

基于 YOLOv3 和 EPnP 算法的多药盒姿态估计

仇翔, 王国顺, 赵扬扬, 滕游, 俞立

(浙江工业大学 信息工程学院, 杭州 310023)

摘要: 针对机械臂药盒抓取操作中对药盒定位和姿态估计的要求, 提出一种基于 YOLOv3 深度学习算法和 EPnP 算法相结合的多药盒姿态估计方法, 此方法主要分为多药盒定位和姿态估计两部分; 首先通过 YOLOv3 算法实现药盒的快速精确定位, 并通过定位框分割出单个药盒; 然后进行特征提取和特征匹配并估计单应矩阵; 通过单应矩阵的透视矩阵变换求得药盒平面 4 个角点的像素坐标并作为 EPnP 求解所需的 2D 点, 结合药盒先验尺寸信息在相机坐标系下构建药盒对应的 3D 点坐标以实现药盒姿态求解; 通过结合 OptiTrack 系统设计了药盒姿态精度对比实验, 结果表明, 该算法充分发挥了 YOLOv3 算法兼具快速性和准确性的优势, 并且具有良好的姿态估计精度, 总体算法速度达到 15 FPS, 药盒姿态估计平均误差小于 0.5°。

关键词: YOLOv3; EPnP; 姿态检测

Multi-pillbox Attitude Estimation Based on YOLOv3 and EPnP Algorithm

Qiu Xiang, Wang Guoshun, Zhao Yangyang, Teng You, Yu Li

(College of Information Engineering, Zhejiang University of Technology, Hangzhou 310023, China)

Abstract: A multi-pill box attitude estimation method based on the YOLOv3 deep learning algorithm and the EPnP algorithm is proposed to deal with requirements for location and attitude estimation of pill boxes in the manipulator-gripping operation for pill boxes. This method is constructed by the multi-pill box location part and the attitude estimated part. First, the YOLOv3 algorithm is used to achieve the fast and accurate location of pill boxes, and located pill boxes are distinguished by location boxes. Then, feature extraction and feature matching are performed and the homography matrix is estimated. Pixel coordinates of four corner points in the pill-box plane are obtained by transforming the perspective matrix of the homography matrix, and these pixel coordinates are used as 2D points for EPnP solution. 3D coordinates of pill boxes are constructed under the camera frame by using pill boxes' prior size information to compute postures of pill boxes. A comparative experiment for box attitude accuracy is designed based on the OptiTrack system, and experimental results show that the algorithm fully utilizes the advantages of the YOLOv3 algorithm e.g., high speed and accuracy, and has good attitude estimation accuracy. The overall computational speed reaches 15FPS, the estimated average error is less than 0.5 degree.

Keywords: YOLOv3; EPnP; attitude detection

0 引言

机械臂抓取和分拣在当前工业生产和生活中越来越普遍, 机械臂代替人工完成复杂和重复的工作不但可以提高生产效率, 也可以让人们的生活更加便利, 使人们可以更专注于脑力劳动。现今在医院和药房中基本还是通过人工取药, 引入机器人进行药房药品的自动抓取和药品的自动分拣能够提高医院和医药仓库的操作效率, 具有重要的现实意义和商业价值。在机械臂的药盒抓取和分拣操作中, 实现药盒的精确定位和姿态估计是机械臂准确抓取药盒的前提, 因此需要对药盒进行实时定位和 6D 姿态估计。本文针对此应用场景进行药盒定位和姿态估计的相关技术研究。

药房或药品仓库是一个光照和背景环境相对复杂的场所, 比如交错的背景和上层货架对于光线的影响, 以及药盒紧密排列时容易被误识别为一个整体等, 在进行药盒定位和姿态估计时很容易受到这些不利因素的影响。因此,

传统的图像边缘检测或形状分割等方法难以胜任此类场景下的任务需求。自 2012 年 Krizhevsky 提出深度卷积网络 AlexNet^[1]以来, 基于深度学习的图像处理技术在目标检测^[2]、文字识别^[3]、语义分割^[4]等领域得到了迅猛的发展。深度学习算法可以很大程度地克服图像处理过程中由光照和复杂背景带来的不利影响, 可以利用高维特征对目标进行检测, 可以大幅提高目标定位效果。自从 Redmon 等人提出 YOLO^[5] (you only look once) 深度学习网络以来, 因其在图像识别速度上的突出优势获得了广泛关注, 并在后续改进版本 YOLOv2^[6]、YOLOv3^[7]中改进了对小目标物体的识别精度, 使其在识别速度和识别准确度上都有着很好的效果。最近几年, 已有研究将深度学习算法直接用于姿态估计^[8-9], 其中输入数据仅仅是 RGB 图像, 这些方法可以实现较好的目标检测, 但这类方法难以实现实时的姿态估计, 而且通过深度学习算法直接实现姿态估计需要复杂而庞大的数据集, 这些都是难以构建的。

