

一种利用形状片段的物体检测方法

陈国栋¹ 孙立宁^{1,2} 杜志江¹ 纪军红¹

摘要 针对物体检测中传统方法计算量大,对复杂背景敏感,且大部分物体检测方法只能得到物体所在区域而不能精确定位物体边缘等问题,本文提出一种基于形状片段特征的物体检测方法.该方法首先根据训练集得到具有多尺度特性的物体形状片段模型;对测试图像按照和模型中边缘片段提取一致方法,根据形状片段间的相似度,选出候选形状片段;然后根据候选形状片段估计出模型中的片段与测试图像中片段之间的旋转角;最后结合具有全局约束的概率 Hough 变换,将物体检测问题转换为 Hough 空间概率问题;根据 Hough 空间求解出的物体中心位置,对候选形状片段验证,得到实际物体轮廓片段.理论分析和实验结果表明,本文提出的算法具有较好的效果.

关键词 物体检测, Hough 变换, 不变量, 形状分析, 形状描述子

DOI 10.3724/SP.J.1004.2011.00427

Object Detection Based on Shape Fragments

CHEN Guo-Dong¹ SUN Li-Ning^{1,2} DU Zhi-Jiang¹ JI Jun-Hong¹

Abstract Most of the algorithms for object detection are sensitive to background clutter and occlusion, and cannot localize the edge of the object. In this paper, the authors present an approach based on the local shape fragments. Firstly, the model of the object is learnt from the training set. The model is composed of shape fragments and the model of the object is in multi-scales. In this way, the method is invariant to scale changes. Then, shape fragments are extracted from the test image, which is in the same way at the model shape fragments extracting method. According to the similarity of the shape fragments, candidate shape fragments are got from the test image. After that, according to the rotation relationship between the fragments on the model and the test image, rotation angle between the fragments are estimated. Finally, the object detection problem is casted to the peak detection problem in Hough space by combining the probability Hough transform. After peak positions are achieved in the Hough space, each candidate shape fragment is traced back to verify whether it belongs to the object. Test results show that the proposed method is valid.

Key words Object detection, Hough transform, invariant, shape analyze, shape descriptor

物体检测及姿态估计是计算机视觉领域中较为活跃的研究课题.比例变化、旋转、视点变化、遮挡及背景噪声等是物体检测等计算机视觉应用中的一些主要困难和挑战.从当前的文献中可知,颜色、纹理、梯度直方图、边缘及等图像特征以及各种不变量描述子都被用于物体检测.利用这些特征的方法可以分为三大类:自下而上方法、自上而下方法及相结合的方法.

自下而上的方法主要包括特征提取方法^[1]、特征成组方法^[2]、多线索成组方法^[3]等.自下而上的方法对于物体检测中存在的视点变化、变形等较为

敏感.而自上而下的方法以及自上而下与自下而上相结合的方法则对视点变化、遮挡等问题具有良好的效果^[4-6].自上而下的方法主要包括模型构建或学习的方法^[7-9]、模板匹配^[10-12]及统计方法^[13-14]等.自上而下方法的核心思想在于待检测物体与知识库的匹配.图 1 为自上而下物体检测框架图.图 1 中物体知识库的构建主要指物体建模.物体建模方法主要包括三维建模方法、二维建模方法等.由于待检测物体往往不具有规则形状,尤其是非刚性物体存在形变,因此采用三维建模的方法比较困难.利用多幅训练图或多视图实现三维物体表征的方法则具有良好效果^[15].

收稿日期 2010-05-12 录用日期 2010-07-30

Manuscript received May 12, 2010; accepted July 30, 2010
国家高技术研究发展计划(863 计划)(2007AA041501), 国家留学基金委基金, 长江学者创新团队计划(RT0423) 资助

Supported by National High Technology Research and Development Program of China (863 Program) (2007AA041501), China Scholarship Council Foundation, and Program for Changjiang Scholars and Innovative Research Team in University (PCSIRT) (IRT0423)

1. 哈尔滨工业大学机器人技术与系统国家重点实验室 哈尔滨 150080
2. 苏州大学机器人与微系统研究中心 苏州 215021
1. State Key Laboratory of Robotics and System, Harbin Institute of Technology, Harbin 150080
2. Robotics and Micro-systems Center, Soochow University, Suzhou 215021

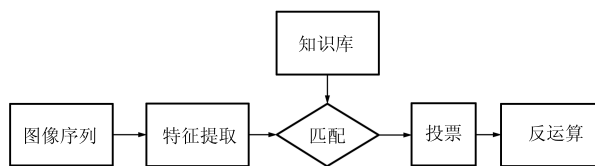


图 1 自上而下物体检测框架图

Fig. 1 Framework of top-down object detection method

利用多视图或者多幅训练图进行物体表征的方法得到了广泛应用. 如 Savarese 利用 SIFT 描述子组成物体部件构建物体模型^[16], Leibe 利用隐形状模型 (Implicit shape model, ISM)^[15, 17] 构建码表. 其他一些方法, 如特征点码表方法^[18]、特征轮廓码表方法^[19] 等都得到了广泛应用.

构建码表的特征描述子很多, 如 ISM, SIFT, 形状上下文 (Shape context) 等. 但是这些基于外观特征的方法往往只能检测出物体所处的区域, 对物体的边缘轮廓不能精确定位. 近年来利用图像的边缘或轮廓特征成为形状匹配和物体识别中的一种方法. 利用边缘或轮廓特征作为物体检测中一种较为流行的方法主要有以下几点原因:

1) 一些物体含有较少的纹理特征, 或者外观特征如颜色纹理等易发生变化, 利用基于外观特征的物体检测方法不能取得理想效果;

2) 一些物体更易于利用形状特征来表征, 如工件、工具等;

3) 利用物体轮廓信息特征的物体检测方法, 可以精确定位物体边缘.

基于轮廓或者边缘信息的方法主要包括点对匹配方法和边缘轮廓段匹配方法. 点对匹配的方法主要利用物体边缘点在空间分布的性质构建描述子. 如 Belongie 提出的形状上下文^[20] 描述子对某一点进行描述就用除该点以外的所有边缘点相对该点的位置及梯度方向关系来描述, 该方法对背景噪声较为敏感. Wang 基于形状上下文描述子提出了一种对背景噪声及物体变形不敏感的物体检测方法^[18]. Leordeanu 提出利用点对间的几何关系实现物体检测和分类^[21]. Elidan 提出利用点对的空间分布实现物体检测^[7], Bouganis 提出利用相对点分布模型实现物体检测^[22]. 这些基于点匹配的方法往往局限于一个点的邻域范围内, 在这种情况下该方法受区域大小的限制. 而基于边缘轮廓段的方法侧重于使用局部形状包, 局部形状包信息是和线段长度相关的, 因此基于局部形状包的方法在尺度处理上要相对基于点的方法具有较好效果.

而基于局部形状包的方法可以视为测试图与物体模型间的形状包匹配问题. Ferrari 提出利用轮廓段的分布情况形成一种描述子实现物体检测^[23]. Xu 提出利用轮廓弹性 (Contour flexibility) 作为形状描述子来表征轮廓上每一点的形变, 利用轮廓点的形变描述子进行形状匹配^[24]. Stark 提出利用局部形状特征实现知识转移^[25]. 上述方法一般是通过点与点或者轮廓与轮廓之间的约束实现形状匹配. 为了能够鲁棒性地实现形状匹配, 这些方法中通常会引入迭代思想.

Hough 变换^[26] 是在投票阶段最为常用的一种

方法, 是一种具有物体全局约束的算法, 文献 [17] 利用隐形状模型对物体进行检测过程中, 利用概率 Hough 变换方法实现了对物体中心的定位. 概率 Hough 变换方法在文献 [18] 中也得到了成功应用. 但是这些方法往往忽略了旋转对于物体检测的影响. 在上述方法中, 检测对象为处于直立状态的行人或者路面行驶的汽车. 对于比例因子的处理, 通常对测试图像采用多尺度方法处理. 概率 Hough 变换方法往往采用局部描述子, 因此对物体的遮挡、噪声等都不敏感. 由于 Hough 变换本身对平移具有不变性, 因此采用该类方法进行物体检测对平移都具有不变性.

本文提出一种基于局部形状片段的物体检测方法, 分两个阶段处理. 第一阶段为预处理阶段, 主要包括模型构建及局部形状片段提取. 第二阶段为基于局部形状片段及 Hough 变换的检测阶段. 算法的整体框架图如图 2 所示. 本文的贡献在于: 1) 提出了一种局部形状片段与概率 Hough 变换相结合的物体检测框架; 2) 利用局部形状片段间相似性估计实现局部片段间倾角的估计, 解决了物体与模板之间的旋转问题; 3) 利用轮廓线段信息实现物体检测, 可以在一定范围内有效地减少点噪声的影响; 4) 利用基于边缘轮廓信息的物体检测方法可以实现物体边缘的精确定位.

