

文章编号:1001-9081(2011)05-01202-03

doi:10.3724/SP.J.1087.2011.01202

基于主元分析和聚类的直线检测算法

刘巍¹, 金文标^{1,2}, 肖仙谦²

(1. 重庆邮电大学 计算机科学与技术学院, 重庆 400065; 2. 杭州电子科技大学 理学院, 杭州 310018)

(helmar@126.com)

摘要: 针对现有的直线检测算法中, 基于霍夫变换类算法开销大且易产生虚假结果, 基于链码跟踪类方法鲁棒性和适应性较差的问题, 提出一种新的直线检测算法。对边缘图像做分块链码跟踪产生链码串, 然后对链码串做主元分析(PCA)构造线段, 最后采用聚类方法合并线段以产生直线。实验结果表明, 该算法速度较快, 检测结果较理想, 且对较复杂、细节丰富的图像也具有良好的检测结果。

关键词: 直线检测; 主元分析; 链码跟踪; 线段; 聚类

中图分类号: TP751.1; TP391.41 **文献标志码:**A

Approach for line detection based on principal component analysis and clustering

LIU Wei¹, JIN Wen-biao^{1,2}, XIAO Xian-qian²

(1. College of Computer Science and Technology, Chongqing University of Posts and Telecommunications, Chongqing 400065, China;

2. College of Science, Hangzhou Dianzi University, Hangzhou Zhejiang 310018, China)

Abstract: In the existing line detection methods, those based on Hough Transformation (HT) have a huge cost and always bring false results, and others based on chain tracing are weak on robustness and adaptability. This paper proposed a new approach for line detection, in which, the chain was generated by chain tracing in edge image block by block, then the Principal Component Analysis (PCA) was used on the chain to construct segments, at last the lines were got by merging the segments through clustering. The experimental results show the approach is fast and gives good results, and especially it performs well in highly complex and detail rich images.

Key words: line detection; Principal Component Analysis (PCA); chain tracing; segment; cluster

0 引言

直线是图像的基本特征之一, 直线检测是计算机视觉和模式识别中的重要任务。

传统的直线检测算法是霍夫变换(Hough Transformation, HT)^[1], 其利用点和线在图像空间及参数空间的对偶性, 将图像上的每个边缘点转换为参数空间的一条正弦曲线, 然后在参数空间中做峰值检测, 以得到最大可能的直线位置。霍夫变换的鲁棒性较强, 在高噪声环境下也具有较高的直线检出率。但它实质上是一种穷尽式搜索, 其时间和存储开销均较大, 且大量边缘点在参数空间的累积会产生随机伪峰, 表现在检测结果中就是易产生虚假直线。同时原始霍夫变换过程中会丢失直线的端点、长度等信息。研究者对霍夫变换进行了诸多改进, 其中包括改进的多分辨率霍夫变换^[2], 基于两点组合原理的快速霍夫变换^[3], 采用相位编组约束的霍夫变换^[4], 以及最新的通过主元分析(Principal Component Analysis, PCA)来约束霍夫变换过程以减少计算量并提高精度的方式^[5-6], 但是这些改进并没有改变霍夫变换穷尽式搜索的本质。

另外一类直线检测算法是基于链码跟踪的, 其具体过程是从图像上某个边缘像素开始, 进行8-邻域连接, 根据每次搜索到的下一点和当前点的相对位置, 将边缘点编号依次存入链码串, 然后对链码串用Freeman数字直线准则^[7]或其他判

据判断该条链码是否为直线。但是, 由于Freeman准则来源于理想数字直线, 实际图像中表现出直线特征的线段通常并不能满足该准则。因此, 实际应用的此类算法通常需要较复杂的判据(如文献[8]中提到的基于最小直线段长度和最小直线段近似度的判据等)或者较复杂的约束链码追踪过程^[9]来保证检测质量, 而且链码跟踪过程中对图像中目标直线的连续性和直线间分离度的要求很高, 故难以处理较复杂, 细节丰富的图像。

本文算法通过分块链码跟踪、主元分析和线段聚类来检测直线。由于避免了霍夫变换的全局搜索过程, 因此本文算法在效率和避免产生虚假直线上有明显改进; 同时, 主元分析和聚类过程均具有较大的容错性, 因此本文方法也适合处理基于链码跟踪类直线检测算法不适合处理的细节较丰富的复杂图像。算法具体流程如图1所示:首先, 对图像进行分块链码跟踪; 然后对跟踪到的链码数据组进行主元分析抽取线段; 最后对线段进行分层聚类以产生直线, 并在聚类过程中采用扩展的主元分析方法计算每次聚类的结果以提高精确度。

