

中图法分类号: TP391.41 文献标志码: A 文章编号: 1006-8961(2011)01-0050-09

论文索引信息: 胡正平, 高亚男. 形变冗余的改进 GHT 目标双层定位方法研究[J]. 中国图象图形学报, 2011, 16(1): 50-58

形变冗余的改进 GHT 目标双层定位方法研究

胡正平, 高亚男

(燕山大学信息科学与工程学院, 秦皇岛 066004)

摘要: 经典广义 Hough 变换可以较好地解决非形变目标定位问题, 但对于存在形变的目标定位问题存在不少困难。为解决该问题, 同时考虑如何提高检测定位速度与减少存储消耗, 在粗定位与精确定位两级框架下提出基于改进 GHT 形变目标两层定位快速算法。粗定位过程首先利用图像的局域二进制模式的直方图特征对图像进行全局搜索, 检测出目标大致范围; 在精确定位过程中, 通过建立模板图像边缘像素的 R 表, 使待检测图像边缘像素在约束的参数范围内依据该 R 表进行局部搜索, 并通过一个投票结果散布窗对得到的累积矩阵进行集中化处理, 达到把每一点邻域内投票结果集中在某点的目的, 从而给出最后的检测结果。实验表明, 本文算法能够较好的解决一定程度形变目标的定位问题, 同时减少了运算时间以及存储消耗, 检测稳定性高, 具有一定应用意义。

关键词: 广义 Hough 变换; 局域二进制模式直方图特征; 目标定位; 累积矩阵

Two-level deformed target locate algorithm based on the variant of generalized Hough transform

Hu Zhengpeng, Gao Ya'nan

(School of Information Science and Engineering & Yanshan University, Qinhuangdao 066004 China)

Abstract: Classic generalized Hough transform (GHT) can locate non-deformed shape object, while it is difficult to solve the problem when the target is similar but not necessarily identical to the user or deformation. A two level deformed target locate algorithm based on variant of the well-known GHT for solving this problem is presented. Firstly a two-level locationscheme from coarse to fine strategy is introduced to reduce search range from whole image space, in coarse location step, the edge local binary pattern (LBP) histogram features are extracted to detect the range of the target. In fine location step, making use of the edge points of the image detected and the R-table obtained from the template image to search the feasible parameter, and a large dispersion window used to merge vote results because there is non-perfectly aligned points near the optimal parameters. The experiment results demonstrate that the method is effective to the deformed target locating while time and memory cost is much less, and it is valuable in many applications.

Keywords: generalized Hough transform; local binary pattern histogram; object location; accumulator matrix

0 引言

经典广义 Hough 变换 (GHT) 是针对待检测曲

线或目标轮廓不能用解析式表示的情况对物体进行定位的有效方法^[1-2]。它利用模板图像边缘点建立表格来离散的表达曲线或轮廓点与参考点之间的关系, 待检测图像的边缘点则依据 R 表从图像空间映

收稿日期: 2009-05-18; 修回日期: 2009-08-23

基金项目: 国家自然科学基金项目 (61071199); 河北省自然科学基金项目 (F2008000891); 河北省自然科学基金项目 (F2010001297); 中国博士后自然科学基金项目 (20080440124); 第二批中国博士后基金项目 (200902356)。

第一作者简介: 胡正平 (1970—), 男, 博士, 副教授。目前主要研究图像处理与模式识别。发表论文 40 多篇。

E-mail: tnpochw@263.net, tnpochw.student@sina.com。

射到参数空间得到平移、旋转角度、缩放系数等参数从而使目标图像得以描述。经典 GHT 对非变形物体定位与检测等方面有效并且鲁棒性较好。但同时也存在以下几个主要问题: 1) 4 维空间最佳参数搜索导致计算量大, 大范围高阶累积矩阵导致占用内存空间大; 2) 检测性能受参数离散间隔制约, 间隔过大导致检测结果不够精确, 间隔过小使运算负担增加, 并导致峰值扩散; 3) 图像中的点与 R 表中索引梯度的匹配过程受噪声, 变形等因素的影响, 可能造成错误匹配, 影响参数矩阵累积。即当目标图像发生变形时, 经典 GHT 对于解决这类目标图像的定位问题存在困难。如何解决经典 GHT 检测非解析形变物体的定位以及如何实现检测的实时性是国内外研究者近年来关注的核心问题。

