

一种面向机器人分拣的杂乱工件视觉检测识别方法^①

谢先武^{②*} 熊禾根* 陶 永^{③**} 刘 辉** 许 曦* 孙柏树***

(* 华中科技大学 机械自动化学院 武汉 430081)

(** 北京航空航天大学机械工程及自动化学院 北京 100191)

(*** 西北工业集团有限公司 西安 710043)

摘 要 为了从输送带上杂乱工件中分拣出符合规格的目标工件,提出了一种基于多帧工件图像聚合分割的检测识别方法。该方法首先通过工业高精度相机获取工件图像,由改进的分水岭算法分割工件图像;然后基于工件外观形状特征,利用分类回归树(CART)对分割出来的工件图像进行类型识别;进而应用直方图反投影和核密度估计,将来自多个帧的同一个跟踪目标工件对象掩模组合成一个精细掩模,便于精确测量出工件尺寸;最后再联合机器人手眼标定参数,获取符合规格目标工件的位姿,实现机器人分拣。实验结果表明,该方法可快速从输送带上杂乱工件中准确分拣目标工件,具备良好的实用性和稳定性。

关键词 机器视觉, 图像分割, 工件检测定位, 核密度估计, 机器人分拣

0 引 言

传统的机器人分拣流水线中,机器人的运动控制一般采用示教或离线编程的方法,分拣速度慢、效率低,并且无法适应多变的工作环境,如对随机放置或重叠工件的分拣,一旦工件位置发生变化则会导致机器人抓取失败,从而影响生产效率。近年来,机器人及其视觉技术在零件加工生产中发挥越来越重要的作用,机器视觉不仅使工业机器人具有重要的外部感知能力,而且使工业机器人可以处理一些随机任务,如随机目标识别和定位、目标缺陷检测、运动控制及几何尺寸测量^[1-4]等,将机器视觉技术应用于工业分拣系统,能够显著提高生产效率,增强机器人的环境适应能力,因此零件加工生产线上采用机器人及其视觉技术是工业柔性自动化发展的必然趋势。

针对上述所提到的工件检测、识别与定位问题,许多研究者以工业应用为重点提出了一些解决方法。王燕玲^[5]等人提出一种基于改进背景减法的运动目标自动检测方法,针对运动目标颜色与背景相似和运动目标阴影影响导致运动目标难以准确检测情况,采用 HSV 颜色空间中背景减法,实现双背景自动更新解决背景发生变化情况下的目标检测问题。郑晶怡^[6]等人提出一种形状先验模型与图割法结合的工件图像分割方法,并且测量工件的位姿信息,实验结果表明该算法能够检测分割复杂环境中的目标工件,并有效计算出工件抓取姿态,可以应用遮挡、反光、光照条件下的工件抓取作业。王红涛^[7]等人提出一种基于边缘匹配的工件识别方法,采用 Canny 算子提取的边缘信息作为匹配特征,将改进 Hausdorff 距离作为图像匹配的相似性度量,在搜索过程中应用自适应代沟替代策略的遗传算法。实验证明该算法提高了匹配过程,能有效解决平移、

① 工信部 2016 年智能制造新模式应用和北京智能机器人与系统高精尖创新中心(2016IRS11)资助项目。

② 男,1990 年生,硕士;研究方向:机器人视觉;E-mail: 905288566@qq.com

③ 通信作者,E-mail: taoy@buaa.edu.cn

(收稿日期:2017-11-09)

遮挡及部分遮挡情况下的工件识别问题。郝明^[8]提出了一种基于边缘模板匹配的工件视觉识别算法,然后通过图像的中心矩计算出了工件的质心坐标,并将姿态信息发送给机器人控制器,以达到机器人分拣目的。张文昌^[9]提出了根据传送带上工件分布密度来调整传送带速度的控制思想,实现机器人对散乱物料的快速抓取,并进行了简单的理论分析,但该方法实用性较低,并且不符合有生产节拍要求的流水线。

然而,现有的研究多数针对机器人的初始和终止姿态及工件的摆放位置有严格要求的情形下展开,对实际零件制造加工生产线中,一些零件结构不对称、质量分布不均匀以及输送带上工件随机摆放导致重叠、阴影等方面研究较少,这些因素都会给工件检测识别带来干扰和误差,最终会导致机器人抓取工件失败。基于上述工业背景及应用研究现状,本文提出了杂乱工件环境下的机器人分拣作业问题,并对其系统构架、前景提取、目标识别、多帧聚合

分割及工件尺寸测量、工件定位等进行较为系统研究。

1 系统描述

图 1 所示为问题研究的系统总体构架图,主要包括工业相机及其支架、工业机器人、控制柜上位机、千兆路由器、输送带、形状各异的各种工件、工件箱等。其中,工业机器人选用丹麦优傲公司的六自由度协作式机械臂 UR3。分拣作业工程如下:工业照相机固定在传送带上部的工作区,拍摄照片后通过千兆以太网电缆将图像传输到上位机;在上位机上进行图像处理、卡尔曼滤波预测、手眼标定等具体分析处理,进行工件的识别和定位。一旦计算机计算出工件的运动信息和空间坐标,立即将信息发送到控制柜,进而控制机器人跟踪目标工件,同时调整软体转手的姿态,抓取输送带上相应的工件,并将其放到指定工件箱里。

