

自适应模糊 Hough 变换

唐 亮¹, 谢维信², 黄建军², 黄敬雄²

(1. 西安电子科技大学电子工程学院, 陕西西安 710071; 2. 深圳大学信息工程学院, 广东深圳 518060)

摘 要: 提出一种直线检测的新方法——自适应模糊 Hough 变换. 该方法在依据梯度方向信息对边缘像素进行模糊映射的基础上, 以模糊累积矩阵作为全局约束条件, 采用模糊推理求取每像素所属直线的具体参数, 并通过二次累积检测直线段. 实验表明所提算法计算消耗小, 检测精度高, 并能提供直线段的完整描述.

关键词: 直线检测; 自适应模糊 Hough 变换; 模糊推理; 直线段完整描述

中图分类号: TP391 **文献标识码:** A **文章编号:** 0372-2112 (2004) 06-0946-04

Adaptive Fuzzy Hough Transform

TANGLiang¹, XIE Wei-xin², HUANG Jian-jun², HUANG Jing-xiong²

(1. School of Electrical Engineering, Xidian University, Xi'an, Shaanxi 710071, China;

2. School of Information Engineering, Shenzhen University, Shenzhen, Guangdong 518060, China)

Abstract: A new method for line detection, Adaptive Fuzzy Hough Transform (AFHT), is introduced. Based on the fuzzy mapping of edge pixels by local gradient orientations, the AFHT calculates the actual line parameters for each pixel by fuzzy reasoning with the fuzzy accumulator array as global constraints, and detects straight line segments through a reaccumulating procedure. Experimental results demonstrate that the proposed algorithm has small computational requirements, high detection accuracy, and the capability of providing complete line segment description.

Key words: line detection; adaptive fuzzy Hough transform; fuzzy reasoning; complete line segment description

1 引言

直线段的检测和提取是计算机视觉及模式识别中的一类典型任务. 由于对图像噪声和直线段不连续性的鲁棒性, Hough^[1]变换长期以来成为直线段检测的主要方法. 但传统 Hough 变换存在以下几个主要的缺点: (1) 计算量大, 占用内存大; (2) 检测性能受参数离散间隔制约; (3) 只能指出图像中某条直线的存在, 不能给出直线段的完整描述(端点坐标和长度信息等).

为减少计算量, Xu 等^[2]提出随机 Hough 变换, 将一对多映射变为二对一映射, 但它仅适合边缘像素较少的情况; 另一类方法^[3]利用梯度方向、幅度信息改变映射方式以降低计算量, 但由于边缘梯度方向计算不准确, 因而实际应用中需要指定一个误差范围. 文献[4]指出 Hough 变换中较大的离散间隔降低检测精度, 而较小的离散间隔则导致峰值扩散和伪峰. 针对该问题, 一种迭代的由粗到精的搜寻策略^[5]提供了合理高效的算法; 文献[6, 7]则利用模糊处理的手段平滑累积矩阵. 然而, 上述方法都不能给出直线段的完整描述. 为得到直线段的端点坐标和长度, 常用的方法有基于扫描机制的连通性检测^[8]和“端点决策参数”^[9]等. 文献[10]提出一种反变换方法

确认单个边缘点的对应直线参数, 并通过二次累积检测直线; 文献[11]则提出一种逆 Hough 变换对累积矩阵进行分解, 确认映射曲线“像素身份”并逐像素重构原图像, 从而得到直线段的完整描述, 但这些方法计算消耗较大.

总的来说, 以上的这些方法大都从某个侧面解决了 Hough 变换存在的问题, 但却难以得到各方面性能都较好的算法. 据此, 本文沿用边缘梯度方向信息减少计算量的思想, 运用模糊映射的方法处理梯度方向和边缘像素位置的误差, 并通过模糊推理实现反变换和二次累积, 以克服峰值扩散并得到直线段的完整描述, 提出一种自适应模糊 Hough 变换 (AFHT) 计算方法.