收稿日期: 2020-06-03; 修回日期: 2020-07-12。

作者简介: 仇翔(1980-), 男, 浙江湖州人, 博士, 副教授, 主要从事网络化控制和机器人控制等方向的研究。

引用格式: 仇翔, 王国顺, 赵扬扬, 等. 基于 YOLOv3 和 EPnP 算法的多药盒姿态估计[J]. 计算机测量与控制, 2021, 29(2): 126-131.

为实现在复杂场景下对多药盒的精确定位和姿态估计, 本文提出一种基于 YOLOv3 深度学习算法和 EPnP^[10] 算法相结合的多药盒姿态估计算法。EPnP 算法具有很强的抗干扰性能, 只需三对共面 (非共面需要四对) 3D-2D 匹配点就可以精确估计目标姿态。本文充分利用 YOLOv3 算法和 EPnP 算法兼具准确性和快速性的优点, 将多目标药盒的定位和姿态估计分步进行。首先, 利用 YOLOv3 对于多目标物体的定位框, 依次分割出单个药盒, 然后对每个药盒进行 ORB (Oriented FAST and rotated BRIEF) 特征提取、特征匹配和 EPnP 姿态估计。本算法对于多目标、姿态不固定药盒具有很好的定位和姿态估计效果, 满足机械臂抓取操作过程中对目标定位和姿态估计的实时性要求。最后, 本文结合 OptiTrack (动作捕捉系统) 系统设计了本算法的姿态精度对比实验, 实验结果表明, 本文所提出的多药盒姿态估计算法能够满足实际应用的需求。

1 系统结构及原理

针对药房或药品仓库中药盒分拣任务的要求, 本算法主要分为多药盒定位和姿态估计两个部分: 1) 药盒定位部分采用 YOLOv3 算法, 通过对药盒训练集标注的边框信息进行 k-means 聚类运算以减少模型训练量。采集药盒图片制作 PASCAL VOC 数据集并训练药盒识别模型; 2) 姿态估计部分通过药盒定位框信息分割出目标药盒并结合药盒的类别信息进行药盒模板选取, 然后通过模板和目标药盒之间的 ORB 特征点进行特征匹配和 EPnP 药盒姿态求取。本算法系统流程如图 1 所示。硬件环境如表 1 所示, 在此基础上搭建软件环境: Ubuntu 16.04、Python、Opencv、CUDA 等。

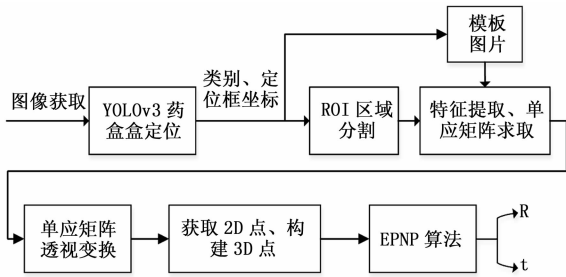


图 1 系统流程图

表 1 工况试验设置及结果

硬件名称	型号	数量
主板	华硕 B450M-DRAGON	1
CPU	AMD R5 3500X	1
内存	金士顿 16G DDR4	1
显卡	GEFORCE GTX1060Ti	1
固态硬盘	BIOSTAR S100-120G	1
硬盘	西数 1T	1

2 药盒定位

本文采用 YOLOv3 算法对药盒进行定位, YOLOv3 算法由 YOLO 算法发展改进而来, YOLO 算法将目标的候选区选取和识别两个阶段合二为一, 只看一眼图片就能知道哪些对象以及它们的位置, 在目标识别定位的速度上有很大的优势, 可以达到 45FPS 到 155FPS。YOLOv3 算法针对 YOLO 算法的不足之处进行了改进, YOLOv3 算法通过采用多尺度特征进行对象检测, 在保持 YOLO 算法检测速度的前提下, 大幅提高了对小对象目标的检测精度。YOLOv3 算法采用 9 个先验框, 在 3 种尺度特征图上分别设置了 3 个不同的先验框用于预测, 对于 416 * 416 的输入图片, 3 种尺度分别为 13 * 13 特征图、26 * 26 特征图和 52 * 52 特征图, 它们分别用于预测大的物体、中等大小物体和小的物体。YOLOv3 算法网络结构如图 2 所示。