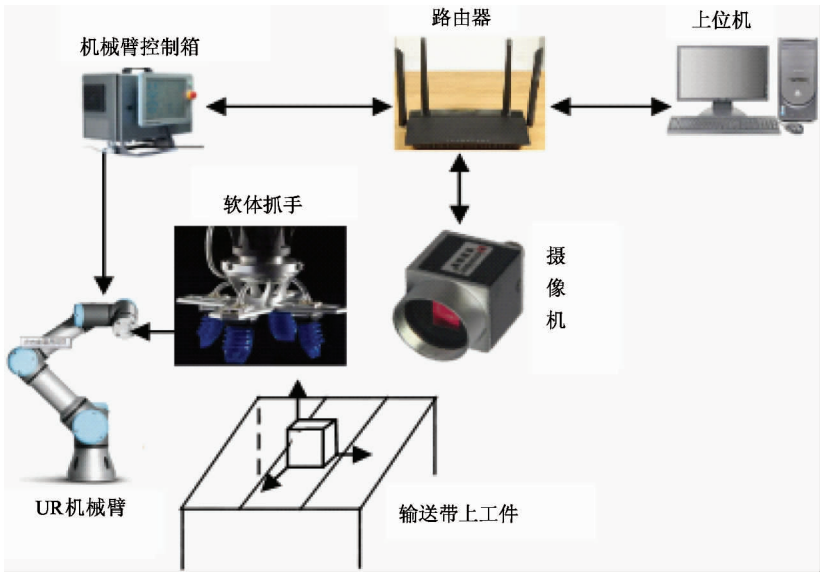


图 1 系统组成

2 工件视觉检测

面对杂乱背景下的不规则工件,本文提出的检测识别系统流程图如图 2 所示。第一步是前景提取;下一步,所生成的二进制掩码通过直方图反投影生成 α 映射(前景的不透明度);再下一步提取工件有用的外观特征,进行目标分类,剔除非目标工件;

最后识别出的目标工件,然后由多目标跟踪阶段处理,如果没有目标即将离开相机视野,则跟踪将用当前观测值进行更新,以在下一帧中使用,否则多帧聚合分割阶段将从之前出现的每一帧中收集即将离开的目标 α 映射,并将它们组合生成一个最终的精细分割,便于对工件尺寸进行准确测量,让机器人分拣出符合尺寸规格的目标工件。

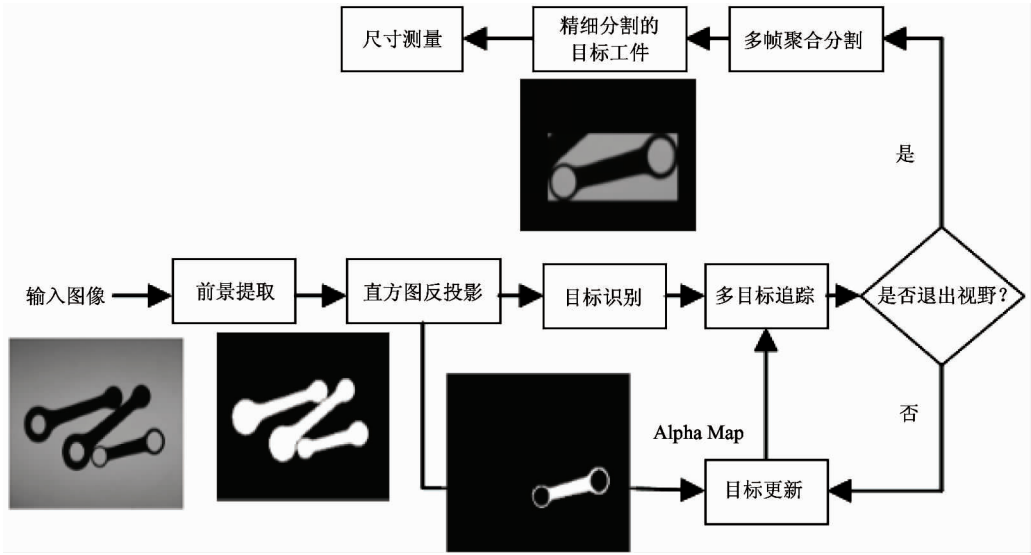


图 2 工件检测定位算法

2.1 前景提取

为了分割出沿传送带通过的目标工件,首先必须检测所有前景物体的粗略轮廓。而实际中,图像边缘会出现毛刺等噪声干扰,导致出现误判和定位不准的情况。因此,在此过程之前,先运用高斯平滑滤波以消除噪声,然后采用 Otsu 方法^[10]的自适应阈值技术来生成前景对象的初始二进制掩码如图 3 (a)所示。这是目标工件的初步分割,然后还需要通过以下步骤进行细化。