为提高经典 GHT 算法的性能, 国内外研究学者提出的一类策略是寻找不随图像平移、旋转、缩放而改变的有效参(如傅里叶描述符数)^[3-5], 再利用相似度进行匹配。但当目标物体发生变形或局部遮挡时, 这类算法可能误检。另一类策略是设置特殊的 R 表, 如合理选择参考点位置或者其他索引以及多索引的广义 Hough 变换^[6-7], 但运算时间并未削减。为减少存储空间的占用以及提高检测速度, 一些学者也提出自适应对偶点 Hough 变换检测任意形状物体, 此类方法容易使累积矩阵出现伪峰。另外, 对于 GHT 如何解决形变目标定位问题也逐渐得到学者的关注^[8-9]。

总的来说, 已有的这些方法大都从某个角度解决了经典 GHT 存在的问题。但是目前为止, 对于经典 GHT 不能解决形变目标定位问题并没有提出较好的解决办法。针对这一问题对经典 GHT 进行改进: 通过一个投票结果散布窗对得到的累积矩阵进行集中化处理, 达到把每一点邻域内投票结果集中在该点来解决形变问题。并提出由粗略定位确定目标范围到精确定位的分层算法来减少计算量以及存储空间消耗。所提算法的基本过程可概括为: 首先对输入图像与模型图像编码成局部二值模式 (LBP), 采用直方图作为图像的特征描述进行匹配, 从而找出目标图像的范围。然后, 在该参数范围的约束下, 对待检测图像目标范围内的边缘点进行局部搜索, 得到原始累积矩阵并对其进行集中化处理, 即将每点周围的投票累积结果集中在该点得到新的

累积矩阵。根据集中化后的累积矩阵求取峰值得到参考点以及平移, 旋转角度, 缩放系数, 目标图像得到描述。最后的实验结果表明, 所提出的基于改进 GHT 形变目标双层定位算法在减少计算量以及存储消耗的前提下较好的解决了一定程度形变的目标定位问题。

1 系统组成框架

图 1 给出了基于改进 GHT 双层形变目标定位快速算法系统组成框图。该算法包括 6 个关键环节: 计算模板图像与待检测输入图像的 LBP 直方图特征、根据直方图特征粗定位找出目标的大致范围、建立模板边缘点 R 表、在粗检测范围内局部搜索得到累积矩阵、对累积结果进行集中化处理、定位结果后处理。该思路由于利用模板图像与输入图像的直方图特征进行全局搜索, 得到目标的范围, 从而约束了参数搜索范围, 使模板的边缘像素点只需在较小范围内进行搜索, 提高了运算速度。由于检测目标存在一定程度的形变, 所以需要经典 GHT 进行改进: 建立特殊的 R 表并且需要对累积矩阵进行集中化处理。

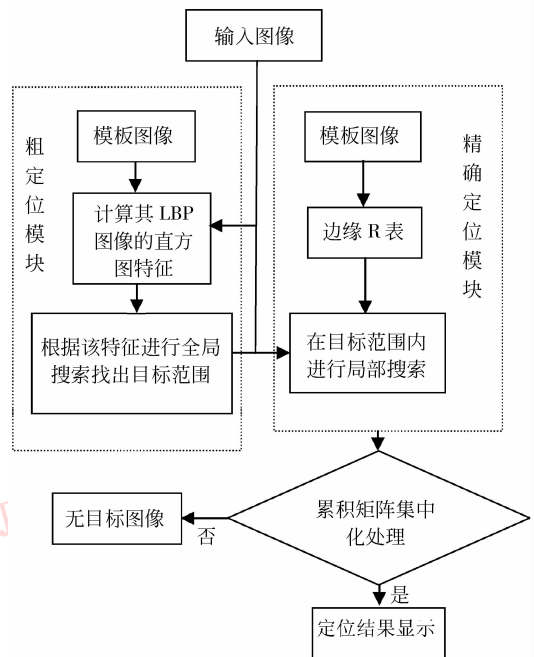


图 1 基于改进 GHT 两层形变目标定位算法系统组成框图

Fig. 1 Diagram of the two-level deformed target locate algorithm based on the improved GHT