1 预处理

预处理阶段包括两部分内容: 1) 形状片段的提取和描述; 2) 基于形状片段的模型构建. 本文以局部形状片段作为物体特征实现物体检测, 因此物体形状片段的提取和描述非常重要. 要实现物体检测, 物体的模型构建是关键. 由于本文的模型构建方法也是建立在形状片段的基础之上, 因此, 本文首先介绍如何由物体的边缘信息得到形状片段, 然后对形状片段进行描述, 并对其性质进行分析. 最后介绍基于形状片段特征的模型构建方法.

1.1 形状片段提取与描述

1.1.1 形状片段提取

首先根据 Canny 算子对图像进行边缘处理, 在得到边缘图像后, 采用链码方法将所有边缘点间距离小于 10 像素的边缘连接. 至此, 根据边缘点间的连接性, 将所有连接在一起的边缘点认为是一组.

定义 1. 若每一边缘组点满足方程 (1), 则认为该边缘组为形状片段基元, 记为 C_E .

$$||S - E| - \sum_i^n C v_i| < 0.9 \times |S - E| \quad (1)$$

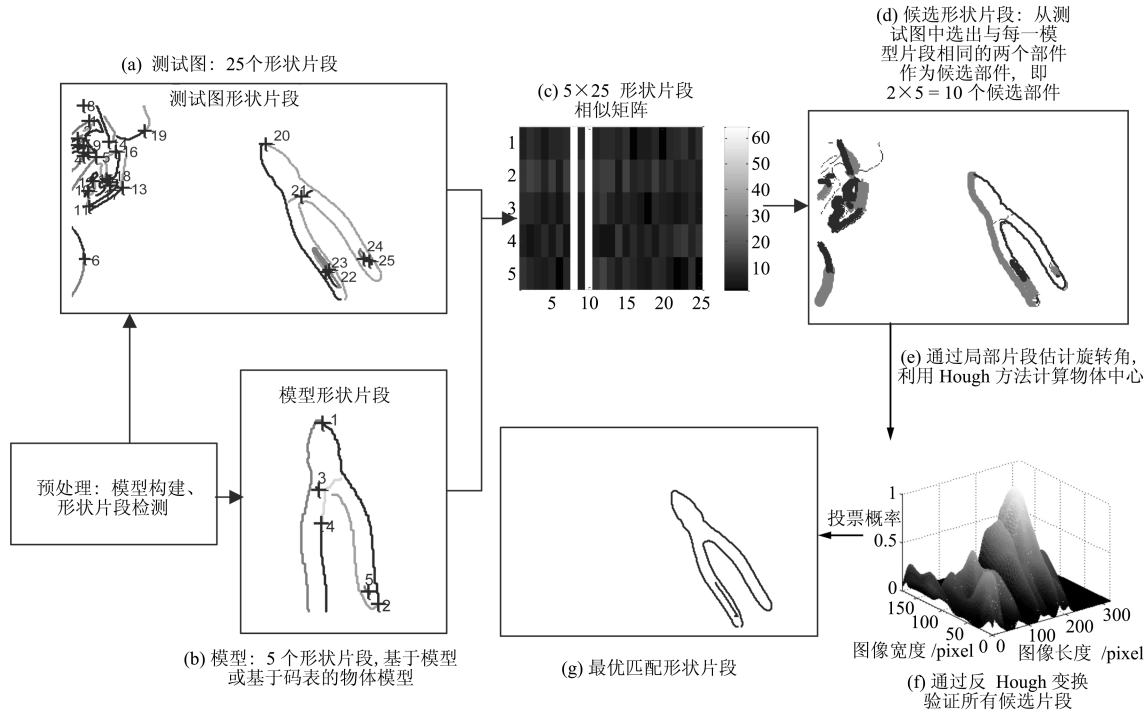


图 2 本文算法流程图说明: 图像的预处理阶段主要包括图像局部形状片段的检测及物体模型的构建 (见第 1 节) ((a) 在轮廓分组的基础上, 将轮廓分段, 具有连接关系的两段形成局部形状片段, 将形状片段连接点处认定为关键点 (见第 1.1 节); (b) 基于局部形状片段的物体模型 (见第 1.3 节); (c) 局部形状片段相似性 (见第 1.2 节和第 2.1 节); (d) 根据相似度, 在测试图中选取出候选边缘片段 (见第 2.1 节); (e) 根据测试图中候选形状片段与相似模板片段之间的梯度关系, 估计倾角 (见第 2.1.1 节); (f) 根据每一局部形状片段与模板之间的匹配形成对 Hough 空间的贡献, 实现 Hough 空间累积 (见第 2.2 节); (g) 通过 Hough 变换物体全局约束, 得到最优物体轮廓形状片段 (见第 2.2 节))

Fig. 2 Illustration of framework: the pre-processing stage includes the model construction and local shape fragments detection (see Section 1) ((a) After edge contour grouping, the edge contour is divided into local shape fragments. In order to make the representation of the local shape fragments clear, we consider the points connected with the contour fragment as the keypoints (see Section 1.1); (b) Object model based on the local shape fragments (see Section 1.3); (c) Local shape fragments similarity (see Section 1.2 and Section 2.1); (d) Using local shape fragments similarity, we select the candidate local shape fragments (see Section 2.1); (e) According to the relationship between the gradient of local shape patches on the model and the test image, we estimate the rotation angle between the model and the object (see Section 2.1.1); (f) According to the contribution of the candidate local shape fragments, we achieve Hough space voting (see Section 2.2); (g) Using the Hough transform, we verify all the candidate fragments by the inverse Hough transform, and select the best local shape fragments on the test image (see Section 2.2).)

式中, S 为边缘组 C 的起点; E 为边缘组 C 的末端点; C_{vi} 为边缘组 C 的边缘点。

若一边缘组不是形状片段基元, 则按照以下规则将其细分为若干形状片段基元。

记 $L_d = |S - E|$ 为一组边缘点两末端点之间的距离, 边缘组 C 上与以 S, E 为端点的直线具有最远距离的点为

$$(X, Y) = \arg \max_{(x, y)} \left| \left\{ \frac{f(x, y)}{L_d} \right\} \right| \quad (2)$$

记 $M = (X, Y)$ 为一细分点, 此时边缘组 C 划分为

两段 SM 和 ME , 对每一段判断是否为形状片段基元, 若不是形状片段基元, 重复上述过程, 直到每一段都为形状片段基元。整体流程如图 3 所示。

为后续边缘轮廓片段描述的方便, 若边缘组为形状片段基元, 则认为该边缘组为形状片段, 其中间点定义为关键点, 记为 C_K 。若边缘组为若干形状片段基元的组合, 将两形状片段基元相连接点定义为关键点, 该关键点及与该关键点相连接的两个形状片段基元组成一形状片段, 记为 C_F 。每一形状片段中, 除关键点外的两个末端点记为形状片段的起点和终点, 分别记为 C_S, C_E 。按照上述定义, 每一形状

片段可以记为 $C_F = \{C_{E1}, C_{E2}, K, C_S, C_E\}$. 在图像中, 为标记简便, 本文将每一形状片段标记在其关键点处. 如图 2(a) 及 2(b) 中, 数字标记在每一形状片段的关键点处, 与其紧密相连的两个形状片段基元组成一形状片段.

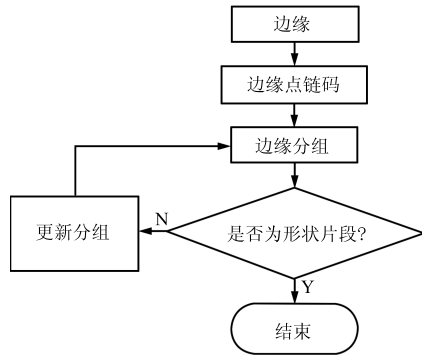


图 3 形状片段基元检测流程图

Fig. 3 Flowchart of shape fragment element detection

1.1.2 形状片段描述

为了使局部形状包具有较强的区分能力, 本文给局部形状包规定主方向. 如图 4 所示, 1, 2 分别为组成形状片段的形状片段基元, 1, 2 的方向统计直方图如图 4 所示, 按照统计信息, 将直方图中包含最多像素点的方向规定为形状片段基元的方向. 以图 4 中的形状片段为例, 其形状片段基元的方向分别为 0.281984 弧度和 1.649336 弧度, 其平均值为 0.96566 弧度, 约为 55.33° , 将形状片段基元 1, 2 旋转 $90^\circ - 55.33^\circ = 34.67^\circ$ 后, 形状片段基元绕关键点旋转至 $1', 2'$ 处, 此时两形状片段基元方向的平均角度为 90° .

