

DOI: 10.19650/j.cnki.cjsi.J2311090

# 机械臂倒液任务中透明容器的液位 高度视觉检测与控制\*

朱美强<sup>1,2</sup>, 汤力凡<sup>1,2</sup>, 王鸿璞<sup>1,2</sup>, 李明<sup>1,2</sup>, 王军<sup>1,2</sup>

(1. 地下空间智能控制教育部工程研究中心 徐州 221116; 2. 中国矿业大学信息与控制工程学院 徐州 221116)

**摘要:**针对包含多类透明容器与多种液体的机械臂倒液任务,提出了一种不需要相机标定与标尺辅助的液位相对高度视觉检测方法,并设计闭环控制方案。首先,分析了服务机器人倒液任务的特点,使用计算机视觉中的目标检测方法同时检测液体与容器,利用液体与容器的高度比例关系得到相对液位高度,避免了测量液位绝对高度所需的繁杂标定过程。其次,利用小孔成像模型对所提的相对液位高度检测方案进行几何建模与分析,推理出典型情形下测量的误差规律;再次,采集多种液体、多类容器的图像作为训练集来训练 YOLOv5s,用于检测目标物以获得液位相对高度。测试结果验证了所提的液位检测方法的有效性,新方法对于训练集中未出现的新形状容器中的新液体的平均配对检出精度为 86.7%;最后,为了避免求解或估计视觉伺服理论中复杂的雅可比矩阵,将求得的相对液位高度与 PD 控制结合组成液位闭环控制系统。系统使用相同的 PD 控制器参数在两种倒液平台上的多类倒液任务中均取得成功,验证了液位闭环控制方案的有效性与鲁棒性。

**关键词:** 机械臂倒液; 目标检测; 液位检测; 视觉检测

中图分类号: TP242.6 TH741

文献标识码: A

国家标准学科分类代码: 510.80

## Visual detection and control for liquid level height of transparent containers in robotic pouring

Zhu Meiqiang<sup>1,2</sup>, Tang Lifan<sup>1,2</sup>, Wang Hongpu<sup>1,2</sup>, Li Ming<sup>1,2</sup>, Wang Jun<sup>1,2</sup>

(1. Engineering Research Center of Intelligent Control for Underground Space Ministry of Education, Xuzhou 221116, China;

2. School of Information and Control Engineering, China University of Mining and Technology, Xuzhou 221116, China)

**Abstract:** A visual detection method of relative liquid level without camera calibration and liquid level gauge and closed-loop control system are proposed for the robotic pouring task related to multiple types of transparent containers and liquids. Firstly, the characteristics of the service robots' liquid pouring tasks are analyzed and the target detection method in computer vision field is deployed to detect liquids and containers simultaneously. The relative liquid level height is obtained by calculating the height-proportion between the detected container and detected liquid, which avoids the complicated hand-eye calibration processes during the measurement of liquid level's absolute height. Secondly, the proposed liquid level detection method is geometrically modeled and analyzed by applying the pinhole imaging model, and the laws on measurement errors of relative liquid level height are deduced in typical cases. Thirdly, the images of various liquids and containers are collected to train YOLOv5s, which is deployed to detect target object and obtain the relative height of liquid level. The test results verify the effectiveness of proposed method. The paired average precision of new method is 86.7% for the new types of liquids in new shaped containers that do not appear in the training set. Finally, to avoid solving or estimating corresponding Jacobian matrices in visual servo theory, the detected liquid level height is combined with PD control to get a closed-loop control system. Several kinds of liquid pouring tasks on both manipulator platforms are successful with the same parameters in PD controller, which prove the effectiveness and robustness of proposed closed-loop control method.

**Keywords:** robotic pouring; target detection; liquid level detection; visual detection

## 0 引言

机械臂倒液是机器人操作中的一项重要任务,在助老助残、家政、厨房等服务机器人领域有广泛的应用前景。与人倒液的过程类似,机械臂倒液流程为源容器与目标容器定位、源容器的抓取与移动、源容器的倾倒控制与目标容器的液位高度检测。显然,源容器的倾倒控制与目标容器液位检测是任务成功的关键。但由于容器的形状各异、材质不一,需要倾倒的液体因种类、成分的区别致使其流体动力学特性迥异,使得非结构化环境下的机器人倒液任务异常艰难,即使是鲁棒的液位检测也是一项具有挑战性的任务。

机械臂倒液的研究可分为基于学习的方法与基于容器容量检测的方法两类<sup>[1-2]</sup>。基于学习的方法通常使用自监督学习、示教学习、强化学习等机器学习方法使机械臂掌握特定场景的倒液技能,其并不强调对容器液位的检测,很多时候采用端对端的方式进行训练<sup>[3-5]</sup>。基于容器容量的检测方法则将液位检测与倾倒控制环节分离,强调液位检测的重要性,使用各类方法实时检测或估计液位高度,控制环节采用比例-积分-微分(proportional integral derivative, PID)控制、模型预测等方法。关于容器液位高度测量,存在着压力法、超声波法、图像法等众多方法<sup>[6-8]</sup>。但对于机械臂倒液任务,希望不再对容器额外添置相关传感器,而尽量使用服务机器人本身已有的感知手段进行液位测量。因此,液位测量方法主要有视觉测量法、声音测量法与视觉测量法及上述方法的融合<sup>[9]</sup>。力觉测量法直接使用机械臂夹爪或者手腕的力觉/触觉传感器来估计容器的容量<sup>[10-11]</sup>,声音测量法根据目标容器液位高度不同时倒液声音的差异来反推液位高度<sup>[12]</sup>,显然这两类间接测量方法在倒液过程中测量值易受干扰,即使两类方法进行融合的测量精度也有限<sup>[13]</sup>。显然,从实现的易行性和经济性角度考虑,视觉液位测量方法具有更大的应用潜力<sup>[14]</sup>。

容器一般分为透明容器与非透明容器两大类。针对非透明容器的液位检测通常使用深度相机与三维重建的方法。典型工作有:Hara等<sup>[15]</sup>通过采集容器内液体的俯视图像,结合深度相机的模型与容器点云重建的结果推断液位高度;Yamaguchi等<sup>[16]</sup>使用双目相机、光流法将倾倒出的液体重建为点云,从而推断出倾倒出的液体容量。这类方法都需要预先知道容器容量,并对相机与机械臂坐标系进行标定。

对于透明容器,液体情况可通过相机直接采集,其液位视觉测量方法可分为传统图像处理算法与深度学习算法两类。传统图像处理方法根据液位图像的特征手工设计处理算法,例如2015年,杨唐文等<sup>[17]</sup>使用颜色特征与Hu矩对接水、倒液的容器进行分割识别。2020年张美

