

基于曲线弧分割的椭圆检测方法

刘志慧,夏 勇

(哈尔滨工业大学(威海) 计算机科学与技术学院,山东 威海 264209)

摘 要:不同于传统的 Hough 变换算法,文中提出一种基于曲线弧分割的椭圆检测方法。首先将图像转化为二值图像,基于细化算法由二值图像得到细化的轮廓图。根据轮廓点间相互的连接性对细化图像中的所有轮廓像素点进行跟踪。将轮廓从交点处分割成弧段,直到所有的轮廓被跟踪完毕。根据各个弧段长度的比例,确定在每段弧上采样的次数,在每一个连续的轮廓弧段中采样,每次采样随机取 5 个点。将每次采样得到的 5 个随机点带入椭圆一般方程,分别计算出一组椭圆参数。最后基于统计的思想,记录各组参数的出现次数。找出出现次数最多的一组参数,最终得到目标椭圆的参数。该方法从每一个连续的轮廓弧段中采样,使无效随机采样的概率大大降低。实验结果表明,该算法能快速检测出图中椭圆,运行时间远小于采用随机 Hough 变换算法,在具有噪声、椭圆残缺的情况下仍能有很好的检测结果。

关键词:椭圆检测;随机采样;无效采样;轮廓分割;边界跟踪;耗费时间

中图分类号:TP391

文献标识码:A

文章编号:1673-629X(2015)10-0019-05

doi:10.3969/j.issn.1673-629X.2015.10.004

Ellipse Detection Method Based on Curve Segment

LIU Zhi-hui, XIA Yong

(College of Computer Science and Technology, Harbin Institute of Technology,
Weihai 264209, China)

Abstract: Be different from the traditional Hough transform algorithm, put forward a kind of ellipse detection method based on curve arc segment in this paper. First, the original image is transformed to binary images. Then, thinning algorithm is used for converting the binary image to the thinning outline image. Based on the connectivity of outline pixels, all the pixels in the thinning outline image are tracked. The outline is divided into arc segments. The proportion of each segment length determines the number of samples in each section of the arc. Each sample randomly selects five points. Five random sampling points are plugged into the elliptic general equation. And a group of ellipse parameters are calculated respectively. Finally, based on the statistical ideas, find out a group of parameters that appear most, and the target ellipse parameters are finally get. In this method, pixels are sampled from every continuous outline arcs. The probability of invalid random sampling is reduced greatly. Experimental results show that the algorithm can quickly detect the ellipse. Running time is far less than the randomized Hough transform algorithm. In cases of noise and elliptical deficiency, this algorithm can still presents good results.

Key words: ellipse detection; random sampling; invalid sampling; outline segment; boundary tracing; consumption time

1 概 述

椭圆检测在模式识别领域是一个常见的问题,椭圆参数检测的应用非常广。Hough 变换^[1-2]是椭圆检测的有效方法,它的主要优点是对于椭圆的部分缺损和噪声不敏感,具有很高的检测精度和鲁棒性,但是如果直接用 Hough 变换进行椭圆检测,由于椭圆的自由参数有 5 个,因此需要在五维参数空间进行累加,致使这种方法因计算量过大而不合实际,同时占用的内存

空间也非常大。

Hough 变换的主要优点在于它对数据的健壮性要求不高,但是增加了复杂度,导致计算效率低。多年以来,针对具体应用,许多学者对 Hough 变换进行了改进,以减小计算量。Xu 等^[3]提出了随机 Hough 变换(Randomized Hough Transform, RHT),采用一到多的映射关系,避免了传统 Hough 变换一到多映射的巨大计算量。主要通过随机采样与动态链表存储来降低计

收稿日期:2015-01-28

修回日期:2015-04-30

网络出版时间:2015-09-23

基金项目:山东省科技发展计划(2014GSF118152,2012GSF12105);山东省优秀中青年专家奖励基金(BS2011DX002)