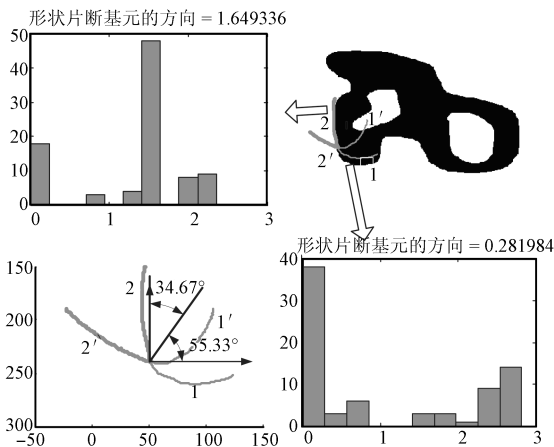


图 4 形状片段的方向及主方向

Fig. 4 The orientation and the main direction of the shape fragment

本文定义将形状片段基元方向的平均值为 90° 的旋转角的余角定义为主方向角, 图 4 中形状片段的主方向角为 55.33° , 标记主方向角为 α . 定义旋转后的位置为主方向位置, 即 $1', 2'$ 处的位置为主方向位置.

在以后的计算中, 将主方向位置作为中间位置, 所有的计算都将形状片段旋转至主方向位置计算. 在上一节中可知, 每一形状片段可以表征为 $C_F = \{C_{E1}, C_{E2}, K, C_S, C_E\}$, 绕关键点旋转至主方向位置后的形状片段可以表征为 $C'_F = \{C'_{E1}, C'_{E2}, K, C'_S, C'_E\}$. 按照统计信息, 设旋转后形状片段基元的方向分别为 θ_1, θ_2 , 其与原始形状片段基元相差主方向角 α .

由形状片段中的关键点, 及形状片段的起点和终点, 可以简化计算出形状片段的质心: $G = (K + C_S + C_E)/3$. 这三点到形状片段质心的距离矢量分别为

$$\begin{aligned} R_K &= (R_K^x, R_K^y, |R_K|) \\ R_S &= (R_S^x, R_S^y, |R_S|) \\ R_E &= (R_E^x, R_E^y, |R_E|) \end{aligned}$$

其中, K, S, E 分别代表关键点, 起点和终点. R_K^x 为关键点到质心的 x 方向的矢量, R_K^y 为关键点到质心的 y 方向的矢量, $|R_K|$ 为关键点到质心的距离, 其余类推.

形状片段可以描述为:

$$\left(\frac{R_K}{N}, \frac{R_S}{N}, \frac{R_E}{N}, \theta_1, \theta_2 \right) \quad (3)$$

式中, N 为关键点、起点和终点相对质心点距离的最大值, $N = \max(|R_S|, |R_E|, |R_K|)$.

1.1.3 形状片段描述子的性质

1) 旋转不变性

由第 1.1.2 节可知, 对每一形状片段都规定了主方向位置, 并将此位置作为计算的标准位置, 因此, 对两个具有相似性的形状片段, 其旋转后在主方向位置具有方向一致性. 如图 5 所示.



图 5 相似的形状片段在旋转至主方向位置具有方向一致性
Fig. 5 The similar shape fragments have the same main direction after rotation

2) 尺度不变性

对形状片段进行描述时, 考虑到边缘检测时, 形状片段基元的长度对形状片段描述的影响, 因此, 将形状片段进行归一化处理. 如式 (3) 中, 将关键点、起点、终点相对形状片段质心的距离矢量做了归一化处理. 因此, 单纯就形状片段的描述来说具有比例不变性.

3) 抗噪声性能

为验证点噪声对形状片段的影响, 本文分别对一幅加入不同大小椒盐噪声的图像进行测试 (图 7 中的左图). 椒盐噪声大小分别 0.2%, 0.5%, 1%, 1.5%, 2%, 2.5% 及 3% 时, 在每一噪声级下, 随机取出 10 组主方向角取平均值, 主方向角平均值与无噪声情况下主方向角误差分布如图 6 所示, 可以看出受噪声的影响, 主方向角也受一定影响. 图 6 为噪声级别在 3% 范围内变化时的情况, 随着噪声级别的增加, 误差也近似地增加. 当噪声级别大于 3% 时, 噪声对边缘检测及链码产生的影响不容忽视, 如图 7 为噪声为 5% 椒盐噪声下提取出的形状片段与无噪声情况下提取出的形状片段对比图, 可见当噪声级别大于 3% 时, 对形状片段的提取及主方向判断都产生了不可忽视的影响.

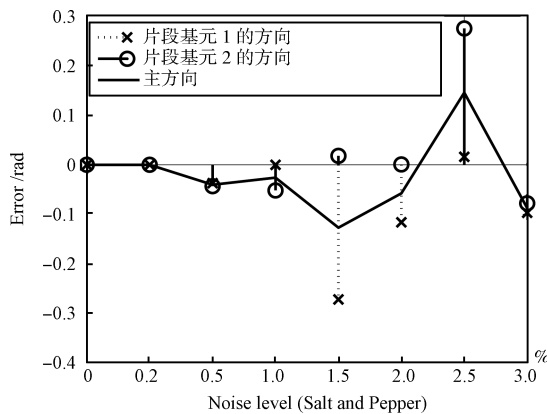


图 6 不同噪声情况下主方向的误差分布

Fig. 6 The main direction errors at different noise levels

1.2 匹配方法

式 (3) 为每一形状片段的描述子, 为比较两个形状片段, 在形状片段绕关键点旋转至主方向位置后, 两形状片段分别为 C_F^a, C_F^b , 定义 $T_c(a, b)$ 表征这两个形状片段 C_F^a, C_F^b 间的相似度:

$$T_c(a, b) = D_c(a, b) + \beta(|\theta_1^a - \theta_1^b| + |\theta_2^a - \theta_2^b|) \quad (4)$$

式中, $D_c(a, b)$ 为两形状片段的距离矢量比较, $D_c(a, b) = |\frac{R_K^a}{N^a} - \frac{R_K^b}{N^b}| + |\frac{R_S^a}{N^a} - \frac{R_S^b}{N^b}| + |\frac{R_E^a}{N^a} - \frac{R_E^b}{N^b}|$; β 为权重系数, 由于边缘提取时噪声等因素影响, 因此提取的边缘轮廓的长度等信息可能不一致, 而方

向信息变化较小, 因此梯度方向所占权重较大, 本文测试中 $\beta = 4$.

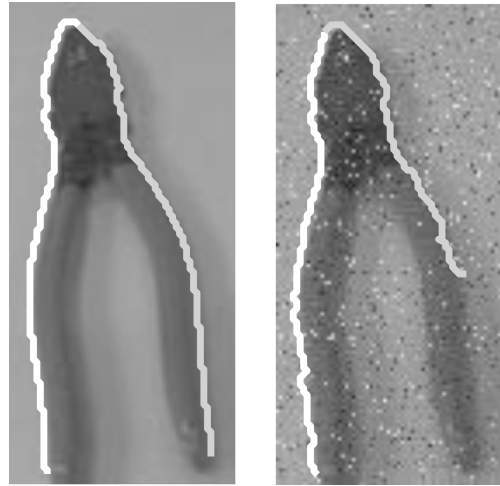


图 7 5% 噪声及无噪声情况下提取的形状片段比较
Fig. 7 Comparison of the shape fragments at 5% noise level and no noise

1.3 基于形状片段的模型构建

由于视点变化引起物体外观发生变化, 有些物体具有柔性变形等问题, 因此要想构建出物体完全模型具有一定的困难. 本文采用基于二维图像建模的方法进行模型构建. 很多基于形状模型构建方法, 需要手工构绘出物体的模型^[19], 本文采用不同的模型构建方式, 即从实际图像中采用监督方式训练得到物体模型. 即需要在训练集中标记出物体所处的区域, 在大部分的数据库中都提供了训练集中物体区域, 如 ETHZ 形状库.

码表表征的物体建模方法是一种比较流行的物体建模方法^[15], 本文也采用这种物体建模方法, 这种物体建模方法可以将多视点及多尺度下的物体模型形成码表, 这可以有效地解决多视点及多尺度问题. 图 8 为通过训练集得到的一个模型示例, 模型由形状片段组成.