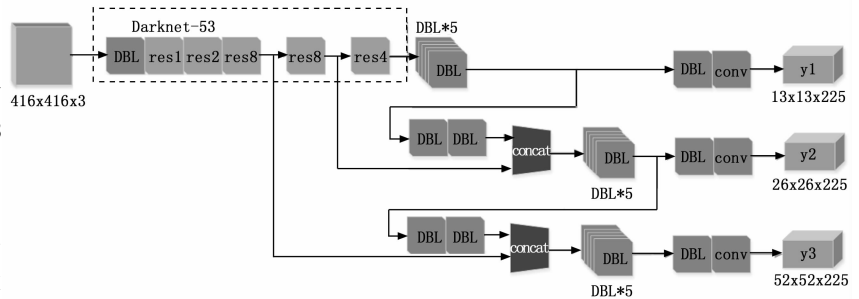


图 2 YOLOv3 算法网络结构图

YOLOv3 算法采用了新的网络结构 Darknet-53 进行图像特征提取, 借鉴了残差网络 Residual network 的做法, 大量使用 3 * 3 与 1 * 1 卷积层依次连接的形式, 并且添加了 Shortcut 连接, 以防止出现过拟合现象。除此之外, YOLOv3 的对象分类中采用 Logistic 函数取代了 YOLO 算法中采用的 Softmax 函数, 使其能够支持对多标签对象的检测。

药盒具有丰富的特征信息, 包括颜色、纹理、大小以及卷积神经网络提取的高维特征等, 通过这些特征对药盒识别模型进行训练。本文针对 5 种不同种类药盒, 制作 PASCAL VOC 数据集时一共采集了 1500 张不同类别、数目、背景和姿态的药盒图片, 按照 3 : 1 的比例划分为训练集和测试集, 通过训练获取药盒识别模型。模型训练参数如表 2 所示。

表 2 模型训练参数表

参数名称	参数值	备注
Batch Size	64	批处理
Learning Rate	0.001	学习率
Epoch	10 000	迭代次数
Momentum	0.9	动量
Match Threshold	0.7	置信度阈值
NMS	0.5	非极大值抑制阈值

YOLOv3 损失函数如式 (1) 所示。

$$\begin{aligned}
 loss(object) = & \lambda_{coord} \sum_{i=0}^{K \times K} \sum_{j=0}^M I_{ij}^{obj} [(x_i - \hat{x}_i)^2 + (y_i - \hat{y}_i)^2] + \\
 & \lambda_{coord} \sum_{i=0}^{K \times K} \sum_{j=0}^M I_{ij}^{obj} (2 - \tau_i \times h_i) [(\tau_i - \hat{\tau}_i)^2 + (h_i - \hat{h}_i)^2] - \\
 & \sum_{i=0}^{K \times K} \sum_{j=0}^M I_{ij}^{obj} [\hat{C}_i \log(C_i) + (1 - \hat{C}_i) \log(1 - C_i)] - \\
 & \lambda_{obj} \sum_{i=0}^{K \times K} \sum_{j=0}^M I_{ij}^{obj} [\hat{C}_i \log(C_i) + (1 - \hat{C}_i) \log(1 - C_i)] - \\
 & \sum_{i=0}^{K \times K} \sum_{c \in classes} I_{ij}^{obj} [\hat{p}_i(c) \log(p_i(c)) + (1 - \hat{p}_i(c)) \log(1 - p_i(c))]
 \end{aligned}
 \tag{1}$$

YOLOv3 损失函数第一部分为预测边界框的中心坐标损失，第二部分为预测边界框的宽高损失，第三、四部分为预测的置信度损失，第五部分为预测的类别损失。通过反向传播进行模型训练以调整权重参数，当总体 IOU（预测框和真实框的交并比）值稳定为 1，总体损失稳定到 0.06 以下时结束模型训练。模型训练 Loss（损失）函数曲线和 IOU 函数曲线及模型识别定位结果分别如图 3~5 所示。

