

基于特征分解与组合的圆形阀门把手的检测与定位

何立新^{1,2,3} 孔斌² 杨静² 许媛媛^{1,2} 王斌^{1,2}

(中国科学技术大学自动化系 合肥 230027)¹ (中国科学院合肥智能机械研究所 合肥 230031)²
(合肥学院网络与智能信息处理重点实验室 合肥 230601)³

摘要 为了避免基于支持向量机或神经网络的目标检测法需要进行样本采集、手工标注和陷入局部极值等问题,将对圆形阀门把手几何特征的检测转化为对圆和直线段这两个子特征的检测,即首先运用 Hough 变换检测机器人拍摄的图像中的圆和直线,设计算法选择出最能反映圆形阀门把手特征的 3 条直线段并保留,然后根据圆、直线段和直线间的转向角等的组合特征判断该圆是否是阀门把手,并求出机器人操作阀门把手时 3 个手指的插入位置。实验结果表明:该方法对图像拍摄的角度和亮度没有严格要求,能有效地检测出圆形阀门把手并求出机器人的手指插入位置,检测与定位的准确率达到 90.7%。

关键词 圆形阀门把手,检测与定位,Hough 变换,几何特征,径向直线

中图分类号 TP391.4 **文献标识码** A **DOI** 10.11896/j.issn.1002-137X.2016.4.058

Detection and Location on Circular Valve Handle Based on Feature Decomposition and Combination

HE Li-xin^{1,2,3} KONG Bin² YANG Jing² XU Yuan-yuan^{1,2} WANG Bin^{1,2}

(Department of Automation, University of Science and Technology of China, Hefei 230027, China)¹

(Hefei Institute of Intelligent Machines, Chinese Academy of Sciences, Hefei 230031, China)²

(The key lab of Network and Intelligent Information Processing, Hefei University, Hefei 230601, China)³

Abstract To avoid sample collection, manual labelling and local extremum in the target detection method based on support vector machine or neural network, detection on geometrical feature of the common industrial circular valve handles was transformed into detection on two sub-features, circle and line segments in this paper. Namely, Hough transform is employed to detect circles and lines on an image captured by robot firstly. Only three lines are remained which best correspond to geometrical feature of circular valve handles in the designed algorithms. Then, combing the detected circle, lines and the angles features, the detected circle will be judged whether it is a handle or not. And the positions of inserting robot's three fingers to operate the handle are obtained. The experiment results indicate that there's no rigorous requirement for shooting angle and brightness, the circular valve handles can be detected effectively, and the position of inserting robot's fingers can be calculated accurately by the method. The correct detection and location ratio is 90.7%.

Keywords Circular valve handle, Detection and location, Hough transform, Geometrical feature, Radial line

1 引言

核能已经成为人类重要的能源之一,核电是电力工业的重要组成部分。2011 年日本福岛核电站核泄露救援工作遇到了巨大的困难,人们深刻地认识到关键阀门的开关在减轻核泄漏方面起着重要的作用。由于核辐射对人体伤害极大,因此迫切需要使用机器人代替人类进行阀门开关操作等救援

工作。要实现机器人操作阀门开关的任务,首先需要机器人在环境中检测到阀门把手,并确定阀门把手的位置和机器人操作阀门时手指的插入位置,然后才能进行阀门的开关操作。

目前目标检测的方法很多,如差分法^[1-3]、光流法^[4,5]、多传感器信息融合法^[6]、多视角目标检测法^[7]、基于支持向量机(SVM)和神经网络的目标检测法^[8-12]等,其中差分法和光流法主要应用于运动目标的检测,利用多传感和多视角的方法

到稿日期:2015-12-04 返修日期:2016-02-19 本文受国家自然科学基金(91120307,61005010),安徽省教育厅自然科学基金(KJ2013B230, KJ2013A226, KJ2015A162),合肥学院重点建设学科资助项目(2014xk08),合肥学院学科带头人培养对象资助项目(2014dtr08),安徽省质量工程项目(2015ckjh047,2015ckjh048,2015ckjh058,2015ckjh061,2015zy054),安徽省高校优秀青年人才支持计划(王晓峰),合肥学院优秀青年人才支持项目(16YQ06RC)资助。

何立新(1974-),男,博士生,讲师,主要研究方向为模式识别与智能系统、数字图像处理,E-mail:hlxiniim@mail.ustc.edu.cn;孔斌(1967-),女,博士,研究员,博士生导师,主要研究方向为计算机视觉、图象处理;杨静(1982-),女,博士,副研究员,主要研究方向为计算机视觉、模式识别;许媛媛(1989-),女,硕士生,主要研究方向为计算机视觉、数字图像处理;王斌(1987-),男,博士生,主要研究方向为模式识别与智能系统。