杰等<sup>[18]</sup>对输液点滴管中液位图像做差分,而后进行预处理操作提取到液位线,再通过计算像素值与相机参数推算得到液面高度。此类方法只能对透明容器中特定颜色液体的液位线进行提取,缺少泛化性。在深度学习检测液位方面,野外的河流水位、水库水位检测有众多相关研究,其基本思路是用目标检测方法检测液面与辅助标尺刻度图像来确定液位<sup>[19]</sup>。半封闭透明容器的液位检测研究借鉴了相关思路,2018年乔人杰<sup>[20]</sup>通过你只需看一次(you only look once, YOLO)系列算法对透明无色容器中的白水液位进行跟踪检测,其测量绝对液位高度需要钢尺辅助。2020年张竞峰<sup>[21]</sup>使用基于区域的卷积神经网络(region-based convolutional neural network, R-CNN)系列目标检测算法对点滴液位高度进行预测。针对透明液体难以检测的难题,文献[22]提出了基于生成式对抗网络思路将透明液体转换为有颜色液体分割的思路。总的来说,上述检测方法均是检测液位的绝对高度,难以应用到复杂的机械臂倒液场景中。

综上所述,现有的基于液位检测的倒液研究,更多的是针对特定环境设计液位高度视觉检测与控制方案,或需要标尺图像辅助,或当相机位姿变化时需要进行重新标定,泛化性或鲁棒性欠佳。事实上,服务机器人倒液任务对液位检测的精度并没有过高要求,而更多的考虑不溢出倒液与液位检测方法的泛化性,即需要对于多种颜色的液体、各类形状和颜色的容器都能检测,对于多种常用相机角度都能适用<sup>[23]</sup>。为此,本文基于透明容器的高度与其内部的液体高度的比值,在不同距离与视角的相机成像中基本不变这一特点,利用目标检测算法YOLOv5同时检测透明容器与透明容器里的液体。通过遍历容器与液体之间的空间关系来确定液位相对高度,实现了一个模型对多种透明容器、多种液体的calibration-free式液位检测。然后再使用比例微分(proportional differential, PD)控制方法来实现透明容器液位高度的视觉闭环控制。

## 1 液位检测方案设计

### 1.1 机械臂倒液应用场景分析

服务机器人倒液任务的环境通常是非结构化的,其背景复杂、光照变化大,需操作的容器形状与液体颜色多样。例如,在酒吧的吧台上,各种酒与饮料的颜色迥异、密度差异大,酒杯通常是透明的但形状多样。显然,此场景下对每类饮料与酒杯的组合分别设计视觉检测与伺服控制方案是不可行的。现有商业化的调酒机器人方案通常使用统一的酒杯,每种原酒都带有定量计量装置来结构化应用场景,具有投入成本高、服务自适应性不足等问题。

不同的倒液任务对机械臂的配置与相机安装角度的要求不同。倒液用的机械臂主要分为单臂与双臂两类,

相机通常采用 RGB-D 相机。单臂服务机器人,如图 1(a)所示,常用眼在手外的方式进行抓取物定位,相机在机器人工作过程中不随机器人一起运动,视场相对宽阔;双臂机器人可以通过臂间协作来完成复杂精细的任务,相机布置方式也更为灵活,可布置在腕部、颈部、腰部,如图 1(b)所示。

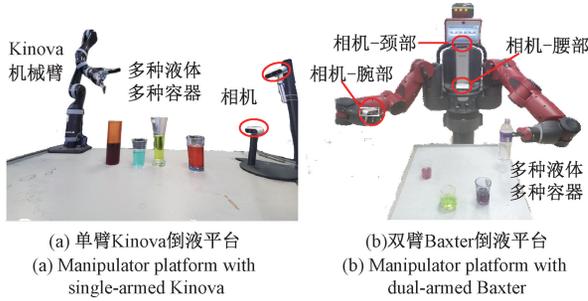


图 1 机械臂倒液平台场景图

Fig. 1 Experiment scene and camera view

综上所述,服务机械臂倒液任务亟需一种能够适用于多种形状容器、多类液体、不同机械臂与相机配置方式的液位检测与控制方案。

### 1.2 基于目标检测的液位高度闭环控制

#### 1) 基于目标检测的液位高度检测方案

倒液任务中,若测量液位高度的绝对值,则必须通过相机的标定来将图像与真实环境的坐标联系起来,相机位姿与距离变化后需重新标定。为此,本文通过使用基于深度学习目标检测算法同时测量透明水杯高度与水箱中液位的高度,计算其比值得到相对液位高度,以避免上述不足。相对液位高度对于不同的相机距离与视角的成像中具有一定不变性,本文与其他液位检测研究的区别如图 2 所示。

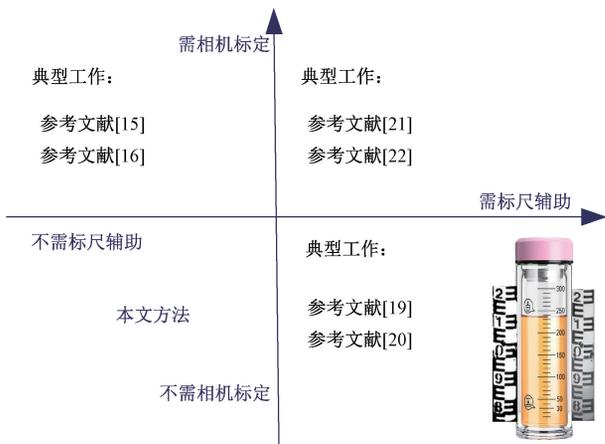


图 2 典型液位视觉检测方法对比

Fig. 2 Comparison of typical liquid level visual detection methods

具体测量时,目标检测算法同时返回水杯与液位的检测矩形框,如图 3(a)所示。图中点 X、P、I 表示相机视野中容器最高点、液体最高点、容器最低点在相机成像中的对应像素点。用液位检测框像素高度来表示液位高度  $H_{lp}$ ,用容器检测框像素高度表示容器的高度  $H_{lx}$ 。使用比值  $k = H_{lp}/H_{lx}$  来表示测量的液位相对高度,  $k \in [0, 1]$ 。实际使用时,为了避免如图 3(b)中容器有厚底部致使液体检测框不包含容器底部,可根据容器检测框与液体检测框的几何关系,使用图 3(b)中 I 与 P 两点的像素距离来表示液位相对高度。