目标工件经常被发现聚集在传送带上,因此它们的边界相互接触或甚至重叠。在图像处理中这提

供了一个很大的斑点,其包含了几个目标工件的阈值结果。为了使目标工件检测和分割具有鲁棒性,则利用自动标记生成方案^[11]的分水岭分割算法,来提取每个目标工件周围边界。先计算初始掩码的距离变换生成距离图像如图所示,然后再阈值化生成二值图像如图所示,将二值图像作为目标“标记”;再将由这些标记符控制的分水岭算法作用到初始掩码上生成目标边缘图如图 3 (b)所示;最后,再从初始掩码中减去分水岭分割的边缘图,生成精细的二进制分割结果如图 3 (c)所示。



图 3 分割重叠工件效果图

2.2 目标识别

虽然目标工件通过初始二进制对象掩码在前景提取阶段被定位,但仍然存在一些误检的情况,其中包括不相关的工件和分割产生的噪声小片段。这些

都需要目标识别算法进行剔除,包括尺寸阈值和基于形状特征分类。由于许多其他零件可能与目标工件有相似的尺寸和长宽比,这使得有时只使用尺寸阈值法难以区分它们。为了解决这个问题,利用复

杂形状特征训练多类分类器以便给出更可靠的目标识别方法。

文中使用目标轮廓曲率尺度空间(CSS)表示形状特征^[12],创建了由不同类型的3个工件组成的模型集。对于每个提取的目标,其与模型的形状不相似性值通过文献[12]提出的匹配算法计算,该算法比较了两组 CSS 图像的降序局部最大值。由于光照不均匀和阴影的影响,文中除了几何形状信息之外,还考虑了颜色空间的色度信息。

这些形状特征组合成特征向量,用来训练分类回归树(classification and regression tree, CART)^[13]模型,对输送带上的工件进行类型识别。

2.3 多帧图像聚合分割

然而实际生产线上加工的工件品种繁多、规格

也多,机器人不仅要完成分类挑拣,还要把不符合尺寸规格要求的工件也分拣出来。因此,精确提取出工件边缘是机器视觉尺寸测量系统中最基础、最重要的工作之一,只有对输送带上工件进行精确分割,才能快速、准确测量其尺寸。为解决此问题,本文提出了一种算法,该算法将出现在每个视频帧中的同个目标的多个分割图像组合起来生成一个聚合分割,其流程如图4所示。具体来说,线性卡尔曼滤波器^[14]被应用于跟踪由目标选择阶段保存的工件对象,根据这个,收集多帧同一目标的直方图反投影产生的 α 映射,一旦目标即将退出,此目标掩码的集合将通过 α 映射聚合成一个最终掩码。

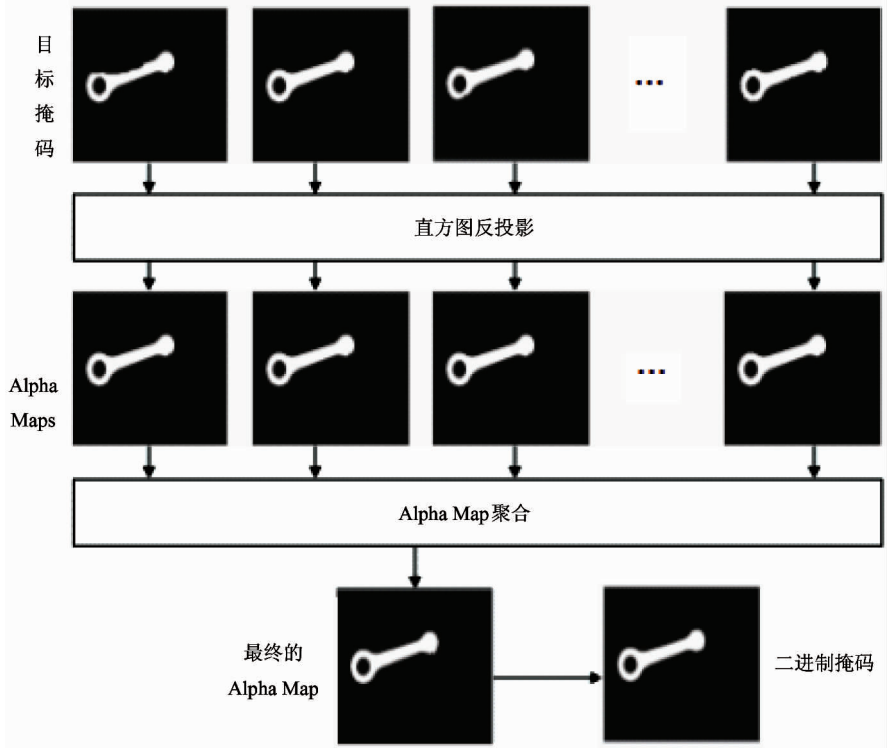


图4 多帧聚合分割流程

2.3.1 直方图反投影

定义像素的 α 值为前景的不透明度,具体地,视频帧被假定为前景图像 F 和背景图片 B 的线性组合: $I_p = \alpha_p F_p + (1 - \alpha_p) B_p$, $0 \leq \alpha_p \leq 1$,其中 I_p 表示在像素 p 处的颜色值, F_p 表示在前景图像 p 处的颜色值, B_p 表示在背景图像 p 处的颜色值, α_p 表示加权系数。