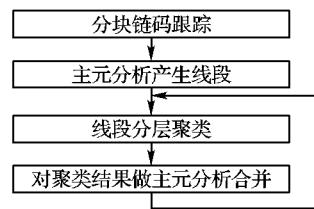


图1 算法流程

收稿日期:2010-11-01;修回日期:2011-01-14。 基金项目:杭州电子科技大学科研项目科研启动基金资助项目(KYS075609066)。

作者简介:刘巍(1983-),男,湖南邵阳人,硕士研究生,主要研究方向:数字图像处理; 金文标(1964-),男,浙江浦江人,副教授,博士,主要研究方向:数字图像处理; 肖仙谦(1988-),男,浙江杭州人,主要研究方向:数字图像处理。

1 从图像中抽取线段

先从对图像做 Canny 边缘检测,然后从边缘像素中抽取线段。由于主元分析较强的抗干扰和抑制曲线边缘的能力,故采用参数较为保守的 Canny 算子,尽可能地检测出图像中的所有边缘。

1.1 分块链码跟踪

首先,将图像划分成合适大小的块。分块既可以降低将属于不同直线的点划入同一链码串的概率,也限制了主元分析的问题规模方便选取阈值。块的大小以不超过图像中接近平行的主要直线间最小距离两倍为宜。注意到块的大小也影响到后续链码跟踪产生的线段数量,而线段数量对算法的执行时间有直接影响,所以选择较大的块可以提高算法的效率。对普通图像,通常选择块的大小为 20×20 即可满足条件(如果观察到图像中各直线间距离较稀疏,可以尝试使用更大的块(比如 30×30)以提高算法执行效率)。随后,对每个块中的边缘像素进行链码跟踪。

1.2 PCA

PCA 是一种对数据进行分析的技术,最重要的应用是对原有数据进行简化。这种方法可以有效地找出数据中最“主要”的元素和结构,去除噪声和冗余,将原有的复杂数据降维,揭示隐藏在复杂数据背后的简单结构。它的优点是简单,而且无参数限制,可以方便地应用于各个场合。因此应用极其广泛,从神经科学到计算机图形学都有它的用武之地,被誉为应用线形代数最有价值的结果之一。

从线形代数的角度来看,PCA 的目标就是使用另一组基去重新描述得到的数据空间。而新的基要能尽量揭示原有的数据间的关系。一般情况下,初始数据的协方差矩阵总是不太好的,表现为信噪比不高且变量间相关度大。PCA 的目标就是通过基变换对协方差矩阵进行优化,找到相关“主元”。

考虑到理想直线上的点具有线性特征,对像素坐标做统计,构造其协方差矩阵 S ,有:

$$S = \begin{bmatrix} s_{11} & s_{12} \\ s_{21} & s_{22} \end{bmatrix} \quad (1)$$

若某条链码包含 n 个像素点,第 i 个像素点的坐标为 (x_i, y_i) ,则有:

$$s_{11} = \frac{1}{n} \sum_{i=1,2,\dots,n} (x_i - x_m)^2 \quad (2)$$

$$s_{12} = s_{21} = \frac{1}{n} \sum_{i=1,2,\dots,n} (x_i - x_m)(y_i - y_m) \quad (3)$$

$$s_{22} = \frac{1}{n} \sum_{i=1,2,\dots,n} (y_i - y_m)^2 \quad (4)$$

其中:

$$x_m = \frac{1}{n} \sum_{i=1,2,\dots,n} x_i \quad (5)$$

$$y_m = \frac{1}{n} \sum_{i=1,2,\dots,n} y_i \quad (6)$$

从此协方差矩阵可以得到特征向量和特征值,其中特征向量代表数据集中点的主分布方向也就是“主元”,而第一特征值 λ_1 代表点集在主分布方向投影长度。特征值的计算公式如下:

$$\lambda_1 = \frac{1}{2} \left\{ s_{11} + s_{22} + \sqrt{(s_{11} - s_{22})^2 - 4 s_{12}^2} \right\} \quad (7)$$

$$\lambda_2 = \frac{1}{2} \left\{ s_{11} + s_{22} - \sqrt{(s_{11} - s_{22})^2 - 4 s_{12}^2} \right\} \quad (8)$$