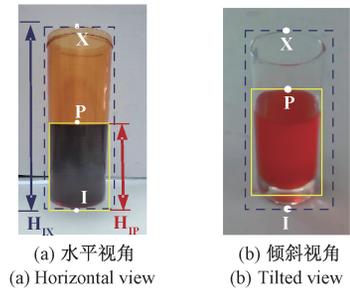


图 3 液位检测方案示意图

Fig. 3 Schematics of liquid level detection method

目标检测算法会返回检测到的每个物体的类别序号和检测框位置,即在同一图像中可检测出多个水杯、多种液位的位置。但算法不会对图像中容器与液位的位置关系进行自动判定,故设计了判定行为树与遍历算法来实现容器和液体的匹配,即找出容器与对应液体的位置包含关系。这样就可实现同一图像中多个容器的液位相对高度的测量。

#### 2) 液位高度闭环控制方案

倒液任务中,相机通常采用眼在手外的配置。不同于需要求解或估计相关雅可比矩阵的基于位置、基于图像的视觉伺服系统<sup>[24-25]</sup>,本文的闭环控制方案直接使用基于液位测量的常规的比例积分微分控制。具体来说,以相对液位高度作为控制目标,将基于深度学习的目标检测方法得到的测量液位,与期望相对液位的差值送入 PD 控制器,控制机械臂末端转角以调整倒液量,从而形成闭环系统。

倒液过程中液位是不可逆地增加的,仅使用比例调节可能会出现大的超调,需要一种提前抑制超调的控制方式与之结合。而微分环节能够预见偏差变化的趋势,因此能产生超前的控制作用。同时考虑到液位控制有较大滞后,最终选用 PD 控制。

#### 3) 相对液位高度误差规律分析

尽管利用上述方法得到了液位相对高度,但受到相机与容器距离、相机倾角等影响,测量结果与真实液位存

在误差(如图3(b)所示)。液位测量误差可分为系统成像模型误差与目标检测算法误差。本节主要从成像模型角度来分析相关误差情况。

在忽略相机成像畸变等扰动的情况下,相机的成像模型可等效为小孔成像模型。对于目标检测算法检测到的容器和液体等,其像素高度由检测框的上下边之间的距离决定,而其检测框的上边和下边对应着目标物在图像上的最高点和最低点。相机与容器之间相对位姿的不同会造成前述最高点和最低点的位置变化,从而影响容器和液体像素高度。

(1) 相机水平检测液位情形

如图4所示, $d$ 为相机光心到容器壁的距离, $h$ 为相机的高度,即相机光心与桌面的竖直距离。当相机平视透明水杯时,通过相机成像至图像平面上,容器最高点A对应成像点为X,最低点C的对应点为I。液体最高点B对应成像点为P。此情形的成像结果如图3(a)所示。由三角形相似可得:

$$\frac{H_L}{H_C} = \frac{H_{IP}}{H_{IX}} \quad (1)$$

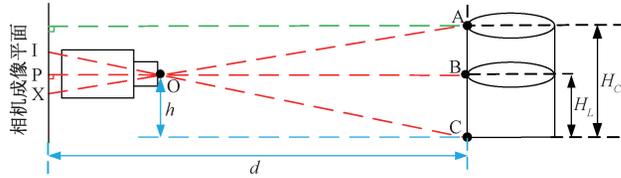


图4 相机水平液位检测场景几何结构

Fig. 4 Geometric structure of liquid level detection scene with horizontal camera

1.2节1)提出的相对液位检测方案与此场景完美匹配,即该情形下使用本文提出的相对液位检测方法精度最高。保证容器在成像范围内,相机光心与容器的距离 $d$ 的变化对测量液位精度没有影响。

(2) 相机倾斜检测液位情形

如图5所示,当相机为俯视配置时, $\theta_c$ 为相机倾角。此时通过相机成像到图像上的容器最高点对应点为A,最低点为C,液体最高点为B。此情形的成像结果参见图3(b)。

图5中,平移相机成像平面至SC所在平面,与各点成像路径分别交于S点、Q点、C点。相机倾角 $\theta_c$ 的余角为 $\theta_H$ , $\theta_k$ 为液位最高点成像路径BP与液位平面的夹角。设 $QC=b$ , $SC=a$ ,则测量液位为:

$$k = \frac{H_{IP}}{H_{IX}} = \frac{QC}{SC} = \frac{b}{a} \quad (2)$$

实际液位和测量液位之间的关系可由图5的几何关系得到:

$$\frac{H_L}{H_C} = \frac{NC}{MC} = \frac{QC - QN}{SC - SM} \quad (3)$$

实际液位和测量液位之间的误差根据三角函数关系有:

$$\frac{H_L}{H_C} - k = \frac{k(a \cos \theta_H \tan \theta_k + H_C) - w \tan \theta_k}{a \sin \theta_H - H_C} \quad (4)$$

根据式(4)可知,液位误差与相机对容器的距离、相机位姿之间的关系复杂,但可推理得到如下近似规律:

**推论1:**在 $d, h$ 不变的情况下,相机倾角 $\theta_c$ 由 $\alpha_1$ 向 $\alpha_2$ 增大(其 $\alpha_1$ 和 $\alpha_2$ 为保证容器位于相机成像范围内的

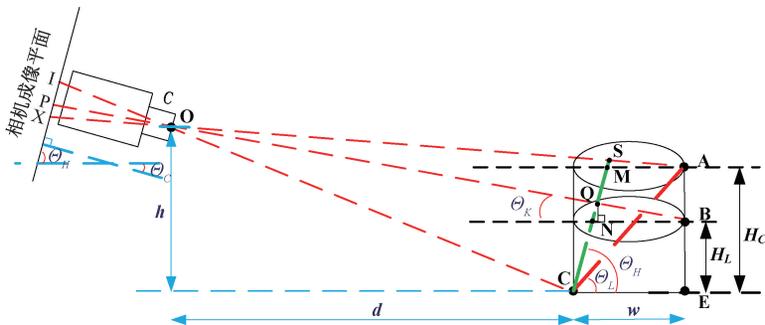


图5 相机倾斜液位检测场景几何结构

Fig. 5 Geometric structure of liquid level detection scene with tilted camera

相机倾角最小值和最大值),则 $\theta_H$ 逐渐减小,式(4)分母逐渐减小,分子逐渐增大,则测量液位相对于真实值的误差逐渐增大。相机在 $\theta_c = 0$ 时液位测量值最接近真实值。