检测目标对硬件要求较高,而基于 SVM 和神经网络的方法对静、动态物体都可以检测,但该方法需要收集大量(一般不少于 3000 幅)的正负样本,用手工标注后进行训练,然后才能进行识别,并且当目标物体以新的样式出现后,必须采集它的样本并手工标注,之后加入到原样本库中重新训练后才能识别。另外该方法在训练时可能会陷入局部极值^[8,11],影响正确检测率,为了提高正确检测率,Zhang^[10]等采用遗传算法和神经网络相结合的方法检测目标物体。

工业上最常用的圆形阀门把手的形状如图 1(a)所示,其主要由一个圆环和其内部的 3 个等分 360°圆心角的径向支撑杆构成,其主要几何形状特征如图 1(b)所示,即一个圆内含有 3 个等分 360°圆心角的径向直线段,此特征可以分解为两个子特征:圆和圆内具有固定转向角的 3 条直线段。



图 1 常用的圆形阀门把手及其几何特征

为了避免繁琐的样本采集、手工标注和陷入局部极值等问题,本文检测圆形阀门把手的主要思路是将对圆形阀门把手几何特征的检测转换为对两个子特征——圆和直线的检测。首先,在图像中检测圆,检测到的每个圆的外切正方形区域都是一个兴趣区域,并归一化其大小,将结果作为一个子图像;其次,在子图像内检测直线段,并在检测到的多条直线段中选择最能表示特征的进行保留;再次,根据圆、直线段和直线间的转向角等的组合特征判断是否是圆形阀门把手;最后,根据圆内直线位置计算出机器人 3 个手指操作阀门把手时的插入位置。具体如图 2 所示。

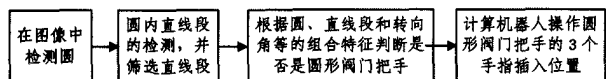


图 2 检测与定位的主要思路

2 检测与定位的处理流程

本文提出的圆形阀门把手的检测和定位方法的详细处理流程如图 3 所示,其中虚线方框内的部分是本文主要研究内容。

流程中的图像预处理主要包括图像灰度化、平滑和边缘提取等。对图像进行灰度化可减少后续工作的运算量,而图像平滑和边缘提取等预处理操作可以避免对圆和直线的误检或漏检。

经过预处理后,采用 Hough 变换依次检测圆和圆内直线这两个子特征。如果没有检测到圆,则将该结果反馈给机器人的决策与控制系统,然后由该系统来控制机器人转动头部或移动身体到某个位置重新拍摄环境图像;如果检测到图像中有多个圆,则需要逐一判断是否是阀门把手。

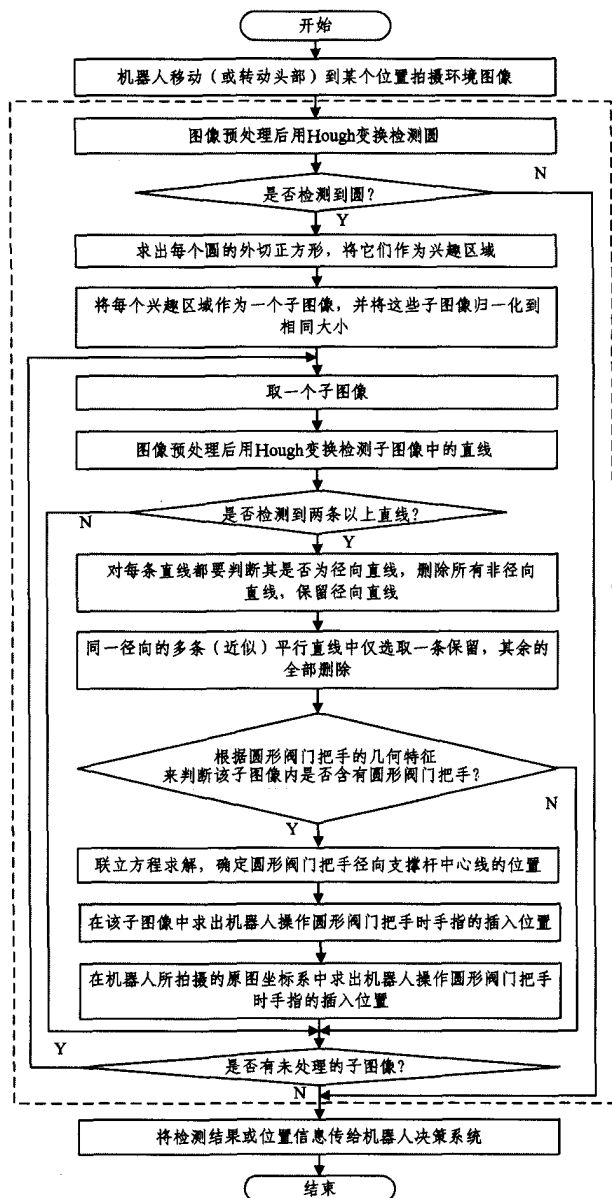


图 3 检测与定位的流程

3 几何特征的检测与定位

3.1 圆检测与兴趣区域的归一化

Hough 变换具有很好的鲁棒性,不仅对噪声不敏感,而且能检测出部分缺失或少许变形的形状。本文选用 Hough 变换检测圆,在图像空间 XY 中,圆的方程为:

$$(x-a)^2 + (y-b)^2 = R^2 \quad (1)$$

此时参数空间达到三维,即由 a, b 和 R 组成,计算量和存储量都显著增大,利用边缘信息可减少计算量^[13],用以下公式表示参数 a 和 b 。

$$\begin{cases} a = x - R \cos(\psi(x_0)) \\ b = y - R \sin(\psi(x_0)) \\ \psi(x_0) \in [\psi(x_0) - \Delta\phi, \psi(x_0) + \Delta\phi] \end{cases} \quad (2)$$

其中, $\psi(x_0)$ 表示像素 x_0 的边缘方向, $\Delta\phi$ 是最大的边缘方向估计误差。

图像中每个被检测到的圆所在的区域都应作为一个感兴趣区域,需要进一步检测其内部的直线段。为了提高圆内直线检测的处理速度,可在拍摄原图的灰度化图像中以圆的外

切正方形区域作为感兴趣区域,并将每一个感兴趣区域均作为一个子图像,然后在各个子图像内检测直线。

由于检测到的多个圆的大小不一致,导致各个子图像大小各不相同,尤其是当圆直径很小时不利于圆内直线的检测,为了更准确地检测圆内直线和判断直线是否为径向直线,需要将各个子图像归一化到相同大小。这里的归一化到相同大小是指将大小不同的感兴趣区域(大小为 $R_i \times R_i$)作为子图像缩放到相同大小 $W \times W$,此时,缩放系数 f 为:

$$f=W/R_i \quad (3)$$

3.2 直线的检测和筛选

3.2.1 直线的检测

Hough 变换的基本原理^[14,15]是利用点-线的对偶性,在图像空间 XY 中,所有经过点 (x,y) 的直线都满足方程:

$$y=ax+b \quad (4)$$

其中, a 代表斜率, b 代表截距。对式(4)进行变换可得:

$$b=-xa+y \quad (5)$$

式(5)代表参数空间 AB 中的一条经过点 (a,b) 的直线。根据上述点-线对偶性,将对 XY 空间中的直线检测转换为对 AB 空间中的点检测,在实际应用中为了解决斜率接近无穷大的问题,可采用直线的标准极坐标方程:

$$\rho=x\cos\theta+y\sin\theta \quad (6)$$

其中,参数 ρ 为极坐标原点到直线的垂直距离,参数 θ 为 x 轴到直线的法线的转角。

3.2.2 直线的筛选

Hough 变换在子图像内检测到的直线段通常有很多条,需要从中筛选出 3 条最能表征阀门把手几何特征的直线段并保留,删除其余直线段。

(1) 非径向直线的删除算法

Hough 变换在子图像内检测到的众多直线段中有些并非阀门把手径向支撑杆的边缘直线,即非径向直线。

径向直线是指圆的半径方向上的直线,在圆形阀门把手中径向支撑杆的边缘等直线可以近似看成径向直线,因为每个子图像均是通过检测到的圆的外切正方形得到的,所以子图像中心点 $O(x_0, y_0)$ 到径向支撑杆边缘直线的距离都很小,相比而言,非径向直线到图像中心点的距离都较大,根据此特征设置距离阈值 T_d (本文实验中取 $T_d=40$ 像素)来判断直线是否为非径向直线。

算法中需要用如下结构体存储直线段的信息。

```
struct radioline
{int x1, y1, x2, y2; // 直线段的两个端点坐标
float len; // 直线段的长度
bool isexist_k; // 直线斜率是否存在, 0 表示否, 1 表示是
double k; // 直线段的斜率, 若斜率不存在, k 可为任意值
bool isselected; // 直线段是否被选用, 0 表示否, 初值为 0
};
```

算法 1 非径向直线的删除

输入: Hough 变换检测到的 n 条直线段

输出: m 条径向直线

```
struct radioline lines[n]; // 用于存放输入的 n 条直线段
struct radioline rline[m]; // 用于存放输出的 m 条径向直线段
int j=0;
for(int i=0; i<n; i++)
{ if(lines[i].len<T_d) // T_d 为距离阈值
```

```
(j=j+1;
rline[j].isselected=1; // 标注该直线是径向直线
把直线段的其他信息依次存入 rline[j] 中;
}
```