作者简介:刘志慧(1989-),女,硕士研究生,研究方向为图像处理;夏 勇,副教授,研究方向为机器智能与视觉计算。

网络出版地址: <http://www.cnki.net/kcms/detail/61.1450.TP.20150923.1505.032.html>

算时间与内存需求,避免了标准 Hough 一到多映射的巨大计算量。但是,RHT 的无目标采样会引入大量的无效累积,浪费大量的计算时间和存储空间。一些学者提出了改进的 RHT 算法,改进的思路主要从两方面入手。一方面通过降低随机采样的点数,从而减少无效采样的概率;另一方面就是利用采样点的特征信息来判断是否进行累积,从而降低无效累积的概率。韦宏强等^[4]借助椭圆边界对偶点及其不变性的特点,改进经典 Hough 变换,建立椭圆参数快速检测算法,减小了计算量,但是在噪声较多的情况下准确率不高。薛程等^[5]随机采样 6 个点,如果这 6 个点都在一个椭圆上,则该椭圆成为可能椭圆,但随机采样的 6 个点都在一个椭圆上的概率太小,因此无效采样也很多。Qiao Yu^[6]和范怡等^[7]提出一种基于弦中点的随机 Hough 变换椭圆检测方法,该方法检测速度快,但缺乏抗椭圆缺失的能力。袁理等^[8]结合直接最小二乘法和 Hough 变换,提出一种新的检测方法。这种算法椭圆定位精度高,然而它对噪声非常敏感且存在大量无效采样情况。Barwick D S^[9]基于椭圆上两点之间的弦长提出了一种新的椭圆拟合方法,显著提高了计算效率,但适用于低噪声环境下的椭圆检测。

为了能检测出图像中存在的多个椭圆并降低对存储空间的需求,人们又提出了基于弧段的椭圆检测方法,但是仍然存在以下问题。Nguyen^[10]以及李楠楠等^[11]提出的方法在曲线弧段分割时算法复杂,Mai 等^[12]提出的方法在曲线弧拟合时可能找错配对的椭圆弧。针对这些问题,文中提出一种改进的基于轮廓曲线弧段分割的椭圆检测算法,降低了随机采样的点数和无效采样的概率,从而降低运算量,减小误检率。吴倩等^[13]提出了面向惯性约束聚变实验靶图像的快速椭圆检测算法,该方法速度快,在亮度不均匀的情况下适应性较强,但是在复杂背景图像中,正确率低,对噪声敏感。

在图片中多椭圆共存时,为了提高检测椭圆的效率和正确率,文中提出了一种基于曲线弧分割的多个椭圆快速识别算法。首先细化图像得到骨架图,然后将曲线弧分割成为多段有效的椭圆弧,按照弧段的长度,随机取点,然后根据不同椭圆弧所得椭圆参数是否在一个限定范围内,最后对这些弧段拟合并判定拟合结果是否为真椭圆。

实验结果表明,对于手工合成图片与实际生活中的图片,文中提出的算法能在多个椭圆交互存在的情况下,准确地检测出图片中的椭圆,而且运行时间要低于采用 RHT 算法,准确率高于前者,在具有噪声或者椭圆残缺的情况下仍然可以较好地检测出椭圆,具有实际价值意义。

2 椭圆检测算法基本思想

基于曲线弧分割的椭圆检测算法主要包括 4 个阶段:曲线弧分割、采样取点、计算椭圆参数和确定目标椭圆。椭圆检测算法具体步骤如下。

2.1 图像预处理

将图像转化为二值图像,图像经过二值化后,目标对象的像素值为 1,背景的像素值为 0。基于细化算法由二值图像得到细化的轮廓图。

基于 Sobel 算子的边缘检测是经典的边缘检测算法之一,由于其具有简单方便的优点被广泛应用在很多场合的边缘检测。针对文中采用基于曲线弧分割的特点,基于 Sobel 算子的边缘检测算法更加合适。式(1)为基于像素八邻域的边缘检测算法,其核心思想是计算一幅图像中每个像素点的梯度最大值 g ,设定一个阈值 T ,如果 $g > T$,则判定该像素为边缘像素点。文中采用的阈值 $T = 0$,目标是为了最大限度地获取尽可能多的边缘像素,为之后提供方便。