2 模糊映射与模糊推理

Hough 变换的基本思想是利用直线参数方程:

$$x_i \cos \theta + y_i \sin \theta = \rho \quad (1)$$

将边缘像素 $Q_i(x_i, y_i)$ 映射为参数空间 (θ, ρ) 中的一条正弦曲线并累积投票, 累积矩阵的峰值即对应检测的直线. 假定像素梯度方向与直线方向垂直, 使 Q_i 仅对梯度方向 θ_i 对应的单元投票, 则算法计算量可大大减少. 但是, 因为图像噪声、直线走样效应以及计算误差的存在, 边缘像素的位置和梯度方向

具有一定的不确定性,使得一对一的映射方式在实际应用中难以取得满意的效果.据此,考虑到模糊集理论是表达事物不确定性的有效工具,依据像素位置和梯度方向,我们将 Q_i 模糊映射为 (\cdot, \cdot) 参数空间的模糊集 \tilde{A}_i :

$$Q_i \xrightarrow{(\cdot, \cdot)} \tilde{A}_i(\cdot, \cdot) \quad (2)$$

\tilde{A}_i 的论域为 (\cdot, \cdot) 平面,以 i 和相应的 i ($i = x_i \cos \theta_i + y_i \sin \theta_i$) 为核元素(隶属度为 1),其余元素的隶属度大小与其到核元素的距离成反比.该模糊集的元素构成了边缘像素直线归属的可能解,对应的隶属度表征其可能性程度,它仅与单个像素的位置和梯度方向有关,是局部意义上像素 Q_i 属于某一直线的可能性程度.

按照传统 Hough 变换的思想,将所有映射模糊集 \tilde{A}_i 累积(隶属度作为投票值),得到的累积矩阵经归一化后,称为模糊累积矩阵 $\tilde{C}(\cdot, \cdot)$,它表达了在全局意义上某一直线存在的可能性程度,阵中的峰值对应检测的直线.但由于峰值扩散和噪声点的影响,这种局部极大值的检测比较困难且精度不高.反变换(即确定单个边缘像素所属直线的具体参数)和二次累积的方法可以锐化峰值并得到直线段的完整描述^[10,11].为此,本文采用模糊推理机制实现反变换,推理规则为:

如果像素 Q_i 在局部意义上属于直线 (j, j) ,且直线 (j, j) 在全局意义上存在,则像素 Q_i 在全局意义上属于直线 (j, j) , $j = 1, \dots, |\tilde{A}_i|$. (3)

其中 $|\tilde{A}_i|$ 表示 \tilde{A}_i 的元素个数.上述规则中,第一项前提的真值度由模糊集 \tilde{A}_i 的隶属度 $\mu_{\tilde{A}_i}(j, j)$ 表示,作为局部输入;模糊累积矩阵 \tilde{C} 中相应的隶属度 $\mu_{\tilde{C}}(j, j)$ 表示第二项前提的置信度,作为全局约束.按照极小极大模糊推理原理,像素 Q_i 属于一条直线的真值度 $T(Q_i)$ 为:

$$T(Q_i) = \max_j \{ \min [\mu_{\tilde{A}_i}(j, j), \mu_{\tilde{C}}(j, j)] \}, \quad j = 1, \dots, |\tilde{A}_i| \quad (4)$$

对应取得最大值的 (j, j) 即为像素 Q_i 具体所属直线的参数.值得注意的是,这里的模糊规则并非经验性的事先确定,而是由众多输入的局部模糊集累积生成,因而是一种自适应的推理系统.

上述过程利用梯度方向减少了计算消耗,利用模糊映射顾及了图像处理固有的模糊性(这里包括像素位置和梯度方向),并通过模糊推理将局部可能解与全局可能性综合作用,体现了一种由局部产生全局,由全局约束控制局部的思想,推导出每个边缘像素归属直线的真值度及具体参数.在此基础上进行二次累积,像素为且仅为所属直线投票,因而避免了计算误差引起的峰值扩散,提高了检测的可靠性和准确性,同时使直线段端点坐标和长度的计算变得简单.