对于提取到的目标,可通过使用直方图反投影^[15]同时获取 α 图和分割图像。首先,使用半径为3像素的掩模作为结构元素,再通过形态学膨胀从原始目标掩模生成一个膨胀的目标掩模。两个掩模用于生成两个颜色直方图 $H_{ori}(c)$ 和 $H_{dil}(c)$,其中 c 表示颜色向量。在这里,使用每个通道中有16个bin的三维RGB颜色直方图。比例直方图 $H_R(c)$

$= \min(H_{ori}(c)/H_{dil}(c), 1)$, 然后计算 $\forall c$ 并将其反投影到图像平面。该过程不仅计算了前景的 α 图, 而且还把阈值应用到比率直方图的反投影上, 提供了一个在边界上成功精细分割的方法。

2.3.2 Alpha 图聚合

从含有目标的每帧中收集 α 图, 使用有效的聚合方法来提高分割的准确性。核密度估计^[16]是通过把来自不同帧的同个像素的 α 值作为基础概率密度函数的样本, 这样一个密度估计原理如下式所示:

$$\hat{f}_h(\alpha) = \frac{1}{nh} \sum_{i=1}^n K\left(\frac{\alpha - \alpha_i}{h}\right) \tag{1}$$

其中 $K(\cdot)$ 是核函数, h 是核的带宽。本文选择高斯函数为核函数, 并且带宽 (即高斯函数的方差) 在试验中经验地确定为 $h=0.15$ 。

通过把每个像素值设置为 $\hat{f}_h(a)$ 的最大值, 来计算聚合 α 图。通过均值漂移算法^[17]实现如下:

$$m(a) = \frac{\sum_{i=1}^n \alpha_i k'\left(\frac{\alpha - \alpha_i}{h}\right)}{\sum_{i=1}^n k'\left(\frac{\alpha - \alpha_i}{h}\right)} - \alpha \tag{2}$$

其中 k 是核函数。为了避免局部最大值, 多数投票算法用于估计 α 的初始值, 然后应用阈值以获得二进制聚合目标工件掩模, 在本试验中阈值经验地确定为 $\theta_\alpha = 0.3$ 。

对于多帧聚合分割, 输出的是同个目标工件在所有帧中最佳的对象掩模, 掩模的性能通过它与帧边界的距离和归一化的重叠区域评估:

$$Overlap(O_k, T_k) = \frac{A(O_k \cap T_k)}{A(T_k)} \tag{3}$$

其中 O_k 表示来自一个帧的对象掩模, T_k 表示聚合分割得到的掩模。

3 位置估计

通过上述对输送带上工件的视觉检测, 已得到图像中待抓取的候选符合尺寸规格的目标工件, 借助于单目视觉系统就可以完成对工件的定位。本文所述的工件定位抓取方法采用 eye-to-hand 手眼模式, 如图 5 所示, 其中 $\{B\}$ 为机器人基坐标系、 $\{E\}$

为机器人末端抓手坐标系、 $\{O\}$ 为标定板坐标系、 $\{C\}$ 为相机坐标系。视觉检测到的目标工件位置被定义在图像参考系中, 是以像素为单位, 需要计算工件在三维真实世界参考系中的位置, 这样机器人才可以抓取目标工件。摄像机校准常采用经典张正友相机校准方法^[18], 机器人手眼坐标变换如图 5 所示。

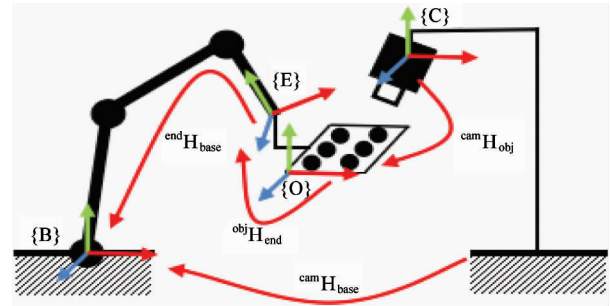


图 5 Eye-to-hand 机器人手眼标定坐标变换示意图

4 机器人抓取实验

4.1 系统测试平台

实验包括测试环境的配置、硬件平台、软件操作系统和数据记录部分。本次实验用的是 UR3 机器人, 上位机采用 Windows 系统; 工业摄像机型号为 MV-EM200C, 分辨率为 1600×1200 像素, 30 帧/秒; 环形光源的出射角度值在 $0^\circ \sim 45^\circ$; 黑白棋盘网格校准板为 $150\text{mm} \times 100\text{mm}$ 。测试时, 将工件放置在开放式工作平台上, 确保机器人的安全运行; 摄像机和机器人本体分别放置在桌子的两侧; 工件在工作台上的运动范围始终保持在相机的视野里; 相机光轴与水平线保持一定的角度, 实验测试平台如图 6 所示。