文中采用一种“改进的快速并行细化算法”来细化检测到的边缘^[14],此算法由 T. Y. Zhang 和 C. Y. Suen 于 1984 年提出,也称 Zhang Suen 快速细化算法。该算法是图形图像处理领域的经典算法之一,能简单高效地解决二值图像细化问题。“改进的快速并行细化算法”中的“并行”二字表示算法具有并行执行的能力,因为算法的执行过程中的四个判定条件可以并行处理。但是后来的大多数学者在算法实现过程中并没有采用并行技术,原因是采用串行程序依次判定四个条件也具有较高执行效率,因为这四个判定条件必须同时满足才能执行细化操作,下面讲述算法的具体实现过程。

$$g = [G_x^2 + G_y^2]^{1/2} = \{[(P_7 + 2P_6 + P_5) - (P_9 + 2P_2 + P_3)]^2 + [(P_3 + 2P_4 + P_5) - (P_9 + 2P_8 + P_7)]^2\}^{1/2} \quad (1)$$

细化的目标是将原始的二值图像变为宽度为 1 的图像,Zhang Suen 快速细化算法主要采用迭代执行的方式完成细化,每次迭代都删除图像前景边缘像素(在二值图像中称黑色区域为前景,白色区域为背景),通过迭代删除边缘的方式完成细化。算法将图像前景中的像素点赋值为 1,背景区域像素点赋值为 0,如 $P_1 = 1$ 为黑色像素点。迭代从图像中的前景像素开始,每次迭代处理所有前景像素点。迭代过程必须同时满足式(2)~(5)。

$$2 \leq B(P_1) \leq 6 \quad (2)$$

$$A(P_1) = 1 \quad (3)$$

$$P_2 * P_4 * P_6 = 0 \text{ 或者 } A(P_4) \neq 1 \quad (4)$$

$$P_2 * P_4 * P_8 = 0 \text{ 或者 } A(P_1) \neq 1 \quad (5)$$

上述四个条件中,为像素点的八邻域数值累加和,

是顺时针方向 01 序列的个数。

算法对图像中每个像素点进行判定,符合条件的像素点将被删除(从前景变为背景)。下一次迭代在上一次迭代的基础上进行,直到图像中没有可以删除的像素点为止,最终得到宽度为 1 的二值图像。

2.2 曲线弧分割

分配一个与细化的轮廓图大小相同的二维数组记作 array。所有的轮廓跟踪点在 array 上进行标记,防止重复跟踪。每条轮廓上的点存放在一个一维结构数组中,并且记录 x, y 坐标。这里开辟的数组内存大小可以选择一个与输入参数及图像大小关联的自适应值,确保正常轮廓的内存分配。如果出现极端异常的大轮廓,超出分配内存的大小,则将整个轮廓标记为异常轮廓。对于轮廓过短的情况,也标记为异常轮廓。对于异常轮廓不做处理。

基于细化图像对轮廓进行跟踪,根据轮廓点间相互的连接性对细化图像中的轮廓像素点进行跟踪。连接性按 8-邻接定义,8-邻接是指两个点上下相邻或左右相邻或四个斜向相邻。跟踪起始点采用逐行扫描的方法,即按从下到上、从左到右的顺序扫描轮廓图,将扫描到的第一个像素灰度值为 1 的点作为起始点。找到的第一个起始点一定是最左下方的点。从起始点开始跟踪,将轮廓从交点处分割成弧段。具体方法如下:

Step1:按从下到上、从左到右的顺序扫描轮廓图,将扫描到的第一个像素灰度值为 1 的点作为起始点,新建一个坐标链,将此点坐标加入坐标链。

Step2:将此点在二维数组 array 的对应位置上进行标记,以防止重复跟踪。

Step3:寻找下一相邻点。按右、右上、上、左上、左、左下、下、右下的顺序考察当前点的 8-邻域的 8 个方向点。如果当前点的 8 邻域中连通点的个数大于 2,说明有其他链路也通过该点即轮廓出现分支,则将当前点作为新的起始点进行轮廓跟踪,转第二步;如果当前点的 8 邻域中连通点的个数大于 0 且小于等于 2,说明轮廓没有出现分支,将 8 邻域中像素值第一个为 1 的点置为当前点,若当前点和起始点重合,则表明已经转了一圈,将当前点在二维数组 array 的对应位置上进行标记,以防止重复跟踪。转第四步,若当前点没有和起始点重合,则将此点坐标加入坐标链,链路长度加 1,转第二步;如果当前点的 8 邻域中连通点的个数等于 0,则转第四步。