3 自适应模糊 Hough 变换

按照上述分析,自适应模糊 Hough 变换的计算方法如下:

3.1 模糊映射

设边缘像素 Q_i 的坐标为 (x_i, y_i) , 梯度方向 θ_i , 设定 $\Delta x, \Delta y$ 方向的允许误差范围分别为 $\Delta x_{tol}, \Delta y_{tol}$, 离散间隔分别为 $\Delta x_{dis}, \Delta y_{dis}$,

将 Q_i 映射为模糊集 \tilde{A}_i :

$$\tilde{A}_i = \bigcup_{ij} \mu_{ij} / (x_{ij}, y_{ij}) \quad (5)$$

式中 U 为论域,即 (x, y) 平面, μ_{ij} 表示元素的罗列.其中:

$$\begin{aligned} x_{ij} &= x_i - \Delta x_{tol} + (j-1) \cdot \Delta x_{dis}, \quad j = 1, 2, \dots, k \\ y_{ij} &= y_i - \Delta y_{tol} + (l-1) \cdot \Delta y_{dis}, \quad j = 1, 2, \dots, k \\ \theta_{ij} &= x_i \cos \theta_i + y_i \sin \theta_i, \quad j = 1, 2, \dots, k \end{aligned} \quad (6)$$

$k = 2 \Delta x_{tol} / \Delta x_{dis} + 1$ 为 \tilde{A}_i 在 x 方向的支集元素个数, $k = 2 \Delta y_{tol} / \Delta y_{dis} + 1$ 为 \tilde{A}_i 在 y 方向支集元素个数.采用高斯函数计算隶属度,得:

$$\mu_{ijl} = \exp \left[- \left(\frac{x_{ij} - x_i}{\Delta x_{tol}} \right)^2 / 2 \right] \exp \left[- \left(\frac{y_{ijl} - y_i}{\Delta y_{tol}} \right)^2 / 2 \right], \quad j = 1, 2, \dots, k, l = 1, 2, \dots, k \quad (7)$$

式中 $\Delta x_{tol}, \Delta y_{tol}$ 分别为 x, y 方向的均方差.

3.2 模糊累积矩阵

设共有边缘像素 N_e 个,将所有边缘像素如式(5)所示的映射模糊集累积,得累积矩阵 $F(\cdot, \cdot)$:

$$F(\cdot, \cdot) = \bigcup_{i=1}^{N_e} \bigcup_{j=1}^k \bigcup_{l=1}^k \mu_{ijl} \cdot (x_{ij}, y_{ijl}) \quad (8)$$

式中 (\cdot) 为狄拉克函数.将 $F(\cdot, \cdot)$ 归一化,得模糊累积矩阵 \tilde{C} :

$$\tilde{C} = \bigcup_{ijl} \mu_{\tilde{C}}(\cdot, \cdot) / (x_{ijl}, y_{ijl}) \quad (9)$$

其中 $\mu_{\tilde{C}}(\cdot, \cdot) = \frac{F(\cdot, \cdot)}{\max(F)}$ 为全局意义上直线 (\cdot, \cdot) 存在的可可能性程度.