从特征向量可以获取主分布方向,故直线的方向角度为:

$$\theta = \arctan \frac{\lambda_1 - s_{11}}{s_{12}}$$

$$\text{或 } \theta = \arctan \frac{s_{12}}{\lambda_1 - s_{22}}$$

从第二特征值 λ_2 可以获取数据集的“直线度”,对于理想直线上的点集, λ_2 应该为 0。但是由于噪声、量化等效应的影响, λ_2 为一个较小的数值。较接近直线的线段,其第二特征根 λ_2 的值在 $0 \sim 0.3$ 浮动。因此,考虑到一定容错性,将 $\lambda_2 > 0.4$ 的线段作为曲度较大的边缘舍弃。对其余数据集,将其投影到过点 (x_m, y_m) 且方向角为 θ 的直线上以获取端点产生线段。

2 线段聚类

采用自底向上合并的聚类方法,逐级获得较长的线段,直至没有可以合并的线段对时,将结果作为直线输出。此过程包括:判断两条线段之间的共线度决定是否合并;从一组待合并的线段对中计算合并后的线段参数。

2.1 共线性度量

定义两条线段之间共线度^[10]为:

$$\text{collinearity} = \frac{(T_d - d/l)(T_s - s)(T_c - c)}{T_d T_s T_c} \quad (9)$$

如图 2 所示, l 为两线段平均长度, d 为最接近的一对端点距离, s 为两线段之间的夹角, c 为两线段中点连线与线段的夹角平均值, T_d 、 T_s 、 T_c 为归一化阈值参数。通常设置为: $T_d = 2 \sim 4$, $T_s = \pi/18 \sim \pi/9$, $T_c = \pi/18 \sim \pi/9$ 。

这 3 个参数特别是 T_d 对检测结果有较明显影响,如果 T_d 过小,易将一条直线检测为多条,如果 T_d 过大,则会导致将参数接近的多条直线检测为一条。

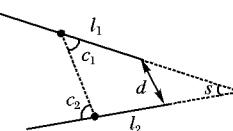


图 2 线段共线度计算

从图 2 可看出,两条线段逐渐“接近”,运动到同一直线附近时,其共线度会逐渐增大。当两条线段有一端点相连而且属于同一直线(即 4 端点共线时),共线度达到最大值 1。考察图像中的实际线段,属于同一直线的线段,其相对距离较近的,共线度一般大于 0.7,不同直线上的线段,其共线度一般小于 0.3。因此,此定义是合理有效的。

2.2 通过主元分析计算聚类结果

传统的合并线段方法是直接对端点做直线拟合,这种计算方法没有考虑到不同长度线段对合并后的线段贡献不同。若将待合并线段理解为连续的点集,则可以将待合并的线段对作为一个连续点集并采用扩展的主元分析以求得合并后的线段方向及位置。令线段对中第 i 条线段两端点坐标分别为 $(x_{ia}, y_{ia}), (x_{ib}, y_{ib})$, 同样构造协方差矩阵 S , 其参数计算如下:

$$s_{11} = \sum_{i=1,2} \int_{(x_{ia}, y_{ia})}^{(x_{ib}, y_{ib})} (x - x_m)^2 ds = \sum_{i=1,2} l_i \left[\frac{1}{3} (x_{ia} - x_{ib})^2 + (x_{ia} - x_m)(x_{ib} - x_m) \right] \quad (10)$$

$$s_{12} = \sum_{i=1,2} \int_{(x_{ia}, y_{ia})}^{(x_{ib}, y_{ib})} (x - x_m)(y - y_m) ds = \sum_{i=1,2} l_i \left[\frac{1}{3} (x_{ia} - x_{ib})(y_{ia} - y_{ib}) + \right.$$

$$\frac{1}{2}(x_{ia} - x_m)(y_{ib} - y_m) + \frac{1}{2}(x_{ib} - x_m)(y_{ia} - y_m) \quad (11)$$

$$s_{22} = \sum_{i=1,2} \int_{(x_{ia}, y_{ia})}^{(x_{ib}, y_{ib})} (y - y_m)^2 ds = \sum_{i=1,2} l_i \left[\frac{1}{3}(y_{ia} - y_{ib})^2 + (y_{ia} - y_m)(y_{ib} - y_m) \right] \quad (12)$$