Step4:轮廓图中,若仍有像素灰度值为 1 且未被标记过的点,转第一步;否则结束。

2.3 随机采样

椭圆的一般方程可由式(6)表示:

$$Ax^2 + Bxy + Cy^2 + Dx + Ey + 1 = 0 \quad (6)$$

式中,共含 A, B, C, D, E 五个未知数。根据各个弧段长度的比例,确定在每段弧上采样的次数。也就是说,设图像中轮廓弧段数总数为 N ,第 i 个弧段的像素个数为 M_i , N 个弧段总的像素个数为 $\sum_{i=1}^N M_i$,随机取点的总次数记为 sum,则在第 i 个弧段中进行 $(M_i / \sum_{i=1}^N M_i) * \text{sum}$ 次采样,由于椭圆有 5 个未知参数,所以每一次采样都要随机取 5 个点,经过 sum 次采样,计算出 sum 组结果。

2.4 计算椭圆参数

对于任意椭圆,设 O 为其中心, (x_c, y_c) 为中心坐标, a 和 b 分别为长轴和短轴, θ 为长轴与 x 轴的夹角。对于任意一个椭圆,确定了参数 x_c, y_c, a, b, θ ,就确定了这个椭圆的参数方程。几何参数与 $\vec{\alpha} = [A \ B \ C \ D \ E]^T$ 之间的关系如式(7)所示:

$$\begin{cases} x_c = \frac{BE - 2CD}{4AC - B^2} \\ y_c = \frac{BD - 2AE}{4AC - B^2} \\ a^2 = \frac{2(Ax_c^2 + Cy_c^2 + Bx_cy_c - 1)}{A + C - \sqrt{(A - C)^2 + B^2}} \\ b^2 = \frac{2(Ax_c^2 + Cy_c^2 + Bx_cy_c - 1)}{A + C + \sqrt{(A - C)^2 + B^2}} \\ \theta = \frac{1}{2} \arctan \frac{B}{A - C} \end{cases} \quad (7)$$

将随机取出的点坐标 (x_i, y_i) ($i = 1, 2, 3, 4, 5$) 代入式(6),可得线性方程组(8)~(10)。

$$R\alpha = K \quad (8)$$

$$K = [-1 \quad -1 \quad -1 \quad -1 \quad -1]^T \quad (9)$$

$$R = \begin{bmatrix} x_1^2 & x_1y_1 & y_1^2 & x_1 & y_1 \\ x_2^2 & x_2y_2 & y_2^2 & x_2 & y_2 \\ x_3^2 & x_3y_3 & y_3^2 & x_3 & y_3 \\ x_4^2 & x_4y_4 & y_4^2 & x_4 & y_4 \\ x_5^2 & x_5y_5 & y_5^2 & x_5 & y_5 \end{bmatrix} \quad (10)$$

只有当系数矩阵对应的行列式 $|R| \neq 0$ 时,原方程组才有唯一解,采用高斯消元法解方程组求出系数 A, B, C, D, E 。进而根据式(7)求得椭圆的几何中心、长轴、短轴、长轴与 x 轴的夹角。若 $|R| = 0$,则重新采样。

2.5 确定椭圆

每进行一次采样,就会得到一组椭圆参数,进行 sum 次采样,得到 sum 组结果。基于统计的方法,记录各组参数的出现次数。椭圆累计函数的定义如下:

$$W = \{E_i = (x_i, y_i, a_i, b_i, \theta_i, \text{num}) \mid i \in N_+\} \quad (11)$$

式中, E_i 是累计函数中第 i 个候选椭圆; (x_i, y_i) 是椭圆的中心坐标; a_i 为长轴; b_i 为短轴; θ_i 为长轴与 x 轴的夹角; num 为计数值。将每次计算出的椭圆参数 $(x_j, y_j, a_j, b_j, \theta_j)$ 与累计函数中记录的椭圆的参数 $(x_i, y_i, a_i, b_i, \theta_i)$ 依次进行比较。事先给出一组阈值 $(T_d, T_a, T_b, T_\theta)$, 若在累计函数中存在一个椭圆 E_i , 使得二者各参数间的代数距离小于给定的阈值, 也就是说, 当式(12)满足时

$$\begin{cases} \sqrt{(x_j - x_i)^2 + (y_j - y_i)^2} < T_d \\ |a_j - a_i| < T_a \\ |b_j - b_i| < T_b \\ |\theta_j - \theta_i| < T_\theta \end{cases} \quad (12)$$