(2) 同一径向多条(近似)平行直线中的直线选择算法

同一径向可能会检测出多条(近似)平行的直线,因此需要在多条(近似)平行的径向直线中仅保留一条最能表示径向支撑杆的直线。

依据两直线的夹角是否小于阈值 T_a 判断哪些直线是(近似)平行的同一径向直线(本文实验中 $T_a=30^\circ$, 因为有些阀门把手支撑杆的两条边缘直线本身存在一定的夹角),理论上可从(近似)平行的多条径向直线段中任选一条作为该方向的径向直线,在本文实验中选择平行直线段中最长的线段保留,因为径向支撑杆的边缘是较为明显的大的轮廓特征,故其线段也较长。具体算法如下。

算法 2 径向直线的选择

输入: m 条径向直线段,即算法 1 的输出

输出: 每个径向仅选择一条直线作为该方向的径向直线

```
struct radioline line1, line2;
将数组 rline[m] 内的各个元素按照斜率由小到大(斜率不存在即为 ∞)进行排序;
for(int i=0; i<m; i++)
{ Line1=rline[i];
if(i==m-1)
rline[(i+1)%m]=数组 rline 的 isselected==1 的下标最小的元素;
Line2=rline[(i+1)%m];
angle=求两直线 line1, line2 的夹角;
if(angle<T_a) // 若夹角小于阈值 T_a
{ if(rline[i].len >= rline[(i+1)%m].len)
{ rline[(i+1)%m].isselected=0; // 标记该直线被删除
交换 rline[(i+1)%m] 和 rline[i];
}
else
rline[i].isselected=0; // 标记该直线被删除
}
}
```

其中语句“交换 $rline[(i+1)\%m]$ 和 $rline[i]$,”的作用是用暂被保留的长线段与后面的线段继续比较。未被删除的,即 $isselected==1$ 的直线段为所选出的代表径向支撑杆的线段。

3.3 子图像内是否含有圆形阀门把手的判定

经过圆检测、直线段检测及选择后,如果检测到圆内含有 3 条径向直线段,且相邻两直线段的转向角为 $120^\circ \pm T$,则可判定该子图像内含有圆形阀门把手,其中 T 为角度阈值(本文实验中 $T=30^\circ$, 因为拍摄图像时相机的光轴方向与阀门把手平面的法线方向存在一定的夹角)。

3.4 机器人操作把手时手指插入位置的确定

前文检测到的支撑杆边缘直线可能是支撑杆的左、中、右边缘中的某一个,为了更精确地确定手指插入位置,需要将检测到的支撑杆边缘直线平移至经过圆心,得到每个支撑杆的径向中心线位置。

(1) 径向支撑杆中心线位置的计算

子图像中心点 $O(x_0, y_0)$ 也是圆的圆心,假定用于表示径向支撑杆的直线段长度为 L (本文实验中取 $L=3 * W/8$, W 为子图像的高度),则求解各个径向支撑杆中心线位置的过程

如图4所示。首先选取直线段 A_1A_2 距离 O 点较远的端点为 A 点,如图4(a);令直线 B_1B_2 过 O 点且 $B_1B_2 \parallel A_1A_2$,如图4(b);然后解方程组 $|OB_1|=|OB_2|=L$ 得到两个点 B_1 和 B_2 的坐标,记 $B_1、B_2$ 点中与 A 点距离近的为 B 点,如图4(c);直线段 OB 就是该径向支撑杆的中心线位置,如图4(d)所示。按此方法可以依次求出其它两条中心线的位置。具体算法如下。

算法3 径向支撑杆中心线位置的计算

输入:3条径向直线,即算法2的输出

输出:3条径向支撑杆中心线

```
struct radioline rbar[3]; //用于存储输入的3条径向直线
for (int i=0; i<3; i++)
{
    D1=(x0,y0)到rbar[i]端点1(x1,y1)的距离;
    D2=(x0,y0)到rbar[i]端点2(x2,y2)的距离;
    if (D1<=D2)
        (xa,ya)=rbar[i]的端点2(x2,y2);
    else
        (xa,ya)=rbar[i]的端点1(x1,y1); //如图4(a)所示
    将直线rbar[i]平移至过点O,得直线B1B2; //如图4(b)所示
    解方程组|OB1|=|OB2|=L,得到两个点B1和B2的坐标(xb1,
    yb1),(xb2,yb2); //如图4(b)所示
    d1=点(xb1,yb1)到点(xa,ya)的距离;
    d2=点(xb2,yb2)到点(xa,ya)的距离; //如图4(c)所示
    if (d1<=d2)
        (x[i],y[i])=(xb1,yb1);
    else
        (x[i],y[i])=(xb2,yb2); //如图4(d)所示
}
```