2 基于改进 GHT 两层形变目标定位

2.1 经典广义 Hough 变换目标定位原理

假设所需检测的曲线或目标轮廓不易用解析式表达时,这时可以利用表格建立曲线或轮廓点与参考点之间的关系,再用 Hough 变换累积进行目标检测。如图 2 所示。

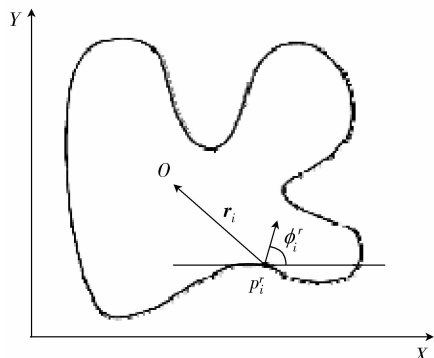


图 2 广义 Hough 变换模型示意图

Fig. 2 A diagram of the GHT model

图中, p_i 为图像边缘点, O 参考点, ϕ_i^r 为 p_i 的梯度角, r_i 为 p_i 相对参考点的矢量。R 表建立如表 1 所示。

表 1 经典广义 Hough 变换 R 表

Tab. 1 R-table of the generalized Hough transform

i	ϕ_i	R_{ϕ_i}
0	0	$\{r a - r = x, \sin B, \phi(x) = 0\}$
1	$\Delta\phi$	$\{r a - r = x, \sin B, \phi(x) = \Delta\phi\}$
2	$2\Delta\phi$	$\{r a - r = x, \sin B, \phi(x) = 2\Delta\phi\}$
...

从图 2 和表 1 可以看出,矢量 r_i 在大小和方向上都会随轮廓点的不同而变化,对每一个轮廓点 p_i 到参考点 O 的矢量 r_i 即表明它们与参考点之间的关系,于是,参考点的坐标 (x_o, y_o) 可以从轮廓点的坐标计算出来。定位参考点的坐标 (x_o, y_o) 计算公式为

$$x_o = x + s * r(\phi_i^r) * \cos[\theta(\phi_i^r) + \beta] \quad (1)$$

$$y_o = y + s * r(\phi_i^r) * \sin[\theta(\phi_i^r) + \beta] \quad (2)$$

这里的 (x_o, y_o) 为待检测图像中参考点 O 的坐标, (x, y) 为待检测图像边缘坐标, s 为缩放因子, β 为旋转角度。 θ 为矢角。由于不存在形变,利用式(1)(2)即可直接计算出所有可能参考点坐标,并在累积矩阵 $A(x_o, y_o)$ 累加,求取峰值,进而得到参数 s 缩放因

子与 β 旋转角度,并确定了整个轮廓的参考点坐标,这样轮廓的位置便确定了。

2.2 基于 LBP 直方图特征匹配的粗定位

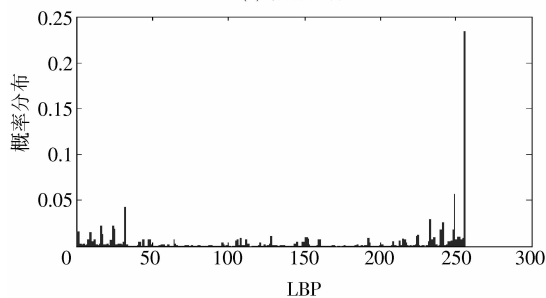
粗检测的目的就是大致定出目标存在范围,采用何种特征以及何种匹配准则直接决定粗定位的综合性能。针对本文定位的图像一般包含丰富的轮廓,所以采用边缘轮廓的 LBP 直方图特征,并且根据该特征对目标物体进行粗定位,划出目标范围(如图 3 (a) 的汽车模型图像,该模型具有典型意义,可通过其对汽车进行检测)。



(a) 原始图像



(b) 轮廓图像



(c) LBP 直方图特征

图 3 汽车图像的 LBP 图像和直方图

Fig. 3 The LBP and histogram of a car image

由于目标图像的大小不确定,需要对原图像进行抽样得到不同尺度的图像,在这些图像上分别构造固定大小的窗函数,逐次移动窗函数得到固定大小的子图像 $S(x, y)$ 。其中 (x, y) 为子图像左上顶点在原图像中的坐标,窗函数每次移动固定的距离。基本原理如图 4 所示。

2.2.1 LBP 轮廓直方图特征

LBP 算子是一种有效的纹理描述算子。首先计算图像的边缘轮廓图,针对每个像素与其局部邻域点在亮度上的序关系,然后对二值序关系进行编码形成局部二值模式,最后采用统计直方图作为图像的特征描述。