则说明 $(x_i, y_i, a_i, b_i, \theta_i)$ 和 $(x_j, y_j, a_j, b_j, \theta_j)$ 是同一个椭圆, 将 E_i 累加器的值 num 加 1; 否则, 将得到的候选椭圆参数 E_j 直接加入到累计函数中, 并将计数值 num 置为 1。sum 组结果都统计完后, 找出计数值 num 取最大值时对应的参数, 该参数就是目标椭圆的参数。

3 实验结果和分析

为了验证该算法的正确性、有效性, 在配置为 Intel3.39 GHz、内存为 4 GB 的计算机上用 VC++6.0 进行实验。主要分析算法的时间、准确率和抗噪声干扰的能力。对每一幅图片, 取 100 次检测结果的均值作为样本。

3.1 实验一

测试图片如图 1 所示。
如图 1 所示, 分别对 4 幅分辨率均为 398×333 的仿真图像进行检测。其中, 图 1(a) 中含有 2 个不同方向的完整椭圆; 图 1(b) 含有 2 个不同方向的重叠椭圆; 图 1(c) 中含有 2 个不同方向的部分重叠的椭圆弧; 图 1(d) 中含有 2 个不同方向含有断断续续的椭圆。并且图片中包含的 2 个椭圆的大小差别较大。

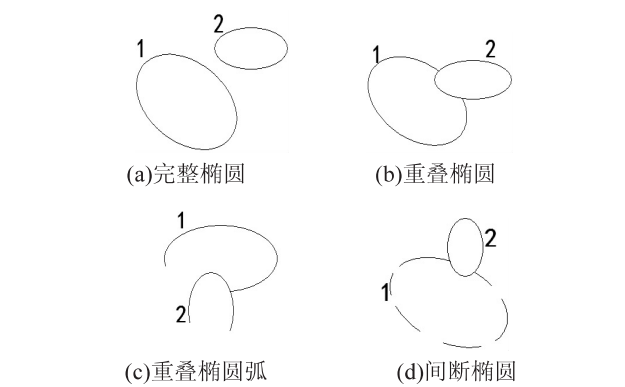


图 1 测试图片

将其与 RHT 算法进行比较, 对图 1 中的 4 幅图片分别检测 100 次, 由式(1)计算出椭圆的参数, 同时记录耗费时间。表 1 是用两种算法检测 100 次得到的椭圆参数的平均值与真实值的对比。结果显示, 两种算法均能检测出所有的椭圆, 都具有一定的抗椭圆缺失的能力。根据表 1 可算出两种算法的椭圆参数检测误差。

$$\overline{\Delta m} = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n m'(i) - m(i) \quad (13)$$