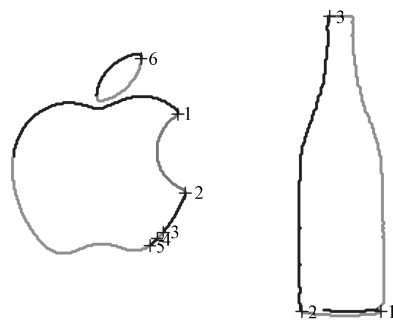


图 8 由形状片段组成的物体模型
Fig. 8 Shape models composed by shape fragments

按照形状片段提取方法, 对所有训练集图像中提取形状片段, 并将其旋转至主方向位置, 所有训练集中的形状片段构成了物体的模型. 用 CB 来表征训练集形成的码表, $CB = \{cb_i\}$, cb_i 表征每一个形状片段的描述. 除第 1.1.2 节中提出的形状片段描述作为码表中每一形状片段的属性外, 还需要加入形状片段上的边缘点相对于物体中心的相对距离矢量作为码表 k 每一通道的属性之一. cb_i 为码表中的每一通道, 表征如式 (5).

$$\left(\frac{R_K}{N}, \frac{R_S}{N}, \frac{R_E}{N}, \theta_1, \theta_2, R_{E1}, R_{E2} \right) \quad (5)$$

式中, 前五项为形状片段描述子, 见方程 (3), 后两项为旋转至主方向位置后的每一形状片段基元上的点相对中心点的距离矢量.

设未旋转至主方向位置时, 点 $A(x, y)$ 相对物体中心 $O(x_c, y_c)$ 的距离矢量为 $R(d_x, d_y)$:

$$\begin{pmatrix} d_x \\ d_y \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} x \\ y \end{pmatrix} - \begin{pmatrix} x_c \\ y_c \end{pmatrix} \quad (6)$$

当形状片段绕关键点旋转至主方向位置时, 需要旋转的角度为 $\pi/2 - \alpha$, α 为主方向角. 假定物体中心与每一形状片段间位姿恒定, 因此, 当形状片段旋转至主方向位置, 则物体中心也绕该关键点旋转了 $\pi/2 - \alpha$, 因此, 相对距离矢量也发生了旋转, 设旋转后的距离矢量为 $R(d'_x, d'_y)$, 则 (d'_x, d'_y) 与 (d_x, d_y) 之间的关系为方程 (7) 所示, 几何示意图如图 9 所示.

$$\begin{pmatrix} d'_x \\ d'_y \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} \cos \gamma & -\sin \gamma \\ \sin \gamma & \cos \gamma \end{pmatrix} \begin{pmatrix} d_x \\ d_y \end{pmatrix} \quad (7)$$

式中, $\gamma = \pi/2 - \alpha$.

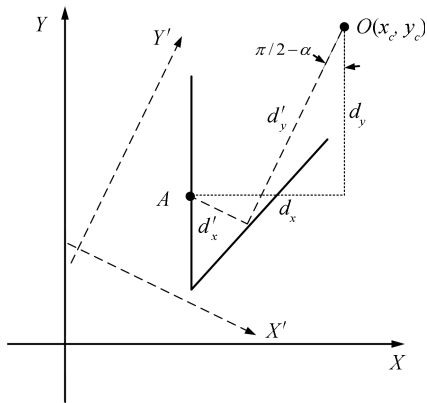


图 9 形状片段旋转示意图

Fig. 9 The illustration of the rotated shape fragment

2 基于局部形状片段及 Hough 变换的物体检测

2.1 基于局部形状片段的约束

基于码表方法的物体模型中包含一系列的形状片段, 根据形状的相似性, 按照式 (4), 对比模型中的形状片段与测试图上的形状片段. 对模型中的每一个形状片段, 本文从测试图中选出与模板的每一个形状片段最具有相似性的两个形状片段作为候选形状片段. 图 10 以钳子模型为例, 测试图中检测出的候选形状片段如图 10 (d).

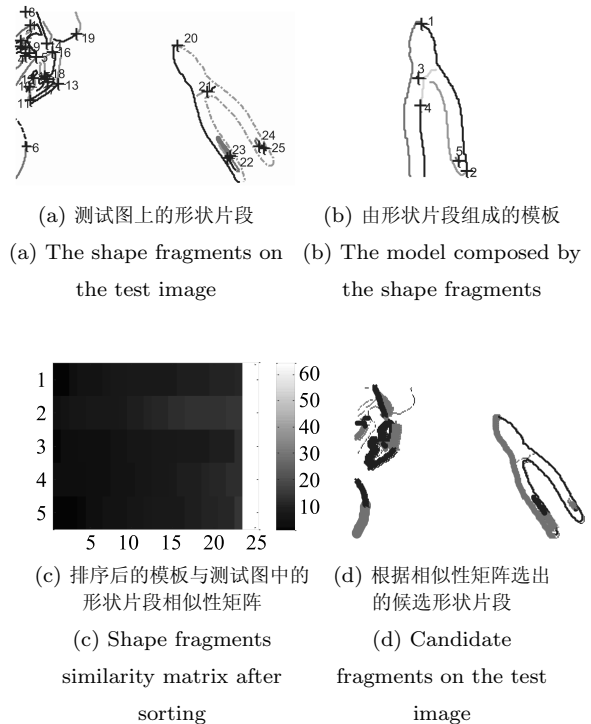


图 10 基于形状片段相似性选出候选片段

Fig. 10 Get the candidate fragments based on shape fragment similarity

2.1.1 旋转角度估计

由第 1.1.3 节知, 由于每一形状片段在使用时, 都是旋转到了主方向位置, 因此, 形状片段的描述子具有旋转不变性. 为了后续计算的方便, 需要计算出测试图上的形状片段相对模板上的形状片段的旋转角度. 在后文中利用 Hough 变换方法实现物体检测时, 若已知旋转角度, 计算量将会大大减小.

两个具有相似形状的形状片段其主方向位置具有一致性. 如图 9 所示, 假设 $X-Y$ 坐标系为模板坐标系, $X'-Y'$ 坐标系为主方向位置坐标系, 假设模板中的一形状片段的基元方向分别为 θ_1, θ_2 , 主方向角为 α_1 , 旋转至主方向位置后的基元方向分别为 θ'_1, θ'_2 , 主方向角为 α'_1 . 由几何关系可知, 由原始形

状片段旋转至主方向位置, 旋转角为 $\pi/2 - \alpha_1$, $\alpha_1 = (\theta_1 + \theta_2)/2$, 推理可知, 与模板中的形状片段具有相似性的测试图形状片段旋转至主方向位置后处于图 9 中 $X'-Y'$ 坐标系中位置. 假设, 模板中的形状片段的形状片段基元方向分别为 θ_1', θ_2' , 那么旋转至主方向位置的旋转角为 $\pi/2 - (\theta_1' + \theta_2')/2$. 以主方向位置为中间变量, 易于推知, 模板形状片段与测试图形状片段之间的旋转角为 $(\theta_1' + \theta_2')/2 - (\theta_1 + \theta_2)/2$. 图 5 可以作为一个例子来验证旋转角度估计.

2.1.2 尺度变化处理

比例问题一直是物体检测中存在的一种困难, 通常情况下, 自上而下的物体检测方法中, 一般都是基于局部特征的方法, 局部特征往往具有尺度不变性, 因此, 在测试图中, 选出和知识库中具有一致性的局部特征, 将局部特征聚集的区域认为是物体所处的区域. 目前大部分基于局部外观特征的方法都是采用这种思路来避开尺度问题. 但是在检测中要加入全局约束, 尺度问题是不可避免的, 例如 Hough 变换作为一种具有全局约束的聚类方法, 尺度问题对其影响很大.

本文在模型构建中, 采用码表模型构建的方式, 这就可以在码表中包含具有多种尺度的模型. 但是模型数量的增加在计算量上相应地增加. 因此按照比例将训练集的 0.5 倍和 2 倍处理后的图像也作为模型中的组成部分. 因此这就要求模型与测试图的比例要在一定的范围内.

2.1.3 遮挡问题

由于本文在利用形状片段相似性实现的候选片段选取中采用的是局部特征方法, 局部特征方法在处理遮挡问题上相对全局方法具有优势, 因此, 本文中基于局部特征的方法在遮挡问题的处理上同其他基于局部特征的物体检测方法具有相同效果. 本文在结果中给出了在部分遮挡情况下的处理效果.

2.2 基于 Hough 变换的物体检测

上述章节中介绍了基于形状片段约束的候选片段检测, 并给出了如何利用相似性片段进行旋转角估计以及在遮挡等问题上的处理. 虽然通过候选片段的检测, 可以将测试图中物体所处的区域检测出来, 但是同样也包含了一些背景噪声. 因此利用 Hough 变换这种具有全局性约束的方法实现物体检测.