O 分别到点 $(x[i],y[i]) (i=1,2,3)$ 的连线即为3条径向支撑杆的中心线位置。

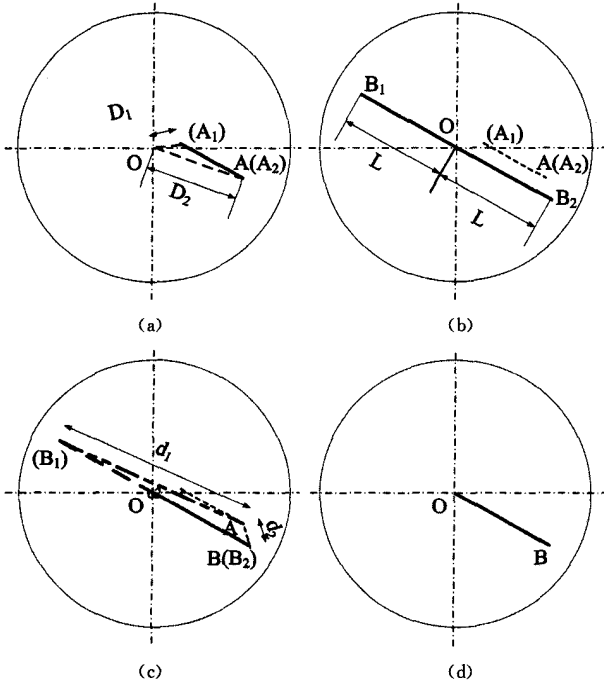


图4 径向支撑杆中心线位置的求解过程

(2)子图像中机器人手指插入位置的计算

根据上述算法得到的3条径向支撑杆中心线位置如图5(a)所示,假定机器人手指插入点在以图像中心点 O 为圆心、

R 为半径的圆周上(本文实验中取 $R=W/4, W$ 为子图像的高度),则在子图像中求解机器人手指插入位置的过程如图5所示。先求相邻两条径向支撑杆中心线段的两端点连线的中点 M ,如图5(a)所示;再求 OM 的直线方程, $C_1、C_2$ 在该直线上,然后求解方程组 $|OC_1|=|OC_2|=R$,得到两个点 C_1 和 C_2 的坐标,如图5(b)所示;记 $C_1、C_2$ 中与 M 点距离较小的点为 C 点,如图5(c)所示; C 点为机器人单个手指插入的位置,如图5(d)所示。具体算法如下。

算法4 子图像中机器人手指插入位置的计算

输入:3条径向支撑杆中心线

输出:3个手指插入位置坐标

```
struct radioline cent[3]; //用于存储输入的3条中心线
for (int i=0; i<3; i++)
{
    (xm,ym)=求cent[i]和cent[(i+1)%3]的两个端点连线的中点坐标; //如图5(a)所示
    求点O与点(xm,ym)所成直线的方程,C1,C2在该直线上; //如图5(b)所示
    解方程组|OC1|=|OC2|=R,得到两个点C1(xc1,yc1)和C2(xc2,yc2); //如图5(b)所示
    d1=求点(xc1,yc1)与点(xm,ym)的距离;
    d2=求点(xc2,yc2)与点(xm,ym)的距离; //如图5(c)所示
    if (d1<=d2)
        (x[i],y[i])=(xc1,yc1);
    else
        (x[i],y[i])=(xc2,yc2); //如图5(d)所示
}
```

3个点 $(x[i],y[i]) (i=1,2,3)$ 即为机器人单个手指插入的位置。

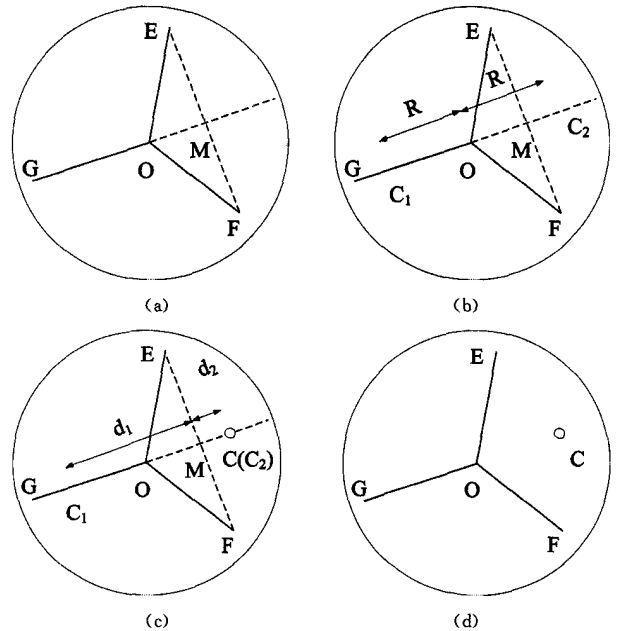


图5 在子图像中求出机器人手指插入位置的过程

(3)原图像中机器人手指插入位置的计算

由于机器人操作圆形阀门时需要计算出其拍摄的原图像所在的坐标系上的手指插入位置,因此要将上述所求的子图像中的手指插入位置转换到原图像中。假设在子图像中手指插入位置为 (xc,yc) ,子图像的第一个像素在原图中的位置为 (xs,ys) ,感兴趣区域归一化到相同大小的子图像时的缩放系