3.3 模糊推理与二次累积

采用极小极大模糊推理,依据式(4),像素 Q_i 属于一条直线的可能性程度 $T(Q_i)$ 为:

$$T(Q_i) = \max_j \{ \min [\mu_{\tilde{A}_i}(j, j), \mu_{\tilde{C}}(j, j)] \} = \max_{j,l} \{ \min [\mu_{ijl}, \mu_{\tilde{C}}(x_{ijl}, y_{ijl})] \} \quad (10)$$

所属直线的参数 (x_i^*, y_i^*) 满足:

$$\begin{aligned} \mu_{ijl}^* (x_i^*, y_i^*) &= \max_{j,l} (\mu_{ijl}^*) \\ \mu_{ijl}^* &= \min [\mu_{ijl}, \mu_{\tilde{C}}(x_{ijl}, y_{ijl})] \end{aligned} \quad (11)$$

式中 μ_{ijl}^* 表示像素 Q_i 在全局意义上属于直线 (x_{ijl}, y_{ijl}) 的可能性程度.设置阈值 T , 那些 $T(Q_i) < T$ 的点被认为属于一条直线的可能性很小,将该点去除.

将边缘像素以一对一映射的形式进行二次累积,此时像素为且仅为所属直线 (x_i^*, y_i^*) 投票.得二次累积矩阵 $H(\cdot, \cdot)$ 为:

$$H(\cdot, \cdot) = \bigcup_{i=1}^{N_e} (x_i^*, y_i^*) \cdot (x_i^*, y_i^*), \text{ if } T(Q_i) \geq T \quad (12)$$

3.4 提取直线段

由于二次累积时像素仅为所属直线单元投票,单元累积值即为对应直线的像素数,因此这里的峰值检测阈值 L 可以直接依据要检测的最短线段的长度 L_{\min} 确定.同时由于哪些像素属于直线,以及属于哪条直线均已确定,可以很容易地采用如文献[11]所示的方法逐像素重构原图像,并得到直线段

的完整描述.

4 实验结果

为了检验 AFHT 算法的性能,本文先通过 2 个实验与 A. L. Kesidis 等提出的逆 Hough 变换 (IHT)^[11] 进行比较,再将 AFHT 应用于一幅实际航空影像. 实验中,直线检测所需边缘二值图及梯度方向由 Canny 边缘检测算子给出;AFHT 累积矩阵的值域为 $L - \sqrt{2}I, \sqrt{2}I$ (I 为原图像的最大尺寸), $[0, 2\pi)$, 取 $\theta = 1$, $\theta = 0.04$; IHT 的值域为 $[0, \sqrt{2}I]$, $[-\pi/2, \pi/2)$, 则取决于 IHT 给出的实现逆变换必须满足的离散量化条件. 算法由 VC++ 6.0 编程实现,PC 机主频 1.82 GHz.

图 1 是一个仿真实验的结果. 图 1(a) 是实验图像,图 1(b) 是 Canny 算子的边缘检测结果,图 1(c) 给出了 AFHT 的二次累积矩阵. 可以看到本文方法得到的累积矩阵峰值明显,几乎没有扩散,这为下面的累积矩阵解释工作带来了极大的便利. 图 1(d) 是 $L = 5$ 时 AFHT 直线段检测的结果,注意提取的直线段具有与边缘检测图像相同的像素位置. 相对于图 1(b),少数角点产生了一些遗漏,这是由于边缘检测中这些点的梯度方向误差较大造成的. 图 1(e) 是 IHT 的累积矩阵,可以看到原图中较长的斜线由于走样效应没能形成有效的累积,导致该线段不能被 IHT 完整地提取,而是检测到 4 条短的线段(图 1(f)).

表 1 给出仿真图像不同尺寸时两种方法的累积矩阵大小、计算时间对比. 可以看到 AFHT 的累积矩阵比 IHT 小,节省了存储空间;同时,AFHT 计算快捷,而 IHT 由于需要对所有像素按照映射正弦曲线峰值坐标排序^[11],计算速度大为减缓.