Hough 变换在最初是为了检测参数化形状 (如直线、圆、椭圆等), 广义 Hough 变换则可以用来检测任意形状物体. 所有 Hough 变换的核心思想都是一种投票机制. 首先根据待检测物体形状特性, 建立 Hough 空间, 参数化形状对应的 Hough 空间的每一点代表目标物体的一些参数, 任意形状对应的

Hough 空间的每一点代表目标物体的参考点位置. 然后根据待检图像上每一边缘点依据数学方程 (参数化形状) 或者查找表 (任意形状) 计算出相对当前边缘点的所有可能参考点位置, 对 Hough 空间每一可能参考点位置处累加值加 1. 在整个投票过程结束后, 对图像空间物体的检测转换为 Hough 空间极大值的检测. 概率 Hough 变换考虑到点的分布情况等, 将物体检测问题转换为 Hough 空间求最大概率值问题.

F_i 表征形状片段, F_i^K 代表形状片段上的关键点, C_i 表征图像位置点, 设 $S(O, x)$ 为观测到的物体 O 在累积空间位置 x 处的累积值. 则 $S(O, x)$ 可以通过累加所有独立点的概率:

$$S(O, x) = \sum_i p(O, x, C_i) = \sum_i p(C_i)p(O, x|C_i) \quad (8)$$

假定点 C_i 的分布具有一致性先验概率, 则上式可以写为

$$S(O, x) \propto \sum_i p(O, x|C_i) = \sum_{i,j} p(F_j|C_i)p(O, x|F_j, C_i) = \sum_{i,j} p(F_j|C_i)p(x|O, F_j, C_i)p(O|F_j, C_i) \quad (9)$$

式中, $p(F_j|C_i)$ 为边缘点 C_i 出现的情况下形状片段 F_j 出现的概率, 当形状片段上的关键点 F_j^K 与边缘点 C_i 在距离小于一定范围时认为 $p(F_j|C_i)$ 满足标准正态分布; $p(x|O, F_j, C_i)$ 为广义 Hough 变换累积概率, 详细介绍参见方程 (10)~(13); $p(O|F_j, C_i)$ 为形状片段对物体检测的贡献权重, 因为本文在训练集中没有引入负样本集, 所以认为 $p(O|F_j, C_i)$ 是一常数.

对于任意形状物体, 在 Hough 空间投票过程中, 需要三个参数 $H_v(r, s, \theta)$, 其中, $r = (x_r, y_r)$ 为物体的参考点坐标, s 为比例因子, θ 为旋转角. 假定物体模型中的任意点 $P(p_{ix}, p_{iy})$ 与物体参考点的位置关系为

$$\begin{pmatrix} x_r \\ y_r \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} p_{ix} \\ p_{iy} \end{pmatrix} - \begin{pmatrix} R_{ix} \\ R_{iy} \end{pmatrix} \quad (10)$$

$\begin{pmatrix} R_{ix} \\ R_{iy} \end{pmatrix}$ 为边缘点相对参考点的距离矢量. 对待检图像中的每一点 $P_m(p_{mx}, p_{my})$, 根据广义 Hough 变换则需要定义一个四维累加器单元 $H_v(X_r, Y_r, s, \theta)$,

其对应的可能的参考点为

$$\begin{pmatrix} X_r \\ Y_r \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} p_{mx} \\ p_{my} \end{pmatrix} - s \begin{pmatrix} \cos \theta & \sin \theta \\ -\sin \theta & \cos \theta \end{pmatrix} \begin{pmatrix} R_{ix} \\ R_{iy} \end{pmatrix} \quad (11)$$

其中, $(X_r, Y_r)^T$ 为可能的物体中心即参考点位置, $(p_{mx}, p_{my})^T$ 为每一形状片段上的边缘点, θ 为每一形状片段和与其相似的模板形状片段的旋转角估计, $s = 1$, $(R_{ix}, R_{iy})^T$ 为与测试图中的形状片段具有相似性的模板形状片段上的边缘点相对参考点的距离矢量。

对每一可能参考点处:

$$H_v(X_r, Y_r, s, \theta) = H_v(X_r, Y_r, s, \theta) + 1 \quad (12)$$

假设模型的中心为参考点坐标, 每一模板形状片段对应两个候选形状片段, 这必然存在至少一个误匹配的现象. 本文先假定模板中的一个形状片段与一个候选形状片段匹配, 由于本文在模型构建中采用了包含多尺度的模型, 因此暂且不考虑比例问题. 由第 2.1.1 节可知, 两个相似形状片段之间的旋转角是可估计的, 因此式 (12) 中的旋转角度已知, 因此, 式 (12) 中未知量为物体中心位置, 即式 (12) 可以写为

$$H_v(X_r, Y_r) = H_v(X_r, Y_r) + 1 \quad (13)$$

大大减小了计算量.

Hough 空间分布情况如图 11 第 2 列. 由于 Hough 空间为离散点集, 采用斯核卷积方法^[19], 将

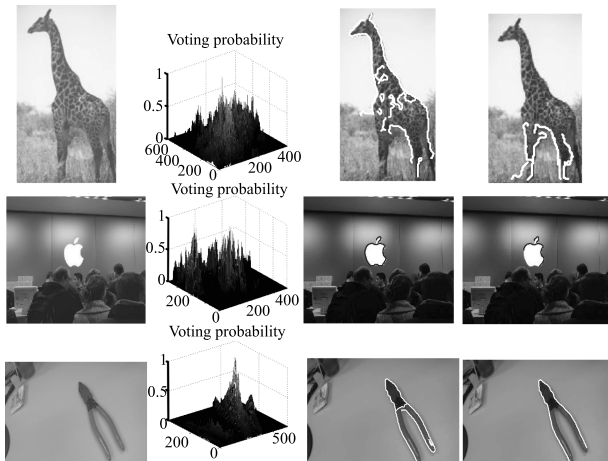


图 11 部分检测结果及比较 (第 1 列为原始图像, 第 2 列为 Hough 空间概率值, 第 3 列为利用本文方法检测出的结果, 第 4 列为利用 Hu 的七个不变矩描述方法检测出来的结果)

Fig. 11 Part of the test results (the first column is the original images, the second column is the Hough voting space, the third column is the detection results by the proposed method, and the fourth column is the detection results by Hu moment invariants.)

其聚类, 得到卷积后的 Hough 空间. 在卷积后的 Hough 空间, 通过求取极大值, 可以定位物体的中心位置, 对所有候选形状片段进行 Hough 反变换验证是否属于物体, 检测的结果如图 11 中第 3 列.

2.3 检验

通过 Hough 空间概率分布情况, 可以确定可能的物体中心位置. 但是该中心位置是否为实际中心位置, 还需要验证.

首先对 Hough 概率空间中, 所有大于 0.4 的峰值区域进行检测 (0.4 为根据经验, 多次测试取得的结果). 获取所有峰值点位置后, 对每一个可能的峰值点位置处, 经过两步验证判断是否为真实的物体中心位置.

步骤 1. Hough 反变换验证. 对每一形状片段上的点代入式 (11) 进行验证. 当每一候选形状片段上有一半的点满足式 (11) 时, 将这些满足条件的候选形状片段选出. 若峰值点处为真实的物体中心, 则存在一系列形状片段满足式 (11). 当峰值点处为虚假峰值时, 通常情况下, 不存在形状片段满足式 (11). 但是在图像背景较为复杂的情况下, 则可能在虚假峰值点周围存在虚假的形状片段. 因此, 我们通过物体本身构成来进行验证. 当存在多个峰值时, 对每一峰值都进行验证, 若都为真实峰值, 在检测结果中对应多个物体存在.

步骤 2. 物体特征属性验证. 构成物体本身的形状片段具有 AND/OR 关系. 但是由于物体的多样性, 以及同一类物体本身由于光照等因素造成的类内多样性, 没有统一的 AND/OR 关系可以实现验证. 本文中, 根据分析, 通常所检测的物体的部分或全部轮廓具有连接性, 因此一些相邻的形状片段存在重合. 因此, 若通过第一步验证出的所有的形状片段没有重合或者重合的数据较少, 则认为这些形状片段不属于模型库中的物体.

3 基于局部性状特征约束的物体检测结果及分析

本文通过摄像头采集数据及 ETHZ 形状数据库进行测试. ETHZ 数据库中的数据包含 5 大类, 225 幅图像, 本文对其中的三类进行测试, 并对 INRIA horse 数据库进行了测试. 这些测试集中, 背景噪声较为复杂, 外观特性变化较大, 且马和长颈鹿在形态上具有相似性. 不同于其他类似的物体检测方法, 本文从每一类中选择 5 幅图像作为模板训练样本, 其余作为测试集. 测试集中包含的数据具有多样性, 包括外观不同、比例变化、及光照条件的不同等. 因为本文提出的算法是基于局部特征的方法, 因此在对局部变形及物体的部分遮挡问题具有较好的效果.