**推论2:**当相机倾角 $\theta_c$ 固定且为较小值时,液位测

量值相对于真实值的误差随着相机安置高度 $h$ 的增大而单调递减,随着相机安置距离 $d$ 的增大而单调递增;当相机倾角 $\theta_c$ 固定且为较大值时,则误差随着相机安置高度 $h$ 的增大而单调递增,随着相机安置距离 $d$ 的增大而单调递减。

## 2 基于 YOLOv5 的液位检测

在计算机视觉领域,目标检测的方法众多,本文对比了其相关性能,选用在精度、速度方面性能均衡,易于部署的 YOLOv5s 用于液位检测。

### 2.1 数据集采集

实验环境下,在图 1(a)所示的 Kinova Jaco2 平台上使用 RealSense D435i 相机采集数据。在相机高度 0~40 cm,倾角 0°~60°之间且相机视野允许范围内,采集图 6(a)所示各种液体、各类容器中各个高度液位的图片。图片以液体颜色分类,其中黄色橙汁图片 580 张,透明矿泉水图片 33 张,褐色可乐图片 315 张,白色牛奶图片 300 张,红蓝绿三色液体分别为 88 张、70 张、51 张,合计 1 737 张训练图片。

为了测试相关算法的泛化性,采集了部分训练数据集未出现的水杯与液体颜色的组合(如图 6(b)所示),得到泛化测试集。泛化测试素材每种各采集 100 张,共计 300 张。

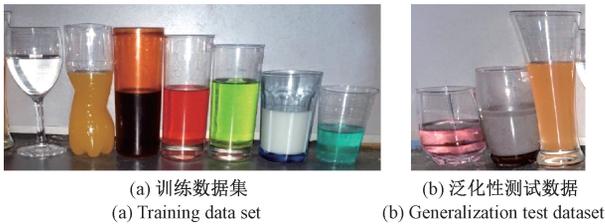


图 6 数据集采集素材

Fig. 6 Material utilized in the data set collection

### 2.2 模型训练

本文模型训练的主机配置为 Intel Xeon(R) Bronze 3106 CPU @ 1.70 GHzx16 处理器,12 GB GeForce RTX 2080Ti GPU,使用 CUDA 10.2 进行加速,框架为 PyTorch。相对液位高度检测需要同时检测容器与对应的液位,需要一个衡量同时检测到容器和容器内液体成功率的评价指标,因此除使用平均精度(average precision, AP)外,将在 2.3 节模型泛化性相关实验中使用需同时检测出多个检测物体的检测指标  $pairedAP^{[26]}$ 。

为了选择速度精度平衡的目标检测算法,进行各类检测模型的精度和速度的对比试验。将训练数据集按照 9:1 随机分成训练集和测试集进行训练,测试集上的结果如表 1 与图 7 所示。

由图 7 与表 1 知, YOLOv5s 在测试集上的精度高于其余对比算法,而与速度相当的 YOLOv8s、YOLOv3-tiny 对比,其平均精度高于 YOLOv8s 近 2%,高于 YOLOv3-tiny 近 8%。为此,考虑精度和速度的平衡性,使用 YOLOv5s 作为液位检测算法。后续实验的结果都是基于 YOLOv5s 算法的。

表 1 不同算法检测时间对比

Table 1 Detection time comparison of different object detection methods

算法	Faster R-CNN	YOLOv5s	YOLOv4-tiny	YOLOv8s	YOLOv3-tiny
运行时间/ms	189.2	14.8	32.2	14.6	22.5

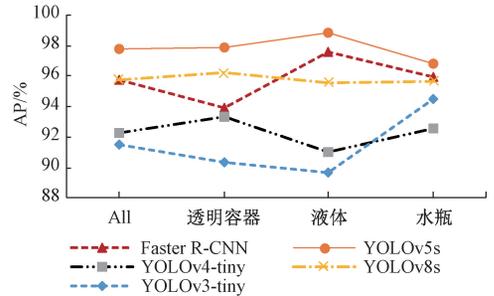


图 7 不同目标检测算法精度对比

Fig. 7 Comparison of average precisions with different object detection methods

### 2.3 模型泛化性实验

#### 1) 颜色泛化性验证

##### (1) 测试集图片 HSV 色调变化测试

将测试集图片从 RGB 颜色空间转换到 HSV 空间后,色调通道加上一定值,然后再将其转回到 RGB 颜色空间,模拟改变透明容器与液体的颜色。图 8(a)、(b)为转换前后的检测效果示例图。图 8(c)为典型漏检图片,转换过程中出现大量的噪点,从而影响了预测效果。图 9 为改变色调后检测模型的性能图,从图可知检测模型对于颜色具有较好的泛化性。

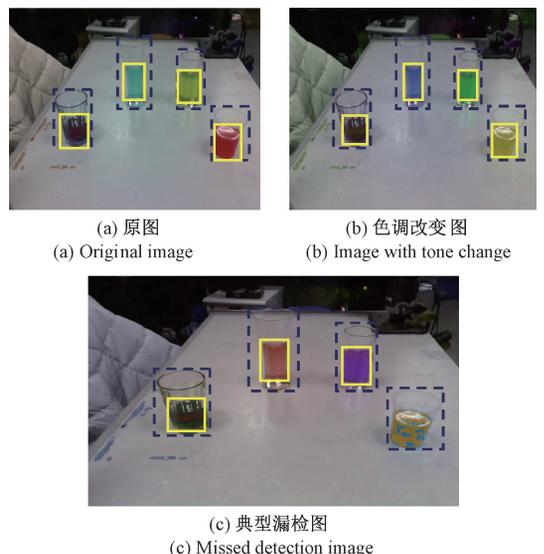


图 8 HSV 色调变化检测效果

Fig. 8 Detection effects of varied HSV tones

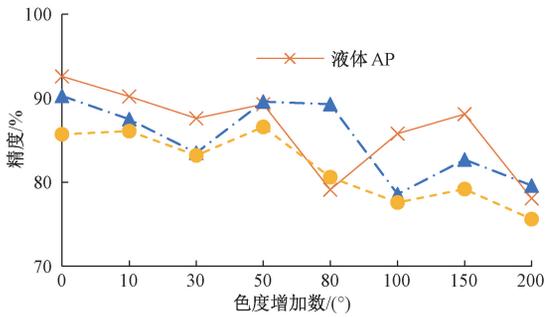


图9 HSV 色调变化检测结果折线图

Fig. 9 Broken line graph of detection results with varied HSV tones

(2) 训练集未出现液体颜色泛化性测试

训练数据集中未出现的容器中新颜色的液体泛化测试的可视化效果如图 10 所示,测试结果如表 2 所示,3 种情形的平均检出率为 86.7%。相关结果显示检测模型具有较好颜色泛化性,究其原因因为模型训练时并未按照颜色进行打标签,而是将标签统一打成液体,模型提取了纹理、液体空气分界面等各类特征的综合用于目标检测。