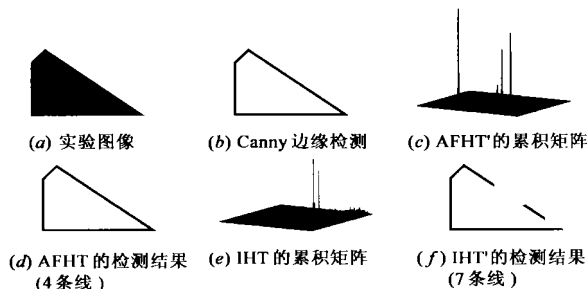


图 1 对一幅实验图像的直线段检测

图 2 是对一幅房屋图像的直线检测结果. 图 2(a), (b) 是原图像 (256 × 256) 及其 canny 边缘检测结果,图 2(c), (d) 分别是 L 为 20 和 50 时 AFHT 直线检测的结果. 在一些情况下,需要提取 (θ, θ) 参数满足一定限制条件的直线段^[11],图 2(e)

表 1 AFHT 和 IHT 的比较(对应图 1)

图像尺寸	累积矩阵大小		计算时间	
	AFHT	IHT	AFHT	IHT
32 × 32	91 × 157 × 2B 29 KB	544 × 271 × 2B 295 KB	0.016 秒	0.031 秒
64 × 64	183 × 157 × 2B 58 KB	2083 × 541 × 2B 2.3MB	0.032 秒	0.172 秒
128 × 128	363 × 157 × 2B 114 KB	8328 × 811 × 2B 13.5MB	0.047 秒	0.703 秒

给出 $L = 50$ 时,满足条件 $140 \leq \theta \leq 210$ 、 $\theta = 0$ 的检测结果. 图 2(f) 是 $L = 20$ 时 IHT 直线检测的结果,与图 2(c) 比较,几条走样严重的直线段(图像右上方)没能被完整地提取,这是峰值扩散造成的, IHT 检测到的 122 条直线段也说明了这一点. 表 2 给出了两种方法对图 2 计算时累积矩阵的大小和计算时间.

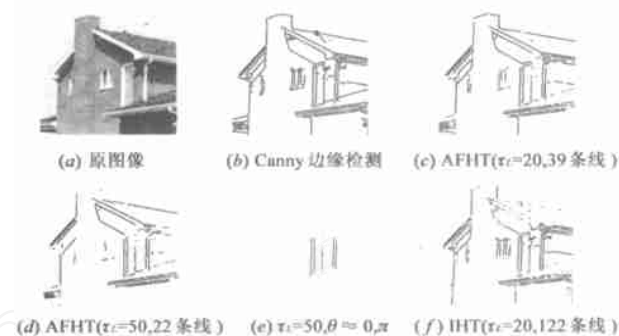


图 2 对房屋图像的直线段检测结果

表 2 AFHT 和 IHT 的比较(对应图 2)

	累积矩阵大小	计算时间
AFHT	725 × 157 × 2B 228 KB	0.562 秒
IHT	33309 × 1621 × 2B 108MB	14.672 秒

上述两个实验表明,相对于 IHT,AFHT 可以提供直线段完整描述的同时具有计算量小、占用内存小、检测精度高的优点. 因此,AFHT 是一种简单高效的直线段检测算法.

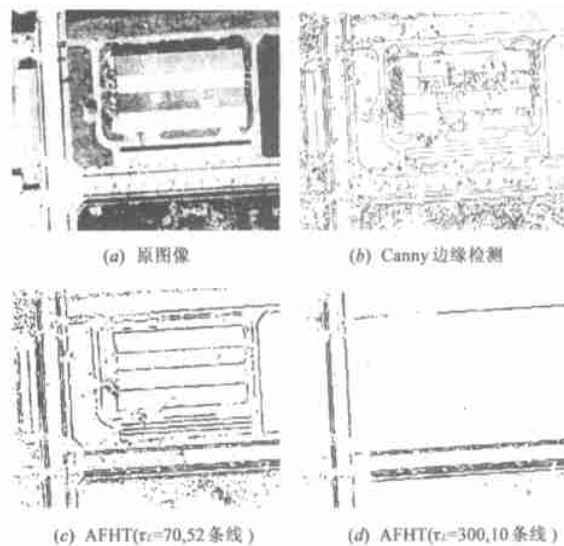


图 3 对一幅航空影像的直线段检测结果

图 3 是对一幅实际航空影像的直线段检测结果. 在航空影像自动物体提取技术研究中,人造物体的直线属性使得对直线段准确、完整的检测显得格外重要. 图 3(a), (b) 是原图像 (400 × 504) 及其边缘检测结果, (c), (d) 分别是 $L = 70, 300$ 时 AFHT 的直线段检测结果,计算时间分别为 4.094 秒、3.359 秒,累积矩阵大小为