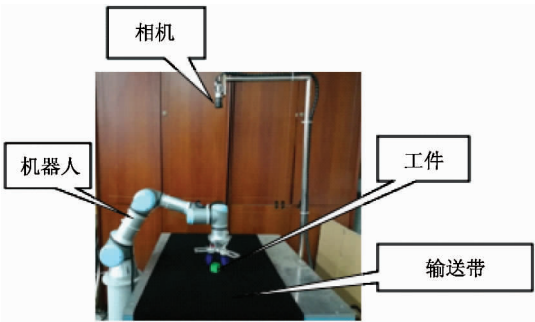


图 6 实验平台

测试中,机器人的工作流程如下:当输送带上工件进入摄像头视觉区域,工业摄像机采集工作区的图像信息,然后图像通过以太网传送给上位机,经算法处理后获得工件的所属类别、坐标位置及其旋转角度,并将属性通过 TCP/IP 协议发送至机械臂控制器,机械臂运动到指定位置后,机械臂通过 USB 转 CAN 发送信号给软体抓手控制器,控制抓手快速将物品拾取摆放至预定位置,若无法判断工件类别,则放弃分拣该工件。

本实验标定得到相机内、外参数矩阵 M 、 P 及畸变参数矩阵 U 如下:

$$M = \begin{bmatrix} 1818.72 & 0 & 792.579 & 0 \\ 0 & 1818.58 & 593.729 & 0 \\ 0 & 0 & 1 & 0 \end{bmatrix}$$

$$P = \begin{bmatrix} -0.010699 & 0.999395 & -4.86942 & 354 \\ 0.998740 & 0.012303 & -2.8576 & 317 \\ 0.049040 & -0.032520 & 23.6 & 665 \\ 0 & 0 & 0 & 1 \end{bmatrix}$$

$$U = \begin{bmatrix} 34.5556 & -13.1926 & -0.448681 \\ -0.335518 & -2.27473 \end{bmatrix}$$

4.2 实验分析

利用摩托车连杆做机器人分拣实验,本实验结果以 4 部分展示,一部分是识别测试,通过十折交叉验证,用 239 个人工标记的样本对三分类器(A 类型杆件、B 类型杆件、非目标工件)的进行训练,分类的准确率与召回率如表 1 所示;一部分是不同分割算法下 20 个目标归一化重叠区域平均值的对比如表 2 所示,图 7 表示不同分割算法的分割结果和绝对误差的比较;一部分是尺寸测量测试,测量杆件的长度、宽度、在质心处的宽度、孔的数目及每个孔的直径,结果如表 3 所示;一部分是定位测试,结果如

表 1 分类器的准确率及召回率结果

类别	数量	准确率	召回率
A 类型	86	0.943	0.965
B 类型	80	0.958	0.947
非杆件	73	0.950	0.932

表 2 不同分割算法下 20 个目标归一化重叠区域平均值

BinMV	AlphaAvg	AlphaKDE
0.8578	0.9144	0.9648

表 3 工件尺寸测量结果

类型	视觉测量的尺寸(mm)						实测物理尺寸(mm)					
	长度	宽度	质心处宽度	孔数目	孔 1 直径	孔 2 直径	长度	宽度	质心处宽度	孔数目	孔 1 直径	孔 2 直径
A	150.05	53.34	18.60	1	27.42	0	149.60	52.93	18.09	1	27.16	0
A	149.92	52.96	18.33	1	27.56	0	149.60	52.93	18.09	1	27.16	0
A	149.63	52.98	18.21	1	27.28	0	149.60	52.93	18.09	1	27.16	0
A	149.35	52.04	18.50	1	27.44	0	149.60	52.93	18.09	1	27.16	0
A	149.26	52.93	18.32	1	27.69	0	149.60	52.93	18.09	1	27.16	0
A	150	52.54	18.26	1	27.50	0	149.60	52.93	18.09	1	27.16	0
A	182.01	46.50	16.44	1	26.65	0	181.69	46.47	16.2	1	26.25	0
A	181.79	46.94	16.37	1	26.25	0	181.69	46.47	16.2	1	26.25	0
A	181.76	46.55	16.20	1	26.50	0	181.69	46.47	16.2	1	26.25	0
A	182	47.06	16.68	1	26.85	0	181.69	46.47	16.2	1	26.25	0
A	182.19	46.83	16.35	1	26.34	0	181.69	46.47	16.2	1	26.25	0
A	181.79	46.65	16.29	1	25.86	0	181.69	46.47	16.2	1	26.25	0
B	116.67	40.00	18.89	2	25.72	28.20	116.22	39.59	18.38	2	25.46	28.05
B	116.69	39.74	18.48	2	25.63	28.05	116.22	39.59	18.38	2	25.46	28.05
B	116.52	40.12	18.69	2	25.52	28.30	116.22	39.59	18.38	2	25.46	28.05
B	116.40	40.11	18.41	2	25.52	28.52	116.22	39.59	18.38	2	25.46	28.05
B	116.48	39.98	18.85	2	25.54	28.21	116.22	39.59	18.38	2	25.46	28.05
B	116.66	39.75	18.66	2	25.59	28.30	116.22	39.59	18.38	2	25.46	28.05