数为 f , 在原图像中的手指插入位置为 (x, y) , 则有如下关系成立:

$$\begin{cases} x = x_s + \frac{x_c}{f} \\ y = y_s + \frac{y_c}{f} \end{cases} \quad (7)$$

4 实验结果与分析

为了验证本文的算法性能, 拍摄了 86 幅图片进行实验验证, 图 6 给出了其中一幅图像的各个主要步骤产生的中间结果图和最终结果图, 完整地展示了本文的检测与定位算法的流程。

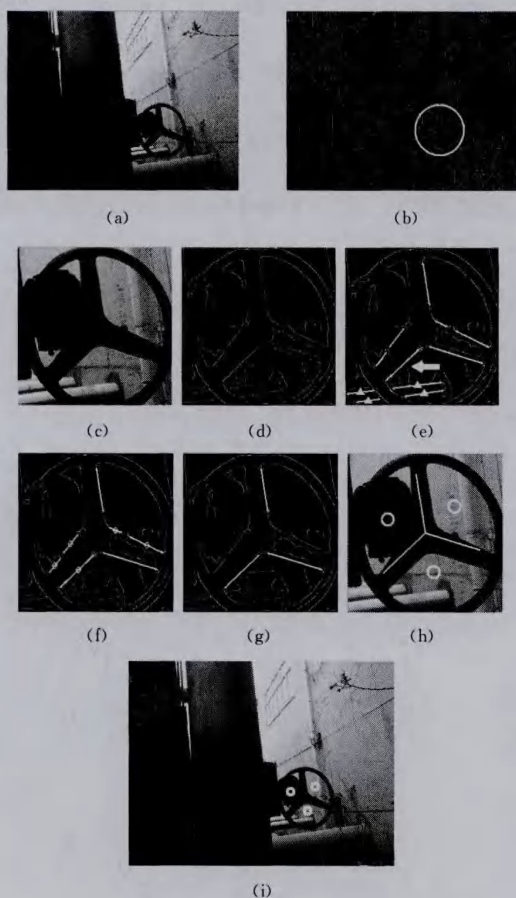


图 6 圆形阀门把手检测与定位的过程实例

图 6(a) 是对机器人相机拍摄的原图进行灰度化后的图像; 图 6(b) 是对图 6(a) 依次进行图像平滑和用 Canny 算子提取边缘后, 运用 Hough 变换在该图上检测到的 1 个圆。

图 6(c) 是在图 6(a) 中用图 6(b) 中检测到的圆的外切正方形作为截取区域得到的感兴趣子图像, 并归一化到相同大小 (本实验中统一为 256×256)。从图中可看出子图像的 4 个边缘并不是严格与圆相切, 这是因为用 Hough 变换检测得到的圆心、半径都是双精度类型的数值, 在求该圆的外切正方形时需要用四舍五入法取整, 当放大到 256×256 后不相切的现象更加明显, 但这并不影响检测结果。

图 6(d) 是对图 6(c) 依次进行了图像平滑处理后采用 Canny 算子提取到的边缘, 图 6(e) 是用 Hough 变换在图 6(d) 中检测到的 12 条直线段, 线段的两个端点分别划了一个小圆圈, 便于分辨非常靠近的多条直线段, 图中白色箭头所指处就

有 2 条非常靠近的直线段; 线段中间标记“ Δ ”的 4 条线段是用非径向直线的删除算法判断出的非径向直线。

图 6(f) 中标记“ \diamond ”的是用同一径向向多条直线的选择算法筛选出的应删除的径向直线。图 6(g) 是将非径向直线和多余的径向直线删除后得到的结果图, 从图中可以看出每个径向支撑杆有且仅有一条边缘直线与其对应。

图 6(h) 中的 3 条过子图像中心点的直线段和圆圈的圆心是分别用前文算法求得的圆形阀门把手的径向支撑杆的中心线位置和机器人操作阀门时手指在子图像中的插入位置。

图 6(i) 中 3 个白色圆的圆心则是运用式 (7) 求出的机器人操作阀门把手时在原图中的手指插入位置坐标。

实际工程应用中, 当在圆内只检测到 2 条径向直线, 且它们的转向角为 $120^\circ \pm T$ 或 $240^\circ \pm T$ 时也可判定是圆形阀门把手 (本文实验中 $T = 30^\circ$), 大量实验也证明了这样设置不会产生误判。此时用已检测到的 2 个径向支撑杆中心线方程求出第 3 条中心线位置。

