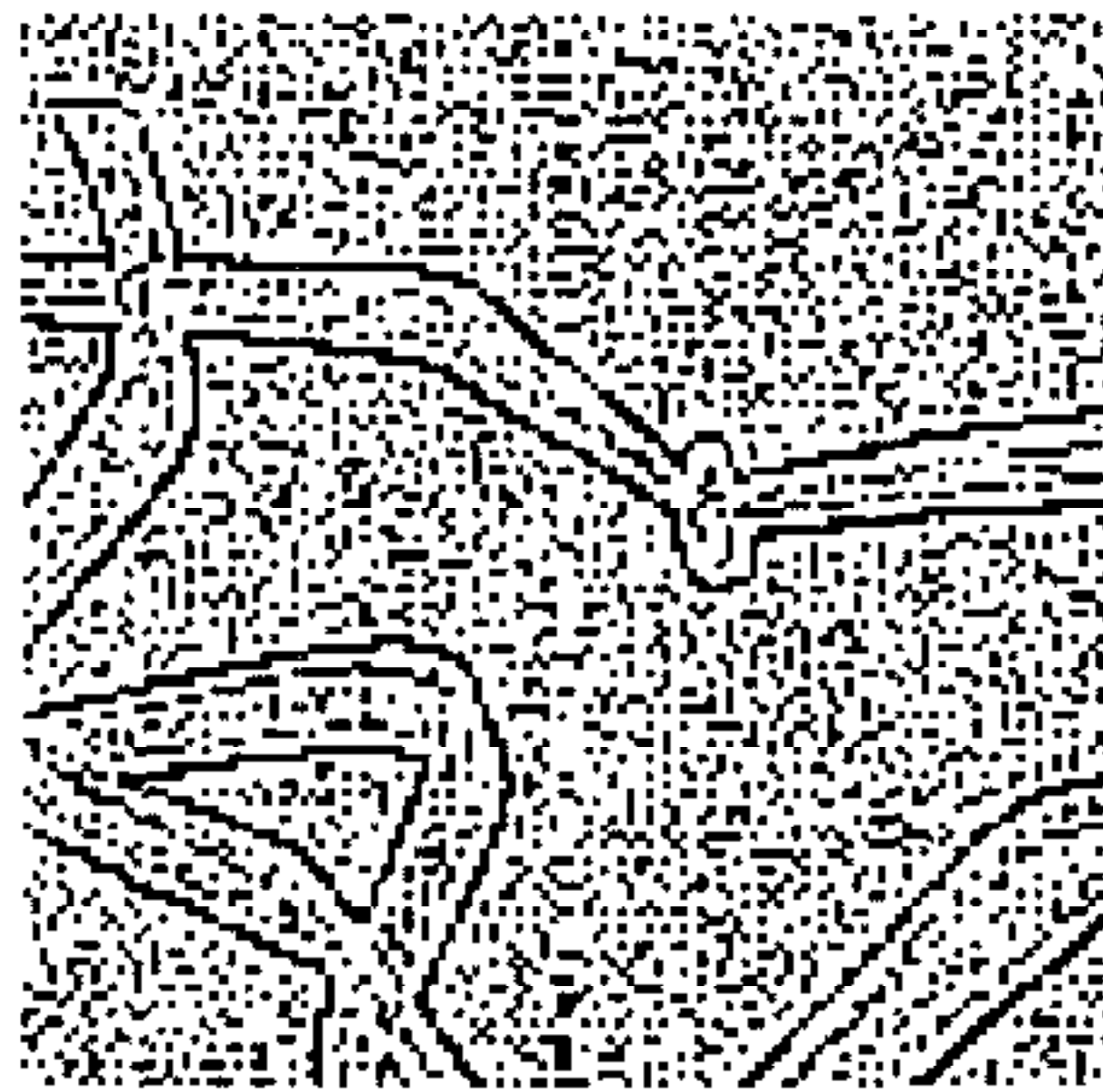


图 6 加入强噪声后的边界图像

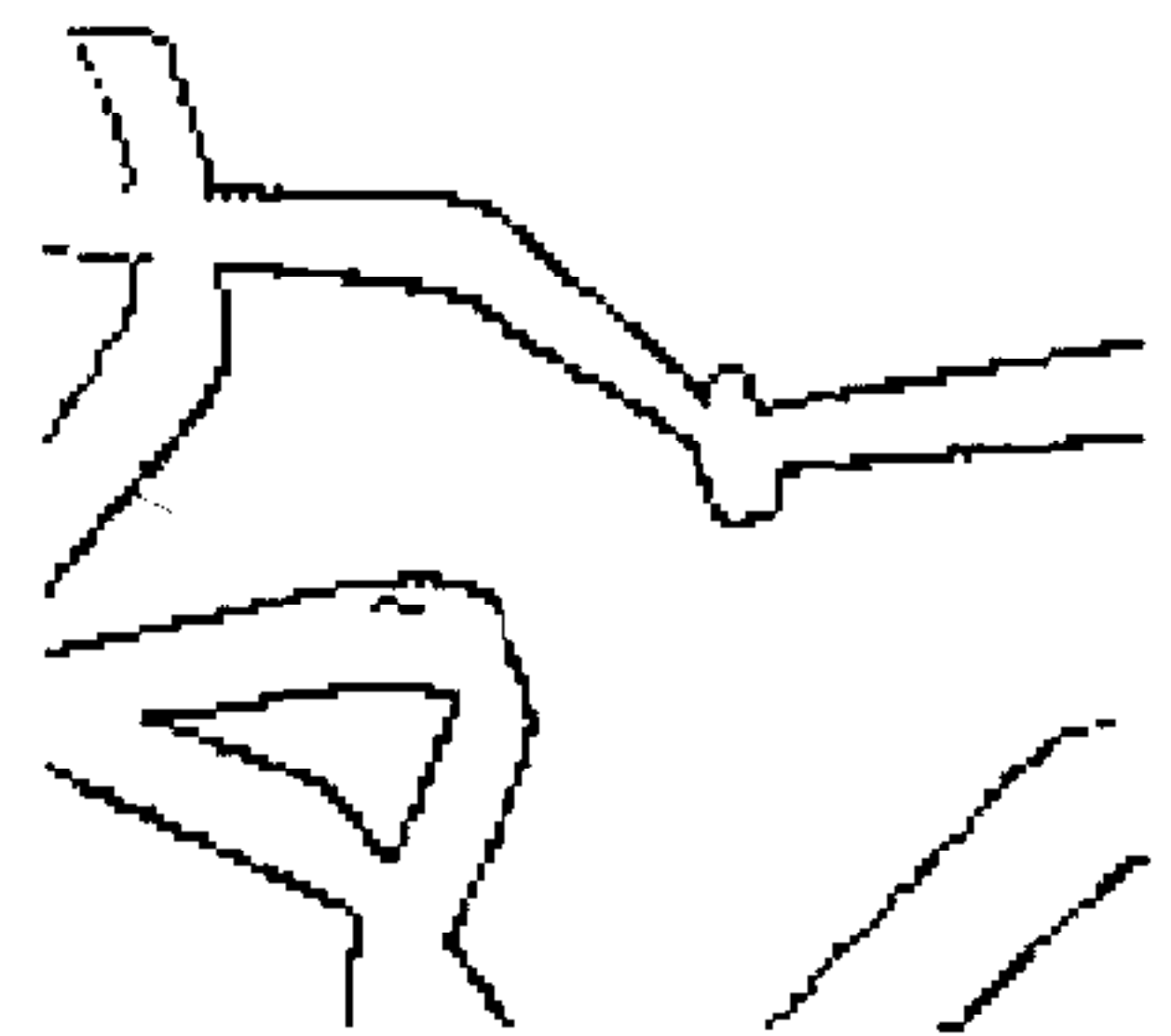


图 7 独立边界增强方法得到的边界图像 I



图 8 一幅原始图像 II



图 9 独立边界自增强方法得到的边界图像

同样使用上面实验中的那组图像,采用文献[1]中的松弛法.图 10 是对加强噪声图像提取的边界,图 11 是对图 8 所提取的边界.从结果可以看出,松弛法对噪声的抑制不够理想,对于强噪声图像处理无法令人满意,此外,出现了粗化边界的现象,无法提取真正的边界.



图 10 松弛法得到的边界图像 II



图 11 松弛法得到的边界图像

2) 计算复杂度比较.

所有的模拟程序均在 VC++6.0 下运行,对于加高噪声图像本文的方法耗时为 3 秒,松弛法为 3.5 秒;对于图 8 本文的方法耗时 4.2 秒,松弛法为 5 秒.由此可见,本文的方法在计算复杂度上也略优于松弛法.

6 总结和讨论

随机启发式搜索与轨迹自增强的统计积累的结合是核心技术. 自增强操作是基于搜索轨迹进行的, 因而, 相互独立的边界曲线将被区分增强, 干扰不会发生. 随机启发式搜索和轨迹自增强是在原始边界图像上反复进行, 噪声产生的错误不会随着反复搜索和增强操作而被放大或扩散, 统计积累机制使每一次增强对全部结果只起微小的贡献. 这样实现了对由偶尔噪声产生的错误和噪声具有鲁棒性. 整个独立边界自增强算法计算简单并自动收敛.

参 考 文 献

- 1 Matalas I, Benjamin R, Kitney R. An edge detection technique using the facet model and parameterized relaxation labeling. *IEEE Trans. Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 1997, **19**:328~341