由于边缘检测会对形状片段的提取造成一定的影响, 在测试的过程中按照经验值, 采用 Canny 边缘检测方法, 将 Canny 检测子的参数设置为 0.3. 在结果分析中, 本文对边缘检测子参数变化对结果造成的影响进行分析.

3.1 检测结果与比较

利用上述介绍方法, 对实际采集数据和 ETHZ 部分形状数据库进行了测试. 部分测试结果如图 11 及图 12 所示. Hu 的七个不变矩是在处理比例、旋转等问题上具有较好效果的描述方法. 在测试过程中, 为证明本文提出方法对局部形状片段描述方法的区分能力, 本文与利用 Hu 的七个不变矩对形状片段描述的方法进行了比较, 在其余框架相同的情况下, 本文提出的方法可以更多检测出候选区域, 结合 Hough 变换方法, 最终的检测结果也表明本文提出的方法较 Hu 的七个不变矩描述方法有较好效果. 本文在此选出测试结果中的三幅作为对比, 如图 11 第 4 列为利用 Hu 的七个不变矩描述时检测出来的形状片段. 相对比本文提出的方法, 效果较差.



图 12 部分检测结果

Fig. 12 Part of the test results

引入 INRIA horse 数据库后, 对 INRIA horse 数据库及 ETHZ 长颈鹿数据库的部分检测结果如图 12 所示. 由于长颈鹿和马在形态上具有较大相似性, 我们挑选一幅在姿态上具有和马相类似的图片

作为个例来分析. 分别以马的模型和长颈鹿的模型检测长颈鹿测试图, 测试结果及对比如图 13 所示. 可以看出虽然利用两种模型都可以检测出较好的效果. 但是长颈鹿模型中包含较多的纹理轮廓, 而马的模型中的纹理轮廓是由于马的训练集中的花斑及阴影造成. 在 Hough 空间概率分布情况也可以看出, 利用长颈鹿模型测试出的概率较利用马的模型测试出的概率大.

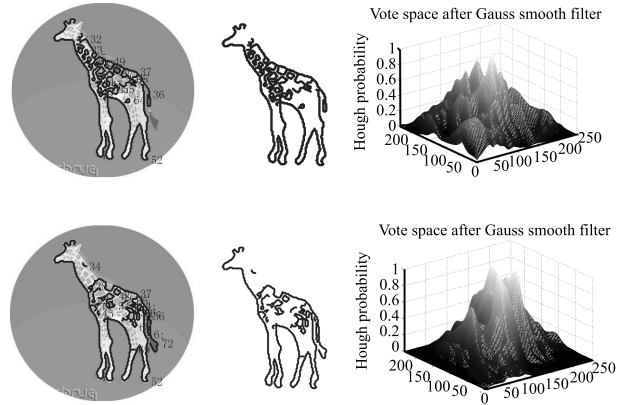


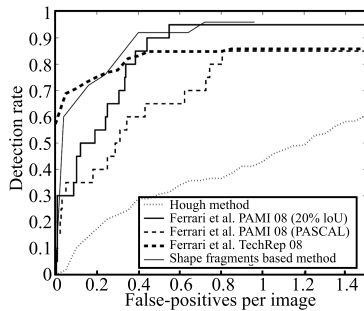
图 13 分别利用长颈鹿模型和利用马模型对一幅长颈鹿测试图的检测结果及 Hough 空间概率分布 (第 1 行为利用长颈鹿模型测试结果, 第 2 行为利用马模型的测试结果)

Fig. 13 Test results using the giraffe model and the horse model, and the Hough probability maps (The first row is the test result using giraffe model, the second row is the test result using horse model.)

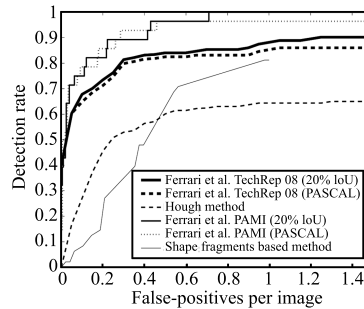
为与其他类似方法进行比较, 本文分别对 ETHZ 数据库中的苹果标志、瓶子、长颈鹿等三类物体及 INRIA horse 数据库进行测试评价. 评价检测效果通过评价误判率 (False positives rate) 与检测率 (Detection rate) 曲线, 主要与 Ferrari 的方法与 Hough 标准方法进行了比较, 如图 14 所示. 比较主要依据 PASCAL 标准, 即当检测出的物体区域与实际物体区域有 50% 相重合即认为该物体被检测出. Ferrari 在测试中也对比了重合区域为 20% 的测试结果. 比较结果可以看出本文提出的算法具有较好的效果.

为验证本文算法的计算复杂度, 本文对测试时间进行了统计. 整个检测系统的运算时间受多方面因素影响. 训练集多少的不同; 模型尺度的多少; 图片大小的不同; 针对不同类别的物体, 物体本身在图像中占有像素多少不同; 检测中, 物体与模型的比例不同; 每一形状片段长度的不同等等因素都会导致运算时间的不同. 但是在计算复杂度上, 受这些因素影响是成一种线性或者非线性比例关系的. 由于难以形成一种线性或者非线性的统计, 本文在苹果训练集中, 选用一幅训练集, 采用 0.5, 1, 2 三种尺度,

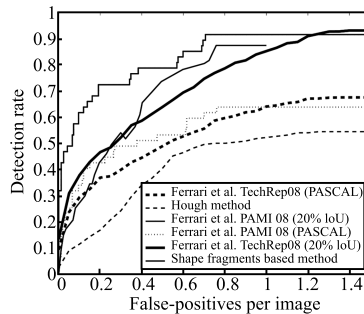
对测试集中的 8 幅大小不同、背景复杂度不同的测试集运行 10 次. 测试环境为主频 2.53 GHz, Intel Core 2 CPU, 2 GB RAM 笔记本, Matlab 运行环境下. 统计特征提取时间、匹配时间及 Hough 变换确定中心时间, 统计结果如表 1.



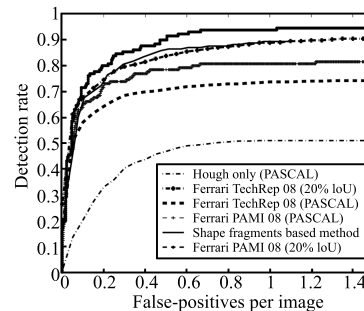
(a) Apple logos



(b) Bottles



(c) Giraffes



(d) INRIA horses

图 14 PASCAL 标准下检测结果分析与比较

Fig. 14 Detection performance under the PASCAL criterion and comparison

测试中发现, 无论选择何种图像, 匹配时间总是显示 0.0156 s, 作者认为是由于在测试时间较小时, 计时的不精确造成的. 随着图像大小及图像中点形状片段个数多少的不同, 测试时间也不同. 整体来说, 整个检测系统中大部分时间消耗在特征提取上, 若能将特征提取时间减小, 则整个系统的测试时间将大幅减小.

3.2 实验分析与讨论

本节中对边缘检测参数改变、遮挡、噪声、比例等问题进行分析. 在本文的测试方法中选择 Canny 边缘检测子, 并按照经验值将参数设置为 0.3 时进行了测试.

在实验分析中, 本文选取苹果测试集作为分析样本集. 对于遮挡问题, 除测试集本身含有的噪声和部分遮挡问题外, 本文人为加入一些遮挡信息.

3.2.1 边缘检测参数对检测结果的影响

测试中, 分别将 Canny 算子参数设定为 0.1, 0.2, 0.3, 0.4 及 0.5 五个参数下进行测试. 按照 PASCAL 标准, 认定当检测出的物体区域与实际物体区域有 50% 重合即认为物体被检测出. 测试结果表明, 在这五种参数下, 具有一致的误判率和检测率. 因此按照 50% 重合区域的评价标准不能比较出 Canny 参数对检测结果的影响. 在五种参数下部分测试集的检测结果如图 15 所示. 图中第 3 列为误将蜡烛检测为苹果的情形, 且没有检测出真实的苹果标识.