实验中以下两种处理有利于提高识别率: 1) 在用 Hough 变换进行圆检测和直线检测之前的预处理中都进行了平滑处理, 但平滑程度不同, 后者的平滑程度比前者大; 2) 将半径较大的圆的检测分为多个半径区间进行多次圆检测。

实验中使用的 86 幅图片中共含圆形阀门把手 140 个, 在拍摄图片时选择了多种不同的拍摄角度和亮度等, 实验结果如表 1 所列。

表 1 实验结果统计

	按亮度		按拍摄角度		
	较亮	较暗	$[0^\circ, 10^\circ]$	$[10^\circ, 35^\circ]$	$[35^\circ, 60^\circ]$
圆形阀门把手个数	85	55	65	56	19
正确识别定位个数	77	50	62	50	15
识别与定位准确率	90.6%	90.9%	95.4%	89.3%	78.9%
平均识别与定位准确率	90.7%				

从表 1 中可看出拍摄时亮度变化对识别与定位准确率基本没有影响, 而拍摄角度对准确率的影响较大, 随着角度的增大准确率下降。此处的相机亮度调节范围为 0—9, 较亮为 5—6, 较暗为 2—3, 拍摄角度是指相机光轴与阀门把手平面的法线夹角。本文算法的平均识别与定位准确率达到 90.7%, 且处理 86 张图片时所有参数保持不变, 实用性较好。

本文是通过逐个检测单个特征, 然后组合特征并检测到目标物体的, 与基于神经网络的方法相比具有如下优势: 1) 不需要建立训练样本库, 而基于神经网络的方法通常要建立数千张图像的样本库, 采集时需要考虑不同的光照强度、拍摄角度和同一目标的不同样式等, 且每个样本需要手工标注, 工作量很大; 2) 不需要进行迭代收敛运算, 检测时间较短, 因此不会像基于神经网络的方法那样可能陷入局部极值, 且运算时间长; 3) 本方法还可以通过组合特征直接求出机器人手指的插入位置, 而基于神经网络的方法则不能。

为了提高目标物体的正确检测率, Zhang 等^[10]将神经网络 (NN) 和遗传算法 (GA) 结合起来使用, 其方法主要分为两个阶段。第一个阶段是神经网络的训练, 得到已被训练的 NN。训练数据集为已分类的目标物体裁剪图像, 训练时使用 GA 是为了最大化目标物体裁剪图的分类正确率。第二阶段是再次使用 GA 进一步优化神经网络的各个权值, 得到被优化的 NN。训练数据集为整幅图像的检测训练集。最后用优化后的 NN 进行目标检测。

表2是本文的方法与Zhang的方法^[10]的实验结果比较,从中可见本文方法具有明显的优势。

图7是在不同背景环境、不同角度和亮度下的圆形阀门把手的识别和定位的结果示例图。从中可见本文方法对拍摄角度和光照强度均没有严格的要求,且能识别不同样式的圆形阀门把手,在复杂背景下也能保持很高的检测率,鲁棒性较好。

表2 本文方法与Zhang^[10]的方法的比较

	Zhang的方法	本文方法
是否要建样本库并训练	是	否
是否可能陷入局部极值	是	否
平均识别时间(秒/帧)	15.5	3.71
准确率(%)	84	90.7
能否求出手指插入位置	否	能

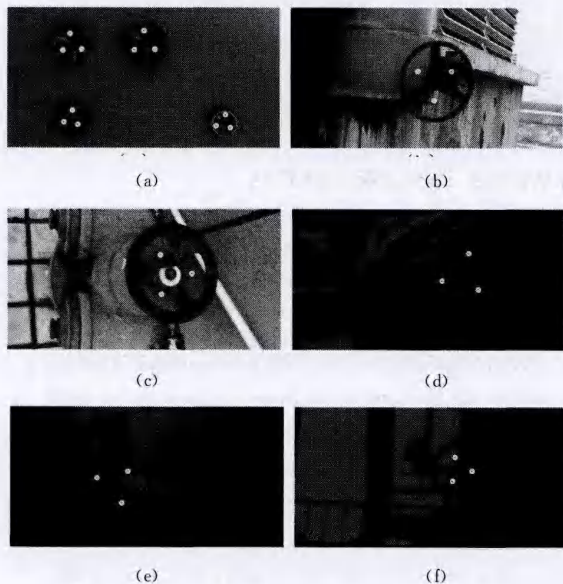


图7 阀门把手检测与定位的结果实例图

结束语 本文首先分析出圆形阀门把手的几何特征,并将该特征分解成圆和直线这两个子特征,然后分别对子特征进行检测和筛选,最后根据圆、直线与直线之间的转向角等的组合特征判断是否是圆形阀门把手,并计算出机器人操作把手时的3个手指插入位置。该算法对图片拍摄时的亮度和背景具有较好的鲁棒性,对拍摄角度也没有严格的要求,平均的识别与定位准确率达到90.7%,具有较好的实用价值。对于含有3个以上径向支撑杆的圆形阀门把手的识别与定位方法也与此类似。