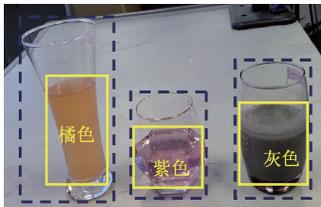


图 10 液体颜色泛化性实验检测效果

Fig. 10 Effect drawing of liquid color generalization experiment

表 2 训练集未出现液体检测结果

Table 2 Test results of no liquid in training set

液体颜色	样本数量	mAP	paired_AP
紫色	100	0.921	0.875
橘色	100	0.914	0.871
灰色	100	0.896	0.852

2) 环境条件泛化性

不同倒液场合使用的容器、环境光照和桌面背景等都存在差异。为验证模型对于上述环境条件的泛化性,进行相关液位检测实验。

(1) 改变容器形状

使用模型对于不同的容器进行检测,其中大肚杯、细腰高杯与钻石杯是训练集中未出现过的新容器,检测结果 AP 如表 3 所示。可以看到模型对于盛有不同液体的不同形状的容器检测效果均良好。

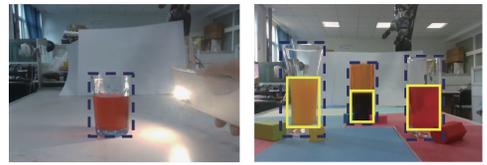
表 3 不同容器检测效果表

Table 3 Test results of different containers

液体	圆柱杯	橘黄色透明杯	大肚杯	细腰高杯	钻石杯
可乐	0.941	0.926	0.853	0.891	0.923
橙汁	0.922	0.842	0.874	0.881	0.938
矿泉水	0.864	0.801	0.763	0.862	0.891

(2) 改变环境光照角度

使用手机手电光分别使用直射、斜射的方式对盛有液体的容器进行照射,共制作测试集图片 350 张。斜射打光的效果如图 11(a) 所示。图 12 为不同光照测试的结果,从中可知模型对于光照有较好的鲁棒性。



(a) 侧强光漏检情况 (a) Missed detection case with sideway bright light

(b) 复杂背景检测 (b) Complex backgrounds

图 11 不同环境条件下检测效果

Fig. 11 Detections under different conditions

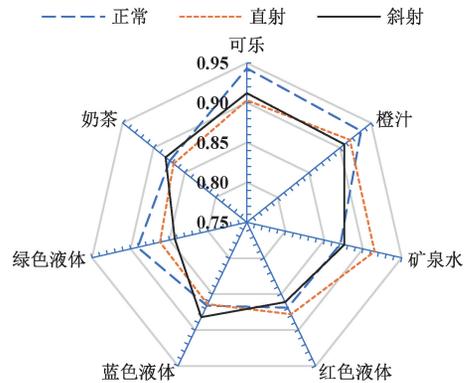


图 12 改变光照角度检测 AP 结果

Fig. 12 Detection AP results of changed illumination angle

在检测过程中,个别液体会出现轻微的漏检情况,如图 11(a) 所示。原因是由于打光角度或者强光造成杯壁的反光强烈,将受光点处的透明容器或液体的部分颜色和轮廓等特征覆盖,而 YOLO 模型的做法是将图像划分为若干个小网格然后对每一个网格进行回归预测,这些点位所在的网格提取的特征不足以预测出透明容器或液体,因此影响了整个透明容器或液体的预测。此问题在增加了部分数据集后得以解决。

(3) 改变部分背景

按图 11(b)类似的方式,改变部分背景并添加少量遮挡物,得到测试数据图片 300 张,其检测 AP 如图 13 所示。图中可以看到模型对于不同背景下的容器检测具有鲁棒性。

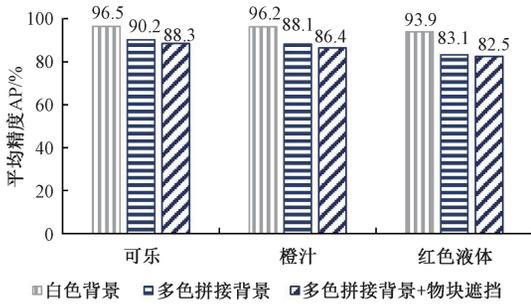


图 13 不同背景下检测 AP 结果

Fig. 13 Test AP results under different backgrounds

2.4 液位检测精度实验

为了测试相机在不同高度、倾角、距离时所检测相对液位高度的误差情况,设计了表 4 所示场景中的相关

实验。实验时,两个相同的透明容器并排在一条直线上,高度均为 9 cm,分别装入相同高度的透明液体和深色(蓝色)液体,如图 14 所示。某次测量相对液位高度为目标检测算法得到的两种颜色液体相对高度取平均得到。表 4 中测量值为各个场景下测得的相对液位高度的平均值, $\sigma$  为该场景下液位测量值的标准差。例如典型场景 1,表中测量值为相机到容器 5 种距离测量液位高度的平均值。从表 4 的测量结果可知,液位检测模型在各个情况下的测量值足够支持服务机械臂完成倒液任务, $0^\circ$  倾角与 5 cm 高度的组合能够获得最小的检测误差。同时,不同测量场景时并不需要对相机进行重标定。



图 14 液位检测精度实验场景示例

Fig. 14 Experiment scenes of liquid level detection accuracy

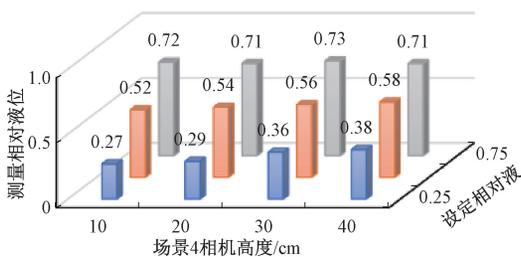
表 4 液位测量模型精度实验结果表

Table 4 Accuracy test results of liquid level measurement model

场景	相机俯角 $\theta_c / (^\circ)$	相机高度 $h / \text{cm}$	相机与容器距离 $d / \text{cm}$	测量高度 (设定值 0.25)	测量高度 (设定值 0.5)	测量高度 (设定值 0.75)
1	0	5	30,45,60,75,90	0.29 ( $\sigma=0.027$ )	0.54 ( $\sigma=0.011$ )	0.732 ( $\sigma=0.022$ )
2	30	40	30,45,60,75	0.3825 ( $\sigma=0.014$ )	0.575 ( $\sigma=0.011$ )	0.75 ( $\sigma=0.012$ )
3	0	5,10	30	0.305 ( $\sigma=0.055$ )	0.53 ( $\sigma=0.04$ )	0.755 ( $\sigma=0.015$ )
4	30	10,20,30,40	80	0.325 ( $\sigma=0.046$ )	0.55 ( $\sigma=0.022$ )	0.7175 ( $\sigma=0.008$ )
5	0,30,45,60	30	60	0.325 ( $\sigma=0.036$ )	0.5375 ( $\sigma=0.022$ )	0.7775 ( $\sigma=0.023$ )