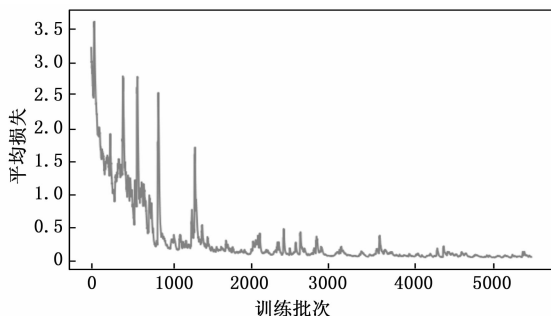


图 3 Loss 曲线

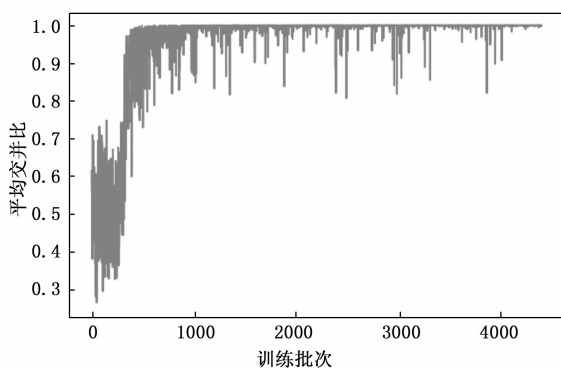


图 4 IOU 曲线

由 Loss 曲线可以看出，随着训练次数的增加，YOLOv3 训练损失逐渐降低，迭代次数达到 5000 次之后总体损失趋于稳定并保持在 0.06 以下。

IOU 曲线显示，随着迭代次数的增加总体 IOU 值逐渐上升，迭代次数在 1 000~4 000 期间 IOU 值达到 1 左右但不稳定，迭代次数大于 4 000 次之后，IOU 值稳定为 1，表

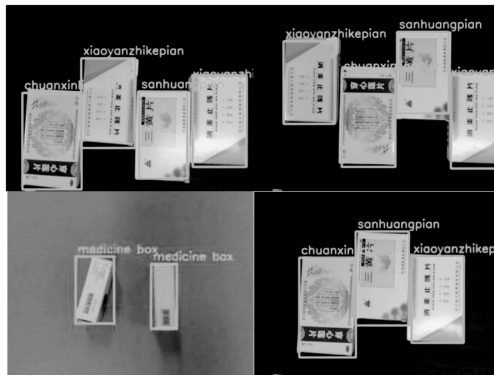


图 5 药盒识别效果图

明此时模型训练精度达到了预定要求。

通过 YOLOv3 算法可以确定每个药盒的类别以及定位框的坐标，根据这些定位框信息对药盒进行 ROI（感兴趣区域）区域分割，可以将多药盒的处理转化为对单个药盒的处理，另外根据检测的类别信息选取模板库中对应的药盒模板并在后续操作中进行特征提取和特征匹配。药盒定位是实现姿态估计的前提，本文所采用的姿态估计方法将在下一章具体阐述。

3 姿态估计

根据药盒定位框进行 ROI 区域分割后可以对 ROI 区域和模板图片进行 ORB 特征点提取，特征点对可以通过文献 [10] 方法很容易求得它们之间的单应矩阵。单应矩阵描述了两幅图像共面特征点之间的转换关系，虽然单应矩阵本身包含有相机的姿态信息，但通过单应矩阵直接分解出的旋转矩阵和平移矩阵会有多个解^[11]，需要通过其他约束条件去除不合理的解，并且获取的最优解也会存在一定的误差。基于单应矩阵的位姿求取方法主要包括单应矩阵的辨识，单应矩阵的分解，以及唯一性的确定 3 个步骤，相对复杂。为了简化药盒姿态求取以及避免单应性矩阵分解产生的多解问题，结合 EPnP 算法和药盒的固有尺寸信息进行药盒姿态求取。首先对前述步骤获取的单应矩阵进行矩阵透视变换获取模板在目标图像上的映射，从而获得包围目标药盒的外包框和 4 个角点的像素坐标。将获取的目标药盒 4 个角点像素坐标作为 EPnP 算法求取药盒姿态所需的 2D 点，根据药盒的精确尺寸在相机坐标系 $Z = 0$ 平面上构建药盒平面并作为 EPnP 求解所需的 3D 点。上述做法可以极大地减少 EPnP 算法中的特征点计算数量，加快了算法运行速度。此外，利用单应矩阵通过透视矩阵变换可以在药盒不全或者部分遮挡的情况下有效地获取药盒角点坐标，此方法在复杂场景下具有更强的鲁棒性。EPnP 求解所需对应点对如图 6 所示。