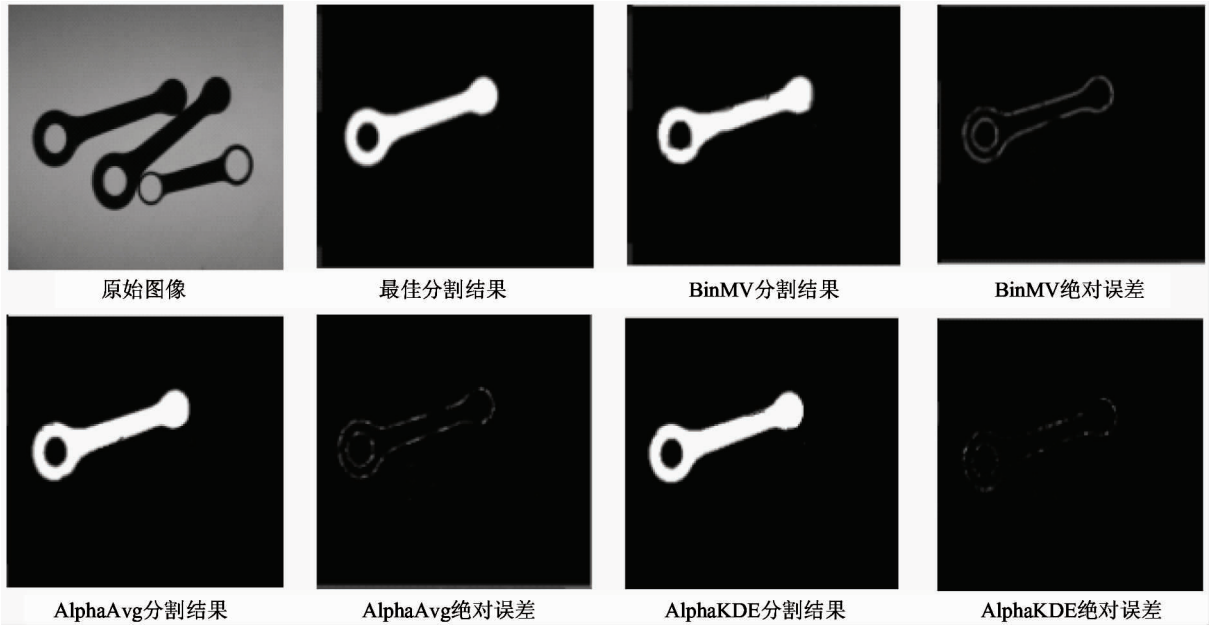
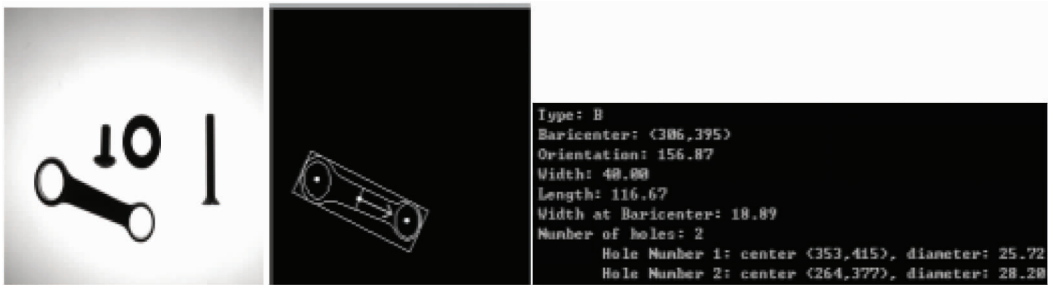


图 7 不同算法间目标分割结果和绝对误差的对比

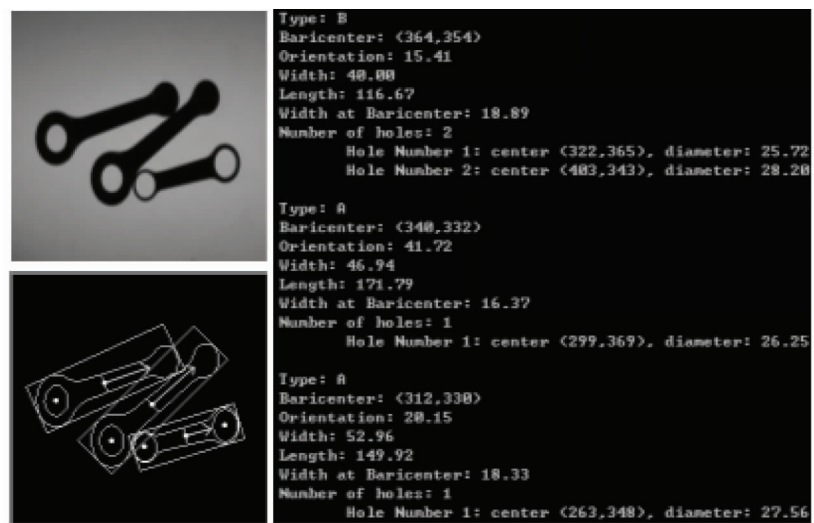
表 4、表 5 所示,其中以计算物理坐标以及实测物理坐标的距离作为定位误差,定位测试主要考察目标定位结果的误差。实验部分工件检测、识别及尺寸测量效果图如图 8 所示。

从表 1 可以发现,分类回归树 (CART) 的分类精确率和召回率都很高,能满足当前工业分拣机器人的视觉作业需求。由表 2 可以看出本文所提出的算法,即使用 alpha 映射和核密度估计 (Alpha-KDE) 优于使用二进制掩码和多数票 (BinMV) 算法,也优于使用阿尔法映射和平均 (Alpha-Avg) 算法,并且 AlphaAvg 算法分割得到的 20 个目标归一化重叠区域平均值也高于 BinMV,从而表明了使用 alpha 映射的优势;从图 7 也可以发现,使用 AlphaKDE 对工件图像的分割效果非常好,保证了工件图像分割边界的完整性,对工件轮廓损坏很小,并且绝对误差也