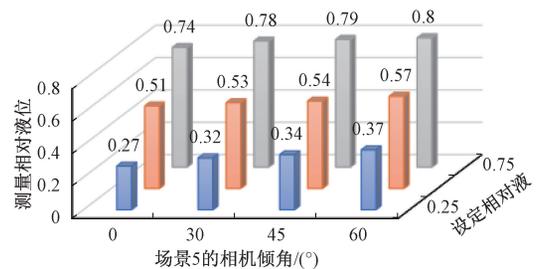
图 15(a) 给出了场景 4 中相机倾角固定、不同高度下液位检测的详细结果,其结果与 1.2 节 3) 中模型误差分析的推论 2 的规律基本一致。图 15(b) 给出了场景 5 中不同相机倾角下液位检测的详细结果,

其与推论 1 的规律相符。场景 1 与场景 2 中,相机与容器在不同距离下的液位检测的结果也符合分析的误差规律,由于篇幅有限这里不再图表展示。



(a) 相机不同高度下液位测量结果

(a) Detection results with different camera heights



(b) 不同倾角下液位测量结果

(b) Detection results with different tilted camera angels

图 15 不同场景下液位检测结果柱状图

Fig. 15 Histograms of liquid level detection results under different scenarios

### 3 机械臂倒水液位检测及控制实验

将检测模型分别部署到 Kinova、Baxter 机械臂倒液的液位闭环控制中,液位检测与机械臂的控制由机器人操作系统(robot operating system,ROS)中进行集成。

#### 3.1 Kinova 平台倒液闭环控制实验

本节验证控制方案对于相机位姿的鲁棒性与泛化性。采用表 4 中相机水平配置场景 1 与倾角配置的场景 2 下进行了倒液实验,相机使用 RealSense D435i,液位检测时使用的 RGB 图像。PD 控制器的  $K_p$  取值 2.6,  $K_d$  取为 0.02,运动规划使用的开源的运动规划库(open motion planning library,OMPL)。

以场景 2 下向细腰高杯中倒橙汁并控制液位在 0.5 为例,倒液过程中检测的液位和机械臂末端角度的变化曲线如图 16 所示。从图中的液位测量曲线可知,液位在最低值 0.3 附近被检测到,由于开始液体下冲导致液面跳跃,所以测量液位先升后降,随后逐渐上升且上升趋势平稳,最后至 0.53 附近时稳定。液位在接近稳定之前的变化斜率是逐渐变小的,说明微分环节的“刹车”作用起到了成效。从图中末端角度变化曲线上可直观看到,机械臂末端角度从 0° 开始转动倒液,末端角度在倾倒过程中逐渐改变以调节倒液量,待液位至期望液位附近时回至原角度 0 并停止倒液。液位控制在其他期望值时的各个曲线变化趋势与图 16 是一致的,这里不再赘述。

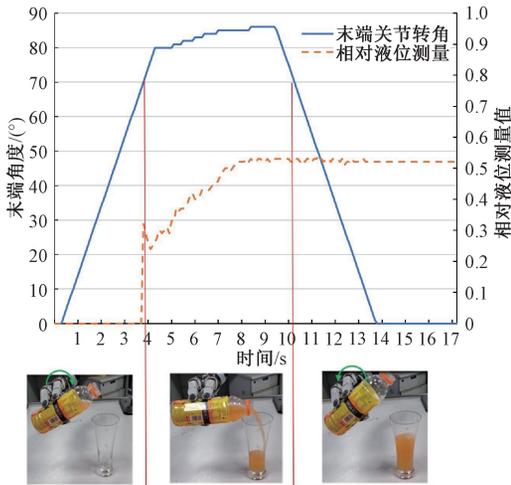


图 16 控制液位时关键参数变化曲线

Fig. 16 Variation curve of key parameters during liquid level control

倒液过程中,液面会随着水流的冲击存在波动,引起液位检测框轻微跳动,使得液体和容器像素高度之比产生波动,致使检测曲线出现了轻微的“毛刺”现象。实际

应用时可通过前帧数据预测后帧数据的方式来对曲线进行滤波、平滑,可使倒液过程更加平稳。

实验时,按照“少、半、多”典型情况分别设定期望液位为 0.25、0.5、0.75,向不同容器中倒入各类液体 200 次(场景 1 与场景 2 各 100 次),均使用 3.1 节中所示的 PD 参数。液位控制统计结果如图 17 所示,结果验证了液位闭环检测控制方案的有效性。实验中还尝试了 0.3~0.8 之间的各个液位倒液,均取得较好的液位控制效果。

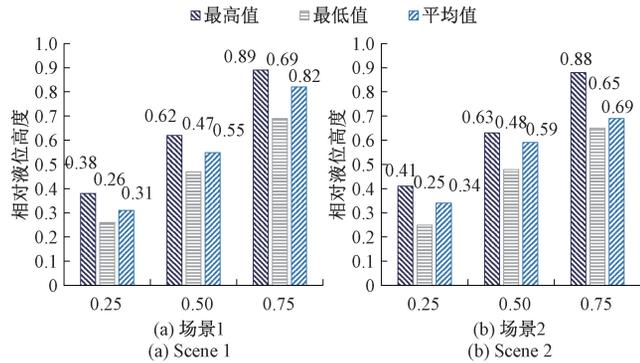


图 17 液位控制结果柱状图

Fig. 17 Histogram of liquid level control results

#### 3.2 Baxter 机器人平台实验

训练 YOLOv5s 液位检测模型时所用的数据是在单臂 Kinova 倒液平台上采集的。为了验证模型的有效性和泛化性,设计了基于 Baxter 双臂机器人倒液平台的液位检测与控制实验。