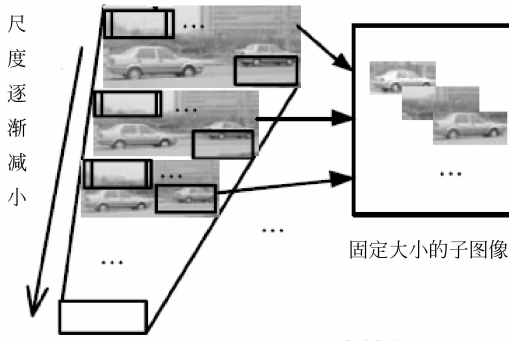


图 4 输入图像尺度处理过程
Fig. 4 Scale processing of an input image

该算子对图像每个像素 g_0 的 8 邻域采样, 每个采样点 $g_i (i=1, 2, \dots, 8)$ 对中心像素 g_0 做灰度值二值化运算

$$s(g_0, g_i) = \begin{cases} 1 & g_i \geq g_0 \\ 0 & g_i < g_0 \end{cases} \quad (3)$$

式中 g_0 表示该中心像素的灰度值, g_i 表示采样点的灰度值。然后, 通过对每个采样点赋予不同的权系数 2^{i-1} 来计算该 g_0 的 LBP 值。

$$\text{LBP}(g_0) = \sum_{i=1}^8 s(g_0, g_i) 2^{i-1} \quad (4)$$

这里使用 LBP 算子提取兴趣点邻域的纹理特征, 特征值的取值范围为 $[0, 255]$, 然后对所提取的纹理特征值进行直方图统计, 并将直方图归一化处理。图 3(c) 显示了一幅汽车图像的纹理直方图。

2.2.2 匹配准则

采用直方图交作为两个直方图序列之间的匹配准则, 其计算方法为

$$D(\mathbf{H}_1, \mathbf{H}_2) = \frac{\sum_{i=1}^K \min(\mathbf{H}_1^i, \mathbf{H}_2^i)}{\sum_{i=1}^K \mathbf{H}_1^i} \quad (5)$$

式中, \mathbf{H}_1 和 \mathbf{H}_2 表示两个直方图, K 是直方图 Bin 的数目。这种度量方式是以两直方图之间的相同部分的大小来衡量两直方图之间相似性的强弱的。首先定义直方图特征向量 $f(\mathbf{P}) = D(\mathbf{H}_p, \mathbf{H}_m)$, 用来表示待检测图像 \mathbf{P} 与模板图像 \mathbf{M} 之间的距离。其中, \mathbf{H}_p 和 \mathbf{H}_m 分别表示待检测图像 \mathbf{I} 与模板图像 \mathbf{M} 的直方图。当直方图特征向量小于设定的阈值时, 判断该子图像包含目标物体, 为合格子图像并存储其参数。

2.3 基于改进 GHT 的形变目标精确定位

利用前面的粗定位过程可以获得约束参数空间, 缩小 GHT 参数范围。由于存在一定程度的形

变, 需要对 GHT 进行改进, 进而获得比较稳定的定位结果。本文提出的算法主要分 4 步: 1) 建立 R 表; 2) 根据 R 表在目标范围内进行投票; 3) 对投票累积矩阵进行集中化处理^[9]; 4) 确定参考点对目标进行鲁棒定位。

首先, 需要建立模板图像 \mathbf{S} 的 R 表: 矢径 \mathbf{R} 和点的切线方向 ϕ 。矢径 \mathbf{R} 定义为

$$\mathbf{R}[k] = \mathbf{p}_r - \mathbf{p}_k \quad (6)$$

$\mathbf{R}[k]$ 代表模板图像 \mathbf{S} 上的点 \mathbf{p}_k 的矢径。 \mathbf{p}_r 为模板图像 \mathbf{S} 的参考点。为提高精度, 按下面的公式定义切线方向

$$\phi(\mathbf{p}_j) = \arctan\left(\frac{y_{j+\delta} - y_{j-\delta}}{x_{j+\delta} - x_{j-\delta}}\right) \quad (7)$$

式中 \mathbf{p}_j 表示线段的第 j 个点, δ 表示距离, x_j, y_j 表示线段上第 j 点的坐标。在下文中, 用 $\phi_{I(p)}$, $\phi_{S(k)}$ 分别表示待检测图像 \mathbf{I} 上的点 p 的切线方向和模板图像 \mathbf{S} 上的点 \mathbf{p}_k 的切线方向。

然后将待检测图像边缘点依照该 R 表在目标范围内对参考点进行投票, 过程可描述为 1) 将累积矩阵的元素初始化为 0; 2) 计算待检测图像的第 i 点的切线方向 $\phi_{I(p)}$; 3) 根据模板图像的 R 表, 判断比较该点与模板图像 \mathbf{S} 的所有点是否满足 $|\phi_{I(p)} - \phi_{S(k)}| \leq a$ 的条件 (a 是为了比较 \mathbf{S} 和 \mathbf{I} 的相关性而设定的阈值)。其中 $\phi_{S(k)}$ 表示模板图像 \mathbf{S} 的第 k 点的切线方向 (k 逐次从 \mathbf{S} 的第一点取到最后一位) 如果满足条件, 那么对该点所对应的参考点投票。重复步骤 2) 3) 直到目标范围内所有点搜索完为止。