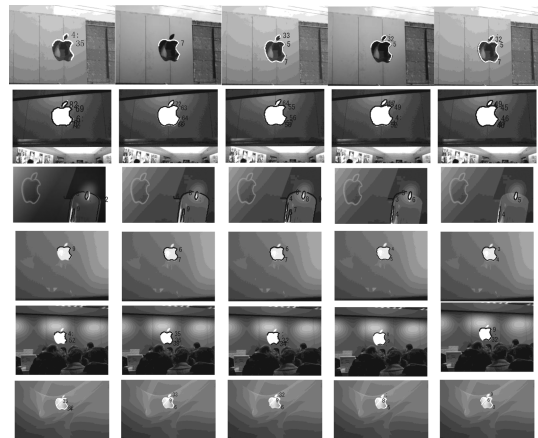


图 15 不同边缘检测参数下的检测结果比较 (从左至右 Canny 检测子的参数分别从 0.1 至 0.5)

Fig. 15 Comparison of detection result in different Canny parameters (From left to right, the Canny detector parameters are from 0.1 to 0.5.)

采用 Canny 边缘检测, Canny 检测子的参数不同时, 在测试图中检测出的形状片段的个数不同, 参数越小, 检测出的形状片段越多, 即对边缘片段分割得越细. 在本文提出的框架中, 在测试图中的边缘片

表 1 不同情况下测试时间比较
Table 1 The testing time in different situations

图像大小	模型形状片段数	测试图形状片段数	特征提取时间 (s)	匹配时间 (s)	HT 时间 (s)	总时间 (s)
768 × 1024	15	129	4.27203	0.0156	1.154407	8.452067
305 × 483	15	61	0.873635	0.0156	1.076407	3.541222
576 × 768	15	31	2.180416	0.0156	1.391210	5.364841
480 × 640	15	52	1.786412	0.0156	1.014006	4.413235
216 × 357	15	7	0.395603	0.0156	0.764405	1.932818
480 × 640	15	6	1.310408	0.0156	1.326009	5.006038
375 × 500	15	28	0.951606	0.0156	0.592804	2.588023
1024 × 1600	15	11	7.122846	0.0156	2.012413	16.470518

注: 特征提取时间是指从输入原始彩色图像 - 灰度变换 - 边缘检测 - 边缘链码 - 边缘分组 - 形状片段提取 - 形状片段描述的整个时间; 特征匹配时间指将测试图形状片段与模型库形状片段相比较的时间; Hough 变换确定中心时间包括每一形状片段旋转角估计时间、Hough 投影时间、峰值检测时间、求取中心位置时间

段中选出与每一模型形状片段匹配最优的前两个形状片段作为候选形状片段, 同等条件下, 片段分割越细, 式 (9) 中的 $p(O|F_j, C_i)$ 越小, 因此最后匹配出的边缘线段的个数也就越小. 在本文的实验中, 最后匹配的形状片段的个数没有影响到评价标准, 但是当物体在图像中所占的比例越小, 背景噪声越大时, 就会影响到检测结果, 甚至出现检测不出的情况. 针对这种情况, 可以通过改变优选片段的个数来提高检测率, 即将测试图中与模型形状片段匹配的最优形状片段个数增加.

3.2.2 对遮挡及多物体的分析

采用局部特征方法, 对局部遮挡问题具有较好效果. 本文采用形状片段这一局部特征, 也具有这种性质. 本文提出的框架将物体检测问题转换为 Hough 空间概率问题, 因此, 对多物体检测问题, 变为多极值检测问题. 如图 16 所示.

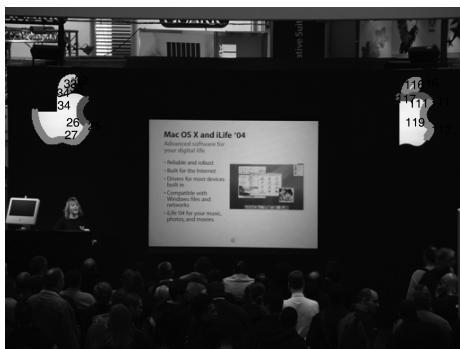


图 16 存在遮挡和多物体检测结果

Fig. 16 Detection result when existing multi-objects and occlusion

3.2.3 测试集与训练集存在同等噪声下的分析

在形状片段描述子的属性中, 本文分析了形状片段描述子对点噪声的抗干扰能力. 测试中发现当点噪声不大于 3% 时影响较小. 此节中本文分析在

加入椒盐噪声分别为 2%, 3% 和 5% 情况下, 对检测结果的影响.

在实际中, 混乱背景对物体检测的影响远大于点噪声对物体检测的影响, 本文提出的算法经过多幅图像测试在背景较为混乱情况下具有较好效果. 在此节中分析点噪声对物体检测的影响. 针对某一测试数据库, 或者实际采集图像, 训练集和测试集往往具有相同的点噪声. 为了测试点噪声对检测结果的影响, 在 ETHZ 数据库的瓶子数据集中选择部分数据, 分别加入 2%, 3% 和 5% 噪声情况下的检测, 结果如图 17 所示.

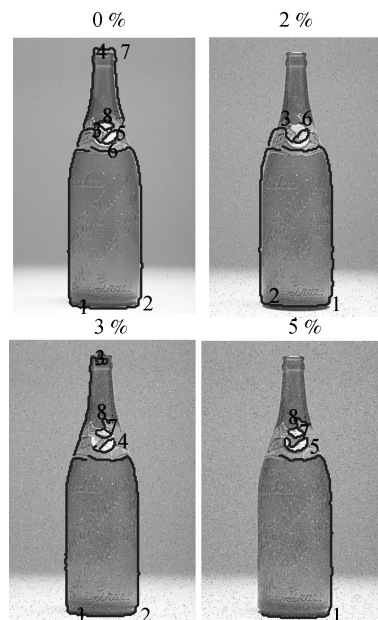


图 17 不同噪声情况下的检测结果

Fig. 17 Detection results at different noise levels

综合噪声对形状描述子及检测结果的影响知, 当点噪声达到一定级别时, 由于噪声对边缘检测造成了一定影响, 噪声越大, 利用提出方法对形状片段检测就会受到影响, 造成检测出的形状片段不稳定.

主要原因在于噪声越大,同一幅图像检测出的形状片段越多,每一形状片段在整幅图像中出现概率就减小,对方程(9)也造成了影响.因此点噪声高于一定级别后,对物体检测具有一定的影响.

3.2.4 比例问题分析

虽然局部形状描述子对具有相似形状的形状片段具有尺度不变性.但是对同一幅图像在不同尺度下,在进行边缘检测时,由于边缘点间的间距随着尺度的不同而不同,因此检测出的形状片段也就不同.而且 Hough 变换本身就对尺度非常敏感,因此在尺度问题上,整体框架而言具有一定的局限性.考虑到这一点,本文中在构建模型时,采用了多尺度处理,因此当训练集和测试集之间的比例因子处于一定范围内时,具有尺度不变性.由于本文在模型构建中采用了三个尺度,因此,测试集与模型之间的尺度变化也在这三个尺度范围内.模型构建的尺度是离散的几个固定值,而测试图中的尺度变化是随机的,因此,这就要求在进行 Hough 空间累积时,要具有一定的鲁棒性, Hough 空间对比例因子的影响如图 18 所示.在 Hough 空间累积完成后,采用了高斯核卷积方法^[19],将 Hough 空间中离散点集进行了聚积,图 19 为卷积前后的 Hough 空间.

4 结论

本文提出一种利用局部形状片段和概率 Hough 变换方法的物体检测理论框架.采用基于形状片段特征方法可以精确定位物体边缘.利用具有多尺度特性的码表建模方法,从实际图像中构建物体模型,对在一定尺度范围内的比例问题进行了有效的解决.提出了一种新的形状片段描述子,将形状片段作为一种局部特征,利用模型与检测图像间形状片段的相似性,选出候选形状片段,根据所有候选形状片段与模板形状片段之间的相似性关系及主方向位置关系,估计出模板形状片段与测试图形状片段之间的旋转角度.形状片段间旋转角的估计解决了物体模型与测试集之间的旋转问题.利用形状片段特征,可以同其他局部特征方法一样解决部分遮挡问题.根据形状片段对物体全局的贡献,利用 Hough 变换方法,将物体检测问题转换为 Hough 空间概率问题,同时将多物体检测问题转换为 Hough 空间多极值求解问题.对具有复杂背景的数据集的测试结果表明本文提出方法相对参考文献中的一些方法具有一定的优势.

实验结果分析可知,本文提出的算法在点噪声等情况下对物体检测结果有一定的影响,这主要是因为噪声对物体边缘检测产生了影响,进而影响了形状片段提取的稳定性.下一步的主要工作集中在

利用基于形状片段特征的方法实现三维物体检测及视点分类和姿态估计.