##### 1) 液位检测实验

###### (1) 使用 RealSense D435i 进行测试

对于双臂机器人来说相机的可部署位置更加灵活,为了满足场合需要,按照本文 1.1 节图 1(b) 所示的相机位置将 RealSense D435i 分别部署于 Baxter 机器人的颈部、腰部、右臂腕部来进行测试,对应腰部、右臂腕部视野的检测效果如图 18 所示。测试结果显示液位检测模型均取得好的效果。后续有闭环控制实验,这里就不再单独展示检测结果。

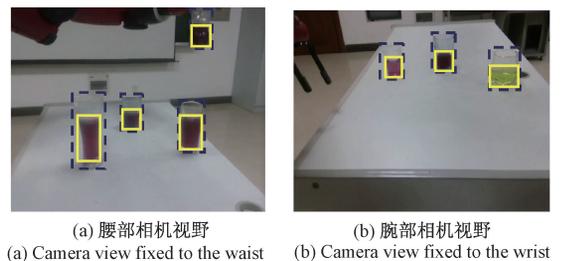


图 18 相机两种位置对应视野与检测效果

Fig. 18 Visual field and detection effect diagram corresponding to two positions of camera

## (2) Baxter 右臂自带摄像头检测

液位检测模型是使用 RealSense D435i 采集的数据训练的。本节使用 Baxter 右臂自带的 RGB 相机(如图 19 所示)采集图像,用于测试来检测模型的泛化性与可迁移性,右臂自带相机采集的左臂工作的典型图片如图 20 所示。若先直接使用 2.2 节 Kinova 平台上采集的数据集训练得到的 YOLOv5s 权重文件对上述图像进行检测,可以有效检测到部分容器,但整体检测效果较差,结果如表 5 所示。主要原因是 Baxter 自配摄像头本身成像质量欠佳造成物体轮廓模糊、整体图像偏暗,如图 20 所示,这不利于对于轮廓等特征的提取预测等。在此环境下采集部分检测效果不好的容器、液瓶、液体图像共 150 张进行手工标定,添加到原有训练集中进行训练,训练时长约 0.9 h。添加数据训练后得到的模型检测效果提升明显,说明本文提出的液位检测模型可以快速迁移到新环境中。



图 19 Baxter 臂上腕部自带相机

Fig. 19 Camera on Baxter wrist

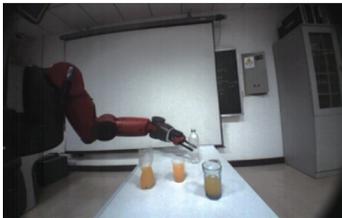


图 20 Baxter 臂上自带相机成像

Fig. 20 Imaging with the camera on Baxter wrist

表 5 加入新环境数据集前后检测结果

Table 5 Test results before and after adding new environmental data set

数据情况	液体 AP	容器 AP	液瓶 AP
增加数据集前	0.411	0.372	0.391
增加数据集后	0.894	0.862	0.873

## 2) 倒液闭环控制实验

在 Baxter 双臂倒液平台上使用 RealSense D435i 进行液位闭环控制实验。在颈部、腰部、右臂腕部 3 个相机位姿下进行倒液 120 次, YOLOv5 的模型参数与 PD 控制器参数与 Kinova 平台上使用的参数一致。液位控制结

果如表 6 所示,从中可知液位闭环控制方案在双臂机器人上仍是有效的。使用 Baxter 腕部自带相机倒液也有较好控制效果。这些结果说明检测与闭环控制方案在平台之间具有可迁移性与泛化性。

表 6 Baxter 上液位控制结果

Table 6 Liquid level control results on Baxter

场景	期望液位	液位最高值	液位最低值	液位平均值
腕部相机	0.25	0.37	0.29	0.33
	0.50	0.58	0.47	0.52
	0.75	0.87	0.69	0.79
腰部相机	0.25	0.39	0.25	0.31
	0.50	0.62	0.47	0.55
	0.75	0.85	0.64	0.72
颈部相机	0.25	0.36	0.28	0.32
	0.50	0.64	0.53	0.56
	0.75	0.88	0.77	0.81

## 4 结 论

本文提出了基于目标检测的液位检测方法,与闭环控制方案,将目标检测算法 YOLOv5 用于液位相对高度的检测,与 PD 控制算法进行对接形成透明容器的液位闭环控制系统。在单臂 Kinova、双臂 Baxter 平台上进行了倒液实验,实验结果验证了所提方案的有效性与泛化性,在倒液场景切换、换平台等情形下液位检测均不需对相机进行重标定。

在后续工作中,将对检测算法、控制算法等进行进一步优化和改进,在考虑瓶壁厚度、液体折射率等特性下对检测误差进行分析,在更复杂的场景下实现更准确平稳的液位检测控制。同时,尝试利用伺服控制理论框架对模型进行改进与分析。

## 参考文献

- [1] 秦方博,徐德. 机器人操作技能模型综述[J]. 自动化学报, 2019,45(8): 1401-1418.  
QIN F B, XU D. Review of robot manipulation skill models[J]. Acta Automatica Sinica, 2019, 45(8): 1401-1418.
- [2] 陈佳盼,郑敏华. 基于深度强化学习的机器人操作行为研究综述[J]. 机器人, 2022,44(2): 236-256.  
CHEN J P, ZHENG M H. A survey of robot manipulation behavior research based on deep reinforcement