其中, $m'(i)$ 为图中第 i 个椭圆参数的检测值; $m(i)$ 为真实值; n 为椭圆的个数。

图 2 给出了两种算法的检测误差对比图, 从图中可看出, 文中算法的检测精度略高于 RHT 算法。

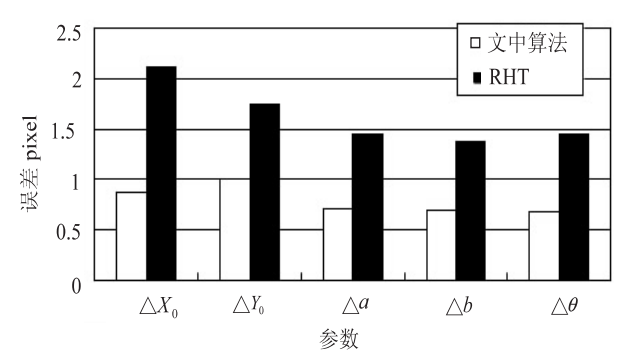


图 2 两种算法的误差对比

表 1 检测参数与真实值的对比

椭圆 编号	X_0			Y_0			a			b			θ			
	真实值	RHT	文中算法	真实值	RHT	文中算法	真实值	RHT	文中算法	真实值	RHT	文中算法	真实值	RHT	文中算法	
图 1 (a)	1	147	146	146	150	151	150	182.3	181.2	181.4	68.3	68.3	66.7	30.1	31.4	30.5
	2	260	263	260	23	222	224	128	128.7	128.3	58	58	57.1	0	1.4	0.5
图 1 (b)	3	165	163	166	133	130	131	182.8	181.1	183.7	105.5	105.5	106.9	27.4	26.1	26.9
	4	259	257	258	162	160	163	132	134.6	133.4	56	56	55.8	0	1.2	0.4
图 1 (c)	5	183	180	182	214	215	214	190	192.5	189.2	100	100	99.2	0	1.3	0.8
	6	167	168	168	136	136	135	114	113.1	114.1	76	76	76.9	90	90.8	89.6
图 1 (d)	7	165	163	166	133	135	134	177.1	176.5	177.9	113.7	113.7	114.8	28.3	30.6	27.1
	8	189	191	190	209	205	211	82	80.5	81.5	52.4	52.4	53.9	90	88	91.2

3.2 实验二

用实验一中的四幅图像来检测 RHT 算法和文中算法在运行时间、随机取点次数以及误差之间的关系。针对不同的随机取点次数,分别记录各参数的测量值及运行时间,并计算出误差。实验中数据均是在执行 100 次后,计算出的平均值。两种算法的误差与随机取点次数的变化规律如图 3 和图 4 所示。

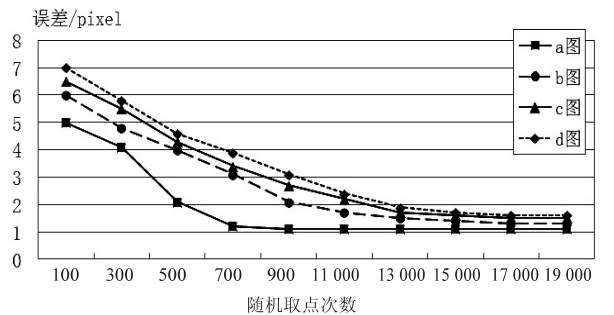


图 3 文中算法随机取点次数与误差关系图

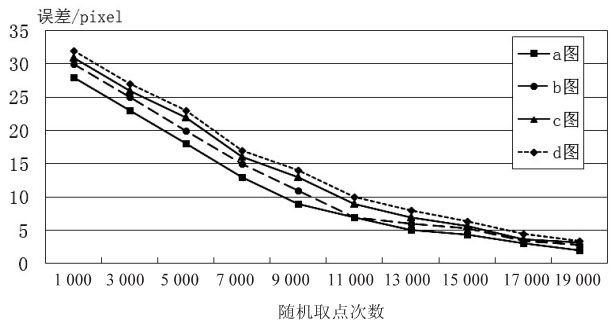


图 4 RHT 算法随机取点次数与误差关系图

分析图 3 和图 4 可知,当随机取点次数相同时,文中算法的检测误差远低于 RHT 算法,也就是说,文中算法在随机取点次数很少的情况下,就可以比较准确地检测出椭圆。这是因为 RHT 算法是在图像中随机取点,大大降低了采样点位于同一椭圆的概率,增加了无效积累的可能性;而文中算法是在一段椭圆弧中随机取点,可有效避免无效采样,大幅减少随机取点次数,缩短执行时间。从图 3 和图 4 可以看出,RHT 算法随机取点 15 000 次时,误差趋于稳定;而文中算法随机取点 1 300 次时,误差趋于稳定。

3.3 实验三

第三个实验是对现实生活中的图像作为测试样本,对含有公章的发票进行测试。同样,将文中算法和 RHT 作比较,对图 5 执行各 200 次的算法测试,以检验算法效率。图 5 (a) 是 RHT 算法检测结果,平均用时 8 609 ms;图 5 (b) 是文中算法检测结果,平均用时 3 014 ms。实际图像的实验结果也表明,两种算法均能准确检测出图像中的椭圆,但文中算法在精度和计算时间上有明显优势。该方法不仅能成功地检测所有的椭圆,也显著降低了计算复杂度,可以实时检测复杂图像中的椭圆。