其中 l_i 为第 i 条线段的长度。 x_m 及 y_m 计算如下:

$$x_m = \frac{\sum_{i=1,2} \frac{1}{2} l_i (x_{ia} + x_{ib})}{\sum_{i=1,2} l_i} \quad (13)$$

$$y_m = \frac{\sum_{i=1,2} \frac{1}{2} l_i (y_{ia} + y_{ib})}{\sum_{i=1,2} l_i} \quad (14)$$

至于 λ_1 和 θ 的计算公式同前述对点集的主元分析。将待合并线段的端点投影至过点 (x_m, y_m) 且方向角为 θ 的直线上, 选择距离最远的一对端点即为合并后线段的端点。

对端点拟合做直线拟合, 其实质就是将 4 端点到拟合后线段所在直线的距离和作为误差函数最小化的结果。而将两线段做主元分析, 类似于将两条待合并线段上所有的点到拟合后线段的距离和作为误差函数最小化。实验表明, 合并前两条线段上的点的到合并后线段所在直线的距离和, 扩展主元分析方法的结果要小于端点拟合法的结果。而且合并前两条线段的长度差距比例越大, 这两个结果之间的差值也越大。

2.3 聚类过程

有了共线性度量和合并后线段参数的计算方式, 就可以进行线段合并。较简单的方式是直接阈值聚类^[11], 其过程为两两计算线段间的共线度, 并将任意共线度大于给定阈值的线段对合并。这是一个 $O(n^2)$ 级的算法, 其存储开销为 $O(n)$; 较复杂的方式是层次聚类^[12], 这种方式每次只选择共线度最大的线段对合并, 直到不存在共线度大于给定阈值的线段对为止。这是一个 $O(n^3)$ 级的算法, 存储开销为 $O(n)$ 。综合考虑到阈值聚类缺乏弹性和合理的合并顺序, 层次聚类又太慢, 本文采用一种介乎于两者之间的分层阈值聚类方法。设置一个阈值递减序列 (t_1, t_2, \dots, t_k) , 依次按各个阈值进行阈值聚类, 前一次聚类的输出作为后一次聚类的输入。设一共有 k 个阈值, 则此算法为 $O(kn^2)$ 级, 存储开销为 $O(n)$ 。由于 $k \ll n$, 而且每一轮聚类后问题的规模会大大减小, 因此该算法实际时间开销接近阈值聚类。

3 实验结果

图 3 是对一幅航拍五角型建筑图像的检测结果。观察图 3(c)可以发现, 此图具有边缘像素较多, 而且有多条边缘互相交叉的情况。图 3(d)是对图 3(c)做主元分析得到的线段集。图 3(e)是采用参数 $T_d = 2.5, T_s = \pi/15, T_c = \pi/15$ 的本文算法检测结果, 图 3(f)是 PCA 约束霍夫变换算法^[5-6]的检测结果。比较二者可知两种方法在直线检出率上基本相当, 但是在伪直线产生率上本文方法有较明显优势。这是由于本文采用聚类方法处理主元分析的结果, 脱离了霍夫变换的全局搜索, 因此也避免了全局累积所带来的不可避免的产生随机伪峰的过程。

图 4 是采用参数 $T_d = 3.5, T_s = \pi/15, T_c = \pi/15$ 对几幅图片的检测结果。城市图片中的两条主干道直线以及中部偏右的主要建筑, 其直线边缘均被检测了出来; 卧室图片中的床

体和床头家具的直线边缘, 商场图片中的上方管道及侧面墙体的直线边缘在对应的检测结果中也很少有缺失。结合图 3 的情况, 可以认为本文算法适合于检测较复杂、细节丰富的图像。