3.1 特征提取和特征匹配

ORB 特征点由关键点和描述子两部分组成，添加了尺度和旋转的描述，改进了 FAST 检测子不具有方向性的问

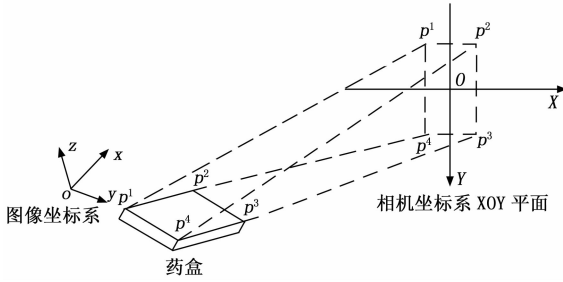


图 6 EPnP 求解所需对应点对

过 FAST 和 BRIEF 的组合可以非常高效地描述 ORB 特征点。ORB 特征点匹配如图 8 所示。

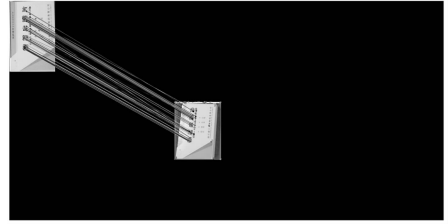


图 8 ORB 特征点匹配

题, 并且通过结合二进制描述子 BRIEF (binary robust independent elementary feature), 极大地加快了对于图像特征的提取速度。除此之外, ORB 特征还可以指定最终要提取的特征点数量。

FAST 关键点通过比较一个像素与其周围像素值的差值 (亮度) 来确定, 因为只需要比较像素值的大小, 所以检测速度极快, 可满足姿态检测的实时性要求。FAST 关键点检测方法如图 7 所示。其实现步骤如下:

步骤 1: 定位图像中的一个像素 p 及其亮度 I_p 。

步骤 2: 设定 FAST 关键点检测阈值 T 。

步骤 3: 获取以像素 p 为中心, 半径为 3 的圆上的 16 个像素亮度值, 如图 6 所示。

步骤 4: 若圆上连续 N 个像素亮度值大于 $I_p + T$ 或者小于 $I_p - T$ 则定义为 FAST 角点 (N 通常取 12, 即为 FAST-12)。

步骤 5: 对每个像素进行以上操作。

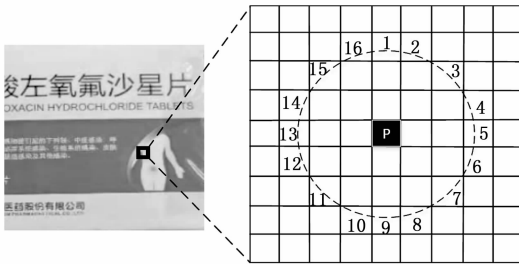


图 7 FAST 特征点

ORB 特征点通过构建图像金字塔描述尺度不变性, 通过灰度质心法来实现旋转描述。灰度质心法定义过程如下:

1) 在一个图像块 B 中定义图像块的矩为:

$$m_{pq} = \sum_{x,y \in B} x^p y^q I(x,y), p,q = \{0,1\} \quad (2)$$

2) 通过矩可以找到图像块的质心:

$$C = \left(\frac{m_{10}}{m_{00}}, \frac{m_{01}}{m_{00}} \right) \quad (3)$$

3) 将图像块的几何中心 O 和质心 C 连接得到一个方向

向量 \vec{OC} , 则特征点的方向可以定义为:

$$\theta = \arctan(m_{01}, m_{10}) \quad (4)$$

BRIEF 描述子通过 0 和 1 来编码特征点附近像素的量级关系, BRIEF 采用随机选点的比较方法, 速度较快, 通

特征点描述了模板图像与目标图像之间的转换关系, 采用文献 [10] 中所提出的方法可以获取单应性矩阵, 根据单应性矩阵的透视矩阵变换可以获取药盒平面外包框和 4 个角点的像素坐标, 并且可以有效地克服部分遮挡情况。单应性矩阵透视矩阵变换后的药盒外包框和 4 个角点如图 9 所示。