- 2 Zucker S W, Hummel R A, Rosenfeld A. An application of relaxation labeling to line and curve enhancement. *IEEE Trans. Computers*, 1977, **26**(4):394~403
- 3 Duncan J S, Birkholz T. Reinforcement of linear structure using parameterized relaxation labeling. *IEEE Trans. Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 1992, **14**:232~245
- 4 Haralick R M, Lee J S J. Context dependent edge detection and evaluation. *Pattern Recognition*, 1990, **23**(1/2):1~19
- 5 Eichel P H, Delp E J. Sequential edge linking. In: Proc. 22nd Allerton Conf. Commun. Control and Computers, Monticello, 1984, 782~791
- 6 Farag A A, Delp E J. Edge linking by sequential search. *Pattern Recognition*, 1995, **28**(5):611~633
- 7 Martelli A. An application of heuristic search methods to edge and contour detection. *Communs ACM*, 1976, **19**:73~83

刘天明 硕士毕业于西北工业大学自动控制系, 现为上海交通大学计算机系博士生. 感兴趣的研究领域有图像处理、图像压缩、图像检索等.

郭 雷 西北工业大学自动控制系教授, 博士生导师. 主要研究领域有视觉计算、图像处理、模式识别、神经网络等.

韩军伟 西北工业大学自动控制系博士生. 感兴趣的研究领域有图像处理、图像压缩、图像检索等.