(a)RHT



(b)文中方法

图 5 标识

4 结束语

常规的标准 Hough 变换提供了一种检测识别椭圆的方法。但是,该方法需要遍历图像平面上的每一个点,计算量较大,时间效率低,同时占用内存也很大。对图像进行滤波和边缘检测虽然能够加快处理速度,但是对于精度,会有不同程度的影响。为了提高图片中椭圆识别的速度和准确率,文中提出一种基于细化图像弧段分割的椭圆快速检测算法。实验结果表明,文中算法有效解决了 Hough 变换运算速度慢、存在大量无效采样等缺点,能准确地检测出所存在椭圆,运行时间远低于采用 Hough 变换算法,准确率也优于前者,在具有噪声、椭圆残缺的情况下仍能有较好的检测结果。

参考文献:

[1] 杨四海,陈锻生,谢维波. Hough 变换的特性分析:一种全局观点(II)[J]. 计算机辅助设计与图形学学报,2007,19(1):25-30.

[2] Shapiro V. Accuracy of the straight line Hough transform: the non-voting approach[J]. Computer Vision and Image Understanding,2006,103(1):1-21.

[3] Xu L, Oja E. Randomized Hough Transform (RHT): basic mechanisms, algorithms and computational complexities[J]. Computer Vision and Image Understanding,1993,57(2):131-154.

[4] 韦宏强,张建伟,宋晓辉,等. 基于边界跟踪及 Hough 变换的椭圆检测算法[J]. 长春理工大学学报,2010,33(3):133-136.

[5] 薛程,王士同. 一种新的不基于 Hough 变换的随机椭圆

法来提高推荐的精确度,利用自然语言处理技术从评论中提取物品特征并量化偏好得分,改进相似度得到新的预测评分填充用户-物品评分矩阵,缓解了协同过滤中的矩阵稀疏性问题,得到的邻居用户集合更加准确。实验结果表明,改进的协同过滤推荐算法显著地提高了推荐质量。

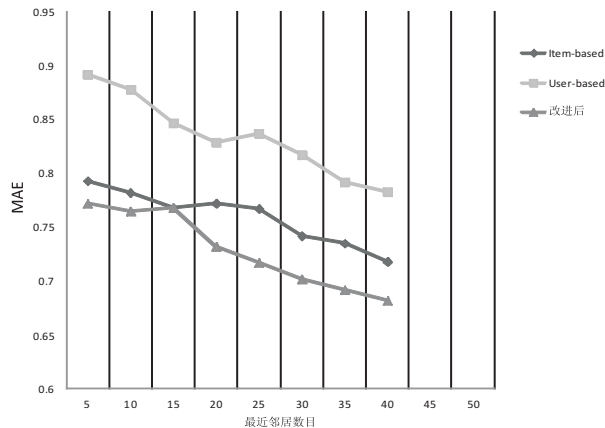


图 3 相似度度量标准比较

参考文献:

- [1] Zhou Z, Ezeife C I. A low-scan incremental association rule maintenance method based on the apriori property [C]//Proc of advances in artificial intelligence. Ottawa, Canada: Springer, 2001: 26-35.
- [2] 王卫平, 杨金侠. 个性化信息服务中基于 Tag 的用户兴趣模型 [J]. 计算机系统应用, 2011, 20(2): 80-84.
- [3] 许海玲, 吴 潇, 李晓东, 等. 互联网推荐系统比较研究 [J]. 软件学报, 2009, 20(2): 350-362.
- [4] 黄创光, 印 鉴, 汪 静, 等. 不确定近邻的协同过滤推荐算法 [J]. 计算机学报, 2010, 33(8): 1369-1377.
- [5] Sarwar B M, Karypis G, Konstan J A, et al. Application of dimensionality reduction in recommender system—a case study [C]//Proceedings of the ACM WebKDD web mining for e-commerce workshop. Boston, MA, United States: ACM, 2000: 82-90.
- [6] 赵银春, 付关友, 朱征宇. 基于 Web 浏览内容和行为相结合的用户兴趣挖掘 [J]. 计算机工程, 2005, 31(12): 93-94.
- [7] Bobadilla J, Ortega F, Hernando A, et al. A collaborative filtering approach to mitigate the new user cold start problem [J]. Knowledge-based Systems, 2012, 26: 225-238.
- [8] Schafer J B, Frankowski D, Herlocker J, et al. Collaborative filtering recommender systems [J]. The Adaptive Web, 2007, 4321: 291-324.
- [9] Chen Jian, Yin Jian. A collaborative filtering recommendation algorithm based on influence sets [J]. Journal of Software, 2007, 18(7): 1685-1694.
- [10] Liu X, Data A, Rzaeda K, et al. Stereo trust: a group based personalized trust model [C]//Proceedings of the 18th ACM conference on information and knowledge management. Hong Kong, China: ACM, 2009: 7-16.
- [11] Wu Y K, Tang Z H. Collaborative filtering system based on classification and extended k-means algorithm [J]. Advances in Information Sciences and Service Sciences, 2011, 3(7): 187-194.
- [12] Jamali M, Ester M. Trust walker: a random walk model for combining trust-based and item-based recommendation [C]//Proceedings of the 15th ACM SIGKDD international conference on knowledge discovery and data mining. Paris, France: ACM, 2009: 397-406.
- [13] Jeong B, Lee J, Cho H. User credit-based collaborative filtering [J]. Expert Systems with Application, 2009, 36(3): 7309-7312.
- [14] Bobadilla J, Hernando A, Ortega F, et al. Collaborative filtering based on significances [J]. Information Sciences, 2012, 185: 1-17.
- [15] Lee J S, Jun C H, Lee J, et al. Classification-based collaborative filtering using market basket data [J]. Expert System with Application, 2005, 29(3): 700-704.
- [16] Ahn H J. A new similarity measure for collaborative filtering to alleviate the new user cold-starting problem [J]. Information Science, 2008, 178(1): 37-51.
- [17] 李楠楠, 卢荣胜, 李 帅, 等. 基于边界曲线弧分割的多椭圆检测 [J]. 计算机应用, 2011, 31(7): 1853-1855.
- [18] Mai F, Hung Y. A hierarchical approach for fast and robust ellipse extraction [J]. Pattern Recognition, 2008, 41(8): 2512-2524.
- [19] 吴 倩, 邹 伟, 徐 德, 等. 面向惯性约束聚变实验靶图像的快速椭圆检测 [J]. 中国图象图形学报, 2014, 19(1): 76-84.
- [20] Zhang T Y, Suen C Y. A fast parallel algorithm for thinning digital patterns [J]. Communications of the ACM, 1984, 27(3): 236-239.

(上接第 23 页)

- [1] 检测算法 [J]. 微计算机信息, 2006, 22(1): 265-268.
- [2] Qiao Yu, Ong S H. Arc-based evaluation and detection of ellipse [J]. Pattern Recognition, 2007, 40(7): 1990-2003.
- [3] 范 怡, 傅继武. 基于中点提取的椭圆检测算法 [J]. 计算机应用, 2011, 31(10): 2705-2707.
- [4] 袁 理, 叶 露, 贾建禄. 基于 Hough 变换的椭圆检测算法 [J]. 中国光学与应用光学, 2010, 3(4): 379-384.
- [5] Barwick D S. Very fast best-fit circular and elliptical boundaries by chord data [J]. IEEE Trans on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2009, 31(6): 1147-1152.
- [6] Nguyen T, Ahuja S. A real-time ellipse detection based on edge grouping [C]//Proceedings of the 2009 IEEE Interna-

tional conference on systems, man and cybernetics. Piscataway, NJ: IEEE, 2009: 2793-2795.

基于曲线弧分割的椭圆检测方法

作者：[刘志慧](#)，[夏勇](#)，[LIU Zhi-hui](#)，[XIA Yong](#)
作者单位：[哈尔滨工业大学 威海 计算机科学与技术学院, 山东 威海, 264209](#)
刊名：[计算机技术与发展](#)[ISTIC](#)
英文刊名：[Computer Technology and Development](#)
年，卷(期)：2015(10)

引用本文格式：[刘志慧](#)，[夏勇](#)，[LIU Zhi-hui](#)，[XIA Yong](#) [基于曲线弧分割的椭圆检测方法](#)[期刊论文]-[计算机技术与发](#)
[展](#) 2015(10)