1287 × 157 × 2B 405 KB. 可以看到,图 3(c)中还有少量杂散点因相近的梯度方向而产生了无效的累积,该问题可以通过适当的连通性检测解决,得到的矩形形状将作为房屋屋顶存在的重要证据;而图 3(d)中两组长而平行的直线段则反映出道路存在的极大可能性.

5 结束语

Hough 变换是一种经典的检测和提取直线段的方法.考虑到图像本身固有的模糊性,本文通过模糊映射和模糊推理将模糊理论融入到 Hough 变换中,提出了一种自适应模糊 Hough 变换方法(AFHT).理论分析和实验结果表明,所提方法计算消耗小、检测精度高,并能给出直线段的完整描述,是一种简单高效的直线段检测算法,为那些基于直线段检测的中高级计算机视觉问题提供了良好的预处理手段.

参考文献:

- [1] J Illingworth, J Kittler. A survey of hough transform [J]. Computer Vision Graphics Image Processing, 1988, 44: 87 - 116.
- [2] L Xu, E Oja, P Kultanen. A new curve detection method: Randomized hough transform [J]. Pattern Recognition Letters, 1990, 11: 331 - 338.
- [3] R Cucchiara, F Filicori. The vector-gradient hough transform [J]. IEEE Trans. Pattern Analysis and Machine Intelligence, 1998, 20(7): 746 - 750.
- [4] T M Van Veen, F C A Goen. Discretization errors in the hough transform [J]. Pattern Recognition, 1981, 14: 137 - 145.
- [5] J Illingworth, J Kittler. The adaptive hough transform [J]. IEEE Trans Pattern Analysis and Machine Intelligence, 1987, 9(5): 690 - 697.
- [6] J H Han, L T Koczy, T Poston. Fuzzy hough transform [J]. Pattern Recognition Letters, 1994, 15: 649 - 658.
- [7] V Chatzis, I Pitas. Fuzzy cell hough transform for curve detection [J]. Pattern Recognition, 1997, 30(12): 2031 - 2042.
- [8] S Y K Yuen, T S L Lam, N K D Leung. Connective hough transform [J]. Image and Vision Computing, 1993, 11: 295 - 301.
- [9] M C K Yang, J -S Lee, C -C Lien, C L Huang. Hough transform modified by line connectivity and line thickness [J]. IEEE Trans. Pattern Analysis and Machine Intelligence, 1997, 19(8): 905 - 910.
- [10] G Gerig. Linking image-space and accumulator space: A new approach for object-recognition [A]. IEEE First International Conference on Computer Vision [C]. London, England: IEEE Computer Society Press, June, 1987. 112 - 117.
- [11] A L Kesidis, N Papamarkos. On the inverse hough transform [J]. IEEE Trans Pattern Analysis and Machine Intelligence, 1999, 21(12): 1329 - 1343.

作者简介:



唐 亮 男, 1975 年 4 月生于四川达州, 西安电子科技大学博士研究生, 当前主要研究兴趣为信号处理、模糊信息处理、图像处理和模式识别等. Email: tang.liangcn@yahoo.com.cn.



谢维信 男, 深圳大学信息工程学院教授、博士生导师、深圳大学校长, 主要从事信号和图像处理、智能信息处理、模糊信息处理等方面的研究, 已发表学术论文百余篇, 出版学术专著数部, 并获多项科研奖励.