图 9 单应矩阵反馈的 4 个点

3.2 EPnP 算法原理

EPnP 算法姿态估计的核心思想是利用 4 个虚拟控制点线性加权地表示真实物体上的各个点在相机坐标系下的坐标。

药盒参考坐标系下 3D 参考点坐标为 $\{P_i^w, i = 1, 2, \dots, n\}$, 4 个虚拟控制点在药盒参考坐标系下的非齐次坐标可表示为 $\{c_j^w = (x_j^w, y_j^w, z_j^w), j = 1, 2, 3, 4\}$, 则:

$$P_i^w = \sum_{j=1}^4 a_{ij} c_j^w, \sum_{j=1}^4 a_{ij} = 1 \quad (5)$$

药盒参考坐标系下 3D 点可用虚拟控制点加权表示, a_{ij} 均为均一重心坐标 (homogeneous barycentric coordinates)。

同理虚拟控制点的坐标和 3D 参考点坐标之间的关系在相机坐标系下可表示为:

$$p_i^c = \sum_{j=1}^4 a_{ij} c_j^c \quad (6)$$

假设 3D 参考点在像素坐标系的投影为 (u_i, v_i) , 则:

$$z_i \begin{bmatrix} u_i \\ v_i \\ 1 \end{bmatrix} = \mathbf{A} p_i^c = \mathbf{A} \sum_{j=1}^4 a_{ij} c_j^c = \begin{bmatrix} f_u & 0 & u_c \\ 0 & f_v & v_c \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \sum_{j=1}^4 a_{ij} \begin{bmatrix} x_j^c \\ y_j^c \\ z_j^c \end{bmatrix} \quad (7)$$

其中: z_i 为参考点投影深度, \mathbf{A} 为相机内参矩阵, f_u 、 f_v 、 u_c 、 v_c 为相机内部参数。由式 (7) 可得每个参考点和像素坐标点的对应关系为:

$$\begin{cases} \sum_{j=1}^4 a_{ij} f_x x_j^c + a_{ij} (u_x - u_i) z_j^c = 0 \\ \sum_{j=1}^4 a_{ij} f_y x_j^c + a_{ij} (v_y - u_i) z_j^c = 0 \end{cases} \quad (8)$$

通过 4 个参考点和像素点对可得到包含 8 个方程的线性方程组，记为 $\mathbf{M}\mathbf{x} = 0$ ， \mathbf{M} 为 8×12 的矩阵， \mathbf{x} 为 12×1 的向量，包含了 4 个虚拟控制点在相机坐标系下的非齐次坐标。由于 4 个参考点在相机坐标系下坐标已知，从而将求解三维到二维的 PNP 问题转换成经典的三维到三维的刚体运动问题，从而可求出目标药盒的旋转矩阵 \mathbf{R} 和平移矩阵 \mathbf{t} 。

4 实验结果与分析

为了验证本算法在药盒姿态求取中的姿态估计精度，通过结合 OptiTrack 系统进行了姿态精度对比实验。OptiTrack 系统通过检测感光 Marker 点来进行姿态测量，具有亚毫米级的重建精度。本实验以 OptiTrack 系统的姿态测量值作为标准值，依次对偏航角、俯仰角、滚转角进行误差检测。通过对比 OptiTrack 系统的姿态测量值与本算法的测量值并进行分析。图 10 为 OptiTrack 系统，图 11 为测量板，图 12 为姿态估计效果图，图 13~图 15 分别为偏航角误差曲线、俯仰角误差曲线和滚转角误差曲线图。