因为目标物体与模板图像并不是完全相同的, 仅根据上面的投票过程得到的累积矩阵太分散, 效果较差, 难以得到正确的定位结果。为解决目标物体的不完全匹配问题, 需要对累积结果进行集中化的处理, 即把每一点邻域内投票结果集中在该点。通过定义一个投票结果散布窗 \mathbf{W} 来达到这一目的。这里的 \mathbf{W} 是一个边长为 $2L+1$ 的正方形框架 (参数 L 在下文中得到定义)。当 \mathbf{W} 在累积矩阵中以点 p 为中心时, 将 \mathbf{W} 所包含的所有累积结果累加起来作为 p 点的投票数。投票数最多的点即为参考点。具体过程如下所述。

首先, 定义一个 $(2L+1) \times (2L+1)$ 的矩阵 $\mathbf{W}(p)$, 该矩阵的元素为以 p 为中心的投票结果散布窗 \mathbf{W} 中每点的投票数。 $M(p)$ 为 $\mathbf{W}(p)$ 的势, 即矩阵 $\mathbf{W}(p)$ 所有元素的和。 \mathbf{A} 为上述累积过程得到的

累积矩阵。由上述定义可知 $M(p)$ 的值即为 p 点及其邻域投票结果的累加值, 如果点 p 满足 $M = \max_{p \in A} M(p)$, 那么 p 点即为参考点。对于一个给定的点 $p = (x, y)$, $M(p)$ 的计算公式如式(8)所示

$$M(x, y) = \begin{cases} \sum_{p_1 \in W(x, y)} A(p_1) & x = L + 1 \\ M(x - 1, y) - \sum_{p_1 \in W_1(x-1, y)} A(p_1) + \sum_{p_1 \in W_{2L+1}(x, y)} A(p_1) & x = L + 1 \end{cases} \quad (8)$$

式中 $W_i(p)$ 表示 $W(p)$ 的第 i 列向量。利用已知结果 $M(x - 1, y)$ 可以提高 $M(x, y)$ 的运算速度。如图 5 所示。其中灰色的方块表示 $W(x, y)$, 带斜线的方块表示 $W(x - 1, y)$ 。

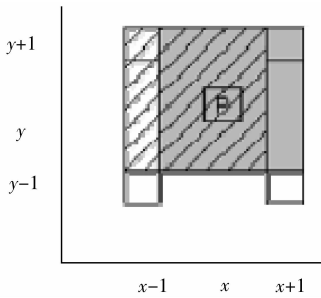


图 5 $M(p)$ 计算示意图

Fig. 5 Computation diagram of $M(p)$

为简化 $M(x, y)$ 的运算, 定义 $C(x, y)$ 为累积矩阵 A 第 x 列前 y 个元素之和。如下式所示

$$C(x, y) = \begin{cases} 0 & y = 0 \\ C(x, y - 1) + A(x, y) & y \geq 1 \end{cases} \quad (9)$$

根据上式可以得到

$$\sum_{p_1 \in W_i(x, y)} A(p_1) = C(x - L - 1 + i, y + L) - C(x - L - 1 + i, y - L - 1) \quad (10)$$

因此, 式(8)可以写成

$$M(x, y) = \begin{cases} \sum_{z \in [1, 2L+1]} C(z, y + L) - C(z, y - L - 1) & x = L + 1 \\ M(x - 1, y) - C(x - L - 1, y + L) + C(x - L - 1, y - L - 1) + C(x + L, y + L) - C(x + L, y - L - 1) & x > L + 1 \end{cases} \quad (11)$$

根据式(11) 仅用 5 步就可以计算出 $M(x, y)$ 。如果 $p = \operatorname{argmax}_{p \in I} M(p)$, 那么点 p 即为目标物体的参

考点, 目标物体得到精确定位。

如上所述, 针对目标物体不完全匹配引起的投票结果分散的问题, 在经典 GHT 投票过程的基础上增加了对投票结果的集中化处理策略, 来解决形变目标定位问题。

3 实验仿真

图 6 为直接利用传统 GHT 进行目标定位实验结果。为了检验本文算法的性能, 通过 4 个实验针对不同情况说明关于形变目标的分层定位问题。实验中使用的微机配置为 Intel (R) Pentium (R) 4, CPU2.4GHz 512M 内存进行检测, 本文所需边缘二值图均通过对显著特征进行滤波处理, 保留显著封闭边界。