参考文献

[1] Yuan Guo-wu, Chen Zhi-qiang, Gong Jian, et al. A Moving Object Detection Algorithm Based on a Combination of Optical Flow and Three-Frame Difference[J]. Journal of Chinese Computer Systems, 2013, 34(3): 669-671 (in Chinese)
袁国武, 陈志强, 龚健, 等. 一种结合光流法与三帧差分法的运动目标检测算法[J]. 小型微型计算机系统, 2013, 34(3): 669-671

[2] Wu Da-peng, Cheng Wei-ping, Yu Sheng-lin. Camshift Object Tracking Algorithm Based on Inter-frame Difference and Motion Prediction[J]. Opto-electronic Engineering, 2010, 37(1): 55-60 (in Chinese)

邬大鹏, 程卫平, 于盛林. 基于帧间差分法和运动估计的 Camshift 目标跟踪算法[J]. 光电工程, 2010, 37(1): 55-60

[3] Wang Lu, Wang Lei, Wen Ming, et al. Background subtraction using incremental subspace learning [C]// IEEE International Conference on Image Processing (ICIP2007). San Antonio, USA: IEEE, 2007: 45-48

[4] Wei Guo-jian, Hou Zhi-qiang, Li Wu, et al. Object tracking algorithm fused with optical flow detection and template matching [J]. Application Research of Computer, 2014, 31(11): 3498-3501 (in Chinese)
魏国剑, 侯志强, 李武, 等. 融合光流检测与模板匹配的目标跟踪算法[J]. 计算机应用研究, 2014, 31(11): 3498-3501

[5] Denman S, Chandran V, Sridharan S. An adaptive optical flow technique for person tracking systems[J]. Pattern Recognition Letters, 2007, 28(7): 1232-1239

[6] Zhang Sheng, Yan Yun-yang, Li Yu-feng. Moving Target Detection Using Fusion of Visual and Thermal Video[J]. Computer Science, 2015, 42(8): 86-89, 127 (in Chinese)
张笙, 严云洋, 李郁峰. 热红外与可见光视频融合的运动目标检测[J]. 计算机科学, 2015, 42(8): 86-89, 127

[7] Yin Wei-chong, Lu Tong. Novel Framework for Multi-view Object Detection through Combining Multiple Classifiers[J]. Computer Science, 2013, 40(7): 266-269 (in Chinese)
尹维冲, 路通. 基于多分类器融合的多视角目标检测算法[J]. 计算机科学, 2013, 40(7): 266-269

[8] Wang Dao-ming, Lu Chang-hua, Jiang Wei-wei, et al. Study on PSO-based decision-tree SVM multi-class classification method [J]. Journal of Electronic Measurement and Instrumentation, 2015, 29(4): 611-615 (in Chinese)
王道明, 鲁昌华, 蒋薇薇, 等. 基于粒子群算法的决策树 SVM 多分类方法研究[J]. 电子测量与仪器学报, 2015, 29(4): 611-615

[9] Hsu C, Lin C. A comparison of methods for multiclass support vector machines[J]. IEEE Transactions on Neural Networks, 2002, 13(2): 415-425

[10] Zhang M, Ciesielski V. Neural Networks and genetic algorithms for domain independent multiclass object detection[J]. International Journal on Computational Intelligence and Applications, 2004, 4(1): 77-108

[11] Lian Ke, Chen Shi-jie, Zhou Jian-ming, et al. Study on GA-based SVM multi-class classification decision-tree optimization algorithm[J]. Control and Decision, 2009, 24(1): 7-12 (in Chinese)
连可, 陈世杰, 周建明, 等. 基于遗传算法的 SVM 多分类决策树优化算法研究[J]. 控制与决策, 2009, 24(1): 7-12

[12] Zhang Zhao-hui, Liu Yong-xia, Lei Qian. Image Object Detection Based on SC-AdaBoost[J]. Computer Science, 2015, 42(7): 309-313 (in Chinese)
张朝晖, 刘永霞, 雷倩. 基于 SC-AdaBoost 的图像目标检测[J]. 计算机科学, 2015, 42(7): 309-313

[13] Sonka M, Hlavac V, Boyle R. Image Processing, Analysis, and Machine Vision (3rd ed)[M]. USA: Nelson Engineering, 2007

[14] Atherton T J, Kerbyson D J. Size Invariant Circle Detection[J]. Image and Vision Computing, 1999, 17(11): 795-803

[15] Davies E R. Computer & Machine Vision: Theory, Algorithms, Practicalities (4th ed)[M]. USA: Academic Press, 2012