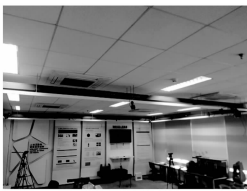


图 10 OptiTrack 系统



图 11 测量板



图 12 姿态估计效果

由实验数据可以看到采用本文提出的算法进行实时姿态估计时，偏航角的误差在 $0 \sim 90^\circ$ 内的平均误差在 0.5° 以

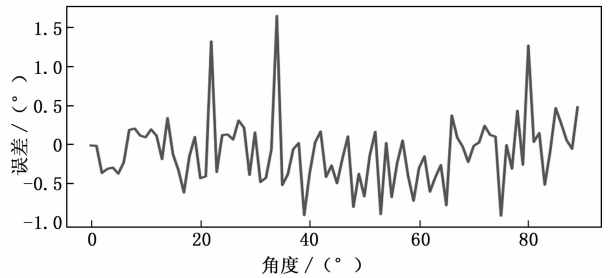


图 13 偏航角误差

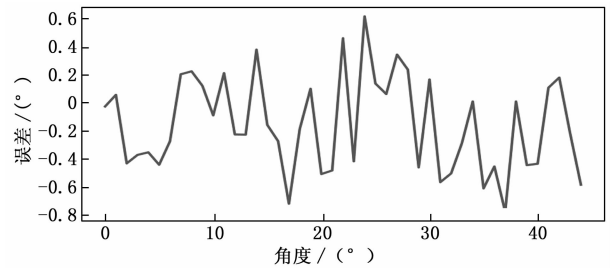


图 14 俯仰角误差

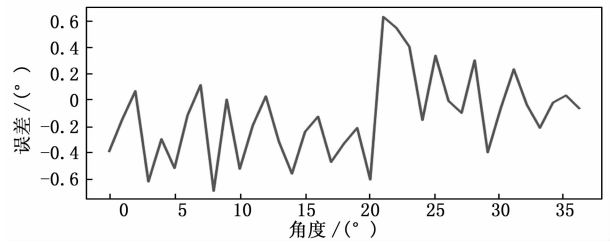


图 15 滚转角误差

内。俯仰角的平均误差在 $0 \sim 25^\circ$ 内小于 0.5° ，在 $25 \sim 45^\circ$ 内的平均误差小于 0.8° ，滚转角误差在 $0 \sim 20^\circ$ 以内平均误差小于 0.5° ，在 $25 \sim 45^\circ$ 平均误差小于 0.6° 。实验结果表明本算法具有足够的姿态估计精度并且可以满足机械臂药盒分拣任务需求。

5 结束语

在这项工作中，本文成功基于 YOLOv3 算法和 EPnP 算法相结合的多药盒定位和姿态估计算法实现了药盒姿态实时估计。实验表明本算法可以实现快速精准的药盒定位，药盒姿态估计精度较高，可以满足药房或药品仓库中对于药盒抓取操作的实时性和准确性的要求。

参考文献：

[1] Krizhevsky A, Sutskever I, Hinton G E. ImageNet classification with deep convolutional neural networks [J]. Communications of the ACM, 2017, 60 (6): 84 - 90.

[2] Zhang H, Wang K F, Wang F Y. 深度学习在目标视觉检测中的应用进展与展望 [J]. Acta Automatica Sinica, 2017, 43 (8): 1289 - 1305.

[3] 李文英, 曹 斌, 曹春水, 等. 一种基于深度学习的青铜器铭

文识别方法 [J]. 自动化学报, 2018, 44 (11): 2023 - 2030.

- [4] Chanu M M. A deep learning approach for object detection and instance segmentation using mask RCNN [J]. Journal of Advanced Research in Dynamical and Control Systems, 2020, 12 (SP3): 95 - 104.
- [5] Redmon J, Divvala S, Girshick R, et al. You only look once: unified, real-time object detection [A]. IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR) [C]. Las Vegas, NV, 2016: 779 - 788.
- [6] Redmon J, Farhadi A. YOLO9000: better, faster, stronger [A]. IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR) [C]. Honolulu, HI, 2017: 6517 - 6525.
- [7] Kehl W, Manhardt F, Tombari F, et al. SSD - 6D: making RGB-based 3D detection and 6D pose estimation great again [A]. IEEE International Conference on Computer Vision (ICCV) [C]. Venice, 2017: 1530 - 1538.

- [8] Tekin B, Sinha S N, Fua P. Real-time seamless single shot 6D object pose prediction [A]. IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition [C]. Salt Lake City, UT, 2018: 292 - 301.
- [9] Lepetit V, Moreno - Noguier F, Fua P. EPnP: an accurate (n) solution to the PnP Problem [J]. Journal of Computer Vision, 2009, 81 (2): 155 - 166.
- [10] Yan Q, Xu Y, Yang X, et al. HEASK: Robust homography estimation based on appearance similarity and keypoint correspondences [J]. Pattern Recognition, 2014, 47 (1): 368 - 387.
- [11] Fang Y, Dawson D M, Dixon W E, et al. Homography-based visual servoing of wheeled mobile robots [A]. Proceedings of the 41st IEEE Conference on Decision and Control [C]. Las Vegas, NV, USA, 2002: 2866 - 2871.