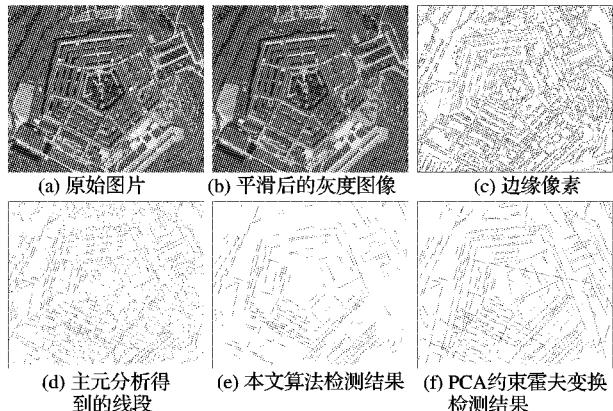


图 3 五角大楼航拍图片实验结果



图 4 其他图片实验结果

另外, 将本文算法与文献[4]中的基于两点组合的快速霍夫变换和文献[5-6]中的 PCA 约束的霍夫变换在一组实验图像(20 幅)上做综合对比, 结果见表 1(均在同一台英特尔酷睿 2 双核 T5550, 2 GB 内存的笔记本电脑上使用 VC++ 2005 编程实现)。从表 1 可看出, 本文算法直线检出率与另两种算法基本相当, 而在执行时间和虚假直线产生率上均有较明显的优势。基于链码跟踪类直线检测算法因完全不适合于检测此类复杂图像故不予对比。

表 1 本文算法与其他算法综合对比

算 法	直 线 检 出 率 / %	虚 假 直 线 比 例 / %	每一千边 纹像 素的 算 法 执 行 时 间 / ms
本 文 算 法	92.14	0.81	2.3 ~ 3.9
快 速 霍 夫 变 换 ^[4]	94.72	12.24	4.1 ~ 5.1
PCA 约 束 霍 夫 变 换 ^[5-6]	91.35	8.73	7.2 ~ 9.2

4 结语

本文给出了一种基于主元分析和线段聚类的直线检测算法, 该算法将主元分析和线段聚类两种鲁棒性极强的方法结合起来, 并通过分块链码追踪构造合适的链码串。实验结果表明本文算法在直线检出率、执行效率、虚假直线产生率上相对于基于两点组合原理的快速霍夫变换和 PCA 约束的霍夫变换均有优势。本方法的不足之处在于通过分块链码追踪来产生链码串, 并没有彻底消除图像中直线的不连续、交叉、锯齿等带来的负面影响。另外, 在线段数较大的情况下, 算法中

(下转第 1208 页)

第 775 帧中, 目标被一辆迎面驶来的车辆遮挡, 目标姿态发生了明显变化, 直到第 801 帧中, 目标才行驶出遮挡区域, 用本文提出的算法和重采样策略能够准确锁定目标, 并取得了较好的跟踪效果。

在图 4 中, 被跟踪的目标是一辆远去的车辆, 由于天气变化等原因, 被跟踪车辆的颜色与背景颜色很相似, 在第 739 帧中, 目标开始模糊, 在人眼视线范围内也难以分辨出图像中目标位置精度的情况下, 用本文提出的算法把更新的目标轮廓信息通过重采样方法, 加入到目标状态估计中, 所以跟踪窗大小能够随着目标轮廓变化而变化, 达到很好的跟踪效果。

由以上实验结果可以看出, 本文提出的算法运用水平集函数, 能够很好处理目标轮廓的变化, 准确提取运动目标的角度, 跟踪过程中, 该算法可以收敛到目标真实边界, 在复杂背景下能够准确跟踪运动目标, 具有广泛的适应性。

4 结语

本文将几何主动轮廓模型结合进粒子滤波框架中, 针对粒子依赖于参数选择而且不能处理目标轮廓拓扑结构的不足之处, 给出基于几何主动轮廓模型的粒子滤波算法, 该算法在重采样时刻加入大量的新信息, 使得重采样后的粒子最大限度地接近真实状态, 提高了对非线性系统状态的估计精度, 优化了粒子滤波跟踪性能。

本文仅给出了复杂环境下单目标的跟踪。将该算法运用于复杂背景下多个目标的跟踪, 是本算法下一步研究内容。

参考文献:

- [1] ARULAMPALAM M S, ARULANMASKE S, GORDONN *et al.*. A tutorial on particle filters for online nonlinear/ non-Gaussian Bayesian tracking [J]. IEEE Transactions on Signal Processing, 2002, 50(2): 174–188.
- [2] DOUCET A, GODSILL A, ANDRIEU C. On sequential Monte Carlo sampling methods for Bayesian filtering [J]. Statistics and Computing, 2000, 10(3): 197–208.
- [3] PAN P, SCHONFELD B. Dynamic proposal variance and optimal particle allocation in particle filtering for video tracking [J]. IEEE Transactions on Circuits and Systems for Video Technology, 2008, 18(9): 1268–1279.
- [4] 王法胜, 赵清杰. 一种用于解决非线性滤波问题的新型粒子滤波算法 [J]. 计算机学报, 2008, 31(2): 346–352.
- [5] OPPENHEIM G, PHILIPPE A, de RIGAL J. The particle filters and their applications [J]. Chemometrics and Intelligent Laboratory Systems, 2008, 91(1): 87–93.
- [6] KASS M, WITKIN A, TERZOPOULOS D. Snakes: Active contour models [C]// Proceedings of the First International Conference on Computer Vision. Washington, DC: IEEE, 1987: 259–268.
- [7] BROX T, ROUSSON M, DERICHE, *et al.* Colour, texture, and motion in level set based segmentation and tracking [J]. Image and Vision Computing, 2010, 28(3): 376–390.
- [8] 任继军, 何明一. 一种基于三维直方图的改进 C-V 模型水平集图像分割方法 [J]. 红外与毫米波学报, 2008, 27(1): 72–76.
- [9] JUNG H S, CHOI S. Reliability-based topology optimization of geometrically nonlinear structures with loading and material uncertainties [J]. Finite Elements in Analysis and Design, 2004, 41(3): 311–331.
- [10] 张波. 基于粒子滤波的图像跟踪算法研究 [D]. 上海: 上海交通大学, 2007.
- [11] KSERIK, BEDEK C, KOCH R. Conjugate rotation: Parameterization and estimation from an affine feature correspondence [C]// The 20th IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. Washington, DC: IEEE Computer Society, 2008: 1–8.
- [12] MOREL J M, YU G. Asift: A new framework for fully affine invariant image comparison [C]// IEEE Conference on Acoustics, Speech, and Signal Processing. Washington, DC: IEEE, 2009: 1–31.
- [13] 裴镇宇, 危辉. 基于 Freeman 链码的边缘跟踪算法及直线段检测 [J]. 微型电脑应用, 2008, 24(1): 17–20.
- [14] 李超, 杜康, 杨义先, 等. 一种最优化链码指纹二值细化图像压缩编码 [J]. 计算机应用, 2006, 26(10): 2357–2359.

(上接第 1204 页)

聚类过程的时间开销增长较快。今后的研究工作包括:1) 采用方向、梯度等约束链码追踪过程来取代分块链码跟踪以提高提高有效性和减少线段数量;2) 主元分析过程考虑点的灰度、梯度等信息, 提高精确度;3) 采用模糊聚类方法提高聚类的有效性与速度。

致谢: 感谢浙江省大学生新苗计划对本文研究工作所提供的支持与帮助。

参考文献:

- [1] DUDA R O, HART P E. Use of the Hough transformation to detect lines and curves in pictures [J]. Communications of the ACM, 1972, 15(1): 11–15.
- [2] 岳冬雪, 黄新生. 基于改进的多分辨率 Hough 变换的直线检测方法 [J]. 计算机仿真, 2006, 23(9): 76–79.
- [3] 易玲. 基于分级的快速霍夫变换直线检测 [J]. 微计算机信息, 2007, 23(1): 207–208.
- [4] 袁广林, 薛模根, 李从利, 等. 基于相位编组图像分块的快速 Hough 变换直线检测 [J]. 计算机测量与控制, 2005, 13(7): 647–649.
- [5] 郭斯羽, 孔亚广, 张煦芳. 基于局部连通性和 PCA 的直线检测

Hough 算法 [J]. 电子测量与仪器学报, 2008, 22(6): 70–74.

- [6] 胡正平, 杨苏, 王成儒. 基于局部 PCA 的参数约束 Hough 直线分层检测 [J]. 系统工程与电子技术, 2009, 31(11): 2747–2750.
- [7] FREEMAN H. Boundary encoding and processing [C]// LIPKIN B S, ROSENFIELD A. Picture Processing and Psychopictorics, Academic. New York: [s. n.], 1970: 241–266.
- [8] 孙涵, 任明武, 杨静宇. 一种快速实用的直线检测算法 [J]. 计算机应用研究, 2006, 23(2): 256–260.
- [9] 裴镇宇, 危辉. 基于 Freeman 链码的边缘跟踪算法及直线段检测 [J]. 微型电脑应用, 2008, 24(1): 17–20.
- [10] TSUDA K, MINOH M, IKEDA K. Extracting straight lines by sequential fuzzy clustering [J]. Pattern Recognition Letters, 1996, 17(6): 643–649.
- [11] MOHAN R, NEVETIA R. Perceptual organization for scene segmentation and description [J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 1992, 14(6): 616–635.
- [12] NACKEN P F M. A metric for line segments [J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 1993, 15(12): 1312–1318.