- learning[J]. *Robot*, 2022, 44(2):236-256.
- [3] HUANG Y, WILCHES J, SUN Y. Robot gaining accurate pouring skills through self-supervised learning and generalization [J]. *Robotics and Autonomous Systems*, 2021, 136:103692.
- [4] ZHANG D, LI Q, ZHENG Y, et al. Explainable hierarchical imitation learning for robotic drink pouring[J]. *IEEE Transactions on Automation Science and Engineering*, 2022, 19(4): 3871-3887.
- [5] DO C, GORDILLO C, BURGARD W. Learning to pour using deep deterministic policy gradients [C]. 2018 IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems (IROS), IEEE, 2018.
- [6] 崔明涛, 田芳, 李玉全, 等. 差压补偿液位测量的不确定度评定方法研究[J]. *仪器仪表学报*, 2016, 37(7): 1524-1531.
- CUI M T, TIAN F, LI Y Q, et al. Research on uncertainty evaluation of the compensated differential pressure level measurement [J]. *Chinese Journal of Scientific Instrument*, 2016, 37(7):1524-1531.
- [7] 臧怀刚, 赵保军, 陶然. 大量程小盲区智能超声波液位仪[J]. *仪器仪表学报*, 2006(6):638-642.
- ZANG H G, ZHAO B J, TAO R. A new kind of intelligent ultrasonic liquid level apparatus with the long measure range and short blind zone[J]. *Chinese Journal of Scientific Instrument*, 2006(6):638-642.
- [8] MOHINDRU P. Development of liquid level measurement technology: A review [J]. *Flow Measurement and Instrumentation*, 2022: 102295.
- [9] XOMPERO A, DONAHER S, IASHIN V, et al. Multi-modal estimation of the properties of containers and their content; Survey and evaluation[EB/OL]. <https://arxiv.org/pdf/2107.12719.pdf>.
- [10] WILSON J, STERLING A, MC L. Analyzing liquid pouring sequences via audio-visual neural networks[C]. 2019 IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems (IROS), IEEE, 2019.
- [11] KIYOKAWA T, DING M, RICARDEZ G, et al. Generation of a tactile-based pouring motion using fingertip force sensors [C]. 2019 IEEE/SICE International Symposium on System Integration (SII), IEEE, 2019: 669-674.
- [12] ROZO L, JIMÉNEZ P, TORRAS C. Force-based robot learning of pouring skills using parametric hidden Markov models[C]. 9th International Workshop on Robot Motion and Control, IEEE, 2013: 227-232.
- [13] LIANG H, ZHOU C, LI S, et al. Robust robotic pouring using audition and haptics [C]. 2020 IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems (IROS), IEEE, 2020: 10880-10887.
- [14] 付耀衡, 彭泳卿, 刘鹏, 等. 基于图像处理的液位测量技术研究现状与发展趋势[J]. *遥测遥控*, 2020, 41(4): 18-27.
- FU Y H, PENG Y Q, LIU P, et al. Status and development trend of image liquid level measurement technology [J]. *Journal of Telemetry, Tracking and Command*, 2020, 41(4): 18-27.
- [15] HARA Y, HONDA F, TSUBOUCHI T, et al. Detection of liquids in cups based on the refraction of light with a depth camera using triangulation [C]. 2014 IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems(IROS), IEEE, 2014: 5049-5055.
- [16] YAMAGUCHI A, ATKESON C G. Stereo vision of liquid and particle flow for robot pouring[C]. 2016 IEEE-RAS 16th International Conference on Humanoid Robots (Humanoids). The Westin Resort & Spa Cancun, IEEE, 2016: 1173-1180.
- [17] 杨唐文, 高立宁, 阮秋琦, 等. 移动双臂机械手系统协调操作的视觉伺服技术[J]. *控制理论与应用*, 2015, 32(1):69-74.
- YANG T W, GAO L N, RUAN Q Q, et al. Visual servo technology for coordinated manipulation of a mobile dual-arm manipulator system [J]. *Control Theory & Applications*, 2015, 32(1): 69-74.
- [18] 张美杰, 张平, 张乐宇. 一种药用袋装点滴容量视觉检测方法: CN107437244B [P]. 中华人民共和国, 2020-10-16.
- ZHANG M J, ZHANG P, ZHANG L Y. A visual detection method for medicinal bag drop capacity: CN107437244B [P]. People's Republic of China, 2020-10-16.
- [19] QIAO G, YANG M, WANG H. A water level measurement approach based on YOLOv5s[J]. *Sensors*, 2022, 22(10): 3714.
- [20] 乔人杰. 基于视觉的液位自动识别跟踪设计[D]. 哈尔滨: 哈尔滨工程大学, 2018.
- QIAO R J. Visual-based liquid level automatic

recognition and tracking design [D]. Harbin: Harbin Engineering University, 2018.

- [21] 张竞峰. 基于视觉的点滴液位检测研究[D]. 广州: 广东工业大学, 2020.  
ZHANG J F. A dissertation research on the detection of drip liquid level based on vision [D]. Guangzhou: Guangdong University of Technology, 2020.
- [22] NARASIMHAN G, ZHANG K, EISNER B, et al. Self-supervised transparent liquid segmentation for robotic pouring[C]. 2022 International Conference on Robotics and Automation (ICRA), IEEE, 2022: 4555-4561.
- [23] 王鸿璞. 基于机器视觉的机械臂抓取研究及其应用[D]. 徐州: 中国矿业大学, 2021.  
WANG H P. Research and application of robotic grasping based on machine vision[D]. Xuzhou: China University of Mining and Technology, 2021.
- [24] 辛菁, 刘丁, 杨延西. 基于图像的机器人视觉伺服免疫控制[J]. 仪器仪表学报, 2008(11): 2253-2259.  
XIN J, LIU D, YANG Y X. Image-based robot visual servoing immune control [J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2008(11): 2253-2259.
- [25] 徐德. 单目视觉伺服研究综述[J]. 自动化学报, 2018, 44(10): 1729-1746.  
XU D. A tutorial for monocular visual servoing[J]. Acta Automatica Sinica, 2018, 44(10): 1729-1746.
- [26] 李明, 鹿朋, 朱美强, 等. 基于改进 YOLO-tiny 的闸板阀开度检测 [J]. 煤炭学报, 2021, 46 (S2): 1180-1190.  
LI M, LU P, ZHU M Q, et al. Opening degree detection of gate valve based on improved YOLO-tiny [J]. Journal of China Coal Society, 2021, 46(S2): 1180-1190.

## 作者简介



朱美强, 分别于 2002 年、2012 年获得中国矿业大学获得学士、博士学位, 现为中国矿业大学副教授, 主要研究方向为机器人、机器学习与计算机视觉。

E-mail: zhumeiqiang @ cumt. edu. cn

**Zhu Meiqiang** received his B. Sc. degree in 2002 from China University of Mining and Technology, received his Ph. D. degree in 2012 from China University of Mining and Technology. He currently is an associate professor in China University of Mining and Technology. His main research interests include robot, machine learning and computer vision.



汤力凡, 2020 年于济南大学获得学士学位, 2023 年于中国矿业大学获得硕士学位, 主要研究方向为机器视觉、机器人控制等。

E-mail: wstlf123000@163.com

**Tang Lifa** received his B. Sc. degree from University of Jinan in 2020, and M. Sc. degree from China University of Mining and Technology in 2023. His main research interests include machine vision, robot controlling, etc.



李明(通信作者), 分别于 1983 年、2002 年于中国矿业大学获得学士、博士学位, 现为中国矿业大学教授, 研究方向为机器人、机器学习与计算机视觉。

E-mail: liming @ cumt. edu. cn

**Li Ming** (Corresponding author) received his B. Sc. degree in 1983 from China University of Mining and Technology, received his Ph. D. degree in 2002 from China University of Mining and Technology. He currently is a professor in China University of Mining and Technology. His main research interests include robot, machine learning and computer vision.