实验 1 是针对简单图像的目标定位过程(图 7), 本组实验的目的是验证针对形变目标定位所提出的改进 GHT 算法的正确性。所以没有进行粗略定位, 直接进行了精确定位。

该实验首先构造模板图像的 R 表, 在全局范围内搜索获得的原始累积矩阵。由图 7(c) 可知累积结果太分散, 效果差, 而进行集中化处理后得到新的矩阵改善了这一情况。本实验中应用的投票结果散布窗 W 的边长为 $2L + 1$, 设置 $L = b \times d$, 其中 b 根据实验设置为 0.01, d 为待检测图像的对角线长度。根据新的累积矩阵搜索峰值所对应的目标参数, 缩放比例为 $s = 0.9$, 目标得以准确的定位。

从该实验可以看出, 提出的改进 GHT 算法能够解决目标物体发生一定形变的定位问题。

实验 2 是针对实际图像情况, 利用“由粗到细”的分层算法将目标提取出来。

如图 8, 该实验利用由粗到精的分层算法, 对实际图像进行检测。首先利用模板图像与待检测图像的直方图特征进行匹配, 找出大概的目标区域。然后在约束的目标区域内利用改进的 GHT 进行搜索, 从而达到快速, 精确定位。

图 8 中利用本文算法进行的实验检测时间为 60.625 588s; 图 6 中直接利用传统 GHT 进行的实验检测时间为 212.168 544s。由实验结果可看出本文所提出的算法可以解决传统 GHT 算法所不能解决的形变问题, 并且由于采用了粗检测到精确定位的双层算法, 大大减少了检测时间。