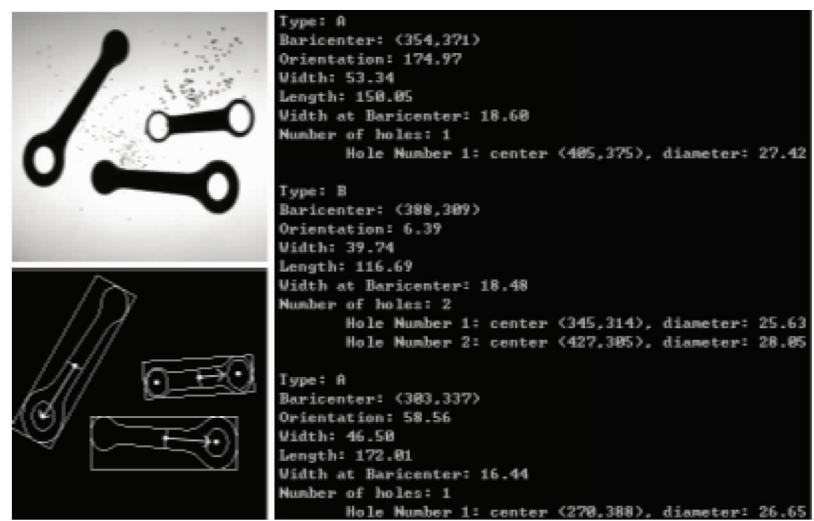
比 AlphaAvg、BinMV 算法小很多,对下一步工件尺寸的精确测量提供了可靠保证。因此,可以得出 AlphaKDE 算法分割准确率很高,达到 96.48%。通过表 3 可以看出,测量值和实际值之间存在着偏差,最大绝对误差为 0.6mm,但测量结果满足工件尺寸要求精度 $\pm 0.07\text{mm}$ 以内。由此可以证明利用多帧聚合分割算法,对工件的加工尺寸进行在线测量是可行的,测量结果也较为准确。在该实验中,连杆质心位置和偏转角先通过图像处理检测算法获得其图像坐标,再通过机器人手眼坐标变换转化成世界坐标。如表 4、表 5 所示将视觉系统检测定位的坐标与机械人抓取时软体抓手相对于基座的坐标相比较,由于输送带做的是单向直线运动,因此连杆只在 x 轴方向上运动,同一批次工件在 y, z 方向上偏移变化不是很大。由表 4、5 统计分析表明,在三维坐



(a) 混杂条件下,目标工件的检测及尺寸测量



(b) 重叠工件的检测及尺寸测量结果



(c) 光照不均匀及噪声条件下,多目标工件的检测及尺寸测量

图8 (a)(b)(c)重叠、光照不均匀、噪声及复杂工况下的工件图像检测及尺寸测量

表4 工件定位实验中抓取点的坐标(mm)

序号	视觉检测定位坐标	机器人抓手位置坐标	绝对误差
1	(356.1,326.7,666.5)	(356.8,327.2,665.0)	(0.7,0.5,0.5)
2	(365.9,316.9,664.7)	(365.0,317.8,665.4)	(0.9,0.9,0.3)
3	(374.3,309.9,665.6)	(375.5,311.1,665.8)	(1.2,1.2,0.2)
4	(303.0,308.3,664.9)	(304.6,309.3,665.1)	(1.6,1,0.2)
5	(309.2,311.1,658.9)	(308.7,311.7,659.3)	(0.5,0.6,0.4)
6	(343.5,358.8,659.8)	(345.4,358.8,659.0)	(0.9,0,0.8)
7	(344.8,346.7,658.9)	(344.4,346.3,659.6)	(0.4,0.4,0.3)
8	(392.1,342.7,657.4)	(393.6,344.0,659.1)	(1.5,1.3,1.7)

表 5 工件抓取实验中偏转角(°)

序号	视觉检测定位 偏转角	机器人抓手 偏转角	绝对误差
1	-23.1	-22.7	0.4
2	58.6	58.1	0.5
3	6.4	6.1	0.3
4	-5.0	-4.6	0.4
5	20.2	19.7	0.5
6	41.7	41.1	0.6
7	15.4	14.8	0.6
8	42.2	41.8	0.4

标中, x,y,z 和偏转角的最大误差分别为 -1.6mm , -1.3mm , -1.7mm 和 0.6° , 满足精度要求, 可以准确地抓取符合规格的目标工件。验证了该检测定位方法的可行性, 对不同环境下的工件, 机器人都可以准确、成功地抓取。