(上接第 125 页)

法全方面地保障试验安全运行。本文程序运用 PLC 多线程控制数据的传输, 还利用 20 个监测点对风洞各个位置的相关数据进行监测, 能够实现无死角的安全监测。

5 结束语

本文基于 PMAC 对超声速风洞控制系统软件开发设计, 分析了超声速风洞在传统的软件系统下的试验情况与普通风洞在传统软件系统下的试验情况, 根据当前的科技手段与飞行器的制造产业, 本文设计开发更加适应未来发展趋势的软件程序。分别对软件系统的 PMAC 控制程序、数据采集程序、安全监测程序进行设计, 最终应用对比实验验证本程序的可靠稳定性。

参考文献:

- [1] 胡 磊, 薄其乐, 张 豪, 等. 基于 PMAC 的大型薄壁构件镜像加工软件系统研发 [J]. 组合机床与自动化加工技术, 2019, 539 (1): 21 - 23, 27.
- [2] 吴 杰. 管向超声速流域拓展的设计技术 [J]. 空气动力学学报, 2018, 36 (3): 480 - 492.
- [3] 朱家诚, 杨少锋, 余深泽, 等. 基于 PMAC 的四轴桁架机器人控制系统设计 [J]. 现代制造工程, 2018, 457 (10): 78 - 81.
- [4] 张小庆, 王 琪, 刘伟雄, 等. 高超声速飞行器脉冲风洞测力系统研究 I [J]. 实验流体力学, 2018, 32 (5): 13 - 18.
- [5] 杨富荣, 陈 力, 闫 博, 等. 干涉瑞利散射测速技术在跨超声速风洞的湍流度测试应用研究 [J]. 实验流体力学, 2018, 32 (3): 85 - 89.
- [6] 刁修慧, 王鹏飞. 基于 PMAC 的齿轮测量中心控制系统的研究 [J]. 机床与液压, 2018, 46 (10): 122 - 125.
- [7] 陈 旦, 等. 连续式风洞二喉道调节马赫数控制策略 [J]. 航

- 空动力学报, 2019, 34 (10): 2167 - 2176.
- [8] 苗新刚, 张二雨, 汪 苏. 基于 PMAC 的金属激光快速成型机控制系统研究 [J]. 机床与液压, 2018, 46 (9): 6 - 9.
- [9] 陈广强, 刘吴月, 豆修鑫, 等. 超声速飞行器 FADS 系统实时解算设计与验证 [J]. 空气动力学学报, 2018, 36 (4): 561 - 570.
- [10] 吴盛豪, 廖达雄, 陈吉明, 等. 基于样条曲线描述的超声速喷管型面优化设计 [J]. 西北工业大学学报, 2018, 21 (4): 785 - 791.
- [11] 吴盛豪, 裴海涛, 陈吉明, 等. 跨声速风洞中轴探管的应用 [J]. 航空动力学报, 2018, 33 (10): 156 - 162.
- [12] 姜宗林, 李进平, 胡宗民, 等. 高超声速飞行复现风洞理论与方法 [J]. 力学学报, 2018, 50 (6): 9 - 17.
- [13] 李 多, 曹军义, 张征宇, 等. 跨声速风洞现代试验设计方法应用研究 [J]. 空气动力学学报, 2018, 36 (1): 26 - 30.
- [14] 郭孝国, 江泽鹏, 陈 星, 等. 高超声速风洞两级引射器气动性能试验研究 [J]. 实验流体力学, 2018, 32 (4): 102 - 106.
- [15] 贺元元, 吴颖川, 张小庆, 等. 脉冲燃烧风洞与常规高超声速风洞数据相关性研究 [J]. 实验流体力学, 2018, 32 (3): 67 - 71.
- [16] 郁文山, 金志伟, 刘龙兵, 等. 风洞主排气阀电液伺服系统仿真研究与设计 [J]. 机床与液压, 2019, 47 (16): 135 - 138.
- [17] 肖宝红, 裴葆青, 吴 楠. 基于运动控制器的载人离心机控制系统设计 [J]. 航天医学与医学工程, 2018, 31 (1): 32 - 36.
- [18] 廖达雄, 陈吉明, 郑 娟, 等. 0.6m 连续式跨声速风洞总体性能 [J]. 实验流体力学, 2018, 32 (6): 90 - 95.
- [19] 沙心国, 文 帅, 袁明论, 等. 基于气体放电的高超声速激波结构显示技术 [J]. 实验流体力学, 2018, 32 (3): 90 - 96.
- [20] 贺 云, 张飞龙, 徐志刚, 等. 一种基于风洞试验环境的轨迹捕获系统设计 [J]. 兵工学报, 2018, 39 (12): 194 - 201.