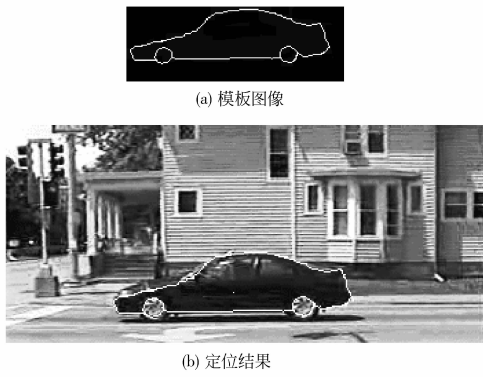


图 6 原始 GHT 目标定位实验

Fig. 6 Target locating in classical GHT algorithm

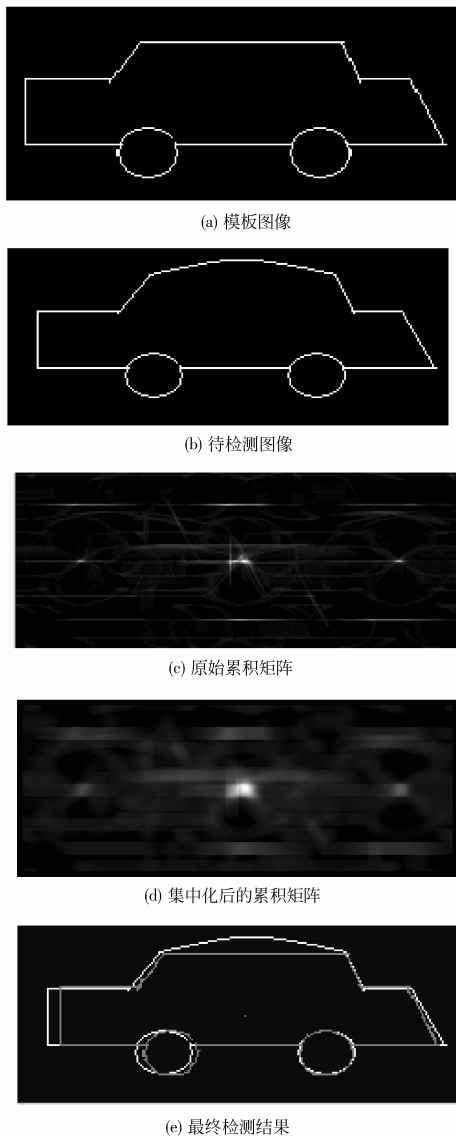


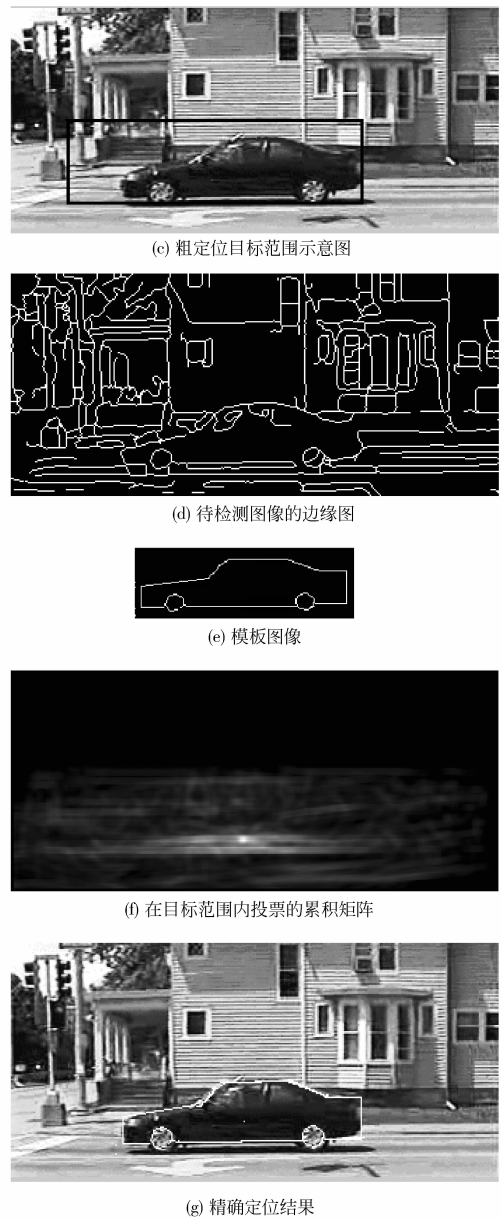
图 7 简单图像定位实验

Fig. 7 Target locating of simple image



图 8 实际图像目标定位实验

Fig. 8 Target locating of the actual image



实验 3 是针对比较复杂背景图像进行检测,实验过程如图 9 所示。

该实验的图像背景较复杂,从实验结果可看出

该算法能较好的解决此类问题。

实验 4 是针对部分遮挡物体进行检测,实验过程如图 10 所示。



图 9 复杂背景图像定位实验

Fig. 9 Target locating in confusing background

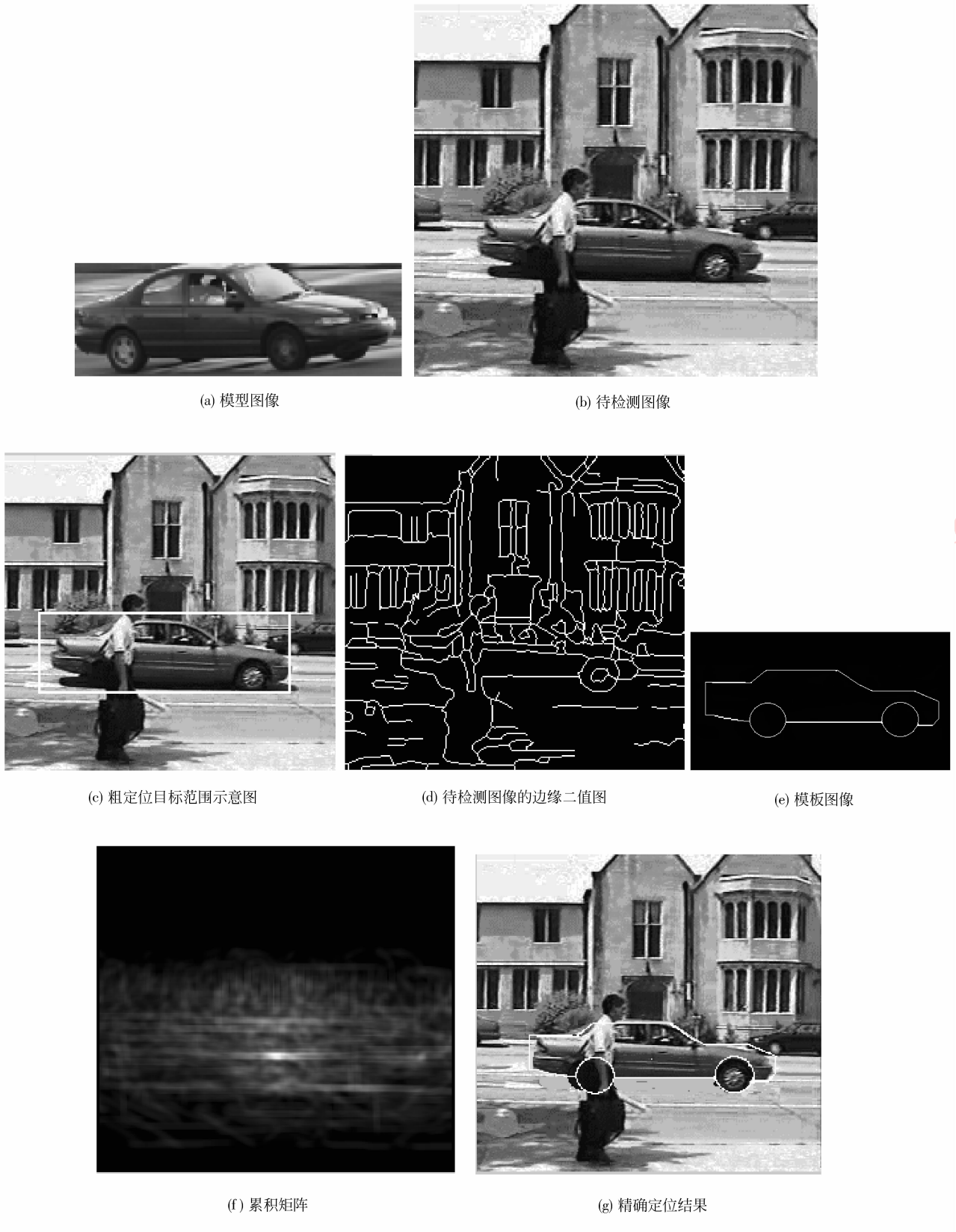


图 10 部分遮挡目标定位实验
Fig. 10 Target locating of overlapped image

从图 10(b)可以看出,目标物被其他物体部分遮挡,但依然能被正确定位,表明本文所提出的方法对部分遮挡的物体定位问题是有效的。

4 结 论

针对经典 GHT 无法解决形变目标定位的问题,对经典 GHT 进行改进:由于模板与目标物体并不是完全匹配的,投票所得的原始矩阵较为分散,针对这一情况对原始投票结果进行了集中化出理,从而使得峰值突出,目标物体得到正确描述。另外为了减少检测时间,降低存储消耗采用由粗到精的分层算法。先利用模型图像与待检测图像的直方图特征进行匹配,从而检测出目标区域实现粗定位。然后再利用改进 GHT 对目标区域进行搜索实现精确定位。实验结果表明,本文提出的方法计算消耗小、检测精度高,是一种简单高效的检测算法,为中高级计算机视觉问题提供较好的预处理手段。

参考文献 (References)

- [1] Zhang Kai, Wang Yuhui, Yin Zhouping, et al. A fast vision alignment algorithm in high performance chip mounter [J]. Optical Technique, 2005,31(4):604-607. [张凯,王瑜辉,尹周平,等. 应用在高性能贴片机上的一种快速视觉定位算法 [J]. 光学技术,2005,31(4):604-607.]
- [2] Ballard D H. Generalizing the Hough transform to detect arbitrary shapes [J]. Pattern Recognition, 1981,13(2): 111-122.