5 结 论

基于视觉的目标识别和定位研究是智能机器人研究的热点, 本文提出了一种基于传送带视频对象跟踪的识别检测新框架, 通过利用形状特征如 CSS, 训练分类回归树(CART) 模型, 对分割出来的工件图像进行分类识别, 成功地检测和剔除了非目标工件; 通过目标跟踪, 利用时间信息聚合来自多个帧的分割结果: 直方图反投影生成分割图, 核密度估计将这些分割图聚合成一个精细分割, 得到工件的精确轮廓, 从而确定出符合尺寸规格的目标工件, 便于机器人分拣。实验结果表明, 该算法可用于研究工业中结构不对称、质量分布不均匀及重叠的工件智能识别和精确定位。但是, 由于工业中环境会更复杂, 有些工件重叠过多甚至堆叠, 使得很难用本文提出的算法进行检测分割, 因此设计出更鲁棒更通用的算法是将来需要进一步研究的内容。

参考文献

[1] 李胜利. 基于双目立体视觉的工件识别与定位技术研究[硕士学位论文][D]. 哈尔滨: 哈尔滨工业大学机电工程学院, 2016. 17-59

[2] Huang H X, Hu C, Wang T. Surface defects detection for

mobilephone panel workpieces based on machine vision and machine learning[J]. *IEEE International Conference on Information and Automation (ICIA)*, 2017: 370-375

[3] Herakovic N. Robot Vision in Industrial Assembly and Quality Control Processes [M]. InTech Open, 2010: 501-534. Doi:10.5772/9285

[4] 廖维. 基于机器视觉的工件加工尺寸在线测量方法与系统研究[硕士学位论文][D]. 武汉: 武汉理工大学机电工程学院, 2012. 7-65

[5] 王燕玲, 李广伦, 林晓. 复杂动态环境下运动目标自动检测算法[J]. 系统仿真学报, 2015, 27(4): 715-722

[6] 郑品怡, 李恩, 梁自泽. 基于形状先验模型的平面型工件抓取位姿检测[J]. 机器人, 2017, 39(1): 99-110

[7] 王红涛, 傅卫平, 康业娜. 工件图像识别的边缘匹配方法研究[J]. 仪器仪表学报, 2008, 29(5): 986-991

[8] 郝明. 机器视觉在机器人杂乱工件分拣中的应用[硕士学位论文][D]. 沈阳: 沈阳工业大学信息科学与工程学院, 2015. 19-49

[9] 张文昌. Delta 高速并联机器人视觉控制技术及视觉标定技术研究[博士学位论文][D]. 天津: 天津大学机械工程学院, 2012. 15-98

[10] Otsu N. A threshold selection method from gray-level histograms[J]. *IEEE Transactions on Systems*, 2007, 9(1): 62-66

[11] Cheng J, Rajapakse J C. Segmentation of clustered nuclei with shape markers and marking function [J]. *IEEE transactions on bio-medical engineering*, 2009, 56(3): 741-748

[12] Abbasi S, Mokhtarian F, Kittler J. Curvature scale space image in shape similarity retrieval [J]. *Multimedia systems*, Springer, 1999, 7(6): 467-476

[13] Breiman L, Friedman J H, Olshen R A. Classification and regression trees[J]. *Chapman&Hall/CRC*, 2015, 57(1): 243-6

[14] Welch G, Bishop G. An introduction to the Kalman filter. University of North Carolina at Chapel Hill, 1995

[15] Chuang M C, Hwang J N, Williams K. Automatic fish segmentation via double local thresholding for trawl-based underwater camera systems[J]. *IEEE International Conference on Image Processing*, 2011: 3145-3148

[16] Scott D W. Multivariate density estimation[J]. *Annals of Mathematical Statistics*, 1992, 34(1): 191-198

[17] Comaniciu D, Meer P. Mean shift: a robust approach to-

ward feature space analysis [J]. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 2002,24(5): 603-619

[18] Zhang Z. A flexible new technique for camera calibration [J]. *IEEE Transactions on Pattern Analysis & Machine intelligence*, 2000 , 22(11): 1330-1334

A method for visual detection and recognition of clutter workpieces for robot sorting

Xie Xianwu^{*}, Xiong Hegen^{*}, Tao Yong^{**}, Liu Hui^{**}, Xu Xi^{*}, Sun Baishu^{***}

(^{*} School of Machinery and Automation, Wuhan University of Science and Technology, Wuhan 430081)

(^{**} School of Mechanical Engineering and Automation, Beihang University, Beijing 100191)

(^{***} Northwest Industrial Group Corporation Limited, Xi'an 710043)

Abstract

In order to sort out the target workpieces meeting the specifications from the clutter workpieces on the conveyor belt, a novel detection and recognition method based on the aggregated segmentation of multi-frame workpiece images is proposed. Firstly, the method obtains the workpiece images by an industrial high-precision camera, and uses the watershed algorithm to successfully separate clustered workpiece images. Then, basing on the shape features of the workpieces, the classification of workpiece images is performed by using classification and regression trees (CART). Furthermore, by applying histogram backprojection and kernel density estimation, object masks of one tracked workpiece from multiple frames are combined into a refined single one, so as to accurately measure the size of the workpieces. Finally, to achieve robot sorting, the parameters of robot hand-eye calibration are combined to obtain the pose of the target workpieces. The experimental results show that the proposed method can quickly sort target workpieces from the clutter on the conveyor belt, which indicates that the algorithm has good practicability and stability.

Key words: machine vision, image segmentation, workpiece detection and positioning, nuclear density estimation, robot sorting