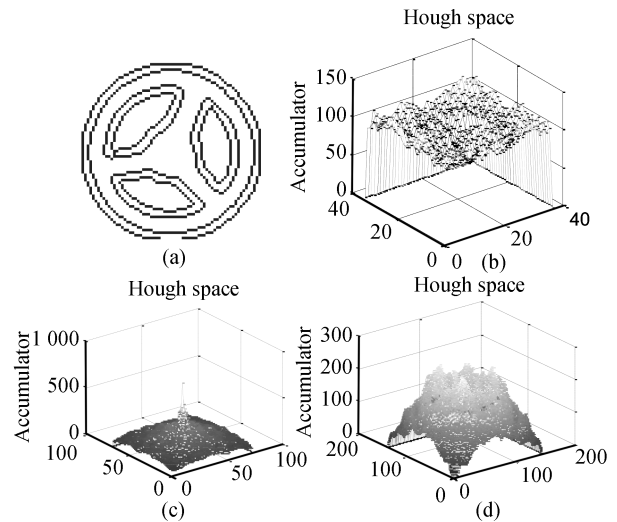


图 18 比例问题分析 ((a) 模板图像; (b) 检测图像为模板图像大小的 1/2 时投影空间极值分布; (c) 检测图像与模板图像比例一致时的投影空间分布; (d) 检测图像为模板图像大小的 2 倍时投影空间极值分布)

Fig. 18 Analysis of the ratio ((a) template image; (b) voting space distribution when the test image size is half the template image size; (c) voting space distribution when the test image size is the same as the template image; (d) voting space distribution when the test image size is twice the template image size.)

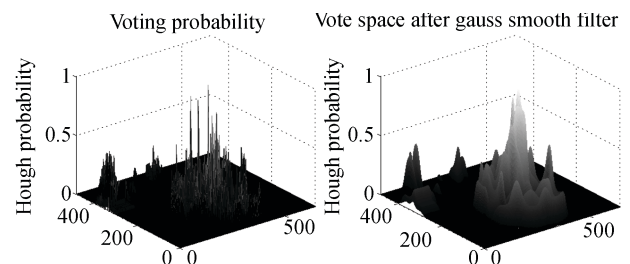


图 19 卷积前后的 Hough 空间

Fig. 19 The Hough spaces before and after convolution

References

- 1 Kumar S, Ghosh J, Crawford M M. Best-bases feature extraction algorithms for classification of hyperspectral data. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 2001, **39**(7): 1368–1379
- 2 Kim Z, Malik J. Fast vehicle detection with probabilistic feature grouping and its application to vehicle tracking. In: *Proceedings of the 9th IEEE International Conference on Computer Vision*. Nice, France: IEEE, 2003. 524–531
- 3 Feng G C, Yuen P C. Multi-cues eye detection on gray intensity image. *Pattern Recognition*, 2001, **34**(5): 1033–1046

- 4 Levin A, Weiss Y. Learning to combine bottom-up and top-down segmentation. *International Journal of Computer Vision*, 2009, **81**(1): 105–118
- 5 Oliva A, Torralba A, Castelhana M S, Henderson J M. Top-down control of visual attention in object detection. In: Proceedings of the International Conference on Image Processing. Washington D. C., USA: IEEE, 2003. 253–256
- 6 Borenstein E, Sharon E, Ullman S. Combining top-down and bottom-up segmentation. In: Proceedings of the Conference on Computer Vision and Pattern Recognition Workshop. Washington D. C., USA: IEEE, 2004. 46–46
- 7 Elidan G, Heitz G, Koller D. Learning object shape: from drawings to images. In: Proceedings of the IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. Washington D. C., USA: IEEE, 2006. 2064–2071
- 8 Ferrari V, Jurie F, Schmid C. From images to shape models for object detection. *International Journal of Computer Vision*, 2010, **87**(3): 284–303
- 9 Shotton J, Blake A, Cipolla R. Contour-based learning for object detection. In: Proceedings of the 10th IEEE International Conference on Computer Vision. Washington D. C., USA: IEEE, 2005. 503–510
- 10 Oren M, Papageorgiou C, Sinha P, Osuna E, Poggio T. Pedestrian detection using wavelet templates. In: Proceedings of the IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. San Juan, Argentina: IEEE, 1997. 193–199
- 11 Nanda H, Davis L. Probabilistic template based pedestrian detection in infrared videos. *IEEE Intelligent Vehicles Symposium*, 2002, **1**: 15–20
- 12 Jain A K, Zhong Y, Lakshmanan S. Object matching using deformable templates. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 1996, **18**(3): 267–278
- 13 Li L Y, Huang W M, Gu I Y H, Tian Q. Statistical modeling of complex backgrounds for foreground object detection. *IEEE Transactions on Image Processing*, 2004, **13**(11): 1459–1472
- 14 Wells W M. Statistical approaches to feature-based object recognition. *International Journal of Computer Vision*, 1997, **21**(1–2): 63–98
- 15 Leibe B, Leonardis A, Schiele B. Combined object categorization and segmentation with an implicit shape model. In: Proceedings of the ECCV Workshop on Statistical Learning in Computer Vision. Prague, Czech Republic: Springer-Verlag, 2004. 17–32
- 16 Savarese S, Li F F. 3D generic object categorization, localization and pose estimation. In: Proceedings of the 11th IEEE International Conference on In Computer Vision. Rio de Janeiro, Brazil: IEEE, 2007. 1–8
- 17 Leibe B, Schindler K, Cornelis N, Van Gool L. Coupled object detection and tracking from static cameras and moving vehicles. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 2007, **30**(10): 1683–1698
- 18 Wang L M, Shi J B, Song G, Shen I F. Object detection combining recognition and segmentation. In: Proceedings of the 8th Asian Conference on Computer Vision. Tokyo, Japan: Springer-Verlag, 2007. 189–199
- 19 Zhu Q H, Wang L M, Wu Y, Shi J B. Contour context selection for object detection: a set-to-set contour matching approach. *Lecture Notes in Computer Science*, Berlin: Springer-Verlag, 2008. 774–787
- 20 Belongie S, Malik J, Puzicha J. Shape matching and object recognition using shape contexts. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 2002, **24**(4): 509–522
- 21 Leordeanu M, Hebert M, Sukthankar R. Beyond local appearance: category recognition from pairwise interactions of simple features. In: Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. Minneapolis, USA: IEEE, 2007. 1–8
- 22 Bouganis A, Shanahan M. Flexible object recognition in cluttered scenes using relative point distribution models. In: Proceedings of the 19th International Conference on Pattern Recognition. Tampa, USA: IEEE, 2008. 1–5
- 23 Ferrari V, Tuytelaars T, Van G L. Object detection by contour segment networks. *Lecture Notes in Computer Science*, Berlin: Springer-Verlag, 2006. 14–28
- 24 Xu C J, Liu J Z, Tang X O. 2D shape matching by contour flexibility. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 2009, **31**(1): 180–186
- 25 Stark M, Goesele M, Schiele B. A shape-based object class model for knowledge transfer. In: Proceedings of the 12th IEEE International Conference on Computer Vision. Kyoto, Japan: IEEE, 2009. 373–380
- 26 Hough P, Paul C. Method and Means for Recognizing Complex Patterns. U.S. Patent 3069654, December 1962



陈国栋 哈尔滨工业大学机器人研究所博士研究生. 主要研究方向为图像处理 and 计算机视觉. 本文通信作者.

E-mail: guodongxyz@gmail.com

(**CHEN Guo-Dong** Ph. D. candidate at the Harbin Institute of Technology. His research interest covers image processing and computer vision. Corresponding author of this paper.)



孙立宁 哈尔滨工业大学机器人研究所教授. 主要研究方向为微驱动, 微操作, 医疗机器人和微小型移动机器人.

E-mail: lnsun@hit.edu.cn

(**SUN Li-Ning** Ph. D., professor at the Robotics Institute of Harbin Institute of Technology. His research interest covers micro drive, micro manipulation, medical robots, and miniature mobile robots.)



杜志江 哈尔滨工业大学机器人研究所教授. 主要研究方向为工业机器人和医疗机器人. E-mail: duzj01@hit.edu.cn

(**DU Zhi-Jiang** Ph. D., professor at the Robotics Institute of Harbin Institute of Technology. His research interest covers industrial robot and medical robot.)



纪军红 哈尔滨工业大学机器人研究所副教授, 博士. 主要研究方向为机器人技术和计算机视觉.

E-mail: junhong.ji@hit.edu.cn

(**JI Jun-Hong** Ph. D., associate professor at the Robotics Institute of Harbin Institute of Technology. His research interest covers robots and computer vision.)