- [3] Tipwai P, Madarasmi S. A modified generalized Hough transform for image search [J]. IEICE Transactions on Information and Systems, 2007, E90 - D(1): 165-172.
- [4] Anelli M, Cinque L, Sangineto E. Deformation tolerant generalized Hough transform for sketch-based image retrieval in complex scenes [J]. Image and Vision Computing, 2007, 25(11): 1802-1813
- [5] Aquado A S, Euqenia M, Nixon M S. Invariant characterisation of the Hough transform for pose estimation of arbitrary shapes [J]. Pattern Recognition, 2002, 35(5): 1083-1097.
- [6] Gonzalez-Linares J M, Guil N, Zapata E L. An efficient 2D deformable objects detection and location algorithm [J]. Pattern Recognition, 2003,36(3): 2543 -2556.
- [7] Li Zhilei, Zhai Hongchen, Wang Mingwei. A 8-neighborhood based generalized Hough transform for fragmented graphics recognition[J]. Acta Physica Sinica, 2007,56(6): 3234-3239. [李智磊,翟宏琛,王明伟. 一种可识别破碎图形的特殊广义 Hough 变换方法[J]. 物理学报, 2007,56(6): 3234-3239.]
- [8] Tsai D M. An improved generalized Hough transform for the recognition of overlapping objects [J]. Image and Vision Computing, 1997,15(3): 877-888.
- [9] Zhang Hongming, Wen Gao, Chen Xilin, et al. Object detection using spatial histogram features [J]. Image and Vision Computing, 2006, 24(4): 327-341.